



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

**DISEÑO METODOLÓGICO PARA CLASIFICAR
ZONAS MINERAS A CIELO ABIERTO A TRAVÉS
DEL PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES
DE SENSORES REMOTOS, APLICADO EN EL
NOR-ORIENTE DEL DEPARTAMENTO DE
ANTIOQUIA**

HENRY OMAR AUGUSTO CASTELLANOS QUIROZ

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Bogotá, Colombia

2016

DISEÑO METODOLÓGICO PARA CLASIFICAR ZONAS MINERAS A CIELO ABIERTO A TRAVÉS DEL PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES DE SENSORES REMOTOS, APLICADO EN EL NOR-ORIENTE DEL DEPARTAMENTO DE ANTIOQUIA

HENRY OMAR AUGUSTO CASTELLANOS QUIROZ

Trabajo de investigación presentado como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Geomática

Director:

M.Sc. Gabriel Triana Zárate

Línea de Investigación:

Geoinformática para el uso sostenible de los recursos naturales

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Bogotá, Colombia

2016

Agradecimientos

Durante estos años de investigación son muchas las personas e instituciones que han participado en este trabajo y a quienes quiero expresar mi gratitud por el apoyo y la confianza que me han ofrecido de forma desinteresada.

En primer lugar, me complace agradecer al Centro de Investigación y Desarrollo de Información Geográfica (CIAF), del Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), a todas sus directivas, profesionales y compañeros de trabajo por su valiosa acogida frente al tema investigativo y el apoyo recibido durante su desarrollo, especialmente a los ingenieros Mauricio Ramírez Daza, Andrés Felipe Espejo y Yulia Ivannova. A su vez a la Universidad Nacional de Colombia a través de la Facultad de Ciencias Agrarias, por la transferencia del conocimiento.

Un sincero agradecimiento a mi director Gabriel Triana Zárate, por el tiempo y esfuerzo dispuesto incondicionalmente para generar ideas, propuestas y recomendaciones encaminadas a la investigación, además por el respaldo y la amistad expresada en todo el proceso.

El presente trabajo investigativo no pudo ser posible realizarlo sin la libre y total actitud incondicional de mis amigos y sobre todo de mi familia, especialmente a Sara Sofía y Diana Marcela por su amor y constante motivación.

Resumen

El presente trabajo de investigación tiene como objetivo principal “Diseñar una propuesta metodológica que permita clasificar zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos, aplicado en un sector del nor-orientado del departamento de Antioquia para una escala 1:100.000”, donde se desarrollan e integran procesos de interpretación visual de imágenes, índices espectrales, fusión de imágenes, clasificación de imágenes orientada a objetos y, finalmente, procesos de validación sobre los resultados obtenidos. La metodología permite la caracterización de propiedades pictoricomorfológicas y patrones típicos de explotaciones mineras a cielo abierto en diferentes etapas de consolidación, determinación de la técnica de fusión de imágenes con mayor potencial discriminante para clasificar zonas mineras de no mineras y, finalmente, el desarrollo de un algoritmo de clasificación de imágenes orientada a objetos para clasificar zonas mineras a cielo abierto.

La metodología se constituye como una herramienta innovadora aplicada para la identificación y clasificación de zonas mineras a cielo abierto, además de su proyección para ser adaptada a un sistema nacional de monitoreo de zonas mineras, disponible para autoridades ambientales, de control y regulación, permitiéndoles la toma de decisiones y acciones oportuna y localizada, ya sea para la minería legal, así como para la detección temprana de actividades mineras enmarcadas en la ilegalidad.

Palabras clave: Clasificación minería a cielo abierto, análisis de imágenes orientado a objetos, procesamiento digital de imágenes, propiedades pictoricomorfológicas, sensores remotos.

Abstract

This research has as its main objective "Designing a methodology for classifying opencast mining áreas through digital image processing of remote sensing , applied in a north - eastern sector of the Antioquia department for a scale 1: 100,000" where visual image interpretation, spectral indices, image fusion, classification of images object-oriented and finally validation processes over results are developed and integrated. The methodology allows the characterization of pictoricomorfológicas properties and typical patterns of opencast mining in different stages of consolidation , determination of the image fusion technique with the most discriminant potential to classify mining of non-mining areas and finally the development of an image classification algorithm object-oriented to classify opencast mining areas.

The methodology is established as an innovative tool applied for the identification and classification of opencast mining areas, moreover, its projection to be adapted to a national monitoring system of mining areas, thus providing a valuable tool, available for environmental authorities, control and regulation, allowing decision-making and timely and localized actions, either for legal mining or for early detection of mining activities under illegally.

Key Words: Classification of mining open-cast, oriented-objects image analysis, digital image processing, pictoricomorphological properties, remote sensing

Contenido

	Pág.
Introducción	23
1. Objetivos del estudio	25
1.1 Planteamiento del problema.....	25
1.2 Objetivo general	25
1.3 Objetivos específicos	25
1.4 Delimitación del alcance.....	26
1.5 Justificación.....	26
2. Marco de referencia	29
2.1 Marco teórico	29
2.1.1 Interpretación visual de imágenes de sensores remotos.....	29
2.1.2 Propiedades pictoricomorfológicas	33
2.1.3 Fundamentos de percepción remota.....	36
2.1.4 Resoluciones en imágenes de sensores remotos	40
2.1.5 Procesamiento digital de imágenes	45
2.1.5.1 Correcciones de la imagen	47
2.1.5.2 Índices espectrales	53
2.1.5.3 Fusión de imágenes	55
2.1.5.4 Métodos y técnicas de clasificación de imágenes.....	58
2.1.5.5 Clasificación y análisis de imágenes orientada a objetos.....	65
2.1.5.6 Técnicas de segmentación de imágenes	72
2.1.6 Análisis de sensibilidad.....	77
2.1.7 Características del sensor Landsat 8 LDCM	83
2.1.8 Validación temática.....	84
2.1.8.1 Unidades de muestreo, tipo de muestreo y tamaño de muestra	84
2.1.8.2 Matriz de confusión.....	87
2.1.8.3 Índice Kappa.....	88
2.1.9 Minería a cielo abierto.....	90
2.2 Estado del arte	94
3. Metodología	99
3.1 Fase 1: Planeación.....	101
3.1.1 Selección zona de estudio	101
3.1.2 Requerimientos tecnológicos e información.....	102
3.1.3 Adquisición de imágenes e información	103
3.2 Fase 2: Procesamiento digital de imágenes	104
3.2.1 Correcciones de la imagen	104

3.2.2	Interpretación visual de zonas mineras.	107
3.2.3	Descripción propiedades pictoricomorfológicas	109
3.2.4	Aplicación de índices espectrales y fusión de imágenes.	110
3.2.5	Análisis de sensibilidad	112
3.2.6	Análisis de imágenes orientada a objetos.....	117
3.2.6.1	Definición de procesos y parámetros de clasificación.....	119
3.2.6.2	Diseño y desarrollo del algoritmo para clasificación mediante OBIA	123
3.2.6.3	Clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto	125
3.3	Fase 3: Validación temática	125
4.	Resultados	129
4.1	Fase 2: Procesamiento digital de imágenes.....	129
4.1.1	Correcciones de la imagen	129
4.1.2	Descripción de propiedades pictoricomorfológicas	130
4.1.3	Interpretación visual de zonas mineras	143
4.1.4	Aplicación de índices espectrales y fusión de imágenes	144
4.1.5	Análisis de sensibilidad	146
4.1.5.1	Rangos de clasificación para las muestras de minería y no minería.....	153
4.1.5.2	Evaluación de la tasa de error aparente a los rangos de clasificación ...	155
4.1.6	Clasificación de zonas mineras aplicando la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey.....	156
4.1.7	Análisis de imágenes orientada a objetos OBIA	157
4.2	Propuesta metodológica para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos	158
4.2.1	Adquisición de insumos e información primaria y secundaria	160
4.2.2	Descripción propiedades pictoricomorfológicas	160
4.2.3	Patrón espacial de zonas mineras a cielo abierto.....	163
4.2.4	Exclusión de áreas sin información	166
4.2.5	Corrección geométrica y atmosférica	166
4.2.6	Aplicación de índices espectrales y fusión de imágenes	168
4.2.7	Clasificación espectral de zonas mineras a cielo abierto	169
4.2.8	Definición de procesos y parámetros de clasificación para OBIA	170
4.2.9	Diseño y desarrollo del algoritmo de clasificación mediante OBIA.....	176
4.2.10	Clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto	191
4.3	Fase 3: Validación temática	194
5.	Discusión de resultados.....	201
6.	Conclusiones y recomendaciones	207
6.1	Conclusiones	207
6.2	Recomendaciones	208
Glosario		215
Bibliografía		217

Lista de figuras

	Pág.
Figura 2-1: Fases para la interpretación visual de imágenes de sensores remotos.....	29
Figura 2-2: Organización jerárquica de las propiedades pictoricomorfológicas o criterios de interpretación visual.	34
Figura 2-3: Componentes de un sistema de teledetección.....	36
Figura 2-4: Esquema de una onda electromagnética.	37
Figura 2-5: Espectro electromagnético.....	38
Figura 2-6: Valores de reflectancia en distintos tipos de minerales arcillosos.	40
Figura 2-7: Ejemplo de diferentes tamaños de resolución espacial.	41
Figura 2-8: Resolución espectral en las primeras 4 bandas del sensor Landsat TM	43
Figura 2-9: Efectos de la resolución radiométrica.....	44
Figura 2-10: Ejemplo de temporalidad para el río Mississippi afectado por inundaciones.	45
Figura 2-11: Fases de la corrección geométrica con puntos de control.....	48
Figura 2-12: Esquema del algoritmo de fusión Wavelet	57
Figura 2-13: Representación de una imagen numérica y una clasificada	60
Figura 2-14: Representación de algoritmos de segmentación: a) Tablero de ajedrez, b) en árbol y c) multiresolución.	73
Figura 2-15: Teoría de construcción de objetos con algoritmo de segmentación multiresolución	75
Figura 2-16: Diagrama de flujo del concepto de multiresolución	76
Figura 2-17: Tipos de muestreo aplicados en procesos de verificación.....	86
Figura 2-18: Estructura de una matriz de confusión	88
Figura 2-19: Proceso secuencial de la producción minera de oro a cielo abierto.	91
Figura 2-20: Etapas del proceso de explotación de oro de aluvión en Colombia.....	92
Figura 3-1: Esquema metodológico general para el desarrollo de la investigación.....	100
Figura 3-2: Localización del área de estudio.	102
Figura 3-3: Esquema metodológico para correcciones de imágenes.	105
Figura 3-4: Módulo ATCOR programa PCI Geomatica©.	107
Figura 3-5: Esquema metodológico para la interpretación visual de imágenes de sensores remotos.....	109
Figura 3-6: Ejecución de índices espectrales en el programa Erdas Imagen©.....	112
Figura 3-7: Ejecución de técnicas de fusión de imágenes en el programa Erdas Imagen©	112
Figura 3-8: Esquema metodológico para desarrollar el análisis de sensibilidad	113

Figura 3-9: Ejemplo de muestras de píxeles de suelo desnudo correspondientes a la clase temática de minería.....	114
Figura 3-10: Ejemplo de muestra de píxeles correspondientes a la clase temática de no minería, valores de NDVI entre 0,1 y 0,7.....	115
Figura 3-11: Distribución de histogramas y estadísticas a partir del programa ENVI© ..	116
Figura 3-12: Esquema metodológico para el análisis de imágenes orientado a objetos.	118
Figura 3-13: Algunas herramientas disponibles en el programa eCognition©.....	124
Figura 3-14: Algunos parámetros disponibles en eCognition© para clasificación mediante OBIA	125
Figura 3-15: Esquema metodológico para la validación temática de resultados	126
Figura 4-1: Imagen Landsat 8 LDCM con valores de reflectancia. a) multiespectral y b) pancromática.....	130
Figura 4-2: Visualización del color en zonas mineras en imágenes Landsat8.	131
Figura 4-3: Visualización del color de zonas mineras en imágenes RapidEyes y Ultra Cam-D.....	132
Figura 4-4: Textura de zonas mineras en imágenes Landsat8 y RapidEye	133
Figura 4-5: Zonas mineras en formas redondeadas, ovaladas y continuas de grandes tamaños, (etapas avanzadas).	134
Figura 4-6: Zonas mineras en formas alargadas y continuas, (etapas intermedias).	135
Figura 4-7: Zonas mineras en forma de pequeños surcos discontinuos (etapas tempranas).....	136
Figura 4-8: Redes viarias y senderos contextualizados a zonas mineras	137
Figura 4-9: Infraestructura de campamentos y maquinaria contextualizada a zonas mineras.	138
Figura 4-10: Ríos, drenajes y cuerpos de agua contextualizados en zonas mineras	138
Figura 4-11: Características del patrón espacial de zonas mineras a cielo abierto en imágenes Ultra Cam-D.....	140
Figura 4-12: Características del patrón espacial de zonas mineras a cielo abierto en imágenes Landsat 8.	141
Figura 4-13: Patrón espacial característico de zonas mineras a cielo abierto. Asociación de cuerpos de agua con suelo desnudo, en imágenes Landsat 8.....	142
Figura 4-14: Clasificación de zonas mineras a cielo abierto mediante interpretación visual en Imagen Landsat 8, RGB (5,6,4).	143
Figura 4-15: Visualización de los resultados de índices espectrales aplicados en imagen Landsat 8 LDCM.	145
Figura 4-16: Visualización de los resultados de técnicas de fusión de imágenes aplicadas en imagen Landsat 8 LDCM.	146
Figura 4-17: Comparación de histogramas de índices espectrales para las clases minería y no minería.	148
Figura 4-18: Comparación de histogramas de las técnicas de fusión de imágenes transformada de Brovey y Wevelet, para las clases de minería y no minería.	148
Figura 4-19: Curvas probabilísticas empírica y de la distribución normal para las muestras de los datos de minería a cielo abierto	151

Figura 4-20: Curvas probabilísticas empírica y de la distribución normal para las muestras de los datos de no minería	151
Figura 4-21: histograma para los píxeles del grupo de minería	153
Figura 4-22: Histograma para los píxeles del grupo de no minería.....	154
Figura 4-23: Clasificación de zonas mineras a cielo abierto a partir de la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey, de una imagen Landsat 8 LDCM.	156
Figura 4-24: Esquema metodológico general para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través de procesamiento digital de imágenes de sensores remotos.....	159
Figura 4-25: Identificación de características típicas del patrón espacial de zonas mineras.....	164
Figura 4-26: Identificación de la asociación de cuerpos de agua con suelo desnudo como patrón espacial característico de las zonas mineras a cielo abierto.	165
Figura 4-27: Interface módulo ATCOR del programa PCI Geomatica©.....	167
Figura 4-28: Interface Resolution Merge del programa Erdas Imagine©.	168
Figura 4-29: Interface para reclasificar datos raster en ArcGIS©.	170
Figura 4-30: Algoritmo general para clasificación de zonas mineras a cielo abierto mediante OBIA, programa eCognition©.	177
Figura 4-31: Parámetros para segmentar con el algoritmo de multiresolution segmentation.	178
Figura 4-32: Resultados de la ejecución del algoritmo multiresolution segmentation, imagen original frente a imagen segmentada.....	179
Figura 4-33: Parámetros de clasificación de zonas mineras basadas en criterio espectral.	180
Figura 4-34: Resultado de la clasificación de zonas mineras (violeta) a partir del criterio espectral.	180
Figura 4-35: Flujo de proceso para la integración del criterio pictoricomorfológico y espectral.	182
Figura 4-36: Parámetros de clasificación para cuerpos de agua.	183
Figura 4-37: Resultados de la clasificación de segmentos correspondientes a cuerpos de agua (negro).	183
Figura 4-38: Parámetros para ejecutar la unión de segmentos clasificados como cuerpos de agua.....	184
Figura 4-39: Resultados del proceso de unión de segmentos clasificados como cuerpos de agua (amarillo).	184
Figura 4-40: Parámetros para clasificación de cuerpos de agua <=12 ha.	185
Figura 4-41: Resultados del proceso de clasificación de cuerpos de agua (amarillo) <=12 ha.....	186
Figura 4-42: Parámetros de clasificación para cuerpos de agua vecinos con zonas mineras clasificadas con criterio espectral.	187
Figura 4-43: Resultados del proceso de clasificación de cuerpos de agua <=12 ha (negro) y vecinos con las zonas mineras clasificadas con criterio espectral (violeta).	187
Figura 4-44: Parámetros para generar la clasificación de zonas mineras, integrando el criterio espectral y el pictoricomorfológico.	188

Figura 4-45: Resultados del proceso de clasificación de zonas mineras, integrando el criterio espectral y el pictoricomorfológico (violeta).....	188
Figura 4-46: Parámetros para excluir centros poblados dentro de zonas mineras utilizando datos auxiliares.	190
Figura 4-47: Resultado de la exclusión de centros poblados (amarillo) clasificados inicialmente como zonas mineras (negro), a partir de datos auxiliares.	190
Figura 4-48: Mapa de la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto a través de procesamiento digital de imágenes de sensores remotos (anexo 1).....	192
Figura 4-49: Ejemplos de la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto (negro), frente a la interpretación visual (amarillo).	193
Figura 4-50: Distribución de puntos del muestreo aleatorio estratificado uniforme para las clases de minería y no minería, para la validación de la clasificación mediante OBIA. ...	195
Figura 4-51: Porcentaje de Acuerdos y desacuerdos, fiabilidad global.	198

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 2-1: Categorías de resolución espacial en imágenes de sensores remotos.	42
Tabla 2-2: Índices espectrales propuestos para ser aplicados.	55
Tabla 2-3: Comparación de la exactitud en la clasificación de imágenes basada en píxeles y en objetos	71
Tabla 2-4: Probabilidades para el criterio de Kolmogorov	80
Tabla 2-5: Valores críticos del criterio de Smirnov para diferentes niveles de significancia.	81
Tabla 2-6: Distribución y características de las bandas en imágenes Landsat 8 LDCM. .	83
Tabla 2-7: Clasificación del índice Kappa.....	89
Tabla 3-1: Relación de imágenes de sensores remotos utilizadas en el proyecto.	103
Tabla 3-2: Índices espectrales y técnicas de fusión de imágenes aplicadas.	111
Tabla 3-3: Modelo de formato para la consolidación de parámetros de clasificación de los criterios a integrar.	123
Tabla 4-1: Área de zonas mineras a cielo abierto generadas mediante interpretación visual (información de referencia).	144
Tabla 4-2: Resultados de la relación discriminante de Fisher (FDR) para las técnicas de índices espectrales y fusión de imágenes.	150
Tabla 4-3: Resultados del criterio de Student para los valores promedio de minería y no minería.....	152
Tabla 4-4: Rangos del histograma de los píxeles para los datos de minería.	153
Tabla 4-5: Rangos del histograma de los píxeles para los datos de no minería.	154
Tabla 4-6: Valor del punto de corte discriminante, valores promedios de los píxeles de minería y de no minería,	155
Tabla 4-7: Valores de tasa de error aparente (TEA).....	156
Tabla 4-8: Registro de la descripción de las propiedades pictoricomorfológicas de mayor relevancia en zonas mineras a cielo abierto.....	162
Tabla 4-9: Consolidación de parámetros de clasificación de los criterios a integrar en la clasificación mediante OBIA.....	176
Tabla 4-10: Extensión de la minería a cielo abierto en la zona de estudio, producto de la clasificación, frente a la interpretación visual (información de referencia).	193
Tabla 4-11: Parámetros iniciales para definir la muestra.	194
Tabla 4-12: Matriz de confusión para la clasificación de zonas mineras y no mineras ..	196

Tabla 4-13: Resultados índice de Kappa.....	197
Tabla 4-14: Clasificación del índice Kappa.....	198

Lista de Símbolos y abreviaturas

Símbolos con letras latinas

Símbolo	Término
GHz	Gigahertz
Hz	Hertz
m	Metros
t	Toneladas

Símbolos con letras griegas

Símbolo	Término
μ	Media
μm	Micrómetros
σ	Desviación estándar
σ^2	Varianza
α_i	Valores originales de producto de índices

Abreviaturas

Abreviatura	Término
ATCOR	Atmospheric correction
BAND	Banda sensor
CM	Clay minerals
CP	Principal components
DVI	Difference vegetation index
FDR	relación discriminante de fisher
FM	Ferrous minerals
GCP	Ground control points
IO	Iron oxide
IR	Infrarrojo
IRM	Infrarrojo medio
IRT	Infrarrojo lejano o térmico
LDCM	Landsat data continuity mission
ND	Niveles digitales
NDVI	Normalized difference vegetation index
NIR	Infrarrojo cercano

Abreviatura Término

OBIA	Análisis de imágenes orientada a objetos
OLI	Operational land imager
PAN	Pancromática
PDI	Procesamiento digital de imágenes
R	Rojo
SR	Simple ratio
SWIR	Short wave infrared
TIRS	Thermal infrared sensor
TM	Thematic mapper
TNDVI	Transformed normalized difference vegetation index
UPM	Unidades de producción minera

Introducción

En Colombia a través de las autoridades ambientales competentes para el sector minero, se estima que cerca del 63% del total de la minería en el país no posee títulos (MME, 2012), es decir, se enmarcan bajo la ilegalidad (MME, 2003). Actualmente 10 departamentos poseen por encima del 80% unidades de producción minera (UPM) de carácter ilegal, siendo los materiales no metálicos, metálicos y el carbón los de mayor explotación en el país, presentando valores de 47%, 32% y 19% respectivamente. Las cifras reportadas para la explotación de oro representan el 90% del total explotado de materiales metálicos, de los cuales un 87% no posee títulos minero; adicionalmente su incremento en los últimos años pasó de 21 t (toneladas) de oro en el 2002 a 56 t en el 2013 (MME, 2014). Bajo este contexto de cifras mineras y teniendo en cuenta que dentro del Plan Nacional de Desarrollo el sector minero-energético hace parte fundamental de su estructura, las autoridades ambientales y de control de carácter nacional, regional y local han expresado preocupación e interés no solo por las consecuencias de carácter ambiental, social, económico, tributario y de seguridad, sino también por la evidente necesidad de poseer un mecanismo o procedimiento que les permita detectar, cuantificar, reportar y monitorear zonas con actividad minera en el país.

Basado en esta necesidad y ante la ausencia de un diseño y estructuración metodológica en el campo de la geomática que permita clasificar zonas mineras a cielo abierto, se propone un “Diseño metodológico para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos, aplicado en el nor-oriente del departamento de Antioquia”, integrando elementos conceptuales, técnicos y tecnológicos orientados a la clasificación de dichas zonas, para una escala 1:100.000, desarrollado bajo un esquema secuencial conformado por tres fases: i) Planeación, ii) Procesamiento digital de imágenes y iii) validación. El diseño metodológico abarca procesos de geomática en aspectos como interpretación visual de imágenes de sensores

remotos, índices espectrales, fusión de imágenes, análisis de sensibilidad, clasificación de imágenes orientada a objetos y procesos de validación en los resultados encontrados.

Con la metodología propuesta se contribuye al desarrollo del cuidado de los recursos naturales desde el campo de la geomática, mediante la articulación y estructuración de procesos técnicos y tecnológicos que posibiliten la detección y clasificación de zonas mineras a cielo abierto, además de poner a disposición de las autoridades ambientales y de control de carácter nacional, regional y local, un mecanismo replicable que les posibilite detectar, clasificar, cuantificar, monitorear y reportar zonas de actividad minera en el país, permitiéndoles la oportuna toma de decisiones y acciones, localizadas con información actualizada, con el propósito de regular dicha actividad y, en gran medida, dar cumplimiento a sus funciones constitucionales.

1. Objetivos del estudio

1.1 Planteamiento del problema

A pesar del continuo crecimiento en los procesos de exploración y explotación para desarrollar actividades mineras en el país y la generación de considerables impactos en aspectos ambientales, sociales, económicos, tributarios, de orden público, entre otros; no existe el desarrollo de una metodología que involucre las tecnologías en procesamiento digital de imágenes de sensores remotos, la cual permita a las instituciones y autoridades competentes clasificar y posteriormente cuantificar y reportar áreas de actividad minera a cielo abierto, brindando con ello resultados e información confiable y oportuna a los organismos competentes del tema minero en el país, posibilitando el cumplimiento de sus funciones misionales en temas de registro, monitoreo, control y regulación, como también la toma de acciones puntuales y oportunas frente a este fenómeno.

1.2 Objetivo general

Diseñar una propuesta metodológica que permita clasificar zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos, en un sector del nor-orienté del departamento de Antioquia para una escala 1:100.000.

1.3 Objetivos específicos

1. Describir las propiedades pictoricomorfológicas en las imágenes de sensores remotos que permitan identificar y delimitar patrones de zonas mineras a cielo abierto a partir de su interpretación visual.
2. Aplicar y definir la técnica de índice espectral o fusión de imágenes que discrimine mejor las zonas mineras a cielo abierto en el área de estudio.

3. Detectar y clasificar patrones característicos de las zonas mineras a cielo abierto, incorporando técnicas de análisis de imágenes orientada a objetos (OBIA).

1.4 Delimitación del alcance

El diseño metodológico propuesto permitirá la integración y articulación de diferentes técnicas en procesamiento digital de imágenes de sensores remotos para la clasificación de zonas mineras a cielo abierto en la región del Nor-Oriente del departamento de Antioquia, contribuyendo como herramienta tecnológica a las autoridades competentes en la regulación y control de dichas zonas mineras. Aunque es claro que el diseño metodológico está planteado para ser aplicado regionalmente, la metodología posee características flexibles y potencialmente podría ser adaptada y replicada en otras regiones del país.

1.5 Justificación

Constantemente las autoridades ambientales y de control del orden local y nacional, responsables del tema minero en el país, han expresado no poseer las suficientes herramientas técnicas y tecnológicas que les permitan realizar en sus territorios y jurisdicciones la identificación, clasificación y seguimiento a las zonas de explotación minera a cielo abierto, dificultando el desarrollo acciones propias de monitoreo para verificar estados de legalidad y cumplimiento de áreas y perímetros otorgados en las respectivas licencias, condiciones que no permiten dar pleno cumplimiento a gran parte de sus funciones misionales.

La anterior consideración toma aún más relevancia, teniendo en cuenta que en el país la extracción minera se ha venido incrementado los últimos años; como es el caso del oro, mineral cuyo tipo de explotación principalmente es a cielo abierto. Según el Ministerio de Minas y El Banco de la República (2014), la producción anual para este mineral paso de 18,8 t en 1998, a 55,7 t en el 2013, siendo el departamento de Antioquia el que aporta cerca del 50% de dicha producción en el país; tendencia que según análisis y estudios económicos seguirá en alza, solo para el 2014 se ha valorizado un 17% y se muestran muy positivos respecto al precio del oro a largo plazo (Portafolio 2014).

Sabiendo que la cotización o valorización mundial de los minerales es la principal fuerza motriz de la actividad minera, todo indica que se seguirá explorando y explotando nuevas áreas con presencia de dichos minerales, lo que significa un impacto directo al medio ambiente y la biodiversidad, traducido principalmente por la pérdida de hábitats debido a la deforestación y demás actividades asociadas a este fenómeno, como es la contaminación de fuentes hídricas por sedimentación y vertimiento de residuos químicos en el proceso de extracción, esto sin tener en cuenta el impacto de tipo social, económico y de seguridad de las comunidades locales, las cuales se alteran con el ingreso de estas actividades.

Es claro que el país dentro del Plan Nacional de Desarrollo impulsado por las locomotoras minero energéticas, promueve y percibe regalías por la producción minera enmarcadas en la legalidad, también se identifica que, debido al incremento acelerado de la minería se requiere con urgencia tener control y monitoreo de dichas actividades, tanto de zonas legales como ilegales.

Bajo este contexto y conociendo sobre la ausencia de propuestas metodológicas desde las tecnologías de la geomática para clasificar las zonas de actividad minera a cielo abierto, se busca desde esta disciplina a partir de uso de elementos conceptuales y técnicos en procesamiento digital de imágenes de sensores remotos, disponer de un diseño metodológico que permita clasificar, localizar, calcular y reportar zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos aplicado en el Nor-Oriente del departamento de Antioquia, contribuyendo con ello a las autoridades ambientales y de control en la toma de acciones oportunas y localizadas con información actualizada, y así regular dicha actividad cada vez más creciente en el país.

2. Marco de referencia

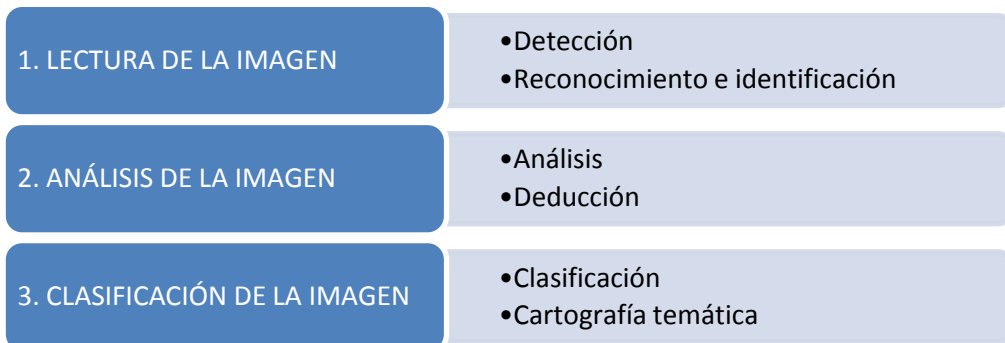
2.1 Marco teórico

El marco teórico comprende conceptos y temas específicos que se involucran en la clasificación de zonas mineras a cielo abierto, especialmente aspectos como la interpretación visual de sensores remotos y las propiedades pictoricomorfológicas de las coberturas de la tierra, constituidos como elementos claves para su interpretación. Igualmente se hace referencia a fundamentos de percepción remota, índices espectrales, técnicas de fusión de imágenes, análisis de imágenes orientada a objetos y, finalmente, aspectos técnicos de la explotación minera a cielo abierto.

2.1.1 Interpretación visual de imágenes de sensores remotos

El proceso general de interpretación visual de imágenes de sensores remotos puede considerarse como un arte, técnica o procedimiento de investigación que consiste en examinar las imágenes de los objetos detectados y registrados por los sensores remotos, con el propósito de identificar sus significados según el objeto perseguido. Este proceso contempla tres fases para su desarrollo propuestas por Melo y Camacho (2005), las cuales se representan en la Figura 2-1 y descritas posteriormente.

Figura 2-1: Fases para la interpretación visual de imágenes de sensores remotos.



▪ **Lectura de la imagen**

También conocido como foto-lectura, es el proceso mediante el cual se identifica como conocido un objeto, elemento o forma directamente visible por medio de un conocimiento local o específico y a los cuales se les asigna un nombre específico. Se trata del reconocimiento y ubicación del fenómeno o características relacionadas en general con el hombre como son: construcciones, cultivos, bosques, etc. A través de su forma, tamaño y otras propiedades visibles el intérprete reconoce un objeto que le es familiar. Dicho proceso de lectura de la imagen comprende dos actividades principales: detección y reconocimiento e identificación.

○ Detección:

Esta actividad tiene relación directa con la visibilidad de los objetos por ser interpretados, estando por tanto correlacionada con la clase de objeto, escala y calidad de las imágenes. Detectar no es solo ver, sino extraer de forma selectiva los elementos de importancia para el caso particular de investigación. El no detectar un objeto en la imagen, puede deberse a no verlo en forma particular o individual, ya sea porque la escala o las resoluciones del sensor y su calidad son muy pobres, influyendo también en la capacidad de detección de detalles la experiencia, práctica y capacidad por parte del intérprete.

○ Reconocimiento e identificación:

A la detección de los objetos o elementos en la imagen, sigue directamente el reconocimiento e identificación para poder extraer información válida de la imagen, ya sea para su uso directo o como elemento por correlacionar para la interpretación final.

Reconocimiento significa tomar conciencia de que el objeto o elemento observado en una imagen no es desconocido, sino que ya ha sido visto en ocasiones anteriores.

Identificación significa dotar de individualidad al objeto previamente reconocido, correlacionándolo con alguna de sus características particulares.

El reconocimiento e identificación son entonces definidos como la determinación de la naturaleza de un objeto o elemento directamente visible por medio de un conocimiento local o específico, con o sin el uso de claves u otros medios de información. Todos estos conceptos están ligados a objetos claramente visibles, por lo que a dicho conjunto de actividades de detección, reconocimiento e identificación se le llama fotolectura (Melo y Camacho, 2005).

- **Análisis de la imagen**

Este concepto es utilizado en diferentes sentidos por los intérpretes, constituida como una de las fases de mayor relevancia en un proceso de interpretación. La fase de análisis de la imagen también comprende dos actividades principales como son el análisis y la deducción.

- Análisis:

Es el proceso de delinear grupos de objetos o elementos que tienen una individualidad determinada en el proceso de lectura de la imagen (Aguilar, 2002).

La delineación y separación de los grupos objeto se realiza de acuerdo con el uso, forma, tamaño, ubicación, contexto, patrón, es decir, por sus características pictoricomorfológicas (Melo y Camacho, 2005). Las líneas límite deben ser delineadas en forma separada y sistemática de acuerdo con una leyenda previamente establecida, cuyo resultado debe ser una agrupación lógica de objetos en unidades, no se debe delinear al azar. En el proceso de análisis las líneas límite de grupos similares son delineadas en forma separada. Estos grupos y líneas límite por si mismos, pueden ser clasificados como: confiables, moderadamente confiables y tentativos; pero las superficies delineadas no están clasificadas, su individualidad está establecida pero la identidad es obtenida en el proceso de clasificación.

- Deducción:

Es un proceso complejo basado en evidencias convergentes. La evidencia se deriva de objetos particularmente visibles o de elementos que solo suministran una información parcial del o los objetos observados. La deducción puede estar orientada a la separación

de diferentes grupos de objetos o elementos, en cuyo caso está íntimamente relacionado con el proceso de análisis.

Este es, por ejemplo, el caso de deducir la continuación de una línea límite cuando esta no es visible. La deducción juega también un papel importante en el proceso posterior de clasificación, puede decirse que no se logra clasificar sin alguna clase de deducción. El proceso de deducción pareciera estar muy relacionado con el de reconocimiento, de todas maneras, es conveniente mantener en la mente, de forma clara esta distinción de procesos (deducción - reconocimiento).

Sin embargo, si la deducción es usada para establecer diferencias o semejanzas en la naturaleza de los objetos, principalmente invisibles, debe tenerse cuidado para evitar conclusiones erróneas, en estos casos es posible que aún expertos interpretes bien calificados puedan cometer errores (Melo y Camacho, 2005).

Es relevante mencionar que para objetos o elementos ampliamente visibles y con base en sus diferencias y similitudes, el proceso de deducción puede conducir directamente a conclusiones o hipótesis de trabajo. Si esto es realizado por un experto competente en la disciplina que se está interpretando, puede reducirse considerablemente las investigaciones en campo (Melo y Camacho, 2005).

- **Clasificación de la imagen**

La fase final correspondiente a la clasificación de la imagen, comprende dos componentes principalmente; el primero la clasificación y un segundo la cartografía temática.

- Clasificación:

Corresponde a la descripción individual de las superficies delineadas en el análisis de imágenes, su arreglo o ubicación en un sistema adecuado de clasificación o leyenda y, por último, la codificación necesaria para ser expresada en dicho sistema de clasificación. La clasificación establece la identidad de las superficies u objetos delineados por la interpretación en el proceso de análisis de la imagen, en el caso de

objetos directamente reconocibles, la clasificación puede ser hecha mediante la naturaleza misma de los objetos.

- Cartografía temática:

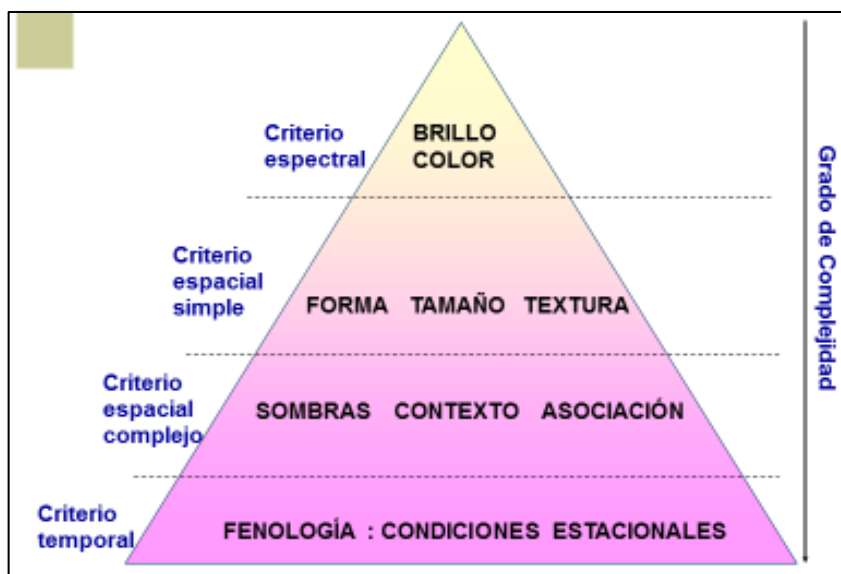
Corresponde a la presentación de los resultados de la interpretación realizada, la presentación más común es la representación gráfica en la forma de mapas temáticos, de los cuales también pueden obtenerse como resultado final estadísticas de ocupación de las coberturas, reportes de la clasificación, informes, etc.

2.1.2 Propiedades pictoricomorfológicas

En el proceso de análisis de la imagen, el término pictoricomorfológico se constituye en el elemento de mayor relevancia en el proceso de interpretación visual de imágenes de sensores remotos. Se consideran como características o propiedades pictoricomorfológicas a los elementos de identificación presentes en la imagen que colaboran o sirven de evidencia concurrente para la identificación de objetos y su diferenciación de otras coberturas (Melo y Camacho, 2005; MINJUSTICIA *et al.*, 2016), también son conocidos como descriptores morfológicos (Lira, 2010), criterios de interpretación visual (Chuvieco, 2010) o foto elementos (Gao, 2009). Entre las propiedades pictoricomorfológicas se consideran fundamentales el análisis de: forma, tamaño, tono/color, textura, posición geográfica y patrón espacial; las cuales son usadas de forma integral en las clasificaciones visuales complejas. Unas de las principales ventajas del análisis visual sobre el digital es su capacidad para incorporar a la interpretación de la imagen, criterios complejos que forman parte de la experiencia del intérprete, mientras el tratamiento digital se basa casi exclusivamente sobre la intensidad radiométrica de cada píxel reflejado en sus niveles digitales (Li *et al.*, 2015).

Se ha considerado clasificar los criterios de interpretación visual o características pictoricomorfológicas en una escala jerárquica en función de su grado de complejidad, como lo muestra la Figura 2-2, donde el brillo y color serían los componentes más elementales, pues caracterizan espectralmente una cobertura, la forma, tamaño y textura, representan características de las propiedades espaciales de los objetos. Las sombras, el contexto y asociación tienen que ver con la relación de los objetos circundantes, así como la ubicación topográfica y geográfica de los objetos. Finalmente, la dimensión temporal hace referencia a la evolución estacional de las coberturas.

Figura 2-2: Organización jerárquica de las propiedades pictoricomorfológicas o criterios de interpretación visual.



Fuente: Chuvieco, 2002.

A continuación, son definidas cada una de las propiedades pictoricomorfológicas abordadas en la presente investigación:

- **Color:**

Inicialmente el color se constituye como una de las características más importantes en la interpretación visual de imágenes. Algunos autores manifiestan que el ojo humano es más sensible a las variaciones cromáticas que a la intensidad luminosa (Barret y Curtis, 1999), si a esto se añade el aumento de información que ofrece la mezcla de varias bandas del espectro, fácilmente se comprende que el color resulta como un elemento básico en la interpretación visual de imágenes (Chuvieco, 2010).

- **Textura:**

Esta característica hace referencia a la heterogeneidad de una determinada cobertura, al contraste espacial entre los elementos que la componen. Visualmente se manifiesta como la rugosidad o suavidad de los tonos de gris, cuanto más similares sean, la tonalidad será más homogénea en el interior de la cubierta, y la textura será más lisa. Por

el contrario, si existe una alta heterogeneidad en los niveles de gris de una cobertura en particular, aparecerá como muy rugosa, es decir, textura gruesa (Chuvieco, 2010).

- **Forma – Tamaño:**

La forma como estructura espacial de un objeto o series de objetos es determinante para la identificación de cierta cobertura, y se constituye como una clave determinante para ser identificada, ya que su contorno permite ser asimilado con algunos de los patrones que resultan familiares con la cobertura a identificar. Esta forma se define como los rasgos característicos inherentes a los objetos y que permite la identificación en la imagen (Melo y Camacho, 2005). El valor de la forma para el intérprete radica en que le permite identificar la clase de objetos observados ayudando a la comprensión de su significado y función; esta característica generalmente se estudia asociada con la variable tamaño realizando un análisis en conjunto.

El tamaño de un objeto o una cobertura es uno de los más útiles indicios que lleva a su identificación. Por la medida de un objeto, el intérprete puede eliminar de su consideración gran parte de las posibilidades de su identificación (Melo y Camacho, 2005), es decir, se posibilita lograr diferenciar coberturas muy similares, por ejemplo caminos y senderos, pues simplemente con el tamaño bastaría para realizar su identificación individual.

- **Contexto espacial:**

También conocida como posición geográfica, esta indica la localización de las cubiertas de interés en relación con los elementos vecinos o circundantes en la imagen. Esta es otra característica relevante para la correcta identificación de una cobertura, pues existen elementos que, aun teniendo una apariencia similar, la diferente posición que ocupa respecto de otros elementos o coberturas en una imagen, brinda un indicio claro de su categoría.

- **Patrón espacial:**

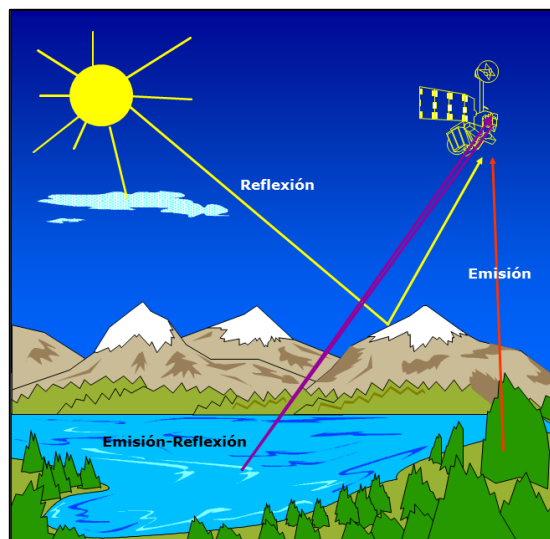
El patrón indica una organización peculiar de los objetos que forman una determinada cobertura (Chuvieco, 2002); también es definido como el arreglo espacial de un conjunto de objetos o asociaciones de objetos similares así como la repetición sistemática de formas (Melo y Camacho, 2005), y es contemplada como la principal característica al

momento de identificar algún tipo de cobertura en estudio. Las variadas relaciones entre organismos, objetos y su entorno, producen patrones característicos de asociaciones de las diferentes coberturas a identificar, en donde antes podían ser solo estudiadas mediante largas jornadas de verificación in-situ, ahora pueden ser visibles claramente debido a la mejora en la resolución espacial de las imágenes producto de los sensores remotos.

2.1.3 Fundamentos de percepción remota

La percepción remota es la técnica que permite obtener información a distancia de objetos sobre la superficie terrestre sin que exista un contacto material y directo con ellos. Para que esta observación sea posible es necesario que exista algún tipo de interacción entre los objetos y el sensor, esta interacción es un flujo de radiación que parte de los objetos y se dirige hacia el sensor, este sistema de teledetección está compuesto por tres principales elementos: sensor, objeto observado y flujo energético; que los pone en relación, permitiendo detectar el objeto y sus características. Existen tres formas de adquirir esta información: por reflexión, emisión y emisión reflexión, como se representa en la Figura 2-3.

Figura 2-3: Componentes de un sistema de teledetección.



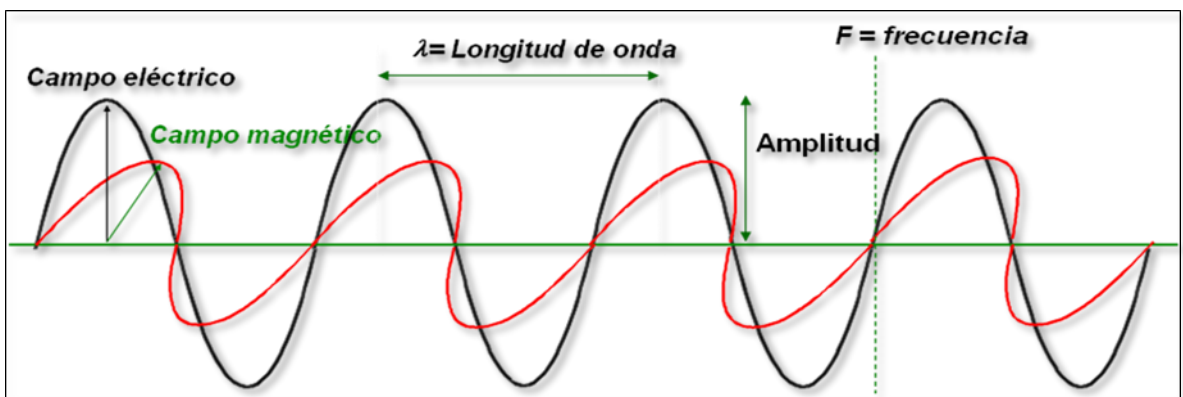
Fuente: Chuvieco, 2002.

La primera de ellas es la forma más importante de teledetección, pues se deriva directamente de la luz solar, principal fuente de energía de nuestro planeta. El sol ilumina la superficie terrestre, la cual refleja esa energía en función del tipo de cubierta presente sobre ella. Ese flujo reflejado es recibido por el sensor que lo transmite posteriormente a las estaciones receptoras para su posterior procesamiento digital; sin embargo, entre superficie y sensor se interpone la atmósfera que dispersa y absorbe parte de la señal original.

El flujo energético entre la cubierta terrestre y el sensor constituye una forma de radiación electromagnética; esta energía se transfiere de un lugar a otro por tres procesos: convección, conducción y radiación. De ellos interesa mucho más el último, pues constituye la base de los sistemas de teledetección utilizados y analizados en la presente investigación.

Las características de la radiación, es decir, su flujo energético, puede describirse por dos elementos, longitud de onda y frecuencia. La primera hace referencia a la distancia entre dos picos sucesivos de una onda, mientras que la frecuencia es el número de ciclos que pasan por un punto fijo en una unidad de tiempo (Figura 2-4). Ambos elementos están inversamente relacionados pues a mayor longitud de onda o menor frecuencia el contenido energético será menor y viceversa, es decir que, la radiación a longitudes de onda larga es más difícil de detectar que aquellas de longitudes cortas (Chuvienco, 2010).

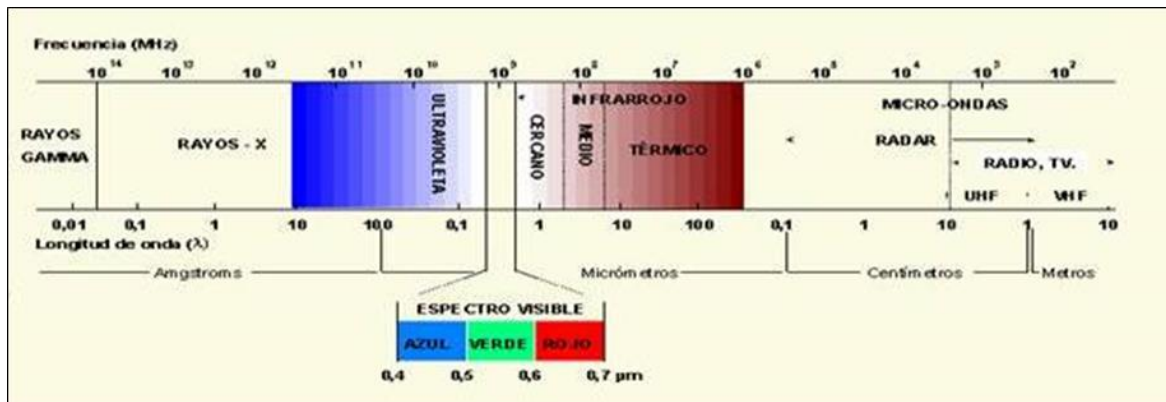
Figura 2-4: Esquema de una onda electromagnética.



Fuente: Chuvienco, 2002.

De los conceptos anteriores se parte para poder definir cualquier tipo de energía radiante en función de su longitud de onda o frecuencia. Aunque los valores de longitud de onda son continuos, es común que se establezca una serie de bandas en donde la radiación electromagnética tiene un comportamiento similar. La organización de estas bandas de longitudes de onda o frecuencia se denomina espectro electromagnético (Figura 2-5).

Figura 2-5: Espectro electromagnético



Fuente: Chuvieco, 2002.

El espectro comprende las longitudes de onda muy cortas (rayos gamma, rayos X), hasta las largas (tele-comunicaciones). Las unidades de medida más comunes se relacionan con la longitud de onda. Para las más cortas se utilizan micrómetros (μm), mientras las más largas se miden en centímetros (cm) o metros (m). Normalmente estas últimas (denominadas micro-ondas) se las designa también por valores de frecuencia (en Gigahertz, GHz = 10^9 Hz). De la percepción remota conviene destacar una serie de bandas espectrales que son las más frecuentemente empleadas en la actualidad. Su denominación, amplitud y terminología se describen a continuación de acuerdo a lo definido por Chuvieco (2010).

Espectro visible (0,4 a 0,7 μm). Se denomina así por tratarse de la única radiación electromagnética que puede percibir el ojo humano, coincidiendo con las longitudes de onda donde la radiación solar es máxima. Dentro de esta región suelen distinguirse tres bandas elementales que se denominan azul (A, 0,4-0,5 μm), verde (V, 0,5-0,6 μm), y rojo

(R, 0,6-0,7 μm), en razón de los colores primarios que los ojos perciben en esas longitudes de onda.

Infrarrojo cercano (IRC, 0,7 -1,3 μm). También se denomina infrarrojo próximo, reflejado o fotográfico, puesto que parte de él puede detectarse a partir de películas dotadas de emulsiones especiales; esto es de especial importancia por su capacidad para discriminar masas vegetales y concentraciones de humedad.

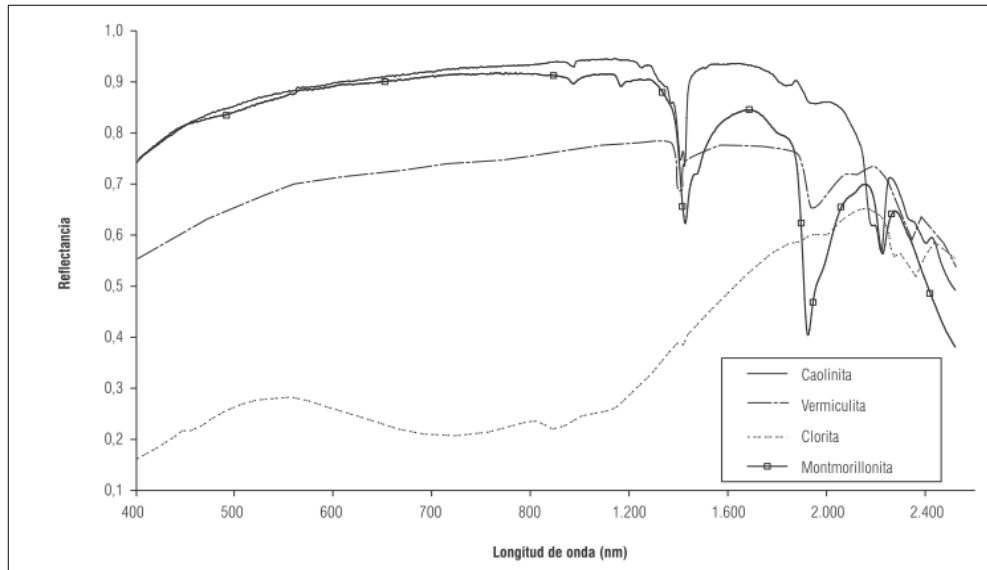
Infrarrojo medio (1,3 a 8.0 μm). En esta región se entremezclan los procesos de reflexión de la luz solar y emisión de la superficie terrestre. La primera banda se sitúa entre 1,3 y 2,5 μm , denominándose infrarrojo de onda corta (Short Wave Infrared, SWIR) siendo idónea para estimar el contenido de humedad en la vegetación o los suelos. La segunda, comprendida principalmente en torno a 3,7 μm se conoce propiamente como infrarrojo medio (IRM), siendo determinante para la detección de focos de alta temperatura (incendios o volcanes activos).

Infrarrojo lejano o térmico (IRT, 8 a 14 μm). Incluye la porción emisiva del espectro terrestre, donde se detecta el calor proveniente de la mayor parte de las cubiertas terrestres.

Micro-ondas (M, por encima de 1 mm), con grandes intereses por ser un tipo de energía bastante transparente a la cubierta nubosa, es decir, que puede penetrarla evitando la pérdida de información debido a la presencia de nubes en la atmosfera.

Basado en la anterior teoría y considerando que todos los elementos y materiales de la superficie terrestre presentan un patrón distintivo desde el punto de vista espectral, es decir que, si cada longitud de onda tiene un valor o nivel digital que indica cuánta luz refleja o absorbe, al graficarse estos valores podría visualizarse la curva espectral continua para cada elemento. Un ejemplo de ello se muestra en la Figura 2-6 donde se representan los valores de reflectancia en las diferentes longitudes de onda para distintos tipos de minerales arcillosos.

Figura 2-6: Valores de reflectancia en distintos tipos de minerales arcillosos.



Fuente: Bastidas y Carbonell, 2010.

En las curvas espectrales se puede apreciar que, para cada material u objeto determinado, las longitudes de onda del espectro electromagnético tienen un comportamiento más reflectivo y, a partir de ello, se pueden realizar operaciones matemáticas con el propósito de diferenciar los materiales presentes en una escena. Sin embargo, los sensores satelitales solo “ven” pequeñas partes de dichas curvas espectrales dependiendo de su resolución espectral, es decir, la cantidad de bandas de observación.

2.1.4 Resoluciones en imágenes de sensores remotos

De acuerdo con Estes y Simonett (1975), se puede definir la resolución de un sistema sensor como su habilidad para discriminar información de detalle. Donde la discriminación se refiere a la capacidad de distinguir un objeto entre otros y la información de detalle se refiere, no solo al detalle espacial que proporciona el sensor, sino también a su número y anchura de las bandas del espectro, a su cadencia temporal y a su capacidad para distinguir variaciones en la energía detectada (Cambell, 1996).

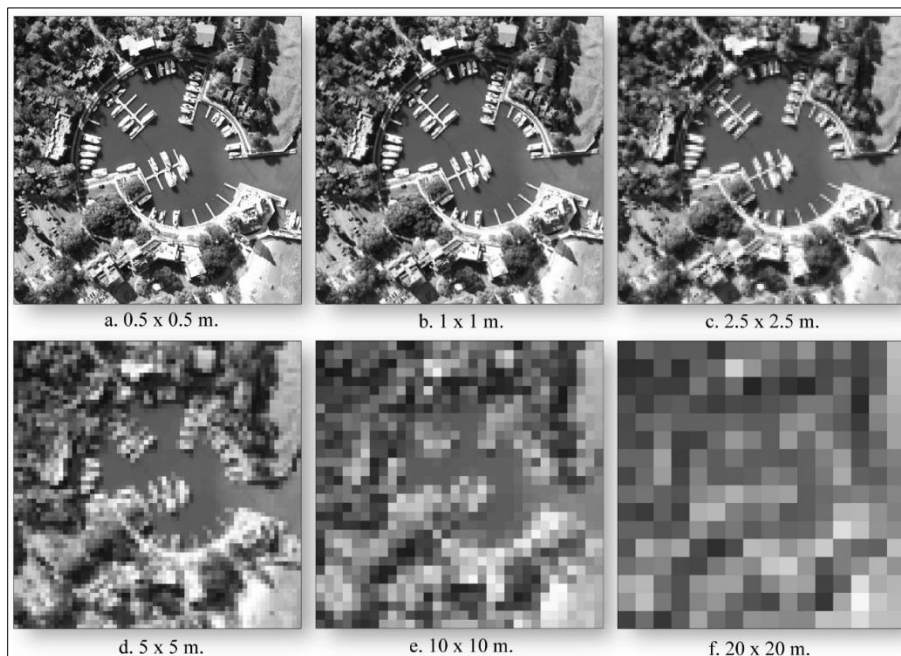
El concepto de resolución implica diversas manifestaciones, las más habituales en la literatura resultan ser la espacial, espectral, radiométrica y temporal, las cuales son presentadas con más detalle a continuación.

- **Resolución espacial:**

Esta resolución hace referencia al objeto más pequeño o al tamaño de la mínima unidad de información que puede ser distinguido sobre una imagen, la cual se denomina píxel (del inglés *picture element*). Cuanto menor sea el tamaño del píxel, será mayor su resolución espacial.

La resolución espacial tiene un papel protagonista en la interpretación de las imágenes, por cuanto marca, de alguna forma, el nivel de detalle que esta ofrece, donde solo serán identificables sobre la imagen los elementos u objetos que superen el tamaño de varios píxeles (Chuvieco, 2010). En consecuencia, la resolución espacial está en estrecha relación con la escala de trabajo y con la fiabilidad finalmente obtenida en la interpretación. Un ejemplo de resolución espacial se representa en la Figura 2-7, donde se evidencia el incremento del tamaño del píxel y, así mismo, su dificultad para distinguir un objeto entre otros.

Figura 2-7: Ejemplo de diferentes tamaños de resolución espacial.



Fuente: Chuvieco, 2002.

En lo referente al análisis e interpretación visual de imágenes, queda fuera de toda duda el interés por mejorar la resolución espacial para facilitar una interpretación más certera de la imagen (Hopkins *et al.*, 1988).

La resolución espacial de los sensores de observación terrestre recoge un rango bastante amplio; sin embargo, pueden ser clasificados de acuerdo a su resolución espacial en cuatro categorías como lo muestra la Tabla 2-1.

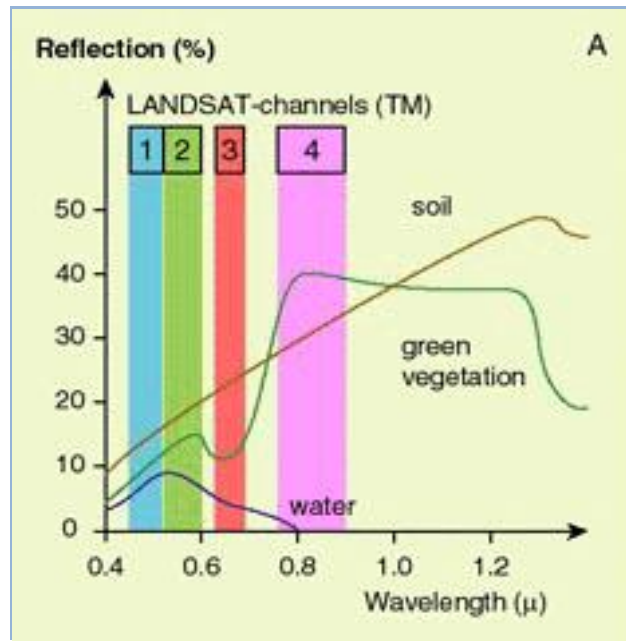
Tabla 2-1: Categorías de resolución espacial en imágenes de sensores remotos.

Categoría de resolución	Dimensiones del píxel (mt)	Principales aplicaciones	Ejemplo de tipos de sensor
Alta	Próximos a 1x1	Civiles y militares	Quickbird, Ikonos
Media	Entre 6x6 hasta 120x120	Recursos naturales	IRS, Landsat, Spot
Baja	Mayores de 200x200	Recursos naturales, meteorológicos	Modis, IRS-Wifs, NOAA-A VHRR, Meteosat, GOES

▪ **Resolución espectral:**

Indica el número y las respectivas longitudes de onda en el espectro electromagnético, que las bandas del sensor pueden distinguir o discriminar. Un ejemplo de la resolución espectral se encuentra en la Figura 2-8, donde se muestra la posición de las 4 primeras bandas del sensor Landsat TM, evidenciando a su vez, el rango de longitud de onda que puede ser distinguido. Un sensor será más idóneo cuanto mayor número de bandas proporcione, ya que facilita la caracterización espectral de las distintas coberturas (Chuvieco, 2010). A la vez conviene que estas bandas sean lo suficientemente estrechas, con el objeto de obtener la señal sobre regiones coherentes del espectro. Las bandas muy amplias suponen registro de un valor promedio, lo cual puede encubrir la diferenciación espectral entre cubiertas de interés.

Figura 2-8: Resolución espectral en las primeras 4 bandas del sensor Landsat TM



Fuente: Chuvieco, 2002.

▪ **Resolución radiométrica:**

Hace mención a la sensibilidad del sensor, es decir, su capacidad para detectar variaciones en la radiancia espectral que recibe. En el caso de los sistemas óptico-electrónicos, la imagen se presenta en formato digital, para lo cual la resolución radiométrica suele identificarse con el rango de valores o niveles digitales (ND) que codifica el sensor, habitualmente se expresa dicha resolución en el número de bits que precisa cada elemento de la imagen para ser almacenado (Chuvieco, 2010). En la Figura 2-9 se presenta un ejemplo de los efectos de la resolución radiométría a 11 bits (2048 niveles digitales por píxel), frente a otra con resolución de 8 bits (256 niveles digitales por píxel) para una imagen Ikonos, donde es posible distinguir en la de mayor resolución radiométrica (a), diferentes tonalidades en los tipos de tejado, mientras que en la menor resolución (b), predomina un solo tono.

Figura 2-9: Efectos de la resolución radiométrica.



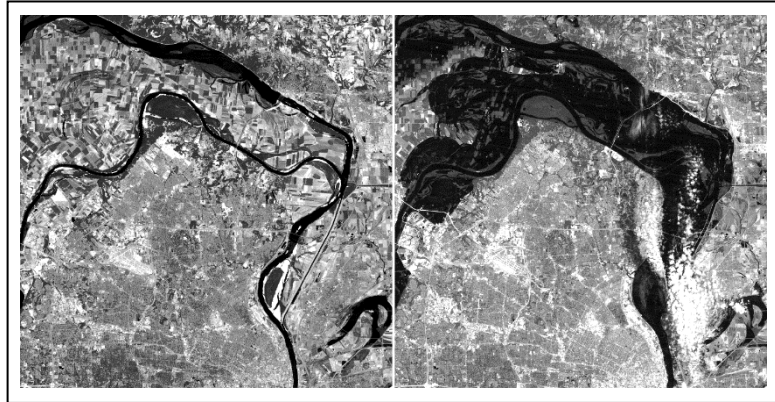
Fuente: Chuvieco, 2002.

La resolución radiométrica resulta de notable ayuda en la interpretación de imágenes, especialmente cuando es realizado el análisis digital, ya que el ser humano es capaz de discriminar no más de 64 niveles de gris, mientras que en los tonos de color no superan los 200.000 (Chuvieco, 2010). Sin embargo, cuando la interpretación es digital la capacidad de cómputo aprovecha toda la resolución radiométrica disponible para lograr discriminar elementos con niveles digitales muy similares de reflectividad, los cuales no serían distinguibles con sensores de menor sensibilidad. Ello indica que a mayor resolución radiométrica mayor posibilidad de detectar y discriminar los elementos en una imagen determinada.

▪ **Resolución temporal:**

Esta resolución hace relación a la frecuencia de cobertura que proporciona el sensor, es decir, se refiere a la periodicidad con la que este adquiere imágenes de la misma porción de la superficie terrestre, cuyo ciclo de cobertura está en función de las características orbitales de la plataforma, así como del diseño del sensor. En la Figura 2-10, se presenta un ejemplo de temporalidad para un fenómeno de inundación en el río Mississippi, donde se evidencian los cambios o dinámicas temporales que presentan las coberturas de la tierra (inundaciones), ocurridas en la misma porción de la superficie.

Figura 2-10: Ejemplo de temporalidad para el río Mississippi afectado por inundaciones.



Fuente: Chuvieco, 2002.

2.1.5 Procesamiento digital de imágenes

El ser humano constantemente en su vida cotidiana se encuentra percibiendo información en forma de imágenes a través del sentido de la vista, captando la radiación electromagnética que provienen de los objetos; sin embargo, el ojo humano es bastante limitado en cuanto al tipo y energía de la radiación que percibe, restringiéndose a una pequeña porción del espectro electromagnético, conocido como el espectro visible (Figura 2-5), haciéndolo incapaz de percibir imágenes de cualquier otro tipo o percibir radiación de valores distintos al rango visible de dicho espectro. No obstante, el ser humano posee la capacidad de analizar e interpretar en forma extremadamente rápida las imágenes que recibe, en una función cerebral de gran rapidez, percibiendo los objetos que lo rodean y mediante un proceso de abstracción simbólica, extrae sus propiedades básicas, fundamentadas en sus características pictoricomorfológicas, principalmente constituidas por su tamaño, forma, color, textura, asociación y patrón espacial; todo ello con el propósito de identificar y clasificar los objetos presentes en una imagen.

El desarrollo tecnológico de las últimas décadas ha permitido la generación de imágenes empleando radiación invisible a la visión humana; tal es el caso de Imágenes acústicas, magnéticas, gravimétricas, de radar, neutrografías y micrografías, que ahora son comunes en diversas aplicaciones. Las funciones cerebrales de extracción de objetos de una escena no están cabalmente comprendidas, y por lo mismo, no han podido ser

reproducidas en sistemas automáticos de análisis digital. El objetivo no es copiar tales funciones cerebrales, sino entenderlas y superarlas en procesos automáticos eficientes.

En ciertas tareas muy específicas, el análisis automático equipara o supera la función cerebral correspondiente, tal es el caso de la detección de bordes en imágenes complejas; sin embargo, el análisis automático tiende a hacerse menos eficiente a medida que se le encargan más tareas y de mayor complejidad (Lira, 2010). Es preciso tener en cuenta que, el continuo avance tecnológico y los progresos en computación hacen pensar que se podrían tener en un futuro sistemas digitales que simulen gran parte de las funciones desempeñadas por el cerebro humano al momento de la identificación de objetos en una imagen.

El conocimiento acerca de un objeto se adquiere únicamente a través de un proceso de formación de modelos y, la clasificación de un objeto presente en una imagen es la decisión por la cual se determina la categoría a la cual pertenece. El reconocimiento de un objeto implica su clasificación (Lira, 2010).

Independientemente del método, sea de forma automatizada o bien por el ser humano, la identificación y posterior clasificación de los objetos en una imagen con adecuada certidumbre, requiere de un conocimiento de alto nivel frente al significado y asociación de las características pictoricomorfológicas de los componentes de una imagen.

En la actualidad, existen diversas técnicas que podrían emular y asociar las características pictoricomorfológicas con el propósito de clasificar los objetos presentes en una imagen, contemplando la relación entre dichas características conocidas en el ámbito de modelos de objetos, a través del análisis de imágenes orientadas a objetos, además de técnicas de índices espectrales y fusión de imágenes, los cuales complementan el conjunto de técnicas de procesamiento digital de imágenes, y son abordados a continuación junto con otros aspectos incluidos en el procesamiento digital de imágenes.

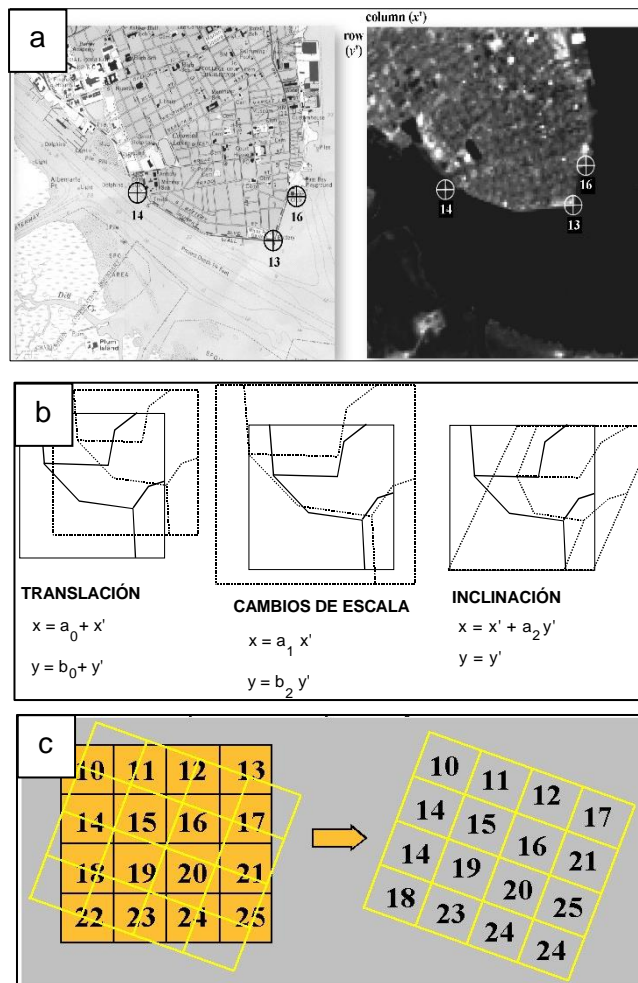
2.1.5.1 Correcciones de la imagen

Con este término se indican aquellos procesos que tienden a eliminar cualquier anomalía detectada en la imagen, ya sea en su localización o en la radiometría de los píxeles que la componen. Estos procedimientos son implementados con el propósito de disponer los datos de la forma más cercana posible, a una adquisición idónea; por ejemplo, situándolos sobre su posición geográfica correcta (georreferenciación) o reconstruyendo la radiancia detectada por el sensor a partir de los ND de la imagen (Chuvienco, 2010). Se han incluido para esta investigación dos tipos de correcciones: la geométrica (georreferenciación) y la atmosférica.

- **Corrección geométrica:**

Es el proceso de proyectar los datos en un plano de acuerdo con un sistema de proyección cartográfica y la asignación de nuevas coordenadas geográficas, los cuales no pretende modificar los ND de los píxeles de la imagen original, si no solamente su posición y coordenadas, incluyendo cualquier cambio en la posición de los píxeles que la integran. El enfoque comúnmente utilizado para la corrección geométrica, consiste en evaluar el error geométrico de la imagen a partir de una serie de puntos con coordenadas conocidas, denominado corrección a partir de puntos de control (GCP). Dicha corrección se realiza en tres fases: a) localización de puntos de control comunes en imagen de referencia e imagen a referenciar, b) cálculo de las funciones de transformación entre las coordenadas de la imagen a referenciar y la imagen de referencia y, c) transferencia de los niveles digitales originales a la nueva posición (Chuvienco, 2010). Estas fases se representan en la Figura 2-11.

Figura 2-11: Fases de la corrección geométrica con puntos de control



Fuente: modificada de Chuvieco, 2010.

Según lo referenciado por Congalton y Green (2009), en la evaluación de la exactitud posicional el indicador o medida especificada y aceptada por la *National Standard for Spatial Data Accuracy* (NSSDA), es la raíz cuadrada de las desviaciones entre los valores observados y los estimados por la regresión o ecuación de transformación, habitualmente se conoce como error medio cuadrático o RMSE (*Root Mean Squared Error*) (Chuvieco E., 2010), el cual se estima a partir de muestras de mapas y puntos de referencia. Todos los parámetros de exactitud posicional son estimados mediante la comparación de coordenadas de referencia, mapas de elevación, coordenadas de imágenes o conjuntos de datos, evaluando así, la localización de cada punto de muestreo.

Partiendo de lo definido por Gao Jay, (2009) en cuanto a la rectificación de imágenes y la aplicación del RMSE, se debe establecer el conjunto de coordenadas denominadas estimadas (E: este, N: norte) para todos los GCP generados, donde también se tiene otro conjunto de coordenadas denominadas observadas (\widehat{E} , \widehat{N}), las cuales se obtienen de mapas topográficos o utilizando unidades de posicionamiento global (GPS). Las coordenadas de estos dos grupos de datos (estimados y observados) es poco probable que sean idénticas, esta diferencia se denomina rectificación residual, donde rara vez es igual a cero; en cambio varían de GCP a GCP. El análisis estadístico de los residuales en todos los GCP, proporciona un indicador de precisión denominado RMSE, el cual se determina empleando las ecuaciones (2-1) y (2-2), tanto en el E como en el N (Gao, 2009).

$$RMSE_E = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{Ei}^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\widehat{E}_i - E_i)^2} \quad (2-1)$$

y

$$RMSE_N = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{Ni}^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\widehat{N}_i - N_i)^2} \quad (2-2)$$

Donde:

- n = Número total de GCP colectados en una rectificación.
- E y N = Coordenadas E y N estimadas mediante ecuaciones de transformación.
- \widehat{E} y \widehat{N} = Coordenadas E y N de referencia, obtenidas de mapas topográficos o usando unidades GPS.

La precisión global de la transformación se evalúa mediante la integración de los residuales en ambas direcciones, E y N, en todos los GCP utilizados. El indicador final de precisión es el $RMSE_{EN}$, que se calcula utilizando la ecuación (2-3). El resultado no debe superar cierto valor previamente indicado, habitualmente igual o inferior a 1 píxel (Chuvieco E., 2010).

$$RMSE_{EN} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\delta_{Ni}^2 + \delta_{Ei}^2)}$$

(2-3)

▪ **Corrección atmosférica:**

La corrección atmosférica hace parte de los procedimientos de correcciones radiométricas que pueden ser ejecutados a las imágenes de sensores remotos; dichas correcciones radiométricas son las técnicas que modifican los ND originales, con el objeto de acercarlos a los que habría presentes en la imagen en caso de una recepción ideal (Chuvienco, 2010).

Para calcular la reflectividad de la superficie, es necesario estimar la transmisividad de la atmósfera, la irradiancia difusa y la radiancia atmosférica debido a la dispersión. Los procedimientos para abordar dichas correcciones ameritan datos sobre las condiciones de la atmósfera en el momento de la toma de la imagen, lo que normalmente no está disponible; adicional a esto el comportamiento de la atmósfera no suele ser constante en la imagen ya que determinadas zonas pueden haber sido más afectadas que otras.

Hasta el momento las correcciones atmosféricas se han abordado siguiendo 4 procedimientos (King *et al.*, 1999): 1) a partir de medidas in situ, 2) a partir de imágenes de otros sensores, 3) a partir de modelos físicos de transferencia radiativa o, 4) a partir de datos de la propia imagen. Esta última sería sin duda el método más operativo ya que no requiere información externa y facilitaría una corrección completa de los datos.

Desde el punto de vista de su clara operatividad se destaca el modelo ATCOR, desarrollado por Richter (1997), incluido entre los módulos del programa PCI Geomatics®. Este modelo basa la corrección en una serie de perfiles atmosféricos estándar que vienen incluidos en el programa, siendo de fácil adaptación por el usuario en caso de disponer de información más detallada. Estas definiciones incluyen el contenido de vapor de agua y el tipo de aerosoles. El programa únicamente requiere una estimación del espesor atmosférico, indicando un rango de visibilidad y una altura promedio de la zona y el ángulo cenital solar. Incluye coeficientes de calibración estándar

para SPOT-HRV y Landsat-TM; sin embargo, el usuario puede incluir fácilmente coeficientes correspondientes a otros sensores.

- Módulo ATCOR de PCI Geomatics®.

Es un método para la corrección atmosférica y topográfica de imágenes ópticas de sensores remotos, por sus siglas en inglés, ATCOR significa *Atmospheric and Topographic Correction*, con patente Alemana número P4102579 concedida en 1993 (Richter, 2001). Este permite realizar la corrección atmosférica en las imágenes de satélite, preparándolas para operaciones como colección de puntos de control (GCP), segmentación, clasificación y extracción de índices de vegetación. El modulo recibe como entrada una imagen bruta y un archivo del terreno, generando como salida una imagen de reflectancia de la superficie corregida por efectos atmosféricos y topográficos.

El flujo de trabajo de ATCOR en el programa PCI Geomatics® contempla cuatro algoritmos totalmente independientes que pueden ser ejecutados individualmente, uno del otro. Estos cuatro algoritmos según lo definido por PCI Geomatics (2016), corresponden a:

- i) TOA (Top of Atmosphere) Reflectance: calcula la reflectancia en la parte superior de la atmósfera, es el más básico de los flujos de corrección atmosférica, convirtiendo valores de píxeles a reflectancia física medida por encima de la atmósfera. La imagen es normalizada a partir de sus valores de radiancia y tiempos de adquisición, utilizando únicamente información de ella.
- ii) Haze Removal: Realiza el enmascaramiento de las nubes, agua y remueve la neblina, antes de realizar la corrección atmosférica, este proceso muestra resultados en valores de ND.
- iii) ATCOR – Ground Reflectance: Calcula los valores de reflectancia de la superficie a nivel del suelo, eliminando los efectos atmosféricos en las imágenes de satélite, y preparandolas las imágenes para el análisis bajo diferentes condiciones atmosféricas, y opcionalmente, remueve la bruma y enmascara las nubes. La imagen de salida posee nuevos valores de reflectancia a nivel del suelo que van de 0 a 100%, corregida atmosféricamente (aerosoles y vapor de agua) y por efectos del terreno.

Cuando es ejecutado el módulo de reflectancia, el usuario tiene la posibilidad de generar valores agregados a los productos como:

- Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI): utiliza las bandas del rojo e infrarrojo cercano para medir la densidad y el vigor de la vegetación, intentando eliminar la reflectividad de la superficie bajo el dosel.
- Índice de área foliar (LAI): calcula la densidad de hojas verdes o densidad foliar.
- Fracción de radiación absorbida (FPAR): calcula la cantidad de radiación fotosintéticamente activa y la absorbida por el follaje del dosel.
- El albedo de la superficie: calcula la reflectancia de la superficie integrando longitudes de onda.
- Radiación solar absorbida: calcula la radiación solar de onda corta absorbida por la superficie.

El algoritmo de ATCOR – Ground Reflectance puede leer automáticamente el metadato de la imagen a ser analizada, solamente con ingresar el archivo del metadato correspondiente. Algunos de los parámetros del sensor que se establecen automáticamente son: tipo de sensor, azimuth del sensor, zenith y azimuth solar, fecha de adquisición, coeficientes de calibración, entre otros.

Sin embargo, existen otros parámetros que podrían ser configurados o integrados por el usuario, de acuerdo a ciertas características particulares de la zona de estudio, algunos de ellos son: a) modelos digitales de elevación, b) definición de parámetros atmosféricos, lo cual hace referencia a ciertas características de la atmósfera en función de cuatro modelos de aerosol que pueden ser seleccionados (rural, urbano, marítimo y desértico) establecidos en función de las proporciones de los diferentes gases en la atmósfera; c) condiciones atmosféricas donde se determina el nivel de humedad usando la estimación de la columna de vapor de agua, esta puede ser calculada automáticamente si el sensor tiene bandas espectrales en las regiones de vapor de agua (920 – 960 nm); si el sensor no posee estas características, la columna de vapor de agua se puede inferir basado en la

estación (verano, otoño, invierno), o de acuerdo a la latitud de la escena y la fecha de captura, siendo así posible establecer dichas condiciones atmosféricas.

- iv) ATCOR – Surface Temperature: Calcula la temperatura de la superficie, a partir de las bandas térmicas de los sensores, un modelo digital del terreno y opcionalmente un mapa de visibilidad para generar un mapa de la temperatura de la superficie. Este algoritmo actualmente solo es compatible con Landsat 4 TM, 5 TM y 7.

Al ser ejecutado, el usuario tiene la capacidad de obtener información acerca de los siguientes componentes del balance de energía:

- Diferencia de flujo térmico: calcula la diferencia entre la radiación atmosférica emitida y la radiación en la superficie emitida.
- Flujo de calor de la superficie: calcula la tasa de intercambio de energía entre la superficie y el subsuelo.
- Calor latente: calcula la tasa de cambio de la energía calorífica almacenada entre el aire y la superficie de la tierra. Mide la cantidad de energía necesaria para cambiar la materia de un estado a otro (de sólido a líquido, o gas).
- Calor sensible: calcula la tasa de cambio de la energía térmica en exceso entre el aire y la superficie de la Tierra. Mide la cantidad de energía necesaria para cambiar la temperatura del aire.
- Radiación neta: calcula la diferencia entre la radiación absorbida y emitida por ondas cortas y ondas largas.

2.1.5.2 Índices espectrales

Se denominan índices espectrales a las operaciones aritméticas entre bandas con el objetivo de enfatizar alguna variable de interés, como vegetación, agua, minerales etc. Son utilizados ampliamente en dos situaciones: i) para mejorar la discriminación entre dos cubiertas con comportamiento reflectivo muy distinto en esas dos bandas, por ejemplo para realzar suelos y vegetación en el visible e infrarrojo cercano y, ii) para reducir el efecto del relieve en la caracterización espectral de distintas cubiertas (Chuvieco, 2010).

El empleo de estos índices espectrales es muy común en la discriminación de coberturas vegetales, debido al particular comportamiento radiométrico de la vegetación en las regiones del espectro correspondientes a la banda roja (RED= 0,6 a 0,7 μm) y la banda del infrarrojo cercano (NIR= 0,7 a 1,1 μm), generando marcados contrastes entre estas dos bandas la vegetación que presenta condiciones sanas. Cuando la vegetación presenta algún tipo de estrés o enfermedad, su reflectividad será menor en el infrarrojo cercano, aumentando paralelamente en la región de la banda roja, por lo que el contraste entre ambas bandas en estas condiciones sería menor (Chuvienco, 2010). Por tanto, se puede señalar que cuanto mayor sea la diferencia entre las reflectividades de la banda NIR y la RED, mayor vigor vegetal presenta la cobertura observada. El anterior principio es el fundamento de los denominados índices de vegetación, de los cuales son mayormente utilizados y reconocidos el índice de vegetación diferencial (DVI) y el índice de vegetación diferencial normalizado (por sus siglas en inglés NDVI), (Tabla 2-2). Sin embargo, los índices comentados, se dirigen a realzar características de coberturas vegetales frente a otras superficies; en caso de que el interés sea realzar otro tipo de coberturas no vegetales, como es el suelo desnudo o rocas, estas bandas podrían no ser las más idóneas. En estos casos, es conveniente acudir a un análisis de las variaciones espectrales de la cobertura de interés en las diferentes bandas del sensor y de esta forma proponer o aplicar índices alternativos que permitan realzar las características de dicha cobertura.

Por otro lado, se han diseñado y propuesto múltiples índices de acuerdo al tema de interés, en este caso se han propuesto operaciones aritméticas entre bandas para enfatizar cubiertas no vegetales, especialmente en trabajos de exploración minera. En estudios realizados por Kruse *et al.*,(1993), a partir de imágenes Landsat TM (Thematic Mapper) sobre el desierto de Mohave California, se mostró interés en ciertos índices espectrales, donde algunos de ellos son referenciados en la Tabla 2-2, y corresponden al índice CLAY_MINERALS (SWIR1 / SWIR2) para detectar rocas alteradas hidro-térmicamente con alto contenido de arcillas micas y rocas sulfatadas, el FERROUS_MINERALS (SWIR1 / NIR) para aislar coberturas vegetales de rocas desnudas, y el IRON_OXIDE (RED / BLUE) para aquellos materiales con importante presencia de limonita.

Tabla 2-2: Índices espectrales propuestos para ser aplicados.

NOMBRE	ABREVIACIÓN	ECUACIÓN	FUENTE
CLAY_MINERALS	CM	SWIR1 / SWIR2	Drury S. A. 1987
FERROUS_MINERALS	FM	SWIR1 / NIR	Drury S. A. 1987 y Segal D. 1982
IRON_OXIDE (Ferric Minerals)	IO	RED / BLUE	Drury S. A. 1987 y Segal D. 1982
TRANSFORMED NORMALIZED DIFFERENCE VEGETATION INDEX	TNDVI	$\text{SQRT} ((\text{NIR} - \text{RED} / \text{NIR} + \text{RED}) + 0,5)$	Rouse J. W. 1973 y Sebem 2005
NORMALIZED DIFFERENCE VEGETATION INDEX	NDVI	$\text{NIR} - \text{RED} / \text{NIR} + \text{RED}$	Kriegler <i>et al.</i> , 1969; Rouse J. W. 1973
DIFFERENCE VEGETATION INDEX	DVI	$\text{NIR} - \text{RED}$	Tucker C. J. 1979
SIMPLE RATIO	SR IR/R	NIR / RED	Tucker C. J. 1979
SQRT SIMPLE RATIO	SQRT SR IR/R	$\text{SQRT} (\text{NIR} / \text{RED})$	Sebem E. 2005

NIR = Infrarrojo cercano, RED = Rojo, SWIR = Infra rojo medio, SQRT= Raíz cuadrada

Si bien, la definición de estos índices se realiza a partir de datos con valores de reflectancia, es decir, con procesos de corrección atmosférica y topográfica ejecutados previamente, no se tendría inconveniente en emplear directamente los valores ND de la imagen, siempre que no se pretenda conceder un valor físico a los resultados (Chuvienco, 2010).

2.1.5.3 Fusión de imágenes

La técnica de fusión de imágenes también es conocida como imágenes híbridas, la cual tiende a realzar el aspecto visual de una determinada imagen con información proporcionada por otra de mejor resolución espacial (Chuvienco, 2010), el producto obtenido es una imagen sintética (multiresolución), que alberga el detalle cromático de unas bandas sobre la calidad espacial de otras, generando una ganancia en la resolución espacial. Existe la posibilidad de utilizar pesos o potencializar las bandas adecuadas para incrementar el contraste de las zonas de interés.

Existen algoritmos aplicando técnicas de fusión de imágenes para múltiples propósitos, desde estimación de la turbidez en lagos (Lillo-Saavedra y Consuelo, 2008), hasta monitoreo de hundimientos inducidos por minería (Li y Wu, 2008). Igualmente esta técnica ha sido utilizada en proyectos para la detección e identificación de zonas erosionadas (Otero *et al.*, 2012), aplicando algoritmos específicos como Wavelet y el algoritmo o transformación Brovey.

▪ **Algoritmo de fusión transformada de Brovey:**

Este algoritmo es desarrollado para incrementar el contraste visual en los extremos altos y bajos del histograma de datos, utilizando un método que multiplica cada píxel multiespectral remuestreado por la relación de la intensidad del píxel pancromático correspondiente a la suma de todas las intensidades multiespectrales (ArcGIS Resource 2015). En este método de fusión de imágenes se utilizan tres bandas de acuerdo con la ecuación (2-4) (Erdas Inc., 2013) :

$$\begin{aligned} [DN_{B1} / DN_{B1} + DN_{B2} + DN_{B3}] \times [DN_{\text{high res. image}}] &= DN_{B1_new} \\ [DN_{B2} / DN_{B1} + DN_{B2} + DN_{B3}] \times [DN_{\text{high res. image}}] &= DN_{B2_new} \\ [DN_{B3} / DN_{B1} + DN_{B2} + DN_{B3}] \times [DN_{\text{high res. image}}] &= DN_{B3_new} \end{aligned} \quad (2-4)$$

Donde:

B(n) = número de banda

DN: valor nivel digital o de reflectancia

Esta técnica está destinada a producir imágenes RGB, donde solo tres bandas de una escena multiespectral son fusionadas a la vez, tales como las bandas 3,2,1 de Spot o 4,3,2 de imágenes Landsat TM. La imagen fusionada resultante es desplegada con bandas 1,2,3 en RGB.

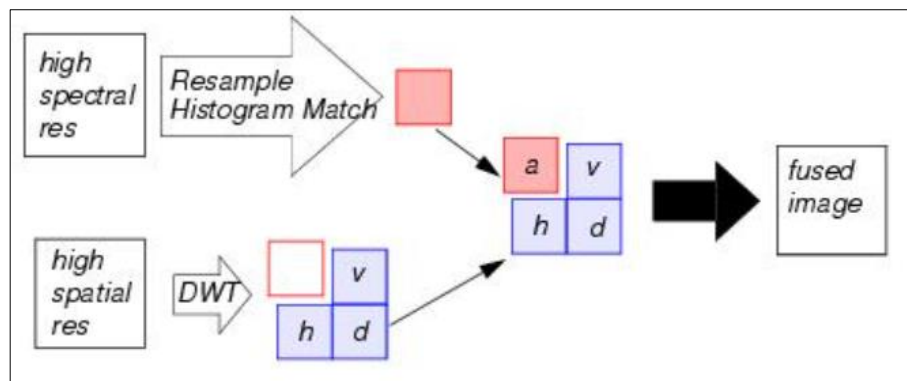
Es un procedimiento algebraico que opera a nivel de píxel individual, cuyo objetivo es preservar la integridad espectral de la imagen original multiespectral, esto se logra si la imagen pancromática (mayor resolución espacial), tiene un rango espectral equivalente al rango combinado de las tres bandas multiespectrales (Campbell y Wynne, 2011). Esta definición no es del todo correcta para la aplicación de algunas imágenes multiespectrales, ya que la imagen pancromática con la multiespectral no comparten el mismo rango de valores espectrales; sin embargo, en el caso de imágenes Landsat 8 LDCM, la cobertura de los datos espectrales, tanto de la imagen pancromática como de la multiespectral, coinciden en el rango de valores espectrales, a diferencia de otros sensores de la misión Landsat, según lo reportado por la *U.S. Geological Survey* (USGS, 2016).

- **Algoritmo de fusión Wavelet:**

La teoría del algoritmo se basa en que la descomposición en una imagen puede ser separada en componentes de alta frecuencia y baja frecuencia. Por ejemplo, un filtro de paso bajo se puede utilizar para crear una imagen de baja frecuencia, substrayendo esta imagen de baja frecuencia de la imagen original, se crearía una imagen correspondiente de alta frecuencia. Estas dos imágenes contienen toda la información de la imagen original, si se agregan o se suman el resultado sería la imagen original (Erdas Inc., 2013).

En la Figura 2-12, se representa gráficamente el algoritmo utilizado por la fusión de imágenes Wavelet, donde son fusionadas las imágenes que disponen características de alta resolución espectral con imágenes de alta resolución espacial, para así obtener una imagen fusionada donde se encuentren integradas las características espectrales altas, pero a un tamaño de píxel de mayor detalle, correspondiente a la imagen de alta resolución espacial.

Figura 2-12: Esquema del algoritmo de fusión Wavelet



Fuente: Erdas Inc., 2013.

En consecuencia, se podrían considerar dos imágenes tomadas el mismo día de la misma zona: una pancromática de 5 m, la otra multiespectral de 40 m; la de 5 m tiene una mejor resolución espacial, pero la de 40 m tiene una mejor resolución espectral. Lo deseable sería tomar la información de paso alto de la imagen de 5 m y combinarla con la imagen de 40 m multiespectral, produciendo así una imagen multiespectral con detalle de 5 m de resolución espacial.

Para obtener óptimos resultados en la ejecución de los algoritmos para fusionar imágenes, estas deben cumplir algunos prerrequisitos (Erdas Inc., 2013), tales como:

- i) Georreferenciación precisa, reduciendo al máximo el error medio cuadrático RMS, a nivel de subpíxel.
- ii) Las dos imágenes correspondan a un rango espectral idénticas, por tanto, una imagen pancromática SPOT, puede ser utilizada para acentuar bandas de 1-4 del sensor TM, en tal sentido sería cuestionable utilizarlo para las bandas 5 y 7 de TM, y más aún, totalmente inapropiadas para la banda 6 TM (térmica). Si los datos no son idénticos espectralmente, se perderá la fidelidad del conjunto de datos multiespectral.
- iii) Consideraciones temporales. Que las dos imágenes no tengan diferencias inducidas por temporalidad en la captura del dato. La fusión de las imágenes no es adecuada en zonas donde existan variaciones en la cobertura por etapas fenológicas, o influenciadas por la reducción o aumento de las coberturas (lagos), aspectos que pueden producir distorsiones en los datos.
- iv) Resoluciones espaciales relativas. La imagen de baja resolución espacial será sustituida exactamente por la de alta resolución, solo si las imágenes de entrada tienen tamaños de píxeles relativos que difieren en múltiplos de 2, cualquier otra relación de tamaño de píxel, requiere un re-muestreo de la imagen de menor resolución espacial.

2.1.5.4 Métodos y técnicas de clasificación de imágenes

Generalmente los geógrafos enfrentan el problema de decidir cómo clasificar o agrupar datos espaciales. La clasificación es usada por muchas razones importantes: para organizar esquemas de clasificación, para simplificar y generalizar una gran cantidad de información en efectivas y significativas categorías, para llevar un relativo orden, pasando de la complejidad a la simplicidad, donde patrones complejos espaciales son representados más claramente. Los mapas creados a partir de datos clasificados apropiadamente, dan como resultado una comunicación gráfica más eficiente (Campbell y Wynne, 2011).

En una clasificación, los valores son organizados de acuerdo a su grado de similitud, es decir, valores similares deben ser asignados en la misma categoría y valores diferentes deben ser asignados en diferentes categorías, siendo el resultado una agrupación de datos que parecen minimizar la cantidad de fluctuación o dispersión de valores dentro de la misma categoría y maximizar la dispersión de valores entre diferentes categorías.

Muchos métodos de clasificación específica están disponibles, cada aproximación son enfoques generales observados desde diferentes perspectivas. Sin embargo, no interesa que método de clasificación específico es utilizado, debido a que alguna información se pierde cuando grandes cantidades de información son simplificadas y generalizadas (Campbell y Wynne, 2011).

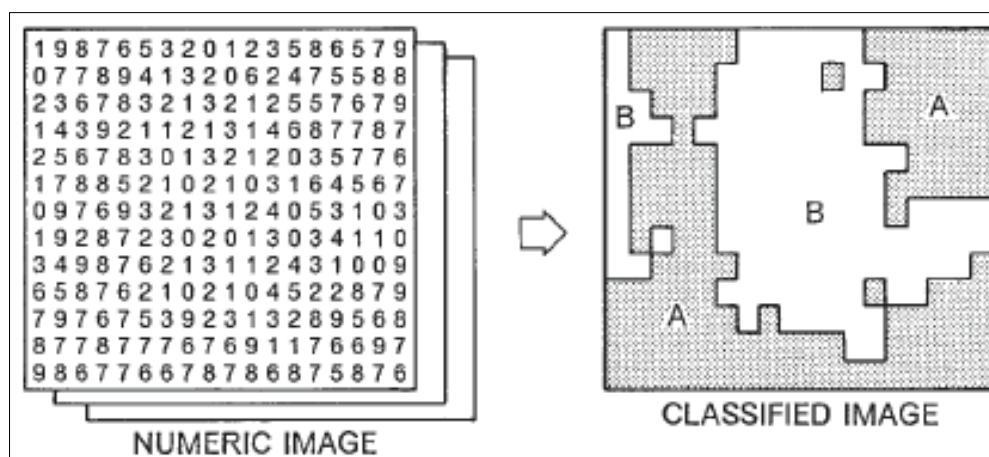
La mayoría de fundamentos de clasificación utiliza uno de dos conceptos estratégicos, el primero de estos es la subdivisión, en algunos casos llamado subdivisión lógica (McGrew y Monroe, 2009), por ser una subdivisión o desagregación. Al inicio de los procesos de subdivisión todas las unidades de datos de una población son agrupadas. Entonces, a través de una serie de pasos o iteraciones, los valores individuales son asignados en una apropiada subdivisión usando criterios cuidadosamente definidos. Esta estrategia o procedimiento de clasificación funciona desagregando todos los valores dentro de clases subdivididas lógicamente. La mayoría de ejemplos geográficos de subdivisión son jerárquicos. Una clara y consistente series de reglas siempre es necesario para asignar valores a la categoría apropiada en cada sección del procedimiento de subdivisión. Dichas características o valores asociados con cada categoría, son definidos antes de que el proceso de clasificación inicie (McGrew y Monroe, 2009).

El segundo concepto estratégico de clasificación hace referencia a la aglomeración (agregación), por ser una clasificación de agrupamiento generalizado. En el inicio del proceso cada unidad de datos o valor de una población (conjunto de datos), es separado para convertirlo en una clase distinta de los demás. La aglomeración se logra cuando los valores similares se combinan en la misma categoría, y los valores disímiles se colocan en diferentes categorías. En síntesis, la estrategia conceptual general de la subdivisión lógica y aglomeración, responde a la estructura teórica; sin embargo, la clasificación práctica integra una variedad de procedimientos o normas de funcionamiento específicos,

que no necesariamente son subdivididos por una lógica pura o aglomeración, por el contrario, pueden contener elementos de ambos.

Basado en los anteriores conceptos de los métodos de clasificación, ahora se mencionan las técnicas de clasificación, definiendo que la clasificación digital de imágenes es el proceso de asignar clases temáticas a los píxeles. Por lo general cada píxel es tratado como una unidad individual compuesta de valores en cada banda espectral. Mediante la comparación de píxeles entre sí y frente a los píxeles con identidad conocida, es posible generar grupos de píxeles con características similares, asignando clases o categorías temáticas de interés para el usuario de datos de sensores remotos. Estas clases generan regiones en un mapa o una imagen, de manera que después de la clasificación digital de la imagen, se presenta como un mosaico de parcelas uniformes, cada una identificada por un color, símbolo o etiqueta como se muestra en la Figura 2-13; estas clases son en teoría homogéneas, los píxeles dentro de las clases son espectralmente más similares entre sí que frente a los píxeles de otras clases.

Figura 2-13: Representación de una imagen numérica y una clasificada



Fuente: Campbell y Wynne, 2011.

Sin embargo, una clasificación puede ser un paso intermedio para análisis más complejos, por lo tanto, la clasificación de imágenes se considera una herramienta importante para evaluar las imágenes digitales, a veces para generar un producto final y, otras veces, como uno de varios procedimientos analíticos aplicados para derivar información de una imagen.

Algunas técnicas mayormente utilizadas en los procesos de clasificación de imágenes digitales son descritas a continuación, basados en los conceptos definidos por Campbell y Wynne (2011).

▪ **Clasificación no supervisada:**

La clasificación no supervisada se puede definir como la identificación de grupos naturales o estructuras homogéneas, con datos multiespectrales, la cual procede solamente con una mínima interacción con el analista para la búsqueda de grupos homogéneos de píxeles presentes dentro de la imagen.

Algunas ventajas de la clasificación no supervisada son mencionadas a continuación:

- No se requiere un conocimiento amplio de la región.
- La posibilidad del error humano se reduce al mínimo.
- Las clases específicas son reconocidas como unidades distintas.

Desventajas y limitaciones:

- Identifica clases homogéneas espectralmente que no necesariamente corresponden a la categoría de interés, mezclando píxeles similares, pero de categorías temáticas muy distintas.
- El analista tiene un control limitado sobre las opciones de clases temáticas y sus identidades específicas.
- Las propiedades específicas de información espectral pueden cambiar con el tiempo.

▪ **Clasificación supervisada:**

Se puede definir como el proceso donde se utilizan muestras de identidad conocida para clasificar píxeles de identidad desconocida, es decir, se utilizan píxeles donde ya están asignadas las clases temáticas, para asignar píxeles no clasificados a una de estas clases temáticas previamente establecidas. Las muestras de píxeles con clases temáticas conocidas, son ubicadas dentro de áreas de formación o campos de entrenamiento. El analista define las áreas de formación mediante la identificación de regiones en la imagen que pueden corresponder claramente a áreas con categoría

temática definida. Estas zonas deben tipificar las propiedades espectrales de las categorías que representan, y por supuesto deben ser homogéneas, es decir, las áreas de entrenamiento no deben incluir regiones inusuales, ni deben traspasar los límites entre categorías. Los píxeles ubicados dentro de estas áreas forman la muestra de entrenamiento utilizados para guiar al algoritmo de clasificación para asignar valores espectrales específicos y asignar clases temáticas. Es claro que la selección de estos datos de entrenamiento es clave en la clasificación supervisada.

Algunas ventajas de la clasificación supervisada son:

- El analista tiene el control de las opciones de selección de muestras y áreas de entrenamiento, que pueden ser adaptadas a un propósito y región específica.
- Está ligada a áreas específicas de clasificación o identidad conocida por el analista.
- El analista no se enfrenta con el problema de adaptar las categorías espectrales de la clasificación final con la información de las categorías de interés, esto ya se ha realizado en la asignación de áreas de entrenamiento.
- El analista puede detectar errores graves en la clasificación mediante la evaluación de los datos de entrenamiento para determinar si han sido clasificados correctamente.

Desventajas y limitaciones:

- El analista debe imponer una estructura de clasificación de los datos, dicha estructura podría no coincidir con lo que se encuentra en los datos
- Los datos de entrenamiento se definen a menudo principalmente por información de referencia o conocimiento del analista, y solo secundariamente se basa en sus propiedades espectrales.
- Los datos de entrenamiento elegidos por el analista, pueden no ser representativos de las condiciones encontradas en toda la imagen.

▪ **Clasificación contextual:**

El producto de la clasificación contextual se deriva de las relaciones espaciales entre los píxeles dentro de una imagen determinada. El contexto está determinado por las

relaciones posicionales entre píxeles, o bien clasificados o no, en cualquier lugar dentro de la escena (Gurney y Townshend, 1983).

Aunque los clasificadores contextuales pueden operar en cualquiera de los datos, ya sean clasificados o no, es conveniente suponer que algún procesamiento inicial se ha asignado un conjunto de clases preliminares, sobre una base de píxel a píxel, sin necesidad de usar la información espacial. La función del clasificador contextual es operar sobre una clasificación preliminar para reasignar píxeles apropiadamente a la luz de la información contextual (Campbell y Wynne, 2011).

El contexto puede ser definido de varias maneras, usando la información concerniente de otras clases relacionándolas a los píxeles. Varios tipos de enlaces definen las relaciones entre dos grupos, el más simple enlace es la distancia, por ejemplo, tal vez los píxeles no clasificados son coberturas agrícolas, los cuales es probable que sean tierras de cultivo irrigado si se encuentra dentro de una cierta distancia a un cuerpo de agua; si la distancia al cuerpo de agua sobrepasa un cierto umbral, dichos píxeles tienen más probabilidad de ser asignados a pastizales u otras coberturas de cultivos.

Los clasificadores contextuales es un esfuerzo para simular algunos procesos de interpretación usados por intérpretes humanos, en los que se deriva en la categorización de grupos de píxeles, partiendo de la relación de ubicación con otras regiones de categorías específica. Por ejemplo, un intérprete considera tamaños y formas de las parcelas para identificar el uso o cobertura, así como para identificar la categoría de las parcelas vecinas. Los clasificadores contextuales también pueden operar para reclasificar datos erróneamente clasificados.

- **Clasificación orientada a objetos:**

La clasificación orientada a objetos, para su desarrollo generalmente utiliza cuatro procesos, donde incluye i) selección de muestras de entrenamiento, ii) construcción de una jerarquía de clases, iii) segmentación de la imagen y iv) finalmente la clasificación basada en objetos (Campbell y Wynne, 2011). La técnica orientada a objetos aplica la lógica de intentar imitar ordenadamente la mayoría de procedimientos utilizados en una clasificación por parte de expertos en interpretación visual de imágenes de sensores remotos, los cuales pueden utilizar los tamaños, formas y texturas de las coberturas, así

como las características espectrales utilizadas para la clasificación convencional basado en píxeles.

Los cuatro procesos para generar clasificaciones orientada a objetos, planteados por Campbell y Wynne (2011), son referenciados a continuación:

- i. **Selección de muestras de entrenamiento:** haciendo referencia al conocimiento previo de las coberturas de la tierra objeto de la clasificación, al igual que en algunas técnicas basadas en píxeles, como la clasificación supervisada, donde parte de lo conocido a lo desconocido.
- ii. **Construcción de una jerarquía de clases:** las coberturas identificadas previamente pueden ser representadas de forma jerárquica para mostrar su complejidad, mediante una leyenda de clasificación de coberturas, de tipo jerárquico o multinivel. Sin embargo, no siempre es posible construir una jerarquía, si las coberturas de la tierra a clasificar no son de naturaleza jerárquica. La información relativa a sub-objetos o super-objetos, de una jerarquía de objetos multinivel, permite que se realice la clasificación a diferentes escalas de detalle, donde se espera una mayor precisión en la clasificación en niveles de detalle menor.
- iii. **Segmentación de la imagen:** consiste en la identificación de los bordes de parches homogéneos que subdividen la imagen en regiones. Estas regiones se basan en los valores espectrales de sus píxeles; la segmentación se implementa jerárquicamente para definir regiones en varias escalas, estas regiones son los “objetos o segmentos” de la clasificación orientada a objetos. En esta técnica el analista tiene la capacidad de fijar criterios que controlan las medidas utilizadas para evaluar la homogeneidad, distinción y los umbrales que se aplican para una clasificación específica. Debido a que las regiones están compuestas por muchos píxeles, tienen múltiples propiedades, tales como la desviación estándar, máxima y mínima, que son posibles para regiones pero no para píxeles individuales, además, la clasificación orientada a objetos puede considerar en sus procesos propiedades topológicas de las clases, por ejemplo los cuerpos de agua de un lago artificial en un condominio residencial frente a un cuerpo de agua de un embalse, pueden poseer similares, si no idénticas propiedades espectrales, a

pesar que corresponden a clases temáticas muy diferentes. La clasificación orientada a objetos puede utilizar dichas propiedades espectrales de los cuerpos de agua para reconocerlos como tal, además puede considerar la influencia o efecto de las clases vecinas y sus propias características morfológicas para reconocer que cuando sus vecinos tienen características de cobertura sub-urbana, hace referencia a cuerpos de agua dentro de condominio residencial y cuando sus vecinos presentan características de vegetación natural o semi-natural, correspondería a un embalse. Así mismo con sus propiedades morfológicas ya sea de forma o tamaño cuando sus dimensiones superan un umbral de determinada área o perímetro se podría considerar que la clase temática a la que corresponde es un embalse y no un lago dentro de un condominio.

- iv. **Clasificación de la imagen:** Cada objeto o región se caracteriza por las numerosas propiedades desarrolladas como resultado del proceso de segmentación que puede entonces ser utilizado en el proceso de clasificación. El analista puede examinar y seleccionar aquellas propiedades que puede ser útiles en la clasificación.

2.1.5.5 Clasificación y análisis de imágenes orientada a objetos

Las técnicas de clasificación orientada a objetos fueron introducidas en la década de 1970; sin embargo, fue abandonada y no tuvo gran acogida por favorecer clasificaciones basadas en píxeles, debido a su facilidad de manejo e implementación; pese a esto, no gana popularidad sino hasta hace pocos años gracias a los avances de *software* y *hardware* informáticos, teorías de interpretación de imágenes y desarrollo de imágenes de alta resolución espacial (Gao, 2009). Esta popularidad se atribuye principalmente a la liberación comercial de imágenes, paquetes de programas en análisis de características tales como eCognition©; antes de la llegada de estos sistemas, la clasificación de imágenes orientada a objetos era muy difícil de lograr.

Esta técnica también es conocida como análisis de imágenes basada en objetos (OBIA), cuyo propósito es desarrollar y aplicar métodos teóricos y herramientas para replicar y mejorar la interpretación humana de datos de imágenes de sensores remotos de forma automatizada (Blaschke *et al.*, 2011). Estos métodos tienen como propósito principal

identificar cada uno de los objetos característicos de una cobertura individualmente, cuyas ventajas es incluir eficientemente sus propiedades como tamaño, forma, color, compacidad, analizar las relaciones espaciales de los objetos circundantes y la similitud con la interpretación visual del ser humano (Meng *et al.*, 2013). Los objetos de la imagen se definen como regiones contiguas de píxeles que poseen entre ellos propiedades radiométricas más uniformes que las demás regiones, cada objeto corresponde a un parche o sección de textura y tono uniforme (Gao, 2009), es decir, regiones homogéneas, denominadas segmentos.

Las características o rasgos espectrales de una determinada cobertura pueden presentar notables afinidades espectrales con otras, aunque corresponda a coberturas muy distintas con componentes evidentemente diferenciables, de ahí que la dependencia exclusiva de la información espectral puede comprometer gravemente la exactitud de una clasificación (Gao, 2009). En consecuencia para discriminar estas coberturas puede ser necesario acudir a criterios no estrictamente espectrales, como serían los derivados de la variación espacial de cada píxel en una cierta área de vecindad, o su situación respecto a los píxeles que conforman la imagen (Chuvieco, 2010). Para esto es preciso incorporar otros criterios de identificación como son las características pictoricomorfológicas, afines a las relaciones espaciales entre los píxeles de la imagen, de modo similar a los utilizados en un análisis visual, los cuales se basan en la lectura e identificación de características y objetos para categorizar las coberturas, donde se combinan estas propiedades espectrales y espaciales para llegar a una decisión en la clasificación de los objetos, siendo lo más comúnmente utilizados la textura, contextura, forma y geometría (Gao, 2009).

En este sentido se considera que los objetos son los componentes principales que conforman una escena, fotografía o imagen; por ejemplo, cuando es analizada una imagen o fotografía, se descompone en varios objetos utilizando las propiedades tales como forma, tamaño, textura, color, morfología, el contexto, entre otras para la comprensión de la escena, es decir sus propiedades o características pictoricomorfológicas. El cerebro humano posee la capacidad innata para interpretar la riqueza de información contenida y disponible en la escena y puede identificar intuitivamente objetos presentes tales como carros, casas, campos de golf, entre otras

características presentes en ella. Además nuestro poder de conocimiento nos permite explotar de forma instantánea la información ya almacenada en nuestro cerebro y convertirla en una base de reglas expertas para la interpretación de imágenes (Navulur, 2006). Lo que pretende la clasificación o análisis orientado a objetos es incorporar dichas características en su clasificación para obtener mayor precisión en los resultados.

Los objetos pueden ser definidos como una agrupación de píxeles de propiedades espectrales y espaciales similares, por lo tanto aplicando el análisis de imágenes orientado a objetos, es posible analizar una imagen basado en la relación del espacio con el objeto en lugar del espacio con el píxel, en donde los objetos pueden ser utilizados como las características principales para la clasificación de imágenes en lugar de los píxeles (Navulur, 2006), ya que un objeto tiene en comparación con un píxel, además de los valores espectrales, numerosos atributos incluidos en sus propiedades pictoricomorfológicas que pueden ser utilizados en el análisis de imágenes.

En consecuencia las principales diferencias conceptuales entre clasificación basada en píxeles y en objetos, es que mientras las técnicas basadas en píxeles son fundamentadas exclusivamente por información espectral de los píxeles presentes en la imagen, las clasificaciones basada en objetos permite incorporan al proceso de clasificación además de dicha información espectral, otros criterios que obedecen a su propia morfología referentes a tamaño, forma, compacidad, orientación, ubicación, contexto, asociación y patrón espacial, además de la influencia o relación espacial con otros objetos o clases vecinas, así como información temática auxiliar; por lo tanto, de la incorporación de dichos criterios adicionales, se puede esperar resultados derivados más precisos que las clasificaciones basadas en píxeles (Gao, 2009).

- **Ventajas de clasificación basado en objetos sobre basado en píxel**

A continuación son descritas las cinco ventajas principales de la clasificación o análisis de imágenes basado en objetos sobre la basada en píxeles, las cuales son retomadas de lo reportado por Gao Jay (2009).

- Aparte de la información espectral que se utiliza exclusivamente en la clasificación basada en píxeles, las relaciones en cuanto a la morfología de los segmentos, pueden ser incorporados fácilmente en el proceso de

clasificación de imágenes orientada a objetos, las cuales pueden ser ignorados en clasificaciones basados en píxeles, aumentando considerablemente las posibilidades de una correcta asignación de clases a los segmentos utilizando información adicional a la espectral, como disposiciones espaciales en cuanto a tamaño, forma, textura, patrón, asociación con segmentos vecinos, la cual se ajusta a la forma en que los seres humanos interpretan imágenes de sensores remotos (Hudak and Wessman, 1998), teniendo la ventaja de generar una rutina de clasificación automatizada.

- La información de múltiples fuentes puede ser fácilmente aprovechada en clasificaciones basadas en objetos, la vinculación de más capas de datos en el análisis, simplemente significa más criterios de clasificación. La información utilizada comúnmente incluye mapas topográficos, coberturas de suelo existentes, regiones geográficas, entre otras temáticas. A partir de dichos datos auxiliares, la información contextual y semántica se puede estructurar y ser usada en clasificaciones basada en objetos; incluso es posible incluir datos auxiliares en formatos vector, tomando en consideración incluso la asignación de pesos adecuados para cada uno de sus atributos que potencialmente puedan ser utilizados para mejorar el proceso de clasificación.
- La clasificación de imágenes orientados a objetos es tan flexible que se puede combinar con otros clasificadores, como clasificaciones supervisadas, no supervisadas, arboles de decisión, entre otros, donde se aprovecha la fortaleza de ambas técnicas, siendo eficaz en la separación de coberturas de difícil clasificación utilizando otros métodos.
- Es beneficiosa para el mapeo de objetos relativamente pequeños, como los bosques remanentes en grandes zonas residenciales en un entorno sub-urbano complejo, que es difícil de mapear usando clasificación basada en píxeles (Shackelford and Davis, 2003), debido a la capacidad de generalizar pequeños parches de coberturas embebidos en la cobertura típica dominante.
- Finalmente, la ventaja adicional es que los resultados obtenidos son ya polígonos, los cuales son más precisos y fáciles de interpretar que los derivados de clasificaciones basada en píxeles, esta última podrían aparecer resultados con alto moteado o efecto sal y pimienta, incluso cuando se aplican

posteriores procesos de filtrado. Puesto que la unidad de toma de decisiones son objetos generados a partir de segmentación de imágenes, los cuales pueden ser convertidos fácilmente a formato vector con poco procesamiento adicional. Esto hace resultados altamente compatibles con datos SIG, la mayoría de los cuales están almacenados en formato vectorial. El largo proceso de vectorización y edición de los resultados de la clasificación por píxeles, se convierte en redundante en un proceso orientado a objetos. Esto acelera considerablemente la integración de la teledetección con el SIG. Por otro lado, los datos espaciales existentes en formato vector se pueden integrar en la clasificación sin tener que ser primero rasterizados.

▪ **Limitantes de la clasificación basada en objetos**

Sin embargo, aunque ya se ha hecho énfasis en las ventajas de la clasificación de imágenes orientada a objetos, esta también posee limitantes para ser desarrollada, a continuación se relacionan algunos aspectos, basados en lo reportado por Gao Jay (2009).

- En la clasificación de imágenes orientada a objetos, se asume implícitamente que los objetos en el terreno pueden ser identificados en la imagen satelital, sin embargo, esta suposición no es válida si el objeto es demasiado pequeño o si la imagen de satélite tiene poca resolución espacial, en el que los objetos son difíciles de discriminar. Por lo tanto, este método es adecuado para clasificación de imágenes de alta resolución espacial o fotografías aéreas.
- El éxito de la clasificación de imágenes basada en objetos está sujeto en gran medida a la escala a la que se segmenta la imagen de entrada. No todos los objetos del terreno se producen a una misma escala. Aunque el problema de la escala se puede abordar con el proceso de segmentación, la calidad de los resultados segmentados varía con la especificación apropiada de la escala en la que la imagen se divide en objetos. No existe una guía u orientación teórica para la selección de una escala adecuada para imágenes de una resolución espacial particular. En la práctica, la determinación de la escala se basa principalmente en la experiencia y el conocimiento del analista sobre la distribución espacial de las coberturas y su aparición dentro del área de estudio, así como la resolución espacial de la imagen. Una escala adecuada se establece a través de un largo y ocasionalmente laborioso proceso de

ensayo y error. Por lo tanto, la imagen segmentada puede ser altamente subjetiva. Además, la escala considerada óptima en un área geográfica o para un tipo de características en un tipo de imágenes puede no ser aplicable a otra área de estudio o para otros tipos de características en otro tipo de imágenes.

- Este método tiene el inconveniente de la selección arbitraria de muestras de entrenamiento cuya calidad depende directamente el resultado y confiabilidad de la clasificación de la imagen. Es imposible asegurar que todos los objetos fusionados con los criterios de homogeneidad se componen de una sola clase de píxeles. En consecuencia, los objetos mixtos desdibujan aún más los límites entre tipos de cobertura.

Por lo tanto se puede considerar conveniente aplicar la clasificación de imágenes orientada objetos, principalmente en dos situaciones, las cuales consolidan gran parte de las ventajas y limitantes de la clasificación basada en objetos frente a basada en píxeles: i) al emplear imágenes de alta resolución espacial, ya que la pequeña porción de terreno cubierto por un píxel individual es más detallado, significa que mayor variación espectral dentro de un objeto podría aparecer, en consecuencia esta variación espectral del objeto o segmento concebido que tiene el mismo valor espectral, en la misma banda espectral, se viola con mayor frecuencia en imágenes de alta resolución espacial que con imágenes de resoluciones medias. Estas características de las coberturas son casi imposibles de clasificar con precisión usando clasificadores basado en píxel, debido a su mayor variabilidad espectral. Si se clasifican sobre la única base de la información espectral de píxeles, la precisión de la clasificación no será lo suficientemente alta para satisfacer las necesidades de la aplicación, debido al aumento de la variabilidad interna entre los mismos tipos de cobertura (Gao, 2009). Tradicionales clasificadores de imágenes por píxel, basados en relaciones estadísticas ya no pueden responder a los desafíos en la clasificación de imágenes de satélite de muy alta resolución. Un método automático o semiautomático es especialmente problemático en la clasificación de escenas heterogéneas, por ejemplo, en áreas urbanas densamente pobladas. La solución a este dilema está en análisis de imágenes orientada a objetos; ii) otra situación de la conveniencia de emplear OBIA, está representada en clasificar coberturas o clases temáticas con propiedades espectrales idénticas o altamente similares, no obstante,

estas corresponden a clases temáticas muy diferentes; por ejemplo un lago y un embalse poseen características espectrales similares si no idénticas, sin embargo, representan categorías temáticas distintas, es allí donde la alternativa de OBIA se considera conveniente ser abordada, ya que podría integrar a la clasificación información adicional referente a tamaño, ubicación, contexto, vecindades entre otras características, para lograr diferenciar en este caso un lago de un embalse.

Por otro lado, existen algunos reportes comparativos del rendimiento relativo en términos de exactitud temática de los métodos basados en píxeles y basado en objetos para clasificar diferentes tipos de coberturas, las cuales son reportadas en la Tabla 2-3.

Tabla 2-3: Comparación de la exactitud en la clasificación de imágenes basada en píxeles y en objetos

OBJETIVO DE LA CLASIFICACIÓN	IMAGEN	Nº COBERTURAS MAPEADAS	EXACTITUD TEMÁTICA (%)		AUTOR
			PÍXELES	ORIENTADA A OBJETOS	
Uso del suelo agrícola	TM (30m)	6	83,8	86,3	(Geneletti and Gorte, 2003)
Uso del suelo agrícola	SPOT (10 m)	10	73,5	85,5	(Jensen <i>et al.</i> ,2006)
Uso del suelo	QuickBird (2.4 m)	5	64,45	95,47	(Wei <i>et al.</i> , 2005)
Uso del suelo	CASI	13	63,08	59,23	(Aplin <i>et al.</i> ,1999)
Degradación del suelo	ASTER (15 m)	9	70,6	74,2	(Gao, 2008)
Áreas urbanas densas	IKONOS (1 m PAN and XL)	6	80,3	86,4	(Shackelford y Davis, 2003)
Escenas urbanas	QuickBird	NA	73,9	84,8	(Zhou <i>et al.</i> ,2007)

Fuente: Adaptada de Gao Jay (2009).

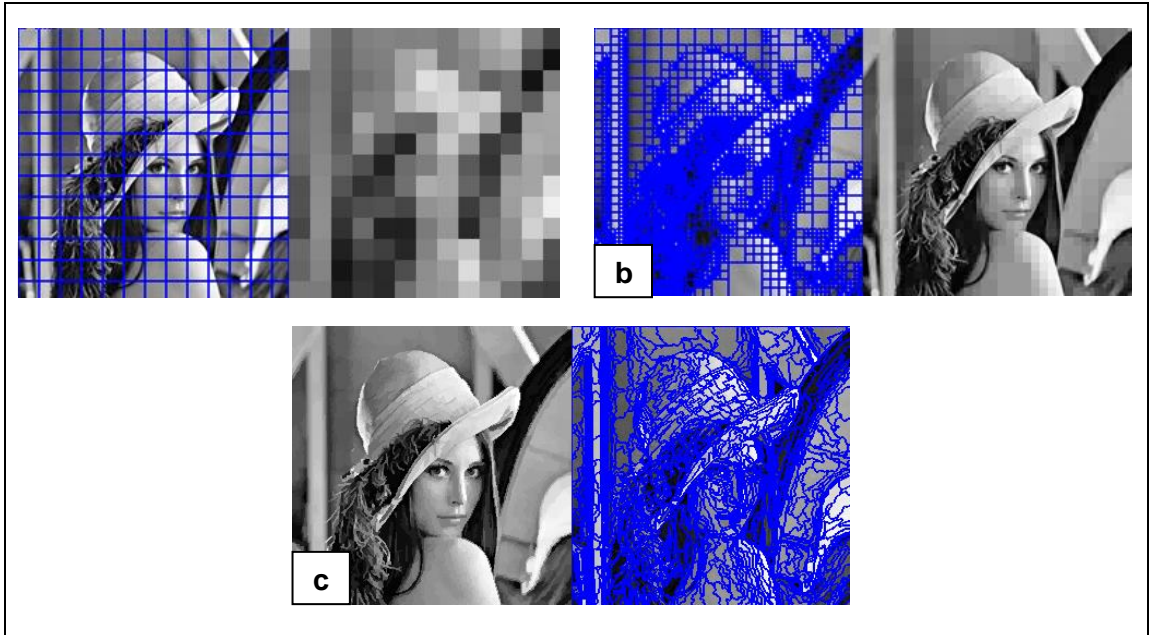
Coincidiendo con algunos autores como Campbell y Wynne (2011) y Gao Jay (2009), la implementación de la clasificación orientada a objetos puede llevar mucho tiempo, ya que el analista a menudo debe dedicar un esfuerzo considerable y laborioso para “ensayo y error”, aprendiendo los más eficientes enfoques para la clasificación de una imagen específica y para un propósito específico.

2.1.5.6 Técnicas de segmentación de imágenes

Segmentación es el concepto y técnica empleada para la creación de objetos a partir de píxeles, el proceso de segmentación implica dividir la imagen en regiones u objetos que poseen propiedades comunes (Navulur, 2006), para esto existen clasificadores que trabajan con aglomerados, concepto que corresponde a uno de los dos métodos de clasificación, en donde este enfoque contempla que cada unidad de datos o valores en un conjunto o serie de datos de una población es separado e identificado de los demás en un proceso de clasificación. El procedimiento de aglomeración se basa en la asignación de valores a las clases de acuerdo con los criterios de agrupación ya definidos. Dicha aglomeración se lleva a cabo cuando los valores similares del grupo de datos se combinan en la misma categoría y los valores diferentes son asignados a distintas categorías (McGrew y Monroe, 2009). Los aglomerados espaciales de píxeles, son obtenidos mediante procesos de segmentación de una imagen en función de las propiedades espaciales y espectrales de los píxeles, a partir de los cuales son obtenidos los polígonos por una segmentación espectro-espacial de la imagen, que pretende definir grupo o aglomerados de píxeles espectralmente similares y contiguos (Zhang *et al.*, 2005), definiendo de esta forma la conformación de objetos.

Existen enfoques diferentes para los procesos de segmentación, que van desde simples algoritmos como tablero de ajedrez, segmentación basada en árboles, hasta algoritmos más complejos como segmentación de multiresolución. A continuación son presentados ejemplos de los mencionados procesos de segmentaciones en la Figura 2-14.

Figura 2-14: Representación de algoritmos de segmentación: a) Tablero de ajedrez, b) en árbol y c) multiresolución.



Fuente: Trimble, 2010.

- a) El algoritmo de segmentación en tablero de ajedrez, corresponde a la división en píxeles de la imagen, conformando segmentos correspondientes a una cuadrícula alineada de tamaño fijo, dichos segmentos representan exclusivamente los píxeles individuales de la imagen.
- b) Referente al algoritmo basada en árboles, este segmenta los píxeles en cuadrículas en forma de árbol, compuesta exclusivamente por objetos o segmentos cuadrados, donde las grillas generadas están conformadas por cuadrados con lados que poseen cada uno múltiplos de dos y alineados a sus bordes; es decir dentro de cada celda generada, existe la posibilidad de ser subdividida en cuatro celdillas más y así sucesivamente, de acuerdo a los parámetros previamente definidos de forma y escala (Trimble 2010).
- c) Finalmente al algoritmo de multiresolución, genera segmentos con el propósito de minimizar localmente la heterogeneidad promedio, fusionando de forma consecutiva píxeles u objetos con características similares de acuerdo a los parámetros definidos de homogeneidad espectral y homogeneidad de forma, procedimiento que reduce al mínimo la heterogeneidad media y maximiza su

respectiva homogeneidad en cada uno de los segmentos generados (Trimble 2010).

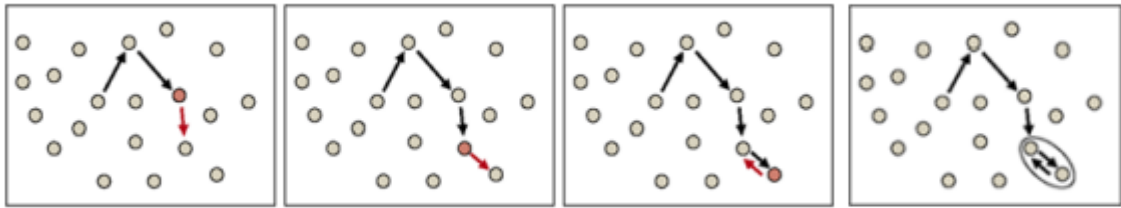
▪ **Algoritmo de segmentación multiresolución**

Como se ha mencionado, el propósito del algoritmo de multiresolución es generar segmentos con homogéneas características de acuerdo a ciertos parámetros definidos, en cuanto a su homogeneidad espectral y de forma. El procedimiento de segmentación trabaja de acuerdo a las siguientes reglas (Trimble, 2010):

- i. Comienza con objetos individuales de un píxel que repetidamente son fusionados en varias secciones más grandes, de acuerdo a un umbral de homogeneidad. Es posible influenciar este cálculo modificando los parámetros de escala.
- ii. Como el primer paso del procedimiento las muestras o semillas representadas en píxeles, buscan el vecino que mejor se ajusta para una posible fusión.
- iii. Si el que mejor se ajusta no es cercano, el píxel o grupo de píxeles candidato se convierte en un nuevo objeto, encontrando vecinos que mejor se ajusten.
- iv. Cuando los que mejor se ajustan son cercanos, los objetos de la imagen se fusionan.
- v. A partir de cada circuito o bucle realizado en dicha búsqueda, los objetos de la imagen son delimitados.
- vi. Los circuitos producidos en la búsqueda de vecinos con características homogéneas continúan hasta que ya no es posible que se produzca una fusión.

Según la Figura 2-15, cada objeto de la imagen utiliza el criterio de homogeneidad para determinar el mejor vecino y fusionarse, si el primer objeto de la imagen no reconoce al vecino como el mejor (objeto rojo), el algoritmo se mueve (flecha roja) hacia otro objeto, encontrado el mejor vecino que cumpla dichos criterios de homogeneidad.

Figura 2-15: Teoría de construcción de objetos con algoritmo de segmentación multiresolución



Fuente: adaptado de Trimble, 2010.

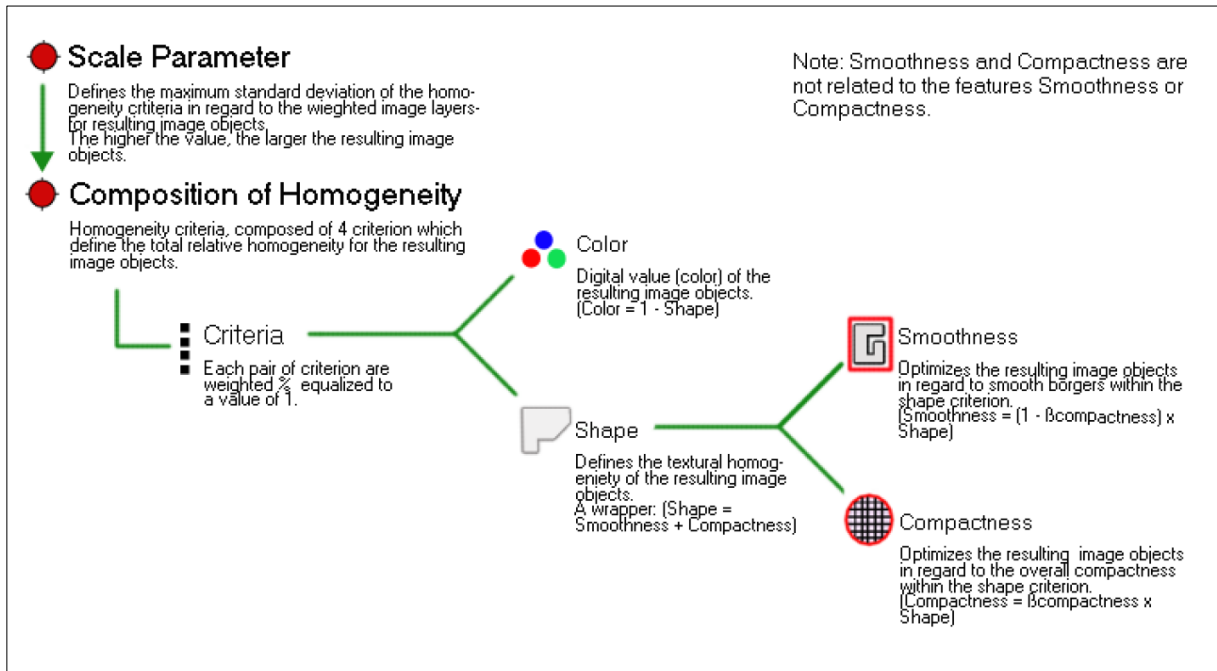
El procedimiento continúa con los vecinos que mejor se ajustan de otros objetos en la imagen, repitiéndose el procedimiento hasta que no existan más fusiones de objetos que cumplan con el máximo permitido en criterios de homogeneidad. Esta construcción de objetos con un tamaño promedio determinado, produce una buena abstracción y conformación de objetos para cualquier área de aplicación; sin embargo, tiene más altos requerimientos de memoria y el rendimiento es significativamente menor que algunas otras técnicas de segmentación.

- Composición del criterio de homogeneidad

Para una generación adecuada de los objetos a partir de la segmentación es necesario entender la composición del criterio de homogeneidad, donde se utiliza como sinónimo de heterogeneidad minimizada. Internamente se calculan tres criterios: el color, la suavidad y la compacidad, estos tres criterios para la heterogeneidad se pueden aplicar de muchas maneras, aunque en la mayoría de los casos, el criterio de color es el más importante para la creación de objetos significativos. Sin embargo, un cierto grado de homogeneidad en la forma a menudo mejora la calidad de extracción de objetos debido a su compacidad espacial, que está asociado con el concepto de forma. Por lo tanto, los criterios de forma son especialmente útiles para evitar resultados con objetos altamente fracturados o fuertemente texturados (Trimble 2010).

A continuación en la Figura 2-16, se presenta el diagrama de flujo con el cual es ejecutado el algoritmo de segmentación multiresolución, este se compone inicialmente por la definición del parámetro de escala, cuanto mayor sea dicho valor de escala, generalmente los objetos o segmentos resultantes tendrán un tamaño mayor.

Figura 2-16: Diagrama de flujo del concepto de multiresolución



Fuente: Trimble, 2010.

La composición del criterio de homogeneidad, está compuesto por cuatro factores, los cuales definen la homogeneidad relativa para los segmentos u objetos resultantes del proceso de segmentación, estos son el color, la forma, suavidad y compacidad; en donde puede ser personalizado la ponderación de los criterios de forma y compacidad, por lo tanto la ponderación de los criterios de color y suavidad se derivan de la ponderación complementaria (Definiens AG., 2007), siendo inversamente proporcional estas ponderaciones.

El valor del campo del criterio forma, la cual define la homogeneidad textural de las propiedades espectrales de los segmentos (Trimble 2010), modifica la relación entre los criterios de forma y color, al modificar el criterio de forma, a la vez se definen los criterios de color. En efecto al disminuir el valor asignado al criterio forma, se define cual es el porcentaje de los valores espectrales de las capas de la imagen que contribuyen a todo el criterio de homogeneidad; en tal sentido, un valor alto para el criterio de forma opera a costa de la homogeneidad espectral; sin embargo, la información espectral es al final la información primaria contenida en los datos de imagen, por lo tanto utilizar este criterio

de forma con valores demasiado altos, puede reducir la calidad de los resultados en la segmentación.

Cambiando el peso o ponderación a 1 para el criterio forma, resultan objetos más optimizados para una homogeneidad espacial; sin embargo, el criterio de forma no puede tener un valor mayor que 0.9, debido a que sin información espectral de la imagen, los objetos o segmentos resultantes no estarían en absoluto relacionados con dicha información espectral.

Además de la información espectral, la homogeneidad de los objetos es optimizada con respecto a su forma, definida por el parámetro de compacidad, el cual se utiliza para optimizar los objetos generados con respecto a que tan compactos resultan los objetos en cuanto a propiedades espectrales similares. Este parámetro de compacidad es utilizado cuando se desean resultados de segmentos u objetos con valores espectrales más compactos que otros, sin embargo, también son utilizados para generar segmentos bastante compactos que están separados de otros objetos por un contraste espectral relativamente débil, este se define de acuerdo al valor asignado en el parámetro de compacidad, a mayor valor asignado, mayor será el nivel de compacidad o lo compacto de las propiedades espectrales de los segmentos (Trimble 2010).

2.1.6 Análisis de sensibilidad

Un análisis de sensibilidad en la presente investigación, es desarrollado con el propósito de establecer la técnica de índice espectral o fusión de imágenes que posea el mayor potencial para discriminar zonas mineras a cielo abierto de las no mineras. Para esto es aplicada la relación discriminante de Fisher o índice de Fisher, el cual cuantifica el grado de separabilidad de las características individuales (Sandoval y Prieto, 2007), basado en parámetros estadísticos de la media (μ) y la varianza (σ^2) (Ariza *et al.*, 2014), para el caso de múltiples clases el índice de Fisher se expresa mediante la ecuación (2-5) .

$$FDR = \sum_i^M \sum_{j \neq i}^M \frac{(\mu_i - \mu_j)^2}{\sigma_i^2 + \sigma_j^2}$$

(2-5)

Donde:

- μ_i : Media de las muestras de zonas mineras
- σ_i^2 : Varianza de las muestras de zonas mineras
- μ_j : Media de las muestras de zonas no mineras
- σ_j^2 : Varianza de las muestras de zonas no mineras

Las características con más alto índice de Fisher son más discriminantes que las que tienen menor índice (Ariza *et al.*, 2014).

A su vez es importante considerar que no todas las técnicas de índices espectrales y fusiones de imágenes, generan resultados en un mismo rango de valores, lo que podría alterar significativamente el cálculo de los índices de Fisher. De esta forma es empleada la ecuación (2-6) con el propósito de normalizar los datos resultantes de todas las técnicas aplicadas.

$$NORM = \frac{\alpha_i - \min \alpha_i}{\max \alpha_i + \min \alpha_i} \quad (2-6)$$

Donde α_i son los valores originales del índice o fusión aplicados.

Sin embargo, para una plena aceptación de los resultados del índice de Fisher, es necesario determinar que los datos de las muestras del índice espectral o técnica de fusión de imágenes que presentará mayor valor en el índice de Fisher, respondiera a las siguientes dos hipótesis: 1) hipótesis de normalidad y 2) hipótesis de que los valores promedios de los dos grupos son estadísticamente diferentes.

1) **Hipótesis de normalidad:**

Consiste en demostrar que los dos grupos obedecen a la Ley de distribución Normal. Para eso son construidas curvas probabilísticas empírica y normal. La probabilidad empírica que ocurra en evento es igual al número de posibilidades de este evento dividido sobre el número total de posibilidades más uno. Lo mencionado anteriormente se puede expresar a través de la ecuación (2-7).

$$P_{emp} = \frac{m}{n + 1} \times 100\% \quad (2-7)$$

Dónde:

- P : Probabilidad de excedencia, (%)
 m : Número consecutivo de los datos del grupo organizados en el orden descendente
 n : Cantidad total de datos en grupos

Si la curva probabilística empírica se ajusta a la curva probabilística normal, la última distribución es simétrica lo que indica su moda coincide con el promedio y el valor del coeficiente de asimetría es de cero. Existen diferentes criterios para evaluar la bondad del ajuste entre las ordenadas de las curvas empíricas y teórica. Como una aproximación hacia la evaluación del ajuste se puede mencionar el valor promedio relativo que matemáticamente se puede calcular a través de la ecuación (2-8).

$$\bar{\varepsilon}_{rel} = \frac{\sum_{i=0}^n |P_{emp} - P_{norm}| / P_{norm}}{n} 100\% \quad (2-8)$$

Dónde:

- $\bar{\varepsilon}_{rel}$ - Error promedio relativo, (%)
 P_{emp} - Probabilidad de la curva probabilística empírica, (%)
 P_{norm} - Probabilidad de la curva probabilística normal, (%)
 n - Cantidad de datos en la serie

Otros de los criterios que se han usado para evaluar la bondad del ajuste son los de Smirnov y Kolmogorov (Ortuño y Sanz, 2007). La explicación de estos criterios se presenta a continuación.

- Criterio de Kolmogorov

En la calidad de métrica de la diferencia entre la función empírica y la función teórica el criterio de Kolmogorov utiliza la diferencia máxima absoluta entre las curvas empírica y teórica:

- Criterio de Smirnov

El presente estadístico se calcula a partir de la ecuación (2-11).

$$n\omega^2 = \sum |P_{emp} - P_{teor}|^2 + 1/12n \quad (2-11)$$

Sí $n\omega_{emp}^2 \leq n\omega_{crit}^2$ significa que se puede usar la función de distribución teórica para describir la distribución empírica de los caudales máximos y que la hipótesis nula no se refuta.

Tabla 2-5: Valores críticos del criterio de Smirnov para diferentes niveles de significancia.

$\alpha, \%$	20	10	5	3	2	1	0.1
$n\omega^2$	0.241	0.347	0.461	0.549	0.620	0.744	1.168

2) Hipótesis de que los valores promedios de los dos grupos son estadísticamente diferentes

Una buena separación estadística de grupos supone que los valores promedios de cada clase son estadísticamente diferentes. Para este fin es utilizado el criterio de Student (Peña, 2008) el cual es un criterio paramétrico cuya formulación matemática se puede expresar mediante la ecuación (2-12).

$$t = \frac{(\mu_i - \mu_j)}{\sqrt{\frac{(n_1 - 1)\sigma_i^2 + (n_2 - 1)\sigma_j^2}{(n_1 - 1) + (n_2 - 1)} \times \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)}} \quad (2-12)$$

Dónde:

- t - Valor empírico del criterio de Student
- n_1 - Cantidad de datos del primer grupo
- n_2 - Cantidad de datos del segundo grupo
- σ_i - Desviación estándar de la primera clase
- σ_j - Desviación estándar de la segunda clase
- μ_i - Valor promedio de la primera clase
- μ_j - Valor promedio de la segunda clase

Normalmente, el criterio de Student se aplica para el intervalo de confianza del 95 %. Para la aplicación del criterio de Student definen dos hipótesis. La hipótesis nula consiste en que los valores promedios son estadísticamente iguales. En este caso, el valor empírico del criterio de Student es menor que el valor crítico del criterio que se obtiene para el nivel de significancia y los grados de libertad definidos. La hipótesis alternativa representa el caso contrario a la hipótesis nula y está en suponer que los valores promedios de los dos grupos son estadísticamente diferentes.

Sin embargo, en procedimientos donde es pretendido estimar un valor o rango de valores de píxeles para clasificaciones temáticas, es necesario determinar dicho valor que separa los diferentes grupos de clases temáticas. De tal forma existe el concepto del punto de corte discriminante, que representa el valor promedio entre los promedios de dos grupos y se expresa mediante la ecuación (2-13).

$$PCD = \frac{\mu_i + \mu_j}{2} \quad (2-13)$$

Donde:

PCD : Punto del corte discriminante

μ_i : Valor promedio del píxel de la muestra de zonas de minería

μ_j : Valor promedio de píxel de la muestra de zonas de no minería

Determinando el valor del píxel a partir del cual se puede considerar una clase temática dentro de la clasificación, se considera apropiado estimar su tasa de error aparente, con el propósito de evaluar los rangos de clasificación definidos, mediante la ecuación (2-14).

$$TEA = \frac{n_{1I} + n_{2I}}{n_1 + n_2} \times 100\% \quad (2-14)$$

Donde:

TEA : Tasa de error aparente

n_{1I} : Número de individuos de la población 1, clasificados incorrectamente como pertenecientes a la población 2.

$n_1 + n_2$: Cantidad total de datos.

2.1.7 Características del sensor Landsat 8 LDCM

Con el propósito de generar información a un nivel de detalle apropiado para una escala 1:100.000 que proporcione el desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo, se propone la utilización de imágenes Landsat 8 LDCM (*Landsat Data Continuity Mission*) como fuente principal de imágenes a procesar, debido a sus características radiométricas, espectrales, temporales y de fácil acceso, las cuales cumplen con los requerimientos de la investigación, además de su potencial viabilidad en la posible implementación de un sistema de monitoreo. Las imágenes Landsat 8 incorpora dos instrumentos de barrido: *Operational Land Imager* (OLI) y un sensor térmico infrarrojo llamado *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). Las imágenes obtenidas de estos dos sensores constan de 9 bandas espectrales y 2 térmicas como lo muestra la Tabla 2-6, con una resolución espacial de 30 metros para las bandas de 1 a 7 y 9, la banda nueva (1) (azul-profundo) es útil para estudios costeros y aerosoles, la banda (9) es útil para la detección de cirrus; con resolución de 15 metros una banda 8 (pancromática) y con 100 metros de resolución las bandas térmicas 10 y 11 que son útiles para proporcionar temperaturas más precisas de la superficie. El tamaño aproximado de la escena es de 170 km de norte-sur por 183 kilómetros de este a oeste (106 km por 114 km) (Ariza, 2013), con una distribución de path y row estándar a nivel mundial.

Tabla 2-6: Distribución y características de las bandas en imágenes Landsat 8 LDCM.

Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) and Thermal Infrared Sensor (TIRS) February 11, 2013	Bandas	longitud de onda (micrómetros)	Resolución (metros)
	Banda 1 - Aerosol costero	0.43 - 0.45	30
	Banda 2 - Azul	0.45 - 0.51	30
	Banda 3 - Verde	0.53 - 0.59	30
	Banda 4 - Rojo	0.64 - 0.67	30
	Banda 5 - Infrarrojo cercano (NIR)	0.85 - 0.88	30
	Banda 6 - SWIR 1	1.57 - 1.65	30
	Banda 7 - SWIR 2	2.11 - 2.29	30
	Banda 8 - Pancromático	0.50 - 0.68	15
	Banda 9 - Cirrus	1.36 - 1.38	30
*Banda 10 - Infrarrojo térmico (TIRS) 1	10.60 - 11.19	100	
*Banda 11 - Infrarrojo térmico (TIRS) 2	11.50 - 12.51	100	

(USGS, 2013)

Fuente: Adaptado Ariza, 2013.

Sin embargo, las anteriores características del sensor Landsat 8 LDCM, introducen cambios a los programas Landsat que lo antecedieron, al incorporar una nueva banda

(Banda 1) en el sensor y sensibles modificaciones a los rangos de longitud de onda. Dichas modificaciones deben ser tenidas en cuenta al momento de realizar cualquier procesamiento digital de imágenes y procesos de interpretación visual, ya que el orden de las bandas para combinaciones en falso color RGB, han sido modificadas.

2.1.8 Validación temática

Cuando es realizada una clasificación de imágenes, sea por interpretación visual o aplicando algún método de procesamiento digital, que como resultado arroje una capa vector o raster de una clasificación temática, es necesario verificar la calidad de estos resultados con la realidad y de cierta manera medir su grado de exactitud. Este proceso se conoce como validación temática, el cual se realiza con el fin de establecer que tan acertada es la metodología empleada comparando dos observaciones diferentes, es decir que tan cercana es una observación con la otra; en otras palabras la validación temática aplicada para la cartografía temática consiste en medir el grado de exactitud que pueda tener un mapa o una capa cartográfica con la realidad (Chuvienco, 2010); definida también como la identificación y medición de la correspondencia de errores, de un mapa creado con datos provenientes de sensores remotos, evaluando su exactitud de la calidad (Congalton and Green, 2009).

2.1.8.1 Unidades de muestreo, tipo de muestreo y tamaño de muestra

En el proceso de validación temática de resultados, se requiere definir parámetros como la unidad mínima de muestreo, tipo de muestreo y finalmente el tamaño mínimo de la muestra, de las áreas o zonas que cubren la temática de interés, para la cual se pretende evaluar su exactitud temática, a continuación, se definen cada uno de los parámetros mencionados

- Unidad de muestreo:

Antes de definir el concepto de unidad de muestreo, es necesario tener claridad sobre el universo o la población a la que está enfocada la evaluación. El universo para el caso particular del estudio espacial se define en términos geográficos, es decir puede ser un país, municipio, una vereda o un lugar en el espacio que se pueda ubicar

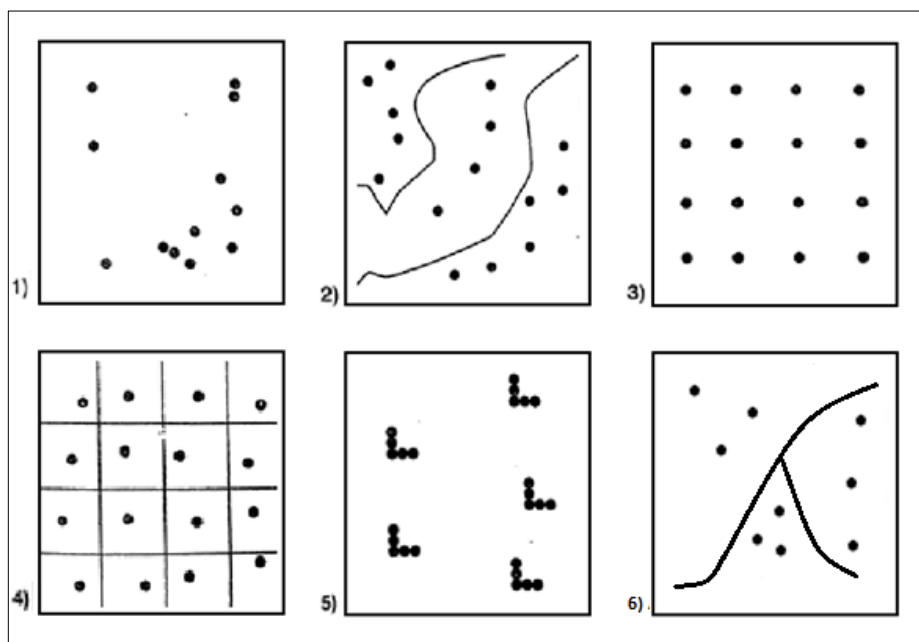
geográficamente, y también se puede denominar como área de estudio. Una vez se define el universo, se debe construir el marco muestral que es toda la información que se pueda obtener del universo, y que también vaya enfocado a los objetivos del estudio. Una vez definido el universo y el marco muestral, se debe definir la unidad de muestreo que es la unidad mínima de la que se tendrá información de las variables usadas en el estudio (FAO, 2000).

En procesos de evaluación de calidad para una capa temática, generada a partir de imágenes de sensores remotos, la unidad de muestreo puede definirse como el elemento sobre el cual se extraerá la información de referencia, la cual posteriormente será confrontada a partir de los resultados obtenidos de una clasificación automatizada de la misma área de estudio, utilizando técnicas de procesamiento digital de imágenes. Dicha unidad de muestreo puede ser representada a través de un píxel o grupos de píxeles si se van a usar datos raster o sus equivalentes a puntos o polígonos en el caso de dato vector. Es recomendable que la unidad de muestreo no sea menor a la unidad mínima cartografiarle ya que se podrían presentar errores de generalización o aglomeración (Chuvienco, 2010).

- Tipo de muestreo:

De acuerdo a lo reportado por Chuvienco (2010), quien también se ha basado en otros autores como Congalton R. (1988), Rosenfeld (1982), Rosenfeld *et al.* (1982) y Stehman (1992), plantean 6 tipos de muestreo que son los más empleados al momento de validar las clasificaciones temáticas. Estos son explicados a continuación y se pueden observar en la Figura 2-17.

Figura 2-17: Tipos de muestreo aplicados en procesos de verificación.



Fuente: Modificado de Chuvieco, 2010.

- 1) Muestreo aleatorio simple: Consiste en que los elementos que serán seleccionados tienen la misma probabilidad de ser elegidos y dicha elección no tiene por qué influir en la elección de los demás.
- 2) Muestreo aleatorio estratificado: Consiste en dividir a la población o universo en regiones o estratos teniendo en cuenta alguna variable auxiliar y de esta manera se divide la población en sub conjuntos y el muestreo va enfocado a estos.
- 3) Muestreo sistemático: Consiste en distribuir la muestra con distancias regulares tomando como origen un punto aleatorio.
- 4) Muestreo sistemático no alineado: Donde se crean grillas regulares que dividen el área de estudio, pero los puntos de muestreo no se distribuyen de forma regular dentro de cada una de ellas, a diferencia del anterior.
- 5) Muestreo por conglomerados: Consiste en la selección de un cluster o conglomerado que es un grupo de observaciones.
- 6) Muestreo aleatorio estratificado uniforme (o muestreo estratificado con fijación uniforme): Consiste en que todos los estratos tengan el mismo tamaño de muestra, sin importar el peso que los estratos tengan de acuerdo a la cantidad de población o de porcentaje de área en el caso espacial, (Ochoa, 2015).

- Tamaño de la muestra

Hace referencia al número de unidades de muestreo que son usadas para la validación temática, entonces de acuerdo a la unidad de muestreo que se va a utilizar se pueden hablar de “n” cantidades de píxeles, polígonos o puntos según el caso. También se puede definir como la cantidad de sitios o puntos de verificación que servirán para evaluar la confiabilidad de un mapa o de una capa temática y entre más grande sea el tamaño de muestreo, más exacta será la validación (François Mas *et al.*, 2003).

Según Chuvieco (2010), el tamaño de muestra está relacionado con el margen de error, el nivel de confianza o probabilidad y la heterogeneidad de la variable, ahora si el nivel de confianza es mayor, el margen de error es menor y a mayor variabilidad en el muestreo, se tendrá como consecuencia que el tamaño de la muestra sea mayor.

Para calcular el tamaño de la muestra cuando la imagen clasificada como resultado es una clasificación de tipo raster o vector, pero que la variable es cualitativa, se usa la distribución binomial de probabilidad cuya expresión se muestra a través de la ecuación (2-15) (Chuvieco, 2010).

$$n = \frac{z^2 pq}{L^2} \quad (2-15)$$

Donde n es el número de unidades de muestro o tamaño de la muestra, z es la abscisa de la curva normal para un valor determinado de probabilidad o confianza (cuando el nivel de confianza es del 95% $z=1.96$), p es igual al porcentaje estimado de acuerdos, mientras que q es igual al porcentaje de errores (por tanto $q=1-p$), y L es el nivel permitido de error (Chuvieco, 2010; François Mas *et al.*, 2003).

2.1.8.2 Matriz de confusión

Generada con el propósito de establecer la confiabilidad del mapa global y resultante al azar (François Mas *et al.*, 2003), a través de determinar los acuerdos (unidades correctamente clasificadas) y desacuerdos (unidades mal clasificadas por errores de omisión o comisión) de una clasificación. Esta matriz es cuadrada cuya dimensión es de

$n \times n$, donde las columnas indican los datos de referencia (la realidad) y las filas lo clasificado, ambas tendrán el mismo número de clases o categorías como se muestra en la Figura 2-18. La diagonal principal indica el número de acuerdos que existe entre la capa que se está evaluando y el valor de referencia, el cual se interpreta como la realidad y los valores marginales serían los desacuerdos o errores de asignación. Los desacuerdos o errores de las columnas indican las clases reales que no se incluyeron en el mapa (error de omisión), mientras que los errores de las filas indican las clases del mapa que no se ajustan a la realidad (error de comisión) (Chuvieco, 2010).

Figura 2-18: Estructura de una matriz de confusión

		REFERENCIA						TOTAL
		Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase n	
CLASIFICACIÓN	Clase 1	X11	X12	X13	.	.	X1n	X1
	Clase 2	X21	X22	X23	.	.	X2n	X2
	Clase 3	X31	X32	X33	.	.	X3n	X3

	Clase n	Xn1	Xn2	Xn3	.	.	Xnn	Xn
	TOTAL	X.1	X.2	X.3	X.n	n

Acuerdos
Error de Comisión
Error de Omisión

Fuente: Modificado de Chuvieco, 2010.

2.1.8.3 Índice Kappa

Un índice que comúnmente es empleado en procesos de evaluación de la calidad o confiabilidad temática de mapas o de resultados de clasificación de imágenes de sensores remotos es el índice kappa (François Mas et al., 2003, Congalton R., 1987). Este fue mencionado por primera vez en 1960 en la revista técnica "Educational and Psychological Measurement" en un artículo llamado "A coefficient of agreement for nominal scales" publicado por Jacob Cohen, de ahí que a este índice se le conozca con el nombre de índice Kappa de Cohen (Cohen 1960).

A continuación se presenta la ecuación (2-16) utilizada para el cálculo del índice Kappa:

$$K = \frac{P_0 - P_C}{1 - P_C} \quad (2-16)$$

Donde K es el índice kappa, P_0 es la confiabilidad global y P_C es la confiabilidad resultante al azar, P_0 se calcula dividiendo el total de acuerdos sobre el número total de datos u observaciones, mientras que P_C es la sumatoria de los productos marginales (François Mas et al., 2003).

El índice Kappa se puede clasificar de acuerdo con Lopez y Pita (1999), según lo referenciado en la Tabla 2-7.

Tabla 2-7: Clasificación del índice Kappa.

Clasificación del índice Kappa	
Kappa	Grado de acuerdo
< 0.00	Sin Acuerdo
0.00 – 0.20	Insignificante
0.21 – 0.40	Discreto
0.41 – 0.60	Moderado
0.61 – 0.80	Sustancial
0.81 – 1.00	Casi Perfecto

Fuente: Lopez y Pita, 1999.

De lo anterior se puede concluir que un valor cercano a uno indica que la clasificación del mapa es muy cercana a la realidad, mientras que cuando es cercano a cero indica que los acuerdos encontrados se deben solo por el azar. Además de lo anterior si se tiene un valor negativo refleja que la clasificación es pobre y se da cuando el número de acuerdos es menor que el número de desacuerdos (Chuvieco, 2010), indicando que los resultados de la clasificación de la imagen no son confiables y se deben revisar los procesos realizados.

2.1.9 Minería a cielo abierto

Minería se refiere al conjunto de actividades que realiza cualquier persona, empresa o estado, para extraer los minerales que se encuentran en el suelo o subsuelo, específicamente para el tema de estudio el término “proceso de minería a cielo abierto o también llamado a tajo abierto”, se define como: la excavación que se realiza al aire libre, para extraer los minerales que se encuentran a poca profundidad o en la superficie (MME, 2003).

La minería es un proceso que comprende varias etapas o también llamado ciclo minero (MME, 2009), las cuales se describen a continuación:

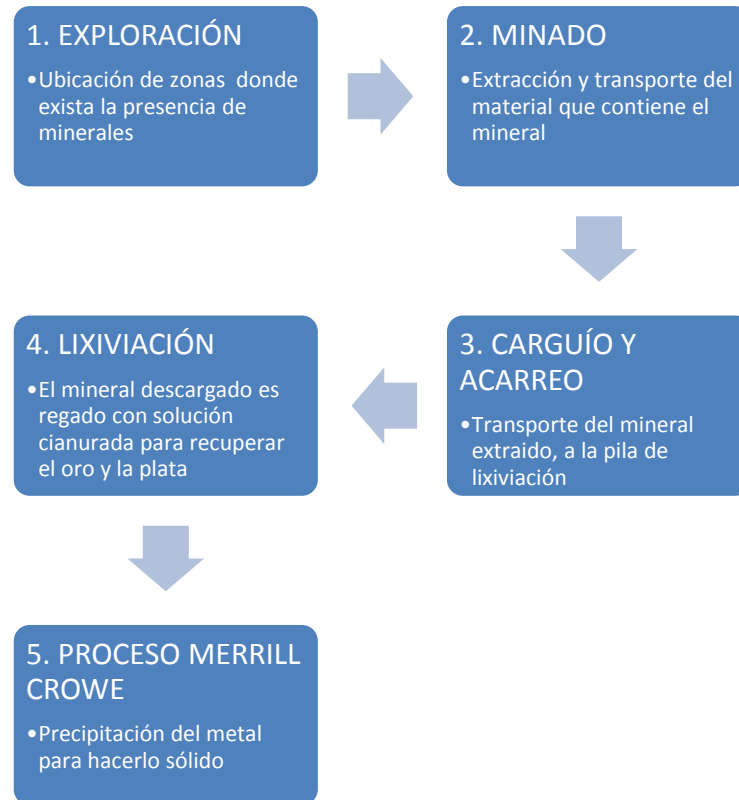
- **Prospección:** Es el proceso que busca establecer si existen minerales en una zona determinada.
- **Exploración:** Es la etapa en la que se busca confirmar que minerales están presentes en un área determinada, su ubicación, cantidad, calidad y posibilidades técnicas de extracción, así como el impacto ambiental y social del proyecto.
- **Construcción y montaje:** es la etapa en la que se prepara toda la infraestructura requerida para dar inicio a la etapa de explotación.
- **Explotación:** Es la etapa donde se extraen los minerales y se preparan para su utilización y/o venta.

Las dos anteriores etapas son las más relevantes a caracterizar en la investigación, ya que aquí es donde se presentan los grandes impactos, incluidos la remoción de las coberturas vegetales, entre ellas la deforestación.

- **Beneficio y transformación:** Es la etapa en la que el mineral extraído es preparado para ser utilizado y/o vendido en el mercado.
- **Cierre y abandono de la mina:** Una vez se termina la explotación, se procede con el cierre de la mina, etapa en la cual se retiran los equipos y se restauran las excavaciones mineras, mitigando sus impactos ambientales

Se referencia en la Figura 2-19, el proceso de producción de minería de oro a cielo abierto, en un contexto industrial y organizada,

Figura 2-19: Proceso secuencial de la producción minera de oro a cielo abierto.

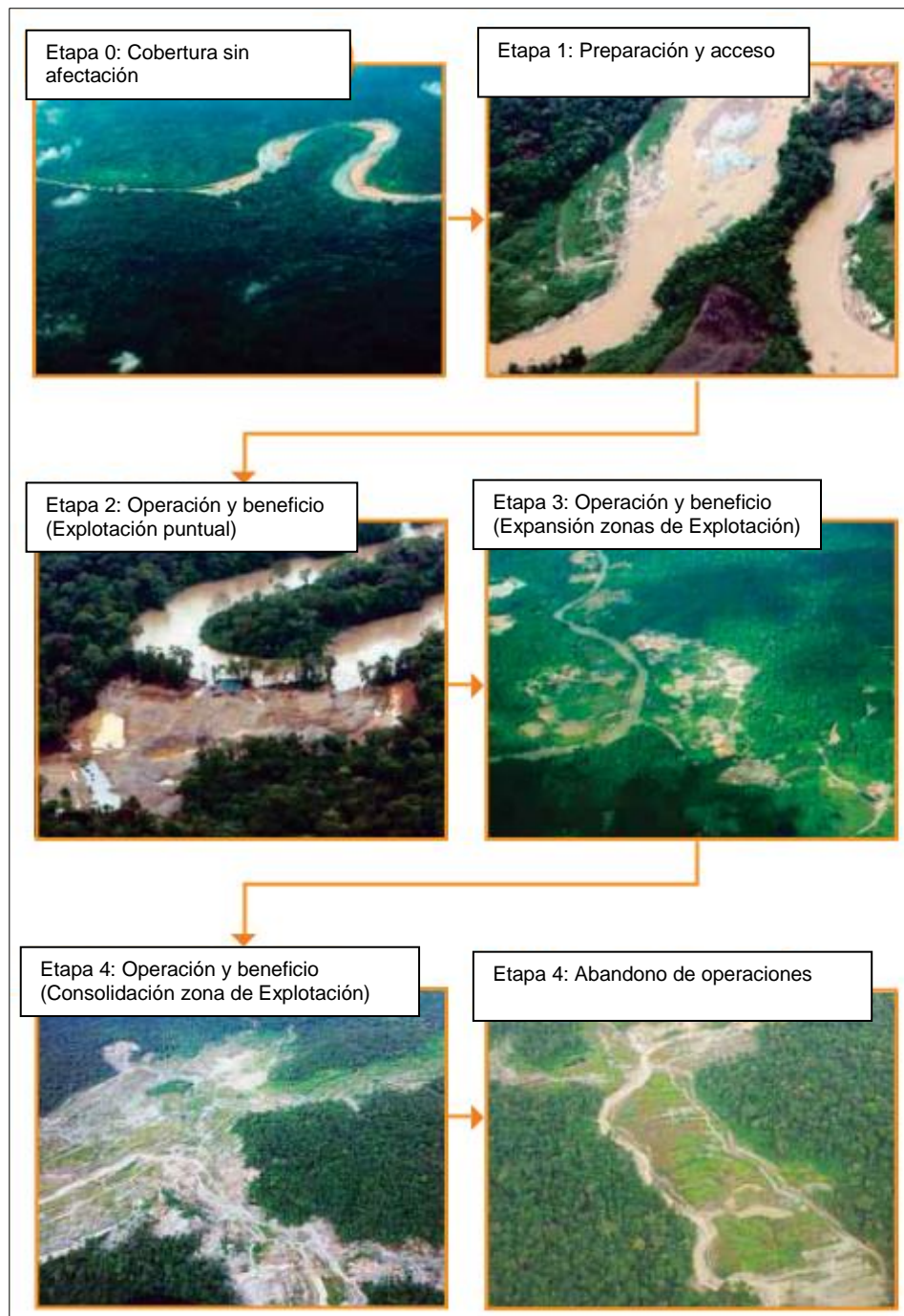


Sin embargo, en el presente estudio para la detección y clasificación de dichas zonas mineras a cielo abierto, fue contemplada la definición y descripción de la clase temática “zonas de extracción minera”, plasmada en la metodología CORINE land cover adaptada para Colombia a escala 1:100.000 (IDEAM *et al.*, 2007), donde se define como “áreas dedicadas a la extracción de materiales minerales a cielo abierto”, la cual incluye otras coberturas propias de la actividad, como edificios e infraestructuras industriales asociadas, superficies de agua menores a 5ha, sitios en actividad o abandonadas desde hace poco tiempo sin huella de vegetación, sitios con vegetación remanente o escasa producto de la actividad minera (IDEAM, 2010). Definición adoptada y que se ajusta de forma adecuada al proceso que busca establecer la presencia de estas actividades mineras a cielo abierto a partir de la clasificación de imágenes de sensores remotos.

En tal sentido, se presentan a continuación en la Figura 2-20, las etapas del proceso de explotación de oro a cielo abierto en terrenos aluviales presentes en Colombia,

identificadas y caracterizadas a partir de la interpretación visual de imágenes de sensores remotos, reportados por MINJUSTICIA *et al.*, (2016).

Figura 2-20: Etapas del proceso de explotación de oro de aluvión en Colombia



Fuente: Adaptado de MINJUSTICIA *et al.*, 2016.

Las anteriores etapas del proceso de explotación de oro de aluvión en Colombia, referenciadas en la Figura 2-20, son descritas a continuación:

- Etapa 0. Cobertura sin afectación: Selección de los depósitos de sedimentos propicios para la explotación de oro de aluvión.
- Etapa 1. Preparación y acceso: Inicialmente, se prepara el terreno donde se realiza la explotación del mineral; lo anterior consiste en adecuar las áreas circundantes a los ríos donde se presume la disposición de oro para su explotación, en zonas que generalmente se encuentran con cobertura vegetal. De esta manera, se cambia la cobertura con vegetación por un suelo desnudo mediante tala rasa y remoción de los horizontes superficiales del suelo. En cuanto al acceso a las áreas de producción para el personal y para el transporte del mineral extraído, en algunas zonas del país se hace por la misma red fluvial; en otros lugares es necesario construir trochas, caminos o carreteras pequeñas, o adecuar la infraestructura existente.
- Etapa 2. Explotación puntual: Una vez exista acceso a la zona de explotación y el terreno esté preparado, se inicia la operación de las actividades de explotación del mineral, que consiste en la excavación de arenas, gravas y cantos rodados, las cuales se movilizan y se acopian *in situ*. El beneficio puede realizarse en el mismo lugar mediante técnicas físicas, mecánicas o artesanales, como clasificación y separación por tamaños y gravedad y/o mediante técnicas químicas como amalgamación y lixiviación, con el uso de sustancias como mercurio y cianuro; esta etapa no necesariamente está ligada al uso exclusivo de sustancias químicas; también corresponde a procesos pequeños de explotación que en estados incipientes no es detectado por interpretación visual en imágenes satelitales.
- Etapa 3 y 4. Expansión zonas de explotación y su consolidación: En la medida en que la actividad de explotación se consolida en el sitio, el patronamiento geográfico es más evidente por la expansión en área de las evidencias, que se traduce en mayor escala de aprovechamiento con métodos más mecanizados para la extracción y movilización de materiales. Adicionalmente como subproductos de la explotación también se obtienen plata y platino, por cuanto los

yacimientos auríferos están relacionados con estos metales. Estas etapas se reconocen por su mayor tamaño, reflejado en amplias zonas de suelos desnudos provenientes de la remoción de material y excavaciones, las cuales incluyen lagunas para el beneficio.

- Etapa 5. Abandono de operaciones: En algún momento las áreas de explotación de este mineral son abandonadas para encontrar nuevos frentes de exploración y aprovechamiento. De acuerdo con la normatividad vigente en Colombia, la minería regulada debe contemplar medidas restaurativas después de las operaciones de explotación una vez se dé el abandono definitivo de la mina, de tal manera que se procure restablecer la capa vegetal.

2.2 Estado del arte

El tema minero energético y sus actividades asociadas sobre exploración, explotación, beneficios y consecuencias de estas actividades, es de gran importancia para diferentes sectores de la sociedad, en aspectos económicos, políticos, sociales y de medio ambiente a nivel mundial, nacional y local, por lo tanto existen diversas iniciativas de carácter investigativo asociados a la actividad minera, donde son integrados procedimientos metodológicos con tecnologías e insumos asociadas a la geomática, principalmente de imágenes provenientes de sensores remotos y su procesamiento digital, empleadas con múltiples propósitos, entre estos las etapas iniciales de prospección y exploración minera, identificando y detectando estructuras y cierto tipo de minerales (King *et al.*, 2011; Panteras G., 2013; Schmidt *et al.*, 2014; Gmail *et al.*, 2016; Sonbul *et al.*, 2016), o su potencial presencia en zonas determinadas, en donde algunos investigadores como Kwang *et al.* (2014) involucran las imágenes de sensores remotos y su procesamiento digital, con el propósito de identificar y mapear la presencia el potencial de algunos minerales; así mismo, Zhang *et al.*, (2007), han utilizado datos de sensores remotos de imágenes ASTER, para determinar la litología y extracción de información de minerales para la exploración, a partir de clasificación supervisada asignando litologías relacionadas con depósitos de oro, adicional a la aplicación de índices espectrales, algoritmos de mezclas de subpíxeles, donde posibilitaron la detección y delimitación de

alteraciones significativas de los minerales, asociándolas a ciertos depósitos de este mineral.

Otros campos de investigación donde se emplea ampliamente imágenes de sensores remotos y su procesamiento digital, es el monitoreo de zonas de explotación minera previamente detectadas y clasificadas, donde se establece el incremento sistemático de la expansión de minas, a partir de sensores remotos (Li, N. *et al.*, 2015), basados en la utilización de imágenes Landsat multitemporales, aplicando procedimientos de interpretación visual e índices de vegetación (NDVI), determinando sistemáticamente el rápido incremento de la actividad minera. Técnicas también empleadas para realizar la evaluación de efectos asociados a la actividad minera, principalmente en aspectos ambientales, como la evaluación de impactos de la actividad minera en la cobertura y uso de la tierra, implementado por Glenn and Prakash (2015), a partir de análisis multitemporal de imágenes de sensores remotos; así mismo, estudios para determinar la influencia de la actividad minera en la calidad del agua (Doña *et al.*, 2015; Ribeiro *et al.*, 2014), eco-toxicología del agua en operaciones mineras (Harford *et al.*, 2015), monitoreo ambiental en áreas mineras (Yang and Jiuyun, 2011) y evaluación de las subsidencias o hundimientos causados por actividades mineras a partir de técnicas de fusión de imágenes satelitales (Wang *et al.*, 2008; Li and Wu, 2008) e interferometría de radar para monitoreo de actividades mineras ilegales previamente detectadas (Ji *et al.*, 2011).

Sin embargo, en el tema central de la presente investigación referente al diseño metodológico para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través de procesamiento digital de imágenes de sensores remotos, no se reportan estudios e investigaciones puntuales que aborden específicamente este planteamiento; no obstante, son reportados estudios que contemplan aproximaciones a secciones metodológicas propuestas en la presente investigación, aplicados en otras zonas de estudio a nivel mundial; algunos de ellos se asocian a la clasificación de zonas mineras a cielo abierto para explotaciones específicas de carbón, tal como lo reporta Bi y Bai (2007), donde fueron utilizados datos del sensor Landsat TM, generando índices espectrales y combinación de bandas, estableciendo sus umbrales de valores que permitieron clasificar puntualmente las coberturas vegetales presentes dentro de las zonas mineras, con valores específicos de NDVI y los elementos propiamente dichos de las actividades en zonas mineras a cielo abierto, como sectores de excavación y transporte fueron obtenidos con valores menores

a 40 de la banda 4 de TM, permitiendo clasificar las zonas mineras a cielo abierto. Del mismo modo, investigadores franceses (Gond et Brognoli, 2005), utilizando imágenes de sensores Spot 4 y Landsat 5 y 4, han logrado detectar focos de minería ilegal en la Guyana Francesa, empleando índices espectrales como NDVI y NDWI, combinándolos con la banda espectral del infrarrojo medio generando un fuerte contraste con los valores numéricos de la imagen, donde establecen umbrales de dicha composición con el propósito de clasificar las zonas mineras. De igual forma, estudios más recientes desarrollados por Li, J., *et al.* (2015a; 2015b), utilizando series de tiempo de imágenes Landsat TM/ETM, identifican actividades mineras a partir de los disturbios o alteración a las coberturas, relacionando diferencias entre valores y umbrales máximos y mínimos de los NDVI y sus temporalidades, para establecer hipotéticamente si los disturbios a dichas cobertura están relacionados a nuevas áreas de actividad minera, a partir de la variabilidad de los índices espectrales; dichos procedimientos utilizan como apoyo imágenes de mayor resolución e inspección o interpretación visual.

A nivel nacional, existen avances recientes referentes a la identificación y clasificación de zonas mineras a cielo abierto a partir de imágenes de sensores remotos, publicados en el estudio "Explotación de oro de aluvión. Evidencias a partir de percepción remota" (MINJUSTICIA *et al.*, 2016) diseñado e implementado por el Ministerio de Justicia y del Derecho, el Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, el Ministerio de Minas y Energía, con el apoyo técnico de La oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito – UNODC, donde a partir de imágenes de sensores remotos y su interpretación visual de propiedades pictoricomorfológicas o criterios morfológicos, como forma, tamaño, textura y asociación, lograron identificar y clasificar mediante integración de árboles de decisión, evidencias de explotación de oro de aluvión en tierra (a cielo abierto), donde procesamientos digitales de imágenes alternos, no consideraron ser aplicados ni desarrollados. Sin embargo, se constituye en un referente nacional valioso en el avance de esta temática, aportando en la caracterización de propiedades pictoricomorfológicas e identificación del patrón espacial de las zonas mineras a cielo abierto en el país, las cuales hacen parte inicial del diseño metodológico propuesto en la presente investigación y necesarios para desarrollar los demás aspectos en procesamiento digital de imágenes, como aplicación de índices espectrales y en mayor medida fundamentales en la configuración de reglas y generación del algoritmo basado

en análisis de imágenes orientado a objetos (OBIA), para la clasificación de zonas mineras a cielo abierto en la zona de estudio. Otra aproximación al tema de investigación a nivel nacional es reportada en cuanto a la identificación y evaluación de procesos de degradación de suelos y tierras por erosión (Otero *et al.*, 2012), donde ha sido aplicada la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey para identificar procesos de erosión y degradación de suelos, resultando un antecedente interesante para el presente estudio, pese a que ha sido aplicado a evaluaciones en procesos de erosión y degradación de suelos, no deja de ser un referente, dado que una de las características de las zonas mineras a cielo abierto son precisamente condiciones y respuestas espectrales de suelo desnudo y erosionados.

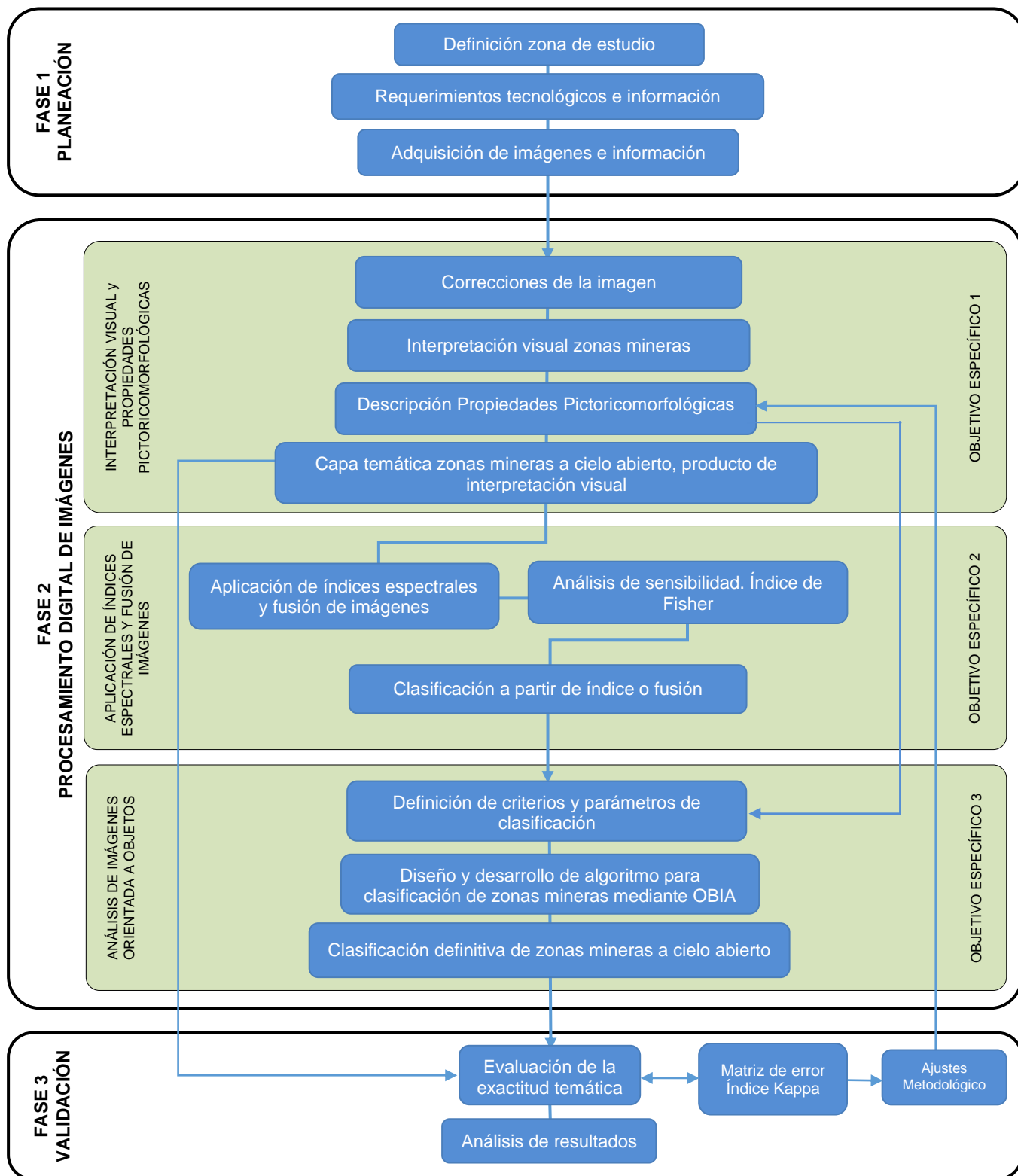
3. Metodología

El proceso metodológico se fundamentó en la integración de los componentes que intervienen en la caracterización de las actividades mineras a cielo abierto, aplicando técnicas para el procesamiento digital de imágenes de sensores remotos, permitiendo dar cumplimiento a los objetivos planteados en la investigación; el esquema metodológico general para el desarrollo de la investigación se encuentra diseñada en tres fases secuenciales:

- Fase 1: Planeación
- Fase 2: Procesamiento digital de imágenes
- Fase 3: Validación

El esquema metodológico desarrollado, integrando sus tres fases de manera secuencial se presenta en la Figura 3-1.

Figura 3-1: Esquema metodológico general para el desarrollo de la investigación.



3.1 Fase 1: Planeación

En esta fase se realizaron las actividades con el propósito de dar inicio a la investigación, donde se contemplaron la definición de la zona de estudio, requerimientos tecnológicos e información y adquisición de imágenes e información.

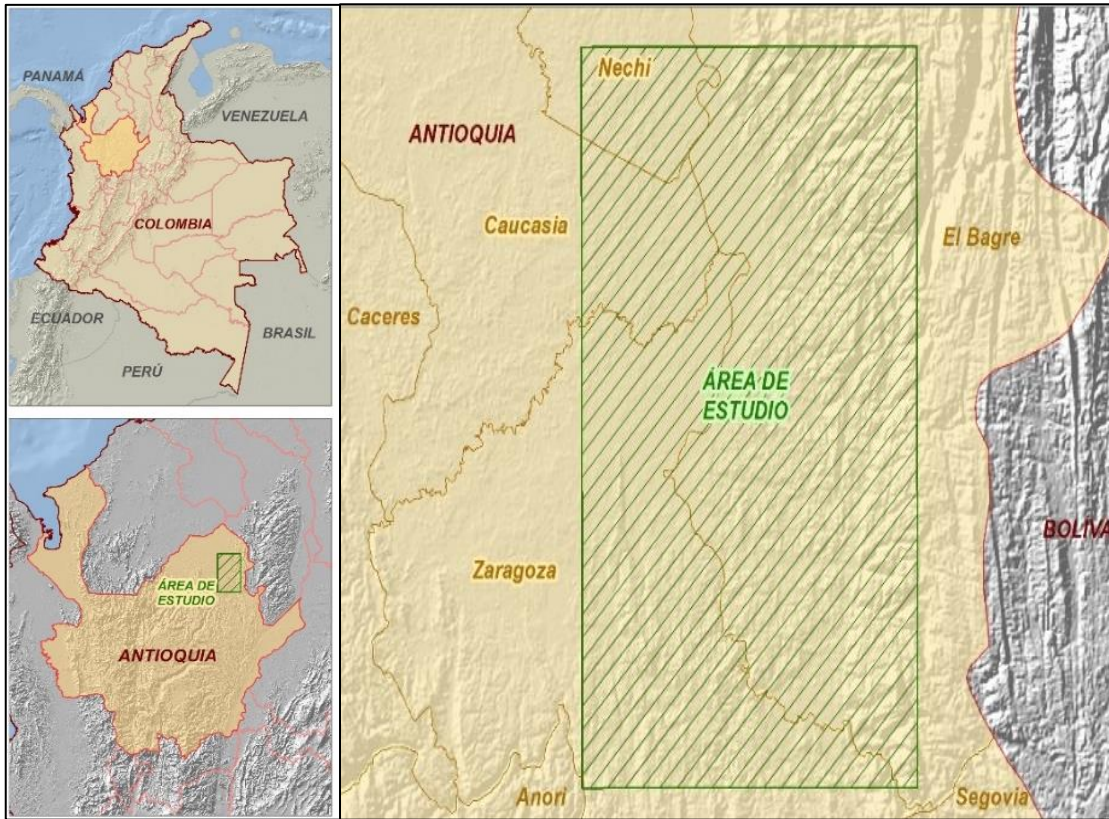
3.1.1 Selección zona de estudio

Un aspecto relevante en la investigación fue la adecuada selección del área de estudio, donde debía ser evidente la presencia de actividad minera. Esta fue definida a partir del análisis de múltiples criterios y fuentes de información, como estudios técnicos donde fueron reportados la presencia de actividad minera (MME, 2012), disponibilidad de información de imágenes satelitales, junto con el reconocimiento previo de la zona a través de información satelital de alta resolución, la cual evidenció la presencia de dichas actividades mineras. También resultó relevante considerar para la selección de la zona de estudio, estadísticas oficiales de explotación y producción de minerales y su dinámica en los últimos años (MME, 2014).

Para el desarrollo de la presente investigación se estableció la zona de estudio en el sector nor-oriental del departamento de Antioquia, en jurisdicción de los municipios de Zaragoza, El Bagre, Caucaasia y Nechi (Figura 3-2) con una extensión de 150.000 ha, correspondiente a 10 planchas escala 1:25.000; fue seleccionada debido a la presencia reconocida y tradicional de actividades de explotación minera a cielo abierto (oro principalmente) y a su evolución e incremento en las estadísticas históricas oficiales sobre la producción y explotación de nuevas áreas destinadas para esta actividad (MME, 2014), igualmente a la disponibilidad de imágenes satelitales de alta resolución y estudios realizados en el sector por parte del IGAC.

Partiendo de la definición de la zona de estudio, fueron identificados los requerimientos de información temática tanto de tipo vectorial como de imágenes satelitales, seguido de la consulta de información de mayor detalle y disponible a través de trabajos previos realizados, investigaciones, información de campo generada por institutos de investigación o entidades territoriales.

Figura 3-2: Localización del área de estudio.



Fuente: Elaboración propia

3.1.2 Requerimientos tecnológicos e información

De acuerdo a la temática de investigación y una vez definida el área de estudio, se estableció el tipo de información requerida y su posición geográfica. Para la presente investigación fueron empleados como insumo principal para la interpretación visual, ejecución de índices, fusión de imágenes y la posterior detección de zonas de actividad minera a cielo abierto, imágenes del sensor Landsat 8, denominada “Landsat Data Continuity Mission” (LDCM) (NASA, 2013), debido al ofrecimiento de resolución espacial y espectral con banda pancromática de mayor resolución, disponibilidad en la zona de estudio y continuidad en la generación y disposición de datos, teniendo en cuenta que el resultado de la metodología, podría ser proyectada en otras fases como el monitoreo, esto en cierta medida garantizaría la viabilidad del proceso ya que son imágenes de descarga gratuita, continua generación de datos disponibles y de relativa facilidad en su procesamiento.

Adicionalmente se dispusieron imágenes de alta resolución como productos de la cámara Vexcel Ultracam D e imágenes RapidEye, con el propósito de identificar y describir cada una de las propiedades pictoricomorfológicas de las zonas mineras; además de su utilización en los procesos de validación, juntos con información cartográfica y temática digital como información geológica y de suelos.

En cuanto a los requerimientos de programas especializado sobre procesamiento digital de imágenes y sistemas de información geográfica fueron necesarios para la ejecución de procesos los programas: Erdas Imagine®, ENVI®, PCI Geomática®, eCognition® y ArcGIS®.

3.1.3 Adquisición de imágenes e información

La adquisición de imágenes Landsat 8 como insumo principal en el procesamiento digital para la detección de zonas con actividad minera fueron consultadas y descargadas en las bases de datos de <http://earthexplorer.usgs.gov/>, <http://glovis.usgs.gov/> y <http://www.bni.gov.co/portal/public/classic/> garantizando la mejor calidad posible de las imágenes, esto reflejado principalmente en la menor cantidad de nubes y cirrus; a continuación en la Tabla 3-1, se relacionan las imágenes de sensores remotos utilizadas para la ejecución del proyecto.

Tabla 3-1: Relación de imágenes de sensores remotos utilizadas en el proyecto.

TIPO IMÁGEN	INSUMO	FECHA	REFERENCIA	ÁREA DE ESTUDIO
Landsat 8 LDCM	Principal	2014-06-17	LC80090552014168LGN00	Total
UltraCam-D	Apoyo	2010 - 2011	Mosaicos planchas 1:25.000	Parcial
RAPIDEYE	Apoyo	2010-01-30	2010-01-30T162127_RE1_1B-NAC_4520303_96649	Total
		2010-02-02	2010-02-02t162224_re4_1b-nac_4520430_96667	
		2010-06-29	2010-06-29T162730_RE3_1B-NAC_4522071_96738	
		2010-08-10	2010-08-10T163143_RE2_1B-NAC_4522523_96744	
		2011-08-07	2011-08-07T163043_RE2_1B-NAC_8079921_126216	

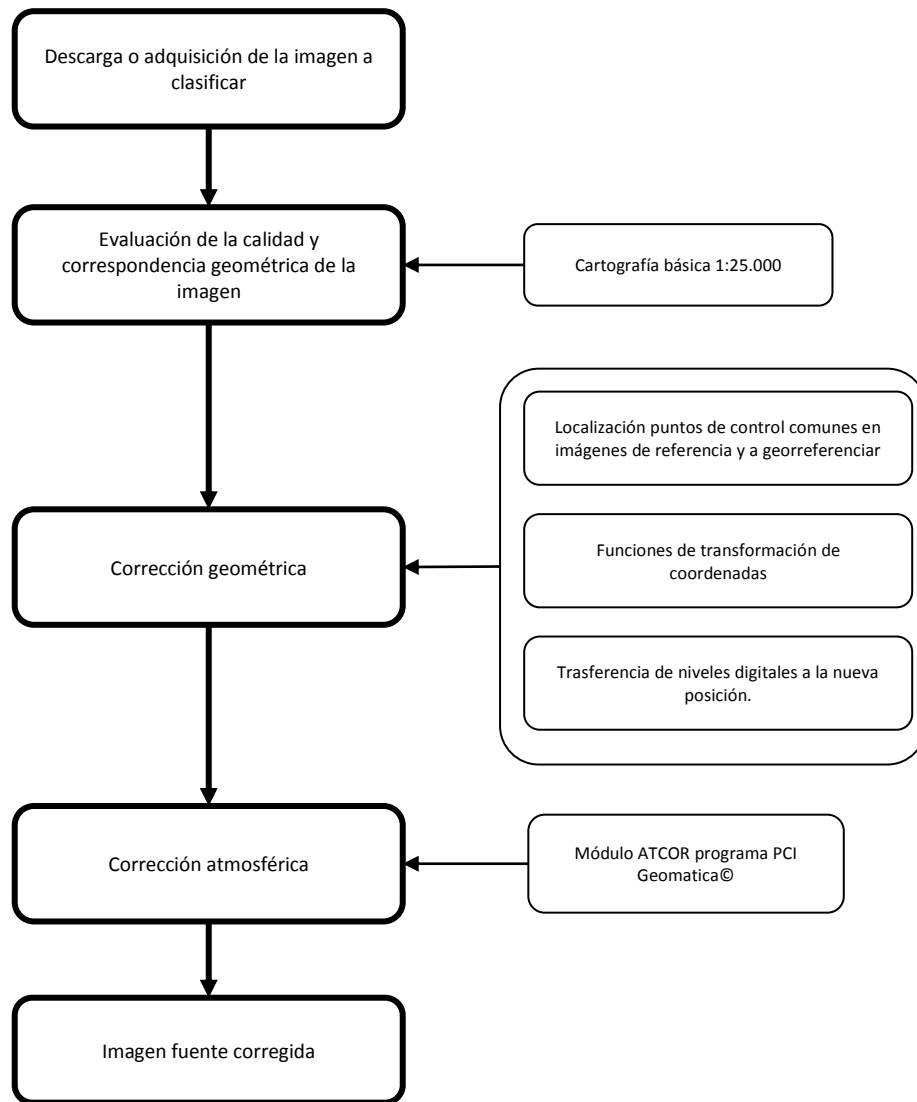
3.2 Fase 2: Procesamiento digital de imágenes

Fue constituida como el componente principal de la investigación, la cual se sub-dividió en dos principales grupos de componentes técnicos, el primero donde se desarrollaron procesos de interpretación visual de sensores remotos y los basados en técnicas de procesamiento digital de imágenes, haciendo referencia a la aplicación de índices espectrales y técnicas de fusión de imágenes, involucrando finalmente el análisis de sensibilidad; el segundo grupo de procesos se concentra en el diseño y desarrollo del algoritmo mediante un análisis de imágenes orientado a objetos con el propósito de obtener una clasificación definitiva de las zonas mineras en la zona de estudio. Dichos procesos técnicos son descritos a continuación.

3.2.1 Correcciones de la imagen

El componente de correcciones realizadas a la imagen establecida como insumo principal en la investigación (Landsat 8 LDCM), presentó dos procesos de corrección, correspondientes a la corrección atmosférica y geométrica, las cuales fueron ejecutadas de acuerdo al esquema metodológico de la Figura 3-3.

Figura 3-3: Esquema metodológico para correcciones de imágenes.



Fuente: Elaboración propia

A partir de la consulta, solicitud y posterior adquisición de la imagen requerida para el estudio, esta fue evaluada mediante observación directa y comparativa con la cartografía básica del IGAC a escala 1:25.000, respecto a su calidad y correspondencia geométrica, con el propósito de establecer la necesidad de someterla a procesos de corrección.

- Corrección geométrica:

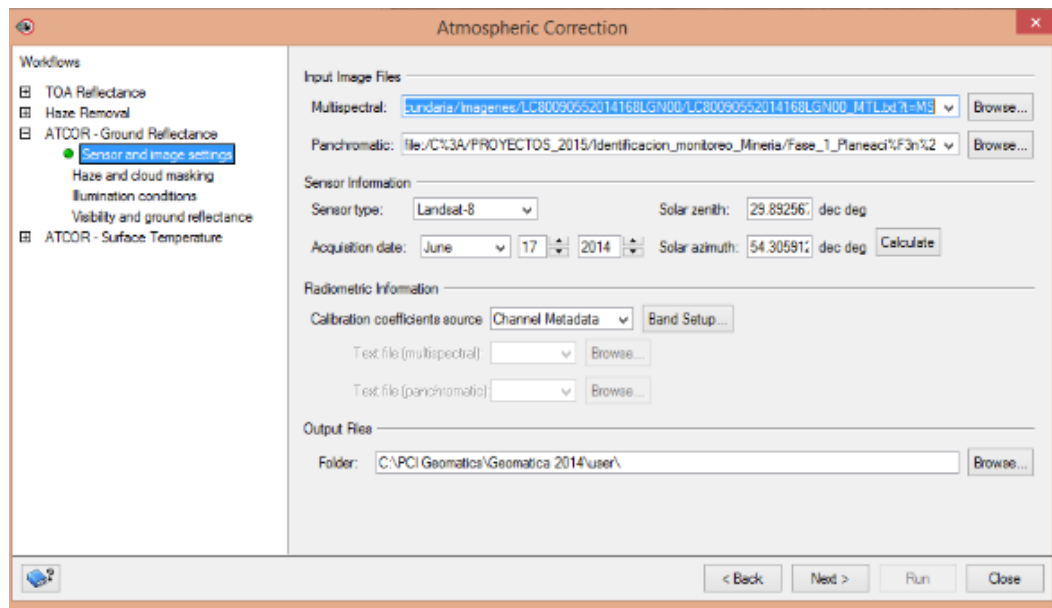
Como se ha mencionado en el marco teórico, la corrección se realiza en tres fases, a) localización de puntos de control comunes en imagen de referencia e imagen a referenciar, b) cálculo de las funciones de transformación entre las coordenadas de la imagen a referenciar y la imagen de referencia y c) transferencia de los niveles digitales originales a la nueva posición, definida por la función de transformación previa.

Para tal fin se requirió ubicar sobre la imagen no georreferenciada, puntos geográficos con buena correspondencia en un mapa de referencia u otra imagen ya georreferenciada. Estos puntos son denominados puntos de control (Ground Control Points – GCPs); dichos puntos deben cumplir siguientes condiciones: estar uniformemente ubicados sobre la imagen para minimizar las deformaciones en todas las direcciones; estar localizadas en diferentes niveles de altura topográfica; ser evidentes en la imagen y tener coordenadas conocidas.

- Corrección atmosférica:

Cuando se pretende abordar ejercicios de interpretación de imágenes, detección de cambios, integrar, comparar o relacionar información espectral procedente de diferentes sensores o del mismo sensor como en los casos de índices espectrales y fusión de imágenes, es necesario realizar la conversión de los niveles digitales (ND) almacenados en una imagen original a valores físicos, ya que permite trabajar con variables físicas de significado estándar comparables en un mismo sensor a lo largo del tiempo, entre distintos sensores y otros métodos de detección de energía electromagnética (Chuvienco, 2010). Para obtener valores físicos de reflectancia de la imagen y reducir el ruido atmosférico generado, fue utilizado el procedimiento de corrección atmosférica directamente sobre la imagen, basado en el método de corrección absoluta a través del módulo ATCOR (atmospheric correction) del programa PCI Geomática© (Figura 3-4), que integra condiciones atmosféricas en el momento de la adquisición de la imagen y parámetros propios reconocidos dentro de su metadato.

Figura 3-4: Módulo ATCOR programa PCI Geomatica©.



Fuente: PCI geomática©.

3.2.2 Interpretación visual de zonas mineras.

Uno de los aspectos de mayor calidad temática que requirió la investigación, fue la identificación y posterior delimitación de zonas con actividad minera a cielo abierto, a través de su interpretación visual, ya que en estas zonas se concentró la aplicación y desarrollo de los demás procesos secuenciales planteados en la metodología, como la ejecución de índices espectrales, técnicas de fusión de imágenes, análisis de sensibilidad y análisis orientado a objetos.

Entre las múltiples combinaciones que se han aplicado en la interpretación visual de imágenes de sensores remotos para lograr una mejor discriminación de las coberturas de la tierra, se encuentran las combinaciones que integran una banda del espectro visible, otra del infrarrojo cercano y finalmente una del infrarrojo medio (Chuvieco, 2010), donde fue aplicado el color rojo al IRC, el verde al SWIR y el azul al R, lo que significa una combinación de RGB 5/6/4 para el sensor Landsat 8, igualmente fue aplicado la combinación de dos bandas del visible con una del infrarrojo, las cuales son conocidas como infrarrojo color, correspondiente en Landsat 8 a la combinación RGB 5/4/3, dichas relaciones entre longitudes de onda, fueron empleadas como referencia en los diferentes

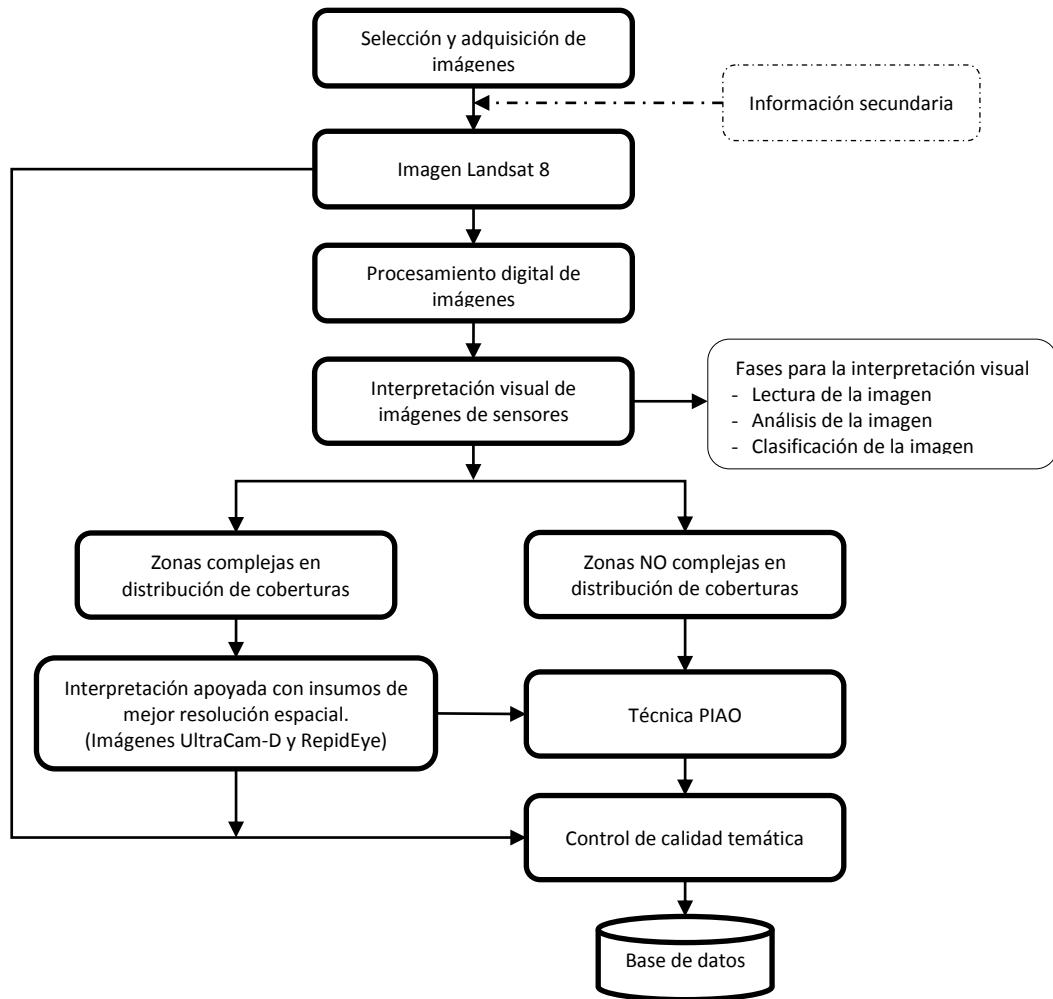
sensores para la identificación y caracterización de las propiedades pictoricomorfológicas descritas y la posterior interpretación visual de zonas mineras a cielo abierto.

Considerando la descripción de las propiedades pictoricomorfológicas de zonas mineras a cielo abierto y la definición de la clase temática de “zonas de extracción minera”, en la metodología CORINE land cover adaptada para Colombia a escala 1:100.000 (IDEAM *et al.*, 2007), donde se define como: “áreas dedicadas a la extracción de materiales minerales a cielo abierto”, la cual incluye otras coberturas propias de la actividad, como edificios e infraestructuras industriales asociadas, superficies de agua menores a 5ha, sitios en actividad o abandonadas desde hace poco tiempo sin huella de vegetación, sitios con vegetación remanente o escasa producto de la actividad minera (IDEAM, 2010). Contemplando los procedimientos descritos para la interpretación de coberturas de la tierra mediante la metodología CORINE land cover (Murcia *et al.*, 2010; IDEAM, 2010; IDEAM *et al.*, 2007), fue realizada la interpretación visual y digitalización en pantalla de dichas zonas, basado en el esquema metodológico plasmado en la Figura 3-5, el cual ha sido propuesto por Melo y Camacho (2005) en (IDEAM *et al.*, 2007), y modificado por el autor para el desarrollo de la presente investigación.

La metodología para realizar la interpretación visual, consideró como insumo principal la utilización de la imagen Landsat 8 de path row 9-55 de fecha 2014/06/17, con resolución espacial a 15 m (imagen con proceso de combinación de resoluciones espaciales entre multiespectral de 30 m y pancromática de 15 m), donde fueron contemplados aspectos en procesamiento digital de imágenes, fases para la interpretación visual de imágenes de sensores remotos, correspondientes a lectura de la imagen, análisis de la imagen y su clasificación, también involucró la utilización de apoyos con imágenes de mayor resolución espacial, como producto de la cámara UltraCam-D y del sensor RapidEye, para finalmente aplicar la técnica denominada PIAO (Photointerpretation Assistée par ordinateur), que consistió en delimitar unidades de cobertura correspondiente a zonas mineras a cielo abierto directamente sobre la pantalla, utilizando herramientas de edición geográfica en formato vector. Dicho producto de la delimitación de unidades de zonas mineras a cielo abierto, fue sometido a un proceso de control de calidad temática, empleando los mismos insumos de apoyo para la interpretación visual, finalmente la clasificación de zonas mineras a cielo abierto fue almacenada en una base de datos,

para su posterior utilización en los demás aspectos metodológicos requeridos en la investigación.

Figura 3-5: Esquema metodológico para la interpretación visual de imágenes de sensores remotos.



Fuente: Modificado de IDEAM *et al.* (2007).

3.2.3 Descripción propiedades pictoricomorfológicas

Basado en la definición de las fases para la interpretación visual de imágenes de sensores remotos, en los conceptos sobre propiedades pictoricomorfológicas y con el apoyo de profesionales con amplia experiencia en interpretación visual de imágenes de sensores remotos y amplio nivel de referencia, no solo de la zona de estudio, sino

también de los procesos y actividades realizadas in-situ para la explotación minera a cielo abierto, se describieron dichas propiedades basadas en la foto-lectura, a partir del insumo principal (Landsat 8 LDCM) e imágenes de apoyo (Ultra Cam-D y Rapideye); logrando una definición de cada una de las propiedades pictoricomorfológicas más representativas para las zonas mineras a cielo abierto en el área de estudio, que incluyen su color, forma, tamaño, contexto y patrón espacial.

En el proceso fueron aplicados los conceptos para la identificación y definición de las propiedades pictoricomorfológicas (Melo y Camacho, 2005; MINJUSTICIA *et al.*, 2016), también llamados descriptores morfológicos (Lira, 2010), criterios de interpretación visual (Chuvienco, 2010) o foto elementos (Gao, 2009); considerando fundamental el análisis de forma, tamaño, tono/color, textura, posición geográfica y patrón espacial, descritos en el marco teórico.

3.2.4 Aplicación de índices espectrales y fusión de imágenes.

Los índices espectrales y técnicas de fusión de imágenes, son considerados algoritmos, donde aplican combinaciones y operaciones aritméticas, entre valores de reflectancia de las coberturas en dos o más longitudes de onda; en el caso de fusión de imágenes, adicionalmente incorporan imágenes de mayor resolución o de otros sensores, siendo su utilidad la de acentuar una propiedad particular de las coberturas a analizar, para el caso de la presente investigación zonas mineras a cielo abierto. A continuación son relacionados los índices y técnicas de fusión de imágenes (Tabla 3-2), definidos a partir de revisión de literatura previa, donde fueron diseñados y/o aplicados comúnmente para la detección y análisis de zonas erosionadas (Otero *et al.*, 2012), detección de minerales, tipos de suelo y rocas (Drury S. A. 1987; Segal D. 1982; Kriegler *et al.*, 1969).

Tabla 3-2: Índices espectrales y técnicas de fusión de imágenes aplicadas.

NOMBRE	ABREVIACIÓN	ECUACIÓN	FUENTE
CLAY_MINERALS	CM	SWIR1 / SWIR2	Drury S. A. 1987
FEROUS_MINERALS	FM	SWIR1 / NIR	Drury S. A. 1987 y Segal D. 1982
IRON_OXIDE (Ferric Minerals)	IO	RED / BLUE	Drury S. A. 1987 y Segal D. 1982
TRANSFORMED NORMALIZED DIFFERENCE VEGETATION INDEX	TNDVI	$SQRT ((NIR - RED / NIR + RED) + 0,5)$	Rouse J. W. 1973 y Sebem 2005
NORMALIZED DIFFERENCE VEGETATION INDEX	NDVI	$NIR - RED / NIR + RED$	Kriegler <i>et al.</i> , 1969; Rouse J. W. 1973
DIFFERENCE VEGETATION INDEX	DVI	$NIR - RED$	Tucker C. J. 1979
SIMPLE RATIO	SR IR/R	NIR / RED	Tucker C. J. 1979
SQRT SIMPLE RATIO	SQRT SR IR/R	$SQRT (NIR / RED)$	Sebem E. 2005
PRINCIPAL_COMPONENTS	CP	FUNCIÓN ERDAS IMAGINE ©	Lopez <i>et al.</i> , 2008
FUSIÓN BROVEY	BROVEY	$BAND_OUT = BAND / [(BLUE + GREEN + RED) \times PAN]$. FUNSIÓN ERDAS IMAGINE ©	Earth Resource Mapping Pty Ltd. 1990
FUSIÓN WAVELET	WAVELET	FUNCIÓN ERDAS IMAGINE ©	Nunez 1999

NIR = Infrarrojo cercano, RED = Rojo, SWIR = Infra rojo medio, BLUE = Azul, GREEN = Verde, PAN = Pancromática, BAND = Banda sensor, SQRT= Raíz cuadrada.

A partir del insumo principal constituido por la imagen Landsat 8 LDCM, fueron ejecutados los procesos para generar productos de los nueve índices espectrales y dos técnicas de fusión de imágenes definidos para la investigación. Mediante la aplicación del programa Erdas Imagine©, fueron obtenidos archivos en formato raster, con valores propios producto de la ejecución de cada operación o algoritmo entre bandas espectrales, referenciados en la Tabla 3-2. En la Figura 3-6 y la Figura 3-7, se muestra la interface del programa Erdas Imagine©, donde fueron ejecutados los proceso para obtener tanto los resultados de índices espectrales como de las técnicas de fusión de imágenes.

Figura 3-6: Ejecución de índices espectrales en el programa Erdas Imagen©

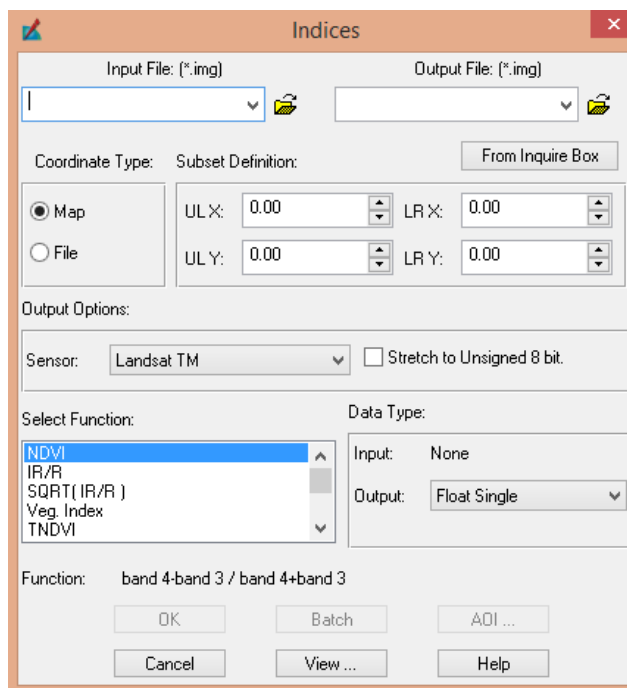
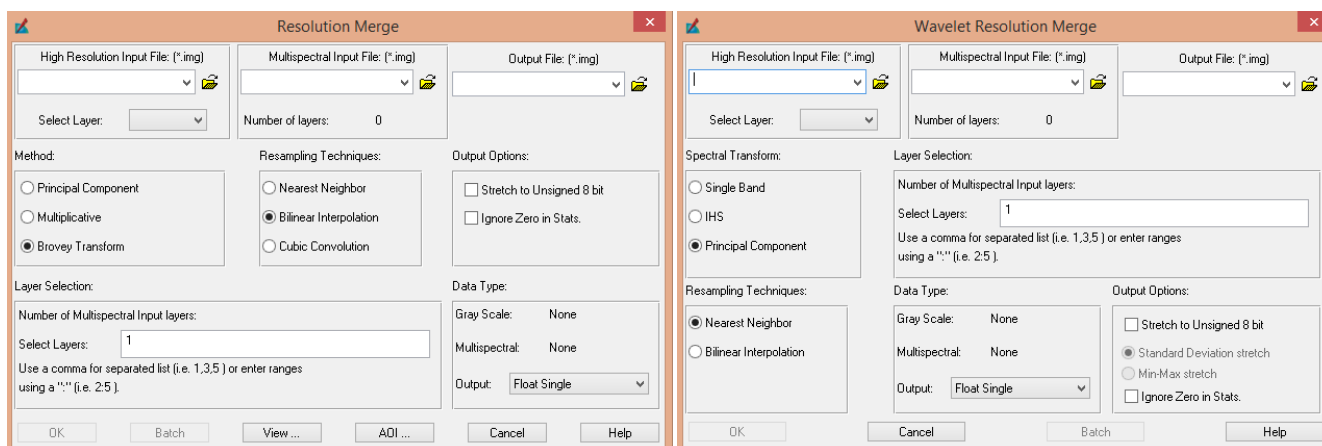


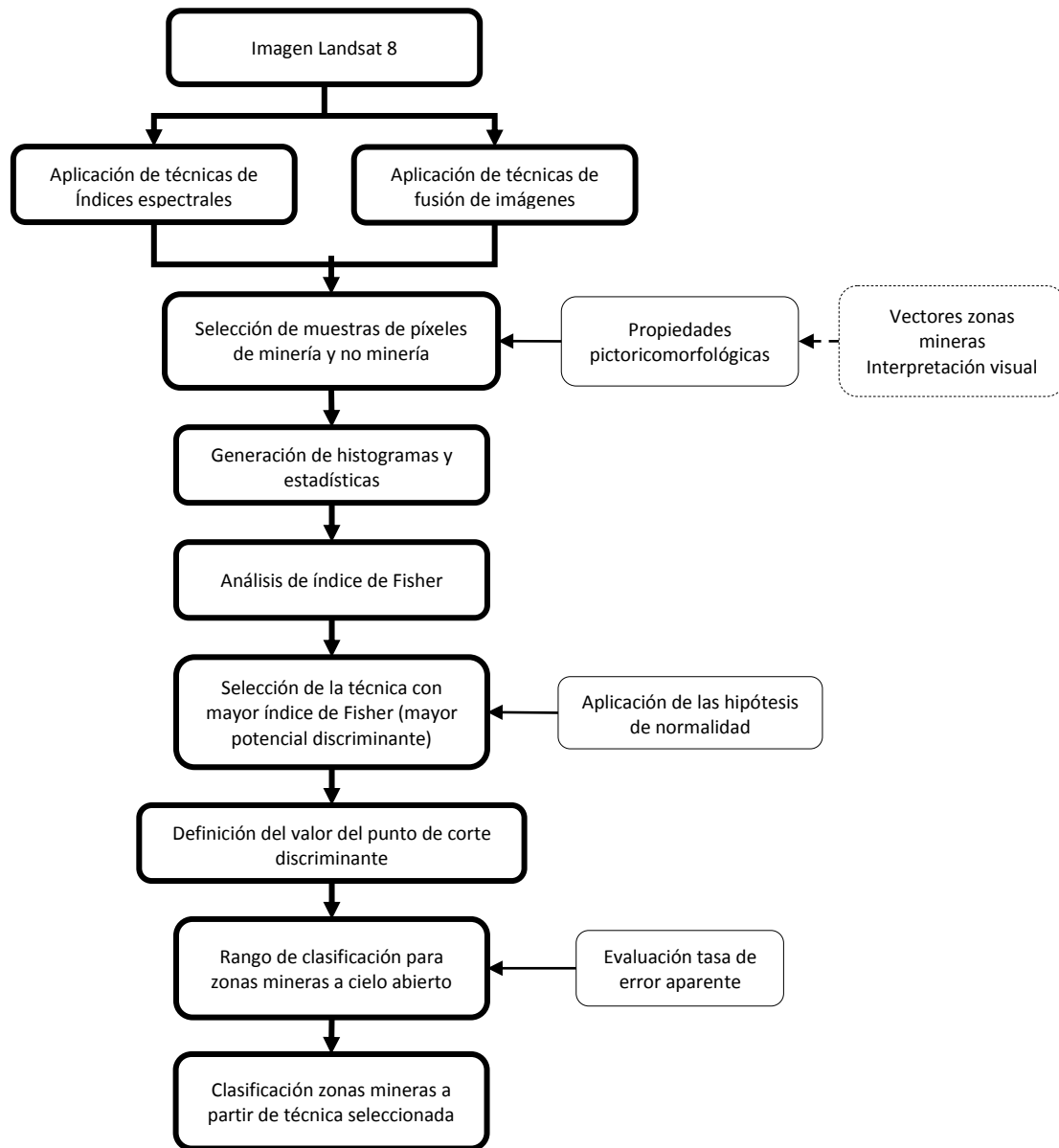
Figura 3-7: Ejecución de técnicas de fusión de imágenes en el programa Erdas Imagen©



3.2.5 Análisis de sensibilidad

Para el desarrollo del análisis de sensibilidad a los productos de las técnicas de índices espectrales y fusión de imágenes, fue ejecutado el esquema metodológico representado en la Figura 3-8, del cual fue posible obtener tanto la técnica con mayor potencial discriminante como el rango de valores para la clasificación de zonas mineras a cielo abierto.

Figura 3-8: Esquema metodológico para desarrollar el análisis de sensibilidad



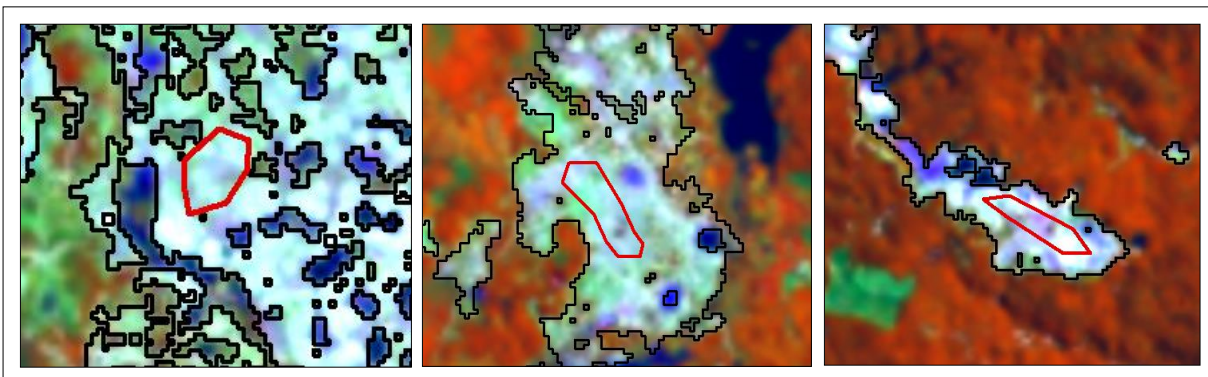
Fuente: Elaboración propia

A partir de los productos obtenidos de la aplicación de técnicas de índices espectrales y fusión de imágenes descritos en el numeral anterior, fueron aplicados los procedimientos para desarrollar el análisis de sensibilidad, en el cual se contemplaron las dos variables en estudio, a) minería y b) no minería, de las cuales fueron tomadas muestras representativas de cada clase temática de la siguiente forma:

a) Muestras de minería:

Al interior de los polígonos de las zonas minera a cielo abierto identificados e interpretados visualmente, a partir de la caracterización y descripción de sus propiedades pictoricomorfológicas, fue ejecutada una clasificación supervisada, la cual utilizó como apoyo principal para la asignación de clases temáticas dentro de dichas zonas mineras, las propiedades pictoricomorfológicas de todos los elementos que la conforman, con el propósito de obtener muestras de píxeles puros de la cobertura de suelo desnudo (Figura 3-9), la cual se constituyó como la cobertura de mayor relevancia dentro de la clase temática de minería a cielo abierto. El anterior procedimiento fue planteado y desarrollado teniendo en cuenta que dentro de esta clase temática, existían unidades mínimas (píxeles) de otras coberturas como infraestructura asociada, vegetación remanente o escasa, cuerpos de agua producto de la actividad minera, las cuales, si bien pertenecen al conjunto y asociación de la clase temática de zonas mineras a cielo abierto (IDEAM 2010), podrían espectralmente no ser representativos de dichas zonas mineras, lo cual permitió mayor fidelidad en dichos valores, evitando la mezcla de píxeles no pertenecientes a la categoría en estudio, de lo contrario alteraría considerablemente los resultados de análisis de sensibilidad aplicados a los productos de índices espectrales y técnicas de fusiones de imágenes.

Figura 3-9: Ejemplo de muestras de píxeles de suelo desnudo correspondientes a la clase temática de minería.

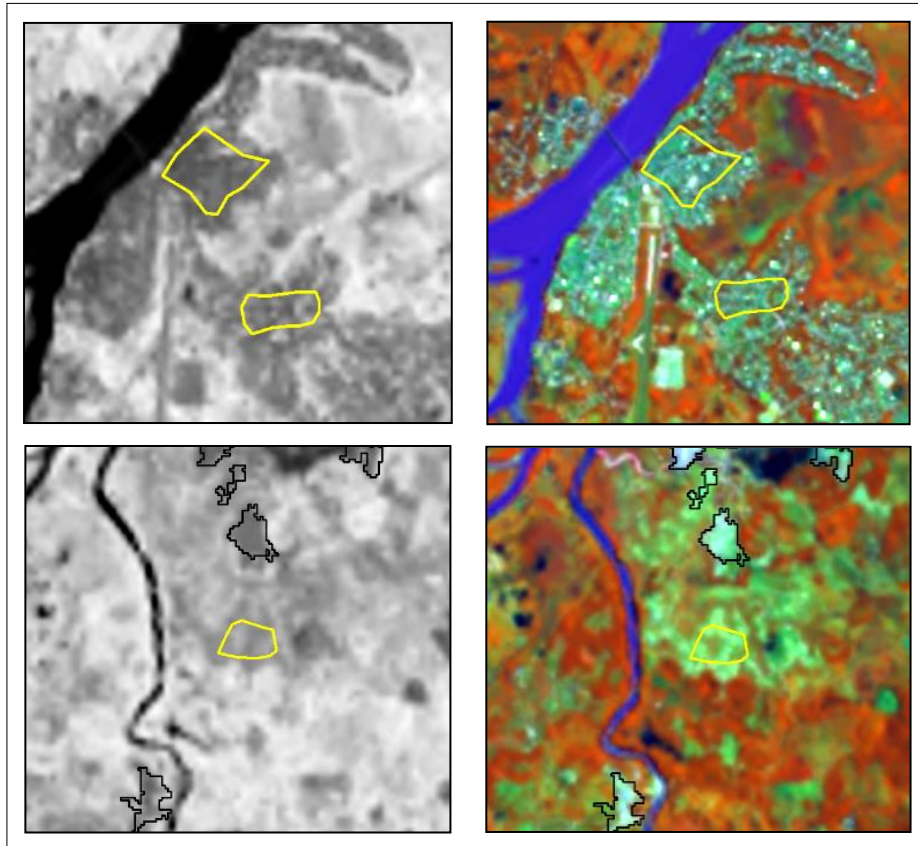


b) Muestras de no minería:

Exclusivamente dentro de las zonas identificadas e interpretadas visualmente como no minería, fue ejecutado un índice de vegetación normalizada (NDVI) (Kriegler *et al.*, 1969),

a partir del cual fueron tomadas muestras de la clase “no minería” dentro del rango de valores entre 0,1 y 0,7, entendiendo que dicho rango corresponde a coberturas vegetales fotosintéticamente activas (Holben 1986), como se ha mencionado anteriormente, obedecen claramente a coberturas donde se evidencia la inexistencia de actividad minera a cielo abierto (Figura 3-10). Dicho procedimiento fue planteado y desarrollado con el propósito de ofrecer mayor depuración en las muestras y sus respectivos valores para la clase temática de no minería, integradas posteriormente en los demás procedimientos metodológicos del análisis de sensibilidad.

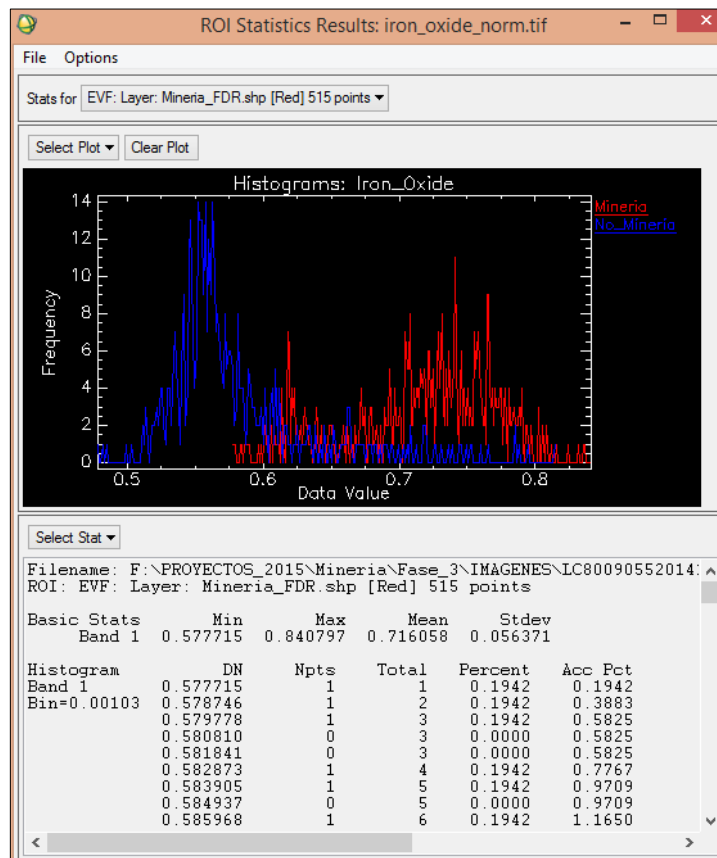
Figura 3-10: Ejemplo de muestra de píxeles correspondientes a la clase temática de no minería, valores de NDVI entre 0,1 y 0,7.



A partir de las muestras para la clase “minería” como de “no minería”, fueron generados independientemente los histogramas para cada una de las técnicas de índices espectrales y fusión de imágenes, los cuales fueron evaluados tanto en su distribución como la relación de ubicación entre histogramas de ambas clases temáticas, estableciendo los valores estadísticos de media y varianza fundamentales para el

posterior cálculo de la relación discriminante de Fisher. En la Figura 3-11 se representa para el índice espectral Iron_Oxide la distribución de histogramas y su relación de ubicación entre las muestras temáticas de minería y no minería, junto con sus estadísticas, procedimientos que han sido ejecutados en el programa ENVI©. Lo anterior fue aplicado para obtener dichos valores en cada una de los nueve índices espectrales y las seis bandas resultantes de las dos técnicas de fusión de imágenes.

Figura 3-11: Distribución de histogramas y estadísticas a partir del programa ENVI©



A partir de los valores estadísticos correspondientes a la media y la varianza de los nueve índices espectrales y las seis bandas resultantes de las dos técnicas de fusión de imágenes, fue aplicada la ecuación para el cálculo del índice de Fisher (2-5) (referenciada en el marco teórico), a partir de la cual fue posible seleccionar la técnica con mayor valor del índice, representando la técnica de mejor potencial discriminante para clasificar zonas mineras de no mineras. Los valores de dicha técnica seleccionada

fueron sometidos a comprobaciones de su comportamiento para una distribución normal, a través de la ejecución de las hipótesis expresadas en el marco teórico, referente a la hipótesis de normalidad y a la hipótesis de que los valores promedios de los dos grupos son estadísticamente diferentes.

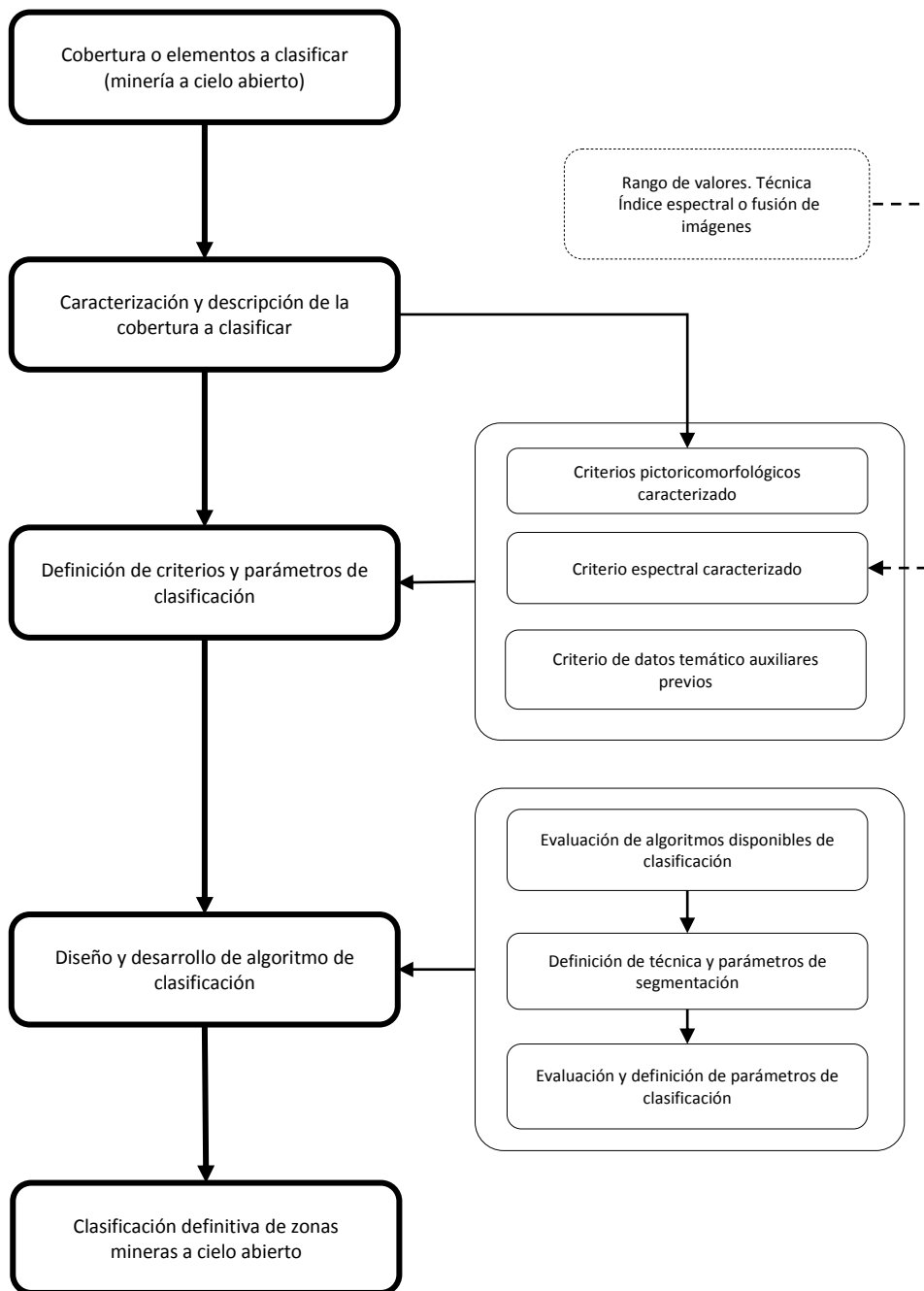
Una vez establecida la técnica de mejor potencial discriminante para las dos clases temáticas y a partir de la aplicación del concepto del punto de corte discriminante mediante la ejecución de la ecuación (2-13), se estableció el valor del píxel y su rango, a partir de los cuales se definió la clasificación de las zonas mineras y no mineras.

Finalmente con el propósito de evaluar los rangos de clasificación establecidos, fue utilizada la ecuación de la tasa de error aparente de (2-14), referenciada en el marco teórico, donde fueron integrados la cantidad de datos de la muestra que se encuentran fuera del rango establecido a través del punto de corte discriminante, junto con la cantidad total de datos de la muestra.

3.2.6 Análisis de imágenes orientada a objetos

A continuación se presenta el esquema metodológico de la Figura 3-12, a partir del cual fue desarrollado y ejecutado el análisis de imágenes orientado a objetos.

Figura 3-12: Esquema metodológico para el análisis de imágenes orientado a objetos.



Fuente: Elaboración propia

Fue utilizado para llevar a cabo el componente de análisis de imágenes orientado a objetos de la presente investigación, el programa eCognition© (Trimble, 2010),

considerando las características y bondades que ofrece frente a otros programas en cuanto a desarrollos en esta temática (Navulur, 2006), ya que permitió integrar y relacionar en un análisis de imágenes, las características que se evidencian en las zonas mineras a cielo abierto en cuanto a sus propiedades pictoricomorfológicas previamente descritas, características espectrales y la posibilidad de involucrar criterios de datos temáticos auxiliares, a través de la aplicación de diferentes algoritmos y parámetros que permitieron su clasificación definitiva.

Para la clasificación definitiva de las zonas mineras a cielo abierto, fueron propuestos y desarrollados tres procesos principales: i) definición de procesos y parámetros de clasificación, ii) diseño y desarrollo del algoritmo mediante OBIA y finalmente, iii) clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto. Componentes cuyos procesos metodológicos propuestos, son descritos a continuación.

3.2.6.1 Definición de procesos y parámetros de clasificación

En la actualidad no se encuentran reportes que establezcan procedimientos claros, precisos y/o automatizados para lograr determinar los criterios y parámetros óptimos de una segmentación, ni selección de algoritmos o reglas de clasificación y más aún no existen para la clasificación de zonas mineras a cielo abierto. La anterior consideración hace que para el diseño y desarrollo del algoritmo de clasificación mediante OBIA, el grupo de investigadores posea: i) conocimiento de los algoritmos y parámetros disponibles en el programa eCognition©; ii) además de una amplia comprensión de las características y dinámicas del fenómeno o temática en estudio, que deben ser relacionadas con los elementos presentes e identificables en la imagen del sensor remoto utilizada como insumo, las cuales se establecen y determinan a partir de la evaluación e interpretación visual de las imágenes, requiriendo la intervención de expertos intérpretes en imágenes de sensores remotos para su identificación y caracterización.

En consecuencia, esto permitió proponer y definir los criterios y parámetros de clasificación en cuatro grupos de procesos a ejecutar.

- i) Ejecución de algoritmo de segmentación,
- ii) Integración de criterios espectrales
- iii) Integración de criterios pictoricomorfológicos,
- iv) Integración de criterios de datos temáticos auxiliares.

A continuación, se describen los procesos, junto con los parámetros considerados para la clasificación de imágenes orientado a objetos a partir de la aplicación del programa eCognition©.

i) Ejecución de algoritmo de segmentación:

Inicialmente fue definido la técnica de segmentación, correspondiente al algoritmo de multiresolución para generar segmentos de la imagen, debido a que genera segmentos fusionando de forma consecutiva píxeles u objetos con características similares de acuerdo a los parámetros definidos de homogeneidad espectral y homogeneidad de forma, procedimiento que reduce al mínimo la heterogeneidad y maximiza su respectiva homogeneidad en cada uno de los segmentos generados (Trimble 2010), característica apropiada que debían tener los segmentos para posteriormente ser asociados a otros con características espectrales y de proximidad específicas de las zonas mineras a cielo abierto, identificadas y definidas en el patrón espacial.

Los parámetros de segmentación en cuanto a la escala, forma y compacidad, fueron establecidos mediante procesos de interpretación y análisis visual, después de ser ejecutados con diferentes configuraciones, teniendo como referente, que los segmentos generados posibilitaran la diferenciación y posterior integración de los demás criterios propuestos, correspondientes a características de homogeneidad espectral en los segmentos, para lograr integrar adecuadamente el criterio espectral (suelo desnudo a partir de la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey); adicionalmente que los segmentos cumplieran con ciertas propiedades pictoricomorfológicas definidas claramente en el patrón espacial, donde se lograra integrar dicho patrón que diferencia zonas mineras de otras zonas con características espectrales similares, correspondiente a la asociación de vecindad y/o proximidad entre segmentos de pequeños cuerpos de agua y suelo desnudo.

La determinación de los parámetros para generar la segmentación de la imagen, se constituyó como el paso inicial clave para obtener resultados satisfactorios en la clasificación final de zonas mineras a cielo abierto; en la medida que se logró identificar los mejores parámetros de segmentación, la integración de los criterios siguientes, tuvieron mayor posibilidad de ser correctamente identificados y clasificados como zonas mineras o no mineras por el algoritmo general de clasificación.

ii) Integración de criterios espectrales:

Basado en los análisis y resultados obtenidos de los componentes de la aplicación de índices espectrales, técnicas de fusión de imágenes y sus posteriores análisis de sensibilidad a través del índice de Fisher, donde es definido el rango de valores de la técnica con mayor potencialidad para discriminar la cobertura relevante de las zonas mineras, constituida por suelo desnudo, fue integrado este valor como criterio espectral en uno de los cuatro grupos de procesos a ser ejecutados en el algoritmo de clasificación de imágenes orientado a objetos.

iii) Integración de criterios pictoricomorfológicos:

A partir de los resultados obtenidos y lo descrito en el componente sobre propiedades pictoricomorfológicas de las zonas mineras a cielo abierto, en cuanto a sus formas, tamaños, contexto, asociaciones y vecindades consolidados en la definición de su patrón espacial, fueron consideradas las características más relevantes de dicho patrón espacial, con el propósito de ser integradas y relacionadas a través de un análisis de imágenes orientada a objetos. Para referenciar las características identificadas en el patrón espacial y posteriormente facilitar su integración al algoritmo de clasificación final mediante herramientas OBIA, se planteó diligenciar el formato de la Tabla 3-3, donde son referenciadas las principales características o atributos del patrón espacial identificado en términos de valores espectrales, proximidades, tamaños y vecindades espectrales.

iv) Integración de criterios de datos temáticos auxiliares:

Con el propósito de generar una clasificación de zonas mineras a cielo abierto de mayor calidad temática, fue relevante tener en cuenta que al aplicar la técnica de fusión de imágenes o índice espectral que mayor potencial discriminante presentara, junto con el patrón espacial de las zonas mineras en el proceso de análisis de imágenes orientado a objetos, se consideró que los resultados producto de dicha clasificación, fuera posible que incluyeran sectores con respuestas espectrales y características similares a zonas mineras, pero que no precisamente correspondieran a ellas. Por esta razón, se proporcionó un mecanismo que permitió la depuración de zonas no mineras clasificadas como minería, la cual consistió en la selección de variables temáticas auxiliares, como apoyo a la discriminación y posterior clasificación de las zonas mineras a cielo abierto, que permitieran excluir las zonas mineras previamente clasificadas que no correspondieran a ellas. Dichos datos temáticos auxiliares, pueden contemplar diversas temáticas, dependiendo de la evaluación del equipo de investigadores, frente a los resultados de la clasificación.

Los anteriores criterios y sus parámetros de clasificación, son consolidados en un modelo de formato (Tabla 3-3), para facilitar su integración en el algoritmo de clasificación mediante OBIA.

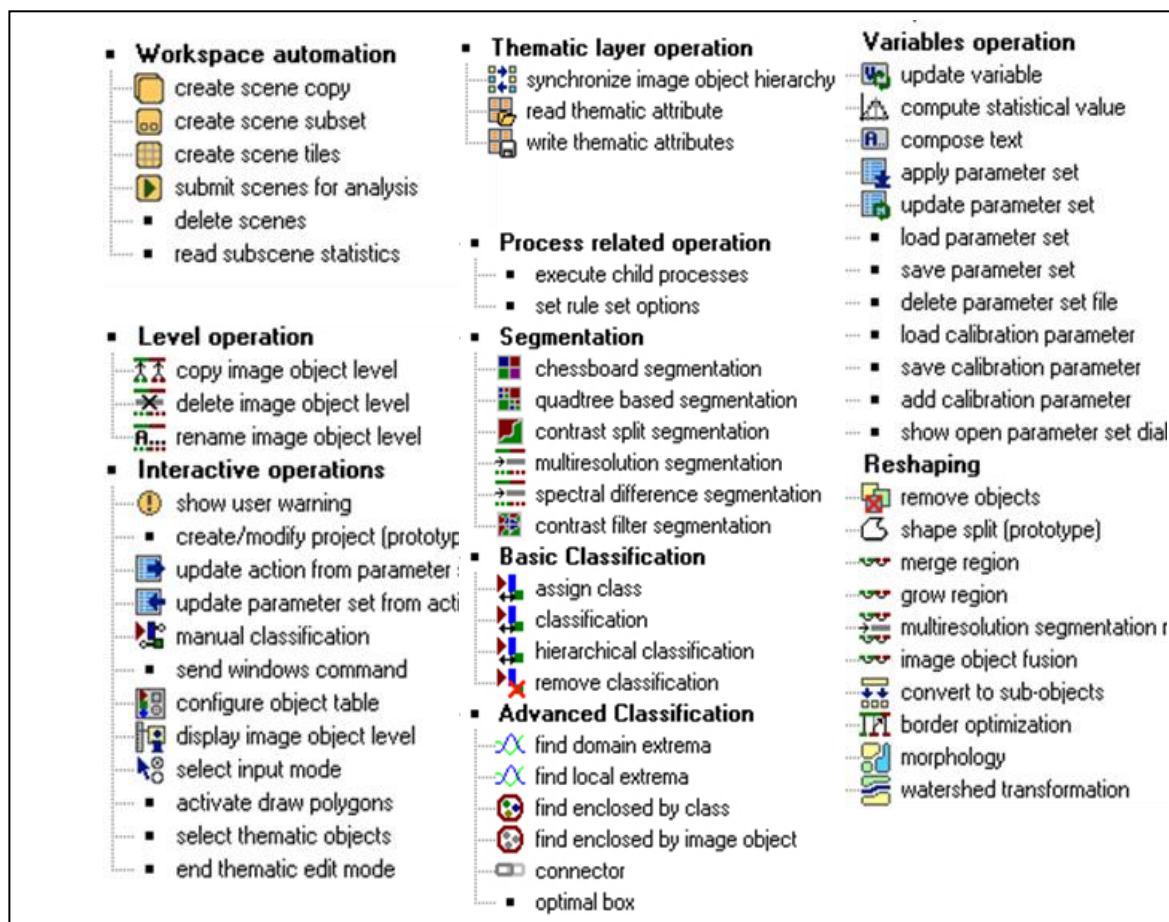
Tabla 3-3: Modelo de formato para la consolidación de parámetros de clasificación de los criterios a integrar.

CRITERIOS A INTEGRAR		PARÁMETROS			
		FUENTE	UNIDAD/GEOMETRÍA	MÍNIMO	MÁXIMO
ii	CRITERIO ESPECTRAL Suelo desnudo	Fusión transformada de Brovey, banda 2	Valores de píxel		
iii	CRITERIO PICTORICOMORFOLÓGICO Patrón espacial: Segmentos de cuerpos de agua asociados a suelo desnudo	Tamaño	Landsat 8 LDCM	ha	
		Vecindad a suelo desnudo	Landsat 8 LDCM	Relación de bordes	
iv	CRITERIO DATOS TEMÁTICOS AUXILIARES	Centros poblados	Cartografía temática	Polígonos	--
		Geomorfología	Cartografía temática	Polígonos	--
		Nubes	Cartografía temática	Polígonos	--
		Otros	Cartografía temática	Polígonos	--

3.2.6.2 Diseño y desarrollo del algoritmo para clasificación mediante OBIA

A partir de lo definido en el numeral anterior, donde son referenciados los cuatro grupos de procesos y parámetros de clasificación, estos fueron relacionados y ejecutados con la aplicación de algunas herramientas disponibles en el programa eCognition© (Figura 3-13), y la configuración de sus parámetros para los diferentes criterios de clasificación; a partir de esto, fue diseñado y desarrollado la secuencia de procesos para estructurar el algoritmo definitivo de clasificación, el cual se encuentra descrito detalladamente en el numeral 4.2, referente a la propuesta metodológica para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos.

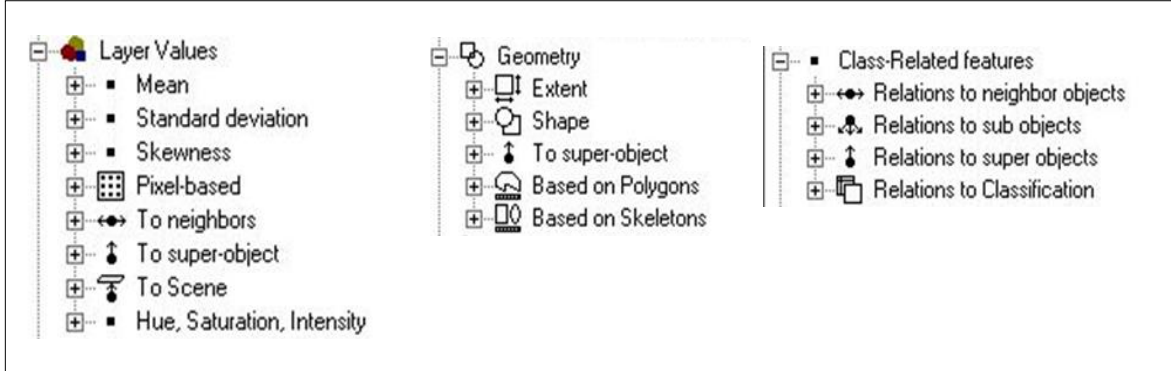
Figura 3-13: Algunas herramientas disponibles en el programa eCognition©



Fuente: Trimble, 2010.

Para la ejecución de los algoritmos seleccionados, fue necesario definir algunos parámetros disponibles en el programa y utilizados para la clasificación, los cuales se evidencian en la Figura 3-14, referentes principalmente a parámetros de tamaño y relaciones de vecindad y/o proximidad (criterios pictoricomorfológicos), criterios de características espectrales de la cobertura (criterio espectral) y exclusión de segmentos mal clasificados (criterio de datos temáticos auxiliares).

Figura 3-14: Algunos parámetros disponibles en eCognition© para clasificación mediante OBIA



Fuente: Trimble, 2010.

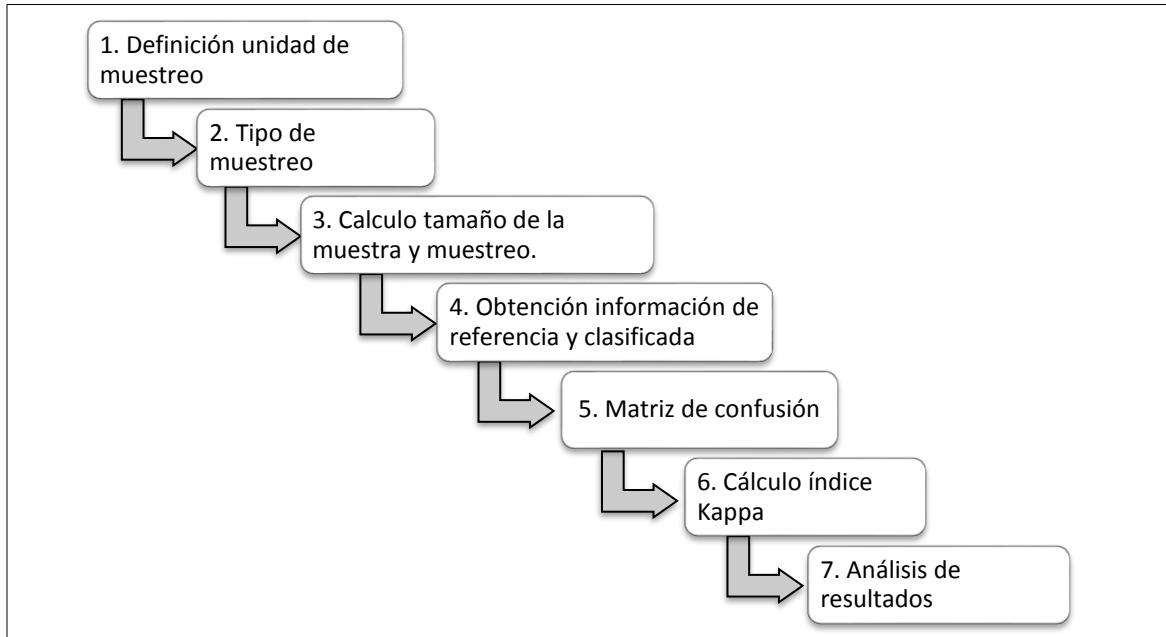
3.2.6.3 Clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto

A partir de la construcción y posterior ejecución del algoritmo anteriormente diseñado, fue obtenida la clasificación y delimitación definitiva de las zonas mineras a cielo abierto en el área de estudio.

3.3 Fase 3: Validación temática

Contemplando lo descrito en el marco teórico, referente a la validación temática y todos sus componentes, fue diseñado y ejecutado un esquema metodológico con el propósito de establecer la exactitud temática de la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto, producto del desarrollo del presente trabajo investigativo. Dicho esquema metodológico se enfocó en la aplicación de seis procesos para lograr dicha validación temática, los cuales se evidencian en la Figura 3-15.

Figura 3-15: Esquema metodológico para la validación temática de resultados



Fuente: Elaboración propia

A continuación, se describen los procesos involucrados en el esquema metodológico para la validación temática de resultados.

1. El primer procedimiento aplicado, consistió en definir la unidad de muestreo como puntos en formato vector, es decir el elemento sobre el cual fue extraída la información de referencia que representó la realidad, en este caso la interpretación visual, que posteriormente fue confrontada con la información de zonas mineras y no mineras, producto de la clasificación definitiva de la presente investigación.
2. De acuerdo a lo plasmado en el marco teórico fue definido el tipo de muestreo aleatorio estratificado uniforme, con el propósito de garantizar que ambos estratos (minería y no minería) tuvieran la posibilidad de ser evaluados por la misma cantidad de puntos definidos en el tamaño de la muestra; teniendo en cuenta la desequilibrada proporción entre áreas de zonas mineras y no mineras presentes en la zona de estudio (siendo de mayor extensión las zonas no mineras), era claro que aplicando otro tipo de muestreo, la mayoría de puntos de muestreo, corresponderían al estrato de no minería, siendo de mayor relevancia evaluar el estrato

correspondiente a minería, producto de la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto del presente trabajo investigativo.

3. Para el cálculo del tamaño de la muestra o cantidad de puntos de muestreo, utilizados para la validación temática a partir de los cuales se definieron los sitios de verificación, fue empleada la ecuación (2-15) descrita en el marco teórico, donde involucró variables como el porcentaje estimado de acuerdos, porcentaje de errores, el nivel permitido de error y una constante para un valor determinado de confianza.

Una vez definida la cantidad de puntos a evaluar, a través de la herramienta “*create random point*” de ArcGIS©, fueron generados los puntos de verificación, obedeciendo al tipo de muestreo previamente definido, correspondiente a un muestreo aleatorio estratificado uniforme (misma cantidad de puntos para los estratos de minería y no minería), utilizando como área de muestreo la totalidad de la zona de estudio.

4. A partir de los de puntos definidos para realizar la validación temática, junto con la aplicación de herramientas para análisis espacial provistas por el programa ArcGIS©, permitieron extraer y confrontar la información de referencia, correspondiente a los polígonos generados en la interpretación visual de imágenes de sensores remotos, frente a la información sobre la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto, producto de la presente investigación.
5. Con el propósito de establecer los acuerdos (unidades correctamente clasificadas) y desacuerdos (unidades mal clasificadas por errores de omisión o comisión) de la clasificación definitiva, fue generada la matriz de confusión, a partir de los datos obtenidos de referencia y de clasificación en cada uno de los puntos de muestreo, integrando dichos datos mediante tablas dinámicas en el programa Excel.
6. A partir de la aplicación de la ecuación (2-16), correspondiente al cálculo del índice de Kappa, fue establecida la categoría o el grado de acuerdo de la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto.

7. Basado en los resultados obtenidos tanto del índice de Kappa como de la matriz de confusión, fueron generados los respectivos análisis referentes a la validación temática de la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto.

4. Resultados

El desarrollo del presente capítulo refleja los resultados de lo propuesto en el esquema metodológico de la Figura 3-1 y la ejecución posterior de cada uno de sus componentes. Dichos resultados excluyen la fase 1 correspondiente a la etapa de planeación, ya que, en la descripción metodológica de estos aspectos, son definidas la selección del área de estudio, requerimientos tecnológicos e información y adquisición de imágenes e información.

4.1 Fase 2: Procesamiento digital de imágenes

Se presentan los resultados obtenidos a partir de la ejecución de los procedimientos planteados en el esquema metodológico y su respectiva descripción plasmados en el capítulo 3.

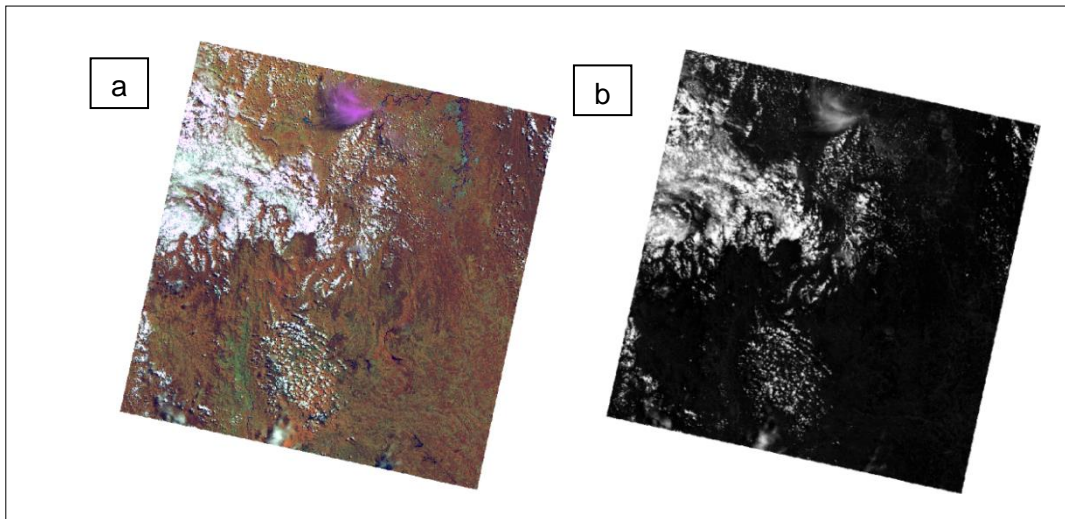
4.1.1 Correcciones de la imagen

Para la corrección geométrica, fue evaluada la calidad de las imágenes de forma directa y comparativa a partir de la cartografía básica del IGAC a escala 1:25.000, donde fue posible establecer que tanto las imágenes suministradas por el IGAC de los sensores RapidEye y el mosaico de las imágenes de la UltraCam, como la imagen Landsat 8, poseen una precisión geométrica apropiada para los propósitos del estudio, es decir, un error medio cuadrático (RMSE) menor a uno (1). Resaltando que dichas imágenes de mayor resolución solo fueron utilizadas como apoyo en la identificación visual y descripción de las propiedades pictoricomorfológicas de las zonas mineras a cielo abierto. Sin embargo, los procesos metodológicos para ejecutar dicha corrección geométrica se encuentran plasmados en la sección metodológica correspondiente.

Referente a la corrección atmosférica; esta fue ejecutada únicamente para la imagen Landsat 8 LDCM 955_20140617, ya que se constituyó como el insumo principal, de la

cual se derivaron los posteriores procesos de generación de índices espectrales, fusión de imágenes y análisis orientado a objetos. De la cual se obtuvieron imágenes tanto multiespectral como pancromática con valores de reflectancia de cero (0) a uno (1) apropiados para ejecutar posteriores análisis. Dicho resultado de imágenes de reflectancia son presentadas en la Figura 4-1.

Figura 4-1: Imagen Landsat 8 LDCM con valores de reflectancia. a) multiespectral y b) pancromática.



4.1.2 Descripción de propiedades pictoricomorfológicas

Producto del análisis de información primaria y secundaria, principalmente del censo minero departamental (MME 2012) y trabajos previos de reconocimiento en campo realizado en otras fases (CIAF 2012), fue posible establecer que la actividad minera predominante ejercida en la zona de estudio, es la minería de oro a cielo o tajo abierto, o también llamada minería de aluvión, presente en diferentes niveles de explotación, desde artesanal hasta industrial y así mismo en diferentes categorías de legalidad, lo que constituye un nivel de referencia importante para lograr una adecuada identificación y posterior delimitación de dichas zonas.

A continuación, se describen cada una de las propiedades pictoricomorfológicas de las zonas mineras a cielo abierto presentes en la zona de estudio.

- **Color:**

Inicialmente el color se constituye como una de las características más relevantes en la interpretación visual de imágenes de sensores remotos ya que evidencia rápidamente ciertas características de las coberturas. En el área de estudio en combinación de bandas RGB 5,6,4 y 5,4,3 del sensor Landsat 8, las zonas mineras se presentan en colores muy claros con respecto a las demás coberturas de su entorno y en ocasiones brillantes, por supuesto obedeciendo a las características de los colores típicos para los suelos desnudos, tal y como se muestra en la Figura 4-2 y

Figura 4-3 para diferentes tipos de combinaciones en diferentes tipos de sensor.

Dentro del contexto de una zona minera intervienen múltiples coberturas como pequeños cuerpos de agua, relictos de vegetación, pequeña infraestructura y vías; sin embargo, resaltando la presencia significativa de los suelos desnudos en estas zonas, el color predominante son tonos claros y brillantes correspondientes a dicha cobertura, debido a similares y altos valores de reflectancia en las diferentes longitudes de onda, la cual es una característica de los suelos desnudos, incluidos los de las zonas mineras en el área de estudio.

Figura 4-2: Visualización del color en zonas mineras en imágenes Landsat8.

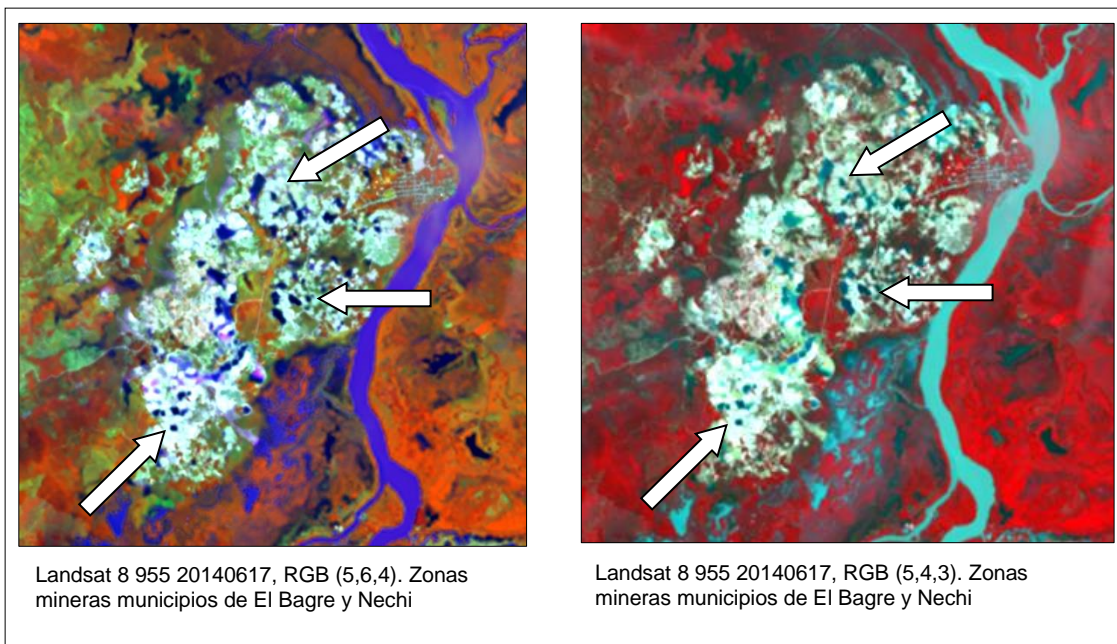
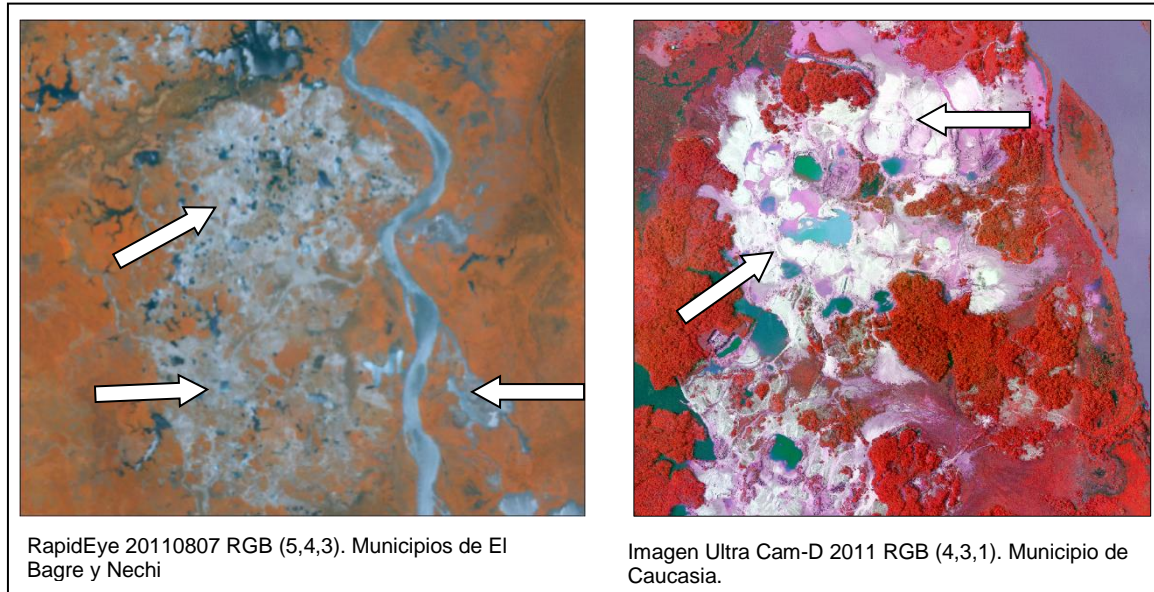


Figura 4-3: Visualización del color de zonas mineras en imágenes RapidEyes y Ultra Cam-D.

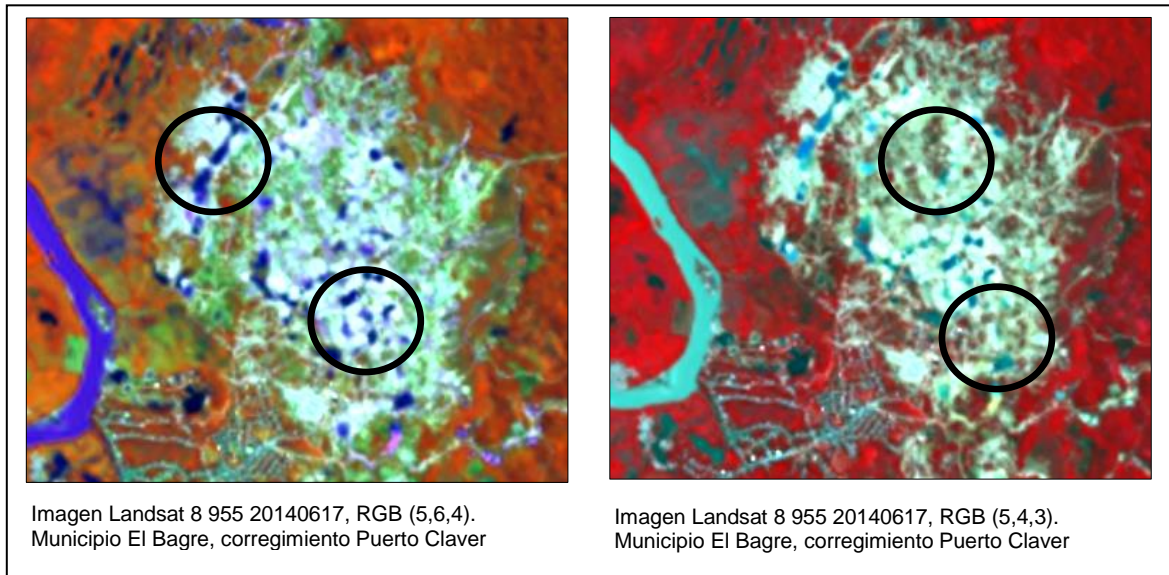


▪ **Textura:**

Como se ha definido esta propiedad hace referencia a la heterogeneidad de las coberturas y se manifiesta como la rugosidad o suavidad de los tonos, cuanto más similares sean, la tonalidad será más homogénea y la textura será más lisa. En general los suelos descubiertos continuos en zonas planas, se podría asumir que tienen una textura fina; sin embargo, en las zonas mineras dentro del área de estudio esto en ocasiones varía considerablemente, principalmente en las zonas mineras consolidadas, esto debido a la presencia de diferentes elementos que integran una zona minera y posiblemente detectados con sensores de mediana resolución espacial, como son las vías y senderos, socavones, cuerpos de agua, zonas de dragado, relictos de vegetación, posibles campamentos y zonas de depósito, los cuales generan discontinuidad en los tonos de la imagen, debido al contraste espectral de dichas coberturas, produciendo un efecto de textura “gruesa” como lo muestra la Figura 4-4, esta característica es un elemento fundamental para lograr diferenciar zonas erosionadas o degradadas de las zonas mineras propiamente dichas, donde la textura gruesa indica que hay presencia o evidencia de zonas mineras. En la zona de estudio esta característica es muy común encontrarla ya que gran parte de las zonas mineras identificadas se presentan en

estados consolidados de explotación y poseen dichos elementos para que una textura gruesa pueda ser evidenciada.

Figura 4-4: Textura de zonas mineras en imágenes Landsat8 y RapidEye

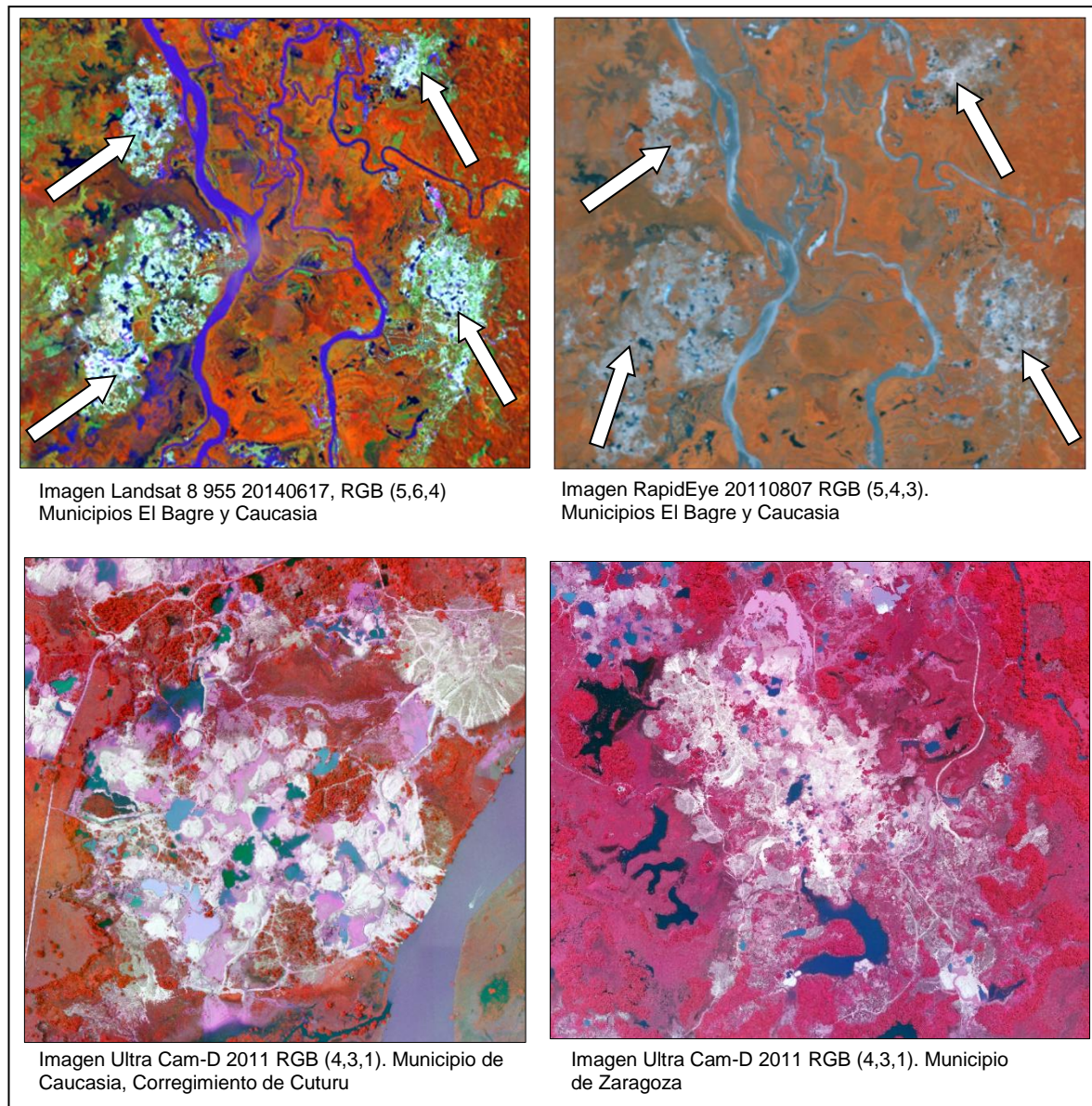


▪ **Forma - Tamaño:**

Estas propiedades presentaron una mayor heterogeneidad al momento de identificar las zonas mineras en el área de estudio, encontrando que pueden presentarse tamaños que van desde 0.5 ha hasta 260 ha, debido a que tanto su forma como su tamaño dependen de diversos factores que deben ser considerados, uno de ellos es el nivel o grado de consolidación de las zonas mineras identificadas, es decir la etapa de explotación en la que se encuentran, a mayores años e intensidad de intervención son consideradas como de etapas avanzadas, presentando los mayores tamaños, donde sus formas tienden a ser más redondeadas, ovaladas y continuas, tal como se muestra en la Figura 4-5.

Otros aspectos importantes que puede favorecer la presencia y establecimiento de estos tipos de forma y tamaño, es la legalidad de las actividades mineras, ya que, si están operando en el marco legal, facilita que las explotaciones presenten extensiones significativas, de lo contrario se presentan zonas mucho más pequeñas, aisladas y discontinuas.

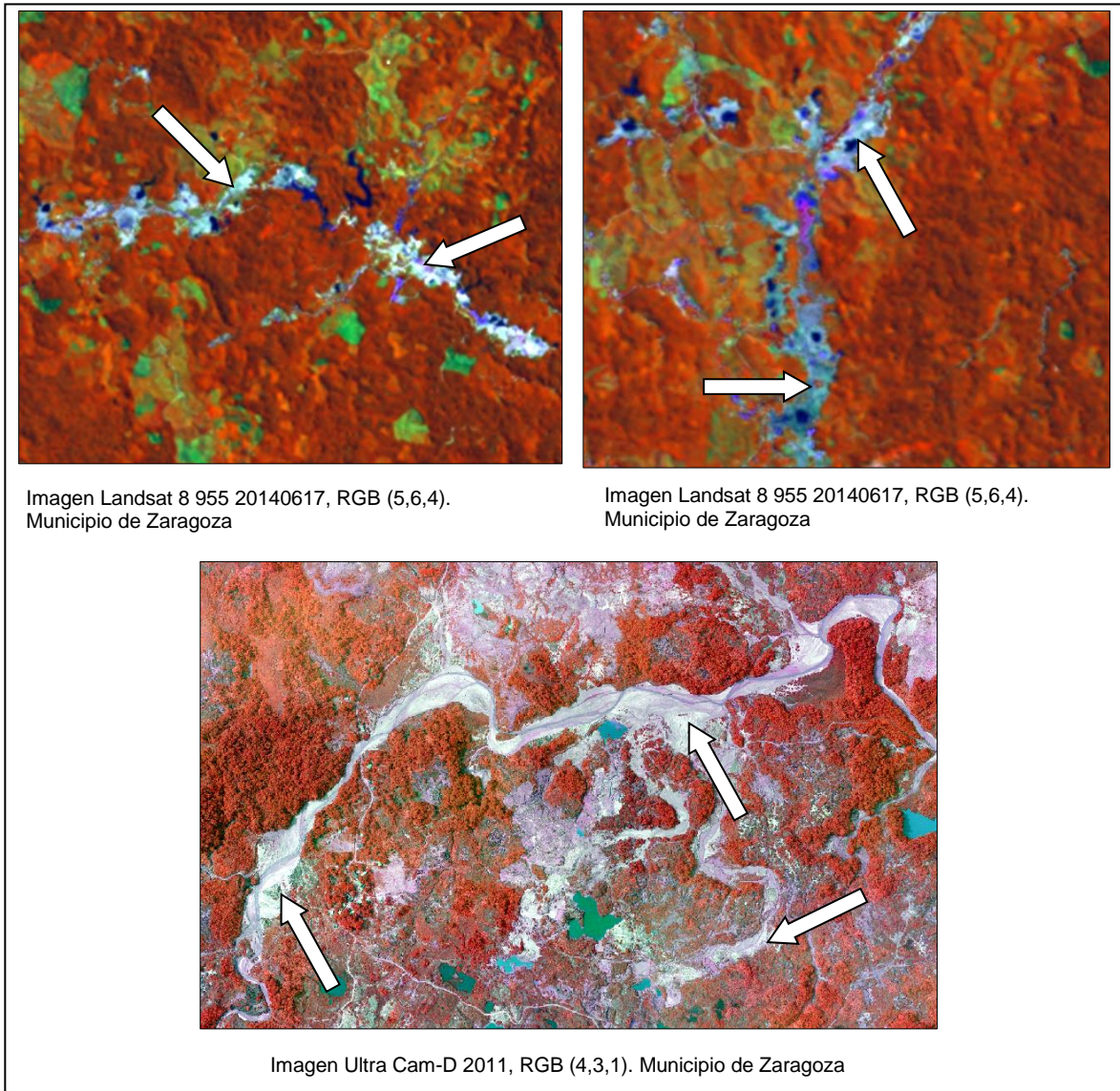
Figura 4-5: Zonas mineras en formas redondeadas, ovaladas y continuas de grandes tamaños, (etapas avanzadas).



También fueron identificados formas y tamaños que generalmente se presentan en grupos más pequeños y de formas alargadas, que tienden a guardar continuidad o conexión en su forma, conformando surcos generalmente asociados y a través de los drenajes y/o valles tal como se muestra en la Figura 4-6, estas formas corresponden

principalmente a etapas intermedias de consolidación de las zonas mineras en el área de estudio.

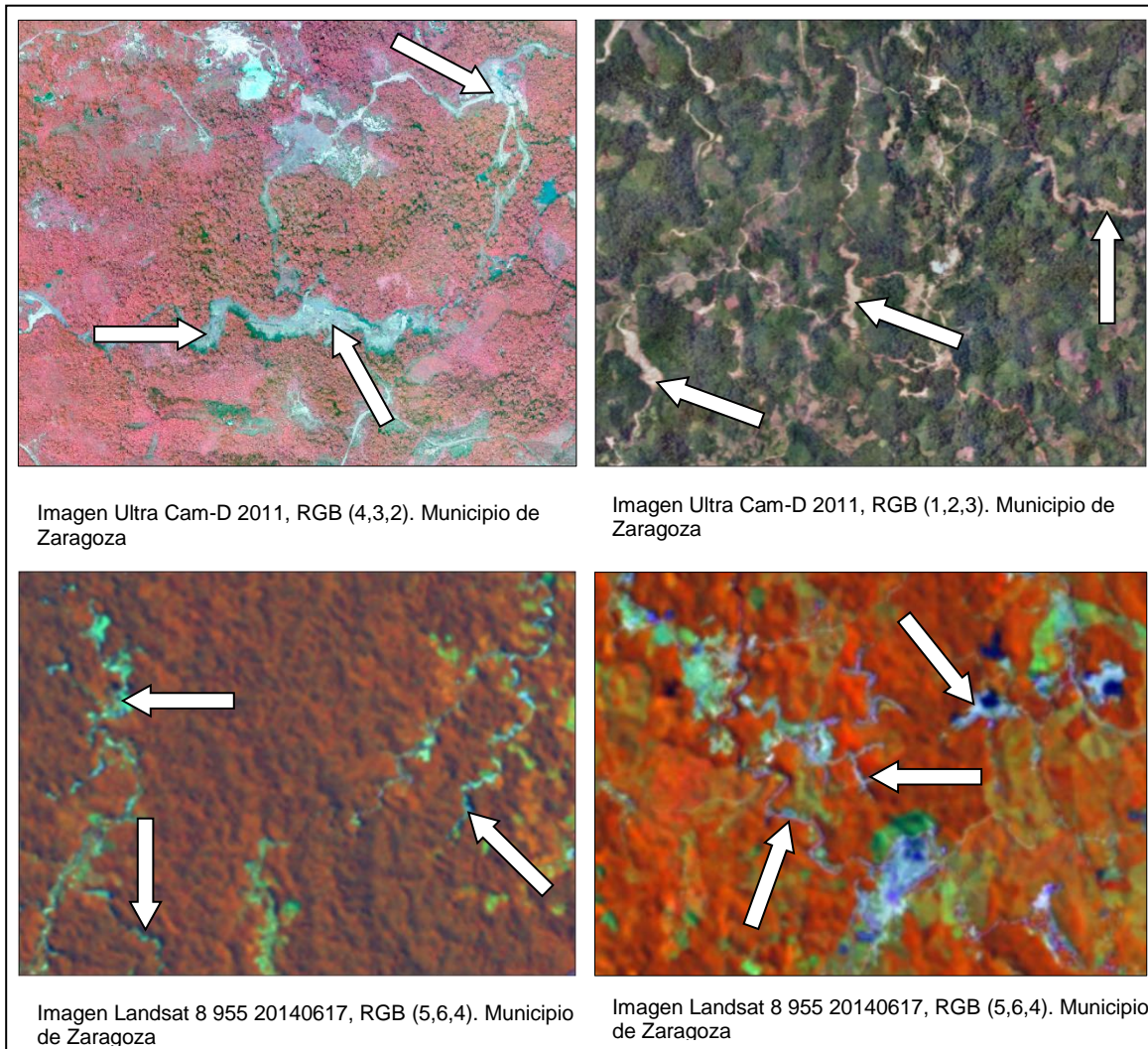
Figura 4-6: Zonas mineras en formas alargadas y continuas, (etapas intermedias).



Sin embargo, estas formas también se ven influenciadas por otros aspectos biofísicos como el relieve y las geoformas, donde las características del terreno permiten la expansión de dichas actividades únicamente en ciertas direcciones, es decir para el caso ejemplo en el sentido de los drenajes, valles aluviales y planicies aluviales donde precisamente se encuentran los depósitos de minerales.

En la zona de estudio también fue identificada una tercera forma y tamaño con características muy particulares, en donde fue típico encontrar surcos de tamaños pequeños, distribuidos a lo largo de los drenajes y sus valles dentro de los depósitos aluviales, evidenciando su discontinuidad y lo poco consolidada de la actividad minera en estas zonas, tal como lo muestra la Figura 4-7, dichas características son identificables claramente en imágenes de alta y mediana resolución; estos pequeños tamaños y formas son características de las etapas iniciales o tempranas de exploración y explotación minera, además de la minería desarrollada a pequeña escala en la zona de estudio.

Figura 4-7: Zonas mineras en forma de pequeños surcos discontinuos (etapas tempranas)



▪ **Contexto espacial:**

También conocida como relación espacial, con esta propiedad fue posible identificar la localización de las zonas mineras en relación con los elementos, geoformas o demás cubiertas que integran el contexto de una zona minera, lo que permitió distinguirlas de otras coberturas con similares respuestas espectrales, como es el caso de zonas erosionadas, las cuales pueden presentar grandes confusiones al momento de la interpretación.

Generalmente y dependiendo del grado de consolidación de las zonas mineras, pueden estar relacionadas con algún tipo de infraestructura, principalmente conformada por redes de vías, caminos o senderos, que pueden ser identificables en imágenes de alta y mediana resolución (Figura 4-8), también con algún tipo de infraestructura correspondiente a maquinaria, campamentos y/o bodegas de almacenamiento (Figura 4-9).

Figura 4-8: Redes viarias y senderos contextualizados a zonas mineras

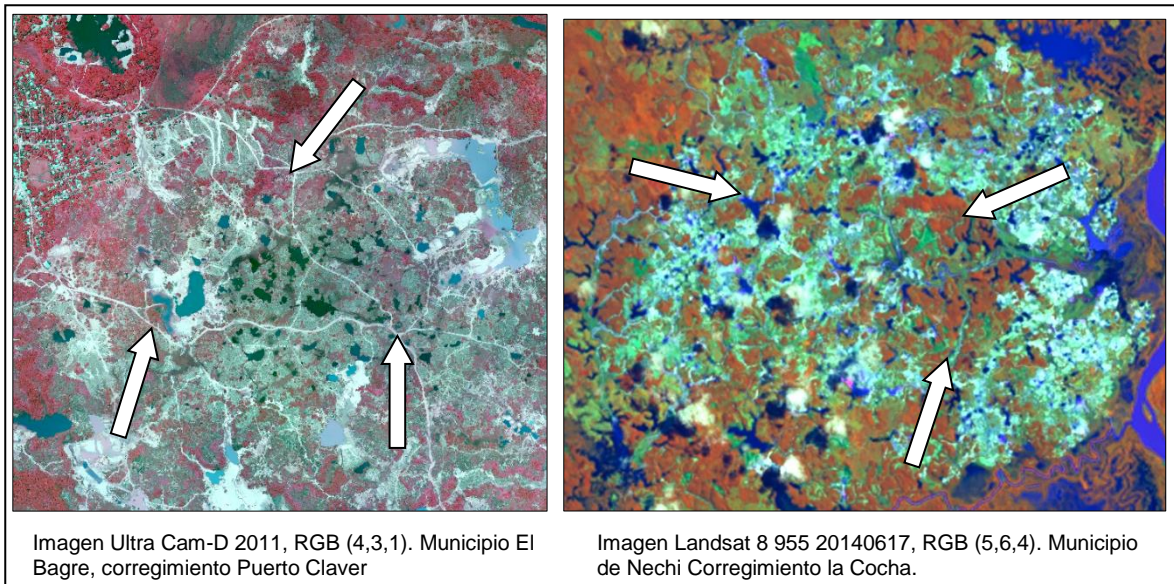
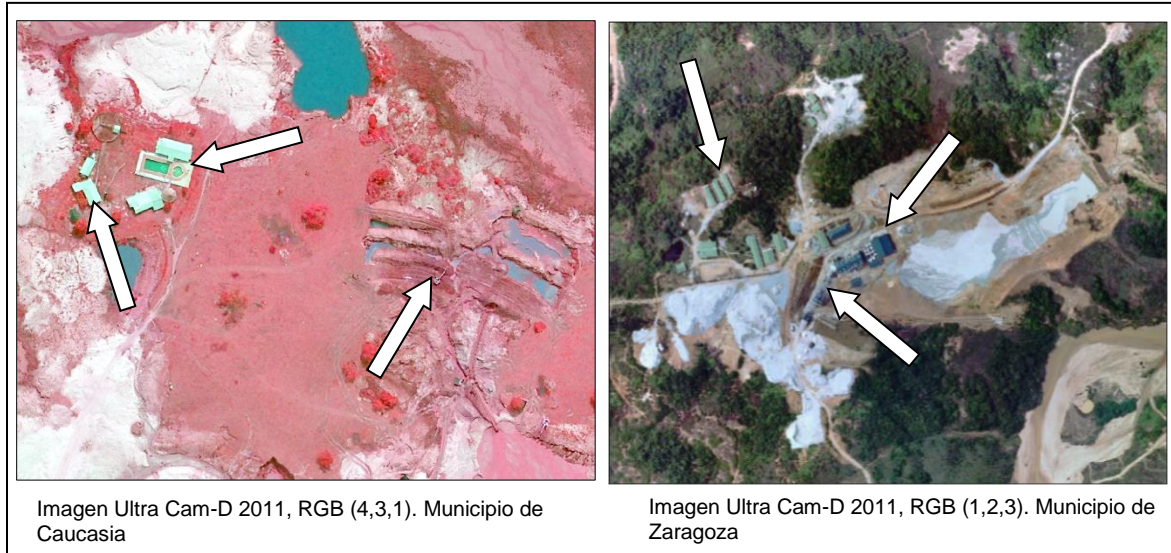
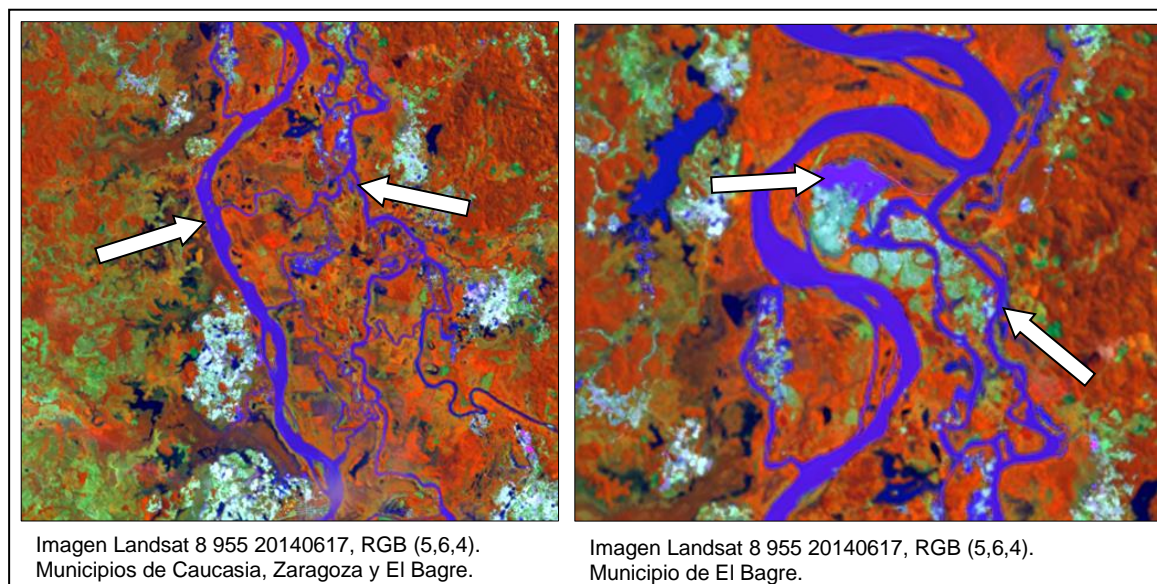


Figura 4-9: Infraestructura de campamentos y maquinaria contextualizada a zonas mineras.



Sin embargo, el principal elemento característico que representa el contexto espacial de las zonas mineras en el área de estudio, son los ríos, drenajes y cuerpos de agua, donde las explotaciones mineras se encuentran localizadas en sus planicies aluviales, cubetas de decantación y terrazas de acumulación, como se muestra en la Figura 4-10, donde precisamente se encuentran los depósitos de minerales, producto de la dinámica fluvial.

Figura 4-10: Ríos, drenajes y cuerpos de agua contextualizados en zonas mineras

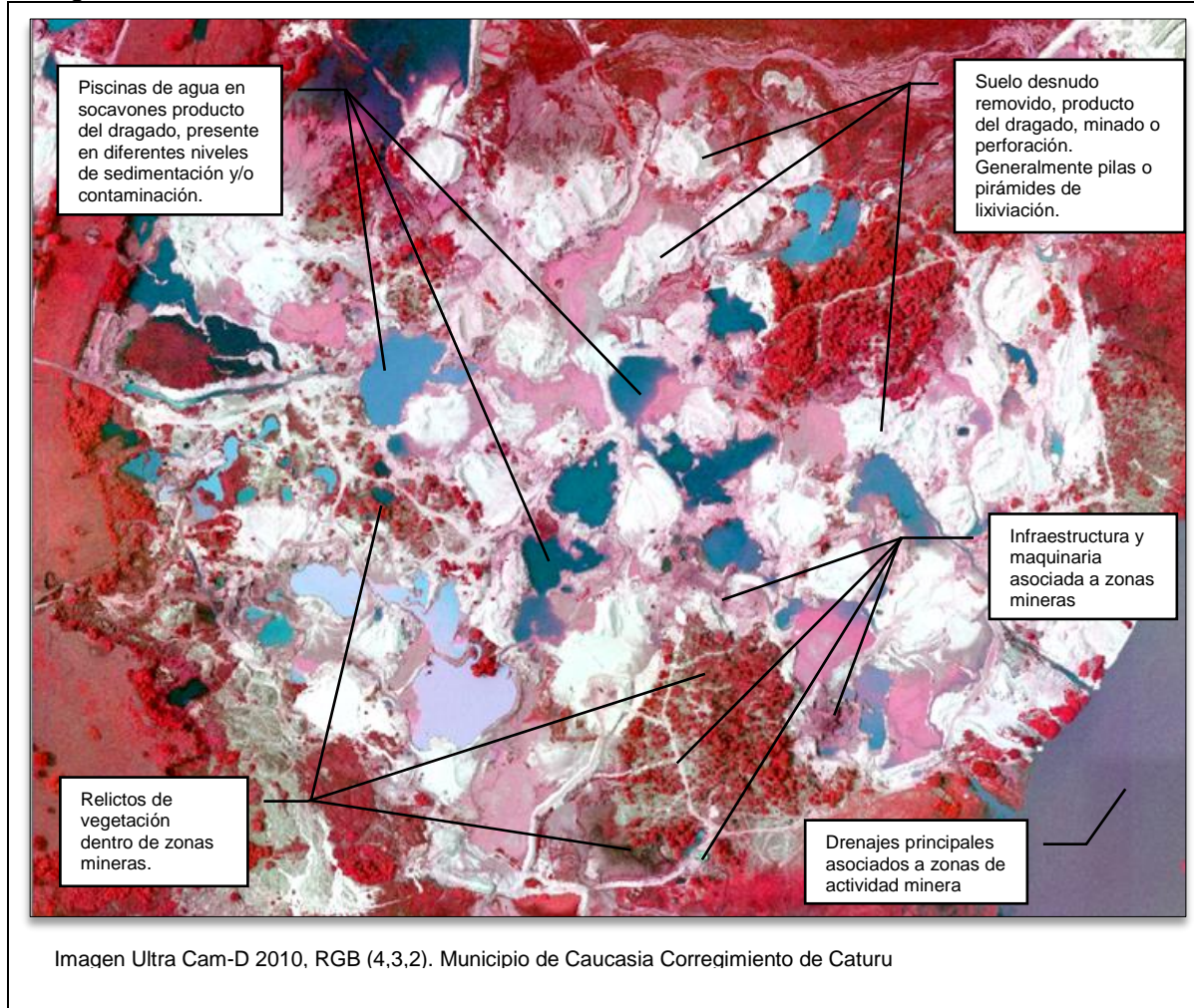


- **Patrón espacial:**

A partir de la observación y caracterización de las propiedades pictoricomorfológicas anteriormente descritas obtenidas de las imágenes de alta y media resolución (Ultra CamD, Rapid Eye y Landsat 8), fue posible identificar y referenciar individualmente los elementos u objetos típicos que integran las explotaciones mineras a cielo abierto en el área de estudio, que se presentan por el desarrollo propio de la actividad minera en sus etapas de exploración y explotación, dichos elementos se encuentran referenciados en la Figura 4-11 y Figura 4-12, los cuales corresponden principalmente a la presencia de suelo desnudo removido, dispuestos en montículos o aglomerados llamados pirámides de lixiviación de donde son extraídos gran parte de los minerales; también presencia de pequeños cuerpos de agua de origen artificial, en términos mineros también llamados piscinas; presencia de infraestructura representado principalmente en vías secundarias y/o senderos, construcciones para bodegas, almacenamiento o cuartos de máquinas; relictos de vegetación dentro de las zonas mineras y finalmente la contextualización espacial o geográfica con drenajes principales y sus planicies aluviales, terrazas de acumulación y/o cubetas de decantación.

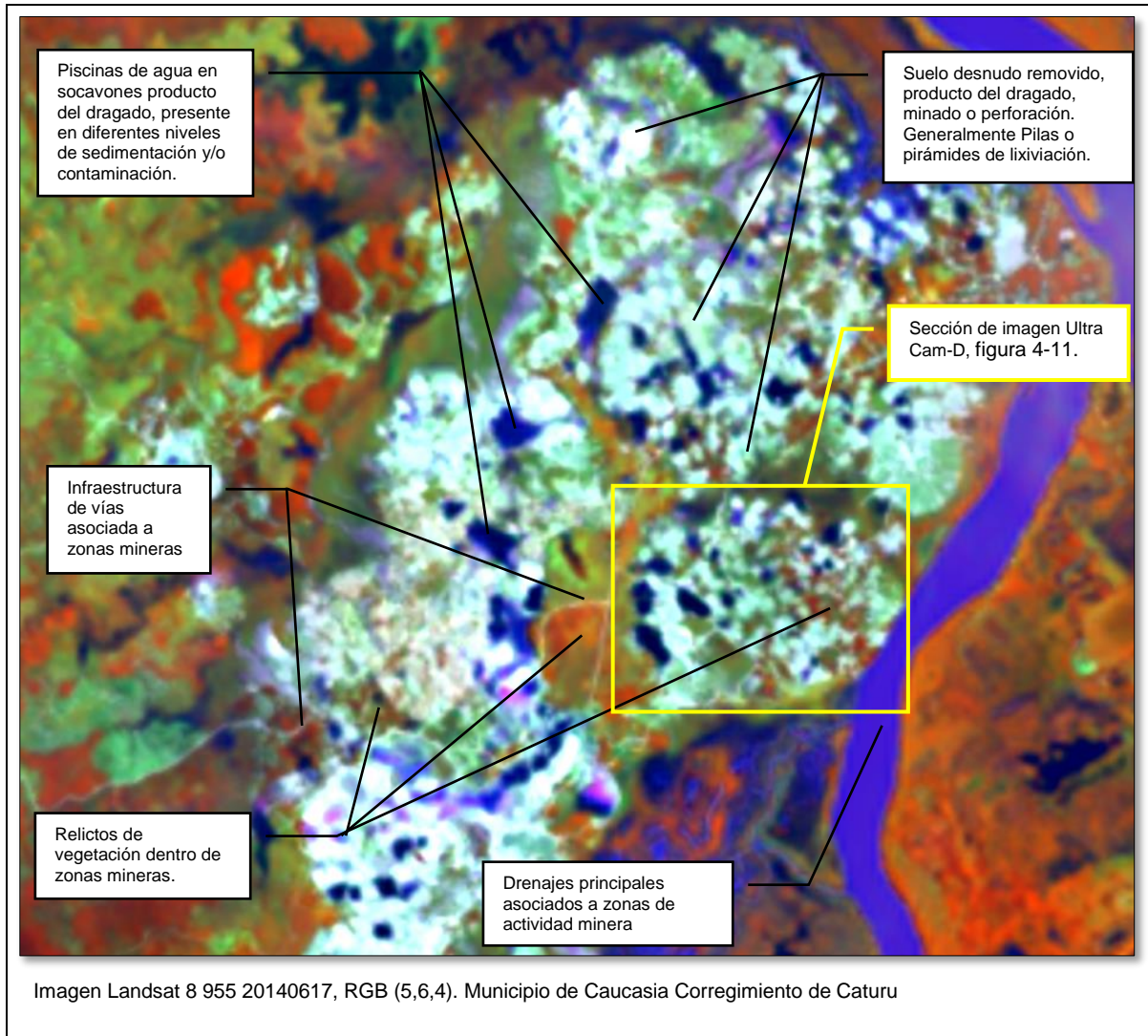
A continuación, se evidencia el patrón espacial característico de las zonas mineras a cielo abierto en la zona de estudio para diferentes sensores, representados en la Figura 4-11 y Figura 4-12, en las cuales se identifican y referencian los principales elementos u objetos que las integran.

Figura 4-11: Características del patrón espacial de zonas mineras a cielo abierto en imágenes Ultra Cam-D.



Si bien las características identificables y descritas en la Figura 4-11, obedecen a una imagen de alta resolución, imágenes como las Landsat 8 a pesar de tener menor resolución espacial, posee características importantes al ofrecer información multispectral, que permite identificar y diferenciar elementos claves del patrón espacial de zonas mineras a cielo abierto, como el suelo desnudo removido asociado a cuerpos de agua, sin embargo, con este tipo de sensor, aunque no es posible identificar maquinaria y ciertos tipos de infraestructura, las vías secundarias asociadas son diferenciables. En la Figura 4-12, se identifican y referencian los principales elementos que conforman el patrón espacial de las zonas mineras a cielo abierto en el área de estudio, a partir de imágenes Landsat 8.

Figura 4-12: Características del patrón espacial de zonas mineras a cielo abierto en imágenes Landsat 8.

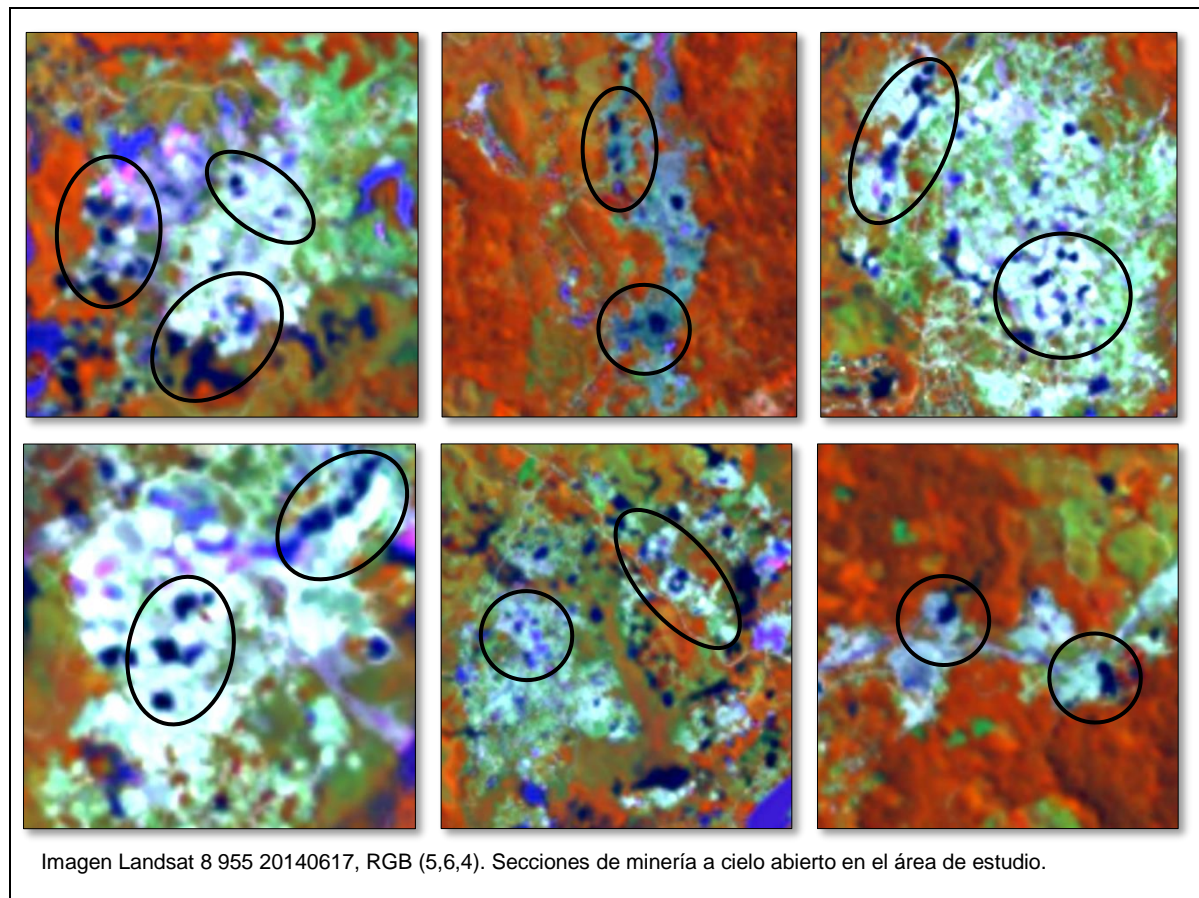


Con base en lo observado y en el análisis de las características de los objetos que configuran el patrón espacial, fue posible establecer que la característica de mayor relevancia del patrón espacial de zonas mineras a cielo abierto y que predomina en toda la zona de estudio, fue la asociación directa en términos de vecindad y/o proximidad entre coberturas correspondientes a suelos desnudos y pequeños cuerpos o superficies de agua llamados piscinas, los cuales contemplan áreas que van desde 0,022 ha a 12 ha y vecindades directas con el suelo desnudo, como se muestra en la Figura 4-13. Esta asociación permitió diferenciar zonas mineras a cielo abierto de otras coberturas con

características y respuestas espectrales similares, dichos cuerpos de agua obedecen directamente a las actividades propias de extracción de los minerales, expresados en socavones realizados por acción de dragado, minado o perforación, que posteriormente resultan inundados.

El anterior patrón espacial, resulta bien diferenciable e identificable en imágenes de sensores remotos con propiedades multiespectrales, debido al marcado contraste espectral que presentan los cuerpos de agua con las coberturas vecinas o cercanas, que para el caso en estudio corresponden a respuestas espectrales de suelo desnudo.

Figura 4-13: Patrón espacial característico de zonas mineras a cielo abierto. Asociación de cuerpos de agua con suelo desnudo, en imágenes Landsat 8.



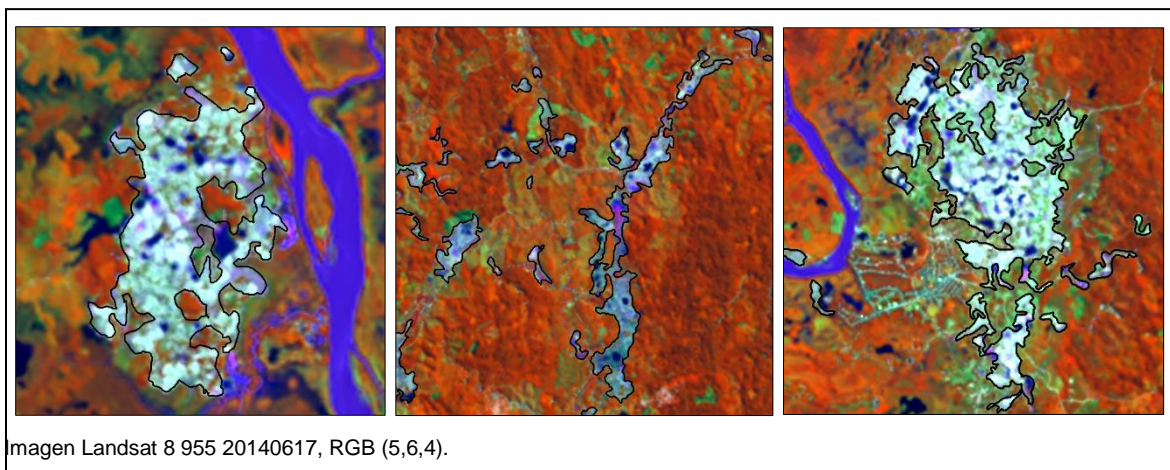
La asociación entre cuerpos de agua y suelo desnudo, fue considerada como la principal característica para definir el patrón espacial de zonas mineras a cielo abierto, en cuanto a

sus tamaños, proximidades, valores espectrales y su asociación de proximidad con respuestas espectrales de suelos desnudos, las cuales son obtenidas a partir de la aplicación de técnicas de índices espectrales y fusión de imágenes, características utilizadas posteriormente en la sección metodológica de análisis de imágenes orientado a objetos (OBIA), donde han sido integradas dichas características del patrón espacial, para clasificar las zonas mineras a cielo abierto en el área de estudio.

4.1.3 Interpretación visual de zonas mineras

Basado en los procedimientos establecidos para la interpretación visual de coberturas de la tierra, aplicando la metodología CORINE land cover adaptada para Colombia (Murcia *et al.*, 2010; IDEAM, 2010; IDEAM *et al.*, 2007) y aplicando lo descrito en el capítulo anterior, referente a las propiedades pictoricomorfológicas de las zonas mineras a cielo abierto, fueron generados los polígonos clasificados como minería a cielo abierto en la zona de estudio, algunos ejemplo de dicha interpretación se evidencian en la Figura 4-14. En el mapa del anexo 1, se muestran a mayor nivel de detalle los polígonos productos de la interpretación visual de las zonas mineras a cielo abierto en la totalidad de la zona de estudio.

Figura 4-14: Clasificación de zonas mineras a cielo abierto mediante interpretación visual en Imagen Landsat 8, RGB (5,6,4).



Se registraron 3.501 ha de zonas mineras a cielo abierto, correspondientes al 2,33% de total de área de estudio, pertenecientes principalmente a los municipios de Zaragoza y El Bagre con 41,1 % y 35,2% respectivamente, como lo muestra la Tabla 4-1.

Tabla 4-1: Área de zonas mineras a cielo abierto generadas mediante interpretación visual (información de referencia).

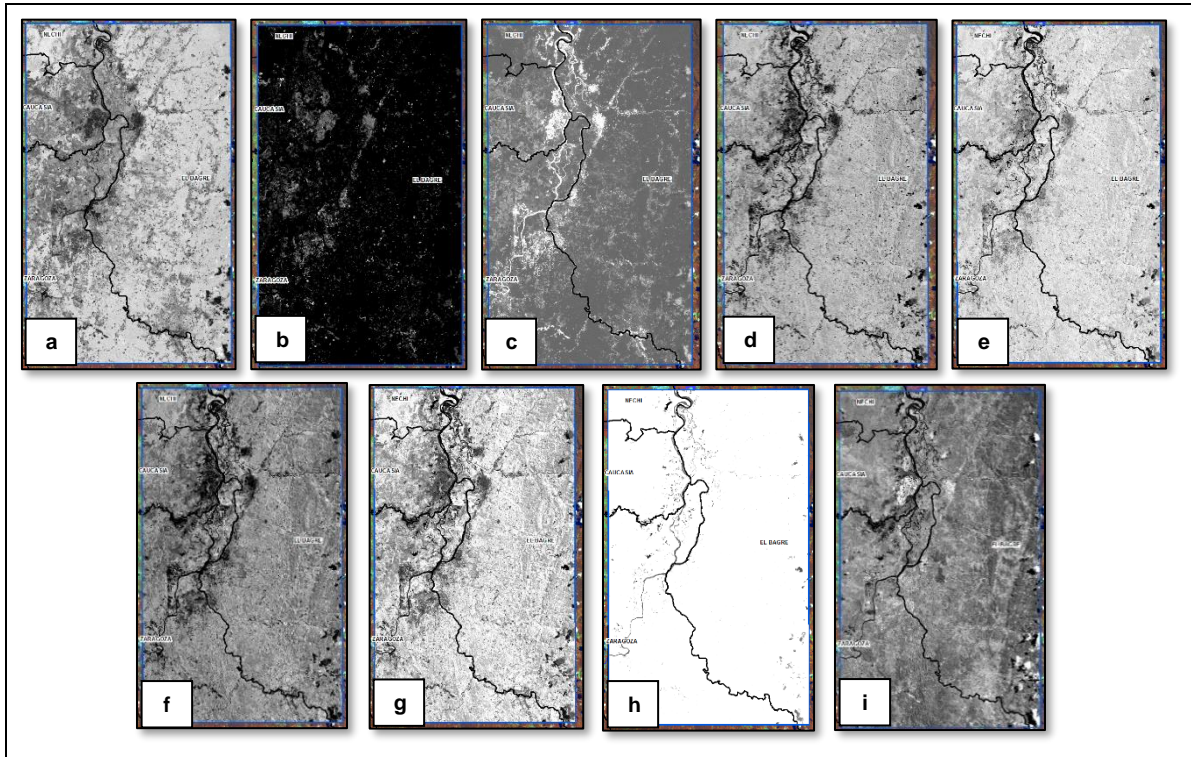
MUNICIPIOS ZONA DE ESTUDIO	MINERÍA A CIELO ABIERTO INTERPRETADA VISUALMENTE	
	Área (ha)	%
CAUCASIA	681,0	19,5
EL BAGRE	1.233,8	35,2
NECHI	148,9	4,3
ZARAGOZA	1.437,3	41,1
TOTAL:	3.501,0	100,0

El municipio de Zaragoza el cual reporta mayor superficie de zonas mineras, se presentan principalmente en estados tempranos e intermedios, característica evidente por sus tamaños pequeños y formas alargadas y discontinuas a diferencia de los municipios restantes, donde se identifican extensiones de zonas mineras principalmente con grandes tamaños y formas redondeadas, evidenciando el estado de consolidación de dichas zonas en estos tres municipios.

4.1.4 Aplicación de índices espectrales y fusión de imágenes

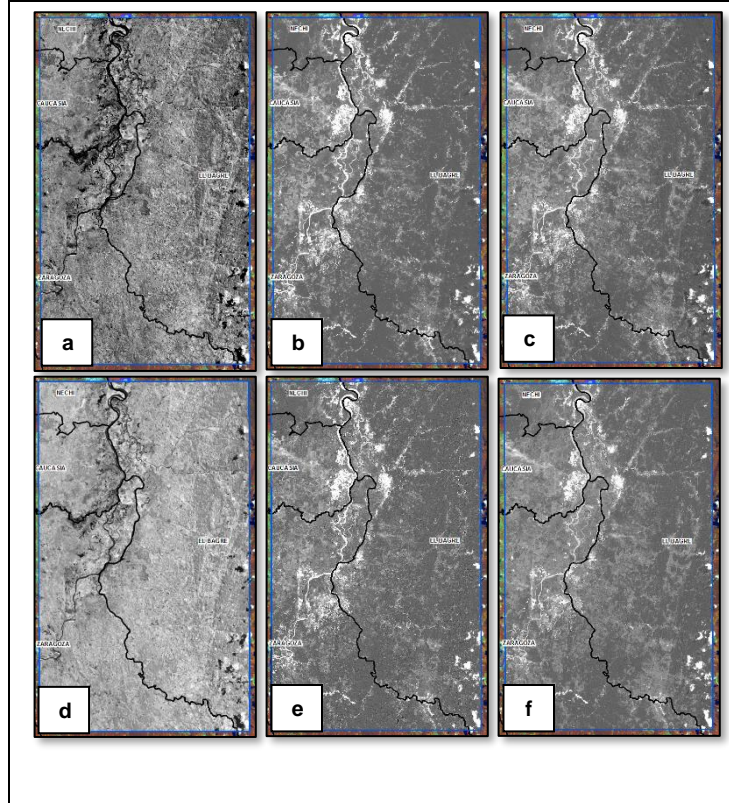
A partir de la aplicación de cada uno de los índices y técnicas de fusión de imágenes propuestos y descritos en la Tabla 3-2, fueron obtenidas nuevas imágenes con el resultado de cada proceso, las cuales se presentan en la Figura 4-15 y Figura 4-16, donde se muestran los productos de la ejecución de los índices y fusiones representada gráficamente en escala de grises, a las cuales posteriormente y de forma individual, se aplicó el análisis de sensibilidad desarrollado en el siguiente numeral.

Figura 4-15: Visualización de los resultados de índices espectrales aplicados en imagen Landsat 8 LDCM.



Relación de índices: a = CLAY_MINERALS, b = FERROUS_MINERALS, c = IRON_OXIDE (Ferric Minerals), d = TNDVI, e = NDVI, f = DVI, g = SIMPLE RATIO, h = SQRT SIMPLE RATIO, i = PRINCIPAL COMPONENTS.

Figura 4-16: Visualización de los resultados de técnicas de fusión de imágenes aplicadas en imagen Landsat 8 LDCM.



Relación de técnicas de fusión de imágenes: Fusión Brovey a = band1, b = band2, c = band3. Fusión Wavelet d = band1, e = band2, f = band3

4.1.5 Análisis de sensibilidad

Retomando los resultados anteriores producto de la aplicación de las técnicas de índices espectrales y fusión de imágenes, contemplados para detectar y clasificar zonas mineras de no mineras, se realizó el análisis de sensibilidad, descrito metodológicamente en el numeral 3.2.5.

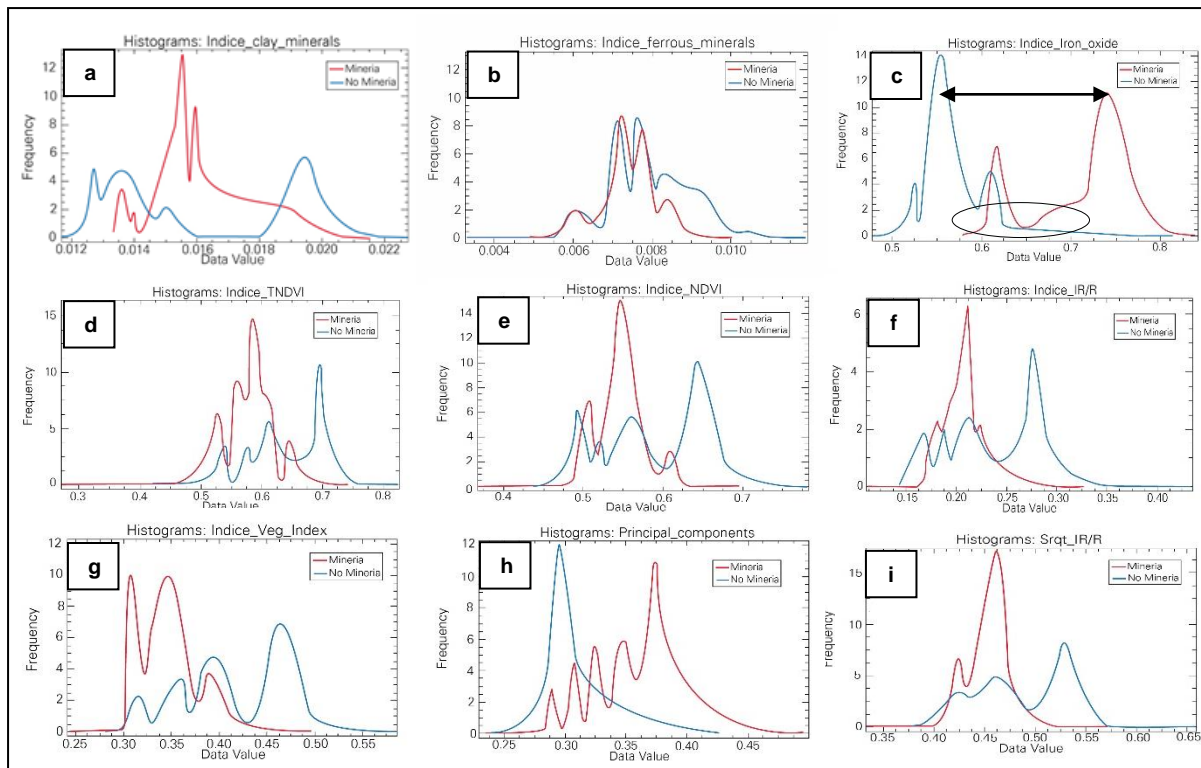
A partir de selección de muestras para las dos clases temáticas de interés correspondientes a minería y no minería, se registran para índices espectrales 515 datos de minería (43,5 ha) y 461 de no minería (41,2 ha); mientras que para las técnicas de fusión de imágenes 1.985 datos obedecieron a minería y 1.883 a no minería. Aunque han sido aplicadas las mismas áreas muestreadas a partir de polígonos para ambas técnicas,

se presentan mayor número de datos en la fusión de imágenes por ser productos de mayor resolución espacial.

Inicialmente se realizó un análisis comparativo de histogramas, permitiendo evaluar el grado de separabilidad de las dos clases para cada uno de los índices y técnicas de fusión de imágenes aplicadas. Dicho análisis se fundamentó en el grado o nivel de separabilidad o separación entre los histogramas de las muestras para cada uno de los índices o técnicas analizadas, en donde a mayor distancia o mayor separación entre histogramas, mayor fue su potencial para discriminar zonas de minería y no minería; interpretado de otra forma se puede definir que a menor área compartida entre los dos histogramas mayor potencial discrimínate posee el índice o técnica analizada. En las relaciones gráficas a (*clay minerals*) y b (*ferrous minerals*) de la Figura 4-17, se evidencia gran área compartida y muy poca separabilidad entre los histogramas para estos dos índices, lo cual representa que son índices con muy bajo potencial para clasificar las zonas mineras de no mineras; contrastando con la banda 2 de la técnica de fusión de Brovey y Wavelet representadas en las relaciones graficas b y e de la Figura 4-18, las cuales evidencian un mayor grado de separabilidad y menor área compartida entre histogramas, deduciendo que dichas bandas, poseen un alto potencial para clasificar las zonas mineras a cielo abierto en la zona de estudio.

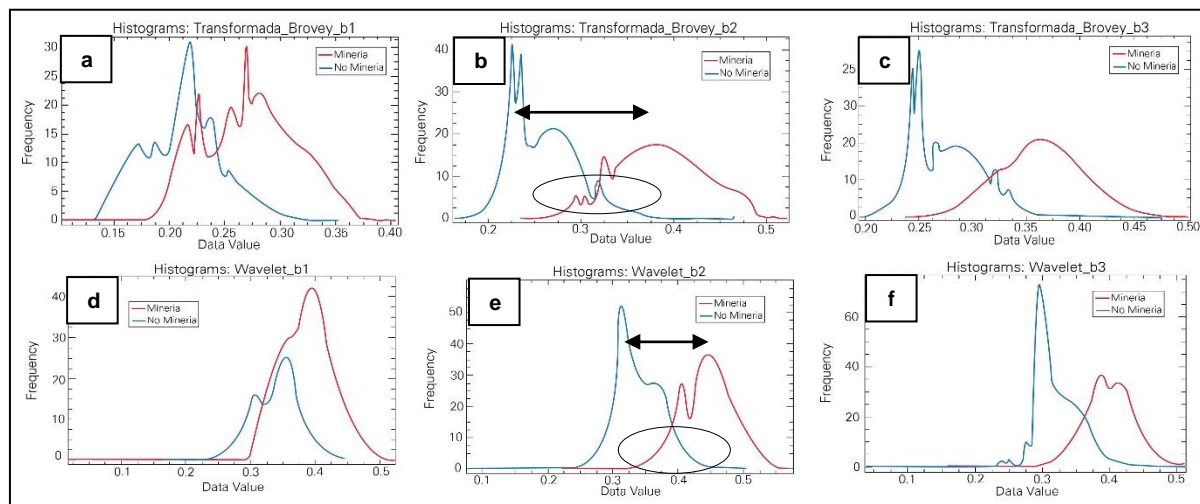
En la Figura 4-17 y Figura 4-18, se puede observar la comparación de histogramas y su grado de separabilidad para las técnicas de índices espectrales y fusión de imágenes considerados aquí, los cuales indican que ambas técnicas de fusión de imágenes en sus bandas 2 y 3, (Figura 4-18 secciones b, c y e, f) y el índice *Iron Oxide* (Figura 4-17, sección c), presentan mayor potencial de separabilidad entre las clases muestreadas, ya que las secciones compartidas entre histogramas de las dos clases de interés, es significativamente menor que las demás técnicas aplicadas.

Figura 4-17: Comparación de histogramas de índices espectrales para las clases minería y no minería.



Relación de índices: a = CLAY_MINERALS, b = FERROUS_MINERALS, c = IRON_OXIDE (Ferric Minerals), d = TNDVI, e = NDVI, f = SIMPLE RATIO, g = DVI, h = PRINCIPAL COMPONENTS, i = SQRT SIMPLE RATIO.

Figura 4-18: Comparación de histogramas de las técnicas de fusión de imágenes transformada de Brovey y Wevelet, para las clases de minería y no minería.



Relación de técnicas de fusión de imágenes: Fusión Brovey a = band1, b = band2, c = band3. Fusión Wavelet d = band1, e = band2, f = band3.

Esta interpretación visual de los histogramas se corroboró con el análisis de sensibilidad a través de la relación discriminante de Fisher (FDR), empleando la ecuación (2-5), su resultado indicó que la técnica que presenta mejor desempeño para la discriminación de zonas mineras, como se indica Tabla 4-2, es la técnica de fusión de imágenes de transformada de Brovey en su banda 2, donde su valor de FDR está por encima de los demás índices y fusiones aplicadas, presentando el valor máximo, correspondiente a 0.1666, seguido por el índice espectral de *Iron Oxide* con valor de 0.1592.

De igual forma la relación discriminante de Fisher a su vez reflejó las técnicas con menor potencial para discriminar zonas mineras; a pesar que algunos de ellos han sido aplicados para detectar ciertos tipos de mineral o tipos de suelo desnudo (Kruse *et al.*, 1993), tal es el caso de los índices espectrales de *clay minerals* y *ferrous minerals*, estos fueron planteados inicialmente con amplio potencial para detectar zonas mineras; sin embargo, luego del análisis de histogramas y de calcular la relación discriminante de Fisher, fue posible comprobar que dichos índices espectrales poseen los valores más bajos de FDR correspondientes a 0,000009 y 0,000168 respectivamente (Tabla 4-2), lo cual indica que para la zona de estudio existen otras técnicas de índices espectrales y fusión de imágenes, que ofrecen mejores resultados en la discriminación de dichas zonas mineras, correspondientes a la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey en su banda 2, junto con el índice espectral *Iron Oxide*, los cuales fueron analizados anteriormente.

Tabla 4-2: Resultados de la relación discriminante de Fisher (FDR) para las técnicas de índices espectrales y fusión de imágenes.

RELACIÓN DISCRIMINANTE DE FISHER (FDR)									
ÍNDICES Y FUSIÓN DE IMÁGENES	MINERÍA				NO MINERÍA				FDR
	min	max	media	des,est	min	max	media	des,est	
CLAY_MINERALS	0,013333	0,022676	0,016474	0,001662	0,011670	0,022731	0,016679	0,003046	0,000009
FERROUS_MINERALS	0,004661	0,010077	0,007479	0,000789	0,003270	0,011920	0,008056	0,001187	0,000168
IRON_OXIDE	0,577715	0,840797	0,716058	0,056371	0,477987	0,815614	0,582423	0,055750	0,159277
TNDVI	0,271161	0,744257	0,581094	0,043289	0,419784	0,825029	0,629090	0,075413	0,019407
NDVI	0,367891	0,695649	0,549385	0,034005	0,437955	0,782131	0,591610	0,063666	0,018255
SIMPLE RATIO IR/R	0,110809	0,328470	0,208033	0,023240	0,142964	0,434451	0,241166	0,048513	0,015300
DVI	0,241455	0,520386	0,349631	0,036662	0,288688	0,586690	0,414947	0,057880	0,045125
PRINCIPAL_COMPONENTS	0,229441	0,499493	0,374747	0,048868	0,238740	0,428619	0,308580	0,029905	0,055578
SQRT SIMPLE RATIO	0,332879	0,573123	0,455417	0,025093	0,378106	0,659129	0,488610	0,049309	0,014808
Fusion_Brovey_b1	0,102632	0,405798	0,276628	0,043670	0,129313	0,352955	0,215832	0,038883	0,044773
Fusion_Brovey_b2	0,233999	0,523704	0,387820	0,049662	0,161532	0,465107	0,264485	0,041591	0,166696
Fusion_Brovey_b3	0,236809	0,502835	0,367593	0,041993	0,193738	0,476825	0,278297	0,036638	0,101408
Fusion_Wavelet_b1	0,018167	0,524107	0,389674	0,040945	0,160986	0,447687	0,338663	0,038931	0,032577
Fusion_Wavelet_b2	0,157855	0,575955	0,448998	0,042554	0,075675	0,505311	0,342621	0,038532	0,139556
Fusion_Wavelet_b3	0,110042	0,513120	0,401290	0,037838	0,036418	0,506562	0,325821	0,035470	0,077694

Sin embargo, para la validez de los resultados obtenidos del índice de Fisher, dichos datos de minería y no minería correspondiente a la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey, constituida como la de mayor potencial discriminante, debe cumplir dos hipótesis:

- 1) Normalidad
- 2) Que los valores promedios de los dos grupos son estadísticamente diferentes

A continuación, se presentan los resultados de la ejecución del proceso metodológico para establecer dichas hipótesis, aplicados a los datos de minería y no minería de la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey.

1) Hipótesis de normalidad

Tanto para las muestras de minería como las de no minería se construyeron las curvas probabilísticas empírica y normal. El resultado gráfico se presenta en la Figura 4-19 y la Figura 4-20.

Figura 4-19: Curvas probabilísticas empírica y de la distribución normal para las muestras de los datos de minería a cielo abierto

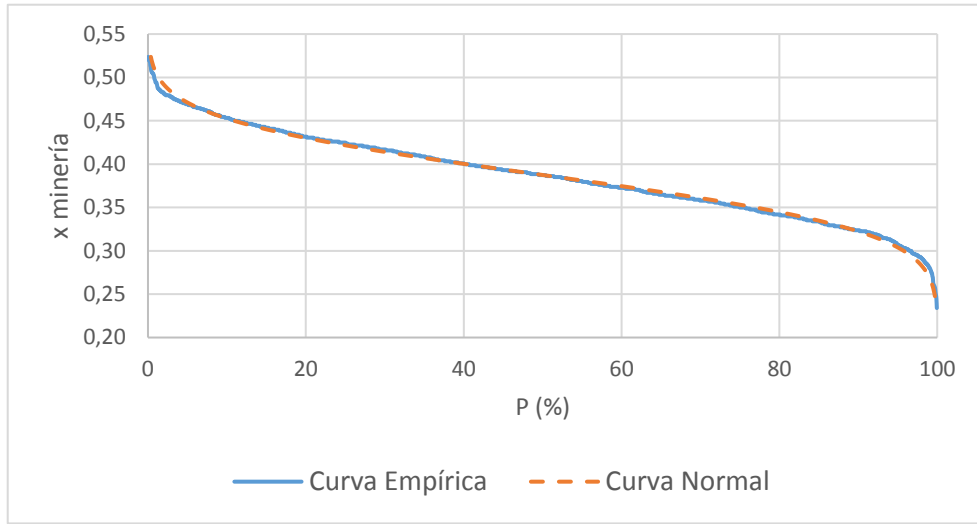
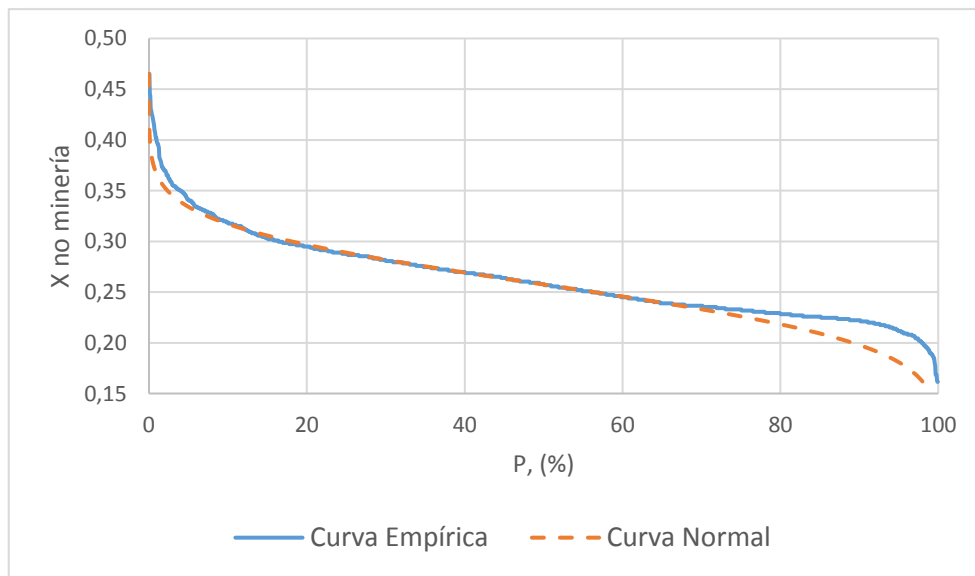


Figura 4-20: Curvas probabilísticas empírica y de la distribución normal para las muestras de los datos de no minería



El valor del error promedio relativo entre las ordenadas de las curvas probabilísticas empírica y normal es de 5.2 % (caso de los datos de minería) y 7.8 % (caso de los datos de no minería). Tanto el criterio de Kolmogorov como el criterio de Smirnov demuestran un buen ajuste entre las curvas. Lo mencionado anteriormente, permitió confirmar la hipótesis de la normalidad de los datos.

2) Hipótesis de que los valores promedios de los dos grupos son estadísticamente diferentes

El criterio de Student permitió evaluar si las dos muestras de datos tienen promedios estadísticamente iguales o diferentes. Se trabajó la hipótesis nula de que los promedios de las dos muestras son estadísticamente iguales y la hipótesis alternativa de que los promedios son estadísticamente diferentes. A continuación, se presentan los resultados del criterio de Student.

Tabla 4-3: Resultados del criterio de Student para los valores promedio de minería y no minería.

t_{emp}	t_{crit}
83.43	1.97

Como se puede ver en la Tabla 4-3 el valor empírico del criterio de Student es mayor que el valor crítico del criterio. Eso significa que se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alternativa. Por consiguiente, se demostró que los dos grupos de datos analizados están representados por valores promedios estadísticamente diferentes.

Como conclusión general de los análisis de las hipótesis analizadas, se puede mencionar que las dos series de datos (minería y no minería), provenientes de la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey, tienen distribución normal y sus valores promedios son estadísticamente diferentes, lo cual indica que cumplen con los criterios e hipótesis planteados, por consiguiente los resultados de la relación discriminante de Fisher (Tabla 4-2) para la serie de datos analizada, son aceptados.

4.1.5.1 Rangos de clasificación para las muestras de minería y no minería

Para definir los rangos de las muestras de minería y de no minería para cada una de estas se construyó el histograma de frecuencias. Para el caso de las muestras analizadas, se realizó una transformación logarítmica.

Son presentados a continuación en la Figura 4-21 y la Figura 4-22 los histogramas de frecuencias para los grupos de minería y de no minería con sus respectivos rangos de valores de píxel (Tabla 4-4 y Tabla 4-5).

Figura 4-21: histograma para los píxeles del grupo de minería

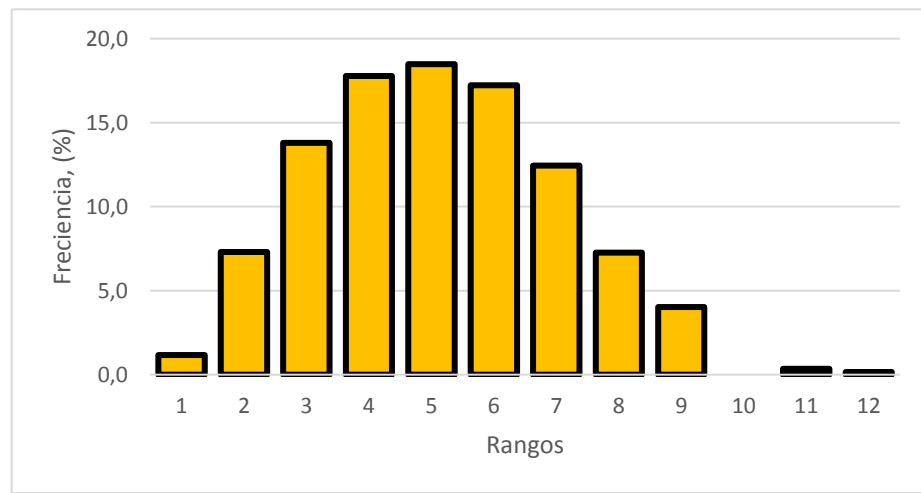


Tabla 4-4: Rangos del histograma de los píxeles para los datos de minería.

INTERVALO	MAX.	MIN.	CANTIDAD DATOS RANGO	FRECUENCIA %
1	-0,2809	-0,3101	23	1,2
2	-0,3102	-0,3394	145	7,3
3	-0,3395	-0,3687	274	13,8
4	-0,3688	-0,3980	353	17,8
5	-0,3981	-0,4273	367	18,5
6	-0,4274	-0,4566	342	17,2
7	-0,4567	-0,4859	247	12,4
8	-0,4860	-0,5152	144	7,3
9	-0,5153	-0,5445	80	4,0
10	-0,5446	-0,5738	0	0,0
11	-0,5739	-0,6031	7	0,4
12	-0,6032	-0,6324	3	0,2
			1985	100

Figura 4-22: Histograma para los píxeles del grupo de no minería

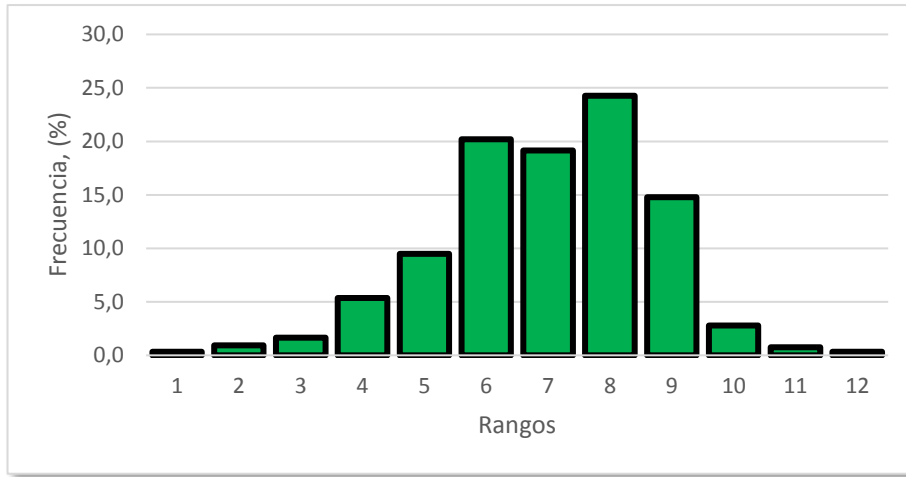


Tabla 4-5: Rangos del histograma de los píxeles para los datos de no minería.

INTERVALO	MAX.	MIN.	CANTIDAD DATOS RANGO	FRECUENCIA %
1	-0,3324	-0,3711	6	0,3
2	-0,3712	-0,4099	17	0,9
3	-0,4100	-0,4487	30	1,6
4	-0,4488	-0,4875	98	5,3
5	-0,4876	-0,5263	174	9,5
6	-0,5264	-0,5651	370	20,2
7	-0,5652	-0,6039	351	19,1
8	-0,604	-0,6427	445	24,3
9	-0,6428	-0,6815	271	14,8
10	-0,6816	-0,7203	51	2,8
11	-0,7204	-0,7591	14	0,8
12	-0,7592	-0,7979	6	0,3
			1833	100

Como se evidencia en las anteriores figuras de histogramas y sus respectivos rangos de datos, los grupos de datos de minería y no minería se interceptan. Este hecho indicó que la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey en su banda 2, a pesar que es la técnica con mayor potencial discriminante, no separa totalmente los dos grupos de datos. Por tanto, se necesitó evaluar a partir de qué valor de píxel los datos fueron clasificados en el grupo de “minería” o de “no minería”.

Para la definición del valor de píxel que separa los dos grupos (minería de no minería), se utilizó el concepto del punto de corte discriminante, expresado mediante la ecuación (2-13), que representa el valor promedio entre los promedios de los dos grupos. Ya que los datos de estos dos grupos se distribuyen por la ley de distribución normal y el valor modal corresponde al valor del promedio aritmético.

En la Tabla 4-6 se presentan los valores promedios de cada serie correspondientes a los grupos de minería y de no minería, así como el valor del punto de corte discriminante, calculados con valores de píxeles.

Tabla 4-6: Valor del punto de corte discriminante, valores promedios de los píxeles de minería y de no minería,

Clase	\bar{X}	Valor de punto de corte discriminante
minería	0.3875	<u>0.3225</u>
no minería	0.2575	

A partir del valor del punto de corte discriminante, correspondiente a 0.3225, los datos fueron clasificados como clase temática de minería, mientras que los inferiores a este valor han sido clasificados como no minería.

De acuerdo a esto, el valor del punto discriminante fue de 0.3225, por consiguiente, todos los píxeles con valores menores de 0.3225 fueron asociados al grupo de no minería y el rango desde 0,3225 hasta 0,523704 (Tabla 4-2), corresponden al grupo de minería, dichos rangos fueron utilizados en posteriores procesos de clasificación utilizando OBIA.

4.1.5.2 Evaluación de la tasa de error aparente a los rangos de clasificación

La tasa de error aparente (TEA) fue calculada de manera porcentual, cuyos resultados obtenidos se presentan en la Tabla 4-7.

Tabla 4-7: Valores de tasa de error aparente (TEA)

Muestra	Cantidad de datos fuera del rango	Cantidad total de datos	TEA, (%)	TEA ponderada, (%)
Minería	223	1985	11.2	8.8
No minería	118	1883	6.4	

Como se evidencia en los datos presentados en la Tabla 4-7, la TEA para el grupo de minería fue de 11.2 %, representado el porcentaje de datos de minería que son intersectados con los rangos de valores para el grupo de no minería, siendo dicho valor, el porcentaje de zonas mineras que podrían confundirse en una clasificación con las zonas no mineras. En el mismo sentido, la TEA para el grupo de datos de no minería correspondió a 6.4%, indicando el porcentaje de datos de no minería que podrían confundirse en una clasificación con datos de zonas mineras. Referente a las TEA ponderada con valor de 8.8 %, indica el porcentaje de error para los rangos de clasificación establecidos de zonas mineras y no mineras.

4.1.6 Clasificación de zonas mineras aplicando la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey

Definida la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey, como la técnica de mayor potencial para discriminar zonas mineras de no mineras y su umbral de clasificación establecido entre 0,3225 y 0,5237, se ejecutó la clasificación de las zonas mineras a cielo abierto, cuyos resultados son representados en la Figura 4-23.

Figura 4-23: Clasificación de zonas mineras a cielo abierto a partir de la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey, de una imagen Landsat 8 LDCM.

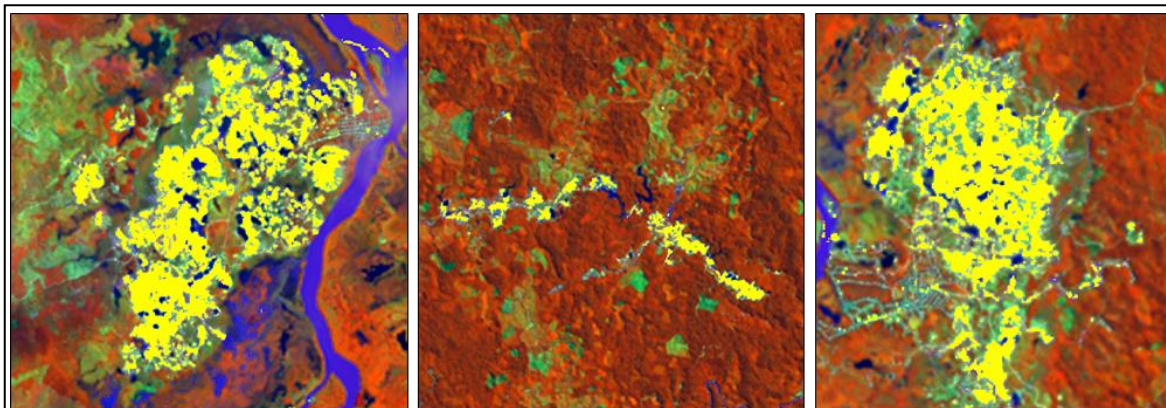


Imagen Landsat 8 955 20140617, RGB (5,6,4).

Sin embargo, como se observa en la Figura 4-23, la clasificación aunque detecta gran parte de la cobertura que conforma las zonas mineras a cielo abierto constituida principalmente por suelo desnudo, no clasifica otros elementos que hacen parte de la definición de la clase temática “zonas de extracción minera”, representados principalmente por superficies de agua con áreas menores a 5ha, considerando la metodología CORINE land cover (IDEAM, 2010). Para ajustar estos criterios se incorpora para la clasificación final el análisis de imágenes orientada a objetos, que permiten integrar dichos elementos para una clasificación definitiva de las zonas mineras a cielo abierto, los cuales se presentan en el siguiente numeral.

4.1.7 Análisis de imágenes orientada a objetos OBIA

Con el propósito de integrar al análisis otros elementos identificados y caracterizados a partir de sus propiedades pictoricomorfológicas, para los que se estableció que la característica de mayor relevancia en el patrón espacial de zonas mineras a cielo abierto y que predomina en toda la zona de estudio, fue la asociación directa en términos de vecindad y/o proximidad entre coberturas correspondientes a suelos desnudos y pequeños cuerpos o superficies de agua llamados piscinas, resultados presentados en el numeral 4.1.2 (Figura 4-13). Dicha característica de asociación fue integrada en la clasificación de imágenes orientado a objetos, y permitió obtener la clasificación definitiva de las zonas mineras a cielo abierto. Para ello se contemplaron dos etapas:

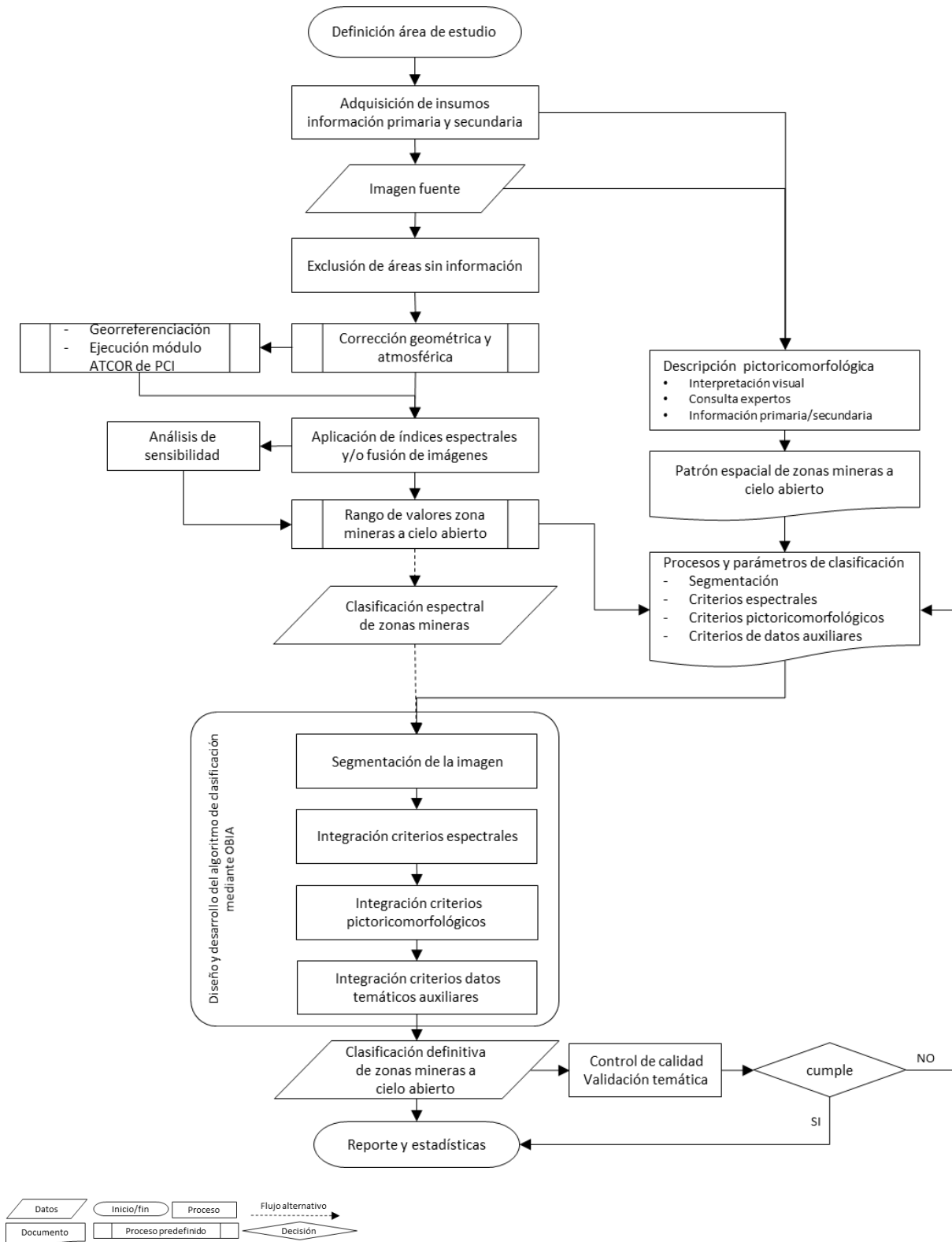
- i) Definición de procesos y parámetros de clasificación
- ii) Diseño y desarrollo del algoritmo de clasificación

Los cuales se encuentran integrados, desarrollados y descritos detalladamente en el numeral 4.2, correspondiente al resultado de la propuesta metodológica para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos.

4.2 Propuesta metodológica para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos

Como resultado de la integración y desarrollo de los anteriores procesos metodológicos y sus respectivos análisis, se presenta la propuesta metodológica para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través de procesamiento digital de imágenes de sensores remotos. La Figura 4-24, muestra el esquema metodológico general donde se sintetizan los diferentes procedimientos para la clasificación de las zonas mineras a cielo abierto en la zona de estudio.

Figura 4-24: Esquema metodológico general para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través de procesamiento digital de imágenes de sensores remotos.



A continuación, son descritos detalladamente los procesos más relevantes propuestos en el esquema metodológico general, en cuanto al procesamiento digital de imágenes, ejecutados principalmente con herramientas de programas como Erdas Imagine®, ENVI®, eCognition® y PCI Geomática®.

4.2.1 Adquisición de insumos e información primaria y secundaria

Luego de ser seleccionada el área de estudio, donde se clasificarán las zonas mineras a cielo abierto, se procede inicialmente con la adquisición de insumos e información de apoyo de fuentes primarias y secundarias, principalmente por:

- Consulta y descarga del insumo principal utilizado en los procesos planteados en el desarrollo metodológico constituido por imágenes Landsat 8 LDCM, a partir de la cual será generada la clasificación final de las zonas mineras a cielo abierto.
- Como apoyo, en lo posible lograr obtener imágenes de mayor resolución espacial, con el propósito de identificar y caracterizar elementos que en la zona de estudio constituyen o conforman una zona minera a cielo abierto.
- Adquisición de información sobre el tipo de explotaciones presentes en la zona de estudio, tipos de manejo, minerales explotados, procesos para extracción del mineral y sus dinámicas. Esta información puede ser suministrada por autoridades competentes o profesionales a través de informes técnicos, inspecciones de campo, reportes de antecedentes, entre otros.
- Reportes y entrevistas para adquirir el conocimiento y nivel de referencia local de las actividades *in-situ*, donde se evidencie la dinámica y procesos secuenciales de las explotaciones mineras en la zona de estudio.

4.2.2 Descripción propiedades pictoricomorfológicas

Generalmente la caracterización y descripción de las propiedades pictoricomorfológicas (Melo y Camacho, 2005; MINJUSTICIA *et al.*, 2016), de determinada cobertura o grupo de coberturas, también conocidas como descriptores morfológicos (Lira, 2010), criterios de interpretación visual (Chuvienco, 2010) o foto elementos (Gao, 2009), son obtenidas a partir de la interpretación visual de imágenes de sensores remotos, realizada por

profesionales con amplia experiencia y capacidad técnica en interpretación de imágenes, los cuales logran identificarlas y describirlas claramente. Sin embargo, la previa interpretación visual no se constituye como el único procedimiento y fuente de información para lograr identificar dichas propiedades. En tal sentido, pueden ser utilizadas otras alternativas para lograr su descripción, donde se considera relevante identificar profesionales y/o autoridades expertas en el tema explotaciones mineras en la zona de estudio o personal involucrado de una u otra forma al proceso de explotación y extracción de los minerales, resultando clave el conocimiento y nivel de referencia local en cuanto a la dinámica, actividades *in-situ* y claridad secuencial de los procesos para establecer y desarrollar la actividad minera, que posteriormente posibilitan la extracción de minerales. Esta información puede ser apoyada y soportada con registros fotográficos, informes de inspección en campo, reportes de antecedentes de explotaciones mineras, estudios técnicos, entre otros.

En tal sentido, para lograr ser replicada la presente propuesta metodológica, no necesariamente se debe tener localizada la totalidad de las zonas mineras a cielo abierto para lograr ser clasificadas; sin embargo, es requerido, poseer amplia información de las características que presentan en cuanto a su forma, tamaño, asociación y posición geográfica, consolidadas en la descripción de su patrón espacial que las identifica y las diferencia de otras zonas no mineras con características espectrales similares; resultando posteriormente valioso, ya que las más relevantes serán integradas en un procesamiento digital de imágenes, mediante técnicas orientada a objetos.

En cualquier caso, e independiente de la fuente de información utilizada, deben ser caracterizadas y descritas estas propiedades pictoricomorfológicas. Para facilitar el procedimiento y lograr consolidar las características de mayor relevancia, deben ser registradas como se muestra en la Tabla 4-8; sin embargo, dichas descripciones han sido previa y ampliamente registradas junto con visualizaciones detalladas de cada una de ellas, en el numeral 4.1.2, correspondiente a los resultados de la descripción de propiedades pictoricomorfológicas, las cuales pueden ser tomadas como referencia para la generación de nuevas descripciones pictoricomorfológicas en otras zonas de estudio.

Tabla 4-8: Registro de la descripción de las propiedades pictoricomorfológicas de mayor relevancia en zonas mineras a cielo abierto.

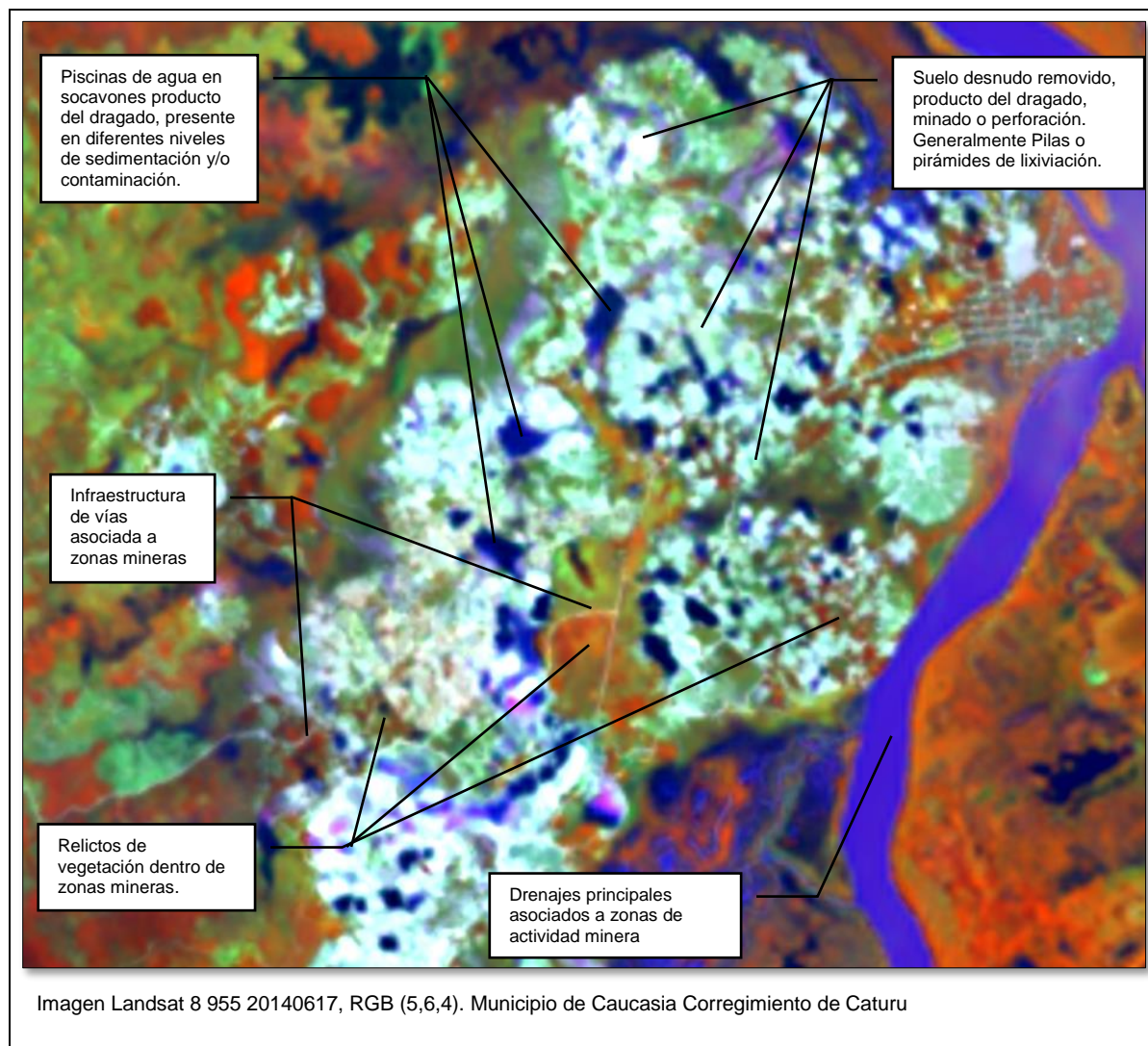
PROPIEDAD PICTORICOMORFOLÓGICA	DESCRIPCIÓN
COLOR	En el área de estudio en combinación de bandas RGB 5,6,4 y 5,4,3 del sensor Landsat 8, las zonas mineras se presentan en colores muy claros con respecto a las demás coberturas de su entorno y en ocasiones brillantes, por supuesto obedeciendo a las características de los colores típicos para los suelos desnudos
TEXTURA	En general los suelos descubiertos continuos en zonas planas, se podría asumir que tienen una textura fina; sin embargo, en las zonas mineras dentro del área de estudio esto en ocasiones varía considerablemente, principalmente en la zonas mineras consolidadas, esto debido a la presencia de diferentes elementos que integran una zona minera y posiblemente detectados con sensores de mediana resolución espacial, como son las vías y senderos, socavones, cuerpos de agua, zonas de dragado, relictos de vegetación, posibles campamentos y zonas de depósito, los cuales generan discontinuidad en los tonos de la imagen, debido al contraste espectral de dichas coberturas, produciendo un efecto de textura “gruesa”. Esta característica es un elemento fundamental para lograr diferenciar zonas erosionadas o degradadas de las zonas mineras propiamente dichas, donde la textura gruesa indica que hay presencia o evidencia de zonas mineras. En la zona de estudio esta característica es muy común encontrarla ya que gran parte de las zonas mineras identificadas se presentan en estados consolidados de explotación y poseen dichos elementos para que una textura gruesa pueda ser evidenciada.
FORMA – TAMAÑO	Pueden presentarse tamaños que van desde 0.5 ha hasta 260 ha, debido a que tanto su forma como su tamaño dependen de diversos factores que deben ser considerados, uno de ellos es el nivel o grado de consolidación de las zonas mineras identificadas, es decir la etapa de explotación en la que se encuentran, a mayores años e intensidad de intervención son consideradas como de etapas avanzadas, presentando los mayores tamaños, donde sus formas tienden a ser más redondeadas, ovaladas y continuas. También son identificadas formas y tamaños que generalmente se presentan en grupos más pequeños y de formas alargadas, que tienden a guardar continuidad o conexión en su forma, conformando surcos generalmente asociados y a través de los drenajes y/o valle, estas formas corresponden principalmente a etapas intermedias de consolidación de las zonas mineras. También son identificadas una tercera forma y tamaño con características muy particulares con surcos de tamaños pequeños, distribuidos a lo largo de los drenajes y sus valles dentro de los depósitos aluviales, evidenciando su discontinuidad y lo poco consolidada de la actividad minera en estas zonas, estos pequeños tamaños y formas son características de las etapas iniciales o tempranas de exploración y explotación minera, además de la minería desarrollada a pequeña escala en la zona de estudio.
CONTEXTO ESPACIAL	Generalmente y dependiendo del grado de consolidación de las zonas mineras, pueden estar relacionadas con algún tipo de infraestructura, principalmente conformada por redes de vías, caminos o senderos, también

PROPIEDAD PICTORICOMORFOLÓGICA	DESCRIPCIÓN
	con algún tipo de infraestructura correspondiente a maquinaria, campamentos y/o bodegas de almacenamiento. Sin embargo, el principal elemento característico que representa el contexto espacial de las zonas mineras en el área de estudio, son los ríos, drenajes y cuerpos de agua, donde las explotaciones mineras se encuentran localizadas en sus planicies aluviales, cubetas de decantación y terrazas de acumulación, donde precisamente se encuentran los depósitos de minerales, producto de la dinámica fluvial.

4.2.3 Patrón espacial de zonas mineras a cielo abierto

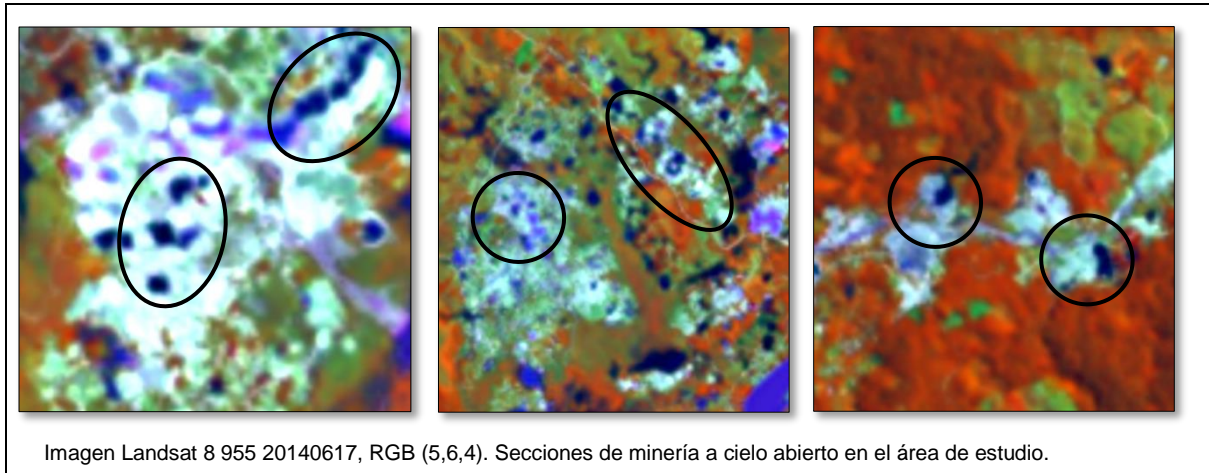
A partir de las anteriores propiedades pictoricomorfológicas y sus descripciones más relevantes, se define el patrón espacial característico de las zonas mineras en la zona de estudio, donde se debe identificar los elementos típicos que integran las zonas mineras a cielo abierto, presentadas por el desarrollo propio de la actividad en sus etapas de exploración y explotación, tal como se muestra la Figura 4-25, a partir de la cual, se establecen las relaciones espaciales que potencialmente pueden ser integradas mediante procesamiento digital de imágenes aplicando técnicas orientada a objetos.

Figura 4-25: Identificación de características típicas del patrón espacial de zonas mineras.



Para el caso específico de las zonas mineras a cielo abierto en la zona de estudio, fue posible establecer que la característica de mayor relevancia del patrón espacial y que predomina en toda la zona, es la asociación directa en términos de vecindad y/o proximidad entre coberturas correspondientes a suelos desnudos y pequeños cuerpos o superficies de agua llamados piscinas, como se muestra en la Figura 4-26. Donde fue posible establecer que dichos cuerpos de agua contemplan áreas que van desde 0,022 ha a 12 ha y vecindades directas al suelo desnudo.

Figura 4-26: Identificación de la asociación de cuerpos de agua con suelo desnudo como patrón espacial característico de las zonas mineras a cielo abierto.



Así mismo, para la aplicación de esta sección metodológica en otras zonas de estudio, deben ser claramente identificadas las características y asociaciones más relevantes entre elementos de las zonas mineras identificables en la imagen. Es probable que en otra zona de estudio el patrón característico de las zonas mineras, no corresponda al representado en la Figura 4-26; por el contrario, que los cuerpos de agua no hagan parte de la dinámica de explotación minera. Por ejemplo, una asociación de suelo desnudo en forma de pequeños surcos alargados en sentido de la pendiente, junto con relictos de vegetación boscosa de determinados tamaños; esta descripción inicial podría constituirse en un patrón característico de zonas mineras a cielo abierto en otra zona de estudio; como podría presentarse en pequeñas explotaciones a cielo abierto en algunas regiones de la amazonia colombiana.

Lo importante en esta sección metodológica, es lograr identificar claramente las asociaciones espaciales y definir el patrón característico de las explotaciones mineras en la zona de estudio, que permitan posteriormente su clasificación con procesamiento digital de imágenes incorporando técnicas orientada a objetos, lo cual podría constituirse como la clave para un óptimo resultado en la clasificación final de las zonas mineras a cielo abierto.

4.2.4 Exclusión de áreas sin información

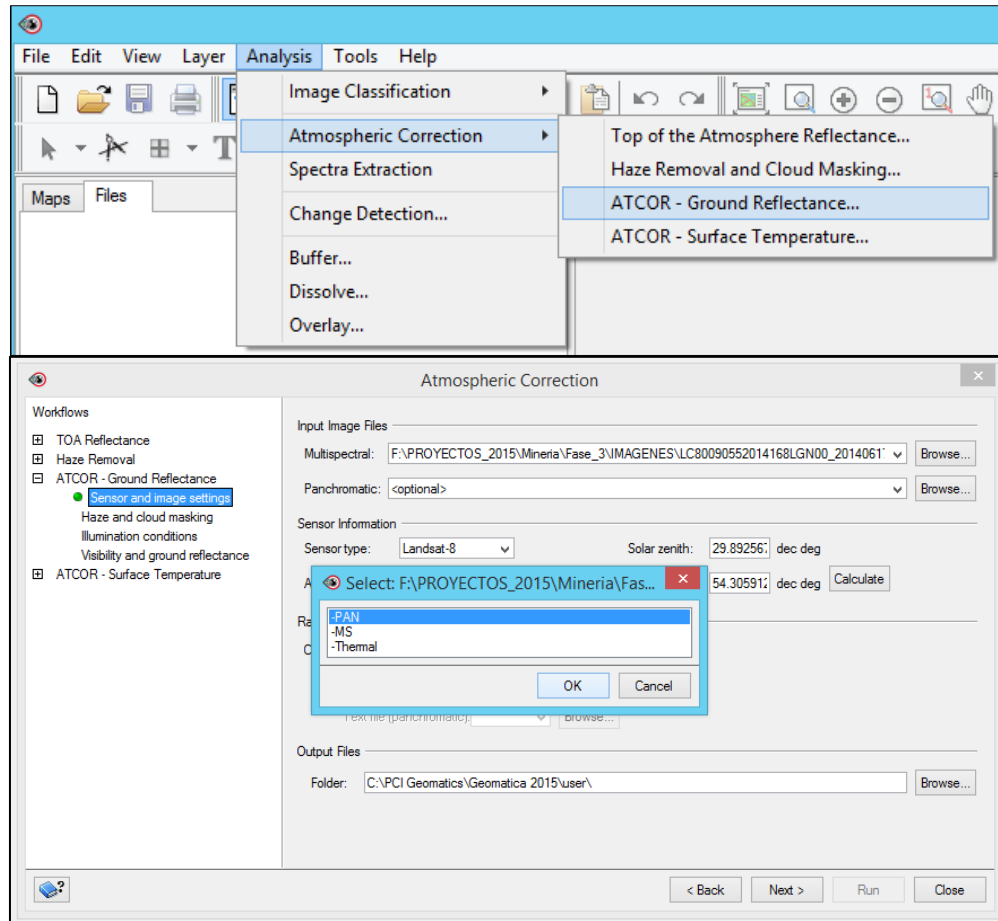
Es recomendable antes de continuar con cualquier otro proceso digital, excluir las posibles áreas sin información, correspondientes principalmente a la presencia de nubes, ya que algunos valores de niveles digitales, en los diferentes productos de índices espectrales y fusiones de imágenes, podrían eventualmente ser clasificados como coberturas típicas de zonas mineras a cielo abierto, correspondientes principalmente a suelos desnudos. Para este procedimiento se utiliza el producto denominado banda de calidad (*FILE_NAME_BAND_QUALITY*) "BQA", del sensor Landsat 8 LDCM, donde los píxeles correspondientes a valores de 9 clasifican las nubes. A partir de la selección de dicho valor, se realiza un enmascaramiento de la imagen, mediante la herramienta "Mask" del programa Erdas Imagine®, obteniendo como producto la imagen de la zona de estudio libre de nubes.

4.2.5 Corrección geométrica y atmosférica

A partir de una inspección y evaluación visual inicial, sobre la calidad y correspondencia geométrica del insumo principal, frente a cartografía oficial u otra fuente de información confiable, es posible determinar si dicho insumo, debe ser sometido a una corrección geométrica a través de la ejecución de procesos de georreferenciación. Dicho procedimiento es ampliamente conocido y es posible ser ejecutado en gran parte de los programas de procesamiento digital como Erdas Imagine®, ENVI®, PCI Geomática® entre otros, los cuales se fundamentan en tres fases a desarrollar, a) localización de puntos de control comunes en imagen de referencia e imagen a referenciar, b) cálculo de las funciones de transformación entre las coordenadas de la imagen a referenciar y la imagen de referencia y c) transferencia de los niveles digitales originales a la nueva posición.

El proceso de corrección atmosférica, se realiza con el propósito de obtener valores de reflectancia de la imagen seleccionada como insumo principal, valores a tener en cuenta posteriormente en la aplicación de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey. Dicho proceso es ejecutado a través del módulo ATCOR del programa PCI Geomática®, el cual se encuentra en la herramienta analysis /Atmospheric Correction / ATCOR – Ground Reflectance, como lo indica la Figura 4-27.

Figura 4-27: Interface módulo ATCOR del programa PCI Geomatica©.



Seguendo la secuencia desarrollada dentro del módulo ATCOR, inicialmente deben ser ingresados tanto la imagen multi-espectral como la pancromática; para este procedimiento, el programa permite como alternativa que en el campo de los datos de entrada, se asigne directamente el metadato de la imagen insumo (tipo de archivo documento de texto), donde posteriormente debe ser seleccionado en el cuadro de dialogo que despliega las opciones “MS” para la imagen multi-espectral y “PAN” para la pancromática según corresponda, tal como se muestra en la Figura 4-27, permitiendo que sean automáticamente heredadas gran parte de las características y valores requeridos para realizar el procedimiento de corrección atmosférica; algunos de ellos son el tipo de sensor, fecha de adquisición del dato, ángulos solares, condiciones de nubosidad, bruma e iluminación al momento de la captura del dato. Finalmente se ejecuta el proceso y se obtiene la imagen tanto multi-espectral como pancromática, con valores de reflectancia. Es recomendable verificar que los píxeles almacenen valores de

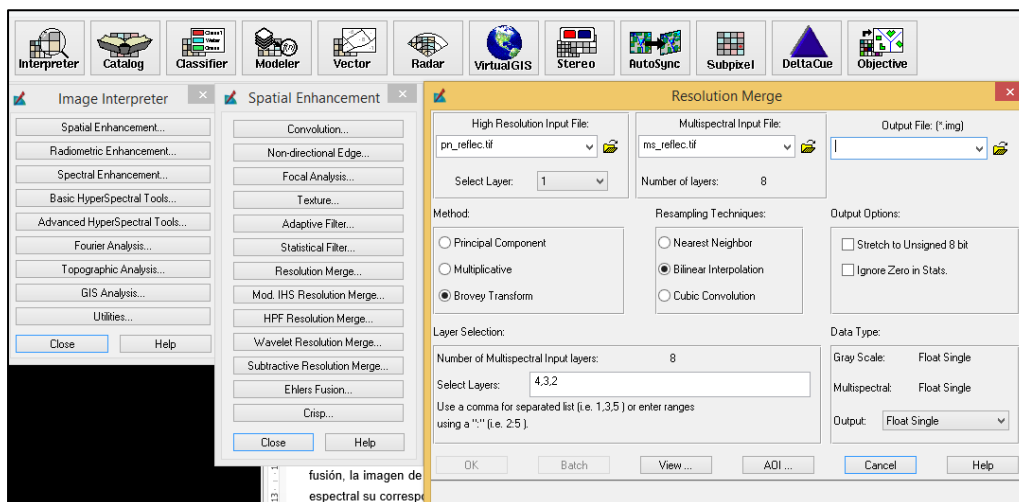
reflectancia, para esto luego de desplegar la imagen, con alguna herramienta de información de atributos o valores, se verifica que los mismos correspondan a valores entre el rango de 1 a 100, siendo valores cercanos a 100 los correspondientes a información con alto porcentaje de reflectancia, tal es el caso específico de las nubes.

Es necesario que los archivos de la nueva imagen de reflectancia sean exportados a formato TIFF, dado que, para posteriores procesos planteados en la propuesta metodológica mediante otros programas, el formato nativo de PCI Geomatica® (pix), no es reconocido en algunas versiones.

4.2.6 Aplicación de índices espectrales y fusión de imágenes

A partir de lo establecido en la sección metodológica 4.1.5, correspondiente al análisis de sensibilidad de los índices espectrales y fusión de imágenes aplicados, donde fue posible determinar que la técnica de fusión de imágenes Transformada de Brovey en su banda 2, posee el mayor potencial para discriminar zonas mineras de no mineras en la zona de estudio, se ejecuta dicha técnica de fusión mediante la herramienta *Resolution Merge* y el método *Brovey Transform* del programa Erdas Imagine®, como se muestra en la Figura 4-28; donde son ingresadas las imágenes de reflectancia anteriormente generadas como archivos de entrada para la fusión, la imagen de alta resolución refiriéndose a la pancromática y como entrada multi-espectral su correspondiente.

Figura 4-28: Interface Resolution Merge del programa Erdas Imagine®.



Producto de dicho procedimiento son generados tres archivos, siendo la banda 2 el empleado para clasificar las zonas mineras de no mineras a partir del rango de valores establecido; sin embargo, estos valores no corresponden a datos normalizados, los cuales pueden ser calculados mediante la aplicación de herramientas de *Map Algebra* o *Raster Calculator*, ingresando la expresión de la ecuación (4-1).

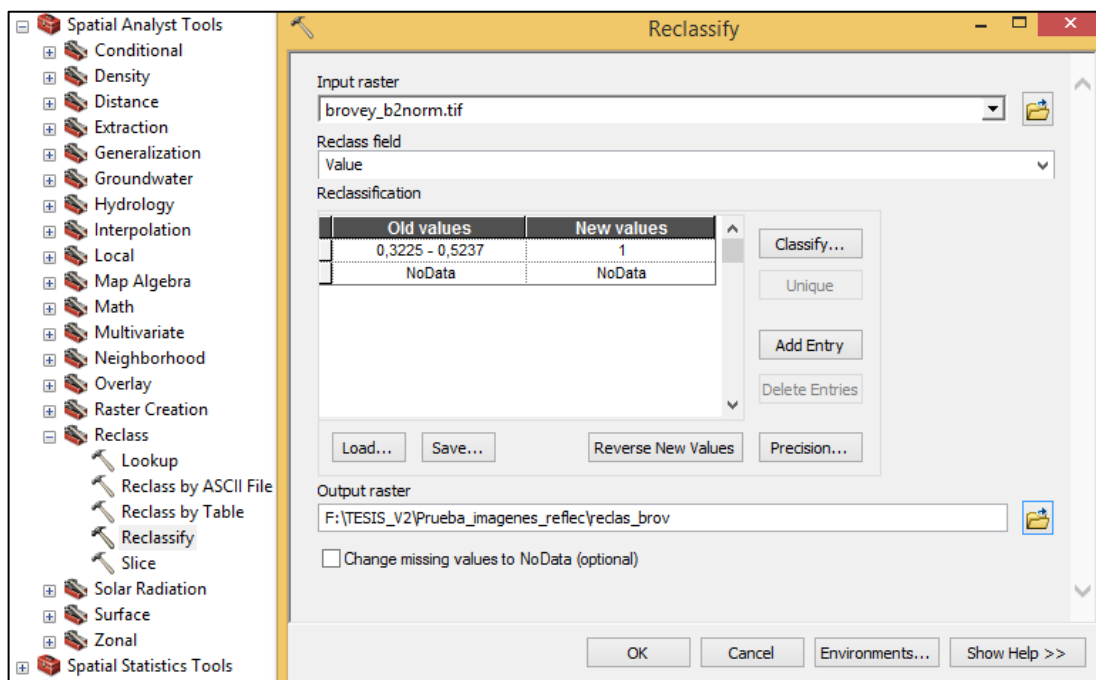
$$NORM = \frac{\alpha_i - \min \alpha_i}{\max \alpha_i + \min \alpha_i} \quad (4-1)$$

Donde α_i son los valores de píxel de la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey.

4.2.7 Clasificación espectral de zonas mineras a cielo abierto

Tomando como insumo el producto anteriormente normalizado y lo establecido en el numeral 4.1.5.1, referente al rango de valores para la clasificación de las zonas mineras, correspondientes a píxeles con valores entre 0,3225 hasta 0,5237, son seleccionados y clasificados mediante cualquier programa a través de herramientas de reclasificación de datos en formato raster, para este caso contenidas dentro del módulo *Spatial Analyst Tools* de ArcGIS®, como lo muestra la Figura 4-29, generando un archivo independiente con la clasificación de las zonas mineras a cielo abierto, a partir exclusivamente de características espectrales.

Figura 4-29: Interface para reclasificar datos raster en ArcGIS©.



Sin embargo, la generación de dicho archivo de clasificación es un proceso alterno, puesto que, en el diseño del algoritmo de clasificación, es posible ingresar bien sea un archivo de este tipo ya clasificado o directamente los valores del rango establecido para clasificar las zonas mineras a cielo abierto; este último ha sido el considerado en la presente propuesta metodológica.

4.2.8 Definición de procesos y parámetros de clasificación para OBIA

Han sido definidos cuatro procesos a ser integrados en el diseño y desarrollo del algoritmo de clasificación mediante OBIA, i) ejecución de algoritmo de segmentación, ii) integración de criterios espectrales, iii) Integración de criterios pictoricomorfológicos e iv) integración de criterios de datos temáticos auxiliares, descritos a continuación:

i) Ejecución de algoritmo de segmentación multiresolución

El éxito de una clasificación de imágenes orientada a objetos depende en gran medida de un óptimo resultado en la segmentación; aun así, no existen parámetros de configuración ideales (Gao, 2009), en cuanto a escala, forma y compacidad para generar la segmentación. Sin embargo, tomado como referencia lo definido en el numeral 2.1.5.6., del marco de referencia, correspondiente al algoritmo de segmentación multiresolución y su composición de homogeneidad, son definidos dichos parámetros de escala, forma y compacidad, fundamentados principalmente en la interpretación y análisis visual de los resultados, producto de pruebas de ensayo y error (Campbell y Wynne, 2011), basados en el nivel de experiencia, capacidad técnica y conocimiento temático por parte de los investigadores del objeto o grupo de objetos a clasificar, en este caso los elementos presentes e identificables en la imagen correspondientes a zonas mineras a cielo abierto y su patrón espacial, constituidos principalmente por los pequeños cuerpos de agua asociado a suelo desnudo, este último ya definido mediante la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey, e integrados posteriormente mediante el criterio espectral.

La determinación de los parámetros para generar la segmentación de la imagen, se constituye como el paso inicial clave para obtener resultados satisfactorios en la clasificación final de zonas mineras a cielo abierto; en la medida que se logre identificar los mejores parámetros de segmentación, la integración de los siguientes criterios, tienen mayor posibilidad de ser correctamente identificados y clasificados como zonas mineras o no mineras por el algoritmo general de clasificación.

Los criterios a continuación descritos son definidos de acuerdo con las posibilidades que brinda la configuración de la interface del programa eCognition©.

- **Escala:**

Para segmentar con éxito una imagen, es imprescindible tener en cuenta la escala en que se producen los objetos de interés en combinación con la resolución espacial de la imagen utilizada como insumo, sin pretender generar segmentos más detallados de lo que pueda ofrecer su resolución espacial. En la mayoría de

los casos no es posible especificar el nivel de escala exacto de antemano, ya que no hay universalmente una escala "ideal" para todas las características. La calidad de los resultados en los segmentos varía con la especificación apropiada de la escala en la que la imagen se divide en objetos. No existe una guía u orientación teórica para la selección de una escala óptima para imágenes de una resolución espacial en particular (Gao, 2009).

En la práctica, como en la presente propuesta metodológica, la determinación de la escala se basa principalmente en la experiencia y el conocimiento del analista sobre el patrón espacial de las zonas mineras a cielo abierto y su distribución dentro del área de estudio (propiedades pictoricomorfológicas), así como la resolución espacial de la imagen. Dicho parámetro de escala adecuada se establece a través de un largo y laborioso proceso de ensayo y error. En consecuencia, la imagen segmentada puede ser subjetiva; además, la escala considerada óptima en un área geográfica o para un tipo de características en un tipo de imágenes podría no ser aplicable a otra área de estudio o para otros tipos de características en otro tipo de imágenes (Gao, 2009). Sin embargo, dicha subjetividad puede verse considerablemente reducida, dependiendo del conocimiento y la capacidad técnica de los analistas que la ejecuten y una descripción acertada del patrón espacial a clasificar.

Luego de dichos ensayos de prueba y error, se logró establecer que el parámetro de escala adecuado debe tener un valor de 50, ya que este, genera segmentos homogéneos de los elementos a ser asociados para clasificar las zonas mineras de no mineras, dichos segmentos corresponden a los pequeños cuerpos de agua que posteriormente serán asociados y relacionados en términos de proximidad a los suelos desnudos (patrón espacial), determinados a partir de la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey.

- Forma:

En cuanto al parámetro del criterio forma, correspondiente a la homogeneidad textural de las propiedades espectrales de los segmentos (Trimble 2010), el cual a su vez define el parámetro del criterio de color, se estableció un valor de 0.2 en

este criterio, por lo tanto es asignando una mayor ponderación en el proceso de segmentación al factor color o características espectrales de la imagen correspondiente a 0.8, siendo relevante dicho criterio espectral para la generación de segmentos que representen los pequeños cuerpos de agua presentes en las zonas mineras.

- **Compacidad:**

El criterio de compacidad es utilizado para optimizar los objetos generados con respecto a que tan compactos resultan los objetos en cuanto a propiedades espectrales similares. Este parámetro se emplea cuando se desean resultados de segmentos u objetos con valores espectrales más compactos que otros; donde a mayor valor asignado, mayor será el nivel de compacidad o lo compacto de las propiedades espectrales de cada uno de los segmentos (Trimble 2010). Siendo los cuerpos de agua asociados a zonas mineras elementos a clasificar con respuestas espectrales continuas y similares dentro de la zona de estudio, se estableció para el criterio de compacidad un valor de 0.8, asignando en el proceso de segmentación una considerable ponderación al nivel de compacidad de las características espectrales de cada segmento generado.

ii) Integración de criterios espectrales

Es integrado el criterio espectral, a partir de lo establecido en las secciones 4.2.6 y 4.2.7, referentes a la aplicación de índices espectrales y técnicas de fusión de imágenes, y su clasificación espectral de las zonas mineras a cielo abierto, correspondiente a la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey, cuyos rango de valores de píxeles normalizados fue determinado entre 0,3225 – 0,5237 (Tabla 4-9). Dicha integración del criterio espectral en la clasificación mediante OBIA, puede ser abordada a través de dos vías; en primer lugar, integrarlo al análisis como una capa de datos vector independiente que represente las zonas mineras desde su criterio espectral; y la segunda vía, como ha sido integrada en la presente propuesta metodológica, incorporando dicho criterio espectral a partir de la vinculación de la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey, siendo esta la fuente de datos para clasificar las zonas mineras a cielo abierto a partir del rango de valores previamente establecido.

No obstante, a pesar de lo reportado por MINJUSTICIA *et al.*, (2016), donde las principales explotaciones mineras a cielo abierto en el país, muestran características muy similares con las área de estudio de la investigación; podría eventualmente presentarse que en otras zonas de estudio la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey no corresponda a la de mayor potencial discriminante de las zonas mineras; esto se logra establecer en la etapa de control de calidad y validación de la exactitud temática de la clasificación, donde obteniendo resultados poco satisfactorios, es necesario replantear la aplicación del índice espectral o técnica de fusión de imágenes que mejor discrimine las zonas mineras en nuevas área de estudio. Lo anterior mediante la aplicación del análisis de sensibilidad desarrollado en los numerales 3.2.5. y 4.1.5., para posteriormente establecer su rango de valores en los que se clasifican las zonas mineras desde su criterio espectral en una nueva zona de estudio.

iii) Integración de criterios pictoricomorfológicos

El proceso de integración de los parámetros para este criterio, es quizá el que requiere una mayor dedicación y está sujeto a lo descrito en las propiedades pictoricomorfológicas, en cuanto a su color, textura, forma, tamaño, contexto espacial, consolidadas en la definición del patrón espacial de las zonas mineras a cielo abierto en la zona de estudio, estableciendo la característica de mayor relevancia que diferencia las zonas mineras de otras zonas no mineras con características espectrales similares; dicha característica se constituyó en la asociación directa en términos de vecindad y/o proximidad entre coberturas correspondientes a suelos desnudos (criterio espectral) y pequeños cuerpos o superficies de agua llamados piscinas, donde se logró determinar que dichos cuerpos de agua contemplan áreas que van desde 0,022 ha a 12 ha y vecindades con el suelo desnudo (Tabla 4-9); esta última entendida como la relación directa entre bordes de segmentos, siendo 1 el 100% de vecindad entre sus bordes y 0.01 como el valor de menor proporción de vecindad entre ellos. Dichos parámetros son requeridos para integrar el criterio pictoricomorfológico a través del algoritmo de

clasificación mediante OBIA, el cual integra como componente de una zona minera a cielo abierto, los cuerpos de agua que cumplan con las anteriores características de tamaño y vecindad con el suelo desnudo.

iv) Integración de criterios de datos temáticos auxiliares

Este criterio es contemplado con el propósito de involucrar un mecanismo que permita excluir posibles segmentos clasificados como zonas mineras a cielo abierto por poseer similitud en sus características espectrales, pero su unidad temática de ninguna manera corresponde a zonas mineras. De esta forma son seleccionadas variables temáticas auxiliares que posibiliten dicha discriminación; tal es el caso de los centros poblados, en donde sectores del mismo podrían presentar respuestas espectrales similares a las zonas mineras. Dicha integración se realiza adicionando cartografía temática con atributos de centros poblados en formato vector con geometría de polígonos, lo cual brinda la posibilidad que, en la construcción del algoritmo, estos centros poblados puedan ser excluidos de la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto.

A sí mismo, la integración de datos auxiliares adicionales, posibilita excluir zonas que, por conocimiento, nivel de referencia, consulta a expertos temáticos o elementales razones, no podrían existir explotaciones mineras, tal es el caso de algunos sectores de nubes dispersas clasificadas como zonas mineras. De esta misma forma, es posible involucrar variables temáticas que posibiliten dicha exclusión de segmentos mal clasificados, de acuerdo al conocimiento previo de las actividades mineras y de algunas propiedades pictoricomorfológicas, como contexto espacial, ubicación geográfica, entre otras. Algunos datos auxiliares que puedan excluir segmentos mal clasificados, incluye información sobre diferentes grados de pendientes donde un tipo determinado de explotación minera no es posible que se presente, como en el caso de minería de aluvión en pendientes pronunciadas o ciertas unidades geomorfológicas.

A partir de los cuatro procesos anteriores y sus parámetros de clasificación, debe ser diligenciada la Tabla 4-9, donde son consolidados los parámetros de clasificación de los criterios a integrar en la clasificación mediante OBIA,

Tabla 4-9: Consolidación de parámetros de clasificación de los criterios a integrar en la clasificación mediante OBIA.

CRITERIOS A INTEGRAR		PARÁMETROS				
		FUENTE	UNIDAD/GEOMETRÍA	MÍNIMO	MÁXIMO	
ii	CRITERIO ESPECTRAL Suelo desnudo	Fusión transformada de Brovey, banda 2	Valores de píxel	0,3225	0,5237	
iii	CRITERIO PICTORICOMORFOLÓGICO Patrón espacial: Segmentos de cuerpos de agua asociados a suelo desnudo	Tamaño	Landsat 8 LDCM	ha	0.022	12
		Vecindad a suelo desnudo	Landsat 8 LDCM	Relación de bordes	0.01*	1
iv	CRITERIO DATOS TEMÁTICOS AUXILIARES	Centros poblados	Cartografía temática	Polígonos	--	--

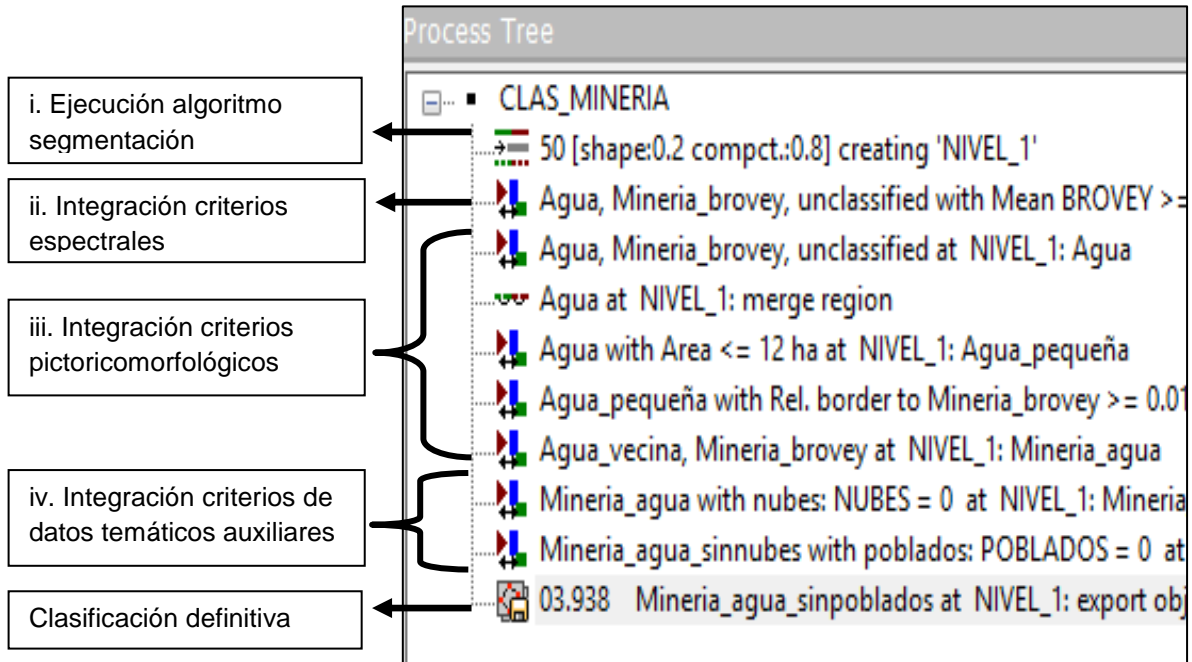
* Siendo 0.01 el valor mínimo compartido entre bordes de clases temáticas y 1 = 100% de borde compartido.

4.2.9 Diseño y desarrollo del algoritmo de clasificación mediante OBIA

Es pertinente manifestar que durante el proceso del diseño y desarrollo del algoritmo de clasificación mediante OBIA, existieron profundas coincidencias con las afirmaciones realizadas por Campbell y Wynne (2011), en el sentido que “la implementación de la clasificación orientada a objetos puede llevar mucho tiempo, ya que el analista a menudo debe dedicar un esfuerzo considerable para ensayo y error, aprendiendo los más eficientes enfoques para la clasificación de una imagen específica y para un propósito específico”.

A partir de la definición de criterios y parámetros de clasificación, consolidados en la Tabla 4-9, fue diseñado, desarrollado y aplicado el algoritmo que permitió la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto en el área de estudio, utilizando herramientas y funciones disponibles en el programa eCognition®. Dicho algoritmo de clasificación se presenta en la Figura 4-30. A continuación, se describen cada uno de los cuatro procesos planteados y ejecutados en el programa, presentando la configuración de los parámetros establecidos, para ejecutar el algoritmo final de clasificación y obtener la capa temática definitiva de las zonas mineras a cielo abierto.

Figura 4-30: Algoritmo general para clasificación de zonas mineras a cielo abierto mediante OBIA, programa eCognition®.



Es importante resaltar, que los procesos diseñados que integran el algoritmo final de clasificación, se basaron en la vinculación de los parámetros obtenidos en la presente investigación, referentes a la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey en su banda 2, y a las propiedades pictoricomorfológicas de las zonas mineras a cielo abierto, enfocado principalmente en las características del patrón espacial, donde se estableció la relación directa en términos de vecindad y proximidad del suelo desnudo (rango de valores de la banda 2 de la transformada de Brovey), con pequeños cuerpos de agua.

i) Ejecución de algoritmo de segmentación multiresolución:

Con el propósito de generar segmentos que logren discriminar o separar claramente los elementos que conforman unidades temáticas de zonas mineras a cielo abierto, refiriéndose esencialmente a los pequeños cuerpos de agua que serán asociados en términos de proximidad y tamaño con el suelo desnudo (criterio espectral) obtenido de la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey; el analista debe

evaluar visualmente si dichos segmentos generados cumplen con estas características de discriminación de cuerpos de agua dentro de las zonas mineras.

Como se ha indicado anteriormente, no existen parámetros de configuración ideales (Gao, 2009), en cuanto a escala, forma y compacidad para generar una segmentación, esta se fundamenta principalmente en la interpretación y análisis visual de los resultados, producto de pruebas de ensayo y error (Campbell y Wynne, 2011), basados en el nivel de experiencia, capacidad técnica y conocimiento de los analistas.

A partir de la ejecución de la técnica de segmentación en multiresolución (*multiresolution segmentation*), y sus pruebas de ensayo y error, mediante el análisis visual de resultados, se logró establecer un valor de 50 para el parámetro de escala, haciendo referencia al grado o nivel de homogeneidad en las propiedades de los píxeles de cada segmento generado; un valor de 0.2 para la forma, a su vez asignando mayor ponderación correspondiente a 0.8 para el factor color o valores de reflectancia de los segmentos; y finalmente un valor de 0.8 para la compacidad, valorando en la generación de los segmentos, que tan compactos deben ser en cuanto a la distribución de píxeles con valores de reflectancia similares. Dichos parámetros como valores de entrada son mostrados en la Figura 4-31, y cuyos resultados son presentados en la Figura 4-32.

Figura 4-31: Parámetros para segmentar con el algoritmo de *multiresolution segmentation*.

The screenshot shows the 'Edit Process' dialog for the 'multiresolution segmentation' algorithm. The interface is divided into several sections:

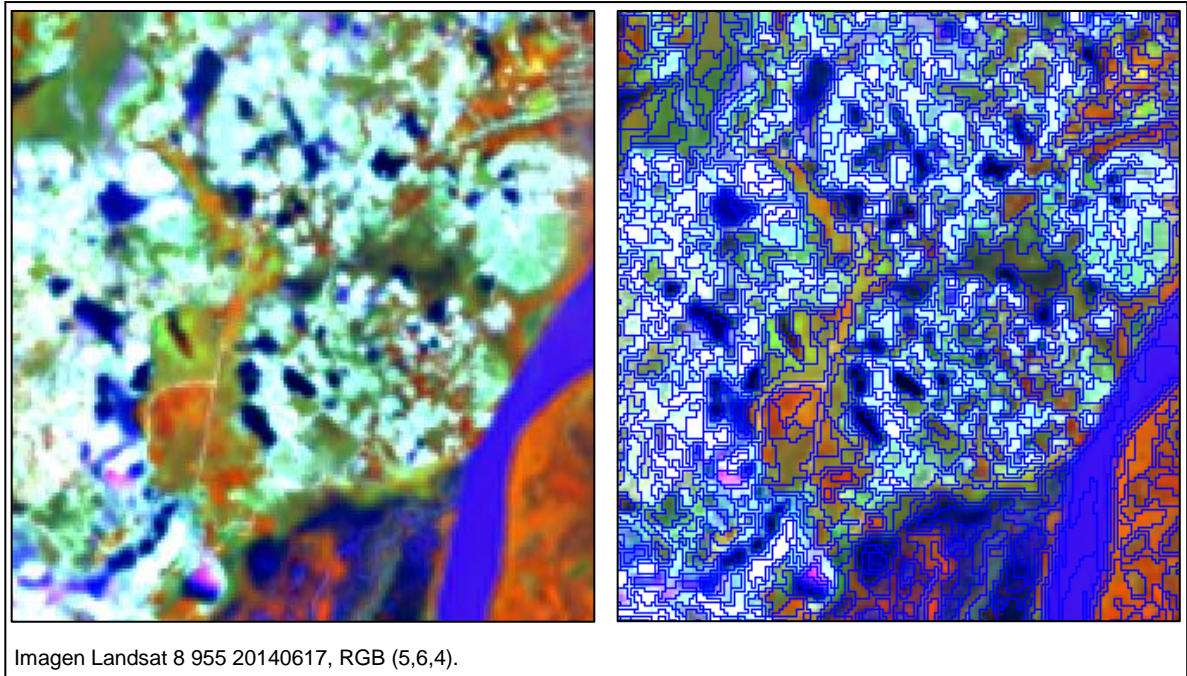
- Name:** Includes a checked 'Automatic' option and a text field containing '50 [shape:0.2 compct.:0.8] creating 'NIVEL_1''.
- Algorithm:** A dropdown menu showing 'multiresolution segmentation'.
- Image Object Domain:** A dropdown menu showing 'pixel level'.
- Parameter Table:** A table with two columns: 'Parameter' and 'Value'.

Parameter	Value
Map	From Parent
Threshold condition	--
- Algorithm Description:** Text describing the optimization procedure.
- Algorithm parameters:** A table listing various parameters and their values.

Parameter	Value
Override existing level	Yes
Level Settings	
Level Name	NIVEL_1
Segmentation Settings	
Image Layer weights	1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 3
Thematic Layer usage	No, No
Scale parameter	50
Composition of homogeneity criterion	
Shape	0.2
Compactness	0.8

Los anteriores parámetros fueron definidos luego de la ejecución de múltiples pruebas de ensayo y error en su configuración, para finalmente ser establecidos de acuerdo al adecuado nivel de separación de los segmentos u objetos que posteriormente fueron clasificados.

Figura 4-32: Resultados de la ejecución del algoritmo *multiresolution segmentation*, imagen original frente a imagen segmentada.



Del adecuado producto obtenido en el proceso de segmentación, dependió en buena medida, los resultados satisfactorios obtenidos en la evaluación de la exactitud temática de la clasificación final, aplicando herramientas OBIA.

ii) Integración de criterios espectrales:

A partir de los segmentos anteriormente generados, fueron integrados los parámetros de clasificación del criterio espectral, mediante el algoritmo de asignación de clases (*assing class*), el cual clasifica como zonas mineras a los segmentos que posean valores ≥ 0.3225 hasta ≤ 0.5237 (Tabla 4-9), correspondientes a la banda 2 de la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey, obtenidos en el análisis de sensibilidad (numeral 4.1.5), el cual estableció dicha técnica como la de mayor potencial discriminante para clasificar zonas mineras de no mineras en el área de estudio. La configuración de

los parámetros para la integración del criterio espectral, son representado en la Figura 4-33, y sus resultados son mostrados en la Figura 4-34.

Figura 4-33: Parámetros de clasificación de zonas mineras basadas en criterio espectral.

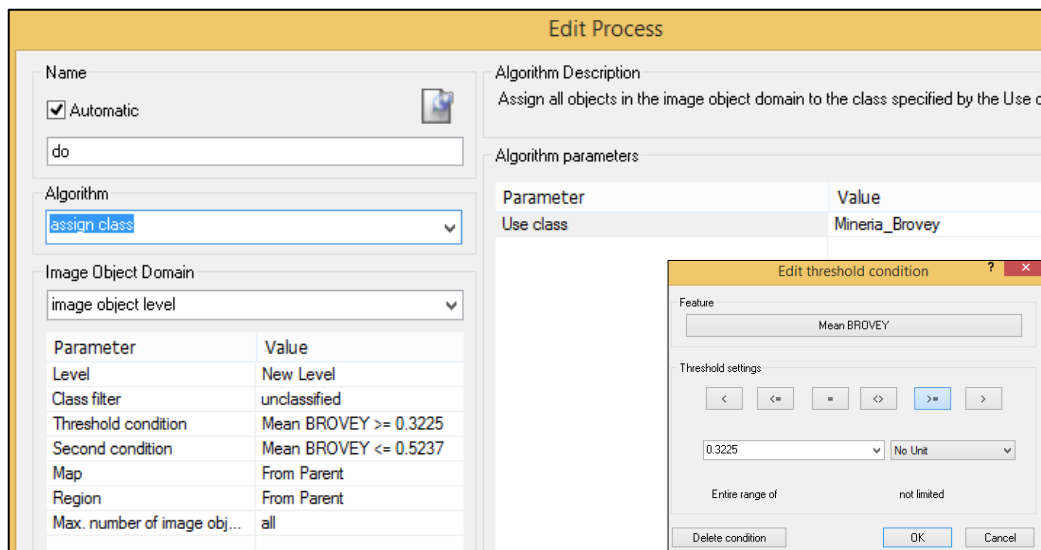


Figura 4-34: Resultado de la clasificación de zonas mineras (violeta) a partir del criterio espectral.

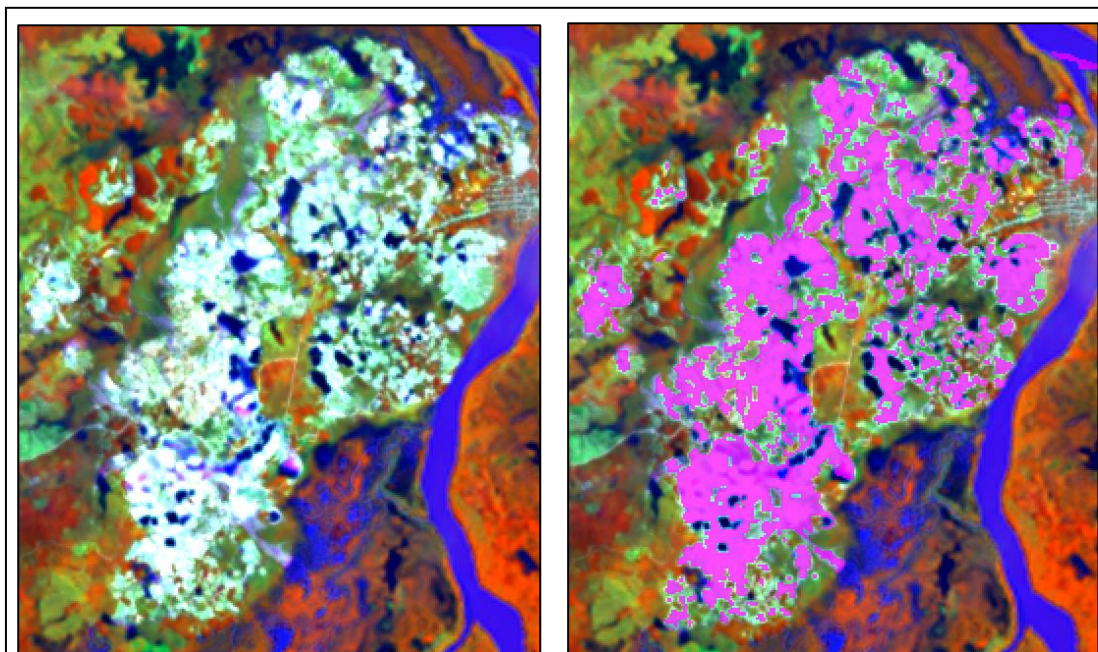


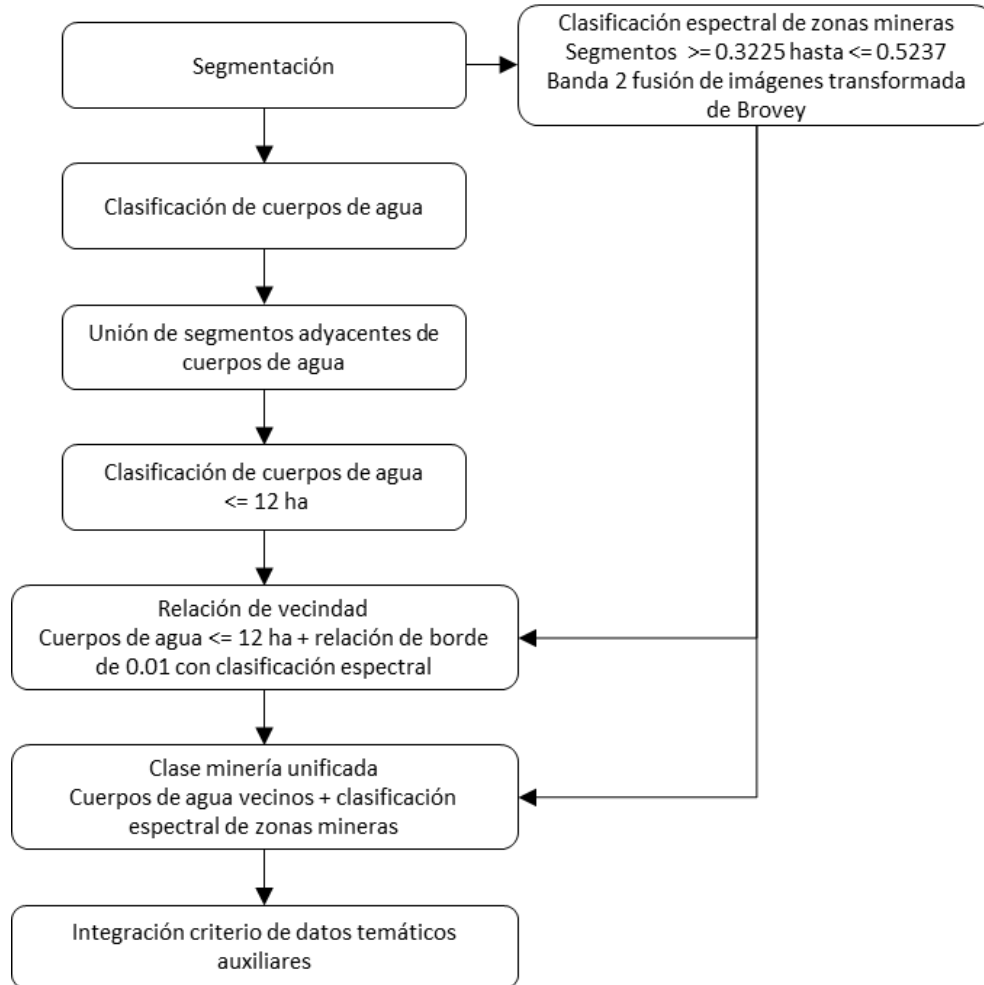
Imagen Landsat 8 955 20140617, RGB (5,6,4).

De los anteriores resultados, donde fueron obtenidas las zonas mineras a cielo abierto a partir únicamente del criterio espectral, clasificando el suelo desnudo típico de dichas zonas; es evidente, la exclusión dentro de la clasificación, de otros elementos que conforman una zona minera a cielo abierto en la zona de estudio, para esto fueron propuestos nuevos componentes que permitieron su integración, los cuales son descritos y desarrollados en la siguiente sección.

iii) Integración de criterios pictoricomorfológicos:

La integración en la clasificación de lo caracterizado y descrito en las propiedades pictoricomorfológicas, es uno de los procesos que mayor esfuerzo demanda por parte de los analistas en la clasificación mediante OBIA; aquí es integrado el patrón espacial característico de las zonas mineras en el área de estudio, definido por la relación directa en términos de vecindad de pequeños cuerpos de agua, junto con el suelo desnudo de las zonas mineras, establecido en el criterio espectral. Por lo tanto, la propuesta metodología desarrolló un flujo de procesos, representado de la Figura 4-35, donde sintetiza la secuencia para lograr integrar dicho criterio pictoricomorfológico y espectral.

Figura 4-35: Flujo de proceso para la integración del criterio pictoricomorfológico y espectral.



- A partir de los segmentos generados fue realizada una clasificación de los cuerpos de agua, mediante el algoritmo *classification*, el cual asignó la categoría temática de cuerpos de agua en toda la zona de estudio, a partir de la selección visual de muestras (segmentos) correspondientes a esta cobertura; dicha clasificación fue ejecutada de acuerdo a la Figura 4-36, cuyos resultados se presentan en la Figura 4-37.

Figura 4-36: Parámetros de clasificación para cuerpos de agua.

Edit Process

Name

Automatic

Mineria_Brovey, unclassified at NIVEL_1: Agua_total *

Algorithm

classification

Image Object Domain

image object level

Parameter	Value
Level	NIVEL_1
Class filter	Mineria_Brovey, unclassified
Threshold condition	--
Map	From Parent
Region	From Parent
Max. number of image obj...	all

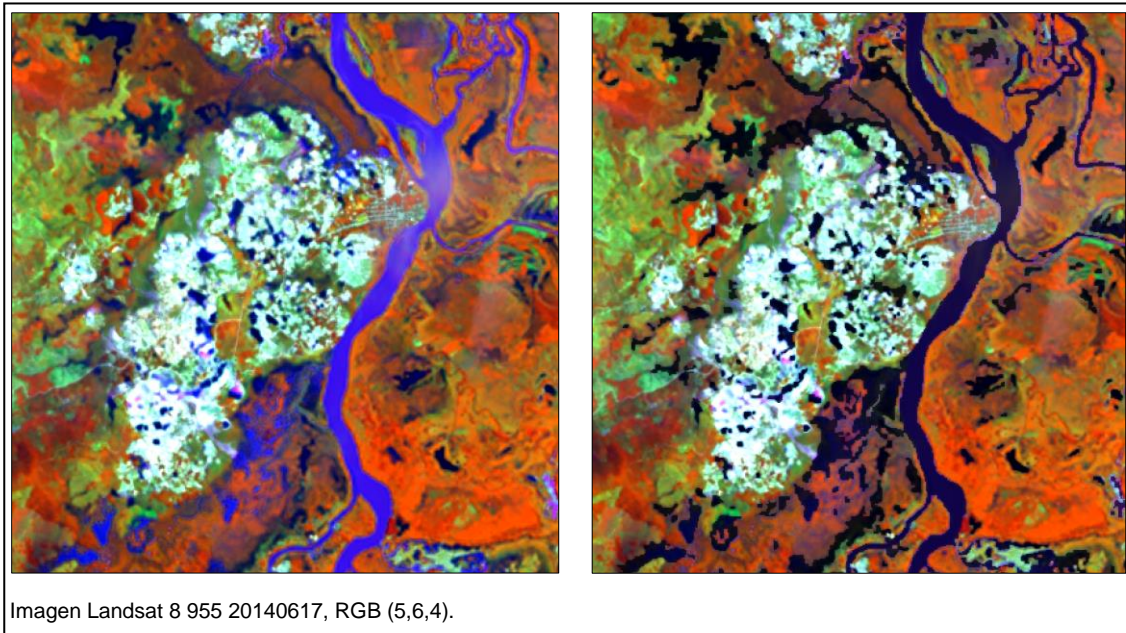
Algorithm Description

Evaluate the membership value of an image object to a list of select

Algorithm parameters

Parameter	Value
Active classes	Agua_total
Erase old classification, if there is no new cla...	Yes
Use class description	Yes

Figura 4-37: Resultados de la clasificación de segmentos correspondientes a cuerpos de agua (negro).



- Dichos resultados de la clasificación de cuerpos de agua, posteriormente fue sometida a un proceso de unión a través del algoritmo *merge region*, consistente en unir todos los segmentos adyacentes correspondientes a la clase temática de cuerpos de agua; dado que posteriormente dichos cuerpos de agua, son

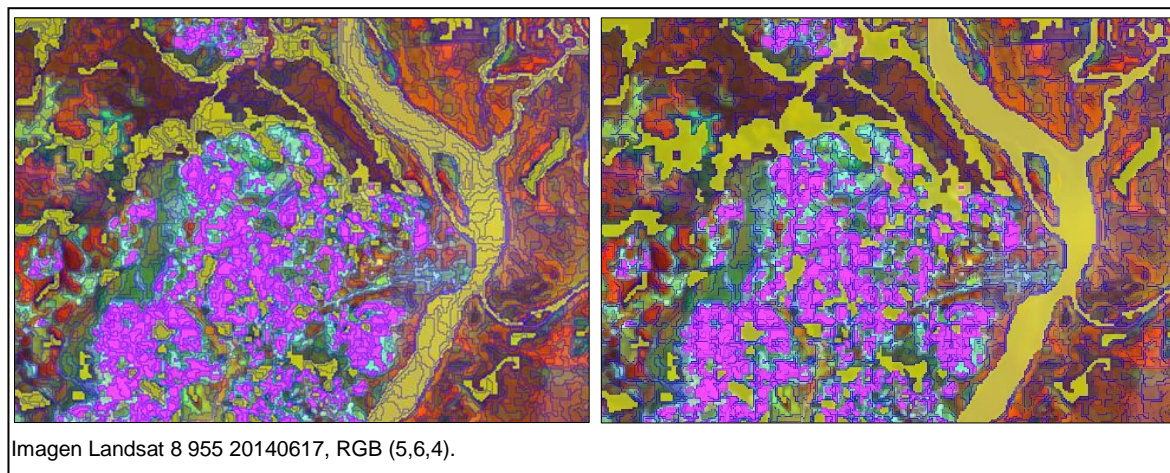
seleccionados de acuerdo a sus tamaños y características de vecindad con el suelo desnudo. El proceso de *merge region*, se ejecutó de acuerdo a los parámetros de la Figura 4-38, y sus resultados se muestran en la Figura 4-39.

Figura 4-38: Parámetros para ejecutar la unión de segmentos clasificados como cuerpos de agua

Edit Process

<p>Name</p> <p><input checked="" type="checkbox"/> Automatic</p> <p>Agua at NIVEL_1: merge region</p> <p>Algorithm</p> <p>merge region</p> <p>Image Object Domain</p> <p>image object level</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th>Parameter</th> <th>Value</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Level</td> <td>NIVEL_1</td> </tr> <tr> <td>Class filter</td> <td>Agua</td> </tr> <tr> <td>Threshold condition</td> <td>---</td> </tr> <tr> <td>Map</td> <td>From Parent</td> </tr> <tr> <td>Region</td> <td>From Parent</td> </tr> <tr> <td>Max. number of image obj...</td> <td>all</td> </tr> </tbody> </table>	Parameter	Value	Level	NIVEL_1	Class filter	Agua	Threshold condition	---	Map	From Parent	Region	From Parent	Max. number of image obj...	all	<p>Algorithm Description</p> <p>Merge all image objects chosen in the image object domain.</p> <p>Algorithm parameters</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th>Parameter</th> <th>Value</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Fusion super objects</td> <td>No</td> </tr> <tr> <td>Use Thematic Layers</td> <td>No</td> </tr> </tbody> </table>	Parameter	Value	Fusion super objects	No	Use Thematic Layers	No
Parameter	Value																				
Level	NIVEL_1																				
Class filter	Agua																				
Threshold condition	---																				
Map	From Parent																				
Region	From Parent																				
Max. number of image obj...	all																				
Parameter	Value																				
Fusion super objects	No																				
Use Thematic Layers	No																				

Figura 4-39: Resultados del proceso de unión de segmentos clasificados como cuerpos de agua (amarillo).



- Una vez ejecutado el proceso de unión de los cuerpos de agua, dichos segmentos resultantes, quedan en condiciones para realizar clasificaciones por área y relaciones

de vecindad con la clasificación de zonas mineras teniendo en cuenta el criterio espectral.

A partir de los parámetros establecidos en la Tabla 4-9, referente a las características de cuerpos de agua asociados a suelo desnudo, fueron generados tres procedimientos, i) el primero consistió en la clasificación de cuerpos de agua ≤ 12 ha, ii) el segundo a la clasificación de cuerpos de agua ≤ 12 ha, en relación de vecindad de 0.01, con las zonas mineras clasificadas a partir únicamente del criterio espectral y iii) clasificación unificada de los cuerpos de agua que cumplen con criterios de tamaño y vecindad con la clasificación espectral de las zonas mineras. De esta forma generando la clasificación final de las zonas mientras a cielo abierto integrando el criterio espectral junto con el pictoricomorfológico. A continuación, se describen detalladamente los tres procesos mencionados.

Para el primer procedimiento, referente a la clasificación de cuerpos de agua ≤ 12 ha, fue ejecutado mediante el algoritmo de asignación de clases (*assign class*), involucrando el condicional de área ≤ 12 ha; el cual clasifica los segmentos correspondientes a cuerpos de agua que cumplan con dicha superficie. La configuración de los parámetros referidos se muestra en la Figura 4-40, y sus resultados se evidencian en la Figura 4-41.

Figura 4-40: Parámetros para clasificación de cuerpos de agua ≤ 12 ha.

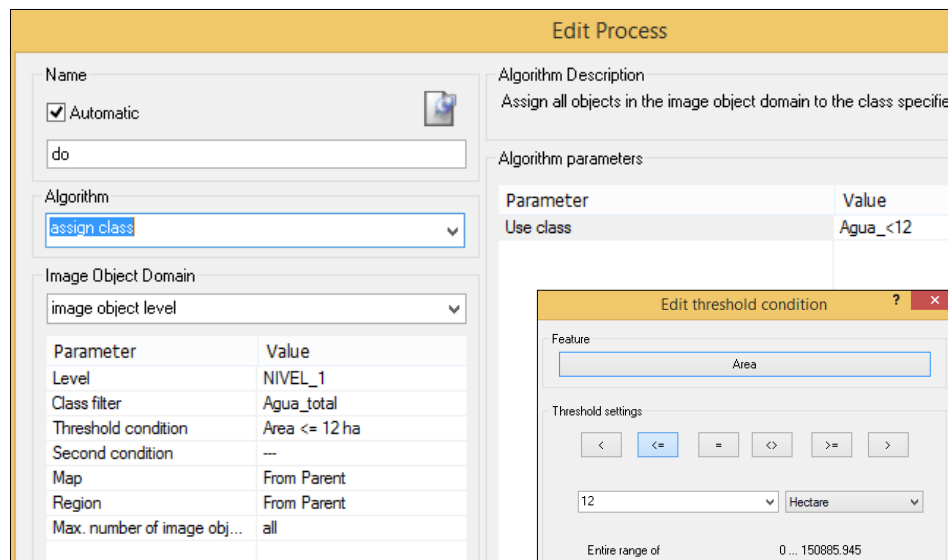
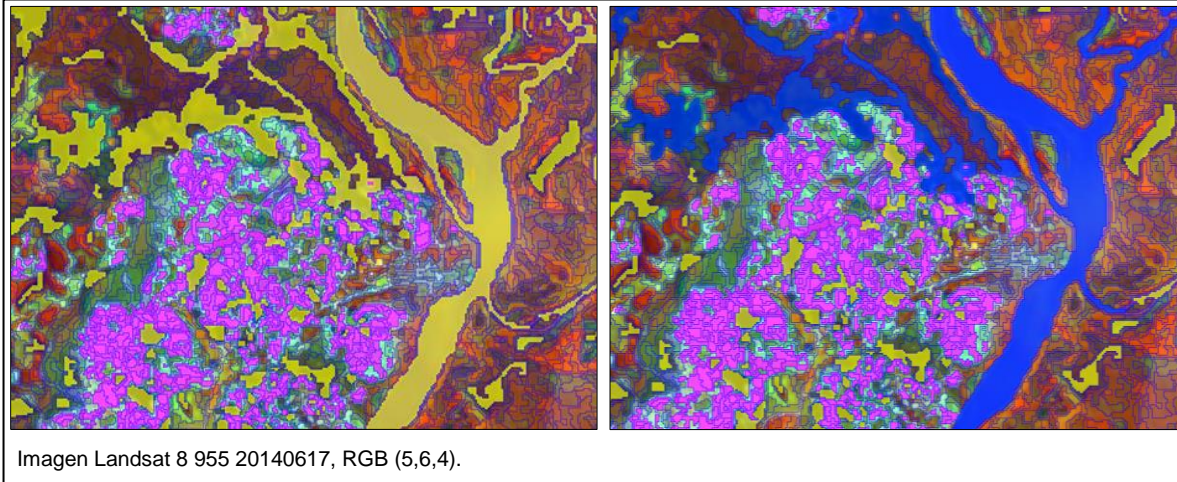


Figura 4-41: Resultados del proceso de clasificación de cuerpos de agua (amarillo) ≤ 12 ha.



El segundo procedimiento referente a la clasificación de cuerpos de agua con relación de vecindad a las zonas mineras clasificadas a partir del criterio espectral, se realizó debido a que no solamente los cuerpos de agua ≤ 12 ha, se encuentran asociados a zonas mineras; también existen cuerpos de agua aislados con estas características, que no intervienen en la actividad extractiva como se ha mencionado en las propiedades pictoricomorfológicas; dichos cuerpos de agua además de su tamaño, también deben poseer características de vecindad con el suelo desnudo clasificado a partir del criterio espectral.

Para lograr clasificar dichos cuerpos de agua (≤ 12 ha) con características de vecindad, se ejecutó el algoritmo de asignación de clases (*assing class*) involucrando un condicional de relación de bordes ≥ 0.01 , frente a la clasificación espectral de las zonas mineras. El anterior algoritmo clasifica los cuerpos de agua ≤ 12 ha que estén relacionados en términos de vecindad con las zonas mineras del criterio espectral, siendo 0.01 el valor mínimo compartido entre bordes de clases temáticas y el valor de 1 igual al 100% de borde compartido.

A partir de la anterior configuración fueron ejecutados los parámetros de acuerdo a la Figura 4-42, y cuyos resultados son mostrados en la Figura 4-43.

Figura 4-42: Parámetros de clasificación para cuerpos de agua vecinos con zonas mineras clasificadas con criterio espectral.

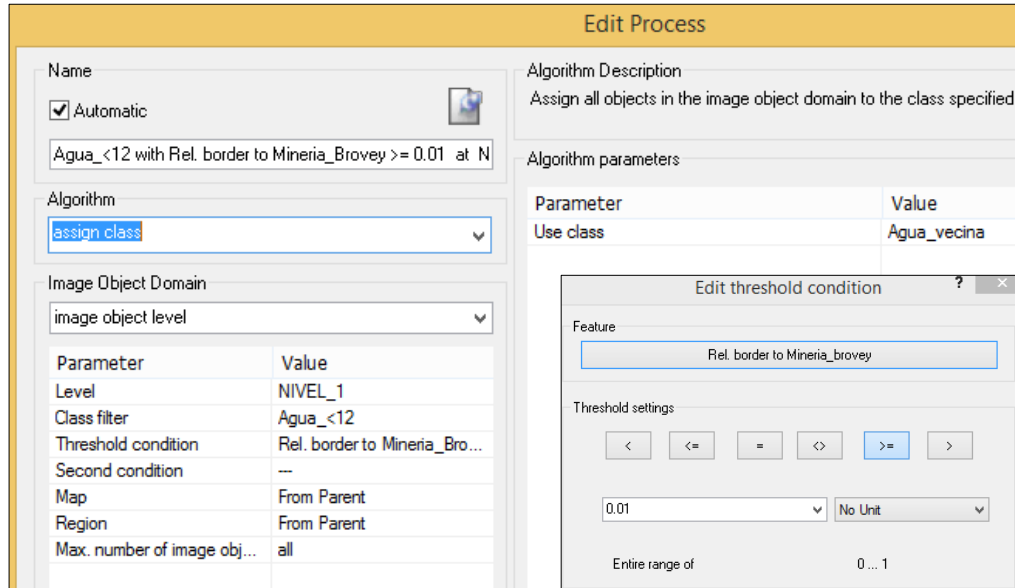
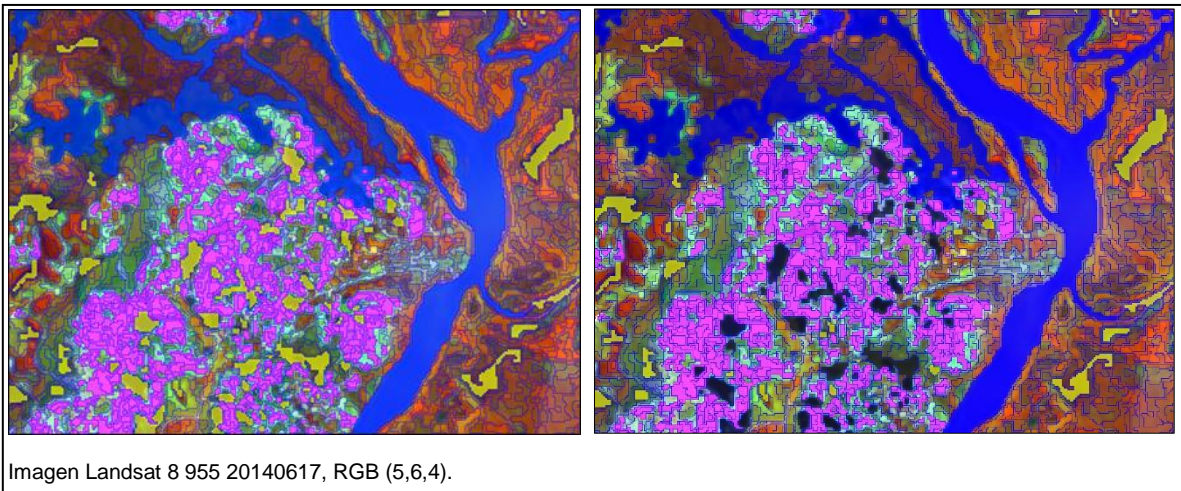


Figura 4-43: Resultados del proceso de clasificación de cuerpos de agua <=12 ha (negro) y vecinos con las zonas mineras clasificadas con criterio espectral (violeta).



El tercer procedimiento, referente a la clasificación unificada de los cuerpos de agua que cumplen con criterios de tamaño y vecindad, junto con la clasificación espectral de las zonas mineras, buscó integrar en una sola categoría, tanto el criterio espectral como el pictoricomorfológicos, procedimiento realizado con el algoritmo de asignación

de clases (*assign class*), generando una nueva clase temática de minería unificada. La ejecución de este algoritmo y sus parámetros de son representados en la Figura 4-44, y sus resultados son reflejados en la Figura 4-45.

Figura 4-44: Parámetros para generar la clasificación de zonas mineras, integrando el criterio espectral y el pictoricomorfológico.

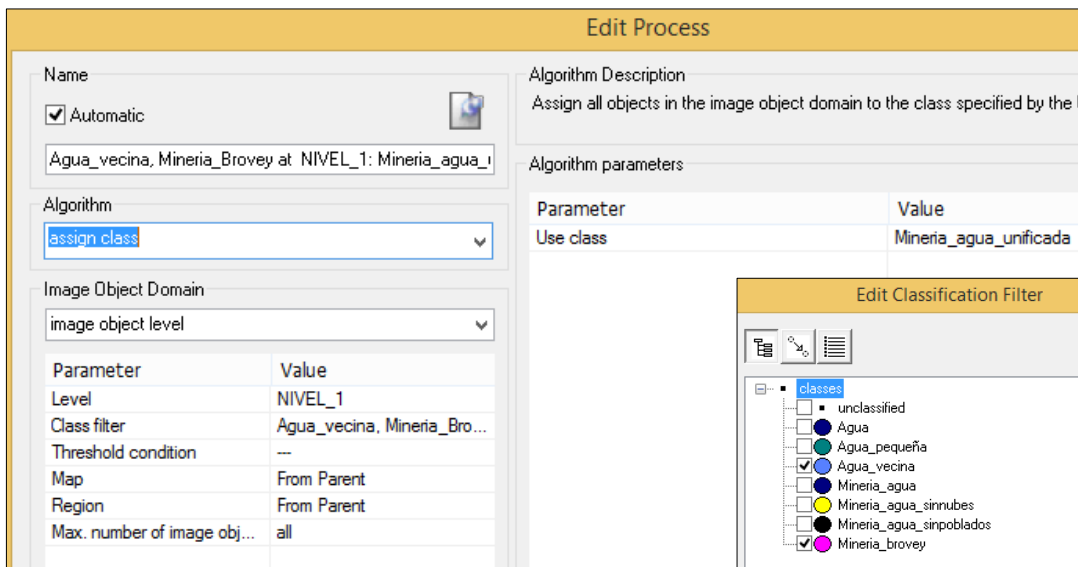


Figura 4-45: Resultados del proceso de clasificación de zonas mineras, integrando el criterio espectral y el pictoricomorfológico (violeta).



Imagen Landsat 8 955 20140617, RGB (5,6,4).

En los resultados de la Figura 4-45, se muestra en color violeta, la clasificación de zonas mineras a cielo abierto, donde se encuentran ya integrados, tanto el criterio espectral, como el criterio pictoricomorfológico establecidos en el proceso de investigación. A partir de dicha clasificación se procedió a la aplicación de criterios con datos temáticos auxiliares, los cuales son descritos en el siguiente numeral.

iv) Integración de criterios de datos temáticos auxiliares:

A pesar de los resultados satisfactorios obtenidos hasta el momento, producto de la ejecución del algoritmo para clasificar zonas mineras a cielo abierto; aún pueden presentarse pequeños segmentos clasificados como minería a cielo abierto, que en realidad podrían corresponder a otras clases temáticas como sectores de centros poblados y/o nubes, para lo cual fue necesario implementar otro procedimiento que permitiera reconocer estos posibles errores en la clasificación; este consistió en incorporar datos temáticos auxiliares, en formato vector con geometría de polígono, en donde uno de sus atributos permitiera identificar la presencia (atributo = 1) o ausencia (atributo = 0) de dicho tema de interés, los cuales han sido relacionados para excluir segmentos de zonas mineras previamente clasificadas dentro de clases temáticas que por conocimiento o nivel de referencia, no podrían existir actividades de explotación minera. Este procedimiento fue desarrollado ejecutando el algoritmo de asignación de clases (*assign class*), a partir de la clasificación de zonas mineras en las cuales se encuentran integrados los criterios espectrales y pictoricomorfológicos, donde únicamente son seleccionados los segmentos clasificados como minería que no se encuentren intersectados por polígonos correspondientes al dato temático auxiliar, en este caso centros poblados; procedimiento que involucró una condicional que asigna la clase de “minería sin poblados” a los segmentos donde la clase temática de centros poblados se encuentre ausente (atributo = 0). Los anteriores parámetros fueron integrados de acuerdo a la Figura 4-46 y cuyos resultados para el caso de los centros poblados se evidencian en la Figura 4-47.

Figura 4-46: Parámetros para excluir centros poblados dentro de zonas mineras utilizando datos auxiliares.

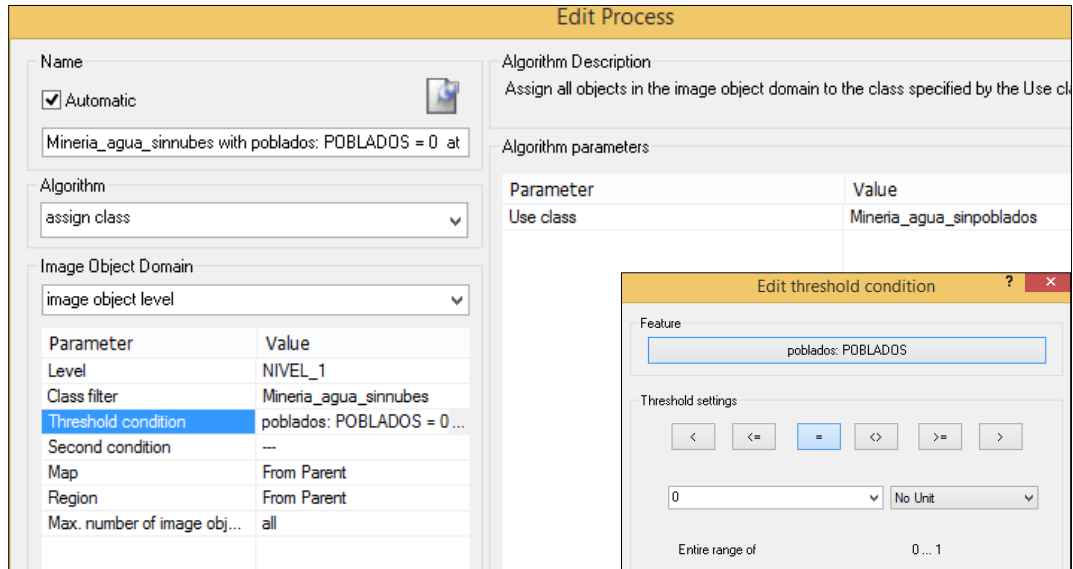
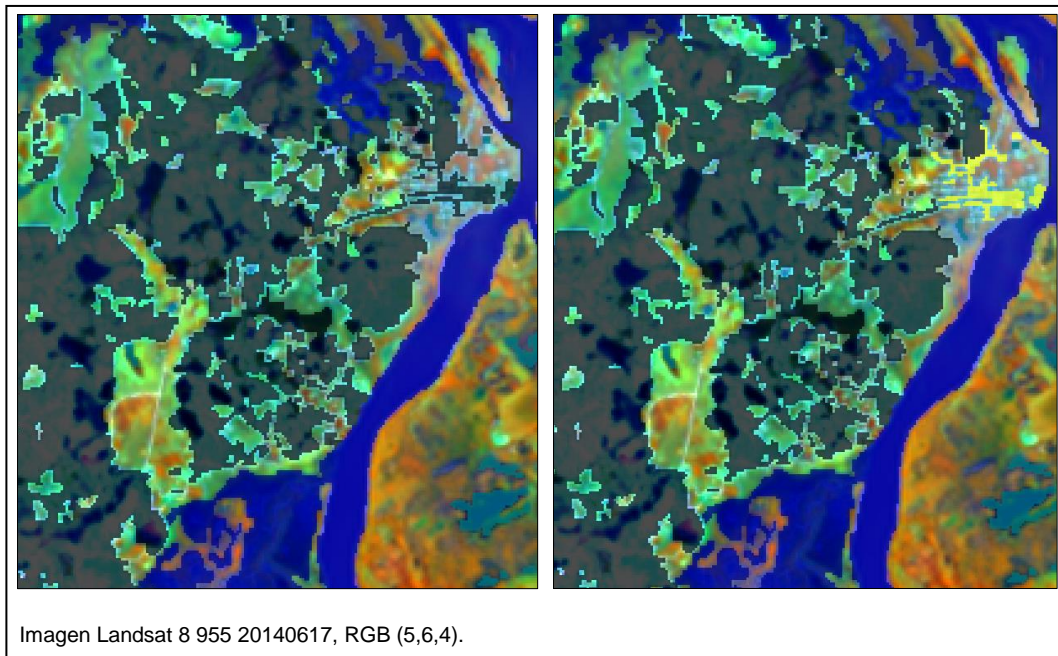


Figura 4-47: Resultado de la exclusión de centros poblados (amarillo) clasificados inicialmente como zonas mineras (negro), a partir de datos auxiliares.



4.2.10 Clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto

Como resultado de la ejecución de los procedimientos para la construcción del algoritmo previamente referenciado en la Figura 4-30, se obtuvo la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto en la zona de estudio, cuyos resultados son presentados en el mapa de la Figura 4-48, referente al anexo1 (formato pliego), el cual presenta en detalle las diferentes áreas de minería a cielo abierto clasificadas en el zona de estudio, en donde es posible confrontar de forma más detallada el resultado de la clasificación, frente a la información de referencia, en este caso las zonas mineras producto de la interpretación visual de imágenes.

Algunos ejemplos de estos resultados, son presentados en la Figura 4-49, donde es posible evaluar de forma visual y preliminar, algunos resultados obtenidos de la clasificación definitiva frente a la interpretación visual (información de referencia).

Figura 4-48: Mapa de la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto a través de procesamiento digital de imágenes de sensores remotos (anexo 1).

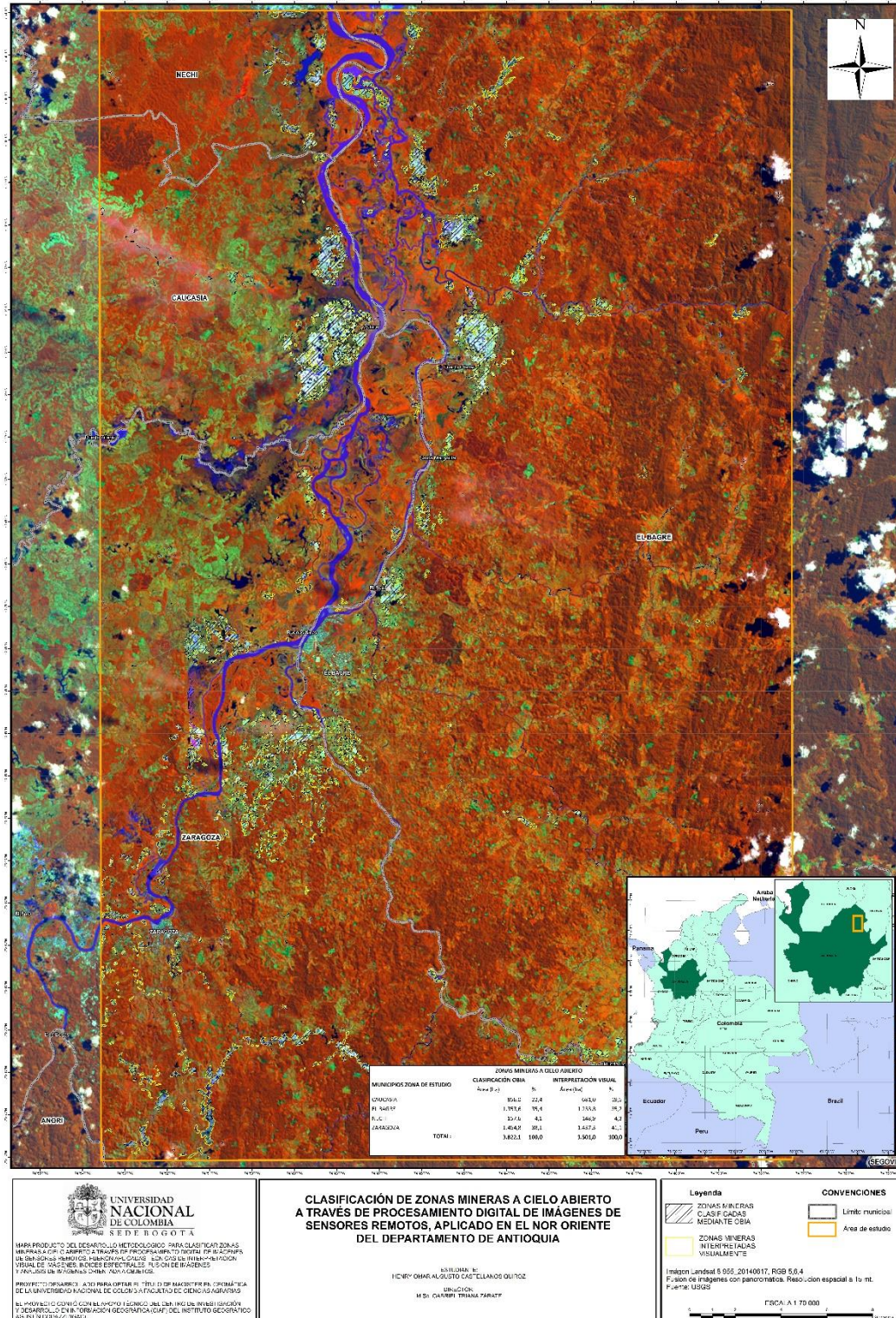
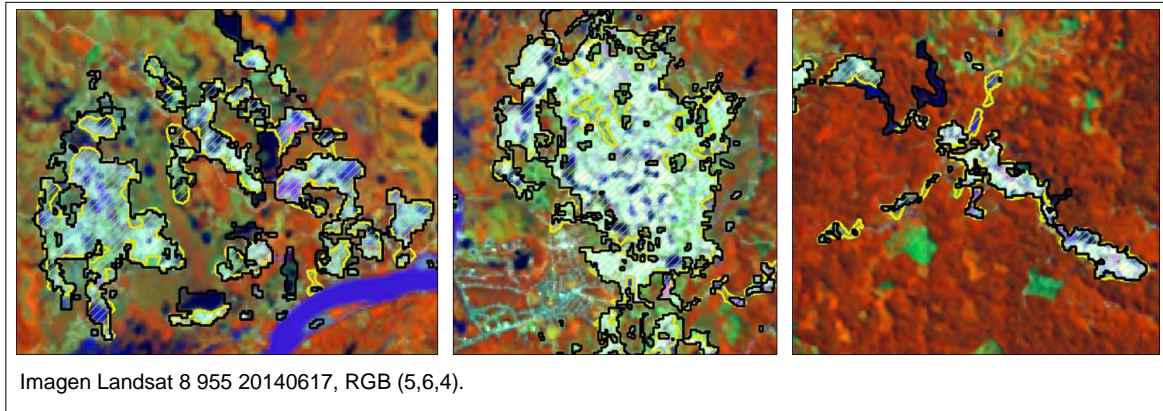


Figura 4-49: Ejemplos de la clasificación definitiva de zonas mineras a cielo abierto (negro), frente a la interpretación visual (amarillo).



Son calculadas las áreas de minería a cielo abierto en la zona de estudio, producto tanto de la clasificación mediante la aplicación de la presente propuesta metodológica, como de la interpretación visual, las cuales son confrontadas en la Tabla 4-10, donde se registra en todos los municipios del área de estudio, mayores extensiones de zonas mineras a cielo abierto en la clasificación, frente a las áreas obtenidas en la interpretación visual (información de referencia), con una diferencia total de 321 ha más que las reportadas mediante procedimientos visuales. Dichas áreas registradas han sido evaluadas mediante una validación temática, incorporando procesos de evaluación de la exactitud temática, a través de la matriz de confusión e índice Kappa, desarrollados en el numeral 4.3.

Tabla 4-10: Extensión de la minería a cielo abierto en la zona de estudio, producto de la clasificación, frente a la interpretación visual (información de referencia).

MUNICIPIOS ZONA DE ESTUDIO	ZONAS MINERAS A CIELO ABIERTO			
	CLASIFICACIÓN OBIA		INTERPRETACIÓN VISUAL	
	Área (ha)	%	Área (ha)	%
CAUCASIA	856,0	22,4	681,0	19,5
EL BAGRE	1.353,6	35,4	1.233,8	35,2
NECHI	157,6	4,1	148,9	4,3
ZARAGOZA	1.454,8	38,1	1.437,3	41,1
TOTAL:	3.822,1	100,0	3.501,0	100,0

Los resultados referentes a las zonas mineras clasificadas deben ser confrontados con las licencias ambientales y títulos mineros expedidos para dicha actividad; las áreas que

no estén autorizadas, deben ser objeto de una visita por parte de las autoridades competentes frente al tema de regulación y control de minería en el país.

4.3 Fase 3: Validación temática

El presente numeral fue desarrollado en tres componentes, a) definición de la muestra, b) Matriz de confusión y c) Valor índice Kappa.

a) Definición de la muestra:

A continuación, se presenta los parámetros iniciales para la definición de la muestra, los cuales se muestran en la Tabla 4-11, referentes a la unidad de muestreo definida, el tipo de muestreo seleccionado y el tamaño de la muestra.

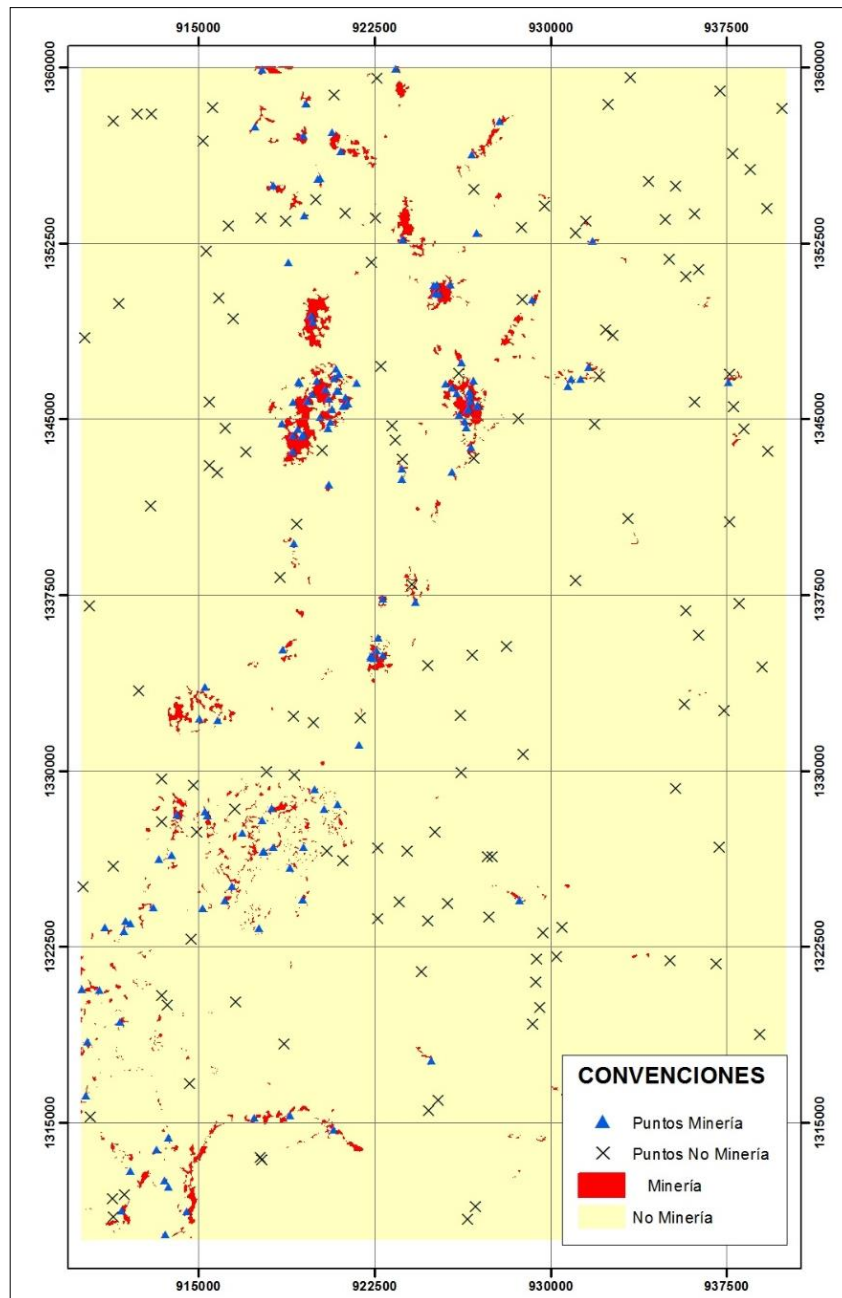
Tabla 4-11: Parámetros iniciales para definir la muestra.

PARÁMETRO	CARACTERÍSTICA
Unidad de Muestreo	Puntos, tipo vector
Tipo de muestreo	Aleatorio estratificado Uniforme
Tamaño de la muestra	$n = \frac{1.96^2 \times 0.9 \times (1 - 0.9)}{0.05^2} = 138.2976 \cong 139$

El tamaño de la muestra correspondiente a 139 puntos, fue aplicada para los dos estratos, es decir, tanto para la clase de minería como para la de no minería, en consecuencia, en total fueron generados 278 puntos para el área de estudio, cuya distribución se observa en la Figura 4-50.

De esta forma también se utilizan estos puntos para la validación temática de la clasificación de minería y no minería, por el método de interpretación visual de imágenes metodología CORINE land cover adaptado para Colombia (IDEAM, 2010), que fue tomada como información de referencia.

Figura 4-50: Distribución de puntos del muestreo aleatorio estratificado uniforme para las clases de minería y no minería, para la validación de la clasificación mediante OBIA.



A partir de los puntos de muestreo y su correspondiente asignación de atributos referentes a las coincidencias temáticas tanto para la capa clasificada como para la interpretada, fue obtenida la tabla final de atributos organizada.

La selección del tipo de muestreo aleatorio estratificado uniforme, se debe a que con otros tipos de muestreo como el aleatorio estratificado o el aleatorio simple, arrojaba una muestra demasiado pequeña y no representativa para las zonas correspondientes a minería, debido a la marcada diferencia de superficie de las clases a validar en la zona de estudio, donde la clase temática de interés como es la minería, ocupa 3.501 ha, correspondiente tan solo al 2.3 % de la zona de estudio, mientras que la clase de no minería se extiende con una superficie de 146.499 ha, representando el 97.6%. Así para un hipotético muestreo aleatorio estratificado, tan solo el 2.3 % sería representado en el número de muestras, mientras que para el caso del muestreo aleatorio simple tan solo eran tomadas uno o dos puntos de muestreo para la clase temática minería; lo cual fue considerado como no representativo para la validación temática. Por tal razón se utilizó el muestreo aleatorio estratificado uniforme, el cual permitió generar la misma cantidad de puntos para ambas clases, tanto para minería como no minería y así poder evaluar con una muestra más representativa la clase de interés.

b) Matriz de confusión:

A continuación, en la Tabla 4-12, se presenta la matriz de confusión, donde la diagonal principal que son los acuerdos, para la clase minería fueron obtenidos 109 acuerdos y para la clase de no minería se observaron 137 acuerdos. En la parte superior de la diagonal los errores de comisión que corresponden a solo 2, y en la parte inferior los errores de omisión correspondientes a 30 puntos registrados.

Tabla 4-12: Matriz de confusión para la clasificación de zonas mineras y no mineras

		REFERENCIA		TOTAL	Exactitud usuario	Error comisión
		Minería	No Minería			
CLASIFICACIÓN	Minería	109	2	111	98,1	1,8
	No Minería	30	137	167	82	17,9
TOTAL		139	139	246		
Exactitud productor		78,4	98,5			
Error omisión		21,6	1,5			

En la matriz de confusión, referente a la Tabla 4-12 se evidencia que, del total de 278 puntos de muestreo evaluados, 246 de ellos correspondieron a los acuerdos temáticos, representados en 109 acuerdos para la clase temática de minería y 137 acuerdos para la clase temática de no minería. Siendo la clase temática de minería la de interés en la investigación, su exactitud de producción en el mapa para esta clase fue de 78,4%, con un residual de 21% de error de comisión, es decir el 21% de la clase temática de minería existen en el terreno, pero fueron omitidas en la clasificación, en otras palabras, no fueron incluidas en el mapa. Mientras que, para la exactitud del usuario, correspondió a que el 98,1% de la clase de minería en el mapa se ajusta a la realidad, es decir, tan solo el 1,8% de las coberturas de minería en el mapa no existen en el terreno.

c) Índice Kappa:

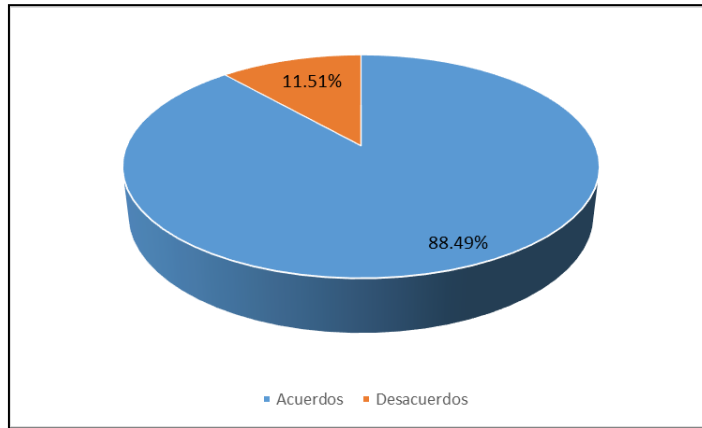
Por último, fueron obtenidos los resultados finales que incluyen el número de acuerdos, desacuerdos, confianza global (p_0), confianza resultante al azar (p_c) y finalmente el valor del índice kappa, como se muestra en la Tabla 4-13.

Tabla 4-13: Resultados índice de Kappa

RESULTADOS ÍNDICE KAPPA	
Numero de acuerdos	246
Numero de desacuerdos	32
p_0	0.88489209
p_c	0.5
Kappa	0.76978417

Se presentaron un total de 246 acuerdos y 32 desacuerdos sobre el número total de puntos de muestreo, correspondientes a 278 puntos (139 para zonas mineras y 139 para zonas no mineras en el archivo de referencia es decir el interpretado visualmente), los cuales se pueden observar en términos de porcentaje con respecto al total de la muestra en la Figura 4-51, donde es evidente que el total de acuerdos es superior al total de desacuerdos, esto se establece como la fiabilidad global de la clasificación, la cual correspondió al 88.49%.

Figura 4-51: Porcentaje de Acuerdos y desacuerdos, fiabilidad global.



Dichos registros de acuerdos y desacuerdos son los que influyeron de sobremanera en los resultados del índice kappa, ya que como se mencionó en el marco conceptual, si se tiene un valor negativo indica que la clasificación es pobre y esto se presenta cuando el número de acuerdos es menor al 50% de la muestra, lo cual pudo comprobarse en otras clasificaciones preliminares ejecutadas al inicio de la investigación, con resultados deficientes.

En tal sentido el índice kappa arrojó un valor de 0.76978417 como lo muestra la Tabla 4-13, que relacionándolo con la clasificación del índice kappa (Tabla 4-14), corresponde al rango entre 0.61 al 0.80, lo cual indica que el grado de acuerdo de la clasificación realizada para las zonas mineras a cielo abierto en el área de estudio es de carácter “sustancial”, correspondiendo a la segunda categoría de mayor grado de acuerdo temático.

Tabla 4-14: Clasificación del índice Kappa.

Clasificación del índice Kappa	
Kappa	Grado de acuerdo
< 0.00	sin acuerdo
0.00 – 0.20	insignificante
0.21 – 0.40	discreto
0.41 – 0.60	moderado
0.61 – 0.80	sustancial
0.81 – 1.00	casi perfecto

Fuente: Lopez y Pita (1999)

Lo anterior permite deducir que se obtuvo un resultado satisfactorio en la investigación, la cual buscaba proponer, implementar y desarrollar un diseño metodológico para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos.

5. Discusión de resultados

- La descripción de las propiedades pictoricomorfológicas en imágenes de sensores remotos a partir de interpretación visual de las zonas mineras a cielo abierto en el área de estudio, permitieron identificar y definir características que resultaron relevantes al momento de plantear y ejecutar fases posteriores de la propuesta metodológica, principalmente en el diseño y desarrollo del algoritmo de clasificación mediante OBIA, las cuales se explican en la descripción del patrón espacial de dichas zonas mineras, donde la característica de mayor relevancia correspondió a la asociación directa en términos de vecindad y/o proximidad entre coberturas de suelo desnudo y pequeñas superficies o cuerpos de agua llamadas piscinas, asociación que permitió diferenciar y clasificar zonas mineras a cielo abierto de otras coberturas con respuestas espectrales similares. Esta característica que define el patrón espacial de las zonas mineras a cielo abierto, corroboran los hallazgos recientemente reportado por autoridades nacionales como el MINJUSTICIA, MINMINAS y MINAMBIENTE (2016), en el estudio denominado “Explotación de oro de aluvión. Evidencias a partir de percepción remota”, y que coincide ampliamente con la definición del patrón espacial descrito en la presente investigación; el mencionado estudio utiliza esta característica como una de las claves de interpretación, siendo integrada mediante árboles de decisión, para lograr clasificar visualmente las zonas mineras de no mineras, característica reportada en gran parte del país donde existen evidencias de explotaciones mineras a cielo abierto (incluyendo la zona de estudio), situación que potencializa la adaptación y réplica eficiente del presente diseño metodológico en otras zonas del territorio nacional. Estas propiedades pictoricomorfológicas descritas a través de procedimientos en interpretación visual, evidencian la presencia de diversos elementos u objetos en la imagen con características espectrales y morfológicas

muy diferentes, que conforman unidades homogéneas de clasificación como las zonas mineras a cielo abierto, presentando mayor dificultad para su clasificación con procesos automatizados basados en características espectrales únicamente; esto revela la importancia de incorporar sub-procesos que involucren la interpretación visual, teniendo como referente lo afirmado por Li y Jiang (2015), donde se ratifica que sigue siendo difícil sustituir por completo la interpretación visual por la clasificación automatizada; de la misma forma es concebido por Li, N. *et al.*, (2015), donde aún continúan utilizando técnicas de interpretación o inspección visual como complemento y apoyo en ciertos procedimientos, para mejorar la calidad temática de clasificaciones; siendo comúnmente utilizada en procesos de evaluación de la exactitud temática, determinando propiedades de los objetos de referencia presentes en el terreno a partir de la interpretación visual de imágenes de sensores remotos (Congalton y Green, 2009).

- La aplicación de los nueve índices espectrales y las dos técnicas de fusión de imágenes planteadas (Tabla 3-2), que han sido evaluadas a través de la relación discriminante de Fisher (FDR), permitió definir el procedimiento que presenta mejor desempeño para discriminar zonas mineras de no mineras, obteniendo los mayores valores en dicha relación (Tabla 4-2); corresponde a la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey en su banda dos, la cual se consolida como la de mayor potencial discriminante de zonas mineras en el área de estudio, estableciendo para su clasificación, valores de píxel normalizados entre el rango de 0,3225 a 0,5237. Sin embargo, han sido aplicados otros índices espectrales y técnicas de fusión de imágenes con el propósito de establecer su potencial discriminante para zonas mineras a cielo abierto específicamente en el área de estudio, donde algunos de ellos como los índices *Clay Minerals* (Drury S. A., 1987) y *Ferrous Minerals* (Drury S. A., 1987; Segal D., 1982), han sido diseñados para discriminar minerales, tipos de suelo y rocas, los cuales inicialmente fueron perfilados como apropiados para el desarrollo de la presente investigación; sin embargo, no se presentó tal tendencia, ya que sus resultados no fueron satisfactorios (Tabla 3-2); por el contrario, dichos índices presentaron los menores potenciales discriminantes en la zona de estudio, los cuales han sido descartados para cualquier tipo de análisis en esta temática. De igual manera fueron aplicados

índices espectrales que han sido utilizados para clasificar zonas mineras a cielo abierto en otras regiones de estudio a nivel mundial, principalmente el índice NDVI, donde según lo reportado por Bi y Bai (2007), establecieron rangos de la vegetación dentro de zonas mineras con NDVI y elementos propios de una zona minera como sectores de excavación y transporte. Así mismo, recientemente dicho índice espectral, también ha sido utilizado por Li, J., *et al.* (2015a; 2015b), para establecer la presencia de actividad minera a cielo abierto a partir del análisis de series de tiempo y variabilidad del índice, donde a mayor variabilidad es asumida la perturbación a causa de actividades mineras. No obstante, los resultados satisfactorios al aplicar el índice NDVI en los estudios mencionados, contrastan notoriamente con los hallazgos encontrados en la presente investigación, donde el índice NDVI no presenta los mejores resultados para discriminar las zonas mineras a cielo abierto en el área de estudio, dado que, al ejecutar la relación discriminante de Fisher, registra resultados por debajo de otros índices y técnicas de fusión de imágenes aplicadas. Por otro lado, a nivel nacional las aproximaciones realizadas en la identificación y evaluación de los procesos de degradación de suelos y tierras por erosión (Otero *et al.*, 2012) (siendo esta una de las condiciones más evidentes de las zonas mineras a cielo abierto), ha sido aplicada la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey para dicha identificación; a pesar de no ser revelados análisis con mayor profundidad de la aplicación de esta técnica, sí evidencia resultados satisfactorios en la clasificación de zonas erosionadas, de la misma forma que en la presente investigación, donde la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey en su banda 2, demostró el mejor desempeño para discriminar y clasificar las zonas mineras a cielo abierto.

- Al incorporar técnicas de análisis de imágenes orientada a objetos (OBIA) en la propuesta metodológica, para clasificar zonas mineras a cielo abierto, estas permitieron integrar en el proceso, múltiples características asociadas a las explotaciones mineras presentes en la zona de estudio; por un lado los criterios espectrales, por otro la asociación espacial de elementos que componen diferentes respuestas espectrales, y que configuran la definición del patrón espacial, basado en las propiedades pictoricomorfológicas y finalmente datos temáticos auxiliares. La integración de estos tres criterios mediante técnicas de OBIA, permitió obtener como resultado, la clasificación final de las zonas mineras a cielo abierto con una

fiabilidad global de 88.5%, y un índice Kappa de 0.7697, evidenciando una clasificación de carácter sustancial, correspondiente a la segunda categoría de mayor grado de acuerdo temático en la clasificación después del nivel casi perfecto. Sin embargo, vale la pena plantear para desarrollos y aplicaciones en etapas futuras, que la evaluación de la exactitud temática en la clasificación orientada a objetos, adopte nuevos y novedosos enfoques o métodos alternativos para su evaluación, diferentes a los métodos convencionales actualmente utilizados basados en píxeles, donde involucre características adicionales a sus propiedades espectrales a evaluar, tomando como unidades de muestreo objetos o segmentos clasificados, y analizados geométrica y temáticamente en cuanto a su forma, tema, bordes y posición, a través de medidas o métricas de similitud de la clasificación frente a información de referencia; dicho procedimiento puede ser abordado a través de la matriz de similitud propuesta por Lizarazo (2014), denominada STEP (por sus siglas en inglés S= *Shape*, T= *Theme*, E= *Edge* y P= *Position*), para la evaluación de la exactitud de los resultados obtenidos mediante el análisis y clasificación de imágenes de sensores remotos, aplicando métodos orientado a objetos (OBIA).

- El diseño metodológico propuesto aunque es aplicado en una zona específica, tiene como ventaja la flexibilidad para adaptarse y ser replicado en otras regiones geográficas, que eventualmente presenten diferentes componentes para desarrollar la actividad minera a cielo abierto, dado el diseño y desarrollo secuencial de los procesos; esto se puede establecer si se define el índice espectral o técnica de fusión de imágenes de mayor potencial discriminante, junto con el patrón espacial o asociación entre elementos identificables en la imagen que conforman dichas zonas mineras, para ser posteriormente integrados en el algoritmo de clasificación utilizando herramientas OBIA, el cual se ha diseñado para desarrollar en cuatro procesos principales i) ejecución algoritmo de segmentación, ii) integración de criterios espectrales, iii) integración de criterios pictoricomorfológicos y finalmente iv) integración de criterios de datos auxiliares; permitiendo la clasificación de zonas mineras a cielo abierto.

- Como nuevos aportes al conocimiento en el campo de la clasificación de zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos, producto del desarrollo de la presente investigación, fue lograr establecer la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey en su banda dos, como la de mayor potencial discriminante para clasificar dichas zonas, y principalmente el definir su rango de valores normalizados de píxel desde 0,3225 hasta 0,5237, el cual permite clasificar las zonas mineras a cielo abierto en el área de estudio. Así mismo, se presenta el diseño y desarrollo del algoritmo de clasificación basado en técnicas de análisis de imágenes orientado a objetos (OBIA) para las zonas mineras a cielo abierto, procedimientos integrados y articulados en el diseño metodológico propuesto. Estos hallazgos, constituyen un aporte importante a la línea de investigación en esta temática, que permiten a investigadores como Bi y Bai (2007), Li *et al.*, (2015a; 2015b), Gond y Brognoli, (2005) y a nivel nacional a estudios reportados por el MINJUSTICIA *et al.*, (2016) y Otero *et al.*, (2012), nuevas alternativas y complementos metodológicos, que incrementan la exactitud temática en las clasificaciones generadas, al integrar además de características netamente espectrales, criterios pictoricomorfológicos de las zonas mineras a cielo abierto.

6. Conclusiones y recomendaciones

6.1 Conclusiones

- El diseño metodológico propuesto demostró su utilidad, registrando una exactitud temática según el índice Kappa de 0.7697, correspondiente a la segunda categoría (sustancial) de mayor grado de acuerdo en la clasificación después del nivel casi perfecto; exactitud temática lograda al aplicar diferentes técnicas de procesamiento digital de imágenes de sensores remotos, para clasificar zonas mineras a cielo abierto en la región del Nor-Oriente del departamento de Antioquia; la cual permite concluir que:
 - i) La identificación y descripción de las propiedades pictoricomorfológicas (formas, tamaños, colores, contexto, asociación) de las zonas mineras a cielo abierto en imágenes de sensores remotos a partir de su interpretación visual, permiten establecer el patrón espacial característico de las zonas mineras a cielo abierto, correspondiente la asociación directa en términos de vecindad entre coberturas de suelo desnudo y pequeñas superficies o cuerpos de agua llamados piscinas; asociación que se constituyó en la clave que posteriormente permitió diferenciar y clasificar zonas mineras a cielo abierto de otras coberturas con respuestas espectrales similares; dicho patrón espacial se integró y articuló mediante técnicas de clasificación de imágenes basada en objetos (OBIA), para clasificar zonas mineras a cielo abierto.
 - ii) A partir del análisis de sensibilidad aplicado a índices espectrales y técnicas de fusión de imágenes, se logró determinar que la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey en su banda 2, obtenida del sensor Landsat 8 LDCM, posee el mayor potencial discriminante para clasificar zonas mineras a cielo abierto en la zona de estudio, estableciendo como umbral de clasificación valores de píxel normalizados de 0,3225 a 0,5237.

- iii) La incorporación en el diseño metodológico de técnicas de procesamiento digital basadas en análisis de imágenes orientada a objetos (OBIA), permitió integrar de forma articulada a través del algoritmo de clasificación, diferentes características asociadas a la actividad minera a cielo abierto, obedeciendo no solamente a criterios espectrales, sino también vinculando propiedades pictoricomorfológicas e información temática auxiliar, logrando una clasificación final de las zonas mineras a cielo abierto de mayor exactitud temática.

- El diseño metodológico se proyecta como una nueva alternativa para la clasificación de zonas mineras a cielo abierto en el país, donde han sido integradas diferentes técnicas de procesamiento digital de imágenes, como: interpretación visual, descripción de propiedades pictoricomorfológicas, técnicas de fusión de imágenes y análisis de imágenes orientada a objetos (OBIA), evidenciando resultados satisfactorios y colocando a disposición de las autoridades ambientales y de control para cumplimiento de sus funciones misionales en aspectos de registro, monitoreo, control y regulación, una herramienta que permite clasificar zonas minera a cielo abierto, logrando ser localizadas, calculadas y reportadas, facilitando la toma de acciones oportunas, localizadas y con información actualizada.

6.2 Recomendaciones

- Inicialmente la metodología propuesta podría encontrarse limitada para su aplicación, por la ejecución de procesos en programas licenciados, teniendo en cuenta sus costos de adquisición, capacidad técnica disponible de profesionales en manejo de herramientas OBIA y amplias jornadas dedicadas para su ejecución; no obstante, para estas limitantes se plantea como rutas de estudio para etapas futuras, la adaptación del diseño metodológico a herramientas libres de procesamiento digital de imágenes; aun así, actualmente los módulos y herramientas disponibles en otros programas con respecto a técnicas de segmentación y clasificación de imágenes orientada a objetos, no ofrecen la versatilidad ni los avanzados parámetros configurables de clasificación que dispone el programa eCognition®, lo cual podría

dificultar la plena adaptación de la metodología en otros programas. Sin embargo, en dichas rutas de estudio para etapas futuras, referente a la adaptación metodológica con otras herramientas libres, los procesos planteados podrían ser reorientados con parámetros disponibles en dichos programas, logrando que la exactitud de la clasificación se aproxime a la obtenida en la presente investigación.

- Otros planteamientos para trabajos futuros en el tema de investigación, deben ser orientados a la aplicación y validación en otras zonas de actividad minera a cielo abierto en el país, con el propósito de establecer si la técnica de fusión de imágenes transformada de Brovey en su banda 2, posee el mayor potencial discriminante para clasificar zonas mineras de no mineras a nivel nacional y lograr establecer por regiones geográficas o tipo de mineral extraído, la mejor técnica a ser aplicada que posteriormente será integrada a herramientas de clasificación mediante OBIA. Así mismo, se plantea enriquecer la metodología con el propósito de permitir a las zonas mineras a cielo abierto previamente clasificadas con la presente propuesta metodológica, generar categorías que logren diferenciar otros aspectos relevantes de las explotaciones mineras a cielo abierto, referentes a tipo de mineral extraído, etapa de la explotación minera, su estado legal, dinámica multitemporal, entre otras variables, incorporando nuevos procedimientos tanto en aspectos metodológicos, como en el algoritmo de clasificación con herramientas OBIA.

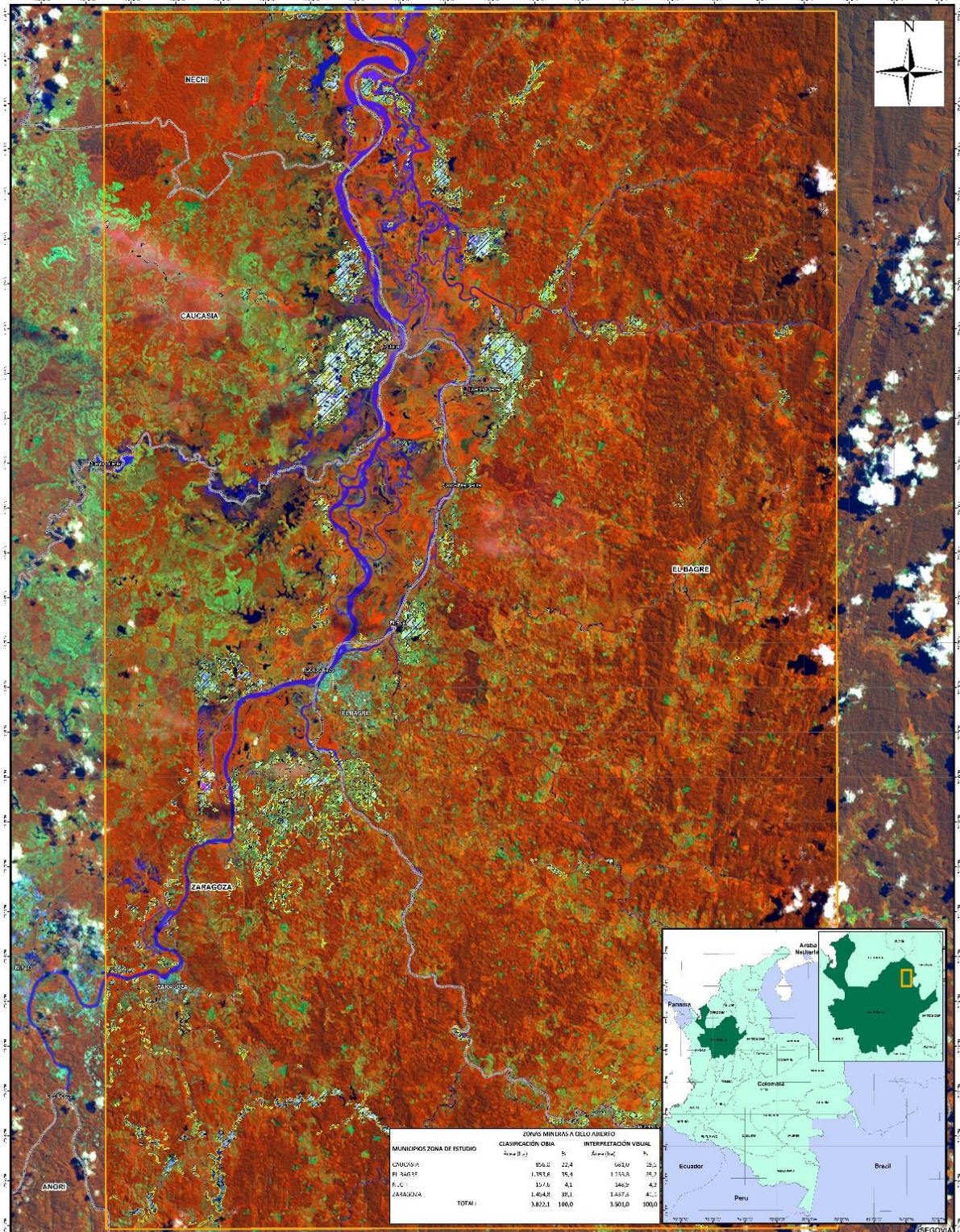
- Actualmente a nivel nacional, el diseño de la propuesta metodológica para clasificar zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos, producto de la presente investigación, está siendo adaptada por la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (ONU-FAO), con el acompañamiento técnico del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales de Colombia (IDEAM), en el marco del proyecto Sistema de Monitoreo de Bosques y Carbono (SMBYC), con el propósito de establecer drivers, motores, causas y agentes de deforestación de mayor relevancia que interactúan en el país, que contemplan como uno de ellos la actividad minera a cielo abierto. Para la adaptación de la metodología propuesta por parte de las instituciones mencionadas, se recomienda desarrollar secuencialmente todos los procesos metodológicos propuestos, con el propósito de lograr su adaptación eficiente y poder ser replicado con éxito obteniendo resultados satisfactorios en todo el territorio nacional.

- Es relevante considerar la incorporación de imágenes de alta resolución y expertos intérpretes de sensores remotos en los procesos iniciales de caracterización de propiedades pictoricomorfológicas de las zonas mineras y en los procesos de control de calidad, ya que esta actividad en otras regiones del país puede presentarse como pequeños focos de difícil identificación y recurrente confusión con coberturas de características similares identificadas en imágenes de sensores remotos de mediana resolución como Landsat 8 LDCM.

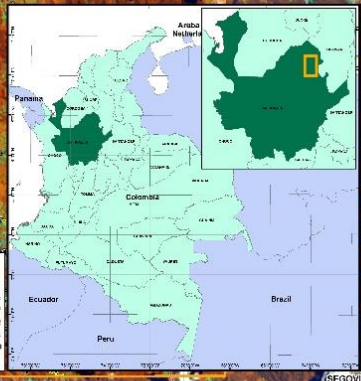
- Con el propósito de realizar un mayor monitoreo en tiempo y en espacio, es importante adelantar investigaciones que contemplen desarrollos metodológicos utilizando imágenes de sensores remotos de mayor resolución espacial y temporal en zonas focalizadas, donde previamente con la actual propuesta metodológica han sido clasificadas zonas de explotación minera a cielo abierto.

- A partir de los procesos metodológicos desarrollados, es fundamental lograr su articulación con un sistema de monitoreo oficial Colombiano, en todos los niveles (nacional, regional y local), que involucre no solo los aspectos técnicos en procesamiento digital de imágenes, sino además procedimientos administrativos, que permitan a partir de la información obtenida por la presente propuesta metodológica, actuaciones oportunas frente al fenómeno y tomar las pertinentes medidas por parte de las entidades competentes y responsables de la vigilancia, control y regulación de la actividad minera en Colombia.

A. Anexo 1: Mapa de la clasificación de zonas mineras a cielo abierto a través del procesamiento digital de imágenes de sensores remotos.



MUNICIPIOS ZONA DE ESTUDIO	ZONAS MINERAS A CIELO ABIERTO		INTERPRETACIÓN VISUAL	
	Área (ha)	%	Área (ha)	%
CALCASIA	956,5	22,4	682,0	28,5
EL BAGRÉ	1.393,8	34,1	1.353,8	33,9
ZARAGOZA	1.454,7	37,1	1.447,5	41,1
TOTAL	3.805,1	100,0	3.501,0	100,0



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA SEDE BOGOTÁ

MAPA PRODUCTO DEL DESARROLLO METODOLÓGICO PARA CLASIFICAR ZONAS MINERAS A CIELO ABIERTO A TRAVÉS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES DE SENSORES REMOTOS, APLICADO EN EL NOR ORIENTE DEL DEPARTAMENTO DE ANTIQUIA

PROYECTO FINANCIADO POR EL INSTITUTO GEOGRÁFICO AGUICAR DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA FACULTAD DE CIENCIAS AGRARIAS Y FORESTALES

INSTITUCIÓN: INSTITUTO GEOGRÁFICO AGUICAR DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

CLASIFICACIÓN DE ZONAS MINERAS A CIELO ABIERTO A TRAVÉS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES DE SENSORES REMOTOS, APLICADO EN EL NOR ORIENTE DEL DEPARTAMENTO DE ANTIQUIA

ELABORADO POR: HENRY OMAR ALBUQUERQUE CASTELLANOS QUIROGA

REVISADO POR: MSc. CAROLINA TRIANA PARAFIT

Leyenda

- ZONAS MINERAS CLASIFICADAS MEDIANTE OBIA
- ZONAS MINERAS INTERPRETADAS VISUALMENTE
- Límite municipal
- Área de estudio

Imagen Landsat 5 055_20140617, RGB 5,0,4
Fusión de imágenes con panorámico. Resolución espacial a 30 m.
Formato: UTM

ESCALA 1:70 000

Glosario

Algoritmo: Secuencia de instrucciones que representan un modelo de solución para determinado tipo de problema.

Clasificación digital: Proceso por el cual se asigna un píxel de una imagen multiespectral a una de las categorías de la leyenda, generalmente sobre la base de similitudes entre los valores numéricos que las definen.

Correcciones: Indica las operaciones digitales tendentes a eliminar errores en la adquisición de las imágenes, ya sean radiométricos o geométricos.

Datos de referencia: Medidas y observaciones acerca de los objetos, áreas o fenómenos que serán captados por algún medio de teledetección. Pueden ser mapas, análisis químicos, topografía, datos de campo, información de mayor calidad, etc.

Nivel digital: Valor entero que traduce numéricamente la intensidad radiométrica recibida por un sensor óptico-electrónico.

Pictoricomorfológico: Se consideran como características o propiedades pictoricomorfológicas a los elementos de identificación presentes en la imagen que colaboran o sirven de evidencia concurrente para la identificación de objetos y su diferenciación de otras coberturas.

Píxel: Derivado del inglés "*picture element*", es el elemento pictórico más pequeño de las imágenes que es susceptible a ser procesado.

Minería a cielo abierto: Excavación que se realiza al aire libre, para extraer los minerales que se encuentran a poca profundidad o en la superficie.

Sensor: Cualquier instrumento que detecta energía electromagnética, la convierte en una señal y la presenta en forma susceptible de ser aprovechada para su estudio.

Percepción remota: Es la obtención de información sobre un objeto, área o fenómeno a sin estar en contacto directo con el objeto bajo investigación.

Bibliografía

- Aguilar Miguel A. 2002. *Fotointerpretación*. Facultad de ingeniería, Instituto de agrimensura departamento de Geomática, Universidad de la Republica de Uruguay.
- Aplin, P., P. Atkinson, y P. Curran. 1999. "Per-Field Classification of Land Use Using the Forthcoming Very Fine Resolution Satellite Sensors: Problems and Potential Solutions." *Advances in Remote Sensing and GIS Analysis* 219–39.
- ArcGIS Resource. 2015. "Principios Básicos de Fusión de Imágenes."
- Ariza Alexander. 2013. "Descripción Y Corrección de Productos Landsat 8 LDCM (Landsat Data Continuity Mission)." *Centro de Investigación y Desarrollo en información Geográfica del IGAC -CIAF* 46.
- Ariza, A., S. Garcia, S. Rojas y M. Ramirez. 2014. "Desarrollo de Un Modelo de Corrección de Imágenes de Satélite Para Inundaciones: (CAIN -Corrección Atmosférica E Índices de Inundación)." *Centro de Investigación y Desarrollo en información Geográfica del IGAC -CIAF*.
- Barret, E. C. y L. F. Curtis. 1999. *Introduction to Environmental Remote Sensing*. edited by Stanley Thornes. United Kingdom.
- Bastidas-obando, Ernesto y J. Carbonell. 2010. "Caracterización Espectral Y Mineralógica de Los Suelos Del Valle Del Río Cauca Por Espectroscopía Visible E Infrarroja (400 - 2 . 500 Nm)." *Agronomía Colombiana* 28(2):291–301.
- Bi, R. y Z. Bai. 2007. "Land Characteristic Information and Classification in Opencast Coal Mine Based on Remote Sensing Images." *Nongye Gongcheng Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* 23(2):77–82.
- Blaschke, T., K. Johansen, y D. Tied. 2011. "Object-Based Image Analysis for Vegetation Mapping and Monitoring." Pp. 241–72 in *Advances in Environmental Remote Sensing Sensors, Algorithms, and Applications*, edited by Taylor and Francis Group. Boca Raton, Florida.
- Campbell, J. y R. Wynne. 2011. *Introduction to Remote Sensing*. 5th ed. edited by The Guilford Press. New York, USA.

- Chuvienco E. 2010. *Teledetección Ambiental - Nueva Edición Actualizada*. edited by Ariel Ciencia. Madrid.
- Chuvienco E. 2002. *Teledetección Ambiental. La Observación de La Tierra Desde El Espacio*. edited by A. Ciencia. Alcalá de Henares España.
- Cohen, J. 1960. "A Coefficient of Agreement for Nominal Scales." *Educational and psychological measurement* 20:37–46.
- Congalton R. 1987. "A Comparison of Sampling Schemes Used in Generating Error Matrices for Assessing the Accuracy of Maps Generated from Remotely Sensed Data." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 54:593–600.
- Congalton, R. y K. Green. 2009. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. 2nd ed.
- Definiens AG. 2007. *Definiens Developer 7 - User Guide*. München, Germany: Definiens AG.
- Doña, C., N. Chang, V. Caselles, J. Sánchez, A. Camacho, J. Delegido y B. Vannah. 2015. "Integrated Satellite Data Fusion and Mining for Monitoring Lake Water Quality Status of the Albufera de Valencia in Spain." *Journal of Environmental Management* 151:416–26.
- Drury S. A. 1987. *Image Interpretation in Geology*. edited by Allen & Unwin. London.
- Earth Resource Mapping Pty Ltd. 1990. "The Brovey Transform Explained." *EMU Forum*.
- Erdas Inc. 2013. *Erdas Field Guide*. Atlanta Georgia U.S.
- Estes J. y D. Simonett. 1975. "Fundamentals of Image Interpretation." Pp. 869–1076 in R. G. Reeves, *Manual of remote sensing*, edited by American Society of Photogrammetry.
- FAO. 2000. *Guía Para Encuestas de Demanda, Oferta Y Abastecimiento de Combustibles de Madera*.
- François Mas, J., J. Reyes Díaz-Gallegos, y A. Pérez Vega. 2003. "Evaluación de La Confiabilidad Temática de Mapas O de Imágenes Clasificadas." *Investigaciones geográficas* 51:53–72.
- Gao, Jay. 2008. "Mapping of Land Degradation from ASTER Data: A Comparison of Object-Based and Pixel-Based Methods." *GIScience and Remote Sensing* 45(2):1–18.
- Gao, Jay. 2009. *Digital Analysis of Remotely Sensed Imagery*. edited by Mc Graw Hill.

- Gemail, K., N. M. Abd-El Rahman, B. M. Ghiath, y R. N. Aziz. 2016. "Integration of ASTER and Airborne Geophysical Data for Mineral Exploration and Environmental Mapping: A Case Study, Gabal Dara, North Eastern Desert, Egypt." 75(7).
- Geneletti, D., y B. Gorte. 2003. "A Method for Object-Oriented Land Cover Classification Combining Landsat TM Data and Aerial Photographs." *International Journal of Remote Sensing* 24(6):1273–86.
- Glenn, B., A. Prakash y E. Sokol. 2015. "Impact of Mining Activities on Land Use Land Cover in the Jharia Coalfield, India." Pp. 263–79 in *Coal and Peat Fires: a Global Perspective*. Elsevier.
- Gond, V. y C. Brognoli. 2005. "Télédétection et Aménagement Du Territoire : Localisation et Identification Des Sites D ' Orpaillage En Guyane Française." *BOIS ET FORÊTS DES TROPIQUES* 286(4):5–13.
- Gurney, C. y J. Townshend. 1983. "The Use of Contextual Information in the Classification of Remotely Sensed Data." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 49:55–64.
- Harford, A., A. Hogan, D. Jones, y R. Van Dam. 2015. "Ecotoxicology of Highly Treated Mine Waters: Lessons from an Australian Mine." *Mine Water and the Environment* 34(1):75–86.
- Holben, B. N. 1986. "Characteristics of Maximum-Value Composite Images from Temporal AVHRR Data." *International Journal of Remote Sensing* 7:1417–34.
- Hopkins, P., A. Maclean y T. Lillesand. 1988. "Assessments of Thematic Mapper Imagery for Forestry Applications under Lake States Conditions." *Photogrammetric engineering and remote sensing* 54:61–68.
- Hudak, A., y C. Wessman. 1998. "Textural Analysis of Historical Aerial Photography to Characterize Woody Plant Encroachment in South African Savanna." *Remote Sensing of Environment* 66(3):317–30.
- IDEAM. 2010. *Leyenda Nacional de Coberturas de La Tierra. Metodología CORINE Land Cover Adaptada Para Colombia, Escala 1:100.000*. edited by Scripto Ltda. Bogota D.C.: IDEAM.
- IDEAM - IGAC Y CORMAGDALENA. 2007. *Mapa de Cobertura de La Tierra Cuenca Magdalena Cauca. Metodología CORINE Land Cover Adaptada Para Colombia a Escala 1:100.000*. Bogota D.C.
- Jensen, J. R., M. Garcia-Quijano, B. Hadley, J. Im, Z. Wang, A. L. Nel, y E. Teixeira. 2006. "Remote Sensing Agricultural Crop Type for Sustainable Development in South Africa." *Geocarto International* 21(2):5–18.

- Ji, M., X. Li, S. Wu, Y. Gao y L. Ge. 2011. "Use of SAR Interferometry for Monitoring Illegal Mining Activities: A Case Study at Xishimen Iron Ore Mine." *Mining Science and Technology* 21(6):781–86.
- King, M., Y. Kaufman, D. Tanré y T. Nakajima. 1999. "Remote Sensing of Tropospheric Aerosols from Space: Past, Present and Future." *Bulleting of the American Meteorological Society* 80:2229–59.
- King, T., M. Johnson, B. Hubbard y B. Drenth. 2011. *Identification of Mineral Resources in Afghanistan--Detecting and Mapping Resource Anomalies in Prioritized Areas Using Geophysical and Remote Sensing (ASTER and HyMap) Data*.
- Kriegler, F., W. A. Malila, R. F. Nalepka, y W. Richardson. 1969. *Preprocessing Transformations and Their Effects on Multispectral Recognition*. Texas A&M University.
- Kruse, F. A., A. B. Lefkoff y J. B. Dietz. 1993. "Expert System - Based Mineral Mapping in Norther Death Valley. California/Nevada."
- Kwang C., E. M. Osei y A. A. Duker. 2014. "Application of Remote Sensing and Geographic Information Systems for Gold Potential Mapping in Birim North District of Eastern Region of Ghana." *International Journal of Remote Sensing Applications* 4(1):48–55.
- Li, L. y Y. Wu. 2008. "Application of Remote-Sensing-Image Fusion to the Monitoring of Mining Induced Subsidence." *Journal of China University of Mining and Technology* 18(4):531–36.
- Li, X. y Q. Jiang. 2015. "Extracting Land Cover Types in Western Jilin Based on Multi-Temporal Remote Sensing Data." *Nongye Gongcheng Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* 32(9):173–78.
- Li, J., C. Zipper, P. Donovan, R. Wynne, y A. Oliphant. 2015. "Reconstructing Disturbance History for an Intensively Mined Region by Time-Series Analysis of Landsat Imagery." *Environmental Monitoring and Assessment* 187(9):-. Retrieved (<http://link.springer.com/10.1007/s10661-015-4766-1>).
- Li, J., C. Zipper, S. Li, P. Donovan, R. Wynne, A. Oliphant y Q. Xia. 2015. "Character Analysis of Mining Disturbance and Reclamation Trajectory in Surface Coal-Mine Area by Time-Series NDVI." *Nongye Gongcheng Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* 31(16):251–57. Retrieved (<http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84940879700&partnerID=tZOtx3y1>).
- Li, N., C. Z. Yan and J. L. Xie. 2015. "Remote Sensing Monitoring Recent Rapid Increase of Coal Mining Activity of an Important Energy Base in Northern China, a Case Study of Mu Us Sandy Land." *Resources, Conservation and Recycling* 94:129–35.

- Lillo-Saavedra, M. y G. Consuelo. 2008. "Aplicación de La Metodología de Fusión de Imágenes Multidirección-Multiresolución (MDMR) a La Estimación de La Turbidez En Lagos." *Informacion Tecnologica* 19(5):137–46.
- Lira Jorge. 2010. *Tratamiento Digital de Imágenes Multiespectrales*. edited by Universidad Nacional Autónoma de México. México D.F.
- Lizarazo, Ivan. 2014. "Accuracy Assessment of Object-Based Image Classification: Another STEP." *International Journal of Remote Sensing* 35(16):6135–56.
- Lopez de Ullibarri Galparsoro, I., y S. Pita Fernández. 1999. "Medidas de Concordancia: El Índice de Kappa." *Cad Aten Primaria* 6:169–71.
- Lopez, J. F., S. Fernández, y C. Lozada. 2008. "Análisis Factorial Con Componentes Principales Para Interpretación de Imágenes Satelitales 'Landsat TM 7' Aplicado En Una Ventana Del Departamento de Risaralda." *Scientia et Technica* 38:241–46.
- McGrew Chapman, J. y C. Monroe. 2009. *An Introduction to Statistical Problem Solving in Geography*. 2da ed. edited by Waveland Press. E.E.U.U.
- Melo, L. y M. Camacho. 2005. *Interpretación Visual de Imágenes de Sensores Remotos Y Su Aplicación En Levantamientos de Coberturas Y Uso de La Tierra*. edited by IGAC. Bogotá.
- Meng, X., N. Currit, L. Wang, y X. Yang. 2013. "Seeing Residential Buildings from Remotely Sensed Imagery An Object-Oriented Approach." Pp. 169–82 in *Advances in Mapping from Remote Sensor Imagery*, edited by Taylor & Francis Group. Boca Raton, Florida.
- MINJUSTICIA, MINAMBIENTE, MINMINAS y UNODC. 2016a. *Explotación de Oro de Aluvión, Evidencias a Partir de Percepción Remota*. Bogota D.C.
- MINJUSTICIA, MINAMBIENTE, MINMINAS y UNODC. 2016b. *Explotación de Oro de Aluvión. Evidencias a Partir de Percepción Remota*. Bogota D.C.
- MME, Ministerio de Minas y Energía. 2003. *Glosario Técnico Minero*. edited by MME. Bogota D.C.
- MME, Ministerio de Minas y Energía. 2009. "Así Es La Minería."
- MME, Ministerio de Minas y Energía. 2012. *Censo Minero Departamental Colombiano 2010-2011*. Bogota D.C. Retrieved (<http://www.minminas.gov.co/censominero>).
- MME, Ministerio de Minas y Energía. 2014. *Producción Y Exportaciones de Metales Preciosos En Colombia 2014*. Bogota D.C.
- Murcia, U., C. Huertas, J. Rodríguez, y H. Castellanos. 2010. *Monitoreo de Los Bosques Y Otras Coberturas de La Amazonia Colombiana, a Escala 1:100.000*. Bogota D.C.

- NASA. 2013. *Landsat Data Continuity Mission LDCM*.
- Navulur Kumar. 2006. *Multispectral Image Analysis Using the Object-Oriented Paradigm*. New York, USA: Taylor and Francis Group.
- Nunez, J. 1999. "Multiresolution-Based Image Fusion with Additive Wavelet Decomposition." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
- Ochoa, C. 2015. "MUESTREO PROBABILÍSTICO: MUESTREO ESTRATIFICADO."
- Ortuño, M. T. y L. Sanz. 2007. *Cálculo de Probabilidades*. edited by Anaya.
- Otero, J., R. Sánchez, E. Ojeda, C. Álvarez, C. Gómez, H. Carrillo, C. Castro, A. Palacios, y M. Camacho. 2012. *Protocolo Para La Identificación Y Evaluación de Los Procesos de Degradación de Suelos Y Tierras Por Erosión*. Bogota D.C.: MVDT, IGAC, IDEAM.
- Panteras G. 2013. "Spectral Mixture Analysis of EO-1 Hyperion Data for the Identification and Detection of Clay and Silicate Minerals in Milos Island, Greece." Pp. 656–65 in *34th Asian Conference on Remote Sensing 2013, ACRS 2013*, vol. 1. Asian Association on Remote Sensing.
- PCI Geomatics. 2016. *Atmospheric Correction*.
- Peña, D. 2008. *Fundamentos de Estadística*. edited by A. Editorial.
- Portafolio. 2014. "Cotización Del Oro Ha Subido 17% Este Año." Retrieved July 9, 2014 (<http://www.portafolio.co/economia/finanzas/cotizacion-oro-subido-17-ano-61992>).
- Ribeiro, L., N. Kretschmer, J. Nascimento, A. Buxo, T. S. Rötting, G. Soto, M. Soto, J. Oyarzún, H. Maturana, y R. Oyarzún. 2014. "Water Quality Assessment of the Mining-Impacted Elqui River Basin, Chile." *Mine Water and the Environment* 33(2):165–76.
- Richter, R. 1997. "Correction of Atmospheric and Topographic Effects for High Spatial Resolution Satellite Imagery." *International Journal of Remote Sensing* 18:1099–1111.
- Richter, R. 2004. "Atmospheric and Topographic Correction: Model ATCOR3." *Aerospace* 3:1–71.
- Rosenfeld, G. H. 1982. "Sample Design for Estimating Change in Land Use and Land Cover." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 793–801.
- Rosenfeld, G. H., k. Fitzpatrick y H. Ling. 1982. "Sampling for Thematic Map Accuracy Testing." *Photogrammetric engineering and remote sensing* 131–37.

- Rouse J. W. 1973. *Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation Green Wave Effect of Natural Vegetation*. Texas: Remoting Sensing Center.
- Sandoval, Z., y F. Prieto. 2007. "Caracterización de Café Cereza Empleando Técnicas de Visión Artificial." *Revista facultad Nacional de Agronomía, Universidad Nacional de Colombia, Medellin*. 60(64).
- Schmidt, F., M. Legendre y S. Le Mouëlic. 2014. "Minerals Detection for Hyperspectral Images Using Adapted Linear Unmixing: LinMin." *Icarus* 237:61–74.
- Sebem, E. 2005. *Aportaciones de La Teledetección En El Desarrollo de Un Sistema Metodológico Para La Evaluación de Los Efectos Del Cambio Climático Sobre La Producción de Las Explotaciones Agrarias*. Madrid: Universidad Politecnica de Madrid.
- Segal D. 1982. "Theoretical Basis for Differentiation of Ferric-Iron Bearing Minerals, Using Landsat MSS Data. Proceedings of Symposium for Remote Sensing of Environment, 2nd Thematic Conference on Remote Sensing for Exploratory Geology."
- Shackelford, A. K., y C. H. Davis. 2003. "A Combined Fuzzy Pixel-Based and Object-Based Approach for Classification of High-Resolution Multispectral Data over Urban Areas." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 41(10):2354–63.
- Sonbul, R., K. Abdullah, E. Mohamed y Z. Bistha. 2016. "Using Remote Sensing Techniques and Field-Based Structural Analysis to Explore New Gold and Associated Mineral Sites around Al-Hajar Mine, Asir Terrane, Arabian Shield." *Journal of African Earth Sciences* 117:285–302.
- Stehman, S. 1992. "Comparison of Systematic and Random Sampling for Estimating the Accuracy of Maps Generated from Remotely Sensed Data." *Photogrammetric engineering and remote sensing* 1343–50.
- Trimble. 2010. *eCognition ® Developer. Reference Book*. edited by Trimble Documentation. München, Germany.
- Tucker C. J. 1979. "Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation." *Remote Sensing of Environment* 8(2):127–50.
- USGS. 2016. *LANDSAT 8 (L8) DATA USERS HANDBOOK*. South Dakota U.S.
- Wang, X., Y. Wang, y T. Huang. 2008. "Extracting Mining Subsidence Land from Remote Sensing Images Based on Domain Knowledge." *Journal of China University of Mining and Technology* 18(2):168–81.
- Wei, W., X. Chen, y A. Ma. 2005. "Object-Oriented Information Extraction and Application in High-Resolution Remote Sensing Image." *International Geoscience and Remote Sensing Symposium* 6:3803–6.

- Yang, L. y S. Jiuyun. 2011. "Study of the Integrated Environmental Monitoring in Mining Area Based on Image Analysis." *Procedia Engineering* 21:267–72.
- Zhang Q., G. Pavlic, W. Cheng, R. Fraser, S. Leblanc, y J. Cihlar. 2005. "A Semi Automatic Segmentation Procedure for Feature Extracción in Remotely Sensed Imagery." *Computers & Geosciences*.
- Zhang, X., M.Pazner, y N. Duke. 2007. "Lithologic and Mineral Information Extraction for Gold Exploration Using ASTER Data in the South Chocolate Mountains (California)." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 62(4):271–82.
- Zhou, C., P. Wang, Z. Zhang, C. Qi, y Y. Wang. 2007. "Object-Oriented Information Extraction Technology from QuickBird Pan-Sharpned Images." *The International Society for Optical Engineering* 6279(2).