PROYECTO DE GRADO PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CATASTRAL Y GEODESTA

IMPLEMENTACIÓN DE LAS TRANSFORMADAS RIDGILET, CONTOURLET Y CURVELET PARA EL ANÁLISIS MULTITEMPORAL, IDENTIFICACIÓN Y PREDICCIÓN DEL CAMBIO DE USO Y COBERTURA DEL SUELO EN LOS MUNICIPIOS DE MOSQUERA, FACATATIVÁ, CHÍA, EL ROSAL, FUNZA Y MADRID-CUNDINAMARCA USANDO IMÁGENES LANDSAT

AUTOR

OSCAR FERNANDO BORDA CASAS 20132025046

DANIEL GUILLERMO LUNA LEON 20132025051

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y GEODESIA
BOGOTÁ D.C.
FEBRERO
2019

IMPLEMENTACIÓN DE LAS TRANSFORMADAS RIDGILET, CONTOURLET Y CURVELET PARA EL ANÁLISIS MULTITEMPORAL, IDENTIFICACIÓN Y PREDICCIÓN DEL CAMBIO DE USO Y COBERTURA DEL SUELO EN LOS MUNICIPIOS DE MOSQUERA, FACATATIVÁ, CHÍA, EL ROSAL, FUNZA Y MADRID-CUNDINAMARCA USANDO IMÁGENES LANDSAT

AUTOR

OSCAR FERNANDO BORDA CASAS 20132025046

DANIEL GUILLERMO LUNA LEÓN 2013202051

DIRECTOR:

Ph. D. RUBÉN JAVIER MEDINA DAZA

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y GEODESIA
BOGOTA D.C.
FEBRERO
2019

RESUMEN

Este documento discute la aplicación de cuatro algoritmos, a saber, Contourlet, Curvelet y Ridgelet, fusión Wavelet, que están destinadas a la mejora de bordes y resolución espacial respectivamente en una imagen, las cuales se aplicaron a las imágenes de los sensores Landsat 7 y Landsat 8 fusionadas, con el fin de realizar clasificaciones supervisadas y no supervisadas, para poder determinar cambios en los usos y coberturas del suelo, haciendo enfasis en las zonas urbanas. La fusión se realizó mediante la aplicación de varias transformada wavelet, entre ellas, Componentes Principales, bior, rbio, haar, daubechies, con diferentes niveles de descomposición. Para el caso del sensor Landsat 7, se realizó una corrección de Gaps debido al error que presenta éste mediante los software ENVI y ERDAS, obteniendo mejores resultados con el primero. Los mejores resultados para el caso del sensor Landsat 7 fue bior 2.2 y para el Landsat 8 rbio1.3, ambas en el nivel de descomposición cuatro. En cuanto a la aplicación de algoritmos de mejoramiento de contornos, a saber, Contourlet y Ridgelet-Curvelet, se desarrollaron mediante el software Erdas y el mejor algoritmo para ambos sensores resulto ser la transformada Contourlet. Las imágenes fusionadas con la transformada wavelet (bior2.2 y rbio1.3) y las imágenes generadas (usando las transformadas Contourlet, Curvelet y Ridgelet) se evaluaron y analizaron cuantitativamente y cualitativamente. Los métodos cuantitativos en el presente análisis incluyen ERGAS, RASE, Calidad Universal (Qu) y coeficiente de correlación (CC), mientras que el método cualitativo se tiene en cuenta que visualmente no se pierda calidad espectral. La fusión de imágenes y la implementación de las transformadas se realizaron con el software MatLab®, que proporciona los siguientes Toolbox: Toolbox de Wavelet, Toolbox de procesamiento de imágenes, Toolbox Contourlet y código fuente para Curvelet y Ridgelet. Para el caso de las clasificaciones Supervisadas por Máquinas de Soporte Vectorial y Árboles de Decisión, la mejor clasificación fue la primera. Los coeficientes Kappa más altos se obtuvieron de la imagen Fusionada, seguida por la fusionada Contourlet y por último la Contourlet. Al realizar el análisis multitemporal a través de las clasificaciones realizadas por Máquinas de Soporte Vectorial, se evidenciaron algunos cambios en los usos y coberturas del suelo, en especial el crecimiento del sector urbano a lo largo de los municipios aledaños. Se realizó una predicción para el año 2040 de la clase Territorios Artificializados que hace referencia a las clases urbanas, y arrojo un valor bastante alto, el cual deja como conclusión que a pesar de que las dinámicas del suelo urbano indican un crecimiento desmedido de este, el valor propuesto por la predicción sobre pasa los límites del territorio, por lo que es necesario, si se quiere entrar en profundidad en este tema, pensar en otras variables y factores que afectan este comportamiento, y que no fueron tenidas en cuenta para este proyecto. En conclusión las fusiones realizadas evidencian un notable cambio en la resolución espacial de las imágenes, permitiendo identificar mejor zonas, objetos o coberturas que tal vez antes de la aplicación de estos no eran tan claras. Así mismo, las clasificaciones lograron su cometido permitiendo identificar diferentes coberturas a través de herramientas automáticas o de interacción directa con el usuario, permitiendo identificar los usos y coberturas del suelo de la zona de estudio con un porcentaje aceptable de confianza teniendo en cuenta la limitación que se tiene en cuanto a imágenes que cubrieran la zona de estudio.

Palabras Clave: Landsat, Fusión, Mejoramiento, Clasificación, Transformadas, Matlab, Supervisada, predicción, Urbano.

ABSTRACT

This document discusses the application of four algorithms, namely, Contourlet, Curvelet and Ridgelet, Wavelet fusion, which are intended to improve edges and spatial resolution respectively in an image, which were applied to the images of the Landsat 7 sensors and Landsat 8 merged, in order to perform supervised and unsupervised classifications, in order to determine changes in land uses and coverage, emphasizing urban areas. The fusion was carried out through the application of several wavelet transforms, including Main Components, bior, rbio, haar, daubechies, with different levels of decomposition. In the case of the Landsat 7 sensor, a Gaps correction was made due to the error that this presents through the ENVI and ERDAS software, obtaining better results with the first one. The best results for the case of the Landsat 7 sensor were bior 2.2 and for the Landsat 8 rbio1.3, both at decomposition level four. As for the application of contour improvement algorithms, namely, Contourlet and Ridgelet-Curvelet, they were developed using the Erdas software and the best algorithm for both sensors turned out to be the Contourlet transform. The images fused with the wavelet transform (bior2.2 and rbio1.3) and the generated images (using the Contourlet, Curvelet and Ridgelet transforms) were evaluated and analyzed quantitatively and qualitatively. The quantitative methods in the present analysis include ERGAS, RASE, Universal Quality (Qu) and correlation coefficient (CC), while the qualitative method takes into account that visual quality is not lost spectrally. The fusion of images and the implementation of the transformations were done with the MatLab® software, which provides the following Toolbox: Wavelet Toolbox, Image Processing Toolbox, Toolbox Contourlet and source code for Curvelet and Ridgelet. For the case of the Supervised Classifications by Vector Support Machines and Decision Trees, the best classification was the first. The highest Kappa coefficients were obtained from the Merged image, followed by the merged Contourlet and finally the Contourlet. When carrying out the multitemporal analysis through the classifications made by Vector Support Machines, some changes in land use and coverage were evidenced, especially the growth of the urban sector along the surrounding municipalities. A prediction was made for the year 2040 of the Artificialized Territories class that makes reference to the urban classes, and I throw a quite high value, which concludes that despite the dynamics of the urban land indicate an excessive growth of this, the value proposed by the prediction over passes the boundaries of the territory, so it is necessary, if you want to go into depth in this topic, think about other variables and factors that affect this behavior, and that were not taken into account for this project . In conclusion, the mergers made show a remarkable change in the spatial resolution of the images, allowing to better identify areas, objects or coverage that maybe before the application of these were not so clear. Likewise, the classifications achieved their purpose allowing identifying different coverages through automatic tools or direct interaction with the user, allowing to identify the uses and coverage of the floor of the study area with an acceptable percentage of confidence taking into account the limitation that we have in terms of images that cover the study area.

Keywords: Landsat, Fusion, Improvement, Classification, Transformed, Matlab, Supervised, Prediction, Urban.

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN 5
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 6
3. JUSTIFICACIÓN 7
4. OBJETIVOS 8
   4.1. Objetivo general 8
   4.2. Objetivos específicos: 8
5. ANTECEDENTES 9
   5.1. Expansión urbana y cambio de coberturas en el área periurbana de la ciudad de Bogotá D. C. - Colombia mediante el análisis multitemporal de imágenes Landsat para los años 1991 y 2016. 9
   5.2. Análisis de cambios de usos y coberturas del suelo en los municipios el Rosal y Subachoque 10
   5.3. Extracción de objetos geográficos mediante morfología matemática a partir de transformadas wavelets 11
   5.4. Clasificación de la cobertura y del uso del suelo urbano usando imágenes de satélite y algoritmos supervisados de inteligencia artificial. 12
   5.5. Fusion of worldview2 images using Contourlet, Curvelet and Ridgelet transforms for edge enhancement. 13
6. MARCO TEÓRICO 15
   6.1. Satélite 15
   6.2. Uso y cobertura de la tierra 15
   6.3. Landsat 16
   6.4. Satélite IKONOS 19
   6.5. Transformada de Wavelet 20
   6.6. Transformada de Curvelet 21
   6.7. Transformada Ridgelet 26
   6.8. Transformada de Contourlet 28
   6.9. Índices de Evaluación 29
   6.10. Clasificación Supervisada 31
   6.11. Clasificación No Supervisada 34
   6.12. Índices de evaluación para clasificaciones 36
   6.13. Regresión Lineal 38

7. METODOLOGÍA 40
7.1. Adquisición de Información e Insumos 41
7.2. Pre- procesamiento de las Imágenes. 42
7.3. Aplicación de Transformadas Wavelet de Mejoramiento de Contornos. 43
7.4. Evaluación y Selección de las Mejores Imágenes 43
7.5. Clasificación de las Imágenes 43
7.6. Generación de Imágenes Clasificadas 44
7.7. Evaluación de Calidad y Selección de la Mejor Imagen 44
7.8. Validación de los Resultados Obtenidos mediante Imagen Ikonos. 44
7.9. Predicción de la Clasificación de Uso y Cobertura del Suelo para el año 2040. 44
7.10. Resultados- Generación de Mapas Temáticos 45
7.11. Análisis de Resultados y contraste 45
8. RESULTADOS 46
8.1. Implementación de transformadas Wavelet 48
8.2. Implementación de transformada Contourlet 54
8.3. Implementación de transformada de Curvelet y Ridgilet. 57
8.4. Evaluación de las imágenes de mejoramiento de bordes obtenidas. 59
8.5. Clasificaciones 60
8.6. Generación de mapas de Uso y Cobertura del Suelo 79
8.7. Validación de Resultados 80
8.8. Predicción para el año 2040. 85
9. DISCUSIÓN DE RESULTADOS 90
10. CONCLUSIONES 92
11. RECOMENDACIONES 94
12. BIBLIOGRAFÍA 95
13. ANEXOS 99

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Corrección de línea de escaneo (SLC) Representación de fallas 17
Ilustración 2. Comparación entre los anchos de banda de los sensores OLI, TIRS y ETM+ 19
Ilustración 3. Descripción general de la organización de la transformación Curvelet. 22
Ilustración 4. Descomposición espacial de una sola banda 24
Ilustración 5. Análisis ridgelet de un fragmento de ridge 25
Ilustración 6. Reacciones entre transformaciones. 27
Ilustración 7. La frontera de decisión 32
Ilustración 8. Representación de un árbol de decisión simple 33
Ilustración 9. Flujo de trabajo de implementación de ISODATA. 35
Ilustración 10: Zona de estudio. 41
Ilustración 11. 4 niveles de descomposición de la pirámide Gaussiana. 55
Ilustración 12. Imagen reconstruida a partir de pirámides Laplacianas. 55
Ilustración 13. Coeficientes Contourlet de la imagen fusionada. 55
Ilustración 14. Imagen RGB obtenida a partir de los coeficientes Constourlet para el año 2010 (Landsat 7). 56
Ilustración 15. Imagen RGB obtenida a partir de los coeficientes Contourlet para el año 2018 (Landsat 8). 57
Ilustración 16. Parte a) aplicación de transformada Ridgilet-Curvelet; parte b) Uso de los coeficientes Curvelet 58
Ilustración 17. Imagen original para el año 2018 (Landsat 8). 58
Ilustración 18. Imagen Resultante para el año 2018 (Landsat 8). 58
Ilustración 19. Imagen RGB Curvelet y Ridgilet obtenida para el año 2018 (Landsat 8). 59
Ilustración 20. Clasificación de la imagen original por Isotada en ENVI para el año 2015. 65
Ilustración 21. Clasificación de la imagen fusionada (rbio1.3) por Isotada en ENVI para el año 2015. 65
Ilustración 22. Clasificación de la imagen Contourlet por Isotada en ENVI para el año 2015. 66
Ilustración 23. Clasificación de la imagen Contourlet con la mejor fusión (rbio1.3) por Isotada en ENVI para el año 2015. 66
Ilustración 24. Clasificación de la imagen original por K-means en ENVI para el año 2015. 67
Ilustración 25. Clasificación de la imagen fusión (rbio1.3) por K-means en ENVI para el año 2015. 68
Ilustración 26. Clasificación de la imagen Contourlet por K-means en ENVI para el año 2015. 68
Ilustración 27. Clasificación de la imagen Contourlet con la mejor fusión (rbio1.3) por K-means en ENVI para el año 2015. 69
Ilustración 28. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen original en ERDAS para el año 2015. 71
Ilustración 29. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen fusionada rbio1.3 en ERDAS para el año 2015. 71
Ilustración 30. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen Contourlet en ERDAS para el año 2015. 72
Ilustración 31. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3 en ERDAS para el año 2015. 72
Ilustración 32. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen original en ENVI para el año 2015. 75
Ilustración 33. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada (rbio1.3) en ENVI para el año 2015. 75
Ilustración 34. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet en ENVI para el año 2015. 76
Ilustración 35. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con fusión rbio1.3 en ENVI para el año 2015. 76
Ilustración 36. Escena total Imagen original Ikonos. 80
Ilustración 37. Imagen original Ikonos 81
Ilustración 38. Imagen fusionada rbio1.3 Ikonos 81
Ilustración 39. Imagen Contourlet Ikonos 81
Ilustración 40. Imagen Contourlet con la fusión rbio1.3 Ikonos 81

Ilustración 41. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original en ENVI para la imagen Ikonos. *82*
Ilustración 42. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Fusión (rbio1.3) en ENVI para la imagen Ikonos. *82*
Ilustración 43. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet en ENVI para la imagen Ikonos. *82*
Ilustración 44. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la Fusión (rbio1.3) en ENVI para la imagen Ikonos. *82*
Ilustración 45. Mapa de uso y coberturas generado a partir de los shapefiles descargados del IDEAM para el año 2012. ..... *84*
Ilustración 46. Variación de áreas se las coberturas de Tejidos Artificializados. *85*
Ilustración 47. Gráfica correspondiente a la variación de áreas en Zonas Urbanizadas *85*
Ilustración 48. Gráfica correspondiente a la variación de áreas en Zonas Industriales o comerciales. *86*
Ilustración 49: Grafica Dispersión con Línea de Tendencia de Territorios Artificializados Sin Atípicos *88*
Ilustración 50: Grafica de Dispersión de las predicciones. *89*

ÍNDICE DE TABLAS

Ilustración 1. Corrección de línea de escaneo (SLC) Representación de fallas 17
Ilustración 2. Comparación entre los anchos de banda de los sensores OLI, TIRS y ETM+ 19
Ilustración 3. Descripción general de la organización de la transformación Curvelet. 22
Ilustración 4. Descomposición espacial de una sola banda 24
Ilustración 5. Análisis ridgelet de un fragmento de ridge 25
Ilustración 6. Reacciones entre transformaciones. 27
Ilustración 7. La frontera de decisión 32
Ilustración 8. Representación de un árbol de decisión simple 33
Ilustración 9. Flujo de trabajo de implementación de ISODATA 35
Ilustración 10: Zona de estudio. 41
Ilustración 11. 4 niveles de descomposición de la pirámide Gaussiana. 55
Ilustración 12. Imagen reconstruida a partir de pirámides Laplacianas. 55
Ilustración 13. Coeficientes Contourlet de la imagen fusionada. 55
Ilustración 14. Imagen RGB obtenida a partir de los coeficientes Constourlet para el año 2010 (Landsat 7). 56
Ilustración 15. Imagen RGB obtenida a partir de los coeficientes Contourlet para el año 2018 (Landsat 8). 57
Ilustración 16. Parte a) aplicación de transformada Ridgilet-Curvelet; parte b) Uso de los coeficientes Curvelet 58
Ilustración 17. Imagen original para el año 2018 (Landsat 8). 58
Ilustración 18. Imagen Resultante para el año 2018 (Landsat 8). 58
Ilustración 19. Imagen RGB Curvelet y Ridgilet obtenida para el año 2018 (Landsat 8). 59
Ilustración 20. Clasificación de la imagen original por Isotada en ENVI para el año 2015. 65
Ilustración 21. Clasificación de la imagen fusionada (rbio1.3) por Isotada en ENVI para el año 2015. 65
Ilustración 22. Clasificación de la imagen Contourlet por Isotada en ENVI para el año 2015. 66
Ilustración 23. Clasificación de la imagen Contourlet con la mejor fusión (rbio1.3) por Isotada en ENVI para el año 2015. 66
Ilustración 24. Clasificación de la imagen original por K-means en ENVI para el año 2015. 67
Ilustración 25. Clasificación de la imagen fusión (rbio1.3) por K-means en ENVI para el año 2015. 68
Ilustración 26. Clasificación de la imagen Contourlet por K-means en ENVI para el año 2015. 68
Ilustración 27. Clasificación de la imagen Contourlet con la mejor fusión (rbio1.3) por K-means en ENVI para el año 2015. 69
Ilustración 28. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen original en ERDAS para el año 2015. 71
Ilustración 29. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen fusionada rbio1.3 en ERDAS para el año 2015. 71
Ilustración 30. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen Contourlet en ERDAS para el año 2015. 72
Ilustración 31. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3 en ERDAS para el año 2015. 72
Ilustración 32. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen original en ENVI para el año 2015. 75
Ilustración 33. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada (rbio1.3) en ENVI para el año 2015. 75
Ilustración 34. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet en ENVI para el año 2015. 76
Ilustración 35. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con fusión rbio1.3 en ENVI para el año 2015. 76
Ilustración 36. Escena total Imagen original Ikonos. 80
Ilustración 37. Imagen original Ikonos 81
Ilustración 38. Imagen fusionada rbio1.3 Ikonos 81
Ilustración 39. Imagen Contourlet Ikonos 81
Ilustración 40. Imagen Contourlet con la fusión rbio1.3 Ikonos 81

Ilustración 41. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original en ENVI para la imagen Ikonos. 82
Ilustración 42. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Fusión (rbio1.3) en ENVI para la imagen Ikonos. 82
Ilustración 43. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet en ENVI para la imagen Ikonos. 82
Ilustración 44. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la Fusión (rbio1.3) en ENVI para la imagen Ikonos. 82
Ilustración 45. Mapa de uso y coberturas generado a partir de los shapefiles descargados del IDEAM para el año 2012. 84
Ilustración 46. Variación de áreas se las coberturas de Tejidos Artificializados. 85
Ilustración 47. Gráfica correspondiente a la variación de áreas en Zonas Urbanizadas 85
Ilustración 48. Gráfica correspondiente a la variación de áreas en Zonas Industriales o comerciales. 86
Ilustración 49: Grafica Dispersión con Línea de Tendencia de Territorios Artificializados Sin Atípicos 88
Ilustración 50: Grafica de Dispersión de las predicciones. 89

1. INTRODUCCIÓN

Bogotá D.C como capital de Colombia, es considerada como el centro de afluencia de diversas actividades económicas, políticas, judiciales, entre otras; sufriendo un constante crecimiento poblacional, ha surgido la necesidad de ampliar el perímetro urbano, así como la infraestructura inmobiliaria y de servicios públicos; éstos cambios físicos que históricamente se han presentado no sólo afectan a la capital del país, sino que también tiene influencia en municipios aledaños como Chía, Facatativá, Madrid, Mosquera, El Rosal Y Funza.

Como consecuencia de lo anterior, se presenta una necesidad de suelo apto para la ampliación de infraestructuras, por lo que se requiere un cambio de coberturas e intensidades de uso del suelo tanto para la ciudad generadora de este cambio como para las ciudades receptoras.

En los municipios de Chía, Facatativá, Madrid, Mosquera, El Rosal y Funza por su vecindad con Bogotá D.C., se han caracterizado por un crecimiento acelerado respeto a lo industrial, poblacional y de infraestructuras; lo que ha conllevado a un cambio en su visión de ordenamiento territorial. Es necesario realizar análisis de estos cambios, como ha sido su desarrollo a través del tiempo y llegar a predecir como cambiarían a un año 2040, con el fin de generar recomendaciones a los municipios involucrados, para que estos encaminen su planeación más ordenada, sostenible y sustentable, evitando posibles problemáticas por un crecimiento acelerado y, no controlado de las zonas urbanas y zonas industriales. Para un análisis de cambios de cobertura la utilización de imágenes satelitales es fundamental, así como de utilizar un análisis multitemporal de cambios de cobertura en los últimos 8 (ocho) años, obteniendo la información requerida. Para el desarrollo de este análisis multitemporal este proyecto se va a centrar la atención a las ciudades de Chía, Facatativá, Madrid, Mosquera, El Rosal, Funza, en aquellas zonas limitantes con Bogotá D.C, se utilizarán sensores como Landsat que ofrecen imágenes satelitales gratuitas y, gracias a sus características ofrecen una buena resolución temporal.

Otro de los factores importantes a tener en cuenta es la resolución espacial para la realización de clasificaciones de coberturas de uso de la tierra (Lencinas & Siebert, 2009), los estudios multitemporales, las generaciones de cartografía temática, en ocasiones esta se puede convertir en un problema al momento de realizar un análisis de cobertura, pero gracias a diversos métodos y/o tratamientos se puede mejorar esta resolución.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Al observar las diferentes metodologías implementadas en los estudios de uso y cobertura del suelo (como levantamientos fotogramétricos, topográficos, estudios de suelos en campo, entre otros), se puede observar que todos estos fueron realizados con imágenes de alta resolución las cuales no siempre se encuentran disponibles para la comunidad. La baja resolución espacial de imágenes de fácil acceso como las Landsat y la poca implementación de algoritmos de mejoramiento para estas, en ocasiones se vuelve un obstáculo para su utilización en este tipo de estudios.

Se observó además, que la Sabana de Bogotá ha sufrido diversos procesos de densificación y crecimiento urbano en la ciudad de Bogotá D.C. y salida de zonas francas, los bajos precios que pagan las constructoras por el suelo rural y la falta de terreno urbanizable en Bogotá D.C; se ha producido un cambio de uso y coberturas de la tierra en los municipios aledaños, como lo es una creciente localización de actividades industriales, debido a su vecindad con la capital y las decisiones políticas que fueron determinantes. El cambio de uso agrícola a un incremento en la construcción de vivienda e industria, es de los más representativos y será el objeto de estudio, ya que se considera como la sabana de Bogotá la despensa de la región. De acuerdo con lo anterior, es necesario identificar cómo ha sido ese crecimiento urbano en los municipios de Mosquera, Chía, Facatativá, Madrid, El Rosal y Funza y su afectación en el cambio de coberturas y perdida de uso agrícola en aquellas zonas cercanas a Bogotá D.C., además de analizar la problemática que genera estos cambios de cobertura del suelo, pues se considera que estas dinámicas en la tierra inciden en los modelos de desarrollo, organización, precios del suelo y actividades económicas.

Una de las principales implicaciones negativas (para los municipios aledaños y la misma Bogotá D.C), que trae consigo la urbanización y crecimiento de las ciudades descontrolado es el cambio de uso de agrícola a urbano (ya sea a industrial, vivienda o comercial) pues estas nuevas edificaciones generalmente se ubican sobre suelos fértiles causando una pérdida de áreas para el cultivo y abastecimiento de la ciudad, así como la pérdida del mejor uso del suelo agrícola.

Otra de las implicaciones de esta problemática es el cambio en los precios de suelo en esas zonas, pues dependiendo de la actividad que se establezcan y reemplace el agrícola los precios pueden ser mayores o menores. Ya que, si el uso industrial provee una mejor renta del suelo, los propietarios agrarios cercanos se verían obligados a vender, por un lado para materializar sus ganancias y por otro por no poder competir. Otro aspecto a tener en cuenta es la contaminación generada por las diversas industrias que se están situando en zonas que a priori tendrían un alto potencial de siembra de cultivos, lo cual genera más problemas en el sector ambiental.

3. JUSTIFICACIÓN

Por diversos fenómenos demográficos (en cuanto a un acelerado incremento poblacional) y políticos (en cuanto al ordenamiento del territorio), muchos de los municipios cercanos a Bogotá D.C., como es el caso de Chía, Facatativá, Madrid, Mosquera, El Rosal y Funza, han ido adquiriendo un atractivo para la localización de actividades tanto urbanas como industriales y una connotación de ciudad dormitorio, entre otros aspectos.

Uno de los principales factores que generaron el fenómeno anterior se relaciona con que las grandes industrias, por falta de espacio en Bogotá D.C. y falta de regulación en los municipios aledaños, se han trasladado progresivamente a aquellos municipios que todavía no cuentan con un ordenamiento territorial estricto. De acuerdo a lo anterior, los municipios aledaños a Bogotá D.C. se han convertido en municipios industriales, lo cual le ha generado ventajas económicas y lo ha convertido en un foco de inversiones y de población. Pero también se generan consecuencias negativas, como puede ser: la degradación de las tierras, construcción descontrolada de viviendas en las periferias, contaminación de recursos hídricos, generación de residuos sólidos, líquidos y gaseosos, además de la pérdida de cobertura vegetal y tierras potencialmente cultivables. Todos estos factores han sido contemplados en los futuros planes de Ordenamiento Territorial, tanto de los municipios aledaños, como de Bogotá D.C, encontrando como única respuesta a sus problemas de espacio construible, el realizar este tipo de dinámicas del territorio urbano, intentando encontrar el equilibrio perfecto entre desarrollar la ciudad económicamente y perjudicar lo menos posible la tierra y el entorno de los municipios.

Por lo anterior es importante realizar un análisis multitemporal para determinar cómo ha sido el cambio de uso y cobertura del suelo en la zona de estudio, mediante imágenes de fácil acceso como las Landsat, mejoradas espacialmente a partir de diferentes algoritmos matemáticos, permitiendo conocer cómo ha ido cambiando la problemática en el tiempo y saber su estado actual, con el fin de entender las dinámicas del crecimiento urbano y como este afecta de manera indirecta o indirecta otras actividades como la agricultura y las zonas de protección ambiental.

Para interpretar del crecimiento urbano a partir de la lógica de la construcción en el tiempo, se debe hacer una comparación de las características de cada zona homogénea de la misma tratando de reconstruir, el desarrollo de la ciudad desde una perspectiva histórica.” (Zodio,et al., 2013), es importante para predecir comportamientos de crecimiento y llegar a hacer realmente urbanismo de una ciudad. (Rodriguez, 2015). Se pretende estimar los usos y coberturas del suelo para el año 2040, con el fin de realizar análisis de las dinámicas del suelo urbano en casos como el de la sabana de Bogotá y su problema con el crecimiento acelerado de la población, y por ende de las zonas urbanas, que a lo largo del tiempo han estado creciendo desmedidamente.

4. OBJETIVOS

A continuación, se presentará los objetivos para desarrollar este trabajo satisfactoriamente:

4.1. Objetivo general

Implementación de las transformadas Ridgilet, Contourlet y Curvelet para realizar un estudio multitemporal y predicción del crecimiento urbano en los municipios de Chía, Facatativá, Madrid, Mosquera, El Rosal y Funza, para el período comprendido entre los años 2010 al 2018, mediante la utilización de imágenes satelitales Landsat 7 y 8.

4.2. Objetivos específicos:

- Realizar la clasificación Supervisada y No Supervisada de las imágenes Landsat.
- Generar mapas y estadísticas de cambios de uso y cobertura del suelo a partir de las imágenes.
- Elaborar la predicción lineal para los cambios de usos y coberturas del suelo urbano en la zona de estudio.
- Contrastar los resultados obtenidos de esta metodología con los implementados por estudios anteriores.

5. ANTECEDENTES

A continuación, se presentarán antecedentes que soportan el desarrollo de este documento:

5.1. Expansión urbana y cambio de coberturas en el área periurbana de la ciudad de Bogotá D. C. - Colombia mediante el análisis multitemporal de imágenes Landsat para los años 1991 y 2016.

Esta investigación realizada por la ingeniera Beatriz Garavito tiene como principal objetivo realizar un análisis de la dinámica del suelo urbano a través de los años 1991 a 2016, mediante la realización de un análisis multitemporal de imágenes Landsat de la zona de Bogotá D.C. y sus alrededores. En esta investigación ella analiza los cambios en la expansión urbana y en el uso de coberturas como tal, con el fin de identificar los posibles crecimientos o decrecimientos de estos. La zona de estudio de esta investigación es tanto la zona urbana como la rural de la ciudad de Bogotá, la cual la investigadora realizo mediante Shapefiles adquiridos a través del Sistema de Información Geográfica para la Planeación y el Ordenamiento Territorial (SIGOT).

La obtención de las imágenes de esta investigación se hizo a través de la página correspondiente al Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS) a través del servidor Earth Explorer. Se tomaron imágenes en niel de procesamiento 1, es decir, orthorectificadas y se indica que no se realizaron correcciones geométricas adicionales (Garavito, 2017). El proceso en general de proyecto lo dividió en tres fases; la fase preoperativa, la fase operativa y la fase final. En la fase operativa se adquieren los insumos para la realización del proyecto y posteriormente se realiza el procesamiento de la información mediante el software PCI Geomatics, dentro de este procesamiento se encuentra el recorte, las correcciones atmosféricas y las combinaciones de bandas espectrales. En la fase operativa se desarrolla como tal el proyecto es decir se realiza la clasificación de coberturas para las imágenes, y se realiza la detección del cambio entre imágenes clasificadas para el periodo comprendido. Y por último en la Fase Final, se hace la clasificación de los cambios conforme a los procesos evidenciados, se realiza el análisis de los procesos detectados y por último se realiza el documento técnico. (Garavito, 2017)

En el desarrollo de proyecto la investigadora realizo una clasificación de coberturas con base en la leyenda Corine Land Cover, adaptada para Colombia por el IDEAM en el 2010. Posteriormente realizo una clasificación supervisada, con un número de 10 muestras de coberturas tomadas a partir de la experticia del investigador, y realizadas mediante diferentes métodos con el fin de lograr encontrar la mejor clasificación. La detección del cambio de las coberturas en la zona se realizó utilizando el algoritmo THMROVR de la librería de análisis espacial del software PCI. Este algoritmo realiza la superposición de los dos ráster y evidencia aquellas áreas en la cuales existieron cambios, para que a partir de esto se generaran tres mapas temáticos, uno del año 1991, uno del 2016 y uno con el cambio que hubo entre estos años. (Garavito, 2017)

Los resultados de esta investigación arrojaron que en la ciudad de Bogotá D.C. se registraron seis coberturas vegetales: Bosques, Vegetación secundario y/o en transición, pastos, cultivos transitorios, zonas urbanizadas, herbazales y áreas agrícolas heterogéneas.

El resultado del mapa temático arrojo que las coberturas con mayor crecimiento durante los 25 años de estudio fueron las zonas urbanas y los cultivos transitorios. También al analizar los dos mapas resultantes de los años 1991 y 2016 se evidencio que sobre el costado occidental de la ciudad se concentran aquellas zonas que presentaron un proceso de urbanización en coberturas de cultivos y pastos. En la parte oriental también se pueden evidenciar ciertas zonas en donde fue urbanizado, como en las localidades de Usaquén, san Cristóbal y Chapinero. A su vez, en la parte sur de la ciudad se encontraron dos grandes zonas urbanizadas en las localidades de Usme y Ciudad Bolívar (Garavito, 2017).

5.2. Análisis de cambios de usos y coberturas del suelo en los municipios el Rosal y Subachoque

El objetivo principal de este proyecto es realizar un análisis de los cambios de uso del suelo y coberturas de los municipios de Subachoque y El Rosal a través de un análisis multitemporal y cadenas de Markov. Este en base a un periodo de 15 años transcurridos del año 2000 al 2015. Con esto se busca entender las dinámicas del territorio que se han presentado a lo largo de este periodo debido a la importancia industrial y de negocios que se está presentando en estos municipios, para que de esta manera se puedan tomar decisiones en base a los planes de ordenamiento territorial, para así lograr un desarrollo organizado y eficiente de estos municipios. Como insumos para la realización de este proyecto, se adquirieron imágenes satelitales de la misión Landsat 5 con el sensor TM, adquiridas a través del servidor Earth Explorer de la USGS para el año 2001, y para el caso de la imagen del 2015 se tomó una imagen capturada por el satélite OLI (Operational Land Imager) también de los proyectos Landsat. Para la elaboración de este proyecto se llevaron a cabo 10 fases: Preparación de un plan de trabajo, Recopilación y análisis de la información preliminar, Selección de las imágenes a utilizar, Reconocimiento general de campo, Elaboración de una leyenda preliminar, Selección de las áreas de muestreo para definir las claves de cobertura y uso de la tierra, Interpretación preliminar, Verificación en campo y ajuste de la leyenda, Interpretación final y Transferencia de la información a un formato de salida. En resumen, se traza un plan de trabajo en el cual se selecciona los insumos de trabajo, se utilizaron dos imágenes para cada año debido a la extensión del terreno de los dos municipios, a partir de esto se realizó una combinación de bandas para lograr una identificación preliminar de coberturas involucrando en esta las 7 bandas principales de las imágenes Landsat. Posteriormente decidieron realizar una corrección de radiancia espectral y reflectancia a partir de la herramienta ATCOR del software ERDAS Imagine. Luego de esto se realizó todo el procesamiento de las imágenes en lo que se incluye la elaboración del mosaico, el recorte, etc., para que así estas imágenes estén listas para la realización de una clasificación supervisada. Para esta clasificación se tuvo en cuenta la leyenda Corine Land Cover adaptada para Colombia por el IDEAM en el 2010. La realización de las zonas de muestreo para la clasificación se hizo en base a la experticia de los investigadores, a cierta información preliminar de la zona y a estudios de caracterización pictórico morfológicas realizados por los investigadores. Esta clasificación se hizo mediante diferentes métodos con el fin de poder evidenciar mediante algún cálculo estadístico cual era la mejor clasificación (Rojas & Garcia, 2016).

Como base para encontrar las variaciones a través del tiempo de la zona de estudio en cuanto a usos de suelo se utilizó el programa IDRISI, el cual cuenta con varias herramientas de detección de cambios para mapas de uso del suelo, ya que es un programa especializado en sistemas de información geográfica. Y adicionalmente, se realizó una predicción mediante el módulo de cadenas de Markov de este software (Rojas & Garcia, 2016).

Los resultados de esta investigación arrojaron que el cambio de uso del suelo más importante en esta zona fue el incremento de las superficies urbanas, lo cual según la predicción por cadenas de Markov prevé que para el año 2025 la superficie aumente en un 32%, es decir 1,3 km2 anualmente, también entre los usos y coberturas que más área perderán o cederán al fenómeno de la urbanización se encuentran las zonas pantanosas, los cultivos, arbustos y matorrales, los pastos limpios y los herbazales y los bosques (Rojas & Garcia, 2016).

5.3. Extracción de objetos geográficos mediante morfología matemática a partir de transformadas wavelets

Este proyecto de investigación tiene como base fundamental el mejoramiento de la calidad espacial y espectral de las imágenes satelitales, con un especial caso de aplicación para una zona de la sabana de Bogotá. La resolución espacial de las imágenes satelitales es una de las características más importantes de las imágenes satelitales a lo que se refiere con las diferentes aplicaciones sobre estas, como la clasificación de coberturas de uso de la tierra, los estudios multitemporales, la generación de cartografía temática y la morfología matemática entre otros. Por lo tanto, este proyecto busca evidenciar las ventajas de la morfología matemática en situaciones en la que las imágenes no cumplen con la resolución necesaria de antemano, y que tampoco es posible la adquisición de mejores imágenes. Para lograrlo se realizaron sobre el área de estudio, una serie de procesamientos digitales para mejorar su resolución a partir de varias familias de Wavelets estándar: symlet, daubechies, haar, biortogonal, biortogonal inversa, coiflet y dmeyer, para su realización se utilizó el método RGB-HSV, integrando la imagen pancromática, componente value con la intención de crear una nueva componente así generar una nueva imagen de composición a color RGB para aplicar la descomposición Wavelet. Todos estos procesamientos fueran evaluados mediante diferentes estadísticos de calidad espacial, como el ERGAS, RASE, Coeficiente de correlación, Calidad Universal, Entropía, Divergencia y BIAS.
Esta investigación arrojo como resultados que la imagen que cumplía con el mayor índice de conservación de calidad espacial fue la trabajada con la Wavelet symlet 5 y con nivel de descomposición 5, posteriormente se ajustaron las transformadas de mejoramiento de bordes Contourlet, Curvelet y Ridgilet, con la intención de encontrar la mejor transformada en base a los estadísticos de evaluación mencionados anteriormente. Estos resultados arrojaron que la mejor trasformación era la Curvelet, que previamente requirió de la aplicación de Ridgilet (Toro G. G., 2016).
Para su comprobación se eligieron varios objetos de carácter urbano entro del área de estudio y se aplicó la morfología matemática sobre la imagen obtenida de las diferentes fusiones y 3 procesamientos anteriores. Primero fueron sometidos a la umbralización y se evaluaron mediante el índice Kappa y posteriormente se aplicaron siete algoritmos de morfología matemática: extracción de bordes, componentes conectados, rellenado de región, cubierta

convexa, esqueletos, adelgazamiento y engrosamiento, con el objetivo principal de evidenciar el comportamiento de estos sobre una imagen fusionada y mejorada.

El producto resultante de esta investigación fue un mapa de clasificación de uso y cobertura del suelo con el sistema de clasificación Corine Land Cover, adaptado a escala 1:10000, con el fin de demostrar la exactitud de la clasificación con una imagen sometida a los algoritmos de mejoramiento de bordes y la imagen original. Finalmente, para la validación de los resultados aplicaron estos mismos procedimientos a dos imágenes satelitales de la misma zona, pero de diferentes sensores, LANDSAT 8 OLI e IKONOS. Con lo cual lograron demostrar que las transformadas Curvelet y Ridgilet eran las más optimas en cuanto al mejoramiento de bordes, además se comprobó que le resultado de la fusión con Wavelets, tanto en la familia como en el nivel de descomposición difiere según le sensor utilizado (Toro G. G., 2016).

5.4. Clasificación de la cobertura y del uso del suelo urbano usando imágenes de satélite y algoritmos supervisados de inteligencia artificial.

En este proyecto de investigación se presenta una comparación de la funcionalidad de los algoritmos de inteligencia artificial: Redes neuronales artificiales y árboles de decisión. Estos algoritmos representan métodos alternativos de clasificación de imágenes satelitales, frente a los clásicos modelos estadísticos utilizados por el software. En específico se quiere mostrar las ventajas y limitaciones de estos dos métodos, con base a conceptos teóricos, al igual que de evaluaciones de los resultados obtenidos en la aplicación de una clasificación de uso y cobertura del suelo en una zona de Bogotá D.C. (Lizarazo, 2008).

El autor empieza haciendo una breve descripción de lo que es una clasificación supervisada y una clasificación no supervisada, para posteriormente indicar el paso a paso o el proceso para la elaboración de una clasificación supervisada. Para el autor una clasificación supervisada debe contener los siguientes pasos: Definición del problema, Selección de las muestras de entrenamiento, Construcción del clasificador usando criterios predeterminados, Validación de los resultados del entrenamiento y Aplicación del clasificador a todos los datos de la imagen. Posteriormente el autor realiza una descripción breve y concisa del funcionamiento del algoritmo de Redes neuronales y luego del algoritmo de Árbol de decisión. Luego de esto subraya la importancia de los espacios de atributos y supuestos estadísticos requeridos por un árbol de decisión, una red neuronal o un clasificador MLC. Este espacio de atributos hace referencia simplemente un espacio de dimensión n, en el cual n es el número de atributos que se están utilizando (Lizarazo, 2008).

El autor escribe y hace referencia también al entrenamiento y generalización, en donde argumenta que la ubicación de las fronteras de los compartimentos de cada clase que son apropiadas constituye un asunto problemático que se puede comprender mejor usando como referencia los conceptos de máxima generalización y de mínima generalización. También nos dice que en cualquiera de las forma de generalización puede presentarse que algunas zonas del espacio de atributos no contengan datos de entrenamiento y que los datos nuevos que caen en ellas sean asignados a una clase especifica (Lizarazo, 2008).

En cuanto a los niveles de clasificación el autor argumenta que cuando se usan redes neuronales, la existencia de subclases es bien percibida, ya que no sustenta ningún problema ya que esta técnica usa tantas reglas como re requieran para realizar la partición del espacio de atributos. En cambio, para el caso de las redes neuronales el caso es más complejo debido a que el aislamiento entre subclases requiere de la disponibilidad de híper-planos adicionales con el fin de describir las regiones separadas, al igual que la capacidad de posicionar los híper-planos alrededor de las áreas problemáticas en los espacios de atributos. Posterior a esto hace una serie de reflexiones acerca de la arquitectura de estos algoritmos, de la búsqueda del error mínimo y del uso de los recursos computacionales (Lizarazo, 2008).

Como resultado de esta investigación se obtuvo que no existe evidencia empírica suficiente para recomendar de manera absoluta el uso de los algoritmos analizados sobre los métodos convencionales. En cada caso se debe tener muy en cuenta el problema que se quiere solucionar y el análisis de los datos que se disponen para que de esta forma se pueda elegir el algoritmo. Inicialmente el algoritmo de árbol de decisión podría establecerse como el mejor, debido a que las redes neuronales son hasta cierto punto como lo indica el autor cajas negras que realizan clasificaciones buenas sin que el usuario pueda establecer cuál es la contribución de los diferentes atributos. Esto también debido a que los arboles de decisión son más fáciles de configurar y que se pueden conocer las reglas de decisión usadas. Sin embargo en los dos algoritmos se requiere de una intervención cuidadosa del usuario, en particular para la selección de los parámetros operacionales adecuados (Lizarazo, 2008). Como resultado de la aplicación para Bogotá D.C. realizada con una imagen Quickbird multiespectral se calculó que la exactitud global del algoritmo de redes neuronales alcanzo un 79% después de 26 intentos para encontrar una configuración adecuada. Esta exactitud estuvo muy cerca a la obtenida mediante MLC 82% y fue ligeramente superior a la obtenida mediante arboles de decisión 72% en su primer intento. Como conclusión final el autor argumenta acerca de la importancia de anotar que un determinado algoritmo puede tener implementación diferente en diferentes programas de procesamiento digital y esto significa que si desempeño también podría variar enormemente (Lizarazo, 2008).

5.5. Fusion of worldview2 images using Contourlet, Curvelet and Ridgelet transforms for edge enhancement.

Este trabajo se discute la aplicación de tres transformadas, a saber, Contourlet, Curvelet y Ridgelet, que están destinadas a la mejora de bordes en una imagen, las cuales se aplicaron a las imágenes de satélite Worldview 2 fusionadas. La fusión se realizó sobre las imágenes de satélite WorldView 2 mediante la aplicación de varias transformadas wavelets, entre ellas, daubechies, bior, rbior, coiflet y symlet 5 con diferentes niveles de descomposición. Los mejores resultados se obtuvieron con la transformada symlet 5 en el nivel de descomposición cinco. Las imágenes fusionadas con la transformada wavelet (symlet 5) y las imágenes generadas (usando las transformadas Contourlet, Curvelet y Ridgelet) se evaluaron y analizaron cuantitativamente. Los métodos cuantitativos en el presente análisis incluyen ERGAS, RASE, Calidad Universal (Qu) y coeficiente de correlación (CC). La fusión de imágenes y la implementación de las transformadas se realizaron con el software Matlab, que

proporciona los siguientes Toolbox: Toolbox de Wavelet, Toolbox de procesamiento de imágenes, Toolbox Contourlet y código fuente para Curvelet y Ridgelet. Las transformadas Curvelet y Ridgelet producen mejores resultados en términos de mejora de bordes tanto para la imagen fusionada como para la imagen original (Toro & Medina, 2017).

6. MARCO TEÓRICO

A continuación, se desarrollarán brevemente los temas que abarca el proyecto propuesto, en cuanto a sus componentes teóricos, como a sus componentes técnicos.

6.1. Satélite

Son artefactos que se lanzan al espacio con el fin de ponerlos en trazan órbitas alrededor de la tierra u otros planetas, y que tienen como objetivo recoger y retransmitir información de la superficie terrestre. Los satélites de observación terrestre varían en función del tipo de órbita que describen, la carga útil que lleven a bordo y, en cuanto a los instrumentos de generación de imágenes, la resolución espacial, las características espectrales y la amplitud de franja de los sensores. Todos esos parámetros se definen al principio de la misión, dependiendo de la aplicación a la que se vaya a destinar el satélite. Para monitorizar la meteorología a gran escala y alta frecuencia, es conveniente que el satélite se sitúe en una órbita geoestacionaria. En esa órbita, el satélite tiene una visión constante de casi un hemisferio entero. Sin embargo, si la órbita es muy alta (de unos 36.000 km sobre la Tierra), es difícil obtener una elevada resolución espacial. Por otra parte, para aplicaciones como el seguimiento de nubes sobre los continentes, no se requiere una resolución espacial elevada (ESA, 2014).

En las aplicaciones que requieren imágenes de alta resolución de una zona específica, como la monitorización del lago de un glaciar o la captación de los edificios destruidos por un terremoto, es necesario utilizar un sensor de alta resolución. Normalmente, un sensor de ese tipo capta una franja estrecha y se encuentra en un satélite de órbita terrestre baja (LEO, Low Earth Orbit), por ejemplo, a unos 600 km de la Tierra, como en el caso del satélite QuickBird (ESA, 2014). Desde esa órbita no se puede monitorizar continuamente la misma zona, debido al movimiento relativo del satélite respecto a la Tierra: sólo se pueden captar imágenes de una zona determinada cuando el satélite pasa sobre ella. Para este trabajo se utilizara los satélites de órbita terrestre baja como lo es Landsat 5,7 y 8 y Sentinel-2.

6.2. Uso y cobertura de la tierra

La "Cobertura" de la tierra, es la cobertura (bio) física que se observa sobre la superficie de la tierra, en un término amplio no solamente describe la vegetación y los elementos antrópicos existentes sobre la tierra, sino que también describen otras superficies terrestres como afloramientos rocosos y cuerpos de agua. Conceptualmente se ha logrado la separación entre cobertura y uso de la tierra, que anteriormente se empleaban indistintamente; el término "Uso" implica la utilidad que presta un tipo de cobertura al ser humano, el uso se relaciona con las actividades humanas o las funciones económicas de una porción específica de la Tierra (como el uso urbano o industrial). En términos puntuales para la delimitación de las coberturas de la Tierra, el IDEAM describe la cobertura como la unidad delimitable que surge a partir de un análisis de respuestas espectrales determinadas por sus características fisionómicas y ambientales, diferenciables con respecto a la unidad próxima (IDEAM, 2014). El constante monitoreo de las coberturas de la tierra son una cuestión importante para las diferentes autoridades gubernamentales en todo el mundo, su importancia radica en los cambios que

atraviesa contantemente el territorio, sus efectos ambientales y económicos y el papel que juega como insumo para la planificación eficiente de la tierra (Nex, et al., 2015).

6.3. Landsat

La constelación de satélites LANDSAT (LAND=tierra y SAT=satélite). Inicialmente se llamó ERTS (Earth Resources Technology Satellites), fue la primera misión de los Estados Unidos para el monitoreo de los recursos terrestres. La forman 8 satélites de los cuales sólo se encuentran activos el 7 y 8. Su mantenimiento y operación está a cargo de la Administración Nacional de la Aeronáutica y del Espacio (NASA) en tanto que la producción y comercialización de las imágenes depende del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS). (INEGI, 2016). La evolución de los satélites LANDSAT siempre busca captar más información de la superficie terrestre, con mayor precisión y detalle por medio de sensores pasivos, el primero, conocido como Multispectral Scanner Sensor (MSS), seguido de Thematic Mapper (TM) que tiene mayor sensibilidad radiométrica que su antecesor y por último, Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) que entre sus mejoras técnicas destaca una banda espectral (pancromática) con resolución de 15 metros. Las imágenes LANDSAT están compuestas por 7 u 8 bandas espectrales, que al combinarse producen una gama de imágenes de color que incrementan notablemente sus aplicaciones. Dependiendo del satélite y el sensor se incluye un canal pancromático y/o uno térmico; asimismo las resoluciones espaciales varían de 15, 30, 60 y 120m. El acervo de imágenes Landsat en su totalidad, desde 1976 a la fecha, es de acceso gratuito a cualquier usuario a través de la página de USGS https://earthexplorer.usgs.gov/.

6.3.1. Landsat 7

Fue lanzado en 1999 imágenes de la Tierra cada 16 días. Lleva el sensor Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM +), una versión mejorada de los instrumentos Thematic Mapper que estaban a bordo Landsat 4 y Landsat 5. Los productos Landsat 7 se entregan como imágenes de 8 bits con 256 niveles de gris. En Mayo de 2003, el Scan Line Corrector (SLC), que compensa el movimiento hacia adelante del satélite, falló. Los esfuerzos posteriores para recuperar el SLC no tuvieron éxito y la falla fue permanente. Sin un SLC operativo, la línea de visión del sensor muestra un patrón en zig-zag a lo largo de la trayectoria de tierra del satélite. Como resultado, el área con imagen se duplica, con un ancho que aumenta hacia el borde de la escena. Cuando se procesan los datos de nivel 1, las áreas duplicadas se eliminan, dejando vacíos de datos. Aunque estas escenas solo tienen el 78 por ciento de sus píxeles restantes después de que se eliminan las áreas duplicadas, estos datos siguen siendo algunos de los datos satélites civiles más precisos geométrica y radiométricamente del mundo (USGS, 2018).

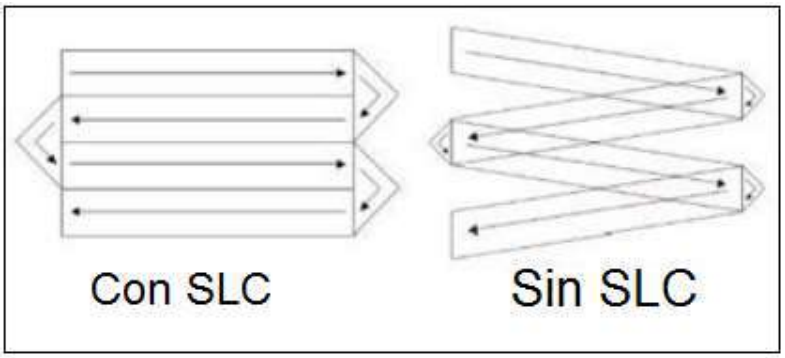


Ilustración 1. Corrección de línea de escaneo (SLC) Representación de fallas
Fuente: (USGS, 2018)

Landsat-7 fue diseñado para una vida útil de 5 años y tiene la capacidad de recolectar, así como transmitir hasta 532 imágenes por día. Se encuentra en una órbita Heliosincrónica, que significa que pasa siempre a la misma hora por un determinado lugar. Tiene visión de toda la superficie terrestre en un lapso de tiempo de 15 días, y realiza 232 órbitas. El peso del satélite es de 1973 Kilogramos, mide 4.04 metros de largo, y 2.74 metros en diámetro. A diferencia de sus antecesores, Landsat 7 posee una capacidad de almacenamiento de 378 gigabytes, equivalente alrededor a 100 imágenes. El instrumento esencial a bordo del satélite es el Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) (USGS, 2018).

Tabla 1. Información general de Landsat 7.

PARAMETROS	LANDSAT 7		
Altitud de Órbita	705 Km		
Bandas Espectrales	Bandas	Longitud de Onda (m)	GSD (m)
	1 - Azul	450 - 520	30
	2 - Verde	520 - 600	30
	3 - Rojo	630 - 690	30
	4 - Infrarrojo cercano	770 - 900	30
	5 - SWIR 1	1550 - 1750	30
	6 - Infrarrojo térmico	10400 - 12500	60 *30
	7 - SWIR 2	2090 - 2350	30
	8 - Pancromática	520 - 900	15
Ancho de pasada	185 km		
Distancia de muestreo (GSD)	15 - 30 m		
Vida Útil	1999 - 2020		
Tiempo de Revisita	16 días		

Fuente: (Geocento, 2015)

6.3.2. Landsat 8

El satélite Landsat 8 incorpora dos instrumentos de barrido: Operational Land Imager (OLI), y un sensor térmico infrarrojo llamado Thermal Infrared Sensor (TIRS). Las bandas espectrales del sensor OLI, aunque similares a el sensor Landsat 7 ETM +, proporcionan una mejora de los instrumentos de las misiones Landsat anteriores, debido a la incorporación de dos nuevas bandas espectrales: un canal profundo en el azul visible (banda 1), diseñado específicamente para los recursos hídricos e investigación en zonas costeras, y un nuevo canal infrarrojo (banda 9) para la detección de nubes cirrus. Adicionalmente una nueva banda de control de calidad se incluye con cada producto de datos generado. Esto proporciona información más detallada sobre la presencia de características tales como las nubes, agua y nieve. Por otra parte el sensor TIRS recoge dos bandas espectrales en longitudes de onda incluidas por la misma banda en los anteriores sensores TM y ETM+ (Ariza, 2013).

Tabla 2. Información general de Landsat 8.

Atributo	**Descripción**	
Tipo de producto	Imagen L1T (Precisión, Terrain Corrected)-ortorrectificada	
Formato de imagen	Archivo GeoTIFF	
	Metadato en formato texto	
Esparcimiento de pixel	15 m Prancromático	
	30 m Multiespectral	
Tamaño de producto	185x185 km	
Correcciones ortometricas	Proyectadas a datum y proyección cartográfica, usando un Modelo Digital de Elevación (SRTM) y puntos de control terrestre	
Datum Horizontal	WGS84	
Proyección Cartográfica	UTM (Universal Tranversa de Mercator)	
Bandas Espectrales	11 bandas:	
	Aerosol costero (Coastal Aerosol)	430 - 450 nm
	Azul (Blue)	450 - 510 nm
	Verde (Green)	530 - 590 nm
	Rojo (Red)	640 - 670 nm
	Infrarrojo cercano (NIR)	850 - 880 nm
	SWIR 1 (SWIR 1)	1570 - 1650 nm
	SWIR 2 (SWIR 2)	2110 - 2290 nm
	Prancromatico (Pan)	500 -680 nm
	Cirrus (Cirrus)	1360 - 1380 nm
	Infrarrojo térmico (TIRS)1	10600 - 11190 nm
	Infrarrojo térmico (TIRS)2	11500 - 12510 nm
Resoluación Radiométrica	12 bits	

Fuente: (INEGI, 2016)

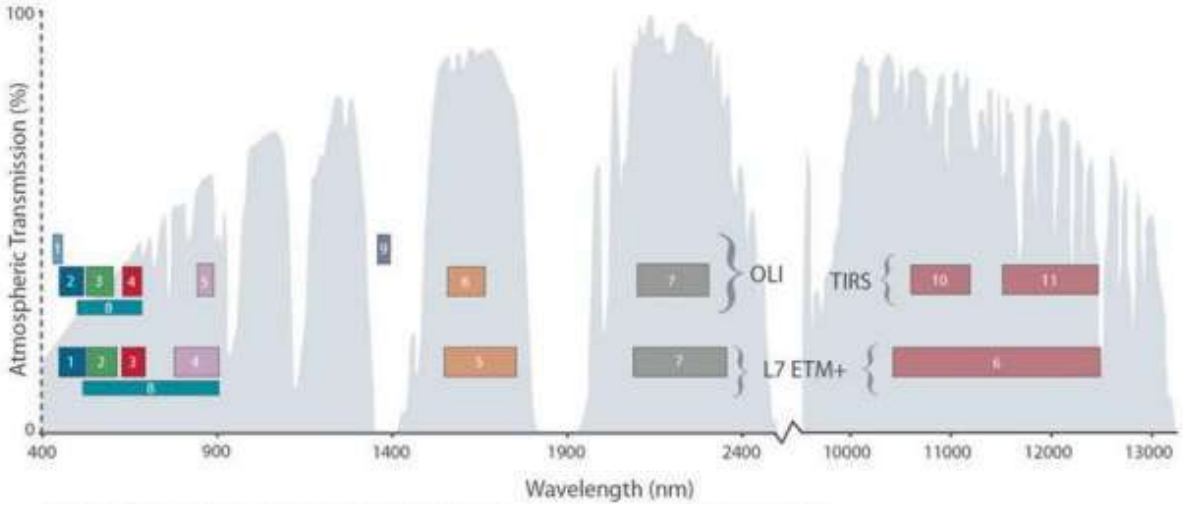


Ilustración 2. Comparación entre los anchos de banda de los sensores OLI, TIRS y ETM+
Fuente: (Ariza, 2013)

6.4. Satélite IKONOS

Se considera como el primer satélite comercial en proveer de imágenes en alta resolución (INFO, 2018), fue lanzado el 24 de Septiembre de 1999, colecta información de cualquier área en promedio dos veces al día, cubriendo áreas de 20,000 km2. El sensor digital de imágenes del satélite está diseñado para producir imágenes con elevado contraste, resolución espacial y precisión, brindando a los clientes un producto preciso y nítido (Geoservice, 2018). En la siguiente tabla se puede observar las características generales del sensor:

Tabla 3. Información general de Ikonos.

Atributo	**Descripción**	
Altitud	681 km	
Inclinación	98,1°	
Velocidad	7km/s	
Bandas Espectrales	4 Bandas:	
	Pancromática	0,45 - 0,90 um
	Azul	0,45 - 0,52 um
	Verde	0,52 - 0,60 um
	Rojo	0,63 - 0,69 um
	Infrarrojo cercano	0,76 - 0,90 um
Esparcimiento de píxel	Pancromática	1 m
	Multiespectral	4 m
Rango Dinámico	11 bits por pixel	
Tiempo de revisita	3 días	

Fuente: (Satelital, 2016)

6.5. Transformada de Wavelet

La Transformada Wavelet ha demostrado ser una exitosa herramienta para: manejar señales transitorias, comprensión de información, reducción de ancho de banda, análisis de la frecuencia dependiente del tiempo de las señales cortas transitorias, análisis del sonido, y representación de la retina humana (Mendlovic, et al., 1997).

La Transformada Wavelet analiza la señal a diferentes frecuencias con diferentes resoluciones, es decir, cada componente espectral no es analizada con la misma resolución. Esta transformada utiliza ventanas estrechas en frecuencias altas y ventanas anchas en bajas frecuencias. El resultado es un análisis multirresolución, en el cual la señal se analiza con diferentes resoluciones a diferentes frecuencias (López, et al., 2010).
La Transformada Wavelet representa una señal en una secuencia de coeficientes de ondas finitas, y puede estar definida por la función wavelet $\psi(t)$ (también llamada wavelet madre (ψ)), y la función de escala $\varphi(t)$ también conocida como la wavelet padre. Cuando se refiere a una "wavelet madre", se está indicando el hecho de que las funciones usadas, derivan de una función principal, es decir, la wavelet madre es el modelo o prototipo, a partir del cual se generan el resto de funciones (Salazar & Caicedo, 2016).
De manera muy general, la TW de una función $f(t)$ es la descomposición de $f(t)$ en un conjunto de funciones $\psi s, \tau(t)$, que forman una base y son llamadas las "Wavelets", esto se puede observar en la ecuación (Chunga, 2016).

$$W_f(a,b) = \int f(t)\psi_{a,b}(t)dt$$

Ecuación 1.

Las Wavelets son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma función wavelet $\psi(t)$ (Chunga, 2016):

- Cambio de escala: Por la que es comprimida o dilatada mediante el parámetro escala "a".
- Traslación: Con la que la señal o Wavelet es trasladada por el parámetro traslación "b" a lo largo del eje de tiempos. De esta forma, cada familia wavelet está definida mediante la siguiente expresión, mostrada en 2:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a > 0$$

Ecuación 2.

Para la ejecución de las rutinas de programación se usó el software Matlab, en la herramienta Wavelet Toolbox, y la utilización de código en la determinación de coeficientes "para el análisis, la codificación, la compresión, la reconstrucción y el modelado de (…) imágenes" (Guide, 1998) .

6.6. Transformada de Curvelet

Por las diversas necesidades que existen al realizar un análisis de imágenes, Candès and Donoho (Candès & Donoho, 1999) desarrollaron una transformada multi-escala a la que denominaron la Transformada Curvelet. En un comienzo se propuso para un contexto de objetos $f\ (x_1,\ x_2)$ definidos en el plano continuo $(x_1,\ x_2)\ \in\ \boldsymbol{R}_2$.

La transformada se diseñó para representar los bordes y otras singularidades a lo largo de las curvas de manera mucho más eficiente que las transformaciones tradicionales, es decir, utilizando muchos menos coeficientes para una precisión dada de la reconstrucción. En términos generales, para Wavelet se obtiene un error al representar un borde de $1/N$; mientras que con las Curvelet se obtiene únicamente un error de $1\ /\ \sqrt{N}$ coeficientes.

La transformada Curvelet, al igual que la transformada Wavelet, es una transformación multi-escala, con elementos de cuadro indexados por parámetros de escala y ubicación. A diferencia de la transformación wavelet, tiene parámetros direccionales, y la pirámide Curvelet contiene elementos con un grado muy alto de especificidad direccional. Además, la transformada Curvelet se basa en un cierto principio de *escalamiento aniso trópico,* que es bastante diferente del *escalamiento isotrópico* de las wavelets. Los elementos obedecen a una ley de escalado especial, donde la longitud del soporte de los elementos de un marco y el ancho del soporte están vinculados por la relación $ancho\ \approx\ longitud^2$.

De acuerdo a lo anterior esta transformada hace pensar en el hecho de que en dos dimensiones y más altas, son posibles nuevas representaciones multi-escalas, que tienen propiedades no disponibles por wavelets y que tienen características estructurales estimulantes (Donoho & Duncan, 1999).

Dejamos que M' conste de M fusionado con la colección de pares integrales (k_1, k_2) indexando cuadrados del lado de la unidad en el plano. La transformada Curvelet es un mapa $L^2\ (\boldsymbol{R}^2)\ \rightarrow l^2(M')$, que produce coeficientes de Curvelet $(\propto_\mu : \mu \in M')$. Estos vienen en dos tipos: (Candès & Donoho, 1999)

En escala gruesa, tenemos coeficientes de función de escala de Wavelet:

$$\propto_\mu = \langle \phi_{k_1,k_2}, P_0 f \rangle$$

Ecuación 3.

$$\mu = (k_1, k_2) \in\ M'/M$$

Donde ϕ_{k_1,k_2} es la función de escalado Lemarie de la base Meyer,

Mientras que a escala fina tenemos coeficientes multi-escala Ridgelets del objeto filtrado de paso de banda:

$$\propto_\mu = \langle \Delta_s f, \psi_\mu \rangle \qquad\qquad \mu \in\ M_s, s = 1{,}2\ \ldots.$$

Ecuación 4.

Tenga en cuenta que cada coeficiente asociado a la escala 2^{-s} deriva de la versión filtrada de subbanda de $f\ -\ \Delta_s f\ -$ y no de f. De lo anterior se tiene propiedades como:

- Definición de transformación:

$$\alpha_\mu \equiv \langle f, \gamma_\mu \rangle \qquad , \quad \mu \in M'.$$

$$\gamma_\mu = \Delta_s \psi_\mu$$

Ecuación 5.

- Condición

$$\|f\|_2^2 = \sum_{\mu \in M'} \left| \propto_\mu \right|^2$$

Ecuación 6.

- Fórmula de reconstrucción L^2:

$$f = \sum_{\mu \in M'} \langle f, \gamma_\mu \rangle \gamma_\mu$$

Ecuación 7.

Estas propiedades son equivalentes a una base ortonormal y permiten una estabilidad de la representación (Candès & Donoho, 1999). A continuación, se mostraba una descripción del proceso de la transformación Curvelet.

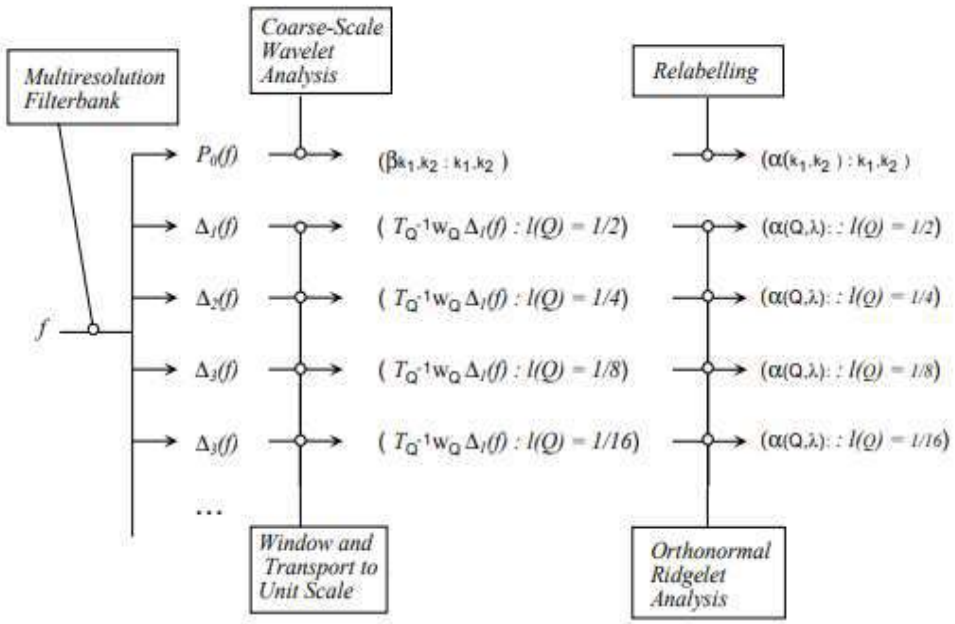


Ilustración 3.Descripción general de la organización de la transformación Curvelet.
Fuente: (Donoho & Duncan, 1999)

6.6.1. Análisis de transformada Curvelet

Hay una definición de procedimiento de la transformación y los cuales son necesarios (Donoho & Duncan, 1999).

- *Descomposición subbanda*. Definimos un banco de filtros de subbanda $P_0, (\Delta_s, s \geq 0)$. El objeto f se filtra en subbandas:

$$f \rightarrow (P_0 f, \Delta_1 f, \Delta_2 f, \ldots).$$

Las diferentes subbandas $\Delta_s f$ contienen detalles de 2^{-2s} de ancho.

- *Partición suave.* Se define una colección de ventanas suaves $\omega_Q(x_1, x_2)$ localizadas alrededor de cuadrados diádicos

$$Q = [k_1/2^s, (k_1+1)/2^s] \times [k_2/2^s, (k_2+1)/2^s]$$

Ecuación 8.

Multiplicando una función por la función de ventana correspondiente ω_Q se produce un resultado localizado cerca de Q. Hacer esto para todos los Q a cierta escala, es decir, para todos $Q = Q(s, k_1, k_2)$ con k_1 y k_2 variando pero s fijo, produce un resultado disección suave de la función en 'cuadrados'. En esta etapa del procedimiento, aplicamos esta disección de ventana a cada una de las subbandas aisladas en la etapa previa del algoritmo.

$$\Delta_s f \rightarrow (\omega_Q \Delta_s f)_{Q \in Q_s}$$

En este procedimiento se deben considerar varios asuntos importantes, buscando la reconstrucción exacta de la imagen, se construyó la función de ventana, es una función ω lisa no negativa que proporciona una partición de la energía dada por la ecuación 9

$$\sum_{k_1\, k_2} \omega^2 (x_1 - k_1, x_2 - k_2) \equiv 1, \forall (x_1, x_2)$$

Ecuación 9.

También la fórmula de reconstrucción dada por la ecuación 10.

$$\sum_{Q \in \mathfrak{H}_s} \omega_Q . h_Q = \sum_{Q \in \mathfrak{H}_s} \omega_Q . h = h$$

Ecuación 10.

Y finalmente la propiedad de conservación de la energía, presentada en la ecuación 11

$$\sum_{Q \in \mathfrak{H}_s} \|h_Q\|_2^2 = \sum_{Q \in \mathfrak{H}_s} \int \omega_Q^2 h^2 = \int \sum_{Q \in \mathfrak{H}_s} \omega_Q^2 h^2 = \int h^2 = \|h_Q\|_2^2$$

Ecuación 11.

- Renormalización. Para un cuadrado diádico Q, deja

$$(T_Q f)(x_1, x_2) = 2^s f(2^s x_1 - k_1, 2^s x_2 - k_2)$$

Ecuación 12.

Se denota el operador que transporta y renormaliza f para que la parte de la entrada admitida cerca de Q se convierta en la parte de la salida admitida cerca de $[0,1]^2$. En esta etapa del procedimiento, cada 'cuadrado' que resulta en la etapa previa se renormaliza a escala unitaria

$$g_Q = \left(T_Q\right) - 1\left(\omega_Q \Delta_s f\right), \quad Q \in Q_s.$$

Ecuación 13.

- Análisis Ridgelet. Cada 'cuadrado' se analiza en el sistema de ridgelet ortonormal. Este es un sistema de elementos base ρ_λ que hace una ortobase para L^2 ($\boldsymbol{R}^2$):

$$\propto_\mu = \langle g_Q, \rho_\lambda \rangle, \qquad \mu = (Q, \lambda)$$

  Es decir si se tiene un objeto f, que representa el borde, una vez se realiza el filtrado por sub-banda, cada proceso da como resultado la producción de una sub banda de escala fina, que contendrá un mapa de los bordes engrosados en un factor 2^{-2s} de acuerdo al operador de filtro de sub-banda. Esto provee a la sub banda una colección de crestas lisas (ridges). Cuando se divide, entonces cada sub banda en “cuadriculas”, si existe un cuadro vacío, es decir, el cuadro no tiene cruces con el borde; o un fragmento de cresta. Las ridgelets son casi rectas a escalas finas, debido a que el borde es casi una recta, y estos fragmentos son los datos de entrada ideales para la transformada Ridgelet. En la siguiente imagen puede observar el proceso de entrada del objeto f, del que es producida la cuadricula, separados los bordes a lo largo de la cuadricula y el aislamiento de cada cuadro donde únicamente se toman los que tienen coincidencia con los bordes (Donoho & Duncan, 1999).

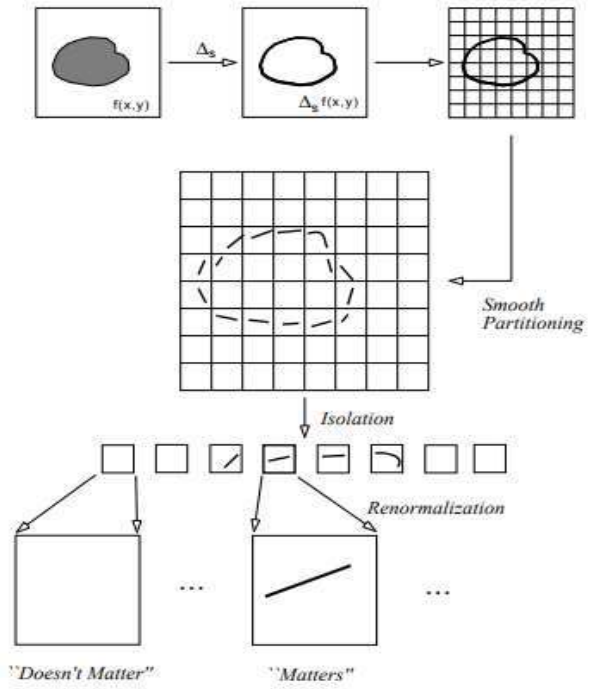


Ilustración 4. Descomposición espacial de una sola banda
Fuente: (Donoho & Duncan, 1999)

Las ridgelet divide el dominio de la frecuencia en coronas diádicas $|\xi| \epsilon\, [2^s, 2^{s+1}]$, en su dirección angular, el muestreo de las s coronas se hace al menos 2 s veces. Mientras que en la dirección radial se usan Wavelets locales.

La fórmula en el dominio de la frecuencia de la Ridgelet está dada por:

$$\hat{\rho}_{\lambda}(\xi) = |\xi|^{-\frac{1}{2}}(\hat{\psi}_{j,k}(|\xi|)w^{\in}{}_{i,l}(\theta) + \hat{\psi}_{j,k}(-|\xi|)ww^{\in}{}_{i,l}(\theta + \pi))/2$$

Ecuación 14.

Donde, $w_{i,l}$ son Wavelets periódicas para $[\pi, \pi)$, i es la escala angular y $l \in [0, 2^{i-1} - 1]$ es la localización angular $\hat{\psi}_{j,k}$ son las Wavelets Meyer para $\Re$, j es la escala ridgelet y k es la localización ridgelet (Devir & Shpinner, 2006) Estos procedimientos se pueden observar gráficamente en la siguiente imagen, en la misma se encuentra el análisis a realizar sobre un fragmento de ridge, encontrando los cuadros de importancia, aplicando la transformada de Fourier, posterior se define la cuadricula, se aplican las ridgilets a cada segmento y se aplica a transformada inversa bajo divisiones angulares.

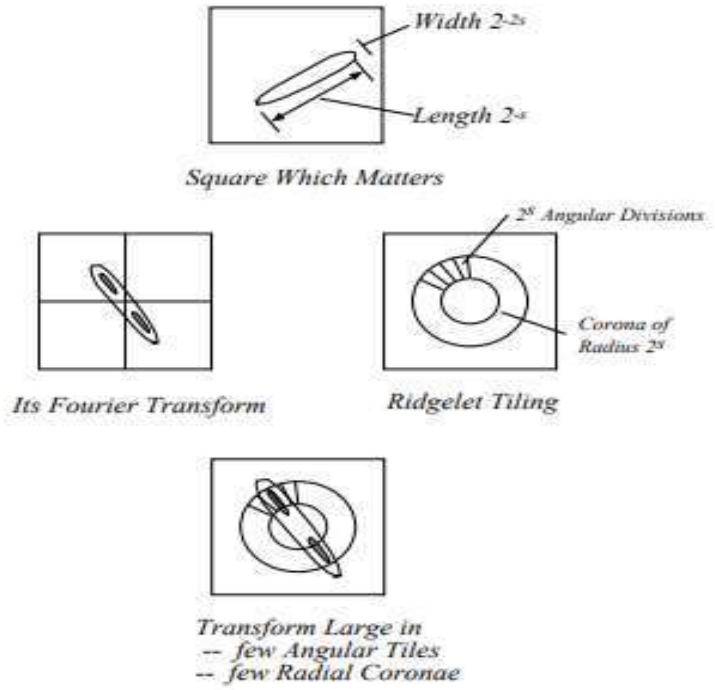


Ilustración 5. Análisis ridgelet de un fragmento de ridge.
Fuente: (Donoho & Duncan, 1999)

Esto significa entonces que cuando se encuentra un objeto con una transformada de Fourier, que parece un fragmento de dicha ridge, se puede representar con muy pocos coeficientes. El fragmento ridge se apoya en una banda de resolución angular de 2^s, de tal manera que tiene un orden de 2s coeficientes para representar un fragmento individual, únicamente la base ridgelet tiene la localización angular capaz de imitar el fragmento ridge.

Una vez se obtiene los coeficientes Ridgilet se puede realizar una reconstrucción que también requiere varios pasos los cuales comprenden La síntesis ridgelet: Cada cuadro es reconstruido desde un sistema ortonormal ridgelet

$$g_Q = \sum_\lambda \alpha(\lambda, Q)\rho\lambda$$

Ecuación 15.

- Renormalización: Cada cuadro resultante en el paso anterior es renormalizado a su propio cuadro adecuado

$$h_Q = (T_Q)g_Q, \qquad Q \in \mathfrak{S}_s$$

Ecuación 16.

- Integración de bordes: Inversa de la disección de ventanas a cada una de las ventanas reconstruidas en el paso anterior

$$g_Q = \sum_{Q \in \mathfrak{S}_s} w_Q . h_{Q.}$$

Ecuación 17.

- Recomposición sub banda: Finalmente se deshacen los bancos de filtros de sub-banda

$$P_0(P_0 f) + \sum_{s>0} \Delta_s(\Delta_s f)$$

Ecuación 18.

6.7. Transformada Ridgelet

Inicialmente esta transformada introdujo como una expansión escasa para funciones en espacios continuos que están alejados de las discontinuidades a lo largo de las líneas. Una base sustancial para el análisis de Ridgelet (Candès & Donoho, 1999). La transformada de Ridgelet continua de s 2 L2 (R2) se define por (Carré & Andres, 2004):

$$r(a, b, \theta) = \int_{R^2} \psi_{a,b,\theta}(x) s(x) dx$$

Ecuación 19.

Con $x = (x_1, x_2) \in R^2$ y $\psi_{a,b,\theta}(x)$ la función Ridgelet 2-D definida desde una Wavelet 1-D funciona como:

$$\psi_{a,b,\theta}(x) = a^{-1/2}\psi\left(\frac{x_1 cos\theta + x_2 sin\theta - b}{a}\right)$$

Ecuación 20.

$b \in R$, es el parámetro de traducción, $a \in R$ es el parámetro de dilatación y $\theta \in [0,2\pi]$ es el parámetro de dirección.

La función $\psi_{a,b,\theta}(x)$ está orientado en el ángulo θ y es constante a lo largo de las líneas:

$$x_1 cos\theta + x_2 sin\theta = const$$

Ecuación 21.

Transversal a estas crestas es una función wavelet. En comparación, la función de wavelet 2-D continua son productos tensores de wavelets 1-D $\psi_{a,b,\theta}(x)$ definidos por:

$$\psi_{a,b}(x) = \psi_{a_1,b_1}(x_1)\psi_{a_2,b_2}(x_2)\ with\ \psi_{a_1,b_1}(x) = a_1^{-1/2}\psi\left(\frac{x-b_1}{a_1}\right)$$

Ecuación 22.

Con la transformada Ridgelet, los parámetros de traducción (b_1, b_2) de la transformada wavelet 2-D se reemplazan por los parámetros de línea (b, θ)

Una herramienta básica para calcular los coeficientes de Ridgelet es ver el análisis de Ridgelet como un análisis Wavelet en el dominio Radón: en 2-D, los puntos y las líneas se relacionan a través de la transformada Radon, así las transformadas wavelet y Ridgelet están vinculadas a través de la transformada Radon (Carré & Andres, 2004).

La transformada de Radon se define:

$$R_s(\theta, t) = \int_{R^2} s(x)\,\delta(x_1 cos\theta + x_2 sin\theta + t)dx_1 dx_2$$

Ecuación 23.

Dónde δ es la distribución de Dirac. Los coeficientes de Ridgelet r_s de s están dados por la transformada wavelet 1-D a las proyecciones de la transformada de Radon donde la dirección θ es constante y t es variable.

$$r_s(\theta, a, b) = \int_R \psi_{a,b}(t) R_s(\theta, t)dt$$

Ecuación 24.

La transformación de Radon puede obtenerse aplicando la transformada inversa de Fourier 1-D a la transformada bidimensional de Fourier restringida a líneas radiales que pasan por el origen (esto es exactamente lo que vamos a hacer en el dominio discreto de Fourier con ayuda de análisis discretos líneas) (Carré & Andres, 2004).

$$\hat{s}(\omega cos\theta, \omega sin\theta) = \int e^{-j\omega t} R_s(\theta, t)dt$$

Ecuación 25.

Con sb la transformada de Fourier 2-D de s
Esta es la fórmula de corte de proyección que se utiliza en la reconstrucción de imágenes a partir de métodos de proyección. Todas estas relaciones se reanudan en la figura 1 (Carré & Andres, 2004).

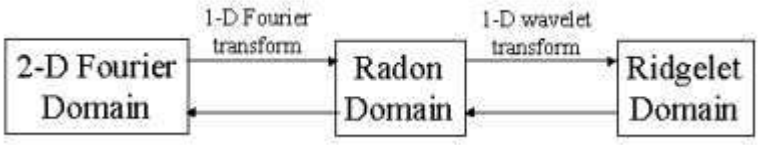


Ilustración 6. Reacciones entre transformaciones
Fuente: (Carré & Andres, 2004)

6.8. Transformada de Contourlet

Esta transformada surgió de la inconformidad en la aplicación de la transformada wavelet en el sentido de la detección de discontinuidades puntuales, ya que no capturan bien la geometría de los contornos, esto debido a un efecto muy conocido en la fusión de imágenes como el denominado diente de sierra (Medina, et al., 2014). De allí surgió entonces el nacimiento de una transformada que evitara ese efecto que presentaban las transformadas Wavelet, la transformada Contourlet.

La transformada de Contourlet básicamente se encarga de: “realizar una expansión dispersa de las imágenes típicas que son suaves por partes pero que están lejos de ser contornos totalmente suaves” (Medina, et al., 2014). La razón por la cual es más notable la mejora entre la transformada wavelet y la Contourlet es que para esta última se tienen características de direccionalidad y captura de contornos, así mismo posee particularidades de las Wavelet entre ellas la multiescala, tiempo frecuencia y localización, adicionalmente gozan de alto grado de direccionalidad y anisotropía (Medina, et al., 2014).La principal ventaja de estas transformada de Contourlet es la posibilidad de mejorar los contornos, o representar contornos suaves con menos coeficientes de los proporcionados por las Wavelet, sus funciones base, están orientadas en potencias de dos, con respecto al número de direcciones y permiten relaciones de aspecto flexible (Minh & Vetterli, 2003).

Esto quiere decir que la Contourlet es capaz de representar un contorno suave utilizando un menor conjunto de fusiones base que una Wavelet, que sumado a esto también elimina el efecto de diente de sierra que se presenta en las wavelets.

6.8.1. Construcción de la Transformada de Contourlet

La construcción de esta transformada se realiza básicamente bajo la solución de dos procesos: La descomposición Multiescala que se refiere a la realización de pirámides palacianas y la combinación de las descomposiciones multiescala y multidireccional.

6.8.1.1. Descomposición multiescala (pirámides Laplacianas)

Esta descomposición hace referencia a la construcción de pirámides Laplacianas que conlleven a la generación de una imagen reducida, que también sirva de predictor para los valores de los pixeles de la imagen original (Peter & Edward, 1983). Así se puede obtener una imagen comprimida de la original, y codificar la imagen resultante de la resta entre la comprimida y la original, es decir la imagen diferencia; para así convertirse en el nivel inferior de la pirámide de Laplace y así se procede hasta llegar al nivel máximo en donde la perdida de información es tan alta que no permite construir otra imagen comprimida, porque no existiría la imagen diferencia (Medina, et al., 2014).

6.8.1.2. Combinación de las descomposiciones multiescala y multidireccional

La combinación de las descomposiciones multiescala y multidireccional se le llama el banco de filtros direccional piramidal o PDFB por sus siglas en ingles. Dado que los bancos de filtros direccionales DFB están desarrollados para capturar los componentes de altas frecuencias de las imágenes, los componentes de baja frecuencia quedan por fuera, por tal motivo se hizo necesario la implementación de un esquema multi-resolución. Las pirámides Laplacianas hacen posible que las pasabandas puedan ser utilizadas para el DFB, lo que genera que sea más diferenciable en cuanto a la información direccional presente en dichas imágenes. Una estructura doble iterada de filtros puede obtenerse si se repite ese proceso varias veces (Minh & Vetterli, 2003) que comúnmente se llama como se mencionaba antes PDFB.

6.9. Índices de Evaluación

Para la evaluación de las diferentes imágenes que se clasificaran, se utilizaran una serie de índices de evaluación tanto de su calidad espectral, espacial y global. Entre estos índices se encuentra el Entropy, ERGAS, BIOS, Índice de Correlación, etc.

6.9.1. Índice ERGAS.

El índice ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionallede Synthese) es un índice de calidad de imágenes fusionadas, que se divide en ERGAS espectral y ERGAS espacial (Wald, 2002). Este índice está dado por las siguientes ecuaciones:

$$ERGAS_{Espectral} = 100\frac{h}{l}\sqrt{\frac{1}{N_{Bandas}}\sum_{i=1}^{N_{Bandas}}\left[\frac{\left(RMSE_{Espectral}(Banda^i)\right)^2}{(MULTI^i)^2}\right]}$$

Ecuación 26.

En donde h y l representan la resolución espacial de las imágenes PAN y MULTI; es el número de bandas de la imagen fusionada; MULTI (i) es el valor de la radiantica en la banda i-ésima de imagen (Wald, 2000) y será definida como sigue:

$$RMSE_{Espectral}(Banda^i) = \frac{1}{NP}\sqrt{\sum_{i=1}^{NP}\left(MULTI^i{}_{(j)} - FUS^i{}_{(j)}\right)^2}$$

Ecuación 27.

En donde NP es el número de pixeles de la imagen $FUS^i{}_{(x,y)}$

El otro índice en el que se divide el ERGAS es el espacial, el cual evalúa la calidad espacial de la imagen, se define de la siguiente forma:

$$ERGAS_{Espacial} = 100\frac{h}{l}\sqrt{\frac{1}{N_{Bandas}}\sum_{i=1}^{N_{Bandas}}\left[\frac{\left(RMSE_{Espacial}(Banda^i)\right)^2}{(PAN^i)^2}\right]}$$

Ecuación 28.

Y el $RMSE_{Espacial}$ se define de la siguiente manera:

$$RMSE_{Espacial}(Banda^i) = \frac{1}{NP}\sqrt{\sum_{i=1}^{NP}\left(PAN^i{}_{(j)} - FUS^i{}_{(j)}\right)^2}$$

Ecuación 29.

Usualmente el índice ERGAS se expresa como un porcentaje, de la siguiente forma:

$$ERGAS = 100\frac{h}{l}\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}\left[\frac{\left(RMSE(B_i)\right)^2}{(M_i)^2}\right]}$$

Ecuación 30.

En donde h es la resolución espacial y l la resolución espectral. En este índice se busca que el valor se siempre cercano a 0.

6.9.2. Índice RASE.

Este índice RASE (Relative Average Spectral Error) evalúa la calidad espectral de las imágenes fusionadas o modificadas espectralmente. En cuanto es menor su valor, es mejor este índice. Está definido por la siguiente ecuación:

$$RASE = \frac{100}{M}\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}\left(RMSE(Banda_i)\right)^2}$$

Ecuación 31.

En donde M es la radiancia media de todas las bandas originales, N el número de bandas fusionadas (Ranchin & Wald, 2000). En este índice e busca obtener valores muy pequeños, siendo el menor de la totalidad el mejor.

6.9.3. Índice de Calidad Universal (Q).

Este índice de calidad identifica cualquier distorsión como una combinación de tres factores: Perdida de correlación, distorsión de luminancia y contraste de distorsión (Wang & Bovink, 2002), está definido por la siguiente ecuación:

$$Q = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y} * \frac{2\bar{x}\bar{y}}{(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2} * \frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_x^2}$$

Ecuación 32.

En donde el primer componente hace referencia al coeficiente de correlación entre x y y. El mejor valor es cuando este índice es 1.

6.9.4. Índice de Correlación.

En este coeficiente se calcula la correlación entre las diferentes imágenes fusionadas y la imagen multiespectral original, para obtener un valor de conservación de la resolución espectral. Y para el caso de la conservación de la resolución espacial se realiza el mismo

procedimiento, pero con la imagen pancromática en lugar de la multiespectral (Riyashi, et al., 2009). Se define por la siguiente ecuación:

$$corr(A/B) = \frac{\sum_{j=1}^{npix}(A_j - \bar{A})(B_j - \bar{B})}{\sqrt{\sum_{j=1}^{npix}(A_j\bar{A})\sum_{j=1}^{npix}(B_j\bar{B})}}$$

Ecuación 33.

El valor ideal de este índice es 1, por lo que todo valor cercano a este será adecuado.

6.9.5. Índice Entropía

Este índice refleja la cantidad de información incluida en una imagen. Este índice requiere de un análisis de histograma en donde p es el porcentaje de pixeles, cuyo valor está dentro de ciertas clases, mientras que bc es el número total de clases (Vaiopoulos, 2011). Este índice está dado por la siguiente ecuación:

$$E = -\sum_{i=1}^{bc} p * log_2(p)$$

Ecuación 34.

En donde, un mejor índice es aquel que se acerca más al valor de RGB.

6.9.6. Índice BIAS

Este índice está basado en la división de los valores medios de la imagen procesada y la imagen original. El valor teórico ideal de este índice es 0. Un valor pequeño de este índice tanto negativo, como positivo indica una fuerte semejanza entre la variable x y. (Vaiopoulos, 2011) Este índice está definido por la siguiente ecuación:

$$Bias = 1 - \frac{\bar{y}}{\bar{x}}$$

Ecuación 35.

6.10. Clasificación Supervisada

Los sistemas de clasificación supervisados son aquellos en los que, a partir de un conjunto de ejemplos clasificados (conjunto de entrenamiento), intentamos asignar una clasificación a un segundo conjunto de ejemplos (Caparrini, 2017). Para la implementación de este tipo de clasificación se explicarán dos métodos muy usados:

6.10.1. Máquinas de soporte vectorial (SVM)

Se caracteriza por el sistema de aprendizaje automático que permite resolver problemas de clasificación eficientemente. Se basa en la Teoría de Aprendizaje Estadístico. Se caracteriza por (Melo, Medina, & Pulido, 2016):

- Posee fundamentación matemática solida
- Se basa en la minimización del riesgo estructural (minimiza probabilidad de una clasificación errónea sobre nuevos ejemplos)
- Dispone de potentes herramientas y algoritmos para encontrar la solución óptima rápida y eficientemente.

También se consideran como una extensión de los modelos lineales que se aplican a problemas con dos clases el espacio de entrada se transforma en un nuevo espacio con nuevos atributos obtenidos por combinación no lineal de los atributos originales, el modelo lineal obtenido en el nuevo espacio representa un límite de decisión no lineal en el espacio original, el modelo lineal buscado es el hiperplano de máximo margen: el hiperplano que da la máxima separación entre clases, se evita el sobreajuste (Zamorano, 2005).

La teoría de la SVM está basada en la idea de minimización de riego estructural (SRM) (Vapnik, 1995). En muchas aplicaciones, las SVM han mostrado tener gran desempeño, más que las máquinas de aprendizaje tradicional como las redes neuronales (Burgues, 1998) y han sido introducidas como herramientas poderosas para resolver problemas de clasificación. Una SVM primero mapea los puntos de entrada a un espacio de características de una dimensión mayor (si los puntos de entrada se encuentran en R^2 , entonces serán mapeados en R^3) y encuentra un hiperplano que los separe y maximice el margen m entre las clases en este espacio, esto se puede evidenciar en la siguiente imagen (Betancourt, 2005):

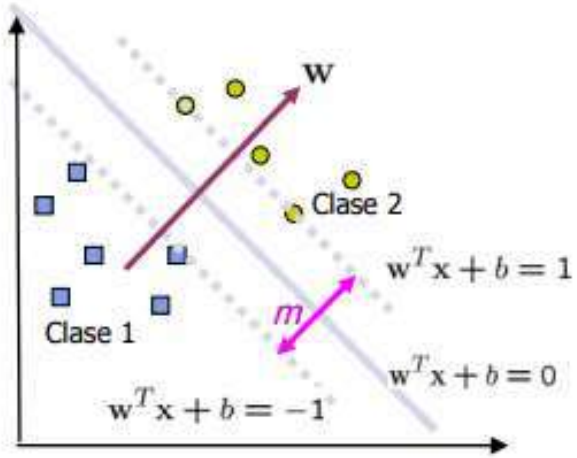


Ilustración 7. La frontera de decisión
Fuente: (Betancourt, 2005)

Maximizar el margen m es un problema de programación cuadrática (QP) y puede ser resuelto por su problema dual introduciendo multiplicadores de Lagrange. Sin ningún conocimiento del mapeo, la SVM encuentra el hiperplano óptimo utilizando el producto punto con funciones en el espacio de características que son llamadas kernels. La solución del hiperplano óptimo puede ser escrita como la combinación de unos pocos puntos de entrada que son llamados vectores de soporte (Betancourt, 2005).

6.10.2. Árboles de decisión

Los árboles de decisión descomponen el espacio de atributos en P conjuntos disjuntos, $Kr, r = 1, \dots P$ usando reglas de decisión que son ortogonales a los ejes de los atributos (ejes paralelos). Por consiguiente, una regla de decisión puede ser descrita como una expresión simple de la forma $X_i \geq T_i, o\, X_i < T_i$, donde T_i es algún umbral, lo cual hace que esta operación sea fácil de entender por el usuario, un ejemplo de lo anterior se puede apreciar en la siguiente ilustración, se puede observar un árbol de decisión junto con las reglas que ocurren en cada nodo. Usando una muestra de datos que tienen X_i atributos y cuya clase real se conoce, los árboles de decisión seleccionan los atributos más apropiados para realizar la partición del espacio n dimensional y producir una clasificación cercana a la real. En la ilustración 9, cada nodo toma una decisión binaria basada en uno (o más) valores de atributos. Los atributos pueden ocurrir en cualquier parte del árbol y las hojas (nodos extremos) realizan las decisiones finales para obtener las clases de interés (Lizarazo, 2008).

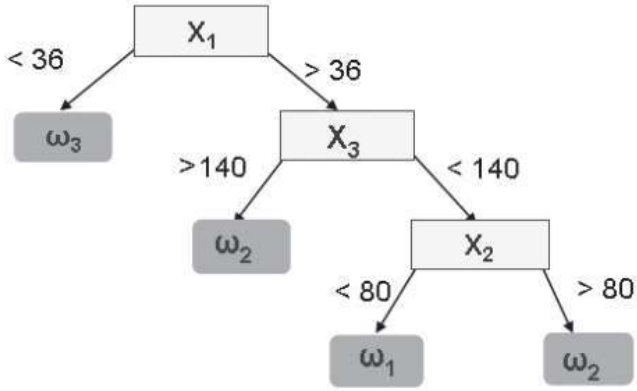


Ilustración 8. Representación de un árbol de decisión simple
Fuente: (Lizarazo, 2008)

La clasificación de una región en un árbol de decisión está determinada por la trayectoria descrita desde la raíz del árbol hasta la hoja. Por tanto, cada regla refina progresivamente la clasificación de una manera jerárquica. El árbol refleja la complejidad del problema de clasificación: si la separación es problemática hay que usar muchas reglas, si ella es simple unas pocas son suficientes, de manera que la profundidad del árbol depende de la naturaleza del problema. De igual forma, cada regla solamente considera aquellos atributos que ayudan a resolver el problema de clasificación y los otros son simplemente ignorados. El árbol se construye iniciando desde la raíz y evaluando cada uno de los atributos para determinar cuál de ellos es el que mejor divide los datos en dos conjuntos disjuntos. El mejor atributo es aquel que produce el menor número de muestras mal clasificadas. Luego de este paso, el árbol ya está compuesto de dos ramas y un nodo raíz. El proceso se repite por cada rama, realizando la partición de las muestras de manera tal que se puedan clasificar todos los datos. Los cortes de decisión se hacen de manera paralela a los ejes, como se muestra en la figura 6, y se realizan en una secuencia que tiene implicaciones para la generalización y la optimización, como se verá más adelante (Lizarazo, 2008).

6.11. Clasificación No Supervisada

En el método de clasificación no supervisado o modo auto-organizado de clasificación (Gutiérrez, Bedoya, & Fernández, 2005), los sistemas de clasificación no supervisados son aquellos en los que no disponemos de una batería de ejemplos previamente clasificados, sino que únicamente a partir de las propiedades de los ejemplos intentamos dar una agrupación (clasificación, clustering) de los ejemplos según su similaridad (Caparrini, 2017).

6.11.1. Isodata

Para implementar este método en general, el primer paso es la asignación de valores iniciales arbitrarios al clúster. En segundo lugar, clasifique cada píxel al clúster cercano. Para calcular la media del clúster de todos los píxeles en un clúster es el tercer paso. La repetición de los pasos 2 y 3 continúa hasta que el "cambio" entre la iteración es pequeño. El "cambio" se puede considerar de 2 formas, ya sea por el porcentaje de cambio de píxeles de una iteración a otra o calculando el cambio de distancias para el vector de clúster medio entre iteraciones (Abbas, et al., 2016).

El algoritmo utilizado para implementar el método Isodata:

- Calcula que la clase significa constantemente circulada en el espacio de datos antes de agrupar iterativamente los píxeles continuos utilizando enfoques de distancia mínima.
- Cada iteración vuelve a calcular los medios y reclasifica píxeles con respecto a los nuevos medios, mientras que en el enfoque de K-Means, la cantidad de clústeres K sigue siendo la misma.
- Lo mismo a lo largo de la iteración, aunque puede ocurrir más tarde que más o menos clústers se ajusten mejor a los datos. Este inconveniente se puede superar en el Algoritmo ISODATA, que permite que la cantidad de clústeres se ajuste automáticamente durante la iteración al fusionar clústeres similares y clústeres divididos con grandes desviaciones estándar.

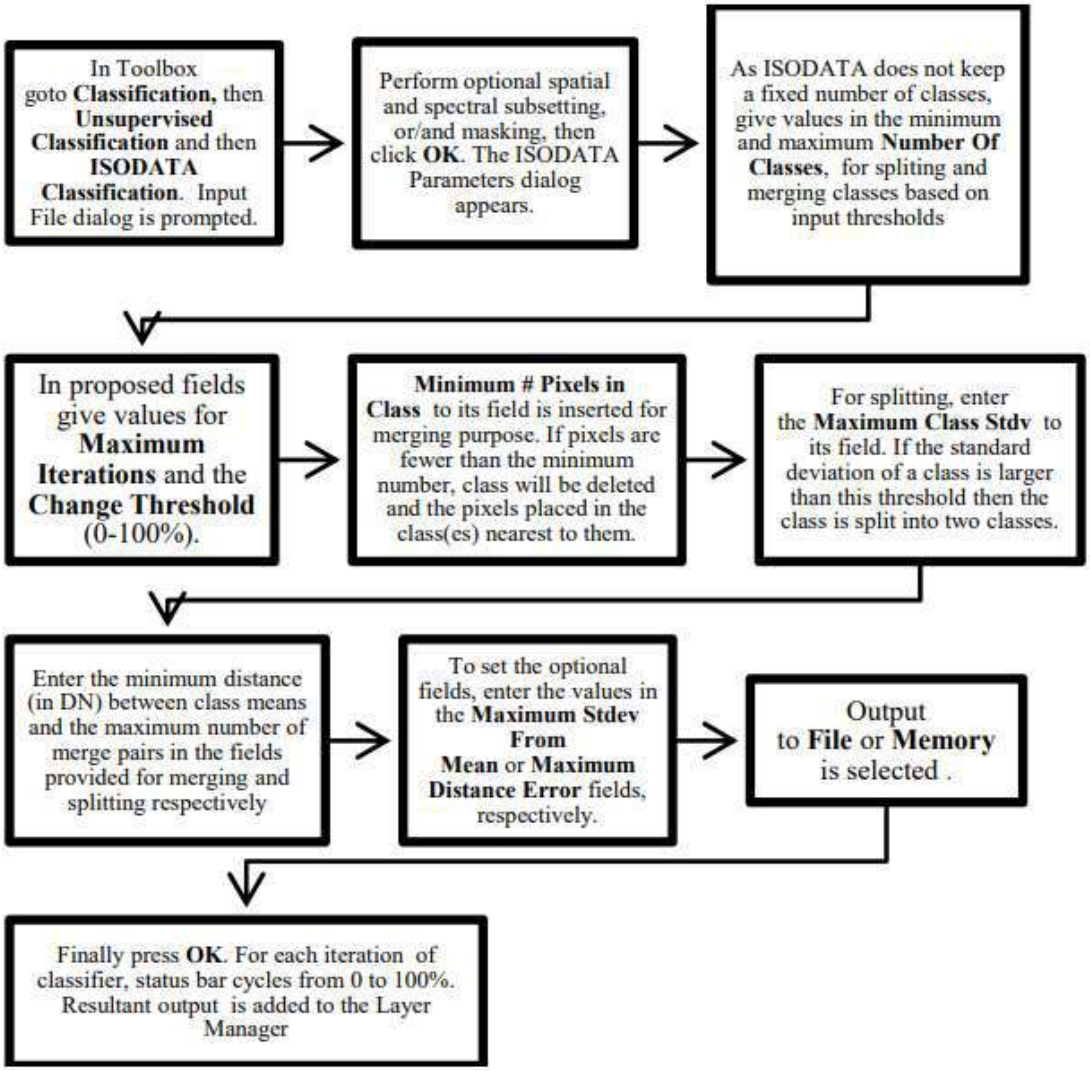


Ilustración 9. Flujo de trabajo de implementación de ISODATA
Fuente: (Abbas, et al., 2016)

6.11.2. K-means

Este método tiene su principio en determinar las medias de las clases para luego de forma iterativa los píxeles sean insertados en las clases más cercanas utilizando las técnicas de mínima distancia. En cada iteración se recalcula la media de la clase y se vuelven a reclasificar todos los píxeles. Todos los píxeles serán clasificados si se limita la desviación estándar o la distancia máxima de búsqueda.

Aunque el algoritmo K-means es conocido desde hace más de 5 décadas sigue siendo uno de los algoritmos de aprendizaje automático más utilizados y mejor valorados. Dado un conjunto de datos y un valor K, el algoritmo genera una partición de los datos con K clústers. El objetivo de K-means es minimizar el error cuadrático medio de todos los clústers. El error cuadrático de un clúster se define como la media de los cuadrados de las diferencias de los objetos de un clúster al centroide del clúster. El centroide de un clúster es el punto medio de todos los objetos del clúster. El problema que trata de resolver el algoritmo K-means es NP-difícil, incluso para el caso de K = 2, por lo que K-means es un algoritmo voraz que devuelve un óptimo local. No obstante, estudios recientes demuestran que si los clústers están bien

separados el algoritmo K-means obtendrá el óptimo global con alta probabilidad. El Algoritmo 2.2 describe los pasos seguidos por K-means. En primer lugar, se seleccionan K casos como centroides iniciales. Posteriormente, en un segundo paso, se asigna cada caso al clúster representado por el centroide más cercano. Finalmente, en el tercer paso se vuelven a calcular los centroides como la media de todos los casos asignados a cada clúster. Si los centroides calculados difieren de los anteriores se vuelve al paso 2, si no, el algoritmo devuelve como resultado la última partición calculada (Goikoetxea, 2010).

Dado que al aumentar el valor de K el error cuadrático medio se reduce (siendo 0 con K = N) éste puede ser minimizado sólo para un valor prefijado de K. Dicho de otro modo, el error cuadrático medio no sirve para comparar la bondad de particiones con distinto número de clústers. El algoritmo K-means requiere tres parámetros de usuario. El primero, y el principal, es K, el número de clústers de la partición. Existen varios heurísticos para calcular el valor de K ya que no existe método matemático valido. Una aproximación habitual es ejecutar el algoritmo en repetidas ocasiones con diferentes valores de K y utilizar algún criterio para seleccionar el más adecuado, ya sea mediante un experto en el área o bien mediante técnicas de validación. Otro parámetro a definir es la selección inicial de centroides. Dicha selección condiciona el óptimo local al que llega el algoritmo. Una posible forma de minimizar el impacto producido por este parámetro es ejecutar el algoritmo varias veces con distintas inicializaciones y seleccionar la partición que tenga un menor error cuadrático medio (Goikoetxea, 2010).

Por otra parte, existen diversas aproximaciones para seleccionar los centroides iniciales de forma inteligente. El tercer parámetro a definir es la función de distancia entre los casos de la base de datos. La distancia más habitual es la euclidiana con lo que se generan clústers de forma esférica. Para encontrar clústers hiper-elipsoidales Mao y Jain (1996) utilizaron la distancia de Mahalanobis. Otras distancias pueden servir para otros propósitos. Existen multitud de variantes de K-means. Por ejemplo, el Fuzzy c-means es una variante del K-means para clustering difuso. Otra variante, llamada X-means, selecciona automáticamente el valor adecuado de K. También existen variantes para reducir el coste computacional de K-means o para reducir la cantidad de memoria necesaria. Otras variantes modifican la forma de calcular el centroide de cada clúster. Por ejemplo, el algoritmo PAM (o K-medoids) utiliza como centroide el caso con menor distancia media al resto de los casos del clúster. A diferencia de lo que ocurre con K-means los centroides de los clústers serán siempre casos de la base de datos. Esta versión permite la ejecución del algoritmo sobre datos que no estén representados como vectores y de los que no se pueda calcular el caso medio como, por ejemplo, secuencias de longitud variable. También permite la ejecución del algoritmo cuando se desconozcan los datos y sólo se conozca la matriz de distancias correspondiente. (Goikoetxea, 2010)

6.12. Índices de evaluación para clasificaciones

A continuación, se describirán los índices de evaluación que se utilizaron para evaluar las clasificaciones supervisada y no supervisada realizadas por los métodos anteriormente:

6.12.1. Matriz de Confusión

Es una matriz bidimensional que está conformada, en sus filas por las clases de referencia y en sus columnas por las categorías deducidas de la clasificación. Como es de esperarse será una matriz cuadrada de tamaño **n x n** donde n indica el número de categorías. La diagonal de la matriz representa el número de puntos de verificación en donde se produce acuerdo entre las dos fuentes (mapa y realidad), mientras que lo demás supone errores de asignación. La fiabilidad global del mapa, mostrados en la tabla 4 como exactitudes del productor y del usuario, esta expresada por la relación entre el número de puntos correctamente asignados y el total. Los residuales ubicados en las filas señalan tipos de cubierta real que no se incluyeron en el mapa, mientras los residuales ubicados en las columnas indican cubiertas del mapa que no se ajustan a la realidad (Chuvieco, 1996). En general según Aronoff, Owe y Ornsby esto representan los errores por omisión y comisión respectivamente.
A continuación, se muestra un ejemplo de una matriz de confusión:

Tabla 4. Matriz de confusión.

		Datos de referencia (terreno)						
	Clases*	1	2	3	4	Total	Exactitud Usuario	Error Comisión
Datos de Clasificación	1	43	0	1	7	51	84.3	16
	2	0	4	0	0	4	100	0
	3	0	0	8	8	16	50	50
	4	2	0	5	31	38	81.6	18
	Total	45	4	14	46	109		
	Exactitud productor	95.6	100	57.1	67.4			
	Error Omisión	4	0.00	43	33			

Fuente: (Chuvieco, 1996)

6.12.2. Coeficiente Kappa

Este índice mide la diferencia entre el acuerdo mapa-realidad observado y el que cabría esperar simplemente por azar. En general este intenta determinar el nivel de ajuste debido a la exactitud de la clasificación, despreciando el causado por factores aleatorios (Chuvieco, 1996). La estimación de este coeficiente está determinada por la siguiente ecuación:

$$K = \frac{\sum P_{kk} - \sum P_{k+}P_{+k}}{1 - \sum P_{k+}P_{+k}}$$

Ecuación 36.

En donde $\sum P_{k+}P_{+k}$ se refiere a la sumatoria de los errores marginales, y $\sum P_{kk}$ se refiere a la sumatoria de los elementos de la diagonal.

6.13. Regresión Lineal

Una regresión lineal es la relación que se ajusta a un conjunto de datos experimentales, esta se caracteriza básicamente por una ecuación de predicción que se denomina Ecuación de Regresión, la cual consta de una variable independiente y de una o más variables de regresión dependientes, que se miden con un error insignificante y comúnmente se controla en la investigación. (Walpole, Myers, & Myers, 1999)

El término regresión lineal implica como su nombre lo dice que una variable para este caso Y se relaciona linealmente con una variable X, mediante la anteriormente mencionada Ecuación de Regresión, como se muestra a continuación:

$$Y = \alpha + \beta X$$

Ecuación 37.

En donde los coeficientes de regresión $\alpha\ y\ \beta$ son parámetros a estimar a partir de los datos de la muestra. Si se denominan sus estimaciones como a y b respectivamente, y $\hat{Y}$ como la estimación de Y, se puede generar la línea de regresión ajustada siguiente:

$$\hat{Y} = a + bX$$

Ecuación 38.

En donde a y b representan la intersección y la pendiente respectivamente, el valor $\hat{Y}$ quiere decir que se está estimando o prediciendo.

En el caso de una regresión lineal simple en donde solo se tiene una variable dependiente y una independiente las observaciones se pueden representar mediante pares de observaciones. Si se postula que todas las medias de Y caen en una línea recta cada Y_t se puede describir mediante el modelo de regresión lineal simple (Walpole, Myers, & Myers, 1999), de la siguiente forma:

$$Y_t = Y + E_t = \alpha + \beta X + E_{it}$$

Ecuación 39.

Donde el error aleatorio E_i, el error del modelo, debe tener una media de cero.

6.13.1 Método de mínimos cuadrados

En este procedimiento de minimización para estimar los parámetros de una regresión lineal, se encuentra a y b, las estimaciones de $\alpha\ y\ \beta$ de modo que la suma de los cuadrados de los residuos sea mínima. Comúnmente a esta suma de los cuadrados de los residuos se le denomina suma de los cuadrados de los errores y se denota como SSE (Walpole, Myers, & Myers, 1999). Para ello entonces se encontrará a y b de modo que se minimice de la siguiente forma:

$$SSE = \sum_{i=1}^{n} e_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - a - bx_i)^2$$

Ecuación 40.

Al resolver estas ecuaciones se puede obtener fórmulas de cálculo para a y b como se muestran a continuación:

$$b = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \hat{x})(y_i - \hat{y})}{\sum_{i=1}^{n}(0\ yx_i - \hat{x})^2}$$

Ecuación 41.

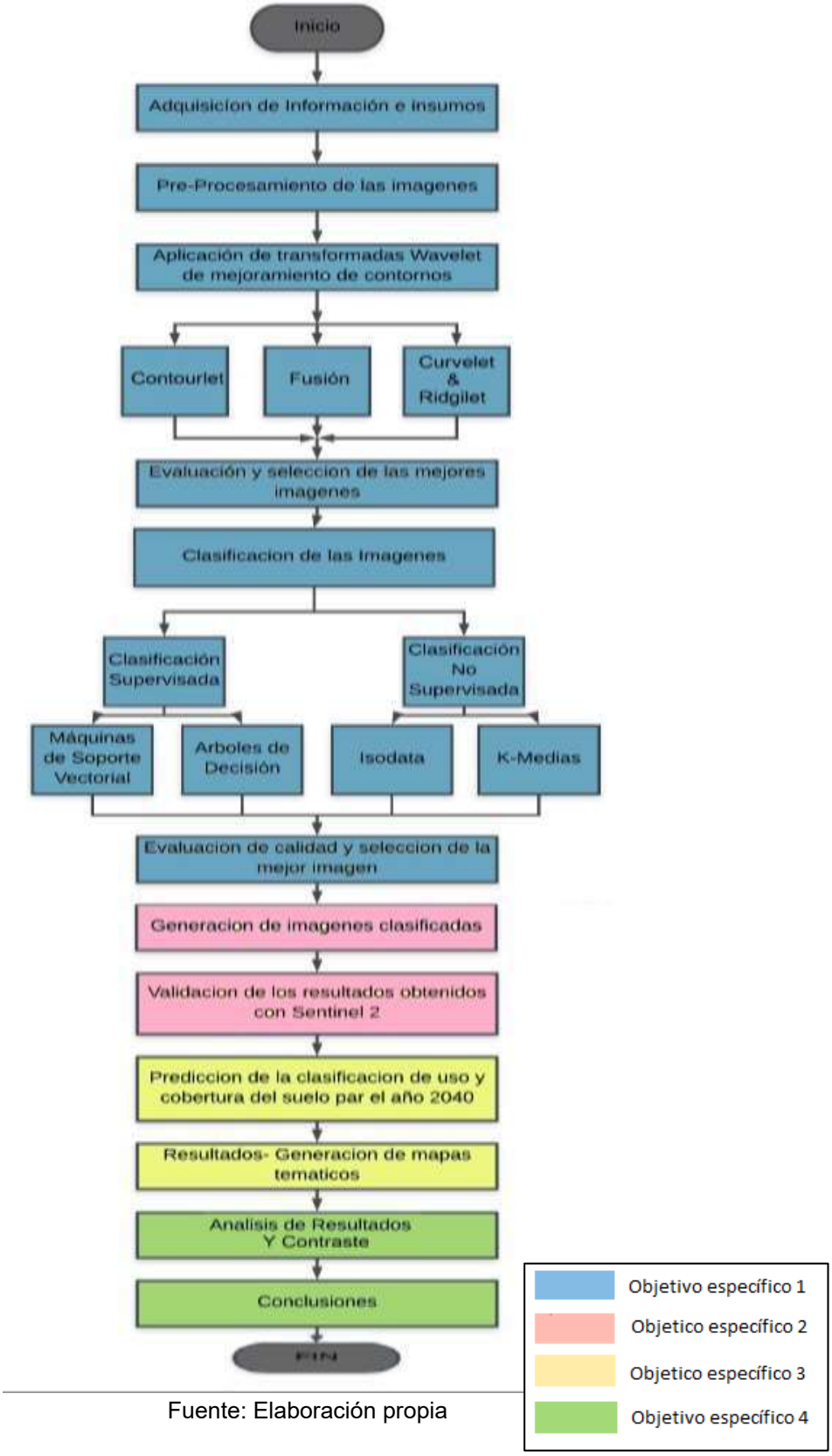
$$a = \hat{y} - b\hat{x}$$

Ecuación 42.

Los cálculos de a y b se realizan con el uso de los datos suministrados para el proyecto en cuestión.

7. METODOLOGÍA

A continuacion, se presente un diagrama de la metodologia que se ejecutara para lograr una correcta implementacion y desarrollo del proyecto, en donde posteriormente se realizará una breve descrpcion de cada paso que se nombra en el diagrama.



Fuente: Elaboración propia

7.1. Adquisición de Información e Insumos

Se determinó la zona de estudio, que comprende parte de municipios como Chía, Facatativá, Madrid, Mosquera, El Rosal, Funza y la zona central de Bogotá, ubicados en el departamento de Cundinamarca en Colombia. Se enfatizó en las zonas colindantes con la capital Bogotá D.C. Las imágenes que se utilizaron corresponden a imágenes Landsat 7 (ETM+) y 8 (OLI), ya que los años en los que se hizo el estudio están en el lapso de 2010 a 2018. A continuación, se muestra un mapa de la zona de estudio y una de las imágenes de la misión Landsat que se utilizarán:



Ilustración 10: Zona de estudio.
Google maps

Fuente:

Para el proyecto se utilizó una imágenes por año (dependiendo de la disponibilidad, nubosidad y temporalidad de las imágenes), correspondientes a épocas de verano o secas en la zona de estudio, como lo son los meses de Enero, Febrero, Junio, Julio, Agosto y en ocasiones Diciembre (Molano & Batista, 2006). Además, se necesitó de varios insumos entre ellos diferentes softwares como:

- ERDAS Imagine 2014
- MATLAB R2018a
- ENVI 5.3

7.2. Pre- procesamiento de las Imágenes.

Se debe hacer una preparación de las imágenes para que se puedan emplear los algoritmos para su procesamiento, entre los ajustes que se les hace a las imágenes están:

- **Concatenación de bandas (RGB):** El primer paso que se realizó fue separar las bandas roja, verde y azul en una nueva imagen para así obtener la imagen RGB que se necesita. Este procedimiento se llevó a cabo mediante el software Erdas.
- **Re-escalamiento de la imagen a 8 bits:** Para un mejor tratamiento de las imágenes en los diferentes software y algoritmos es necesario realizar la conversión de 16 bits que tienen las imágenes Landsat 8 a 8 bits. Para el caso de las imágenes Landsat 7 no es necesario, ya que estas vienen con este tipo de dato. El procedimiento se realizó también en el software ERDAS.
- **Cambiar el tamaño del Pixel:** Se debe cambiar el tamaño de las celdas del pixel las bandas RGB al tamaño de las celdas del pixel de la banda pancromática es decir pasar de tamaño de celda 30 de las RGB a tamaño 15 de la banda pancromática, esto con el fin de homogeneizarlas para su posterior tratamiento. Este procedimiento se realiza para poder aplicar más adelante algoritmos de fusión de imágenes. Se realizó mediante el software ERDAS.
- **Corrección de imágenes Landsat 7 (GapFill):** Debido al daño del sensor en este satélite, las imágenes salen con líneas negras sin información diagonales, es necesario corregirlas por medio de algoritmos como lo de ENVI para completar e interpolar información que no hay en este espacio o estos gaps.
- **Recorte de la zona de estudio:** Debido a que las imágenes originales descargadas de la página EARTH EXPLORER presentan un gran tamaño (más de lo que se necesita), es necesario que cubra la totalidad de la zona de estudio y tenga las medidas necesarias para procesar en el software (recorte diádico para poder realizar la fusión de las imágenes).
- **Fusión de imágenes:** Este procedimiento se realizó con el fin de mejorar la calidad espacial de las bandas RGB, esto a partir de la banda pancromática. Se realizaron 30 diferentes fusiones (ver tabla 5) en 5 niveles mediante un código elaborado en Matlab y adicionalmente se realizarán 3 fusiones mediante el software ERDAS, las cuales hacen referencia a Multiplicación, Componentes Principales y Transformada de Brovey. Estas fusiones se aplicaron únicamente a una imagen Landsat 7 y a una Landsat 8, con el fin de poder definir para cada sensor que tipo de fusión es la mejor y así al final aplicarles esta mejor fusión a todas las imágenes de cada tipo de sensor.

Tabla 5. Fusiones realizadas por imagen.

bior1.1	bior1.3	bior1.5	bior2.2	bior2.4
bior3.1	bior3.7	bior4.4	bior5.5	bior6.8
coif1	coif5	db4	db10	dmey
fk4	fk8	haar	sym2	sym8
rbio1.1	rbio1.3	rbio1.5	rbio2.2	rbio2.4
rbio3.1	rbio3.7	rbio4.4	rbio5.5	rbio6.8

Fuente: Elaboración propia

7.3. Aplicación de Transformadas Wavelet de Mejoramiento de Contornos.

El tercer paso hace referencia a la aplicación de transformadas Wavelet de mejoramiento de contornos. Para la aplicación de éstas transformadas se tienen en cuenta scripts realizados en el software Matlab. Estos scripts generan una caja de herramientas en donde se pueden aplicar este tipo de transformadas a imágenes mediante el código que desarrollan (Starck, Candes, & Donoho, 2002). Esta se descarga de la página web de Matlab y luego se ejecuta en el software. La aplicación de cada uno de estas transformadas Wavelet (Ridgilet, Contourlet, Curvelet) se le realizó a cada una de las imágenes de la zona de estudio, para así mejorar las formas y contornos de los objetos y elementos que hacen parte de la zona de estudio, esto también sirvió en procedimientos posteriores para mejorar la aplicación de algoritmos de clasificación de imágenes. Se realizaron tres Transformadas Wavelet, la Contourlet, Ridgilet y Curvelet.

7.4. Evaluación y Selección de las Mejores Imágenes

Como cuarto paso se encuentra la Evaluación y Selección de las Mejores Imágenes, el cual tiene como principal objetivo evaluar mediante los índices de correlación, RASE, ERGAS y Calidad Universal, las tres imágenes generadas por la aplicación de las transformadas Wavelet para mejoramiento de contornos.

Esta evaluación se hace mediante la ejecución del código realizado por (Vaiopoulos, 2011) en la cual desarrolla una serie de algoritmos para evaluación de imágenes, en los que se encuentran los índices RASE, ERGAS y demás índices que se desean. Este código se puede descargar gratuitamente en la página oficial de Matlab mediante el titulo **Hyperspectral Image Index Analysis** (Vaiopoulos, 2011) , al descargarlo se ejecuta en el software Matlab en el que se procederá a realizar la evaluación de todas las imágenes por los 3 métodos de mejoramiento. Esto se realiza con el fin de elegir con base a estos índices cual es la mejor transformada y así utilizar esta para los procesos siguientes.

7.5. Clasificación de las Imágenes

En este paso, se realizaron los procedimientos más relevantes del proyecto, ya que se procedió primero con una clasificación supervisada mediante los métodos de Máquinas de soporte Vectorial en ENVI y Árboles de Decisión en ERDAS. Posteriormente se continuó con la clasificación no supervisada mediante Isodata y K-means, las cuales se hicieron también mediante el software ENVI.

Estas clasificaciones tanto supervisada y no supervisada se hicieron para evidenciar cuál de estas dos es mejor realizar y con cuales de los métodos de cada una es mejor realizar la clasificación. Este procedimiento se realizó para las imágenes escogidas del proyecto, es decir a las imágenes del 2010 y hasta las imágenes del 2018.

7.6. Generación de Imágenes Clasificadas

En el paso seis se encuentra la Generación de Imágenes Clasificadas, lo cual hace referencia a las imágenes que se generaran a partir de las clasificaciones que se realizaran en el paso anterior para cada imagen, es decir, se tendrán todas las imágenes clasificadas, las cuales se buscara tengan un mismo formato estándar para mejorar su tratamiento posterior. Se implementaran estas dos clasificaciones supervisadas, con sus respectivas zonas de entrenamiento basadas en la metodología Corine Land Cover adaptado para Colombia (IDEAM & IGAC, 2007). Debido a que esta metodología es la que se creó en principio para clasificar imágenes de los satélites Landsat.

7.7. Evaluación de Calidad y Selección de la Mejor Imagen

El paso siete tiene como principio fundamental la evaluación de la calidad de las clasificaciones realizadas, esto mediante los diferentes índices estadísticos que se trabajaran como la matriz de confusión y los índices Kappa. Esto con el objetivo de encontrar la clasificación que mejor modela los usos y coberturas del suelo en la zona de estudio. Cabe resaltar que esta clasificación se realizara sobre las imágenes a las cuales se les aplicaron los ya elegidos mejores algoritmos de mejoramiento de contornos.

7.8. Validación de los Resultados Obtenidos mediante Imagen Ikonos.

En el paso ocho se realizó la validación de las clasificaciones seleccionadas a partir de una imagen IKONOS del 2015, para la validación de las imágenes Landsat 8 de la zona de estudio de manera que nos pueda brindar otra perspectiva de la calidad de las clasificaciones realizadas. Esta validación tiene como objetivo realizar una comparación de lo realizado con las imágenes trabajadas, por esto el hecho de no tener suficientes imágenes para validar todas las imágenes utilizadas, no afecta el desarrollo de este proyecto, ya que su principal proceso de evaluación es el código de Matlab de índices hiperespectrales de evaluación aplicados anteriormente. La otra parte de la validación consistió en comprar los resultados de las clasificaciones obtenidas con mapas o información de entidades territoriales con autoridad en estos temas.

7.9. Predicción de la Clasificación de Uso y Cobertura del Suelo para el año 2040.

En el paso nueve, se realizó una predicción de los usos y coberturas de suelo para el año 2040, en donde se hizo un énfasis en el comportamiento del crecimiento urbano presente en la zona de estudio, esto mediante la elaboración de regresiones lineales y métodos de

estimación de parámetros como mínimos cuadrados, de tal manera que se puedan corroborar mediante la aplicación de diferentes estadísticos de evaluación.

7.10. Resultados- Generación de Mapas Temáticos

El paso diez, el cual fue llamado Resultados- Generación de Mapas Temáticos, se refiere al cálculo de los porcentajes y zonas de cambio, lo cual se realizó a partir del análisis multitemporal hecho a partir de la clasificación de las imágenes en los 8 años de estudio, y con herramientas de análisis geográfico. Éstas brindarán las herramientas necesarias para poder identificar espacialmente los lugares de cambio y los valores en porcentaje y área de cada uso y cobertura del suelo que presento cambios a lo largo del periodo de estudio. La generación de mapas temáticos se realiza a partir de software especializado, con insumos obtenidos en las dos fases anteriores. Se generaron principalmente un mapa de cambio de uso y cobertura año a año, mapa temático que represente el cambio de áreas en los tejidos artificializados, mapa temático que representa dinámica de los cultivos, mapa temático que representa el cambio de cobertura en los pastos y mapa temático que representa la dinámica de los bosques.

7.11. Análisis de Resultados y contraste

El paso once, es el análisis de resultados y contraste, el cual hace referencia a un breve análisis acerca de los resultados obtenidos tanto para el análisis multitemporal como para la predicción que se deseó realizar sobre la conurbación entre los municipios de Chía, Madrid, Mosquera, Facatativá, El Rosal, Funza y la ciudad de Bogotá D.C., todo esto mediante el contraste con investigaciones ya realizadas que involucren áreas de la zona de estudio trabajada.

8. RESULTADOS

Entre el lapso 2010 – 2018, inicialmente se eligieron 13 imágenes, entre las cuales 5 son Landsat 7 y 9 son Landsat 8, con un índice de nubosidad de regular a bueno; pero debido a factores como la alta nubosidad y al corto rango de temporalidad de toma de las imágenes en el mismo año, se seleccionaron 8 imágenes, como se puede observar en la siguiente tabla las cuales están subrayadas de color azul.

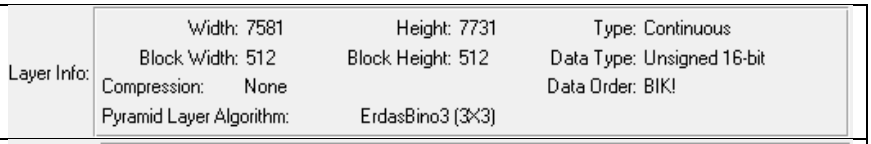
Tabla 6. Imágenes elegidas para el procesamiento.

Guía de imágenes		
Imágenes Landsat 7		
N° de imagen	**Año**	**Fecha**
1	2010	14 de enero
2	2011	17 de enero
3	2012	21 de febrero
4	2013	07 de febrero
5	2013	27 de marzo
Imágenes Landsat 8		
1	2014	01 de enero
2	2014	02 de febrero
3	2015	04 de enero
4	2015	21 de febrero
5	2016	23 de enero
6	2016	22 de noviembre
7	2017	06 de septiembre
8	2018	17 de marzo

Fuente: Elaboración propia

Para realizar el proceso de elaboración y evaluación de las imágenes transformadas y clasificadas, se siguieron una serie de procedimientos preliminares, tal y como se describió en la metodología, los cuales son:

- **Re-escalamiento de la imagen a 8 bits:** Es necesario ya que las imágenes originales tienen diferentes tipos de resoluciones radiométricas, por lo cual se deben estandarizar. Este procedimiento se realizó mediante la herramienta Rescale del menú Radiometric del software ERDAS, se obtuvo lo siguiente:

ANTES	
DESPUES	

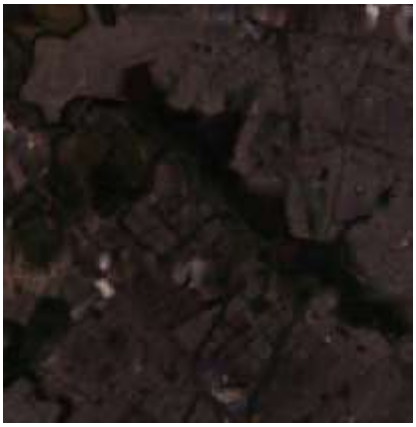
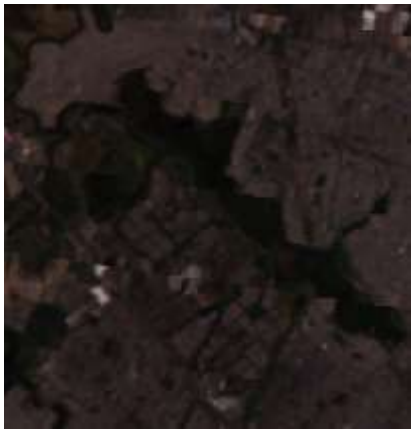
- **Cambiar el tamaño del Pixel:** Es necesario ya que las bandas de una misma imagen poseen diferentes resoluciones espaciales, por lo cual se deben estandarizar. Este

procedimiento se realizó mediante la herramienta Resample Pixel Size del menú Spatial del software Erdas se obtuvo:

ANTES	Map Info (Pixel Center):	Upper Left X: 443400.0 Lower Right X: 670800.0 Pixel Size X: 30.0 Unit: meters	Upper Left Y: 595200.0 Lower Right Y: 363300.0 Pixel Size Y: 30.0 Geo. Model: Map Info
DESPUES	Map Info (Pixel Center):	Upper Left X: 443400.0 Lower Right X: 670800.0 Pixel Size X: 15.0 Unit: meters	Upper Left Y: 595200.0 Lower Right Y: 363300.0 Pixel Size Y: 15.0 Geo. Model: Map Info

- **Corrección de imágenes Landsat 7 (GapFill):** Debido al error que presenta el sensor es necesario corregir los gaps de las 5 imágenes Landsat 7, ya que estos gaps representan perdida de información. Las correcciones se realizaron mediante dos métodos: el de Envi y el de ERDAS; a continuación, se muestran los resultados de la imagen 1 de Landsat 7 correspondiente al año 2010.

Tabla 7. Comparación entre las imágenes corregidas por ENVI (Derecha) y ERDAS (Izquierda).

Original	Método ENVI	Método ERDAS
		

Fuente: Elaboración propia

Para determinar cuál método era mejor se procedió a realizar un estadístico de correlación entre las dos imágenes resultantes y arrojó lo siguientes resultados:

Tabla 8. Correlación entre las imágenes corregidas por ENVI y ERDAS.

Correlación	Roja ENVI	Verde ENVI	Azul ENVI
Roja ERDAS	0.9979782498105391	0.9859369647356383	0.9718482614657146
Verde ERDAS	0.9867377541088193	0.9982379878509186	0.9899020100059699
Azul ERDAS	0.9731216190360965	0.9904023209664111	0.9983026541020889

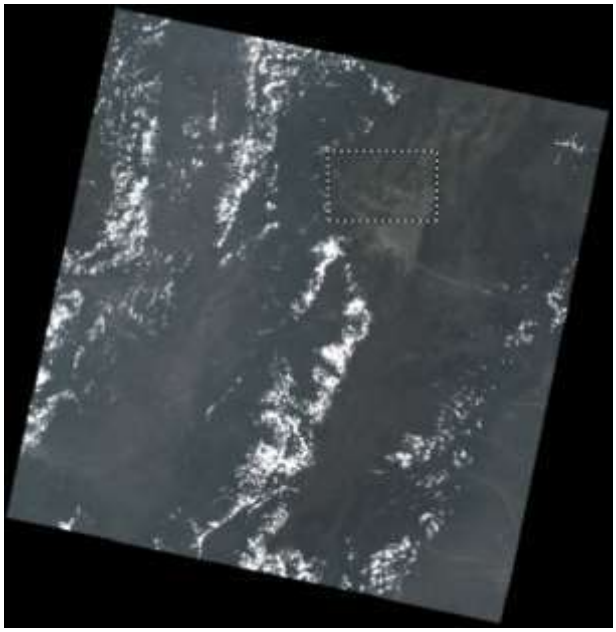
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo con los resultados, las dos correcciones son similares, ya que la correlación entre bandas en todos los casos es mayor de 0.99, lo cual nos deja como última alternativa para elegir la mejor corrección la que visualmente brinde mayor confianza. Para este caso visualmente es evidente que la corrección por ENVI es mejor ya que suaviza más los cambios entre la información interpolada y la original. Estos procedimientos se realizaron

para todos los casos y en todos, la correlación fue alta por lo que la corrección elegida para GapFill fue la realizada por ENVI.

- **Recorte de la zona de estudio:** Para realizar el recorte de la zona de estudio se realizó primero mediante el software ERDAS una zona de influencia Aoi, la cual tenía como características principales: una forma regular que abarque los municipios de estudio. Seguido de esto se realizó el respectivo recorte también mediante el software ERDAS con la herramienta Create Subset Image. A continuación, se muestra como ejemplo el recorte de la imagen 1 de Landsat 8, correspondiente al año 2014:

Tabla 9. Zona de estudio. Imagen recortada del año 2015.

Original	Recorte (Zona de estudio)
	

Fuente: Elaboración propia.

8.1. Implementación de transformadas Wavelet

La fusión de imágenes consistió en mejorar una imagen multiespectral y así potenciar su uso, para ello se combinan los datos de la imagen pancromática con los de la multiespectral. El resultado final es una nueva imagen en la cual se ha conservado una buena parte de la riqueza espectral original y se ha ganado resolución espacial, tratando de generar la menor pérdida espectral y así obtener una nueva y mejorada imagen de la zona de interés.

Se procedió a realizar las 30 fusiones, cada una con cinco niveles de descomposición, mediante el código de Matlab y 3 fusiones de ERDAS, esto se realizó para una imagen de Landsat 7 y una de Landsat 8 (imagen de los años 2010 y 2015 respectivamente), es decir, por cada imagen fueron 33 fusiones para un total de 330 fusiones en el lapso de 2010 a 2018. A continuación, se muestra la imagen correspondiente al año 2015 de Landsat 8.

Tabla 10. Fusiones realizadas en ERDAS para el año 2015.

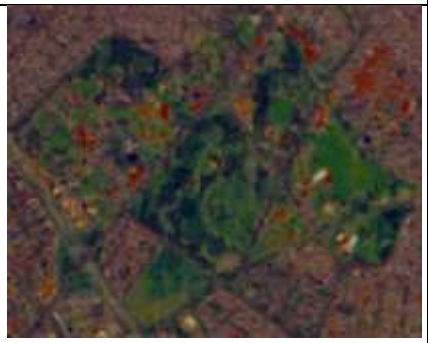
Fusiones en ERDAS		
Multiplicación	**Componentes Principales**	**Transformada de Brovey**
		

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 11. Fusiones hechas en Matlab para el año 2015.

Fusiones en Matlab		
bior1.1	**bior1.3**	**bior1.5**
		
bior2.2	**bior2.4**	**bior3.1**
		
bior3.7	**bior4.4**	**bior5.5**
		

bior6.8	coif1	coif5
		
db4	**db10**	**dmey**
		
fk4	**fk8**	**haar**
		
sym2	**sym8**	**rbio 1.1**
		
rbio1.3	**rbio1.5**	**rbio2.2**
		

rbio2.4	rbio3.1	rbio3.7
		
rbio4.4	**rbio5.5**	**rbio6.8**
		

Fuente: Elaboración propia.

Para seleccionar la mejor fusión, se tuvo en cuenta métodos estadísticos y visuales para su evaluación. Se debe considerar: la menor pérdida espectral y los estadísticos más cercanos a los de la imagen original.

- Método visual: Para realizar el análisis por medio del criterio visual, se tuvo en cuenta que la influencia de la fusión sobre la resolución espectral de la imagen, es decir, que las tonalidades de la imagen fusionada hayan variado demasiado con respecto a la imagen original, no sea demasiado alta.

- Método Estadístico: Se basó en la evaluación de conservación de calidad espacial y espectral entre la imagen original y la fusionada. Se tuvo en cuenta aquellos datos de imágenes fusionadas que se acercaran más a los de las imágenes originales.

Para encontrar el mejor nivel de descomposición se utilizó el criterio estadístico, como se puede evidenciar a continuación en un ejemplo para la fusión bior 2.2

Tabla 12. Ejemplo de análisis espectral de los niveles de descomposición de la fusión bior2.2 para Landsat 7.

ANÁLISIS ESPECTRAL – LANDSAT 7- bior2.2						
ÍNDICE	**RGB-ORIGINAL**	**NIVEL 1**	**NIVEL 2**	**NIVEL 3**	**NIVEL 4**	**NIVEL 5**
BIAS	0	0,25982889	0,22744665	0,10386874	0,02072727	0,07855485
DIV	0	0,13219893	0,15264281	0,16940664	0,17105469	0,19445703
CC	1	0,99516014	0,99237257	0,98584012	0,98087668	0,97683816
ENTROPY	5,80479389	5,80041136	5,86934352	5,9795998	6,05158204	6,09204173
ERGAS	0	14,0446698	12,7638014	9,13013459	8,09284406	9,45391922
Q	1	0,94418016	0,9537634	0,97332589	0,97561259	0,96819844
RASE	0	28,0893396	25,5276028	18,2602692	16,1856881	18,9078384
RMSE	0	14,3243602	13,0752351	9,32237501	8,21445326	9,57731789

Fuente: Elaboración propia.

En el caso de la fusión rbio1.3, donde el mejor nivel también fue en 4:

Tabla 13. Ejemplo de análisis espectral de los niveles de descomposición de la fusión rbio1.3 para Landsat 8.

ANÁLISIS ESPECTRAL – LANDSAT 8 - rbio1.3						
ÍNDICE	**RGB-ORIGINAL**	**NIVEL 1**	**NIVEL 2**	**NIVEL 3**	**NIVEL 4**	**NIVEL 5**
BIAS	0	-0,06817332	0,09768387	0,05583839	0,00143185	0,01382343
DIV	0	0,34557938	0,32285776	0,18024529	0,05190972	0,00857393
CC	1	0,99588128	0,99435346	0,99334994	0,99274421	0,99234619
ENTROPY	5,08949816	4,82534322	4,87222506	5,02437421	5,13708927	5,18554068
ERGAS	0	7,52721806	7,31243229	4,80066153	3,28730688	3,40275374
Q	1	0,96826454	0,97058101	0,98682759	0,99237607	0,99222272
RASE	0	15,0544361	14,6248646	9,60132305	6,57461375	6,80550748
RMSE	0	6,37300763	6,18327815	4,06000846	2,77928215	2,87739409

Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo a lo anterior, los resultados de los mejores niveles de descomposición de las diferentes Wavelet realizadas en Landsat 7 y 8, se pueden observar en la siguiente tabla:

Tabla 14. Mejores niveles de descomposición por cada fusión.

WAVELET	NIVEL ESPECTRAL LANDSAT 7	NIVEL ESPECTRAL LANDSAT 8	WAVELET	NIVEL ESPECTRAL LANDSAT 7	NIVEL ESPECTRAL LANDSAT 8
bior1.1	4	1	fk8	4	5
bior1.3	3	4	haar	4	4
bior1.5	4	5	rbio1.1	4	4
bior2.2	4	5	rbio1.3	4	4
bior2.4	4	5	rbio1.5	4	4
bior3.1	3	5	rbio2.2	2	4
bior3.7	4	5	rbio2.4	4	5
bior4.4	4	5	rbio3.1	1	2
bior5.5	4	5	rbio3.7	4	5
bior6.8	1	4	rbio4.4	4	5
coif1	4	5	rbio5.5	2	5
coif5	4	5	rbio6.8	4	5
dmey	4	5	sym2	4	4
db4	4	4	sym8	2	4
db10	4	4	Erdas	CP	CP
fk4	4	5			

Fuente: Elaboración propia.

En las fusiones en ERDAS, se utilizado el método estadístico para encontrar la mejor, ésto se evidencia en la tabla donde la mejor fue: Componentes Principales:

Tabla 15. Ejemplo de análisis espectral de las fusiones realizadas en ERDAS para Landsat 8.

ANÁLISIS ESPECTRAL – LANDSAT 8 ERDAS				
ÍNDICE	**RGB-ORIGINAL**	**TRANSFORMADA BROVEY**	**MULTIPLICACIÓN**	**COMPONENTES PRINCIPALES**
BIAS	0	0,67181163	-52,9889383	0,06526738
DIV	0	0,88613453	-22464,2942	0,05749754
CC	1	0,99171157	0,97576635	0,99239329
ENTROPY	5,08949816	3,61636114	0,00607471	5,11388987
ERGAS	0	38,1262765	4812,96697	4,69550138
Q	1	0,35604638	0,00048233	0,98969582
RASE	0	76,252553	9625,93394	9,39100277
RMSE	0	32,2491192	4069,24539	3,96805755

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, se muestran los resultados de los mejores estadísticos en cuanto a la resolución espectral (todas las tablas se encuentran en anexos) para los sensores Landsat 7 y 8. En la siguiente tabla se puede observar el análisis espectral de las dos mejores wavelets para el sensor Landsat 7:

Tabla 16. Ejemplo de análisis espectral de las fusiones realizadas en Matlab para Landsat 7.

LANDSAT 7								
ESPECTRAL								
ÍNDICE	**BIAS**	**DIV**	**CC**	**ENTROPY**	**ERGAS**	**Q**	**RASE**	**RMSE**
ORIGINAL	**0**	**0**	**1**	**5,08950**	**0**	**1**	**0**	**0**
BIOR 2.2	0,02073	0,17105	0,98088	6,05158	8,09284	0,97561	16,18569	8,21445
BIOR 1.3	-0,00681	0,21190	0,97985	6,03462	8,48455	0,97226	16,96910	8,59483

Fuente: Elaboración propia.

La fusión bior2.2 fue la Wavelet elegida ya que, por criterio visual y estadístico obtuvo los mejores resultados en comparación con las demás fusiones.

En la siguiente tabla se muestran las estadísticas de la mejor wavelet rbio1.3 comparada con la segunda mejor fusión que es la haar para las imágenes de Landsat 8.

Tabla 17. Ejemplo de análisis espectral de las fusiones realizadas en Matlab para Landsat 8.

LANDSAT 8								
ESPECTRAL								
ÍNDICE	**BIAS**	**DIV**	**CC**	**ENTROPY**	**ERGAS**	**Q**	**RASE**	**RMSE**
ORIGINAL	0	0	1	5,08950	0	1	0	0
RBIO 1.3	0,00143	0,05191	0,99274	5,13709	3,28731	0,99238	6,57461	2,77928
HAAR	0,00417	0,04168	0,99258	5,15021	3,30823	0,99233	6,61646	2,79717

Fuente: Elaboración propia.

La imagen fusionada rbio1.3 comparada con las demás Wavelet, obtuvo los mejores resultados y más cercanos a los de la imagen original en lo que respecta a la resolución espectral, un ejemplo de esto es al comprar el estadístico Q, en la imagen original es 1, para la Wavelet rbio1.3 este fue de 0.99238. Concluyendo, la mejor Wavelet es la rbio1.3 y nivel 4 para las imágenes que corresponden a Landsat 8. Para Landsat 7 la mejor Wavelet fue la bior2.2 con el nivel 4 de descomposición.

8.2. Implementación de transformada Contourlet

Su objetivo es el mejoramiento de los bordes de los objetos dentro de la imagen. Es necesario generar las pirámides Gaussiana y Laplaciana, estas fueron construidas mediante el algoritmo realizado por Edwar Wiggin (Guide, 1998) y ajustado por Gisselle Toro (Toro G. G., 2016);

Se realizó una combinación de pixeles entre la imagen original y la imagen fusionada symlet 5 obteniéndose una imagen de tamaño reducido de las matrices. Se realizó exactamente a la mitad, combinando tanto el algoritmo, como funciones internas de reducción y ampliación (M. U. Guide, 1998). En las siguientes imágenes se puede observar el resultado:

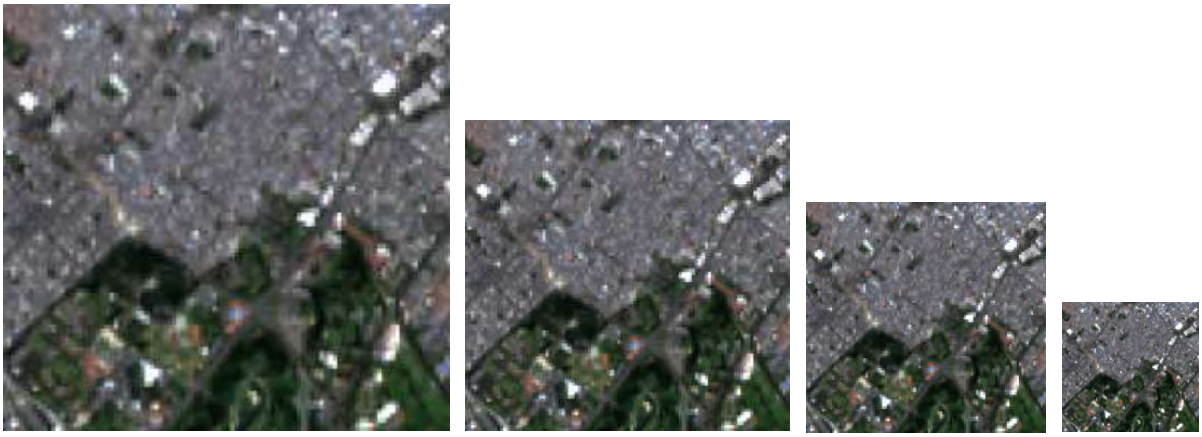


Ilustración 11. 4 niveles de descomposición de la pirámide Gaussiana.
Fuente: Elaboración propia.



Ilustración 12. Imagen reconstruida a partir de pirámides Laplacianas.
Fuente: Elaboración propia.

En la siguiente figura se puede observar la descomposición multiescala y direccional de la Transformada Contourlet, a la imagen symlet 5, que se obtuvo en los pasos anteriores, la imagen fue descompuesta en diferentes niveles direccionales. Los valores de los coeficientes menores se visualizan en color negro, mientras que los de mayor valor se visualizan en blanco.

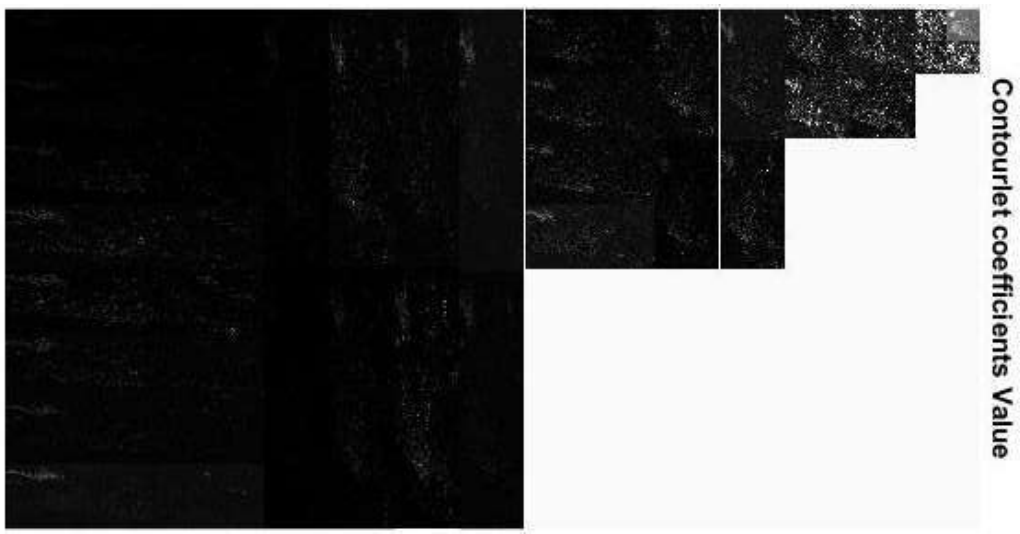


Ilustración 13. Coeficientes Contourlet de la imagen fusionada.
Fuente: Elaboración propia.

En el algoritmo utilizado se aplicó la transformada Contourlet al componente Value y a la imagen pancromática, este código se implementó para el mejoramiento de la imagen reemplazando los coeficientes (Ver Anexos código Contourlet), ya que estos guardan la mayor parte de la información en las pasabajas, por tanto, se extrajeron los coeficientes de allí, desde la banda pancromática, dado que es la de mayor resolución y se reemplazaron en la banda del Value antes de realizar la reconstrucción de la imagen.

Al obtener la nueva banda Value, se procedió a concatenar las imágenes de saturación y matiz, que fueron obtenidas al hacer una transformación de RGB a HSV (mediante el código utilizado también para la fusión de imágenes realizada en el capítulo anterior) y, se realizó de nuevo este proceso, pero esta vez de HSV a RGB, con lo que se obtuvo la imagen final como se muestra en las Figura 14 y 15.

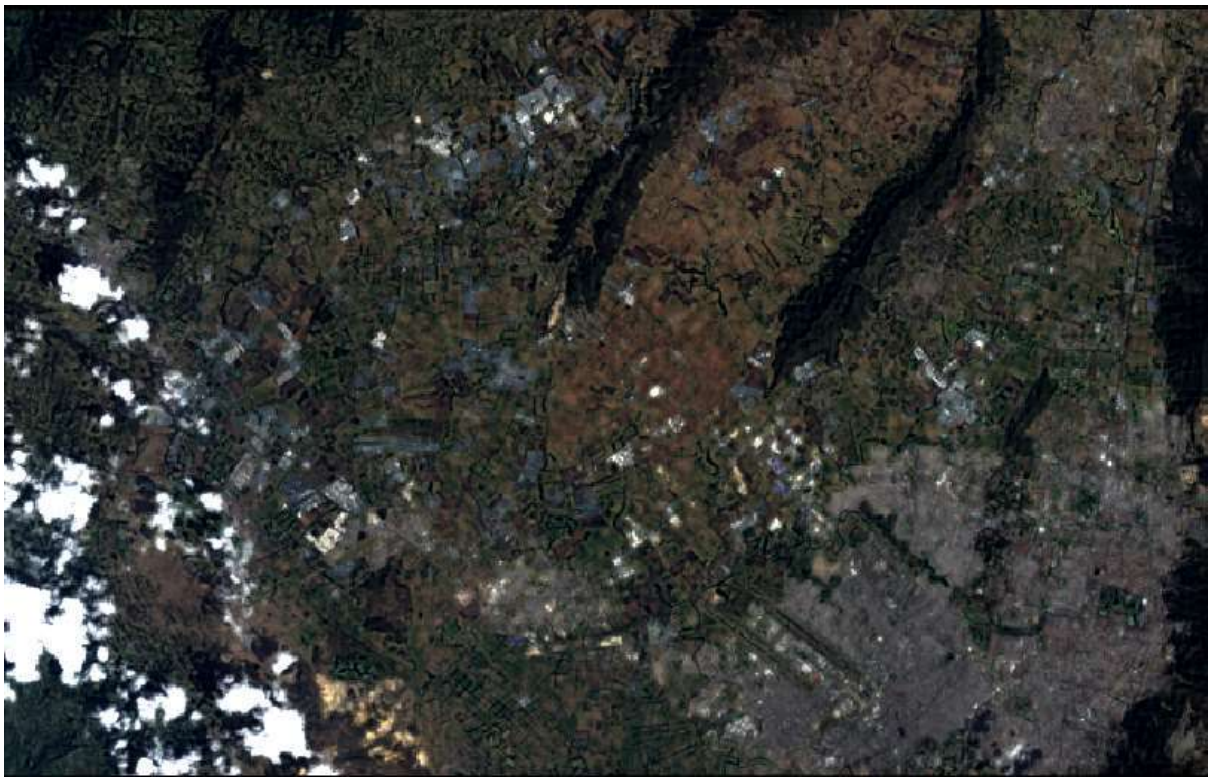


Ilustración 14. Imagen RGB obtenida a partir de los coeficientes Contourlet para el año 2010 (Landsat 7).
Fuente: Elaboración propia.



Ilustración 15. Imagen RGB obtenida a partir de los coeficientes Contourlet para el año 2018 (Landsat 8).
Fuente: Elaboración propia.

8.3. Implementación de transformada de Curvelet y Ridgilet.

Debido a que uno de los procesos para obtener la transformada Curvelet está definido por el análisis Ridgelet, se realizaron estos dos procesos simultáneamente generando e esta manera una sola imagen.

Para la implementación de la transformada Curvelet- Ridgilet es necesario redefinir la cuadrícula de la banda matriz que es de 4096*4096 en cuatro (4) subbandas de tamaño 2048*2048; esto se realizó debido a la alta exigencia computacional que necesita el algoritmo para su funcionamiento. El algoritmo utilizado se implementó mediante la toolbox de matlab denominada “Curvelet first generation” el cual fue modificado por (Toro G. G., 2016), con el fin de utilizar la pancromática y la componente value para reemplazar los coeficientes encontrados y ejecutar la transformada inversa para generar la nueva imagen (los respectivos códigos tanto original como modificado se pueden encontrar en los anexos).

En la Figura 16a) se puede observar la aplicación de la transformada Ridgelet a cada sub banda dividida de la imagen original a partir de la cuadricula definida con anterioridad, también se puede observar las multidirección (muestreo anisotrópico), con el cual se realiza el análisis a cada Ridgelet. En la Figura 26 b), se ve además como los coeficientes del análisis Ridgilet entran dentro de las ventanas espaciales creadas a la imagen original, y cómo estas en la primera sub banda guardan las más altas frecuencias de los píxeles de la imagen (Toro & Medina, 2017).

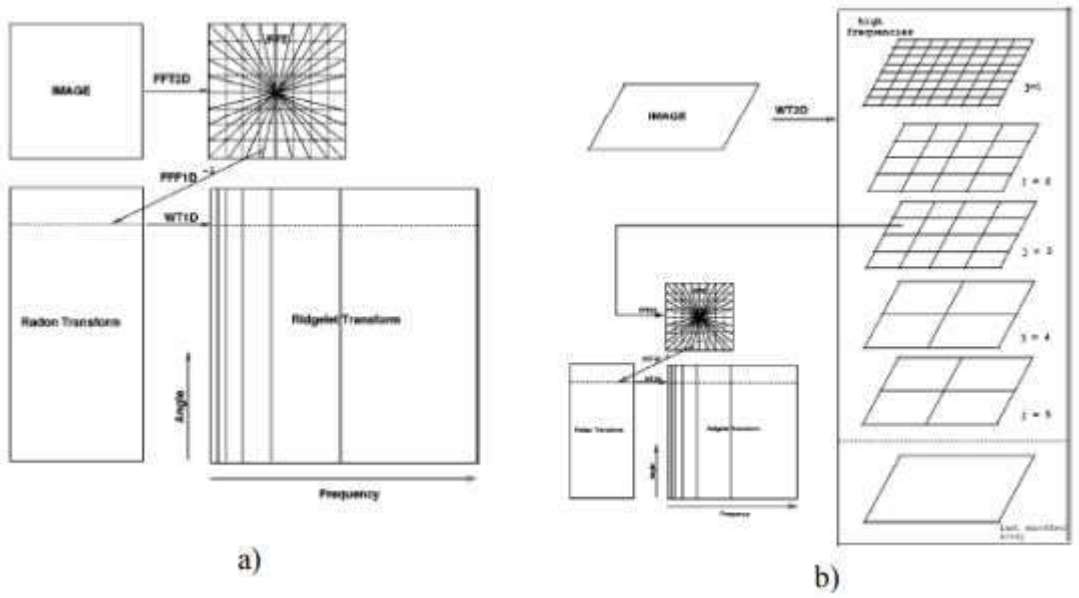


Ilustración 16. Parte a) aplicación de transformada Ridgilet-Curvelet; parte b) Uso de los coeficientes Curvelet
Fuente: Elaboración propia

Como anteriormente se mencionó, los coeficientes presentan una alta exigencia computacional, por esto con intención de mostrar el proceso, en la Figura 17 se muestra un recorte de la imagen original, que permite visualizar los coeficientes en las diferentes sub bandas para el componente rojo tanto de la imagen Wavelet escogida (se tomó la fusión sugerida por el autor del algoritmo, por el soporte compacto y la simetría, la daubechies 2), como de la imagen original.



Ilustración 17. Imagen original para el año 2018 (Landsat 8).
Fuente: Elaboración propia



Ilustración 18. Imagen Resultante para el año 2018 (Landsat 8).
Fuente: Elaboración propia

Para la fusión fue utilizado el mismo esquema presentado para la Contourlet. El resultado de la nueva imagen RGB se observa a continuación:



Ilustración 19. Imagen RGB Curvelet y Ridgilet obtenida para el año 2018 (Landsat 8).
Fuente: Elaboración propia.

8.4. Evaluación de las imágenes de mejoramiento de bordes obtenidas.

Se debe realizar una evaluación de las imágenes obtenidas por los diferentes algoritmos de mejoramiento de bordes, esto con el fin de obtener la mejor entre Contourlet y Curvelet-Ridgelet, para su posterior clasificación con las imágenes originales y fusionadas. Se evaluó la resolución espectral teniendo en cuenta un criterio estadístico y visual:

Se utilizó el algoritmo “hyperspectral índex analysis” en el software Matlab. En las siguientes tablas, se presentan los resultados obtenidos para los sensores Lansat 7 y 8. Es importante mencionar que los datos mostrados son el promedio de las bandas analizadas:

Tabla 18. Evaluación espectral de transformadas Contourlet y Curvelet-Ridgilet para el 2010.

ANÁLISIS ESPECTRAL-2010-LANDSAT 7			
ÍNDICE	**ORIGINAL**	**CONTOURLET**	**CURVELET Y RIDGILET**
BIAS	0	7,11E-06	-0,000176103
DIV	0	0,008224175	0,020497103
CC	1	0,985618644	0,983391963
ENTROPY	5,80479389	6,074093948	6,100426724
ERGAS	0	6,345559705	6,804417372
Q	1	0,985607721	0,983334595
RASE	0	12,69111941	13,60883474
RMSE	0	6,44093327	6,907438815

Fuente: Elaboración propia.

En la siguiente tabla se puede observar los estadísticos para el sensor Landsat 8.

Tabla 19. Evaluación espectral de transformadas Contourlet y Curvelet-Ridgilet para el 2018.

ANÁLISIS ESPECTRAL-2018-LANDSAT 8			
ÍNDICE	**ORIGINAL**	**CONTOURLET**	**CURVELET Y RIDGILET**
BIAS	0	4,9195E-05	-0,000280997
DIV	0	-0,02959603	-0,032665231
CC	1	0,98461125	0,984456731
ENTROPY	4,31661236	4,45509646	4,476223882
ERGAS	0	3,20402733	3,224738725
Q	1	0,98450596	0,984328999
RASE	0	6,40805465	6,44947745
RMSE	0	2,36244375	2,377713575

Fuente: Elaboración propia.

Como se observó en las tablas anteriores, para los sensores Landsat 7 y Lansat 8, la mejor transformada de mejoramiento de bordes fue la de Contourlet, ya que sus estadísticas fueron las más cercanas a la de la imagen original; de acuerdo a lo anterior, se decidió implementar este a las mejores fusiones, es decir, bior2.2 y rbio1.3, para Landsat 7 y Lansat 8 respectivamente, con el fin de realizar una comparación más completa al momento de realizar una clasificación no supervisada y supervisada.

8.5. Clasificaciones

Se realizó una descripción pictórico-morfológica de cada una de las coberturas seleccionadas con el fin de realizar su correcta identificación. Dicha caracterización permitirá a su vez seleccionar las muestras representativas de cada clase. Con este fin se agruparon cultivos transitorios y permanentes, los cuales incluyen todos los elementos inherentes a las actividades culturales que el hombre realiza en el campo en busca de alimento y abrigo, pueden ser permanentes, semipermanentes, temporales y confinados. Los cultivos transitorios son aquellos cuyo ciclo vegetativo dura un año o menos y solo produce una cosecha durante este periodo. (IGAC, 2005), los más representativos en la región son de papa, tomate, arveja, maíz y algunas hortalizas. También contamos con cultivos permanentes, estos son aquellos cuyo ciclo vegetativo dura más de dos años y ofrecen durante este periodo varias cosechas (IGAC, 2005). Entre estos se tiene en la zona de estudio el durazno, la fresa, algunas flores, tomate de árbol los cuales constituyen la mayor proporción en la zona y serán de suma importancia ya que han venido aumentando considerablemente en los últimos años.

Tabla 20. Características pictórico-morfológicas de la cobertura Cultivos.

Cultivos	
Características pictórico-morfológicas	Características comunes.
Forma	Su forma es regular debido a la subdivisión en lotes y patrón de siembra geométrico.
Tamaño	Puede variar de un tamaño pequeño a grande
Textura	Textura fina homogénea.
Tono y color	En la combinación 432, presentan tonalidades desde un verdel oscuro hasta un verde claro, ya que en cultivos en crecimiento serán más oscuros que aquellos próximos a recoger ya que tendrán tonalidades más claras.

Fuente: Elaboración propia.

La cobertura pastos es característica de las tierras cubiertas con hierba densa de composición florística dedicadas a pastoreo permanente por un periodo de dos o más años. Una característica de esta cobertura es que debe la gran parte de su presencia a la acción antrópica (IGAC, 2010).

Tabla 21. Características pictórico-morfológicas de la cobertura Pastos.

Pastos	
Características pictórico-morfológicas	Características comunes.
Forma	Su forma puede ser regular debido a la intervención del hombre ya que los subdivide en parcelas y patrón de siembra geométrico, e irregular cuando son formaciones naturales o que aun el hombre no ha intervenido.
Tamaño	Puede variar de un tamaño pequeño a mediano, debido a su explotación para la ganadería.
Textura	Textura fina homogénea.
Tono y color	En la combinación 453, presentan tonalidades de naranja oscuro a naranja claro, esto depende si los pastos son altos con un alto contenido de humedad serán de tonalidad naranja, y va cambiando a azul claro cuando son de menor altura y menor contenido de humedad.

Fuente: Elaboración propia.

Respecto a la cobertura de nubes se presenta en casi todas las imágenes, depende de la temporada del año.

Tabla 22. Características pictórico-morfológicas de la cobertura Nubes.

Nubes	
Características pictórico-morfológicas	Características comunes.
Forma	Irregular
Tamaño	Puede ser pequeño mediano o grande, dependiendo de la fecha de la imagen.
Textura	De gruesa a
Tono y color	En cualquier combinación su tonalidad varía entre gris claro a blanca.

Fuente: Elaboración propia.

Se generan por la posición del sol al momento de la toma de la imagen en donde las zonas de alto relieve ocultando las zonas adyacentes, y con la existencia de nubes se generan en las zonas debajo de las nubes.

Tabla 23. Características pictórico-morfológicas de la cobertura Sombras.

Sombras	
Características pictórico-morfológicas	Características comunes.
Forma	Irregular
Tamaño	De pequeño a mediano
Textura	fina
Tono y color	En cualquier composición su tonalidad en negro a gris oscuro.

Fuente: Elaboración propia.

Por su parte los bosques corresponden a aquella formación vegetal compuesta por elementos típicamente arbóreos y arbustivos. El cual está ubicado en las márgenes de ríos, arroyos, cañadas con o sin agua superficial, debido a la presencia de agua freática durante todo el año. Tiene como función proteger el agua y asegurar un nicho de hábitat para el refugio de especies animales silvestre (IGAC, 2005).

Tabla 24. Características pictórico-morfológicas de la cobertura Bosques.

Bosques	
Características pictórico-morfológicas	Características comunes.
Forma	Su forma es irregular, en algunos casos se asocia su forma a la del patrón de los drenajes, en otros toman la forma de la montaña en la cual se encuentran.
Tamaño	Puede variar el tamaño de pequeño a grande, depende de la localización.
Textura	Media a media gruesa
Tono y color	En una combinación 453 puede tener colores rojizos y naranjas oscuros. En una combinación 432, varían entre rojos a rojos oscuros.

Fuente: Elaboración propia.

Dentro de Aguas continentales se encuentra los ríos, humedales, pequeños cuerpos de agua; para la zona de estudio está el rio Bogotá, humedales como: Jaboque, Juan Amarillo, y cuerpos de agua adyacentes a campos de golf y clubes.

Tabla 25. Características pictórico-morfológicas de la cobertura Aguas continentales.

Aguas continentales	
Características pictórico-morfológicas	Características comunes.
Forma	Regular si tiene influencia antrópica e irregular si es de origen natural.
Tamaño	Varía de pequeño a grande. El rio Bogotá aunque atraviese la imagen de norte a sur en la parte derecha es angosto, los demás cuerpos de agua varían entre medianos y pequeños.
Textura	Aria de fina a muy fina, ya que el rio no presenta un caudal considerable.
Tono y color	En la combinación 321 su color es oscuro, como consecuencia de no presentar partículas en suspensión.

Fuente: Elaboración propia.

Se garantizan con ser construcción contigua, con patrones geométricos y ordenados, hacen referencia a los centros urbanos, que para el caso son Bogotá, Chía, Mosquera, Funza, Cota, Madrid, Facatativá.

Tabla 26. Características pictórico-morfológicas de la cobertura Zonas urbanizadas.

Zonas urbanizadas.	
Características pictórico-morfológicas	Características comunes.
Forma	Regular
Tamaño	De mediano a grande
Textura	gruesa
Tono y color	En la combinación 321 su tonalidad en gris a gris oscuro. En la combinación 432, su tonalidad varía entre cian a cina claro.

Fuente: Elaboración propia.

Son construcciones dispersas en la zona de estudio, hace referencia a zonas industriales, invernaderos, casas campestres.

Tabla 27. Características pictórico-morfológicas de la cobertura Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación.

Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación.	
Características pictórico-morfológicas	Características comunes.
Forma	Regular
Tamaño	De pequeño a mediano
Textura	gruesa
Tono y color	En la combinación 321 su tonalidad varia de gris clara a gris y blanca, en la combinación 432, la tonalidad varían entre cina claro a blanco y colores rojizos claros, dependiendo de la composición de las cubiertas.

Fuente: Elaboración propia.

La siguiente clase corresponde a las áreas abiertas o con poca vegetación, las cuales son aquellas superficies de tierra sin capacidad para ser cultivadas y labradas. (FAO, 1997). En

nuestra zona corresponden a la zona de Mondoñedo, en la cual se hace una extracción de arena y materiales de construcción.

Tabla 28. Características pictórico-morfológicas de la cobertura Áreas abiertas, sin o con poca vegetación.

Áreas abiertas, sin o con poca vegetación	
Características pictórico-morfológicas	Características comunes.
Forma	Forma irregular
Tamaño	Varia de pequeño a mediano
Textura	Textura fina
Tono y color	En combinación 321 tiene una tonalidad amarilla clara.

Fuente: Elaboración propia.

8.5.1. Clasificaciones No supervisadas

Se caracterizan porque el algoritmo clasificador necesita la información de la escena a clasificar y algunos parámetros que limiten el número de clases. Se basa en la búsqueda de clases con una separabilidad espectral suficiente para diferenciar unos elementos de otros en la escena. Se realizaron las clasificaciones por Isodata y K-means.

8.5.1.1. Isodata

Este método calcula los promedios de cada clase distribuidos uniformemente en el espacio de datos y por medio de técnicas de distancia mínima agrupa de forma iterativa los píxeles. Gracias a cada iteración se van recalculando los promedios y se reclasifica. Todo el proceso se realiza en función de los parámetros que se ingresan.
Todos los píxeles se clasifican en la clase más cercana a menos que se especifique una desviación estándar o un umbral de distancia. Esta clasificación se realizó para las imágenes originales, fusionadas, Contourlet en imágenes originales y Contourlet en imágenes fusionadas. A continuación, se puede observar los ejemplos de la clasificación correspondiente al año 2018, junto con sus respectivas convenciones:

Tabla 29. Convenciones de las coberturas clasificadas en Isodata (ENVI).

Convenciones de las coberturas clasificadas	
0: Unclassified	5: Cultivos
1: Zonas Urbanizadas	6: Pastos
2: Bosques	7: Nubes
3: Aguas continentales	8: Sombras
4: Áreas abiertas; sin o con poca vegetación	9: Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación

Fuente: Elaboración propia.

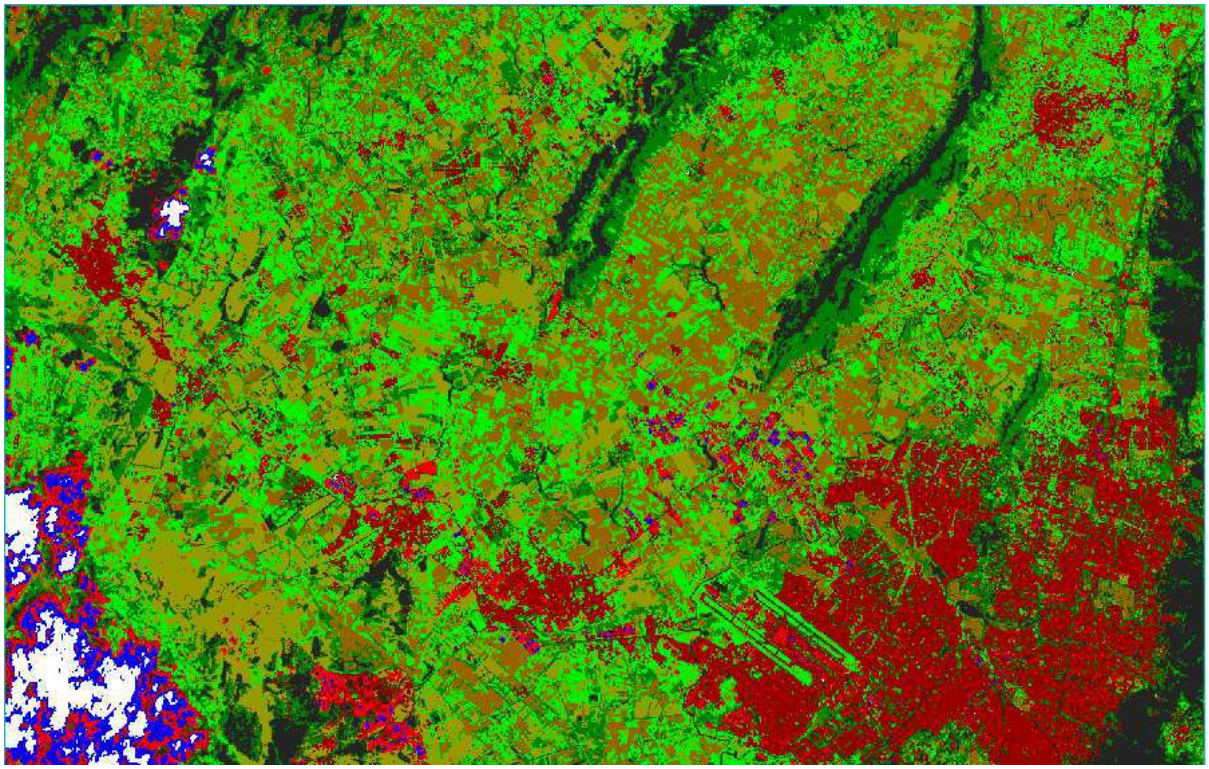


Ilustración 20. Clasificación de la imagen original por Isotada en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

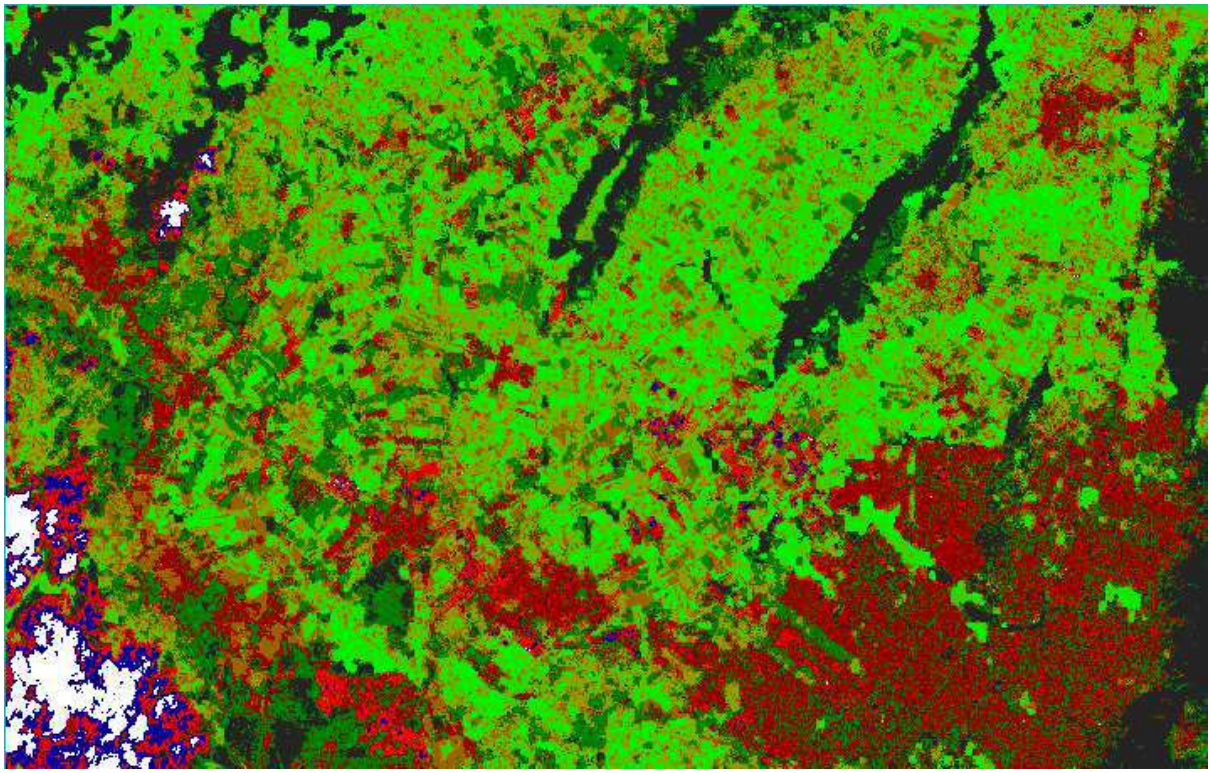


Ilustración 21. Clasificación de la imagen fusionada (rbio1.3) por Isotada en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

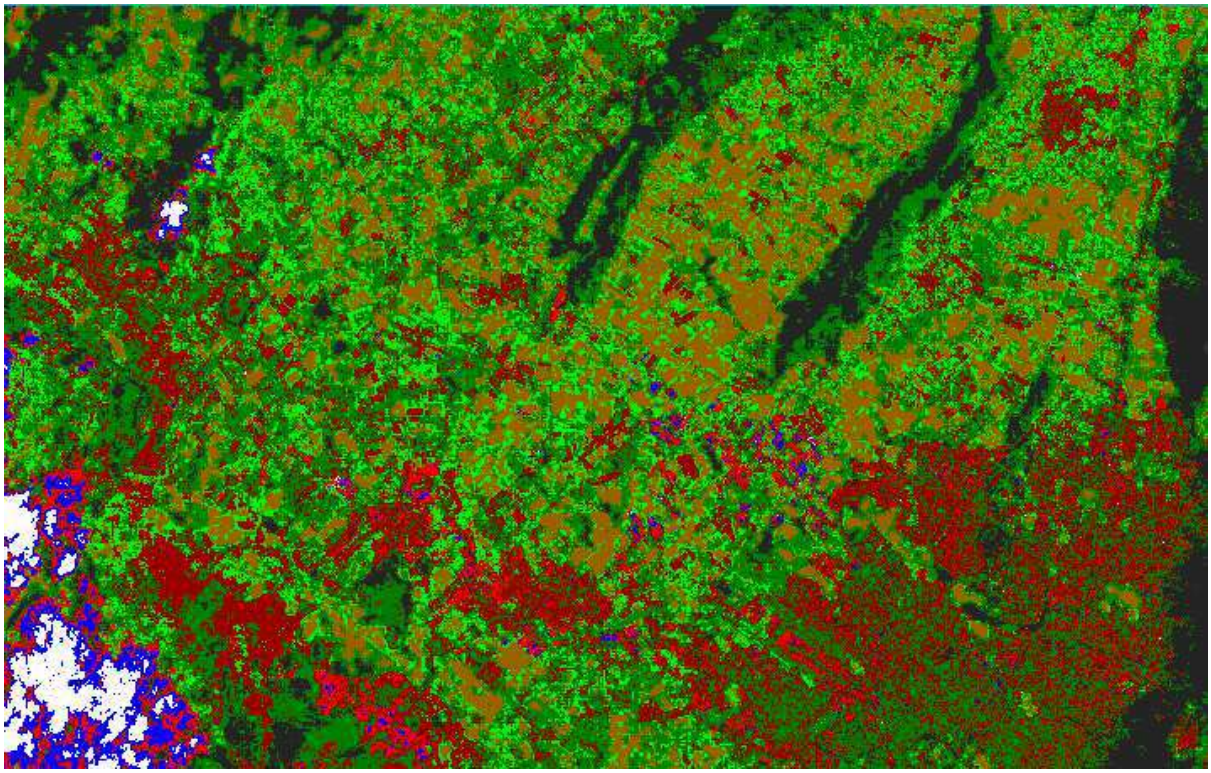


Ilustración 22. Clasificación de la imagen Contourlet por Isotada en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

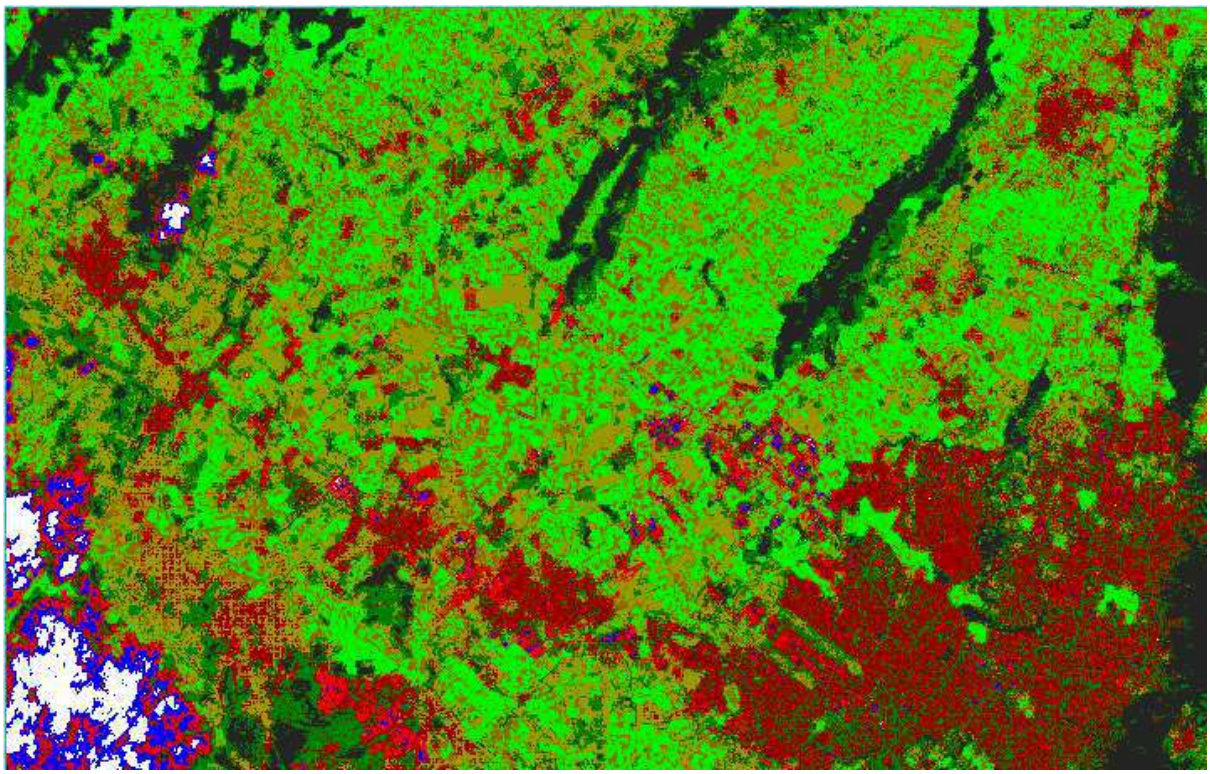


Ilustración 23. Clasificación de la imagen Contourlet con la mejor fusión (rbio1.3) por Isotada en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

8.5.1.2. K-means

Este método se basa en encontrar las medias de cada clase y luego de forma iterativa los píxeles son incorporados por medio de métodos de mínima distancia a las clases más cercanas. Todos los pixeles en la imagen son clasificados al limitar los valores de la desviación estándar o distancia máxima de búsqueda. En cada iteración se va calculando la nueva media de la clase, lo que hace que se reclasifiquen de nuevo. Esta clasificación se realizó para las imágenes originales, fusionadas, Contourlet en imágenes originales y Contourlet en imágenes con la mejor fusión. A continuación, se puede el ejemplo para la imagen del 2018, junto con sus respectivas convenciones

Tabla 30. Convenciones de las coberturas clasificadas en K-means (ENVI).

Convenciones de las coberturas clasificadas	
0: Unclassified	5: Cultivos
1: Zonas Urbanizadas	6: Pastos
2: Bosques	7: Nubes
3: Aguas continentales	8: Sombras
4: Áreas abiertas; sin o con poca vegetación	9: Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación

Fuente: Elaboración propia.

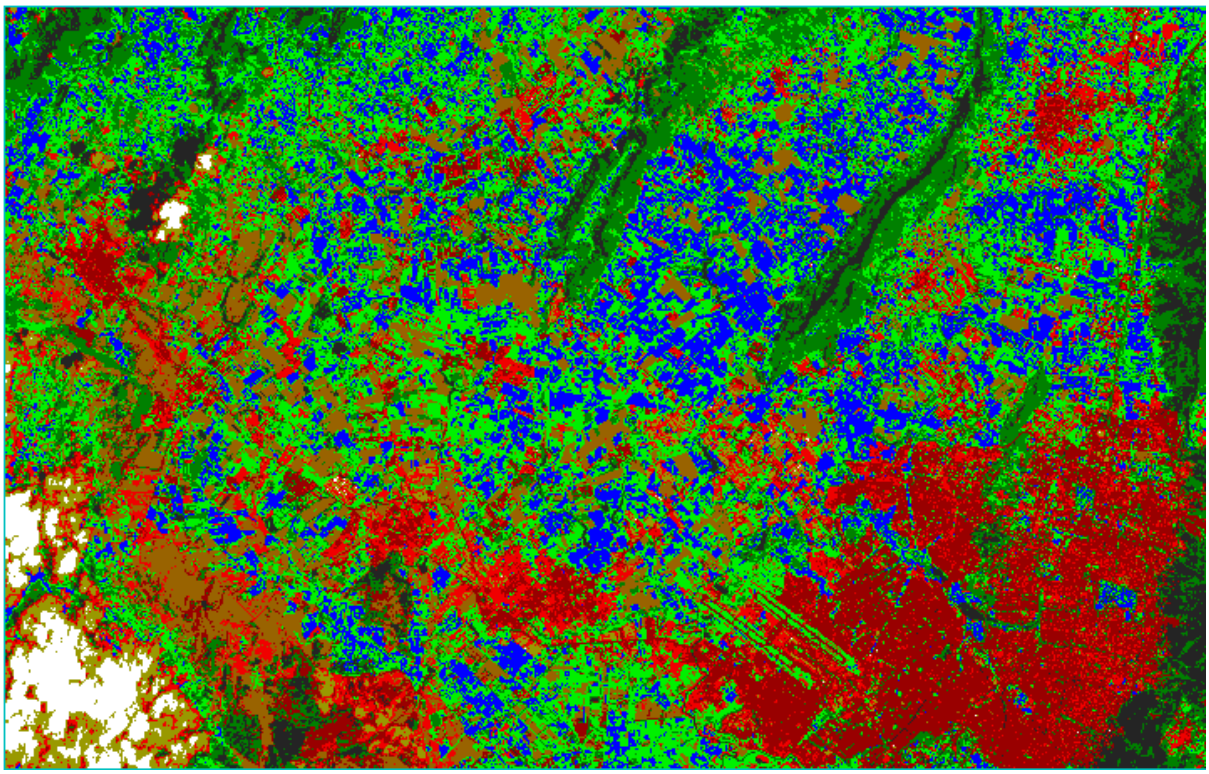


Ilustración 24. Clasificación de la imagen original por K-means en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

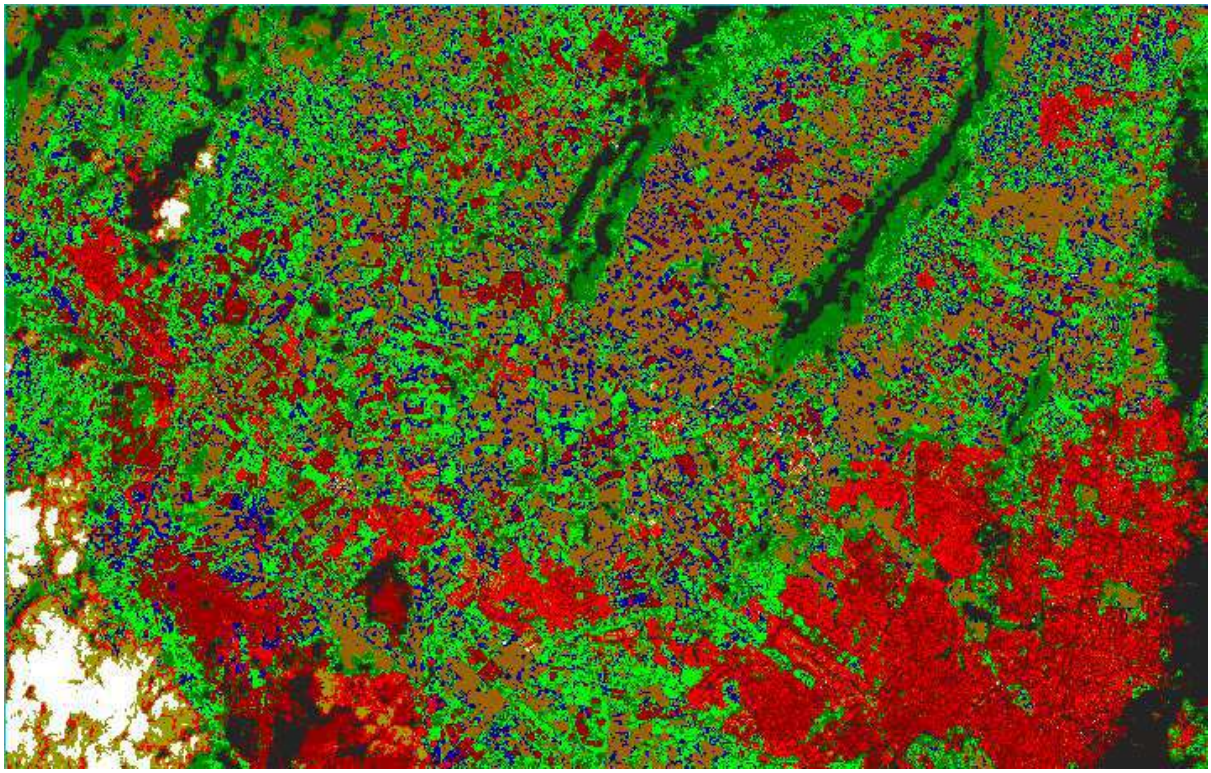


Ilustración 25. Clasificación de la imagen fusión (rbio1.3) por K-means en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

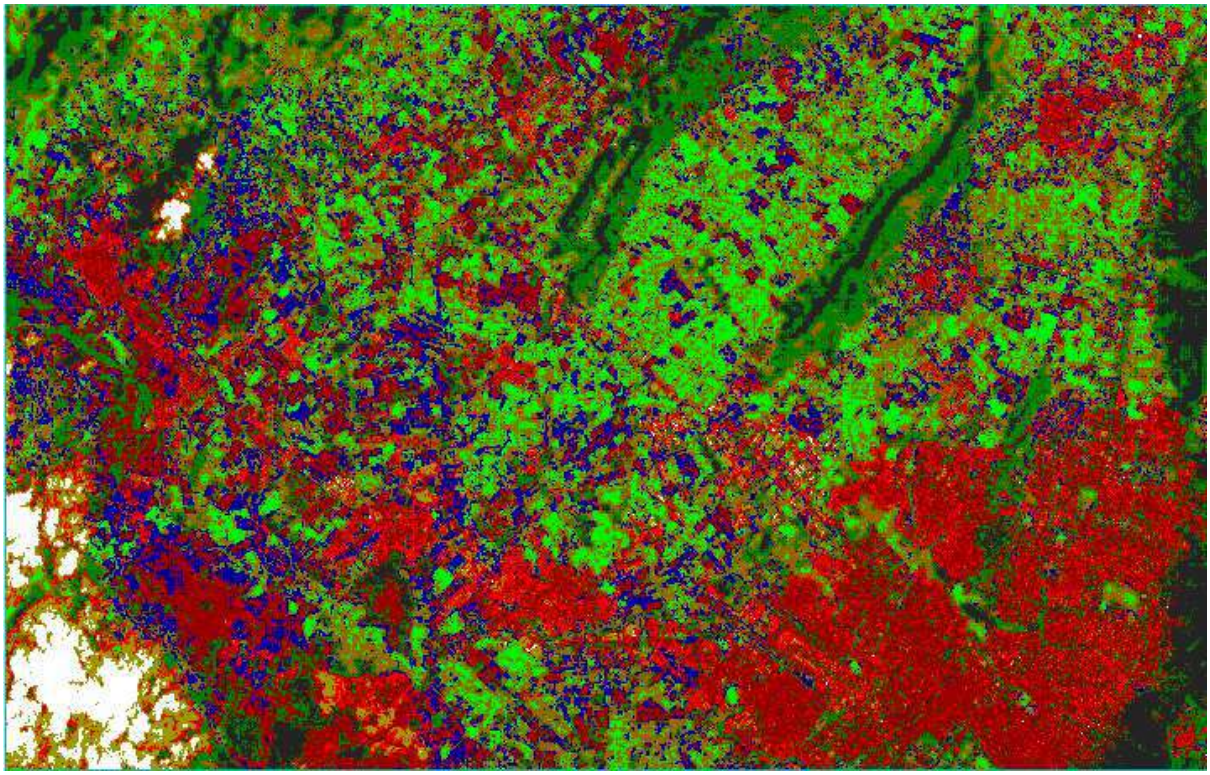


Ilustración 26. Clasificación de la imagen Contourlet por K-means en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

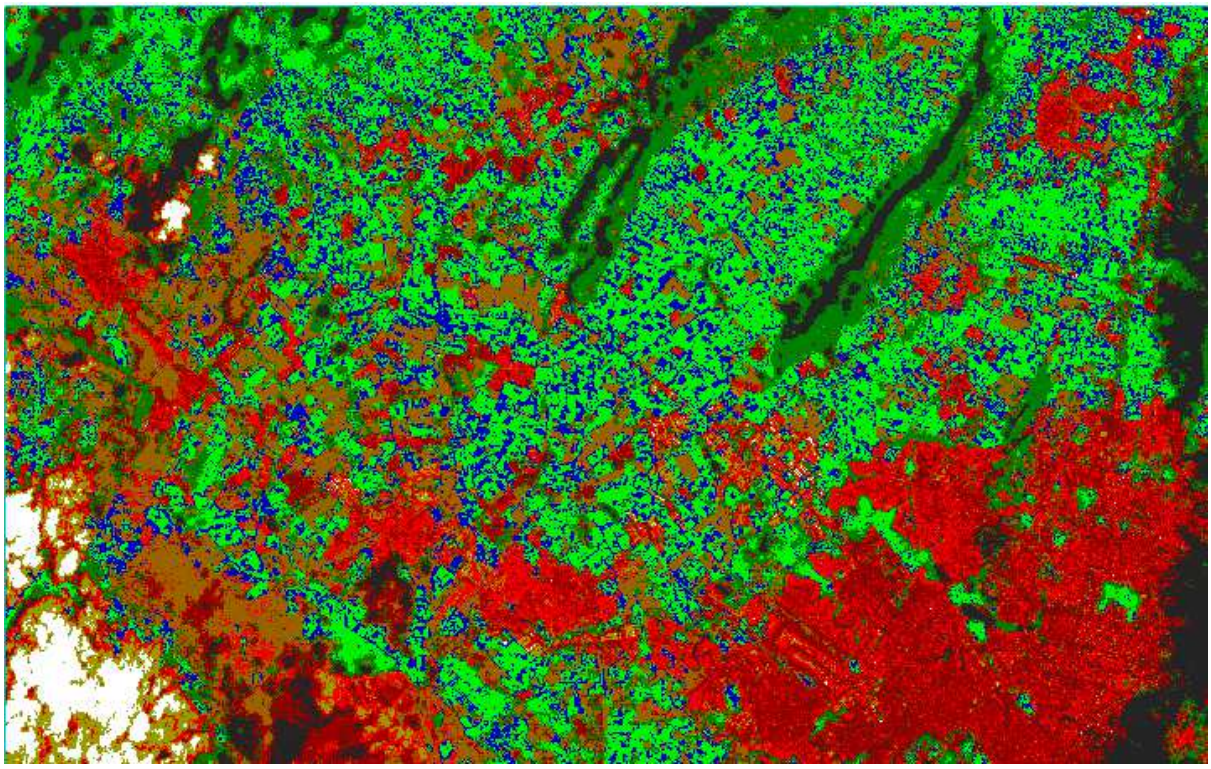


Ilustración 27. Clasificación de la imagen Contourlet con la mejor fusión (rbio1.3) por K-means en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

8.5.2. Clasificaciones Supervisadas

La clasificación supervisada se basa en la disponibilidad de áreas de entrenamiento, esto permite clasificar la imagen por medio de cada píxel de una celda, es necesario tener conocimiento previo de las clases del área de estudio (uso actual del suelo). Se debe marcar puntos y asignar un valor numérico para cada clase.

8.5.2.1. Árboles de decisión

Es una técnica de minería de datos. Con la descripción pictórica y morfológica de las clases descrita anteriormente, se tomaron de nueve a quince puntos representativos de cada una de las coberturas con el fin de determinar un comportamiento promedio de las mismas. A continuación, se muestra un ejemplo de los valores correspondientes de cada banda respecto a cada cobertura analizada según metodología Corine Land Cover para el año 2018. Ésta clasificación se realizó para las imágenes originales, fusionadas, Contourlet en imágenes originales y Contourlet en imágenes fusionadas. En las siguientes tablas se puede observar un ejemplo de valores respectivos de las muestras en cada banda para cada cobertura para el año 2018:

Tabla 31. Valores de píxel, de acuerdo a las muestras de cada cobertura para el año 2018 (parte a).

Cobertura	Banda Azul			Banda Verde			Banda Roja		
	Media	Min	Max	Media	Min	Max	Media	Min	Max
Aguas Continentales	33,4	31,9	36,6	31,3	28,6	37,7	28,7	25,3	33,4
Bosques	31,8	31,0	32,2	29,7	28,8	31,0	27,0	26,0	28,2
Pastos	34,6	32,9	36,9	35,5	33,0	39,0	32,2	28,2	39,7
Cultivos	34,2	32,3	38,7	32,0	29,6	38,3	32,1	28,0	40,6
Zonas urbanizadas	44,7	40,8	48,9	44,2	39,6	48,7	45,6	39,9	50,8
Zonas industriales	53,1	34,9	78,6	53,9	35,1	84,9	54,7	32,3	87,4
Sombras	33,1	23,3	36,8	29,7	20,8	33,6	26,9	18,8	30,9
Nubes	75,3	50,0	116,3	75,0	48,2	117,0	76,3	47,4	121,3
Áreas abiertas	49,2	39,2	53,4	58,6	41,0	64,2	67,3	44,9	74,9

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 32. Valores de píxel, de acuerdo a las muestras de cada cobertura para el año 2018 (parte b).

Cobertura	Banda IC			Banda IM		
	Media	Min	Max	Media	Min	Max
Aguas Continentales	35,8	26,9	55,1	29,7	23,4	42,2
Bosques	51,9	48,0	56,1	36,5	34,6	42,1
Pastos	86,9	71,6	101,1	55,6	47,3	66,9
Cultivos	45,1	37,4	55,8	64,4	43,4	81,0
Zonas urbanizadas	54,0	46,4	60,9	57,7	48,9	64,7
Zonas industriales	72,7	51,2	90,7	67,5	44,1	91,4
Sombras	41,6	29,1	53,6	30,2	20,9	36,2
Nubes	103,9	68,6	142,8	91,0	59,2	130,1
Áreas abiertas	81,3	58,7	89,7	95,3	67,6	105,0

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, se puede observar las convenciones de la clasificación de árboles de decisión:

Tabla 33. Convenciones de las coberturas clasificadas por Arboles de Decisión (ERDAS)).

Convenciones de las coberturas clasificadas	
0: Unclassified	5: Cultivos
1: Zonas Urbanizadas	6: Pastos
2: Bosques	7: Nubes
3: Aguas continentales	8: Sombras
4: Áreas abiertas; sin o con poca vegetación	9: Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación

Fuente: Elaboración propia.

La siguiente clasificación corresponde al de la imagen original del año 2015:

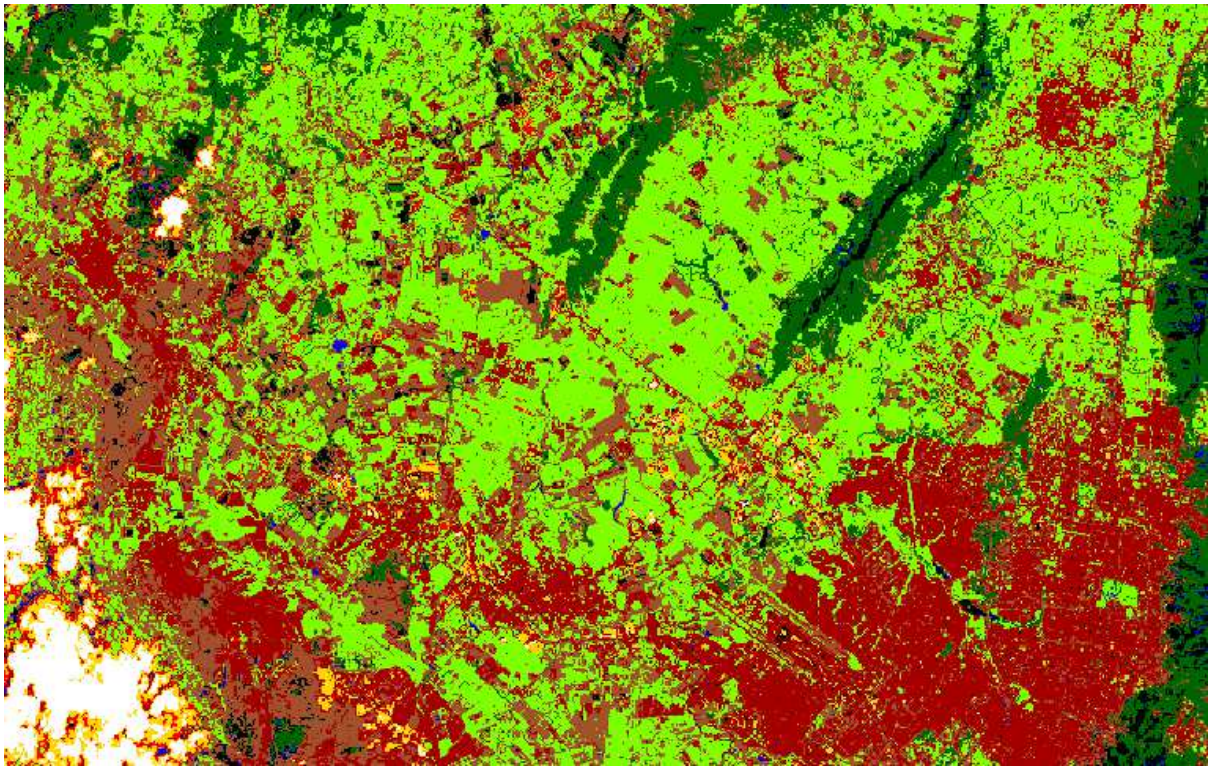


Ilustración 28. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen original en ERDAS para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

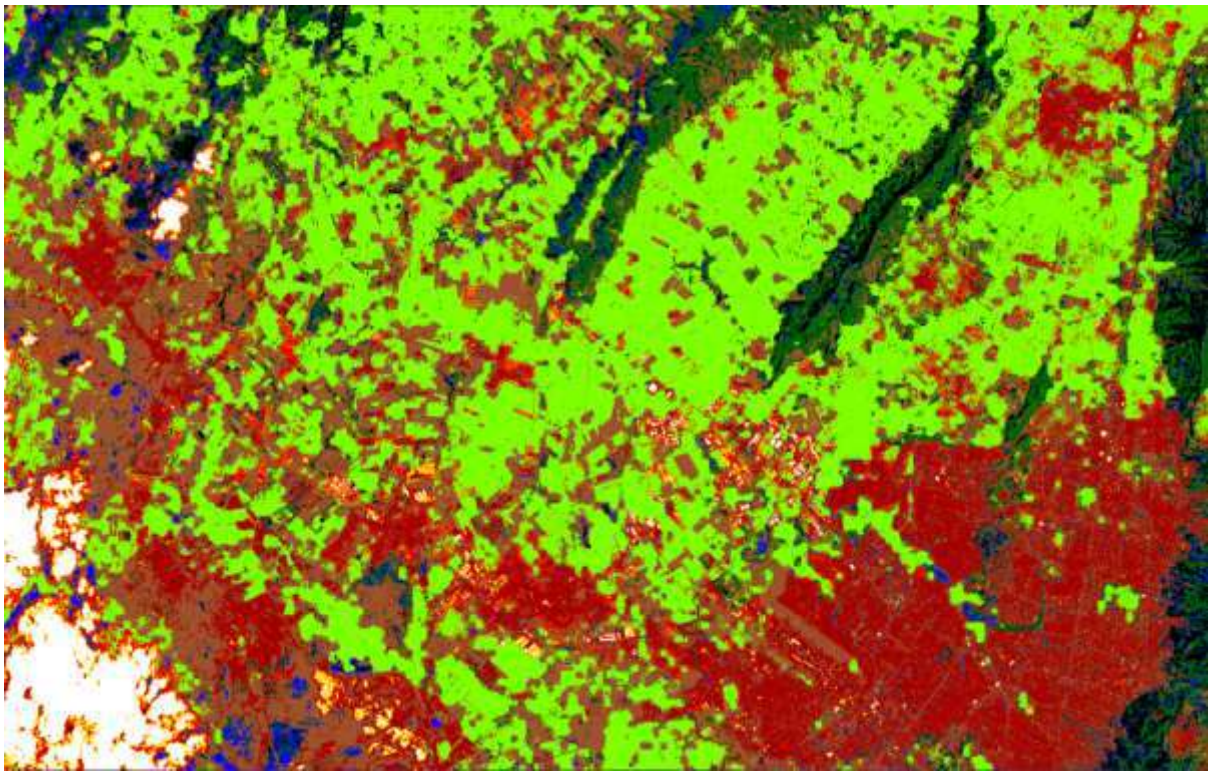


Ilustración 29. Clasificación por Árboles de decisión de la imagen fusionada rbio1.3 en ERDAS para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

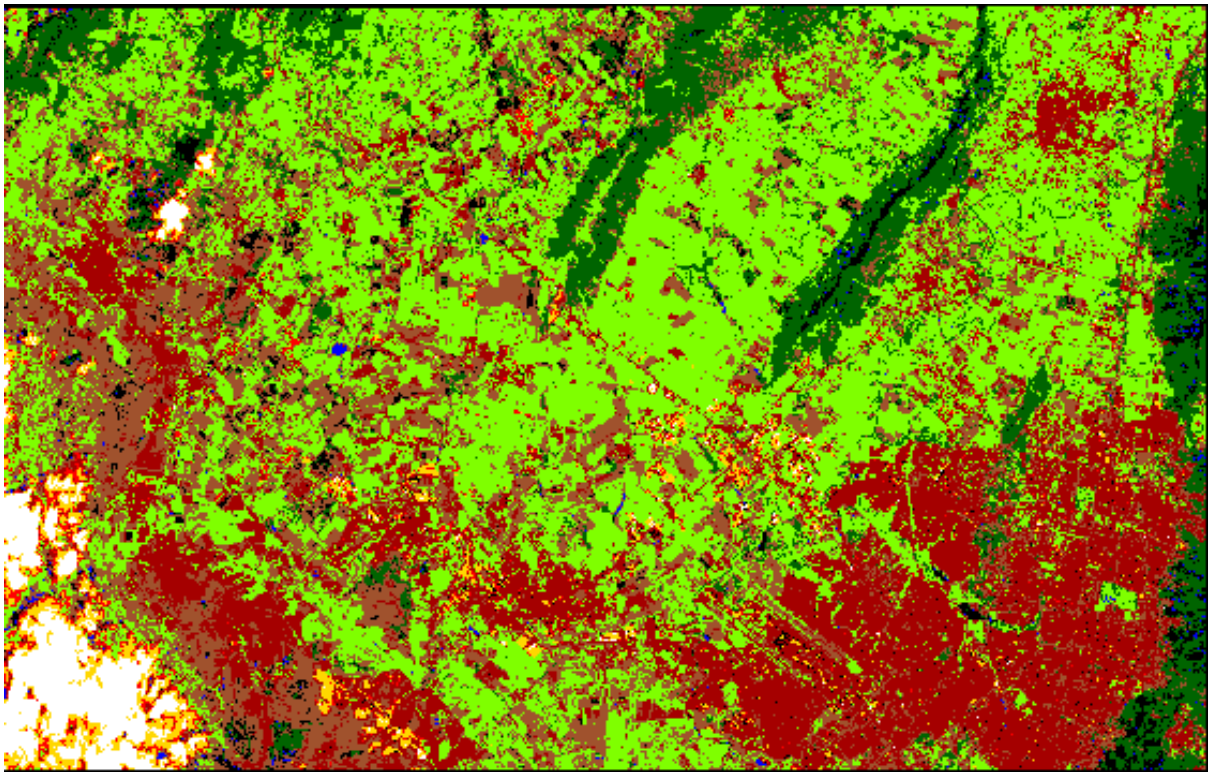


Ilustración 30. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen Contourlet en ERDAS para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

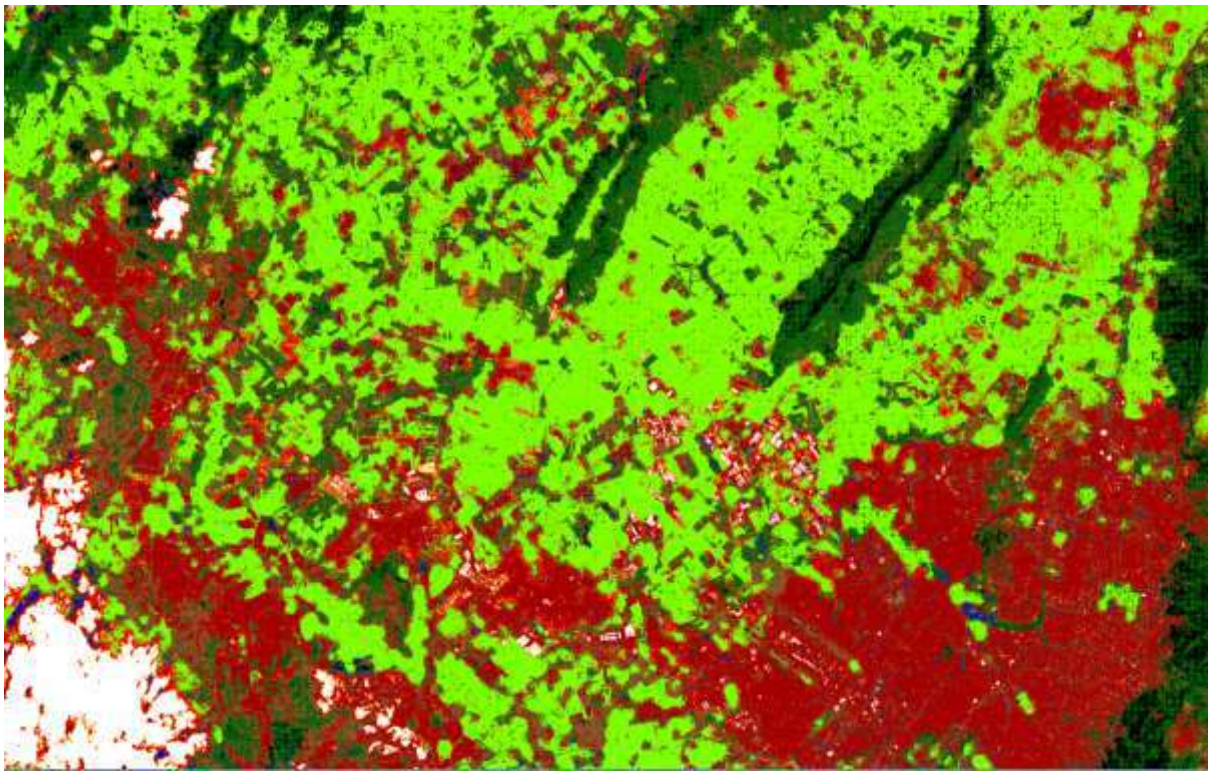


Ilustración 31. Clasificación por Arboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3 en ERDAS para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

Luego de realizada cada clasificación se precede a obtener los resultados de las matrices de confusión para cada una, con el fin de observar la mejor, un ejemplo de esto es la matriz de confusión 2015, sus resultados fueron:

Tabla 34. Matriz de confusión para las clasificaciones por Árboles de decisión para el año 2015.

Año 2015		
Imagen	**Precisión General**	**Coeficiente kappa**
Original	73,33%	0,6464
Fusión rbio1.3	74,44%	0,6406
Contourlet	73,33%	0,6477
Contourlet con Fusión rbio1.3	70,00%	0,6142

Fuente: Elaboración propia.

Como se observó en la anterior tabla, la clasificación Contourlet fue la que mejor coeficiente Kappa obtuvo, así que ésta fue la mejor dentro de las cuatro clasificaciones hechas para el año respectivo. (Los demás resultados de las matrices de confusión de cada año se pueden observar en los anexos)

8.5.2.2. Máquinas de Soporte Vectorial

Las SVM permite la separación de datos no linealmente separables, transformando los datos de entrada a un espacio de mayor dimensión conocido como espacio de características en el que sí pueden ser separados mediante un hiperplano. La transformación se realiza mediante unas funciones denominadas núcleo o kernels. Modificando distintos parámetros de las SVM se pueden obtener diferentes tipos de fronteras de separación. Se caracteriza por el sistema de aprendizaje automático que permite resolver problemas de clasificación eficientemente. Es necesario realizar unas muestras de entrenamiento y validación por medio de la herramienta Roi's. Se realizaron por cada imagen los 4 kernels y de estos se escogió el mejor por medio de las matrices de confusión, Esta clasificación se realizó para las imágenes originales, fusionadas, Contourlet en imágenes originales y Contourlet en imágenes fusionadas. Como se puede evidenciar en la siguiente tabla se realizaron los 4 kernels, de los cuales se escogió el mejor según resultados de la matriz de confusión y coeficiente kappa, esto se realizó tomando los años 2010,2013, 2015 y 2018 como muestra, los resultados son los siguientes:

Tabla 35. Evaluación del mejor kernel para el año 2010 imagen original (Landsat 7).

Año 2010			
Kernel	**Pixeles**	**Precisión General**	**Coeficiente kappa**
Linear	(44116/45373)	97,2296%	0,968
Polynomial	(44165/45373)	97,3376%	0,9692
Radial Bass	(44220/45373)	97,4588%	0,9706
Sigmoid	(41703/45373)	91,9115%	0,9062

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 36. Evaluación del mejor kernel para el año 2011 imagen original (Landsat 7).

Año 2013			
Kernel	**Pixeles**	**Precisión General**	**Coeficiente kappa**
Linear	(43556/45113)	96,5487%	0,9593
Polynomial	(43616/45113)	96,6817%	0,9609
Radial Bass	(43668/45113)	96,7969%	0,9622
Sigmoid	(40732/45113)	90,2888%	0,8859

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 37. Evaluación del mejor kernel para el año 2015 imagen original (Landsat 8).

Año 2015			
Kernel	**Pixeles**	**Precisión General**	**Coeficiente kappa**
Linear	(91013/96302)	94,5079%	0,9354
Polynomial	(91225/96302)	94,7280%	0,938
Radial Bass	(91368/96302)	94,8765%	0,9398
Sigmoid	(88915/96302)	92,3293%	0,9099

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 38. Evaluación del mejor kernel para el año 2018 imagen original (Landsat 8).

Año 2018			
Kernel	**Pixeles**	**Precisión General**	**Coeficiente kappa**
Linear	(8822/9119)	96,7431%	0,9572
Polynomial	(8816/9119)	96,6773%	0,9564
Radial Bass	(9199/9533)	96,4964%	0,958
Sigmoid	(9076/9533)	95,2061%	0,9385

Fuente: Elaboración propia.

Como se puedo observar anteriormente para todas las muestras elegidas el mejor Kernel fue Radial Bass, por ende, todas las demás clasificaciones se realizaron con este kernel. En la siguiente tabla se puede observar las convenciones utilizadas para las clasificaciones:

Tabla 39. Convenciones de las coberturas clasificadas por Máquina de Soporte Vectorial (MSV).

Convenciones de las coberturas clasificadas	
0: Unclassified	5: Cultivos
1: Zonas Urbanizadas	6: Pastos
2: Bosques	7: Nubes
3: Aguas continentales	8: Sombras
4: Áreas abiertas; sin o con poca vegetación	9: Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación

Fuente: Elaboración propia.

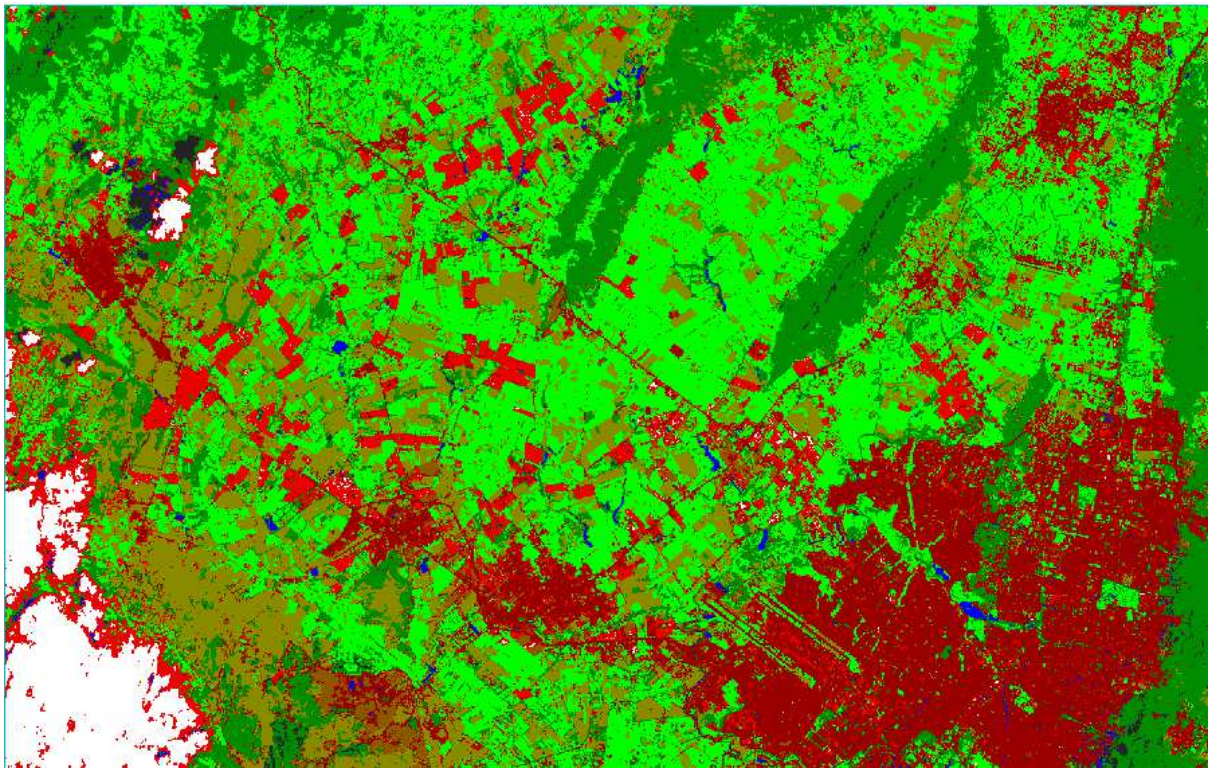


Ilustración 32. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen original en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

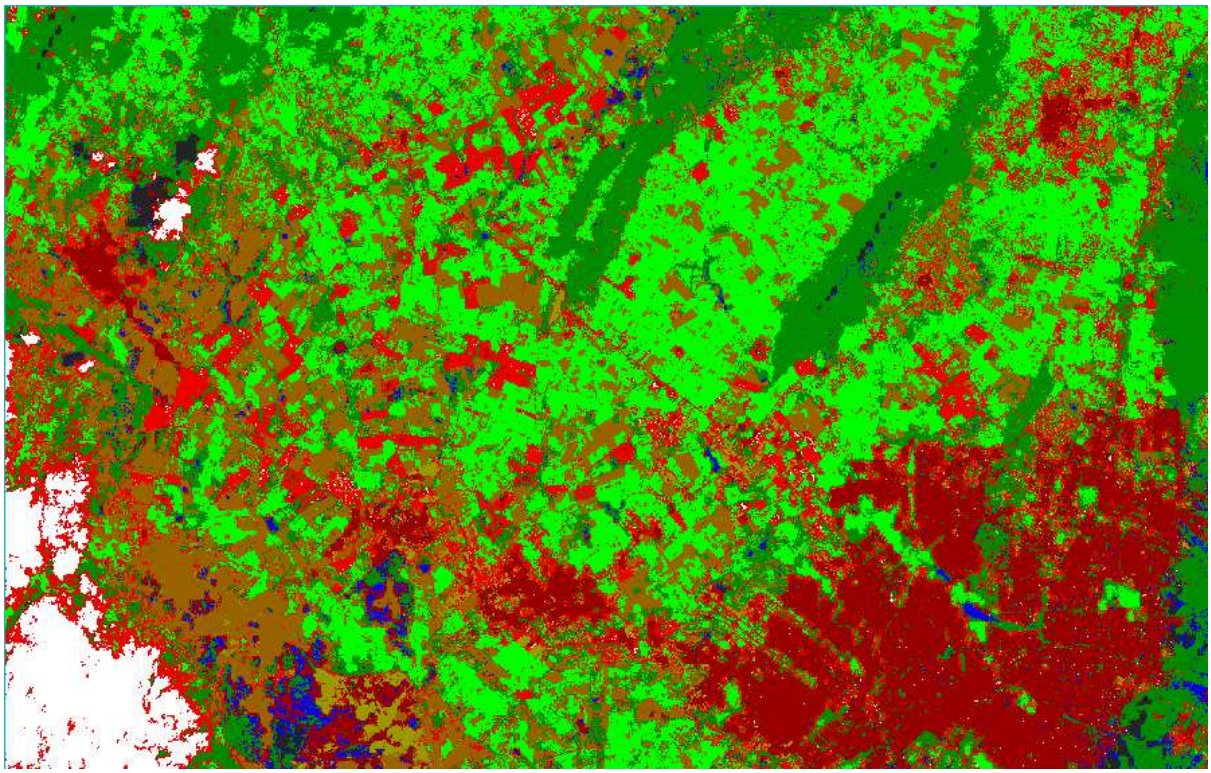


Ilustración 33. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada (rbio1.3) en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

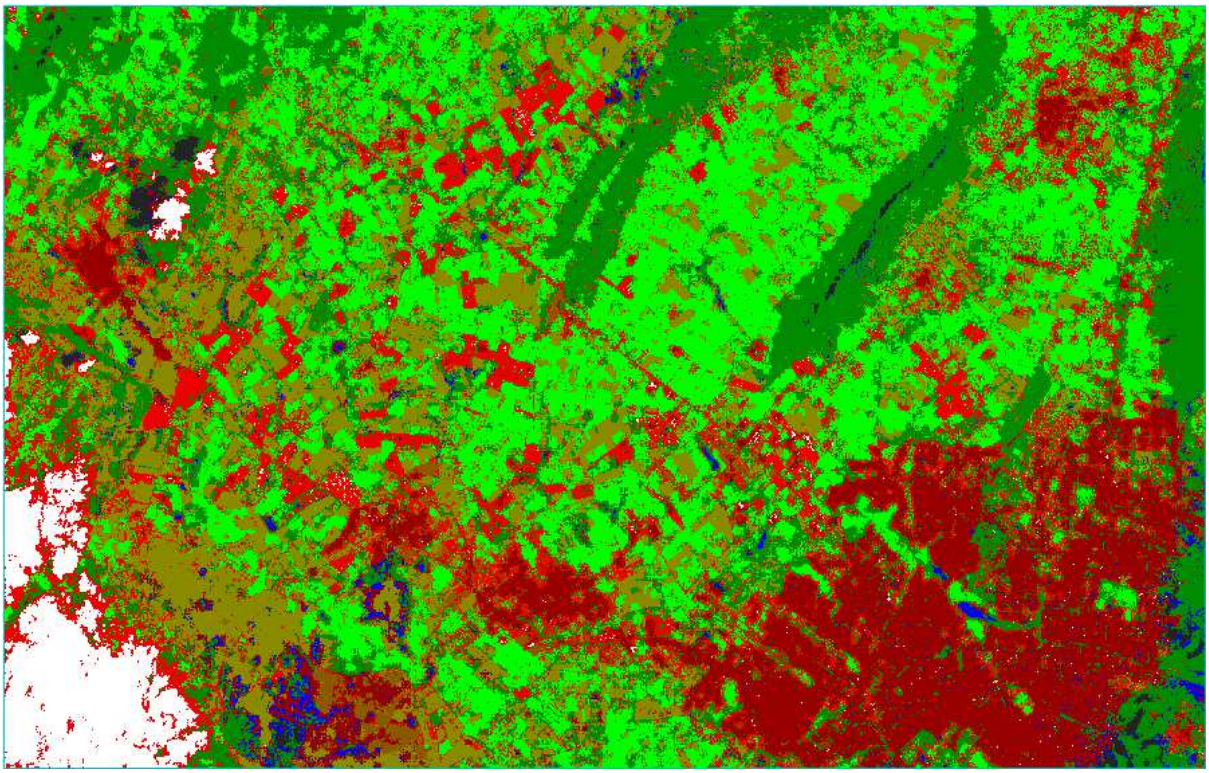


Ilustración 34. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

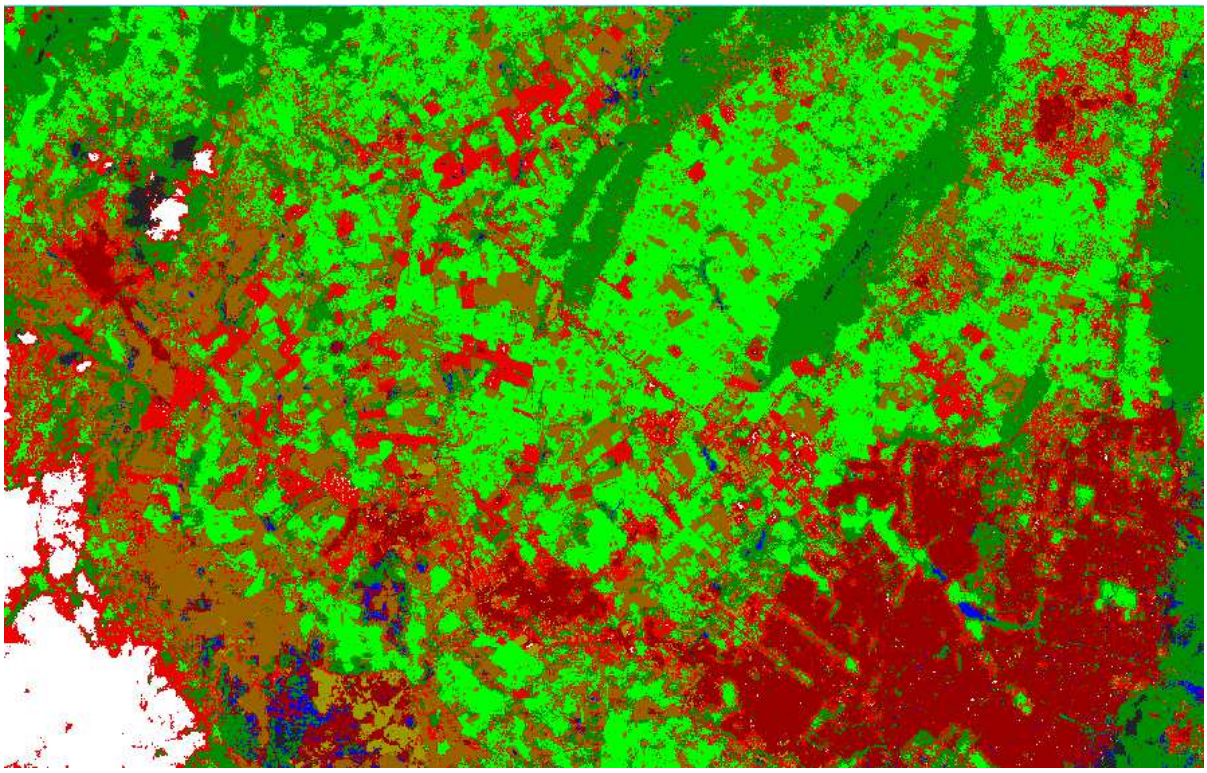


Ilustración 35. Clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con fusión rbio1.3 en ENVI para el año 2015.
Fuente: Elaboración propia.

8.5.3. Evaluación de las clasificaciones

En este capítulo se mostrarán los resultados de las diferentes clasificaciones que se realizaron por cada año, con el fin de encontrar la mejor calificación No supervisada y Supervisada, la mejor clasificación de todas las anteriores.

8.5.3.1. No supervisadas

Para encontrar la mejor clasificación entre Isodata Y K-means, se procede a comparar los estadísticos de la matriz de confusión de las imágenes, para mostrar los resultados se escogieron los años 2010, 2015 y 2018

Tabla 40. Tabla de estadísticas Kappa para las clasificaciones no supervisadas del año 2015

Año 2015			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Isodata**	51,80%	0,4324
	K-means	64,35%	0,5894
Fusionada	**Isodata**	47,9377	0,4027
	K-means	50,74%	0,4239
Contourlet	**Isodata**	45,1258	0,3582
	K-means	60,75%	0,5459
Contourlet con la mejor Fusión	**Isodata**	62,14%	0,5568
	K-means	47,43%	0,402

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 41. Tabla de estadísticas Kappa para las clasificaciones no supervisadas del año 2018.

Año 2018			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Isodata**	54,30%	0,4576
	K-means	57,66%	0,4999
Fusionada	**Isodata**	49,14%	0,3615
	K-means	45,42%	0,356
Contourlet	**Isodata**	47,1379	0,3663
	K-means	21,87%	0,1351
Contourlet con la mejor Fusión	**Isodata**	48,39%	0,3997
	K-means	58,43%	0,4967

Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo a la información anterior y basándose en los criterios estadísticos y visuales se escogió como mejor clasificación No supervisada la K-means para la zona de estudio.

8.5.3.2. Supervisadas

Para el caso de las imágenes supervisadas de las dos clasificaciones realizadas por Máquinas de Soporte Vectorial (MSV) y Árboles de Decisión (AD), se procedió a escoger la mejor de estas dos por medio de las estadísticas de las matrices de confusión de cada imagen a contrastar, para esto se tomó una muestra de imágenes de los años 2010 y 2015; los resultados son:

Tabla 42. Comparación entre los resultados de las matrices de confusión para las clasificaciones supervisadas realizadas para el año 2010.

Año 2010			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Árboles de Decisión**	70,00%	0.5953
	Máquinas de Soporte Vectorial	97,46%	0,9706
Fusionada	**Árboles de Decisión**	76,67%	0.6970
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,89%	0,9409
Contourlet	**Árboles de Decisión**	74,44%	0,6630
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,52%	0,9366
Contourlet con la mejor Fusión	**Árboles de Decisión**	73,33%	0,6630
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,63%	0,9379

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 43. Comparación entre los resultados de las matrices de confusión para las clasificaciones supervisadas realizadas para el año 2015.

Año 2015			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Árboles de Decisión**	70,00%	0,5777
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,88%	0,9398
Fusionada	**Árboles de Decisión**	74,44%	0,6406
	Máquinas de Soporte Vectorial	95,01%	0.9412
Contourlet	**Árboles de Decisión**	73,33%	0,6477
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,52%	0,9355
Contourlet con la mejor Fusión	**Árboles de Decisión**	70,00%	0,6142
	Máquinas de Soporte Vectorial	95,11%	0,9425

Fuente: Elaboración propia.

Como se observa en las anteriores tablas para todas las muestras, la mejor clasificación supervisada es la realizada por Máquinas de Soporte Vectorial, además sus estadísticos son muy altos y visualmente la clasificación presento el mejor acercamiento a las coberturas verdaderas.

8.6. Generación de mapas de Uso y Cobertura del Suelo

Se generaron diversos mapas de uso y Cobertura del suelo en los que se encuentran, los mapas generados a partir de la mejor imagen clasificada mediante el mejor método, que resultó ser la imagen fusionada Wavelet con la clasificación por Maquinas de Soporte Vectorial. Es decir, se generar 8 Mapas de Uso y Cobertura del Suelo, desde 2010 hasta 2018 exceptuando el 2017 que como se mencionó anteriormente se descartó debido su alta nubosidad.

También se generaron mapas de cambios de uso y cobertura del suelo para las clases de Cultivo, Pastos y Una clase denominada Territorios Artificializados que comprende las dos clases de Zonas Urbanizadas y Zonas Industriales o Comerciales. En donde estos cambios se hacen con referencia a las imágenes 2010 y 2018. Se realizó solo de estas clases debido a que los cambios en clases como Agua y Sin Vegetación no eran significativas, a su vez las clases de Nubes y Sombras no tenía criterio alguno realizar estos mapas ya que no son datos continuos.

Los 11 mapas que se generaron en este ítem se encuentran en la sección de anexos debido a su tamaño.

8.7. Validación de Resultados

A continuación, se muestran los análisis de las validaciones que se realizaron con base en la imagen Ikonos y la información obtenida de la entidad IDEAM.

8.7.1. Imagen IKONOS

La validación de resultados se hará con una imagen Ikonos, la cual se ubica en una zona de estudio común para poder validar y comparar resultados. Ne la siguiente imagen se puede observar la imagen utilizada:



Ilustración 36. Escena total Imagen original Ikonos.
Fuente: Elaboración propia.

Para observar mejor los cambios que se generan al momento de la implementación de los algoritmos, la escena se reducirá a una parte del aeropuerto El Dorado de Bogotá D.C, donde se realizaron fusiones las fusiones bior2.2 y rbio1.3 para obtener de las dos la mejor y aplicarla a la imagen Ikonos, los resultados fueron:

Tabla 44. Evaluación espectral de las fusiones bior2.2 y rbio1.3 para el año 2018.

ANALISIS ESPECTRAL			
ÍNDICE	**ORIGINAL**	**BIOR2.2**	**RBIO1.3**
BIAS	0	0,99611089	0,99540356
DIV	0	0,99998858	0,99998854
CC	1	0,73921753	0,73652292
ENTROPY	6,19512969	10,9782992	10,9703542
ERGAS	0	20,9679839	20,9544892
Q	1	3,8774E-05	4,5791E-05
RASE	0	104,839919	104,772446
RMSE	0	66,4433491	66,4005881

Fuente: Elaboración propia.

Según la anterior tabla la mejor fusión es la rbio1.3, ya que sus estadísticas fueron las más cercanas a la de la imagen original.

Comparación entre la imagen original, fusión y mejoramientos de bordes del sensor Ikonos.



Ilustración 37. Imagen original Ikonos



Ilustración 38. Imagen fusionada rbio1.3 Ikonos



Ilustración 39. Imagen Contourlet Ikonos



Ilustración 40. Imagen Contourlet con la fusión rbio1.3 Ikonos

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, se monstruas las respectivas clasificaciones

Tabla 45. Convenciones de las coberturas clasificadas por Máquina de Soporte Vectorial (MSV) en la imagen Ikonos.

Convenciones de las coberturas clasificadas	
0: Unclassified	5: Cultivos
1: Zonas Urbanizadas	6: Pastos
2: Bosques	7: Nubes
3: Aguas continentales	8: Sombras
4: Áreas abiertas; sin o con poca vegetación	9: Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación

Fuente: Elaboración propia.

Maquinas de soporte vectorial

Comparación entre la imagen original, fusión y mejoramientos de bordes del sensor Ikonos.

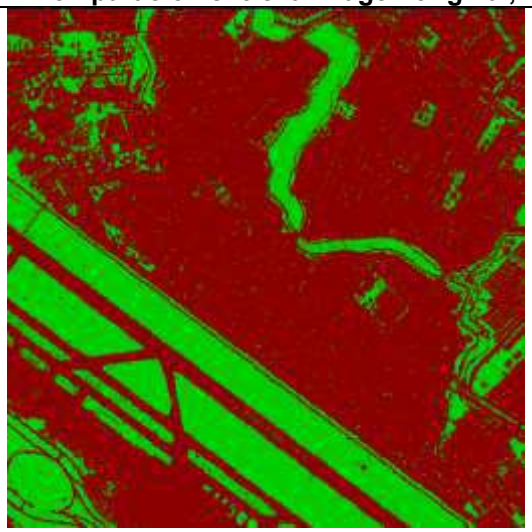


Ilustración 41. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original en ENVI para la imagen Ikonos.

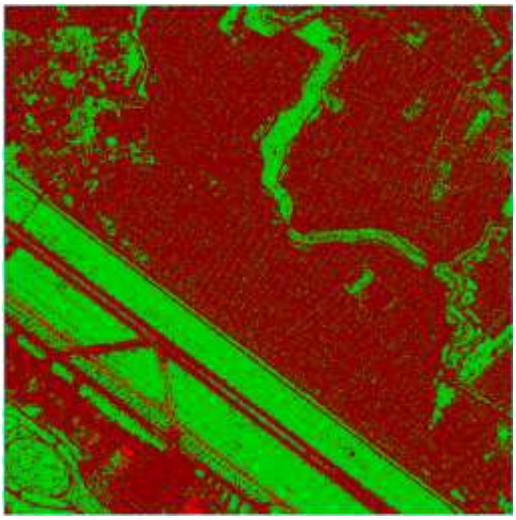


Ilustración 42. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Fusión (rbio1.3) en ENVI para la imagen Ikonos.

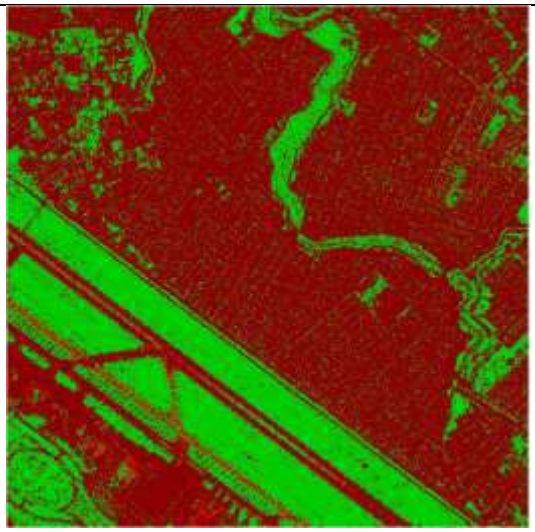


Ilustración 43. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet en ENVI para la imagen Ikonos.

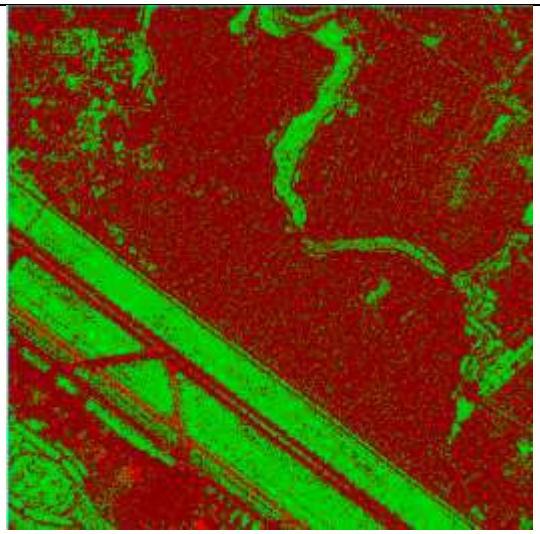


Ilustración 44. Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la Fusión (rbio1.3) en ENVI para la imagen Ikonos.

Fuente: Elaboración propia

Con las clasificaciones ya definidas se procede a verificar cual es la mejor; esto se realiza mediante las matrices de confusión, el resultado fue:

Tabla 46.Evaluación por matriz de confusión para las clasificaciones por Maquinas de Soporte Vectorial.

Imagen Ikonos		
Imagen	**Precisión General**	**Coeficiente kappa**
Original	87,72%	0.7749
Fusión rbio1.3	84,15%	0,7140
Contourlet	83,86%	0,7104
Contourlet con Fusión rbio1.3	83,09%	0,6970

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo con la anterior tabla, para la imagen Ikonos la mejor clasificación en lo que respecta a Máquinas de Soporte Vectorial de los tres algoritmos implementados fue la Fusión rbio1.3, ya que su coeficiente kappa fue el mayor entre las tres, aunque el de la imagen original sea el mayor de todas.

8.7.2. Mapa de uso y cobertura del IDEAM

Para validar los resultados, se procedió a buscar datos o mapas de uso y coberturas de entidades oficiales, que permitieran contrastarlos con los resultados obtenidos por las clasificaciones de Máquinas de Soporte Vectorial. Los datos utilizados corresponden a shapefiles descargados del catálogo de mapas del IDEAM (http://www.siac.gov.co/catalogo-de-mapas).

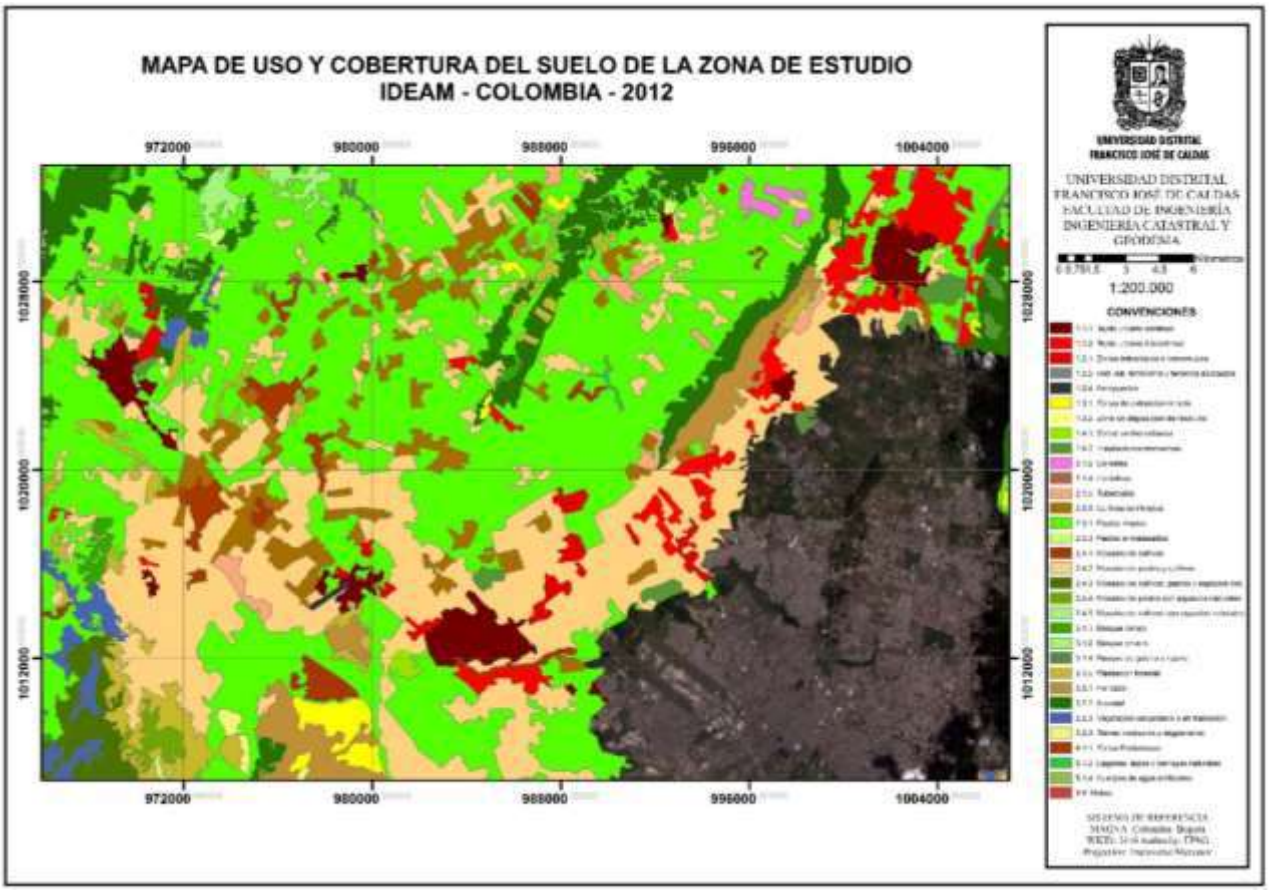


Ilustración 45. Mapa de uso y coberturas generado a partir de los shapefiles descargados del IDEAM para el año 2012.
Fuente: (IDEAM, 2015)

Se observa, que la información obtenida del IDEAM, es más detallada, ya que discrimina mucho más los diferentes usos y coberturas, y es que esto, es el proceso de estudios aún más detallados con trabajos de campo más elaborados, a pesar de esto se observa congruencia entre las coberturas de mayor jerarquía clasificadas en este trabajo.

Se nota que hay relación en cuanto a la ubicación de coberturas y dimensiones de algunas coberturas como las Zonas urbanizadas (que corresponden al casco urbano de municipios como Chía, Cota, Facatativá, Mosquera y Funza). Otra cobertura que se relaciona con los resultados obtenidos en este trabajo es la de Áreas abiertas, la cual se ubica en la zona de Mondoñedo en el municipio de Mosquera, que en el mapa del IDEAM se encuentra con una tonalidad amarilla. Para las zonas industriales y zonas urbanizadas discontinuas se nota que se presentan en menor cantidad en la información del IDEAM. En cuanto a las zonas boscosas también hay concordancia, ya que estos tienen la misma forma y ubicación en la parte superior central superior izquierda e inferior izquierda de la zona de estudio. Así, en general, se observa similitud entre todas las coberturas de mayor jerarquía del IDEAM y obtenidas por la clasificación de Máquinas de soporte vectorial. Las aguas continentales también se pueden observar en lugares como los clubes y otros cuerpos de agua que se distribuyen en la zona de estudio. Se puede concluir que hay muchas similitudes entes la información del IDEAM y la información de usos y coberturas obtenidas de las calificaciones, y que las diferencias de deben a estudiaos más detallados y que la información del IDEAM es a resultante de un estudio del lapso del 2002 al 2012, mientras que las clasificaciones son

la información de cada año en particular. Así, como hay similitudes entre las clasificaciones, también se presentan diferencias como en la zona boscosa superior derecha la cual se clasifica como herbazal, mientras que en la clasificación resultante para este trabajo se clasifica todo como bosques; las zonas aledañas a Bogotá D.C, el IDEAM los clasifica como mosaicos de pastos y cultivos, en el caso de la clasificación obtenida estas zonas son clasificadas como pastos únicamente.

8.8. Predicción para el año 2040.

A partir de conocer que la mejor clasificación obtenida de Máquinas de Soporte Vectorial, sobre el mejor resultado, que resultó ser la imagen Fusionada con rbio1.3 para el caso de Landsat 8 y bior2.2 para el caso de Landsat 7; se procede a vectorizar las clasificaciones resultantes con el fin de obtener los valores de área de las dos clases de urbanización presentes en las diferentes clasificaciones. Se obtuvieron los siguientes resultados:

ZONAS INDUSTRIALES O COMERCIALES	
AÑO	AREA HA
2010	9307,335163
2011	8119,401044
2012	6791,018155
2013	9689,32912
2014	18562,45906
2015	14490,45165
2016	13440,73229
2018	16765,40788

ZONAS URBANIZADAS	
AÑO	AREA HA
2010	5482,762171
2011	13799,1266
2012	16088,1181
2013	13253,03114
2014	12112,9127
2015	13081,03699
2016	13180,96412
2018	15104,84938

Ilustración 46. Variación de áreas se las coberturas de Tejidos Artificializados.
Fuente: Elaboración propia

A continuación, se muestra la gráfica de cada una de las tablas, en donde se podrá evidenciar la tendencia de cada clase.

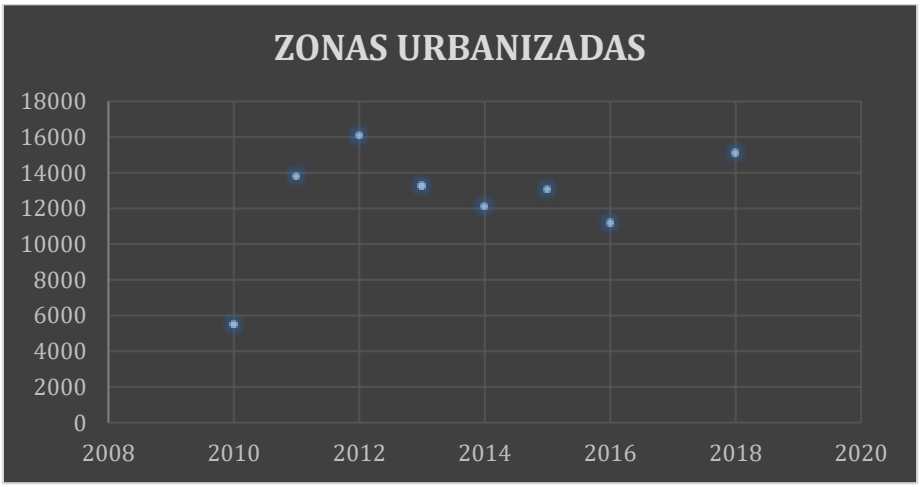


Ilustración 47. Gráfica correspondiente a la variación de áreas en Zonas Urbanizadas
Fuente: Elaboración propia

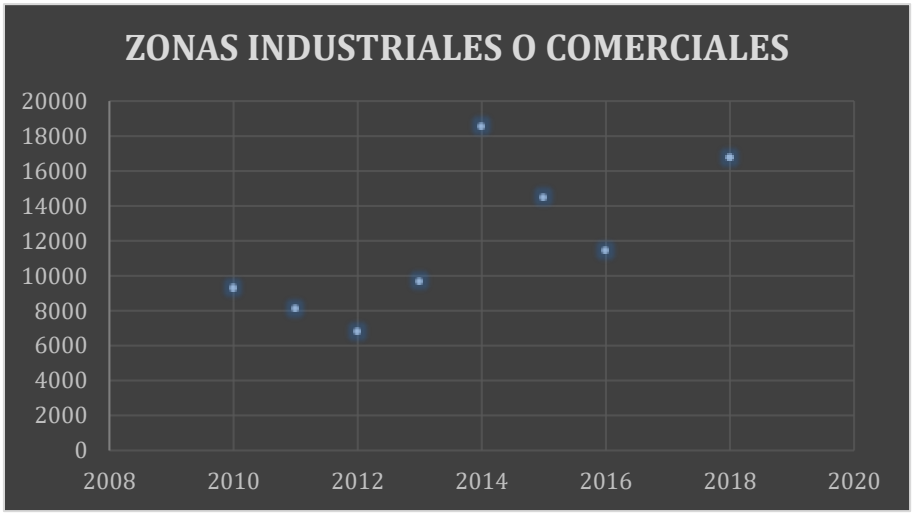


Ilustración 48. Gráfica correspondiente a la variación de áreas en Zonas Industriales o comerciales.
Fuente: Elaboración propia

En éstas gráficas se puede evidenciar primero que todo, que en ambas clases existen datos atípicos, ya que a priori se sabe que una ciudad como Bogotá y por ende sus municipios aledaños, tiene dinámicas de crecimiento urbano bastante marcadas, por lo que pensar, como lo indican las gráficas de estas dos clases, que existen años en los que la clase Urbana disminuye, solo se puede explicar como un dato atípico. Éstos datos atípicos tienen su origen en la clasificación de estas dos clases, ya que en muchos casos es posible que se confundan entre estas dos, de un año a otro, es decir, que al ser sus respuestas espectrales tan cercanas, en un año un objeto puede clasificarse en una clase y al siguiente en otra. Otra razón, también podría ser, como se evidencia en algunas imágenes, las zonas con alta nubosidad, sobre todo en los bordes de las nubes, en donde poseen características espectrales similares a las de las clases urbanas, por lo que esto también implicaría que en ciertas imágenes con alta nubosidad puedan existir supuestos valores más altos de lo común en éstas clases.

Por este motivo, se decidió proceder a realizar las regresiones, de dos formas diferentes; la primera se realizó de manera individual para cada una de las dos clases de Territorios Artificializados presentes, y la segunda fue creando una sola clase más general denominada Territorios Artificializados, en donde se sumaron los valores de las dos clases. Se realizaron dos diferentes regresiones para comparar los datos obtenidos, una con los datos, originales y otra eliminando un dato atípico en cada clase. A Continuación, se mostrarán los resultados de estas regresiones:

.

Tabla 47. Datos de regresión para las zonas industriales o comerciales.

Regresión Lineal -> Y = A + BX		
Datos Regresión	**Con Atípicos**	**Sin Atípicos**
A	-2219218,454	-2111601,003
B	1108,0088	1054,11924
Coef. Determin.	0,482187126	0,725028514
R^2 Ajustado	0,39588498	0,670034217
Ecuación	**Y**=-2219218,454+1108,0088**X**	**Y**=-2111601,003+1054,1192**X**

Fuente: Elaboración propia

Tabla 48. Datos de regresión para las zonas urbanizadas.

Regresión Lineal -> Y = A + BX		
Datos Regresión	**Con Atípicos**	**Sin Atípicos**
A	-982418,4499	-1297312,465
B	494,0995965	650,6853823
Coef. Determin.	0,165928529	0,257687856
R^2 Ajustado	0,026916617	0,109225427
Ecuación	**Y**=-982418,4499+494,0995**X**	**Y**=-1297312,465+650,6853**X**

Fuente: Elaboración propia

Para el caso de las regresiones realizadas en la clase de Zonas Industriales o Comerciales, se evidenció un comportamiento de regular a malo para el caso de la regresión original, ya que solo sería capaz de explicar el 39% de los datos, el cual es un valor bastante bajo. Y aceptable para el caso de la regresión Sin Atípicos, en donde esta se realizó eliminando el dato del año 2014, el cual presentaba un valor demasiado grande comparado con sus años colindantes, en donde esta regresión sería capaz de explicar el 67% de los datos el cual es un valor aceptable teniendo en cuenta la cantidad de datos. En el caso de la case de Zonas Urbanizadas se evidencio un pésimo comportamiento en ambas regresiones, ya que en ninguno de los casos se logró obtener un R-Cuadrado superior al 10% lo cual es un valor demasiado bajo y de muy poca confiabilidad. En esta clase para la regresión sin atípicos se eliminó el dato del año 2016, ya que poseía un valor bastante grande comparado con el de sus colindantes.

Se decidió realizar una regresión en donde se tomarán las dos clases urbanas como una sola, de manera que se sumaron los valores de cada año y se nombró como Territorios Artificializados. Cabe aclarar que los valores del año 2014 y 2016 fueron los atípicos eliminados para este caso, ya que conformaban los atípicos de las dos clases iniciales. A continuación, se muestran estas regresiones:

Tabla 49. Datos de Regresión para los Territorios Artificializados

Regresión Lineal -> Y = A + BX		
Datos Regresión	**Con Atípicos**	**Sin Atípicos**
A	-3201636,905	-3724390,724
B	1602,108397	1861,7697
Coef. Determin.	0,605707245	0,896868985
R^2 Ajustado	0,539991785	0,871086231
Ecuación	**Y**=-3201636,905+1602,1083**X**	**Y**=-3724390,724+1861,7697**X**

Fuente: Elaboración propia

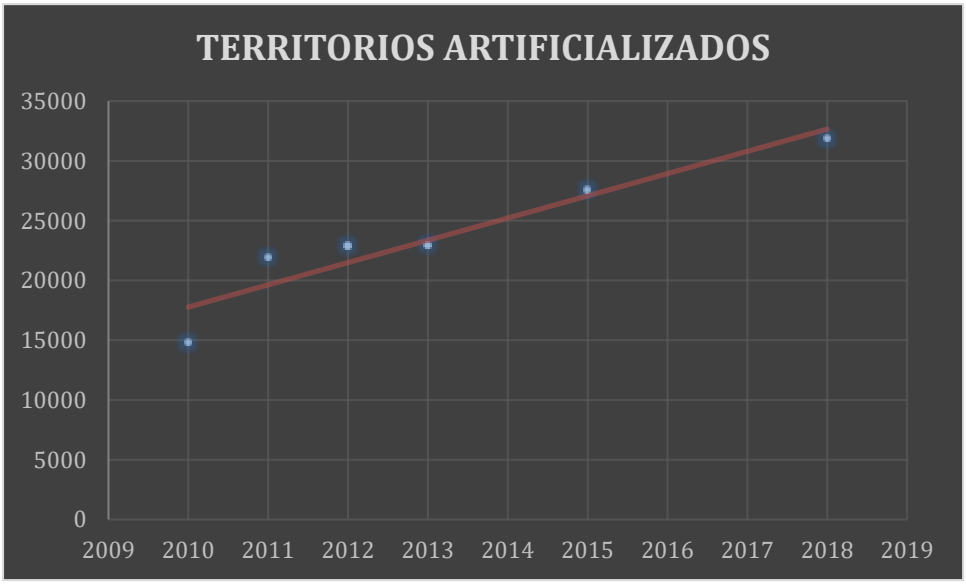


Ilustración 49: Grafica Dispersión con Línea de Tendencia de Territorios Artificializados Sin Atípicos
Fuente: Elaboración propia

En esta regresión se evidencia un comportamiento mejor respecto su R- Cuadrado ajustado, ya que se evidenció para el caso de la regresión lineal con los datos originales un valor de 53%, el cual es bastante regular, que al eliminar los atípicos y realizar la regresión toma un valor de 87%, el cual nos indica que esta regresión tiene una confianza más alta que todas las regresiones realizadas anteriormente. Así mismo se puede evidenciar en la gráfica que la línea de tendencia se ajusta bastante bien a los datos de los diferentes años utilizados. De esta manera se decidió realizar la predicción para el año 2040 con las dos regresiones realizadas con el fin de poder compara los resultados obtenidos. Se realiza esta predicción por fuera de los intervalos de confianza de la regresión, debido a que se quieren saber las dinámicas futuras que pueden tener este tipo de clases, y este procedimiento nos puede brindar una idea muy general de dicha dinámica, teniendo en cuenta que existen más factores de fondo detrás de las dinámicas de crecimiento urbano que puedan afectar el desarrollo de éstas.

Tabla 50. Tabla de predicciones.

Regresiones Lineales	Ecuación	Predicción 2030 (Ha)	Predicción 2040 (Ha)
Con Atípicos	**Y**=-3201636,905+1602,1083**X**	50643,14195	66664,22593
Sin Atípicos	**Y**=-3724390,724+1861,7697**X**	55001,76785	73619,46486

Fuente: Elaboración propia

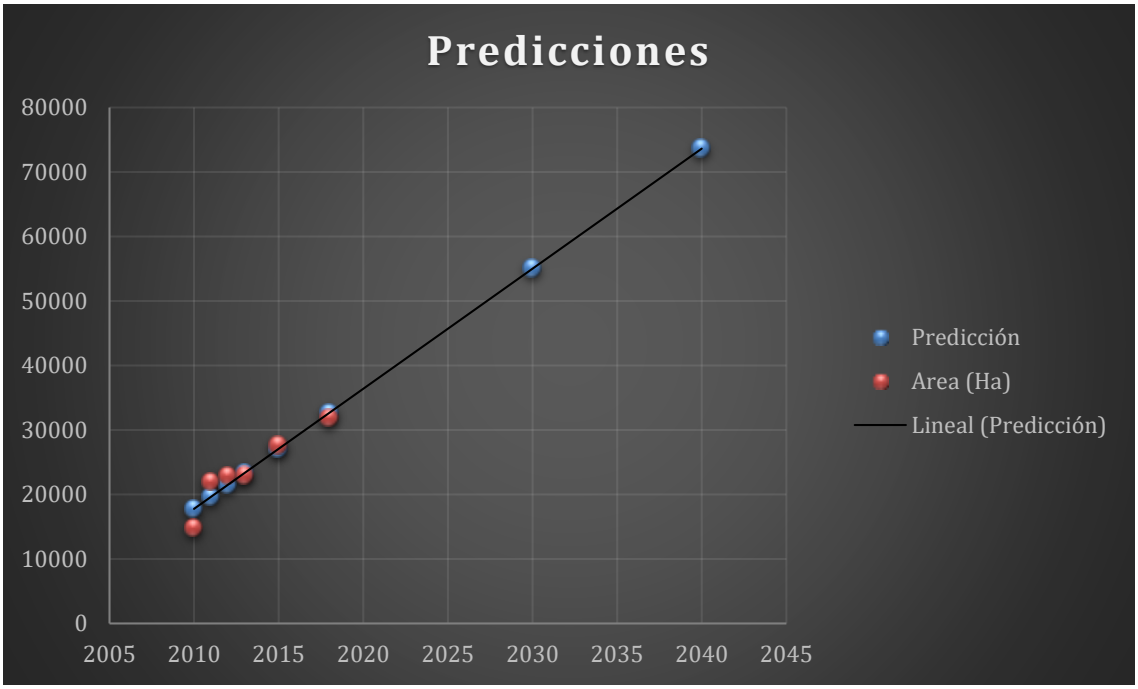


Ilustración 50: Gráfica de Dispersión de las predicciones.
Fuente: Elaboración propia

Como se pudo observar en la tabla anterior, para el año 2030 de la regresión Sin Atípicos, los Territorios Artificializados pasaran de ocupar en 2018 un área de 32600 Ha a ocupar un área de 55000 Ha lo cual representa un aumento del 68% respecto al área del 2018. Y en el caso del año 2040, el aumento respecto al 2018 sería de 125% aproximadamente. Éstos valores sirven como referencia para reflexionar acerca de la dinámica urbana que tienen estos municipios y la ciudad de Bogotá D.C, esto a pesar de que en estas dinámicas existen más variables a tener en cuenta que no se estudian en este proyecto, como lo es la construcción en altura, la cual parece ser la solución en ciertas zonas de la ciudad al crecimiento poblacional y por ende urbano. Pero este está sujeto a políticas de ordenamiento territorial, por lo que no se puede descartar la alerta que nos puede generar estos valores obtenidos al pensar en la dinámica Urbana de la Ciudad de Bogotá y sus municipios colindantes presentes en la zona de estudio.

En la gráfica de predicción se puede visualizar que los datos originales no se alejan demasiado de los que se generaron a partir de la ecuación de regresión Sin Atípicos. La línea de tendencia que se muestra de los datos de la predicción nos muestra un crecimiento bastante acelerado, basándose en que la pendiente debe ser muy grande para que tenga este comportamiento. El crecimiento que se evidencia allí, como se mencionó anteriormente puede surgir de las diferentes dinámicas del territorio, sobre todo en los municipios aledaños, en donde todavía existen zonas con un potencial de desarrollo bastante amplio tanto para la industria, como para el sector residencial o de servicios.

9. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Se implementaron fusiones de imágenes con el fin de mejorar la resolución espacial sin afectan considerablemente la espectral; además, se implementaron algoritmos Contourlet y Curvelet-Ridgelet con el fin de mejorar la continuidad y contorno de los bordes. Esto se realizó con ayuda del software matemático Matlab, de donde se obtuvo de cada algoritmo una imagen, esto se repitió para los años que se analizaron.

En las imágenes a las cuales se les aplico los algoritmos (Fusiones, Contourlet y Curvelet-Ridgilet), se observaron una mejor resolución espacial, mejoramiento de los bordes y en la definición de formas. Para su evaluación, se utilizaron los algoritmos matemáticos ERGAS, RASE, Entropía, Coeficiente de Correlación (CC), Calidad Universal (Q), dándole más peso a estadísticos como la calidad universal (Q) y el coeficiente de correlación CC), obteniendo que las imágenes obtenidas a partir del algoritmo Contourlet obtuvieron mejores resultados que Curvelet –Ridgelet (esto se puede evidenciar en la tabla 19), ya que para un ejemplo como Q en la imagen de 2018 el valor en Contourlet es de 0.9845, mientras que en Curvelet-Ridgilet es de 0.9843. Al comparar los estadísticos de Contourlet con los de la mejor fusión bior2.2 y rbio1.3, los resultados son similares y quedan a empate, por esto se decidió escoger la mejor por criterio visual, dando como resultado las imágenes con Fusiones bior2.2 y rbio1.3 para Landsat 7 y 8 respectivamente.

Se realizaron dos validaciones para los resultados; una de ellas es comparar el comportamiento de los algoritmos ante diferentes resoluciones y sensores, para esto se eligió el sensor IKONOS, tomando una zona común con Landsat 7 y 8; la otra validación se realizó con datos de usos y coberturas de entidades como lo es el IDEAM, en esta parte se comparación los resultados de las clasificaciones del año 2012. Se puedo concluir en la primera validación, que, al aplicar los algoritmos, el mejoramiento de bordes y formas es notable y de igual forma que en las imágenes Landsat al realizar la clasificación por MSV la mejor fue la Fusión rbio1.3, aunque cabe aclarar que los resultados de las estadísticas son variables ya que para Ikonos las estadísticas estuvieron muy cercanas entre los diferentes algoritmos.

Además, se propuso contrastar los resultados obtenidos de los trabajos realizados por (Toro & Medina, 2017); en éste se realiza un mejoramiento de la imagen del sensor WorldView2 por Wavelet symlet 5, Contourlet y Curvelet-Ridgelet; concluyendo que la transformada de Curvelet y Ridgilet es la que mejores resultados tuvo al hacer un análisis cuantitativo y cualitativo. Además, concluyen que la mejor Fusión fue symlet 5 con un nivel de descomposición 5. Al contrastar con los resultados que se obtuvieron para Landsat 7 y 8, los resultados varían ya que la mejor Fusión fue rbio1.3 y bior2.2 con un nivel de descomposición para ambas de 4, además entre los algoritmos de mejoramiento de bordes el mejor fue Contourlet; esto hace pensar que los algoritmos varios los resultados dependiendo del sensor y el año de cada imagen. Cabe notar que para ambos casos el mejoramiento de bordes y formas de las coberturas es notable aportando bueno resultados al momento de utilizar estos datos en clasificaciones y análisis espaciales en las imágenes.

Finalmente, se generaron ocho mapas de clasificación de uso y cobertura del suelo teniendo en cuenta nueve categorías diferentes en las coberturas correspondientes a la adaptación de la metodología Corine Land Cover, a escala 1:10000 desarrollada por el IGAC, y la mejor imagen obtenida en este caso Fusión rbio1.3, fueron realizados con el método de clasificación supervisada y evaluados por exactitud y el coeficiente kappa.

Otro mapa generado es el correspondiente a los shapefiles descargados del IDEAM para poder realizar la validación con los datos obtenidos de las mejores clasificaciones. Por último, se generó un mapa de aquellas áreas que han crecido en todas las coberturas analizadas, a lo largo del lapso de estudio.

De esta manera de muestra el contraste entre las diferencias de las imágenes originales y aquellas mejoradas, permitiendo cumplir con los objetivos propuestos inicialmente y de los cuales se obtuvieron los respectivos resultados.

10. CONCLUSIONES

Las clasificaciones Supervisadas fueron las que mejores resultados tuvieron, esto se debe a que hay una intervención para clasificar mejor las coberturas y que ésta se puede hacer debido al conocimiento que se tenga de la zona de estudio, esto es muy importante al momento de realizar este tipo de clasificaciones.

Las clasificaciones supervisadas por Árboles de decisión, aunque no tenga tan buenos resultados, son mejores que los obtenidos por las clasificaciones no supervisadas. Al momento de realizar Árboles de decisión se presentaron inconvenientes de discriminación de usos y coberturas, esto puede deberse al instante de ejecutar la clasificación, se debe limitar cada cobertura a datos fijos de las firmas espectrales de muestras tomadas, generando confusión al diferenciar las coberturas mezclando unas con otras y clasificándolas en clases que no corresponden, cabe recalcar que, aunque hay mezclas de coberturas los resultados son aceptables.

La clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial fue la mejor de todas, pero en algunos casos las coberturas se clasificaron en otras debido a su similitud espectral, como es el caso de la nubosidad, la cual en los límites de las nubes donde la cobertura no es tan densa, presenta características espectrales muy similares con otras clases, lo cual genera que se clasifiquen en otras clases. Éste método en general, presentó buenos resultados ya que, utiliza muestras de superficie de la imagen ayudando a limitar mejor las coberturas.

Se generaron inicialmente 4 mapas temáticos, en los cuales se evidencian los cambios que se presentaron durante el lapso 2010-2018 de los usos y cobertura más relevantes de la zona de estudio. Los cuatro mapas se generaron a partir de la clasificación por Máquinas de Soporte vectorial de las imágenes fusionadas, en los cuales se pueden evidenciar los cambios de las coberturas territorios artificializados, bosques, pastos y cultivos. Adicionalmente, se generaron mapas de uso y cobertura del suelo de la zona de estudio, para el lapso de 2010 a 2018, cabe recalcar que estos mapas se hicieron a partir de la clasificación de Maquinas de Soporte Vectorial de las imágenes fusionadas.

La predicción realizada se vio muy limitada a la cantidad de datos, y la calidad de estos, ya que como se ha mencionado anteriormente, en la mayoría de imágenes existe nubosidad en diferentes zonas, lo cual como se explicó tiende a confundirse con clases sobre todo de tipo urbanas. A pesar de esto, eliminando algunos datos atípicos, se logró obtener una regresión aceptable, que al realizar predicciones obtuvo errores muy bajos.

Respecto a la predicción especifica del año 2040 se puede establecer que este tan solo es un dato de referencia, que está sujeto a diversas variables que no fueron tenidas en cuenta en este proyecto por diversas razones y que pueden generar bastante impacto en este valor, como lo es el crecimiento urbano vertical, es decir, que la dinámica del territorio y su poca accesibilidad obligue, como ya se viene haciendo desde años atrás, a construir y aumentar el crecimiento urbano mediante construcciones de gran altura, las cuales también están sujetas a planes de ordenamiento territorial, que limitan de esta forma la construcción de éstos. Si se piensa profundamente, en algún momento tendrán que construir lugares para

poder abastecer a la población, de manera que en teoría es imposible pensar solo en un crecimiento urbano vertical podría solucionar el problema del crecimiento urbano.

Se contrastaron los resultados obtenidos con el trabajo de Javier Medina y Giselle Toro del año 2017, concluyendo que dependiendo del sensor a utilizar los resultados de la mejor Wavelet pueden variar, así como el mejor nivel de descomposición, que puede variar entre el 3 y el 5; esto se controla y escoge al momento de analizar el criterio estadístico y el criterio visual: además, también pueden variar los resultados al momento de escoger entre Contourlet y Curvelet-Ridgilet, cabe destacar que los resultados en cuanto a mejoramiento de bordes y formas son muy notables y buenos.

La fusión de bandas infrarrojas fue decisiva para brindarle al árbol criterios clasificatorios más completos y mejores, ya que estas bandas fueron fundamentales en la identificación de factores como humedad, con el fin de identificar correctamente la vegetación y cuerpos de agua.

La implementación de algoritmos Wavelet y de mejoramiento de bordes (Contourlet y Curvelet-Ridgelet) permite obtener imágenes con una mejor información espacial, que puede ser muy útil para realizar estudios en la planeación y ordenamiento en los municipios, departamentos y demás entidades que lo requieran.

Con el mejoramiento espacial que obtienen las imágenes después de los algoritmos, representan diversas ventajas al momento de realizar proyectos y/o estudios técnicos en los cuales no se puedan adquirir imágenes de sensores con resoluciones de hasta 1m por sus altos costos; las imágenes mejoradas aplican a proyectos como agricultura, sostenibilidad ambiental, hidrología, geodesia y por supuesto prevención y control de emergencias ambientales.

11. RECOMENDACIONES

En el tratamiento de imágenes Landsat 7, que presenten perdida de información por los gaps, se recomienda utilizar imágenes del mismo año que se triangular con el fin de completar la información faltante, y de no poder contar con imágenes del mismo año, es más óptimo elegir un modelo de corrección en el cual no haya interrupciones bruscas entre las coberturas.

En los casos cuando por criterio estadístico no se pueda escoger la mejor imagen resultante de la implementación de los algoritmos de mejoramiento o fusión, se debe analizar visualmente que no exista una pérdida espectral considerable, de esta forma la imagen que menor cambio espectral tenga en relación con la original, será la mejor.

Para realizar una buena clasificación por Árboles de decisión y, que, por su naturaleza de clasificación supervisada, es necesario tener un cocimiento previo de la zona de estudio, con el fin de obtener e identificar la información de usos y coberturas presentes; con el fin de identificar mejor las zonas que serán muestras de cada cobertura para precisar mejor los valores límites en la calificaciones de las bandas en Árboles de decisión.

De igual forma que en Árboles de decisión, al momento de hacer las muestras o Roi’s para Máquinas de Soporte vectorial, es necesario tener un concomimiento previo de la zona estudio, así como saber interpretar las diferentes combinaciones de colores en Landsat 7 y 8 para que las muestras correspondan a las coberturas que se vayan a analizar, esto proporcionará una buena clasificación con un coeficiente kappa alto.

Para realizar una óptima predicción, es necesario tener una cantidad considerable de observaciones, ya que esto indicaría más confianza en la regresión, si a priori se sabe que son datos consistentes y de calidad. De igual manera es importante tener una idea del crecimiento urbano y dejar un primer paso para futuros trabajos referentes al crecimiento urbano en la ciudad de Bogotá y sus municipios aledaños presentes en la zona de estudio, los cuales juegan un papel muy importante en estas dinámicas de crecimiento, ya que en la actualidad se están consolidando como municipios o ciudades dormitorio, lo cual indica que su crecimiento urbano en los últimos años y en el futuro está en crecimiento continuo.

12. BIBLIOGRAFÍA

Abbas, A. W., Minallh, N., Ahmad, N., Abid, S., & Khan, M. (2016). K-Means and ISODATA Clustering Algorithms for Landcover Classification Using Remote Sensing. *SI NDH UNIVERSITY RESEARCH JOURNAL (SCIENCE SERIES), 48*(2), 315-318.

Al-Rubkhi, A. N. (2017). *Land Use Change Analysis and Modeling Using Open Source (QGis) - Case Study: Boasher Willayat .* Sultan Qaboos University - College Of Arts and Social Science, Department Of Geography.

Ariza, A. (2013). *Descripción y Corrección de Productos Landsat 8*. Retrieved from Instituto Geografico Aguston Codazzi- IGAC, Centro de Investigacion y Desarrollo-CIAF: http://www.un-spider.org/sites/default/files/LDCM-L8.R1.pdf

Bell, E. J. (1974). Markov analysis of land use change—an application of stochastic processes to remotely sensed data. *Elservier*, 311-316.

Betancourt, G. A. (2005). LAS MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL (SVMs). *Scientia et Technica Año XI, N° 27*(27), 67-72.

Briceño, F. (2003). CAMBIOS DE COBERTURA DE LA TIERRA EN EL VALLE DEL RÍO MOMBOY, ESTADO TRUJILLO. *GEOENSEÑANZA, 8*(1), 91-100.

Burgues, C. J. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery 2*, 121-167.

Candès, E. J., & Donoho, D. L. (1999). Curvelets. A sueprisingly effective nonapdative representation for objetcs with edges. *National Science Foundation*.

Caparrini, F. S. (2017). *Clasificación Supervisada y No Supervisada*.

Carré, P., & Andres, E. (2004). Discrete analytical Ridgelet Transform. *Signal Processing, Elsevier, 84*(11), 2165 - 2173.

Chunga, E. J. (2016). *Aplicación de la transformada wavelet a señal de baja potencia en entorno de Matlab.* Universidad de Piura, Piura.

Chuvieco, E. (1996). *Fundamentos de Teledetección.* Madrid: Ediciones Rialp.

Donoho, D. L., & Duncan, M. R. (1999). *Digital Curvelet Transform: Strategy, Implementation and Experiments*. Retrieved from Department of Statistics, Stanford University.

Eastman, J. R. (2009). *IDRISI Taiga Tutorial.* Clark University. Worcester MA: Clark Labs.

ESA. (2014). *Satélites de observación terrestre: introducción*. Retrieved from European Space Agency: http://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_ES/SEMJC07SXIG_0.html

Garavito, G. B. (2017). Expansión urbana y cambio de coberturas en el área periurbana de la ciudad de Bogotá DC-Colombia mediante el análisis multitemporal de imágenes landsat para los años 1991 y 2016. Bogotá D.C, Colombia: Universidad Dsitrital Francisco Jose de Caldas.

Geocento. (2015). *Satélite de imágenes LANDSAT-5*. Retrieved from http://geocento.es/galeria-de-satelites-para-buscar-y-adquirir-imagenes/satelite-imagenes-landsat-5/

Geoservice. (2018). *GeoService Peru.* Retrieved from INFORMACION TECNICA RESUMIDA –IKONOS.: http://gspperu.com/pdf/res_ikonos.pdf

Gis-Lab. (2011). *Landscape change analysis with MOLUSCE - methods and algorithms*. Retrieved from http://wiki.gis-lab.info/w/Landscape_change_analysis_with_MOLUSCE_-_methods_and_algorithms

Gismondi, M., Kamusoko, C., Furuya, T., Tomimura, S., & Maya, M. (2014). MOLUSCE, An open source land use change analyst for QGIS. *for the future*.

Goikoetxea, I. G. (2010). *Aportaciones a la clasificación no supervisada y a su validación.* Tesis doctoral, Konputagailuen Arkitektura eta Teknologia Saila, Donostia.

Guide, M. (1998). *La Transformada de Wavelet.* Retrieved from Natick, MA, 5.

Gutiérrez, M. A., Bedoya, J. W., & Fernández, V. B. (2005). CLASIFICACIÓN NO SUPERVISADA DE COBERTURAS VEGETALES SOBRE IMÁGENES DIGITALES DE SENSORES REMOTOS: "LANDSAT – ETM+". *Facultad Nacional Agronomia Medellín, 58*(1), 2611-2634.

IDEAM & IGAC. (2007). Mapa de Cobertura de la Tierra Cuenca Magdalena-Cauca, Metodología Corine Land Cover Adaptada para Colombia, escala 1:100.000. *CORMAGDALENA*.

IDEAM. (2014). *Coberturas de la tierra*. Retrieved from Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales: http://www.ideam.gov.co/web/ecosistemas/coberturas-tierra

IDECA. (2017). *Objeto geográfico*. Retrieved from https://www.ideca.gov.co/es/node/294

INEGI. (2016). *Instituto Nacional de Estadistica y Geografia*. Retrieved from Imágenes de satélite- LandSat: http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/imgpercepcion/imgsatelite/landsat.aspx

INFO, L. (2018). *LAND INFO Worldwide Mapping, LLC.* Retrieved from Imágenes de Satélite de Alta Resolución IKONOS.

Lencinas, J. D., & Siebert, A. (2009). Relevamiento de bosques con información satelital: Resolución espacial y escala. *Revista de Ciencias Forestales, 17*, 101-105.

Lillo-Saavedra, M. F., & Gonzalo, C. (2008). Aplicación de la Metodología de Fusión de Imágenes Multidirección-Multiresolución (MDMR) a la Estimación de la Turbidez en Lagos. *Información Tecnológica, 19*(5), 137-146.

Lizarazo, I. (2008). Clasificación de la cobertura y del uso del suelo urbano usando imágenesde satélite y algoritmos supervisados de Inteligencia Artificial. *UD y La GEOmática, 1*(2), 4-18.

Logsdon, M. G., Bell, E. J., & Westerlund, F. V. (1996). Probability mapping of land use change: A GIS interface for visualizing transition probabilities. *Elservier, 20*(6), 389-398.

López, G. J., Jiménez, D. P., González, J. W., Díez, A. E., Isaac, I. A., & Cardona, H. A. (2010). APLICACIÓN DE LA TRANSFORMADA DE WAVELET PARA EL ANÁLISIS DE TRANSITORIOS DEBIDOS A LA CONMUTACIÓN DE BANCOS DE CONDENSADORES. *Investigaciones Aplicadas*(7), 33-45.

Medina, D. R., Joyanes Aguilar, L., Pinilla Ruiz, C., Ardila, O., & Pineda, F. (2014). Evaluación de la fusión de imágenes satelitales usando la transformada rápida de Wavelet Haar y Contourlet. *Eleventh LACCEI Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology: "Innovation in Engineering, Technology and Education for Competitiveness and Prosperity"* (pp. 1-10). Cancun, Mexico: LACCEI.

Melo, C. E. (2015). *Estadística Espacial Teoría y Aplicaciones.* Bogota.

Melo, O. R., Medina, C. D., & Pulido, R. O. (2016). Clasificación de una imagen satelital empleando maquina de soporte vectorial para cuatificar el área de Pinus Patula en una plantación. *Redes de ingenieria*, 54-60.

Mendlovic, D., Zalevsky, Z., Mas, D., García, J., & Ferreira, C. (1997). "Fractional wavelet transform. *36*(20), 4801–4806.

Minh, N. D., & Vetterli, M. (2003). The Finite Ridgilet Transform For Image Representation. *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESING*, 10-14. Retrieved from https://infoscience.epfl.ch/record/52386/files/IC_TECH_REPORT_200119.pdf

Miranda, R. P., Lazalde, J. R., Sánchez, F. M., Hernández, A. G., & Hernández, J. I. (2011). PREDICCIÓN ESPACIAL DE CAMBIOS DEL USO DE SUELO EN TEXCOCO, ESTADO DE MÉXICO. *Ciencias Forestales de Mexico, 2*(5), 59-72.

Molano, J., & Batista, J. (2006). CALENDARIO CLIMATOLOGICO AERONAUTICO COLOMBIANO. *Boletin de la Sociedad Geografica de Colombia*.

Nex, F., Delucchi, L., Gianelle, D., Neteler, M., Remondino, F., & Dalponte, M. (2015). and Cover Classification and Monitoring: the STEM Open Source Solution,. *European Journal of Remote Sensing, 48*(1), 811-831,.

NEXTGIS. (2018, junio 14). *nextgis.com*. Retrieved from MOLUSCE – quick and convenient analysis of land cover change: http://nextgis.com/blog/molusce/

Peter, J., & Edward, H. (1983). The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transaction on Communications*, 532-540.

Pontius, G. R., & Malanson, J. (2005). Comparison of the structure and accuracy of two land change models. *International Journal of Geographical Information Science, 19*(2), 243-265.

Ranchin, T., & Wald, L. (2000). Fusion of high spatial and spectral resolution images: the ARSIS concept and its implementation. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 66*, 49-61.

Rincon, L. (2012). *Introduccion a los procesos estocasticos.* Mexico D.F.: Circuito Exterior de CU. Retrieved from http://lya.fciencias.unam.mx/lars/libros/procesos2012.pdf

Riyashi, R., Kleinn, C., & Fuchs, H. (2009). Comparison of different image fusion techniques for individual tree crown indentification using quickbird image. *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, High Resolution Earth Imaging for Geospatial Information, XXXVIII-1-4-7/W5*, 2-5.

Rodriguez, N. V. (2015). *PROYECCION DEL CRECIMIENTO URBANO DEL MUNICIPIO DE FUNZA UTILIZANDO UN ENFOQUE GEOGRÁFICO.* Articulo, Universidad Militar Nueva Granada, Bogota.

Rojas, A., & Garcia, D. (2016). *Analisis de cambios de usos y coberturas del suelo en los municpios el Rosal y Subachoque.* Bogota.

Rojo, H., & Miranda, M. (2009). *Cadenas de Markov.* Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires. Retrieved from http://operativa7107.awardspace.com/apuntes/MarkovParte1.pdf

S.I.C, S. I. (2017). *Sentinel-2A Satellite Sensor (10m)*. Retrieved from https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/other-satellite-sensors/sentinel-2a/

Salazar, J. R., & Caicedo, D. A. (2016). *IMPLEMENTACIÓN DE LA TRANSFORMADA WAVELET SOBRE UN SISTEMA EMBEBIDO PARA EL PRE-PROCESAMIENTO DE SEÑALES UNIDIMENSIONALES NO ESTACIONARIAS.* Tesis, Universidad de San Buenaventura Cali, Valle del Cauca, Cali.

Sarma, D. (2010). Geostatistics with Applications in Earth Sciences. *Springer*.

Satelital, L. (2016). *Latam Satelital*. Retrieved from Ikonos, el primer satélite comercial de alta resolución.: http://latamsatelital.com/ikonos-primer-satelite-comercial-alta-resolucion/

Starck, J., Candes, E., & Donoho, D. (2002). The Curvelet Transform for Image denoising. *IEEE Trans. on Image Proc.*

Toro, G. G. (2016). Extracción de Objetos Geográficos Mediante Morfología Matemática a partir de Transformadas Wavelet. Bogotá D.C, Colombia: Universidad Distrital Francisco Jose de Caldas.

Toro, G. H., & Medina, R. J. (2017). Fusion of WorldView2 images using Contourlet, Curvelet and Ridgelet transforms for edge enhancement. *Redin*(85), 8-17.

USGS. (2018). *Landsat 5 History*. Retrieved from U.S. Geological Survey.: https://landsat.usgs.gov/landsat-5-history

USGS. (2018). *Landsat 7*. Retrieved from U.S. Department of the Interior | U.S. Geological Survey: https://landsat.usgs.gov/landsat-7

USGS, U. D. (2018). *Landsat Level-1 Data Products*. Retrieved from Landsat Missions: https://landsat.usgs.gov/landsat-level-1-standard-data-products

Vaiopoulos, A. D. (2011). Developing Matlab scripts for image analysis and quality assessment. *Earth Resources and Environmental Remote Sensing/GIS Applications II.* Prague: Proc SPIE.

Vaiopoulos, A. D. (n.d.). Developing Matlab Scripts for Image AnalY.

Valera, F., & Castellano, A. (2010). DINAMICA DEL USO DE LA TIERRA EN LA CUENCA DEL RÍO CASTÁN, TRUJILLO – VENEZUELA. 1996-2001. *Academia, 9*(18), 61-72.

Vapnik, V. (1995). *The nature of statistical learning theory.* New York: Springer-Verlag.

Wald, I. (2000). Quality of high resolution synthesized images: is there a simple criterion? *Fusion of Earth data: merging point measurements, raster maps and remotely sensed image* (pp. 99-105). Nice: T Ranchin and I. Wald Editors.

Wald, I. (2002). Data Fusion, Definition and Architectures:"Fusion of image of Different Spatial Resolution,". *Paris: Le Presses de l'École des Mines*.

Walpole, R., Myers, R., & Myers, S. (1999). *Probabilidad y Estadistica para Ingenieros.* Mexico: Pearson.

Wang, Z., & Bovink, A. C. (2002). A Universal Image Quality Index. *IEEE Signal Processing Letters*, vol XX, no Y.

Zamorano, J. P. (2005). *Clasificacion de patrones: Metodos supervisados*. Retrieved from Universidad Autonoma de Madrid, Escuela Politecnica Superior: http://www.iula.upf.edu/materials/050418porta_4.pdf

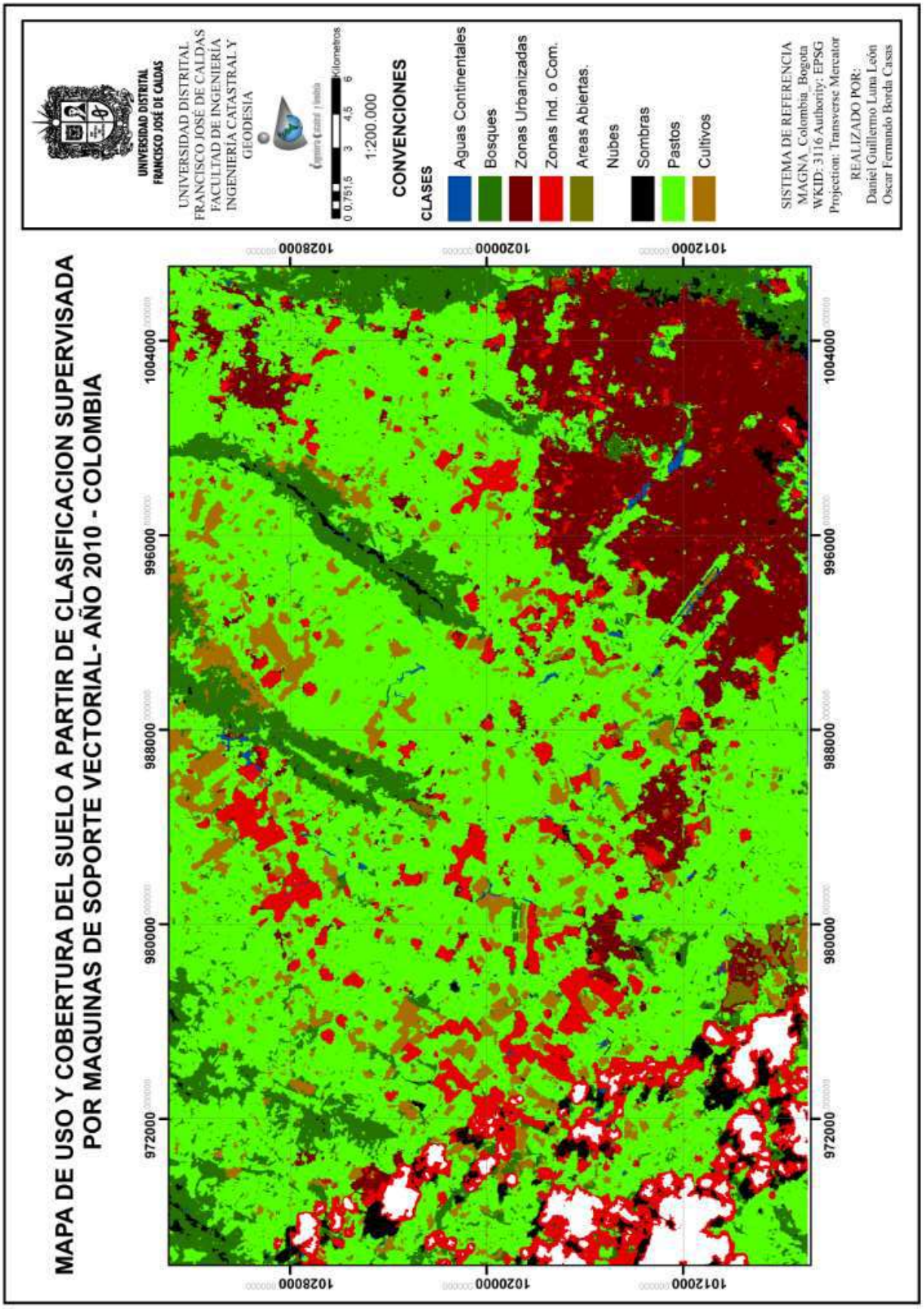
Zodio, F., de la Vega, S., Piñero, Á., Morales, G., Mas, R., Lois, R., & González, J. (2013). Diccionario de urbanismo.Geografía urbana y ordenación del territorio. 378–379.

13. ANEXOS

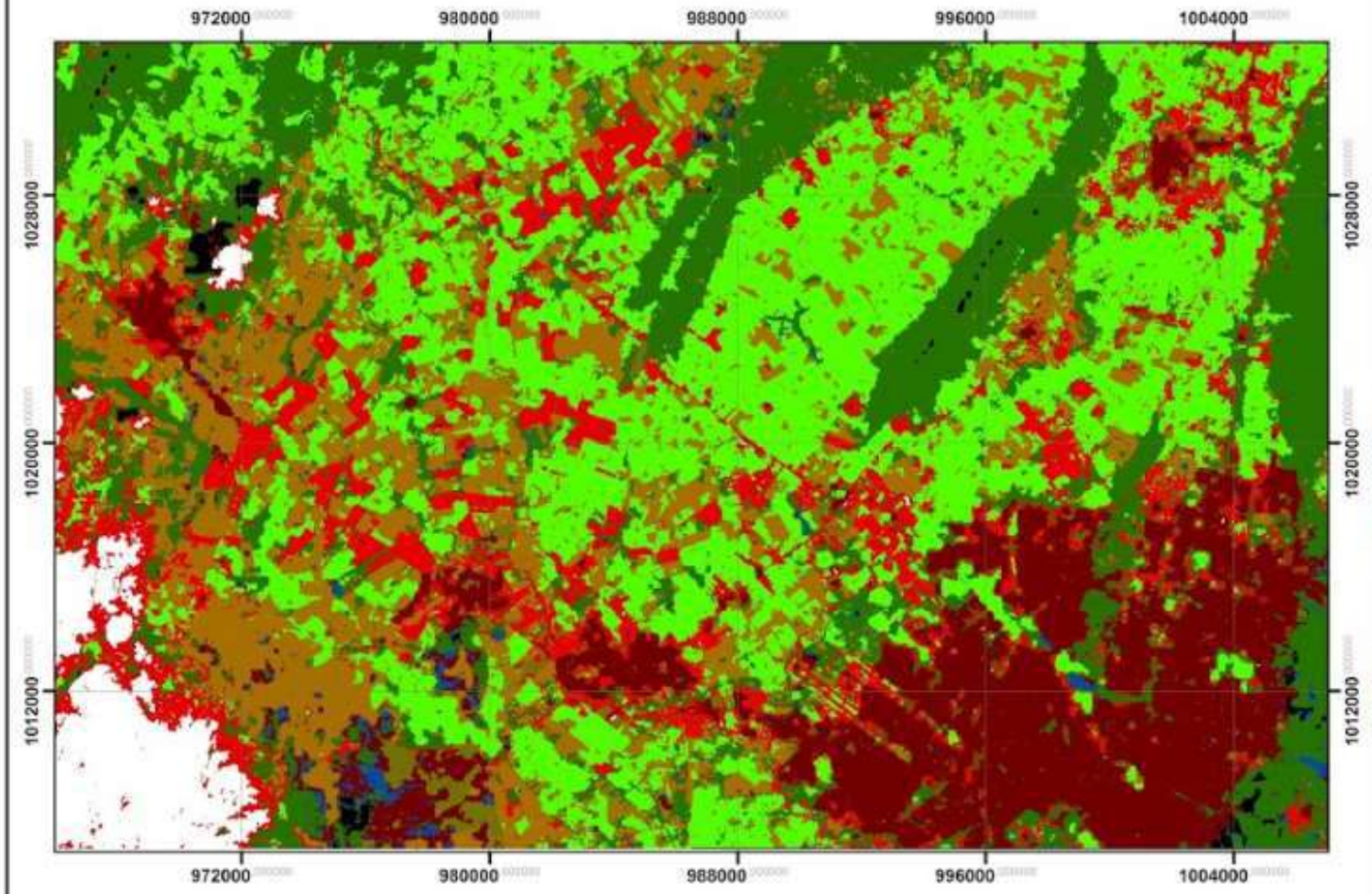
TABLA DE ANEXOS

ANEXO 1. MAPAS TEMÁTICOS
ANEXO 2. IMÁGENES CONTOURLET
ANEXO 3. IMÁGENES FUSIONADAS
ANEXO 4. CLASIFICACIONES
ANEXO 5. CÓDIGO WAVELET
ANEXO 6. CÓDIGO CONTOURLET
ANEXO 7. CÓDIGO CURVELET-RIDGELET
ANEXO 8. MUESTRAS DE COBERTURAS PARA LA CLASIFICACIÓN POR ÁRBOLES DE DECISIÓN DE LA IMAGEN ORIGINAL
ANEXO 9. MUESTRAS DE COBERTURAS PARA LA CLASIFICACIÓN POR ÁRBOLES DE DECISIÓN DE LA IMAGEN FUSIONADA
ANEXO 10. MUESTRAS DE COBERTURAS PARA LA CLASIFICACIÓN POR ÁRBOLES DE DECISIÓN DE LA IMAGEN CONTOURLET
ANEXO 11. MUESTRAS DE COBERTURAS PARA LA CLASIFICACIÓN POR ÁRBOLES DE DECISIÓN DE LA IMAGEN CONTOURLET CON LA MEJOR FUSION
ANEXO 12. COEFICIENTES KAPPA EN CLASIFICACIONES SUPERVISADAS.
ANEXO 13. FUSIONES REALIZADAS POR IMAGEN

ANEXO 1. MAPAS TEMÁTICOS



MAPA DE USO Y COBERTURA DEL SUELO A PARTIR DE CLASIFICACION SUPERVISADA POR MAQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL- AÑO 2012 - COLOMBIA



UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y GEODESIA

Kilometros
0 0,751,5 3 4,5 6

1:200.000

CONVENCIONES

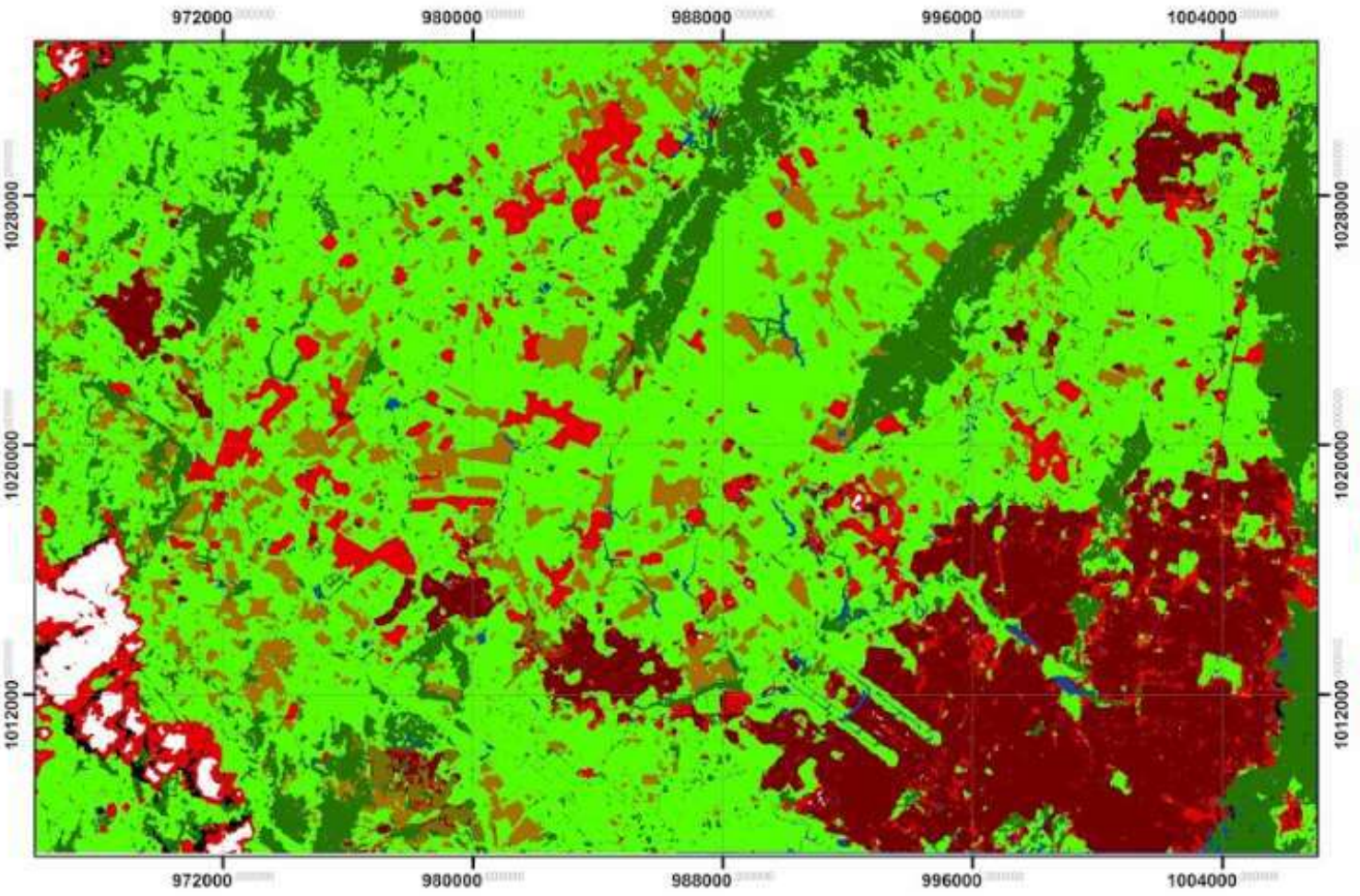
CLASES

- Aguas Continentales
- Bosques
- Zonas Urbanizadas
- Zonas Ind. o Com.
- Areas Abiertas.
- Nubes
- Sombras
- Pastos
- Cultivos

SISTEMA DE REFERENCIA
MAGNA_Colombia_Bogota
WKID: 3116 Authority: EPSG
Projection: Transverse Mercator

REALIZADO POR:
Daniel Guillermo Luna León
Oscar Fernando Borda Casas

MAPA DE USO Y COBERTURA DEL SUELO A PARTIR DE CLASIFICACION SUPERVISADA POR MAQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL- AÑO 2013 - COLOMBIA



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y
GEODESIA

Kilometros
0 0,751,5 3 4,5 6

1:200.000

CONVENCIONES

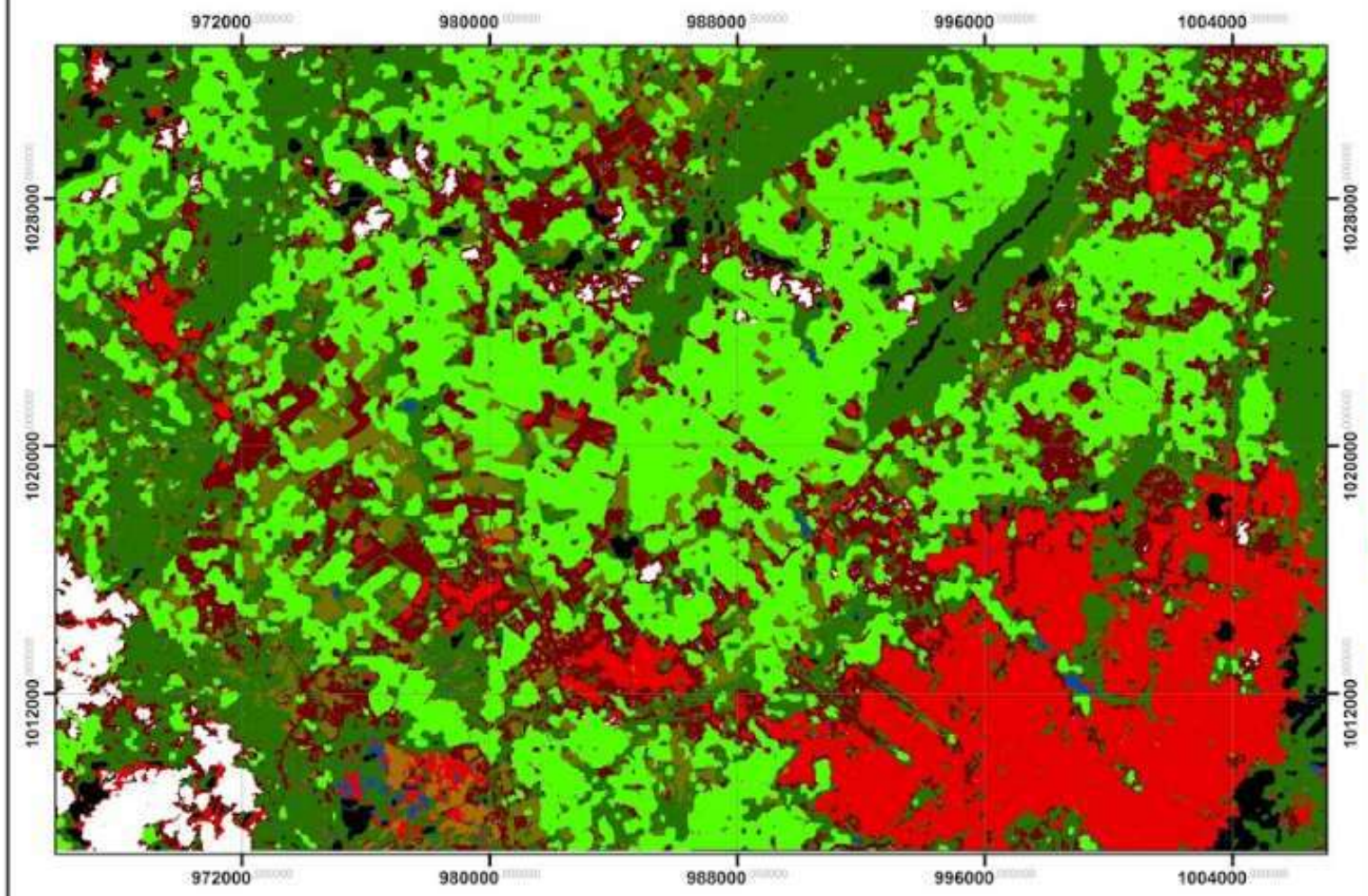
CLASES

- Aguas Continentales
- Bosques
- Zonas Urbanizadas
- Zonas Ind. o Com.
- Areas Abiertas.
- Nubes
- Sombras
- Pastos
- Cultivos

SISTEMA DE REFERENCIA
MAGNA_Colombia_Bogota
WKID: 3116 Authority: EPSG
Projection: Transverse Mercator

REALIZADO POR:
Daniel Guillermo Luna León
Oscar Fernando Borda Casas

MAPA DE USO Y COBERTURA DEL SUELO A PARTIR DE CLASIFICACION SUPERVISADA POR MAQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL- AÑO 2014 - COLOMBIA



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y
GEODESIA

Kilometros
0 0,751,5 3 4,5 6

1:200.000

CONVENCIONES

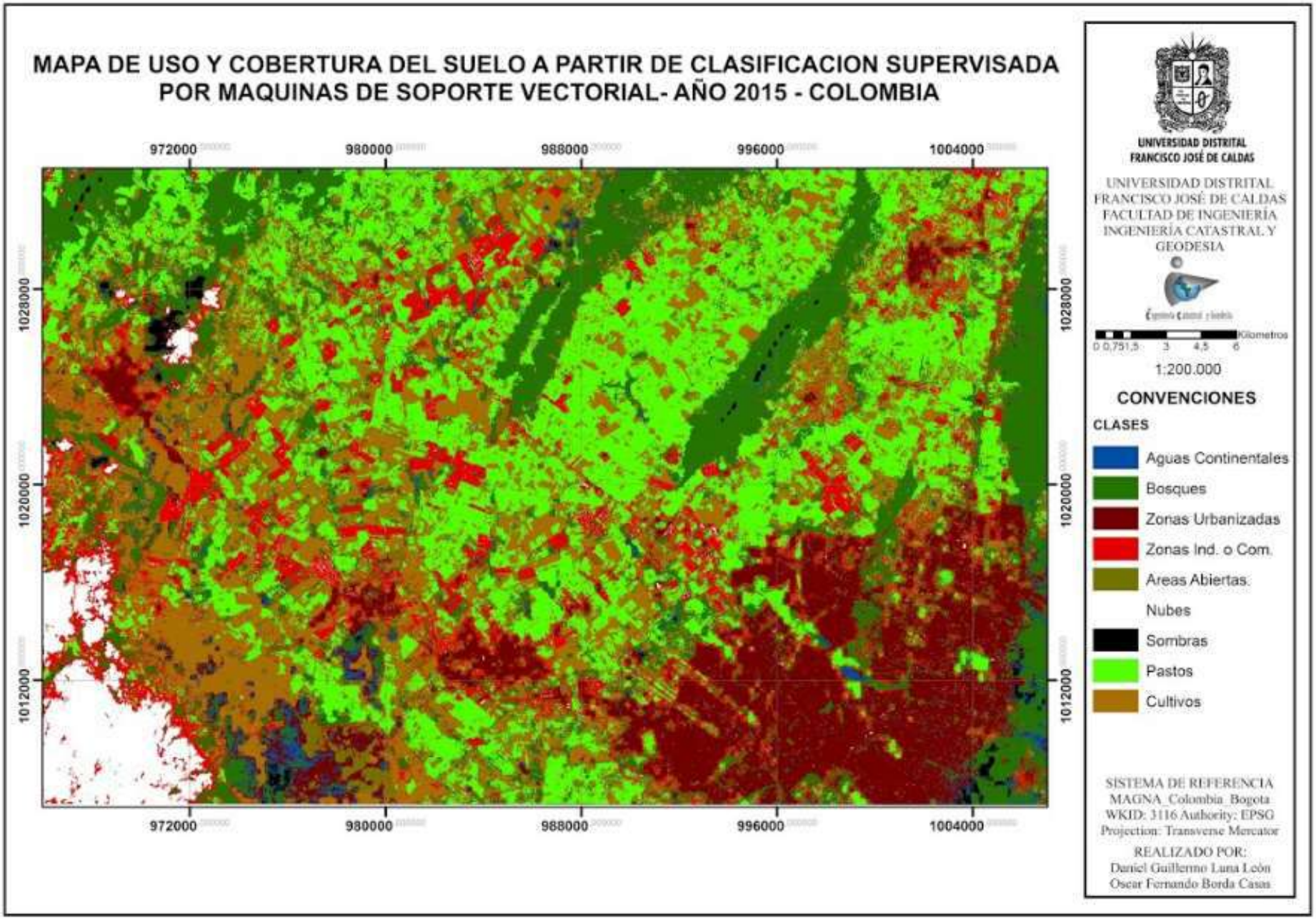
CLASES

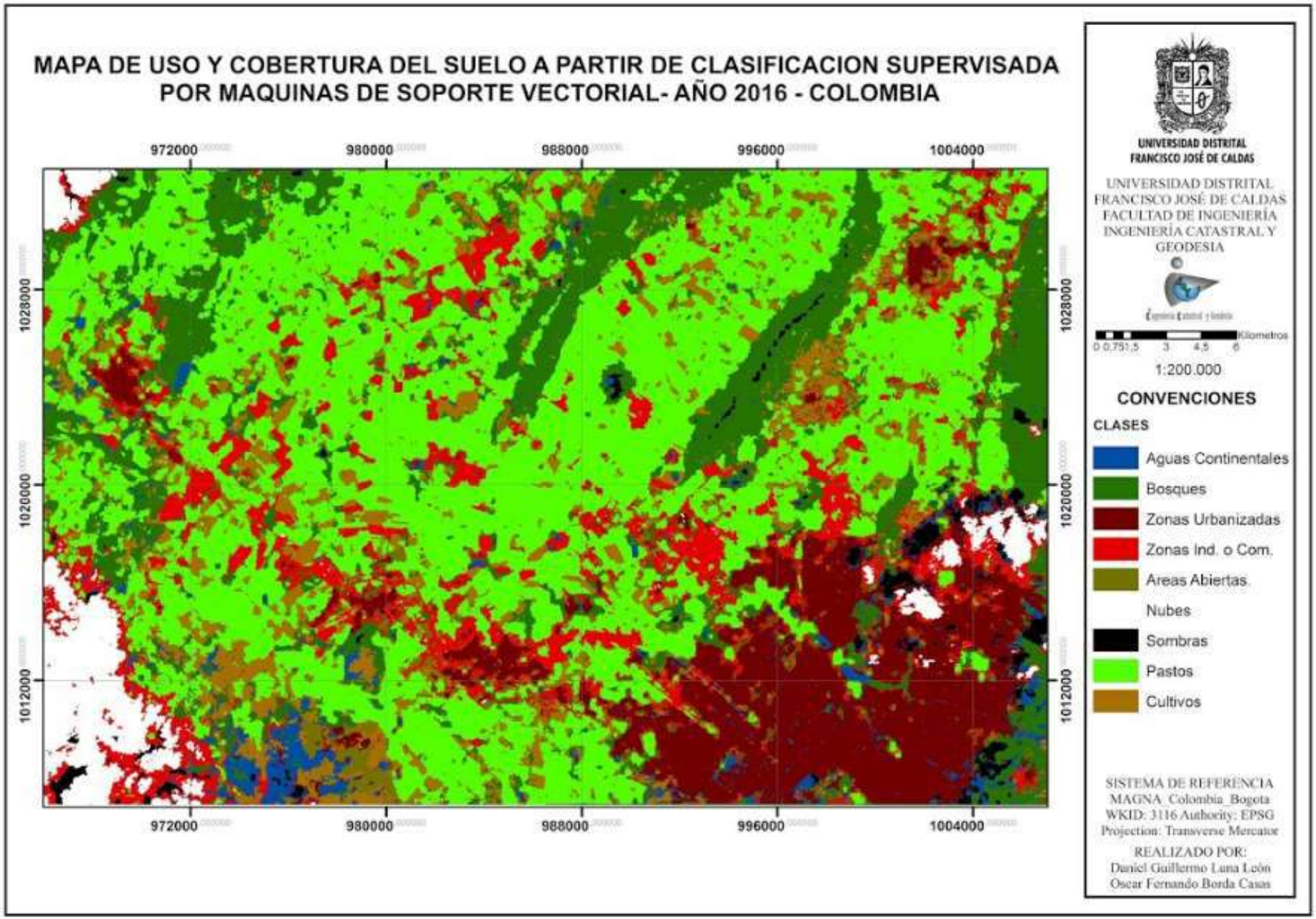
- Aguas Continentales
- Bosques
- Zonas Urbanizadas
- Zonas Ind. o Com.
- Areas Abiertas.
- Nubes
- Sombras
- Pastos
- Cultivos

SISTEMA DE REFERENCIA
MAGNA_Colombia_Bogota
WKID: 3116 Authority: EPSG
Projection: Transverse Mercator

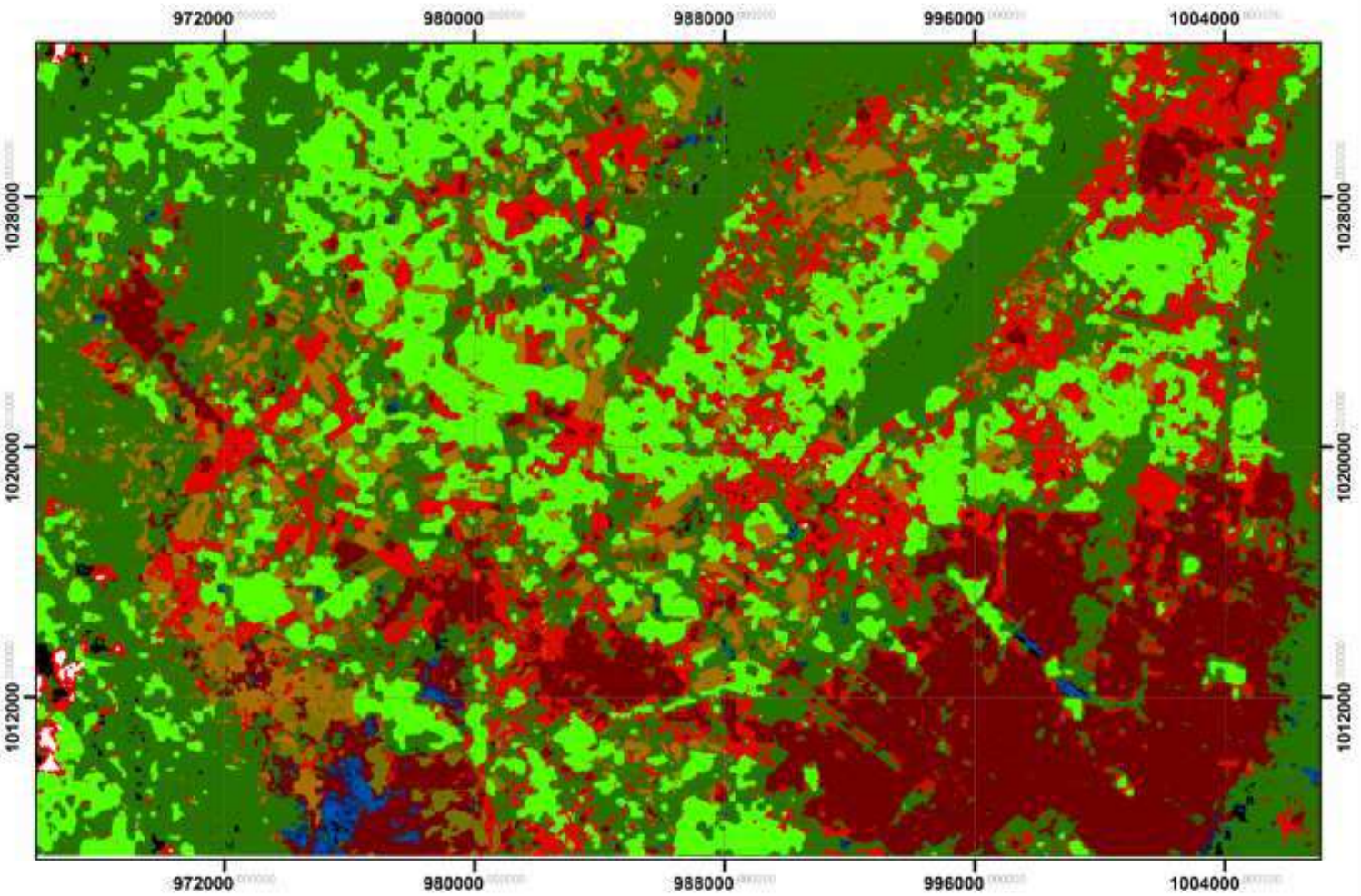
REALIZADO POR:
Daniel Guillermo Luna León
Oscar Fernando Borda Casas

MAPA DE USO Y COBERTURA DEL SUELO A PARTIR DE CLASIFICACION SUPERVISADA POR MAQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL- AÑO 2015 - COLOMBIA




MAPA DE USO Y COBERTURA DEL SUELO A PARTIR DE CLASIFICACION SUPERVISADA
POR MAQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL- AÑO 2016 - COLOMBIA
972000
980000
988000
996000
1004000
1028000
1020000
1012000
UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y
GEODESIA
Kilometros
0 0.751.5 3 4.5 6
1:200.000
CONVENCIONES
CLASES
Aguas Continentales
Bosques
Zonas Urbanizadas
Zonas Ind. o Com.
Areas Abiertas
Nubes
Sombras
Pastos
Cultivos
SISTEMA DE REFERENCIA
MAGNA_Colombia_Bogota
WKID: 3116 Authority: EPSG
Projection: Transverse Mercator
REALIZADO POR:
Daniel Guillermo Luna León
Oscar Fernando Borda Casas

MAPA DE USO Y COBERTURA DEL SUELO A PARTIR DE CLASIFICACION SUPERVISADA POR MAQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL- AÑO 2018 - COLOMBIA



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÈ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y
GEODESIA

0 0,751,5 3 4,5 6 Kilometros

1:200.000

CONVENCIONES

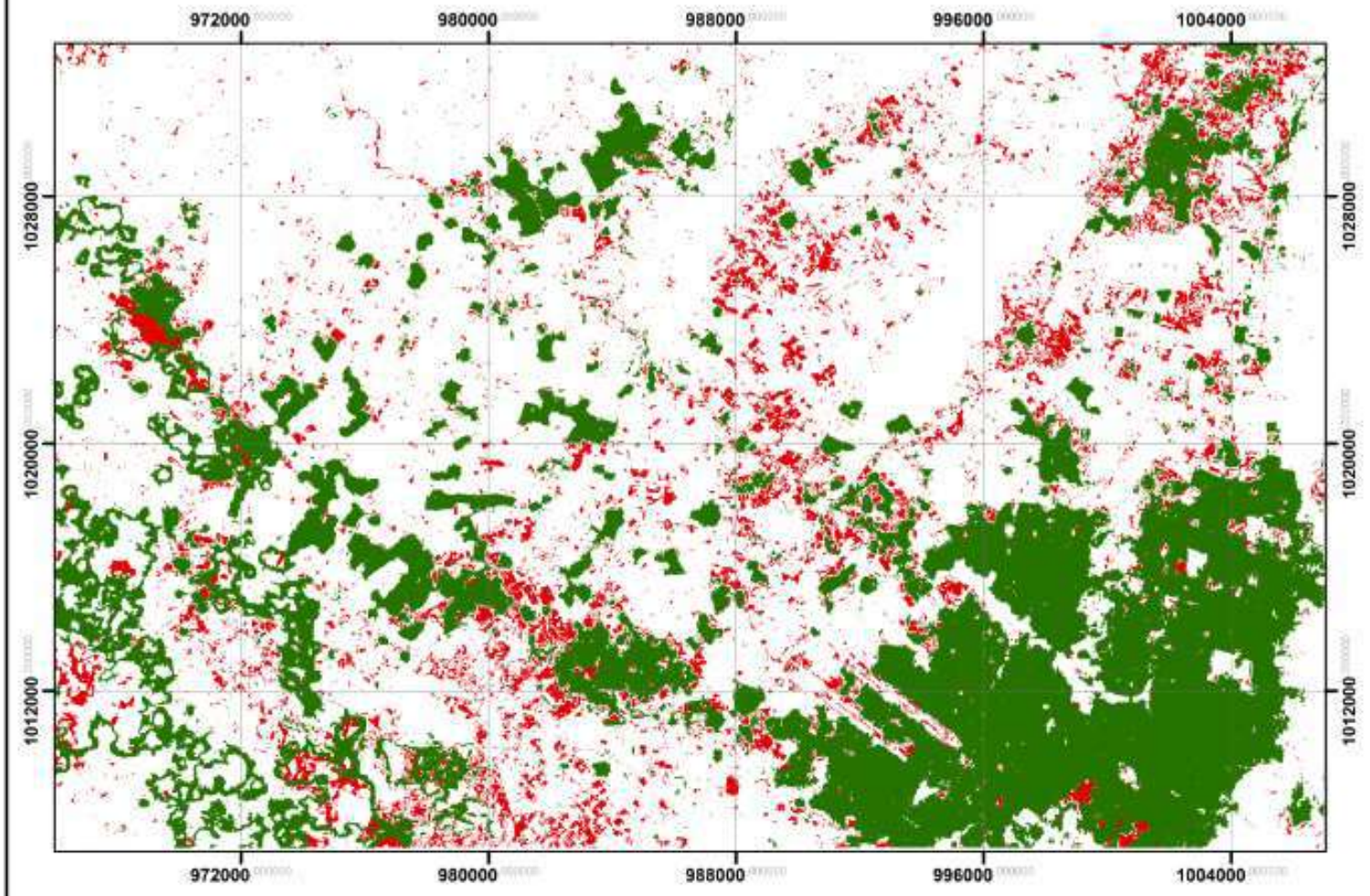
CLASES

- Aguas Continentales
- Bosques
- Zonas Urbanizadas
- Zonas Ind. o Com.
- Areas Abiertas.
- Nubes
- Sombras
- Pastos
- Cultivos

SISTEMA DE REFERENCIA
MAGNA_Colombia_Bogota
WKID: 3116 Authority: EPSG
Projection: Transverse Mercator

REALIZADO POR:
Daniel Guillermo Luna León
Oscar Fernando Borda Casas

MAPA DE CAMBIOS DE USO Y COBERTURA DEL SUELO DE LA CLASE TERRITORIOS ARTIFICIALIZADOS - 2010 A 2018 - COLOMBIA



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y
GEODESIA

Kilometros
0 0,751,5 3 4,5 6

1:200.000

CONVENCIONES

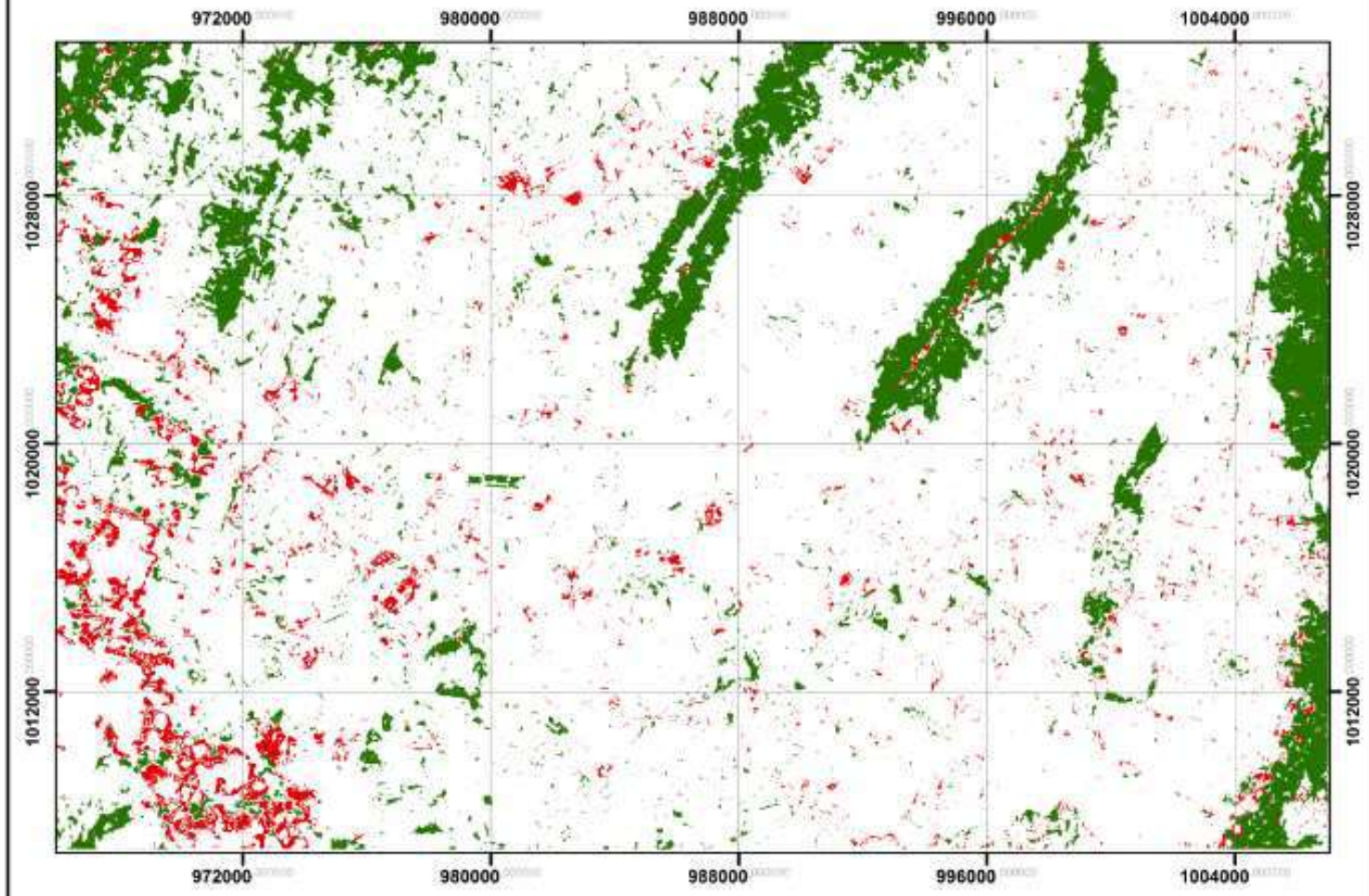
CLASES

- Territorios Artificializados 2010
- Cambios T.A. 2018

SISTEMA DE REFERENCIA
MAGNA_Colombia_Bogota
WKID: 3116 Authority: EPSG
Projection: Transverse Mercator

REALIZADO POR:
Daniel Guillermo Luna León
Oscar Fernando Borda Casas

MAPA DE CAMBIOS DE USO Y COBERTURA DEL SUELO DE LA CLASE BOSQUES - 2010 A 2018 - COLOMBIA



UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y GEODESIA

0 0,751,5 3 4,5 6 Kilometros

1:200.000

CONVENCIONES

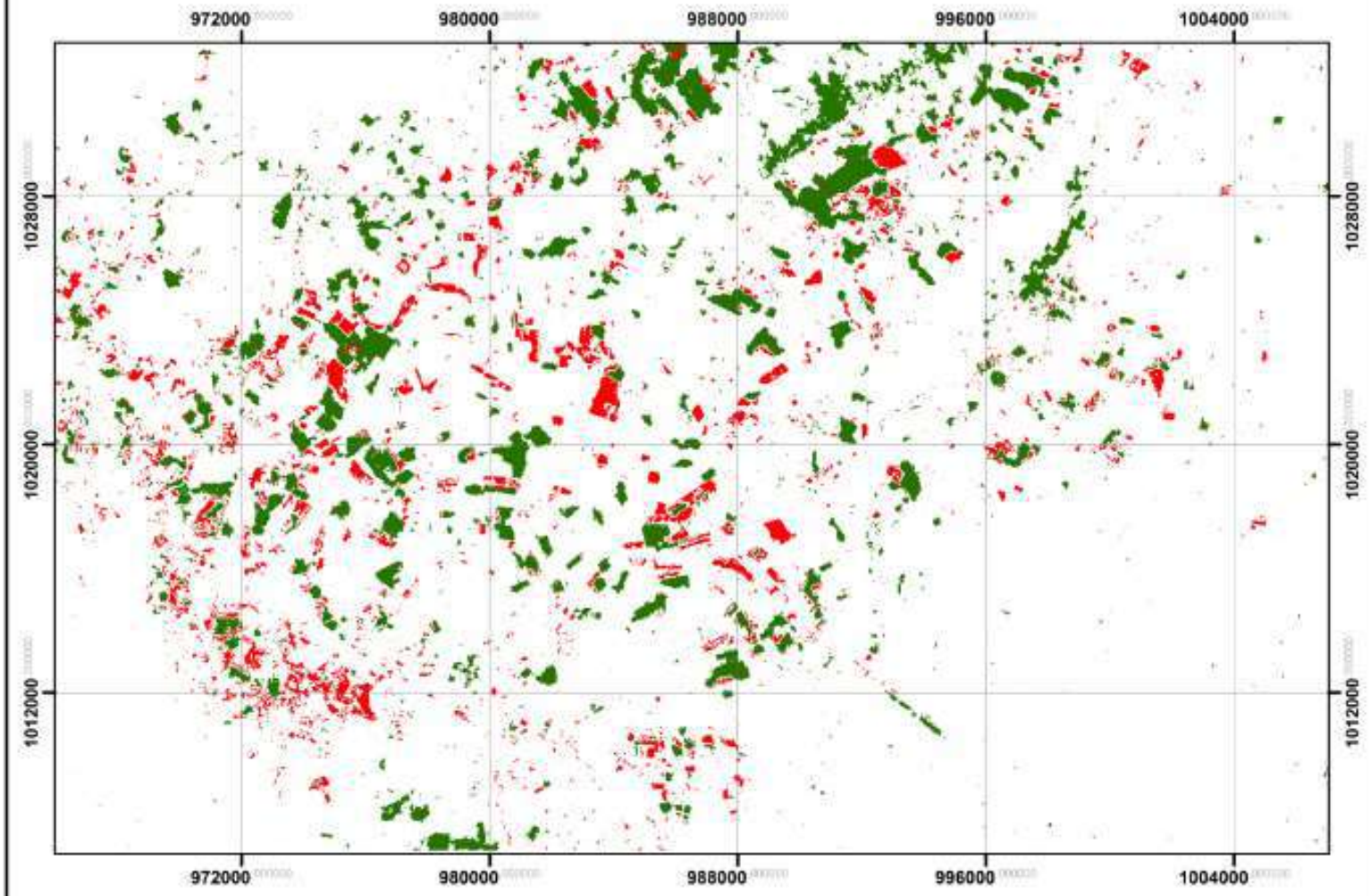
CLASES

- Bosques 2010
- Cambios Bosques a 2018

SISTEMA DE REFERENCIA
MAGNA_Colombia_Bogota
WKID: 3116 Authority: EPSG
Projection: Transverse Mercator

REALIZADO POR:
Daniel Guillermo Luna León
Oscar Fernando Borda Casas

MAPA DE CAMBIOS DE USO Y COBERTURA DEL SUELO DE LA CLASE CULTIVOS - 2010 A 2018 - COLOMBIA



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y
GEODESIA

0 0,751,5 3 4,5 6 Kilometros

1:200.000

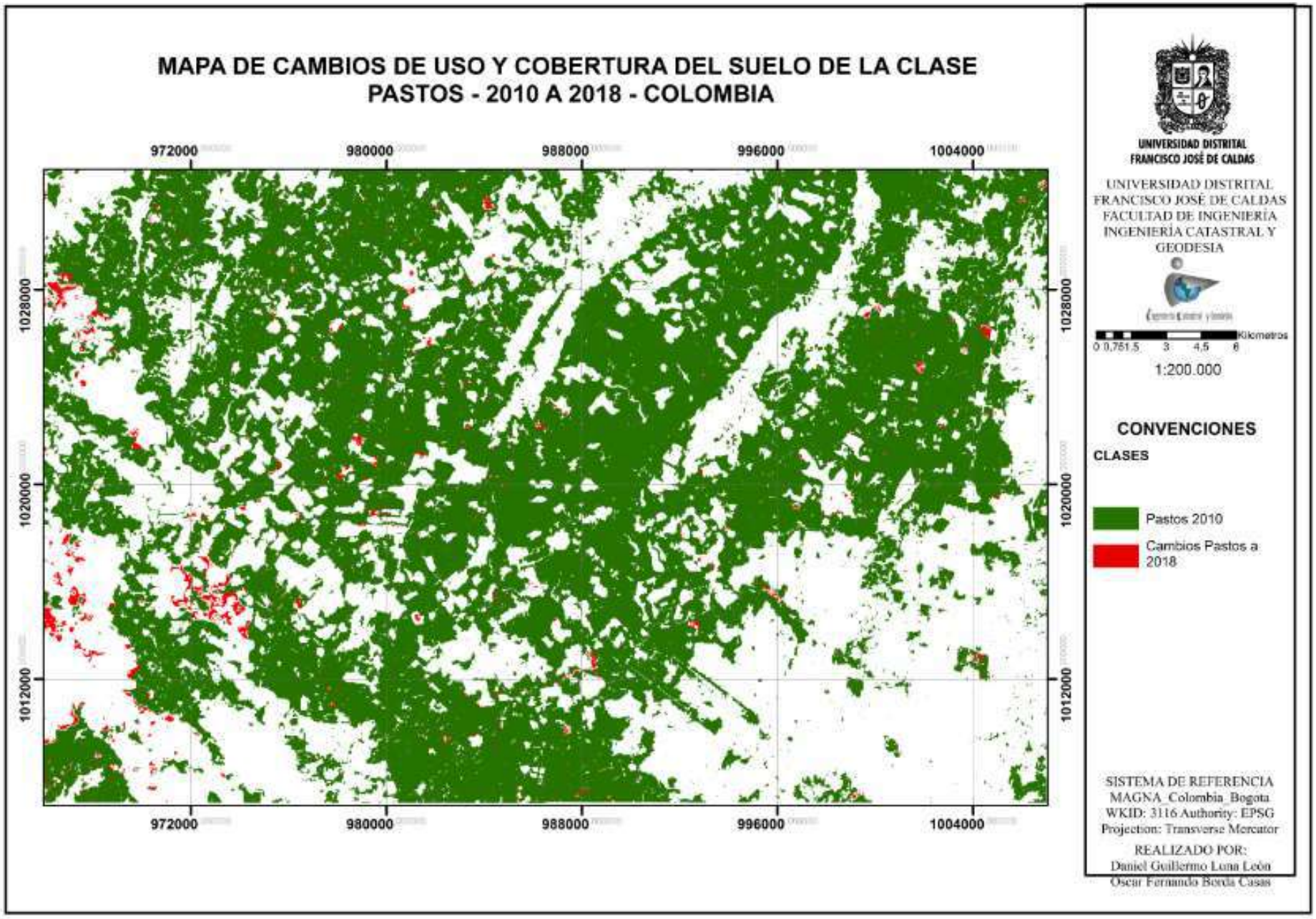
CONVENCIONES

CLASES

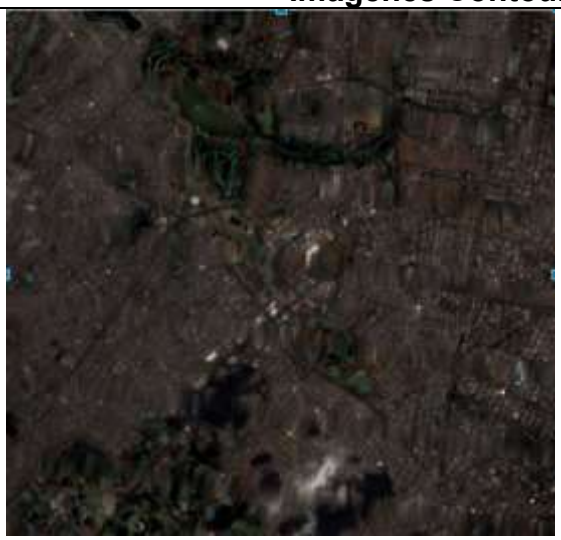
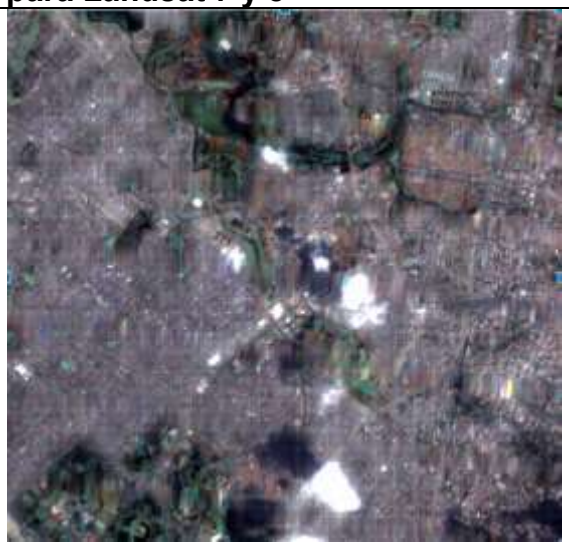
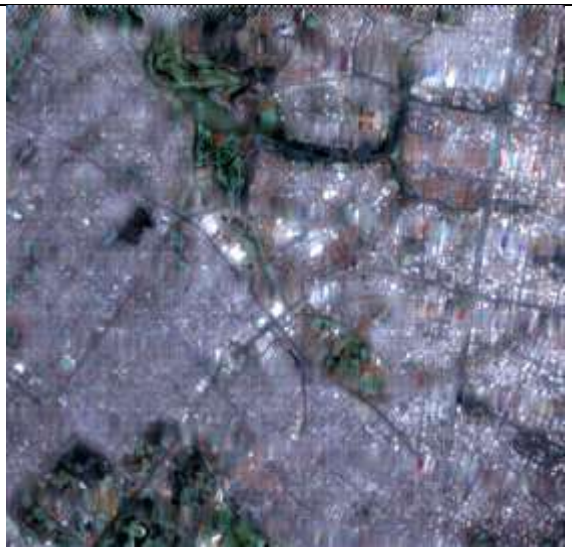
- Cultivos 2010
- Cambios Cultivos a 2018

SISTEMA DE REFERENCIA
MAGNA_Colombia_Bogota
WKID: 3116 Authority: EPSG
Projection: Transverse Mercator

REALIZADO POR:
Daniel Guillermo Luna León
Oscar Fernando Borda Casas

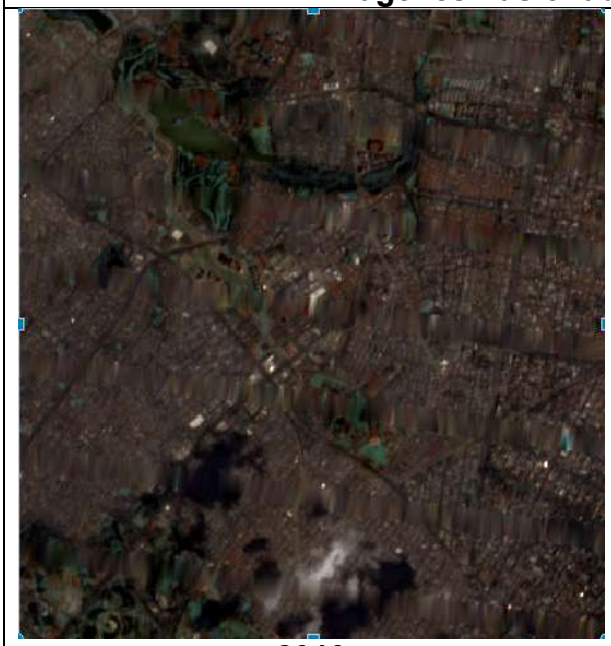
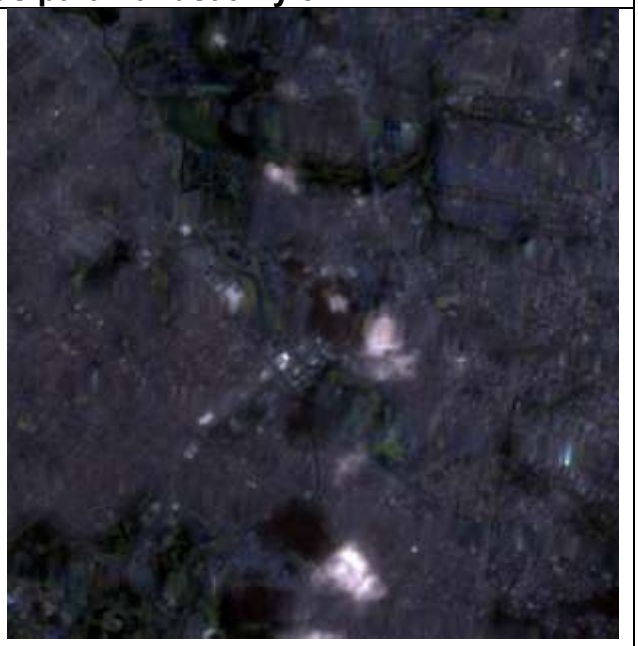

MAPA DE CAMBIOS DE USO Y COBERTURA DEL SUELO DE LA CLASE PASTOS - 2010 A 2018 - COLOMBIA
972000
980000
988000
996000
1004000
1028000
1020000
1012000
UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y GEODESIA
Kilometros
0 0,751,5 3 4,5 6
1:200.000
CONVENCIONES
CLASES
Pastos 2010
Cambios Pastos a 2018
SISTEMA DE REFERENCIA
MAGNA_Colombia_Bogota
WKID: 3116 Authority: EPSG
Projection: Transverse Mercator
REALIZADO POR:
Daniel Guillermo Luna León
Oscar Fernando Borda Casas

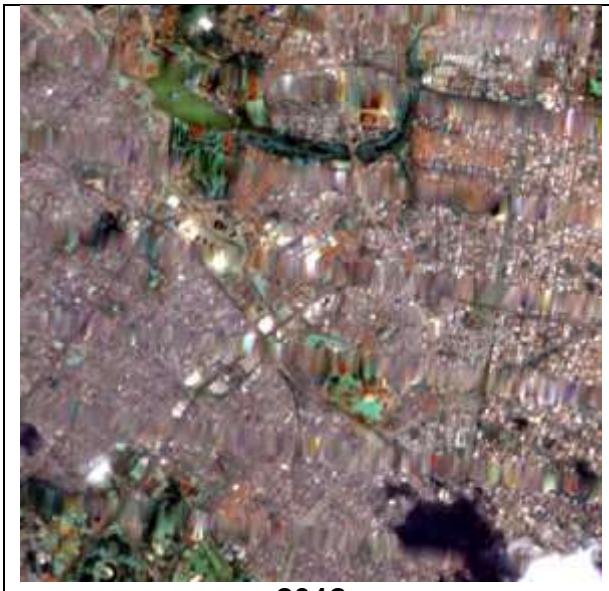
ANEXO 2. IMÁGENES CONTOURLET

Imágenes Contourlet para Landsat 7 y 8	
 **2010**	 **2011**
 **2012**	 **2013**
 **2014**	 **2015**

	
2016	**2018**

ANEXO 3. IMÁGENES FUSIONADAS

Imágenes Fusionadas para Landsat 7 y 8	
	
2010	**2011**



2012



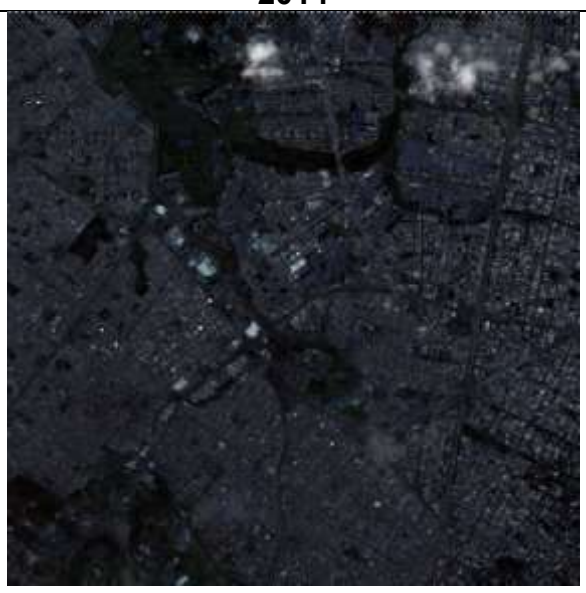
2013



2014



2015



2016

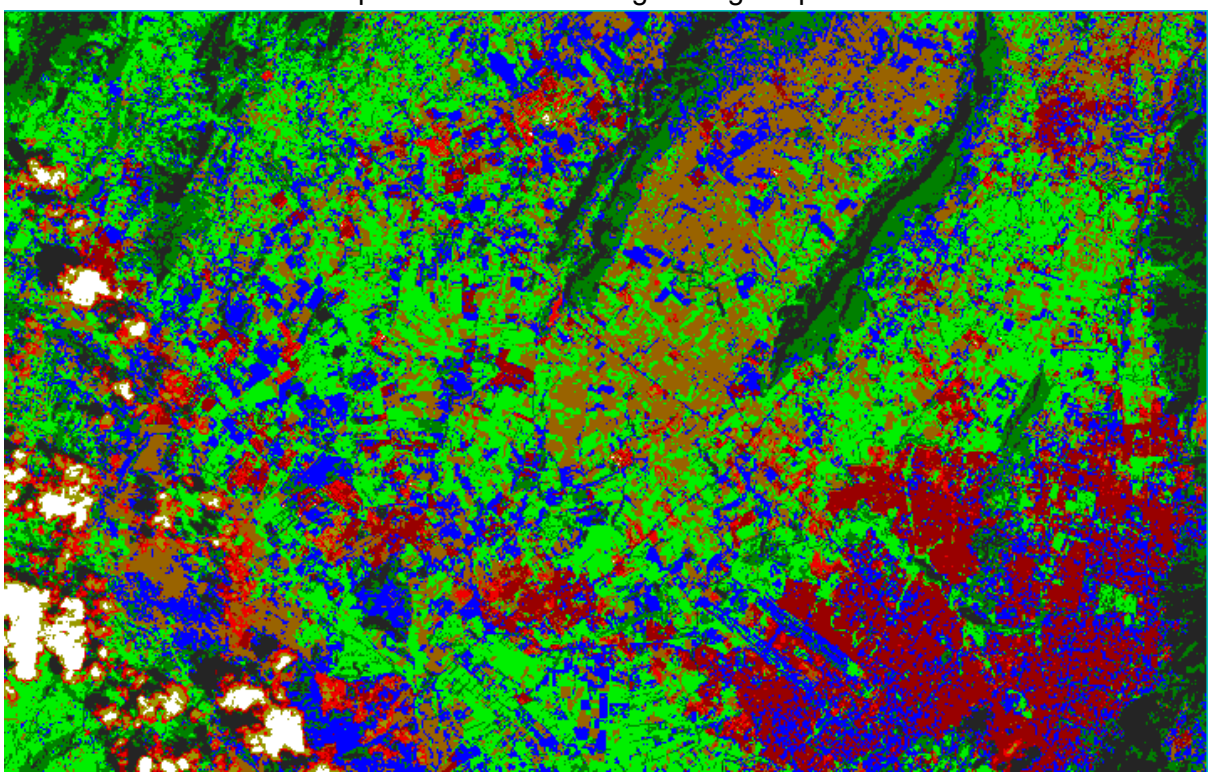


2018

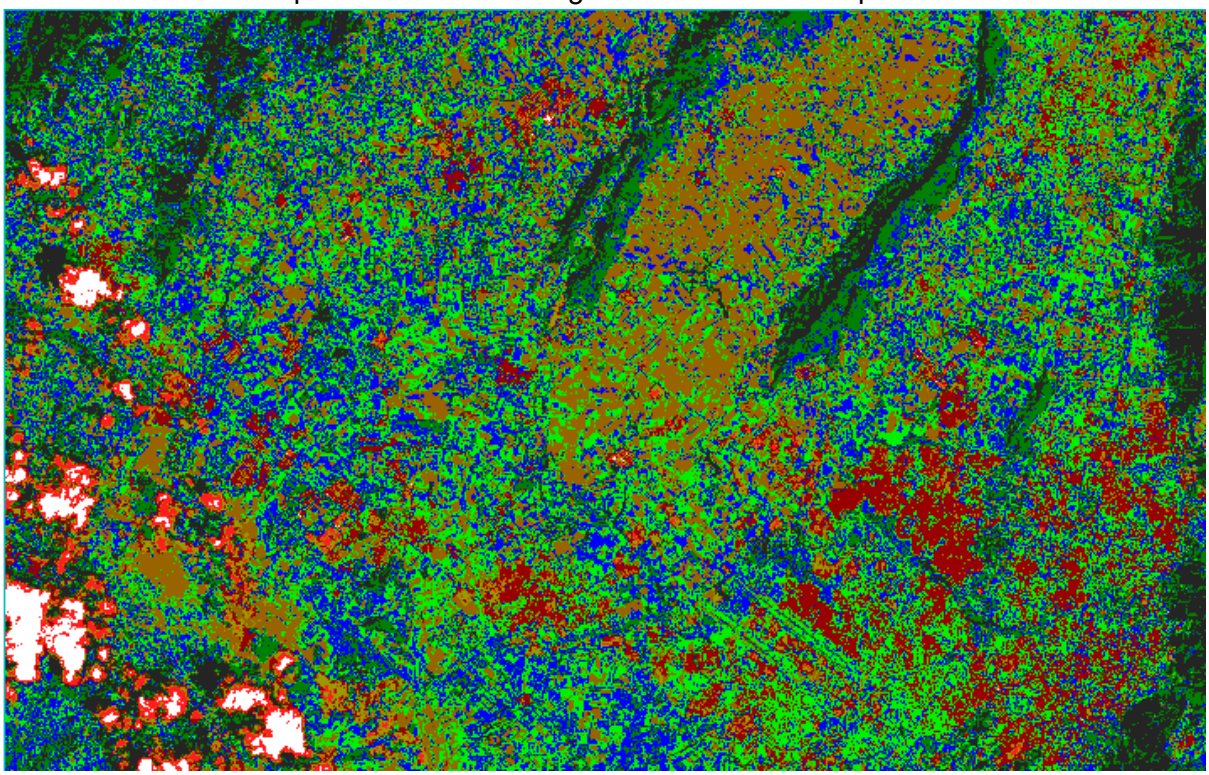
ANEXO 4. CLASIFICACIONES

ISODATA

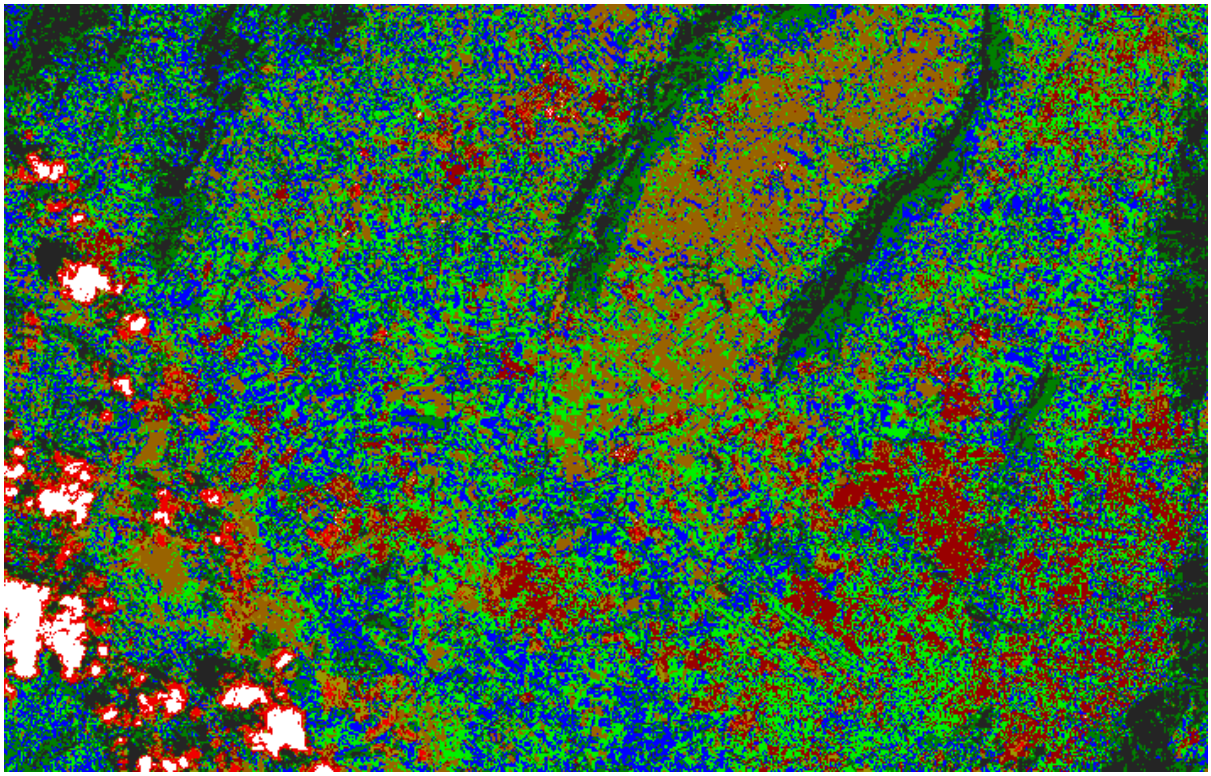
Clasificación por Isodata de la imagen Original para el año 2010.



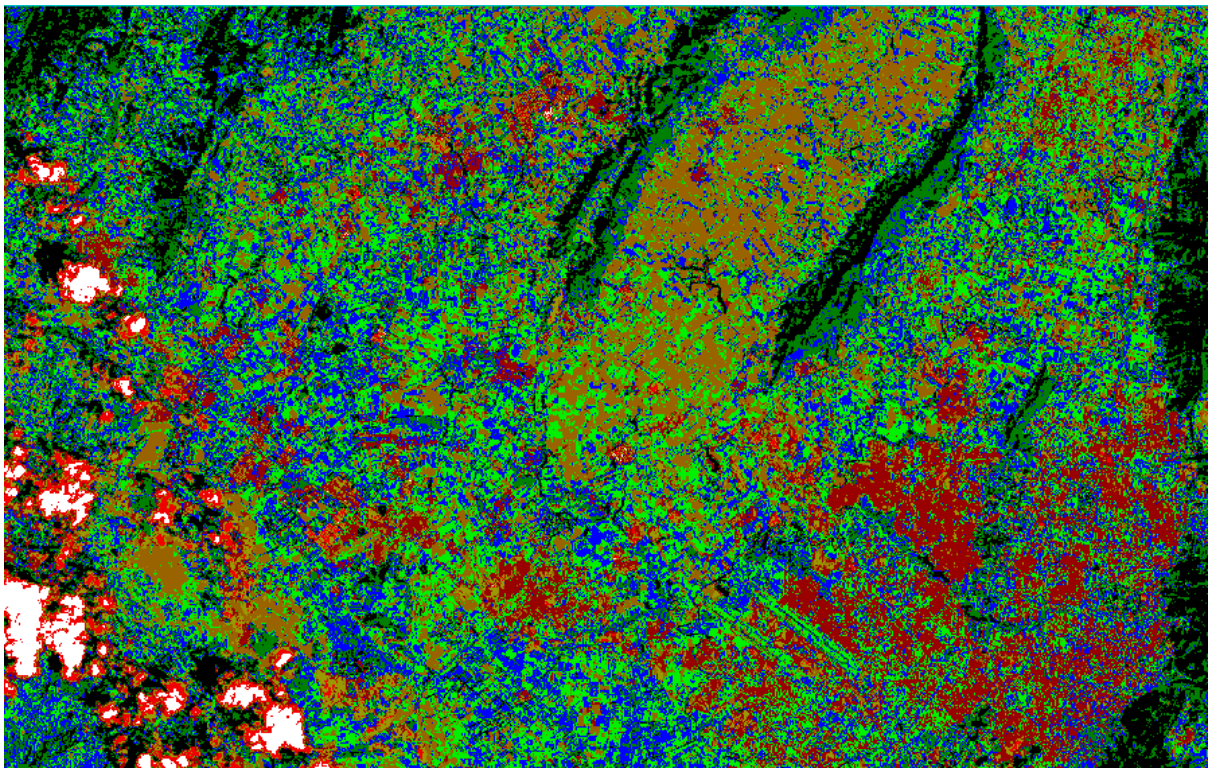
Clasificación por Isodata de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2010.



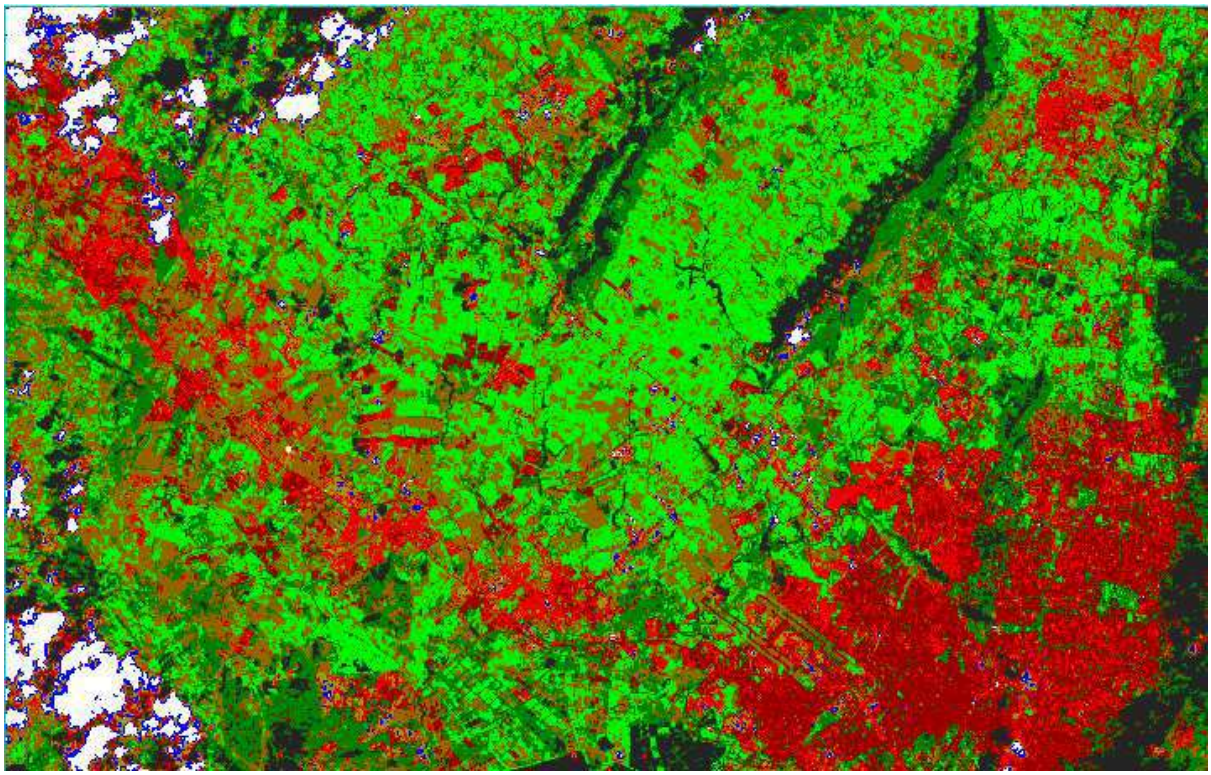
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet para el año 2010.



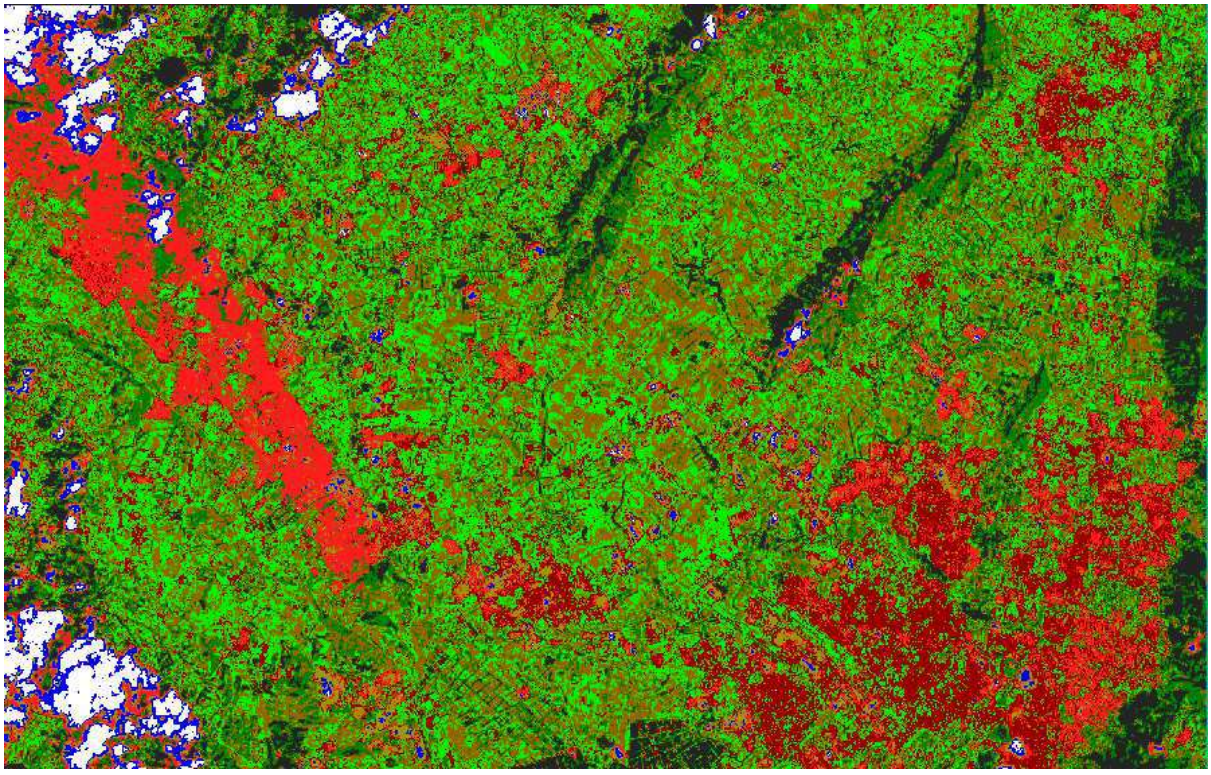
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2010.



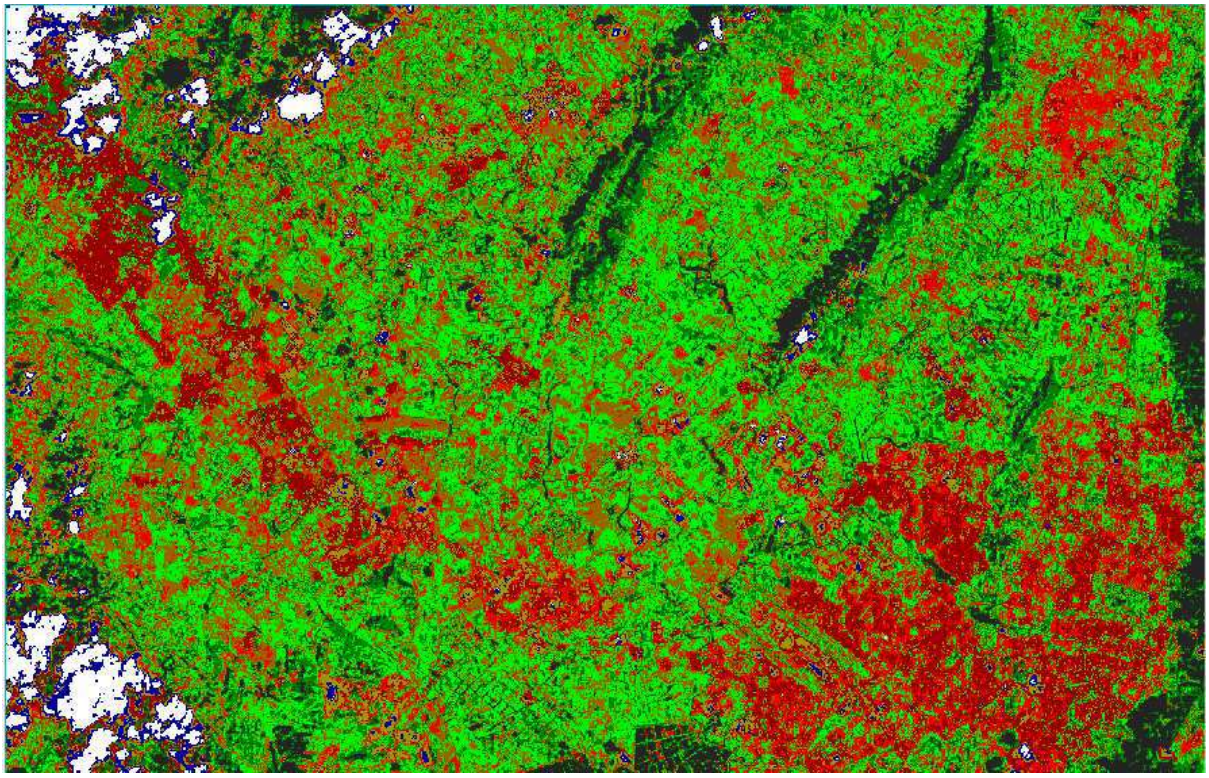
Clasificación por Isodata de la imagen Original para el año 2011.



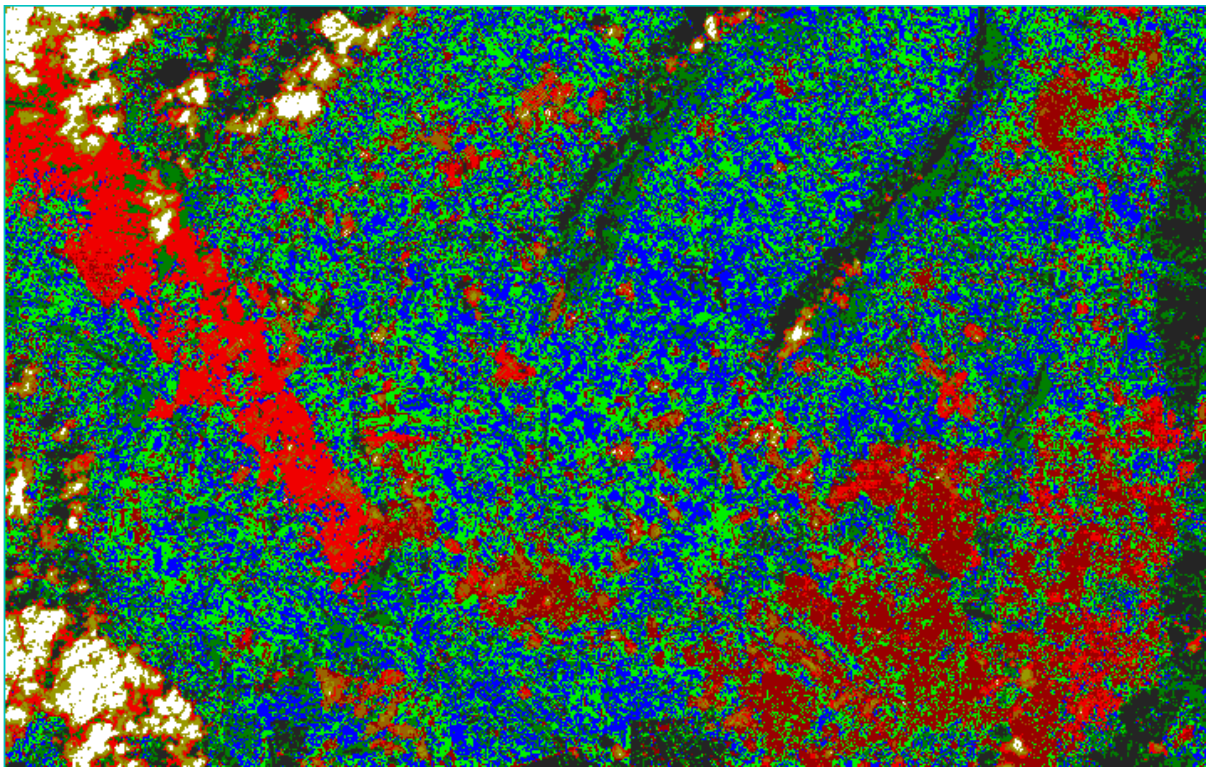
Clasificación por Isodata de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2011.



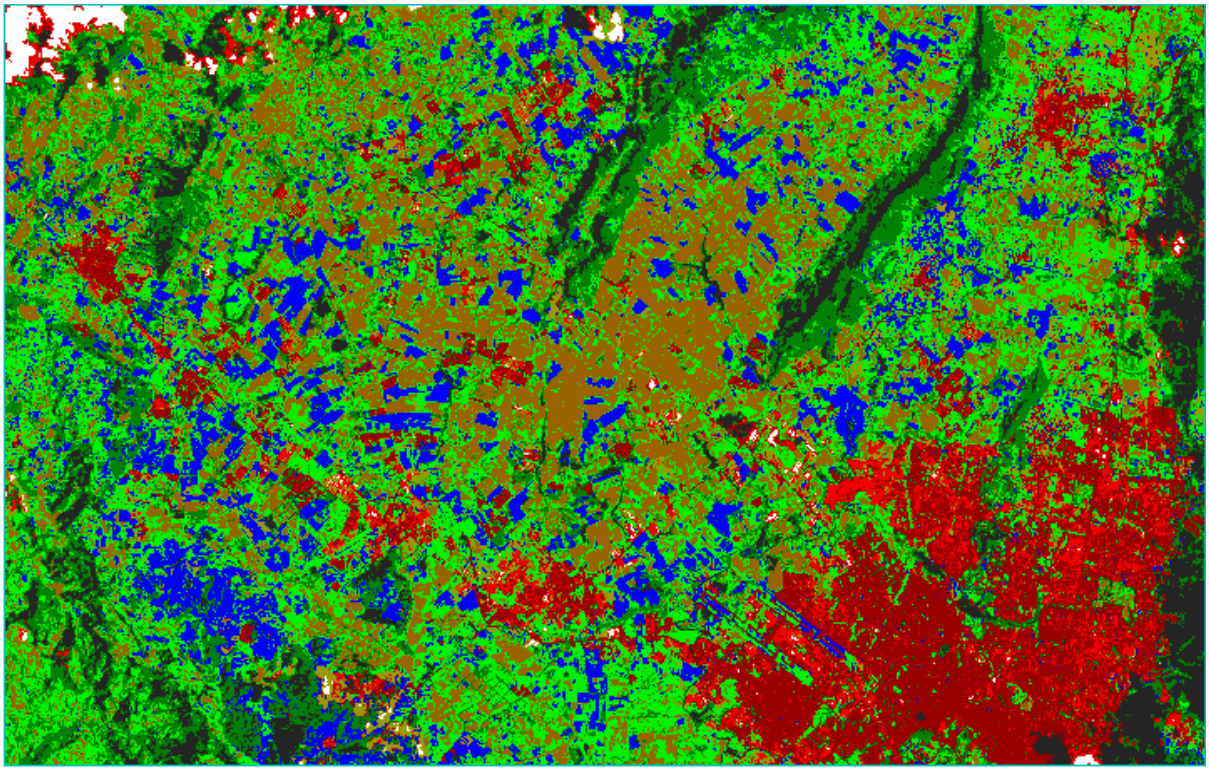
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet para el año 2011.



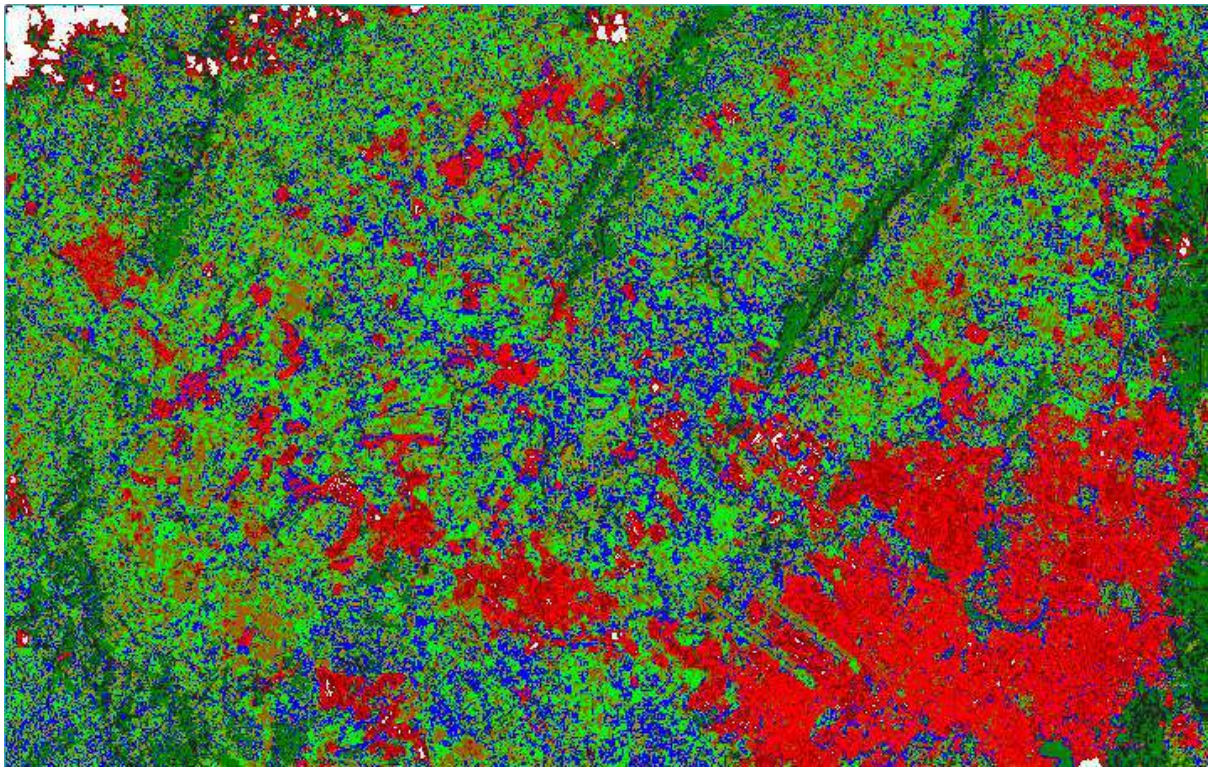
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2011.



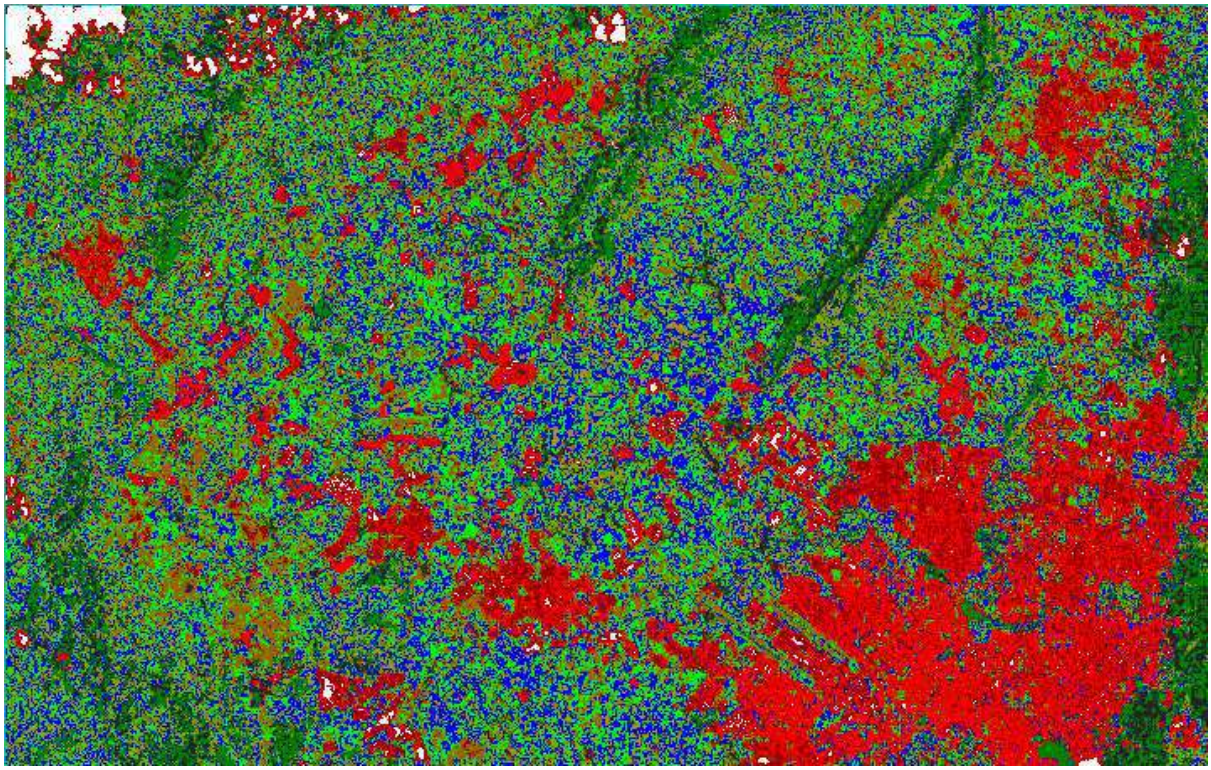
Clasificación por Isodata de la imagen Original para el año 2012.



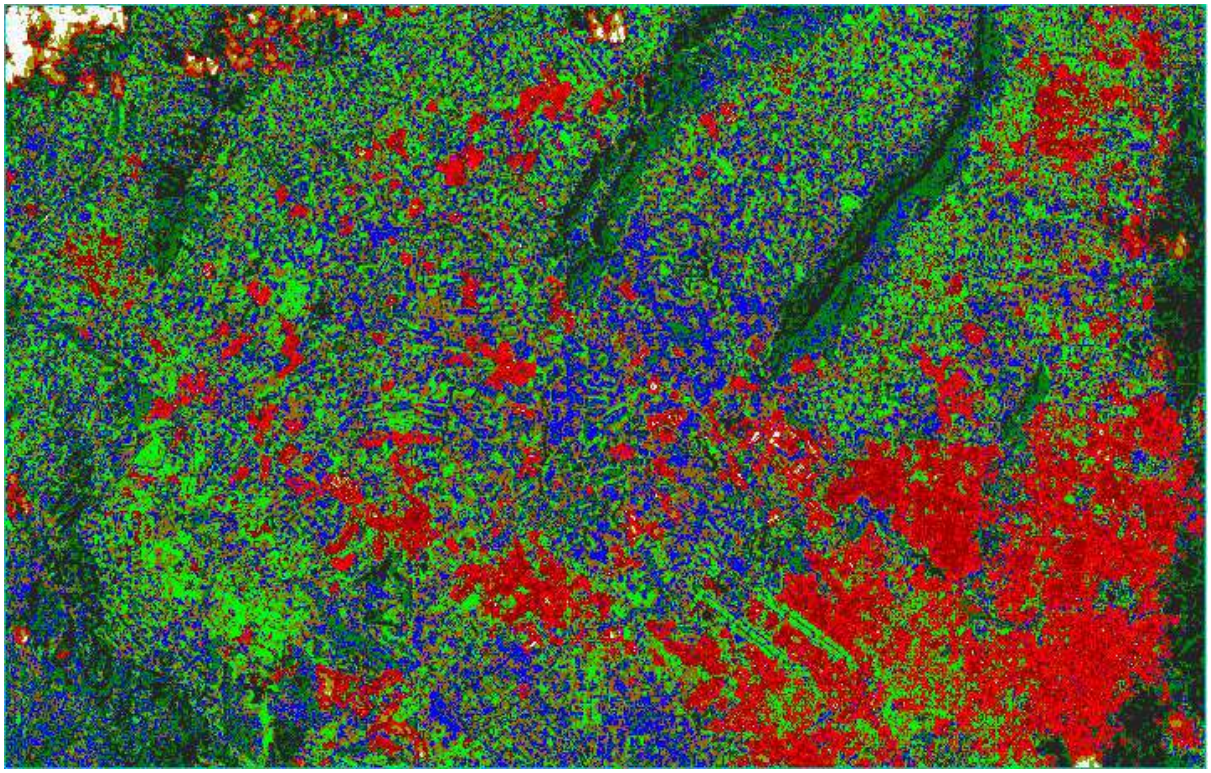
Clasificación por Isodata de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2012.



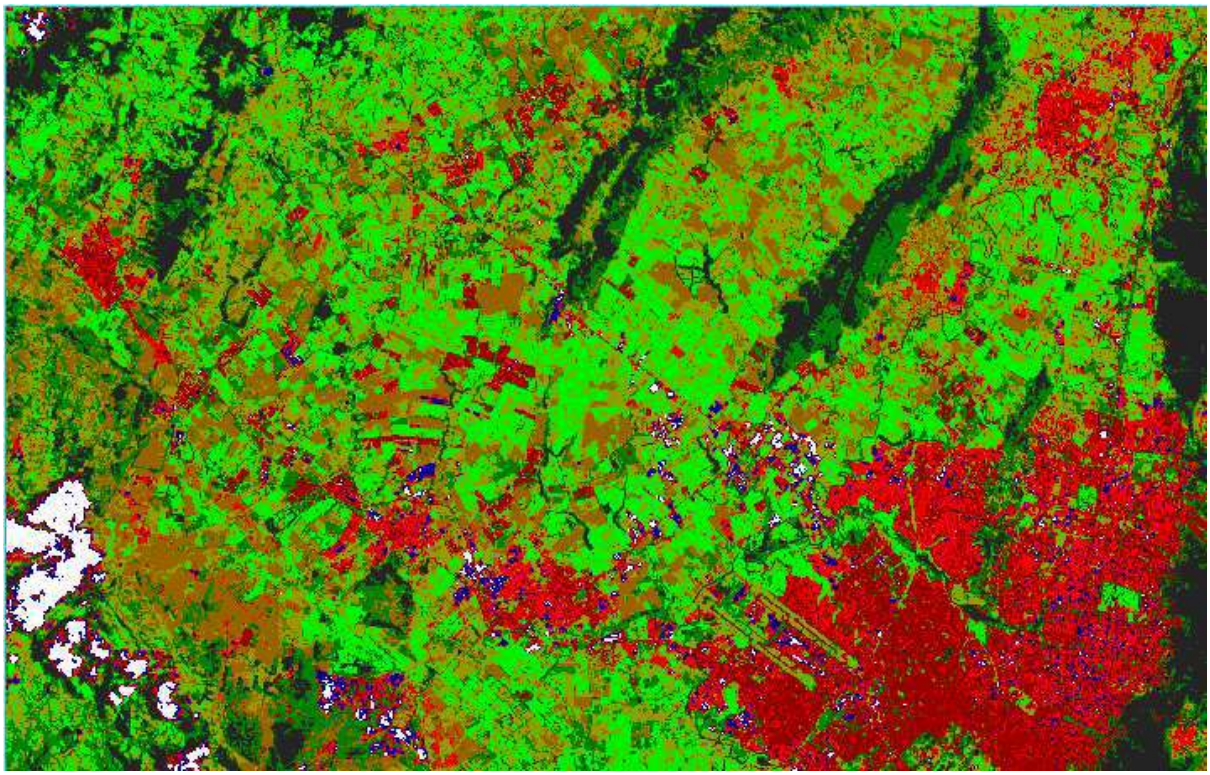
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet para el año 2012.



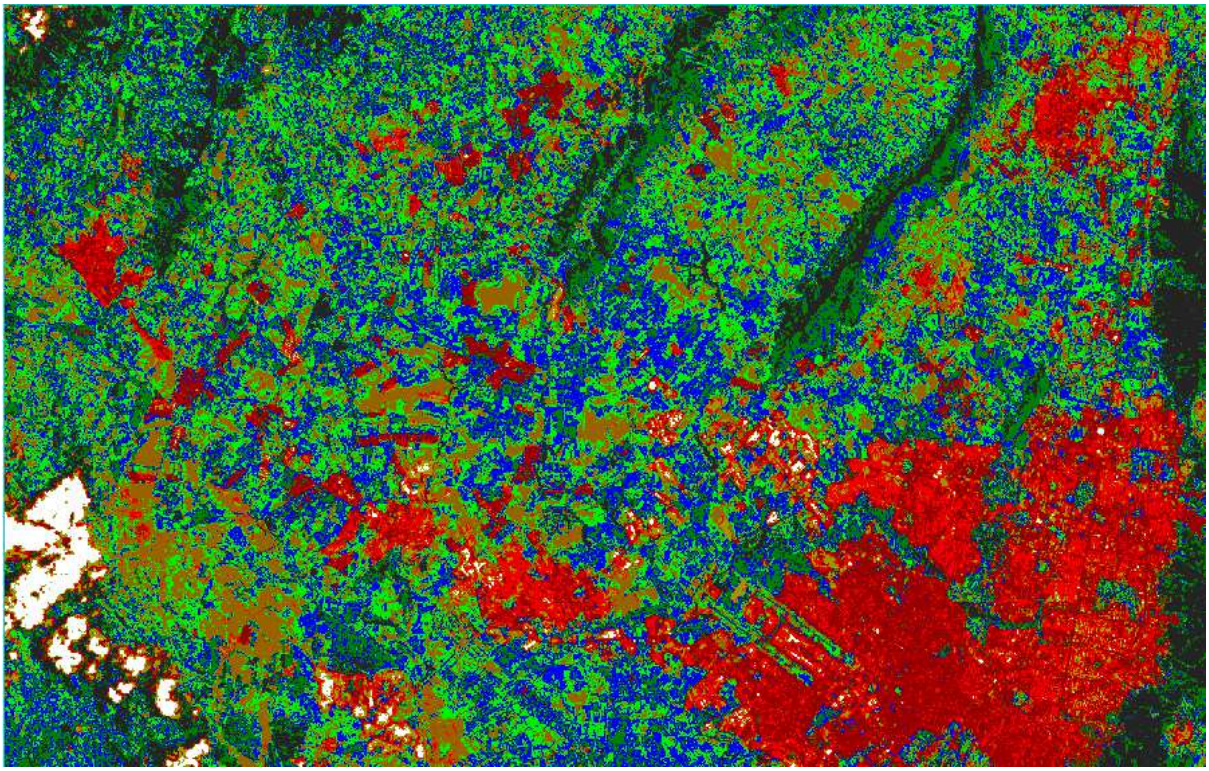
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2012.



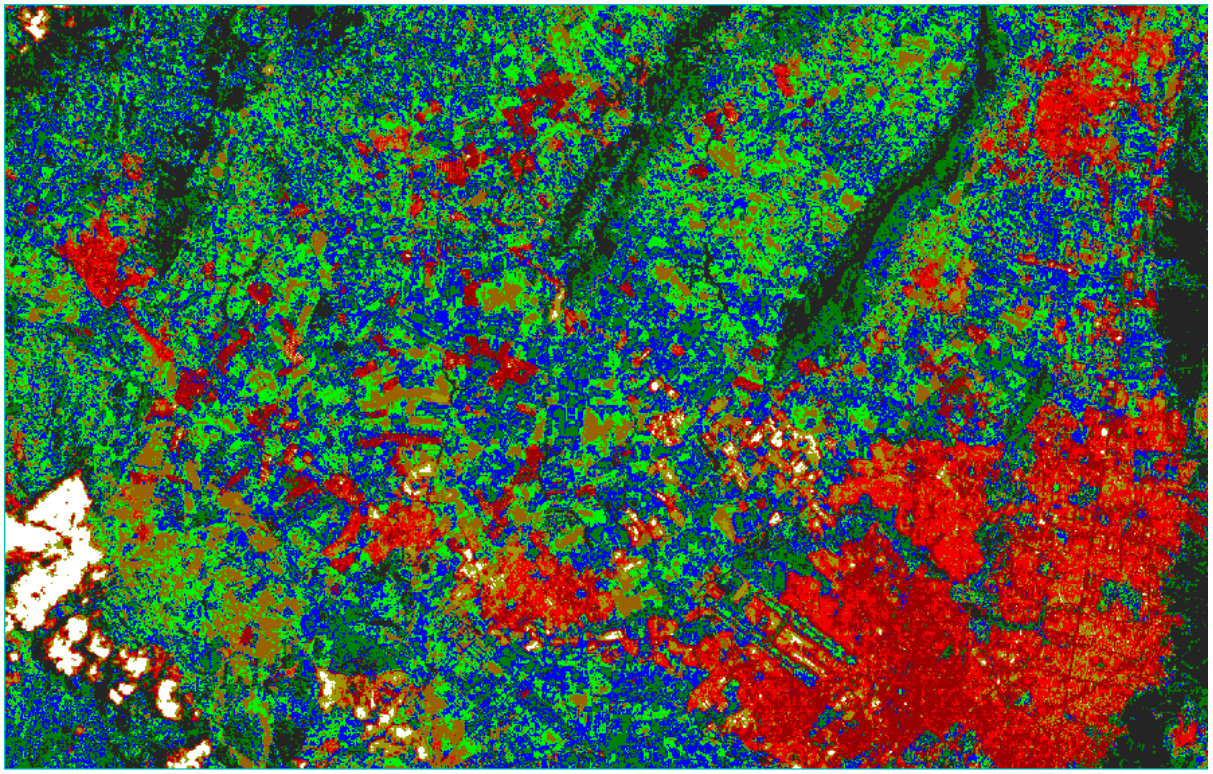
Clasificación por Isodata de la imagen Original para el año 2013.



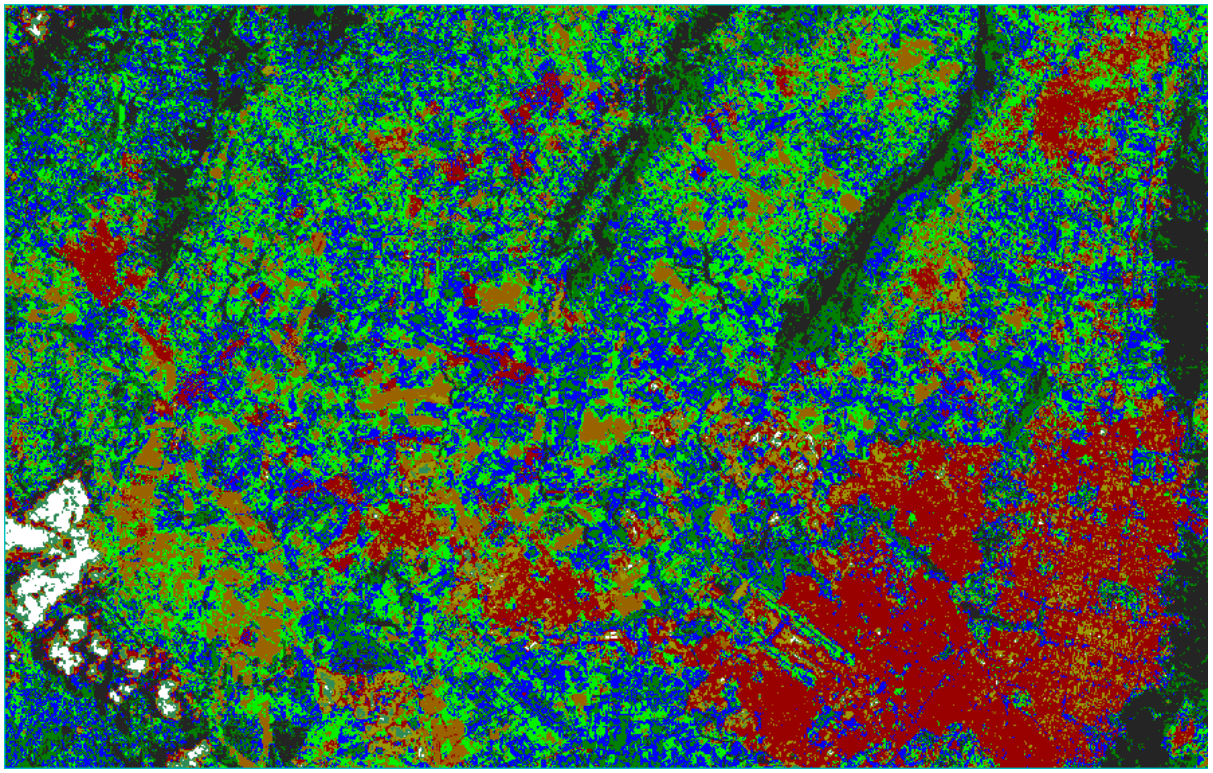
Clasificación por Isodata de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2013.



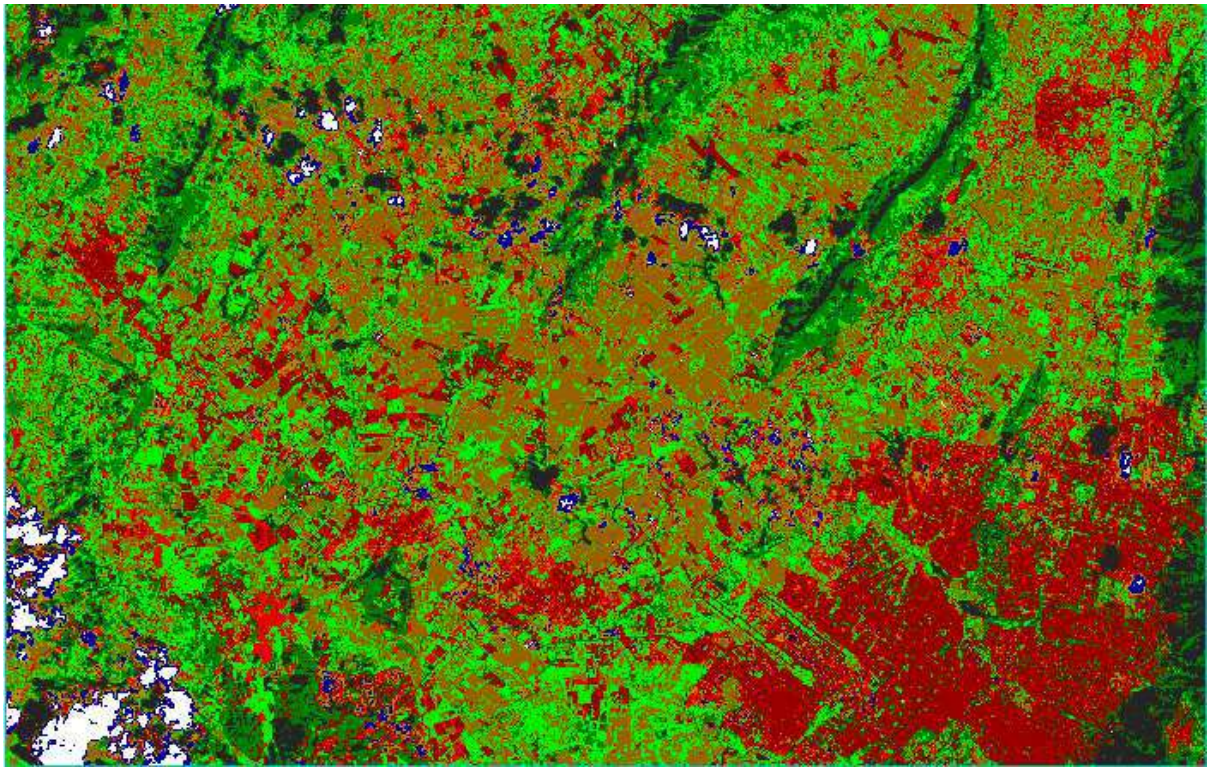
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet para el año 2013.



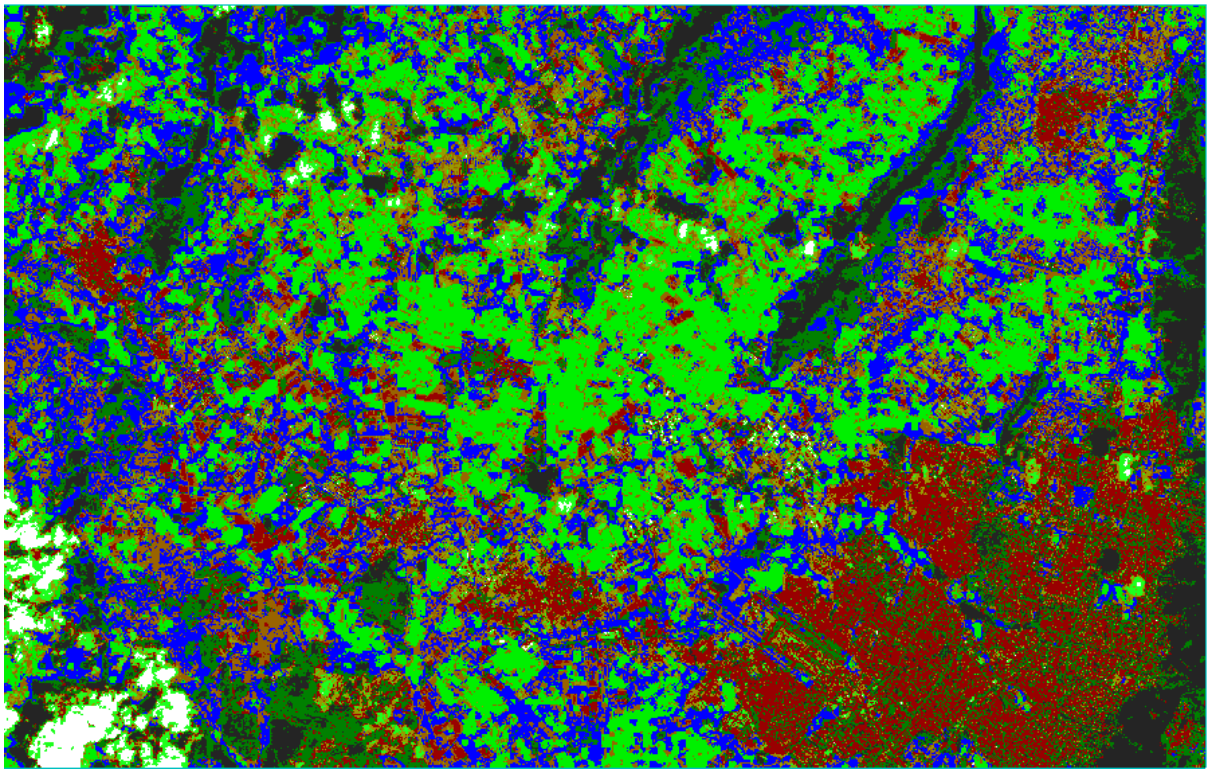
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2013.



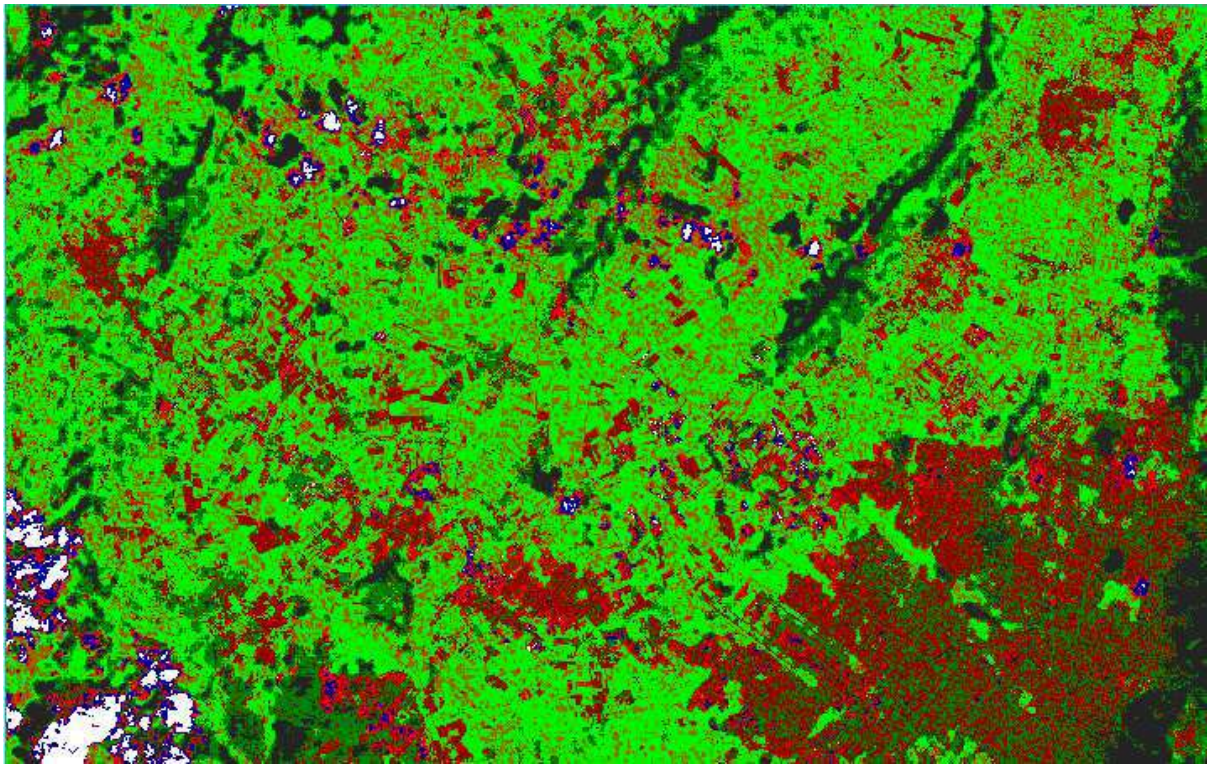
Clasificación por Isodata de la imagen Original para el año 2014.



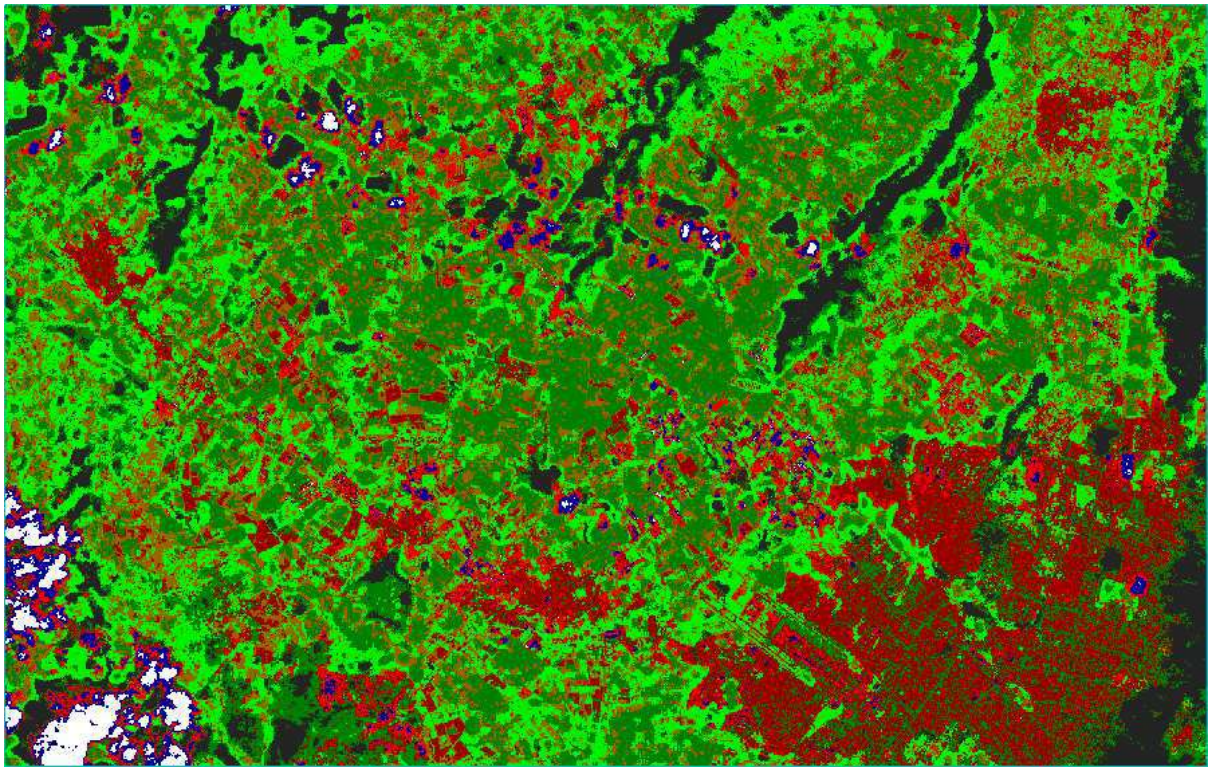
Clasificación por Isodata de la imagen fusionada rbio1.3para el año 2014.



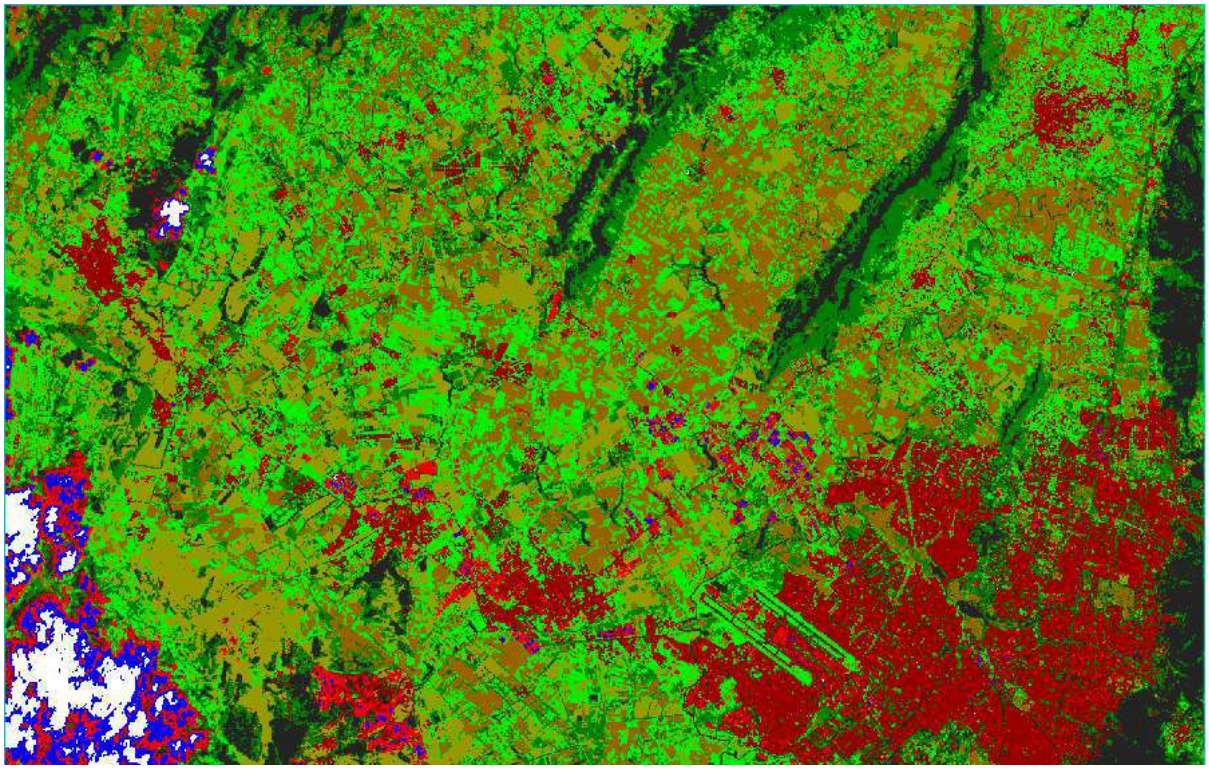
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet para el año 2014.



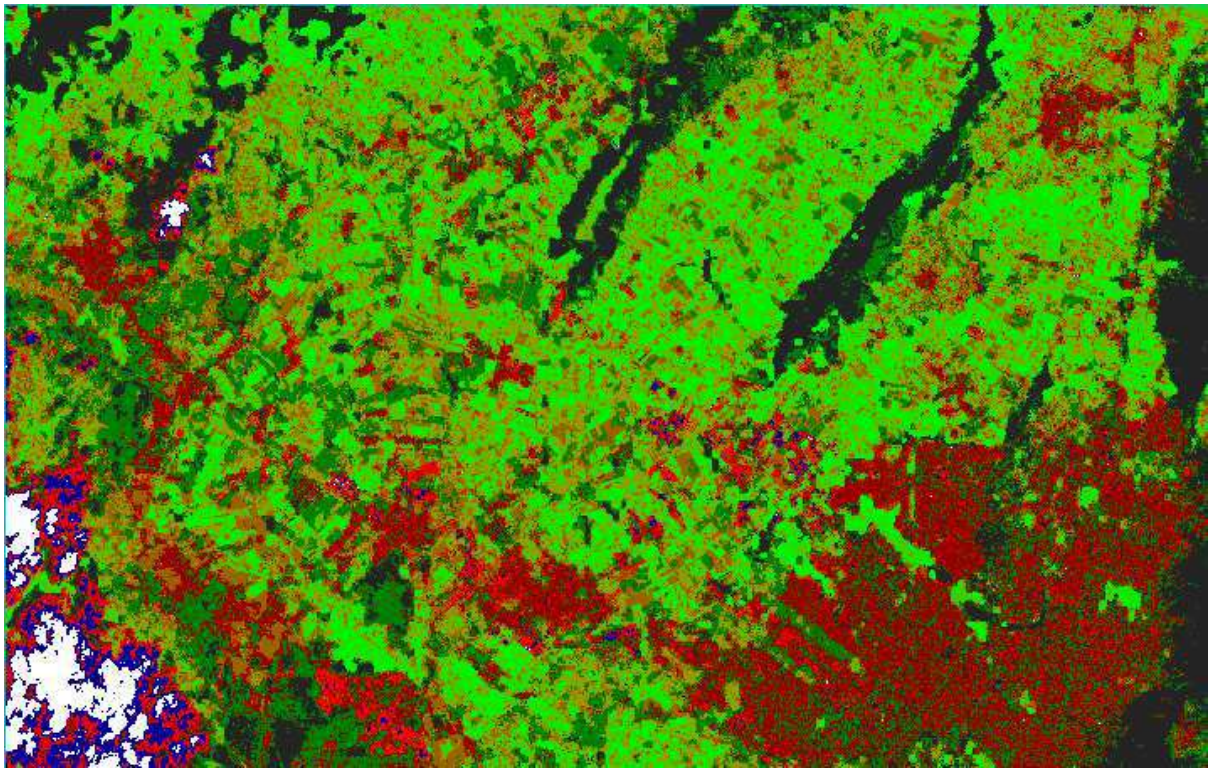
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3 para el año 2014.



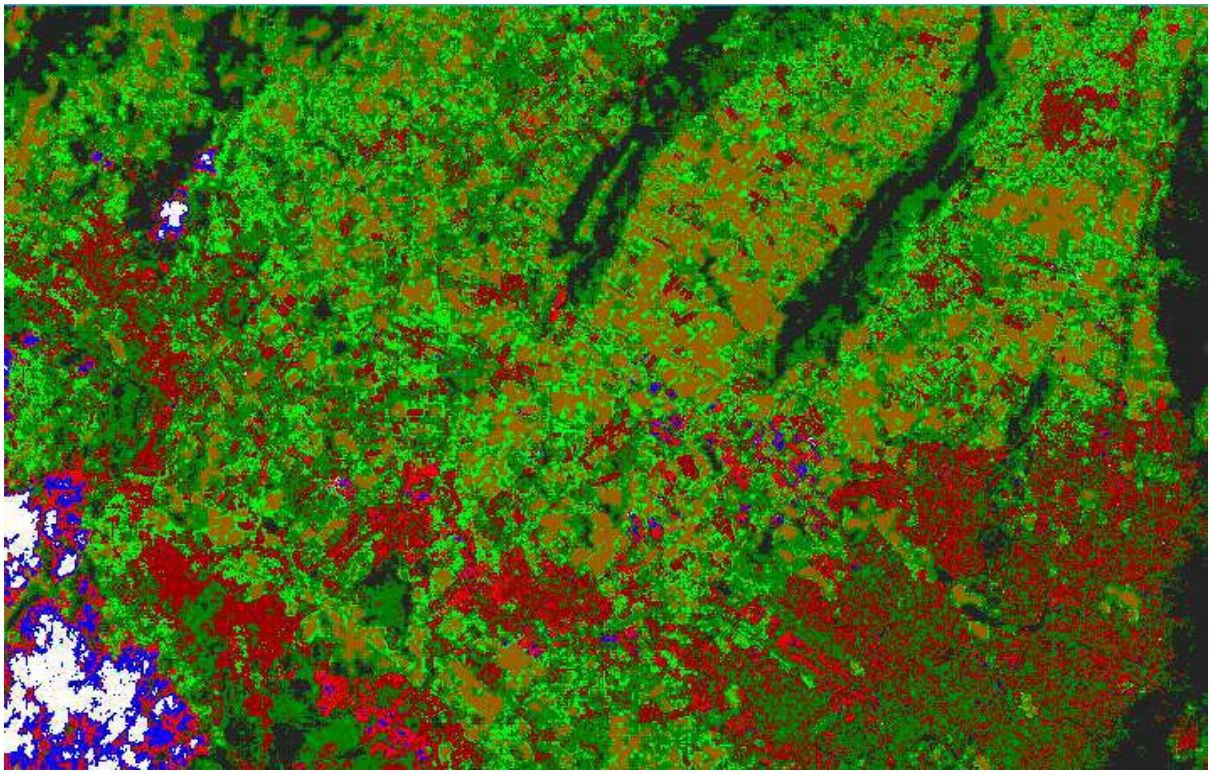
Clasificación por Isodata de la imagen Original para el año 2015.



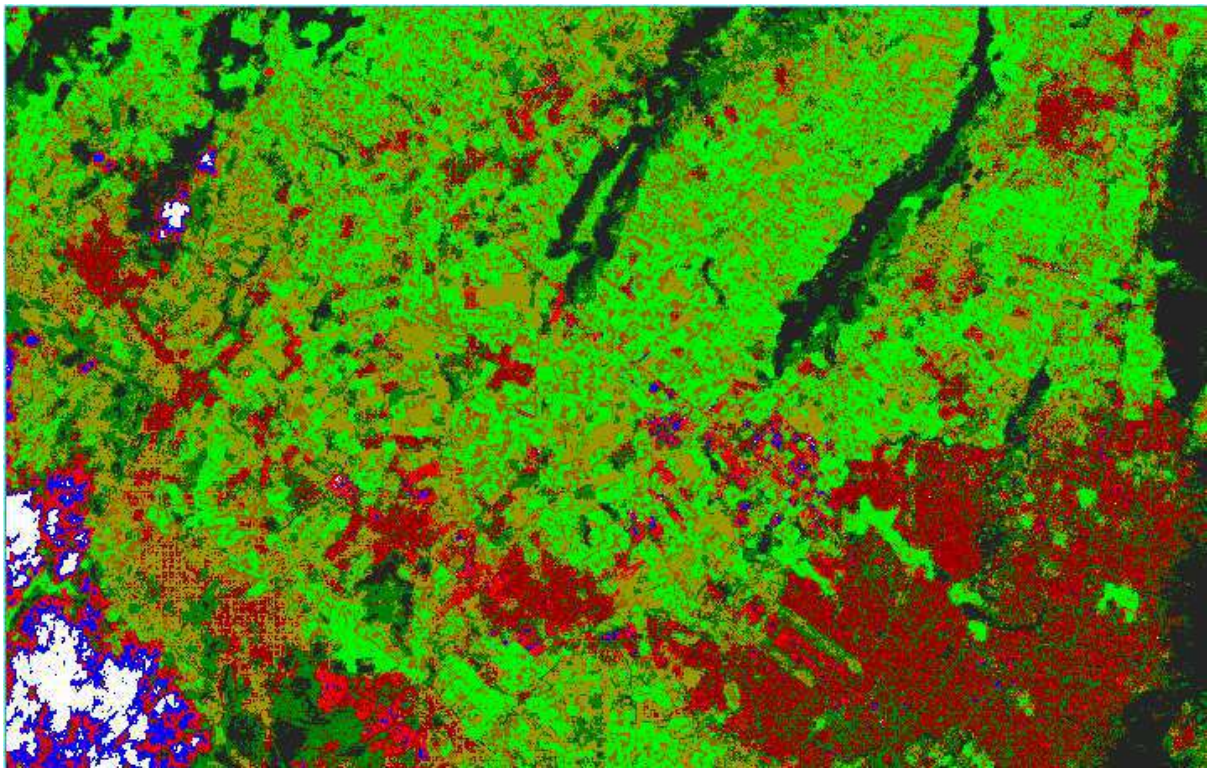
Clasificación por Isodata de la imagen fusionada rbio1.3para el año 2015.



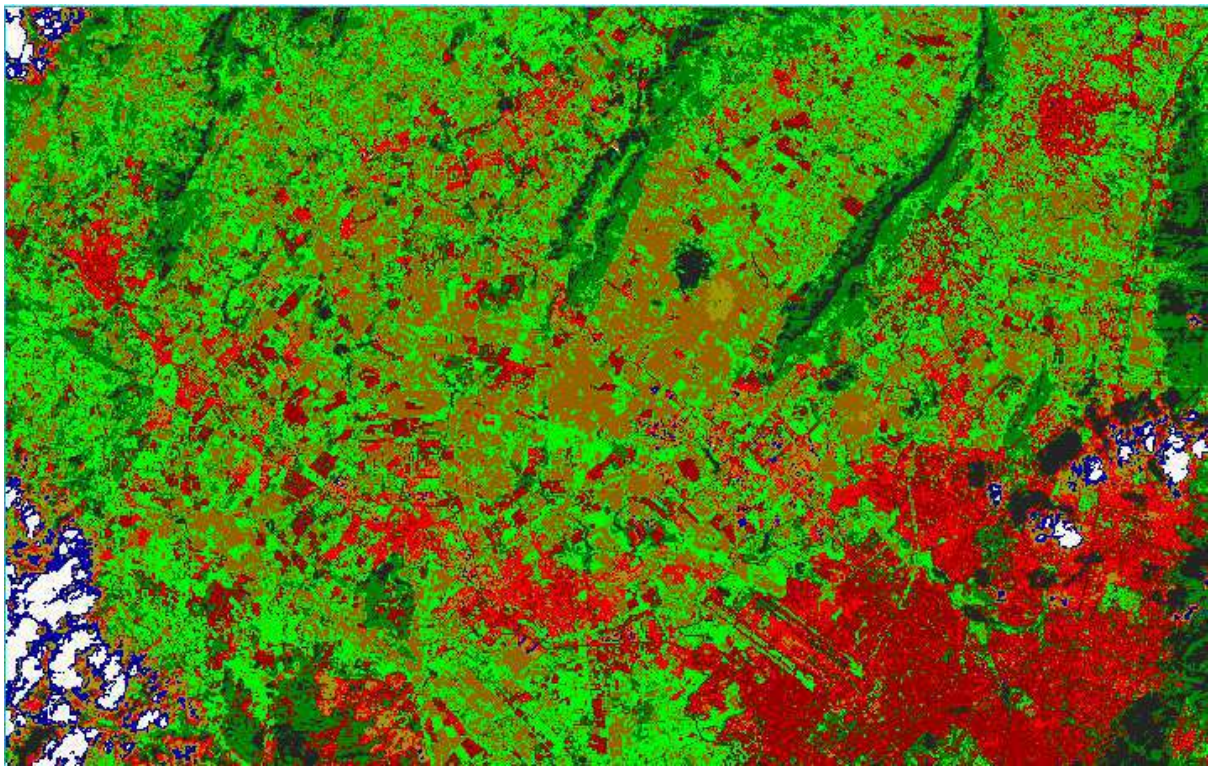
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet para el año 2015.



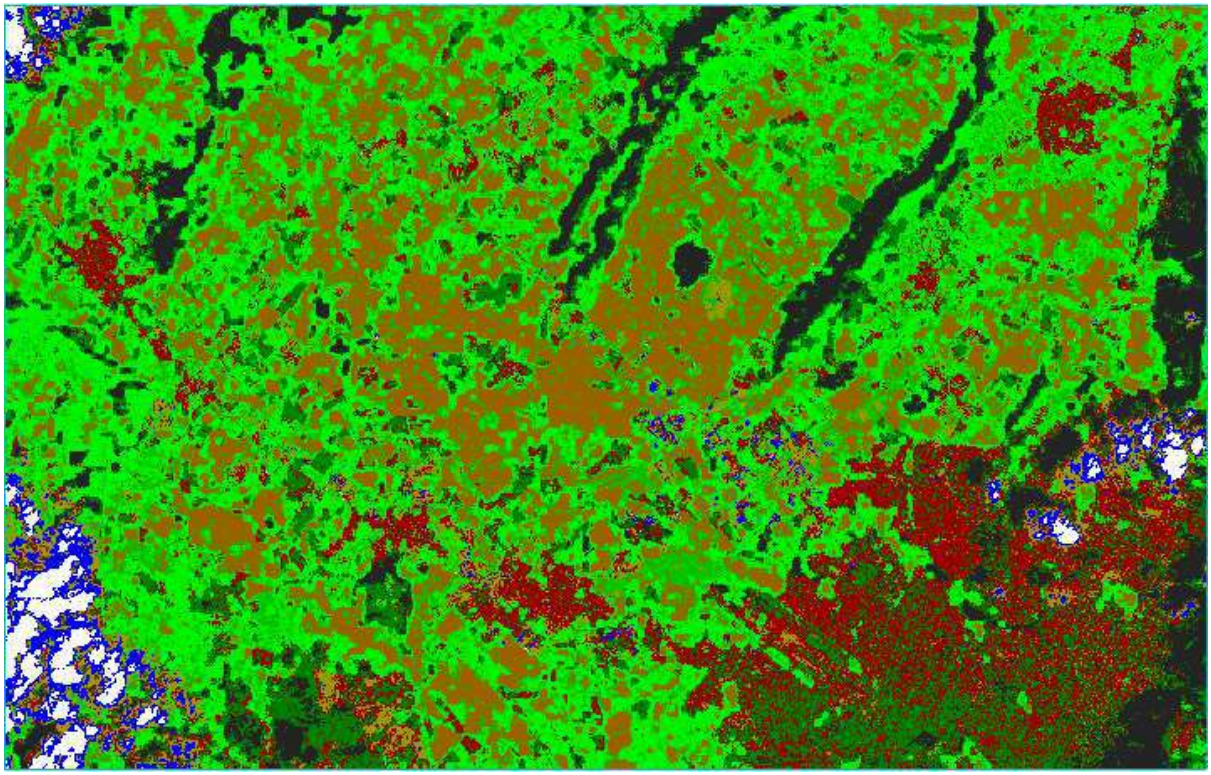
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3 para el año 2015.



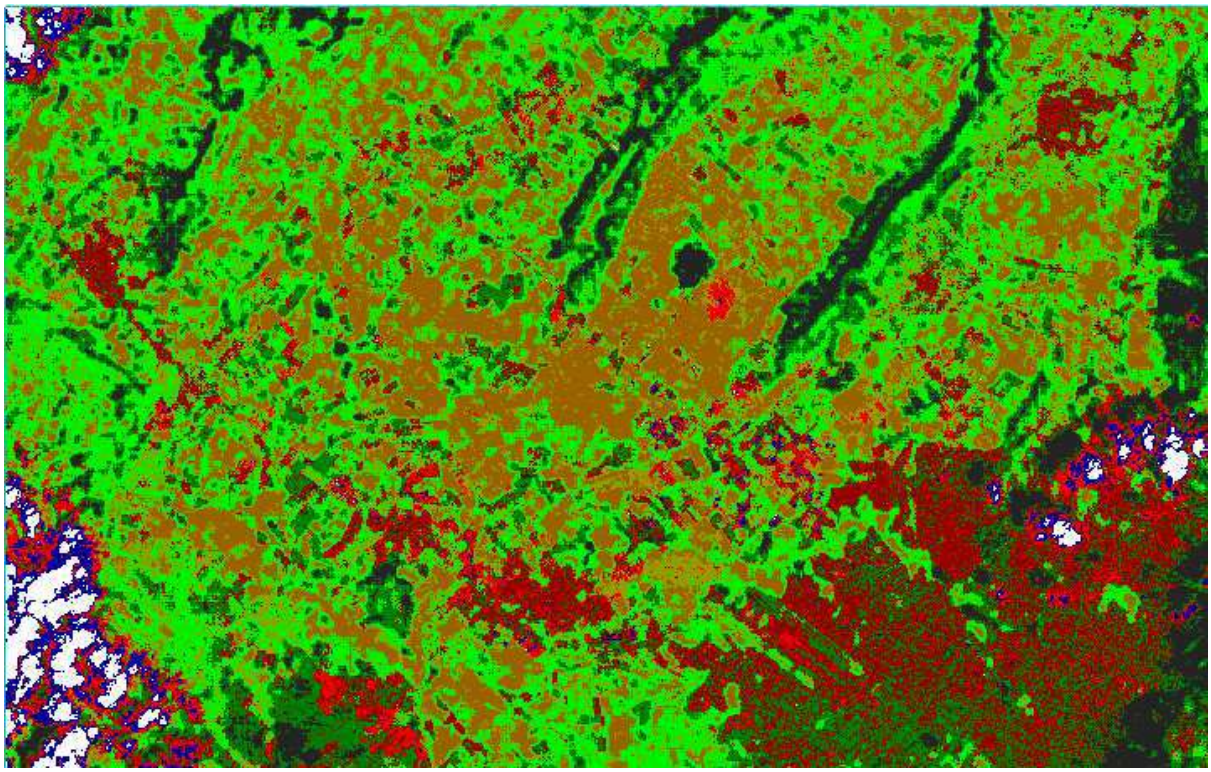
Clasificación por Isodata de la imagen Original para el año 2016.



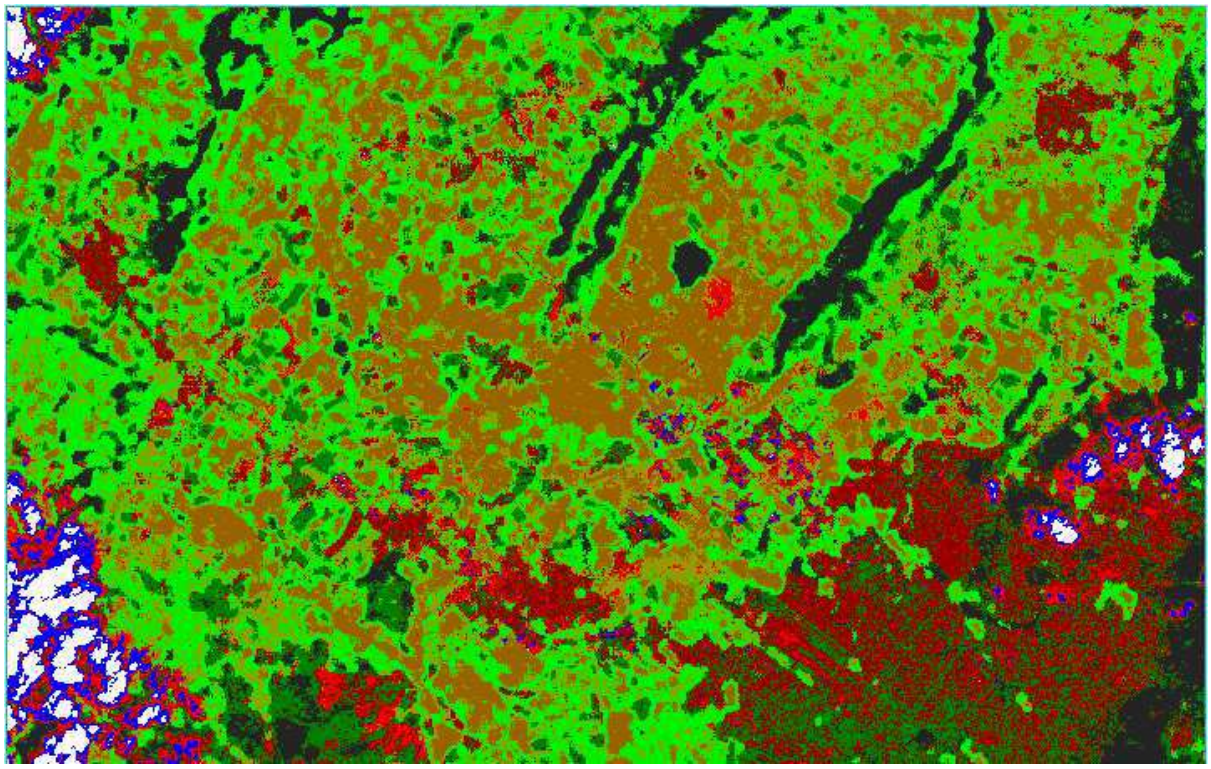
Clasificación por Isodata de la imagen fusionada rbio1.3para el año 2016.



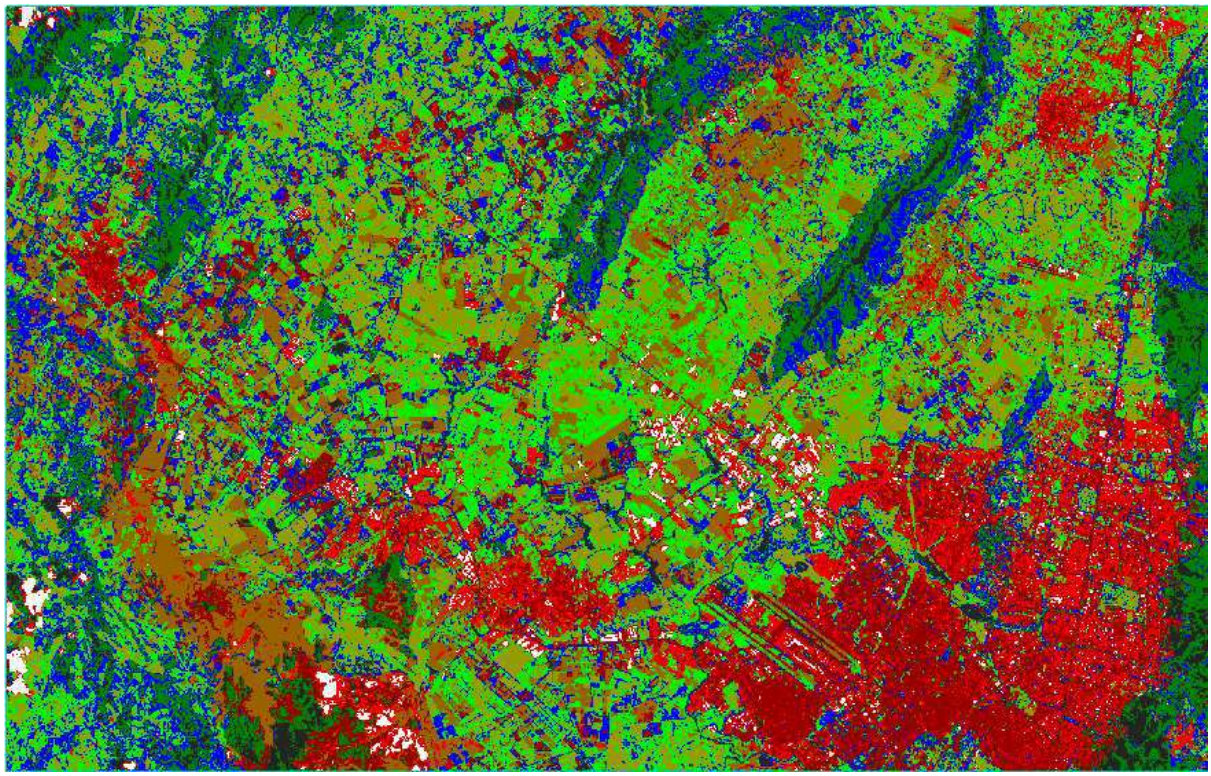
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet para el año 2016.



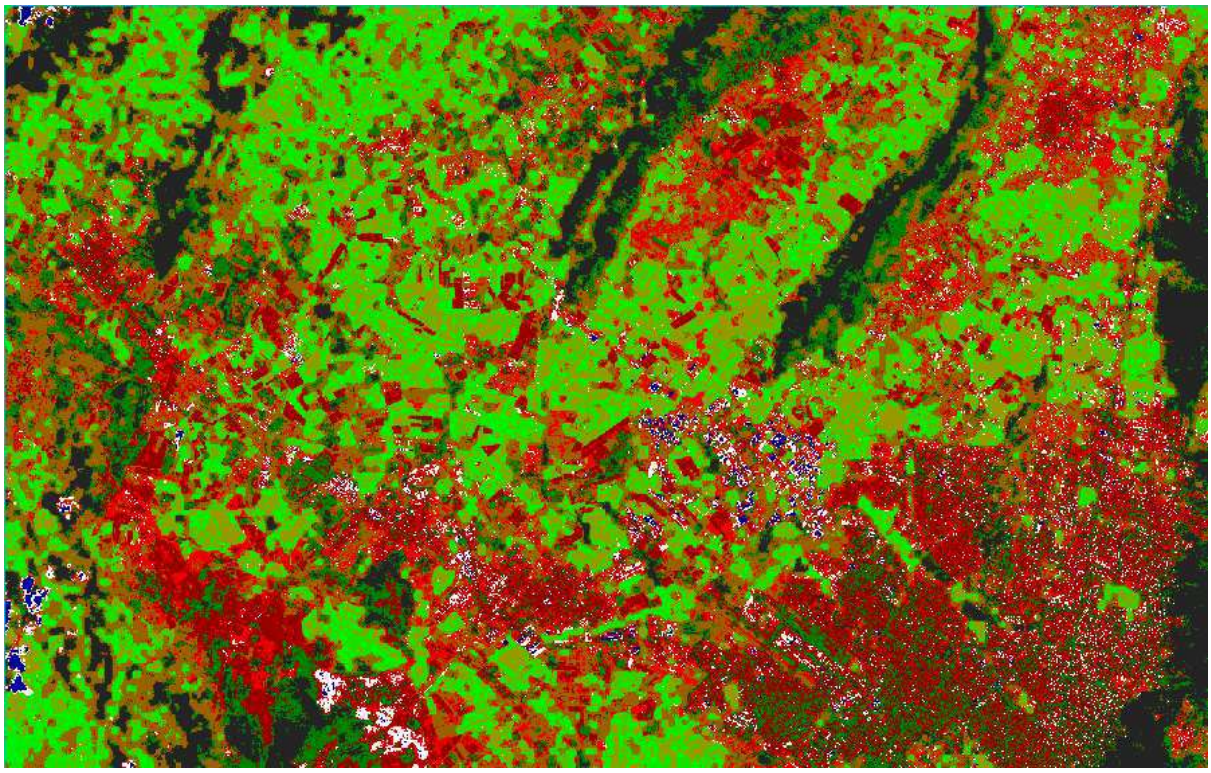
Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3 para el año 2016.



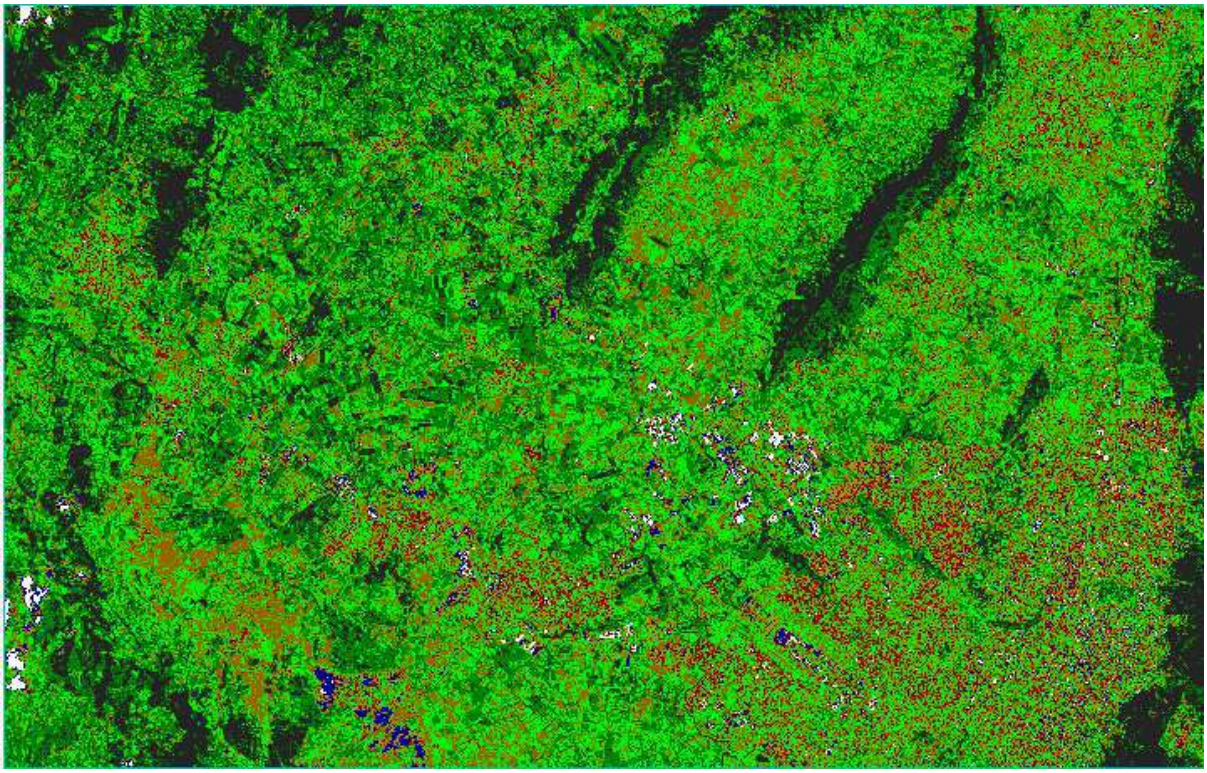
Clasificación por Isodata de la imagen Original para el año 2018.



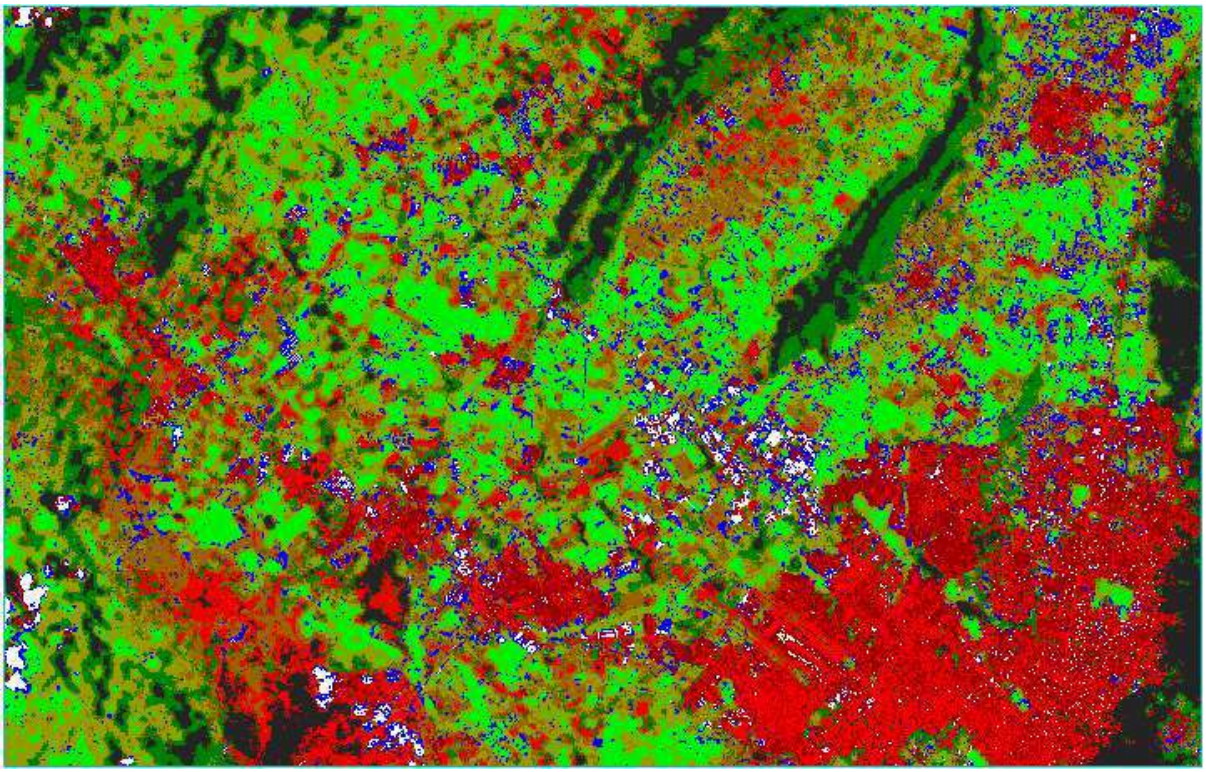
Clasificación por Isodata de la imagen fusionada rbio1.3para el año 2018.



Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet para el año 2018.

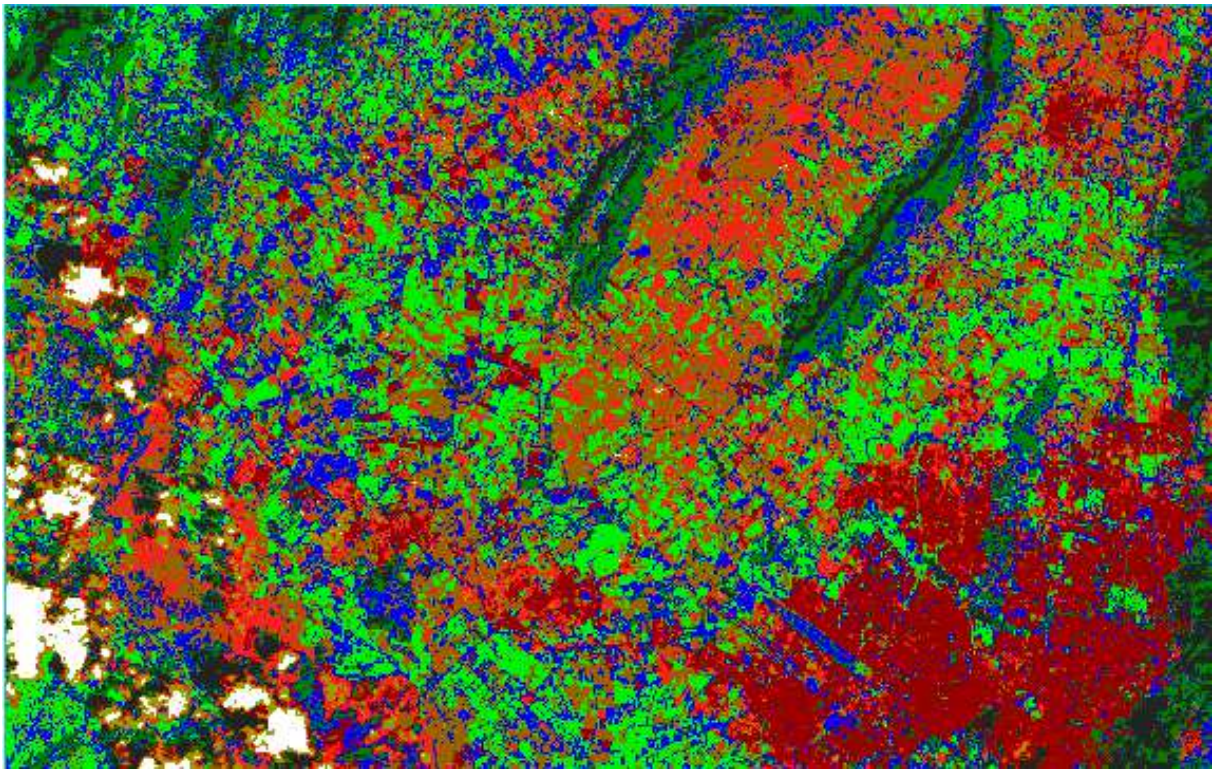


Clasificación por Isodata de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3 para el año 2018.

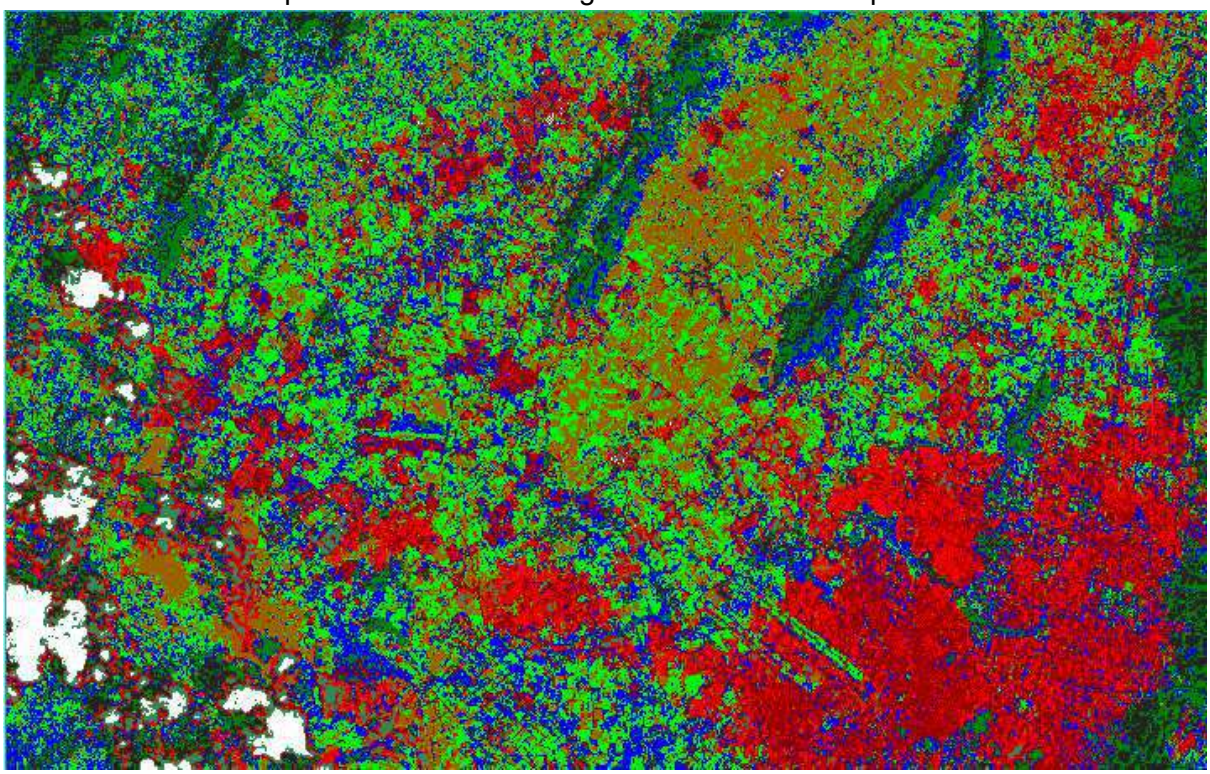


K-MEANS

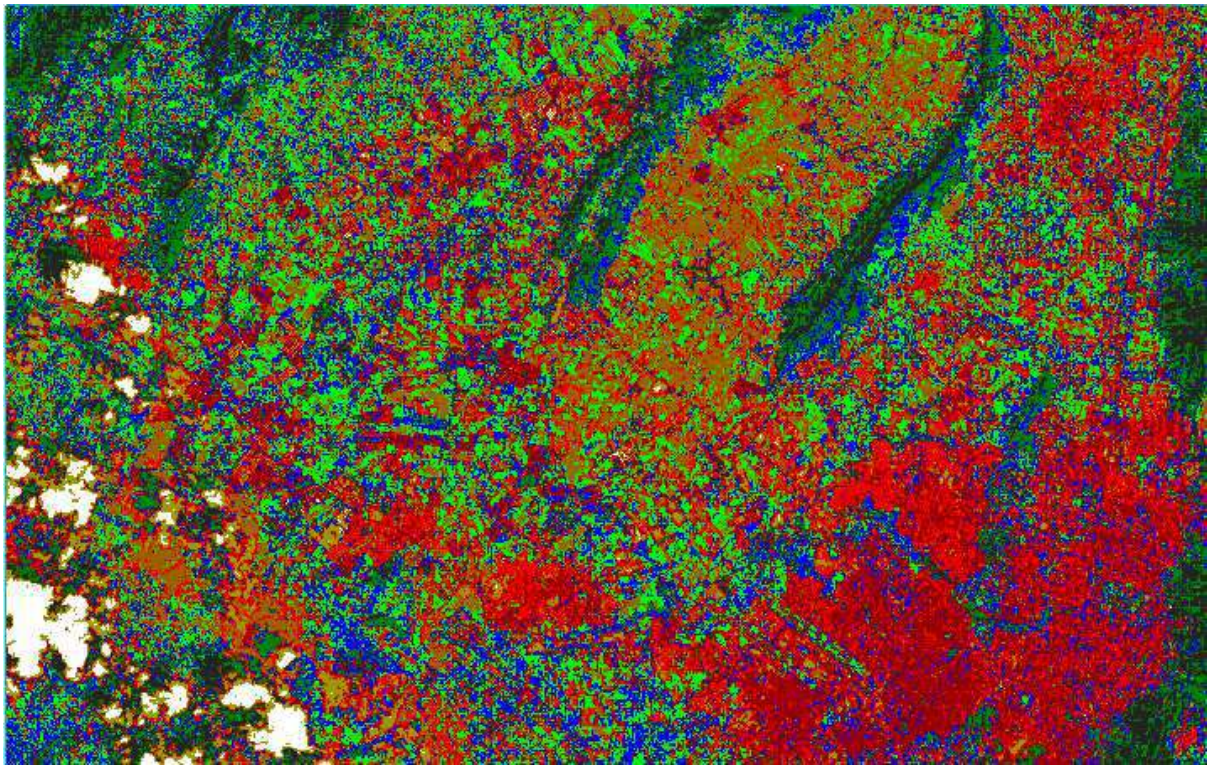
Clasificación por K-means de la imagen Original para el año 2010.



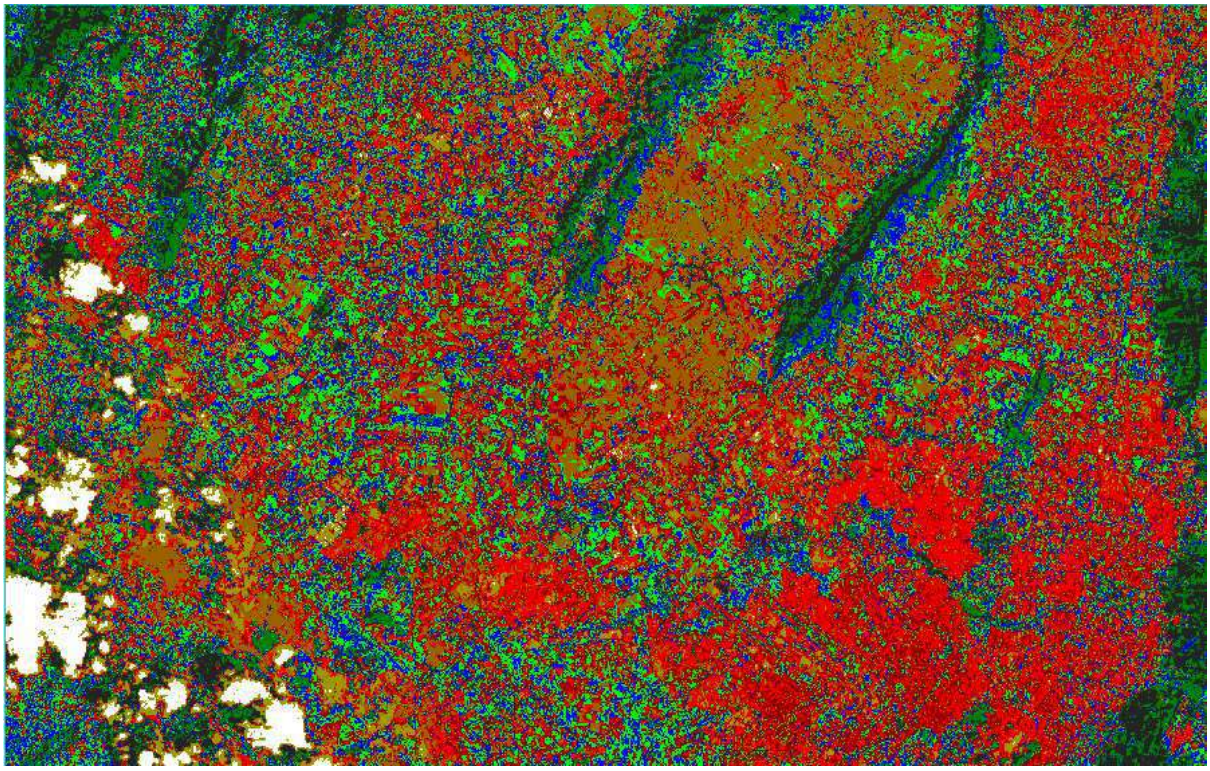
Clasificación por K-means de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2010.



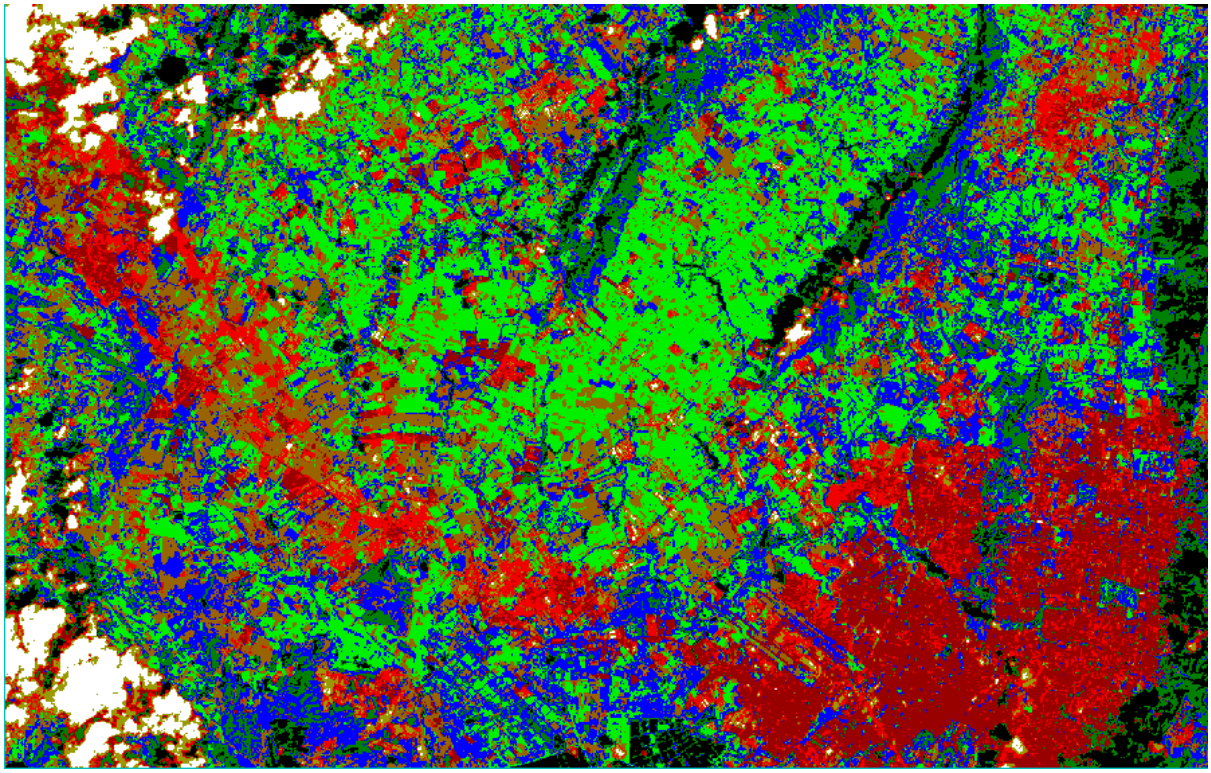
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet para el año 2010.



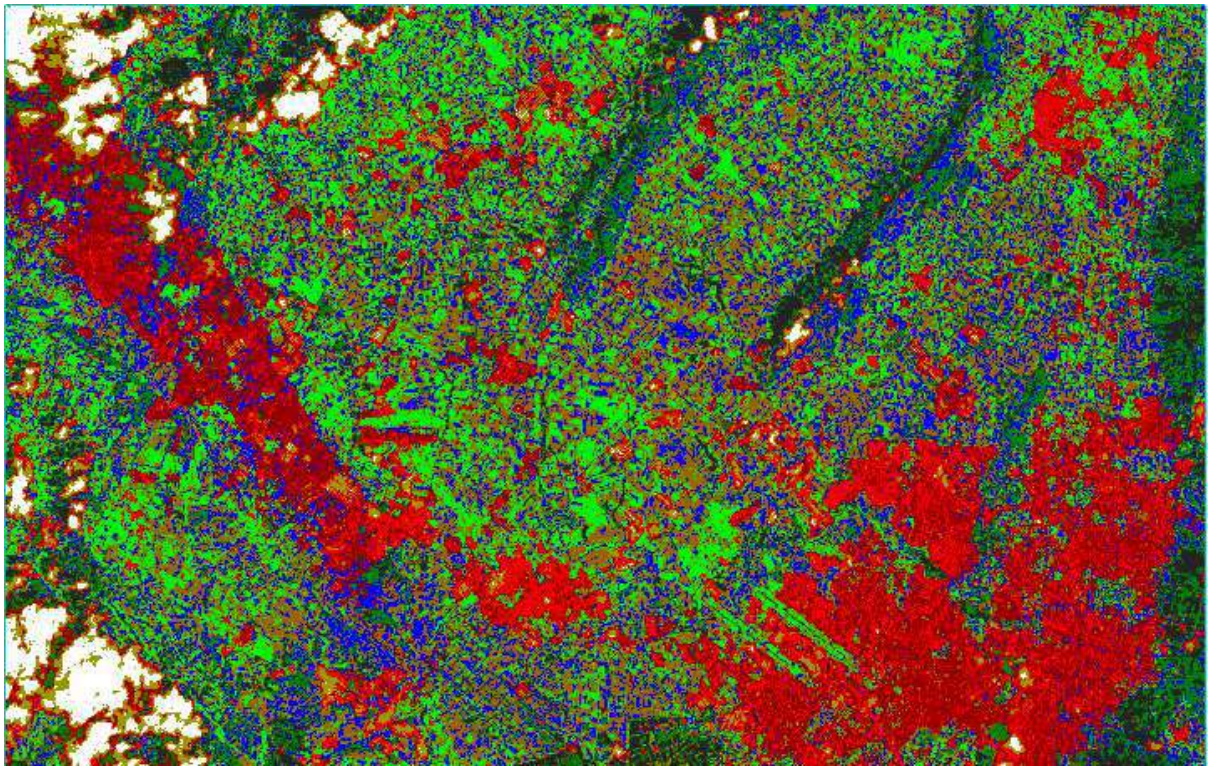
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2010.



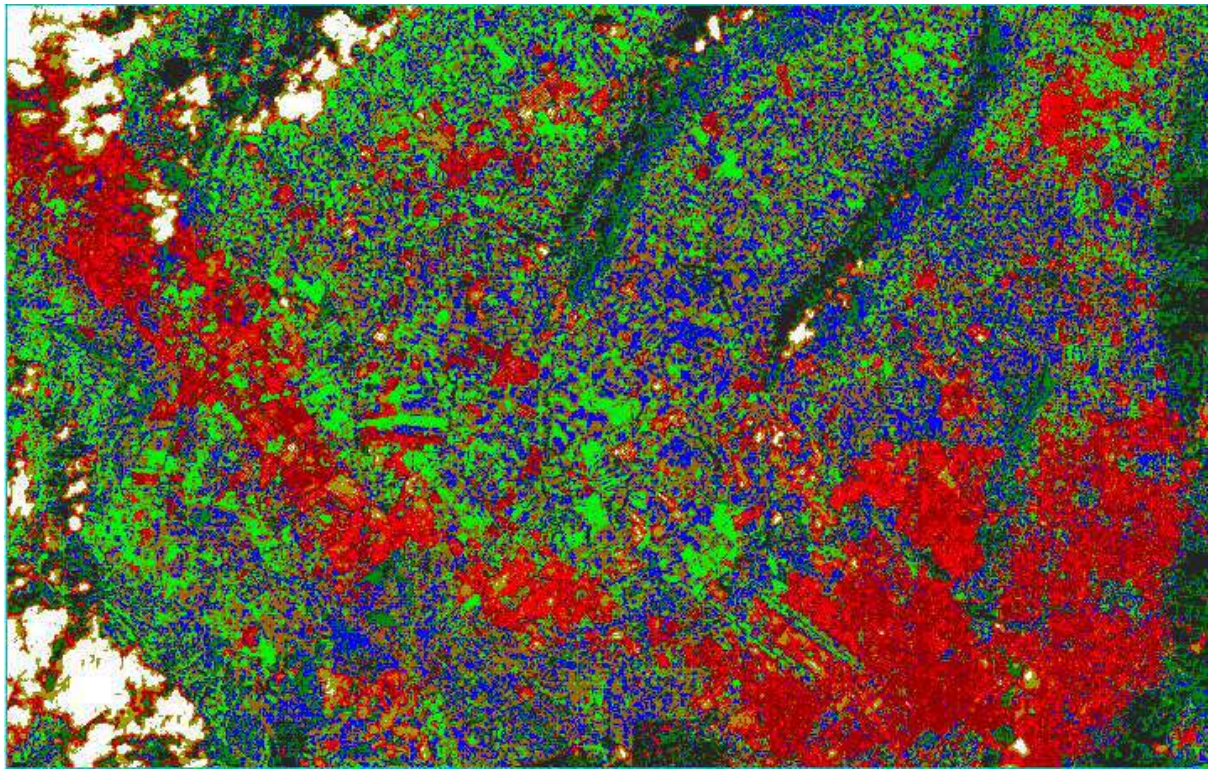
Clasificación por K-means de la imagen Original para el año 2011.



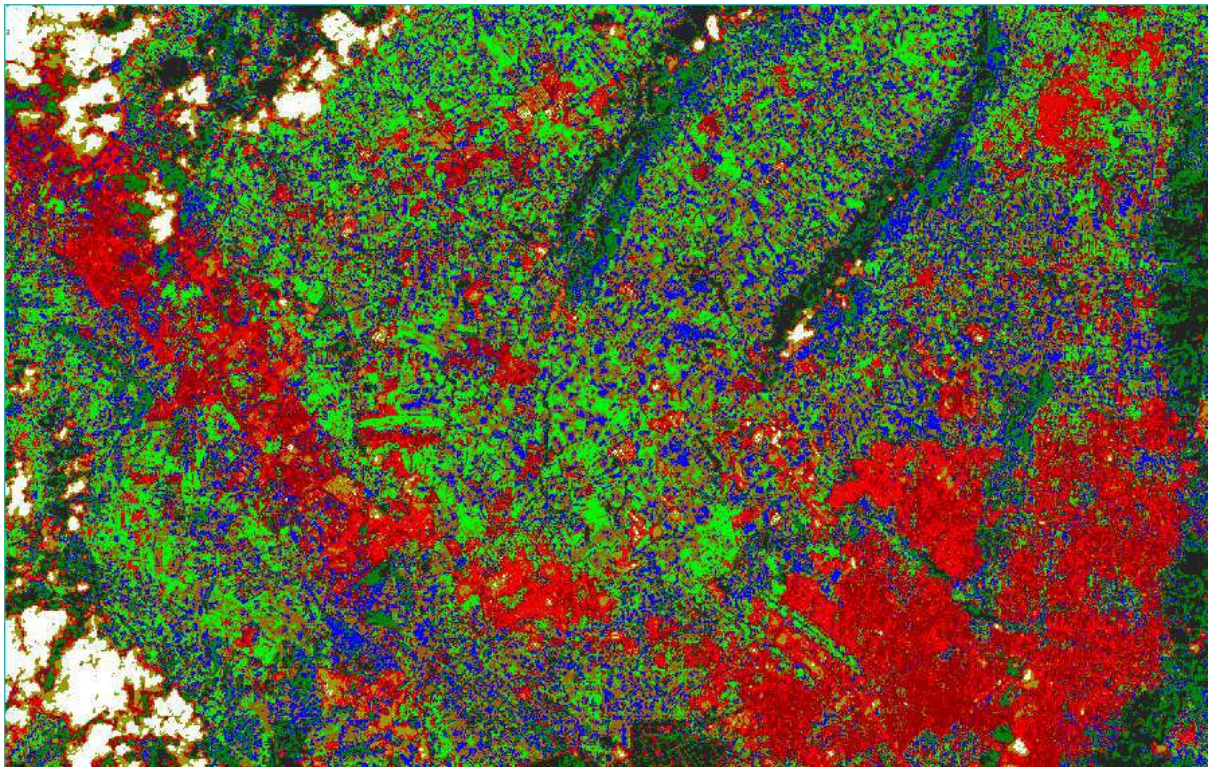
Clasificación por K-means de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2011.



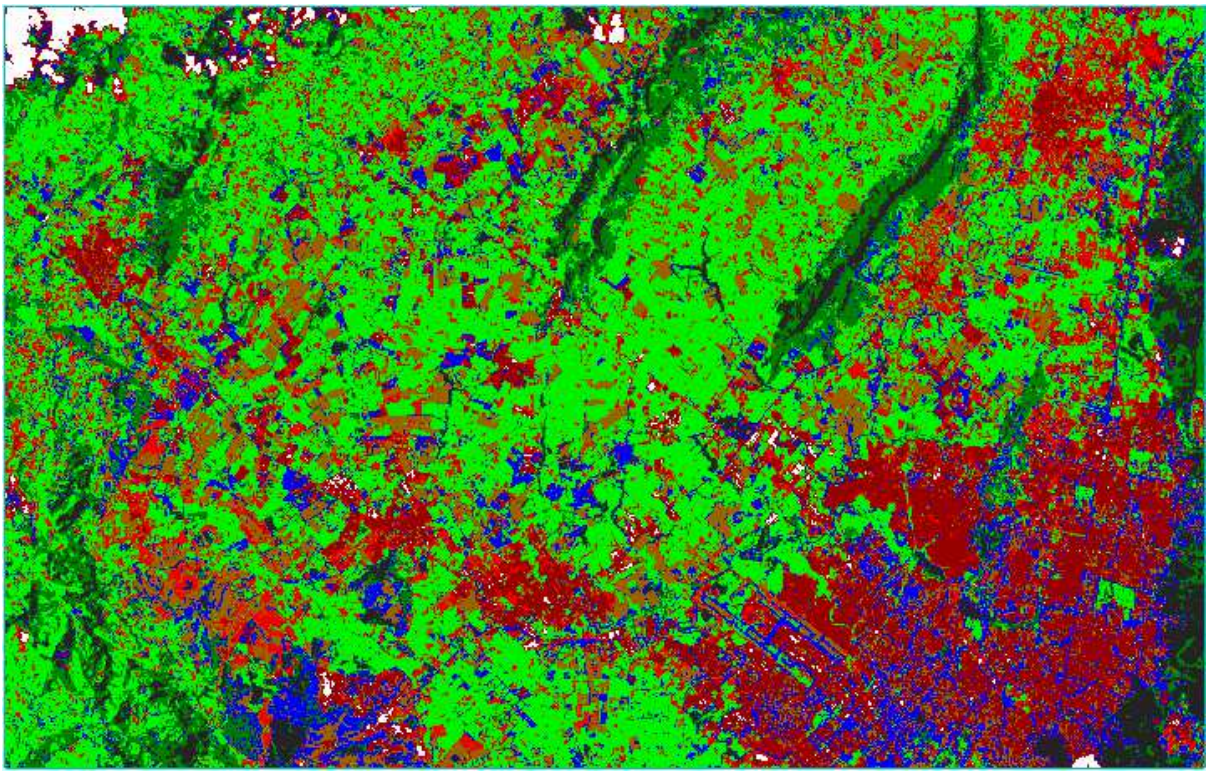
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet para el año 2011.



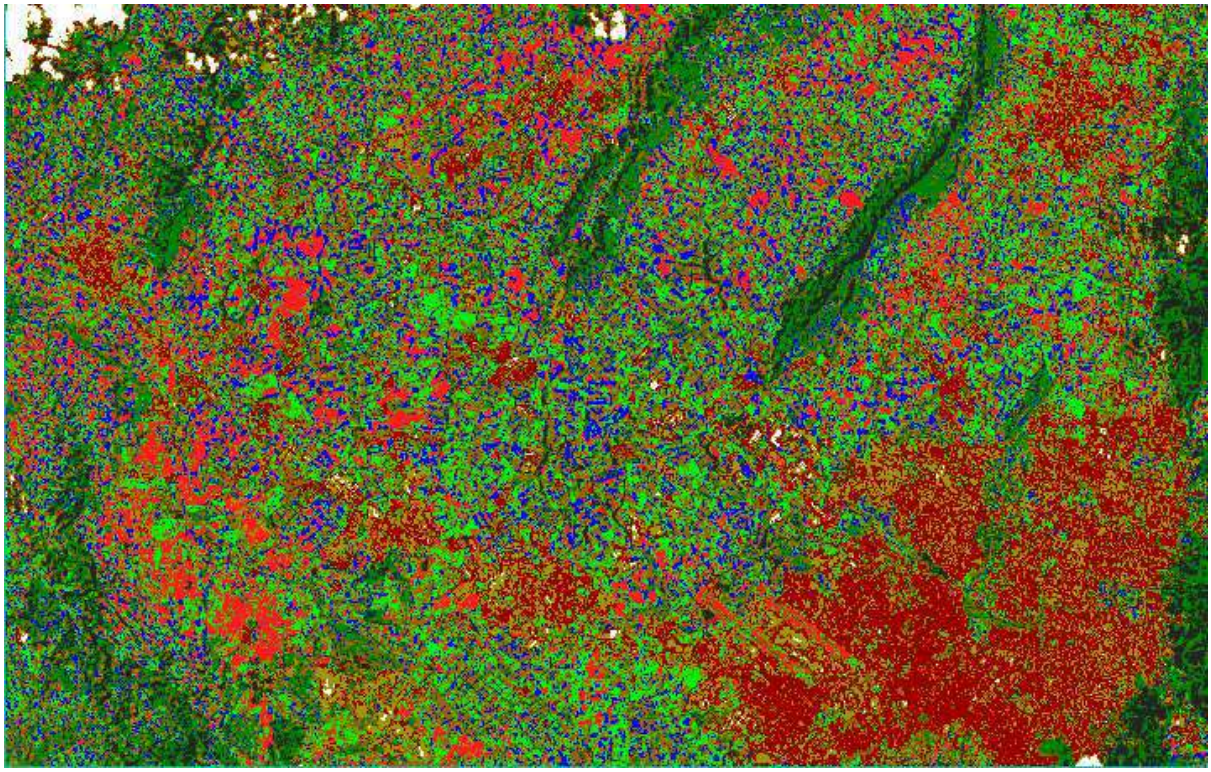
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2011.



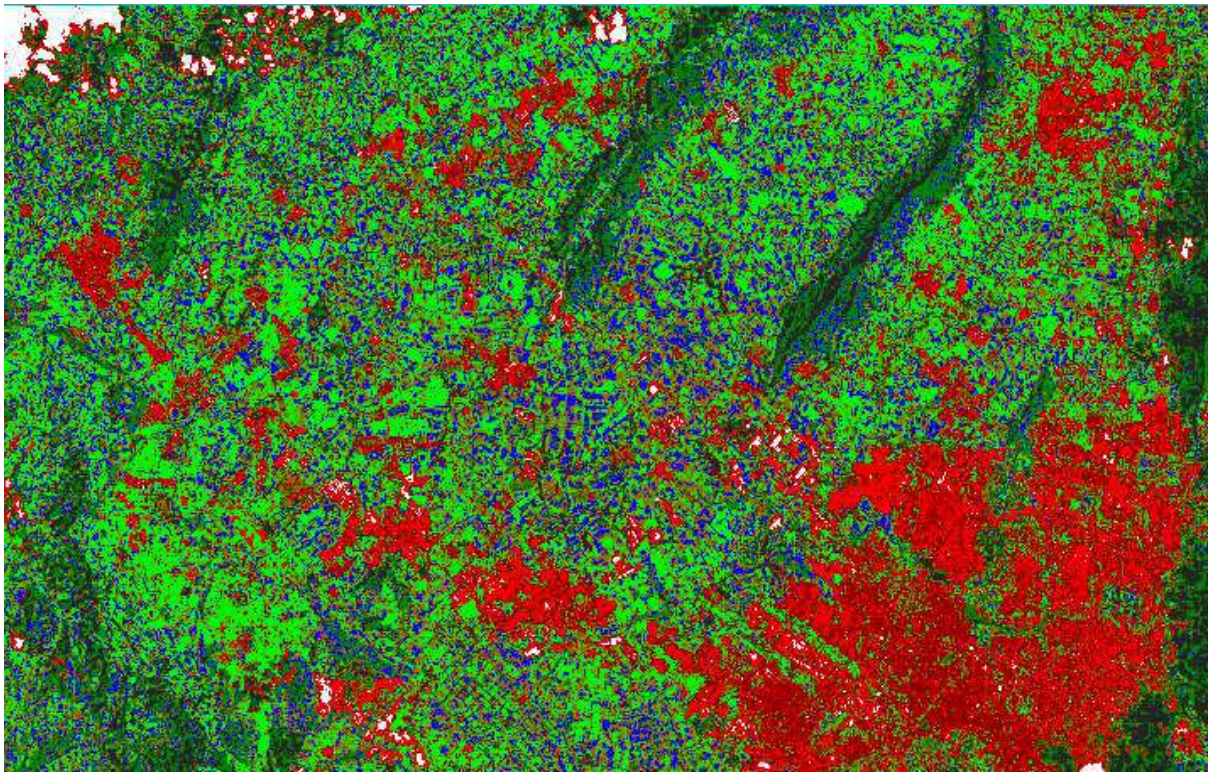
Clasificación por K-means de la imagen Original para el año 2012.



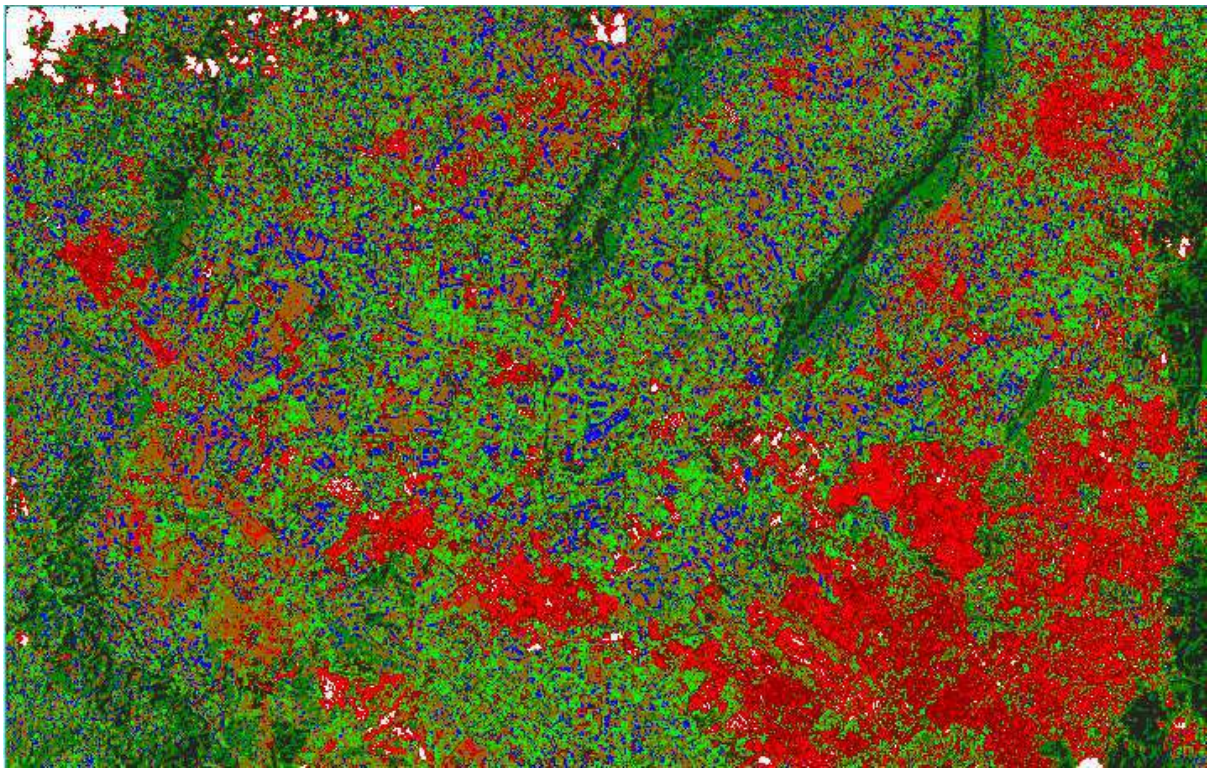
Clasificación por K-means de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2012.



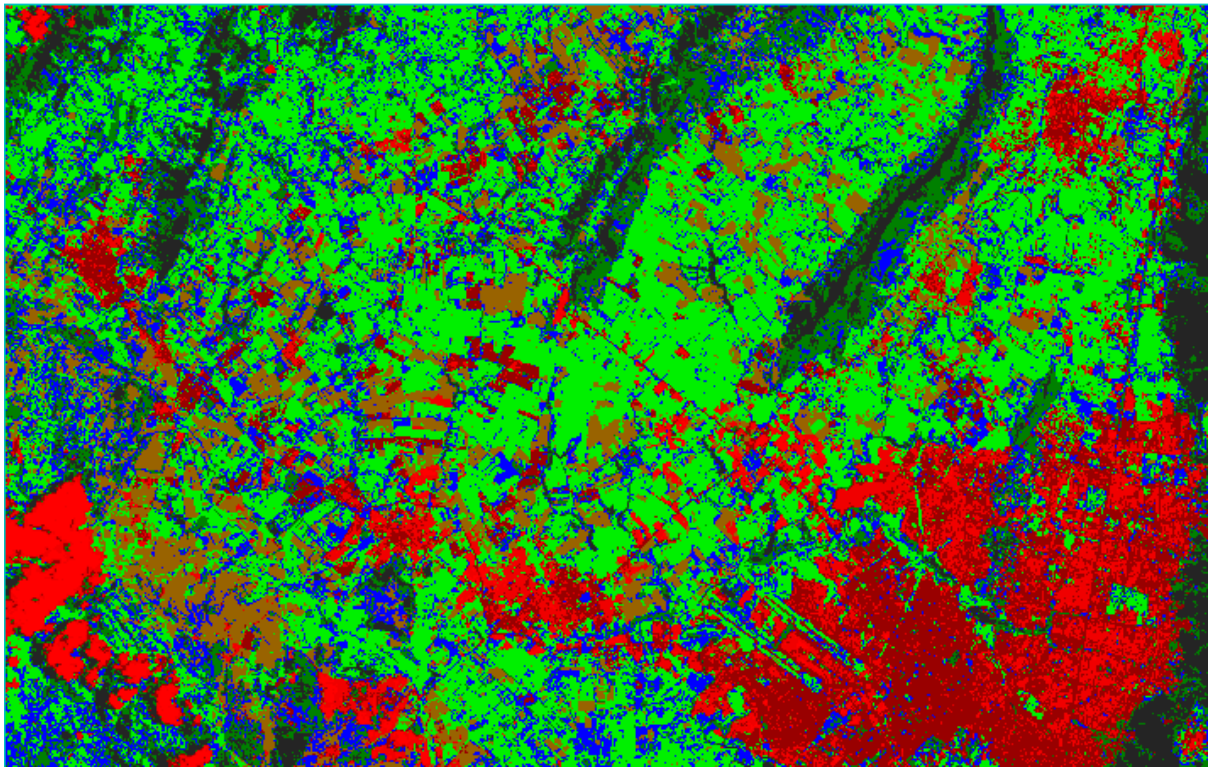
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet para el año 2012.



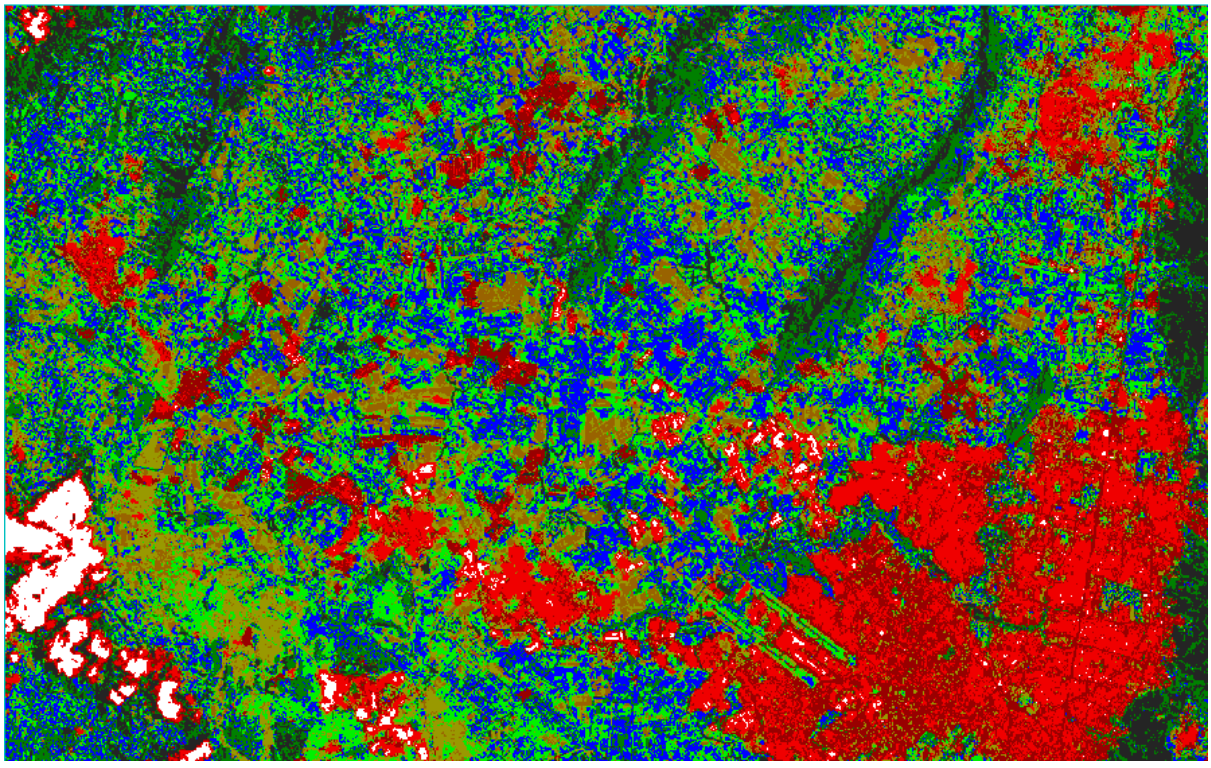
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2012.



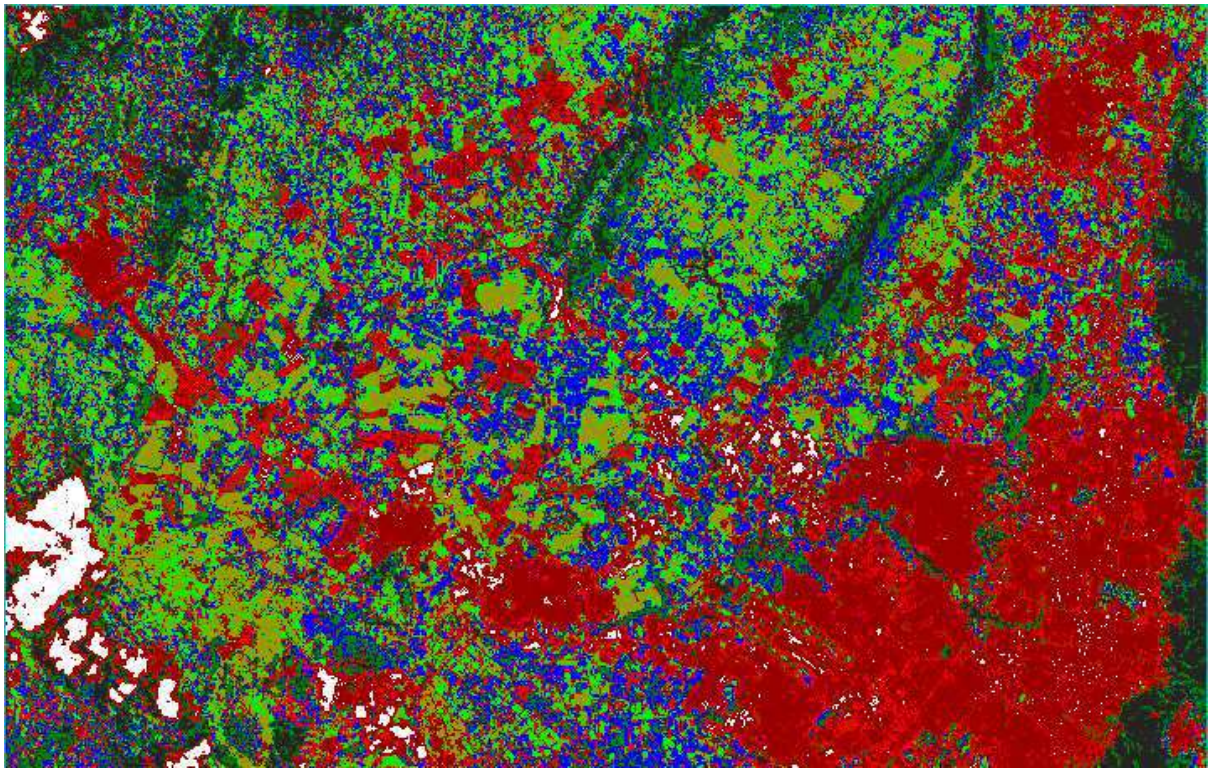
Clasificación por K-means de la imagen Original para el año 2013.



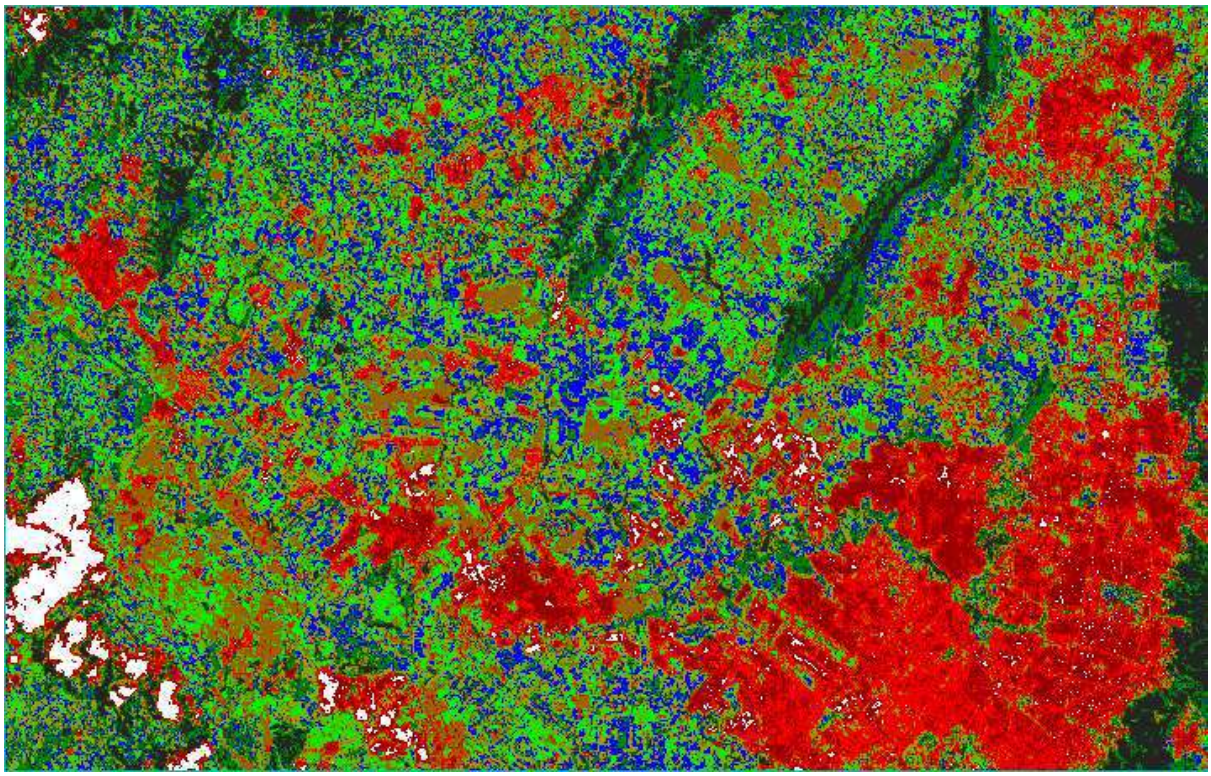
Clasificación por K-means de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2013.



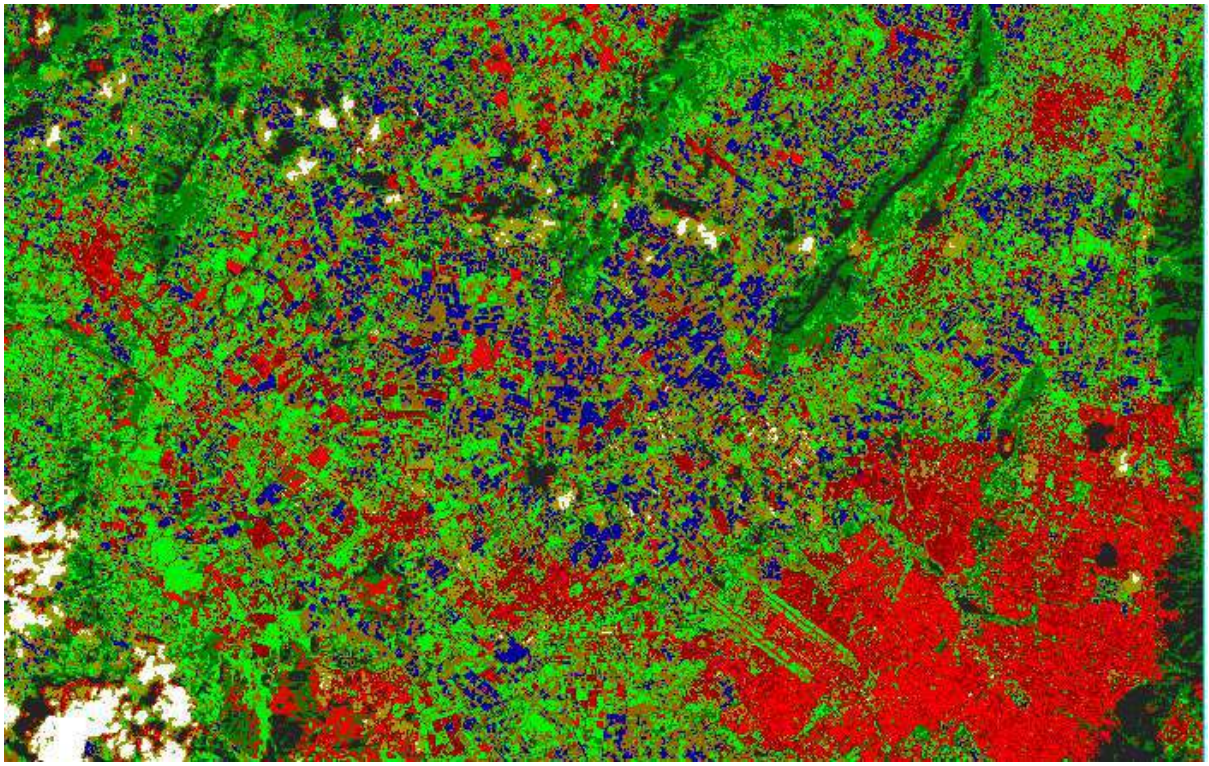
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet para el año 2013.



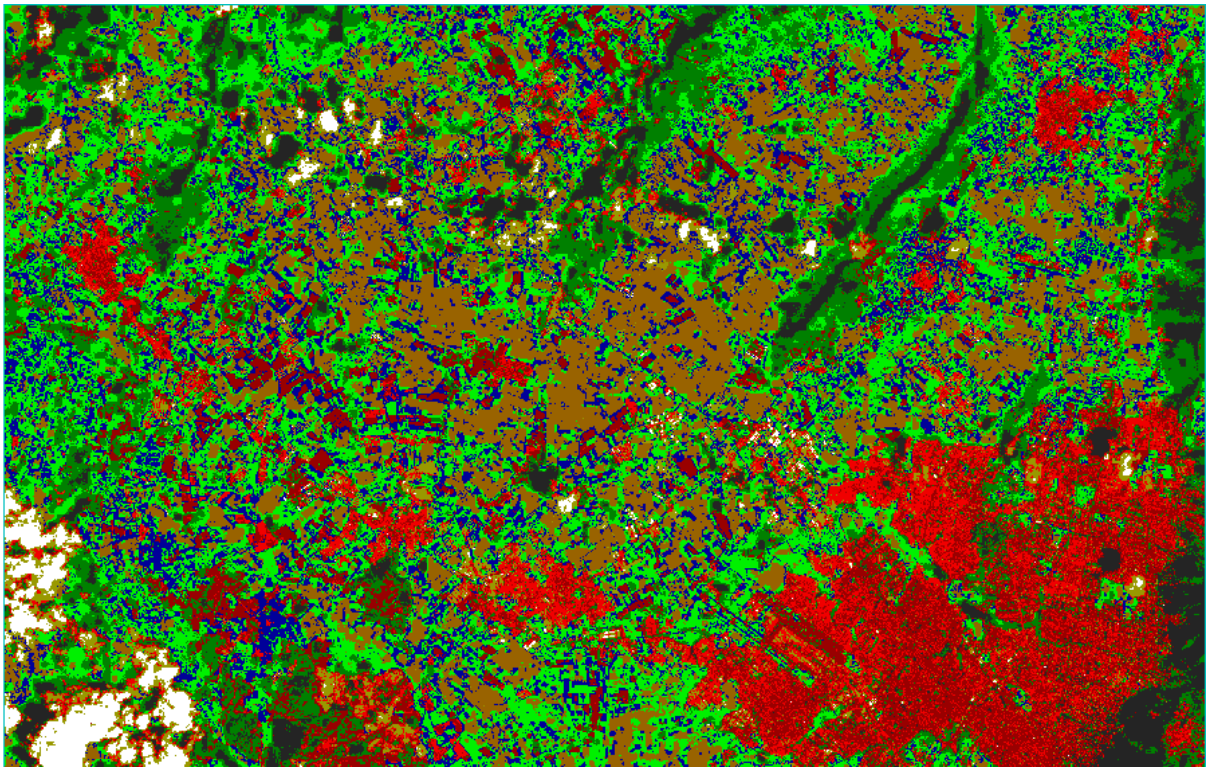
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2013.



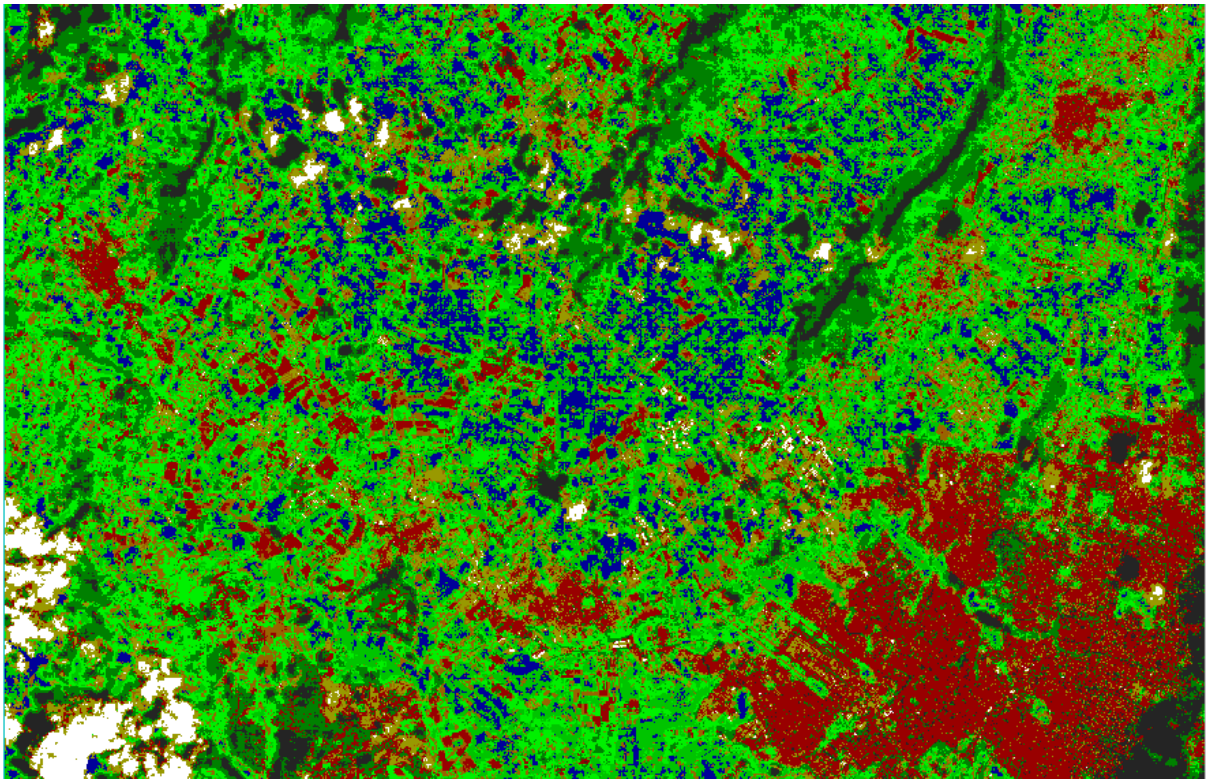
Clasificación por K-means de la imagen Original para el año 2014.



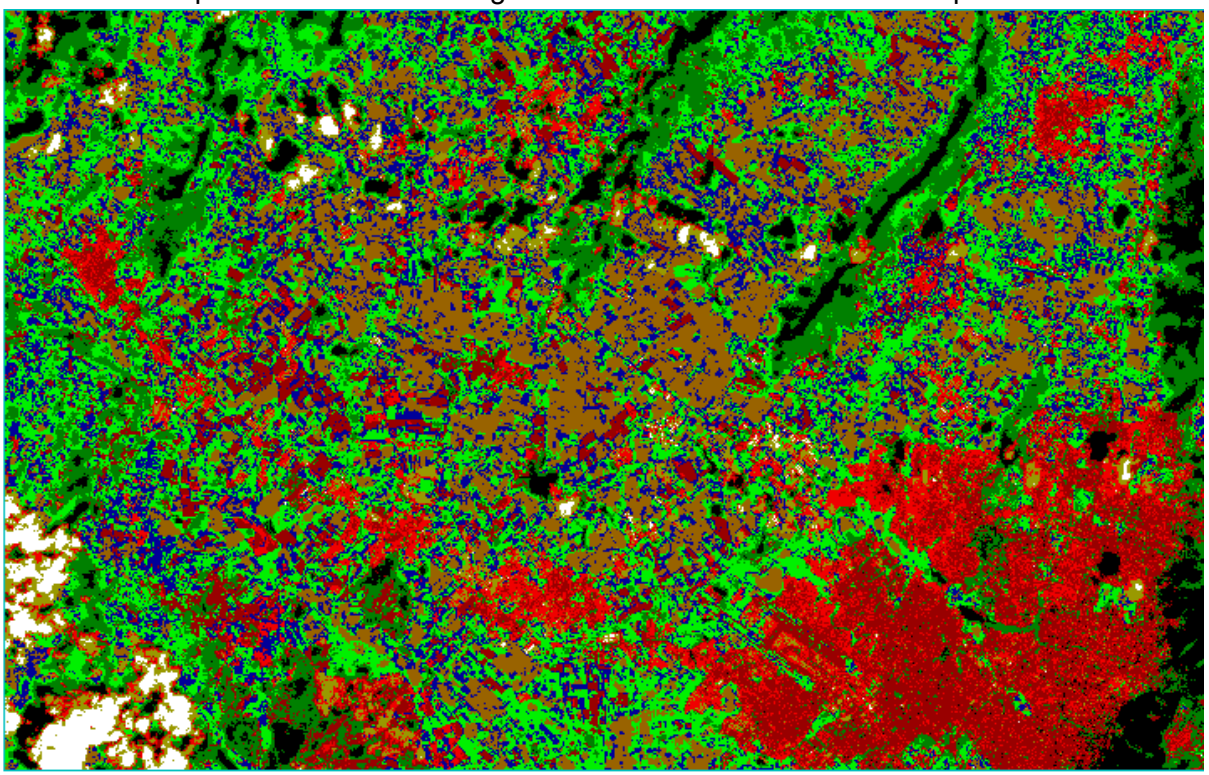
Clasificación por K-means de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2014.



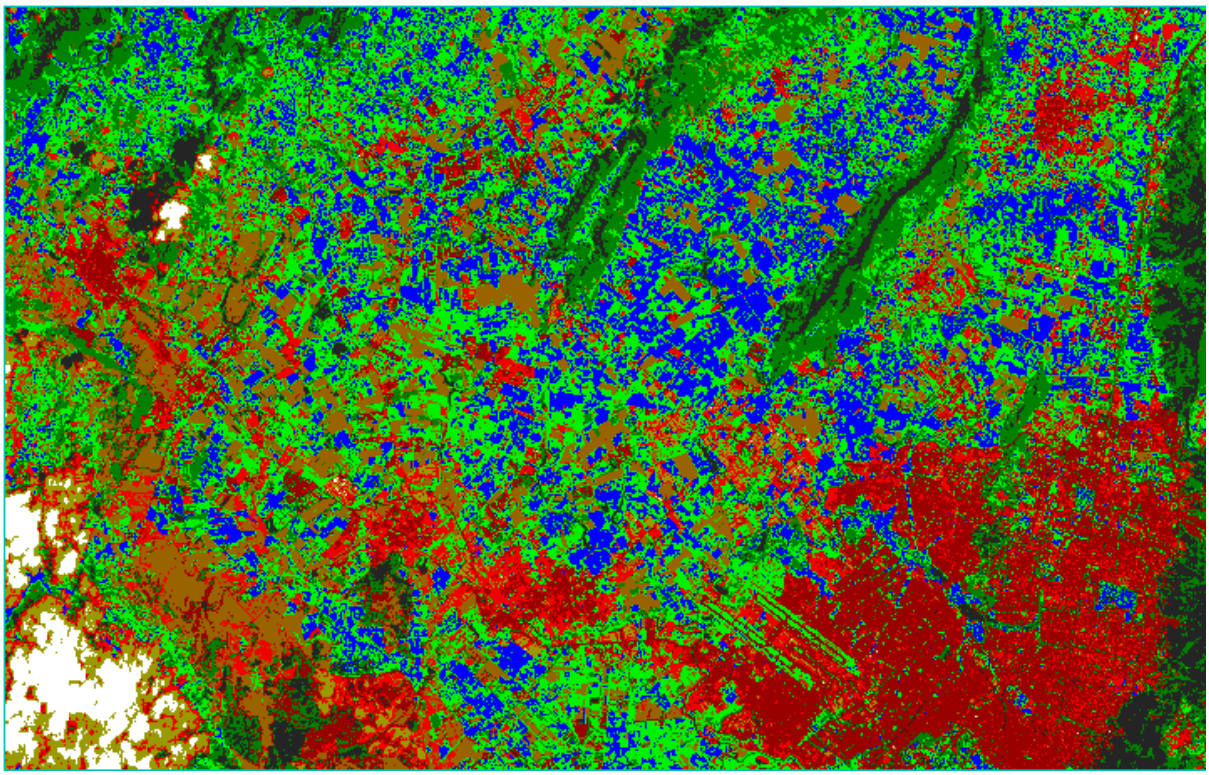
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet para el año 2014.



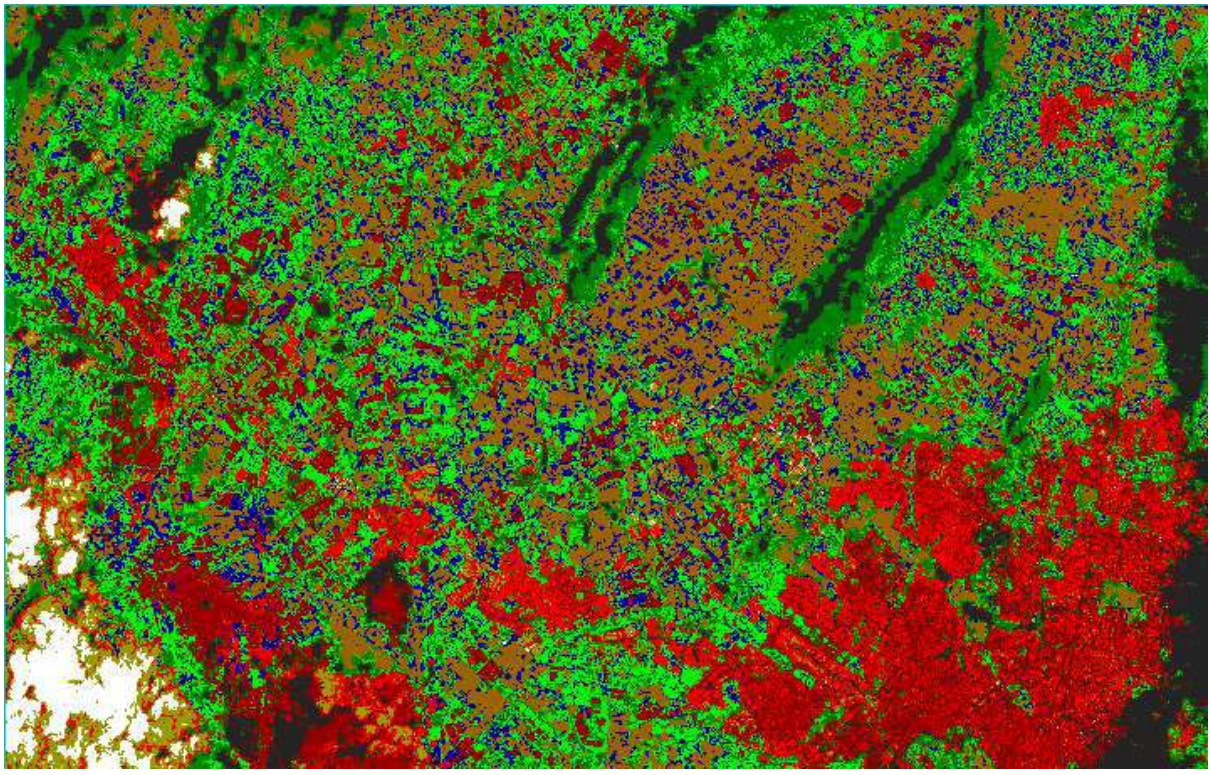
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2014.



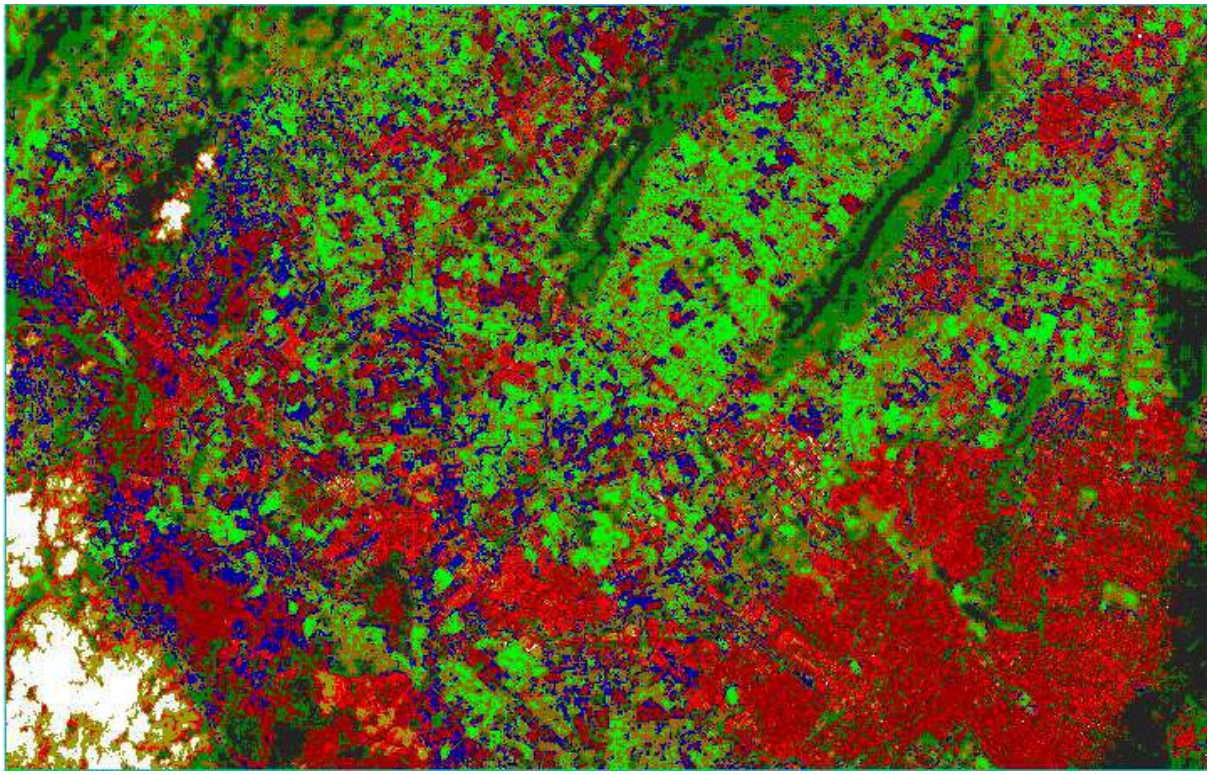
Clasificación por K-means de la imagen Original para el año 2015.



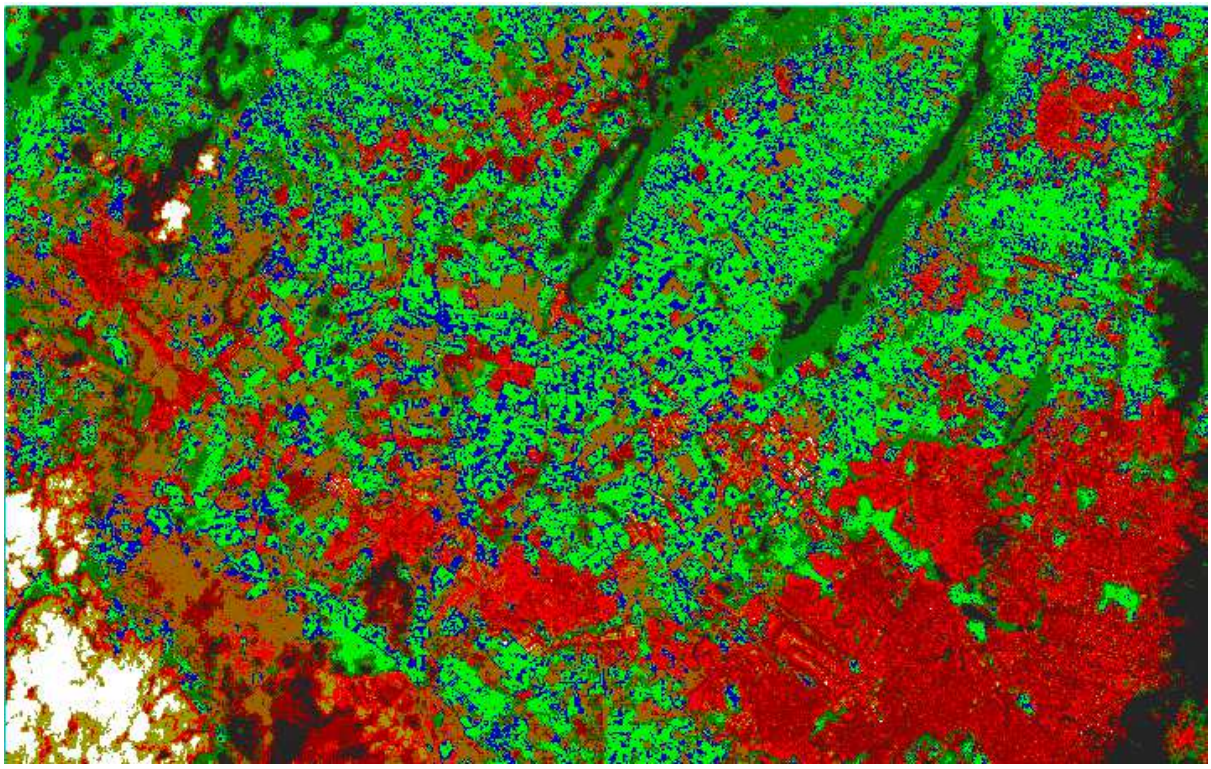
Clasificación por K-means de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2015.



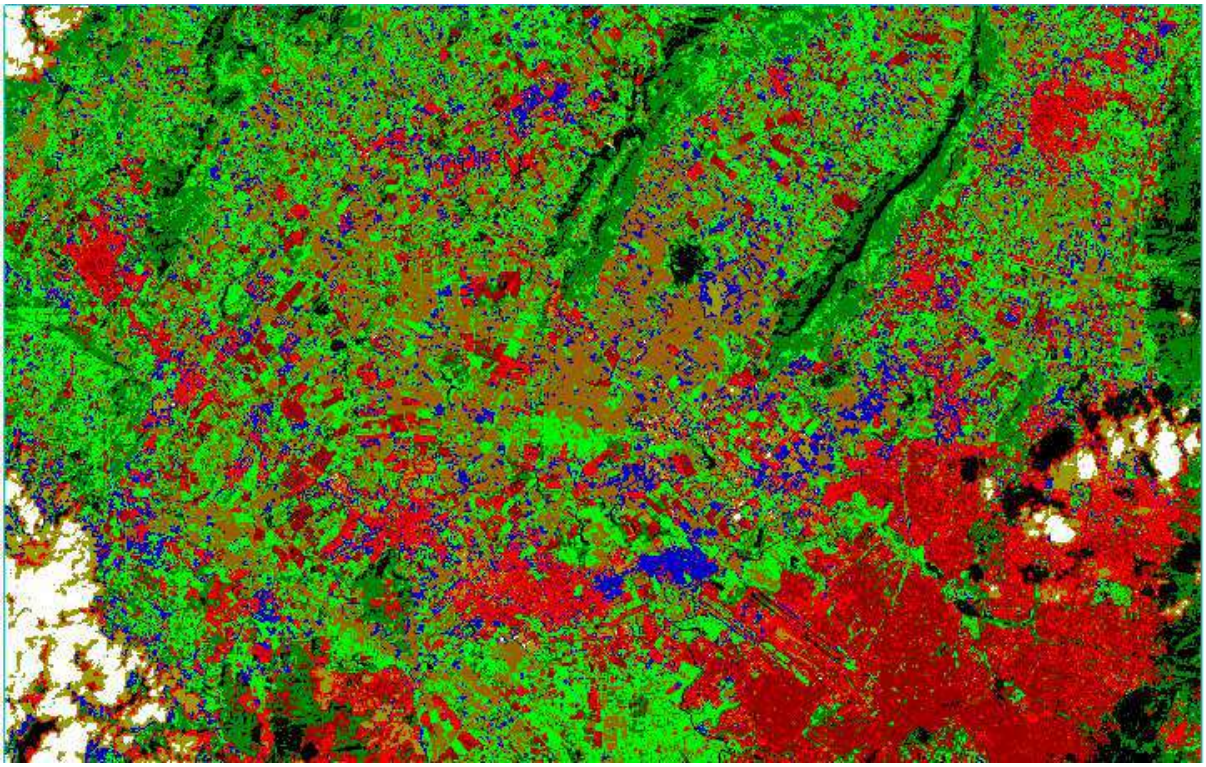
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet para el año 2015.



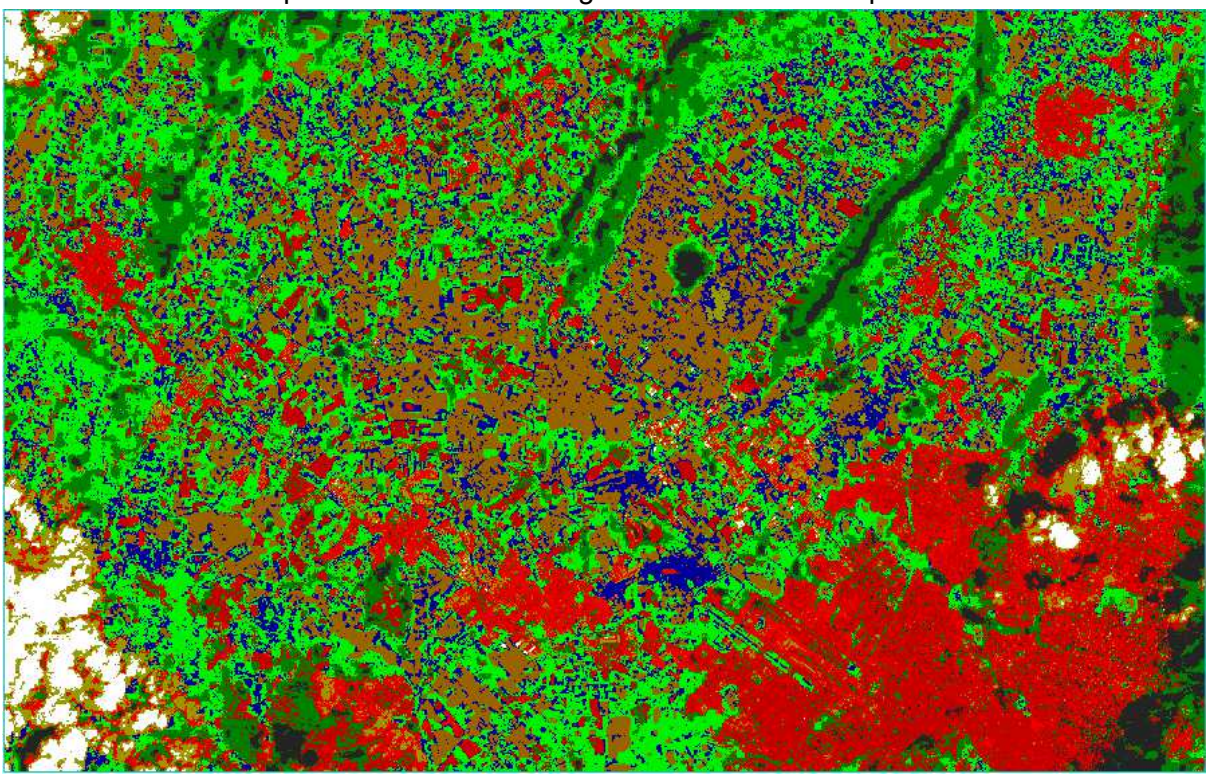
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2015.



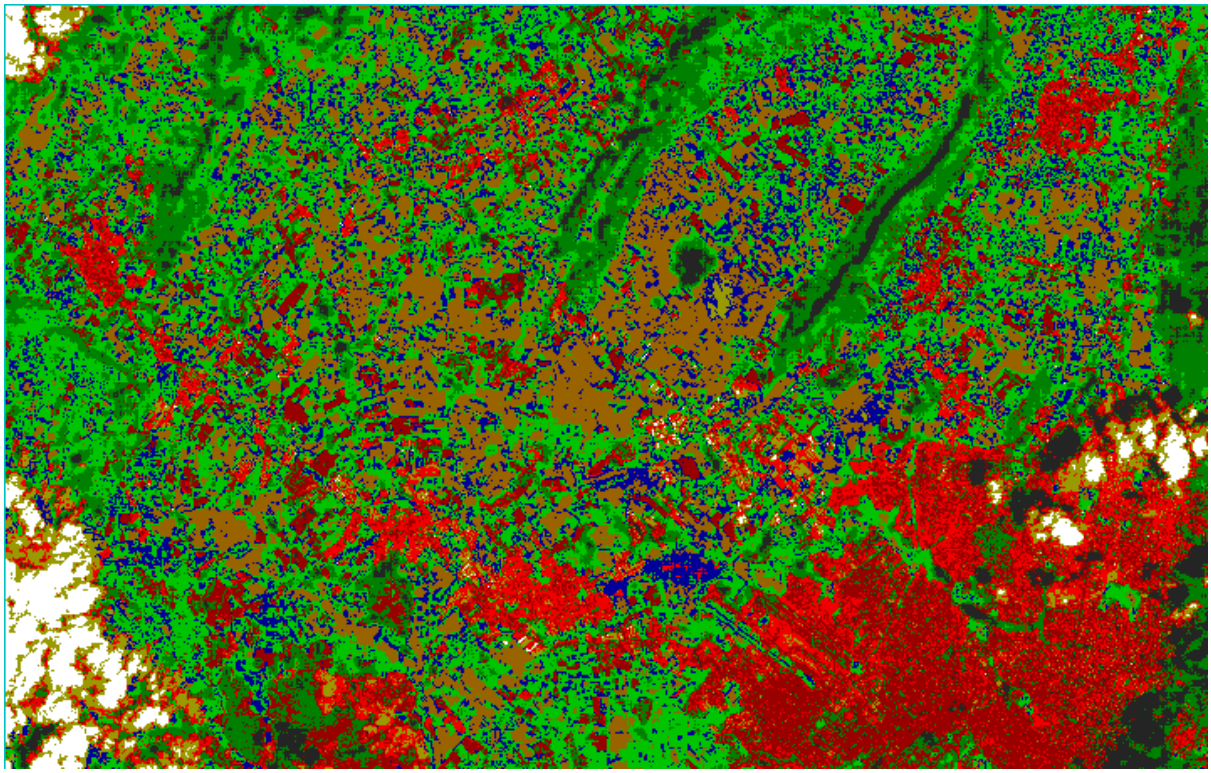
Clasificación por K-means de la imagen Original para el año 2016.



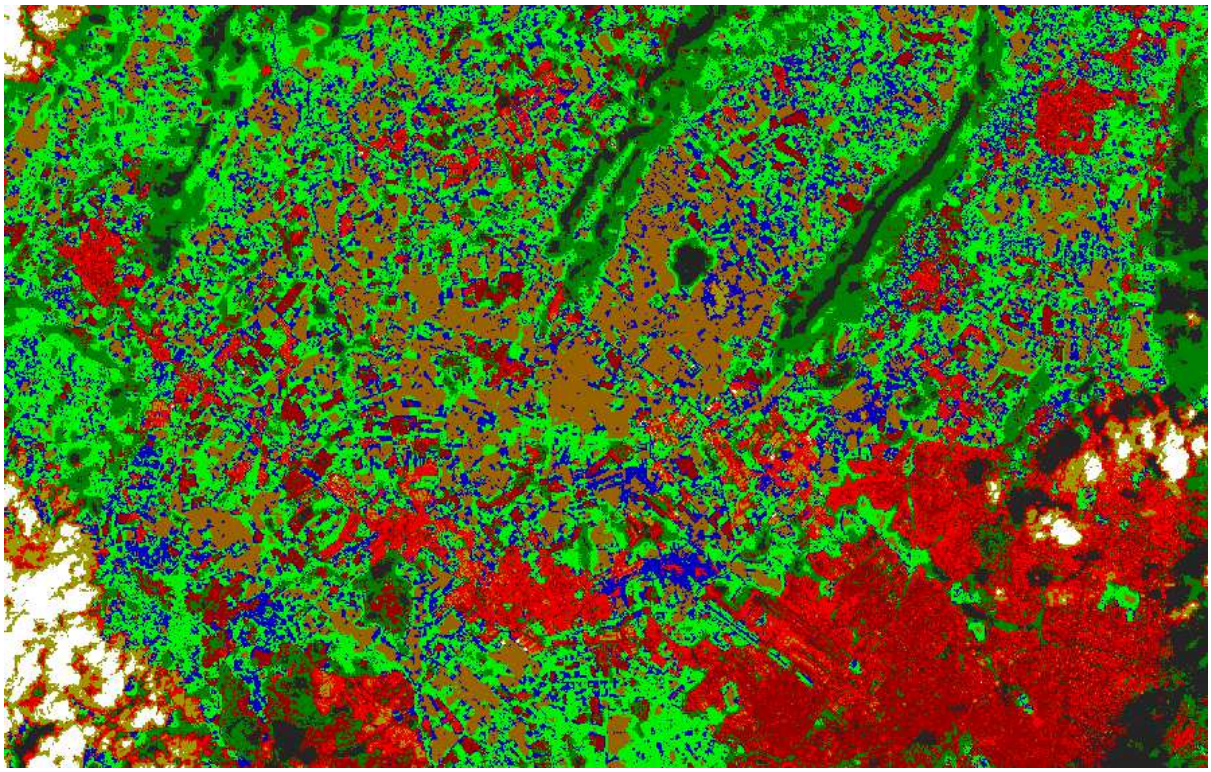
Clasificación por K-means de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2016.



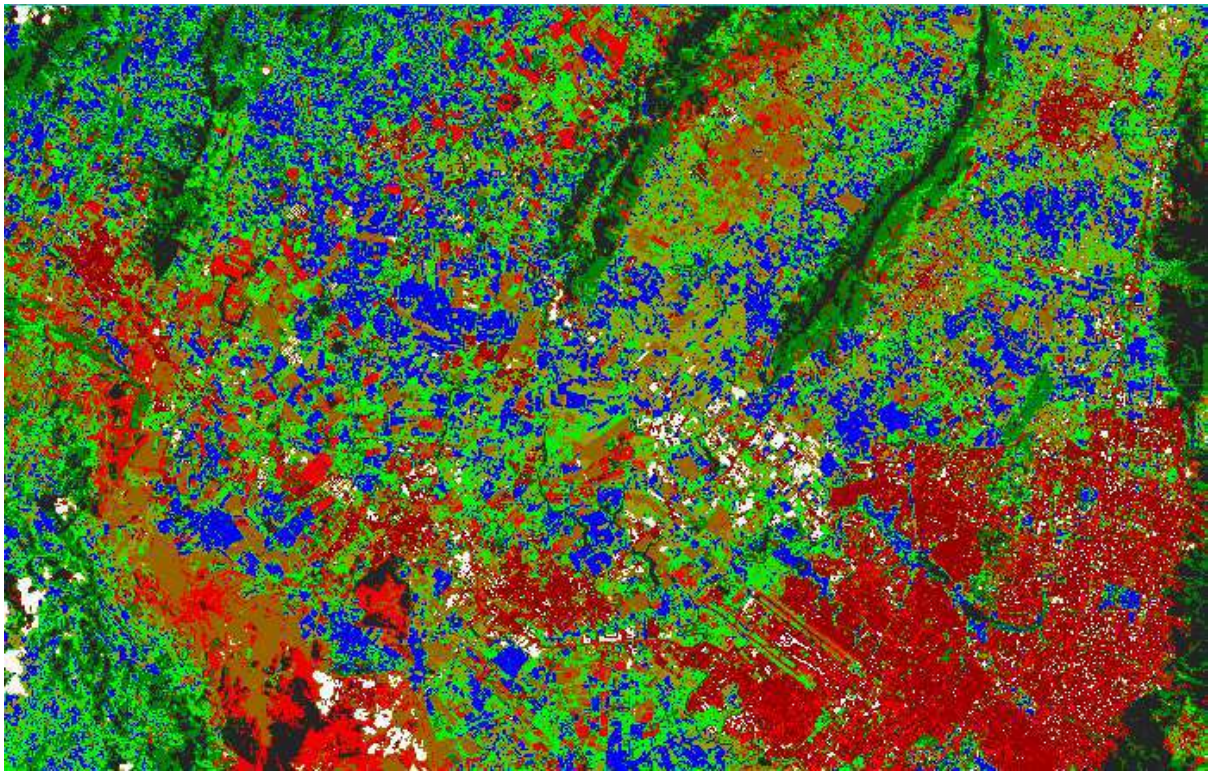
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet para el año 2016.



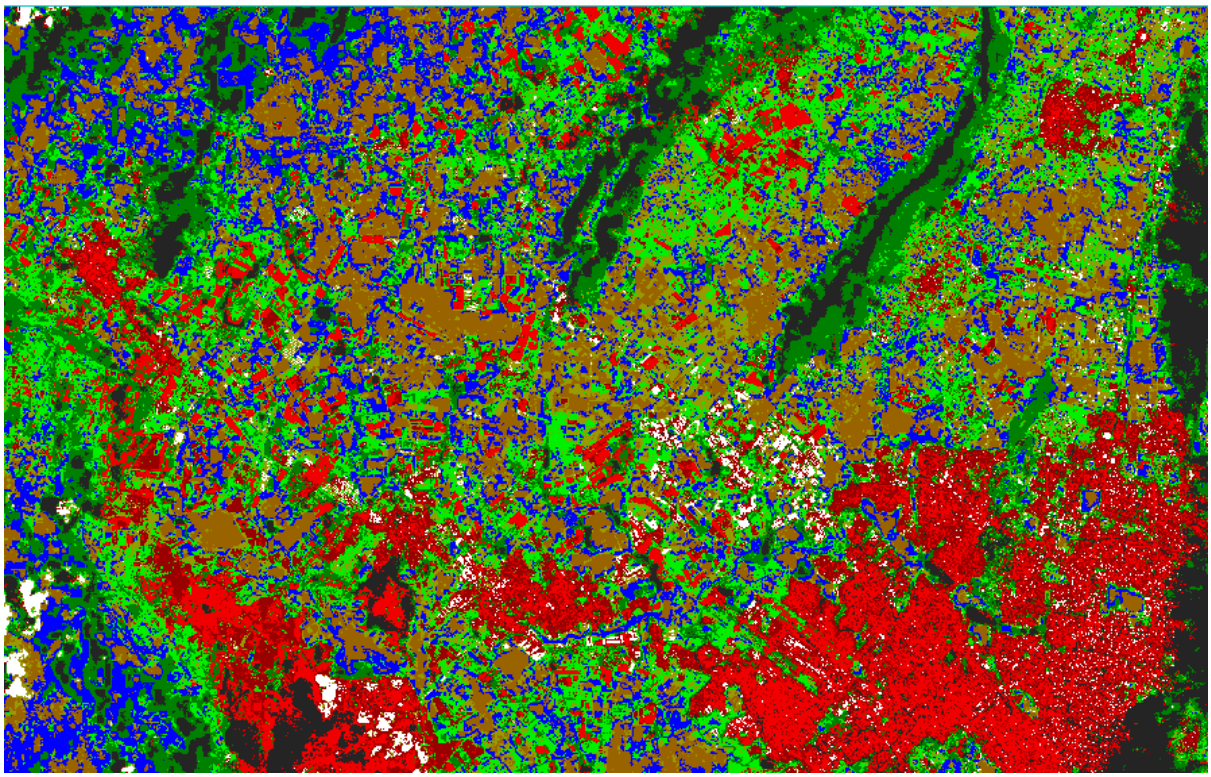
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2016.



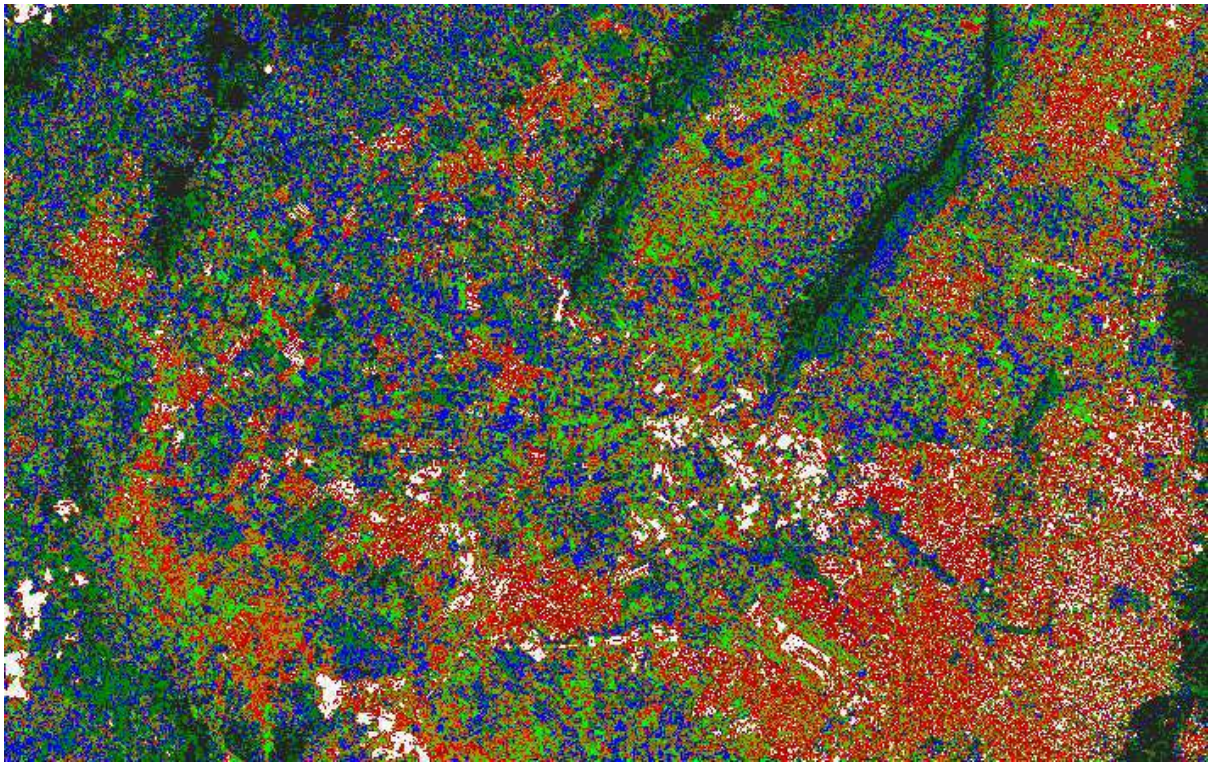
Clasificación por K-means de la imagen Original para el año 2018.



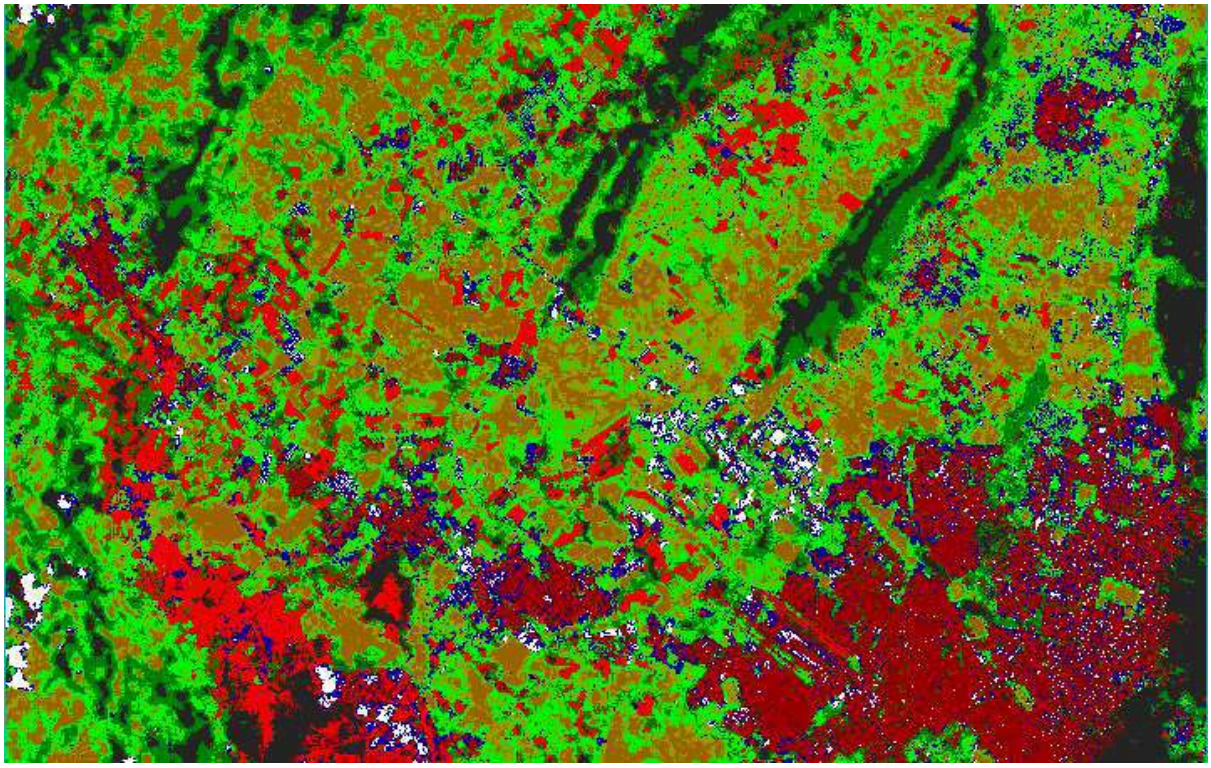
Clasificación por K-means de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2018.



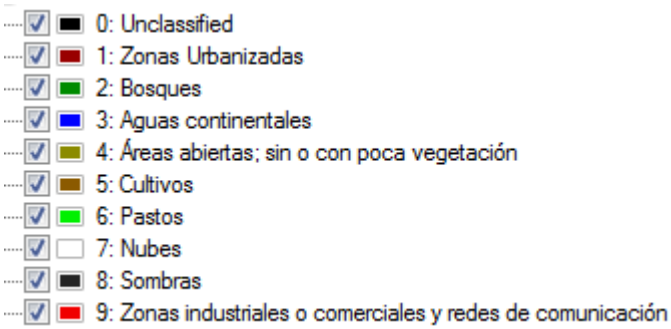
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet para el año 2018.



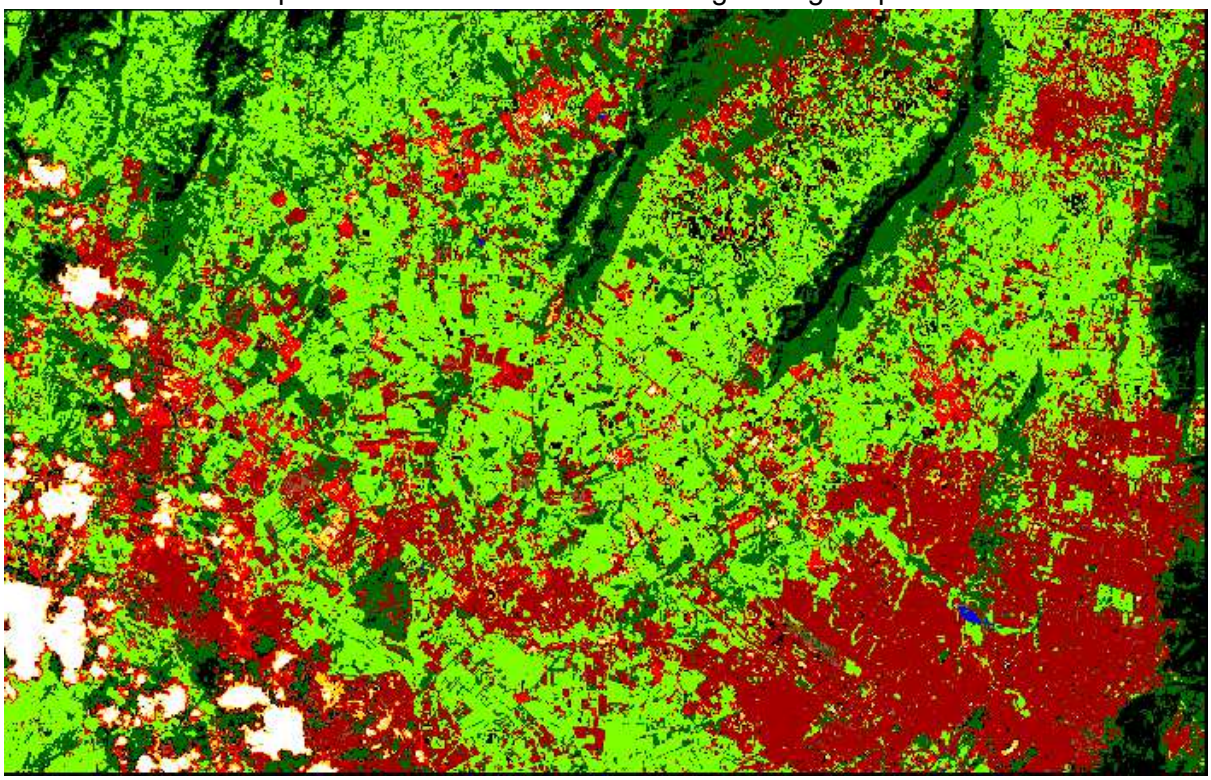
Clasificación por K-means de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2018.



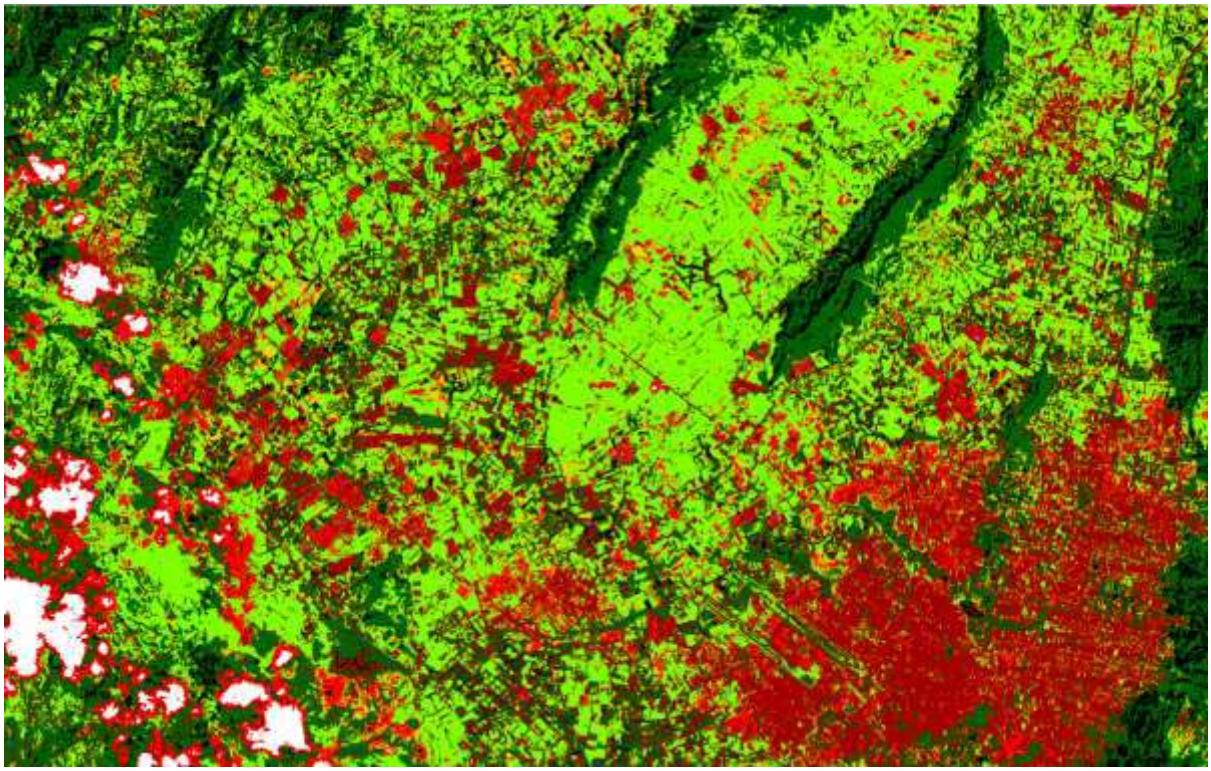
ÁRBOLES DE DECISIÓN



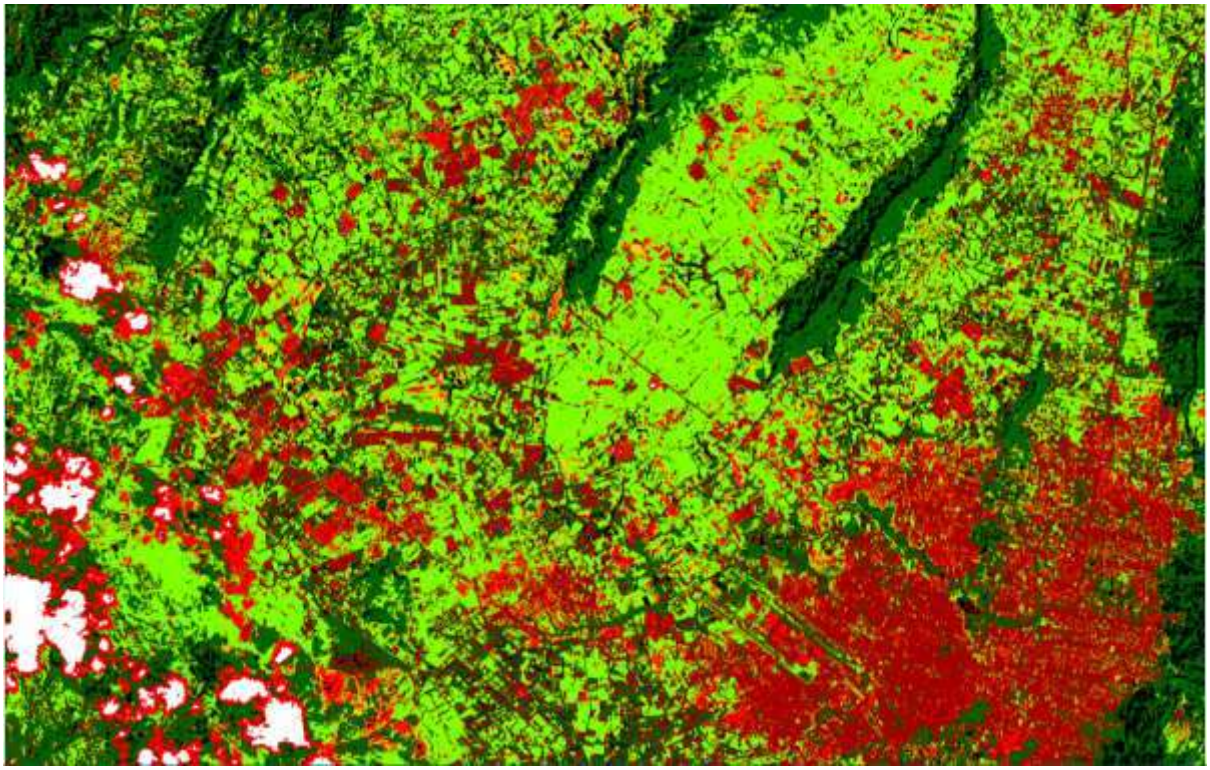
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Original para el año 2010.



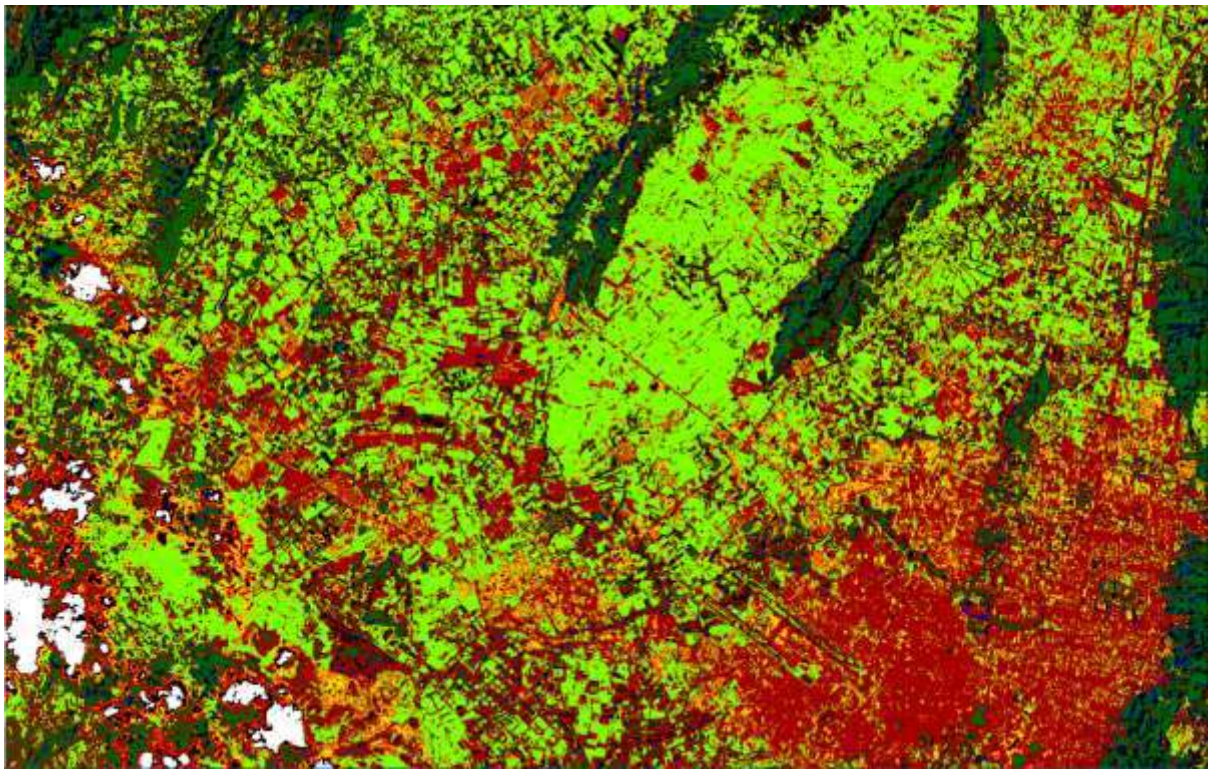
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2010.



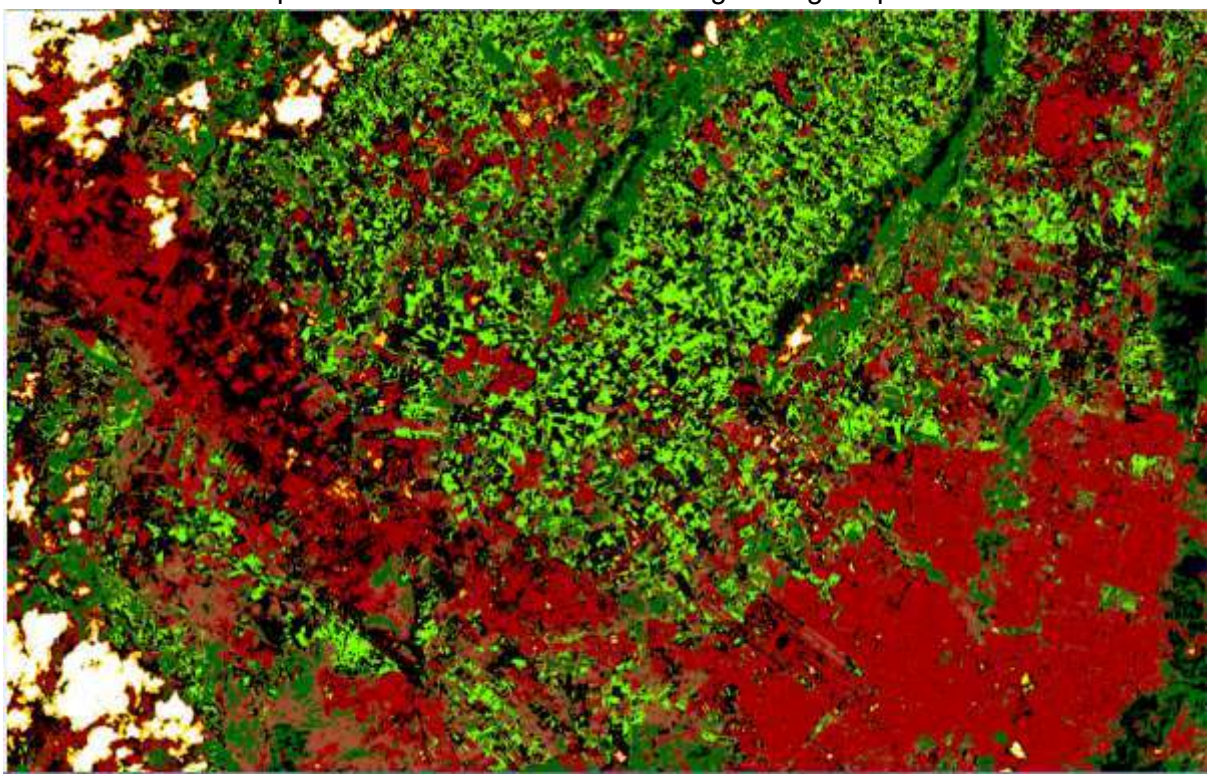
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet para el año 2010.



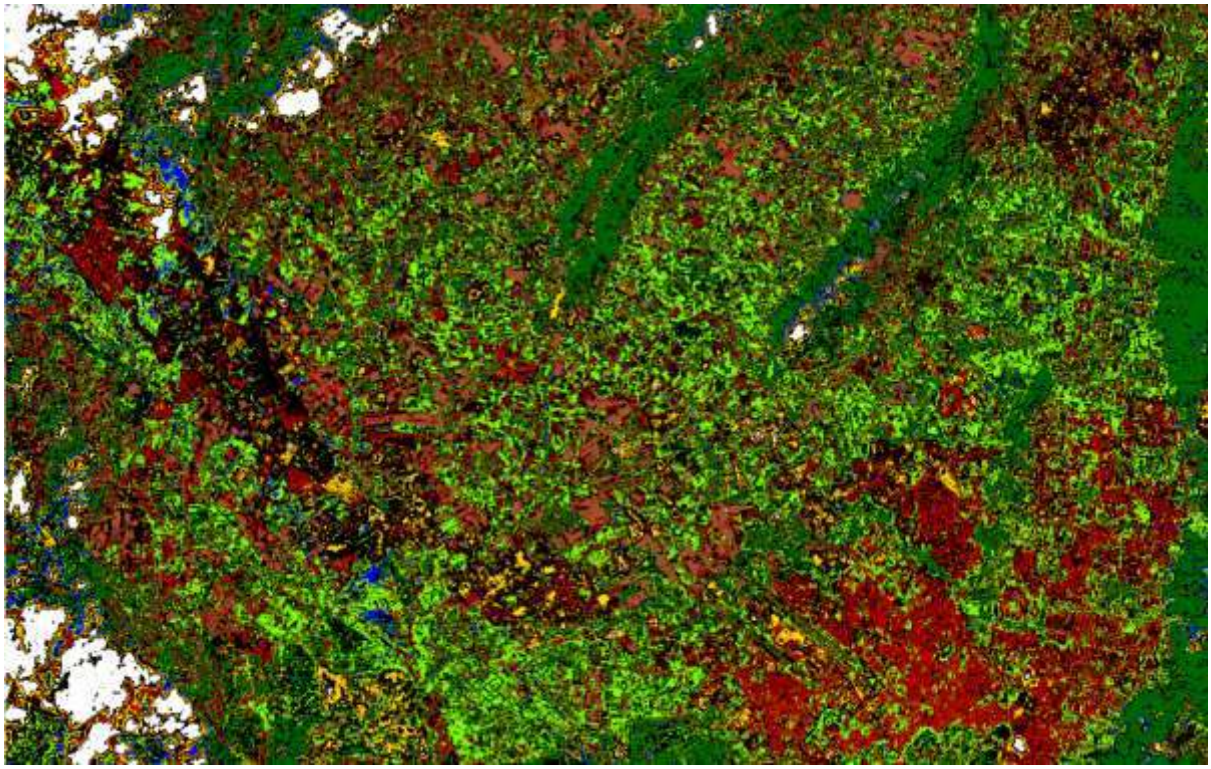
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2010.



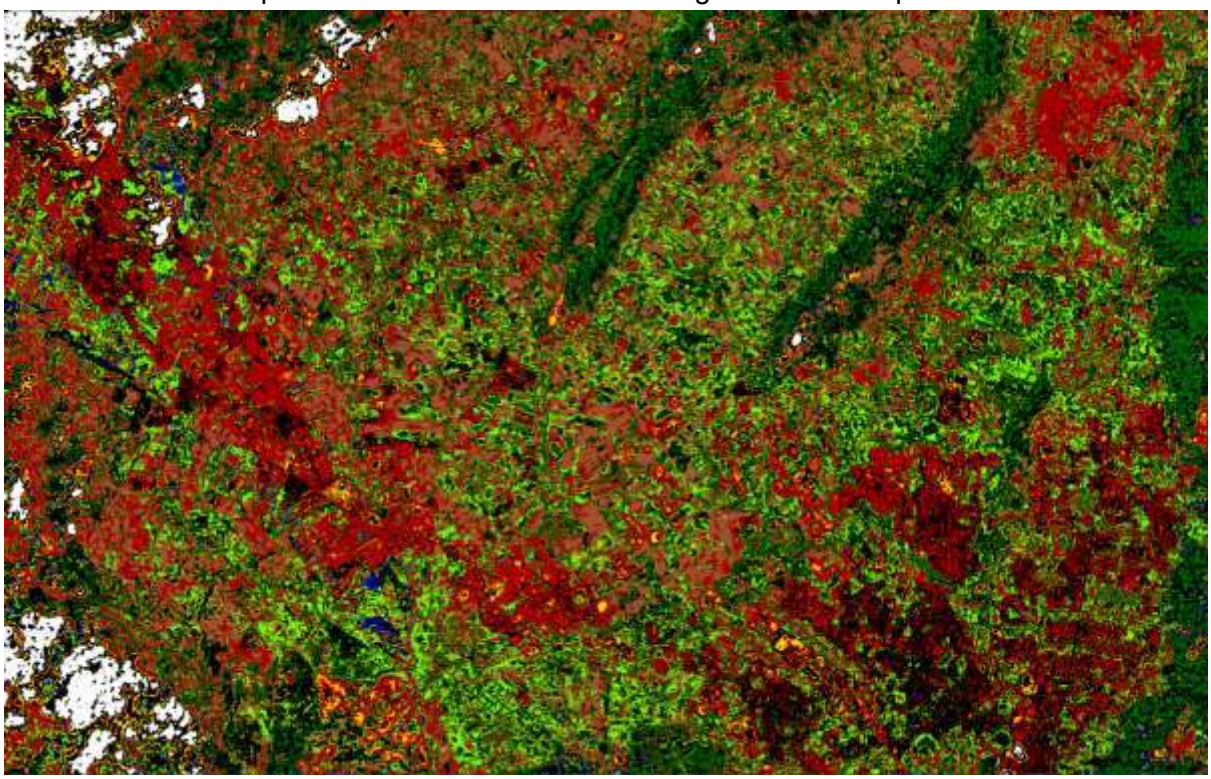
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Original para el año 2011.



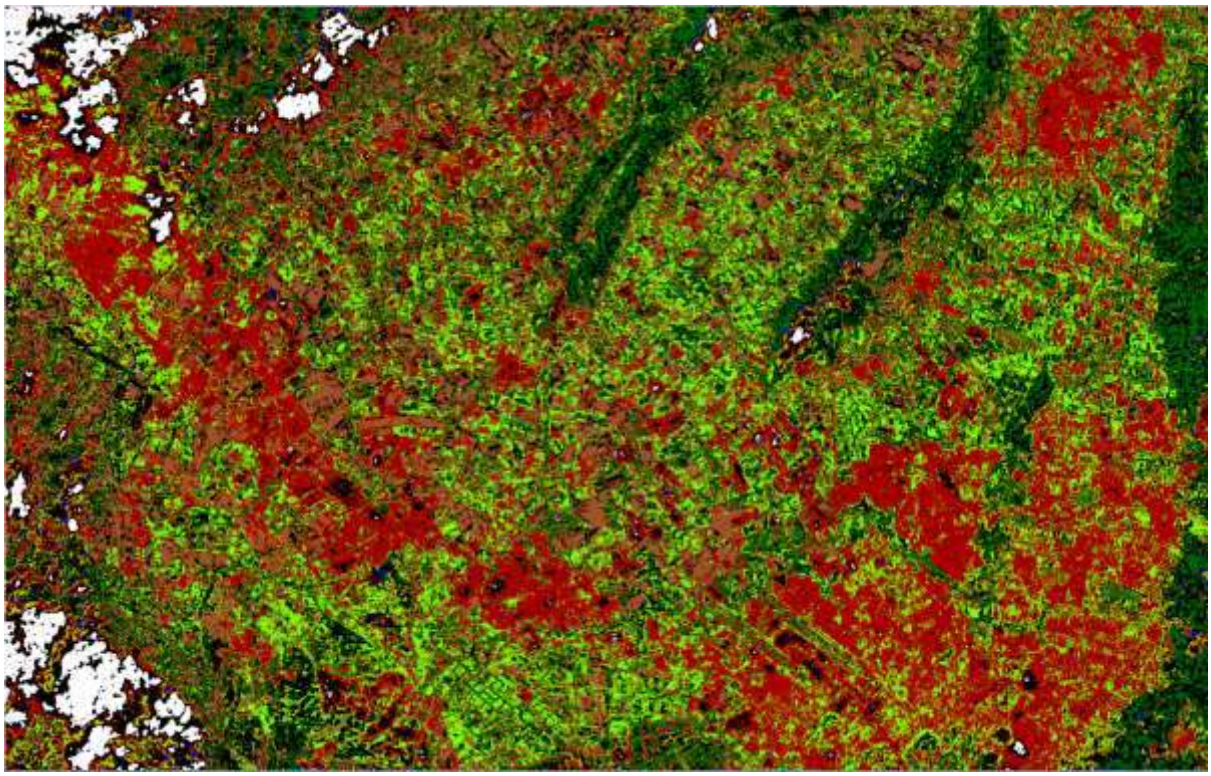
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2011.



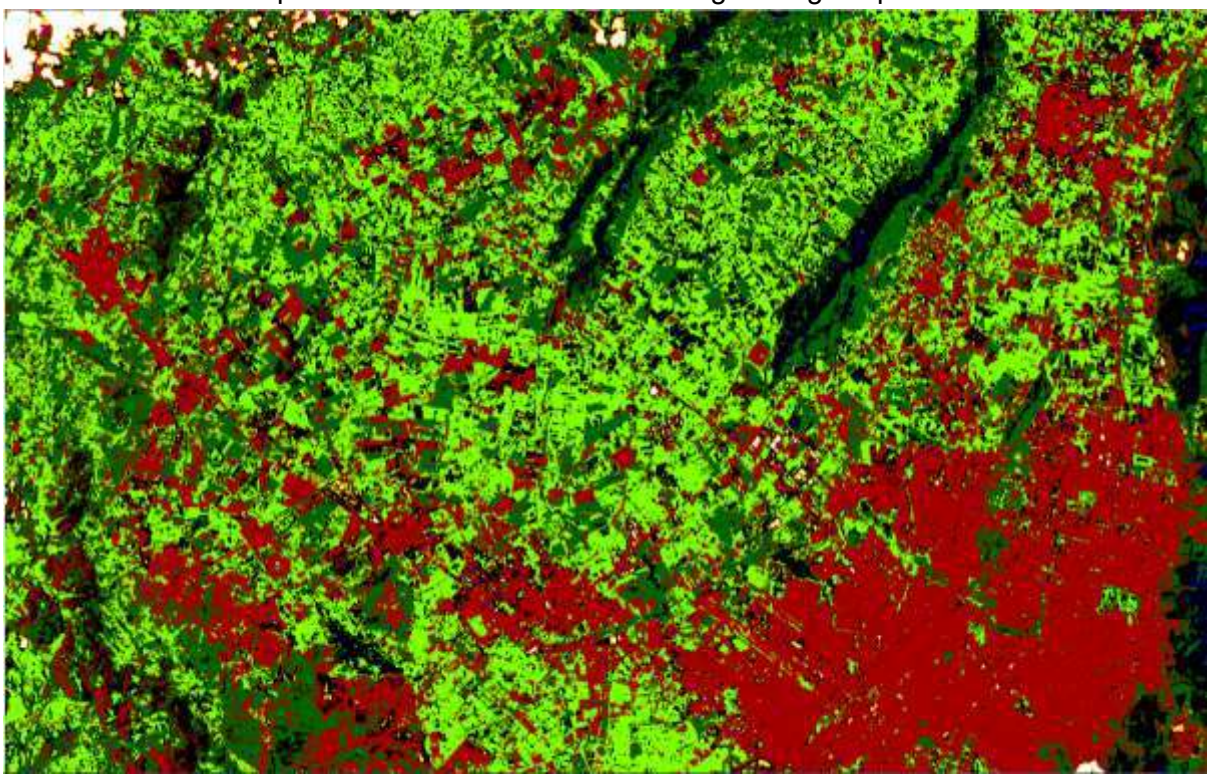
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet para el año 2011.



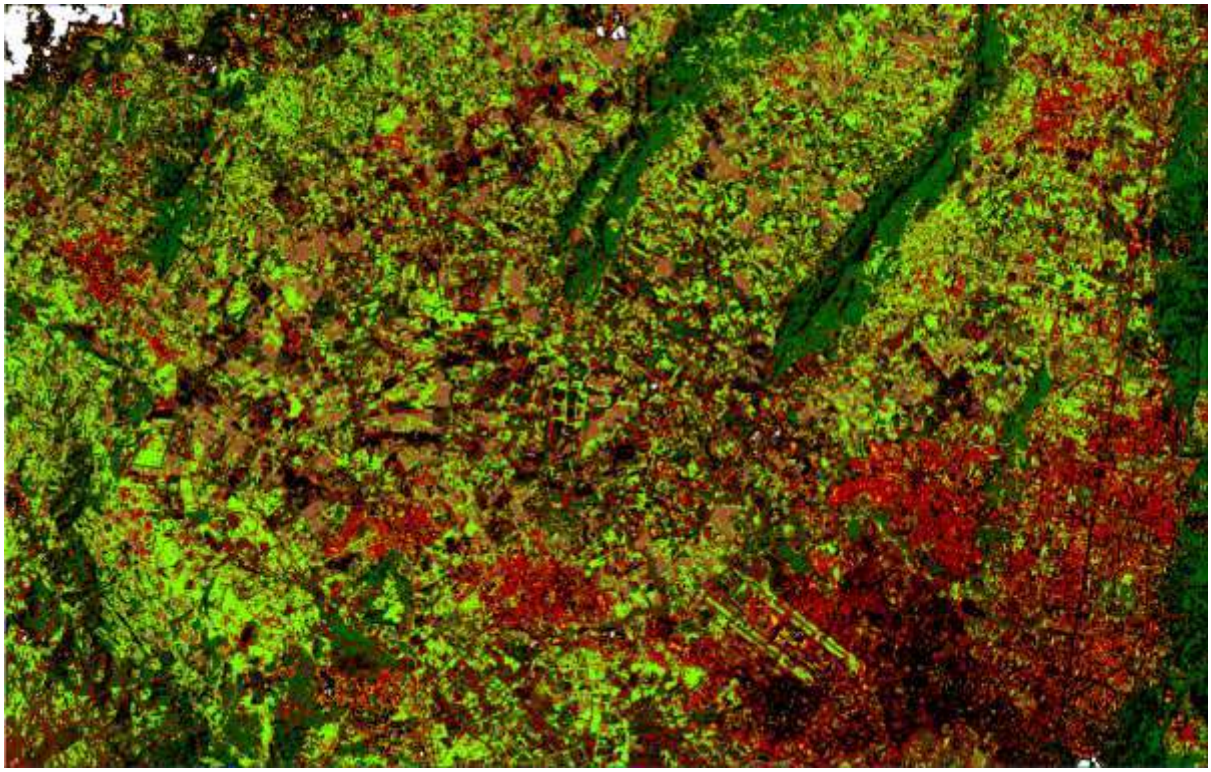
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2011.



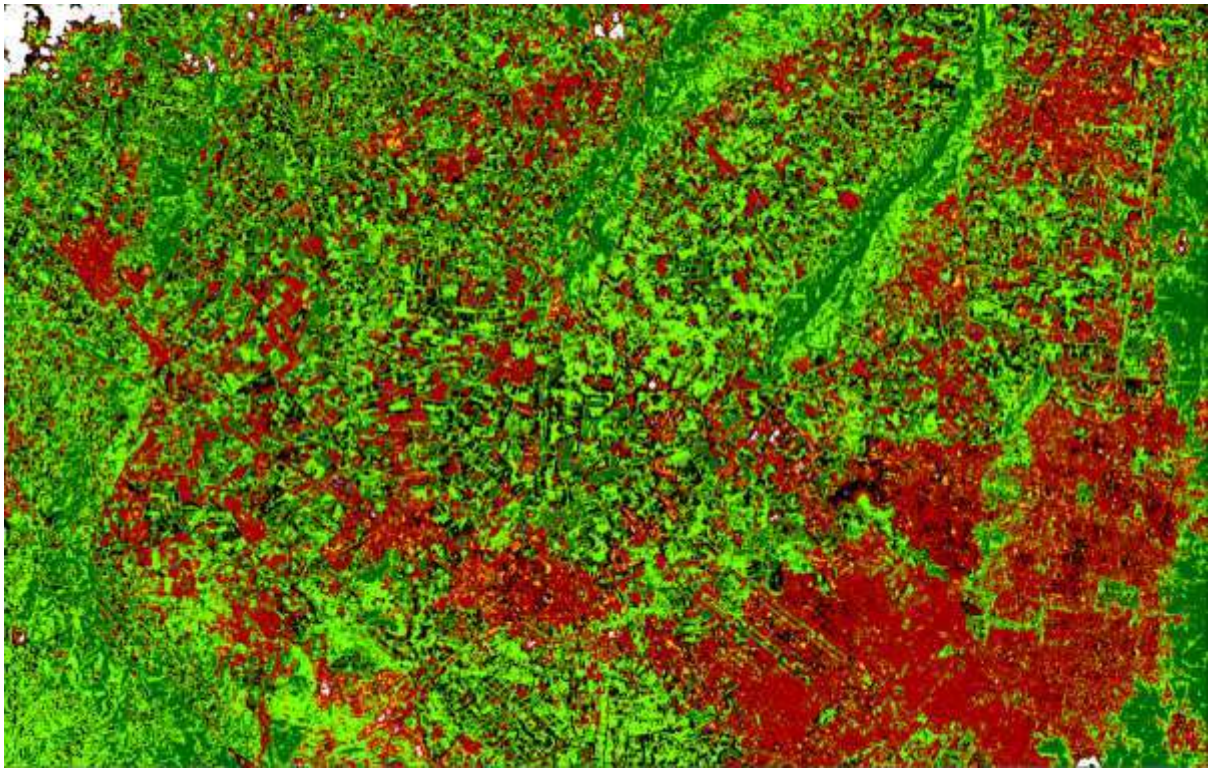
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Original para el año 2012.



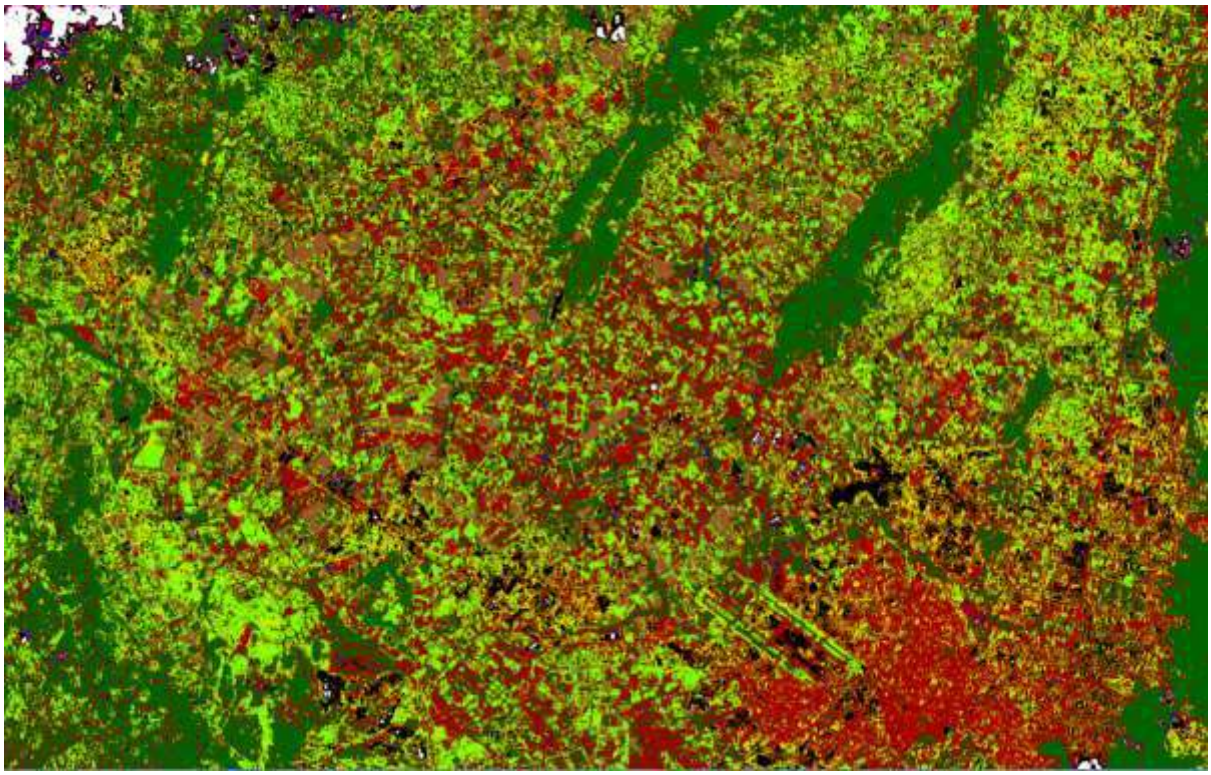
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2012.



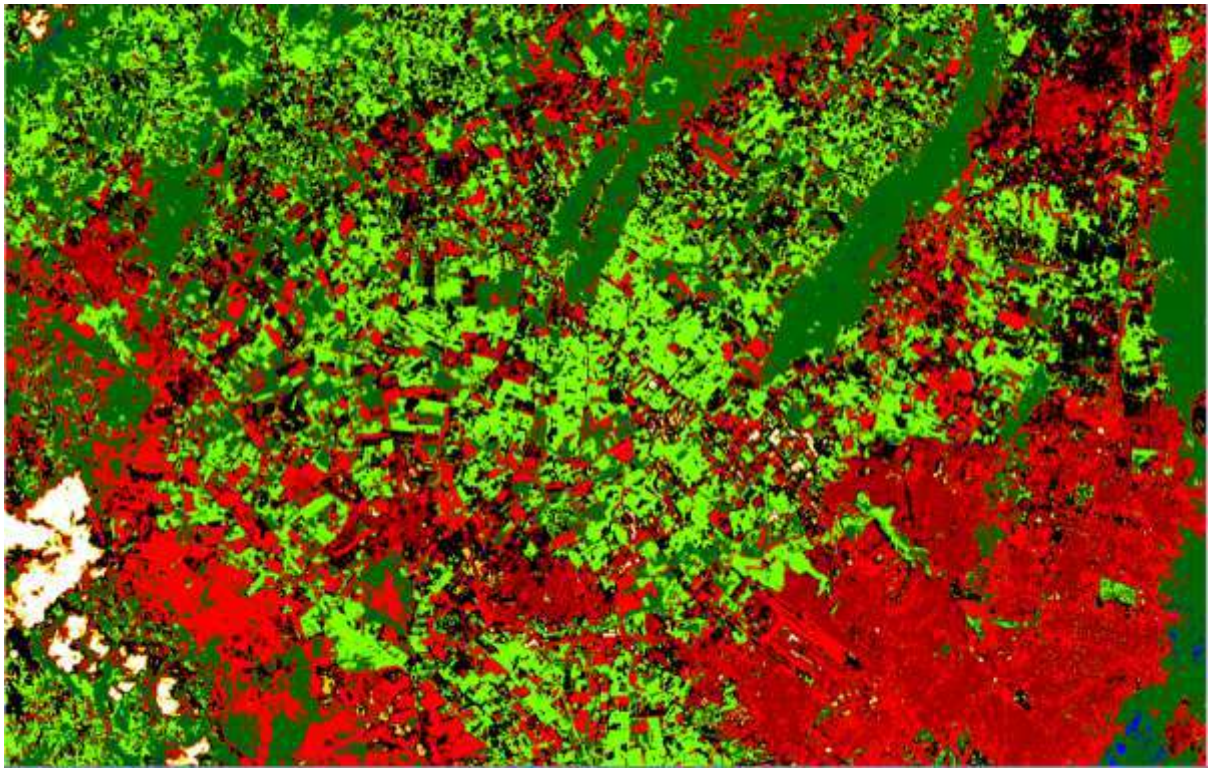
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet para el año 2012.



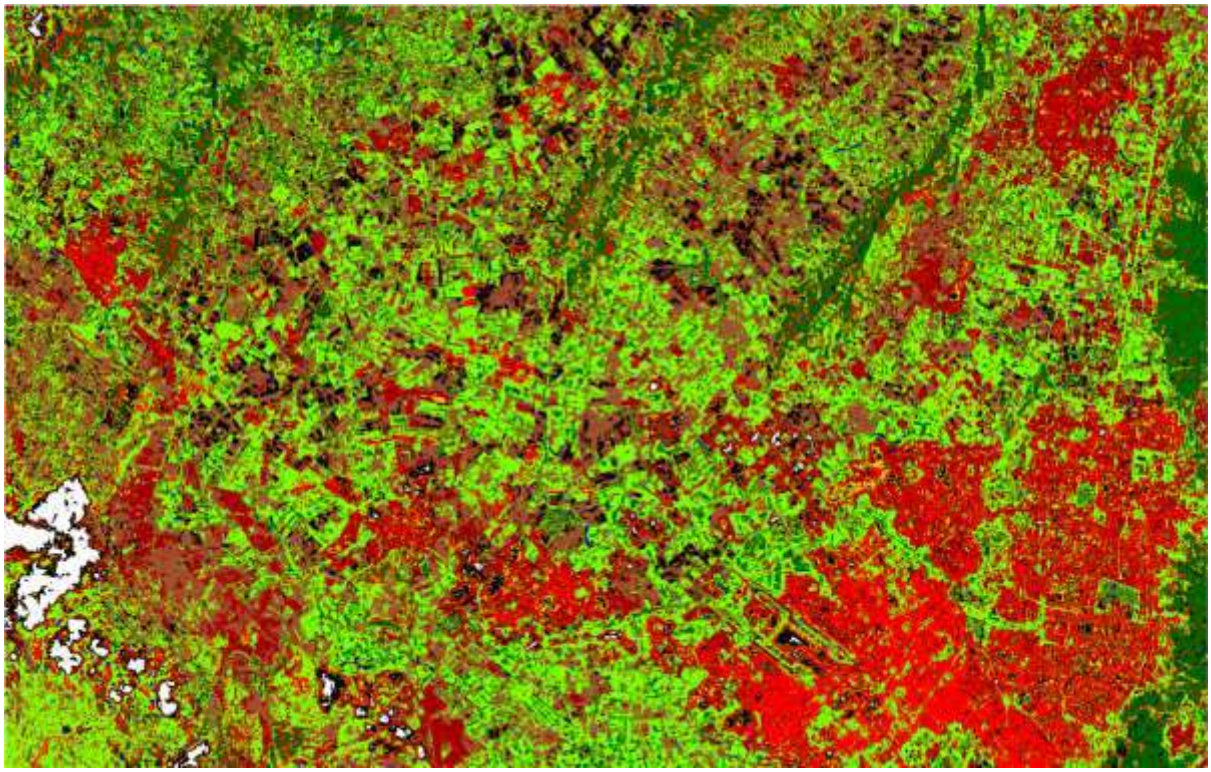
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2012.



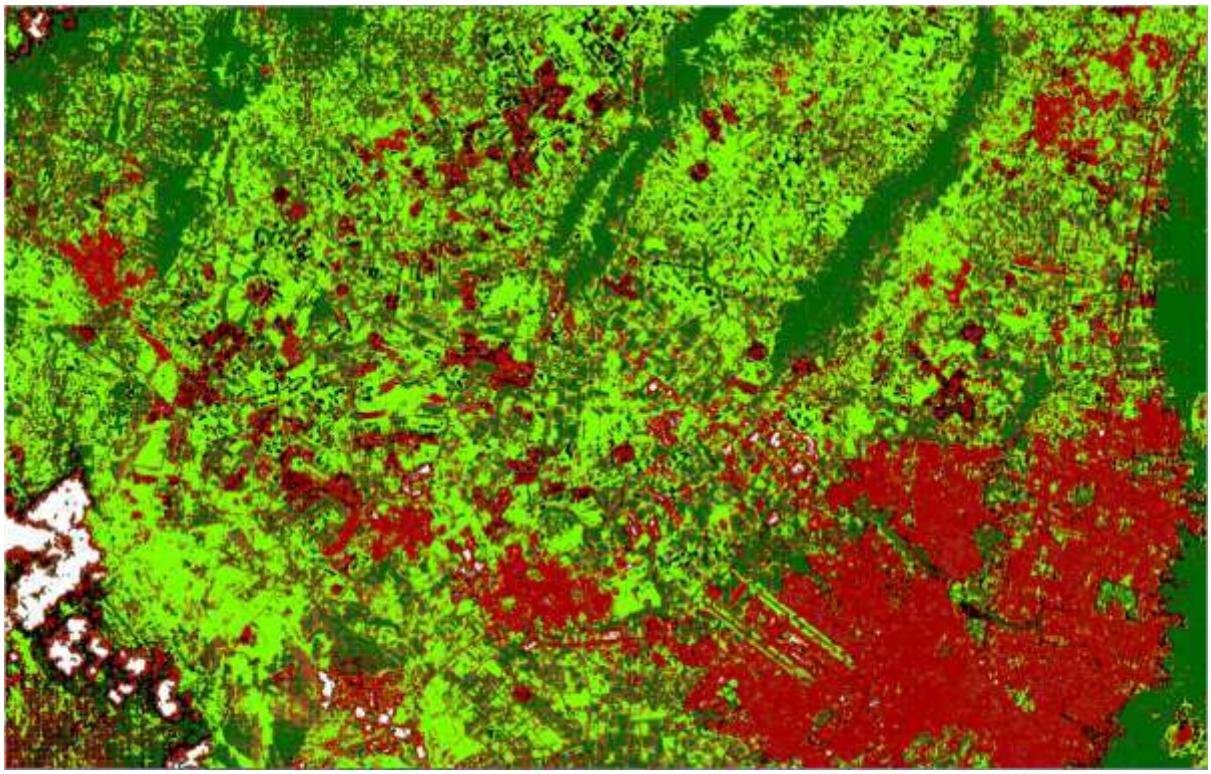
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Original para el año 2013.



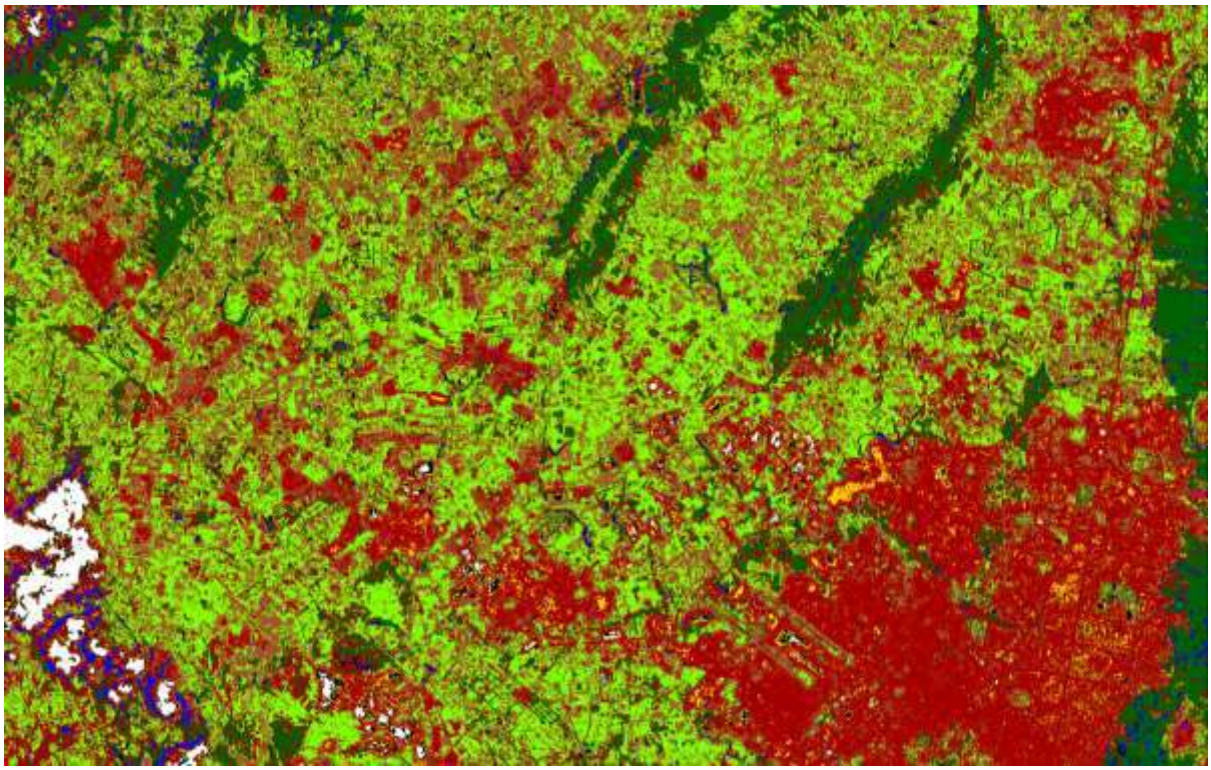
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2013.



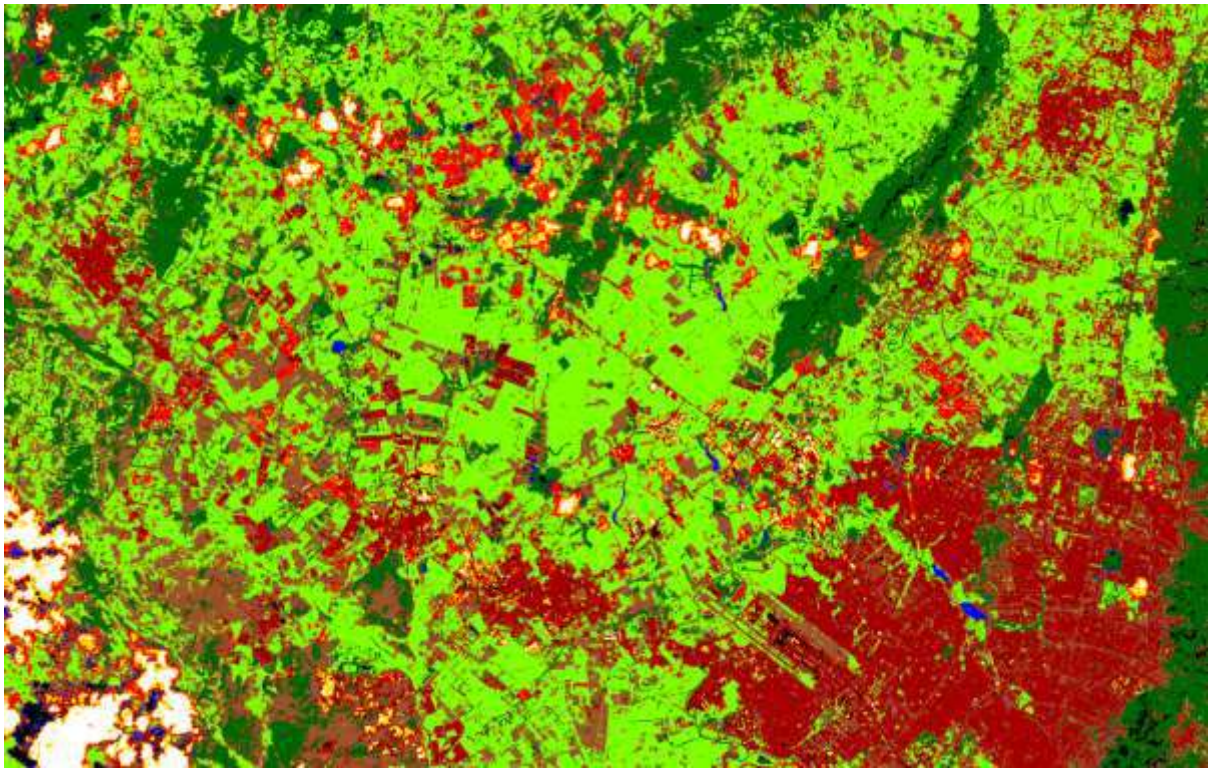
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet para el año 2013.



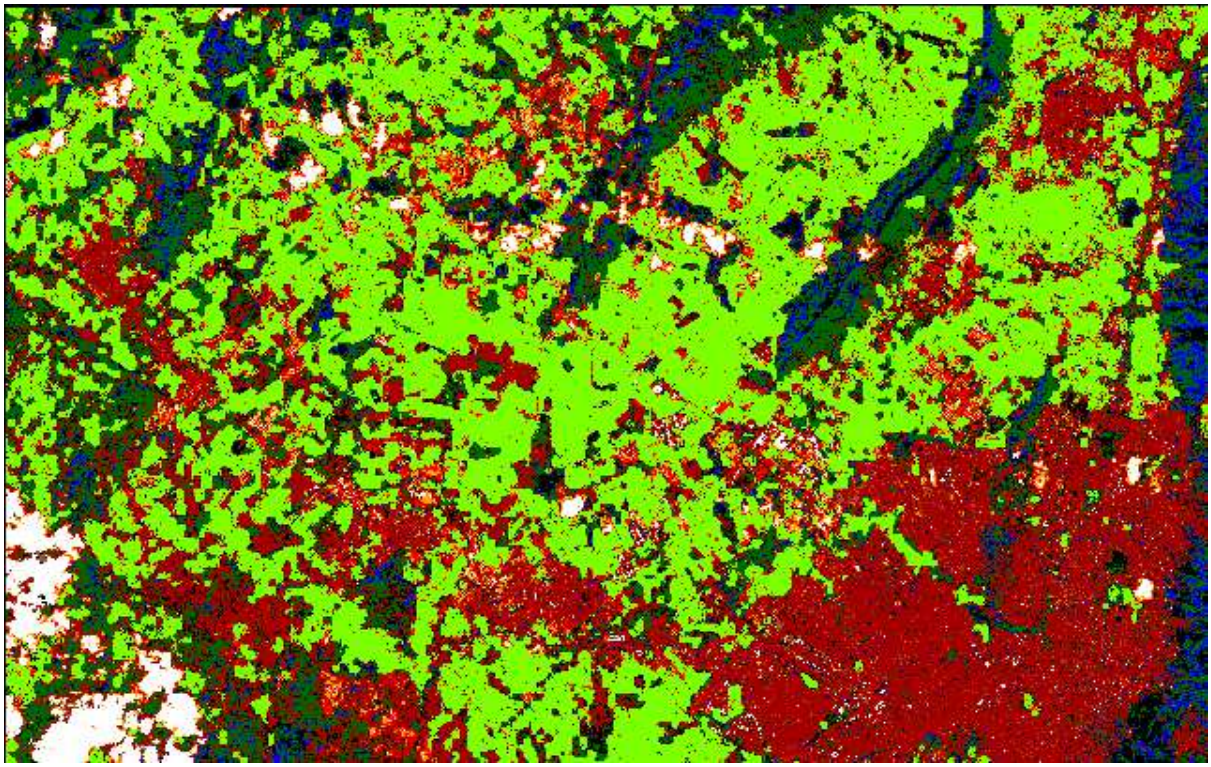
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2013.



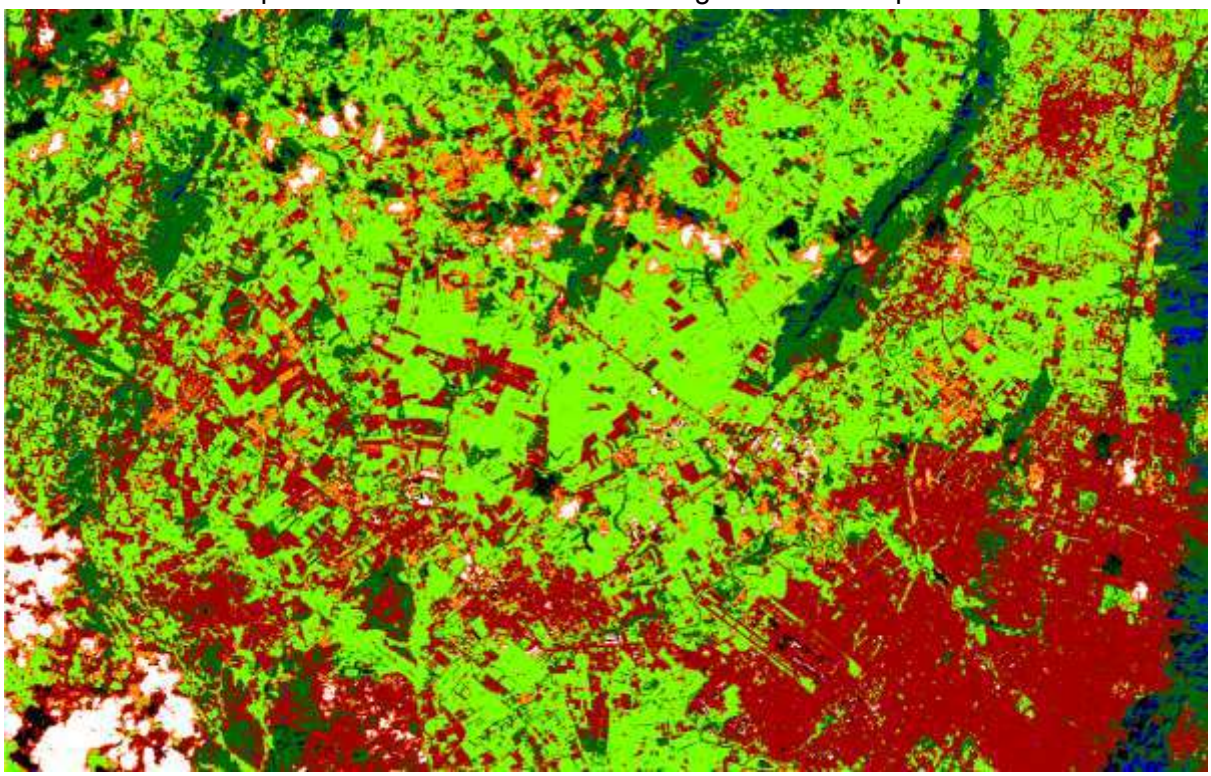
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Original para el año 2014.



Clasificación por Árboles de decisión de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2014.



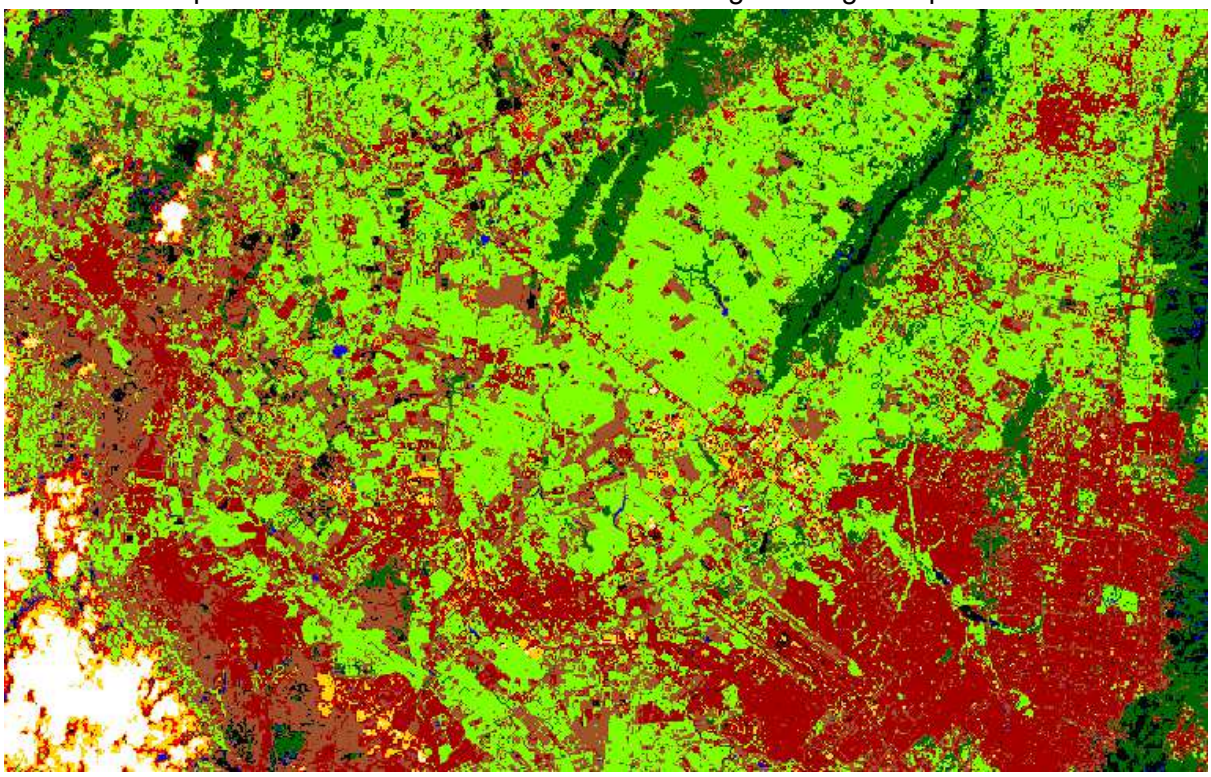
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet para el año 2014.



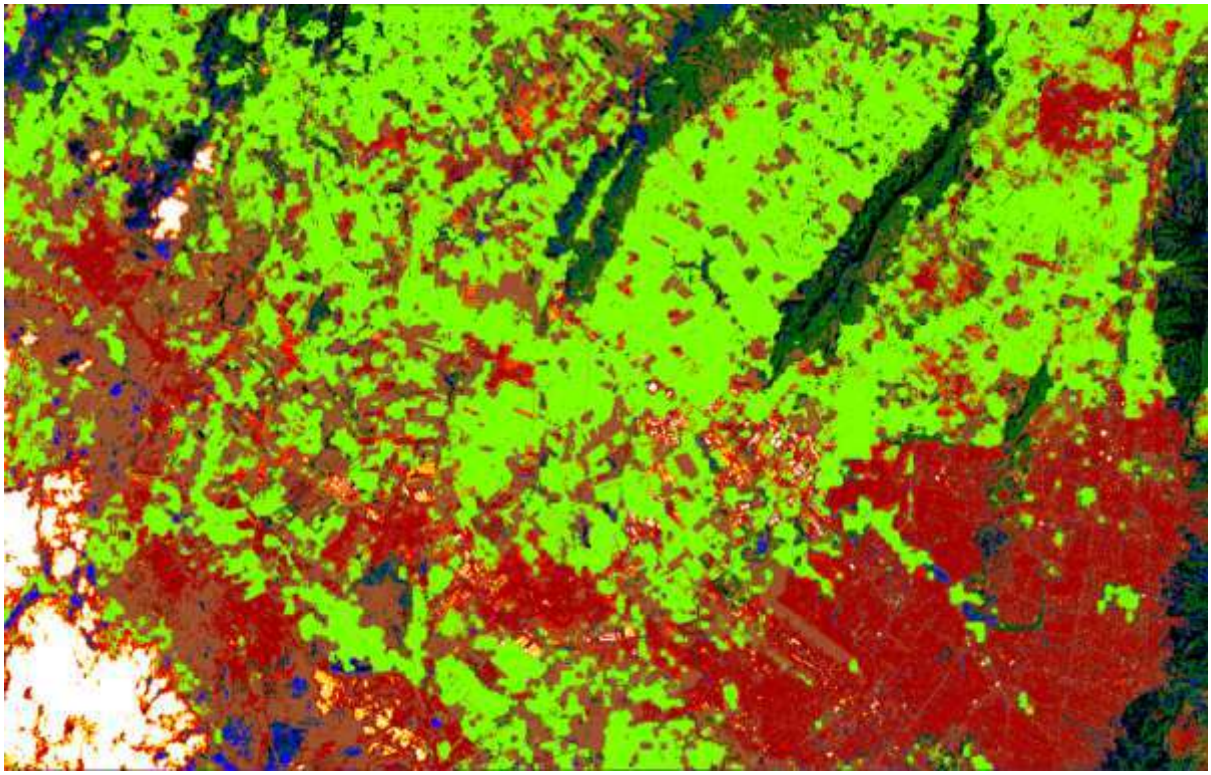
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2014.



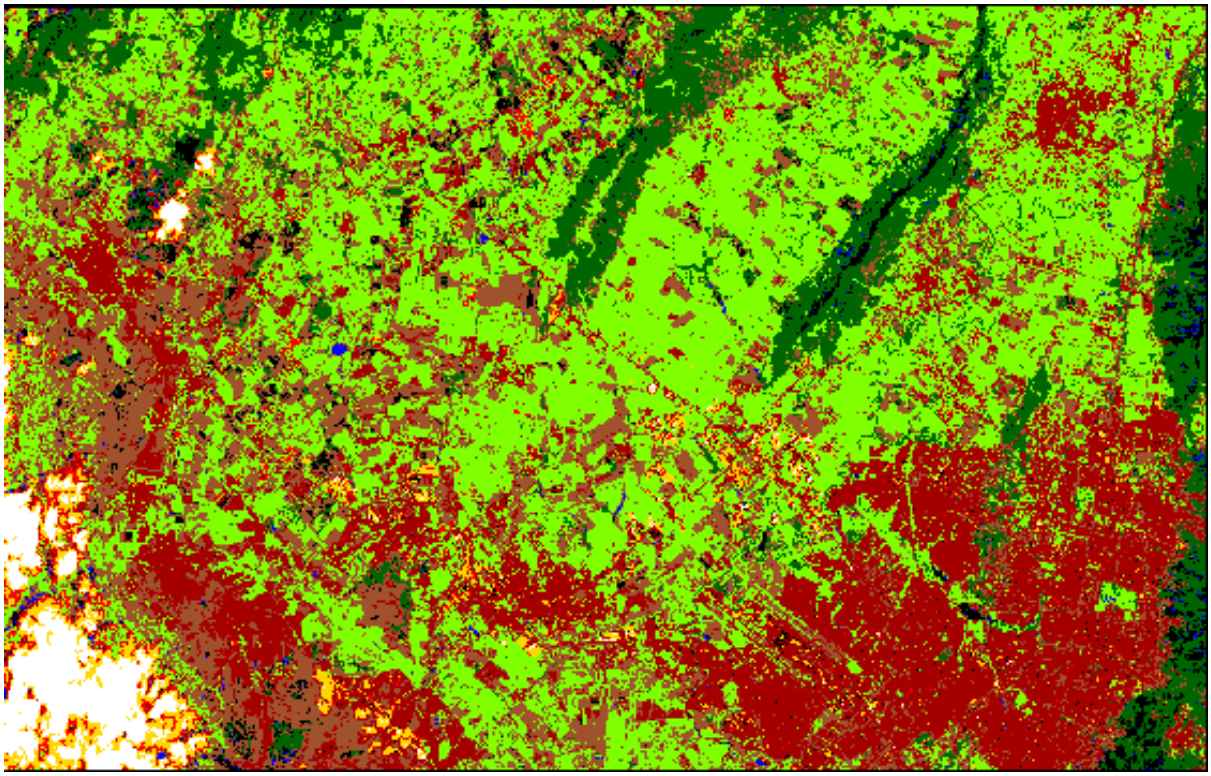
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Original para el año 2015.



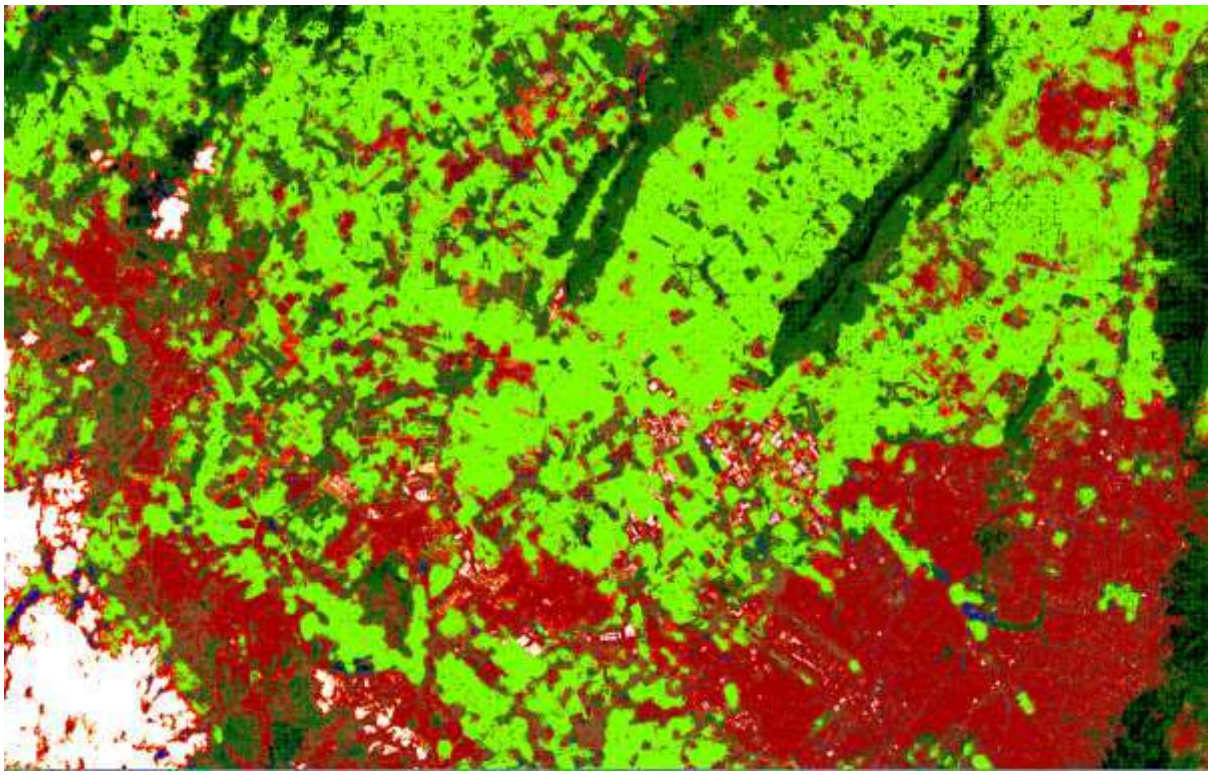
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2015.



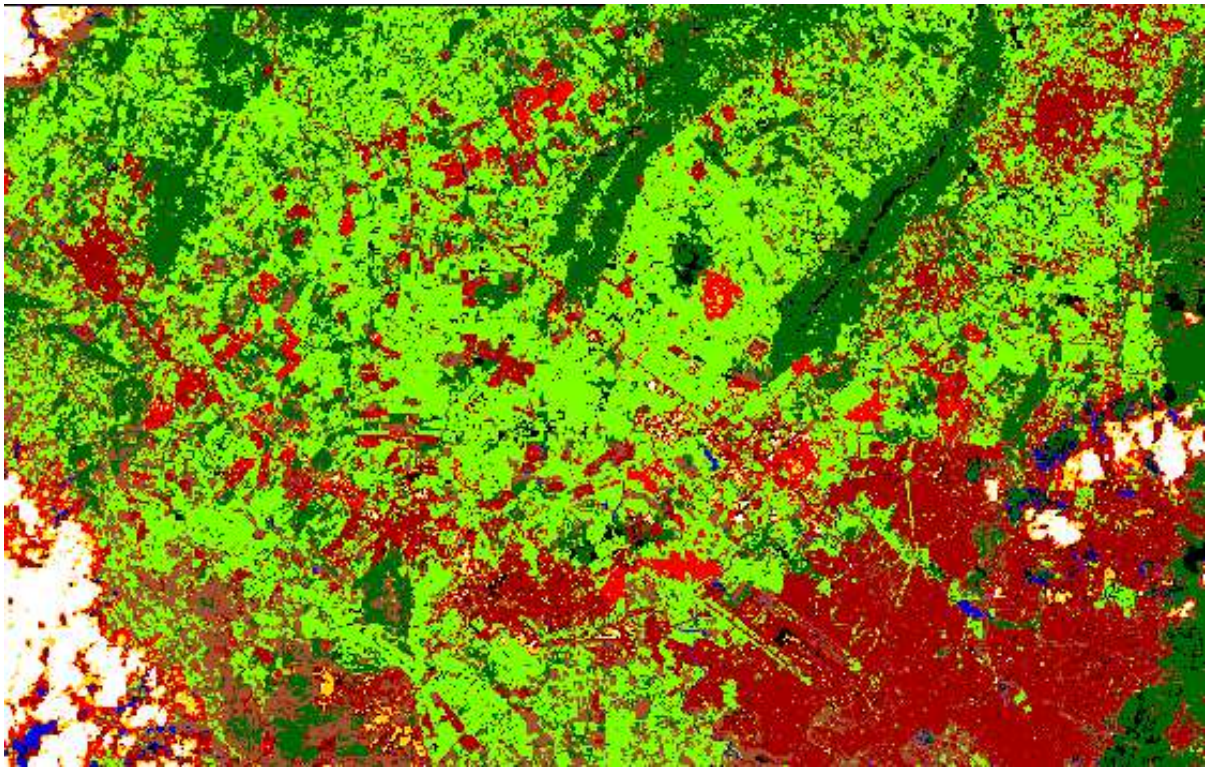
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet para el año 2015.



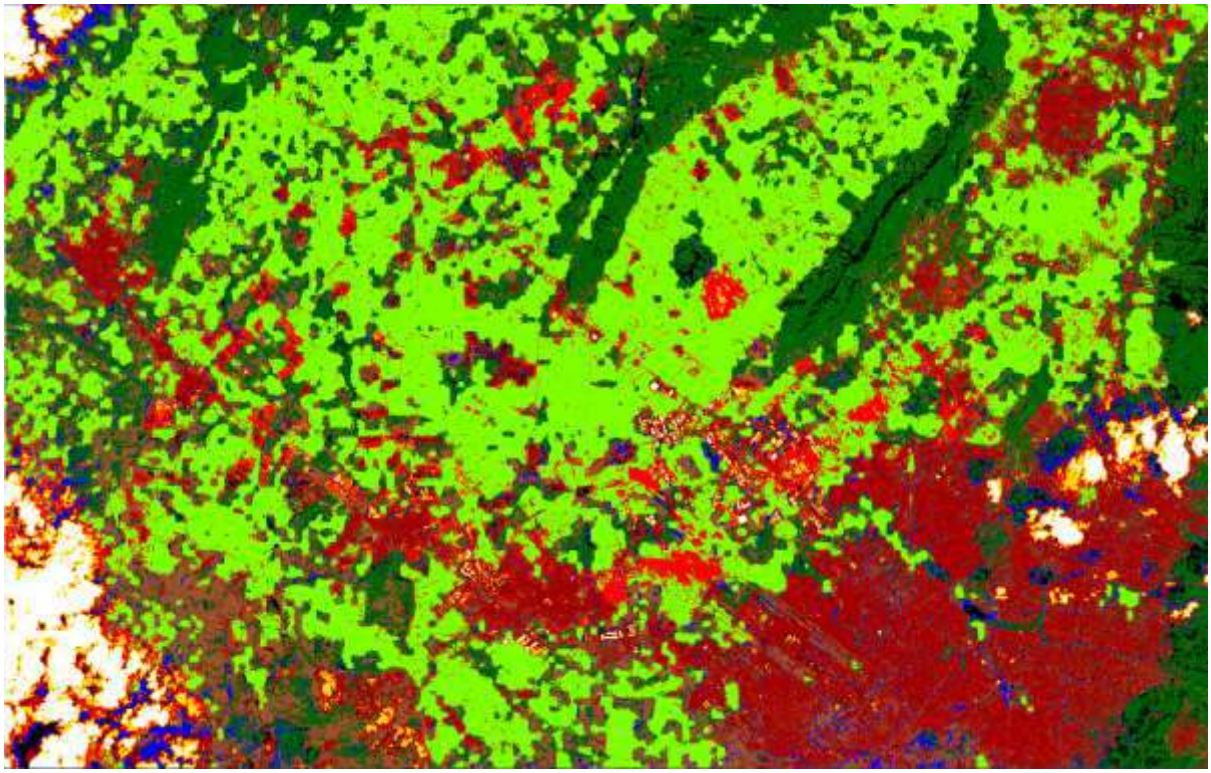
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2015.



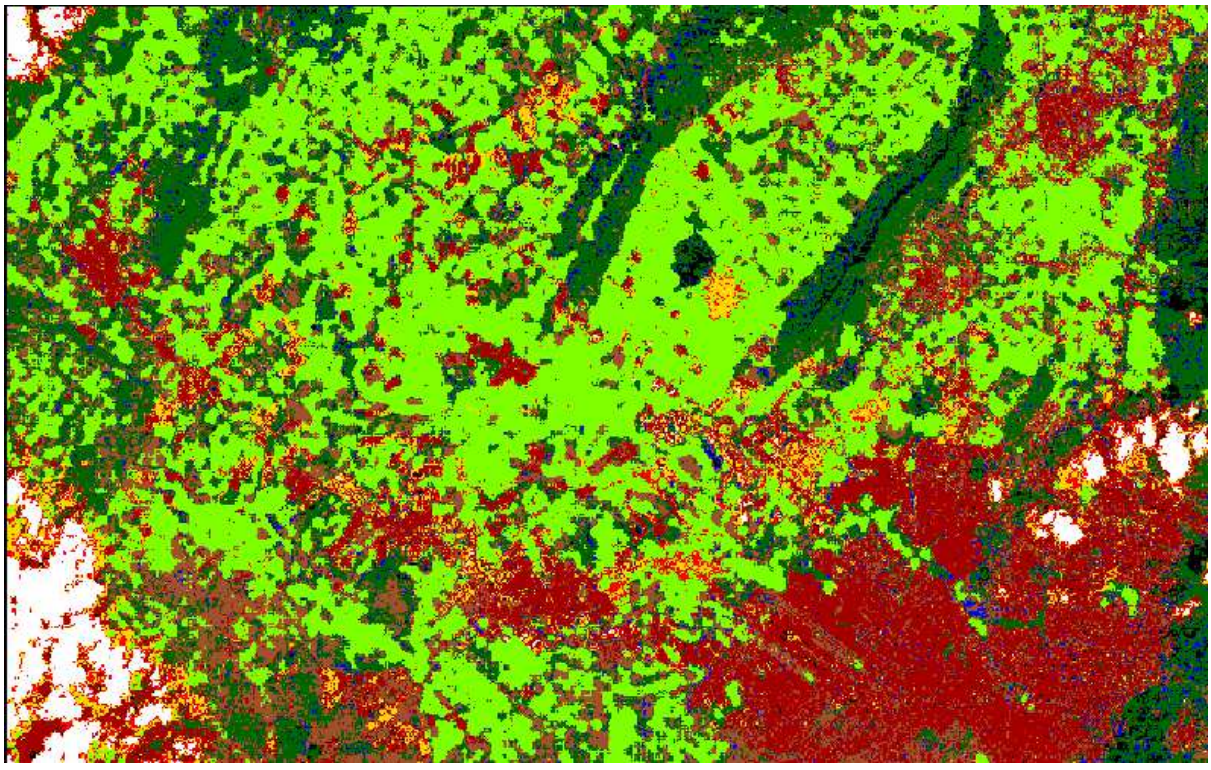
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Original para el año 2016.



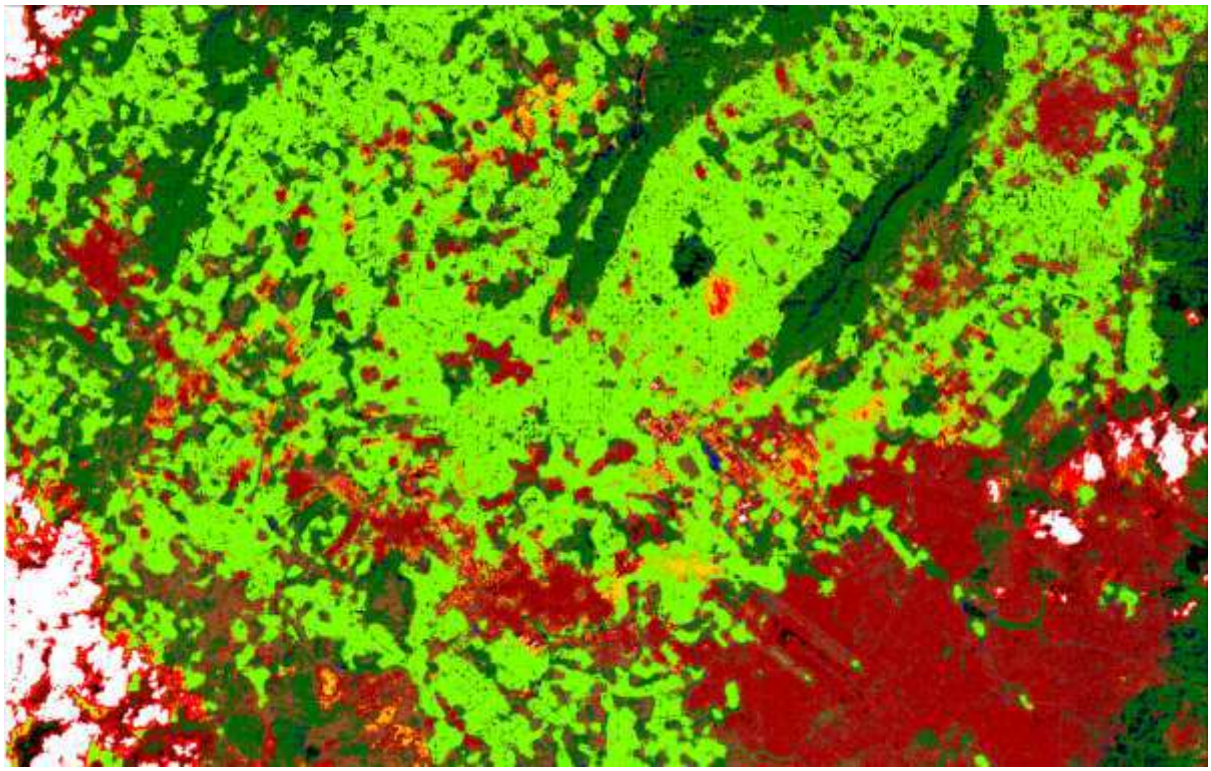
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2016.



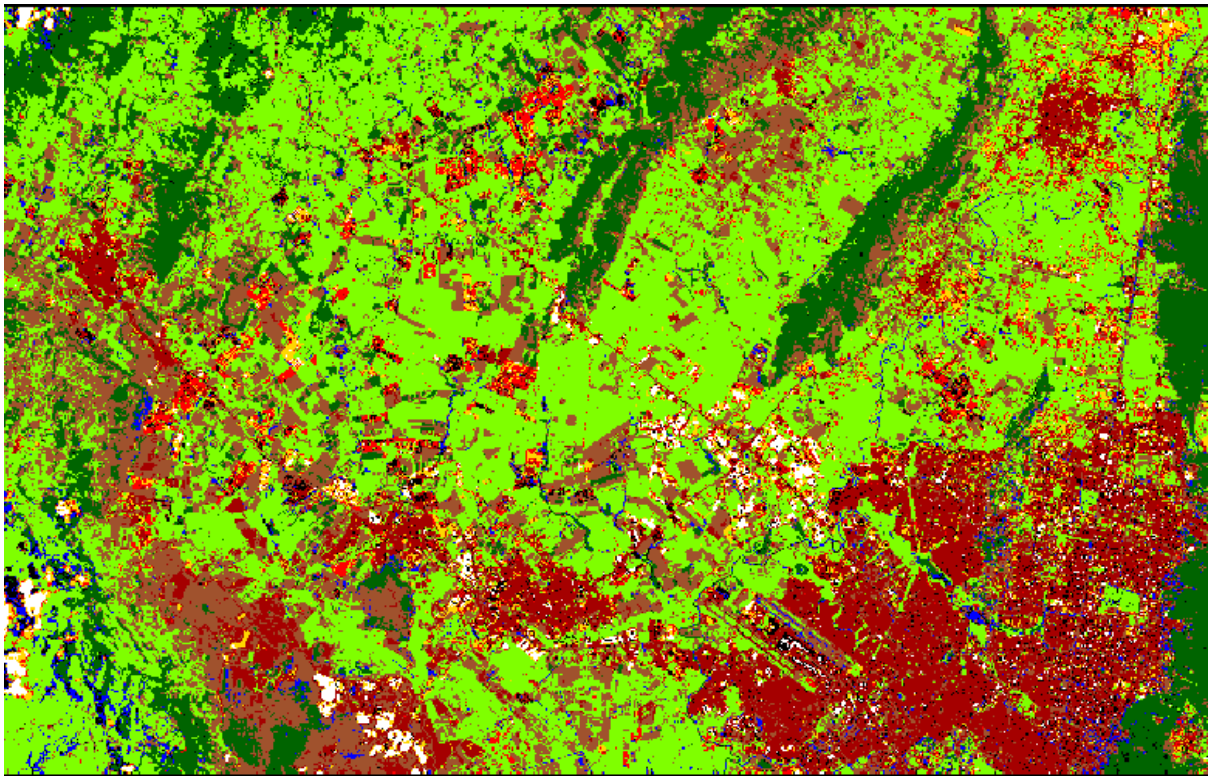
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet para el año 2016.



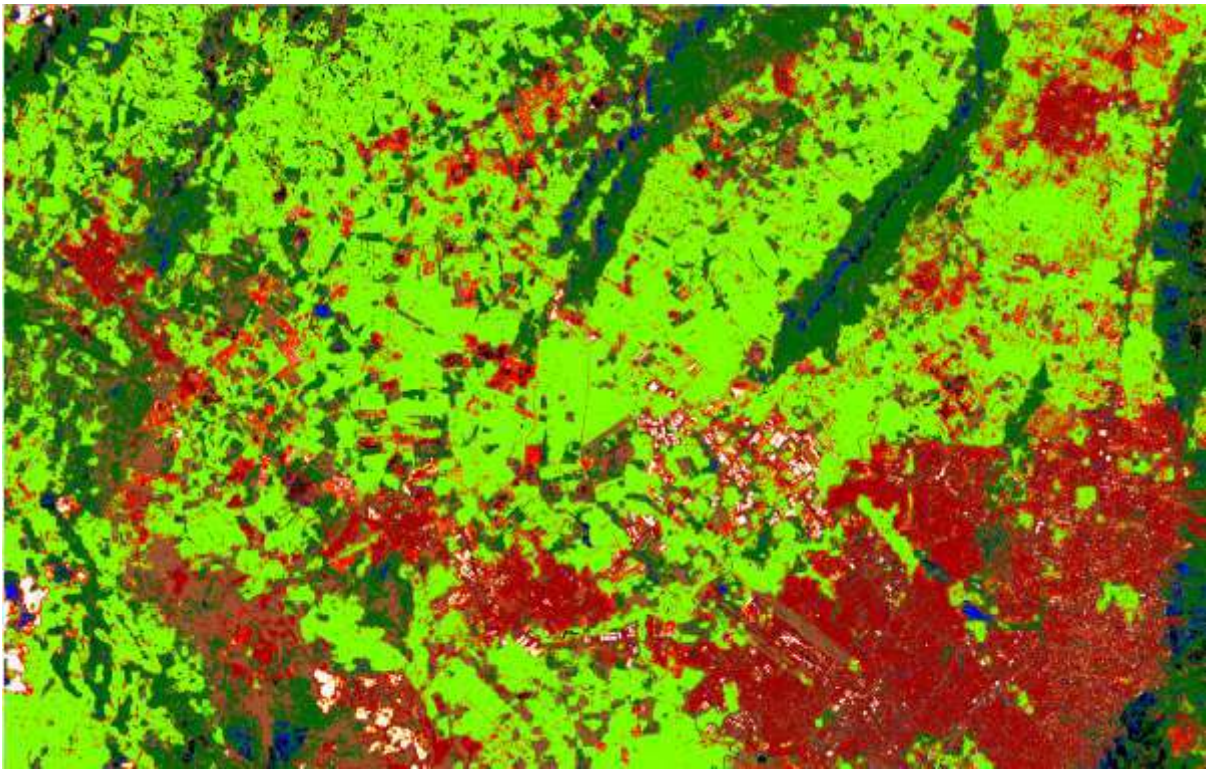
l Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2016.



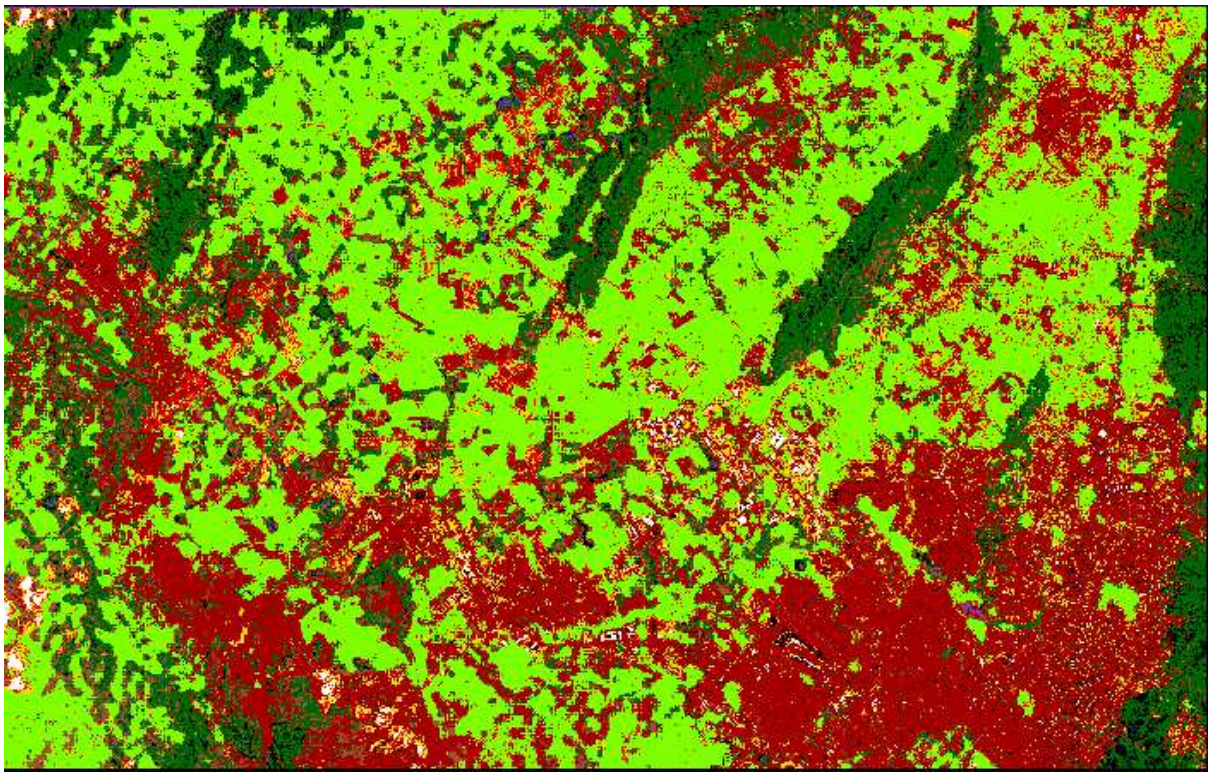
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Original para el año 2018.



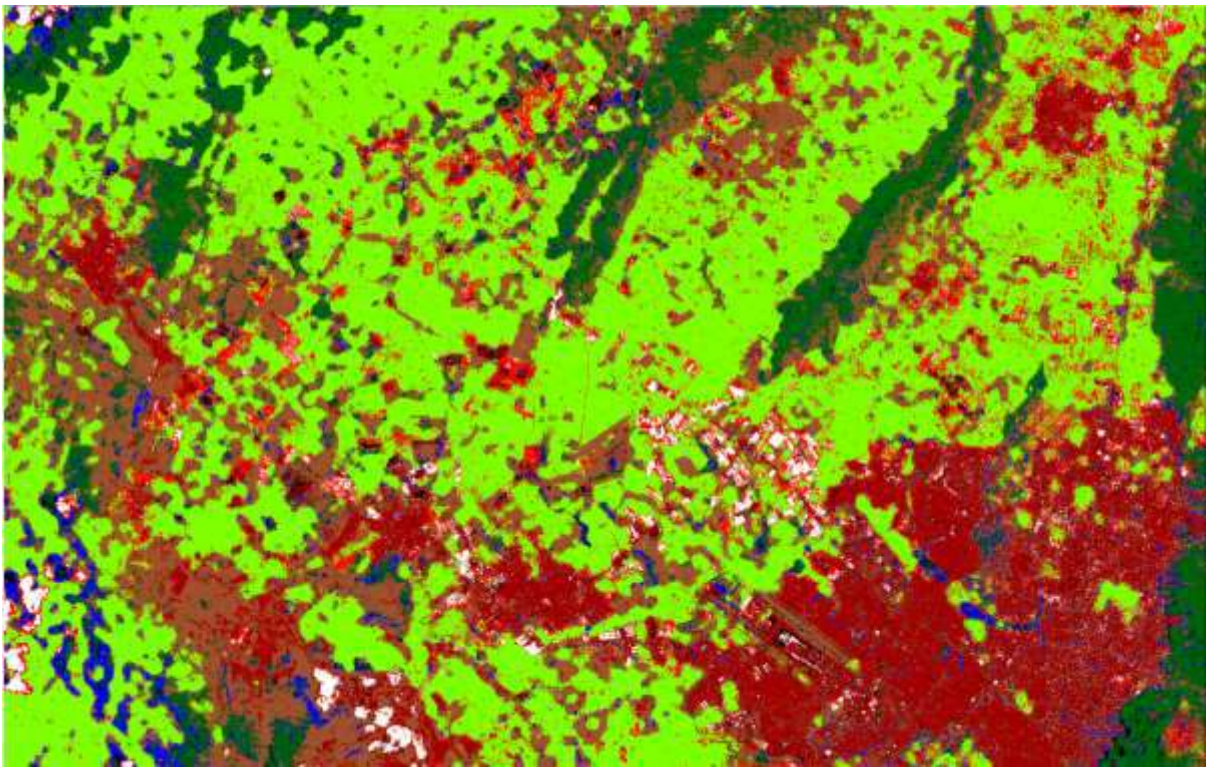
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2018.



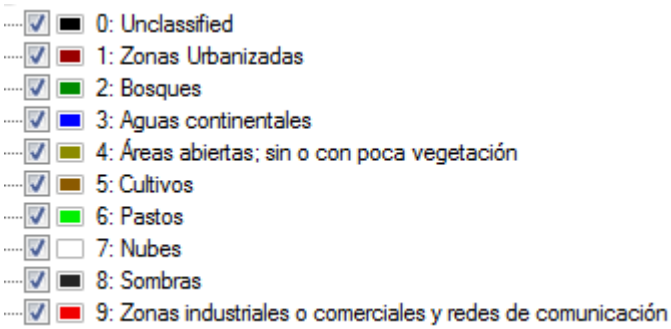
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet para el año 2018.



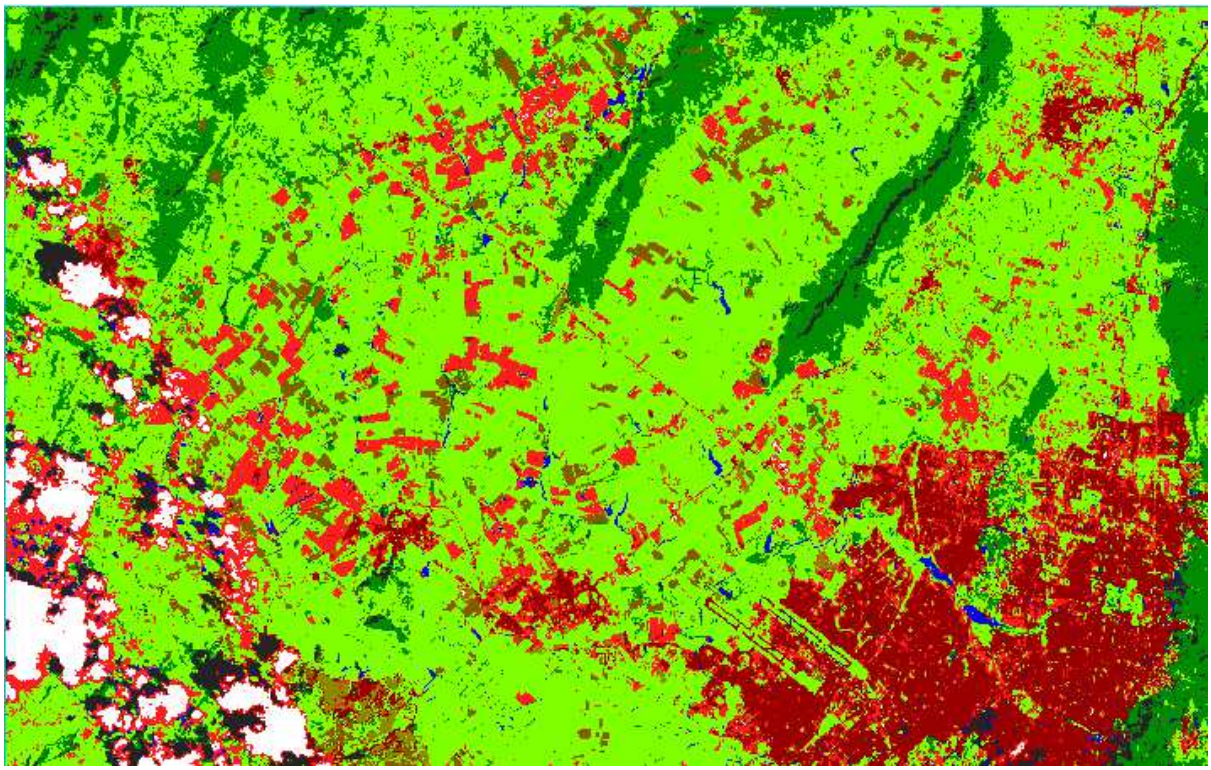
Clasificación por Árboles de decisión de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2018.



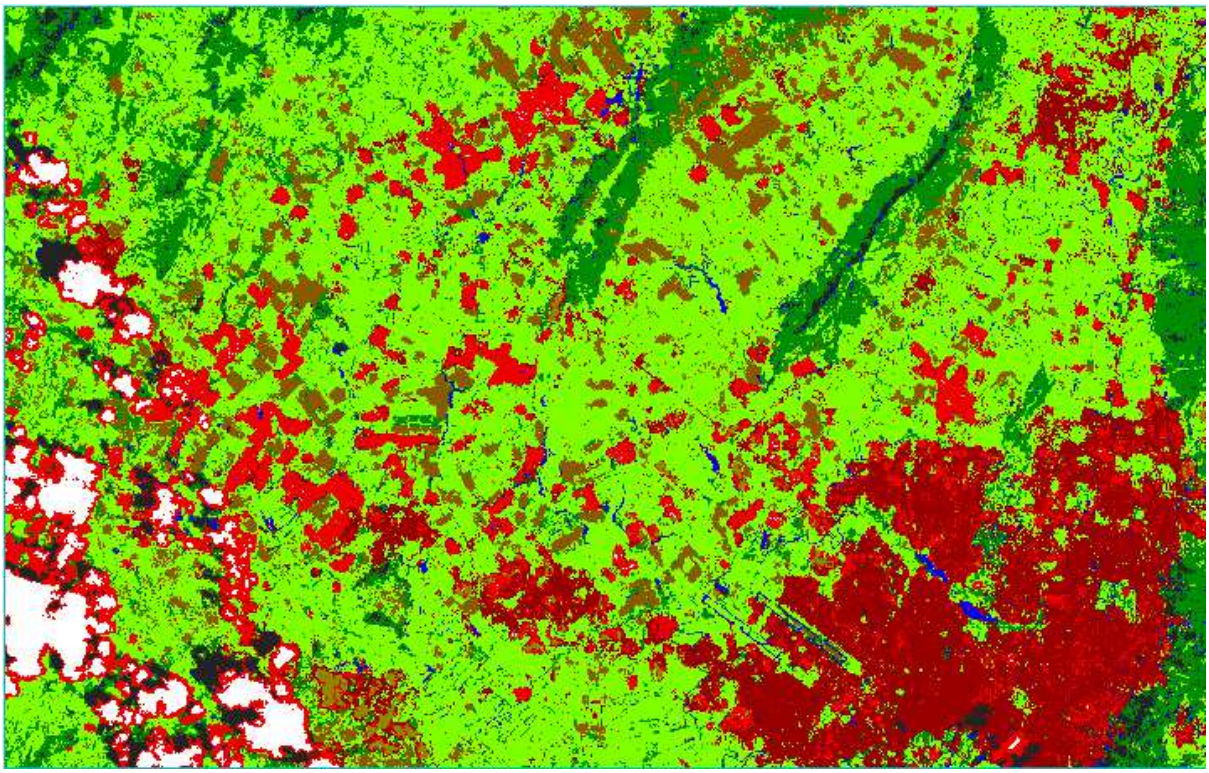
MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL



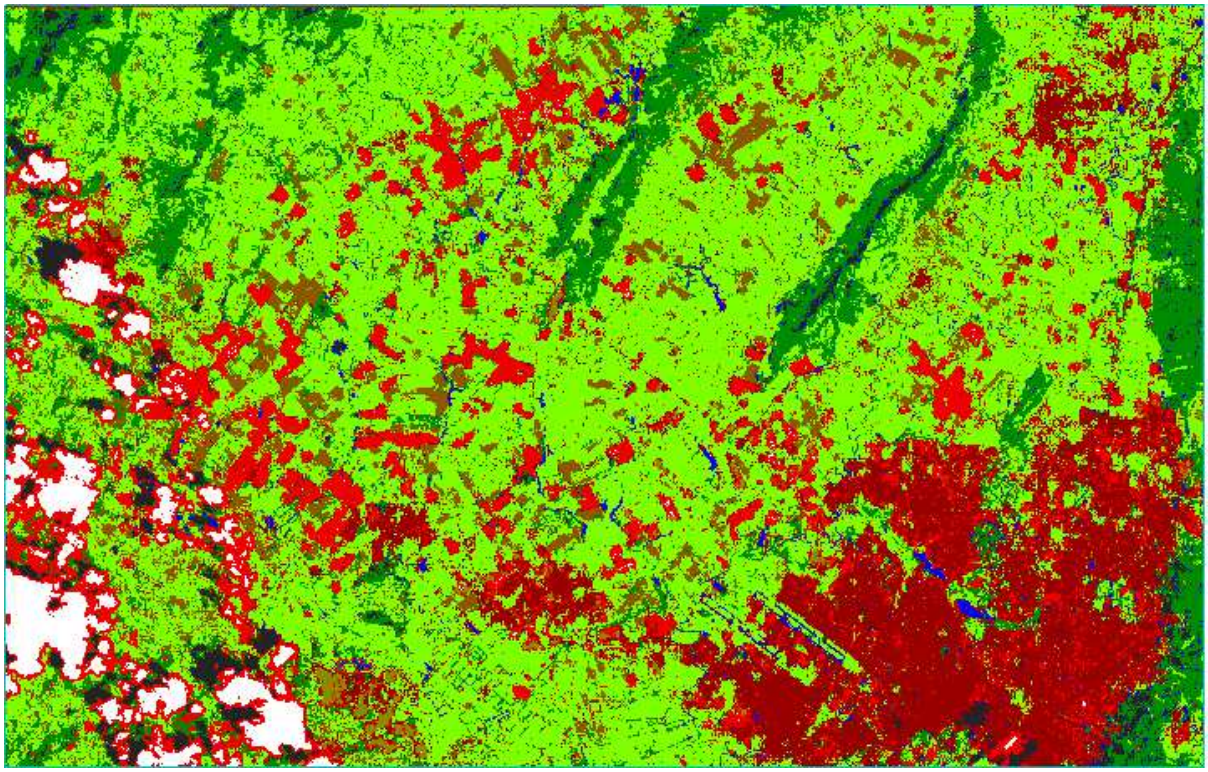
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original para el año 2010.



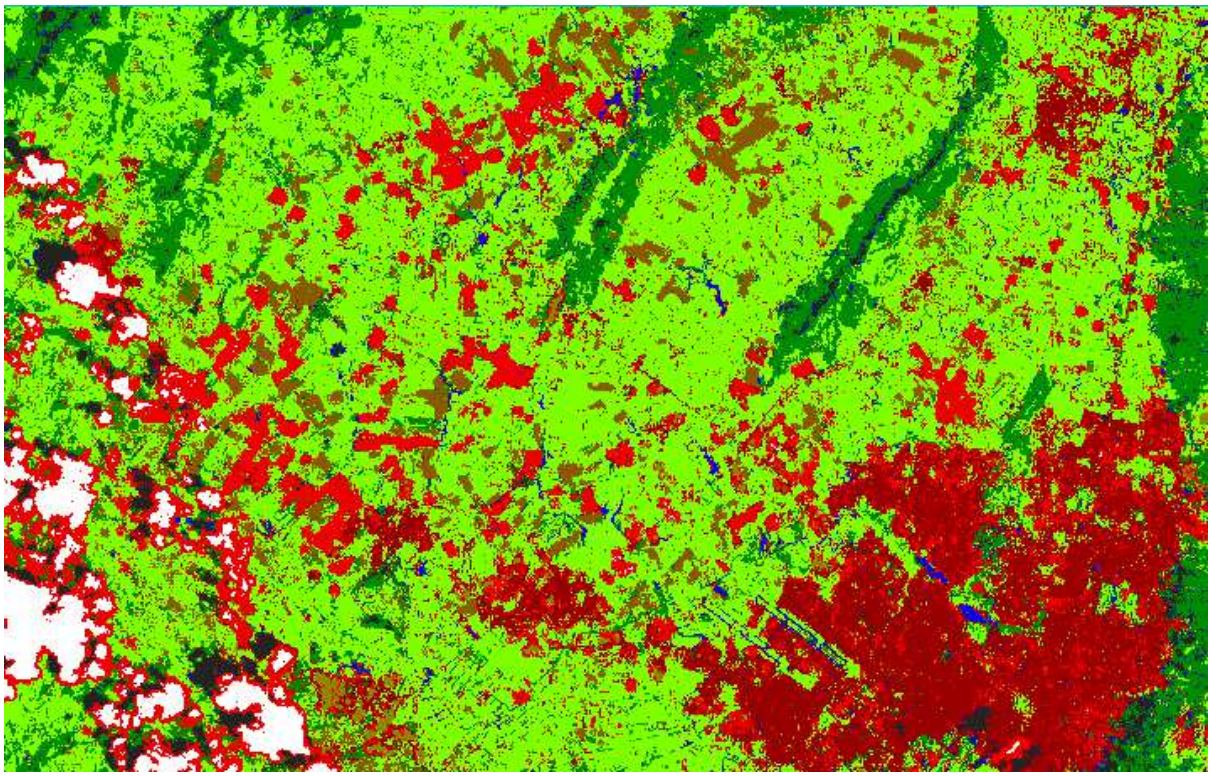
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2010.



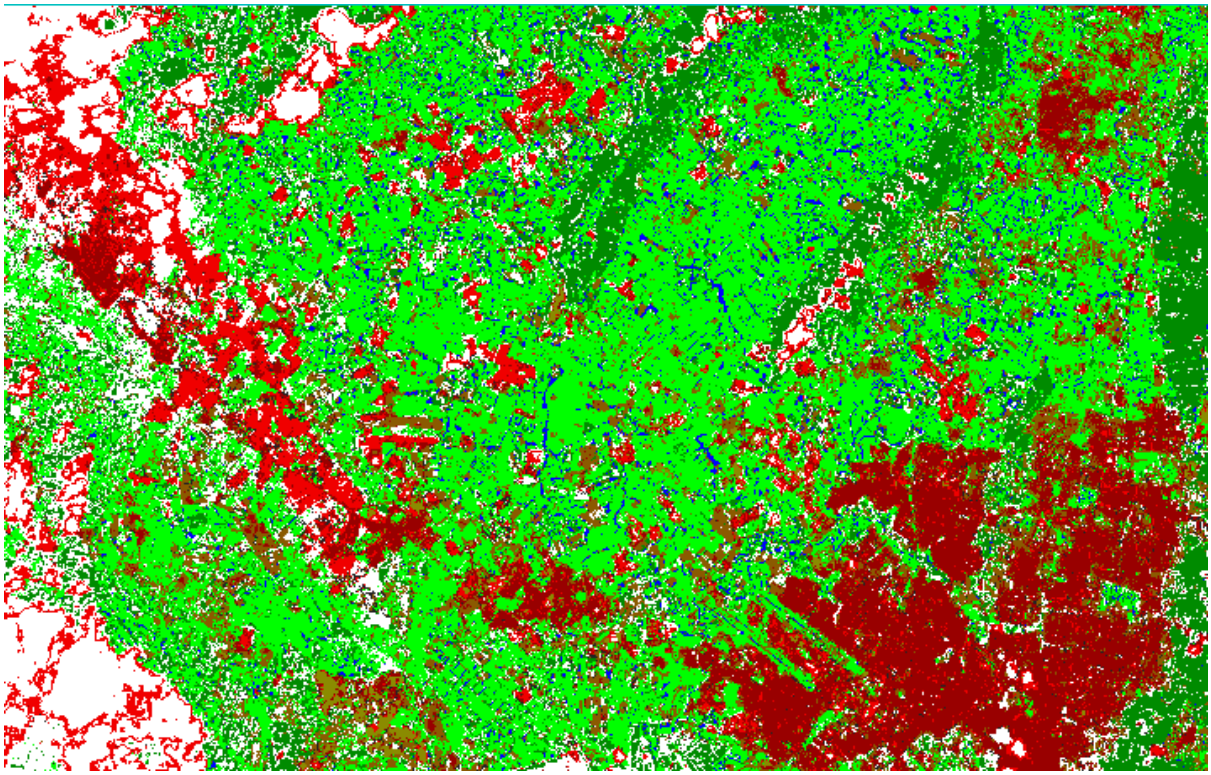
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet para el año 2010.



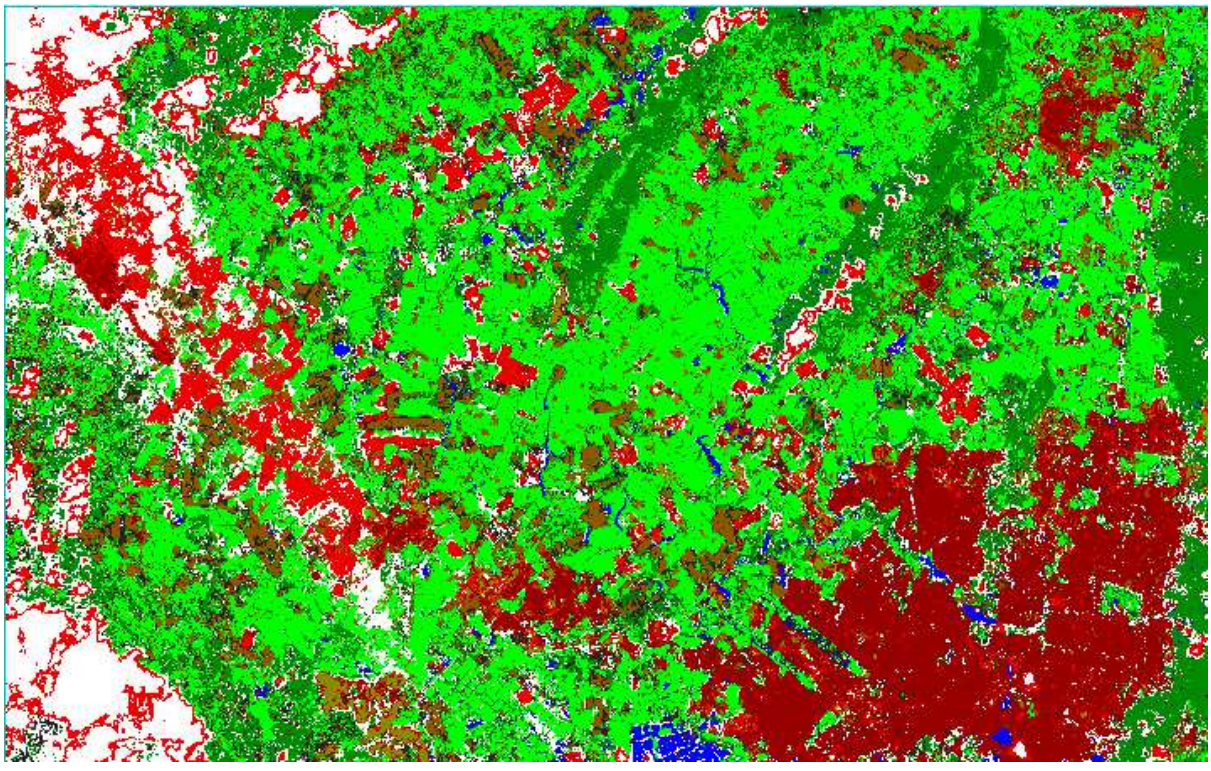
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2010.



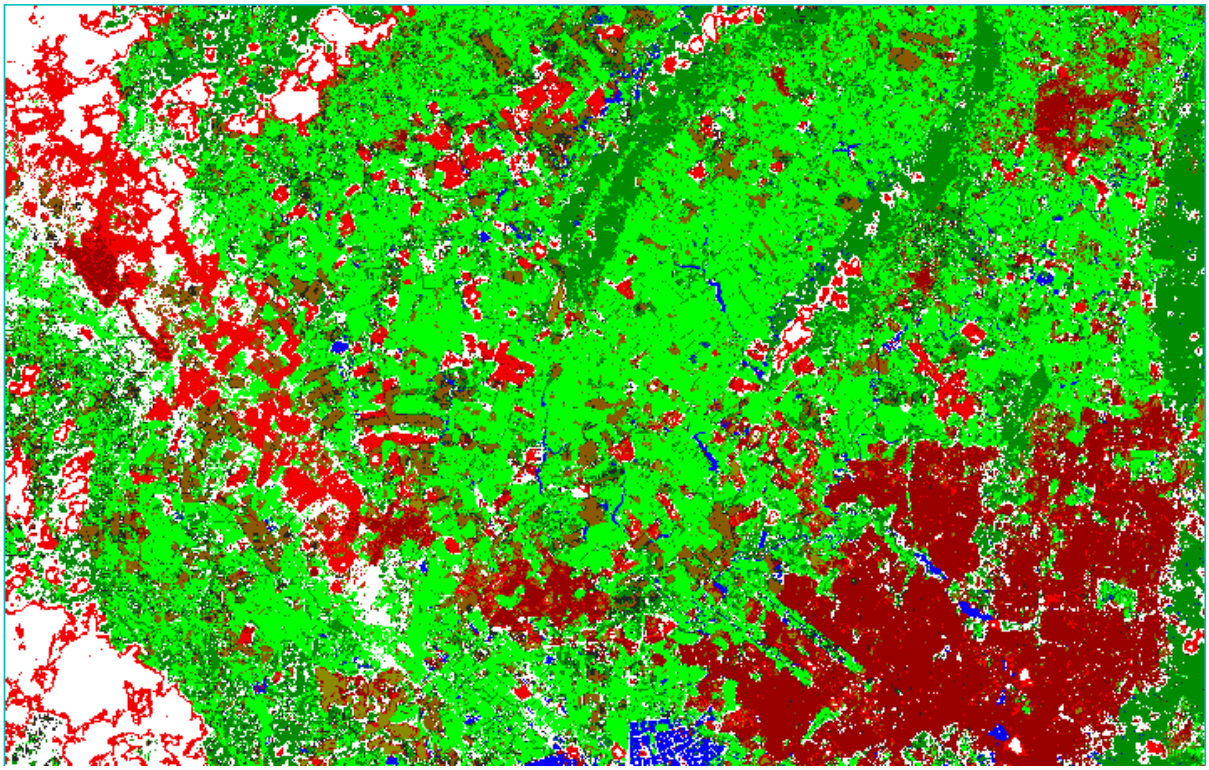
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original para el año 2011.



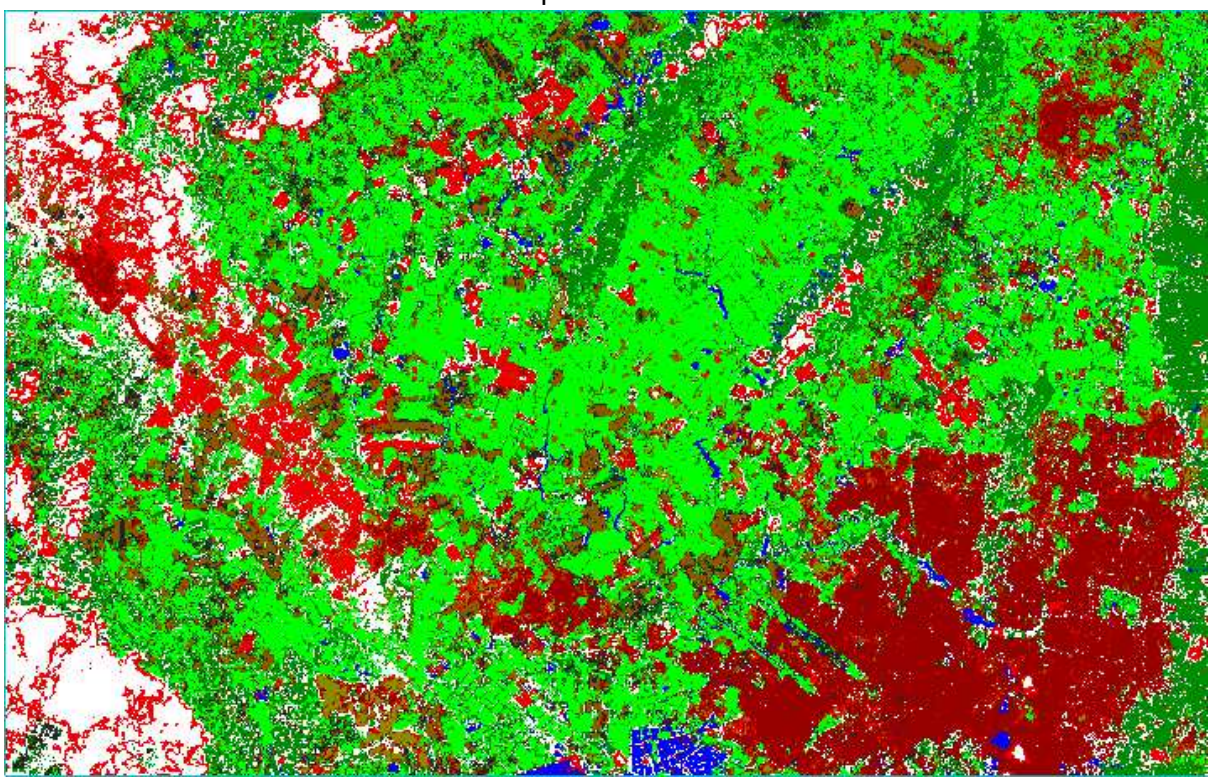
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2011.



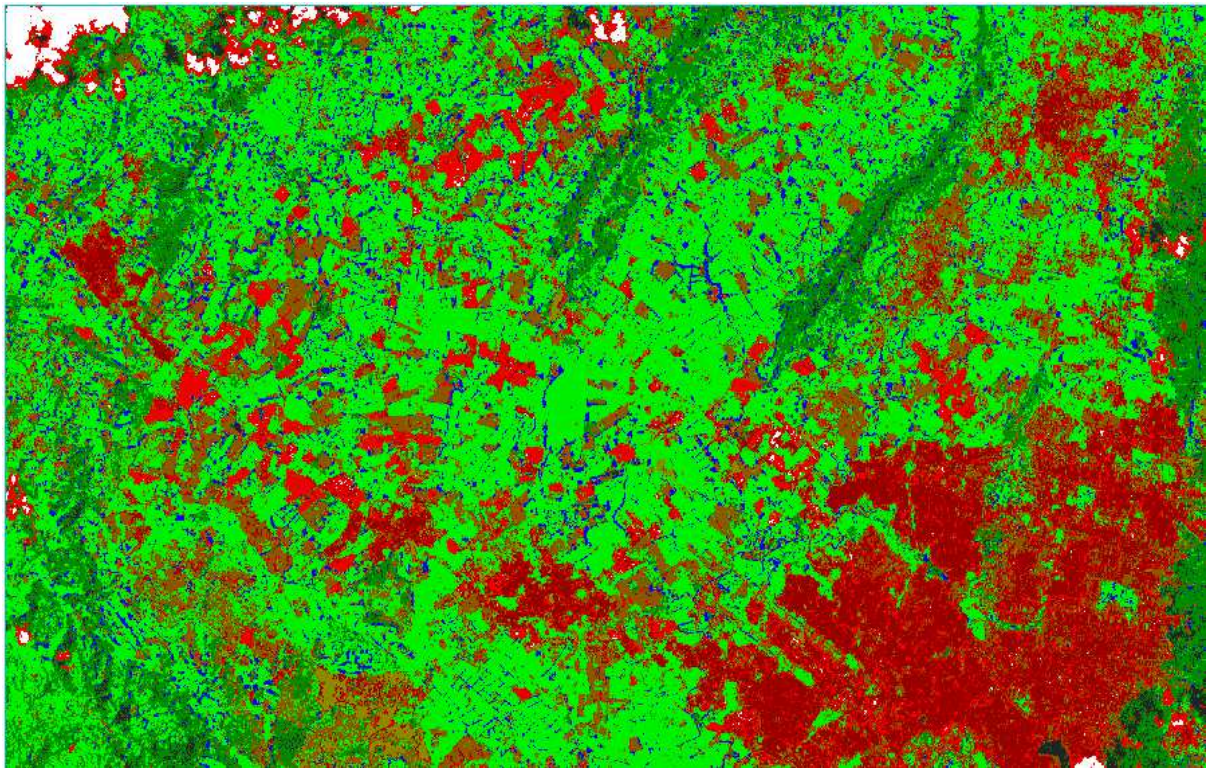
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet para el año 2011.



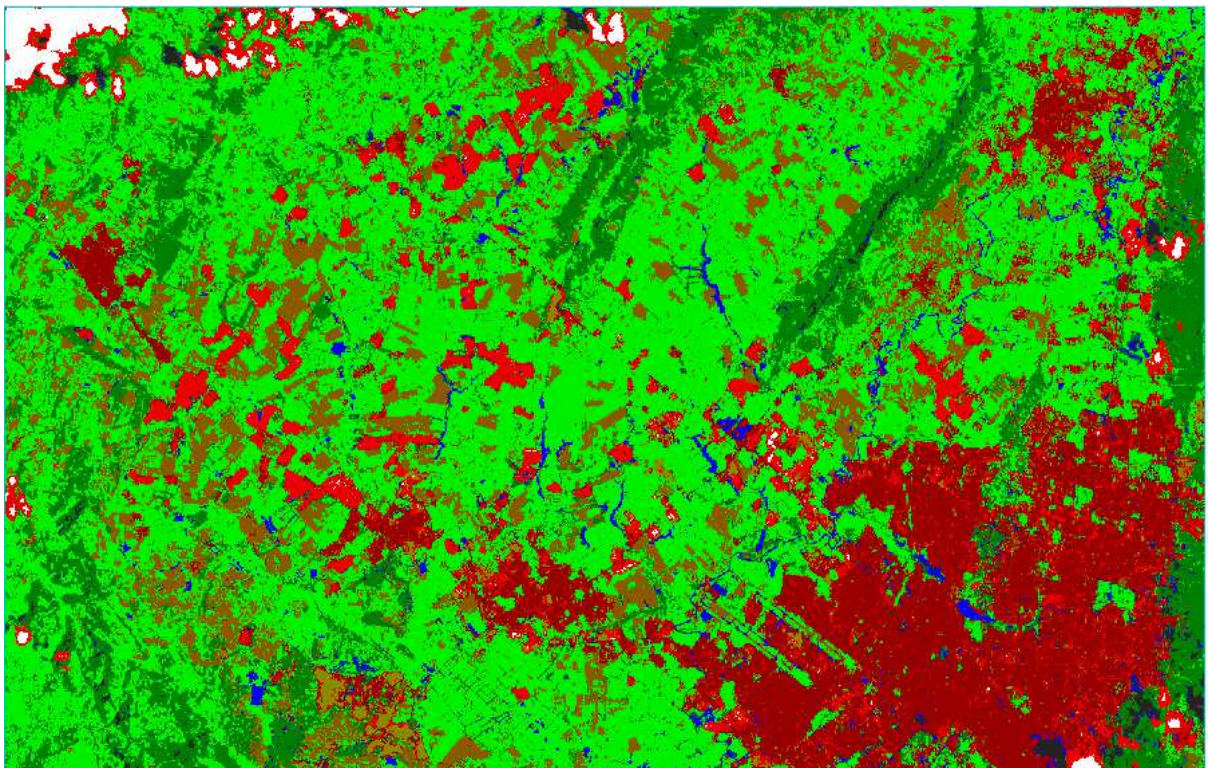
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2011.



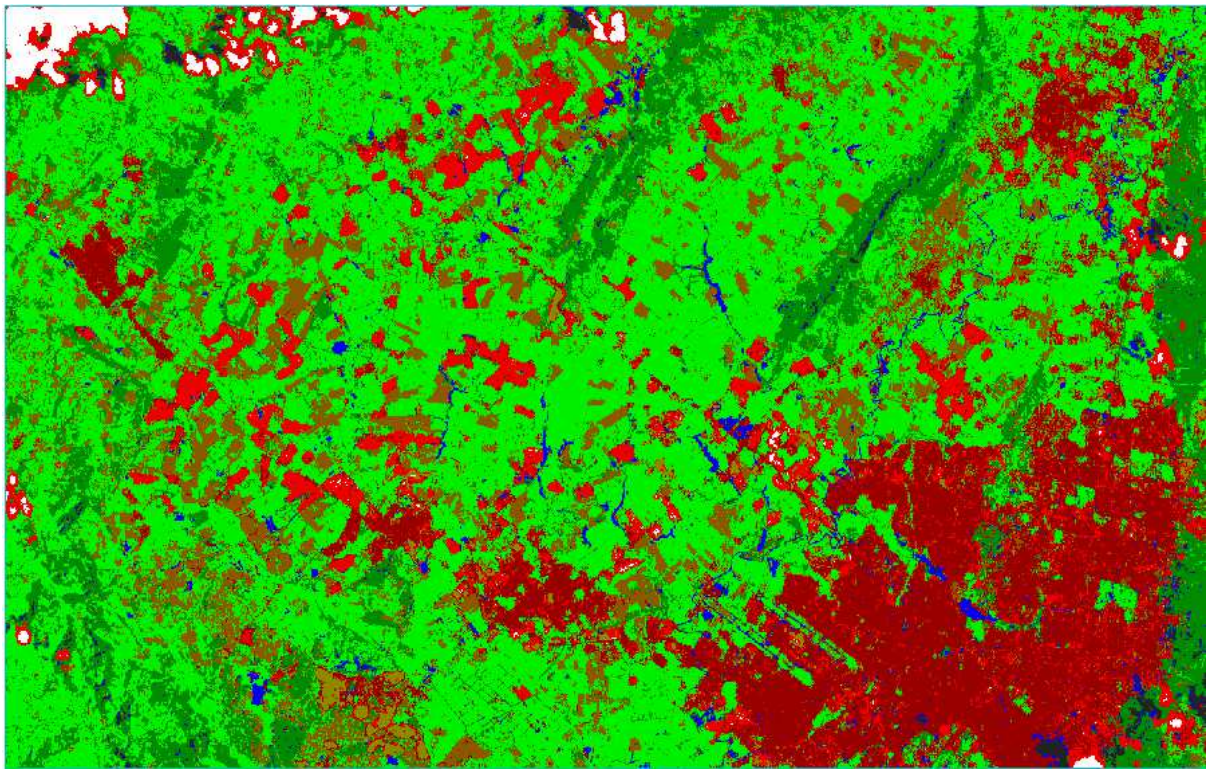
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original para el año 2012.



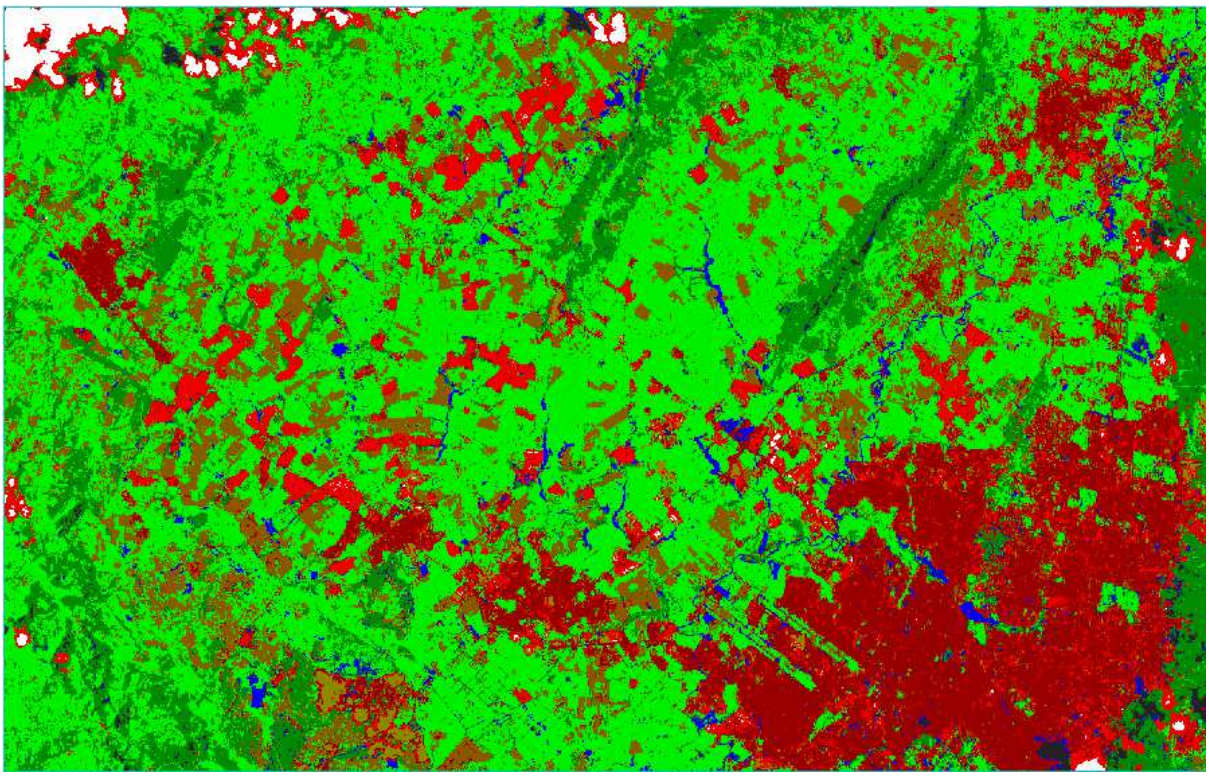
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2012.



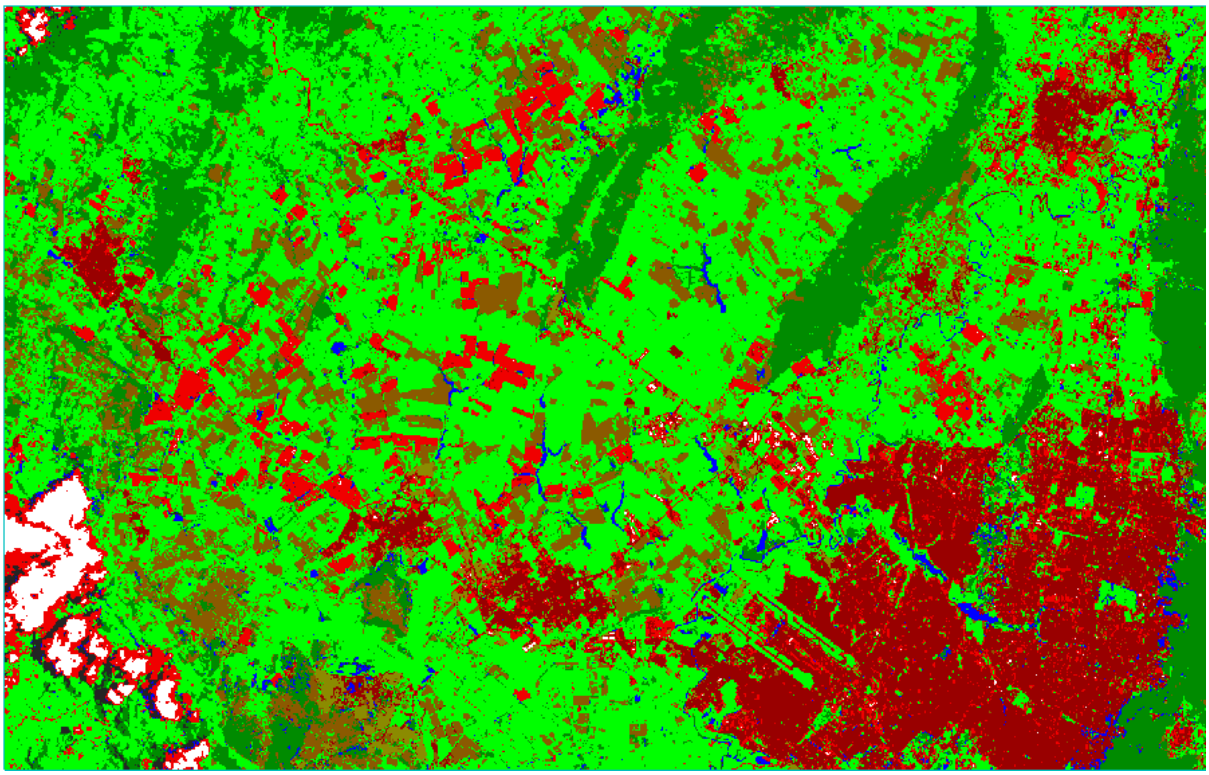
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet para el año 2012.



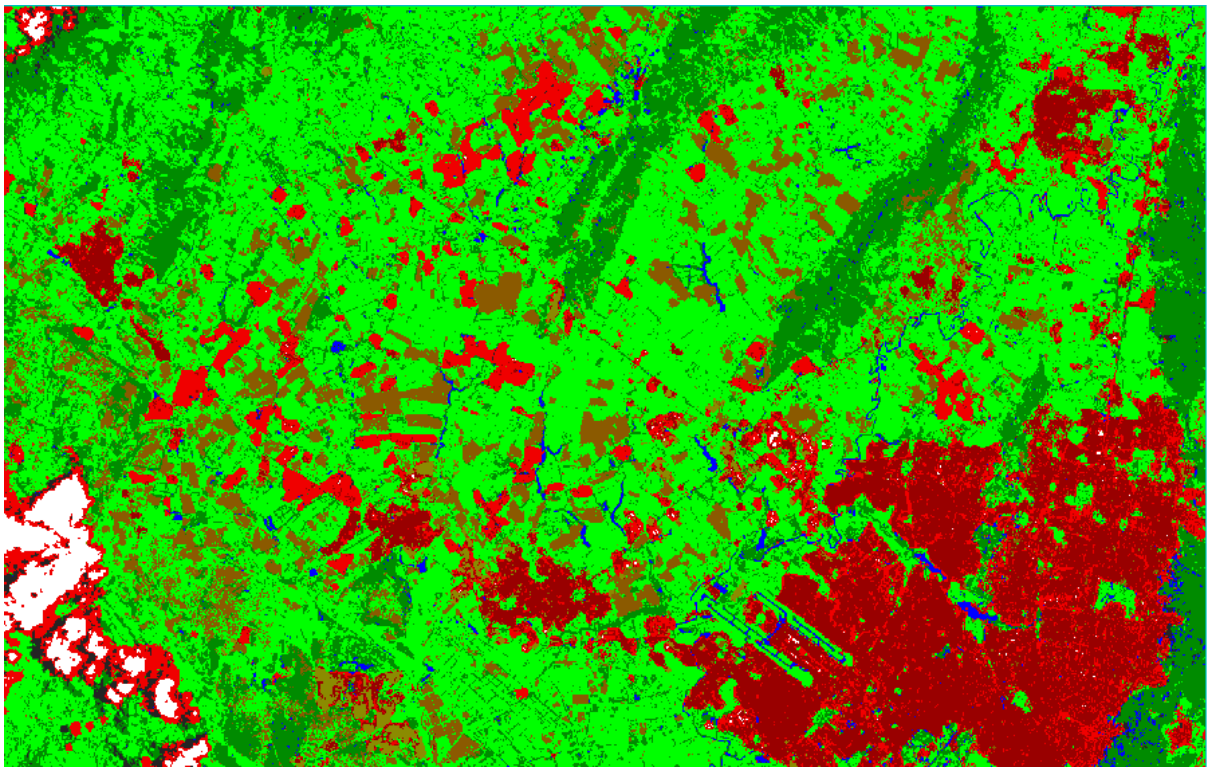
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2012.



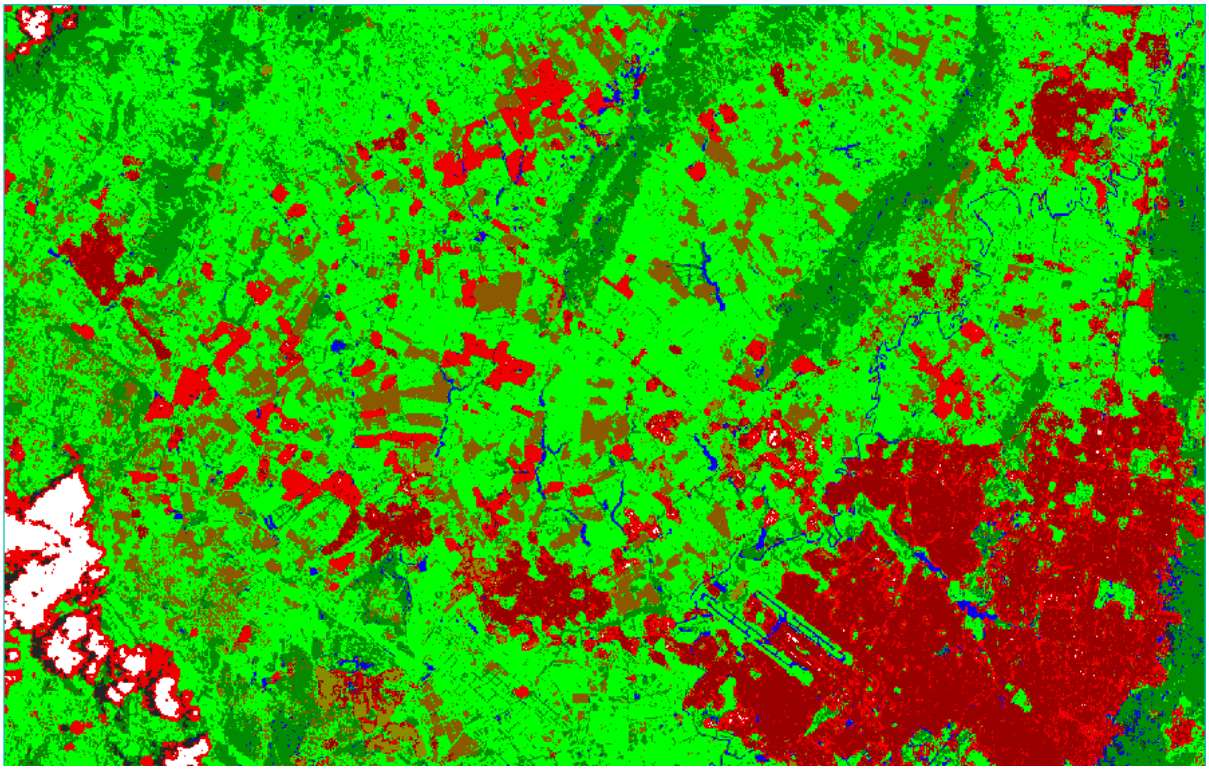
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original para el año 2013.



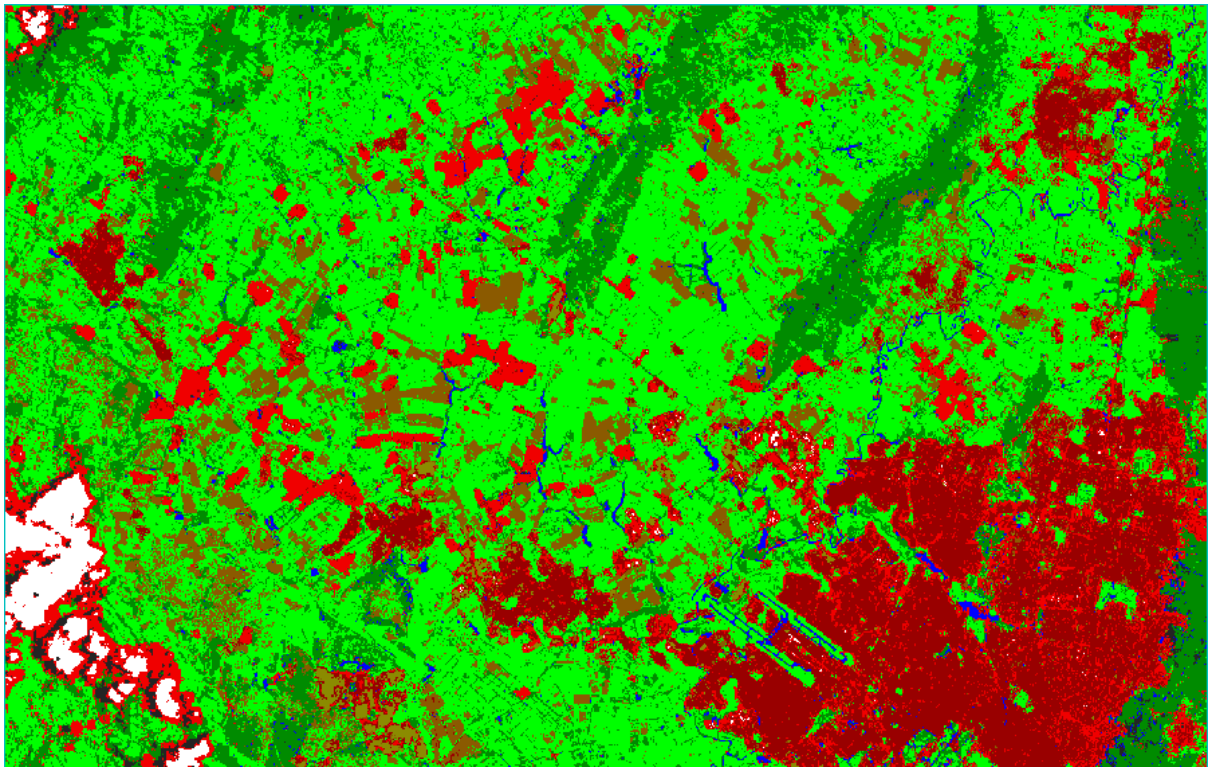
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada bior2.2 para el año 2013.



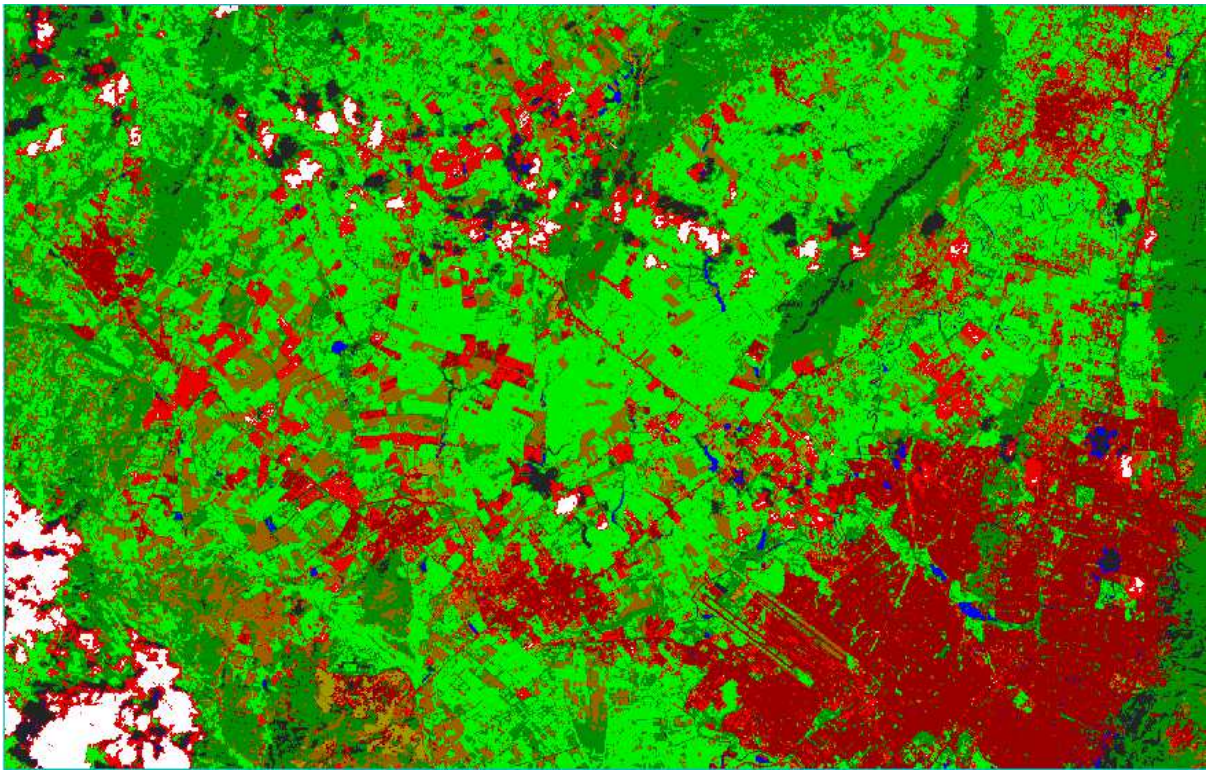
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet para el año 2013.



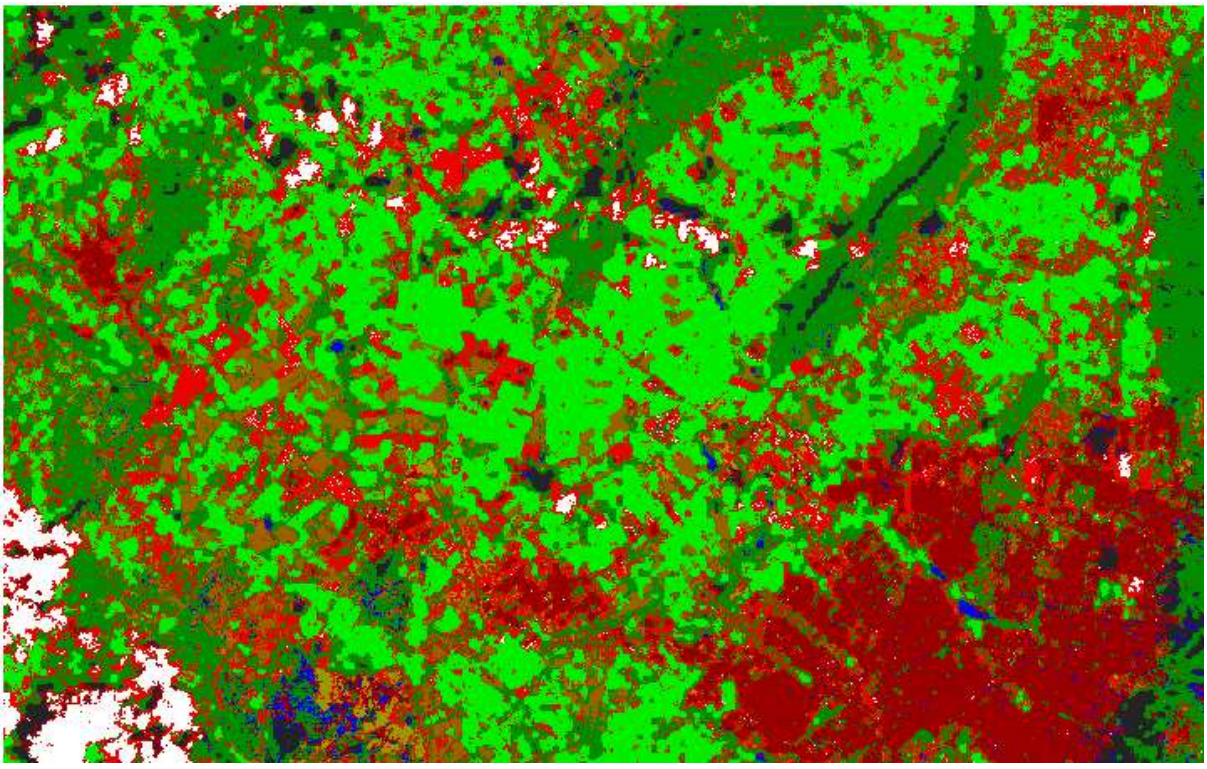
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la fusión bior2.2 para el año 2013.



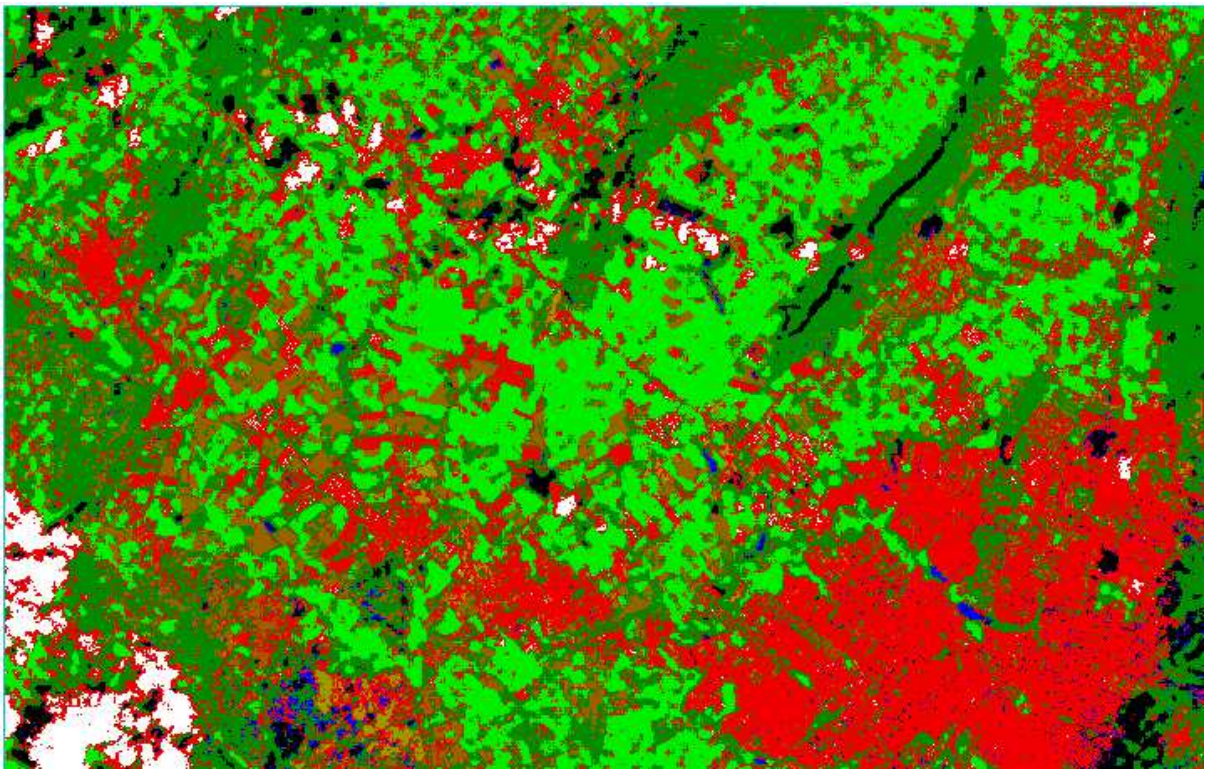
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original para el año 2014.



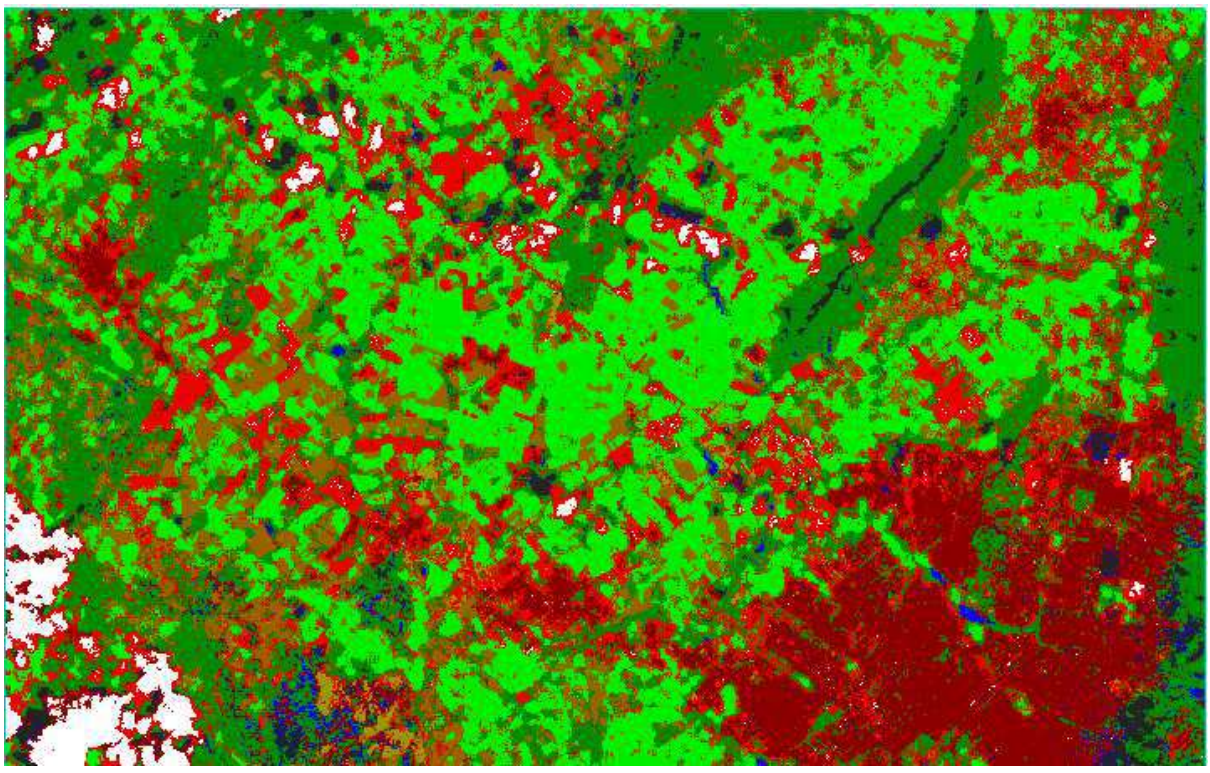
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2014.



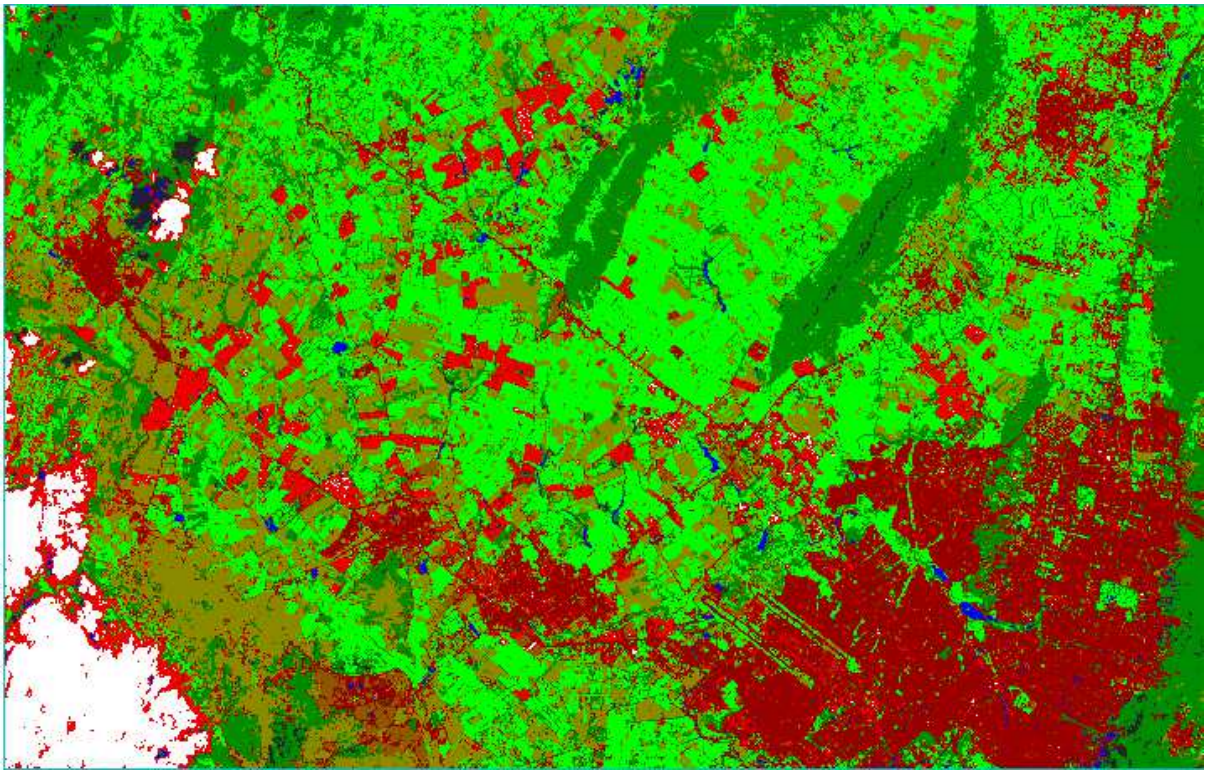
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet para el año 2014.



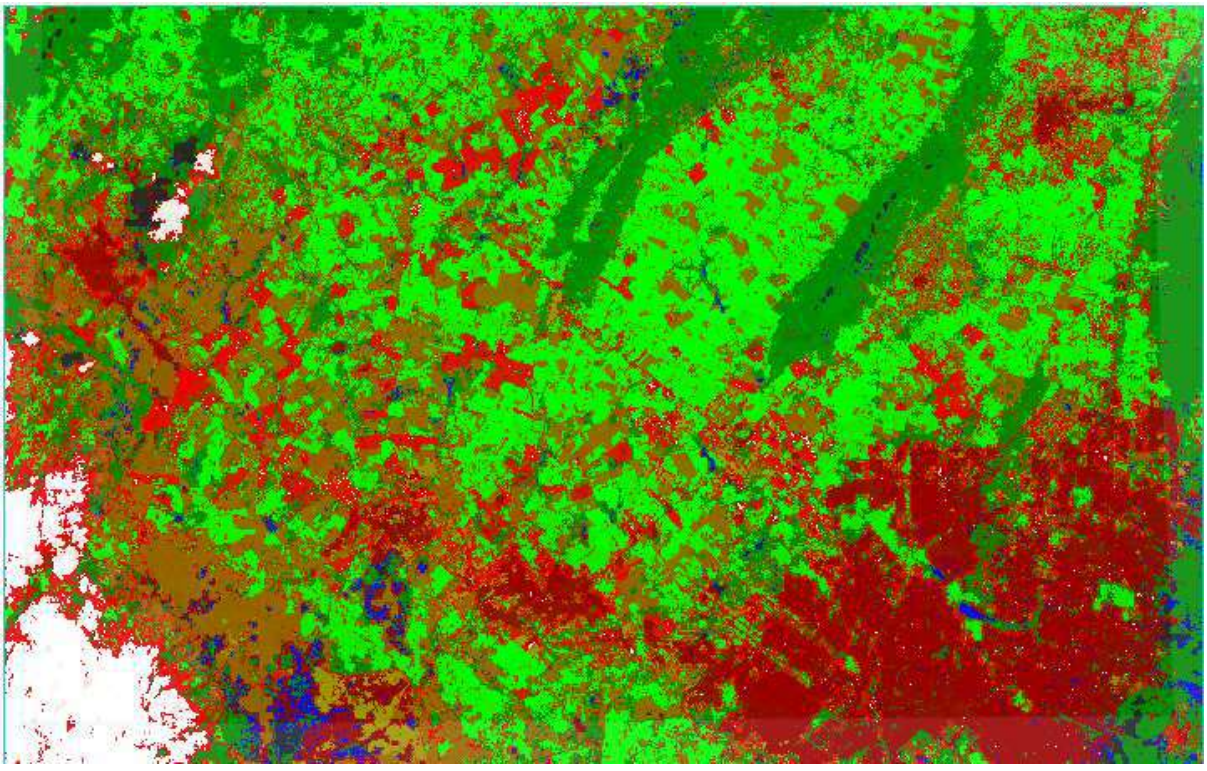
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2014.



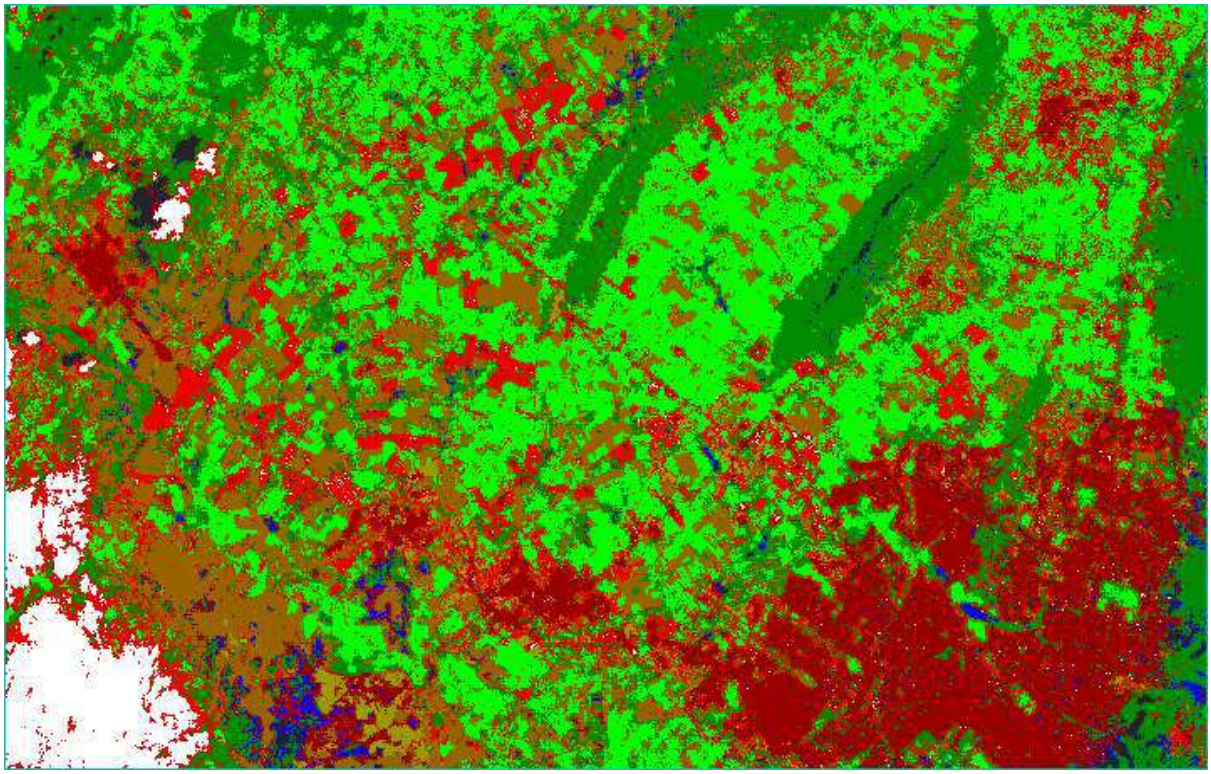
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original para el año 2015.



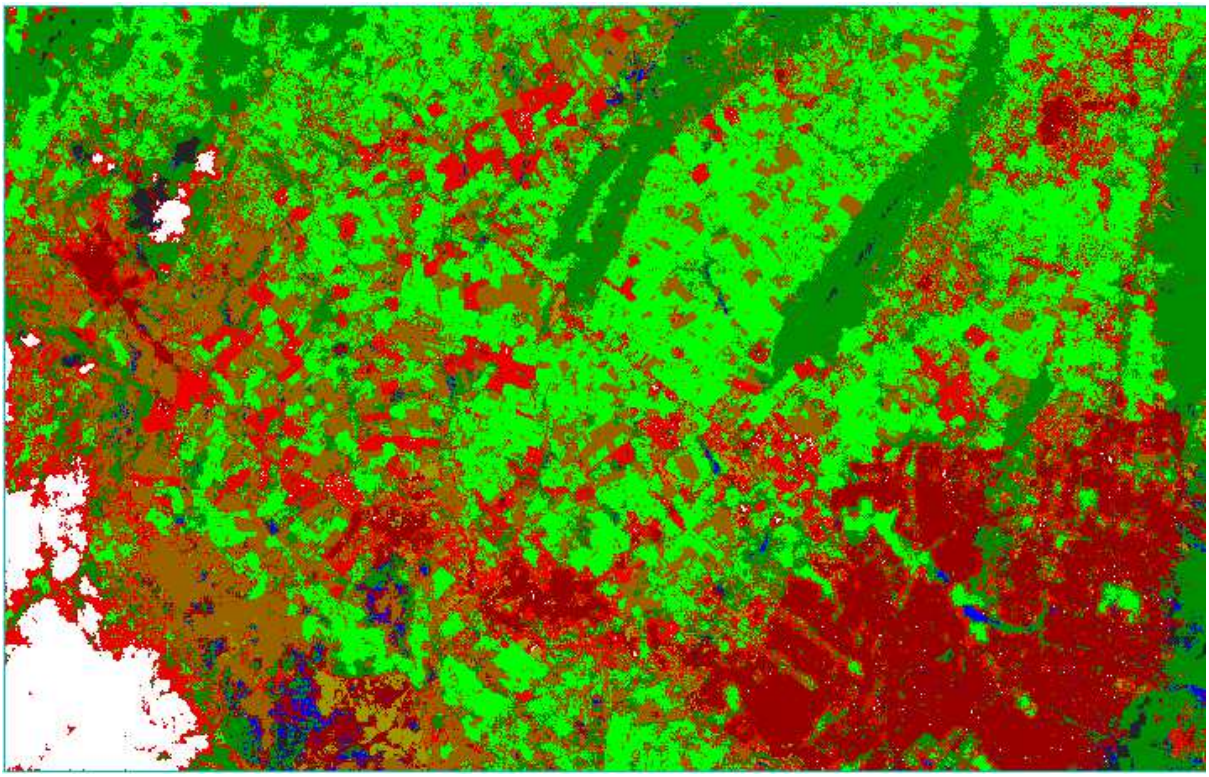
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2015.



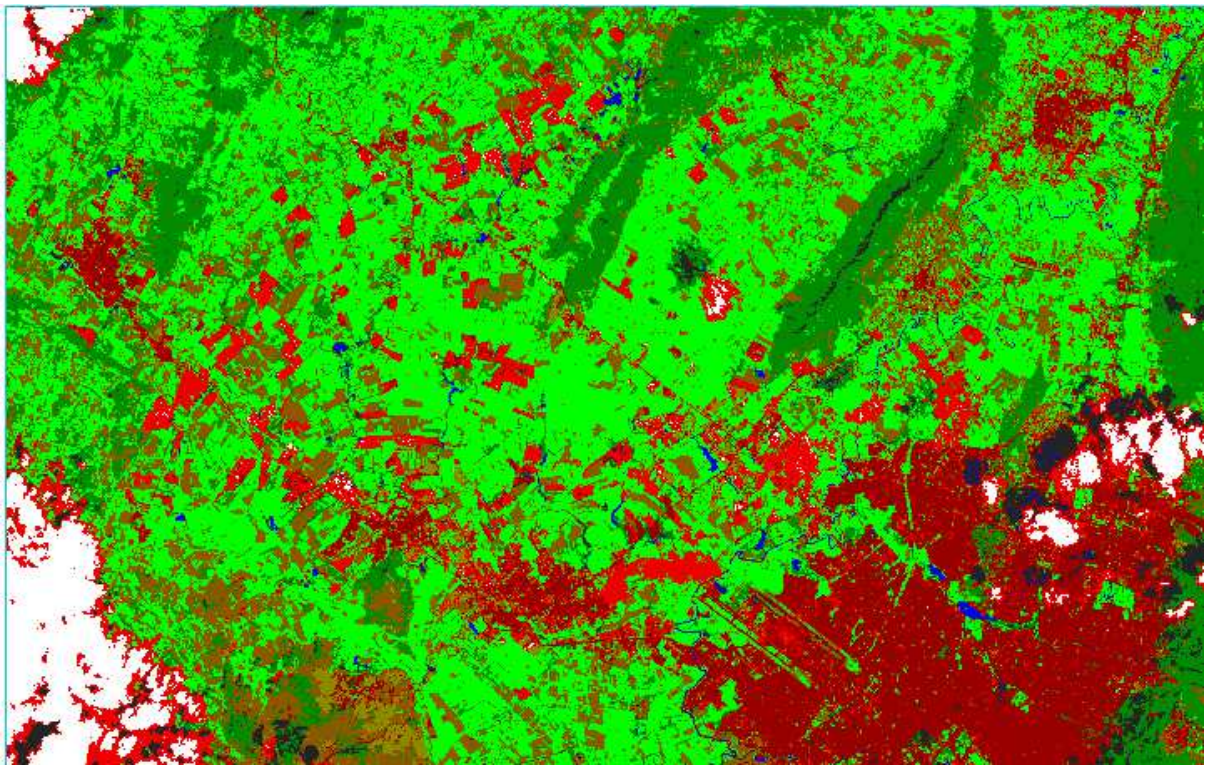
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet para el año 2015.



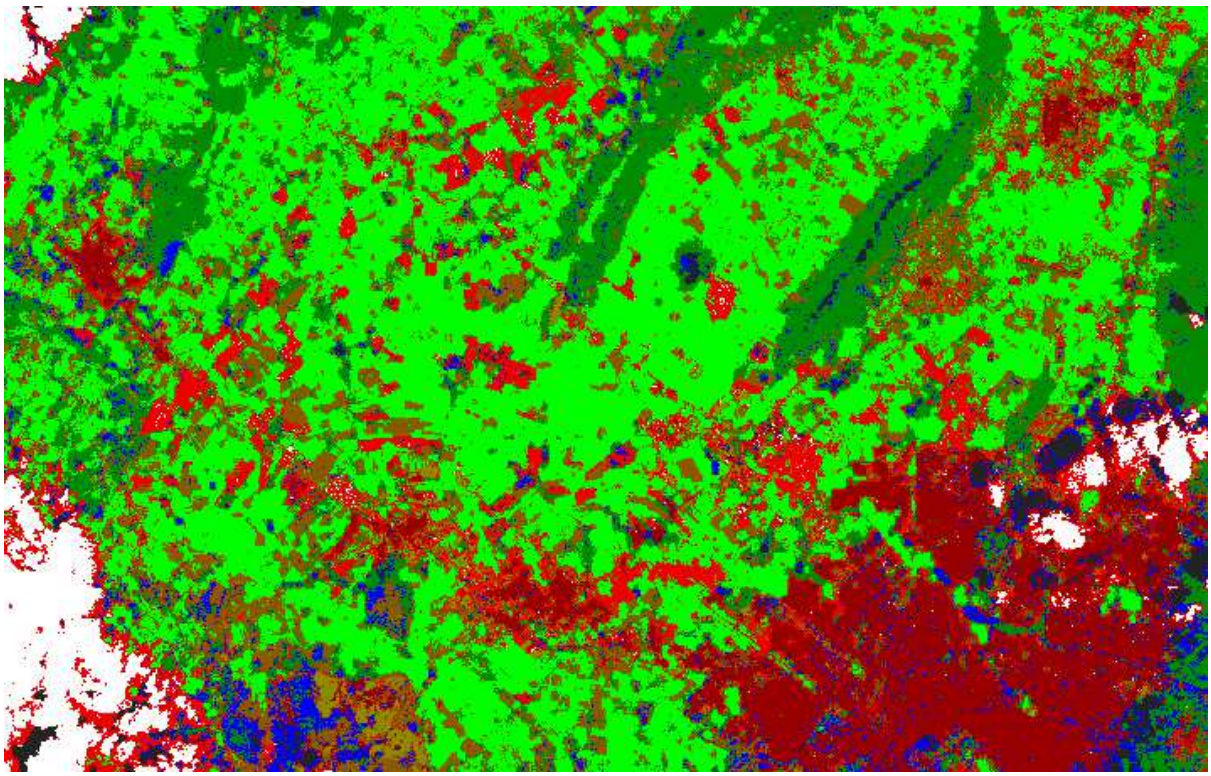
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2015.



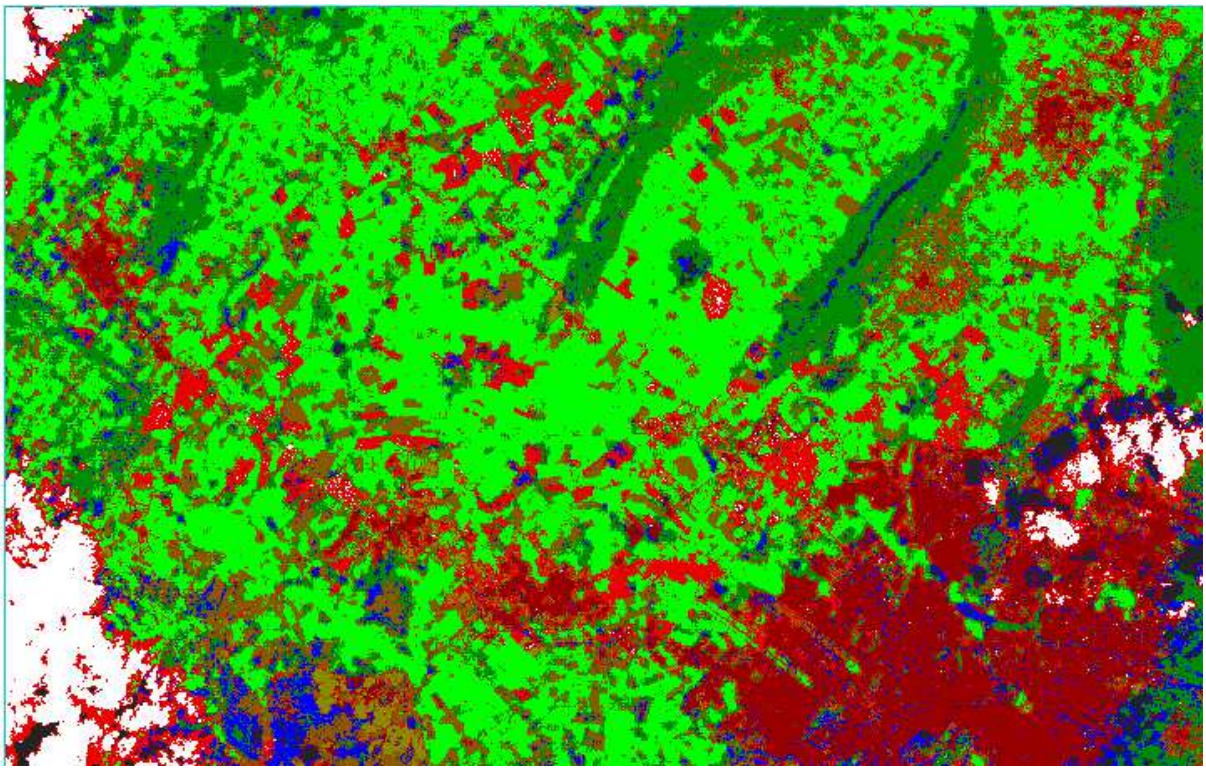
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original para el año 2016.



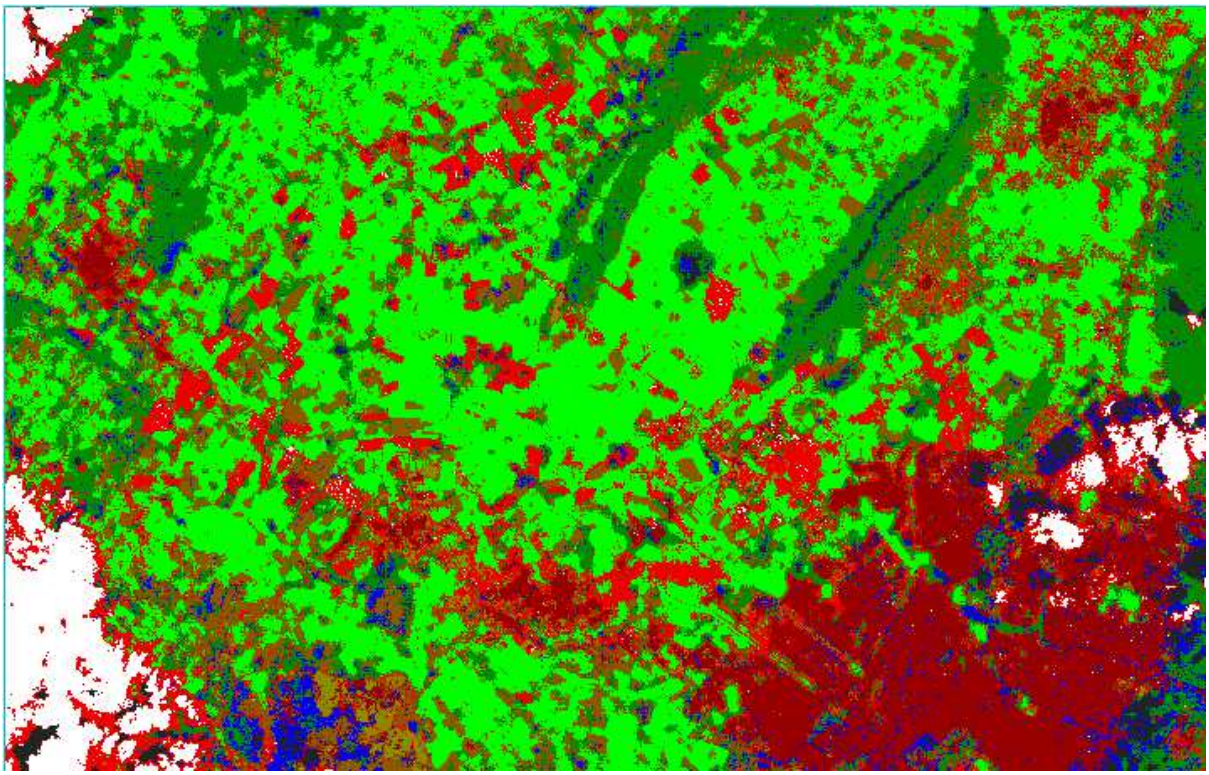
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2016.



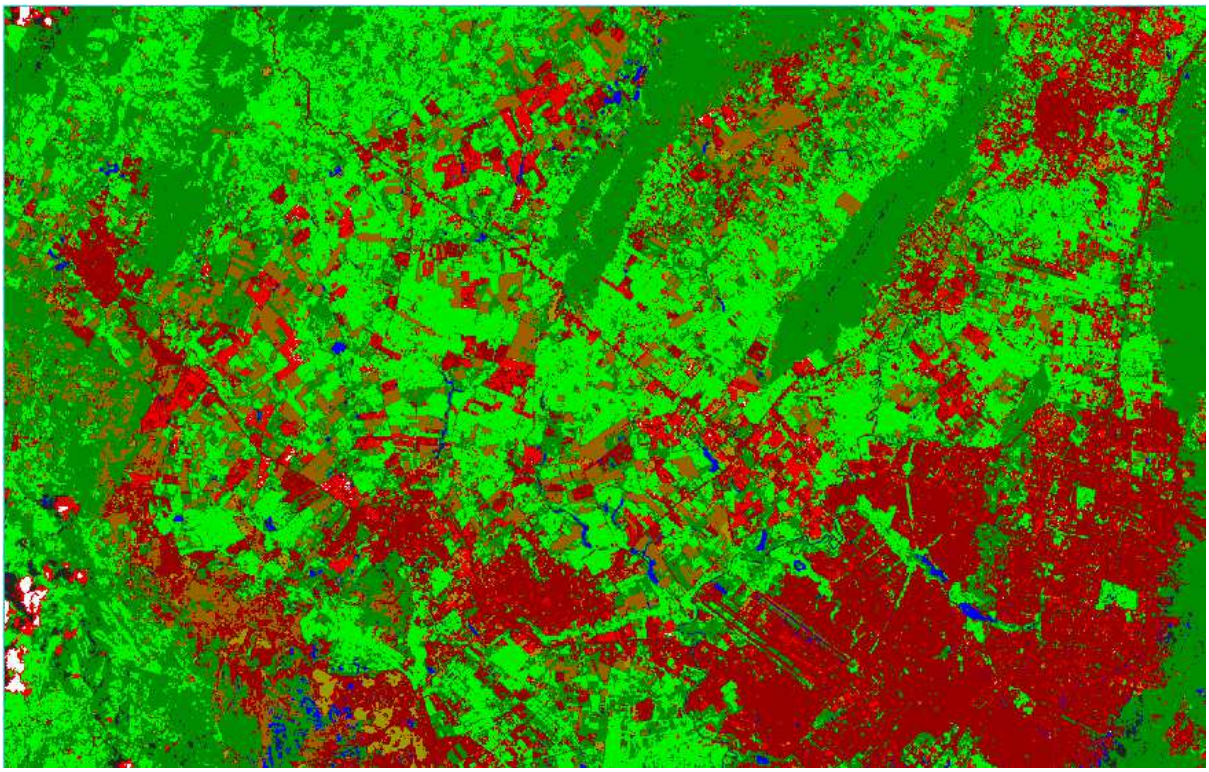
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet para el año 2016.



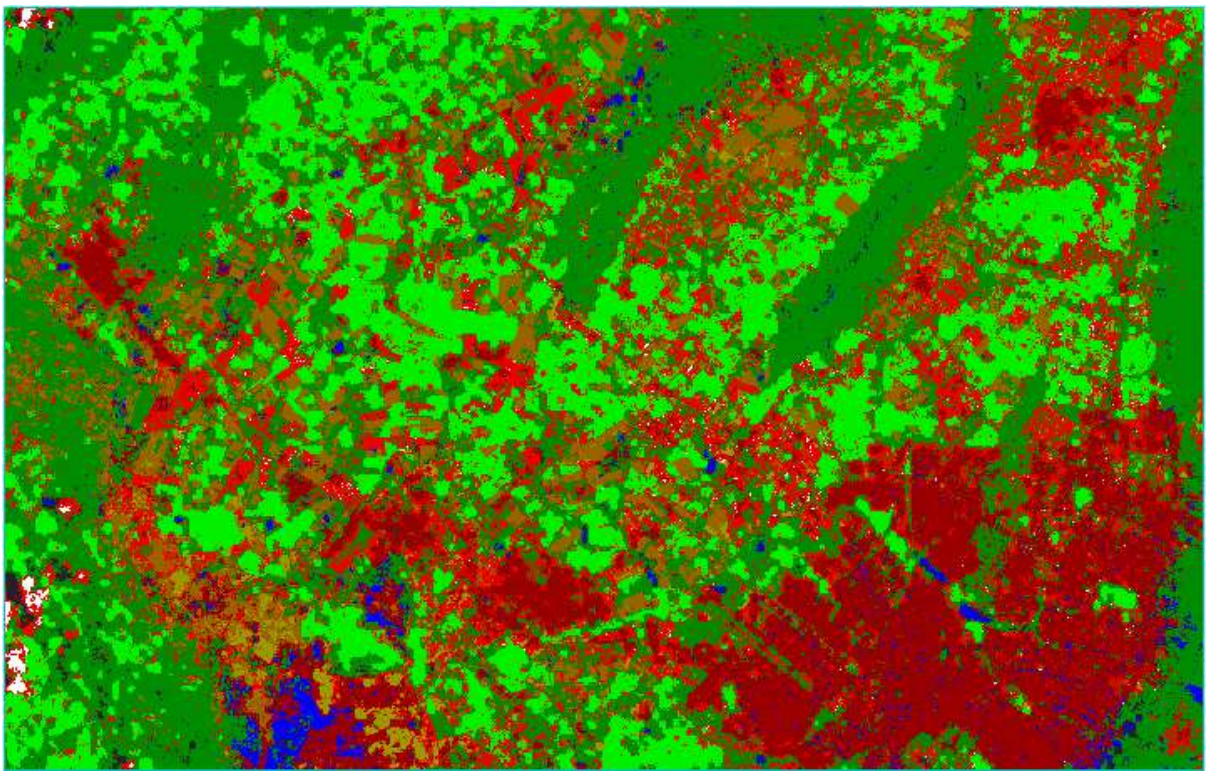
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2016.



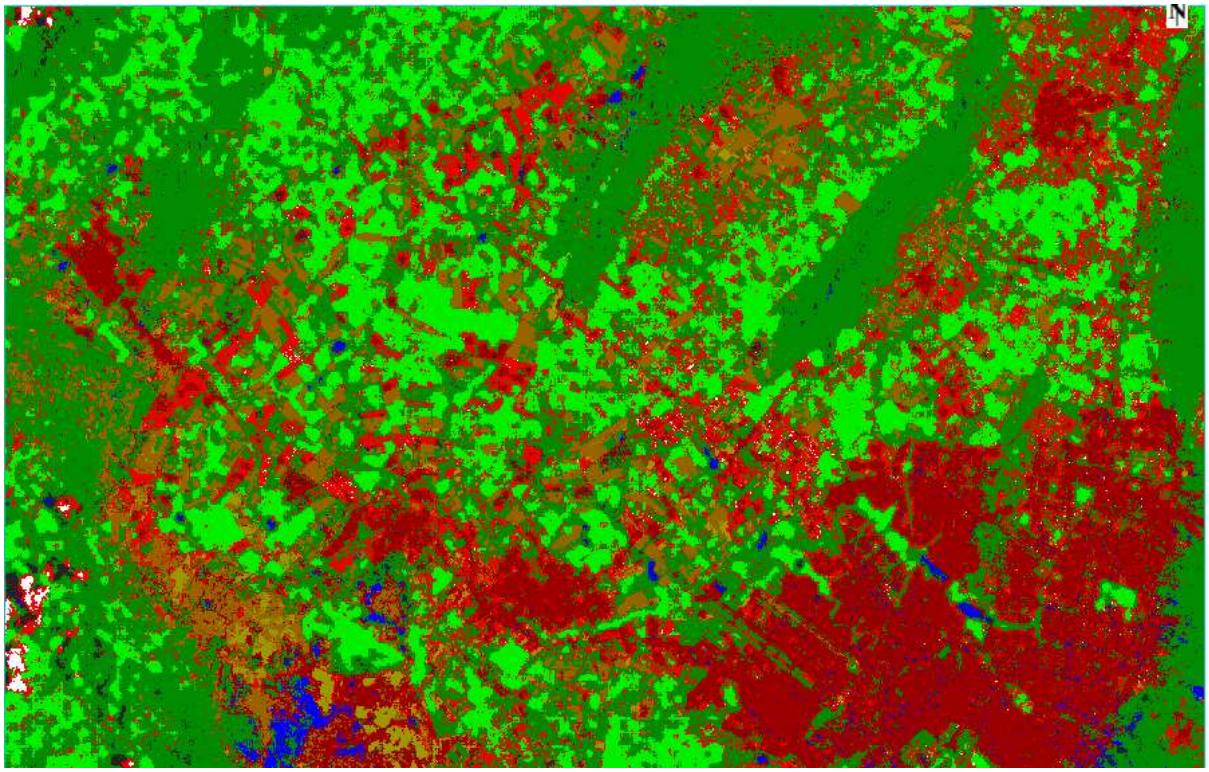
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Original para el año 2018.



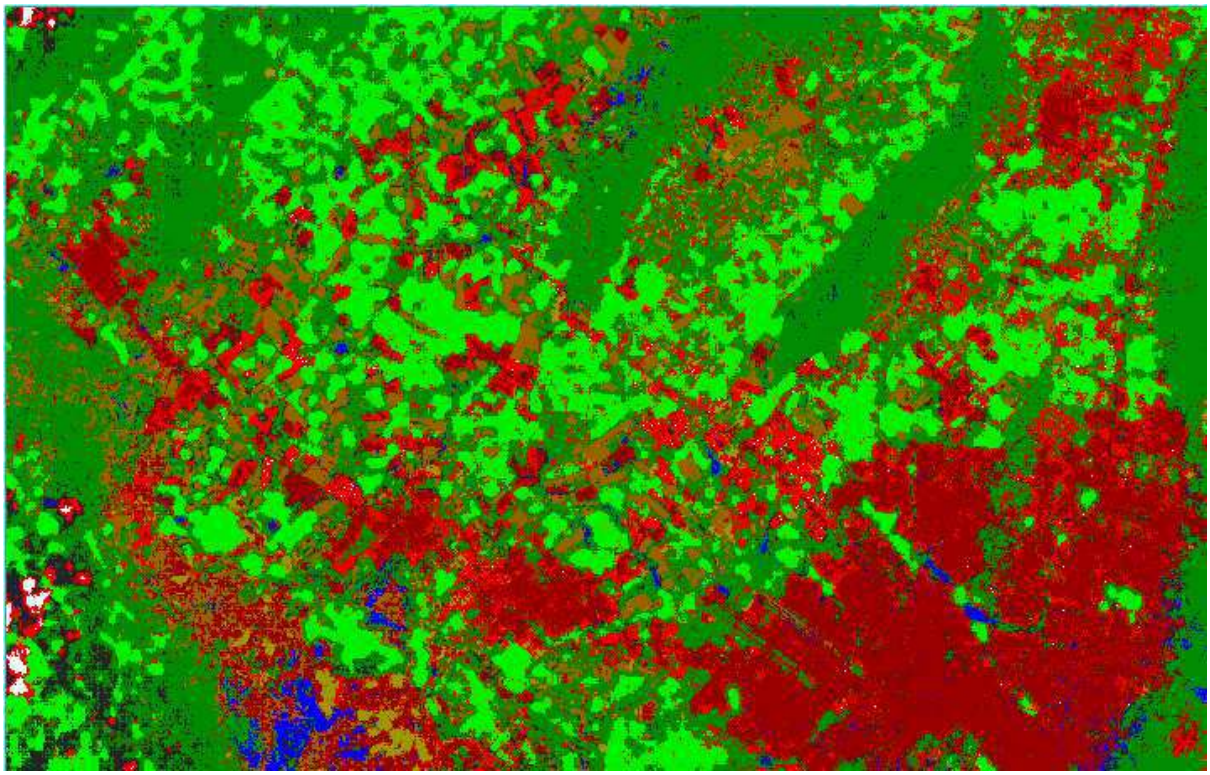
Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen fusionada rbio1.3 para el año 2018.



Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet para el año 2018.



Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial de la imagen Contourlet con la fusión rbio1.3para el año 2018.



ANEXO 5. CÓDIGO WAVELET

```
i      = 1;
disp('pancro')
[pancro, pathpan] = uigetfile(...
{'*.bmp;*.gif*.jpg;*.png;*.tif'...
'Image Files (*.bmp *.gif *.jpg *.png *.tif )';
'*.*',  'All Files'}, ...'pancro');
impaths(i) = {[pathpan pancro]};
flnames(i) = {pancro};
if pancro == 0
disp('-Program exits: Data input was canceled by user.')
disp(' ')
return;
end
disp(["",pancro,""]);

disp('imagen')
[imagen, pathmul] = uigetfile(...
{'*.bmp;*.gif*.jpg;*.png;*.tif'...
'Image Files (*.bmp *.gif *.jpg *.png *.tif )';'*.*',  'All Files'}, 'Multiespectral');
impaths(i) = {[pathmul imagen]};
flnames(i) = {imagen};
if imagen == 0
disp('-Program exits: Data input was canceled by user.')
disp(' ')
return;
end
disp(["",imagen,""]);
[pan A]= geotiffread(pancro);
info = geotiffinfo(pancro);
geokey = info.GeoTIFFTags.GeoKeyDirectoryTag;
rgb = geotiffread(imagen);
hsv=rgb2hsv(rgb);
imwrite (hsv,'vms.tif');
%%figure, imshow (hsv), title ('imagen vms')
value= hsv(:,:,3);
satu= hsv(:,:,2);
matiz= hsv(:,:,1);
imwrite (value,'value.tif');
imwrite (satu,'saturacion.tif');
imwrite (matiz,'matiz.tif');
%figure, imshow (value), title ('value')
%figure, imshow (satu), title ('saturacion')
%figure, imshow (matiz), title ('matiz')
[x,map]=gray2ind(pan,256);
[y,mpp]=gray2ind(value,256);
save x
save y
%figure, imshow (x), title ('imagen PANCROMATICA indexada') figure,
imshow (y), title ('imagen VALUE indexada')

%%%%%%%%%%%%NIVEL 4%%%%%%%%%%%%%%%%%%

fprintf('Nivel de descomposicion wavelet 4\n');
name = input('Ingrese el nombre de la transformada wavelet:','s');
load x
load y
[C,S]= wavedec2(x,4,name);
cH1= detcoef2('h',C,S,1);
cV1=detcoef2('v',C,S,1);
cD1= detcoef2('d',C,S,1);
cH2= detcoef2('h',C,S,2);
cV2=detcoef2('v',C,S,2);
```

```
cD2= detcoef2('d',C,S,2);
cH3= detcoef2('h',C,S,3);
cV3=detcoef2('v',C,S,3);
cD3= detcoef2('d',C,S,3);
cH4= detcoef2('h',C,S,4);
cV4=detcoef2('v',C,S,4);
cD4= detcoef2('d',C,S,4);
[J,M]= wavedec2(y,4,name);
AI= appcoef2(J,M,name);
N1=S(2,1);
N1_1=S(2,2);
N2=S(3,1);
N2_1=S(3,2);
N3=S(4,1);
N3_1=S(4,2);
N4=S(5,1);
N4_1=S(5,2);

AInueva2=reshape(AI,1,N1*N1_1);
cH1nueva1=reshape(cH1,1,N4*N4_1);
cV1nueva1=reshape(cV1,1,N4*N4_1);
cD1nueva1=reshape(cD1,1,N4*N4_1);
cH2nueva2=reshape(cH2,1,N3*N3_1);
cV2nueva2=reshape(cV2,1,N3*N3_1);
cD2nueva2=reshape(cD2,1,N3*N3_1);
cH3nueva3=reshape(cH3,1,N2*N2_1);
cV3nueva3=reshape(cV3,1,N2*N2_1);
cD3nueva3=reshape(cD3,1,N2*N2_1);
cH4nueva4=reshape(cH4,1,N1*N1_1);
cV4nueva4=reshape(cV4,1,N1*N1_1);
cD4nueva4=reshape(cD4,1,N1*N1_1);
Cn2=cat(2,AInueva2,cH4nueva4,cV4nueva4,cD4nueva4,cH3nueva3,cV3n
ueva3,cD3nueva3,cH2nueva2,cV2nueva2,cD2nueva2,cH1nueva1,cV1nue
va1,cD1nueva1);
XO= waverec2(Cn2,S,name);
I=mat2gray(XO);
INUEVA=im2uint8(I);
imwrite (XO,'nueva_nivel1.tif');
%figure, imshow(INUEVA), title('imagen value para fusionar')
%figure, imshow(y,mpp), title('imagen value original')
m=imread('matiz.tif');
s=imread('saturacion.tif');
n_hsv1= cat(3,m,s,INUEVA);
n_hsvt=im2double(n_hsv1);
%figure, imshow(n_hsvt),title('nueva imagen HSV_1')
nrgb= hsv2rgb(n_hsvt);
figure, imshow(nrgb), title('NUEVA RGB LANDSAT')
I='LANDSAT';
D=name;
v='NIVEL 4.tif';
f=cat(2,I,D,v);

geotiffwrite(f,nrgb,A,'GeoKeyDirectoryTag',geokey);
```

ANEXO 6. CÓDIGO CONTOURLET

Se incluyó la imagen del value y la pancromática donde el algoritmo se ejecutó sobre ambas para posteriormente reemplazar los coeficientes y reconstruir la imagen.

```
% DECDEMO   Demonstrates contourlet decomposition and reconstruction.
%       decdemo( [im, option] )
% Input:
```

```
%           image:  a double or integer matrix for the input image.
%           The default is the zoneplate image.
%   option: option for the demos. The default value is 'auto'
%       'auto' ------  automtatical demo, no input
%       'user' ------  semi-automatic demo, simple interactive inputs
%       'expert' ---- mannual, complete interactive inputs.
%                   (Not implmented in this version)
% Output:
%           coeffs: a cell vector for the contourlet decomposition coefficients.
% See also:     PDFBDEC, PDFBREC, SHOWPDFB

% History:
%   10/20/2003 Creation.
%   10/22/2003 Change the user interface for better image display.

%im = imread ('nrgbsym5_5.tif') ;
%r_cubierta=im(:,:,3);
%g_cubierta=im(:,:,2);
%b_cubierta=im(:,:,1);
%imwrite(r_cubierta,'R_sym5.tif');
%imwrite(g_cubierta,'G_sym5.tif');
%imwrite(b_cubierta,'B_sym5.tif');
% Input image

clear
clc
if ~exist('im', 'var')
    % Zoneplate image: good for illustrating multiscale and directional
    % decomposition
    %im = imread ('zoneplate.png') ;
    im = imread ('pan201803178bitsrecortada.tif');
    val=imread('value2018.tif');
     %im = imread ('G_sym5.tif') ;
end

%%%%%%%%%%%%%
% Image decomposition by contourlets using the
% pyramidal directional filter bank (PDFB).
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Parameteters:
nlevels = [0, 2, 3, 4] ;        % Decomposition level
pfilter = 'pkva' ;              % Pyramidal filter
dfilter = 'pkva' ;              % Directional filter

% Contourlet decomposition
coeffsjm_pan = pdfbdec( double(im), pfilter, dfilter, nlevels );
coeffsjm_val = pdfbdec( double(val), pfilter, dfilter, nlevels );

pan1=coeffsjm_pan{1,1};
val1=coeffsjm_val{1,1};
disp('Correlación entre la primer matríz de la pancromática y la multiespectral: ')
corr2(val1,pan1)

coeffsjm_pan{1,1} = coeffsjm_val{1,1};
imrec = pdfbrec( coeffsjm_pan, pfilter, dfilter ) ;
disp('Correlación entre value anterior y nuevo value: ')
corr2(imrec,val)
imwrite(uint8(imrec),'nuvalue.tif')

% Display the coefficients
disp('Displaying the contourlet coefficients...') ;
imcoeff = showpdfb( coeffsjm_pan ) ;
title('Contourlet coefficients Pancromatica');
imcoeff1= showpdfb( coeffsjm_val ) ;
title('Contourlet coefficients Value');
```

```
c= input ('entre el nombre de la imagen intensidad nueva = ','s');      % permite
escribir el nombre del archivo de la
% imagen intensidad nueva
d= input ('entre el nombre de la imagen saturacion = ','s');          % permite escribir
el nombre del archivo de la
e= input ('entre el nombre de la imagen matiz = ','s');               % permite escribir
el nombre del archivo de la
c1=imread(c);                                                  % lee la imagen intensidad
nueva y la asigna a la variable c1
d1=imread(d);                                                  % lee la imagen saturacion y la
asigna a la variable d1
e1=imread(e);                                                  % lee la imagen matiz y la
asigna a la variable e1
n_hsv1 = cat(3,e1,d1,c1);                                      % concatena las tres
imgenes para construir la nueva imagem IHS (HSV)
n_hsv = im2double(n_hsv1);                                     % tranformar la imagen
n_hvs1 a double y la almacena como n_hsv
figure, imshow (n_hsv), title ('Nueva Imagen HSI')             % permite observa
la imagen n_hsv
n_rgb1=hsv2rgb(n_hsv);                                         % trasnforma la imagen
hsv a rgb y la almacena como n_rgb1
figure, imshow (n_rgb1), title ('Nueva Imagen RGB')
imwrite(n_rgb1,'Nuevargb_contourlet_sym5_5.tif');
```

ANEXO 7. CÓDIGO CURVELET-RIDGELET

```
%CV = CVT( X, J, L );
% Computes the curvelet (version 1) of an image, as given in [1].
% Input Parameters:
clear
clc
S = imread('pan8r.tif');
m=imread('value.tif');
J = 4;
L = [3 4 4 5];
X=double(S);
M=double(m);
% Output Parameters:
% CV = Curvelet coefficients.
% See also icvt local_ridgelet local_iridgelet
% References:
% [1] J.L. Starck, E.J. Candes, and D.L. Donoho, "The Curvelet Transform
% for Image Denoising," IEEE Trans. on Image Proc., Vol 11, No. 6, June
% 2002.
% Author: Sandeep Palakkal (sandeep.dion@gmail.com)
% Orgn: IIT Madras
% Date: May 1, 2010
% Modified on: May 7, 2010

if ~exist( 'md', 'var' )
  md = 0;
end

% Min local window size of the local ridgelet tfm.
Bmin = 16;
% IUWT of the image
hr = (1/16)*[1 4 6 4 1];
disp('25% del codigo')
D = iso_fuwt2_po( X, J, hr ); % fine to coarse
% Local ridgelet
cv_pan = cell(1,J+1);
B = Bmin;
```

```
lev = L;
for jj = 1:J
  if numel( L ) > 1
    lev = L(jj);
  end
  cv_pan{J+2-jj} = local_ridgelet( D(:,:,jj), B, lev, md );
  if rem(jj,2) == 1
    B = 2*B;
  end
end
cv_pan{1} = D(:,:,J+1); % cv coarse to fine

% Min local window size of the local ridgelet tfm.
Bmin = 16;
% IUWT of the image
hr = (1/16)*[1 4 6 4 1];
D = iso_fuwt2_po(M, J, hr ); % fine to coarse
% Local ridgelet
cv_val = cell(1,J+1);
B = Bmin;
lev = L;
for jj = 1:J
  if numel( L ) > 1
    lev = L(jj);
  end
  cv_val{J+2-jj} = local_ridgelet( D(:,:,jj), B, lev, md );
  if rem(jj,2) == 1
    B = 2*B;
  end
end
pan1=cv_val{1,1};
val1=cv_pan{1,1};
disp('Correlación entre la primer matríz de la pancromática y la multiespectral: ')
%%corr2(val1,pan1)
cv_val{1} = D(:,:,J+1); % cv coarse to fine
disp('50% del codigo')

CV = cv_pan;
 J = J;
L = L;
% Output Parameters:
% X = Input image.
% See also cvt local_ridgelet local_iridgelet
% References:
% [1] J.L. Starck, E.J. Candes, and D.L. Donoho, "The Curvelet Transform
% for Image Denoising," IEEE Trans. on Image Proc., Vol 11, No. 6, June
% 2002.
%% Author: Sandeep Palakkal (sandeep.dion@gmail.com)
% Orgn: IIT Madras
% Date: May 1, 2010
% Modified on: May 7, 2010

if ~exist( 'md', 'var' )
  md = 0;
end
% Min local window size of the local ridgelet tfm
Bmin = 16;
disp('75% del codigo')
% Inverse local ridgelet
B = Bmin;
D(:,:,J+1) = cv_val{1};
for jj = 2:J+1
  if numel( L ) > 1
    lev = L(jj-1);
  else lev = L;
  end
  D(:,:,jj-1) = local_iridgelet( cv_pan{J+3-jj}, B, lev, md );
```

```
  if rem(jj-1,2) == 1
    B = 2*B;
  end
end

% Inverse IUWT
x = iso_iuwt2_po(D);
imwrite(uint8(x),'nval_cvt_land1.tif');
% disp('Displaying the contourlet coefficients...') ;
% imcoeff = showpdfb( cv_pan ) ;
% title('Curvelet coefficients Pancromatica');
% imcoeff1= showpdfb( cv_val ) ;
% title('Curvelet coefficients Value');
c= input ('entre el nombre de la imagen value nuevo = ','s');
d= input ('entre el nombre de la imagen saturacion = ','s');
e= input ('entre el nombre de la imagen matiz = ','s')
c1=imread(c);
d1=imread(d);                                          % lee la imagen saturacion y la
asigna a la variable d1
e1=imread(e);                                        % lee la imagen matiz y la asigna
a la variable e1
n_hsv1 = cat(3,e1,d1,c1);                              % concatena las tres imgenes
para construir la nueva imagem IHS (HSV)
n_hsv = im2double(n_hsv1);                                % tranformar la imagen
n_hvs1 a double y la almacena como n_hsv
figure, imshow (n_hsv), title ('Nueva Imagen HSV')          % permite observa la
imagen n_hsv
n_rgb1=hsv2rgb(n_hsv);                                  % trasnforma la imagen hsv
a rgb y la almacena como n_rgb1
figure, imshow (n_rgb1), title ('Nueva Imagen RGB Curvelet y Ridgilet')
imwrite(n_rgb1,'Nuevargb_curvridg.tif');
```

ANEXO 7. MUESTRAS DE COBERTURAS PARA LA CLASIFICACIÓN POR ÁRBOLES DE DECISIÓN DE LA IMAGEN ORIGINAL

Original						
2010		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	62,38	54,85	61,23	50,46	58,85
	MIN	51,00	45,00	49,00	43,00	45,00
	MAX	71,00	64,00	71,00	58,00	74,00
Zonas Industriales	**MEAN**	76,69	65,85	69,77	89,23	65,62
	MIN	59,00	47,00	44,00	67,00	44,00
	MAX	121,00	117,00	145,00	153,00	143,00
Pastos	**MEAN**	42,13	38,67	33,00	109,27	59,00
	MIN	39,00	34,00	24,00	90,00	51,00
	MAX	46,00	44,00	41,00	140,00	67,00
Bosques	**MEAN**	40,27	34,47	28,47	82,40	52,93
	MIN	36,00	29,00	24,00	52,00	42,00
	MAX	48,00	42,00	37,00	109,00	72,00
Nubes	**MEAN**	244,46	237,85	243,77	224,38	214,69
	MIN	154,00	139,00	151,00	144,00	137,00
	MAX	255,00	255,00	255,00	255,00	255,00

Sombras	**MEAN**	36,00	24,31	19,08	30,85	19,31
	MIN	31,00	20,00	14,00	17,00	10,00
	MAX	42,00	28,00	23,00	53,00	31,00
Cultivos	**MEAN**	45,53	38,93	45,40	62,27	91,40
	MIN	40,00	33,00	33,00	43,00	59,00
	MAX	56,00	54,00	78,00	91,00	110,00
Aguas Continentales	**MEAN**	40,08	30,38	26,77	48,46	31,54
	MIN	39,00	28,00	22,00	36,00	23,00
	MAX	42,00	37,00	38,00	62,00	51,00
Áreas abiertas	**MEAN**	96,38	118,31	155,54	122,38	166,69
	MIN	71,00	85,00	113,00	88,00	123,00
	MAX	121,00	148,00	203,00	163,00	236,00

Original						
2011		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	95,33	80,93	87,33	50,00	85,13
	MIN	78,00	60,00	70,00	39,00	68,00
	MAX	109,00	97,00	110,00	62,00	109,00
Zonas Industriales	**MEAN**	119,20	101,93	103,27	84,80	90,80
	MIN	88,00	72,00	72,00	66,00	52,00
	MAX	171,00	154,00	170,00	117,00	145,00
Pastos	**MEAN**	58,33	53,00	37,93	120,07	76,33
	MIN	54,00	48,00	33,00	103,00	67,00
	MAX	61,00	56,00	44,00	133,00	87,00
Bosques	**MEAN**	60,80	49,53	40,33	78,80	71,67
	MIN	54,00	43,00	33,00	60,00	52,00
	MAX	81,00	66,00	59,00	109,00	100,00
Nubes	**MEAN**	254,47	252,53	253,40	217,07	248,27
	MIN	247,00	218,00	231,00	123,00	184,00
	MAX	255,00	255,00	255,00	255,00	255,00
Sombras	**MEAN**	56,67	37,40	28,80	32,47	26,20
	MIN	49,00	30,00	23,00	17,00	15,00
	MAX	63,00	42,00	33,00	44,00	38,00
Cultivos	**MEAN**	70,93	56,93	61,73	51,00	129,07
	MIN	62,00	50,00	51,00	39,00	92,00
	MAX	77,00	63,00	74,00	60,00	163,00
Aguas Continentales	**MEAN**	59,60	44,13	36,67	42,93	36,20
	MIN	53,00	35,00	27,00	18,00	15,00
	MAX	65,00	57,00	47,00	80,00	75,00
Áreas abiertas	**MEAN**	127,60	148,00	189,93	104,07	201,40
	MIN	99,00	112,00	139,00	82,00	137,00
	MAX	162,00	204,00	255,00	138,00	255,00

Original						
2010		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	72,67	63,93	70,93	59,13	68,53
	MIN	48,00	42,00	39,00	53,00	45,00
	MAX	87,00	78,00	92,00	72,00	97,00
Zonas Industriales	**MEAN**	68,40	57,60	56,80	76,20	56,73
	MIN	57,00	45,00	40,00	61,00	40,00
	MAX	80,00	68,00	68,00	108,00	80,00
Pastos	**MEAN**	42,40	40,00	30,73	119,20	60,07
	MIN	40,00	36,00	24,00	98,00	53,00
	MAX	46,00	46,00	39,00	144,00	67,00
Bosques	**MEAN**	39,80	31,53	24,00	78,60	45,33
	MIN	37,00	29,00	21,00	64,00	32,00
	MAX	43,00	35,00	28,00	96,00	62,00
Nubes	**MEAN**	204,13	184,87	198,40	162,53	154,07
	MIN	145,00	121,00	127,00	102,00	90,00
	MAX	255,00	255,00	255,00	213,00	206,00
Sombras	**MEAN**	37,73	25,67	19,87	39,73	21,27
	MIN	35,00	24,00	18,00	23,00	12,00
	MAX	46,00	29,00	23,00	57,00	32,00
Cultivos	**MEAN**	46,20	36,53	40,00	50,40	97,93
	MIN	42,00	32,00	35,00	41,00	81,00
	MAX	54,00	45,00	51,00	75,00	109,00
Aguas Continentales	**MEAN**	40,87	30,20	25,20	37,67	23,73
	MIN	37,00	25,00	20,00	16,00	10,00
	MAX	46,00	35,00	35,00	101,00	59,00
Áreas abiertas	**MEAN**	93,87	114,20	149,80	119,60	160,13
	MIN	72,00	84,00	103,00	87,00	108,00
	MAX	130,00	164,00	212,00	184,00	243,00

Original						
2010		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	124,80	111,60	125,73	65,33	122,47
	MIN	106,00	92,00	101,00	52,00	96,00
	MAX	144,00	133,00	157,00	86,00	176,00
Zonas Industriales	**MEAN**	101,93	82,27	78,33	84,47	90,00
	MIN	92,00	72,00	66,00	66,00	70,00
	MAX	117,00	91,00	87,00	105,00	99,00
Pastos	**MEAN**	66,07	59,60	46,00	118,33	96,27
	MIN	64,00	55,00	38,00	100,00	78,00
	MAX	76,00	76,00	70,00	152,00	134,00
Bosques	**MEAN**	68,60	53,60	43,13	81,53	75,93

	MIN	62,00	49,00	38,00	66,00	53,00
	MAX	75,00	61,00	50,00	107,00	97,00
Nubes	**MEAN**	255,00	254,87	255,00	197,00	248,40
	MIN	255,00	253,00	255,00	153,00	223,00
	MAX	255,00	255,00	255,00	239,00	255,00
Sombras	**MEAN**	61,00	44,20	35,33	46,53	42,47
	MIN	56,00	42,00	32,00	32,00	26,00
	MAX	71,00	49,00	39,00	60,00	56,00
Cultivos	**MEAN**	78,80	65,00	74,73	58,87	156,47
	MIN	70,00	53,00	56,00	45,00	121,00
	MAX	102,00	95,00	117,00	79,00	201,00
Aguas Continentales	**MEAN**	68,00	54,00	47,07	53,53	51,53
	MIN	59,00	43,00	36,00	20,00	21,00
	MAX	88,00	72,00	65,00	96,00	76,00
Áreas abiertas	**MEAN**	163,13	189,20	234,47	128,80	243,87
	MIN	113,00	117,00	146,00	90,00	153,00
	MAX	202,00	235,00	255,00	156,00	255,00

Original						
2014		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	41,15	40,77	41,62	49,77	54,23
	MIN	37,00	38,00	38,00	42,00	46,00
	MAX	46,00	47,00	48,00	56,00	69,00
Zonas Industriales	**MEAN**	69,30	69,00	70,10	81,60	87,50
	MIN	49,00	39,00	35,00	62,00	69,00
	MAX	92,00	100,00	103,00	102,00	106,00
Pastos	**MEAN**	31,00	31,17	26,42	91,75	43,75
	MIN	30,00	29,00	25,00	84,00	34,00
	MAX	34,00	33,00	30,00	100,00	47,00
Bosques	**MEAN**	29,58	28,17	25,42	50,50	36,17
	MIN	29,00	27,00	24,00	42,00	31,00
	MAX	31,00	32,00	28,00	63,00	46,00
Nubes	**MEAN**	99,42	99,83	102,75	121,58	107,92
	MIN	77,00	76,00	79,00	97,00	96,00
	MAX	142,00	145,00	150,00	164,00	134,00
Sombras	**MEAN**	29,93	26,50	23,79	30,71	24,07
	MIN	29,00	25,00	23,00	24,00	22,00
	MAX	33,00	29,00	25,00	37,00	28,00
Cultivos	**MEAN**	32,08	29,83	30,00	41,58	65,08
	MIN	31,00	28,00	28,00	34,00	58,00
	MAX	35,00	34,00	36,00	56,00	75,00
Aguas Continentales	**MEAN**	30,67	29,25	26,42	27,33	23,25
	MIN	29,00	25,00	23,00	22,00	21,00

	MAX	33,00	32,00	30,00	42,00	31,00
Áreas abiertas	**MEAN**	52,00	63,67	71,83	83,08	98,83
	MIN	45,00	51,00	57,00	68,00	81,00
	MAX	67,00	81,00	90,00	104,00	115,00

Original						
2015		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	44,42	44,42	46,17	51,33	57,83
	MIN	40,00	39,00	40,00	45,00	51,00
	MAX	50,00	53,00	53,00	60,00	74,00
Zonas Industriales	**MEAN**	59,17	59,17	60,67	78,08	87,08
	MIN	42,00	40,00	37,00	55,00	50,00
	MAX	83,00	89,00	96,00	100,00	122,00
Pastos	**MEAN**	32,42	33,08	28,58	93,75	51,42
	MIN	31,00	31,00	26,00	68,00	45,00
	MAX	38,00	41,00	41,00	113,00	73,00
Bosques	**MEAN**	31,08	29,00	26,50	51,75	36,50
	MIN	30,00	28,00	25,00	46,00	32,00
	MAX	32,00	30,00	28,00	57,00	43,00
Nubes	**MEAN**	112,58	112,25	116,42	133,67	118,67
	MIN	87,00	87,00	88,00	108,00	102,00
	MAX	157,00	158,00	166,00	179,00	138,00
Sombras	**MEAN**	32,00	28,25	26,17	31,58	26,75
	MIN	31,00	27,00	25,00	29,00	24,00
	MAX	33,00	30,00	28,00	37,00	31,00
Cultivos	**MEAN**	34,92	33,08	34,17	48,92	71,33
	MIN	32,00	30,00	30,00	39,00	65,00
	MAX	38,00	37,00	39,00	61,00	81,00
Aguas Continentales	**MEAN**	32,42	32,00	29,00	29,17	25,25
	MIN	31,00	28,00	25,00	24,00	21,00
	MAX	37,00	37,00	38,00	39,00	33,00
Áreas abiertas	**MEAN**	56,42	68,92	79,67	92,75	106,75
	MIN	50,00	54,00	60,00	77,00	90,00
	MAX	64,00	77,00	90,00	108,00	121,00

Original						
2016		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	44,17	43,67	44,33	25,33	53,42
	MIN	40,00	37,00	36,00	13,00	41,00
	MAX	49,00	49,00	50,00	41,00	65,00
Zonas Industriales	**MEAN**	48,75	47,33	46,50	48,92	65,92
	MIN	40,00	38,00	35,00	36,00	46,00

	MAX	66,00	66,00	70,00	61,00	101,00
Pastos	**MEAN**	32,33	31,83	27,25	71,25	45,00
	MIN	31,00	31,00	26,00	44,00	39,00
	MAX	34,00	35,00	32,00	88,00	54,00
Bosques	**MEAN**	31,50	29,42	26,75	30,08	39,17
	MIN	30,00	28,00	25,00	22,00	34,00
	MAX	33,00	32,00	30,00	37,00	48,00
Nubes	**MEAN**	126,08	126,58	132,17	137,58	120,42
	MIN	77,00	76,00	77,00	89,00	92,00
	MAX	179,00	182,00	193,00	204,00	148,00
Sombras	**MEAN**	34,17	30,33	27,33	9,92	26,17
	MIN	30,00	27,00	24,00	1,00	22,00
	MAX	41,00	35,00	31,00	18,00	30,00
Cultivos	**MEAN**	33,17	30,67	30,42	16,67	58,58
	MIN	33,00	29,00	29,00	10,00	49,00
	MAX	35,00	33,00	34,00	22,00	77,00
Aguas Continentales	**MEAN**	34,00	33,00	30,08	5,42	25,58
	MIN	31,00	28,00	25,00	0,00	21,00
	MAX	39,00	39,00	35,00	14,00	32,00
Áreas abiertas	**MEAN**	49,58	59,42	67,58	61,17	95,58
	MIN	44,00	53,00	60,00	49,00	86,00
	MAX	54,00	67,00	79,00	78,00	109,00

Original						
2018		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	44,70	44,22	45,65	53,97	57,71
	MIN	41,00	40,00	40,00	47,00	49,00
	MAX	49,00	49,00	51,00	61,00	65,00
Zonas Industriales	**MEAN**	53,08	53,90	54,67	72,70	67,49
	MIN	35,00	36,00	33,00	52,00	45,00
	MAX	79,00	85,00	88,00	91,00	92,00
Pastos	**MEAN**	34,63	35,49	32,20	86,95	55,56
	MIN	33,00	33,00	29,00	72,00	48,00
	MAX	37,00	39,00	40,00	102,00	67,00
Bosques	**MEAN**	31,79	29,74	27,01	51,91	36,51
	MIN	31,00	29,00	26,00	48,00	35,00
	MAX	33,00	31,00	29,00	57,00	43,00
Nubes	**MEAN**	75,32	75,04	76,30	103,92	91,02
	MIN	50,00	49,00	48,00	69,00	60,00
	MAX	117,00	117,00	122,00	143,00	131,00
Sombras	**MEAN**	33,12	29,69	26,95	41,63	30,17
	MIN	24,00	21,00	19,00	30,00	21,00
	MAX	37,00	34,00	31,00	54,00	37,00

Cultivos	**MEAN**	34,21	31,97	32,11	45,10	64,36
	MIN	33,00	30,00	28,00	38,00	44,00
	MAX	39,00	39,00	41,00	56,00	81,00
Aguas Continentales	**MEAN**	33,42	31,25	28,72	35,80	29,67
	MIN	32,00	29,00	26,00	27,00	24,00
	MAX	37,00	38,00	34,00	56,00	43,00
Áreas abiertas	**MEAN**	49,15	58,56	67,33	81,27	95,26
	MIN	40,00	41,00	45,00	59,00	68,00
	MAX	54,00	65,00	75,00	90,00	105,00

ANEXO 8. MUESTRAS DE COBERTURAS PARA LA CLASIFICACIÓN POR ÁRBOLES DE DECISIÓN DE LA IMAGEN FUSIONADA

Fusionada						
2010		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	66,08	59,85	68,85	46,00	94,54
	MIN	40,00	44,00	56,00	25,00	81,00
	MAX	87,00	77,00	87,00	59,00	116,00
Zonas Industriales	**MEAN**	84,77	77,92	87,77	72,08	90,23
	MIN	50,00	52,00	65,00	32,00	66,00
	MAX	133,00	109,00	110,00	140,00	120,00
Pastos	**MEAN**	42,69	51,38	56,62	45,46	91,69
	MIN	36,00	47,00	51,00	38,00	86,00
	MAX	57,00	60,00	63,00	55,00	98,00
Bosques	**MEAN**	30,31	38,00	50,77	25,15	78,15
	MIN	24,00	32,00	44,00	12,00	71,00
	MAX	36,00	45,00	59,00	36,00	86,00
Nubes	**MEAN**	224,69	215,54	223,15	157,38	52,85
	MIN	202,00	182,00	205,00	119,00	38,00
	MAX	244,00	244,00	244,00	199,00	64,00
Sombras	**MEAN**	28,00	33,31	49,23	10,08	68,92
	MIN	23,00	28,00	43,00	6,00	42,00
	MAX	34,00	40,00	57,00	20,00	88,00
Cultivos	**MEAN**	59,08	47,69	52,77	70,08	100,54
	MIN	42,00	37,00	47,00	58,00	83,00
	MAX	75,00	57,00	58,00	85,00	110,00
Aguas Continentales	**MEAN**	22,46	26,08	31,23	9,69	54,85
	MIN	11,00	14,00	21,00	2,00	47,00
	MAX	31,00	33,00	40,00	19,00	65,00
Áreas abiertas	**MEAN**	124,00	94,00	81,00	121,00	95,00
	MIN	82,00	64,00	54,00	56,00	48,00
	MAX	159,00	120,00	103,00	183,00	137,00

Fusionada						
2011		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	59,46	52,15	59,77	63,92	109,00
	MIN	48,00	44,00	52,00	44,00	96,00
	MAX	75,00	64,00	69,00	86,00	122,00
Zonas Industriales	**MEAN**	60,77	60,77	71,46	69,23	80,92
	MIN	43,00	43,00	49,00	52,00	69,00
	MAX	97,00	87,00	99,00	100,00	94,00
Pastos	**MEAN**	26,15	38,54	40,31	58,69	101,54
	MIN	19,00	32,00	35,00	52,00	92,00
	MAX	34,00	45,00	48,00	67,00	109,00
Bosques	**MEAN**	20,15	24,85	30,69	41,85	87,31
	MIN	18,00	23,00	28,00	33,00	79,00
	MAX	24,00	27,00	34,00	49,00	94,00
Nubes	**MEAN**	181,77	178,15	181,15	164,23	62,62
	MIN	148,00	131,00	150,00	108,00	42,00
	MAX	203,00	203,00	202,00	208,00	77,00
Sombras	**MEAN**	21,31	27,15	40,77	18,62	74,15
	MIN	12,00	18,00	30,00	11,00	58,00
	MAX	39,00	44,00	64,00	28,00	87,00
Cultivos	**MEAN**	36,38	29,54	36,08	95,15	104,92
	MIN	22,00	16,00	20,00	54,00	73,00
	MAX	52,00	39,00	46,00	110,00	128,00
Aguas Continentales	**MEAN**	11,69	14,92	20,23	17,15	64,08
	MIN	4,00	5,00	10,00	4,00	45,00
	MAX	18,00	19,00	28,00	28,00	75,00
Áreas abiertas	**MEAN**	97,31	74,46	63,31	118,69	93,77
	MIN	66,00	49,00	43,00	86,00	75,00
	MAX	176,00	131,00	104,00	191,00	130,00

Fusionada						
2012		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	78,92	72,77	83,23	45,85	97,00
	MIN	71,00	65,00	77,00	38,00	73,00
	MAX	88,00	82,00	91,00	72,00	109,00
Zonas Industriales	**MEAN**	63,62	68,00	81,23	38,69	79,08
	MIN	53,00	58,00	70,00	32,00	65,00
	MAX	86,00	84,00	91,00	47,00	90,00
Pastos	**MEAN**	45,23	60,62	66,08	42,85	90,62
	MIN	39,00	55,00	60,00	36,00	79,00
	MAX	55,00	67,00	70,00	47,00	96,00
Bosques	**MEAN**	38,62	47,54	61,62	27,85	78,38

	MIN	32,00	42,00	54,00	17,00	65,00
	MAX	43,00	54,00	68,00	38,00	86,00
Nubes	**MEAN**	197,93	186,93	203,07	122,14	49,64
	MIN	159,00	149,00	165,00	81,00	30,00
	MAX	243,00	240,00	243,00	189,00	76,00
Sombras	**MEAN**	51,00	58,23	76,08	22,92	50,31
	MIN	34,00	42,00	58,00	5,00	25,00
	MAX	66,00	72,00	90,00	48,00	81,00
Cultivos	**MEAN**	60,62	53,31	63,62	62,85	94,85
	MIN	51,00	45,00	58,00	43,00	82,00
	MAX	81,00	67,00	73,00	80,00	121,00
Aguas Continentales	**MEAN**	29,15	34,31	46,54	7,08	56,00
	MIN	21,00	26,00	38,00	2,00	44,00
	MAX	37,00	40,00	53,00	20,00	65,00
Áreas abiertas	**MEAN**	134,54	103,62	86,62	121,31	104,31
	MIN	105,00	85,00	75,00	84,00	79,00
	MAX	155,00	119,00	99,00	152,00	132,00

Fusionada						
2013		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	78,92	72,77	83,23	45,85	97,00
	MIN	71,00	65,00	77,00	38,00	73,00
	MAX	88,00	82,00	91,00	72,00	109,00
Zonas Industriales	**MEAN**	63,62	68,00	81,23	38,69	79,08
	MIN	53,00	58,00	70,00	32,00	65,00
	MAX	86,00	84,00	91,00	47,00	90,00
Pastos	**MEAN**	45,23	60,62	66,08	42,85	90,62
	MIN	39,00	55,00	60,00	36,00	79,00
	MAX	55,00	67,00	70,00	47,00	96,00
Bosques	**MEAN**	38,62	47,54	61,62	27,85	78,38
	MIN	32,00	42,00	54,00	17,00	65,00
	MAX	43,00	54,00	68,00	38,00	86,00
Nubes	**MEAN**	197,93	186,93	203,07	122,14	49,64
	MIN	159,00	149,00	165,00	81,00	30,00
	MAX	243,00	240,00	243,00	189,00	76,00
Sombras	**MEAN**	51,00	58,23	76,08	22,92	50,31
	MIN	34,00	42,00	58,00	5,00	25,00
	MAX	66,00	72,00	90,00	48,00	81,00
Cultivos	**MEAN**	60,62	53,31	63,62	62,85	94,85
	MIN	51,00	45,00	58,00	43,00	82,00
	MAX	81,00	67,00	73,00	80,00	121,00
Aguas Continentales	**MEAN**	29,15	34,31	46,54	7,08	56,00
	MIN	21,00	26,00	38,00	2,00	44,00

	MAX	37,00	40,00	53,00	20,00	65,00
Áreas abiertas	**MEAN**	134,54	103,62	86,62	121,31	104,31
	MIN	105,00	85,00	75,00	84,00	79,00
	MAX	155,00	119,00	99,00	152,00	132,00

Fusion Rbio1.3						
2014		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanizadas	**MEAN**	24,80	22,34	25,45	25,07	28,23
	MIN	20,00	17,00	22,00	13,00	19,00
	MAX	39,00	33,00	38,00	37,00	40,00
Zonas Industriales	**MEAN**	35,70	31,78	32,23	48,45	44,89
	MIN	19,00	12,00	14,00	32,00	21,00
	MAX	73,00	75,00	80,00	80,00	67,00
Pastos	**MEAN**	11,91	10,09	8,36	55,27	24,64
	MIN	9,00	7,00	4,00	30,00	17,00
	MAX	16,00	15,00	18,00	68,00	38,00
Bosques	**MEAN**	8,00	6,65	6,55	37,18	16,82
	MIN	9,00	5,00	3,00	28,00	13,00
	MAX	15,00	10,00	7,00	45,00	23,00
Nubes	**MEAN**	99,18	87,55	98,36	100,82	88,91
	MIN	55,00	53,00	57,00	71,00	67,00
	MAX	130,00	114,00	121,00	122,00	113,00
Sombras	**MEAN**	11,36	5,27	4,24	8,92	4,06
	MIN	8,00	3,00	3,00	4,00	2,00
	MAX	13,00	7,00	7,00	16,00	9,00
Cultivos	**MEAN**	15,55	12,18	13,36	21,91	39,00
	MIN	11,00	6,00	7,00	13,00	23,00
	MAX	20,00	20,00	21,00	30,00	49,00
Aguas Continentales	**MEAN**	11,22	9,11	7,78	13,11	9,22
	MIN	8,00	5,00	6,00	4,00	1,00
	MAX	13,00	12,00	10,00	21,00	14,00
Áreas abiertas	**MEAN**	33,76	46,88	60,78	65,00	72,55
	MIN	25,00	33,00	42,00	43,00	50,00
	MAX	48,00	54,00	80,00	79,00	81,00

Fusion Rbio1.3						
2015		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	25,00	22,09	25,73	25,36	28,82
	MIN	21,00	18,00	21,00	13,00	23,00
	MAX	38,00	35,00	37,00	37,00	40,00
	MEAN	35,83	31,17	32,92	48,75	44,17

Zonas Industriales	**MIN**	20,00	10,00	10,00	32,00	22,00
	MAX	70,00	73,00	81,00	81,00	65,00
Pastos	**MEAN**	11,91	10,09	8,36	55,27	24,64
	MIN	9,00	7,00	4,00	30,00	17,00
	MAX	16,00	15,00	18,00	68,00	38,00
Bosques	**MEAN**	9,00	6,55	5,55	32,18	14,82
	MIN	8,00	5,00	4,00	27,00	11,00
	MAX	11,00	8,00	7,00	42,00	18,00
Nubes	**MEAN**	97,18	89,55	95,36	98,82	85,91
	MIN	57,00	53,00	57,00	71,00	67,00
	MAX	124,00	114,00	121,00	122,00	113,00
Sombras	**MEAN**	10,36	5,27	4,91	8,82	3,91
	MIN	8,00	3,00	3,00	4,00	0,00
	MAX	13,00	7,00	7,00	16,00	8,00
Cultivos	**MEAN**	14,55	10,18	13,36	21,91	39,00
	MIN	11,00	6,00	7,00	13,00	23,00
	MAX	19,00	16,00	21,00	30,00	48,00
Aguas Continentales	**MEAN**	11,22	9,11	7,78	13,11	7,22
	MIN	8,00	4,00	4,00	4,00	0,00
	MAX	13,00	12,00	10,00	21,00	14,00
Áreas abiertas	**MEAN**	35,55	46,73	60,64	63,00	75,55
	MIN	29,00	33,00	42,00	46,00	56,00
	MAX	44,00	54,00	70,00	78,00	87,00

Fusion Rbio1.3						
2016		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	MEAN	48,36	46,09	47,45	30,91	36,18
	MIN	41,00	38,00	39,00	19,00	26,00
	MAX	54,00	52,00	55,00	37,00	42,00
Zonas Industriales	MEAN	57,27	56,36	56,64	59,27	49,09
	MIN	40,00	41,00	38,00	43,00	25,00
	MAX	76,00	79,00	82,00	94,00	77,00
Pastos	MEAN	34,64	33,36	28,45	70,82	24,00
	MIN	33,00	31,00	26,00	53,00	18,00
	MAX	37,00	36,00	32,00	88,00	34,00
Bosques	MEAN	33,36	30,91	27,64	35,00	19,18
	MIN	32,00	29,00	26,00	31,00	16,00
	MAX	36,00	35,00	31,00	41,00	25,00
Nubes	MEAN	116,82	114,91	119,64	119,36	96,82
	MIN	82,00	81,00	83,00	79,00	68,00
	MAX	180,00	180,00	189,00	195,00	123,00

Sombras	MEAN	34,64	30,36	27,82	11,00	5,91
	MIN	32,00	27,00	25,00	4,00	2,00
	MAX	43,00	37,00	33,00	18,00	10,00
Cultivos	MEAN	36,09	32,82	32,73	21,91	37,91
	MIN	34,00	30,00	29,00	11,00	30,00
	MAX	41,00	39,00	42,00	32,00	48,00
Aguas Continentales	MEAN	35,64	34,64	31,27	15,73	10,36
	MIN	35,00	31,00	28,00	6,00	3,00
	MAX	37,00	40,00	35,00	25,00	19,00
Áreas abiertas	MEAN	52,55	61,55	69,36	63,18	72,00
	MIN	50,00	54,00	59,00	49,00	57,00
	MAX	59,00	71,00	85,00	76,00	91,00

Fusion Rbio1.3						
2018		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	48,82	48,36	49,82	38,64	34,55
	MIN	44,00	42,00	41,00	28,00	24,00
	MAX	58,00	57,00	59,00	61,00	50,00
Zonas Industriales	**MEAN**	55,36	52,91	52,18	63,73	42,00
	MIN	42,00	38,00	36,00	43,00	21,00
	MAX	88,00	95,00	98,00	104,00	79,00
Pastos	**MEAN**	35,00	35,00	30,27	84,55	27,91
	MIN	34,00	32,00	28,00	73,00	21,00
	MAX	36,00	38,00	35,00	106,00	34,00
Bosques	**MEAN**	34,27	32,36	29,36	39,00	18,27
	MIN	33,00	30,00	28,00	34,00	14,00
	MAX	36,00	35,00	32,00	45,00	24,00
Nubes	**MEAN**	84,83	85,00	87,33	111,25	75,17
	MIN	65,00	63,00	63,00	76,00	50,00
	MAX	113,00	114,00	119,00	147,00	98,00
Sombras	**MEAN**	34,22	29,89	27,00	20,33	7,89
	MIN	32,00	28,00	26,00	15,00	5,00
	MAX	36,00	32,00	28,00	25,00	11,00
Cultivos	**MEAN**	36,73	34,18	34,64	27,64	41,27
	MIN	35,00	31,00	31,00	17,00	31,00
	MAX	40,00	39,00	41,00	39,00	52,00
Aguas Continentales	**MEAN**	35,45	33,64	30,27	15,82	10,55
	MIN	33,00	29,00	26,00	1,00	1,00
	MAX	40,00	41,00	37,00	23,00	14,00
Áreas abiertas	**MEAN**	50,45	60,09	68,45	71,73	65,45
	MIN	45,00	50,00	55,00	58,00	52,00
	MAX	60,00	69,00	78,00	88,00	76,00

ANEXO 9. MUESTRAS DE COBERTURAS PARA LA CLASIFICACIÓN POR ÁRBOLES DE DECISIÓN DE LA IMAGEN CONTOURLET

Contourlet						
2010		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	62,00	56,00	64,62	61,23	143,62
	MIN	51,00	49,00	57,00	48,00	130,00
	MAX	72,00	64,00	73,00	75,00	151,00
Zonas Industriales	**MEAN**	63,85	62,69	73,00	61,31	125,31
	MIN	43,00	46,00	57,00	39,00	93,00
	MAX	94,00	85,00	93,00	87,00	142,00
Pastos	**MEAN**	39,77	44,77	48,31	62,85	134,62
	MIN	26,00	33,00	37,00	53,00	125,00
	MAX	46,00	57,00	60,00	75,00	142,00
Bosques	**MEAN**	25,31	29,00	36,00	40,46	122,23
	MIN	16,00	20,00	30,00	18,00	109,00
	MAX	42,00	42,00	45,00	74,00	136,00
Nubes	**MEAN**	245,23	239,15	244,77	205,15	103,23
	MIN	182,00	165,00	188,00	94,00	98,00
	MAX	255,00	255,00	255,00	246,00	106,00
Sombras	**MEAN**	25,82	30,55	42,91	22,82	122,82
	MIN	24,00	28,00	37,00	16,00	95,00
	MAX	30,00	35,00	47,00	31,00	135,00
Cultivos	**MEAN**	46,38	40,85	47,00	80,46	143,92
	MIN	27,00	26,00	33,00	48,00	131,00
	MAX	73,00	60,00	66,00	104,00	159,00
Aguas Continentales	**MEAN**	14,46	17,38	21,69	19,92	108,62
	MIN	3,00	3,00	4,00	8,00	93,00
	MAX	22,00	25,00	32,00	36,00	121,00
Áreas abiertas	**MEAN**	145,00	109,31	90,85	177,54	151,23
	MIN	113,00	85,00	72,00	118,00	125,00
	MAX	191,00	142,00	109,00	215,00	190,00

Contourlet						
2011		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	87,00	80,38	94,54	85,00	138,00
	MIN	70,00	71,00	83,00	75,00	127,00
	MAX	113,00	102,00	112,00	111,00	146,00
Zonas Industriales	**MEAN**	95,08	94,38	111,23	91,62	123,77
	MIN	58,00	60,00	83,00	41,00	108,00
	MAX	143,00	129,00	148,00	122,00	134,00

Pastos	**MEAN**	46,62	61,46	69,77	79,77	129,85
	MIN	31,00	44,00	53,00	69,00	122,00
	MAX	63,00	71,00	80,00	96,00	138,00
Bosques	**MEAN**	36,23	43,77	56,85	53,31	115,62
	MIN	26,00	32,00	50,00	24,00	100,00
	MAX	52,00	61,00	75,00	91,00	127,00
Nubes	**MEAN**	250,31	250,31	250,31	243,54	106,08
	MIN	232,00	232,00	232,00	215,00	102,00
	MAX	255,00	255,00	255,00	255,00	113,00
Sombras	**MEAN**	30,27	38,27	57,00	27,64	115,18
	MIN	23,00	30,00	45,00	21,00	95,00
	MAX	37,00	46,00	66,00	33,00	127,00
Cultivos	**MEAN**	60,00	54,38	67,46	116,46	133,46
	MIN	39,00	36,00	49,00	90,00	117,00
	MAX	76,00	69,00	83,00	157,00	153,00
Aguas Continentales	**MEAN**	29,62	36,62	46,15	34,23	109,00
	MIN	23,00	26,00	37,00	12,00	94,00
	MAX	44,00	56,00	61,00	65,00	125,00
Áreas abiertas	**MEAN**	162,00	126,38	111,62	183,08	126,23
	MIN	125,00	101,00	92,00	147,00	114,00
	MAX	234,00	176,00	148,00	254,00	157,00

Contourlet						
2012		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	66,38	60,85	70,08	65,23	142,92
	MIN	54,00	52,00	61,00	51,00	129,00
	MAX	76,00	70,00	79,00	88,00	154,00
Zonas Industriales	**MEAN**	68,31	68,08	79,31	72,62	137,23
	MIN	36,00	42,00	52,00	48,00	125,00
	MAX	123,00	110,00	120,00	117,00	166,00
Pastos	**MEAN**	38,31	47,54	50,62	64,15	133,69
	MIN	27,00	37,00	39,00	54,00	126,00
	MAX	62,00	63,00	66,00	79,00	148,00
Bosques	**MEAN**	23,85	29,38	38,38	36,31	119,54
	MIN	18,00	22,00	33,00	14,00	105,00
	MAX	34,00	38,00	45,00	70,00	131,00
Nubes	**MEAN**	214,15	201,38	217,23	166,92	101,15
	MIN	122,00	115,00	135,00	101,00	85,00
	MAX	255,00	255,00	255,00	242,00	117,00
Sombras	**MEAN**	18,09	22,09	32,64	17,27	108,09
	MIN	12,00	15,00	23,00	12,00	95,00
	MAX	23,00	27,00	39,00	26,00	121,00
Cultivos	**MEAN**	44,23	39,31	47,38	86,31	138,46

	MIN	29,00	28,00	36,00	51,00	127,00
	MAX	67,00	56,00	58,00	110,00	158,00
Aguas Continentales	**MEAN**	16,38	19,85	25,23	18,85	109,08
	MIN	12,00	15,00	18,00	8,00	98,00
	MAX	21,00	27,00	35,00	38,00	123,00
Áreas abiertas	**MEAN**	133,31	102,46	86,15	160,77	144,31
	MIN	94,00	80,00	69,00	89,00	128,00
	MAX	182,00	138,00	108,00	207,00	173,00

Contourlet						
2013		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	114,46	103,69	117,54	114,62	145,77
	MIN	99,00	93,00	106,00	91,00	133,00
	MAX	132,00	117,00	133,00	148,00	158,00
Zonas Industriales	**MEAN**	85,15	87,62	103,38	102,31	130,00
	MIN	40,00	47,00	56,00	62,00	114,00
	MAX	123,00	120,00	131,00	138,00	147,00
Pastos	**MEAN**	51,46	67,38	74,46	97,85	136,31
	MIN	32,00	51,00	57,00	83,00	120,00
	MAX	79,00	90,00	90,00	130,00	147,00
Bosques	**MEAN**	41,92	49,15	62,77	71,62	124,69
	MIN	34,00	41,00	57,00	46,00	114,00
	MAX	57,00	61,00	72,00	110,00	142,00
Nubes	**MEAN**	243,85	239,31	244,23	233,92	104,23
	MIN	208,00	193,00	218,00	175,00	96,00
	MAX	255,00	255,00	255,00	255,00	113,00
Sombras	**MEAN**	39,46	47,69	66,77	36,85	110,62
	MIN	34,00	41,00	58,00	27,00	96,00
	MAX	52,00	60,00	81,00	49,00	123,00
Cultivos	**MEAN**	75,23	66,85	77,69	152,62	147,23
	MIN	52,00	47,00	63,00	128,00	123,00
	MAX	111,00	89,00	96,00	182,00	183,00
Aguas Continentales	**MEAN**	36,23	41,15	50,00	38,62	107,46
	MIN	18,00	21,00	28,00	18,00	92,00
	MAX	61,00	67,00	74,00	58,00	128,00
Áreas abiertas	**MEAN**	208,38	167,77	146,31	227,69	134,54
	MIN	148,00	122,00	111,00	154,00	117,00
	MAX	255,00	218,00	182,00	255,00	147,00

Contourlet					
2014	**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**

Zonas Urbanadas	**MEAN**	41,64	40,73	41,27	47,27	51,09
	MIN	36,00	35,00	37,00	39,00	42,00
	MAX	49,00	48,00	45,00	57,00	60,00
Zonas Industriales	**MEAN**	44,58	45,25	46,75	63,08	57,08
	MIN	32,00	34,00	36,00	50,00	38,00
	MAX	77,00	76,00	73,00	76,00	95,00
Pastos	**MEAN**	28,27	32,18	31,45	86,45	49,45
	MIN	24,00	30,00	29,00	66,00	37,00
	MAX	35,00	36,00	35,00	105,00	62,00
Bosques	**MEAN**	25,64	28,55	29,82	54,45	38,45
	MIN	23,00	26,00	28,00	45,00	31,00
	MAX	29,00	32,00	32,00	61,00	45,00
Nubes	**MEAN**	102,64	99,45	100,09	121,36	105,55
	MIN	61,00	62,00	66,00	77,00	61,00
	MAX	175,00	166,00	164,00	192,00	151,00
Sombras	**MEAN**	24,36	27,09	30,45	31,36	23,27
	MIN	22,00	24,00	28,00	26,00	20,00
	MAX	28,00	30,00	34,00	38,00	29,00
Cultivos	**MEAN**	32,09	31,36	33,18	41,27	62,00
	MIN	28,00	28,00	31,00	33,00	56,00
	MAX	38,00	35,00	36,00	47,00	73,00
Aguas Continentales	**MEAN**	26,11	29,67	30,11	31,33	28,67
	MIN	22,00	24,00	26,00	26,00	23,00
	MAX	29,00	33,00	33,00	42,00	42,00
Áreas abiertas	**MEAN**	69,11	61,56	51,56	80,56	93,44
	MIN	58,00	53,00	45,00	70,00	78,00
	MAX	85,00	71,00	59,00	92,00	111,00

Contourlet						
2015		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	44,36	42,91	43,82	48,82	54,00
	MIN	33,00	32,00	34,00	38,00	40,00
	MAX	61,00	54,00	54,00	64,00	74,00
Zonas Industriales	**MEAN**	60,27	58,45	57,09	78,64	75,09
	MIN	37,00	39,00	40,00	52,00	49,00
	MAX	95,00	94,00	90,00	111,00	106,00
Pastos	**MEAN**	30,55	33,36	33,45	84,64	53,91
	MIN	25,00	29,00	30,00	66,00	42,00
	MAX	38,00	37,00	36,00	109,00	73,00
Bosques	**MEAN**	26,45	29,55	30,73	57,27	39,64
	MIN	25,00	28,00	30,00	49,00	34,00
	MAX	28,00	31,00	32,00	63,00	46,00
Nubes	**MEAN**	119,40	115,10	115,10	136,00	114,60

	MIN	81,00	78,00	79,00	97,00	92,00
	MAX	192,00	185,00	178,00	208,00	148,00
Sombras	**MEAN**	24,82	27,36	31,00	31,64	26,73
	MIN	23,00	26,00	30,00	23,00	20,00
	MAX	27,00	30,00	32,00	40,00	32,00
Cultivos	**MEAN**	30,82	30,91	33,64	40,55	64,64
	MIN	28,00	29,00	32,00	35,00	46,00
	MAX	41,00	40,00	41,00	51,00	74,00
Aguas Continentales	**MEAN**	28,18	31,18	32,00	34,09	29,18
	MIN	24,00	26,00	30,00	24,00	20,00
	MAX	30,00	34,00	34,00	46,00	40,00
Áreas abiertas	**MEAN**	77,91	67,36	55,09	91,09	105,45
	MIN	59,00	53,00	45,00	67,00	81,00
	MAX	91,00	80,00	65,00	113,00	123,00

Contourlet						
2016		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	41,75	40,63	42,00	48,38	51,50
	MIN	39,00	37,00	39,00	46,00	45,00
	MAX	48,00	45,00	46,00	52,00	59,00
Zonas Industriales	**MEAN**	57,25	57,63	56,25	72,50	68,00
	MIN	39,00	41,00	43,00	47,00	48,00
	MAX	102,00	101,00	93,00	109,00	107,00
Pastos	**MEAN**	31,77	34,67	35,23	84,29	53,41
	MIN	24,00	27,00	29,00	68,00	1,00
	MAX	40,00	37,00	38,00	129,00	78,00
Bosques	**MEAN**	28,44	30,77	32,05	56,00	40,32
	MIN	26,00	28,00	30,00	51,00	34,00
	MAX	29,00	32,00	33,00	64,00	44,00
Nubes	**MEAN**	119,40	115,10	115,10	136,00	114,60
	MIN	81,00	78,00	79,00	97,00	92,00
	MAX	192,00	185,00	178,00	208,00	148,00
Sombras	**MEAN**	24,82	27,36	31,00	31,64	26,73
	MIN	23,00	26,00	30,00	23,00	20,00
	MAX	27,00	30,00	32,00	40,00	32,00
Cultivos	**MEAN**	30,82	30,91	33,64	40,55	64,64
	MIN	28,00	29,00	32,00	35,00	46,00
	MAX	41,00	40,00	41,00	51,00	74,00
Aguas Continentales	**MEAN**	28,18	31,18	32,58	30,87	30,29
	MIN	24,00	26,00	30,00	24,00	20,00
	MAX	30,00	34,00	34,00	46,00	40,00
Áreas abiertas	**MEAN**	80,16	66,72	55,91	91,22	110,01
	MIN	59,00	53,00	45,00	67,00	81,00

	MAX	91,00	80,00	65,00	113,00	123,00

Contourlet						
2018		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	40,67	42,78	44,45	50,26	50,99
	MIN	33,00	35,00	34,00	40,00	45,00
	MAX	50,00	48,00	46,00	53,00	58,00
Zonas Industriales	**MEAN**	58,33	56,85	57,08	74,69	68,80
	MIN	39,00	41,00	46,00	46,00	48,00
	MAX	103,00	100,00	97,00	112,00	105,00
Pastos	**MEAN**	32,22	35,04	36,71	84,39	54,12
	MIN	24,00	27,00	28,00	65,00	3,00
	MAX	42,00	39,00	45,00	130,00	80,00
Bosques	**MEAN**	26,88	30,96	35,05	56,00	40,32
	MIN	26,00	28,00	30,00	51,00	34,00
	MAX	29,00	32,00	37,00	64,00	44,00
Nubes	**MEAN**	120,34	116,39	114,62	138,00	112,82
	MIN	81,00	78,00	79,00	97,00	92,00
	MAX	200,00	180,00	179,00	210,00	149,00
Sombras	**MEAN**	24,82	27,36	31,00	31,64	26,73
	MIN	23,00	26,00	30,00	23,00	20,00
	MAX	27,00	30,00	32,00	40,00	32,00
Cultivos	**MEAN**	32,67	30,56	33,64	40,55	64,64
	MIN	28,00	29,00	32,00	35,00	46,00
	MAX	41,00	40,00	41,00	51,00	74,00
Aguas Continentales	**MEAN**	29,14	32,20	32,58	30,87	30,29
	MIN	24,00	27,00	30,00	23,00	20,00
	MAX	33,00	35,00	35,00	48,00	41,00
Áreas abiertas	**MEAN**	80,16	66,72	55,91	91,22	110,01
	MIN	61,00	55,00	46,00	66,00	85,00
	MAX	93,00	80,00	65,00	113,00	123,00

ANEXO 10. MUESTRAS DE COBERTURAS PARA LA CLASIFICACIÓN POR ÁRBOLES DE DECISIÓN DE LA IMAGEN CONTOURLET CON LA MEJOR FUSION

Contourlet con la Mejor fusión bior2.2						
2010		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	58,08	50,54	55,69	43,15	96,23
	MIN	49,00	42,00	47,00	32,00	86,00
	MAX	75,00	63,00	65,00	64,00	106,00
	MEAN	53,46	52,69	61,92	44,15	82,46

Zonas Industriales	**MIN**	34,00	34,00	45,00	22,00	70,00
	MAX	92,00	81,00	86,00	88,00	93,00
Pastos	**MEAN**	33,00	41,85	43,69	41,62	88,62
	MIN	26,00	35,00	37,00	35,00	84,00
	MAX	46,00	51,00	50,00	47,00	95,00
Bosques	**MEAN**	19,31	24,77	34,08	20,77	73,54
	MIN	16,00	21,00	29,00	15,00	66,00
	MAX	24,00	32,00	42,00	26,00	80,00
Nubes	**MEAN**	224,92	214,38	224,38	157,31	51,38
	MIN	195,00	177,00	195,00	94,00	32,00
	MAX	247,00	247,00	247,00	193,00	62,00
Sombras	**MEAN**	18,45	21,91	33,82	11,91	76,91
	MIN	7,00	10,00	16,00	5,00	63,00
	MAX	26,00	28,00	42,00	19,00	87,00
Cultivos	**MEAN**	49,62	38,38	40,00	61,62	92,62
	MIN	37,00	31,00	34,00	49,00	76,00
	MAX	67,00	49,00	48,00	74,00	107,00
Aguas Continentales	**MEAN**	10,15	12,46	14,92	9,77	60,23
	MIN	4,00	5,00	6,00	2,00	53,00
	MAX	15,00	19,00	21,00	17,00	74,00
Áreas abiertas	**MEAN**	133,77	97,08	76,69	137,77	102,54
	MIN	95,00	63,00	51,00	87,00	75,00
	MAX	171,00	127,00	100,00	194,00	129,00

Contourlet con la Mejor fusión bior2.2						
2011		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanizadas	**MEAN**	59,62	52,46	61,15	64,54	108,69
	MIN	47,00	44,00	51,00	47,00	98,00
	MAX	70,00	58,00	70,00	86,00	120,00
Zonas Industriales	**MEAN**	56,54	57,38	67,77	65,85	89,15
	MIN	42,00	43,00	55,00	50,00	74,00
	MAX	72,00	71,00	80,00	94,00	110,00
Pastos	**MEAN**	29,92	41,00	45,23	55,69	98,23
	MIN	24,00	34,00	37,00	47,00	88,00
	MAX	38,00	51,00	56,00	60,00	114,00
Bosques	**MEAN**	18,69	23,31	30,69	35,77	85,62
	MIN	12,00	15,00	23,00	18,00	71,00
	MAX	28,00	32,00	39,00	53,00	100,00
Nubes	**MEAN**	170,31	165,54	170,31	148,85	55,62
	MIN	150,00	140,00	154,00	102,00	44,00
	MAX	200,00	199,00	198,00	198,00	71,00
Sombras	**MEAN**	18,36	22,55	34,82	18,73	73,73
	MIN	9,00	13,00	21,00	12,00	60,00

	MAX	31,00	34,00	48,00	29,00	88,00
Cultivos	**MEAN**	34,62	28,92	36,00	83,54	99,85
	MIN	25,00	22,00	29,00	58,00	89,00
	MAX	44,00	35,00	43,00	113,00	116,00
Aguas Continentales	**MEAN**	8,67	10,92	15,00	14,92	70,85
	MIN	1,00	2,00	3,00	4,00	56,00
	MAX	17,00	18,00	25,00	32,00	82,00
Áreas abiertas	**MEAN**	95,46	73,46	62,62	118,23	89,08
	MIN	68,00	59,00	45,00	66,00	69,00
	MAX	130,00	102,00	78,00	149,00	129,00

Contourlet con la Mejor fusión bior2.2						
2012		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	66,46	56,85	62,15	47,46	93,08
	MIN	54,00	45,00	54,00	38,00	77,00
	MAX	76,00	65,00	71,00	65,00	100,00
Zonas Industriales	**MEAN**	52,62	54,38	63,92	43,15	81,77
	MIN	37,00	39,00	48,00	23,00	64,00
	MAX	82,00	78,00	84,00	79,00	113,00
Pastos	**MEAN**	33,62	47,69	48,23	43,46	91,46
	MIN	25,00	39,00	41,00	37,00	86,00
	MAX	45,00	54,00	55,00	52,00	97,00
Bosques	**MEAN**	21,77	30,46	40,85	27,62	76,62
	MIN	17,00	23,00	33,00	18,00	66,00
	MAX	26,00	38,00	51,00	46,00	88,00
Nubes	**MEAN**	172,62	159,46	174,46	106,69	57,46
	MIN	110,00	103,00	113,00	86,00	41,00
	MAX	238,00	238,00	238,00	150,00	85,00
Sombras	**MEAN**	23,36	30,09	44,45	16,00	54,00
	MIN	9,00	18,00	31,00	5,00	31,00
	MAX	35,00	42,00	60,00	33,00	73,00
Cultivos	**MEAN**	46,62	36,31	42,62	71,92	102,38
	MIN	27,00	21,00	31,00	50,00	85,00
	MAX	61,00	48,00	57,00	85,00	117,00
Aguas Continentales	**MEAN**	12,85	15,54	20,38	8,85	58,15
	MIN	2,00	4,00	6,00	1,00	44,00
	MAX	24,00	22,00	30,00	27,00	69,00
Áreas abiertas	**MEAN**	132,08	96,15	69,69	128,46	109,15
	MIN	105,00	77,00	46,00	92,00	73,00
	MAX	182,00	129,00	91,00	173,00	163,00

Fusionada Contourlet						
2013		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	82,85	72,92	81,77	76,92	123,62
	MIN	75,00	66,00	76,00	65,00	101,00
	MAX	98,00	83,00	92,00	118,00	138,00
Zonas Industriales	**MEAN**	60,85	63,23	76,38	69,38	102,15
	MIN	39,00	46,00	54,00	56,00	85,00
	MAX	87,00	83,00	102,00	92,00	121,00
Pastos	**MEAN**	32,69	44,46	47,08	72,92	114,38
	MIN	25,00	37,00	38,00	62,00	105,00
	MAX	50,00	52,00	53,00	94,00	125,00
Bosques	**MEAN**	27,31	34,77	42,46	47,23	97,92
	MIN	23,00	31,00	39,00	38,00	91,00
	MAX	37,00	40,00	46,00	57,00	110,00
Nubes	**MEAN**	204,15	204,08	206,08	185,00	68,69
	MIN	151,00	143,00	161,00	104,00	43,00
	MAX	232,00	235,00	234,00	216,00	86,00
Sombras	**MEAN**	29,27	36,18	51,00	27,91	81,55
	MIN	23,00	28,00	38,00	19,00	67,00
	MAX	46,00	53,00	73,00	41,00	96,00
Cultivos	**MEAN**	48,62	39,46	45,46	121,08	126,85
	MIN	24,00	19,00	25,00	100,00	107,00
	MAX	105,00	74,00	67,00	144,00	145,00
Aguas Continentales	**MEAN**	15,77	18,69	22,92	24,54	78,46
	MIN	5,00	7,00	10,00	8,00	64,00
	MAX	31,00	35,00	42,00	53,00	97,00
Áreas abiertas	**MEAN**	181,08	145,31	118,31	190,46	116,31
	MIN	150,00	117,00	91,00	159,00	93,00
	MAX	231,00	229,00	197,00	228,00	153,00

Contourlet con la Mejor fusión Rbio1.3						
2014		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanizadas	**MEAN**	25,5	22,0	32,6	24,3	38,5
	MIN	22,0	18,0	28,0	20,0	33,0
	MAX	31,0	28,0	39,0	30,0	48,0
Aguas Continentales	**MEAN**	7,9	9,3	16,0	10,8	16,7
	MIN	4,0	4,0	12,0	3,0	8,0
	MAX	10,0	13,0	19,0	18,0	28,0
Zonas industriales	**MEAN**	37,4	34,1	46,7	47,9	58,3
	MIN	8,0	8,0	26,0	26,0	27,0
	MAX	91,0	86,0	98,0	79,0	100,0
Sombras	**MEAN**	5,5	5,5	14,7	6,4	8,4
	MIN	4,0	4,0	13,0	0,0	4,0

	MAX	8,0	7,0	17,0	14,0	15,0
Nubes	**MEAN**	93,2	85,2	114,8	103,7	107,7
	MIN	53,0	49,0	68,0	68,0	76,0
	MAX	166,0	153,0	204,0	169,0	149,0
Áreas Abiertas	**MEAN**	55,9	42,1	43,4	58,3	84,2
	MIN	31,0	20,0	23,0	37,0	56,0
	MAX	73,0	57,0	57,0	76,0	112,0
Cultivos	**MEAN**	15,1	10,6	20,2	19,2	51,9
	MIN	10,0	7,0	17,0	11,0	41,0
	MAX	24,0	17,0	26,0	30,0	67,0
Pastos	**MEAN**	10,1	12,4	18,0	64,3	34,2
	MIN	7,0	10,0	15,0	42,0	25,0
	MAX	17,0	17,0	23,0	75,0	48,0
Bosques	**MEAN**	8,5	8,2	15,7	31,5	25,7
	MIN	7,0	6,0	14,0	22,0	17,0
	MAX	10,0	10,0	17,0	40,0	38,0

Contourlet con la Mejor fusión Rbio1.3						
2015		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	24,82	21,18	24,82	27,91	29,45
	MIN	18,00	15,00	17,00	22,00	20,00
	MAX	51,00	45,00	54,00	55,00	63,00
Zonas Industriales	**MEAN**	39,00	36,82	39,91	47,18	48,82
	MIN	20,00	18,00	17,00	28,00	28,00
	MAX	64,00	69,00	76,00	77,00	80,00
Pastos	**MEAN**	12,36	10,64	8,36	57,36	23,18
	MIN	11,00	8,00	6,00	42,00	17,00
	MAX	18,00	18,00	19,00	70,00	36,00
Bosques	**MEAN**	9,82	6,82	5,91	28,73	13,36
	MIN	7,00	5,00	4,00	20,00	5,00
	MAX	13,00	9,00	8,00	33,00	20,00
Nubes	**MEAN**	93,00	85,55	90,55	93,36	77,36
	MIN	47,00	41,00	43,00	48,00	42,00
	MAX	147,00	134,00	142,00	137,00	105,00
Sombras	**MEAN**	9,91	4,82	4,36	8,82	4,55
	MIN	7,00	3,00	3,00	3,00	0,00
	MAX	17,00	10,00	8,00	21,00	14,00
Cultivos	**MEAN**	13,73	9,18	11,82	20,73	39,36
	MIN	11,00	5,00	7,00	14,00	29,00
	MAX	18,00	15,00	18,00	28,00	48,00
Aguas Continentales	**MEAN**	11,91	9,64	8,27	12,55	6,91
	MIN	9,00	5,00	3,00	3,00	0,00
	MAX	14,00	13,00	11,00	21,00	13,00

Áreas abiertas	**MEAN**	35,64	45,00	57,27	59,82	70,18
	MIN	29,00	32,00	40,00	39,00	48,00
	MAX	43,00	57,00	70,00	74,00	83,00

Contourlet con la Mejor fusión Rbio1.3						
2016		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	23,82	19,73	24,91	29,36	31,82
	MIN	14,00	14,00	19,00	21,00	21,00
	MAX	33,00	27,00	32,00	41,00	43,00
Zonas Industriales	**MEAN**	35,00	31,82	35,91	54,64	48,27
	MIN	14,00	14,00	23,00	40,00	23,00
	MAX	76,00	68,00	67,00	84,00	87,00
Pastos	**MEAN**	9,00	11,36	14,55	72,09	29,00
	MIN	5,00	7,00	12,00	57,00	19,00
	MAX	16,00	17,00	17,00	96,00	44,00
Bosques	**MEAN**	6,27	7,36	12,45	38,55	20,64
	MIN	4,00	5,00	11,00	30,00	14,00
	MAX	10,00	10,00	15,00	46,00	29,00
Nubes	**MEAN**	111,09	100,91	105,36	122,18	89,45
	MIN	65,00	59,00	64,00	77,00	59,00
	MAX	179,00	162,00	162,00	188,00	122,00
Sombras	**MEAN**	6,00	6,64	14,91	13,82	5,27
	MIN	3,00	3,00	10,00	7,00	1,00
	MAX	13,00	14,00	24,00	24,00	9,00
Cultivos	**MEAN**	10,00	7,60	14,10	20,20	38,10
	MIN	6,00	5,00	12,00	10,00	32,00
	MAX	23,00	17,00	22,00	34,00	51,00
Aguas Continentales	**MEAN**	8,91	9,55	13,36	15,36	10,73
	MIN	5,00	5,00	11,00	7,00	3,00
	MAX	12,00	16,00	16,00	23,00	18,00
Áreas abiertas	**MEAN**	47,73	35,45	29,82	57,64	65,27
	MIN	38,00	29,00	25,00	45,00	52,00
	MAX	58,00	45,00	36,00	74,00	81,00

Contourlet con la Mejor fusión Rbio1.3						
2018		**BANDA AZUL**	**BANDA VERDE**	**BANDA ROJA**	**BANDA INFR.CERC.**	**BANDA INFR.MED.**
Zonas Urbanadas	**MEAN**	39,27	27,64	26,91	32,27	29,64
	MIN	35,00	24,00	23,00	26,00	23,00
	MAX	46,00	34,00	32,00	40,00	34,00
Zonas Industriales	**MEAN**	51,73	38,73	37,36	63,55	38,91
	MIN	35,00	21,00	17,00	49,00	22,00

	MAX	99,00	84,00	82,00	94,00	73,00
Pastos	**MEAN**	21,45	13,55	8,18	77,91	28,64
	MIN	18,00	10,00	5,00	68,00	21,00
	MAX	26,00	19,00	15,00	92,00	41,00
Bosques	**MEAN**	18,64	9,18	5,18	38,09	16,55
	MIN	17,00	7,00	4,00	31,00	13,00
	MAX	20,00	11,00	7,00	47,00	22,00
Nubes	**MEAN**	19,22	7,22	3,56	20,33	8,11
	MIN	12,00	3,00	1,00	12,00	5,00
	MAX	24,00	10,00	5,00	25,00	10,00
Sombras	**MEAN**	23,45	12,36	11,73	27,09	43,00
	MIN	21,00	9,00	8,00	17,00	32,00
	MAX	29,00	19,00	20,00	36,00	50,00
Cultivos	**MEAN**	23,45	12,36	11,73	27,09	43,00
	MIN	21,00	9,00	8,00	17,00	32,00
	MAX	29,00	19,00	20,00	36,00	50,00
Aguas Continentales	**MEAN**	21,27	10,64	6,73	15,91	10,73
	MIN	17,00	5,00	3,00	0,00	2,00
	MAX	27,00	20,00	14,00	24,00	17,00
Áreas abiertas	**MEAN**	47,55	48,00	55,55	69,82	64,64
	MIN	38,00	33,00	38,00	47,00	45,00
	MAX	60,00	63,00	70,00	88,00	79,00

ANEXO 11. COEFICIENTES KAPPA EN CLASIFICACIONES NO SUPERVISADAS

2010		**Original**	**Fusión**	**Contourlet**	**Contourlet con la mejor Fusión**
Isodata	**Precisión general**	57,02%	40,98%	42,86%	40,81%
	Coeficiente kappa	0,5062	0,3246	0,3366	0,3218
K-means	**Precisión general**	44,53%	44,90%	46,38%	45,15%
	Coeficiente kappa	0,3577	0,3717	0,3882	0,376

2011		**Original**	**Fusión**	**Contourlet**	**Contourlet con la mejor Fusión**
Isodata	**Precisión general**	41,27%	37,68%	32,74%	38,69%

	Coeficiente kappa	0,3204	0,2831	0,2057	0,2927
K-means	**Precisión general**	41,06%	37,67%	35,68%	37,07%
	Coeficiente kappa	0,3176	0,2616	0,2579	0,2346

2012		**Original**	**Fusión**	**Contourlet**	**Contourlet con la mejor Fusión**
Isodata	**Precisión general**	47,00%	26,00%	26,18%	29,77%
	Coeficiente kappa	0,3945	0,1458	0,1647	0,2129
K-means	**Precisión general**	42,95%	48,88%	41,47%	42,08%
	Coeficiente kappa	0,3069	0,3964	0,3279	0,3315

2013		**Original**	**Fusión**	**Contourlet**	**Contourlet con la mejor Fusión**
Isodata	**Precisión general**	29,76%	42,68%	36,00%	39,52%
	Coeficiente kappa	0,1615	0,3356	0,2559	0,3021
K-means	**Precisión general**	57,14%	36,92%	62,49%	54,25%
	Coeficiente kappa	0,488	0,2621	0,5529	0,4663

2014		**Original**	**Fusión**	**Contourlet**	**Contourlet con la mejor Fusión**
Isodata	**Precisión general**	66,79%	47,55%	48,59%	58,79%
	Coeficiente kappa	0,6142	0,3942	0,4044	0,5229
K-means	**Precisión general**	55,37%	59,50%	65,05%	65,58%
	Coeficiente kappa	0,487	0,5356	0,5874	0,6017

2015		**Original**	**Fusión**	**Contourlet**	**Contourlet con la mejor Fusión**
Isodata	**Precisión general**	51,80%	47,94%	45,13%	62,12%

	Coeficiente kappa	0,4324	0,4027	0,3582	0,5568
K-means	**Precisión general**	64,35%	50,74%	60,75%	47,43%
	Coeficiente kappa	0,5894	0,4239	0,5459	0,402

2016		**Original**	**Fusión**	**Contourlet**	**Contourlet con la mejor Fusión**
Isodata	**Precisión general**	48,09%	37,29%	36,96%	38,86%
	Coeficiente kappa	0,4054	0,2768	0,2704	0,2966
K-means	**Precisión general**	55,03%	63,70%	61,74%	60,64%
	Coeficiente kappa	0,4828	0,5796	0,5571	0,5449

2018		**Original**	**Fusión**	**Contourlet**	**Contourlet con la mejor Fusión**
Isodata	**Precisión general**	54,30%	49,14%	47,14%	48,39%
	Coeficiente kappa	0,4576	0,3615	0,3663	0,3997
K-means	**Precisión general**	57,66%	45,42%	21,87%	58,43%
	Coeficiente kappa	0,4999	0,356	0,1351	0,4967

ANEXO 12. COEFICIENTES KAPPA EN CLASIFICACIONES SUPERVISADAS.

Año 2010			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Árboles de Decisión**	70,00%	0.5953
	Máquinas de Soporte Vectorial	97,46%	0,9706
Fusionada	**Árboles de Decisión**	76,67%	0.6970
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,89%	0,9409

Contourlet	**Árboles de Decisión**	74,44%	0,6630
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,52%	0,9366
Contourlet con la mejor Fusión	**Árboles de Decisión**	73,33%	0,6630
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,63%	0,9379

Año 2011			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Árboles de Decisión**	61,11%	0,5625
	Máquinas de Soporte Vectorial	69,08%	0,6309
Fusionada	**Árboles de Decisión**	51,16%	0,4559
	Máquinas de Soporte Vectorial	73,76%	0,689
Contourlet	**Árboles de Decisión**	55,68%	0,5058
	Máquinas de Soporte Vectorial	74,15%	0,6935
Contourlet con la mejor Fusión	**Árboles de Decisión**	60,67%	0,5623
	Máquinas de Soporte Vectorial	72,89%	0,6785

Año 2012			
Imagen	**Método**	**Precisión general**	**Coeficiente kappa**
Original	**Árboles de Decisión**	57,83%	0,5271
	Máquinas de Soporte Vectorial	96,6067	0,9603
Fusionada	**Árboles de Decisión**	61,11%	0,5649
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,53%	0,9359
Contourlet		53,33%	0,4721

	Árboles de Decisión		
	Máquinas de Soporte Vectorial	93,78%	0,9272
Contourlet con la mejor Fusión	**Árboles de Decisión**	58,24%	0,5342
	Máquinas de Soporte Vectorial	93,80%	0,9274

Año 2013			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Árboles de Decisión**	55,56%	0,5036
	Máquinas de Soporte Vectorial	96,80%	0,9622
Fusionada	**Árboles de Decisión**	0,679	0,6379
	Máquinas de Soporte Vectorial	96,01%	0,9529
Contourlet	**Árboles de Decisión**	64,89%	0,6063
	Máquinas de Soporte Vectorial	96,19%	0,9551
Contourlet con la mejor Fusión	**Árboles de Decisión**	59,52%	0,5484
	Máquinas de Soporte Vectorial	95,76%	0,9500

Año 2014			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Árboles de Decisión**	75,56%	0,6632
	Máquinas de Soporte Vectorial	96,09%	0,9543
Fusionada	**Árboles de Decisión**	75.03%	0.6523
	Máquinas de Soporte Vectorial	95,89%	0,9519

Contourlet	**Árboles de Decisión**	75,56%	0,642
	Máquinas de Soporte Vectorial	95,75%	0,9503
Contourlet con la mejor Fusión	**Árboles de Decisión**	73,33%	0,6518
	Máquinas de Soporte Vectorial	96,55%	0,9597

Año 2015			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Árboles de Decisión**	70,00%	0,5777
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,88%	0,9398
Fusionada	**Árboles de Decisión**	74,44%	0,6406
	Máquinas de Soporte Vectorial	95,01%	0.9412
Contourlet	**Árboles de Decisión**	73,33%	0,6477
	Máquinas de Soporte Vectorial	94,52%	0,9355
Contourlet con la mejor Fusión	**Árboles de Decisión**	70,00%	0,6142
	Máquinas de Soporte Vectorial	95,11%	0,9425

Año 2016			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Árboles de Decisión**	72,22%	0,642
	Máquinas de Soporte Vectorial	95,57%	0,9485
Fusionada	**Árboles de Decisión**	75,56%	0,6833

	Máquinas de Soporte Vectorial	94,05%	0,9308
Contourlet	**Árboles de Decisión**	77,78%	0,6969
	Máquinas de Soporte Vectorial	93,44%	0,9237
Contourlet con la mejor Fusión	**Árboles de Decisión**	81,11%	0,753
	Máquinas de Soporte Vectorial	93,76%	0,9274

Año 2018			
Imagen	**Método**	**Precisión General**	**Coeficiente Kappa**
Original	**Árboles de Decisión**	85,56%	0,7995
	Máquinas de Soporte Vectorial	96,77%	0,9575
Fusionada	**Árboles de Decisión**	80,00%	0,7139
	Máquinas de Soporte Vectorial	96,40%	0,9531
Contourlet	**Árboles de Decisión**	74,44%	0,6542
	Máquinas de Soporte Vectorial	96,27%	0.9516
Contourlet con la mejor Fusión	**Árboles de Decisión**	78,89%	0,6951
	Máquinas de Soporte Vectorial	97,49%	0,9674

ANEXO 13. FUSIONES REALIZADAS POR IMAGEN

Fusiones en ERDAS para el 2010		
Multiplicación	**Componentes Principales**	**Transformada de Brovey**
		

Fusiones en ENVI 2010		
bior1.1	**bior1.3**	**bior1.5**
		
bior2.2	**bior2.4**	**bior3.1**
		
bior3.7	**bior4.4**	**bior5.5**
		

bior6.8	coif1	coif5
		
db4	**db10**	**dmey**
		