



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Evaluación de imágenes de radar Sentinel-1A e imágenes multiespectrales Sentinel-2A en la clasificación de cobertura del suelo en diferentes niveles de detalle

Juan Ricardo Mancera Florez

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Bogotá D.C., Colombia

2019

Evaluación de imágenes de radar Sentinel-1A e imágenes multiespectrales Sentinel-2A en la clasificación de cobertura del suelo en diferentes niveles de detalle

Juan Ricardo Mancera Florez

Tesis como requisito para optar al título de:

Magister en Geomática

Director (a):

Ph.D. Iván Alberto Lizarazo Salcedo

Línea de Investigación:

Geoinformación para el uso sostenible de los recursos naturales.

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Bogotá D.C., Colombia

2019

“La disciplina tarde que temprano vencerá la inteligencia.”

Yocoi Kenji

Resumen

En este proyecto se evaluó el potencial de imágenes capturadas por Sentinel-1A y Sentinel-2A para la generación de cartografía temática de cobertura del suelo en tres niveles de detalle: exploratorio, de reconocimiento y semi-detallado, usando el sistema de clasificación CLC_c (Corine Land Cover adaptado para Colombia). Para el efecto, se aplicaron y compararon dos técnicas de clasificación digital de imágenes: **(i) basado en píxeles** y **(ii) orientado a objetos**. En los dos casos se usó el algoritmo de aprendizaje automático denominado **RandomForest**. La clasificación se realizó en dos zonas de estudio con diferente relieve: una de baja pendiente y otra de alta pendiente. El proyecto permitió identificar los canales de radar Sentinel-1A, las bandas Sentinel-2A y los índices multispectrales relevantes en la categorización de coberturas. Igualmente se evaluó la exactitud temática mediante matrices de confusión, validación cruzada e índice Kappa usando como referencia los resultados de interpretación visual de las imágenes Sentinel-2A. Se encontró que las variables que aportan mayor información para la discriminación de coberturas son Banda 2 – Banda 3 – Banda 5 – Banda 8A - EVI Banda 5 – EVI Banda 8A de Sentinel-1A y los índices de radar (VH – VV-VH – (VV-VH)/2 de Sentinel-2A. Se comprobó que los valores de exactitud temática disminuyen a medida que el nivel de detalle y el número de clases de interés aumentan. Igualmente, se encontró que las clases que presentaron la mejor exactitud fueron *territorios agrícolas* para nivel 1, *pastos* para nivel 2 y *pastos limpios* para nivel 3. Los resultados obtenidos sugieren que la integración de datos multispectrales y datos de radar mejora las clasificaciones que se basan en una sola fuente de datos. Igualmente, que la exactitud temática en zonas de baja pendiente es más alta que la obtenida en zonas de alta pendiente. En síntesis, se puede afirmar que las imágenes analizadas tienen un gran potencial para la clasificación de cobertura en diferentes niveles de detalle.

Palabras clave: (Sentinel-1A, Sentinel-2A, Clasificación de Coberturas, RandomForest).

Abstract

In this project, the potential of Sentinel-1A and Sentinel-2A images is evaluated for the generation of thematic cartography of soil cover in three levels of detail: that is, exploratory, recognition and semi-detailed, using the Corine Land Cover classification system adapted for Colombia for this, it was applied and compared techniques of image classification: (i) based on pixels; and (ii) object oriented. In both cases the automatic learning algorithm called RandomForest was used. The classification was carried out in two study areas with different aspects. The project allowed the identification of radar channels Sentinel-1A, bands of Sentinel-2A and multispectral indexes are relevant for the categorization of coverage. Likewise, the thematic accuracy was assessed using confusion matrices, cross validation and index. Kappa based on land use obtained by visual interpretation of the Sentinel-2A was found that the bands that provide discriminative information about cover are Band 2 - Band 3 - Band 5 - Band 5 A - EVI Band 5 - EVI Band 8A of Sentinel-1A, and radar indices $(VH - VV - VH - (VV - VH) / 2)$ of Sentinel-2A. It was show that thematic accuracy decrease as the level of detail and the number of interest classes- increase. Also, we find that the classes that present the best results for level 1, pastures for level 2 and pastures clean for level 3. The results multispectral and radar data provide better results than using a single source. The thematic precision in the areas of low slope is higher than the correct one in the zones of high slope. In summary, it can be affirmed that the analyzed images have a great potential for the classification of coverage in different levels of detail.

Keywords: (Sentinel-1A, Sentinel-2A, Classification of Coverages, RandonForest).

Contenido

	Pág.
Resumen	V
Lista de figuras	X
Lista de tablas	XIV
Introducción	1
1. Marco de Referencia	5
1.1 Marco Teórico.....	5
1.1.1 Cobertura de la Tierra	5
1.1.2 Clasificación de la Cobertura de la Tierra.....	7
1.1.3 Teledetección Activa y Pasiva.....	10
1.1.4 Interpretación de Imágenes Visuales	11
1.1.5 Escalas y Nivel de Detalle	12
1.1.6 Clasificación de Imágenes Satelitales	14
1.1.7 Clasificación Supervisada	15
1.1.8 Clasificación no Supervisada	16
1.1.9 Técnicas Basadas en Objetos.....	16
1.1.10 Evaluación de la Exactitud Temática.....	17
1.2 Estado del Arte	20
1.2.1 Clasificación Supervisada y Técnicas de Aprendizaje de Maquinas....	20
1.2.2 Clasificación Orientada a Objetos	23
1.2.3 Imágenes Sentinel 1A y 2A.....	24
2. Objetivos	27
2.1 Objetivo General.....	27
2.2 Objetivos Específicos.....	27
3. Datos y Métodos	28
3.1 Zona de Estudio.....	28
3.2 Metodología.....	30
3.3 Datos	38
3.3.1 Imágenes Ópticas Multiespectrales Misión Sentinel 2-A	38
3.3.2 Imágenes de Radar Misión Sentinel-1A	41
3.3.3 Variables a implementar.....	43
3.3.4 Sistema de Clasificación Cobertura del Suelo	44
3.3.5 Datos de Entrenamiento y Validación.....	48
4. Resultados	57

4.1	Entrenamiento Enfoque de Pixeles en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 1	59
4.1.1	Área de Baja Pendiente	59
4.1.2	Área de Alta Pendiente	60
4.2	Entrenamiento Enfoque de Pixeles en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 2	61
4.2.1	Área de Baja Pendiente	61
4.2.2	Área de Alta Pendiente	63
4.3	Entrenamiento Enfoque de Pixeles en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 3	64
4.3.1	Área de Baja Pendiente	64
4.3.2	Área de Alta Pendiente	65
4.4	Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 1	67
4.4.1	Área de Baja Pendiente	67
4.4.2	Área de Alta Pendiente	68
4.5	Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 2	70
4.5.1	Área de Baja Pendiente	70
4.5.2	Área de Alta Pendiente	72
4.6	Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 3	74
4.6.1	Área de Baja Pendiente	74
4.6.2	Área de Alta Pendiente	76
4.7	Entrenamiento Enfoque Pixeles Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 1	78
4.7.1	Área de Baja Pendiente	80
4.7.2	Área de Alta Pendiente	81
4.8	Entrenamiento Enfoque Pixeles Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 2	82
4.8.1	Área de Baja Pendiente	82
4.8.2	Área de Alta Pendiente	83
4.9	Entrenamiento Enfoque Pixeles Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 3	84
4.9.1	Área de Baja Pendiente	84
4.9.2	Área de Alta Pendiente	85
4.10	Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 1	86
4.10.1	Área de Baja Pendiente	87
4.10.2	Área de Alta Pendiente	88
4.11	Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 2	89
4.11.1	Área de Baja Pendiente	89
4.11.2	Área de Alta Pendiente	90
4.12	Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 3	91
4.12.1	Área de Baja Pendiente	91
4.12.2	Área de Alta Pendiente	92
4.13	Clasificación Nivel 1	93
4.13.1	Área de Baja Pendiente	93
4.13.2	Área de Alta Pendiente	101

4.14	Clasificación Nivel 2.....	108
4.14.1	Área de Baja Pendiente	108
4.14.2	Área de Alta Pendiente	117
4.15	Clasificación Nivel 3.....	125
4.15.1	Área de Baja Pendiente	125
4.15.2	Área de Alta Pendiente	137
5.	Discusión	149
6.	Conclusiones y Recomendaciones.....	158
	Bibliografía	160

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1: Rangos del espectro electromagnético.....	11
Figura 3-1: Zona de estudio área de baja pendiente	29
Figura 3-2: Zona de estudio área de alta pendiente	29
Figura 3-3: Fase 1.....	30
Figura 3-4: Fase 2.....	31
Figura 3-5: Fase 3.....	32
Figura 3-6: Fase 4.....	36
Figura 3-7: Fase 5.....	36
Figura 3-8: Flujo de procesos para la clasificación de coberturas nivel 1,2 y 3 imágenes de radar y ópticas misión Sentinel.....	37
Figura 3-9: Imagen Sentinel-2A. Zonas de estudio.....	38
Figura 3-10: Imagen Sentinel 1 A. Zonas de estudio.....	41
Figura 3-11: Áreas de entrenamiento zona de baja pendiente nivel 3	49
Figura 3-12: Áreas de entrenamiento zona de baja pendiente nivel 2	51
Figura 3-13: Áreas de entrenamiento zona de baja pendiente nivel 1	52
Figura 3-14: Áreas de entrenamiento zona de alta pendiente nivel 3	53
Figura 3-15: Áreas de entrenamiento zona de alta pendiente nivel 2	55
Figura 3-16: Áreas de entrenamiento zona de alta pendiente nivel 1	56
Figura 4-1: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles	59
Figura 4-2: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles	59
Figura 4-3: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles	60
Figura 4-4: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles	61
Figura 4-5: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de píxeles	61

Figura 4-6: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles	62
Figura 4-7: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles	63
Figura 4-8: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles	63
Figura 4-9: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de pixeles	64
Figura 4-10: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de pixeles	65
Figura 4-11: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de pixeles	65
Figura 4-12: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de pixeles	66
Figura 4-13: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos	67
Figura 4-14: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos.....	68
Figura 4-15: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos	69
Figura 4-16: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos.....	70
Figura 4-17: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos	71
Figura 4-18: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos.....	72
Figura 4-19: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos	73

Figura 4-20: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos	74
Figura 4-21: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos.....	75
Figura 4-22: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos	76
Figura 4-23: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos.....	77
Figura 4-24: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos	78
Figura 4-25: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles	81
Figura 4-26: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles	82
Figura 4-27: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de píxeles	83
Figura 4-28: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de píxeles	84
Figura 4-29: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles	85
Figura 4-30: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles	86
Figura 4-31: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos	88
Figura 4-32: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos	89
Figura 4-33: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos	90

Figura 4-34: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos.....	91
Figura 4-35: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos.....	92
Figura 4-36: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos.....	93
Figura 4-37: Mapas resultado de la clasificación Nivel 1 área de baja pendiente	95
Figura 4-38: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 1 para área de baja pendiente	96
Figura 4-39: Índices Kappa Nivel 1 área de baja pendiente.....	97
Figura 4-40: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 1 para área de alta pendiente	103
Figura 4-41: Mapas de exactitud temática “Kappa” Nivel 1 área de alta pendiente.....	104
Figura 4-42: Índices Kappa Nivel 1 área de alta pendiente.....	105
Figura 4-43: Mapas resultado de la clasificación Nivel 2 área de baja pendiente	110
Figura 4-44: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 2 para área de baja pendiente	111
Figura 4-45: Índices Kappa Nivel 2 área de baja pendiente.....	112
Figura 4-46: Mapas resultado de la clasificación Nivel 2 área de alta pendiente	119
Figura 4-47: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 2 para área de alta pendiente	120
Figura 4-48: Índices Kappa Nivel 2 área de alta pendiente.....	121
Figura 4-49: Mapas resultado de la clasificación Nivel 3 área de baja pendiente	128
Figura 4-50: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 3 para área de baja pendiente	129
Figura 4-51: Índices Kappa Nivel 3 área de baja pendiente.....	130
Figura 4-52: Mapas resultado de la clasificación Nivel 3 área de alta pendiente	140
Figura 4-53: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 3 para área de alta pendiente	141
Figura 4-54: Índices Kappa Nivel 3 área de alta pendiente.....	141
Figura 5-1: Valor de error calculado por el algoritmo Random Forest en Fase de entrenamiento	150
Figura 5-2: Índices Kappa	151

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1-1: Leyenda CLCc. Los números que aparecen en las columnas de los niveles 3, 4, 5 y 6, indican el número de clases de cobertura en los cuales se subdivide cada clase del nivel 2	8
Tabla 1-2: Escala y Nivel de detalle.....	13
Tabla 1-3: Resolución espacial satélites, escala cartográfica máxima, y unidad mínima cartografiable.....	13
Tabla 1-4: Categorías según índice Kappa.....	19
Tabla 3-1: Especificaciones de las imágenes Sentinel-2A	39
Tabla 3-2: Bandas y variables utilizadas del sensor Óptico Sentinel 2-A	41
Tabla 3-3: Especificaciones Imagen de Radar Sentinel 1-A (fuente)	42
Tabla 3-4: Bandas y variables utilizadas del sensor de Radar Sentinel 1-A.....	42
Tabla 3-5: Total variables para la clasificación con técnica de pixeles	43
Tabla 3-6: Variables para la clasificación técnica orientada a objetos.....	44
Tabla 3-7: Clases por nivel de detalle zona de Baja pendiente.....	45
Tabla 3-8: Clases por nivel de detalle zona de Alta pendiente.....	47
Tabla 3-9: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 3 zona de baja pendiente	49
Tabla 3-10: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 2 zona de baja pendiente	51
Tabla 3-11: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 1 zona de baja pendiente	52
Tabla 3-12: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 3 zona de alta pendiente	54
Tabla 3-13: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 2 zona de alta pendiente	55
Tabla 3-14: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 1 zona de alta pendiente	56
Tabla 4-1: Descripción de variables renombradas en el enfoque orientado a objetos, datos de imágenes ópticas y de radar.....	57

Tabla 4-2: Descripción de variables renombradas en el enfoque orientado a objetos, datos de imágenes ópticas y de radar	79
Tabla 4-3: Descripción de variables implementadas en la fusión de imágenes, renombradas en el enfoque orientado a objetos, datos de imágenes ópticas y de radar	87
Tabla 4-4: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles	97
Tabla 4-5: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles	98
Tabla 4-6: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles.....	98
Tabla 4-7: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos.....	99
Tabla 4-8: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos	99
Tabla 4-9: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos.	100
Tabla 4-10: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles	105
Tabla 4-11: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles	105
Tabla 4-12: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles.....	106
Tabla 4-13: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos	107
Tabla 4-14: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos	107
Tabla 4-15: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos..	108
Tabla 4-16: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de píxeles	112
Tabla 4-17: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de píxeles	113
Tabla 4-18: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de píxeles.....	114
Tabla 4-19: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos	114
Tabla 4-20: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos	115
Tabla 4-21: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos.	116
Tabla 4-22: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de píxeles	121
Tabla 4-23: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de píxeles	122

Tabla 4-24: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de píxeles	122
Tabla 4-25: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos.....	123
Tabla 4-26: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos.....	124
Tabla 4-27: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos .	124
Tabla 4-28: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles.....	131
Tabla 4-29: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles.....	132
Tabla 4-30: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles	133
Tabla 4-31: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos.....	134
Tabla 4-32: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos.....	135
Tabla 4-33: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos	136
Tabla 4-34: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles.....	143
Tabla 4-35: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles.....	144
Tabla 4-36: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles	145
Tabla 4-37: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos.....	146
Tabla 4-38: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos.....	147
Tabla 4-39: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos .	148
Tabla 5-1: Exactitudes de usuario y productor nivel 1.....	153
Tabla 5-2: Exactitudes de usuario y productor nivel 2.....	153
Tabla 5-3: Exactitudes de usuario y productor nivel 3.....	154

Introducción

La generación de información y conocimiento sobre el uso del suelo, la cobertura terrestre y su cambio a través del tiempo presentan una creciente atención por parte de la comunidad científica estableciéndose como un tema de interés mundial. La grave problemática que se presenta en cuestiones de pérdida de la biodiversidad y fragmentación de hábitats está directamente relacionado a las iteraciones y cambios de uso del suelo y la cobertura terrestre (Sala et al., 2000). Estos cambios usualmente son causados por actividades humanas como la urbanización, deforestación, ampliación de la frontera agrícola entre otros, sin embargo, los factores naturales también pueden contribuir a estos cambios (Lambin, 1997).

Contar con información que permita identificar patrones de cambio, así como resultados de las interacciones entre las actividades humanas y los fenómenos naturales y sus repercusiones en el uso del suelo y/o la cubierta terrestre, son esenciales para la gestión adecuada de la tierra, la planificación y la acertada toma de decisiones sobre el territorio; para satisfacer la creciente demanda de las necesidades humanas básicas y el bienestar de la comunidad con su entorno (Brondizio et al., 1994; Yuan et al., 2005; Rawat & Kumar, 2015).

Una aplicación común y usual de la teledetección es la producción de mapas temáticos que representan la superficie terrestre. Estos mapas se obtienen mediante la interpretación visual y/o clasificación de imágenes, obteniendo datos consistentes para la elaboración de cartografía en diferentes escalas espaciales y temporales (Foody, G. M., 2002), permitiendo el monitoreo de la cobertura terrestre, abarcando extensas áreas geográficas de una manera rápida y precisa, capturando información acerca de los objetos en la superficie de la tierra (Khatami et al., 2016), ya sea mediante plataformas aerotransportadas (fotografías aéreas) o plataformas satelitales (imágenes de satélite), siendo el objetivo final de la teledetección reflejar, dilucidar, cuantificar y describir

patrones de la superficie, con el fin de contribuir a la comprensión de los fenómenos y procesos subyacentes (Blaschke & Strobl, 2001). La importancia de estos productos cartográficos se incrementa con su calidad y su estado de actualización, convirtiéndose en una de las principales fuentes de información para el desarrollo de las políticas medioambientales, procesos de planificación y ordenamiento del territorio (IGAC Y CORPORACION AUTONOMA REGIONAL DEL QUINDIO, 2010).

Actualmente en Colombia se implementa la metodología Corine Land Cover, metodología que consiste en la fotointerpretación de imágenes pre-procesadas, con apoyo de datos auxiliares, para clasificar los datos en categorías asociadas a coberturas terrestres. La interpretación de las imágenes se basa en la sobreposición de escenas a escalas definidas por la resolución espacial de la imagen con el apoyo de datos auxiliares, los cuales ayudan a identificar y confirmar el contenido de ciertas características de cobertura de la tierra, que han sido detectados en las imágenes (Bossard et al., 2000, IDEAM, IGAC y CORMAGDALENA. 2008; IGAC Y CORPORACION AUTONOMA REGIONAL DEL QUINDIO 2010).

Usualmente los datos de sensores remotos ópticos pasivos son la fuente principal para realizar las actividades de interpretación visual y clasificación de imágenes, obteniendo como resultado la generación de cartografía temática altamente consistente. Sin embargo, este tipo de sensores pasivos se ven afectados por las condiciones atmosféricas, imposibilitando esta labor en zonas con presencia de nubes la mayor parte del año. Es aquí donde los datos de sensores activos, como el radar, permiten obtener imágenes sin necesidad de energía solar, ya que estos operan independientemente de las condiciones atmosféricas, ofreciendo mayor información sobre la textura del terreno y contando con la posibilidad de obtener información sobre los sustratos inferiores de las coberturas boscosas (Guzmán *et al.*, 2010).

Las técnicas de interpretación visual de imágenes no difieren mucho en cuanto a las imágenes de sensores ópticos o de radar. Esta labor ha puesto de manifiesto que el contenido de información es enorme, muchos estudios han demostrado que la clasificación temática no es una tarea sencilla (Addink, E. A. *et al.*, 2012). No obstante con los constantes avances en tecnologías de software y hardware esta labor ha mejorado, prestando atención al uso de clasificadores digitales, sin dejar a un lado el factor humano que todavía es parte importante del proceso, en la actualidad se emplean

procedimientos de clasificación digital, guiados por la interpretación humana (Eastman, J.R., 2012).

Los enfoques de clasificación supervisada de imágenes, desarrollados desde 1970, se basan en los píxeles individuales, teniendo en cuenta únicamente las características espectrales medidas en un píxel pasando por alto las relaciones espaciales y el contexto asociado (Hay & Castilla, 2008). Este enfoque fue desarrollado para clasificar imágenes de baja resolución; sin embargo, con la aparición de sensores de mejor resolución espacial, la meta de realizar clasificaciones más exactas y rápidas no se cumple plenamente (Hay & Castilla, 2008). Los nuevos sensores de alta resolución espacial aumentan significativamente la variabilidad espectral registrada en las imágenes; por lo tanto, disminuyen la precisión de un enfoque únicamente en (Blaschke et al., 2014, Hay & Castilla, 2008). La necesidad de identificar nuevos métodos llevó, a principios de este milenio, a centrarse en la clasificación orientada a objetos, que a diferencia de los métodos basados en píxeles, se basan en la segmentación de la imagen en regiones homogéneas de píxeles, utilizando la forma, la textura y el contexto asociado, proporcionando así una base mejor para el análisis y la clasificación de imágenes (Hay & Castilla, 2008). Actualmente se está experimentado con técnicas de aprendizaje automático cuyo objetivo fundamental es encontrar modelos a partir de los datos, identificando patrones que resulten en clasificaciones más seguras y confiables.

En Colombia existe una creciente demanda de información cartográfica a escalas mayores, para cumplir con las necesidades de la sociedad, implementando nuevas tecnologías y datos disponibles (IGAC Y CORPORACION AUTONOMA REGIONAL DEL QUINDIO 2010). El método tradicional de obtención de cartografía temática en el nivel semidetallado es la interpretación visual de imágenes, el cual es altamente confiable pero requiere tiempo y un analista experimentado (Melo, 2004). Sumado a ello, la dinámica que ocurre en grandes extensiones de territorio genera zonas cada vez más heterogéneas aumentando significativamente la complejidad de esta labor (Eastman, J.R., 2012). Igualmente, es importante que la academia genere conocimiento sobre el potencial de las imágenes de satélite, que están disponibles para realizar cartografía temática en escalas semidetalladas usando técnicas de clasificación digital y establecer el nivel de confiabilidad y exactitud temática de las mismas. Se requieren trabajos en esa dirección que contribuyan a responder preguntas científicas, ecológicas, administrativas y sociales (IDEAM, IGAC y CORMAGDALENA. 2008).

En razón a lo anteriormente expuesto, este trabajo evaluó el nivel de exactitud y confiabilidad de la cartografía temática, obtenida a partir de la implementación de técnicas de clasificación, por píxeles y orientado a objetos, implementando el algoritmo Random Forest, seleccionado por sobresalir entre el grupo de algoritmos de clasificación según revisión de literatura, en imágenes de radar de la misión Sentinel-1A e imágenes multiespectrales satelitales de la misión Sentinel-2 según la metodología “Corine Land Cover” adaptada para Colombia a niveles de detalle exploratorio, reconocimiento y semidetallado. A partir de este trabajo se identificaron los canales de radar de Sentinel-1A y las bandas de Sentinel-2A que son relevantes en la categorización de coberturas. Así mismo, se determinó la exactitud temática de la clasificación digital obtenida en los niveles de detalle exploratorio, reconocimiento y semidetallado, comparada con la obtenida mediante interpretación visual. Finalmente se identificó la confiabilidad de las clases en cada nivel de detalle con viabilidad y/o inviabilidad de ser clasificadas implementando los enfoques de clasificación digital en imágenes ópticas y de radar de la misión Sentinel.

1.Marco de Referencia

1.1 Marco Teórico

1.1.1 Cobertura de la Tierra

La cobertura y el uso de la tierra constituyen los elementos fundamentales de los recursos naturales presentes en una región, y su levantamiento cartográfico puede definirse como la obtención, análisis y clasificación de los diferentes tipos de coberturas y usos asociados a las actividades que el hombre desarrolla, así como a los fenómenos naturales que ocurren en una región determinada (Melo, 2004). Las interacciones y cambios entre la cobertura y uso de la tierra pueden llegar a trascender significativamente, de manera tanto positiva como negativa, en los sistemas globales y regionales (Meyer & Turner, 1992). El resultado de las actividades humanas se ve expresado en las alteraciones sobre la cobertura terrestre, convirtiéndose esta en un indicador de referencia para el conocimiento del estado de los recursos naturales (Beaulieu *et al.*,1999).

La creciente demanda de recursos naturales ha llevado al hombre a zonas casi inaccesibles y con una magnitud sin precedentes; evidenciar estos cambios sobre la cobertura terrestre es de suma importancia, con el fin de generar conocimiento sobre el estado actual del territorio, realizar evaluaciones y diagnósticos de los cambios que se pueden esperar en el futuro (cercano) y el impacto que estos cambios tendrán en la vida humana (Vásquez, 2011). Sin embargo, ese potencial se ve seriamente afectado por la calidad y confiabilidad de los datos generados para este fin (Townshend, 1992; Belward, 1996).

Aunque los términos cobertura de la tierra y uso del suelo son términos separados, están muy relacionados (Dimiyati et al., 1996). La cobertura de la tierra hace referencia a características físicas de la superficie terrestre como la distribución de la vegetación, el agua, el suelo, incluyendo los creados por las actividades humanas, como por ejemplo los asentamientos. Por otro lado, el uso del suelo se refiere a la forma en que es utilizada la tierra por las personas, sus hábitats y actividades económicas (Melo, 2004). Los dos términos están bastante relacionados entre sí y son interpretados como patrones resultantes de interacciones naturales, socio-económicas y la utilización por el hombre en el tiempo y el espacio (Melo, 2005). El cambio de cobertura del suelo se considera como la variable más importante del cambio global que afecta a los sistemas ecológicos (Vitousek, 1994).

El cambio de la cobertura terrestre en Colombia ha sido un tema de interés en aumento significativo, esto debido a su relación directa con el cambio global, biodiversidad, funcionamiento de ecosistemas, entre otras temáticas (Xiao et al., 2006), de esta manera el seguimiento de estos cambios y su dinámica, es un instrumento necesario para la formulación y evaluación de las políticas de ocupación y uso sostenible del territorio, y que ha encontrado en las tecnologías de sensoramiento remoto un gran aliado para este fin. En el país se han realizado numerosos esfuerzos para la obtención de mapas de coberturas y clasificación de tierras, en el año 2004 el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM), el Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) y la Corporación Autónoma Regional del Río Grande de la Magdalena (CORMAGDALENA), con el apoyo del Instituto Geográfico Nacional Francés (IGN) y el Fondo Francés del Medio Ambiente Mundial (FFEM), decidieron implementar y adaptar la metodología Europea CORINE (Coordination of Information on the Environment) Land Cover en la cuenca Magdalena-Cauca a escala 1:100.000, obteniendo buenos resultados y así consolidaron el comité nacional ad hoc de coberturas de la tierra y continuaron ajustando la metodología CORINE para las diferentes zonas del país, a través de convenios (IDEAM et al., 2013).

1.1.2 Clasificación de la Cobertura de la Tierra

Los sistemas de clasificación tienen en común el mismo objetivo, el cual consiste en representar de una forma abstracta la realidad teniendo en cuenta criterios de clasificación bien definidos, bajo un esquema sistemático de nombres de clases y cada uno de ellos con características propias para ser diferenciables. Se puede definir la clasificación como un arreglo de objetos en subconjuntos, basado en características únicas de cada uno de ellos y sus relaciones (Sokal, 1974). Una clasificación describe el esquema sistemático con los nombres de las clases y los criterios utilizados para distinguirlos, y la relación entre clases. Por lo que la clasificación requiere la definición de límites de clase, los cuales deben ser claros, precisos, en lo posible cuantitativos, y basados en criterios objetivos, así mismo las clases deben ser aplicables a cualquier escala independientemente de la fuente de información de captura (Di Gregorio, 2005).

Existen muchos sistemas de clasificación de cobertura y uso de la tierra, los cuales han sido preparados en función de objetivos locales y/o particulares con variación de parámetros en sus estructuras. Por ejemplo, el sistema de clasificación de la unión geográfica internacional UGI ideado en 1930, el implementado por el servicio geológico de los estados unidos USGS 1976, el sistema ITC, el sistema de clasificación CIAF. En estos sistemas se hace diferenciación dentro de los conceptos de cobertura y uso, si bien las primeras niveles agrupan clases de cobertura y las restantes alternan clases de cobertura con clases de uso (Melo, 2005).

Actualmente en Colombia se usa la metodología CLC_c, que consiste en la fotointerpretación mediante software GIS de imágenes de satélite pre-procesadas, con apoyo de datos auxiliares, para clasificar la información en códigos de esta metodología. La interpretación de las imágenes se basa en la superposición a escala 1: 100.000 de las imágenes de satélite. Los datos auxiliares como cartografía temática del área de interés, información contextual del área de interés, son esenciales para ayudar a identificar y confirmar el contenido de ciertas características de cobertura de la tierra, que han sido detectados en las imágenes (Bossard et al., 2000).

La finalidad del programa Corine Land Cover (CLC) es facilitar una descripción estandarizada de las características de la superficie terrestre para entender la dinámica del medio ambiente (Heyman et al., 1994). Para su implementación se parte de la interpretación visual de imágenes de satélite con la ayuda de la computadora, con la

particularidad de una leyenda jerárquica, basada en clases de cobertura y discriminadas principalmente por atributos físicos y fisionómicos (Nunes de Lima, 2005; Perdigao & Annoni, 1997).

Los niveles 1 y 2 de la leyenda permanecen iguales a los de la leyenda de CORINE Land Cover de Europa, las unidades de la leyenda para la escala 1:100.000 varían desde el nivel 3 hasta el nivel 6 en los diferentes grupos de coberturas, variación que depende del tipo de cobertura. Aunque el nivel que el usuario decida aplicar dependerá también de la resolución espacial de las imágenes de satélite disponibles (Ardila et al., 2010).

Para Colombia se hizo una adaptación a la metodología CORINE Land Cover, la cual cuenta con tres niveles jerárquicos principales (Ardila et al., 2010) como se muestra en la Tabla 1-1: el primero (Exploratorio), con cinco categorías, que indica las más grandes categorías de cobertura del territorio: Superficies Artificiales, Áreas Agrícolas, Bosques y Áreas seminaturales, Zonas Húmedas y Cuerpos de Agua. El segundo nivel (Reconocimiento), con 15 categorías, el cual se utiliza para escalas comprendidas entre 1:500.000 y 1:1.000.000. El tercer nivel (Semidetallado) permite generar cartografía a escalas mayores o iguales a 1:100.000, además de incluir unidades adicionales para nomenclaturas propias de la región donde se utiliza. También existe un cuarto nivel que podría adicionarse para generar estudio de mayor detalle (Estudios detallados) para usos del suelo (IDEAM, IGAC y CORMAGDALENA. 2008).

Tabla 1-1: Leyenda CLCc. Los números que aparecen en las columnas de los niveles 3, 4, 5 y 6, indican el número de clases de cobertura en los cuales se subdivide cada clase del nivel 2

Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4	Nivel 5	Nivel 6
1. Territorios artificializados	1.1. Zonas urbanizadas	2	0	-	-
	1.2. Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación	5	8	-	-
	1.3. Zonas de extracción minera y escombreras	2	10	-	-
	1.4. Zonas verdes artificializadas, no	2	9	-	-

Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4	Nivel 5	Nivel 6
	agrícolas				
2. Territorios agrícolas	2.1. Cultivos transitorios	5	15	-	-
	2.2. Cultivos permanentes	5	17	-	-
	2.3. Pastos	3	0	-	-
	2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	5	0	-	-
3. Bosques y áreas seminaturales	3.1. Bosques	5	8	8	3
	3.2. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva	3	6	6	7
	3.3. Áreas abiertas, sin o con poca vegetación	5	5	-	-
4. Áreas húmedas	4.1. Áreas húmedas continentales	3	-	-	-
	4.2. Áreas húmedas costeras	4	-	-	-
5. Superficies de agua	5.1. Aguas continentales	3	5	3	-
	5.2. Aguas Marítimas	3	2	4	-

Fuente: (Ardila et al., 2010)

La metodología CLCc en una serie de estudios de diversas escalas y niveles de detalle como lo son el realizado en la Cuenca Magdalena-Cauca, a escala 1:100.000, bajo la responsabilidad del IDEAM, IGAC y CORMAGDALENA (2008); el realizado por el IGAC en convenio con la Corporación Autónoma Regional del Sur de Bolívar a escala 1:100.000 (2009); el realizado por IGAC en convenio con la Gobernación de Antioquia (2007) implementado a escala 1:25.000 y el llevado a cabo mediante el convenio entre el IGAC y la Corporación Autónoma Regional del Quindío realizado a escala 1:10.000, haciendo uso de fotografías aéreas digitales tomadas por el IGAC utilizando la cámara ULTRACAM D (IDEAM, IGAC y CORMAGDALENA. 2008; IGAC Y CORPORACION AUTONOMA REGIONAL DEL QUINDIO 2010).

La metodología CLCc, es un concepto de estándar nacional de producción de cartografía temática de cobertura y usos del suelo, se fundamenta en la interpretación de imágenes superpuestas y de información cartográfica auxiliar esencial para ayudar a identificar y confirmar el contenido de ciertas características de cobertura de la tierra. Esta labor exige bastante experticia y tiempo del intérprete, su complejidad aumenta a

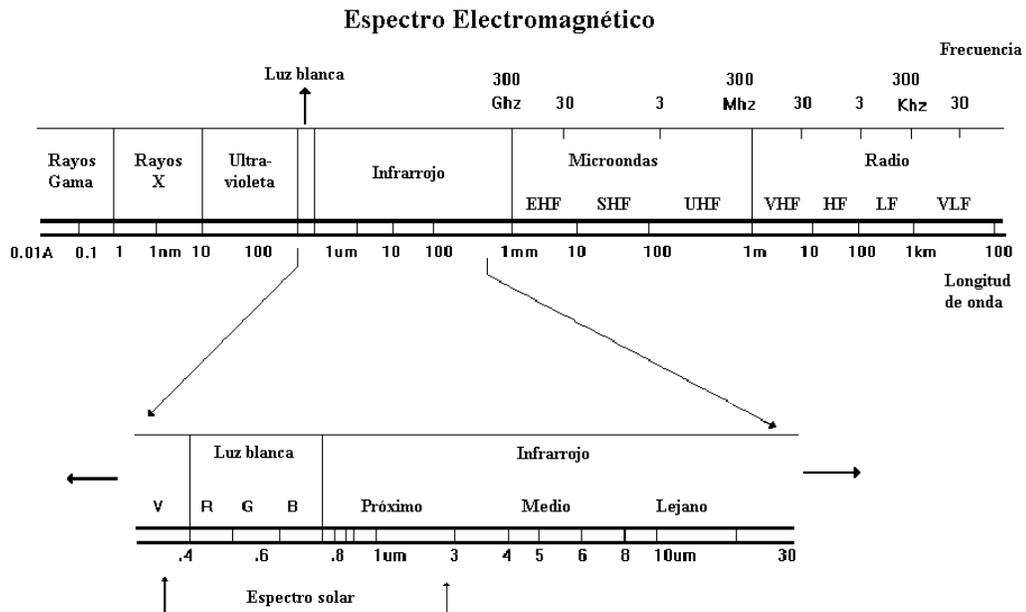
medida que el área de estudio donde se aplica es cada vez más intervenida. La información resultante de este proceso tiene una confiabilidad incomparable a las técnicas digitales, y es una fuente de información principal y fundamental en campos de acción como gestión del riesgo, uso y cobertura de la tierra, gestión del agua, protección del suelo, cartografía urbana y cartografía terrestre para el desarrollo sostenible, generación de políticas, entre otros aspectos político sociales y medioambientales (Melo et al., 2005).

La elaboración de esta información requiere tiempo y profesionales calificados en el arte y técnica de la interpretación de imágenes, quienes se valen de diversos insumos para elaborar un producto temático. Entre los insumos de apoyo encontramos cartografías base de diferentes escalas, fotografías aéreas, imágenes satelitales, imágenes de radar, documentación de la zona de estudio, plataformas como *Google Earth*, entre otros y todo ello procesado y analizado por interpretes para un solo fin. En la actualidad el Instituto Geográfico Agustín Codazzi y otras entidades estatales adelantan elaboración de cartografía temática a escalas más grandes 1:25000, lo cual requiere insumos más recientes y mayor capacidad profesional con tiempos de elaboración cada vez más cortos (IGAC Y CORPORACION AUTONOMA REGIONAL DEL QUINDIO 2010).

1.1.3 Teledetección Activa y Pasiva

La teledetección es una técnica mediante la cual se puede obtener información de los objetos sin estar en contacto físico con ellos, esto gracias a la interacción de los materiales con la energía electromagnética (Eastman, 2012). Todos los objetos de la superficie terrestre cuya temperatura es mayor que el cero absoluto irradian energía en cierta frecuencia o longitud de onda. Esta energía es en su mayoría imperceptible a la vista humana, debido a que el ojo humano solo percibe el espectro visible. La radiación electromagnética se puede catalogar por su longitud de onda en algo conocido como el espectro electromagnético (Vásquez, 2011). Slater (1980) define el espectro electromagnético como el flujo radiante detectado por los sensores remotos en alguna región del mismo, desde los rayos gamma hasta las ondas de radio como se muestra en la Figura 1-1.

Figura 1-1: Rangos del espectro electromagnético



Fuente: Vásquez, 2011

En el concepto de espectro electromagnético podemos encontrar dos grupos de microondas, las activas y las pasivas que varían de algunos nanómetros a algunos metros (Vásquez, 2011). Las imágenes ópticas (Pasivas) están asociadas a las longitudes de onda del espectro visible que se encuentra entre los $0.4\mu\text{m}$ y $0.7\mu\text{m}$; hasta el infrarrojo lejano $15\mu\text{m}$; por otro lado encontramos el grupo microondas activas asociado a imágenes de radar, que debido a su longitud de onda mayor pueden penetrar las nubes, polvo, neblina, lluvia y son menos afectadas por la dispersión atmosférica, lo cual permite captar información de los objetos terrestres en climas adversos, fenómeno que si afecta las imágenes ópticas (Acevedo, H.R, 2011).

1.1.4 Interpretación de Imágenes Visuales

Una imagen es la representación bidimensional de nuestro entorno, pueden obtenerse de numerosas maneras con diversos sensores, en ellas se registran varias entidades de muchos tamaños y formas, que pueden llegar a ser fáciles de identificar o lo contrario según la perspectiva y contexto del usuario (Melo et al., 2005). Al identificar los objetos en la imagen y somos capaces de transmitir esa información a otros se está llevando a cabo el proceso de interpretación, y esta información al ser procesada y analizada por un

intérprete se convierte en información aprovechable (Lillesand et al., 2004). Es importante tener en cuenta que la experiencia de interpretar imágenes es muy diferente si se habla de una fotografía convencional y de fotografías satelitales y/o aéreas; esto debido a las características únicas que poseen fotografías satelitales y/o aéreas, las cuales son, perspectiva aérea, longitudes de onda más allá del espectro visible y representación de la superficie terrestre en diversas escalas y resoluciones (Bonnett & Campbell, 2002).

La información capturada por el intérprete no puede ir más allá de las limitaciones intrínsecas de la imagen y su contexto espacial, además de la experiencia misma del intérprete. Melo (2005) define tres procesos básicos para una correcta interpretación de imágenes de percepción remota:

- **Lectura de la Imagen** donde se identifica un objeto como conocido gracias a las propiedades visibles de este y en donde este objeto es detectado seguido de su reconocimiento e identificación.
- **Análisis de la Imagen** donde se procede a delinear los objetos de acuerdo a su individualidad determinada en el proceso de lectura de imagen, y donde se deduce los diferentes grupos de objetos y relaciones entre ellos.
- **Clasificación de la Imagen** aquí se describen individualmente los objetos delimitados y analizados y se da identidad a los mismos, para así poderlos articular en un sistema de clasificación de acuerdo al fin y objeto que se esté estudiado, la clasificación no debe estar separada de la naturaleza de los objetos y está siempre debe ser corroborada en campo.

1.1.5 Escalas y Nivel de Detalle

Existen gran variedad de sensores remotos (Tabla 1-3) como fuente inicial de información para la generación de cartografía temática de la cobertura terrestre. El sensor Landsat han sido uno de los más utilizados para mapear las coberturas del suelo, y recientemente la utilización de las fotografías aéreas a causa de la alta resolución espacial, aunque cabe mencionar que el uso de imágenes ópticas presenta limitaciones

al verse afectadas por las condiciones atmosféricas. Eventualmente las imágenes de radar complementan las interpretaciones de las imágenes Landsat TM (Beaulieu *et al.*, 1999).

El valor de resolución espacial determina el mínimo tamaño de extensión que es posible registrar en una imagen. Objetos y/o coberturas menores que el tamaño del pixel de la imagen no serán posibles evidenciarlas, y es donde el tema de la escala debe ser considerado teniendo en cuenta el volumen de detalles requerido en función del propósito del estudio (Melo & Camacho, 2005).

Vargas G. (1992) establece unos rangos de escalas utilizables en levantamientos de cobertura y uso de la tierra, los cuales están relacionados con el nivel de detalle del estudio como se muestra en la Tabla 1-2

Tabla 1-2: Escala y Nivel de detalle.

ESCALA DE LA FOTOGRAFIA	NIVEL DE DETALLE
Menor a 1: 100.000	Exploratorio
1:100.000 – 1:30.000	Reconocimiento
1:30.000 – 1:10.000	Semidetallado
Mayor a 1:10.000	Detallado

Tomado: Vargas, G., 1992.

Lencinas *et al.*, (2009) menciona como elemento de referencia para la representación cartográfica de áreas en base a información satelital las escalas máximas determinadas por Kobler (2000), Kato *et al.*, (2001), Tanaka *et al.*, (2001), Tung (2005), Hanh y Tuân (2005). Cabe resaltar que las escalas máximas mencionadas, no se deben tomar como escala recomendada, sino que muestra el máximo potencial de productos cartográficos generados en función de las resoluciones espaciales de los sensores mencionados en la Tabla 1-3.

Tabla 1-3: Resolución espacial satélites, escala cartográfica máxima, y unidad mínima cartografiable.

SATELITE	RESOLUCION ESPACIAL (mts)	ESCALA CARTOGRAFICA MAXIMA	PRECISION PLANIMETRICA 0.5 mm (90%)	UNIDAD MINIMA CARTOGRAFIABLE (5mm ^2)/1 mm

SATELITE	RESOLUCION ESPACIAL (mts)	ESCALA CARTOGRAFICA MAXIMA	PRECISION PLANIMETRICA 0.5 mm (90%)	UNIDAD MINIMA CARTOGRAFIABLE (5mm ^2)/1 mm
IKONOS	1	1 : 3.000	1.5 m	0.004 ha/ 3 m
	4	1 : 8.000	4 m	0.03 ha/ 8 m
QUICK BIRD	0.6	1 : 1.500	0.75 m	0.001 ha/ 1.5 m
	2.4	1 : 5.000	2.5 m	0.01 ha/ 5 m
SPOT V	2.5	1 : 5.000	2.5 m	0.01 ha/ 5 m
	5	1 : 10.000	5 m	0.05 ha/ 10 m
	10	1 : 15.000	7.5 m	0.1 ha/ 15 m
SENTINEL	10	1 : 15.000	7.5 m	0.1 ha/ 15 m
RAPIDEYE	5	1 : 10.000	5 m	0.05 ha/ 10 m
ALOS	2.5	1 : 5.000	2.5 m	0.01 ha/ 5 m
	10	1 : 15.000	7.5 m	0.1 ha/ 15 m
ASTER	15-30	1 : 50.000	25 m	1.25 ha/ 50 m
LANDSAT	30	1 : 100.000	50 m	5 ha/ 100 m

Tomado: Lencinas *et al.*, 2009.

1.1.6 Clasificación de Imágenes Satelitales

Usualmente la clasificación de imágenes se desarrolla mediante la interpretación visual de características y patrones delineando manualmente sus límites, aunque con los constantes avances en tecnologías de software y hardware esta labor ha mejorado, prestado atención en el uso de la clasificación digital, aunque el factor humano todavía brinda un conjunto superior de capacidades para el proceso de clasificación, en la actualidad se emplean procedimientos de clasificación digital, guiados por la interpretación humana (Eastman, J.R., 2012).

En el proceso de fotointerpretación y de clasificación visual de imágenes de sensores remotos usualmente se consideran las características de las imágenes, tales como color o tono, en el caso de imágenes pancromáticas, textura, tamaño, forma, patrón, contexto.

Por otro lado la clasificación digital tiene en cuenta el valor cuantitativo de respuesta espectral, la cual se basa en el principio de que cada material interactúa con la energía electromagnética al reflejar, absorber o transmitir esta de manera diferente. Esta interacción que varía de una longitud de onda a otra, generando un patrón conocido se conoce como Patrón de Respuesta Espectral (SRP), permitiendo de esta manera asociar un material en específico a un área del espectro electromagnético en donde la naturaleza de esa interacción sea distintivamente diferente (Clark, R.N.,1990; Eastman, J.R., 1993; Eastman, J.R., 2012).

El proceso de clasificación digital de imágenes busca asignar automáticamente todos los píxeles de una imagen a clases, categorías o tipos de cobertura del suelo (Eastman, J.R., 2012). Usualmente los datos multiespectrales se utilizan para realizar la clasificación, y el patrón espectral presente dentro de los datos para cada píxel (DN) se utiliza como base numérica para la categorización, donde cada elemento capturado manifiestan diferentes combinaciones de números internos en base a sus inherentes propiedades de reflectancia y emitancia espectral (Jeyaseelan, 2004). Los métodos usuales de clasificación tienen principalmente dos enfoques no supervisada y supervisada; el primero clasifica la imagen teniendo en cuenta las similitudes espectrales con las clases de cobertura del suelo predefinidas (Casals-Carrasco et al., 2000), y el segundo clasifica la imagen agrupando los píxeles por su similitud espectral relativa (Townshend, 1992; Wilkinson, 1996). En la actualidad no es posible afirmar que método clasificador es mejor para todas las situaciones, porque las características de cada imagen y las circunstancias de cada estudio varían en gran medida (Jeyaseelan, 2004).

1.1.7 Clasificación Supervisada

En el método de clasificación digital supervisado, el profesional lleva a cabo la supervisión del proceso de tipificación de los píxeles de las imágenes, al relacionar una o varias categorías con los valores cuantitativos de cada píxel en las imágenes utilizadas (Eastman, J.R., 2012). En este método, el analista delimita espacialmente las áreas de interés identificadas previamente por el en una categoría; estas áreas se denominan “áreas de entrenamiento”, el algoritmo establece la relación cuantitativa y estadística entre las categorías definidas y el valor de los píxeles que las representan y toma estos parámetros para llevarlos a cada píxel de la imagen para asignar la temática que más se ajuste. (Wilkinson, 1996).

Las etapas generales que se desarrollan en la clasificación supervisada son; **entrenamiento**, donde el profesional identifica las zonas de entrenamiento, estas zonas se ven descritas cuantitativamente en las respuestas espectrales de las imágenes, cada cobertura queda relacionada con un patrón espectral; **clasificación**, en esta etapa cada pixel es comparado con los datos de entrenamiento y se le es asignado una categoría o temática, si el pixel no encaja en alguna temática de los datos de entrenamiento usualmente se etiqueta como desconocido; elaboración de **salidas**, existen tres formas básicas para la salida, mapas temáticos, tablas estadísticas de cada categoría clasificada y archivos digitales compatibles para ser incluidos en un SIG, usualmente corresponde a una imagen donde el pixel expresa la categoría asignada por el algoritmo en el proceso de clasificación (Bonnett, R., & Campbell, J. B., 2002).

1.1.8 Clasificación no Supervisada

En la clasificación no supervisada no se necesita datos de entrenamiento para llevar a cabo la clasificación, en esta familia de clasificadores se tiene el mismo principio, en el cual se examinan los valores espectrales de los pixeles desconocidos en una imagen y los agrupa en una serie de clases que comparten afinidad estadística y espacial de los valores espectrales (Lillesand et al., 2004).

Bajo el principio anteriormente expuesto, un tipo de cobertura espacialmente correlacionada presenta valores semejantes de valores de respuesta espectral, mientras que los que están relativamente distantes no presentan valores semejantes o cercanos. Las clases obtenidas de este proceso son clases espectrales y se desconoce la identidad de estas clases, el profesional debe documentarse y contrastar estas clases con información de referencia para asignar la categoría a estas clases (Bonnett, R., & Campbell, J. B., 2002).

1.1.9 Técnicas Basadas en Objetos

Con la aparición de sensores avanzados sensores de teledetección se han evidenciado deficiencias de las técnicas tradicionales de procesamiento de imágenes basadas en píxeles (Hay & Castilla, 2008), presentando ciertas limitaciones como lo son la aparición de un característico efecto “sal y pimienta”, no tomando en cuenta elementos espaciales

foto-interpretativos como la textura, el contexto y la forma limitando la capacidad para extraer objetos de interés. El concepto para la clasificación de imágenes orientado a objetos, se incorporó a la disciplina de percepción remota en la primera década de este siglo (Flanders et al., 2003), se basa en la identificación de “objetos de imagen”, definidos como grupos de píxeles contiguos que poseen un comportamiento similar. Dichos objetos se obtienen mediante la segmentación de la imagen usando técnicas que pueden ser ascendentes (bottom-up) o descendentes (top-down) (Hay & Castilla, 2008). Algunos autores indican la variabilidad entre los píxeles que componen un objeto debe ser inferior a la variabilidad entre el objeto y su entorno (Perea et al, 2009).

La clasificación orientada a objetos evoluciona del método tradicional enfocado en píxeles individuales, agrupándolos en función de la relación espacial y espectral de los píxeles, definiendo los límites de estas agrupaciones para luego delimitarlos y así generar un vector o un objeto con atributos característicos provenientes de las variables implementadas (Vásquez, 2011; Medina et al., 2014; Valero M et al., 2014). Esta técnica define como objeto al conjunto de píxeles que confluyen en un mismo contexto o clase que es diferenciable de otras permitiendo asignar una temática o categoría según sea el fin del investigador (Gamanya et al., 2009; Hese & Schumullins, 2009; Antonarakis et al., 2008; Vásquez, 2011). Este enfoque de análisis orientado a objetos, no se fundamenta únicamente en el comportamiento espectral del pixel, también tiene en cuenta el componente espacial de los mismos, tomando en cuenta sus relaciones de contigüidad con los demás. El proceso e inicia en la fase segmentación donde se llevan a cabo minuciosamente agrupaciones de los píxeles adyacentes, similar a una clasificación no supervisada y donde se controla el nivel de agregación de los píxeles. Luego de este proceso se obtienen los objetos y/o fragmentos, cada uno de ellos con una serie de atributos contextuales, métricos y espectrales que son de ayuda para pos- procesos de clasificación (Vásquez, 2011).

1.1.10 Evaluación de la Exactitud Temática

Uno de los conceptos con mayor discusión en los últimos años y que continúa recibiendo atención en teledetección es la evaluación de la exactitud de la clasificación digital de imágenes, esto debido a que los métodos de clasificaciones digitales aventajaban ampliamente la capacidad de cuantificar significativamente su exactitud, esta limitación

generaba mucha incertidumbre y poca seguridad en la aplicación de técnicas automatizadas de clasificación de la cubierta terrestre (Lopez et al., 2005).

El método tradicional de validación de exactitud temática de un producto cartográfico obtenido a partir de clasificaciones supervisadas o no supervisadas es basado en una comparación de los resultados obtenidos del proceso de clasificación con información verdadera o absoluta, donde se comparan los datos clasificados con observaciones o información de alta confiabilidad usando matrices de confusión (también llamadas matrices de error o de contingencia) y evaluando métricas como el coeficiente Kappa (Li et al., 2009; Santos, 2007).

La finalidad de las matrices de error es comparar las categorías obtenidas de la clasificación con información de alta confiabilidad, categoría por categoría. Estas matrices son cuadradas con el número de filas y columnas igual al número de categorías cuya exactitud de clasificación se está evaluando. Teniendo en cuenta que los píxeles que se clasifican en las categorías apropiadas de cobertura terrestre se ubican a lo largo de la diagonal principal de la matriz de error, los elementos no diagonales de la matriz representan errores de omisión o comisión (Muñoz, 2016).

Muñoz (2016) y Cerda & Villarroel (2008) mencionan que la exactitud global se calcula mediante el cociente de la suma de los elementos a lo largo de la diagonal principal y el número total de píxeles de referencia, este indicador de exactitud global también es conocido como el coeficiente Kappa; así mismo se puede estimar las exactitudes de categorías individuales dividiendo el número de píxeles clasificados correctamente en cada categoría por el número total de píxeles en la fila o columna correspondiente, de aquí se pueden obtener las exactitudes de productor y usuario.

La exactitud de productor resulta de dividir el número de píxeles clasificados correctamente en cada categoría (en la diagonal principal) por el número de píxeles del conjunto de entrenamiento utilizado para esa categoría; por otro lado para calcular la exactitud de usuario se calcula dividiendo el número de píxeles clasificados correctamente en cada categoría por el número total de píxeles que se clasificaron en esa categoría (Congalton & Green, 1999; Muñoz, 2016).

El coeficiente Kappa fue planteado por Jacob Cohen en 1960, y es un indicador de comparabilidad que mide la correspondencia de datos categóricos entre metodologías o técnicas distintas, y ha sido ampliamente utilizado en el campo de la teledetección para cuantificar la similitud de la clasificación de imágenes, la fórmula se describe como:

$$CK = \frac{\sum_{i,j=1}^r x_{ij} - \sum_{i,j=1}^r (\sum x_i * \sum x_j)}{N^2 - \sum_{i,j=1}^r (\sum x_i * \sum x_j)}$$

donde; r es el número de filas en la matriz; x_{ij} , número de píxeles de la fila i , columna j , de la diagonal mayor; x_i , fila i ; x_j , columna j y N el total de píxeles de la matriz (Li *et al.*, 2009; Dou *et al.*, 2007; Vásquez, 2011).

Una vez obtenido el coeficiente Kappa, que puede tener valores entre 0 y 1 se puede utilizar la clasificación de Cerda & Villarroel (2008) para calificar la exactitud obtenida, tal como se muestra en la Tabla 1-4.

Tabla 1-4: Categorías según índice Kappa

Rango	Concordancia
0	Nula
0,01 - 0,02	Leve
0,21 - 0,40	Aceptable
0,41 - 0,60	Moderada
0,61 - 0,80	Considerable
0,81 - 1	Casi Perfecta

Fuente: Cerda *et al.*, 2008.

De igual manera es posible establecer una métrica de exactitud de cada clase mediante dos indicadores de exactitud; la primera, es **exactitud de usuario** expresa la probabilidad de que un pixel escogido aleatoriamente y clasificado en una unidad cartográfica del mapa, esté correctamente clasificado. (Congalton *et al.*, 1999). La segunda, es exactitud **exactitud de productor** definida como la probabilidad de un pixel escogido al azar perteneciente a una clase esté correctamente asignado a una unidad cartográfica, revela por lo tanto si un pixel está asignado a la clase correcta del producto. Las fórmulas de estos dos indicadores se expresan como:

$$EU_{\text{Exactitud de usuario}} = \frac{x_{ij}}{N_j}$$

$$EP_{Exactitud\ de\ productor} = \frac{x_{ij}}{N_i}$$

donde; x_{ij} , número de píxeles de la fila i , columna j , de la diagonal mayor; N_j el total de píxeles de la clase en la columna j de la matriz, N_i el total de píxeles de la clase en la fila i de la matriz (Muñoz, 2016).

1.2 Estado del Arte

1.2.1 Clasificación Supervisada y Técnicas de Aprendizaje de Maquinas

Diferentes autores han investigado y desarrollado metodologías o algoritmos concernientes a la clasificación de imágenes en la última década, tratando de que estos minimicen el error de la clasificación (Rodríguez et al., 2011). Los métodos usuales de clasificación tienen principalmente dos enfoques no supervisada y supervisada; el primero clasifica la imagen teniendo en cuenta las similitudes espectrales con las clases de cobertura del suelo predefinidas (Casals-Carrasco *et al.*, 2000), y el segundo clasifica la imagen agrupando los píxeles por su similitud espectral relativa (Townshend, 1992; Wilkinson, 1996). En la actualidad no es posible afirmar que método clasificador es mejor para todas las situaciones, porque las características de cada imagen y las circunstancias de cada estudio varían en gran medida (Jeyaseelan, 2004).

Entre los métodos de clasificación digital los modelos más usados en teledetección se destacan el análisis de máxima verosimilitud, presentes en las técnicas tradicionales de clasificación digital (Supervisada – No Supervisada) (Chuvieco, 2006; Mather & Tso, 2016). Estas técnicas a pesar de haber sido aplicadas en teledetección por más de 4 décadas con éxito, los resultados obtenidos pueden tener sesgos (Richards & Richards, 1999), esto debido a que en algunos casos el supuesto básico de normalidad no llega a cumplirse, algunos autores mencionan que aun en el caso que las bandas de entrada no cumplan este criterio, los resultados siguen siendo bastantes consistentes (Swain & Davis, 1978).

En la actualidad se está experimentado con técnicas de aprendizaje automático también llamadas aprendizaje de maquina o Machine Learning (ML), las cuales intentan extraer

“conocimiento” a partir de los datos y cuyo objetivo fundamental es encontrar modelos con la capacidad de identificar patrones que ayudan a clasificaciones más seguras (Lantz, 2013). Es un campo de investigación en la intersección de las estadísticas, la inteligencia artificial y la informática, que también es conocido como análisis predictivo o aprendizaje estadístico. Un caso específico de ML es el de Random Forest un meta-clasificador que utiliza árboles de decisión como clasificadores base, produciendo muy buenos resultados en comparación con otros métodos de clasificación (Breiman, 2001; Liaw & Wiener, 2002).

Random Forest es una técnica que combina muchos árboles de decisión, en la que cada árbol depende de los valores de un vector aleatorio probado independientemente y con la misma distribución para cada uno (Lantz, B. 2013). Con esta técnica se puede realizar tanto clasificación como regresión, trabajar con problemas de aprendizaje supervisado y no supervisado, obtener gran exactitud temática en los resultados gracias a la generalización, en el cual muchos árboles ligeramente diferentes aportan información para obtener medidas más fiables y tanto el entrenamiento como el test pueden implementarse en paralelo fácilmente (Lantz, B., 2013).

Entre las características a resaltar de Random Forest se encuentran: su eficacia con grandes volúmenes de datos, el cálculo de estimaciones internas no sesgadas del error en función de los datos de entrenamiento y su gran capacidad de generalización, además de proporcionar una medida de importancia de las variables de peso para la clasificación (Breiman, 2001; Pal, 2005; Prasad *et al.*, 2006; Urrea Galés, 2009 ; Liaw & Wiener, 2002).

Rodriguez *et al.* (2012) destacan las características de Random Forest como su naturaleza no paramétrica, alta exactitud temática de clasificación, capacidad para determinar la importancia de la variable, estimación y normalización de valores atípicos, regresión, clasificación, análisis de supervivencia y aprendizaje supervisado y no supervisado. Sin embargo, se puede considerar como un clasificador de tipo caja negra, debido a que el usuario no puede ver la forma interna del funcionamiento del algoritmo, operando en tres pasos, un *input* (entrada de datos), procesamiento y un *output* (salida de datos).

En un estudio llevados a cabo por Balzter et al., (2015) haciendo uso de imágenes de radar de la misión Sentinel-1A y variables geomorfológicas utilizando el algoritmo random Forest, para la clasificación de coberturas implementando el sistema europeo Corine Land Cover, permitió establecer que es posible discriminar coberturas en el nivel de detalle general con una exactitud temática hasta de 68,4%, llegando a ser útil para las regiones que se vean afectadas por factores atmosféricos como la nubosidad. Así mismo, Abdikan et al., (2016) implementaron un algoritmo de aprendizaje de máquina en imágenes de radar Sentinel-1A, para discriminar coberturas terrestres en el nivel de detalle exploratorio con 13 clases, enfocados en coberturas urbanas, con 5 tipos de coberturas como parámetros de entrenamiento y una muestra del 10 % puntos de entrenamiento en relación con el área total de cada cobertura, obtuvieron exactitudes temáticas hasta de 93.28%.

Rodriguez y colaboradores (2012) llevaron a cabo una clasificación de la cubierta terrestre en un área compleja del sur de España con datos de ópticos obtenidos del sensor Landsat-5 Thematic Mapper, utilizaron variables auxiliares derivadas de un modelo de terreno digital para clasificar 14 diferentes categorías de coberturas terrestres en el nivel de detalle exploratorio. Los resultados que obtuvieron muestran que Random Forest arroja clasificaciones exactas de la cubierta terrestre, con una exactitud global del 92% y un índice Kappa de 0,92, además las variables identificadas por el algoritmo como las más importantes para clasificar la cobertura del suelo coincidieron con las expectativas.

De igual manera, Otukey & Blaschke (2010) adelantaron una investigación en la cual se evaluó la exactitud de la clasificación de la cubierta terrestre en áreas de Uganda oriental con un total de ocho tipos de coberturas, en el nivel de detalle general implementando tres métodos de algoritmos de aprendizaje: máquina de soporte vectorial (SVM), árboles de decisión (DT) y el clasificador de máxima probabilidad (ML), con un conjunto de datos Landsat TM y ETM + de 1986 y 2001 respectivamente, en donde los mejores resultados de clasificaciones se obtuvieron de el algoritmo de árboles de decisión (DT), técnica en la cual se fundamenta Random Forest.

1.2.2 Clasificación Orientada a Objetos

Como se indicó anteriormente, la aparición sensores de teledetección avanzados ha evidenciado deficiencias de las técnicas tradicionales de procesamiento de imágenes basadas en píxeles (Hay & Castilla, 2008), presentando ciertas limitaciones como lo son la aparición del efecto “sal y pimienta”, no tomando en cuenta elementos espaciales foto-interpretativos como la textura, el contexto y la forma limitando la capacidad para extraer objetos de interés. Esas limitaciones pueden ser superadas, hasta cierto punto, usando técnicas basadas en objetos (Hay & Castilla, 2008).

En el proceso de clasificación orientada a objetos se inicia con la agrupación de píxeles, conocida como segmentación (Lizarazo & Elsner, 2008), donde se generan segmentos que pueden definirse como objetos de imágenes o pseudo-polígonos, que varían de acuerdo al algoritmo empleado, entre los algoritmos diseñados para llevar a cabo el proceso de segmentación se encuentran EDGE, el cual agrupa objetos con bordes bien definidos y el algoritmo INTENSITY, que promedia los colores de del pixel entre bandas y usa este valor promedio para segmentar, es importante tener en cuenta que en este proceso se puede variar parámetros de ventana o kernel así como también parámetros de agregación, y dependen de la resolución de la imagen que se esté trabajando y la escala del producto final (UEGPS, 2018).

Gao & Mas (2008) compararon los resultados de la clasificación del método tradicional por píxeles y el método orientado a objetos en diferentes resoluciones de imágenes multispectrales SPOT-5, implementando ventanas de tamaño $3 * 3$, $10 * 10$ y $25 * 25$. Los resultados mostraron que con el método orientado a objetos se obtiene exactitud temática superior en un 25 % en comparación con el método meramente en píxeles, con el aumento de la resolución espacial de las imágenes. Perea et al., (2009) llevaron a cabo una clasificación digital implementando el método orientado a objetos en una zona urbano-forestal utilizando fotografías aéreas digitales obteniendo una exactitud temática del 90%, los objetos resultantes sirvieron de base para una posterior clasificación más refinada. Los programas más utilizados en la técnica orientada a objetos se encuentran eCognition, IDRISI y ENVI, en la mayoría de estudios sobresale eCognition (Vásquez, 2011).

Lizarazo & Elsner (2009) propusieron un procedimiento de clasificación de imágenes basado en objetos implementando lógica difusa en imágenes de baja resolución,

encontrando que la segmentación de imágenes borrosas podría representar una alternativa viable a los actuales enfoques de segmentación de imágenes nítidas.

1.2.3 Imágenes Sentinel 1A y 2A

En el año 2014 la Comisión Europea (CE) y la Agencia Espacial Europea (ESA), en un esfuerzo para abordar cuestiones relacionadas con la vigilancia del medio ambiente, han establecido el programa europeo de observación de la Tierra Copérnico, anteriormente conocido como Vigilancia Mundial del Medio Ambiente y la Seguridad (GMES). Este programa se compone de una serie de misiones de satélites Sentinel (Van Der Meer *et al.*, 2014), con tecnologías mejoradas gracias a experiencias adquiridas con las misiones SPOT y Landsat que datan de las últimas décadas, asegurando la continuidad de las misiones anteriormente mencionadas, ofreciendo productos operacionales tales como: mapas de cobertura del suelo, mapas de detección de cambio de la tierra y observaciones de variables físico – geoquímicas (Drusch *et al.*, 2012).

Entre sus misiones se encuentran los satélites Sentinel 1A y Sentinel 2A. El primero un sensor activo de radar de apertura sintética (SAR), dispositivo activo que emite sus propias microondas a intervalos regulares, recibiendo la energía retrodispersada de la zona de interés, detectando la intensidad y la distancia para la generación de imágenes (Buemi, 2012; Zozaya, 2015).

Sentinel 1A con su instrumento C-SAR tiene la ventaja de operar en longitudes de onda sin verse afectado por la cobertura de nubes o la falta de iluminación. Los datos registrados en todas las condiciones meteorológicas, ofrecen un monitoreo confiable, y con su modo de captura interferométrico de franja amplia IW, permite la combinación de una anchura de barrido de gran tamaño (250 km) con una resolución geométrica moderada (5 m por 20 m). Este modo de captura IW asegura un solapamiento suficiente del espectro Doppler garantizando una calidad de imagen más homogénea. El modo IW es por defecto el más usado para estudios de la cubierta de la tierra (ESA, 2013).

Sentinel-2A, se compone por dos satélites de órbita polar cada uno con un sensor multiespectral MSI (Multi Spectral Imager) de resolución espacial alta-media, caracterizados por 290 kilómetros ancho de franja y una alta capacidad de revisita (5 días

con dos satélites), potencialmente adecuado para el mapeo regional de coberturas de la tierra. Este sensor ofrece un diseño polivalente de 13 bandas espectrales que atraviesan desde la región visible del espectro e infrarrojo cercano hasta el infrarrojo de onda corta, Sentinel 2 con sensor MSI dispone de cuatro bandas (2, 3, 4 y 8) con una resolución espacial de 10 m, seis bandas (5, 6, 7, 8a, 11 y 12) a 20m y las últimas tres bandas (1, 9 y 10) a 60 m. Entre estas trece bandas hay tres nuevas bandas en la región del rojo posicionadas a 705, 740 y 783 nm, anchos de banda no vistos anteriormente en satélites de gran cobertura (Sibanda *et al.*, 2015).

Frampton (2013) evaluó el potencial del sensor de MSI de Sentinel-2 para la estimación del contenido de clorofila en la cobertura vegetal, el índice de área foliar (IAF) y la concentración de clorofila en la hoja, utilizando datos de campo que cubrían ocho cultivos separados, encontrando correlaciones entre la reflectancia espectral y el contenido de clorofila dosel, demostrando la utilidad de las bandas multiespectrales del sensor MSI. Laurin G.V. *et al.*, (2016) llevo a cabo una clasificación de tipos de bosque tropicales en base a los datos multiespectrales provenientes de Sentinel-2 a un nivel de detalle exploratorio, obteniendo texturas de fácil discriminación y resultados de la clasificación con mejorías estadísticamente significativas en la exactitud. Así mismo Van der Meer (2014) implementó los datos multiespectrales de Sentinel-2 para aplicaciones geológicas y de la ciencia del suelo comparadas con datos del sensor ASTER logrando consistentes resultados de las bandas de Sentinel-2 para identificar productos como; hierro férrico, hierro ferroso, laterita, silicatos de hierro y óxidos de hierro.

Torbick *et al.*,(2017) realizaron un estudio enfocado a monitoreo de la agricultura de arroz en grandes áreas, donde la afectación de visibilidad por nubosidad siempre es un problema para los datos obtenidos de sensores ópticos, y donde vieron una gran oportunidad en los datos de la banda C de Sentinel-1, con una resolución espacial moderada ofreciéndoles nuevas oportunidades para monitoreo, especialmente en el sur y el sudeste de Asia, donde el arroz es fundamental para la seguridad alimentaria.

Integraron y clasificaron un mapa de cobertura terrestre de uso del suelo actualizado (2015) con un nivel de detalle exploratorio fusionando datos de Sentinel-1, Landsat-8 OLI y PALSAR-2, utilizando el algoritmo RandomForest, luego realizaron análisis fenológicos de series temporales de los datos Sentinel-1 para evaluar la información sobre el arroz. Se obtuvo un mapa de cobertura del uso de la tierra que identificó 186,701 km² de tierras

de cultivo, con las series de tiempo obtenidas Sentinel-1 para mapear las características de arroz se creó una máscara de arroz extrapolando indicadores únicos vinculados al ciclo de vida del arroz, obteniendo una exactitud de clasificación de más del 90% ($Kappa < 0.9$), datos que se validaron con las estadísticas del censo del gobierno. Estos resultados indican que el Radar de Apertura Sintética (SAR) de acceso sistemático de la misión Sentinel-1 ayudan a escalar la información a en programas de monitoreo y estudio de las coberturas terrestres y con apoyo de clasificadores como Random Forest la confiabilidad de los resultados es sobresaliente.

Como se pudo observar en la literatura citada en los párrafos anteriores, existen muchos trabajos enfocados a la producción de cartografía temática implementado clasificaciones digitales, utilizando insumos de acceso libre de sensores ópticos y de radar, sistemas de clasificación específicos para cada estudio y algoritmos de aprendizaje de máquina, que evidencian el potencial de los mismos para realizar clasificación de cobertura del suelo. Sin embargo, la mayoría de esos trabajos se han enfocado en niveles de detalle exploratorio y de reconocimiento.

El presente trabajo se enfocó en evaluar el potencial de utilizar datos de acceso libre de la misión Sentinel (1-A, 2-A), aplicados a clasificaciones digitales desde los enfoques por píxeles y orientado a objetos implementando el algoritmo Random Forest. Para el efecto se utilizó la metodología Corine Land Cover adaptada para Colombia a un nivel de cobertura de uso semidetallado a escala 1:25000, comparando los resultados de exactitud temática resultante de cada enfoque y el la fusión de los datos ópticos y de radar. De esta manera se espera contribuir en el entendimiento de las potencialidades de los datos de estos sensores, además de las técnicas de clasificación digital y su alcance de utilización en la ardua labor de generación temática de la cobertura terrestre, generando insumos que apoyen a las personas sobre las cuales recae la labor de interpretación y acortando los tiempos de producción y actualización de cartografía temática de la cobertura terrestre necesaria para el país.

2. Objetivos

2.1 Objetivo General

Evaluar el nivel de exactitud y confiabilidad de la cartografía temática, obtenida a partir de la implementación de técnicas de clasificación, por píxeles y orientado a objetos, implementando el algoritmo Random Forest, en imágenes de radar de la misión Sentinel-1A e imágenes multiespectrales satelitales de la misión Sentinel-2A según la metodología “Corine Land Cover” adaptada para Colombia a niveles de detalle exploratorio, reconocimiento y semidetallado.

2.2 Objetivos Específicos

- Identificar los canales de radar de Sentinel-1A y las bandas de Sentinel-2A que son relevantes en la categorización de coberturas.
- Determinar la exactitud temática de la clasificación digital obtenida en los niveles de detalle exploratorio, reconocimiento y semidetallado, comparada con la obtenida mediante interpretación visual.
- Cuantificar la confiabilidad de las clases en cada nivel de detalle con viabilidad y/o inviabilidad de ser clasificadas implementando los enfoques de clasificación digital en imágenes ópticas y de radar de la misión Sentinel.

3. Datos y Métodos

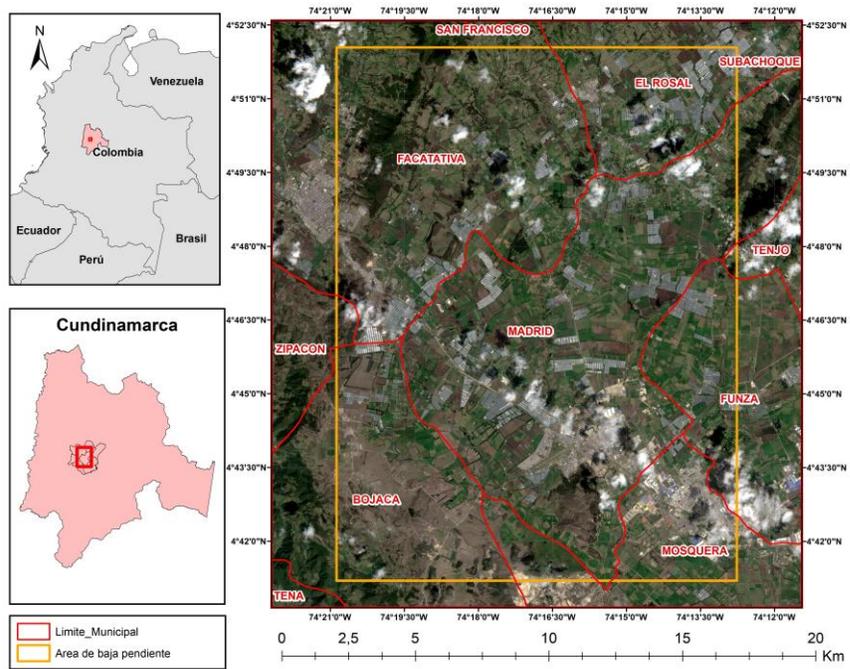
3.1 Zona de Estudio

Debido a que los datos obtenidos mediante sensores de radar de apertura sintética SAR, están afectados en gran medida por la pendiente y lo escarpado del terreno (Guzmán et al., 2010; Abdikan et al., 2016), para evitar inferencias sesgadas en los resultados y el análisis de las clasificaciones resultantes, se decidió realizar dos repeticiones de clasificación en función de la pendiente, seleccionando las zonas con menor presencia de nubosidad en la imagen óptica y teniendo en cuenta la grilla de planchas IGAC escala 1:25000 como se detalla a continuación.

La primera zona de muestreo (Figura 3-1), considerada como baja pendiente (0-25%, $X=18\%$), se ubica en el departamento de Cundinamarca, en los municipios de Facatativá, El Rosal, Madrid, Bojacá, Mosquera y Funza. Las alturas sobre el nivel del mar se encuentran entre los 2300 y 2900 metros, con una altura promedio de 2500 msnm y tiene una extensión de 30.000 hectáreas, correspondiente a dos planchas 1:25000 según grilla IGAC 227IIC y 227IVA.

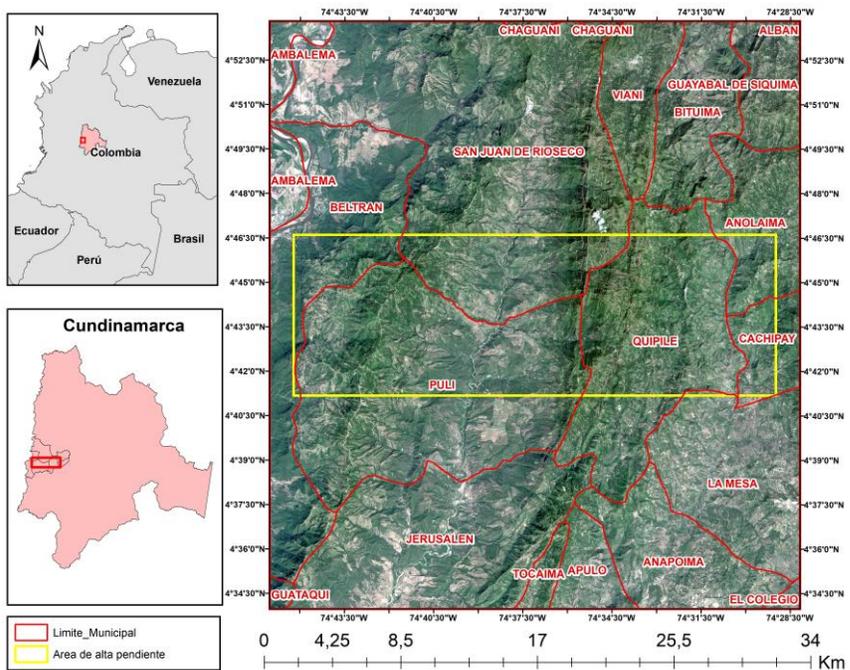
La segunda zona de muestreo (Figura 3-2), considerada como de alta pendiente (40-100%, $X=70\%$), se ubica en el departamento de Cundinamarca, entre los municipios de San Juan de Rioseco, Beltrán, Anolaima, Cachipay, Quipile y Pulí. Las alturas sobre el nivel del mar se encuentran entre los 300 y 4100 metros, con una altura promedio de 2900 msnm y cuenta con una extensión de 30.000 hectáreas, correspondiente a dos planchas 1:25000 según grilla IGAC 226IVB y 227IIIA.

Figura 3-1: Zona de estudio área de baja pendiente



Fuente: Autor.

Figura 3-2: Zona de estudio área de alta pendiente



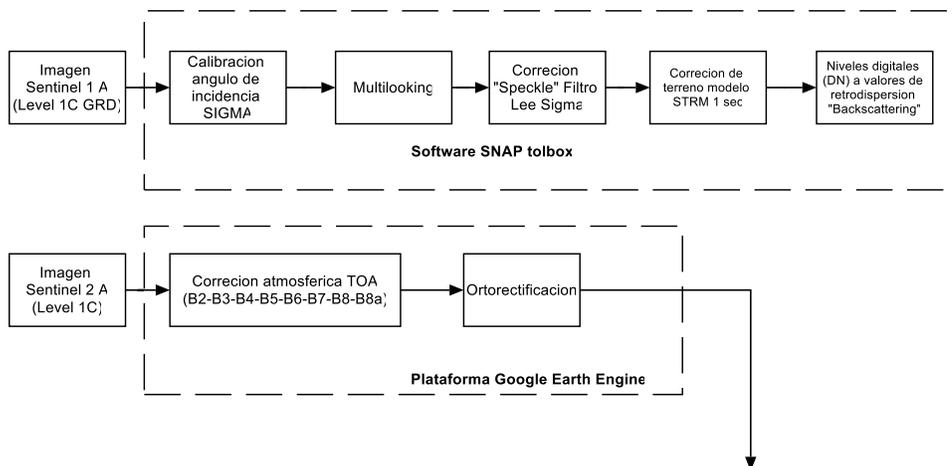
Fuente: Autor.

3.2 Metodología

Este proyecto se desarrolló en cinco fases que se describen a continuación:

Fase 1 Identificación de imágenes y pre-procesamiento: En esta fase se llevaron a cabo el descargue de las imágenes satelitales. Las imágenes ópticas de la misión Sentinel-2A fueron descargadas de la plataforma de Google Earth Engine, las imágenes cuentan con corrección atmosférica TOA y están ortorectificadas. Las imágenes de radar de la misión Sentinel-1A se descargaron de la plataforma **Alaska Satellite Facility's** (<https://vertex.daac.asf.alaska.edu/>), estas imágenes fueron reprocesadas en el software SNAP antes de ser utilizadas en la clasificación, SNAP un programa de libre descarga y uso suministrados por la agencia europea espacial (ESA), en él se llevaron las correcciones pertinentes para su uso, las cuales fueron calibración, multilooking, corrección de "spekle" (ruido de sal y pimienta), ortorectificación y conversión de niveles digitales a coeficientes de retrodispersión. En la Figura 3-3 se ilustran los procesos realizados en esta fase.

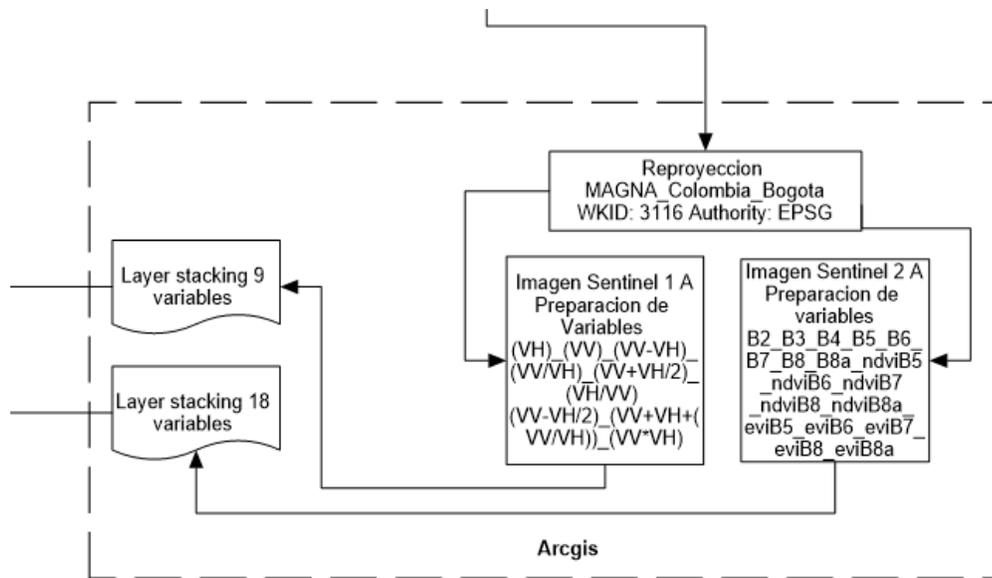
Figura 3-3: Fase 1



Fase 2 Proyección de imágenes y preparación de variables: En esta fase, las imágenes, luego de ser pre procesadas, fueron proyectadas a coordenadas planas usando la proyección Magna Colombia Bogotá (EPSG 3116). Con las imágenes de radar

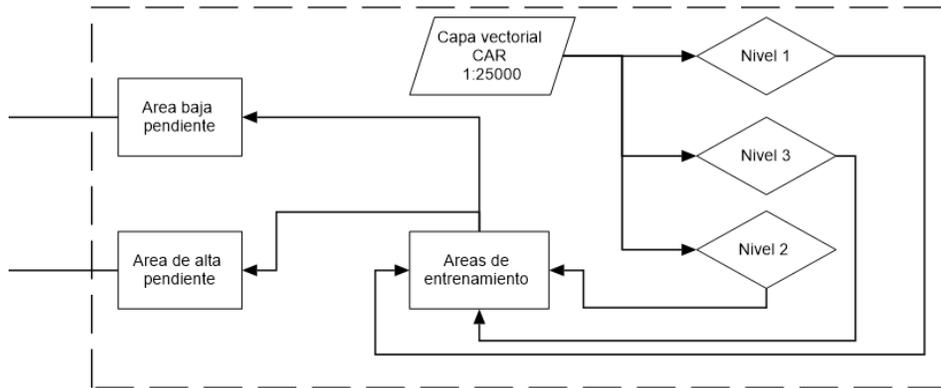
se obtuvieron 9 variables y con las imágenes ópticas se obtuvieron 18 variables; se integraron los conjuntos de variables (raster layerstack) de imágenes ópticas y de radar en el programa ArcGIS. En la Figura 3-4 se describen los procesos realizados en esta fase.

Figura 3-4: Fase 2



Fase 3 Identificación de clases y selección de áreas de entrenamiento: En esta fase, se trabajaron los datos de referencia, utilizados para el entrenamiento y la validación. Para el efecto, se usó un archivo vectorial obtenido en el estudio de cobertura del suelo realizado por el Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) y la Corporación Autónoma Regional de Cundinamarca (CAR) para el levantamiento de cartografía temática según metodología Corine Land Cover a escala 1:25000. A partir de dichos datos fue extraída la información correspondiente a los niveles de detalle 1, 2 y 3, de cada zona de estudio (Alta Pendiente y Baja Pendiente). Se identificaron las clases correspondientes a cada zona, seleccionando áreas sistemáticamente y se procedió a elaborar una capa de entrenamiento, la cual contiene una representación en área correspondiente al 10% del área total de cada clase presente en la zona. En la Figura 3-5 se describen los procesos realizados en esta fase.

Figura 3-5: Fase 3



Fase 4 Clasificación: En esta fase, se llevaron a cabo las clasificaciones digitales de coberturas en las zonas de alta pendiente y baja pendiente. Se tomaron en cuenta el enfoque en píxeles el cual fue llevado a cabo en el paquete estadístico R. Para el enfoque en orientado a objetos se utilizó el programa ENVI 5.3. Las variables a implementar en cada enfoque son explicadas en la sección de datos, teniendo en cuenta que en el enfoque de píxeles las variables son las bandas implementadas, índices calculados y operaciones matemáticas aplicadas a estas; mientras que en el proceso de segmentación desarrollado en el software ENVI 5.3. son generados tres tipos de atributos asociados a las bandas y cálculos subsecuentes con ellas, que son atributos espectrales, de textura y espaciales, y con ellos una serie de variables propias a estos en cada segmento o vector generado, Crespo P. (2015) describe estos atributos así:

Atributos Espectrales:

Estos atributos se obtienen para cada una de las bandas en la imagen. El valor del atributo se obtiene a partir de los valores que tienen los píxeles que forman parte de dicho objeto o segmento. Entre los atributos espectrales tenemos:

- Media espectral (AVG): corresponde con la media de los valores de los píxeles comprendidos dentro del objeto.

- Máximo espectral (MAX): es el valor máximo de los píxeles que se encuentran dentro del objeto.
- Mínimo espectral (MIN): es el valor mínimo de los píxeles comprendidos en el objeto.
- Desviación típica espectral (STD): corresponde con la desviación típica de los valores de los píxeles del objeto.

Atributos de Textura:

Estos atributos de textura se calculan para cada una de las bandas, y examina las regiones de la imagen que presentan características constantes, poco variables y frecuentes. El proceso de generación de estos atributos inicia aplicando un kernel con un tamaño predefinido por el usuario, se calculan estos atributos para todos los píxeles en un vecindario kernel y el resultado se le asigna al píxel central. Esta matriz se desplaza por toda la imagen de entrada, calculando únicamente el valor del píxel central y asignando el nuevo valor a la imagen de salida. Usualmente el tamaño de las matrices es de 3x3, 5x5 o 7x7 píxeles, aumentando el efecto del filtrado cuanto mayor sea el número, las variables generadas de los atributos de textura son:

- Rango textura (TXRAN): corresponde con el intervalo de valores de texturas comprendidos dentro del objeto.
- Media textura (TXAVG): es el valor medio de las texturas de los píxeles que se encuentran dentro del objeto.
- Varianza textura (TXVAR): corresponde con la varianza extraída a partir de los valores de textura de píxeles comprendidos en el objeto.
- Entropía textura (TXENT): media de los valores de entropía de los píxeles que se encuentran dentro del objeto, la cual es un buen indicador de la distribución aleatoria de los valores de grises.

Atributos Espaciales:

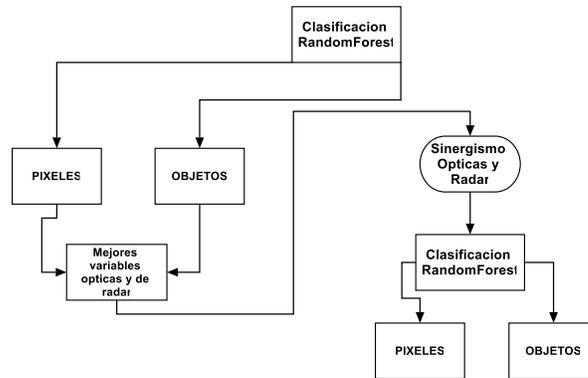
Los atributos espaciales se calculan a partir del polígono definido por el propio objeto, las variables generadas de los atributos espaciales son:

- Área (FX_AREA): corresponde con la superficie del objeto en las unidades en las que el mapa se encuentra georreferenciado, normalmente en metros.
- Longitud (FX_LENGTH): indica el perímetro del objeto en las unidades en las que se ha georreferenciado el mapa, normalmente en metros.
- Compacidad (FX_COMPACT): es una medida de forma del objeto que indica la compacidad del mismo
- Convexidad (FX_CONVEX): los polígonos pueden ser convexos o cóncavos. Este atributo mide la convexidad del objeto
- Solidez (FX_SOLID): es una medida que compara el área del polígono con el área de una figura convexa envolviendo el polígono
- Redondez (FX_ROUND): es una comparación entre el área del polígono con el cuadrado del mayor diámetro del polígono.
- Factor de forma (FX_FORMFAC): es una medida que compara el área de un polígono con el cuadrado del perímetro total.
- Elongación (FX_ELONG): medida que calcula el ratio entre el eje mayor del polígono y el eje menor.
- Forma rectangular (FX_RECT_FI): muestra lo bien que se puede ajustar el polígono a un rectángulo. El atributo compara el área del polígono con el área del rectángulo que envuelve al mismo.
- Dirección principal (FX_MAIN_DI): corresponde con el ángulo entre el eje mayor y el eje de las X en grados sexagesimales.
- Mayor longitud (FX_MAJAXLN): es la longitud del eje mayor del rectángulo que encuadra al polígono.

- Menor longitud (FX_MINAXLN): es la longitud del eje menor del rectángulo que encuadra al polígono.
- Número de agujeros (FX_NUMHOLE): corresponde con el número de agujeros que tiene el polígono.
- Área del agujero/Área Sólida (FX_HOLESOL): es el ratio entre el área del polígono y el área del contorno del polígono.

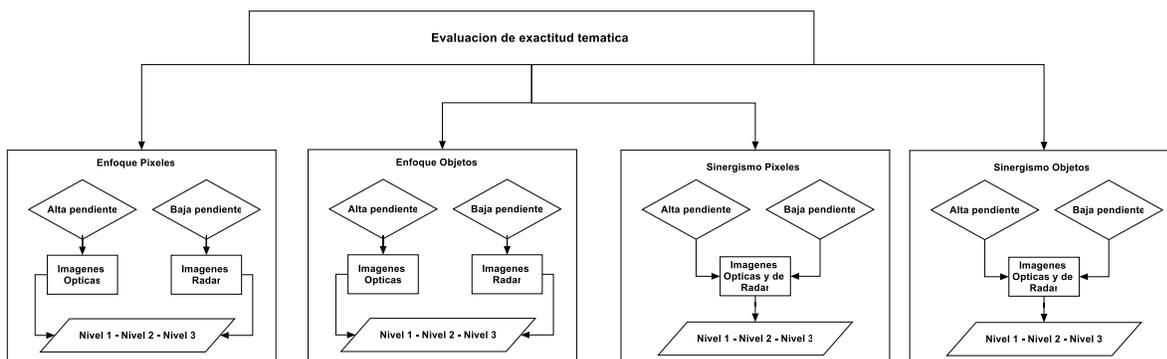
El proceso de clasificación realizado implementando el algoritmo Random Forest se desarrolló en dos fases, en la primera fase se lleva a cabo la clasificación, en los tres niveles en cada zona, desde los dos enfoques tomando las imágenes ópticas y de radar separadamente, luego de llevar a cabo la clasificación el algoritmo expone tres indicadores de revisión de la clasificación y evaluación de las variables implementadas, que son, el índice de disminución media de la precisión (Mean Decrease Accuracy), que permite evaluar las variables que mejoran la precisión de la clasificación, el indicador de Gini o disminución media de Gini (Mean Decrease Gini), que permite identificar que variables presentan mayor homogeneidad en la clasificación y un valor de exactitud y error de clasificación calculado a partir de una validación cruzada interna que realiza el algoritmo (Liaw et al., 2002; Breiman, 2006). Luego de esta evaluación que muestra el algoritmo en cada escenario de clasificación, con cada uno de los datos ópticos y de radar, se seleccionaron las mejores variables que se encuentran en los tres primeros lugares de los índices mencionados, elaborando una tabla en la cual se evidencia la frecuencia de cada variable en cada zona, una vez identificadas estas variables, se llevó a cabo la fusión de imágenes ópticas y de rada, seguidamente se repitió el proceso de clasificación para así evaluar la exactitud de este en comparación con las variables de radar y ópticas separadamente. En la Figura 3-6 se describen los procesos realizados en esta fase.

Figura 3-6: Fase 4



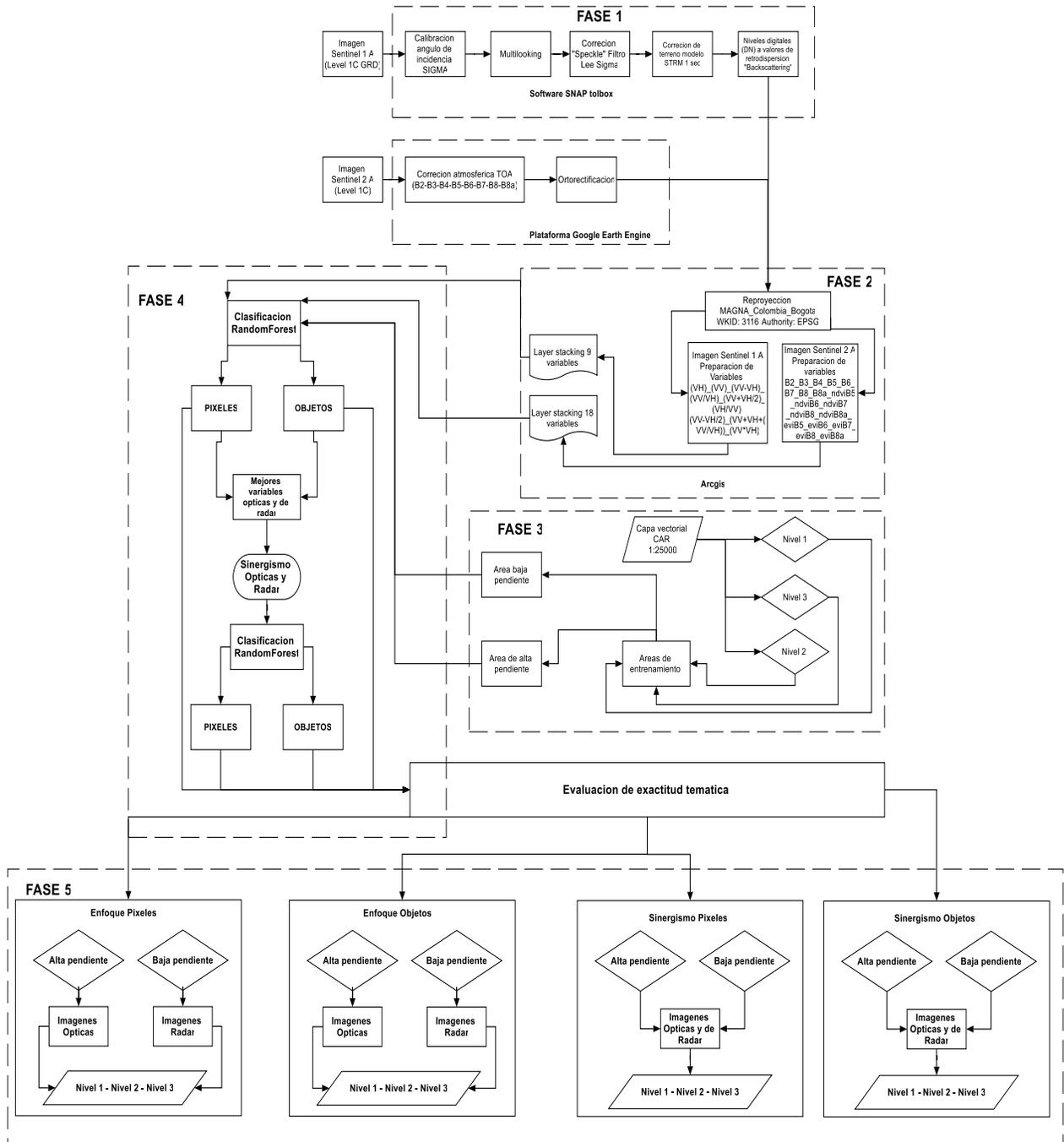
Fase 5 Validación de exactitud temática: En esta fase se llevó a cabo el proceso de validación de la clasificación resultante de cada uno de los escenarios planteados, zona de alta pendiente, zona de baja pendiente, imágenes ópticas, imágenes de radar, enfoque de pixeles, enfoque de objetos y los tres niveles de detalle evaluados, para un total de 36 índices de exactitud temática Kappa obtenidos cada uno a partir de las matrices de error. La evaluación de exactitud temática se realizó mediante la comparación de cada una de las imágenes clasificadas digitalmente con cada una de las imágenes obtenidas mediante interpretación digital en el proyecto de referencia (IGAC y CAR). En cada caso, la evaluación se realizó usando todos los pixeles de la imagen (no mediante una muestra de los pixeles que es la práctica usual debido al costo de tener una referencia para todos los pixeles). En la Figura 3-7 se describen los procesos realizados en esta fase.

Figura 3-7: Fase 5



En la Figura 3-8 se resume cada fase del proceso metodológico desarrollado en este trabajo.

Figura 3-8: Flujo de procesos para la clasificación de coberturas nivel 1,2 y 3 imágenes de radar y ópticas misión Sentinel.

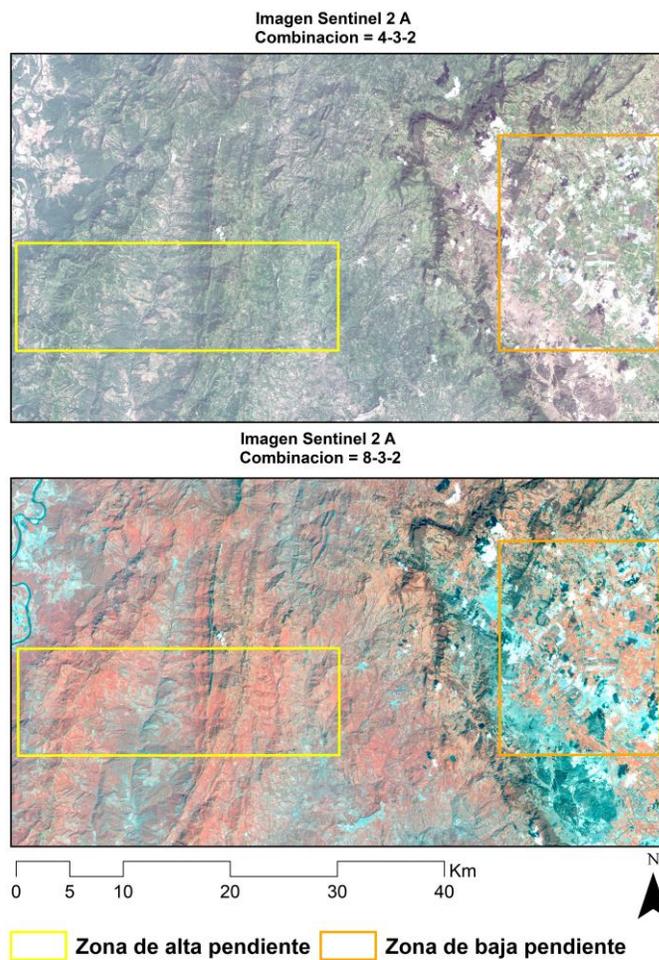


3.3 Datos

3.3.1 Imágenes Ópticas Multiespectrales Misión Sentinel 2-A

Las imágenes utilizadas fueron de la misión Sentinel-2A y su sensor MSI, las características de estas imágenes se resumen en la Tabla 3-1, estas imágenes están disponibles al público desde finales de 2015 (ESA, 2015).

Figura 3-9: Imagen Sentinel-2A. Zonas de estudio.



Fuente: Autor.

Tabla 3-1: Especificaciones de las imágenes Sentinel-2A

Bandas	Resolucion espacial (m)	Resolucion espectral (nm)	Ancho de banda (nm)
Banda 1 (Aerosol)	60	443	20
Banda 2 (Azul)	10	490	65
Banda 3 (Verde)	10	560	35
Banda 4 (Rojo)	10	665	30
Banda 5 (infrarrojo cercano - NIR)	20	705	15
Banda 6 (infrarrojo cercano - NIR)	20	740	15
Banda 7 (infrarrojo cercano - NIR)	20	783	20
Banda 8 (infrarrojo cercano - NIR)	10	842	115
Banda 8a (infrarrojo cercano - NIR)	20	865	20
Banda 9 (Vapor de agua)	60	945	20
Banda 10 (Cirrus)	60	1375	30
Banda 11 (infrarrojo lejano - SWIR)	20	1610	90
Banda 12 (infrarrojo lejano - SWIR)	20	2190	180

Fuente: Hedley et al., 2012.

La imagen fue descargada usando la plataforma de Google Earth Engine, basada en la nube para el análisis geoespacial a escala planetaria, que brinda capacidades computacionales masivas de Google a una variedad de problemas sociales de alto impacto, incluyendo deforestación, sequía, desastres, enfermedades, seguridad alimentaria, gestión del agua, monitoreo del clima y protección del medio ambiente (Gorelick, N et al., 2017). Los datos de Sentinel-2A se encuentran en sus 13 bandas espectrales que representan la reflectancia TOA escalada en 10000, el ID de esta imagen es **20151221T153336_20151221T194344_T18NWL** del 21 de diciembre de 2015.

Las bandas utilizadas en este trabajo fueron las de resoluciones de 10m y 20m (B2 - B3 – B4 – B5 – B6 – B7 – B8 – B8a), y se calcularon adicionalmente el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) introducido por Rouse y colaboradores (1974). Este índice permite producir un índice espectral que separa la vegetación verde del suelo, se

expresa como la diferencia entre las bandas infrarroja y roja, normalizada por la suma de esas bandas:

$$NDVI = \frac{b \text{ NIR} - b \text{ RED}}{b \text{ NIR} + b \text{ RED}}$$

donde **b NIR** es la banda infrarroja y **b RED** es la banda roja.

El NDVI es comúnmente usado por que minimiza la distorsión generada por efectos topográficos y a su vez producir una escala de medida lineal. La escala de medida oscila de -1 a 1, siendo 1 vegetación madura o con alta densidad y -1 superficies sin vegetación (Eastman J.R., 2012).

El otro índice implementado en este trabajo es el Índice de Vegetación Mejorado (EVI) desarrollado para optimizar la señal de vegetación con una sensibilidad mejorada en regiones de biomasa alta y una reducción de las influencias atmosféricas (Huete, et al., 2002), Este índice se expresa como:

$$EVI = G \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + C_1 * \rho_{RED} - C_2 * \rho_{BLUE} + L}$$

Donde ρ son reflectancia de superficie o TOA, es decir corregidas atmosféricamente de manera absoluta o parcial, L es el ajuste de fondo del dosel que aborda el **NIR** diferencial no lineal y la transferencia radiante roja a través de un dosel, y **C1**, **C2** son los coeficientes del término de resistencia a aerosoles, que usa la banda azul para corregir las influencias de aerosoles en la banda roja. Los coeficientes adoptados en el algoritmo EVI son, $L = 1$, $C1 = 6$, $C2 = 7.5$ y G (factor de ganancia) = 2.5 (Huete, et al., 1994; Huete, et al., 1997; Huete, et al., 2002).

Como se observa en la Tabla 3-2 la misión Sentinel-2A y su sensor MSI poseen cinco bandas en infrarrojo cercano y, como se mencionó con anterioridad, se implementaron los índices NDVI y EVI, de esta manera fueron estimados los índices con cada una de las bandas del infrarrojo y las bandas tradicionales RGB (Red – Blue – Green). En la Tabla 2-2 se resumen el total de bandas y variables implementadas a partir de los datos ópticos.

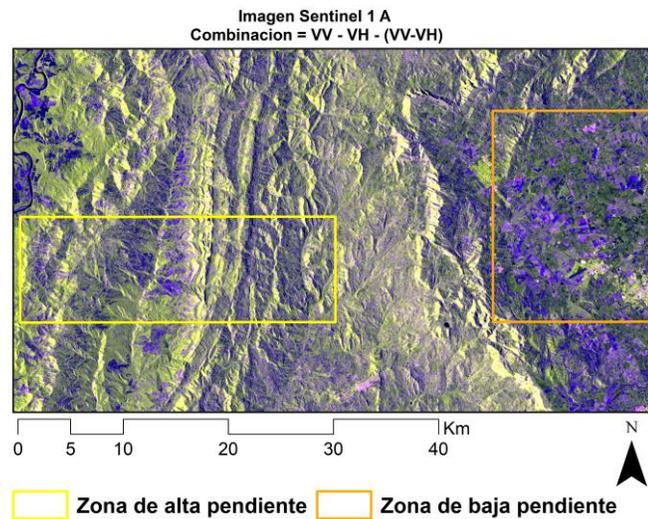
Tabla 3-2: Bandas y variables utilizadas del sensor Óptico Sentinel 2-A

Bandas	Variables
Banda 2 (Azul)	B2
Banda 3 (Verde)	B3
Banda 4 (Rojo)	B4
Banda 5 (Infrarrojo cercano - NIR)	B5 - NDVI B5 - EVI B5
Banda 6 (Infrarrojo cercano - NIR)	B6 - NDVI B6 - EVI B6
Banda 7 (Infrarrojo cercano - NIR)	B7 - NDVI B7 - EVI B7
Banda 8 (Infrarrojo cercano - NIR)	B8 - NDVI B8 - EVI B8
Banda 8a (Infrarrojo cercano - NIR)	B8a - NDVI B8a - EVI B8a
TOTAL	18

3.3.2 Imágenes de Radar Misión Sentinel-1A

En este estudio se utilizó el producto de Sentinel-1A (GRD) de nivel único sobre la tierra. La imagen de radar de la misión Sentinel-1A (Figura 3-10) fue adquirida el 16 de septiembre de 2015. Las especificaciones de la imagen se resumen en la Tabla 3-3.

Figura 3-10: Imagen Sentinel 1 A. Zonas de estudio.



Fuente: Autor.

Tabla 3-3: Especificaciones Imagen de Radar Sentinel 1-A (fuente)

Especificaciones	Imagen Sentinel - 1A
Fecha de adquisición	Septiembre 16 2015
Orbita	Descendiente
Modo de imagen	IW
Frecuencia	Banda C (5.4 GHz)
Polarización	VV - VH
Tupo de producto	Level -1 GRD
Resolución	10 m

Fuente: ESA, 2015

El procesamiento de la imagen de radar se realizó en el software SNAP, el cual es proporcionado por la ESA en la plataforma de aplicaciones Sentinel. La imagen Sentinel-1A fue calibrada en el ángulo de incidencia Sigma, fue aplicado el proceso de “multilooking” a dos rangos con el fin de obtener pixeles cuadrados, se corrigió el “Speckle” o ruido con el filtro Lee Sigma en una ventana de 5x5 y fue corregida sobre terreno con el modelo digital de elevación SRTM (ESA, 2015). Los valores de niveles digitales (DN) de la imagen SAR fueron convertidos a valores de retrodispersión “Backscattering” en la escala de decibelios (db) (ESA, 2015).

Los datos polarimétricos de la imagen Sentinel-1A (VV - VH) fueron combinados de acuerdo a lo experimentado por Abdikan et al., (2016), en donde el escenario de mayor exactitud se da utilizando las polarizaciones VV, VH, (VV-VH), (VV/VH) y [(VV+VH)/2] como variables de entrenamiento para la clasificación, y se ensayó con cuatro combinaciones adicionales para un total de nueve variables. En la Tabla 3-4 se describe las combinaciones de cada variable.

Tabla 3-4: Bandas y variables utilizadas del sensor de Radar Sentinel 1-A

Variable	Banda / Combinación
1	VH

Variable	Banda / Combinación
2	VV
3	B1 = VV-VH
4	B2 = VV/VH
5	B3 = (VV+VH)/2
6	B4 = VH/VV
7	B5 = (VV-VH)/2
8	B6 = VV+VH+(VV/VH)
9	B7 = VV*VH

3.3.3 Variables a implementar

Las variables a implementar en el proceso de clasificación desde el enfoque meramente de píxeles se resumen en la Tabla 3-5, donde se cuenta con un total de 18 variables obtenidas del sensor óptico y 9 variables obtenidas del sensor de radar

Tabla 3-5: Total variables para la clasificación con técnica de píxeles

Sensor	Variables
Sentinel-2A	B2
	B3
	B4
	B5 - NDVI B5 - EVI B5
	B6 - NDVI B6 - EVI B6
	B7 - NDVI B7 - EVI B7
	B8 - NDVI B8 - EVI B8
	B8a - NDVI B8a - EVI B8a
Sentinel-1A	VH
	VV
	B1 = VV-VH
	B2 = VV/VH
	B3 = (VV+VH)/2
	B4= VH/VV
	B5 = (VV-VH)/2
	B6 = VV+VH+(VV/VH)
B7 = VV*VH	

Sensor	Variables
Total	27

Así mismo las variables a implementar mediante la técnica orientada a objetos y como se mencionó en la sección 3.2, la segmentación en el software ENVI genera una serie de atributos y variables que se resumen en la Tabla 3-6, un total de 22 variables por banda y/o información en formato raster a implementar, de esta manera y teniendo en cuenta las variables obtenidas del sensor óptico Sentinel-2A se tienen 396 variables y para el sensor de radar Sentinel-1A un total de 198 variables.

Tabla 3-6: Variables para la clasificación técnica orientada a objetos

Atributos	Variables
Atributos Espectrales	Media espectral (AVG)
	Máximo espectral (MAX)
	Mínimo espectral (MIN)
	Desviación típica espectral (STD)
Atributos de Textura	Rango textura (TXRAN)
	Media textura (TXAVG)
	Varianza textura (TXVAR)
	Entropía textura (TXENT)
Atributos Espaciales	Área (FX_AREA)
	Longitud (FX_LENGTH)
	Compacidad (FX_COMPACT)
	Convexidad (FX_CONVEX)
	Solidez (FX_SOLID)
	Redondez (FX_ROUND)
	Factor de forma (FX_FORMFAC)
	Elongación (FX_ELONG)
	Forma rectangular (FX_RECT_FI)
	Dirección principal (FX_MAIN_DI)
	Mayor longitud (FX_MAJAXLN)
	Menor longitud (FX_MINAXLN)
	Número de agujeros (FX_NUMHOLE)
Área del agujero/Área Sólida (FX_HOLESOL)	
Total	22

3.3.4 Sistema de Clasificación Cobertura del Suelo

Los datos implementados en este estudio fueron elaborados a escala 1:25000, donde la leyenda describe no solamente coberturas de la tierra, si no también usos del suelo que llegan a niveles de jerarquía 6 y 7. Estos niveles requieren un alto nivel de experticia del

interprete para ser clasificados, por ende para el fin de este estudio donde se evalúa el potencial de las imágenes ópticas y de radar de la misión Sentinel 1 y 2, el algoritmo de aprendizaje de maquina RandomForest, se implementaron 3 niveles de detalle; semidetallado (Nivel 3), reconocimiento (Nivel 2) y exploratorio (Nivel 1).

Para la zona de baja pendiente se resumen en la Tabla 3-7 las clases por nivel de detalle así mismo en la Tabla 3-8 se describen las clases y niveles de detalle para la zona de alta pendiente.

Tabla 3-7: Clases por nivel de detalle zona de Baja pendiente

Nivel 1	Descripción	Nivel 2	Descripción	Nivel 3	Descripción
1	Territorios Artificializados	11	Zonas urbanizadas	111	Tejido urbano continuo
				112	Tejido urbano discontinuo
				113	Asentamientos rurales
		12	Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación	121	Zonas industriales o comerciales
				122	Red vial, ferroviaria y terrenos asociados
				124	Aeropuertos
				125	Obras hidráulicas
		13	Zonas de extracción minera y escombreras	131	Zonas de extracción minera
				132	Zonas de disposición de residuos
		14	Zonas verdes artificializadas, no agrícolas	141	Zonas verdes urbanas y/o rurales
				142	Instalaciones recreativas
		2	Territorios Agrícolas	21	Cultivos transitorios
212	Cereales				
213	Oleaginosas y leguminosas				
214	Hortalizas				
215	Tubérculos				
22	Cultivos permanentes			221	Cultivos permanentes herbáceos
				222	Cultivos permanentes arbustivos

Nivel 1	Descripción	Nivel 2	Descripción	Nivel 3	Descripción		
				223	Cultivos permanentes arbóreos		
				224	Cultivos agroforestales		
				225	Cultivos confinados		
				23	Pastos	231	Pastos limpios
						232	Pastos arbolados
						233	Pastos enmalezados
		24	Áreas agrícolas heterogéneas	241	Mosaico de cultivos		
				242	Mosaico de pastos y cultivos		
				244	Mosaico de pastos con espacios naturales		
		3	Bosques y Áreas Seminaturales	31	Bosques	311	Bosque denso
314	Bosque de galería o ripario						
315	Plantación forestal						
32	Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva			321	Herbazal		
				322	Arbustal		
				323	Vegetación secundaria o en transición		
33	Áreas abiertas, sin o con poca vegetación			332	Afloramientos rocosos		
				333	Tierras desnudas y degradadas		
4	Áreas Húmedas			41	Áreas húmedas continentales	411	Zonas Pantanosas
		413	Vegetación acuática sobre cuerpo de agua				
5	Superficies de Agua	51	Aguas continentales	511	Ríos, caños y quebradas		
				512	Lagunas, lagos y ciénagas naturales		
				513	Canales, vallados y acequias		
				514	Cuerpos de agua artificiales		

Tabla 3-8: Clases por nivel de detalle zona de Alta pendiente

Nivel 1	Descripción	Nivel 2	Descripción	Nivel 3	Descripción
1	Territorios Artificializados	11	Zonas urbanizadas	111	Tejido urbano continuo
				113	Asentamientos rurales
		12	Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación	121	Zonas industriales o comerciales
				122	Red vial, ferroviaria y terrenos asociados
		13	Zonas de extracción minera y escombreras	131	Zonas de extracción minera
14	Zonas verdes artificializadas, no agrícolas	142	Instalaciones recreativas		
2	Territorios Agrícolas	21	Cultivos transitorios	211	Otros cultivos transitorios
				212	Cereales
				213	Oleaginosas y leguminosas
		22	Cultivos permanentes	221	Cultivos permanentes herbáceos
				222	Cultivos permanentes arbustivos
				223	Cultivos permanentes arbóreos
		23	Pastos	231	Pastos limpios
				232	Pastos arbolados
				233	Pastos enmalezados
		24	Áreas agrícolas heterogéneas	241	Mosaico de cultivos
				242	Mosaico de pastos y cultivos
				243	Mosaico de cultivos, pastos y espacios naturales
				244	Mosaico de pastos con espacios naturales
245	Mosaico de cultivos con espacios naturales				
3	Bosques y Áreas Seminaturales	31	Bosques	311	Bosque denso
				312	Bosque abierto

Nivel 1	Descripción	Nivel 2	Descripción	Nivel 3	Descripción
				314	Bosque de galería o ripario
				315	Plantación forestal
				321	Herbazal
		32	Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva	323	Vegetación secundaria o en transición
				33	Áreas abiertas, sin o con poca vegetación
		333	Tierras desnudas y degradadas		
		334	Zonas quemadas		
5	Superficies de Agua	51	Aguas continentales	511	Ríos, caños y quebradas

3.3.5 Datos de Entrenamiento y Validación

La información temática utilizada para las zonas de entrenamiento y de validación es información vectorial resultado del convenio entre el Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) y la corporación autónoma regional de Cundinamarca CAR, para el levantamiento de cartografía temática según metodología Corine Land Cover a escala 1:25000 nivel semidetallado, contrato interadministrativo CAR-IGAC (1426/4705-2016), realizado sobre escenas en imágenes Sentinel-2A del año 2015. Esta información cuenta con clasificaciones hasta nivel 6, que llega a describir tanto cobertura como uso, pero para este estudio se trabajó solo hasta el nivel 3 que describe la cobertura.

La zona de baja pendiente cuenta con un área de 30000 ha, 41 clases en nivel 3 (Figura 3-11), 13 clases nivel 2 (Figura 3-12) y 5 clases nivel 1 (Figura 3-13). Para las áreas de entrenamiento fueron tomados aproximadamente el 10% del área total de cada clase y evitar un sobre-entrenamiento o un sub-entrenamiento. Así mismo para la validación fue tomada el restante 90% del área. En las Tablas 3-9, 3-10 y 3-11 se resumen las áreas por clase en cada nivel con su respectiva área de entrenamiento, cantidad de píxeles para validación para la zona de baja pendiente.

Figura 3-11: Áreas de entrenamiento zona de baja pendiente nivel 3

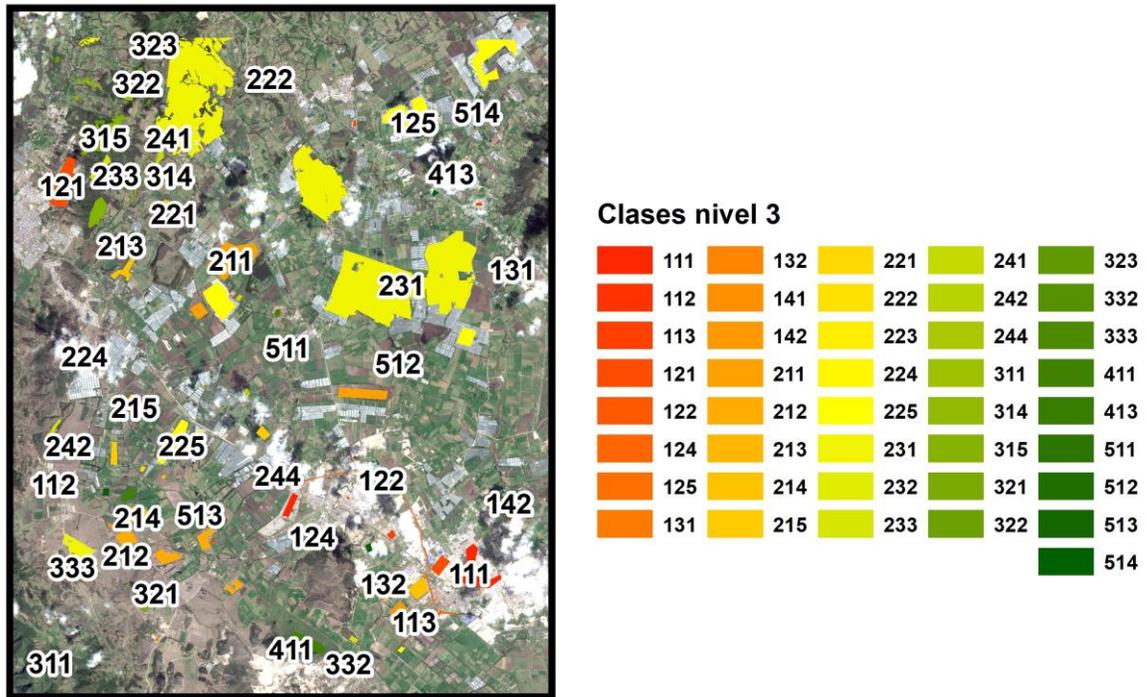


Tabla 3-9: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 3 zona de baja pendiente

Clase Nivel 3	Descripción	Área Total Por Clase Ha	Área De Entrenamien to Por Clase Ha	Pixeles de Entrenamiento	Área De Validación Por Clase Ha	Pixeles de Validación
111	Tejido urbano continuo	832,38	83,33	8333	749,05	74905
112	Tejido urbano discontinuo	22,16	2,28	228	19,88	1988
113	Asentamientos rurales	243,69	24,4	2440	219,28	21928
121	Zonas industriales o comerciales	885,36	88,71	8871	796,64	79664
122	Red vial, ferroviaria y terrenos asociados	317,39	31,92	3192	285,47	28547
124	Aeropuertos	9,98	1,02	102	8,96	896
125	Obras hidráulicas	10,64	1,08	108	9,56	956
131	Zonas de extracción minera	102,91	10,49	1049	92,41	9241
132	Zonas de disposición de residuos	27,29	2,89	289	24,4	2440
141	Zonas verdes urbanas y/o rurales	4,63	0,5	50	4,13	413
142	Instalaciones recreativas	232,3	23,26	2326	209,04	20904
211	Otros cultivos transitorios	1647,57	165,11	16511	1482,46	148246
212	Cereales	796,72	79,76	7976	716,96	71696

Clase Nivel 3	Descripción	Área Total Por Clase Ha	Área De Entrenamien to Por Clase Ha	Píxeles de Entrenamiento	Área De Validación Por Clase Ha	Píxeles de Validación
213	Oleaginosas y leguminosas	54,34	5,48	548	48,86	4886
214	Hortalizas	865,46	86,55	8655	778,91	77891
215	Tubérculos	484,38	48,51	4851	435,88	43588
221	Cultivos permanentes herbáceos	49,22	5,01	501	44,21	4421
222	Cultivos permanentes arbustivos	7,77	0,8	80	6,98	698
223	Cultivos permanentes arbóreos	27,24	2,74	274	24,49	2449
224	Cultivos agroforestales	59,06	6,03	603	53,03	5303
225	Cultivos confinados	3453,03	345,44	34544	3107,59	310759
231	Pastos limpios	16212,44	1621,62	162162	14590,81	1459081
232	Pastos arbolados	2,45	0,25	25	2,21	221
233	Pastos enmalezados	263,24	26,48	2648	236,76	23676
241	Mosaico de cultivos	109,47	11	1100	98,46	9846
242	Mosaico de pastos y cultivos	93,17	9,54	954	83,63	8363
244	Mosaico de pastos con espacios naturales	17,18	1,75	175	15,43	1543
311	Bosque denso	132,11	13,35	1335	118,76	11876
314	Bosque de galería o ripario	217,9	21,83	2183	196,07	19607
315	Plantación forestal	1211,84	121,29	12129	1090,55	109055
321	Herbazal	136,98	14,06	1406	122,92	12292
322	Arbustal	169,58	17,06	1706	152,53	15253
323	Vegetación secundaria o en transición	165,63	16,68	1668	148,95	14895
332	Afloramientos rocosos	19,72	2,16	216	17,57	1757
333	Tierras desnudas y degradadas	51,01	5,16	516	45,85	4585
411	Zonas Pantanosas	718,95	72,2	7220	646,75	64675
413	Vegetación acuática sobre cuerpo de agua	17,87	1,81	181	16,06	1606
511	Ríos, caños y quebradas	39,88	2,84	284	37,04	3704
512	Lagunas, lagos y ciénagas naturales	17,77	1,82	182	15,95	1595
513	Canales, vallados y acequias	91,99	9,51	951	82,48	8248
514	Cuerpos de agua artificiales	177,29	17,8	1780	159,49	15949
TOTAL		30000	3003,52	300352	26996,48	2699648

Figura 3-12: Áreas de entrenamiento zona de baja pendiente nivel 2

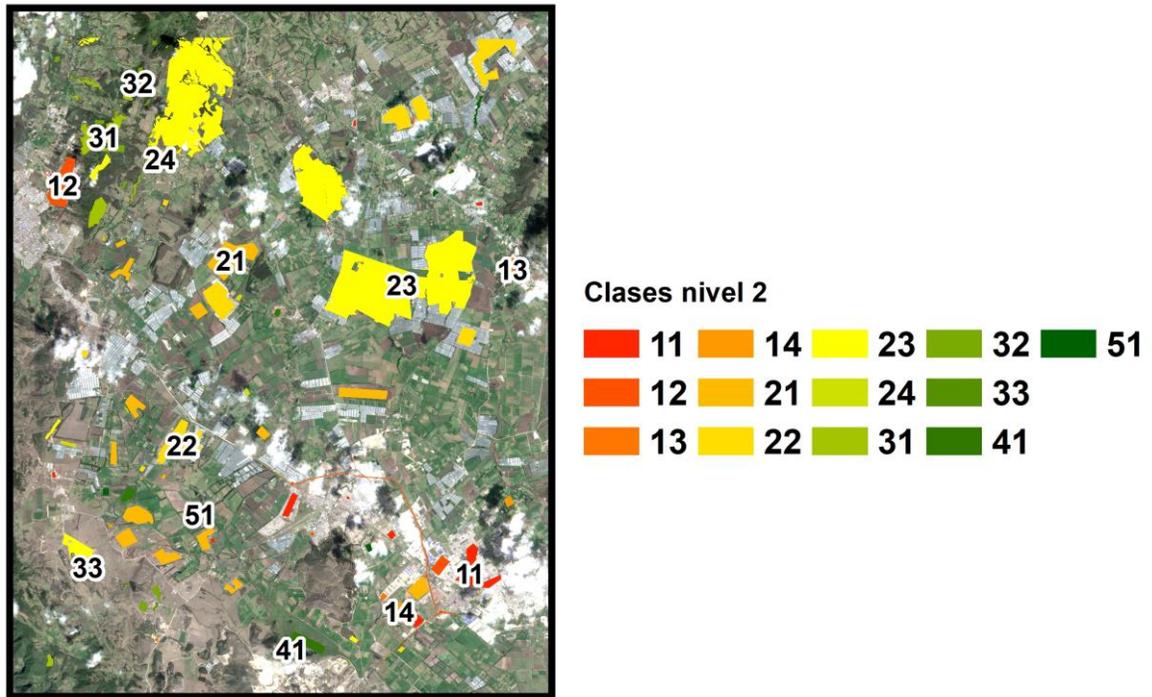


Tabla 3-10: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 2 zona de baja pendiente

Clase Nivel 2	Descripción	Área Total Por Clase Ha	Área De Entrenamiento Por Clase Ha	Pixeles de Entrenamiento	Área De Validación Por Clase Ha	Pixeles de validación
11	Zonas urbanizadas	1098,22	110,01	11001	988,21	98821
12	Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación	1223,37	122,73	12273	1100,64	110064
13	Zonas de extracción minera y escombreras	130,19	13,38	1338	116,81	11681
14	Zonas verdes artificializadas, no agrícolas	236,92	23,76	2376	213,17	21317
21	Cultivos transitorios	3848,47	385,41	38541	3463,07	346307
22	Cultivos permanentes	3596,32	360,02	36002	3236,3	323630
23	Pastos	16478,13	1648,35	164835	14829,78	1482978
24	Áreas agrícolas heterogéneas	219,81	22,29	2229	197,52	19752

Clase Nivel 2	Descripción	Área Total Por Clase Ha	Área De Entrenamiento Por Clase Ha	Píxeles de Entrenamiento	Área De Validación Por Clase Ha	Píxeles de validación
31	Bosques	1561,85	156,47	15647	1405,38	140538
32	Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva	472,2	47,8	4780	424,4	42440
33	Áreas abiertas, sin o con poca vegetación	70,74	7,32	732	63,42	6342
41	Áreas húmedas continentales	736,83	74,01	7401	662,82	66282
51	Aguas continentales	326,93	31,97	3197	294,96	29496
Total		30000	3003,52	300352	26996,48	2699648

Figura 3-13: Áreas de entrenamiento zona de baja pendiente nivel 1

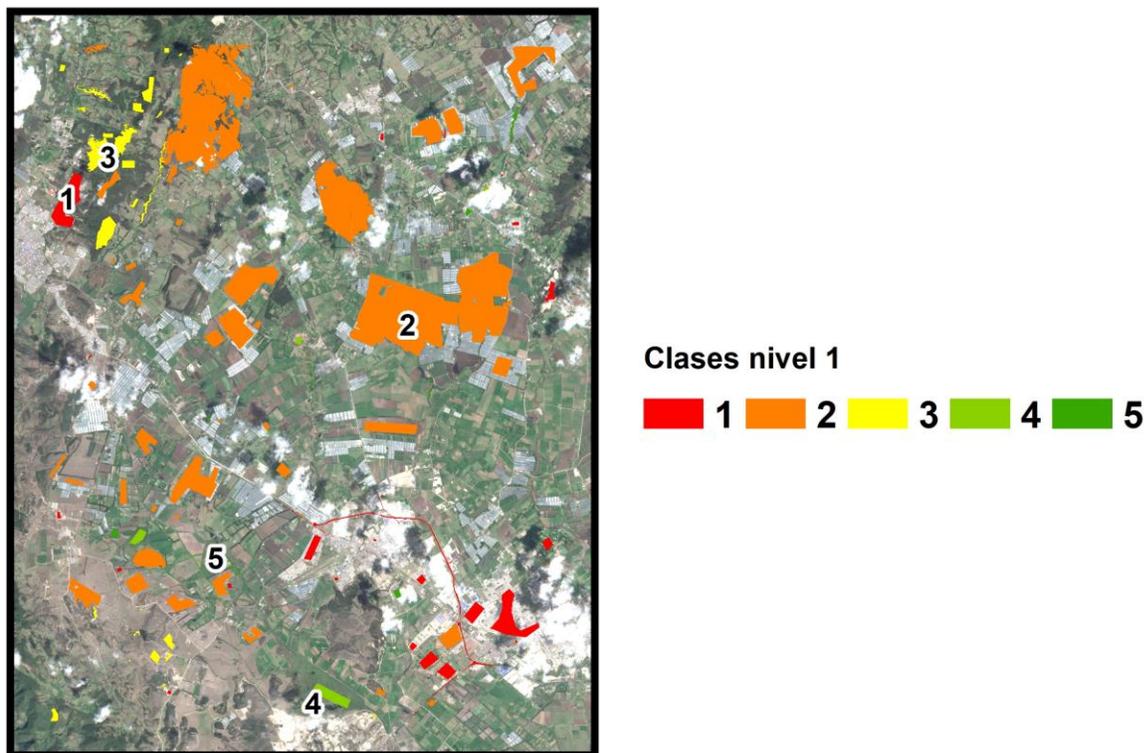
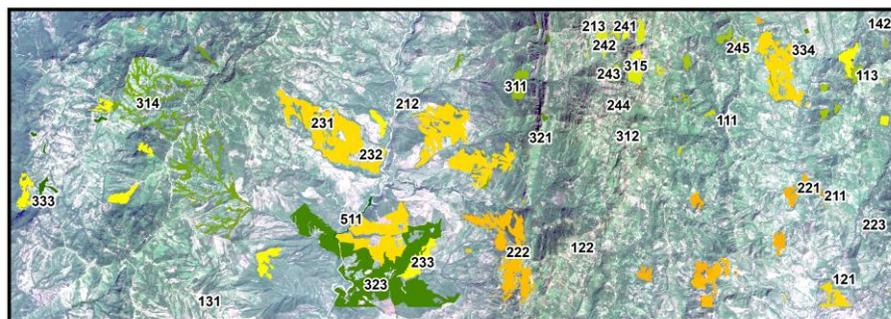


Tabla 3-11: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 1 zona de baja pendiente

Clase Nivel 1	Descripción	Área Total Por Clase Ha	Área De Entrenamiento Por Clase Ha	Píxeles de Entrenamiento	Área De Validación Por Clase Ha	Píxeles de validación
1	Territorios Artificializados	2688,71	269,89	26989	2418,83	241883
2	Territorios Agrícolas	24142,74	2416,07	241607	21726,67	2172667
3	Bosques y Áreas Seminaturales	2104,79	211,59	21159	1893,2	189320
4	Áreas Húmedas	736,83	74,01	7401	662,82	66282
5	Superficies de Agua	326,93	31,97	3197	294,96	29496
Total		30000	3003,52	300352	26996,48	2699648

La zona de alta pendiente cuenta con un área de 30000 ha, 30 clases en nivel 3 (Figura 3-14), 12 clases nivel 2 (Figura 3-15) y 4 clases nivel 1 (Figura 3-16), para las áreas de entrenamiento fueron tomados aproximadamente el 10% del área total de cada clase y evitar un sobre-entrenamiento o un sub-entrenamiento. Así mismo para la validación fue tomada el restante 90% del área. En las tablas 3-12, 3-13, y 3-14 se resumen las áreas por clase en cada nivel con su respectiva área de entrenamiento, cantidad de píxeles para validación en la zona de alta pendiente.

Figura 3-14: Áreas de entrenamiento zona de alta pendiente nivel 3



Clases nivel 3

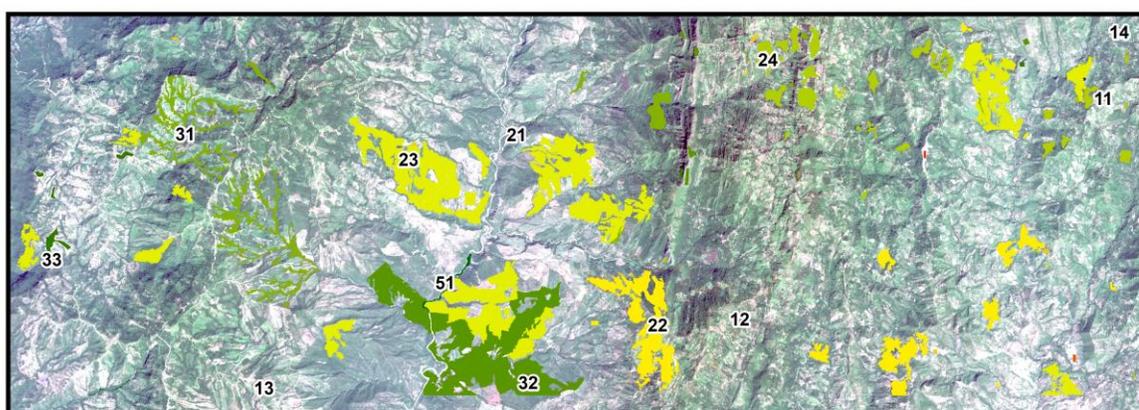
111	142	222	241	311	323
113	211	223	242	312	332
121	212	231	243	314	333
122	213	232	244	315	334
131	221	233	245	321	511

Tabla 3-12: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 3 zona de alta pendiente

Clase Nivel 3	Descripción	Área Total Por Clase Ha	Área De Entrenamiento Por Clase Ha	Píxeles de Entrenamiento	Área De Validación Por Clase Ha	Píxeles de validación
111	Tejido urbano continuo	10,55	1,06	106	9,49	949
113	Asentamientos rurales	20,97	2,1	210	18,87	1887
121	Zonas industriales o comerciales	15,8	1,6	160	14,2	1420
122	Red vial, ferroviaria y terrenos asociados	183,76	19,06	1906	164,7	16470
131	Zonas de extracción minera	1,02	0,11	11	0,92	92
142	Instalaciones recreativas	0,78	0,08	8	0,7	70
211	Otros cultivos transitorios	35,21	3,59	359	31,61	3161
212	Cereales	59,21	6,07	607	53,14	5314
213	Oleaginosas y leguminosas	21,17	2,13	213	19,04	1904
221	Cultivos permanentes herbáceos	1212,26	121,38	12138	1090,89	109089
222	Cultivos permanentes arbustivos	2970,75	298,19	29819	2672,57	267257
223	Cultivos permanentes arbóreos	64,03	6,48	648	57,54	5754
231	Pastos limpios	10593,16	1060,18	106018	9532,98	953298
232	Pastos arbolados	130,49	13,37	1337	117,12	11712
233	Pastos enmalezados	2390,63	240,99	24099	2149,64	214964
241	Mosaico de cultivos	302,49	30,55	3055	271,93	27193
242	Mosaico de pastos y cultivos	624,05	63,07	6307	560,98	56098
243	Mosaico de cultivos, pastos y espacios naturales	302,87	30,34	3034	272,52	27252
244	Mosaico de pastos con espacios naturales	46,4	4,65	465	41,75	4175
245	Mosaico de cultivos con espacios naturales	775,46	77,81	7781	697,65	69765
311	Bosque denso	361,74	36,36	3636	325,38	32538
312	Bosque abierto	9,1	0,91	91	8,18	818
314	Bosque de galería o ripario	3052,12	305,58	30558	2746,53	274653
315	Plantación forestal	48,9	4,89	489	44,01	4401
321	Herbazal	143,09	14,64	1464	128,46	12846
323	Vegetación secundaria o en transición	6217,61	622,21	62221	5595,39	559539
332	Afloramientos rocosos	18,82	1,89	189	16,93	1693

Clase Nivel 3	Descripción	Área Total Por Clase Ha	Área De Entrenamiento Por Clase Ha	Píxeles de Entrenamiento	Área De Validación Por Clase Ha	Píxeles de validación
333	Tierras desnudas y degradadas	242,31	24,56	2456	217,75	21775
334	Zonas quemadas	15,16	1,52	152	13,64	1364
511	Ríos, caños y quebradas	130,11	13,86	1386	116,25	11625
Total		30000	3009,25	300925	26990,75	2699075

Figura 3-15: Áreas de entrenamiento zona de alta pendiente nivel 2



Clases nivel 3



Tabla 3-13: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 2 zona de alta pendiente

Clase Nivel 2	Descripción	Área Total Por Clase Ha	Área De Entrenamiento Por Clase Ha	Píxeles de Entrenamiento	Área De Validación Por Clase Ha	Píxeles de validación
11	Zonas urbanizadas	31,52	3,16	316	28,36	2836
12	Zonas industriales o comerciales y redes de comunicación	199,55	20,66	2066	178,89	17889
13	Zonas de extracción minera y escombreras	1,02	0,11	11	0,92	92
14	Zonas verdes artificializadas, no agrícolas	0,78	0,08	8	0,7	70
21	Cultivos transitorios	115,58	11,79	1179	103,79	10379
22	Cultivos permanentes	4247,05	426,05	42605	3820,99	382099
23	Pastos	13114,29	1314,55	131455	11799,73	1179973

Clase Nivel 2	Descripción	Área Total Por Clase Ha	Área De Entrenamiento Por Clase Ha	Píxeles de Entrenamiento	Área De Validación Por Clase Ha	Píxeles de validación
24	Áreas agrícolas heterogéneas	2051,26	206,42	20642	1844,83	184483
31	Bosques	3471,86	347,75	34775	3124,11	312411
32	Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva	6360,7	636,85	63685	5723,85	572385
33	Áreas abiertas, sin o con poca vegetación	276,29	27,97	2797	248,32	24832
51	Aguas continentales	130,11	13,86	1386	116,25	11625
Total		30000	3009,25	300925	26990,75	2699075

Figura 3-16: Áreas de entrenamiento zona de alta pendiente nivel 1

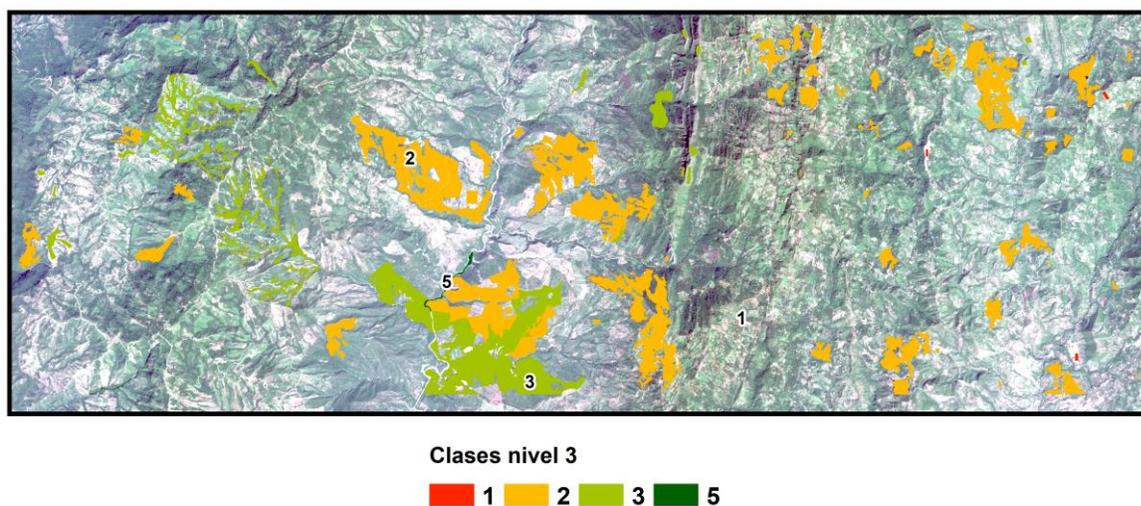


Tabla 3-14: Áreas de entrenamiento y validación por clase nivel 1 zona de alta pendiente

Clase Nivel 1	Descripción	Área Total Por Clase Ha	Área De Entrenamiento Por Clase Ha	Píxeles de Entrenamiento	Área De Validación Por Clase Ha	Píxeles de validación
1	Territorios Artificializados	232,87	24	2400	208,87	20887
2	Territorios Agrícolas	19528,17	1958,82	195882	17569,35	1756935
3	Bosques y Áreas Seminaturales	10108,84	1012,56	101256	9096,28	909628
5	Superficies de Agua	130,11	13,86	1386	116,25	11625
Total		30000	3009,25	300925	26990,75	2699075

4.Resultados

Como fue expuesto en la sección de metodología, al llevar a cabo la etapa de entrenamiento utilizando el software estadístico R, implementando el algoritmo Random Forest, este expone tres indicadores de revisión de la etapa de entrenamiento y evaluación de las variables implementadas, que son, el índice de disminución media de la precisión (Mean Decrease Accuracy), el indicador de Gini o disminución media de Gini (Mean Decrease Gini) y un valor de exactitud y error de clasificación calculado a partir de una validación cruzada interna que realiza el algoritmo.

Igualmente como se mencionó con anterioridad tanto el enfoque de pixeles y la clasificación fueron llevados a cabo en el paquete estadístico R. El enfoque orientado a objetos se desarrolló en el software ENVI 5.3, del cual se obtiene los datos vectoriales o segmentos con los atributos expuestos anteriormente en la sección de metodología, esta información vectorial fue procesada en el paquete estadístico R para su clasificación. Es importante aclarar que en el proceso de preparación de variables como fue mencionado en la sección metodológica en la fase 2, se estructuraron las bandas y variables calculadas en un set de datos (layer-stack) de las imagen ópticas y de radar; esta información al ser procesada para llevar a cabo el enfoque orientado a objetos en el software ENVI 5.3 y una vez generada la información vectorial de los segmentos u objetos, el software renombra las variables automáticamente, en la Tabla 4-1 se expone esta nomenclatura con su respectiva descripción.

Tabla 4-1: Descripción de variables renombradas en el enfoque orientado a objetos, datos de imágenes ópticas y de radar

Datos	Variable	Banda y/o Índice	Descripción
Imágenes Ópticas	B1	B2	Banda 2 (Azul)

Datos	Variable	Banda y/o Índice	Descripción
Sentinel-2A	B2	B3	Banda 3 (Verde)
	B3	B4	Banda 4 (Rojo)
	B4	B5	Banda 5 (infrarrojo cercano - NIR)
	B5	B6	Banda 6 (infrarrojo cercano - NIR)
	B6	B7	Banda 7 (infrarrojo cercano - NIR)
	B7	B8	Banda 8 (infrarrojo cercano - NIR)
	B8	B8A	Banda 8a (infrarrojo cercano - NIR)
	B9	NDVI_B5	NDVI calculado con Banda 5
	B10	NDVI_B6	NDVI calculado con Banda 6
	B11	NDVI_B7	NDVI calculado con Banda 7
	B12	NDVI_B8	NDVI calculado con Banda 8
	B13	NDVI_B8A	NDVI calculado con Banda 8A
	B14	EVI_B5	EVI calculado con Banda 5
	B15	EVI_B6	EVI calculado con Banda 6
	B16	EVI_B7	EVI calculado con Banda 7
	B17	EVI_B8	EVI calculado con Banda 8
	B18	EVI_B8A	EVI calculado con Banda 8A
	Imágenes de Radar Sentinel-1A	B1	VH
B2		VV	Polarización VV
B3		B1	VV-VH
B4		B2	VV/VH
B5		B3	$(VV+VH)/2$
B6		B4	VH/VV
B7		B5	$(VV-VH)/2$
B8		B6	$VV+VH+(VV/VH)$
B9		B7	$VV*VH$

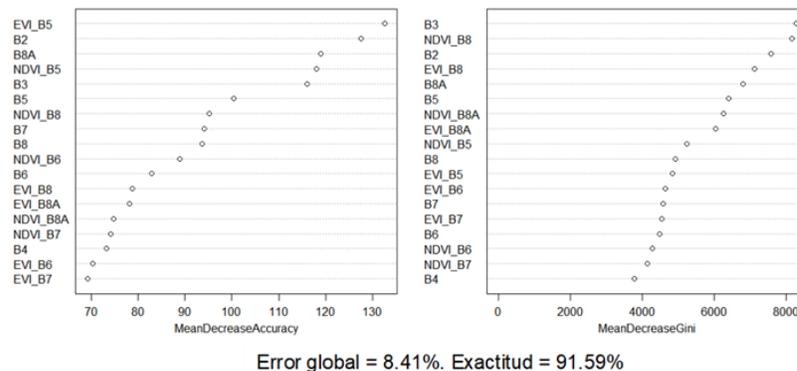
Así mismo continuación se muestran los resultados de la etapa de entrenamiento seguido de la etapa de resultados de clasificación.

4.1 Entrenamiento Enfoque de Píxeles en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 1

4.1.1 Área de Baja Pendiente

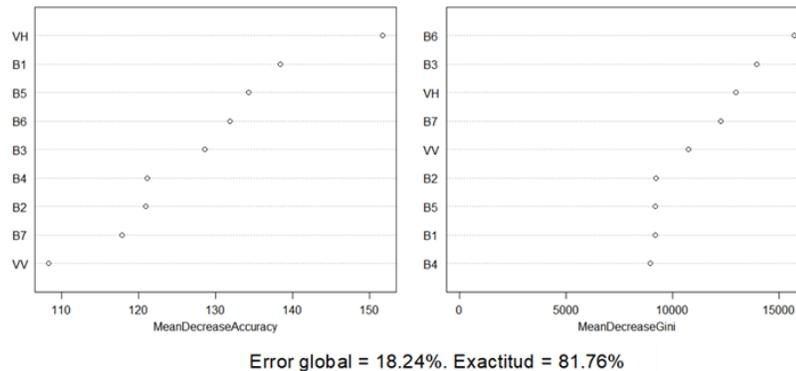
Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de baja pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-1, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son EVI_B5, B2 y B8A. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son B3, NDVI_B8 y B2. La exactitud en este escenario es de 91.59%, con un error global de 8.41%.

Figura 4-1: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles



Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de baja pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-2, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son VH, B1 y B5. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son B6, B3 y VH. La exactitud en este escenario es de 81.76%, con un error global de 18.24%.

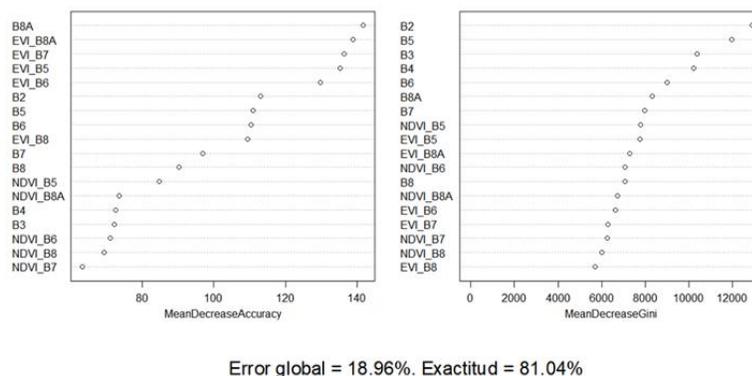
Figura 4-2: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de píxeles



4.1.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de alta pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-3, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son B8A, EVI_8A y EVI_B7. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son B2, B5 y B3. La exactitud en este escenario es de 81.04%, con un error global de 18.96%.

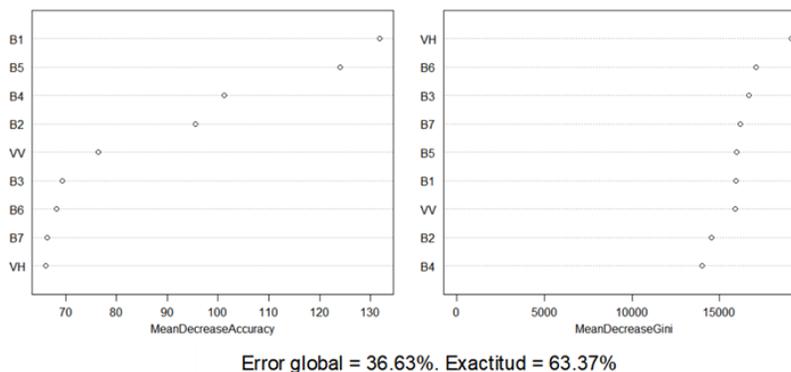
Figura 4-3: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de pixeles



Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de alta pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada

por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-4, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son B1, B2 y B4. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son VH, B6 y B3. La exactitud en este escenario es de 63.37%, con un error global de 36.63%.

Figura 4-4: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de pixeles

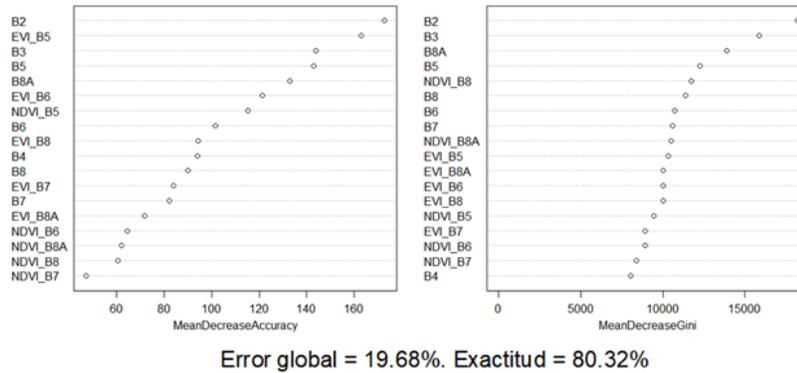


4.2 Entrenamiento Enfoque de Pixeles en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 2

4.2.1 Área de Baja Pendiente

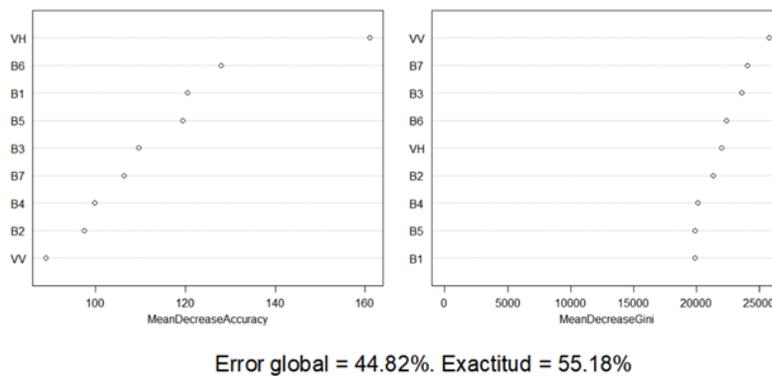
Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de baja pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-5, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son B2, EVI_B5 y B3. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son B2, B3 y B8A. La exactitud en este escenario es de 80.32%, con un error global de 19.68%.

Figura 4-5: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles



Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de baja pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-6, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son VH, B6 y B1. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son VV, B7 y B3. La exactitud en este escenario es de 55.18%, con un error global de 44.82%.

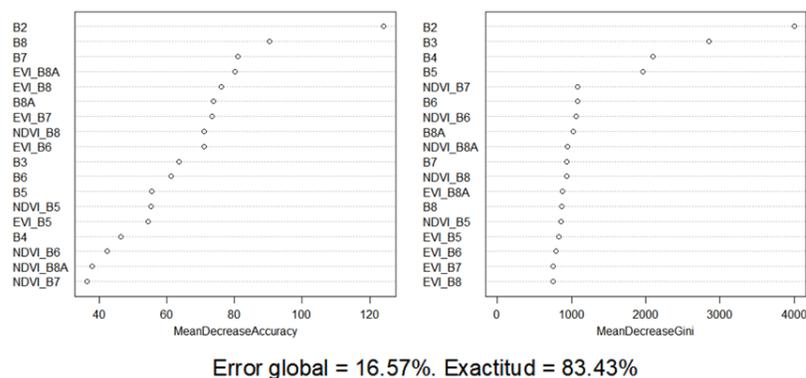
Figura 4-6: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles



4.2.2 Área de Alta Pendiente

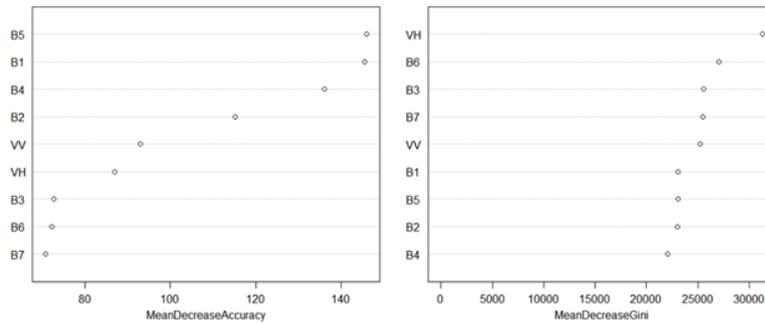
Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de alta pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-7, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son B2, B8 y B7. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son B2, B3 y B4. La exactitud en este escenario es de 83.43%, con un error global de 16.57%.

Figura 4-7: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles



Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de alta pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-8, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son B5, B1 y B4. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son VH, B6 y B3. La exactitud en este escenario es de 41.92%, con un error global de 58.08%.

Figura 4-8: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles



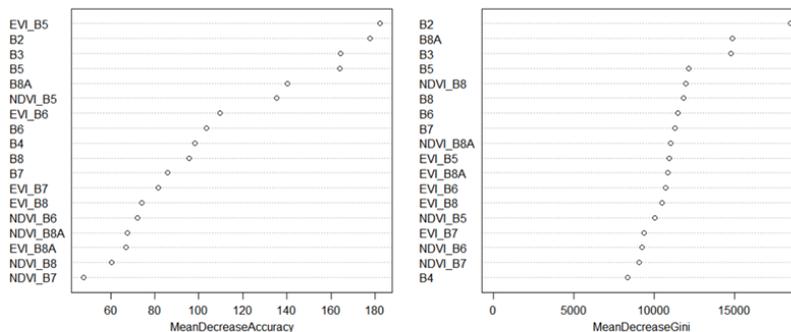
Error global = 58.08%. Exactitud = 41.92%

4.3 Entrenamiento Enfoque de Pixeles en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 3

4.3.1 Área de Baja Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de baja pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-9, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son EVI_B5, B2 y B3. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son B2, B8A y B3. La exactitud en este escenario es de 78.77%, con un error global de 21.23%.

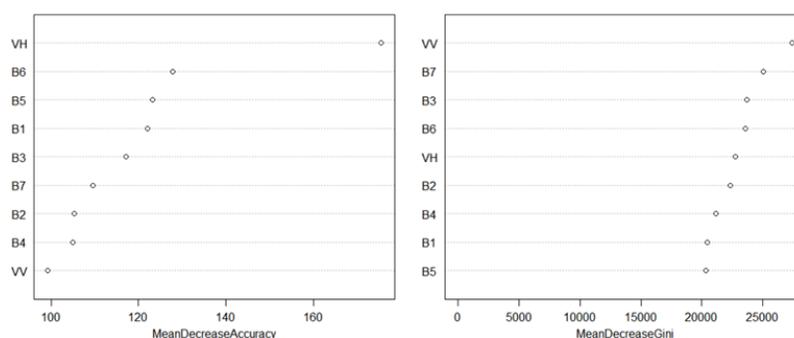
Figura 4-9: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de pixeles



Error global = 21.23%. Exactitud = 78.77%

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de baja pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-10, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son VH, B6 y B5. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son VV, B7 y B3. La exactitud en este escenario es de 52.90%, con un error global de 47.10%.

Figura 4-10: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles

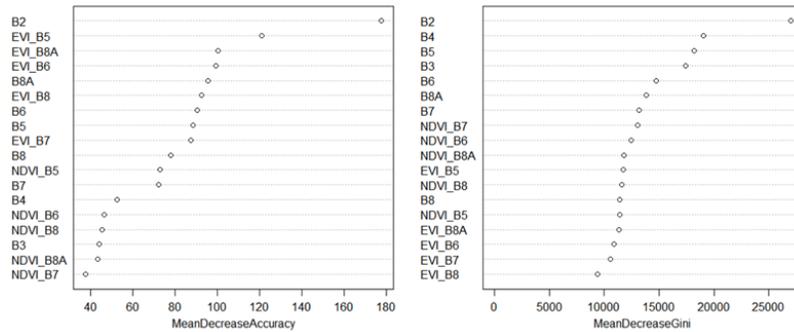


Error global = 47.10%. Exactitud = 52.90%

4.3.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de alta pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-11, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son B2, EVI_B5 y EVI_B8A. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son B2, B4 y B5. La exactitud en este escenario es de 66.42%, con un error global de 33.58%.

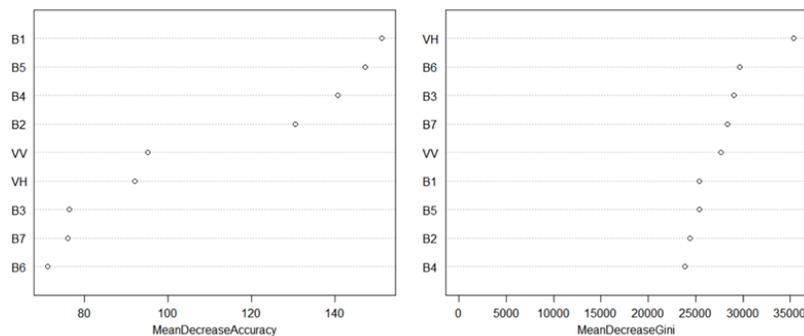
Figura 4-11: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles



Error global = 33.58%. Exactitud = 66.42%

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de baja pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-12, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son B1, B5 y B4. Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son VH, B6 y B3. La exactitud en este escenario es de 37.56%, con un error global de 62.44%.

Figura 4-12: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles



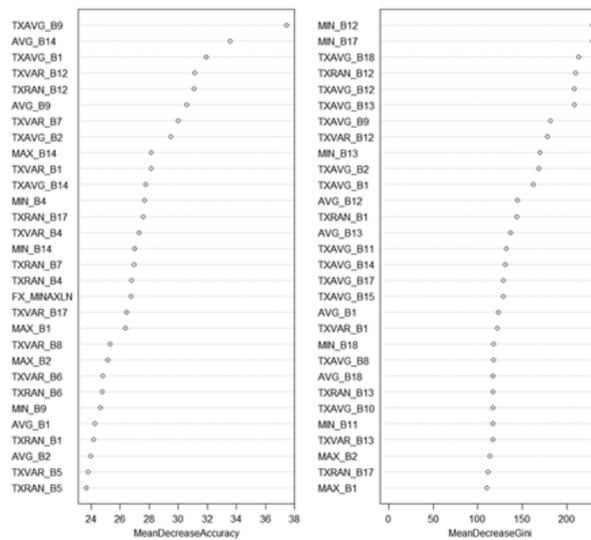
Error global = 62.44%. Exactitud = 37.56%

4.4 Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 1

4.4.1 Área de Baja Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de baja pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-13, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXAVG_B9 (Media de textura, NDVI calculado con Banda 5), AVG_B14 (Media espectral, EVI calculado con Banda 5) y TXAVG_B1 (Media de textura, Banda 2 "Azul"). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son MIN_B12 (Mínimo espectral, NDVI calculado con Banda 8), MIN_B17 (Mínimo espectral, EVI calculado con Banda 8) y TXAVG_B18 (Media de textura, EVI calculado con Banda 8A). La exactitud en este escenario es de 86.20%, con un error global de 13.80%.

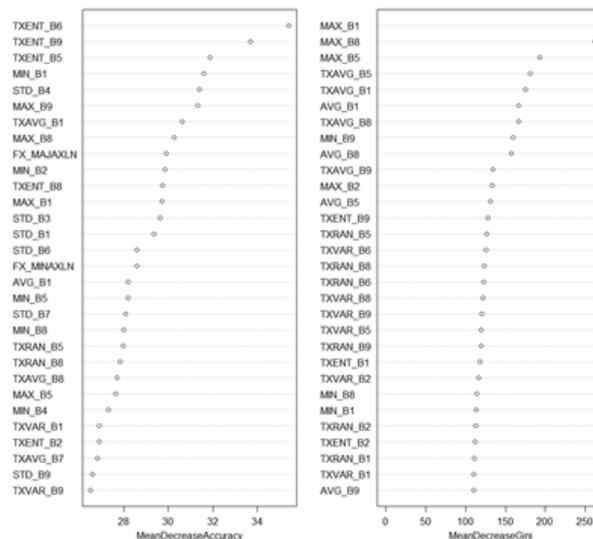
Figura 4-13: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos



Error global = 13.80%. Exactitud = 86.20%

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de baja pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-14, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXENT_B6 (Entropía de textura, VH/VV), TXENT_B9 (Entropía de textura, VV*VH) y TXENT_B5 (Entropía de textura, “(VV-VH)/2”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son MAX_B1 (Máximo espectral, Polarización VH), MAX_B8 (Máximo espectral, “VV+VH+(VV/VH)”) y MAX_B5 (Máximo espectral, “(VV+VH)/2”). La exactitud en este escenario es de 79.75%, con un error global de 20.25%.

Figura 4-14: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos



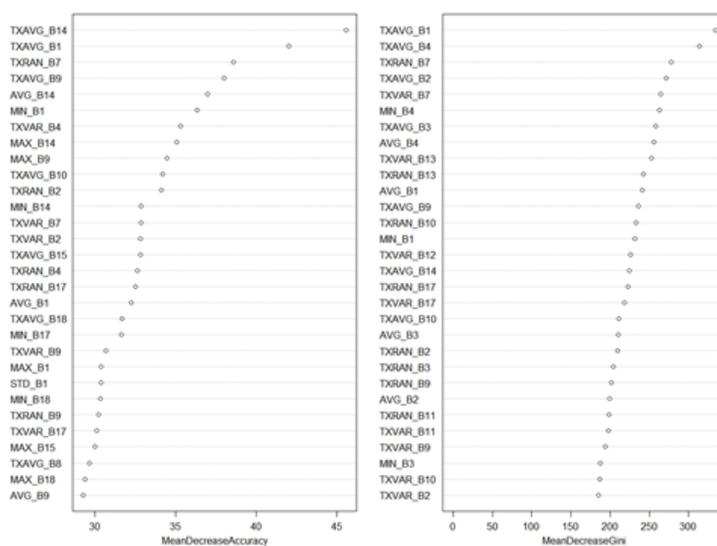
Error global = 20.25%. Exactitud = 79.75%

4.4.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de alta pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-15, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXAVG_B14 (Media de textura, EVI calculado con

Banda 5), TXAVG_B1 (Media de textura, Banda 2 “Azul”) y TXRAN_B7 (Rango de textura, Banda 8 “infrarrojo cercano – NIR”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son TXAVG_B1 (Media de textura, Banda 2 “Azul”), TXAVG_B4 (Media de textura, Banda 5 “infrarrojo cercano – NIR”) y TXRAN_B7 (Rango de textura, Banda 8 “infrarrojo cercano – NIR”). La exactitud en este escenario es de 75.78%, con un error global de 24.22%.

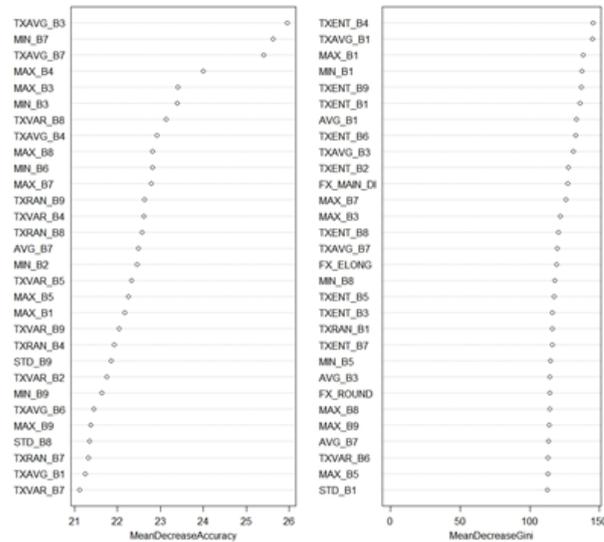
Figura 4-15: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos



Error global = 24.22%. Exactitud = 75.78%

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de alta pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-16, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXAVG_B3 (Media de textura, VV-VH), MIN_B7 (Mínimo espectral, “(VV-VH)/2”) y TXAVG_B7 (Media de textura, “(VV-VH)/2”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son TXENT_B4 (Entropía de textura, VV/VH), TXAVG_B1 (Media de textura, Polarización VH) y MAX_B1 (Máximo espectral, Polarización VH). La exactitud en este escenario es de 63.82%, con un error global de 36.18%.

Figura 4-16: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos



Error global = 36.18%. Exactitud = 63.82%

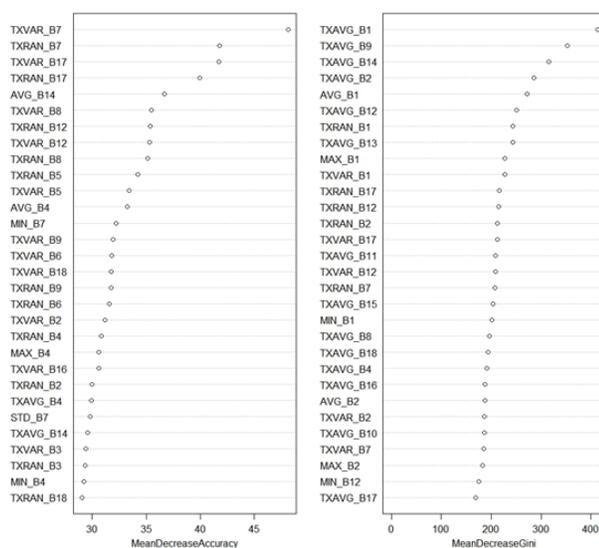
4.5 Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 2

4.5.1 Área de Baja Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de baja pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-17, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXVAR_B7 (Varianza de textura, Banda 8 “Infrarrojo cercano – NIR”), TXRAN_B7 (Rango de textura, Banda 8 “Infrarrojo cercano – NIR”) y TXVAR_B17 (Varianza de textura, EVI calculado con Banda 8). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son TXAVG_B1 (Media de textura, Banda 2 “Azul”), TXAVG_B9 (Media de textura, Banda 5 “Infrarrojo cercano –

NIR”) y TXAVG_B14 (Rango de textura, EVI calculado con Banda 5). La exactitud en este escenario es de 74.44%, con un error global de 25.56%.

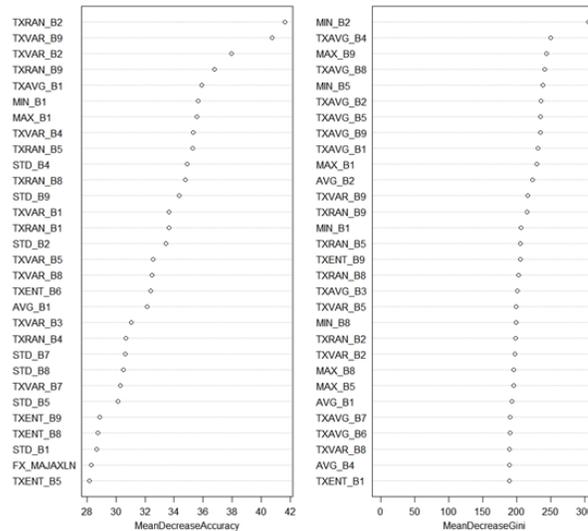
Figura 4-17: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos



Error global = 25.56%. Exactitud = 74.44%

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de baja pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-18, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXRAN_B2 (Rango de textura, Polarización VV), TXVAR_B9 (Rango de textura, VV*VH) y TXVAR_B2 (Varianza de textura, Polarización VV). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son MIN_B2 (Mínimo espectral, Polarización VV), TXAVG_B4 (Media de textura, VV/VH) y MAX_B9 (Máximo espectral, VV*VH). La exactitud en este escenario es de 60.97%, con un error global de 39.03%.

Figura 4-18: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos

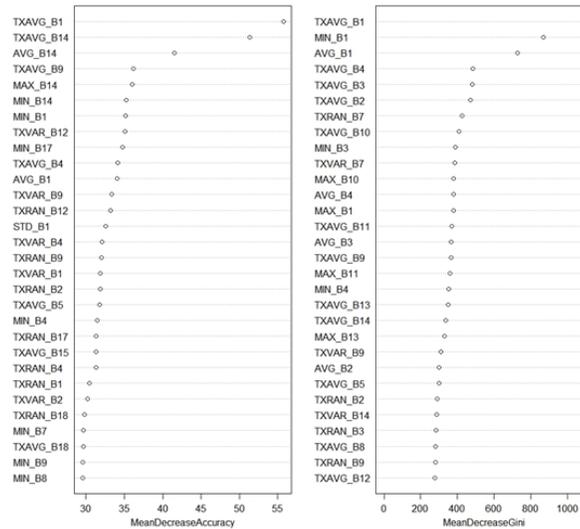


Error global = 39.03%. Exactitud = 60.97%

4.5.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de alta pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-19, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXAVG_B1 (Media de textura, Banda 2 “Azul”), TXAVG_B14 (Media de textura, EVI calculado con Banda 5) y AVG_B14 (Media espectral, EVI calculado con Banda 5). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son TXAVG_B1 (Media de textura, Banda 2 “Azul”), MIN_B1 (Mínimo espectral, Banda 2 “Azul”) y AVG_B1 (Media espectral, Banda 2 “Azul”). La exactitud en este escenario es 65.97%, con un error global de 34.03%.

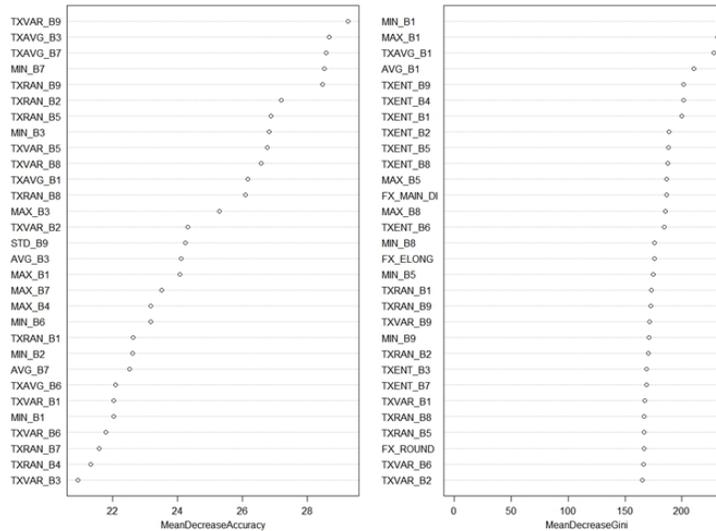
Figura 4-19: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos



Error global = 34.03%. Exactitud = 65.97%

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de alta pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-20, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXVAR_B9 (Varianza de textura, $VV*VH$), TXAVG_B3 (Media de textura, $VV-VH$) y TXAVG_B7 (Media de textura, $(VV-VH)/2$). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son MIN_B1 (Mínimo espectral, Polarización VH), MAX_B1 (Máximo espectral, Polarización VH) y TXAVG_B1 (Media de textura, Polarización VH). La exactitud en este escenario es de 44.23%, con un error global de 55.77%.

Figura 4-20: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos



Error global = 55.77%. Exactitud = 44.23%

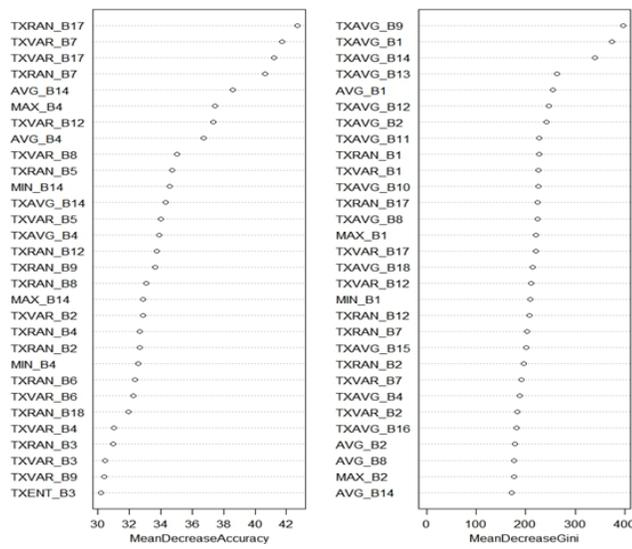
4.6 Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos en Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 3

4.6.1 Área de Baja Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de baja pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-21, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXRAN_B17 (Rango de textura, EVI calculado con Banda 8), TXVAR_B7 (Varianza de textura, Banda 8 “Infrarrojo cercano – NIR”) y TXVAR_B17 (Varianza de textura, EVI calculado con Banda 8). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son TXAVG_B9 (Media de textura, NDVI calculado con Banda 5), TXAVG_B1 (Media de textura, Banda 2 “Azul”) y

TXAVG_B14 (Media de textura, EVI calculado con Banda 5). La exactitud en este escenario es 71.78%, con un error global de 28.22%.

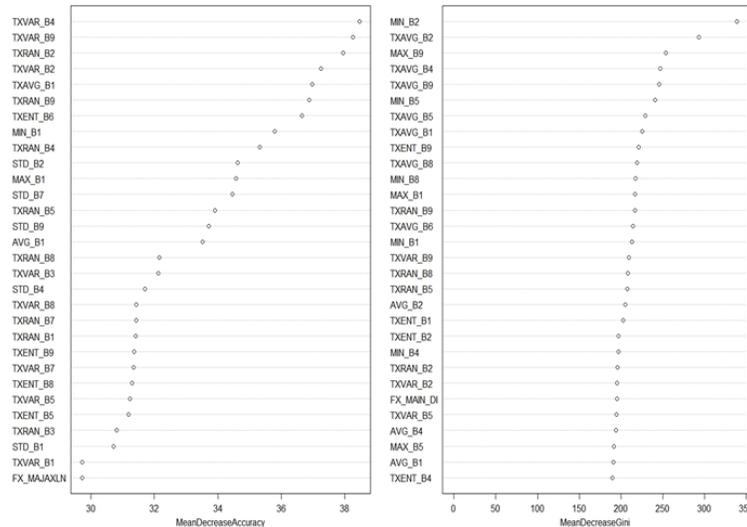
Figura 4-21: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos



Error global = 28.22%. Exactitud = 71.78%

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de baja pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-22, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXVAR_B4 (Varianza de textura, VV/VH), TXVAR_B9 (Varianza de textura, VV*VH) y TXRAN_B2 (Rango de textura, Polarización VV). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son MIN_B2 (Mínimo espectral, Polarización VV), TXAVG_B2 (Media de textura, Polarización VV) y MAX_B9 (Máximo espectral, VV*VH). La exactitud en este escenario es de 57.02%, con un error global de 42.98%.

Figura 4-22: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos

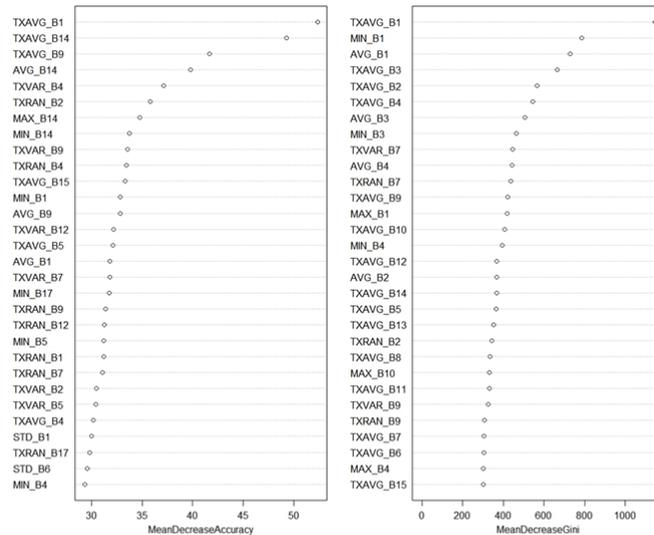


Error global = 42.98%. Exactitud = 57.02%

4.6.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes ópticas, en la zona de alta pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-23, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXAVG_B1 (Media de textura, Banda 2 “Azul”), TXAVG_B14 (Media de textura, EVI calculado con Banda 5) y TXAVG_B9 (Media de textura, NDVI calculado con Banda 5). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son TXAVG_B1 (Media de textura, Banda 2 “Azul”), MIN_B1 (Mínimo espectral, Banda 2 “Azul”) y AVG_B1 (Media espectral, Banda 2 “Azul”). La exactitud en este escenario es 61.13%, con un error global de 38.87%.

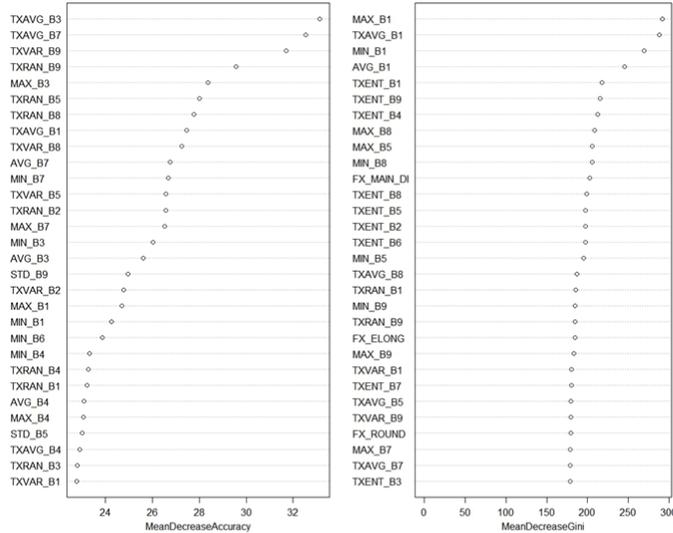
Figura 4-23: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos



Error global = 38.87%. Exactitud = 61.13%

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando los datos de las imágenes de radar, en la zona de alta pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-24, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXAVG_B3 (Media de textura, VV-VH), TXAVG_B7 (Media de textura, “(VV-VH)/2”) y TXVAR_B9 (Varianza de textura, VV*VH). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son MAX_B1 (Máximo espectral, Polarización VH), TXAVG_B1 (Media de textura, Polarización VH) y MIN_B1 (Mínimo espectral, Polarización VH). La exactitud en este escenario es de 41.10%, con un error global de 58.90%.

Figura 4-24: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos



Error global = 58.90%. Exactitud = 41.10%

4.7 Entrenamiento Enfoque Pixeles Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 1

Como fue mencionado en la sección de metodología, el algoritmo evalúa las variables de entrada con los índices mencionados. Fue elaborada una tabla (Tabla 4-2), en la cual se registran las variables de los datos ópticos y de radar en cada uno de los escenarios, teniendo en cuenta los primeros seis lugares en que aparecen las variables ópticas, y para los datos de radar los tres primeros lugares, tanto para el enfoque de pixeles como el orientado a objetos. Al llevar a cabo la fusión de imágenes se cuenta con un 33% de las variables de imágenes ópticas (6 variables) y un 33% de las variables de imágenes de radar (3 variables).

Tabla 4-2: Descripción de variables renombradas en el enfoque orientado a objetos, datos de imágenes ópticas y de radar

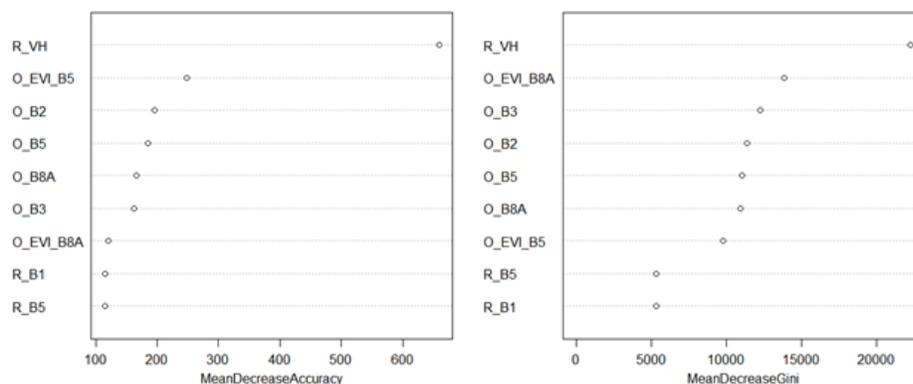
Datos	Banda y/o índice	Descripción	Enfoque de Píxeles						Enfoque Orientado a Objetos						E. Píxeles	E. O. Objetos
			Baja Pendiente			Alta Pendiente			Baja Pendiente			Alta Pendiente				
			Nivel 3	Nivel 2	Nivel 1	Nivel 3	Nivel 2	Nivel 1	Nivel 3	Nivel 2	Nivel 1	Nivel 3	Nivel 2	Nivel 1		
Imágenes Ópticas Sentinel-2A	B2	Banda 2 (Azul)	1	1	1	1	1	1			1	1	1	1	6	4
	B3	Banda 3 (Verde)	1	1	1						1	1			3	2
	B4	Banda 4 (Rojo)													0	0
	B5	Banda 5 (Infrarrojo cercano - NIR)	1	1	1					1			1	1	3	4
	B6	Banda 6 (Infrarrojo cercano - NIR)								1					0	1
	B7	Banda 7 (Infrarrojo cercano - NIR)					1								1	0
	B8	Banda 8 (infrarrojo cercano - NIR)					1		1	1	1			1	1	4
	B8A	Banda 8a (infrarrojo cercano - NIR)			1	1	1	1	1	1					4	2
	NDVI_B5	NDVI calculado con Banda 5	1		1						1	1	1	1	2	4
	NDVI_B6	NDVI calculado con Banda 6		1										1	1	1
	NDVI_B7	NDVI calculado con Banda 7													0	0
	NDVI_B8	NDVI calculado con Banda 8								1	1	1		1	0	4
	NDVI_B8A	NDVI calculado con Banda 8A	1	1											2	0
	EVI_B5	EVI calculado con Banda 5	1	1	1	1		1	1	1	1	1	1	1	5	6
	EVI_B6	EVI calculado con Banda 6				1		1				1			2	1
	EVI_B7	EVI calculado con Banda 7						1							1	0
	EVI_B8	EVI calculado con Banda 8				1	1		1	1			1		2	3
EVI_B8A	EVI calculado con Banda 8A				1	1	1							3	0	
Imágenes de Radar Sentinel-1A	VH	Polarización VH	1	1	1					1	1				3	2
	VV	Polarización VV							1	1					0	2
	B1	VV-VH		1	1	1	1	1				1	1	1	5	3
	B2	VV/VH							1					1	0	2
	B3	(VV+VH)/2													0	0
	B4	VH/VV				1	1	1			1				3	1
	B5	(VV-VH)/2	1		1	1	1	1			1	1	1	1	5	4
	B6	VV+VH+(VV/VH)	1	1											2	0
B7	VV*VH								1	1	1	1	1	0	5	

De esta manera, como se muestra en la Tabla 4-2, y como fue expuesto en los anteriores resultados, se tomaron las variables B2 (Banda 2 “Azul”), B3 (Banda 3 “Verde”), B5 (Banda 5 “Infrarrojo cercano – NIR”), B8A (Banda 8a “Infrarrojo cercano – NIR”), EVI_B5 (EVI calculado con Banda 5), EVI_8A (EVI calculado con Banda 8A) obtenidas de los datos ópticos y las variables B1 (VV-VH), B5 (“VV-VH”/2), Polarización VH, correspondientes a los datos de radar, para ser implementadas en la fusión de imágenes en el enfoque de píxeles. Así mismo se tomaron las variables B2 (Banda 2 “Azul”), B5 (Banda 5 “Infrarrojo cercano – NIR”), B8 (Banda 8 “Infrarrojo cercano – NIR”), EVI_B5 (EVI calculado con Banda 5), NDVI_B5 (NDVI calculado con Banda 5), NDVI_B8 (NDVI calculado con Banda 8) y las variables B1 (VV-VH), B5 (“VV-VH”/2), B7 (VV*VH) correspondientes a los datos de radar, para ser implementadas en la fusión de imágenes en el enfoque orientado a objetos.

4.7.1 Área de Baja Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque de píxeles, en la zona de baja pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-25, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son R_VH (Imagen de radar, polarización VH), O_EVI_B5 (Imagen óptica, EVI calculado con Banda 5) y O_B2 (Imagen óptica, Banda 2 “Azul”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son R_VH (Imagen de radar, polarización VH), O_EVI_B8A (Imagen óptica, EVI calculado con Banda 8A) y O_B3 (Imagen óptica, Banda 3 “Verde”). La exactitud en este escenario es de 92.83%, con un error global de 7.17%.

Figura 4-25: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de pixeles

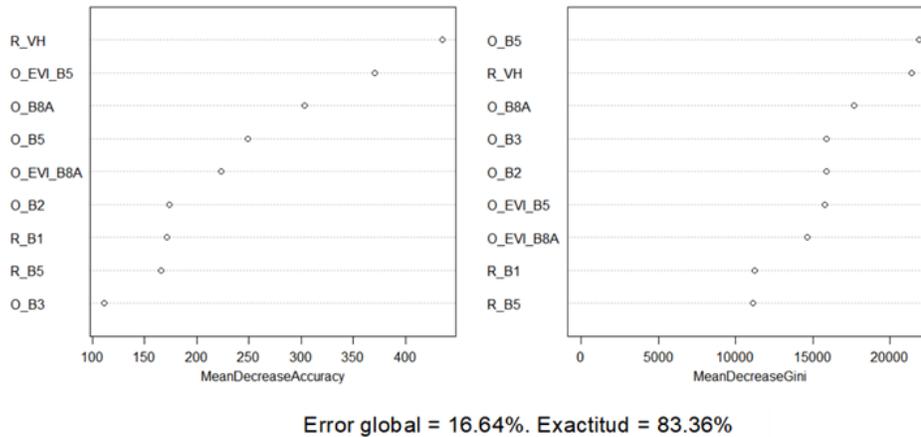


Error global = 7.17%. Exactitud = 92.83%

4.7.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque de pixeles, en la zona de alta pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-26, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son R_VH (Imagen de radar, polarización VH), O_EVI_B5 (Imagen óptica, EVI calculado con Banda 5) y O_B8A (Imagen óptica, Banda 8a “infrarrojo cercano – NIR”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son O_B5 (Imagen óptica, Banda 5 “infrarrojo cercano – NIR”), R_VH (Imagen de radar, polarización VH) y O_B8A (Imagen óptica, Banda 8a “infrarrojo cercano – NIR”). La exactitud en este escenario es de 83.36%, con un error global de 16.64%.

Figura 4-26: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de pixeles

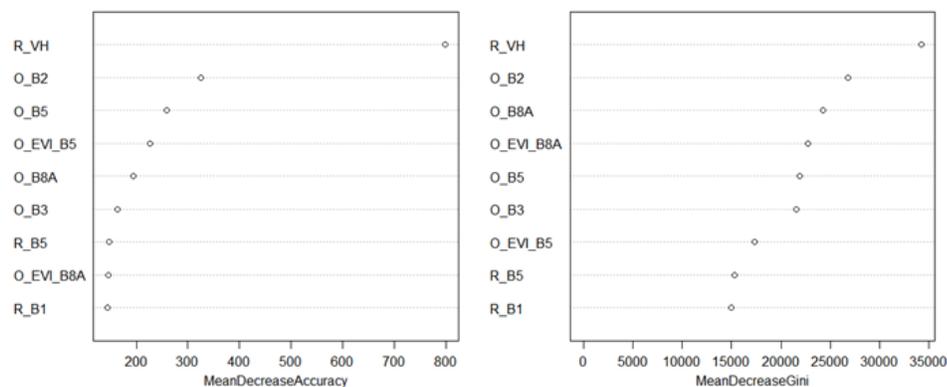


4.8 Entrenamiento Enfoque Pixeles Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 2

4.8.1 Área de Baja Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque de pixeles, en la zona de baja pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-27, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son R_VH (Imagen de radar, polarización VH), O_B2 (Imagen óptica, Banda 2 “Azul”) y O_B5 (Imagen óptica, Banda 5 “infrarrojo cercano – NIR”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son R_VH (Imagen de radar, polarización VH), O_B2 (Imagen óptica, Banda 2 “Azul”) y O_B8A (Imagen óptica, Banda 8a “infrarrojo cercano – NIR”). La exactitud en este escenario es de 83.97%, con un error global de 16.03%.

Figura 4-27: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles

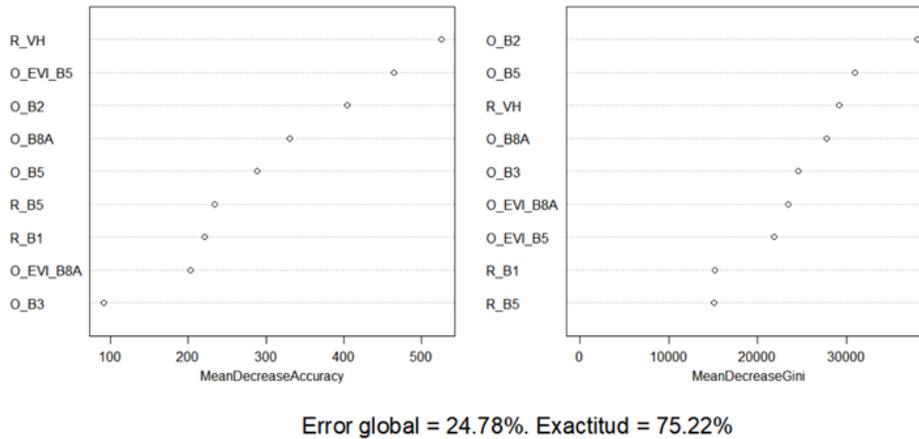


Error global = 16.03%. Exactitud = 83.97%

4.8.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque de pixeles, en la zona de alta pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-28, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son R_VH (Imagen de radar, polarización VH), O_EVI_B5 (Imagen óptica, EVI calculado con Banda 5) y O_B2 (Imagen óptica, Banda 2 “Azul”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son O_B2 (Imagen óptica, Banda 2 “Azul”), O_B5 (Imagen óptica, Banda 5 “infrarrojo cercano – NIR”) y R_VH (Imagen de radar, polarización VH). La exactitud en este escenario es de 75.22%, con un error global de 24.78%.

Figura 4-28: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles

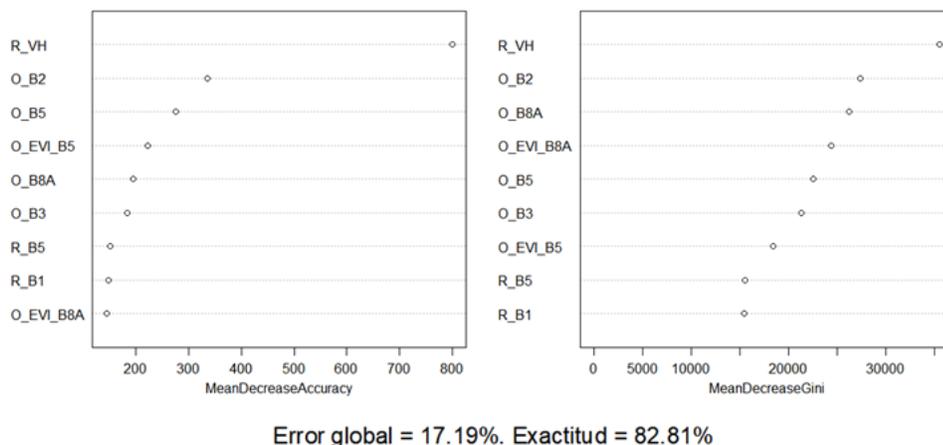


4.9 Entrenamiento Enfoque Pixeles Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 3

4.9.1 Área de Baja Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque de pixeles, en la zona de baja pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-29, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son R_VH (Imagen de radar, polarización VH), O_B2 (Imagen óptica, Banda 2 “Azul”) y O_B5 (Imagen óptica, Banda 5 “infrarrojo cercano – NIR”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son R_VH (Imagen de radar, polarización VH), O_B2 (Imagen óptica, Banda 2 “Azul”) y O_B8A (Imagen óptica, Banda 8a “infrarrojo cercano – NIR”). La exactitud en este escenario es de 82.81%, con un error global de 17.19%.

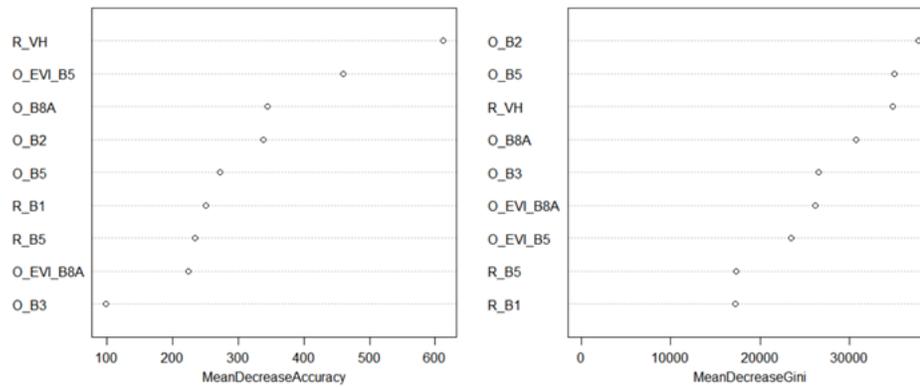
Figura 4-29: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de pixeles



4.9.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque de pixeles, en la zona de alta pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-30, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son R_VH (Imagen de radar, polarización VH), O_EVI_B5 (Imagen óptica, EVI calculado con Banda 5) y O_B2 (Imagen óptica, Banda 2 “Azul”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son O_B2 (Imagen óptica, Banda 2 “Azul”), O_B5 (Imagen óptica, Banda 5 “infrarrojo cercano – NIR”) y R_VH (Imagen de radar, polarización VH). La exactitud en este escenario es de 71.83%, con un error global de 28.17%.

Figura 4-30: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles



Error global = 28.17%. Exactitud = 71.83%

4.10 Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 1

Como fue expuesto en Tabla 4-2, en la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque orientado a objetos, se tomaron las variables ópticas B2 (Banda 2 “Azul”), B5 (Banda 5 “Infrarrojo cercano – NIR”), B8 (Banda 8 “Infrarrojo cercano – NIR”), EVI_B5 (EVI calculado con Banda 5), NDVI_B5 (NDVI calculado con Banda 5), NDVI_B8 (NDVI calculado con Banda 8) y las variables de radar B1 (VV-VH), B5 (“VV-VH”/2), B7 (VV*VH), para la estructuración en un grupo de datos tipo raster (layer-stack) de las imagen ópticas y de radar; para ser procesada en el software ENVI 5.3, y como fue mencionado anteriormente, el software renombra las variables automáticamente, en la Tabla 4-3 se expone esta nomenclatura con su respectiva descripción.

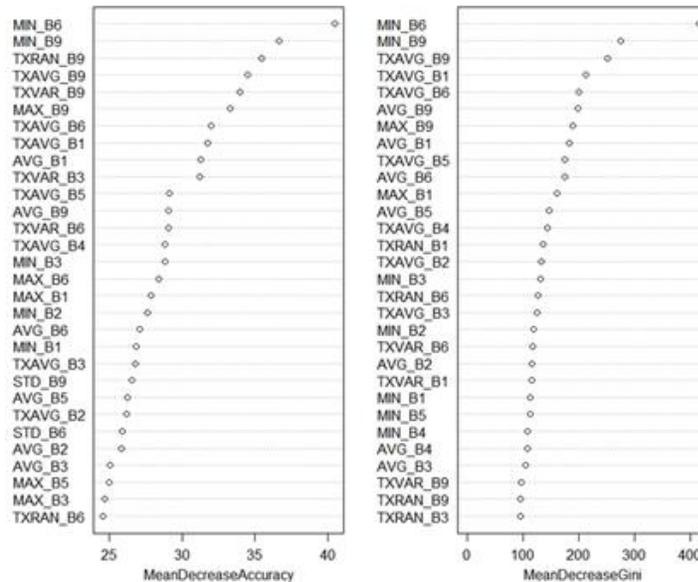
Tabla 4-3: Descripción de variables implementadas en la fusión de imágenes, renombradas en el enfoque orientado a objetos, datos de imágenes ópticas y de radar

Datos	Variable	Banda y/o Índice	Descripción
Imágenes Ópticas Sentinel-2A	B1	B2	Banda 2 (Azul)
	B2	B5	Banda 5 (infrarrojo cercano - NIR)
	B3	B8	Banda 8 (infrarrojo cercano - NIR)
	B4	EVI_B5	EVI calculado con Banda 5
	B5	NDVI_B5	NDVI calculado con Banda 5
	B6	NDVI_B8	NDVI calculado con Banda 8
Imágenes de Radar Sentinel-1A	B1	B1	VH
	B8	B5	$(VV-VH)/2$
	B9	B7	$VV*VH$

4.10.1 Área de Baja Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque orientado a objetos, en la zona de baja pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-31, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son MIN_B6 (Mínimo espectral, imagen óptica, NDVI calculado con Banda 8), MIN_B9 (Mínimo espectral, imagen de radar, $VV*VH$) y TXRAN_B9 (Rango de textura, imagen de radar,). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son, MIN_B6 (Mínimo espectral, imagen óptica, NDVI calculado con Banda 8), MIN_B9 (Mínimo espectral, imagen de radar, $VV*VH$) y TXAVG_B9 (Media de textura, imagen de radar, $VV*VH$). La exactitud en este escenario es de 87.74%, con un error global de 12.26%.

Figura 4-31: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos

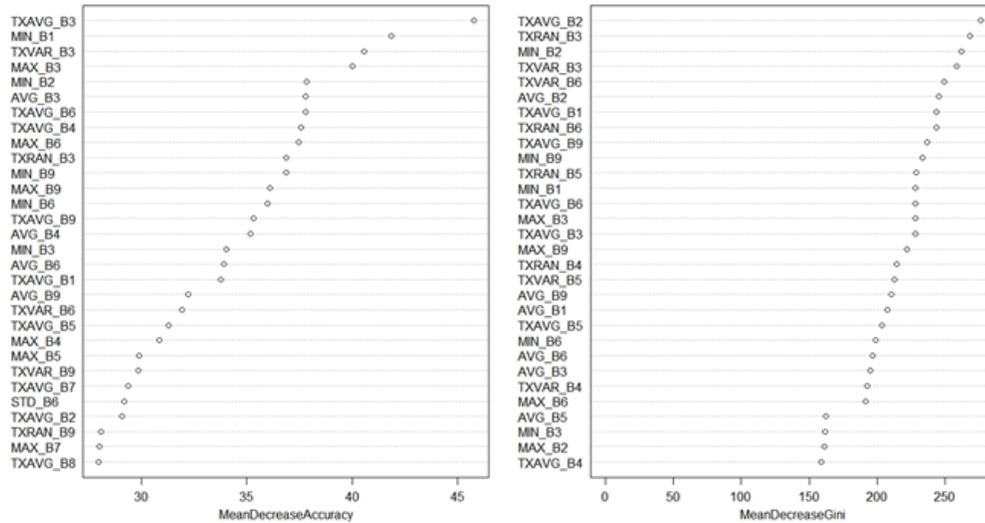


Error global = 12.26%. Exactitud = 87.74%

4.10.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque orientado a objetos, en la zona de alta pendiente, en el nivel 1, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-32, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXAVG_B3 (Media de textura, imagen óptica, Banda 8 “infrarrojo cercano – NIR”), MIN_B1 (Mínimo espectral, imagen óptica, Banda 2 “Azul”) y TXVAR_B3 (Varianza de textura, imagen óptica, Banda 8 “infrarrojo cercano – NIR”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son, TXAVG_B2 (Media de textura, imagen óptica, Banda 5 “infrarrojo cercano – NIR”), TXRAN_B3 (Rango de textura, imagen óptica, Banda 8 “infrarrojo cercano – NIR”) y MIN_B2 (Mínimo espectral, imagen óptica, Banda 5 “infrarrojo cercano – NIR”). La exactitud en este escenario es de 77.20%, con un error global de 22.80%.

Figura 4-32: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos



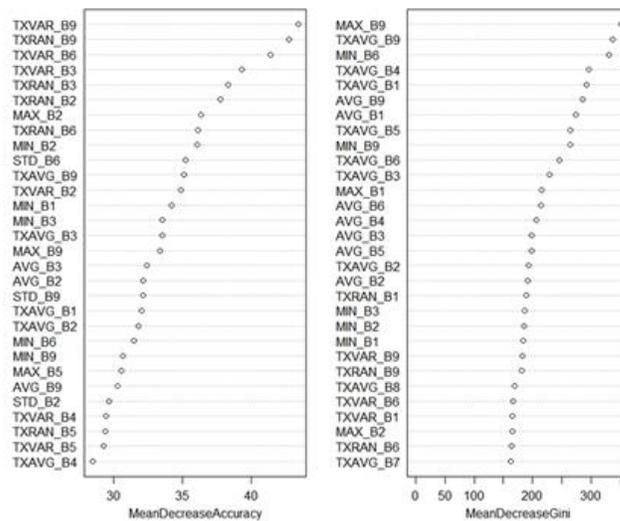
Error global = 22.80%. Exactitud = 77.20%

4.11 Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 2

4.11.1 Área de Baja Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque orientado a objetos, en la zona de baja pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-33, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXVAR_B9 (Varianza de textura, imagen de radar, VV*VH), TXRAN_B9 (Rango de textura, imagen de radar, VV*VH) y TXVAR_B6 (Varianza de textura, imagen óptica, NDVI calculado con Banda 8). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son, MAX_B9 (Máximo espectral, imagen de radar, VV*VH), TXAVG_B9 (Media de textura, imagen de radar, VV*VH) y MIN_B6 (Mínimo espectral, imagen óptica, NDVI calculado con Banda 8). La exactitud en este escenario es de 75.77%, con un error global de 24.23%.

Figura 4-33: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos

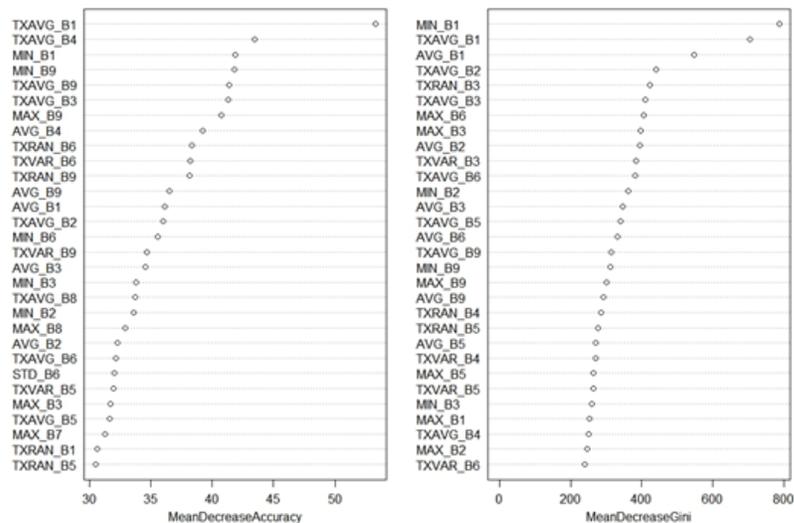


Error global = 24.23%. Exactitud = 75.77%

4.11.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque orientado a objetos, en la zona de alta pendiente, en el nivel 2, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-34, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXAVG_B1 (Media de textura, imagen óptica, Banda 2 “Azul”), TXAVG_B4 (Media de textura, imagen óptica, EVI calculado con Banda 5) y MIN_B1 (Mínimo espectral, imagen óptica, Banda 2 “Azul”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son, MIN_B1 (Mínimo espectral, imagen óptica, Banda 2 “Azul”), TXAVG_B1 (Media de textura, imagen óptica, Banda 2 “Azul”) y AVG_B1 (Media espectral, imagen óptica, Banda 2 “Azul”). La exactitud en este escenario es de 68.25%, con un error global de 31.75%.

Figura 4-34: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos



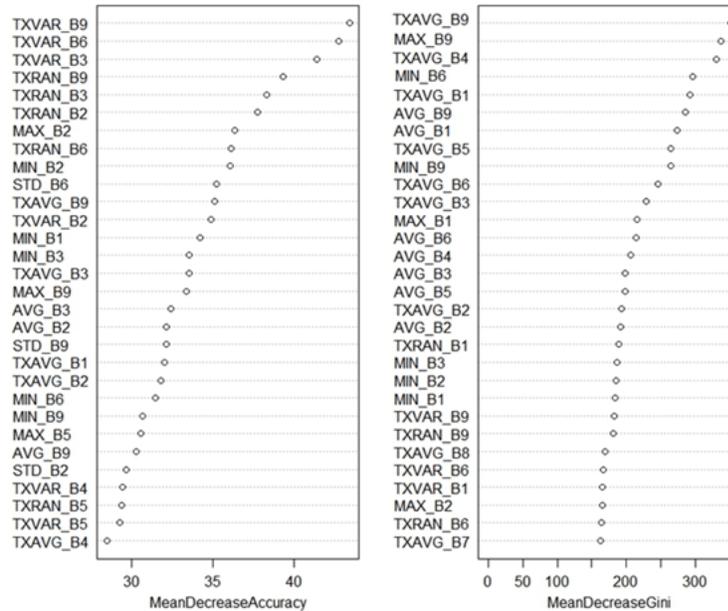
Error global = 31.75%. Exactitud = 68.25%

4.12 Entrenamiento Enfoque Orientado a Objetos Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar Nivel 3

4.12.1 Área de Baja Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque orientado a objetos, en la zona de baja pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-35, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXVAR_B9 (Varianza de textura, imagen de radar, VV*VH), TXVAR_B6 (Varianza de textura, imagen óptica, NDVI calculado con Banda 8) y TXVAR_B3 (Varianza de textura, imagen óptica, Banda 8 “infrarrojo cercano – NIR”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son, TXAVG_B9 (Media de textura, imagen de radar, VV*VH), MAX_B9 (Máximo espectral, imagen de radar, VV*VH), y TXAVG_B4 (Media de textura, imagen óptica, EVI calculado con Banda 5). La exactitud en este escenario es de 73.22%, con un error global de 26.78%.

Figura 4-35: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos

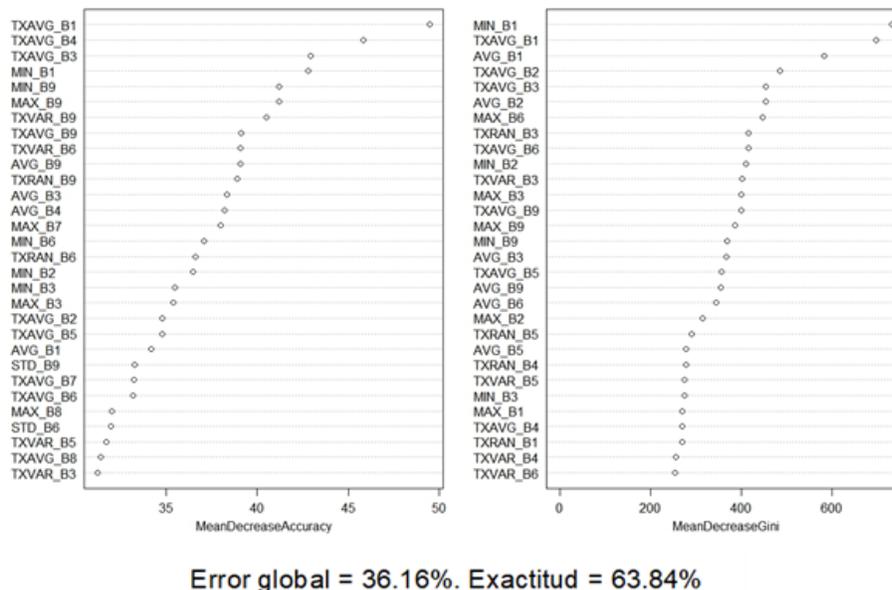


Error global = 26.78%. Exactitud = 73.22%

4.12.2 Área de Alta Pendiente

Los resultados obtenidos en el entrenamiento, utilizando la fusión de imágenes ópticas y de radar, implementando el enfoque orientado a objetos, en la zona de alta pendiente, en el nivel 3, y observando la evaluación realizada por el algoritmo como se muestra en la Figura 4-36, permiten evidenciar que las variables que mejoran la clasificación son TXAVG_B1 (Media de textura, imagen óptica, Banda 2 “Azul”), TXAVG_B4 (Media de textura, imagen óptica, EVI calculado con Banda 5) y TXAVG_B3 (Media de textura, imagen óptica, Banda 8 “infrarrojo cercano – NIR”). Así mismo las variables que presentan mayor homogeneidad en la clasificación son, MIN_B1 (Mínimo espectral, imagen óptica, Banda 2 “Azul”), TXAVG_B1 (Media de textura, imagen óptica, Banda 2 “Azul”) y AVG_B1 (Media espectral, imagen óptica, Banda 2 “Azul”). La exactitud en este escenario es de 63.84%, con un error global de 36.16%.

Figura 4-36: Índice de disminución media de exactitud, índice de disminución media de gini y exactitud a partir del entrenamiento de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos



4.13 Clasificación Nivel 1

4.13.1 Área de Baja Pendiente

En Figura 4-37 se observan los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 1. Se realiza la comparación con la imagen y la información vectorial de coberturas elaborada mediante interpretación visual en cada uno de los escenarios evaluados. Igualmente se muestra en la parte inferior de cada resultado un acercamiento en detalle de los resultados de la clasificación acompañado del valor calculado de exactitud temática "Índice Kappa". La Figura 4-38 presenta los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 1, mostrando en rojo las zonas incorrectamente clasificadas y en azul las correctamente clasificadas.

Los resultados obtenidos de exactitud temática para el Nivel 1 en la zona de baja pendiente, como se observan en las Figuras 4-37 y 4-39, revelan que las mejores exactitudes temáticas globales obtenidas son: en primer lugar la implementación de la fusión de imágenes de radar y ópticas implementando el enfoque orientado a objetos con

un índice kappa $K= 0.85$. En segundo lugar, se observa que el enfoque orientado a objetos en imágenes ópticas presenta un índice kappa $K=0.84$. En tercer lugar, se observa que el enfoque de píxeles en imágenes ópticas y resultado de la fusión comparten la misma exactitud con un índice kappa $K=0.83$. En cuarto lugar se observa que el enfoque orientado a objetos en imágenes de radar presenta un índice kappa $K=0.82$. En el último lugar se encuentra el enfoque de píxeles en imágenes de radar con un índice kappa $K=0.79$.

En cuanto a las exactitudes por clase que se evalúan como exactitud de usuario y de productor en cada escenario descrito anteriormente se observa lo siguiente: en la fusión de imágenes de radar y ópticas implementando el enfoque orientado a objetos con un índice kappa $K= 0.85$ y como se observa en la Tabla 4-9, las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a territorios agrícolas y la clase 1 que corresponde a territorios artificializados. Igualmente, la clase con menor exactitud es la clase 5 que concierne a superficies de agua.

En el enfoque orientado a objetos en imágenes ópticas que presenta un índice kappa $K=0.84$, se observa que las clases con mejores exactitudes son las clases 2 y 3 (territorios agrícolas – bosques y áreas seminaturales), así mismo la clase con menor exactitud es la clase 5 que concierne a superficies de agua (Tabla 4-7).

El enfoque de píxeles en imágenes ópticas con un índice kappa $K=0.83$ se observa que las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a territorios agrícolas y la clase 1 que corresponde a territorios artificializados. Igualmente, la clase con menor exactitud es la clase 5 que concierne a superficies de agua (Tabla 4-4).

El enfoque de píxeles en el sinergismo de imágenes ópticas y de radar con un índice kappa $K=0.83$ se observa que las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a territorios agrícolas y la clase 1 que corresponde a territorios artificializados. Igualmente, la clase con menor exactitud es la clase 5 que concierne a superficies de agua (Tabla 4-6).

El enfoque orientado a objetos en imágenes de radar presenta un índice kappa $K=0.82$ se observa que las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a

territorios agrícolas y la clase 1 que corresponde a territorios artificializados. Igualmente, la clase con menor exactitud es la clase 5 que concierne a superficies de agua (Tabla 4-8).

El enfoque de pixeles en imágenes de radar con un índice kappa $K=0.79$ se observa que las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a territorios agrícolas y la clase 1. Que corresponde a territorios artificializados. Igualmente, la clase con menor exactitud es la clase 4 que concierne a áreas húmedas (Tabla 4-9).

Figura 4-37: Mapas resultado de la clasificación Nivel 1 área de baja pendiente

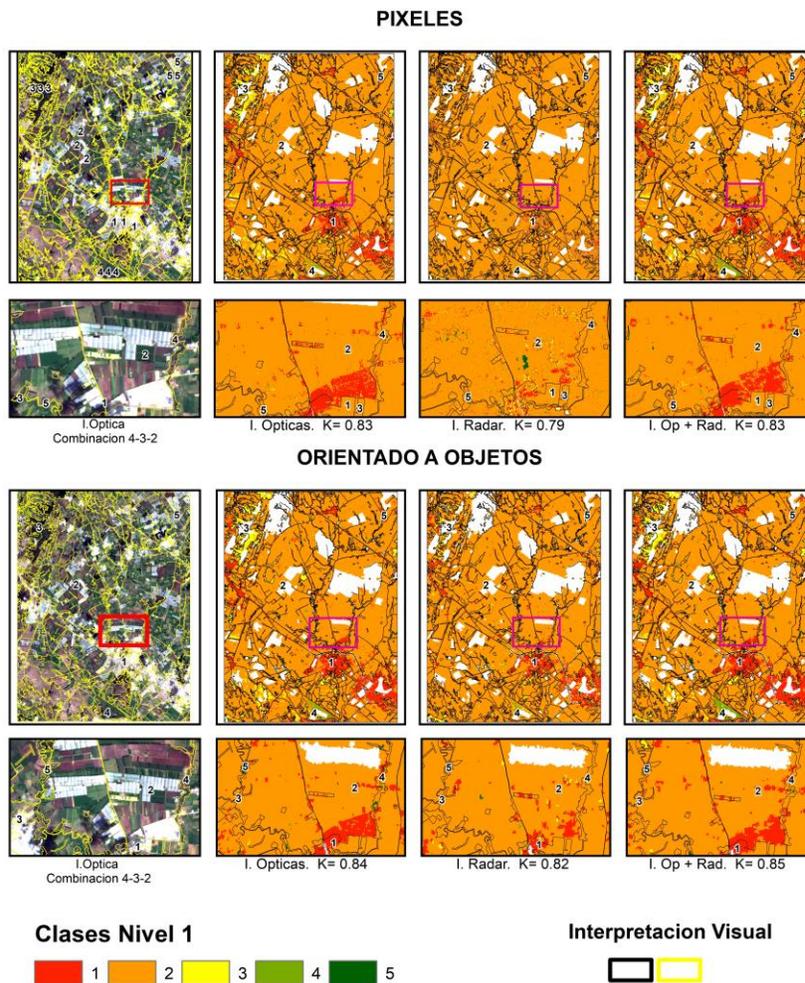


Figura 4-38: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 1 para área de baja pendiente

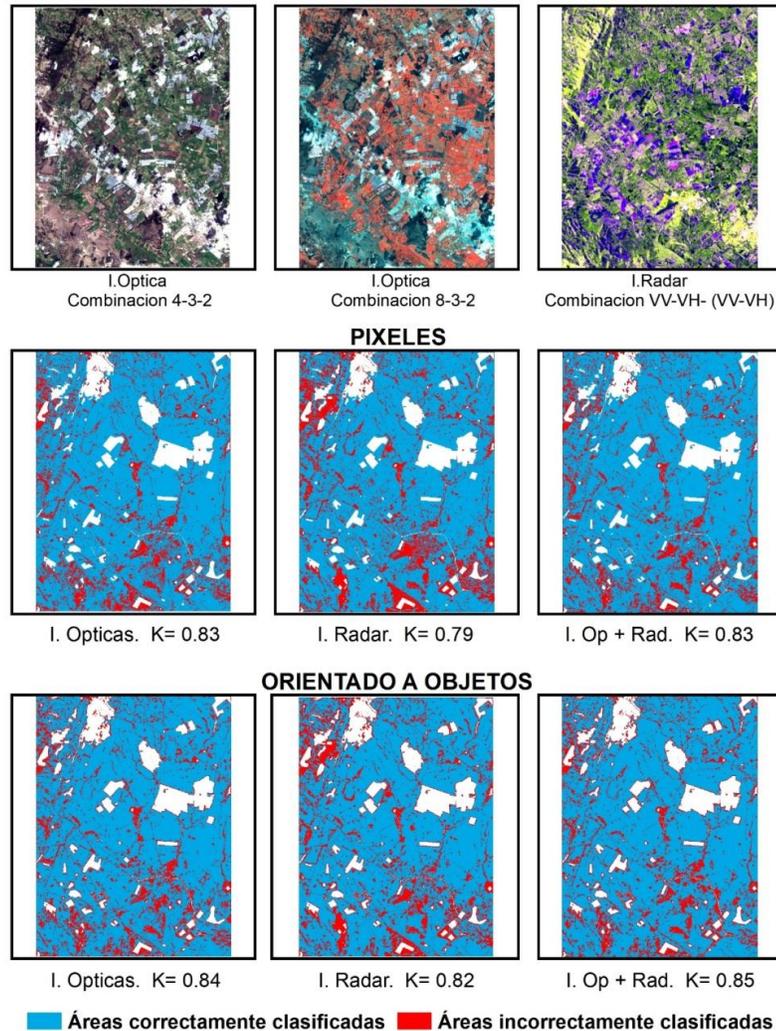


Figura 4-39: Índices Kappa Nivel 1 área de baja pendiente.

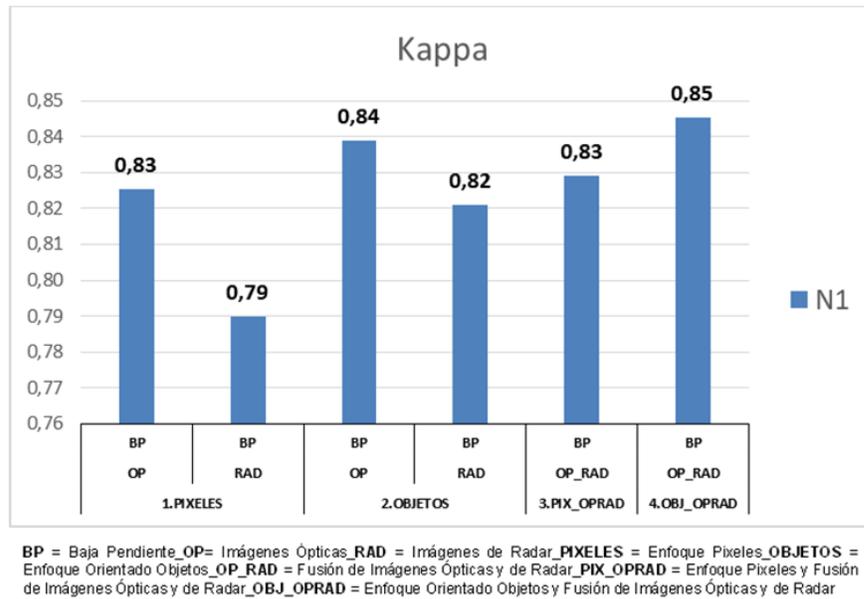


Tabla 4-4: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 1	1	2	3	4	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
1	107570	72499	6851	2209	2425	191554	44,49
2	130954	2042741	115186	53484	23293	2365658	94,02
3	2306	45612	66368	922	291	115499	35,05
4	510	9827	810	8732	773	20652	13,18
5	451	1984	148	922	2729	6234	9,25
Total Puntos De Referencia	241791	2172663	189363	66269	29511	2699597	
Exactitud de usuario %	56,16	86,35	57,46	42,28	43,78		

Tabla 4-5: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 1	1	2	3	4	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
1	51938	54054	21349	1917	464	129722	21,48
2	155857	2053034	140136	59972	27039	2436038	94,49
3	30592	44355	24327	2467	371	102112	12,85
4	2872	17016	3359	1569	393	25209	2,37
5	532	4204	192	344	1244	6516	4,22
Total Puntos De Referencia	241791	2172663	189363	66269	29511	2699597	
Exactitud de usuario %	40,04	84,28	23,82	6,22	19,09		

Tabla 4-6: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 1	1	2	3	4	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
1	112185	73268	9065	1424	1359	197301	46,40
2	125112	2044461	112780	50673	23422	2356448	94,10
3	2679	39794	66232	1233	622	110560	34,98
4	887	12088	1176	12155	1116	27422	18,34
5	928	3052	110	784	2992	7866	10,14
Total Puntos De Referencia	241791	2172663	189363	66269	29511	2699597	

Clasificación Nivel 1	1	2	3	4	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Exactitud de usuario %	56,86	86,76	59,91	44,33	38,04		

Tabla 4-7: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 1	1	2	3	4	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	11374	56139	14826	3689	1353	87381	
1	126343	92067	7133	2053	1728	229324	54,83
2	103017	1989353	103907	48895	21677	2266849	93,99
3	611	27084	63217	268	18	91198	36,22
4	0	3016	172	8753	155	12096	13,99
5	446	5004	108	2611	4580	12749	16,27
Total Puntos De Referencia	230417	2116524	174537	62580	28158	2612216	
Exactitud de usuario %	55,09	87,76	69,32	72,36	35,92		

Tabla 4-8: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 1	1	2	3	4	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	14844	63575	15387	4825	1610	100241	
1	92766	65406	19159	821	673	178825	40,88
2	121274	2009048	125806	55319	24559	2336006	95,26

Clasificación Nivel 1	1	2	3	4	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
3	12017	26027	27873	1500	96	67513	16,02
4	109	6210	1060	2944	59	10382	4,79
5	781	2397	78	860	2514	6630	9,01
Total Puntos De Referencia	226947	2109088	173976	61444	27901	2599356	
Exactitud de usuario %	51,88	86,00	41,29	28,36	37,92		

Tabla 4-9: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 1	1	2	3	4	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	16237	72469	16710	5460	1673	112549	
1	129139	86917	3727	1666	1500	222949	57,25
2	95036	1980867	106863	45515	21373	2249654	94,32
3	961	23542	61730	464	23	86720	35,75
4	28	2414	175	10525	275	13417	17,31
5	390	6454	158	2639	4667	14308	16,76
Total Puntos De Referencia	225554	2100194	172653	60809	27838	2587048	
Exactitud de usuario %	57,92	88,05	71,18	78,45	32,62		

4.13.2 Área de Alta Pendiente

En la Figura 4-40 se observan los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 1 de las imágenes capturadas sobre la zona de alta pendiente, igualmente se muestra en la parte inferior de cada resultado un acercamiento en detalle de los resultados visuales de la clasificación al igual que está acompañado del valor calculado de exactitud temática “Índice Kappa”. De igual forma se muestra en la Figura 4-41 los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 1, mostrando en rojo las zonas incorrectamente clasificadas y en azul las correctamente clasificadas.

Los resultados obtenidos de la clasificación para el Nivel 1 en la zona de alta pendiente (Figura 4-40, 4-42), muestran en primer lugar que las mejores exactitudes temáticas globales obtenidas, con un índice kappa $K=0.68$, son el enfoque orientado a objetos en imágenes ópticas, al igual que el enfoque de píxeles en estas mismas imágenes. En segundo lugar se observa que la fusión de imágenes de radar y ópticas, en los enfoques de píxeles y orientado a objetos presentan un índice kappa $K=0.67$. Las clasificaciones restantes obtenidas a partir del enfoque orientado a objetos en imágenes de radar y píxeles en las mismas imágenes muestran los valores de índice kappa más bajos, $K=0.63$ y $K=0.60$ respectivamente.

En cuanto a las exactitudes por clase, que se evalúan como exactitud de usuario y de productor en cada escenario descrito anteriormente se observa lo siguiente: en el enfoque orientado a objetos en imágenes ópticas se obtiene un índice kappa $K=0.68$, las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a territorios agrícolas y la clase 3 que corresponde a bosques y áreas seminaturales. Igualmente, la clase con menor exactitud es la clase 1 que concierne a territorios artificializados (Tabla 4-13).

En el enfoque de píxeles en imágenes ópticas se obtiene un índice kappa $K=0.68$. Se observa que las clases con mejores exactitudes son las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a territorios agrícolas y la clase 3 que corresponde a bosques y áreas seminaturales. Igualmente, la clase con menor exactitud es la clase 1 que concierne a territorios artificializados (Tabla 4-10).

El resultado de la fusión de imágenes de radar y ópticas en el enfoque de píxeles presenta un índice kappa $K=0.67$. Se observa que las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a territorios agrícolas y la clase 3 que corresponde a

bosques y áreas seminaturales. Igualmente, las clases con menor exactitud son la clase 1 que concierne a territorios artificializados y la clase 5 que corresponde a superficies de agua (Tabla 4-12).

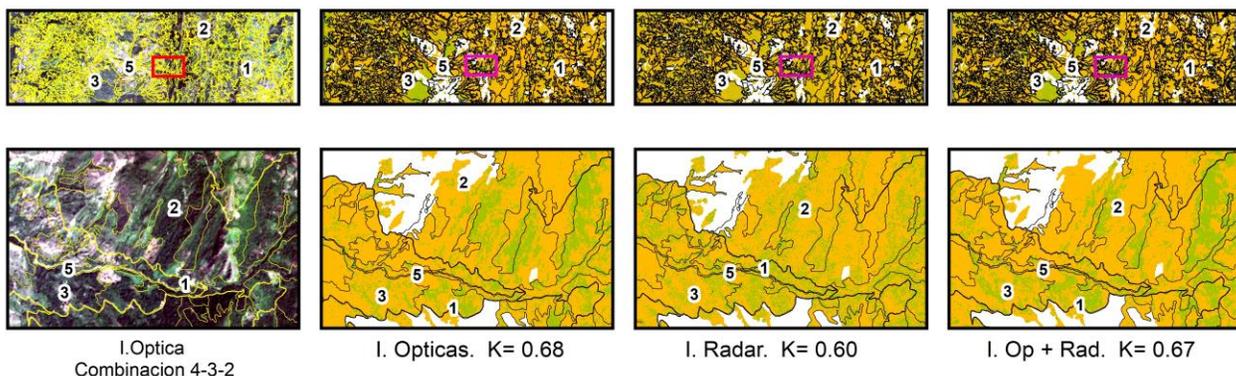
El resultado de del enfoque orientado a objetos en la fusión de imágenes de radar y ópticas presenta un índice kappa $K=0.67$. Se observa que las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a territorios agrícolas y la clase 3 que corresponde a bosques y áreas seminaturales. Igualmente, las clases con menor exactitud son la clase 5 que concierne a superficies de agua y la clase 1 que corresponde a territorios artificializados (Tabla 4-15).

El enfoque orientado a objetos en imágenes de radar se obtiene un índice kappa $K=0.63$, deleva que las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a territorios agrícolas y la clase 3 que corresponde a bosques y áreas seminaturales. Así mismo la clase con menor exactitud es la 1 que corresponde a territorios artificializados y una perdida absoluta de la clase 5 que concierne a superficies de agua (Tabla 4-14).

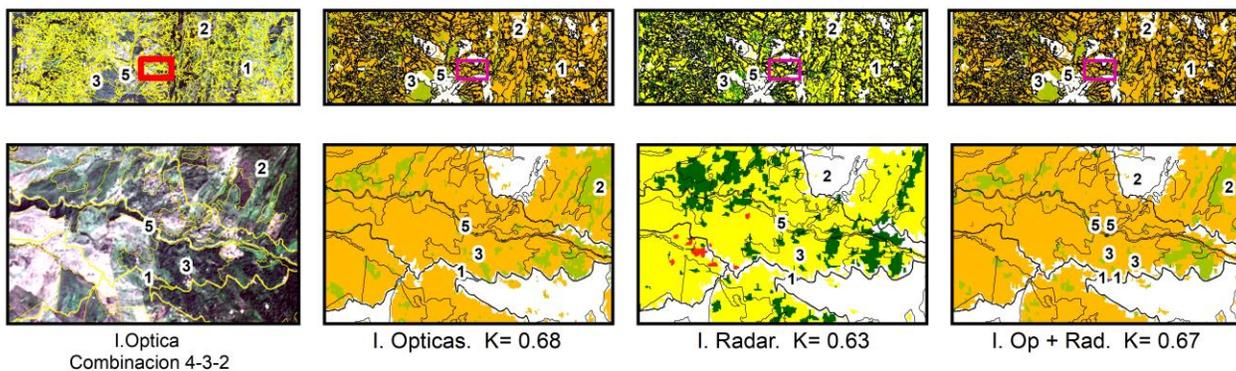
El resultado del enfoque de pixeles en imágenes de radar presenta un índice kappa $K=0.60$, deleva que las clases con mejores exactitudes son la clase 2 que corresponde a territorios agrícolas y la clase 3 que corresponde a bosques y áreas seminaturales. Así mismo las clases con menor exactitud son la clase 1 que concierne a territorios artificializados y la clase 5 que corresponde a superficies de agua (Tabla 4-11).

Figura 4-40: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 1 para área de alta pendiente

PIXELES



ORIENTADO A OBJETOS



Clases Nivel 1



Interpretacion Visual



Figura 4-41: Mapas de exactitud temática "Kappa" Nivel 1 área de alta pendiente.

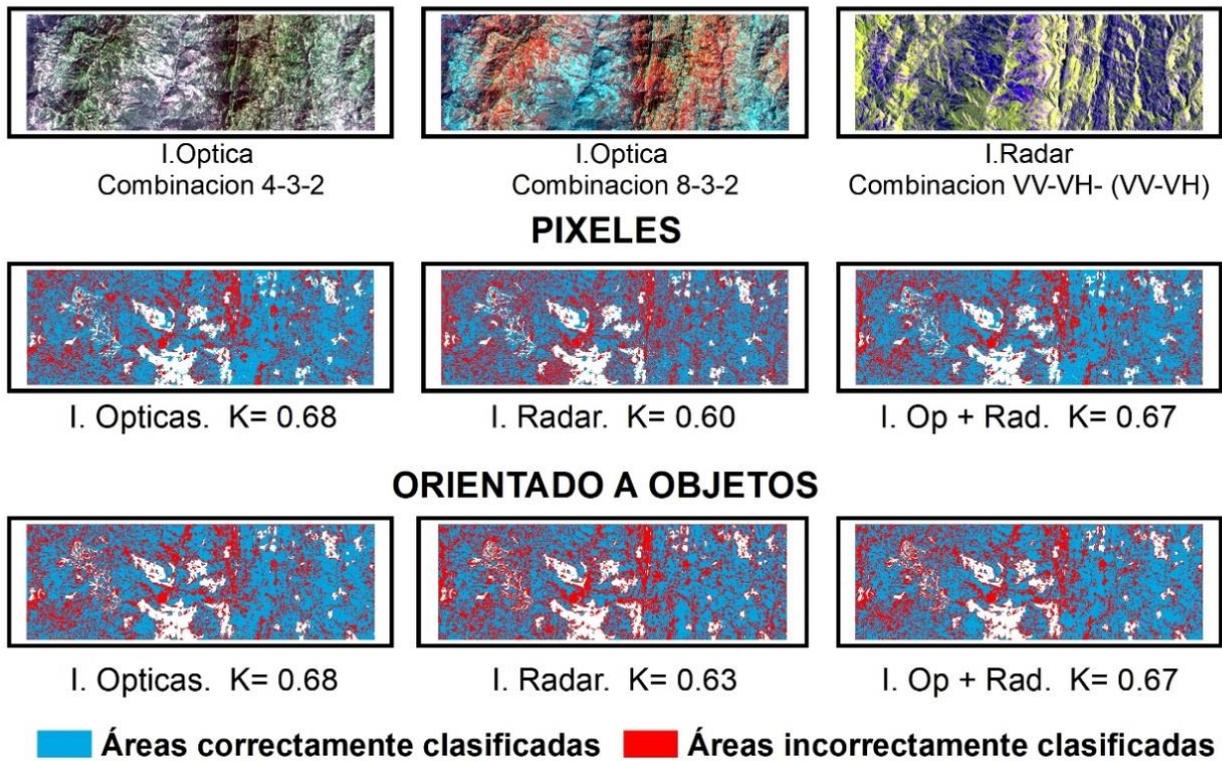
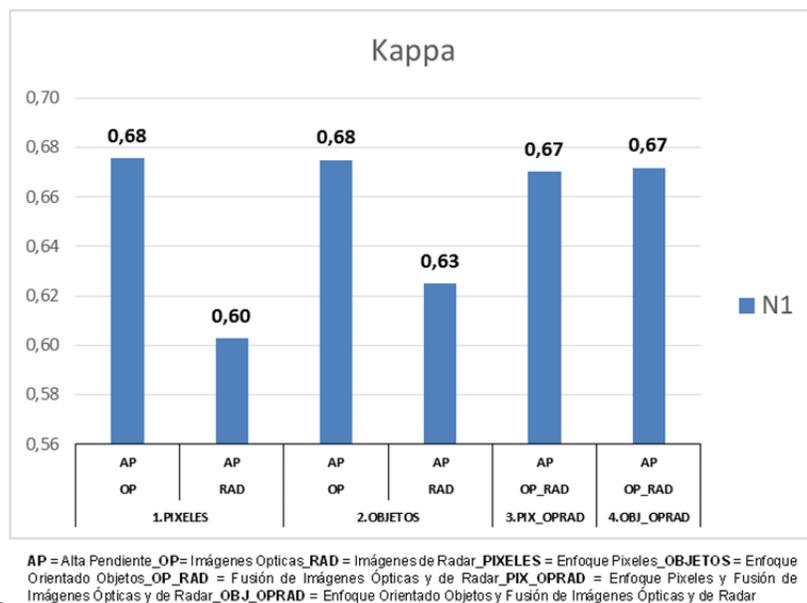


Figura 4-42: Índices Kappa Nivel 1 área de alta pendiente**Tabla 4-10:** Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 1	1	2	3	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
1	438	557	202	18	1215	2,10
2	17943	1514251	601129	6823	2140146	86,18
3	2239	241737	307716	3758	555450	33,83
5	241	483	592	996	2312	8,59
Total Puntos De Referencia	20861	1757028	909639	11595	2699123	
Exactitud de usuario %	36,05	70,75	55,40	43,08		

Tabla 4-11: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 1	1	2	3	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
1	21	2041	1059	19	3140	0,10
2	15413	1331858	612972	8026	1968269	75,80
3	5409	421984	294951	3541	725885	32,43
5	18	1145	657	9	1829	0,08
Total Puntos De Referencia	20861	1757028	909639	11595	2699123	
Exactitud de usuario %	0,67	67,67	40,63	0,49		

Tabla 4-12: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 1	1	2	3	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
1	538	437	247	20	1242	0,10
2	18051	1495837	597327	6724	2117939	75,80
3	2198	260314	311546	3866	577924	32,43
5	74	440	519	985	2018	0,08
Total Puntos De Referencia	20861	1757028	909639	11595	2699123	
Exactitud de usuario %	43,32	70,63	53,91	48,81		

Tabla 4-13: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 1	1	2	3	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	1953	67631	39560	1218	110362	
1	584	699	332	24	1639	3,09
2	16232	1470034	592253	7565	2086084	87,02
3	1947	218296	276613	1578	498434	31,79
5	145	368	881	1210	2604	11,66
Total Puntos De Referencia	18908	1689397	870079	10377	2588761	
Exactitud de usuario %	35,63	70,47	55,50	46,47		

Tabla 4-14: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 1	1	2	3	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	2533	114104	64273	1599	182509	
1	4	596	0	0	600	0,02
2	14911	1358057	619693	7832	2000493	82,66
3	3413	284271	225673	2164	515521	26,70
5	0	0	0	0	0	0,00
Total Puntos De Referencia	18328	1642924	845366	9996	2516614	
Exactitud de usuario %	0,67	67,89	43,78	0,00		

Tabla 4-15: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 1 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 1	1	2	3	5	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	2318	99045	55585	1487	158435	
1	1016	1332	265	0	2613	5,48
2	15441	1444827	592962	7337	2060567	87,14
3	2038	211419	259973	1858	475288	30,44
5	48	405	854	913	2220	9,03
Total Puntos De Referencia	18543	1657983	854054	10108	2540688	
Exactitud de usuario %	38,88	70,12	54,70	41,13		

4.14 Clasificación Nivel 2

4.14.1 Área de Baja Pendiente

En la Figura 4-43 se observan los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 2 para las imágenes de baja pendiente, igualmente se muestra en la parte inferior de cada resultado un acercamiento en detalle de los resultados de la clasificación, al igual que del valor calculado de exactitud temática “Índice Kappa”. De igual forma se muestra en la Figura 4-44 los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 2, mostrando en rojo las zonas incorrectamente clasificadas y en azul las correctamente clasificadas.

Los resultados obtenidos de la clasificación para el Nivel 2 en la zona de baja pendiente, como se observan en las figuras 4-43 y 4-45, develan que las mejores exactitudes temáticas globales obtenidas son: en primer lugar la implementación de la fusión de imágenes de radar y ópticas usando el enfoque orientado a objetos con un índice kappa $K= 0.62$. En segundo lugar, se observa que el enfoque de pixeles usando la fusión de

imágenes ópticas y de radar junto al enfoque orientado a objetos en imágenes ópticas presentan un índice kappa de $K=0.60$. En tercer lugar se observa que el enfoque de píxeles en imágenes ópticas presenta un índice kappa $K=0.59$. Las clasificaciones restantes obtenidas a partir del enfoque orientado a objetos en imágenes de radar y píxeles muestran los valores de índice kappa más bajos, $K=0.57$ y $K=0.49$ respectivamente.

En cuanto a las exactitudes por clase, que se evalúan como exactitud de usuario y de productor en cada escenario descrito anteriormente se observa lo siguiente: en la fusión de imágenes de radar y ópticas implementando el enfoque orientado a objetos con un índice kappa $K=0.62$ y como se observa en la Tabla 4-21, las clases con mejores exactitudes temáticas son 22, 23 y 11 (cultivos permanentes – pastos – zonas urbanizadas). Igualmente las clases con menor exactitud son 12, 24 y 13 (zonas industriales o comerciales – áreas agrícolas heterogéneas – zonas de extracción minera y escombreras).

El resultado del enfoque de píxeles implementando la fusión entre imágenes ópticas y de radar con un índice kappa de $K=0.60$ y como se observa en la Tabla 4-18, las clases con mejores exactitudes temáticas son 22, 23 y 11 (cultivos permanentes – pastos – zonas urbanizadas). Igualmente, las clases con menor exactitud son 24, 33 y 13 (áreas agrícolas heterogéneas – áreas abiertas sin o con poca vegetación – zonas urbanizadas).

El enfoque orientado a objetos en imágenes ópticas obtiene un índice kappa de $K=0.60$ y como se observa en la Tabla 4-19, muestra que las clases con mejores exactitudes son 22, 23 y 31 (cultivos permanentes – pastos – bosques). Así mismo las clases con menor exactitud son 13, 33 y 24 (zonas de extracción minera y escombreras – áreas abiertas sin o con poca vegetación - áreas agrícolas heterogéneas).

El enfoque de píxeles en imágenes ópticas presenta un índice kappa $K=0.59$ muestra que las clases con mejores exactitudes (Tabla 4-16) son 22, 23 y 31 (cultivos permanentes – pastos – bosques). Así mismo las clases con menor exactitud son 13, 33 y 24 (zonas de extracción minera y escombreras – áreas abiertas sin o con poca vegetación - áreas agrícolas heterogéneas).

El enfoque orientado a objetos en imágenes de radar obtiene un índice kappa de $K=0.59$, como se observa en la Tabla 4-20, muestra que las clases con mejores exactitudes son 23, 22 y 11 (pastos – cultivos permanentes – zonas urbanizadas). Así mismo la clase con menor exactitud es 32 (áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva) y una pérdida total de las clases 13, 14 y 24 (zonas de extracción minera y escombreras – zonas verdes artificializadas no agrícolas – áreas agrícolas heterogéneas).

El resultado del enfoque de píxeles en imágenes de radar con un índice kappa de $K=0.49$ (Tabla 4-17) muestra que las clases con mejores exactitudes son 23, 11 y 21 (pastos – zonas urbanizadas – cultivos transitorios). Así mismo las clases con menor exactitud son 24, 13 y 33 (áreas agrícolas heterogéneas - zonas de extracción minera y escombreras – áreas abiertas sin o con poca vegetación).

Figura 4-43: Mapas resultado de la clasificación Nivel 2 área de baja pendiente

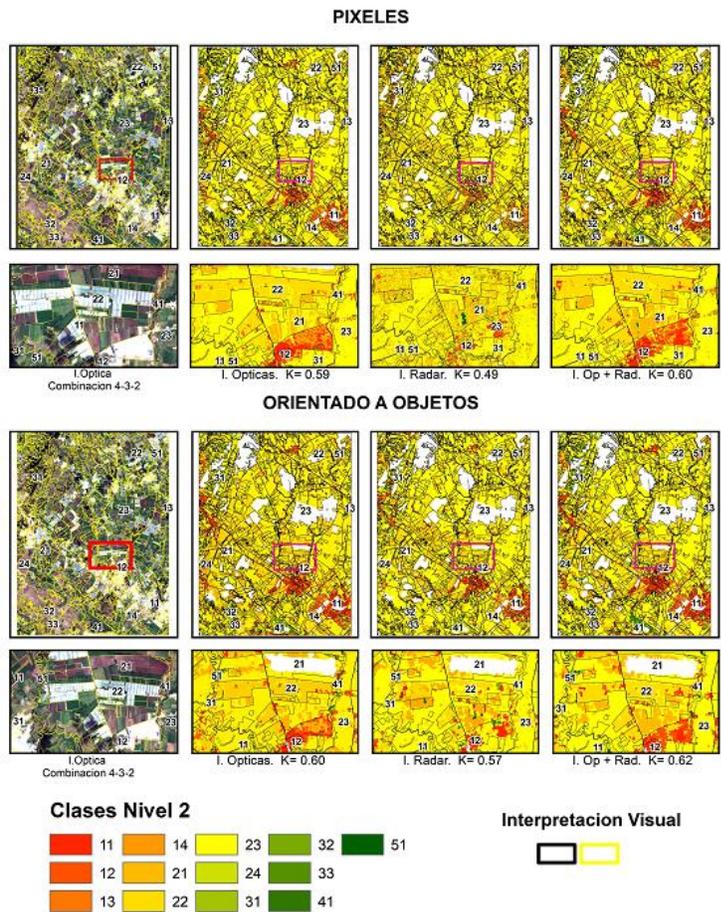


Figura 4-44: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 2 para área de baja pendiente

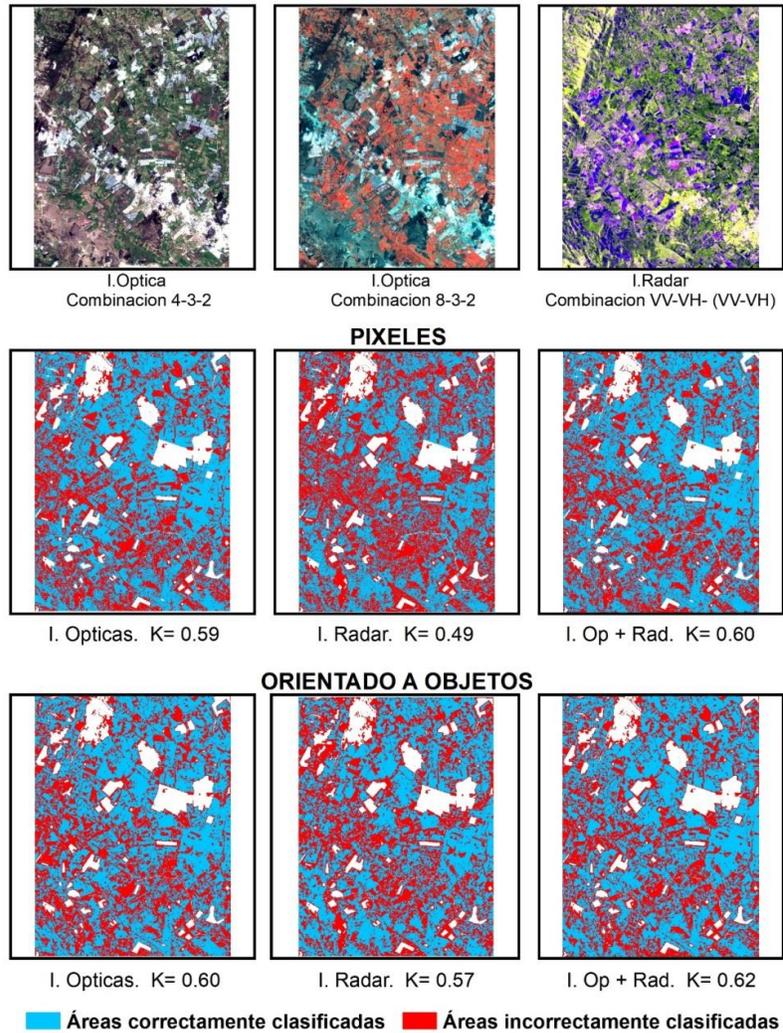
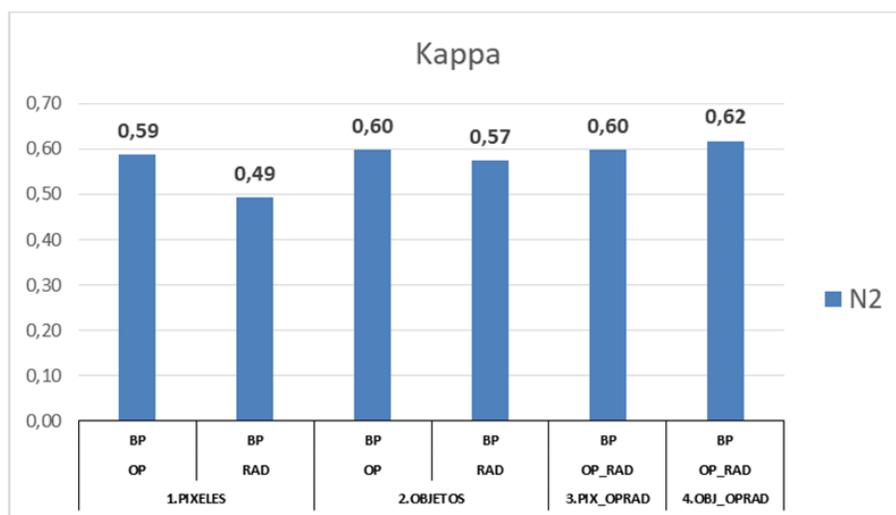


Figura 4-45: Índices Kappa Nivel 2 área de baja pendiente.



BP = Baja Pendiente_OP= Imágenes Ópticas_RAD = Imágenes de Radar_PIXELES = Enfoque Píxeles_OBJETOS = Enfoque Orientado Objetos_OP_RAD = Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar_PIX_OPRAD = Enfoque Píxeles y Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar_OBJ_OPRAD = Enfoque Orientado Objetos y Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar

Tabla 4-16: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de píxeles

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	41	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
11	44952	16436	2234	518	2965	6329	21420	172	820	347	336	924	1284	98737	45,49
12	15657	20484	1396	1459	4132	7125	30574	455	3750	840	735	741	605	87953	18,62
13	843	832	1021	72	543	159	2459	7	46	33	77	140	221	6453	8,75
14	31	153	7	914	540	410	1734	10	17	2	0	220	416	4454	4,29
21	1896	4668	1736	674	64946	10974	102684	2759	2680	989	508	3462	1039	199015	18,75
22	9597	13060	837	1334	11037	180908	49234	1370	2985	216	15	1693	2167	274453	55,90
23	24541	52568	3916	15398	250524	112902	1214715	13862	89789	15770	2239	46767	19425	1862416	81,91
24	5	20	6	23	3688	437	6172	675	277	309	25	72	9	11718	3,42
31	109	457	34	583	2422	569	12019	167	34722	14049	20	627	222	66000	24,70

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	41	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
32	199	379	89	44	1065	781	29279	144	4196	9428	1411	147	61	47223	22,22
33	541	286	297	17	215	87	3037	20	214	335	793	198	20	6060	12,44
41	184	358	60	161	4007	2025	8183	90	850	106	205	10207	1017	27453	15,40
51	257	294	41	113	229	901	1483	19	209	11	9	1071	3025	7662	10,25
Total Puntos De Referencia	98812	109995	11674	21310	346313	323607	1482993	19750	140555	42435	6373	66269	29511	2699597	
Exactitud de usuario %	45,53	23,29	15,82	20,52	32,63	65,92	65,22	5,76	52,61	19,96	13,09	37,18	39,48		

Tabla 4-17: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	41	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
11	28644	11004	318	591	4547	7019	22085	381	11876	4876	17	968	227	92553	28,99
12	5480	3993	220	453	5207	7024	20479	372	4005	1166	56	1574	421	50450	3,63
13	625	428	60	56	1218	866	2017	35	228	84	12	101	61	5791	0,51
14	121	203	28	33	836	567	2592	44	149	53	18	102	63	4809	0,15
21	4167	8256	2048	1953	67632	30823	120493	2122	6859	2891	1011	5311	3502	257068	19,53
22	9428	14235	1255	3131	38960	85305	130388	3042	20637	4461	367	11640	3128	325977	26,36
23	26351	58722	6788	13436	209624	165545	1121096	12312	72036	20292	4719	39932	19477	1770330	75,60
24	78	190	37	48	1150	749	2726	82	228	91	25	159	73	5636	0,42
31	20124	9246	416	791	8009	12242	31679	716	18027	6770	45	2930	441	111436	12,83
32	1722	1007	71	146	1794	2011	6292	120	1543	550	53	418	154	15881	1,30
33	10	39	12	7	343	154	858	14	43	28	8	31	26	1573	0,13
41	1896	2352	204	443	4707	10066	17481	458	4580	1066	29	2637	604	46523	3,98
51	166	320	217	222	2286	1236	4807	52	344	107	13	466	1334	11570	4,52
Total Puntos De Referencia	98812	109995	11674	21310	346313	323607	1482993	19750	140555	42435	6373	66269	29511	2699597	
Exactitud de usuario %	30,95	7,91	1,04	0,69	26,31	26,17	63,33	1,45	16,18	3,46	0,51	5,67	11,53		

Tabla 4-18: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	41	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
11	55877	18156	1086	727	3229	6613	20441	182	1781	462	38	326	239	109157	56,55
12	12043	19039	1287	1183	5616	8517	35077	597	5117	1110	680	660	557	91483	17,31
13	858	822	1235	66	709	271	2705	7	114	50	107	267	216	7427	10,58
14	60	138	7	624	248	257	1272	10	11	1	2	125	299	3054	2,93
21	1702	5750	2244	1152	76601	11037	106532	2332	2376	1767	993	3074	1420	216980	22,12
22	10175	14683	676	1236	12192	188098	52752	1958	3772	211	11	2260	1357	289381	58,13
23	17374	49082	4400	14981	236222	102579	1208673	13200	83770	17458	2559	43731	20157	1814186	81,50
24	5	37	4	7	3373	215	5259	603	143	173	60	96	19	9994	3,05
31	351	855	47	626	2198	1052	14594	301	39102	13780	13	836	370	74125	27,82
32	31	261	84	62	1014	628	20049	218	2722	7010	1112	182	205	33578	16,52
33	15	187	328	24	183	72	2492	17	132	272	732	206	107	4767	11,49
41	284	599	95	357	3879	3548	10309	314	1359	123	58	13637	1359	35921	20,58
51	37	386	181	265	849	720	2838	11	156	18	8	869	3206	9544	10,86
Total Puntos De Referencia	98812	109995	11674	21310	346313	323607	1482993	19750	140555	42435	6373	66269	29511	2699597	
Exactitud de usuario %	51,19	20,81	16,63	20,43	35,30	65,00	66,62	6,03	52,75	20,88	15,36	37,96	33,59		

Tabla 4-19: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	41	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	4263	4744	1064	1303	18797	12827	21383	3132	7356	6783	687	3689	1353	87381	
11	50208	15064	1420	466	2144	4422	18027	113	593	138	212	436	327	93570	53,10
12	21010	33121	2136	2405	9004	17875	52086	723	6504	530	493	1403	657	147947	31,47

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	41	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
13	632	958	1777	84	767	367	3313	0	124	224	169	3	92	8510	16,75
14	19	115	0	1995	755	808	1800	17	24	0	0	421	963	6917	9,97
21	256	1873	1544	278	65028	9318	121799	1854	1734	729	548	2800	391	208152	19,85
22	3370	6117	208	462	6822	159677	31121	1082	1520	43	23	829	959	212233	51,38
23	18847	47048	3021	13975	236773	114254	1187304	12362	81999	14546	1550	40731	18374	1790784	81,23
24	0	0	0	0	547	23	1720	118	1	8	4	0	0	2421	0,71
31	21	170	8	50	1018	199	7595	25	35772	10913	0	231	22	56024	26,86
32	0	13	42	0	415	51	20139	86	3200	7133	908	30	3	32020	20,01
33	55	301	378	11	194	324	7256	31	1383	1282	1607	39	4	12865	28,26
41	12	38	33	0	3155	1083	4025	41	198	106	172	11841	266	20970	18,92
51	119	433	43	281	894	2379	5425	166	147	0	0	3816	6100	19803	21,66
Total Puntos De Referencia	94549	105251	10610	20007	327516	310780	1461610	16618	133199	35652	5686	62580	28158	2612216	
Exactitud de usuario %	53,66	22,39	20,88	28,84	31,24	75,24	66,30	4,87	63,85	22,28	12,49	56,47	30,80		

Tabla 4-20: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	41	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	5975	6142	1036	1691	19043	17123	24166	3243	8072	6560	755	4825	1610	100241	
11	46674	15568	367	755	3401	4777	19630	254	9498	3797	3	261	232	105217	50,28
12	9325	14479	655	902	3967	4443	24734	306	2877	943	0	426	389	63446	13,94
13	3	63	0	0	11	0	8	0	0	0	0	0	0	85	0,00
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
21	2287	2357	904	441	79997	25807	90196	1117	1593	1763	982	2757	1468	211669	24,44
22	1382	3592	568	1205	30906	103435	73435	1993	10410	1863	227	9915	1401	240332	33,75
23	23878	63981	7661	15676	201525	154340	1219730	12076	83941	20272	4388	41293	21478	1870239	83,61
24	0	1	0	0	32	0	1	0	0	0	0	0	0	34	0,00
31	9109	3464	46	274	4667	7512	22571	640	22329	6838	12	1960	130	79552	16,85

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	41	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
32	39	8	0	0	101	121	258	0	120	17	0	0	0	664	0,05
33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
41	107	84	50	40	1313	4802	4592	61	1643	366	0	3882	205	17145	6,32
51	33	256	387	326	1350	1247	3672	60	72	16	6	950	2598	10973	9,31
Total Puntos De Referencia	92837	103853	10638	19619	327270	306484	1458827	16507	132483	35875	5618	61444	27901	2599356	
Exactitud de usuario %	44,36	22,82	0,00	0,00	37,79	43,04	65,22	0,00	28,07	2,56	0,00	22,64	23,68		

Tabla 4-21: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de baja pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	41	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	6557	6514	1140	2026	21913	20020	27028	3508	8645	7193	872	5460	1673	112549	
11	55511	13880	386	463	1635	5197	14472	88	302	59	0	61	210	92264	60,17
12	20513	37480	3071	2207	9471	16479	60240	737	5537	407	549	1800	843	159334	36,22
13	361	554	1231	0	745	480	2755	0	50	25	79	42	16	6338	11,69
14	14	20	0	1444	250	419	909	0	6	0	0	215	434	3711	7,49
21	135	1249	354	142	84975	13038	106782	2193	1554	1018	643	1882	1005	214970	26,19
22	2189	6756	1407	471	8707	157656	34890	1409	3166	260	231	1105	506	218753	51,93
23	13407	42769	3520	14036	215260	107450	1196444	11011	80886	14881	2187	40416	18917	1761184	82,18
24	0	0	0	0	203	14	256	125	0	21	0	0	0	619	0,77
31	83	360	31	265	798	237	10525	284	36941	9985	12	428	37	59986	28,00
32	1	0	47	0	344	50	18308	149	2864	8082	898	16	5	30764	22,93
33	1	178	179	22	167	7	1927	0	122	422	846	63	0	3934	15,38
41	6	12	19	0	1243	950	2438	113	254	80	56	11585	377	17133	19,05
51	34	223	289	234	602	1610	6019	133	228	2	0	3196	5488	18058	19,71
Total Puntos De	92255	103481	10534	19284	324400	303587	1455965	16242	131910	35242	5501	60809	27838	2587048	

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	41	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Referencia															
Exactitud de usuario %	60,17	23,52	19,42	38,91	39,53	72,07	67,93	20,19	61,58	26,27	21,50	67,62	30,39		

4.14.2 Área de Alta Pendiente

En la Figura 4-46 se observan los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 2 para la imagen de alta pendiente, igualmente se muestra en la parte inferior de cada resultado un acercamiento en detalle de los resultados de la clasificación al igual que está acompañado del valor calculado de exactitud temática “Índice Kappa”. De igual forma se muestra en la Figura 4-47 los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 2, mostrando en rojo las zonas incorrectamente clasificadas y en azul las correctamente clasificadas.

Los resultados obtenidos de la clasificación para el Nivel 2 en la zona de alta pendiente, como se observan en las Figuras 4-46 y 4-48, develan que las mejores exactitudes temáticas globales obtenidas son: en primer lugar, el enfoque orientado a objetos en imágenes ópticas con un índice kappa $K= 0.44$. En segundo lugar, la implementación de la fusión entre imágenes ópticas y de radar en los enfoques de píxeles y orientado a objetos con un índice kappa de $K= 0.42$. En tercer lugar, el enfoque orientado a objetos en imágenes de radar con un índice kappa de $K= 0.41$. Las clasificaciones restantes obtenidas a partir del enfoque de píxeles en imágenes de radar y ópticas muestran los valores de índice kappa más bajos, $K=0.37$ y $K=0.09$ respectivamente.

En cuanto a las exactitudes por clase, que se evalúan como exactitud de usuario y de productor en cada escenario descrito anteriormente se observa lo siguiente: el resultado del enfoque orientado a objetos en imágenes ópticas con un índice kappa de $K=0.44$, muestra que las clases con mejores exactitudes (Tabla 4-25) son 32, 23, y 51 (áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva- pastos – aguas continentales). Las clases con exactitudes muy bajas son 31 y 12 (bosques – zonas industriales o comerciales), así mismo la clases que no lograron ser clasificadas son 14 y 21 (zonas verdes artificializadas no agrícolas – cultivos transitorios).

El resultado de la fusión de imágenes de radar y ópticas implementando el enfoque orientado a objetos con un índice kappa $K= 0.42$ y como se observa en la Tabla 4-27, las

clases con mejores exactitudes temáticas son 23, 13 y 32 (pastos – zonas de extracción minera y escombreras – áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva). Igualmente, la clase con menor exactitud es 12 (zonas industriales o comerciales) y las clases sin clasificar son 14 y 21 (zonas verdes artificializadas no agrícolas – cultivos transitorios).

El enfoque de pixeles implementando la fusión entre imágenes ópticas y de radar con un índice kappa de $K=0.42$, muestra que las clases con mejores exactitudes (Tabla 4-24) son 23, 31 y 13 (pastos – bosques – zonas de extracción minera y escombreras). Las clases con exactitudes muy bajas son 21 y 12 (cultivos transitorios – zonas industriales o comerciales), así mismo la clase que no logro ser clasificada es 14 (zonas verdes artificializadas no agrícolas).

El enfoque orientado a objetos implementando en imágenes de radar con un índice kappa de $K=0.41$, muestra que las clases con mejores exactitudes (Tabla 4-26) son 23 y 32 (pastos – áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva). Las clases con exactitudes muy bajas son 12 y 24 (zonas industriales o comerciales- áreas agrícolas heterogéneas), así mismo las clases que no lograron ser clasificadas son 11, 13, 14, 21, 33 y 51 (zonas urbanizadas – zonas de extracción minera y escombreras – zonas verdes artificializadas no agrícolas – cultivos transitorios – áreas abiertas sin o con poca vegetación – aguas continentales).

El resultado del enfoque de pixeles en imágenes radar con un índice kappa de $K= 0.37$, como se observa en la Tabla 4-23, muestra que las clases con mejores exactitudes son 23 y 32 (pastos – áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva). Así mismo las clases con menor exactitud son 24 y 51 (áreas agrícolas heterogéneas – aguas continentales), así mismo las clases que no lograron ser clasificadas son 11 y 14 (zonas urbanizadas – zonas verdes artificializadas no agrícolas).

El resultado del enfoque de pixeles en imágenes ópticas con un índice kappa de $K= 0.09$, como se observa en la Tabla 4-22, muestra que las clases con mejores exactitudes son 23 y 32 (pastos – áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva). Así mismo las clases con menor exactitud son 13, 34 y 31 (zonas de extracción minera y escombreras –zonas verdes artificializadas no agrícolas - bosques), así mismo las clases que no lograron ser clasificadas son 21 y 22 (cultivos transitorios – cultivos permanentes).

Figura 4-46: Mapas resultado de la clasificación Nivel 2 área de alta pendiente

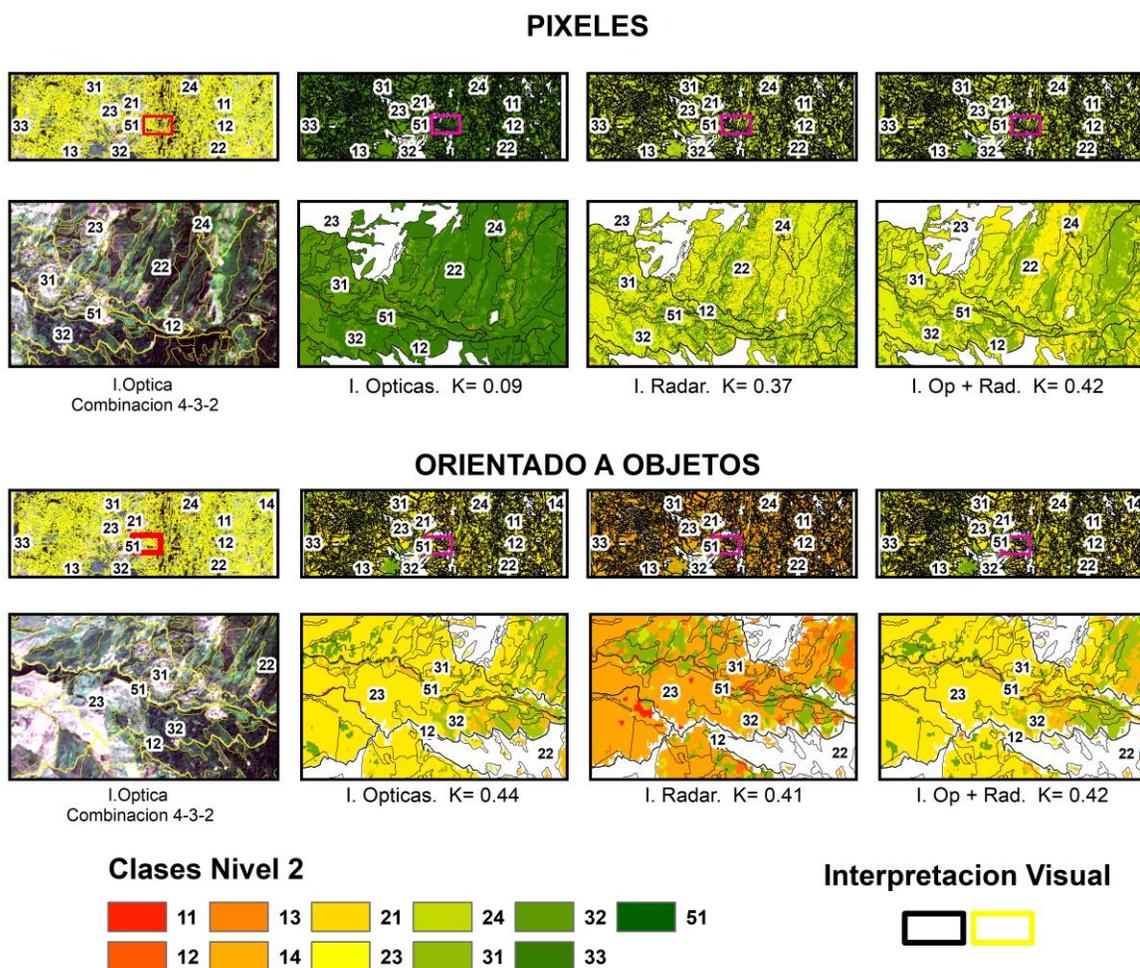


Figura 4-47: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 2 para área de alta pendiente

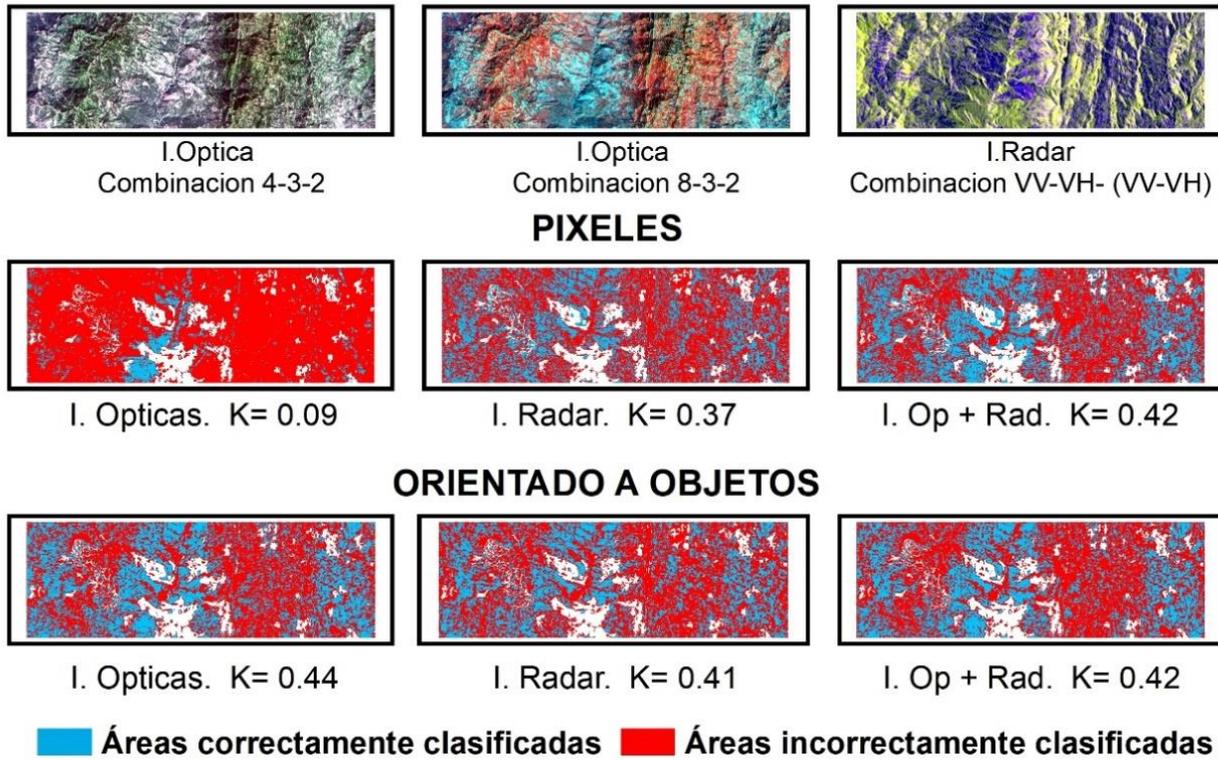
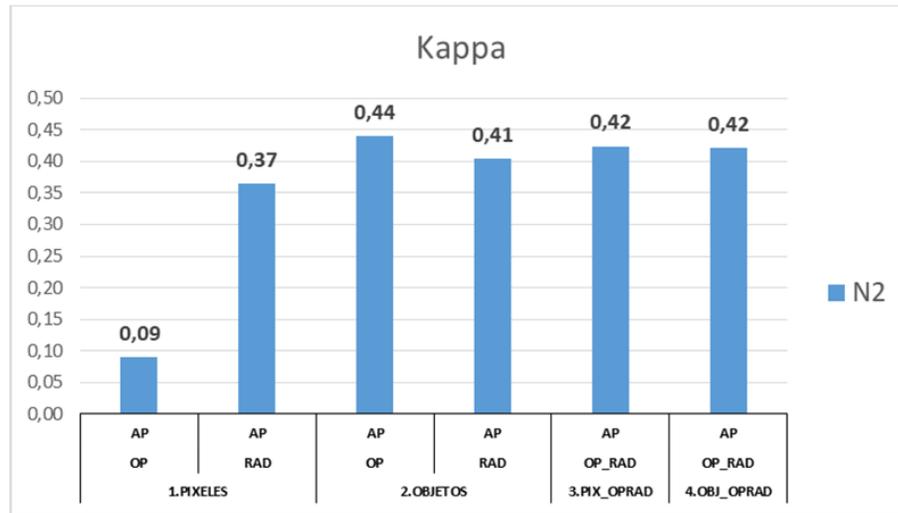


Figura 4-48: Índices Kappa Nivel 2 área de alta pendiente.



AP = Alta Pendiente_OP= Imágenes Ópticas_RAD = Imágenes de Radar_PIXELES = Enfoque Pixeles_OBJETOS = Enfoque Orientado Objetos_OP_RAD = Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar_PIX_OP RAD = Enfoque Pixeles y Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar_OBJ_OP RAD = Enfoque Orientado Objetos y Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar

Tabla 4-22: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
11	336	124	6	1	8	96	1193	68	153	250	1042	543	3820	11,91
12	121	274	5	6	21	416	3403	191	105	365	439	55	5401	1,53
13	131	294	16	1	27	136	1055	65	42	113	372	104	2356	17,58
14	411	1673	5	5	283	4307	23472	3474	1029	3063	1922	757	40401	6,85
21	12	5	52	0	0	10	84	4	0	3	7	0	177	0,00
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
23	10	72	0	0	72	436	3688	159	50	270	61	6	4824	0,31
24	6	240	0	0	453	808	15299	584	2444	7358	735	249	28176	0,32
31	8	24	0	0	294	1799	16066	1944	353	1524	58	1	22071	0,11
32	1313	11027	6	52	6444	138280	761866	57987	91183	233765	16451	6150	1324524	40,85
33	471	4135	1	8	2766	235632	349816	119549	214419	318689	3688	3685	1252859	14,88
51	3	7	0	0	46	413	3900	414	2828	6840	18	45	14514	0,39
Total Puntos De Referencia	2822	17875	91	73	10414	382333	1179842	184439	312606	572240	24793	11595	2699123	

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Exactitud de usuario %	8,80	5,07	0,68	0,01	0,00	0,00	76,45	2,07	1,60	17,65	0,29	0,31		

Tabla 4-23: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de usuario %
11	0	5	0	0	4	122	316	69	133	187	6	2	844	0,00
12	7	40	0	0	22	934	2534	548	717	1276	58	29	6165	0,22
13	0	0	1	0	0	3	16	1	0	4	0	0	25	1,10
14	0	0	0	0	1	2	9	2	2	3	0	0	19	0,00
21	7	26	0	1	22	471	1329	265	409	574	27	20	3151	0,21
22	338	1567	3	1	1242	47997	96867	23828	42623	80775	2355	777	298373	12,55
23	1478	10749	72	56	5745	209425	756933	92511	142411	271582	14794	6631	1512387	64,16
24	88	541	2	2	367	12839	34509	6611	11247	19833	766	389	87194	3,58
31	225	1413	3	5	850	31028	85776	16521	29521	51167	1815	1029	219353	9,44
32	661	3449	10	8	2114	77827	196048	43242	84169	144589	4856	2645	559618	25,27
33	10	54	0	0	27	1114	3792	538	829	1417	79	35	7895	0,32
51	8	31	0	0	20	571	1713	303	545	833	37	38	4099	0,33
Total Puntos De Referencia	2822	17875	91	73	10414	382333	1179842	184439	312606	572240	24793	11595	2699123	
Exactitud de usuario %	0,00	0,65	4,00	0,00	0,70	16,09	50,05	7,58	13,46	25,84	1,00	0,93		

Tabla 4-24: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
11	117	34	3	0	0	23	84	13	34	21	66	11	406	0,00
12	167	171	9	0	10	259	453	98	63	102	52	8	1392	0,22

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
13	5	1	45	0	0	0	5	0	0	2	4	0	62	1,10
14	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0,00
21	0	1	0	0	49	99	305	34	15	59	2	1	565	0,21
22	229	1662	1	2	711	75710	70754	31624	57071	85072	443	849	324128	12,55
23	1547	12476	23	60	6350	146350	806435	64773	95254	213956	15667	5465	1368356	64,16
24	142	1214	0	0	1203	58374	115581	38851	21700	56842	336	157	294400	3,58
31	59	760	0	0	605	91249	86139	37422	93810	88871	384	528	399827	9,44
32	523	1245	3	5	1439	10007	95598	11451	44126	126331	5766	3234	299728	25,27
33	3	228	7	1	37	164	3879	118	305	698	1812	204	7456	0,32
51	30	83	0	4	10	98	609	55	228	286	261	1138	2802	0,33
Total Puntos De Referencia	2822	17875	91	73	10414	382333	1179842	184439	312606	572240	24793	11595	2699123	
Exactitud de usuario %	28,82	12,28	72,58	0,00	8,67	23,36	58,93	13,20	23,46	42,15	24,30	40,61		

Tabla 4-25: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	564	1325	54	10	1032	13750	40668	12181	14420	21112	4028	1218	110362	
11	121	0	0	0	0	5	32	0	0	8	0	0	166	5,36
12	219	637	0	0	31	3916	4966	1581	861	1093	222	67	13593	3,85
13	14	5	19	0	0	1	38	4	0	9	0	0	90	51,35
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
22	306	2115	0	17	352	68746	53233	26817	46928	70241	306	1270	270331	18,65
23	939	10020	6	30	6121	132411	820448	62563	117128	211630	13701	5403	1380400	72,02
24	54	897	0	0	1087	40232	93762	31850	17458	41831	279	148	227598	18,49
31	206	2078	5	0	915	121452	122285	47146	98390	110669	424	445	504015	33,00
32	156	457	3	13	838	1455	39832	2140	15933	114306	3613	1266	180012	20,74
33	34	213	4	0	23	129	3738	49	584	709	1963	42	7488	9,45
51	209	128	0	3	15	236	840	108	904	632	257	1736	5068	16,73
Total Puntos De Referencia	2258	16550	37	63	9382	368583	1139174	172258	298186	551128	20765	10377	2588761	
Exactitud de usuario %	72,89	4,69	21,11	0,00	0,00	25,43	59,44	13,99	19,52	63,50	26,22	34,25		

Tabla 4-26: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	752	1679	50	52	1762	24813	67435	20094	23653	35001	5619	1599	182509	
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
12	0	8	0	0	6	73	1005	18	34	30	2	0	1176	0,05
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
22	255	1080	14	0	1191	41948	69577	21246	39128	77644	1234	760	254077	11,73
23	1393	11504	27	18	5556	230446	825352	97795	164465	292076	14403	6650	1649685	74,20
24	7	48	0	0	9	1576	5284	830	1880	3113	130	262	13139	0,51
31	192	1404	0	0	611	38387	92518	17893	34508	48246	1570	838	236167	11,94
32	223	2152	0	3	1279	45075	118596	26559	48923	116061	1835	1486	362192	21,60
33	0	0	0	0	0	14	62	4	15	69	0	0	164	0,00
51	0	0	0	0	0	1	13	0	0	0	0	0	14	0,00
Total Puntos De Referencia	2070	16196	41	21	8652	357520	1112407	164345	288953	537239	19174	9996	2516614	
Exactitud de usuario %	0,00	0,68	0,00	0,00	0,00	16,51	50,03	6,32	14,61	32,04	0,00	0,00		

Tabla 4-27: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 2 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	651	1573	45	49	1534	21380	58507	17624	20685	29809	5091	1487	158435	
11	119	3	0	0	0	3	3	0	7	0	0	0	135	5,48
12	637	983	4	0	44	6271	9060	2915	973	1925	270	2	23084	6,03
13	0	0	16	0	0	0	3	0	0	0	0	0	19	34,78
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
22	295	2173	0	0	600	68637	67822	31013	50692	76439	527	1310	299508	19,02
23	764	8845	0	24	5365	114310	766411	52003	110085	202111	13975	5402	1279295	68,35
24	18	1049	0	0	1064	48409	98493	32787	22037	52173	168	110	256308	19,65
31	159	2513	5	0	748	121501	135953	45939	91762	100719	430	651	500380	31,43
32	111	479	21	0	1010	1517	40227	1950	15218	108001	3085	1212	172831	19,91
33	0	80	0	0	0	36	2010	19	370	470	1049	7	4041	5,32
51	68	177	0	0	49	269	1353	189	777	593	198	1414	5087	13,99

Clasificación Nivel 2	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	51	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Total Puntos De Referencia	2171	16302	46	24	8880	360953	1121335	166815	291921	542431	19702	10108	2540688	
Exactitud de usuario %	88,15	4,26	84,21	0,00	0,00	22,92	59,91	12,79	18,34	62,49	25,96	27,80		

4.15 Clasificación Nivel 3

4.15.1 Área de Baja Pendiente

En la Figura 4-49 se observan los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 3 para la imagen de baja pendiente, igualmente se muestra en la parte inferior de cada resultado un acercamiento en detalle de los resultados de la clasificación al igual que está acompañado del valor calculado de exactitud temática “Índice Kappa”. De igual forma se muestra en la Figura 4-50 los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 3, mostrando en rojo las zonas incorrectamente clasificadas y en azul las correctamente clasificadas.

Los resultados obtenidos de la clasificación para el Nivel 3 en la zona de baja pendiente, como se observan en las Figuras 4-49 y 4-51, develan que las mejores exactitudes temáticas globales obtenidas son: en primer lugar la implementación de la fusión de imágenes de radar y ópticas implementando el enfoque orientado a objetos con un índice kappa $K=0.60$. En segundo lugar se observa que el enfoque de pixeles implementado en imágenes ópticas presenta un índice kappa de $K=0.58$. En tercer lugar se observa que el enfoque de pixeles aplicado la fusión de en imágenes ópticas y radar, presenta un índice kappa $K=0.57$. En cuarto lugar se encuentran con un índice kappa de $K=0.56$ el enfoque orientado a objetos en imágenes de radar y el enfoque de pixeles en imágenes ópticas. Finalmente el enfoque de pixeles sobre imágenes de radar con un índice kappa de $K=0.47$.

En cuanto a las exactitudes por clase, que se evalúan como exactitud de usuario y de productor en cada escenario descrito anteriormente se observa lo siguiente: en la fusión de imágenes de radar y ópticas implementando el enfoque orientado a objetos con un índice kappa $K=0.60$ y como se observa en la Tabla 4-33, las clases con mejores exactitudes temáticas son 225, 231 y 111 (cultivos confinados – pastos limpios – tejido urbano continuo). Igualmente las clases con menor exactitud son 113, 122 y 214 (asentamientos rurales – red vial, ferroviaria y terrenos asociados – hortalizas). Las clases

que no lograron ser clasificadas son 112, 124, 125, 221, 222, 223, 224, 232, 241, 244, 413, 511 y 513 (tejido urbano discontinuo – aeropuertos – obras hidráulicas – cultivos permanentes herbáceos – cultivos permanentes arbustivos – cultivos permanentes arbóreos – cultivos agroforestales – pastos arbolados – mosaico de cultivos – mosaico de pastos con espacios naturales – vegetación acuática sobre cuerpo de agua – ríos caños y quebradas – canales, vallados y acequias).

El resultado del enfoque de orientado a objetos en imágenes ópticas con un índice kappa de $K=0.58$ y como se observa en la tabla 4-31, las clases con mejores exactitudes temáticas son 225, 231 y 111 (Cultivos confinados - Pastos limpios - Tejido urbano continuo). Igualmente, las clases con menor exactitud son 112, 132, 214, 215, 224, 242, 332 y 513 (Tejido urbano discontinuo - Zonas de disposición de residuos – Hortalizas – Tubérculos - Cultivos agroforestales - Mosaico de pastos y cultivos - Afloramientos rocosos - Canales, vallados y acequias). Las clases que no lograron ser clasificadas son 124, 125, 141, 221, 222, 232, 241, 244, 413 y 511 (Aeropuertos - Obras hidráulicas - Zonas verdes urbanas y/o rurales - Cultivos permanentes herbáceos - Cultivos permanentes arbustivos - Pastos arbolados - Mosaico de cultivos - Mosaico de pastos con espacios naturales - Vegetación acuática sobre cuerpo de agua - Ríos, caños y quebradas).

El resultado del enfoque de pixeles implementando la fusión de imágenes ópticas y de radar con un índice kappa de $K=0.57$ y como se observa en la Tabla 4-30, las clases con mejores exactitudes temáticas son 225, 231 y 111 (cultivos confinados – pastos limpios – tejido urbano continuo). Igualmente, las clases con menor exactitud son 112, 113, 124, 125, 132, 141, 214 y 224 (tejido urbano discontinuo – aeropuertos – obras hidráulicas – zonas de disposición de residuos – zonas verdes urbanas y/o rurales – hortalizas – cultivos agroforestales).

El resultado del enfoque de orientado a objetos en imágenes de radar con un índice kappa de $K=0.56$ y como se observa en la Tabla 4-32, las clases con mejores exactitudes temáticas son 231 y 111 (pastos limpios – tejido urbano continuo). Igualmente las clases con menor exactitud son 113, 122, 213, 215, 314 y 322 (asentamientos rurales - Red vial, ferroviaria y terrenos asociados - Oleaginosas y leguminosas – Tubérculos - Bosque de

galería o ripario - Arbustal). Las clases que no lograron ser clasificadas son 112, 124, 125, 131, 132, 141, 142, 221, 222, 223, 224, 232, 233, 241, 242, 244, 321, 323, 332, 333, 413 y 511 (Tejido urbano discontinuo – Aeropuertos - Obras hidráulicas - Zonas de extracción minera - Zonas de disposición de residuos - Zonas verdes urbanas y/o rurales - Instalaciones recreativas - Cultivos permanentes herbáceos - Cultivos permanentes arbustivos - Cultivos permanentes arbóreos - Cultivos agroforestales - Pastos arbolados - Pastos enmalezados - Mosaico de cultivos - Mosaico de pastos y cultivos - Mosaico de pastos con espacios naturales – Herbazal - Vegetación secundaria o en transición - Afloramientos rocosos - Tierras desnudas y degradadas - Vegetación acuática sobre cuerpo de agua - Ríos, caños y quebradas).

El resultado del enfoque de pixeles implementando en imágenes ópticas con un índice kappa de $K=0.56$ y como se observa en la tabla 4-28, las clases con mejores exactitudes temáticas son 225 y 231 (cultivos confinados – pastos limpios). Igualmente, las clases con menor exactitud son 112, 113, 124, 214, 224, 241, 332, 513 (tejido urbano discontinuo – asentamientos rurales – aeropuertos – hortalizas – cultivos agroforestales – mosaico de cultivos – afloramientos rocosos - canales, vallados y acequias). Las clases que no lograron ser clasificadas son 222, 232 y 511 (cultivos permanentes arbustivos – pastos arbolados – ríos, caños y quebradas).

El resultado del enfoque de pixeles en imágenes de radar con un índice kappa de $K=0.47$ y como se observa en la Tabla 4-29, las clases con mejores exactitudes temáticas son 231 y 111 (pastos limpios – tejido urbano continuo). Igualmente las clases con menor exactitud son 112, 122, 125, 131, 132, 221, 224, 233, 314, 323, 332 y 511 (Tejido urbano discontinuo - Red vial, ferroviaria y terrenos asociados - Obras hidráulicas - Zonas de extracción minera - Zonas de disposición de residuos - Cultivos permanentes herbáceos - Cultivos agroforestales - Pastos enmalezados - Bosque de galería o ripario - Vegetación secundaria o en transición - Afloramientos rocosos - Ríos, caños y quebradas). Las clases que no lograron ser clasificadas son 124, 222, 223, 232 y 413 (Aeropuertos - Cultivos permanentes arbustivos - Cultivos permanentes arbóreos - Pastos arbolados - Vegetación acuática sobre cuerpo de agua).

Figura 4-49: Mapas resultado de la clasificación Nivel 3 área de baja pendiente

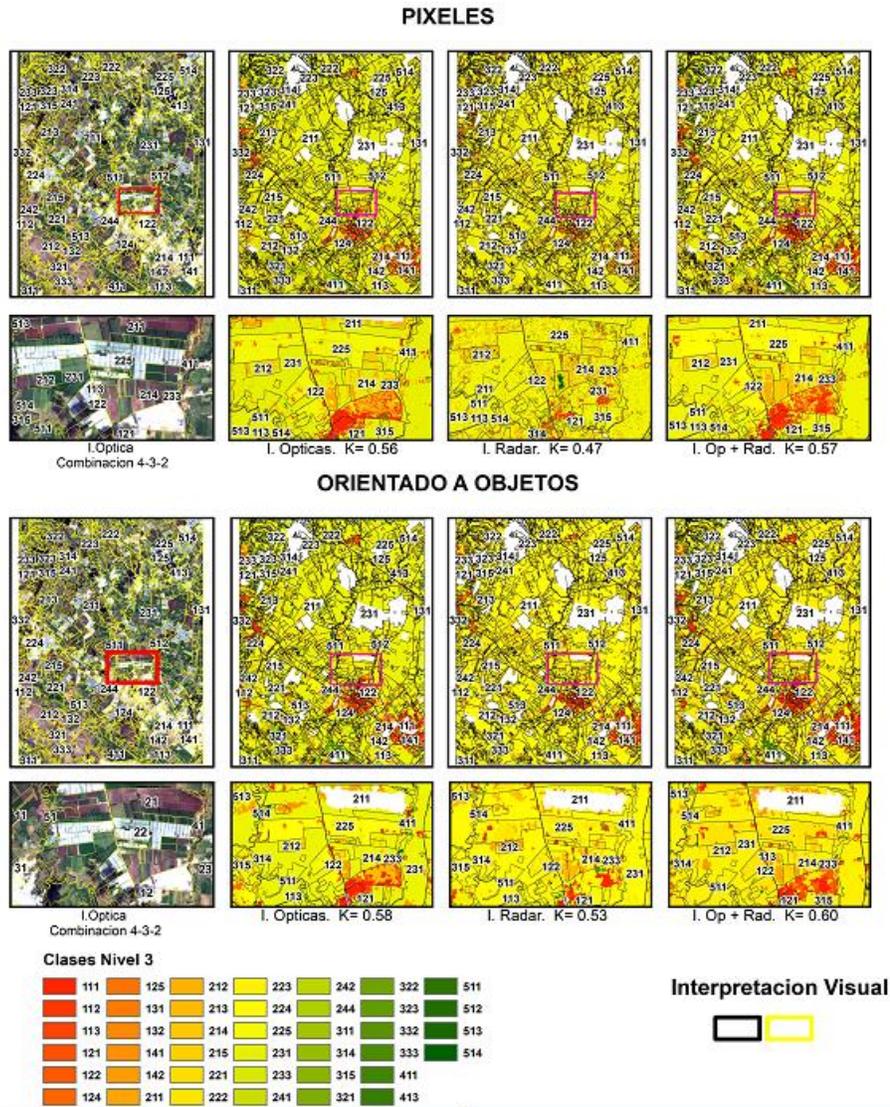


Figura 4-50: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 3 para área de baja pendiente

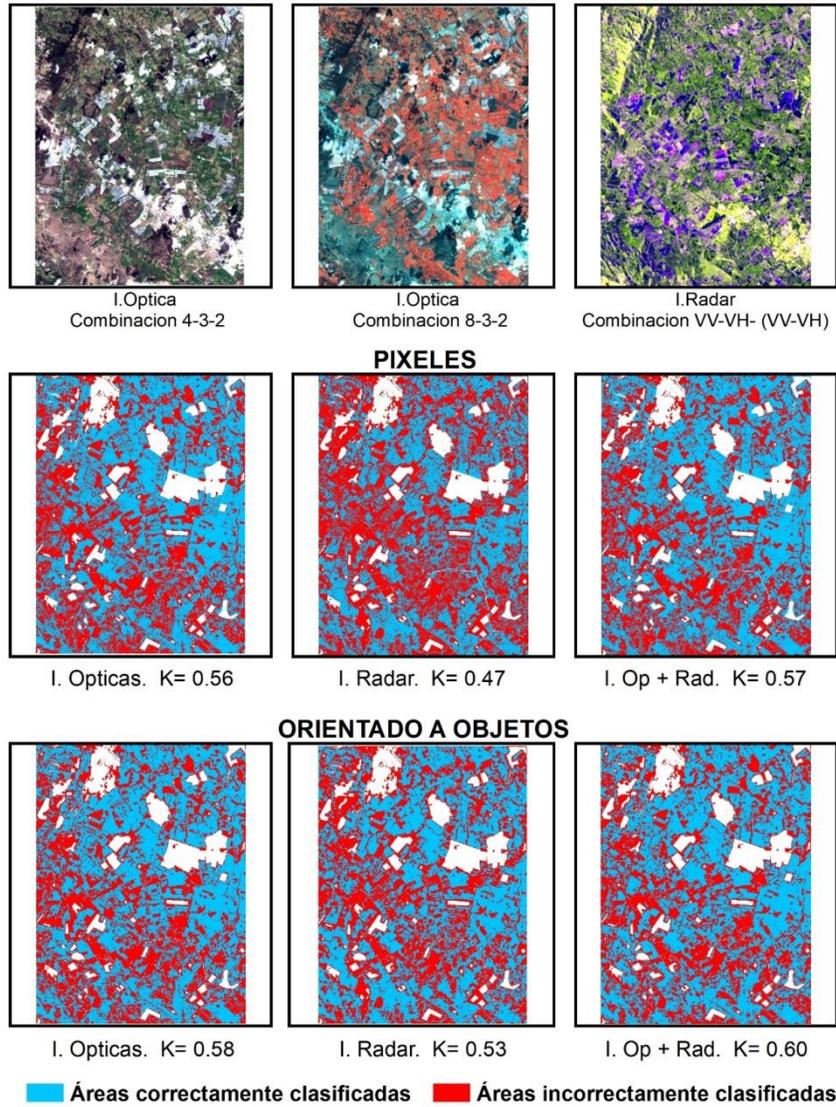
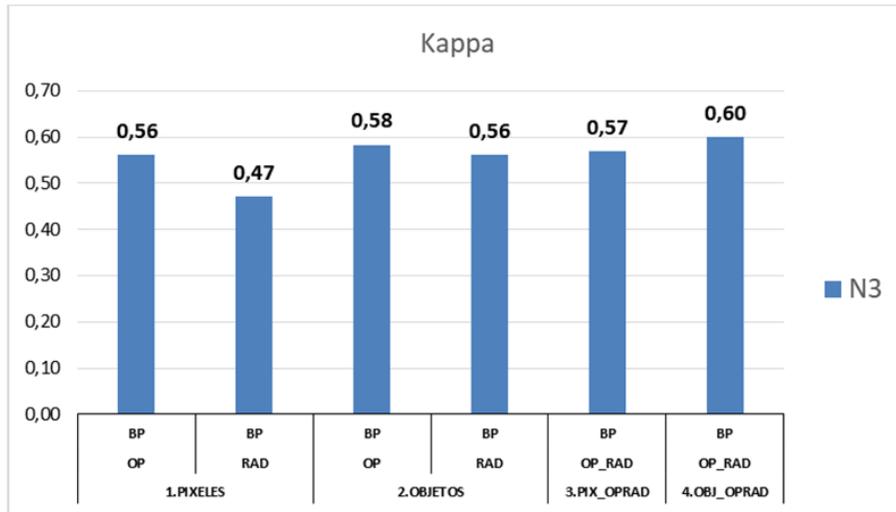


Figura 4-51: Índices Kappa Nivel 3 área de baja pendiente.



BP = Baja Pendiente_OP= Imágenes Ópticas_RAD = Imágenes de Radar_PIXELES = Enfoque Pixeles_OBJETOS = Enfoque Orientado Objetos_OP_RAD = Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar_PIX_OPRAD = Enfoque Pixeles y Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar_OBJ_OPRAD = Enfoque Orientado Objetos y Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar

Tabla 4-29: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 3	111	112	113	121	122	124	125	131	132	141	142	211	212	213	214	215	221	222	223	224	225	231	232	233	241	242	244	311	314	315	321	322	323	332	333	411	413	511	512	513	514	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %		
111	24587	405	1627	8719	1075	40	11	242	23	46	430	1452	647	31	859	454	15	3	4	31	4971	15104	52	2517	225	50	6	2794	527	7740	26	2705	1944	3	6	690	1	64	0	28	59	80213	32,81		
112	216	2	51	87	14	1	0	3	1	1	17	38	24	7	13	8	0	0	1	0	148	375	0	18	3	4	3	7	5	59	0	11	16	0	0	14	0	2	0	2	1	1152	0,10		
113	1334	24	202	732	147	7	6	41	9	6	86	397	213	16	306	152	17	4	3	16	1775	3938	5	192	63	33	5	91	126	767	21	148	109	2	7	290	2	23	0	24	32	11371	0,92		
121	4976	91	846	3228	619	30	22	141	25	21	372	1559	808	50	1016	503	51	5	29	33	6187	16003	6	751	187	103	26	505	493	3075	109	614	486	13	24	1380	25	68	10	85	109	44684	4,05		
122	156	2	59	259	92	2	1	48	8	4	79	613	314	37	453	234	20	0	6	20	1030	4135	1	53	39	32	5	17	37	209	33	29	20	6	18	178	6	13	7	37	59	8371	0,32		
124	6	0	4	21	4	0	0	3	0	0	1	30	15	0	24	12	1	0	1	1	40	206	0	2	0	0	1	0	5	9	1	2	2	0	0	4	0	4	0	2	3	404	0,00		
125	0	0	0	3	0	0	3	8	0	0	5	23	12	0	9	7	0	0	1	0	8	122	0	0	0	0	0	0	4	3	0	0	2	20	0	0	3	0	71	304	0,32				
131	604	10	131	428	73	6	1	52	7	10	52	492	213	15	365	157	14	2	2	3	1007	1996	1	46	23	17	4	58	36	183	11	41	29	3	4	104	1	8	0	19	26	6254	0,56		
132	1	0	3	13	3	2	0	12	1	0	6	125	78	2	99	54	6	0	0	0	60	427	0	3	3	1	0	0	14	15	1	2	1	7	26	0	0	1	5	12	983	0,04			
141	3	0	1	5	2	0	0	2	1	1	1	34	18	1	35	19	1	0	1	1	31	114	0	3	1	3	1	0	1	8	1	1	0	0	4	0	1	1	1	2	299	0,24			
142	74	2	52	135	78	1	3	29	7	1	38	399	186	11	225	144	18	1	5	15	604	2794	0	29	29	23	4	5	26	129	32	5	15	6	17	116	3	10	4	17	37	5329	0,18		
211	307	9	247	1309	541	24	26	400	62	25	498	6210	2806	78	3347	1888	228	10	52	83	5702	36220	0	323	315	217	39	47	302	1614	723	137	174	37	342	1241	40	90	81	263	710	66767	4,19		
212	626	31	310	1062	410	28	16	286	41	15	326	3458	1879	68	2243	1410	145	8	34	47	5180	17526	1	285	192	117	27	150	267	1013	266	150	150	23	145	915	21	60	23	164	283	39401	2,62		
213	238	0	141	254	48	6	0	10	4	6	21	542	581	381	183	50	3	4	1	2	364	1601	0	7	1	5	3	0	0	12	5	4	4	0	2	21	0	3	0	6	11	4524	7,79		
214	703	15	387	1292	363	40	13	362	35	25	319	5930	3494	129	4248	2600	161	15	19	37	6263	21358	0	261	208	130	18	90	212	832	151	117	132	15	97	961	22	51	33	123	343	51604	5,45		
215	280	8	188	633	267	21	13	297	30	17	214	3619	2400	67	2788	1817	156	11	28	14	4445	13085	0	182	164	89	25	55	195	522	146	65	63	16	67	721	20	60	26	124	250	33188	4,17		
221	12	0	13	44	18	1	0	13	4	1	14	204	120	6	146	85	14	0	0	2	316	873	0	9	9	6	2	2	13	40	10	1	5	3	12	62	0	4	1	9	17	2091	0,32		
222	1	0	0	3	4	0	0	0	0	0	0	7	3	0	1	1	0	0	0	0	18	77	0	1	0	1	0	0	1	3	0	0	1	0	0	3	0	1	0	1	0	1	0	127	0,00
223	5	0	6	23	6	0	1	2	0	0	5	35	20	3	15	10	3	1	0	1	120	425	0	6	3	1	0	1	8	52	4	1	1	0	0	16	0	1	0	2	2	779	0,00		
224	13	0	11	33	28	0	0	3	2	1	12	81	44	2	64	44	3	0	2	4	267	798	0	5	8	9	2	5	11	55	4	5	2	4	5	1	3	5	4	8	14	1612	0,08		
225	5192	288	4408	10281	4069	116	173	937	334	49	3164	15203	7440	595	11098	5693	549	74	213	355	86072	128666	21	3206	1661	1211	242	976	4478	15757	790	1843	1966	177	177	11746	136	622	68	1016	1459	332521	27,70		
231	13905	552	10494	39861	18256	497	563	5418	1732	135	13548	100006	45843	3159	45289	25621	2839	540	1977	4466	158924	1129757	10	11204	5766	5832	1027	1669	10439	59756	9291	4709	6386	1421	3506	39388	1293	2293	1246	6049	10501	1805168	77,43		
232	36	0	2	14	5	0	0	0	1	0	0	6	3	0	3	0	0	0	0	0	22	33	0	3	1	0	0	0	0	17	0	1	5	0	0	1	0	1	0	0	0	158	0,00		
233	1571	43	145	659	142	10	4	42	11	3	82	377	200	7	225	137	13	2	4	13	1318	3562	1	247	46	28	4	314	103	761	21	208	175	6	5	229	6	16	0	9	29	10778	1,04		
241	30	3	28	67	38	2	0	12	4	0	33	276	153	6	167	87	11	2	2	5	436	1560	0	15	23	9	4	6	21	100	23	11	16	2	11	91	1	3	4	12	23	3297	0,23		
242	7	0	5	58	21	0	1	18	5	0	17	234	142	3	155	95	7	2	1	3	268	1282	0	14	20	19	2	3	18	69	24	3	9	2	16	70	0	5	2	4	19	2623	0,23		
244	2	1	7	9	7	3	0	7	0	4	38	25	1	35	19	3	0	0	2	91	202	0	5	3	3	2	1	6	14	2	1	4	0	1	8	1	0	1	2	3	513	0,13			
311	999	18	70	653	63	1	1	30	0	0	53	172	65	5	97	58	1	2	0	3	627	1226	10	126	25	7	3	358	47	538	7	266	113	1	0	82	0	3	0	3	7	5740	3,02		
314	792	23	211	533	147	3	2	34	9	1	106	442	232	18	332	148	5	1	3	13	2300	3891	4	260	73	34	7	121	210	1183	45	210	170	5	0	565	2	24	0	19	37	12215	1,07		
315	15159	353	1232	6140	1079	22	23	306	29	32	531	2311	1342	59	1517	816	34	2	27	51	8059	21330	96	2728	351	124	35	4086	902	9133	172	3077	2233	13	28	1916	9	95	7	62	156	85677	8,37		
321	9	0	3	77	12	3	0	27	2	1	32	394	161	0	154	106	14	0	4	5	156	1978	0	16	16	9	2	1	5	72	76	3	2	2	48	59	1	2	6	16	38	3512	0,62		
322	1253	17	154	590	120	8	2	18	4	2	64	279	169	6	165	102	1	0	5	7	1015	2223	5	152	35	25	1	220	79	664	10	198	124	2	3	181	0	9	1	13	15	7941	1,30		
323	429	18	92	256	65	0	0	13	11	1	58	180	87	4	125	58	5	1	1	9	868	2245	1	119	21	16	1	77	74	509	6	109	75	0	3	205	2	16	1	13	23	5797	0,50		
332	2	0	0	5	3	0	0	0	0	0	4	29	6	0	11	4	0	0	1	3	42	210	0	4	1	1	0	1	2	14	1	0	0	1	0	0	8	0	0	0	6	359	0,06		
333	3	0	6	16	19	0	1	19	0	0	8	153	90	1	103	54	5	0	1	3	119	780	0	11	12	3	1	2	3	24	20	2	4	1	9	33	0	1	1	12	12	1532	0,20		
411	1315	55	686	1910	570	18	43	177	38	6	472	1870	1011	72	1485	665	57	8	26	45	10549	17860	2	805	302	161	34	176	906	3831	161	543	444	18	11	2784	13	90	23	94	380	49716	4,31		
413	1	0	0	13	1	1	1	4	1	0	4	36	17	0	24	6	2	0	0	0	21	151	0	0	1	0	0	0	2	3	6	0	0	0	0	4	9	0	0	2	2	19	331	0,00	
511	10	0	13	32	17	0	0	3	0	0	11	56	24	1	25	11																													

Tabla 4-30: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y radar en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles

Clasificación Nivel 3	111	112	113	121	122	124	125	131	132	141	142	211	212	213	214	215	221	222	223	224	225	231	232	233	241	242	244	311	314	315	321	322	323	332	333	411	413	511	512	513	514	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %		
111	47463	756	2238	11692	2185	58	16	578	40	60	304	944	539	8	487	169	37	0	0	0	12	4101	13786	0	576	15	80	16	99	28	1465	187	92	121	2	22	237	0	54	10	12	129	88618	63,33	
112	452	26	106	279	46	3	0	28	0	1	2	23	6	3	37	2	0	0	0	0	0	92	444	0	4	0	0	6	1	0	2	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1568	1,32	
113	1131	24	547	1239	279	9	1	159	14	29	159	205	36	0	136	102	0	0	0	0	2	1139	2370	0	91	12	19	1	70	6	59	16	2	7	3	4	40	0	2	2	3	10	7928	2,50	
121	8859	465	2041	11610	2476	47	44	964	84	21	1137	1989	853	82	1189	715	36	2	27	120	4084	28950	3	1619	157	253	17	61	68	6208	517	240	161	207	85	418	4	69	9	45	146	76082	14,57		
122	1127	32	333	1482	2661	15	8	191	13	7	112	503	191	12	329	49	4	0	0	95	3456	6807	0	149	36	22	151	0	5	377	247	0	14	42	213	204	4	14	1	11	168	19085	9,34		
124	0	0	0	10	1	9	0	2	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	8	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	2	0	0	0	58	1,00	
125	0	0	0	30	0	4	2	0	0	11	0	1	0	5	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0	0	2	9	0	0	0	14	1	0	0	1	19	123	0,42			
131	1049	3	40	392	196	2	15	928	4	1	64	98	435	0	25	1	0	0	0	0	214	1711	0	126	1	6	3	0	4	115	28	11	1	1	105	266	0	11	11	19	189	6075	10,06		
132	10	1	5	101	3	5	0	101	42	3	3	50	41	0	33	23	0	0	0	0	41	657	0	10	0	1	0	0	0	1	7	0	0	0	7	24	0	0	0	0	1	1170	1,72		
141	2	0	0	5	0	0	0	0	0	4	1	4	2	0	9	1	0	0	0	0	8	46	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	84	0,96			
142	32	1	14	128	9	2	3	1	5	0	632	122	26	1	70	29	0	0	0	2	242	1254	0	2	10	1	0	8	0	12	1	0	1	0	1	146	0	19	9	142	159	3084	3,03		
211	16	1	81	406	48	2	2	10	3	0	126	8356	2024	14	3230	1586	132	5	33	56	1540	18181	0	44	513	80	26	8	66	468	10	9	11	4	10	429	38	40	9	97	86	37800	5,64		
212	325	43	147	1536	425	3	12	273	59	3	181	5846	7625	27	1814	2005	32	1	0	11	1932	28335	0	244	257	216	21	1	18	681	1048	2	3	73	628	679	9	11	1	29	89	54645	10,64		
213	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2	337	131	543	35	8	0	0	0	0	160	272	0	0	0	1	2	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1507	11,11	
214	281	29	296	1731	488	54	9	1798	84	14	216	4772	3558	113	4396	1654	102	5	6	33	1819	22516	0	316	137	92	20	7	46	250	195	6	7	72	99	477	1	59	0	53	106	45917	5,64		
215	51	5	52	96	40	7	1	9	1	1	212	2427	1785	33	2819	3734	77	0	14	13	1310	8655	0	35	125	137	19	10	35	142	287	2	7	3	25	289	11	8	6	145	104	22732	8,57		
221	0	0	2	3	2	0	0	0	0	0	2	186	27	7	153	22	159	0	17	0	58	301	0	4	1	5	0	11	1	11	0	1	1	0	0	24	1	1	3	2	10	1015	3,60		
222	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	2	0	0	0	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0,29	
223	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	2	9	0	10	56	1	0	0	0	0	5	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	2	105	0,37		
224	16	1	3	51	45	0	0	3	2	0	0	20	5	0	13	0	0	0	0	0	411	38	509	0	7	1	0	0	0	0	39	3	0	0	0	4	0	0	0	0	2	773	0,21		
225	7439	371	4027	10968	5103	195	77	560	206	95	1237	4135	2444	131	4320	1474	228	30	36	234	189223	5380	0	605	869	994	137	346	607	3098	41	88	137	18	6	2143	38	205	25	215	966	296271	60,90		
231	5538	203	11332	35279	13896	480	540	2753	1843	148	15052	112273	49321	3750	55577	30096	3494	643	2187	4194	94559	1202136	47	10878	6818	5733	1052	3377	14995	60153	3593	4963	6482	801	1287	42922	1471	2759	1066	6958	9801	1830250	82,39		
232	2	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	28	5	7	0	0	0	0	0	9	0	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60	2,31		
233	901	9	125	903	189	0	2	70	3	6	133	773	477	49	106	138	6	0	7	299	574	14882	45	3411	62	62	3	1117	136	3273	787	541	612	344	145	316	2	17	5	36	49	30615	14,41		
241	1	0	2	5	3	0	0	2	0	0	7	593	267	23	830	634	17	0	96	6	28	2340	0	4	198	23	0	0	3	74	23	0	2	4	1	65	0	2	0	1	0	5	258	2,01	
242	6	0	1	25	6	0	0	5	0	0	2	300	369	0	375	327	9	0	0	2	73	3679	0	48	116	298	1	0	0	78	174	0	1	7	62	34	0	0	0	1	10	6009	3,57		
244	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2	8	6	0	12	11	0	0	0	0	2	34	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	1	0	5	2	95	0,45
311	0	0	10	11	1	0	0	0	0	0	16	27	51	0	5	0	0	0	0	0	47	374	4	70	44	1	0	1292	85	446	0	54	145	0	23	0	2	0	1	6	2720	10,90			
314	1	0	60	77	43	0	23	4	0	0	105	166	49	0	44	61	6	0	1	5	229	2234	8	331	44	17	8	617	1115	1671	0	473	386	0	1	180	0	16	0	23	24	8022	5,68		
315	147	0	132	450	153	0	38	31	10	16	442	721	452	59	248	234	31	0	2	66	587	7073	102	3661	113	51	10	4298	1153	26988	17	7341	5217	2	12	544	8	39	41	59	153	60701	24,74		
321	9	2	14	123	102	0	9	87	1	0	16	566	222	1	53	30	1	0	0	54	537	20091	0	422	86	123	6	0	0	581	4794	4	6	123	1105	92	0	12	0	23	131	29426	39,06		
322	0	0	9	11	5	0	3	0	1	0	16	22	14	2	6	3	0	0	0	18	243	1	77	6	1	1	312	120	501	0	844	322	0	0	20	0	0	3	11	2572	5,53				
323	0	0	11	53	20	0	2	0	2	1	47	148	29	5	18	10	11	0	1	42	140	859	1	375	12	19	1	60	81	1764	0	505	1173	0	0	94	0	4	7	17	45	5557	7,87		
332	2	0	2	8	17	0	0	4	0	0	3	59	17	0	2	1	0	0	0	5	31	1540	0	55	5	5	0	0	0	68	40	2	2	38	15	8	0	4	0	3	5	1941	2,13		
333	8	1	5	110	96	0	0	365	8	0	28	70	60	0	11	18	0	0	0	3	53	1145	0	115	1	0	0	7	0	1	97	203	11	1	33	673	223	0	10	0	41	41	3438	14,66	
411	51	0	247	471	114	2	45	64	19	3	375	1885	680	24	1225	315	24	10	24	32	3662	10458	0	351	213	107	19	161	1017	306	11	53	83	0	62	13914	20	242	127	285	829	37530	21,52		
413	0	0	0	4	1	0	0	25	0	0	2	93	4	0	8	8	0	0	0	0	16	264	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	437	0,06	
511	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	8	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	13	1	0	0	0	0	27	0,00	

Tabla 4-31: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de baja pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 3	111	112	113	121	122	124	125	131	132	141	142	211	212	213	214	215	221	222	223	224	225	231	232	233	241	242	244	311	314	315	321	322	323	332	333	411	413	511	512	513	514	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %			
Puntos Sin Clasificar	2047	243	1973	3168	1331	139	106	805	259	130	1173	7153	5136	529	2148	3831	515	86	706	750	10770	19104	58	2221	1097	1460	575	1159	2952	3245	1738	1651	3394	356	331	3427	262	21	241	43	1048	87381				
111	46128	671	1557	10227	2647	27	0	828	55	32	231	692	233	0	321	40	0	0	0	35	3344	13372	0	310	0	27	42	0	28	491	70	12	8	3	176	360	0	68	0	46	250	82301	63,28			
112	241	49	51	177	20	0	0	51	4	0	4	4	1	0	75	3	0	0	0	0	22	322	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1035	2,83			
113	173	2	461	459	217	4	0	99	0	5	64	129	15	0	102	14	0	0	5	0	216	1453	0	6	5	11	0	0	0	49	9	0	0	0	0	0	0	47	0	1	0	5	32	3583	2,31	
121	5053	372	1321	13455	2513	97	30	1105	42	1	1635	1058	802	42	1197	402	13	0	3	709	2708	24205	0	1434	70	340	25	0	23	5364	233	58	110	202	217	358	0	43	1	37	107	65385	17,59			
122	9705	167	1752	7215	4728	88	6	365	65	113	330	1089	640	11	986	128	8	7	1	373	10288	18643	0	326	2	73	67	0	60	1406	14	1	8	6	0	469	0	41	0	25	132	59338	17,41			
124	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	
125	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
131	669	0	7	503	270	0	0	1301	3	0	83	47	524	0	75	39	0	0	0	0	193	2351	0	242	0	0	0	0	0	93	182	16	0	46	137	14	0	11	0	0	90	6896	15,44			
132	78	2	0	53	29	0	0	195	19	0	4	30	2	0	11	0	0	0	0	0	30	545	0	43	0	0	0	0	0	20	9	0	0	0	0	0	0	8	3	0	0	0	0	1081	0,87	
141	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
142	0	0	19	164	24	0	4	0	0	0	2057	139	104	0	357	271	1	0	0	0	910	1976	0	18	20	0	0	0	15	9	0	0	0	0	0	0	454	0	1	24	320	729	7616	10,43		
211	0	0	0	262	10	0	0	46	0	25	6054	1776	26	3741	3107	0	38	0	0	1635	20276	0	53	267	4	8	30	5	132	0	0	0	22	0	267	6	0	25	19	37834	4,29					
212	11	34	15	291	114	0	0	48	3	0	17	6493	4759	31	698	1508	27	0	2	1200	26766	0	63	242	65	0	1	581	507	0	16	52	354	421	0	1	51	51	44422	7,15						
213	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	61	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	61	0,00			
214	196	6	60	1042	101	0	0	2057	21	0	114	1925	838	14	1432	400	11	0	0	930	12958	0	74	175	34	0	3	168	45	0	18	29	52	0	0	2	0	2	2705	1,89						
215	0	0	0	12	2	0	0	3	0	84	315	374	0	0	736	379	0	0	0	494	3550	0	33	9	2	2	0	20	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	29	22	6101	0,95				
221	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	
222	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	0	0	0	81	31	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	190	0,00	
223	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	51	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	85	2,91		
224	184	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	2	164	0	11	0	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	413	0,26		
225	2625	87	1659	6168	1915	180	71	213	134	48	777	3237	2113	179	3691	790	53	8	31	93	163675	37399	0	437	386	707	103	63	188	1706	19	15	9	30	12	1239	2	123	10	149	887	231231	54,57			
231	7689	322	12965	36202	14174	362	558	1770	1771	89	14052	115873	52791	3869	61094	31458	3725	599	1625	2488	111287	1218843	122	10923	7294	5442	668	5882	15435	57242	3821	5175	5106	482	1092	42079	1328	3136	833	7281	8659	1875606	84,64			
232	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
233	0	0	0	9	13	0	0	0	0	0	12	271	161	15	105	21	4	0	0	501	18	9429	0	2665	11	2	0	76	34	2381	123	17	566	119	20	121	0	0	0	6	16	16716	12,43			
241	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
242	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	72	0	0	192	120	0	0	0	0	10	1208	0	35	53	57	0	0	0	1	19	0	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1771	0,83		
244	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
311	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	33	0	0	0	0	0	0	0	0	7	104	0	42	0	0	0	850	32	596	0	14	26	0	0	11	0	0	0	0	0	0	1719	7,95			
314	0	0	0	10	4	0	0	5	0	0	2	3	55	0	25	0	0	0	0	12	255	0	82	1	4	0	405	395	300	0	102	203	0	0	8	0	0	0	0	0	0	1871	2,37			
315	0	0	19	125	42	0	0	11	0	0	60	299	388	172	60	53	10	0	0	106	62	3807	36	3270	3	9	0	2537	161	30595	53	6722	3414	2	3	210	0	2	0	0	0	52231	28,91			
321	0	0	0	0	15	0	0	23	0	0	5	476	68	0	0	55	0	0	0	21	203	27261	0	87	173	7	0	0	0	414	4142	0	7	260	772	9	0	0	0	6	0	34004	39,31			
322	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	132	0	301	0	270	217	0	0	0	0	0	0	0	932	1,99				
323	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	20	18	0	0	0	0	0	0	0	0	182	0	447	0	0	0	643	65	2499	0	1073	1763	0	0	34	0	0	0	0	0	6745	15,31				
332	0	2	0	0	37	0	0	73	0	0	109	26	0	1	0	0	0	0	5	13	1985	0	179	0	0	0	0	178	111	0	15	93	4	2	0	0	0	0	0	0	2833	6,52				
333	81	12	13	19	216	0	0	252	1	0	3	30	71	0	0	12	0	0	180	30	4259	0	532	5	3	0	0	2	1180	1097	85	0	89	1254	36	0	0	0	4	9466	29,44					
411	12	0	0	23	21	0	12	25	5	0	0	2474	711	0	808	806	16	0	0	12	1411	5777	0	144	22	61	5	77	169	82	82	0	45	2	181	13217	0	27	124	55	650	27056	21,59			
413	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0,00			
511	0	0	0	0																																										

4.15.2 Área de Alta Pendiente

En la Figura 4-52 se observan los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 3 para la imagen de alta pendiente, igualmente se muestra en la parte inferior de cada resultado un acercamiento en detalle de los resultados de la clasificación al igual que está acompañado del valor calculado de exactitud temática “Índice Kappa”. De igual forma se muestra en la Figura 4-53 los resultados de la clasificación en el nivel de detalle 3, mostrando en rojo las zonas incorrectamente clasificadas y en azul las correctamente clasificadas.

Los resultados obtenidos de la clasificación para el Nivel 3 en la zona de alta pendiente como se observan en las Figuras 4-52 y 4-54, develan que las mejores exactitudes temáticas globales obtenidas son: en primer lugar, el enfoque orientado a objetos en imágenes ópticas con un índice kappa $K=0.38$. En segundo lugar, se observa que el enfoque de píxeles implementado en imágenes ópticas presenta un índice kappa de $K=0.37$. En tercer lugar el enfoque de píxeles y orientado a objetos implementado en la fusión de imágenes ópticas y de radar presentan un índice kappa de $K=0.36$. Finalmente se encuentran con un índice kappa de $K=0.34$ el enfoque orientado a objetos en imágenes de radar y con un índice kappa de $K=0.30$ el enfoque de píxeles en imágenes ópticas.

En cuanto a las exactitudes por clase que se evalúan como exactitud de usuario y de productor en cada escenario descrito anteriormente se observa lo siguiente: el enfoque orientado a objetos en imágenes ópticas, presenta un índice kappa $K=0.38$ y como se muestra en la Tabla 4-37, la clase con mejor exactitud es 231 (Pastos limpios). Las clases con menor exactitud son 122, 242, 243 y 245 (Red vial, ferroviaria y terrenos asociados - Mosaico de pastos y cultivos - Mosaico de cultivos, pastos y espacios naturales - Mosaico de cultivos con espacios naturales). Las clases que no lograron ser clasificadas son 113, 121, 142, 212, 223, 232, 244, 312, y 334 (Asentamientos rurales - Zonas industriales o comerciales - Instalaciones recreativas - Cereales - Cultivos permanentes arbóreos - Pastos arbolados - Mosaico de pastos con espacios naturales - Bosque abierto - Zonas quemadas).

El resultado del enfoque de píxeles en imágenes ópticas presenta un índice kappa $K=0.37$ y como se observa en la Tabla 4-34, la clase con mejor exactitud es 231 (Pastos

limpios). Las clases con las exactitudes más bajas son 122, 212, 213, 223, 232, 241, 242, 243, 244, 245 y 334 (Red vial, ferroviaria y terrenos asociados – Cereales - Oleaginosas y leguminosas - Cultivos permanentes arbóreos - Pastos arbolados - Mosaico de cultivos - Mosaico de pastos y cultivos - Mosaico de cultivos, pastos y espacios naturales - Mosaico de pastos con espacios naturales - Mosaico de cultivos con espacios naturales - Zonas quemadas). La clase que no logro ser clasificada es 142 (Instalaciones recreativas).

Los resultados obtenidos del enfoque de pixeles implementado la fusión de imágenes ópticas y radar, presenta un índice kappa de $K=0.36$, como se muestra en la Tabla 4-36, deleva que la clase con una buena exactitud es 231 (Pastos limpios). La clases con exactitudes bajas son 122, 131, 221, 223, 232, 233, 241, 242, 243, 244, 245, 311 y 315 (Red vial, ferroviaria y terrenos asociados - Zonas de extracción minera - Cultivos permanentes herbáceos - Cultivos permanentes arbóreos - Pastos arbolados - Pastos enmalezados - Mosaico de cultivos - Mosaico de pastos y cultivos - Mosaico de cultivos, pastos y espacios naturales - Mosaico de pastos con espacios naturales - Mosaico de cultivos con espacios naturales - Bosque denso - Plantación forestal). Las clases que no lograron ser clasificadas son 111, 113, 121, 142, 211, 213 y 312 (Tejido urbano continuo - Asentamientos rurales - Zonas industriales o comerciales - Instalaciones recreativas - Otros cultivos transitorios - Oleaginosas y leguminosas - Bosque abierto).

Los resultados obtenidos del enfoque orientado a objetos implementado la fusión de imágenes ópticas y radar, presenta un índice kappa de $K=0.36$, como se muestra en la Tabla 4-39, deleva que las clase con una buenas exactitudes son 231, 323 y 131 (Pastos limpios - Vegetación secundaria o en transición - Zonas de extracción minera). Las clases con exactitudes bajas son 122, 221, 233, 241, 242, 243 y 245 (Red vial, ferroviaria y terrenos asociados - Cultivos permanentes herbáceos - Pastos enmalezados - Mosaico de cultivos - Mosaico de pastos y cultivos - Mosaico de cultivos, pastos y espacios naturales - Mosaico de cultivos con espacios naturales). Las clases que no lograron ser clasificadas son 113, 142, 211, 212, 213, 223, 232, 312 y 334 (Asentamientos rurales - Instalaciones recreativas - Otros cultivos transitorios – Cereales - Oleaginosas y leguminosas - Cultivos permanentes arbóreos - Pastos arbolados - Bosque abierto - Zonas quemadas).

El enfoque orientado a objetos en imágenes de radar con un índice kappa $K=0.34$, y como se observa en la Tabla 4-38 permite evidenciar que la clase con una exactitud por encima de las demás es 231 (Pastos limpios). Las clases que presentan exactitudes inferiores son 122, 221, 233, 242, 245 y 314 (Red vial, ferroviaria y terrenos asociados - Cultivos permanentes herbáceos - Cultivos permanentes arbóreos - Mosaico de pastos y cultivos - Mosaico de cultivos con espacios naturales - Bosque de galería o ripario). Las clases que no lograron ser clasificadas son 111, 113, 121, 131, 142, 211, 212, y 213 (Tejido urbano continuo - Asentamientos rurales - Zonas industriales o comerciales - Zonas de extracción minera - Instalaciones recreativas - Otros cultivos transitorios - Cereales - Oleaginosas y leguminosas).

Los resultados obtenidos para el enfoque de píxeles en imágenes de radar, presenta un índice kappa $K=0.30$, y como se muestra en la Tabla 4-35, permite evidenciar que única clase con una exactitud superior a las otras es 231 (Pastos limpios). Las clases con exactitudes inferiores son 122, 131, 212, 221, 222, 223, 232, 233, 241, 242, 243, 244, 245, 311, 315, 333, 334 y 511 (Red vial, ferroviaria y terrenos asociados - Zonas de extracción minera - Cereales - Cultivos permanentes herbáceos - Cultivos permanentes arbustivos - Cultivos permanentes arbóreos - Pastos arbolados - Pastos enmalezados - Mosaico de cultivos - Mosaico de pastos y cultivos - Mosaico de cultivos, pastos y espacios naturales - Mosaico de pastos con espacios naturales - Mosaico de cultivos con espacios naturales - Bosque denso - Plantación forestal - Tierras desnudas y degradadas - Zonas quemadas - Ríos, caños y quebradas). Las clases que no lograron ser clasificadas son 111, 113, 121, 142, 211 y 312 (Tejido urbano continuo - Asentamientos rurales - Zonas industriales o comerciales - Instalaciones recreativas - Otros cultivos transitorios - Bosque abierto).

Figura 4-52: Mapas resultado de la clasificación Nivel 3 área de alta pendiente

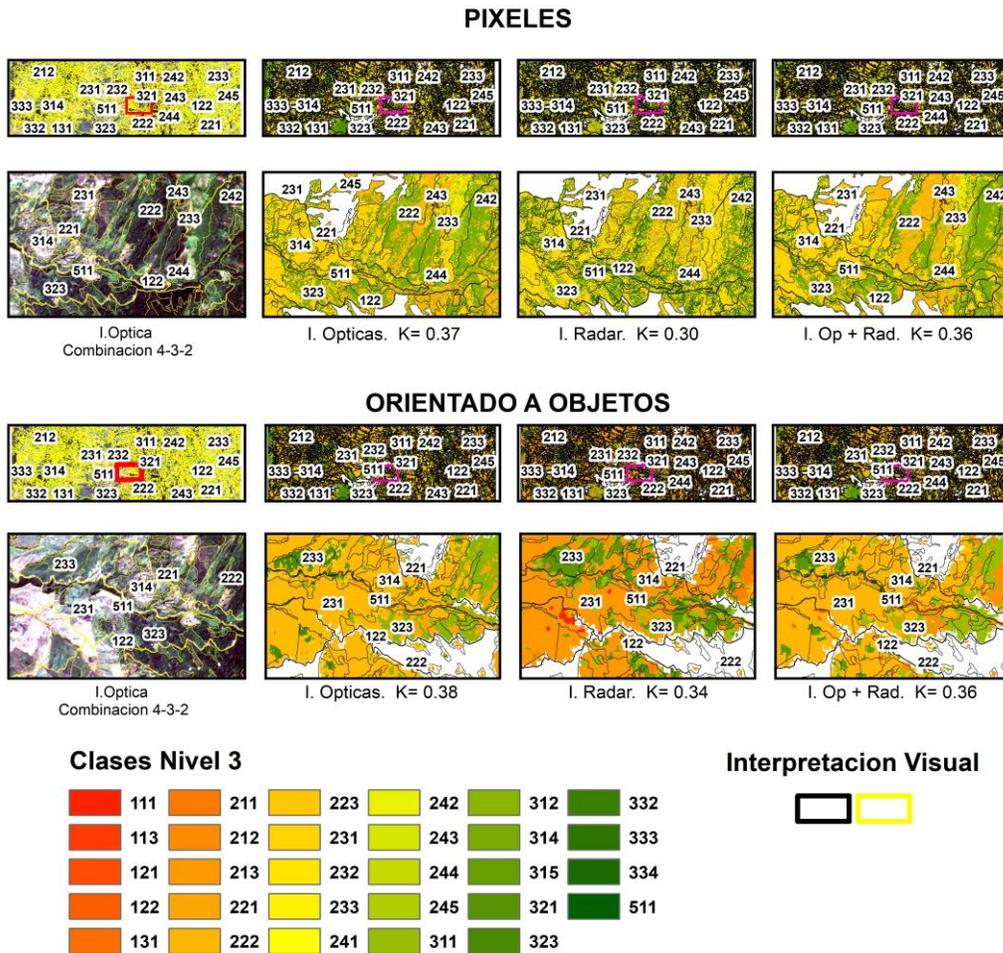


Figura 4-53: Mapas de exactitud temática e índice Kappa Nivel 3 para área de alta pendiente

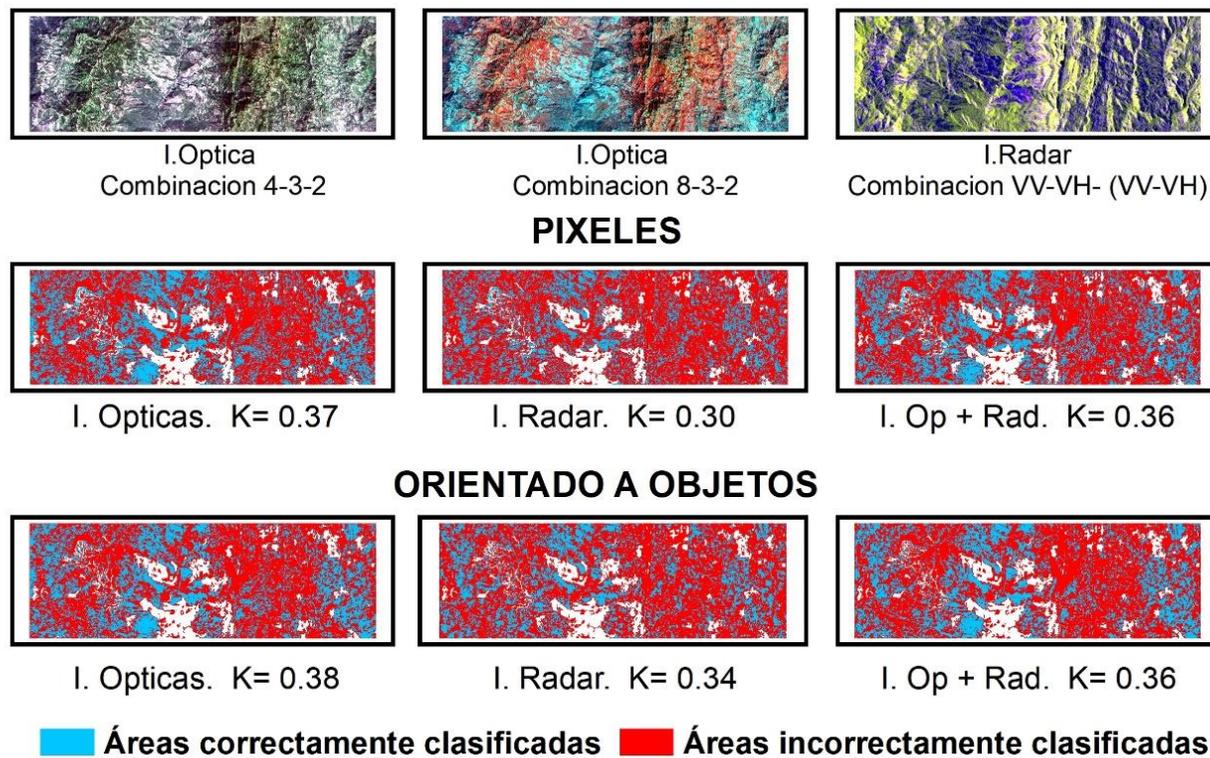
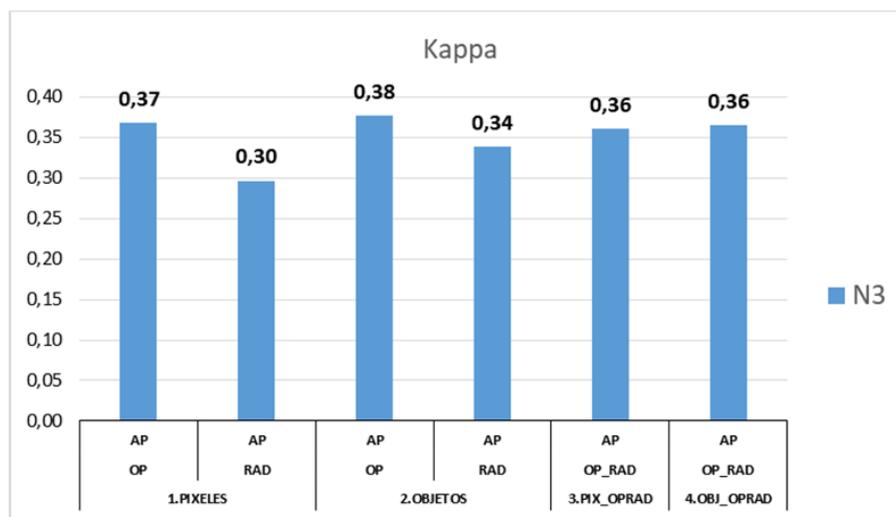


Figura 4-54: Índices Kappa Nivel 3 área de alta pendiente



AP = Alta Pendiente_OP= Imágenes Ópticas_RAD = Imágenes de Radar_PIXELES = Enfoque Píxeles_OBJETOS = Enfoque Orientado Objetos_OP_RAD = Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar_PIX_OPRAD = Enfoque Píxeles y Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar_OBJ_OPRAD = Enfoque Orientado Objetos y Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar

Tabla 4-34: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de píxeles

Clasificación Nivel 3	111	113	121	122	131	142	211	212	213	221	222	223	231	232	233	241	242	243	244	245	311	312	314	315	321	323	332	333	334	511	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
111	67	25	22	4	3	0	0	0	0	3	14	0	58	0	4	3	7	0	0	0	0	0	15	0	2	4	0	27	0	10	268	7,15
113	0	8	4	2	0	0	0	0	0	0	2	0	32	0	4	3	1	0	0	1	0	0	1	0	0	6	0	8	0	2	74	0,42
121	0	9	90	3	3	0	0	0	0	10	7	0	53	0	2	2	3	1	0	2	0	0	1	0	0	3	0	8	0	0	197	6,28
122	19	20	10	45	0	0	1	2	0	25	115	1	270	5	35	8	31	13	1	19	36	0	47	2	8	79	2	22	0	6	822	0,27
131	0	12	0	5	48	0	0	0	0	6	1	0	72	0	2	1	2	2	0	0	0	0	0	0	0	3	0	7	0	0	161	52,75
142	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
211	0	0	0	0	0	0	6	0	0	3	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0,19
212	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2	0	0	8	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	15	0,02
213	0	0	0	0	0	0	0	0	39	55	101	0	308	0	69	34	17	11	0	30	0	0	46	0	1	97	0	1	0	0	809	2,04
221	11	17	9	155	0	0	64	36	10	1468	1198	44	4871	72	997	138	336	124	19	313	11	0	1404	4	27	1567	2	68	25	188	13178	1,35
222	48	33	6	1104	0	0	62	239	153	4848	76174	408	49819	995	12940	3181	7271	6538	863	16166	18145	341	41406	1719	442	90742	96	131	8	613	334491	28,48
223	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	4	11	0	7	0	4	3	0	4	0	0	6	0	3	11	0	0	0	59	0,07	
231	363	1247	1002	11739	17	59	2476	2983	651	81196	58009	2993	640647	7062	117268	10365	22490	8587	1866	16226	1924	45	63574	375	6186	133449	371	12481	973	4049	1210673	67,21
232	0	0	0	1	0	0	0	0	0	6	1	0	41	6	3	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	5	0	0	0	0	65	0,05
233	2	6	5	134	0	0	102	240	2	2000	2438	658	28215	361	12587	904	1998	724	53	3224	1261	0	21549	41	520	47237	22	402	92	670	125447	5,86
241	1	12	0	48	1	0	22	6	53	96	910	1	3026	22	336	444	504	108	18	110	99	6	233	11	92	898	3	14	0	1	7075	1,63
242	5	61	14	626	2	0	111	51	730	1356	18863	60	55164	550	5401	5186	9145	1951	230	2044	1936	304	2244	932	1294	13162	65	160	0	2	121649	16,30
243	0	4	0	46	0	0	1	0	32	204	3513	0	3316	63	606	406	665	455	26	468	516	43	659	29	7	2168	1	13	0	1	13242	1,67
244	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	1	14	0	0	0	3	0	2	0	2	0	2	0	0	5	0	0	0	0	38	0,05
245	0	3	0	91	0	0	0	30	59	1269	11125	31	11122	202	4008	632	1284	1055	166	3341	1232	5	5864	16	73	18024	2	47	10	115	59806	4,79
311	0	0	0	14	0	0	0	1	3	55	1367	0	596	10	172	45	113	108	36	296	1280	6	715	66	20	3292	2	0	2	14	8213	3,93
312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	1	12	0	4	2	6	2	0	0	7	8	1	6	1	8	1	0	0	0	0	63	0,97
314	40	47	4	969	0	0	47	619	120	11500	88296	448	80367	1400	23451	4084	8215	5878	715	23077	4065	1	89230	13	258	96911	5	301	0	499	440560	32,47
315	0	0	0	9	0	0	0	0	4	3	265	0	1023	5	108	61	162	65	32	12	435	55	34	873	67	602	19	0	0	0	3834	19,83
321	0	9	0	32	0	0	8	6	28	87	334	0	3297	13	427	267	269	30	8	25	394	6	81	113	2324	871	269	93	11	27	9029	18,10
323	246	232	159	1030	1	9	280	1064	26	4738	4487	1124	66130	948	35679	1346	3449	1578	132	4349	642	0	47340	6	656	149348	117	5866	229	4107	335318	26,70
332	0	0	0	7	0	0	0	0	1	1	48	0	542	1	118	22	23	23	7	5	523	2	15	196	755	210	595	4	18	5	3121	35,42
333	11	48	53	316	16	3	1	39	0	67	113	2	3624	2	641	15	53	6	1	11	24	0	135	0	89	426	56	1765	2	89	7608	8,12
334	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	7	0	2	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	15	0,07
511	124	92	56	61	0	2	0	5	0	64	89	4	508	3	96	19	35	9	1	11	7	0	240	0	13	270	52	324	0	1197	3282	10,32
Total Puntos De Referencia	937	1885	1434	16441	91	73	3181	5322	1911	109066	267487	5780	953154	11720	214968	27169	56088	27271	4176	69735	32539	822	274843	4402	12838	559402	1680	21742	1371	11595	2699123	
Exactitud de usuario %	25,00	10,81	45,69	5,47	29,81	0,00	54,55	6,67	4,82	11,14	22,77	6,78	52,92	9,23	10,03	6,28	7,52	3,44	5,26	5,59	15,59	12,70	20,25	22,77	25,74	44,54	19,06	23,20	6,67	36,47		

Tabla 4-35: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 3	111	113	121	122	131	142	211	212	213	221	222	223	231	232	233	241	242	243	244	245	311	312	314	315	321	323	332	333	334	511	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
111	0	0	0	2	0	0	0	1	1	4	54	0	100	2	24	6	8	2	1	9	5	0	47	1	3	110	0	2	0	1	383	0,00
113	0	0	1	3	0	0	1	2	0	26	52	3	184	1	60	5	23	6	1	15	2	1	104	0	1	121	0	6	0	3	621	0,00
121	1	1	0	6	0	0	0	0	0	17	60	4	167	4	27	6	10	5	0	20	2	0	52	0	1	69	0	6	0	2	460	0,00
122	3	2	7	38	0	0	10	14	8	237	781	15	2247	26	506	80	162	78	14	246	76	2	709	7	24	1412	3	45	4	32	6788	0,23
131	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	1	0	18	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	29	1,10
142	0	0	0	0	0	0	1	0	4	3	0	9	0	1	0	1	0	1	1	1	1	0	2	0	0	5	0	0	0	0	29	0,00
211	0	1	1	10	0	0	0	2	0	37	120	6	352	4	70	12	31	16	5	40	9	0	122	2	7	211	0	8	1	5	1072	0,00
212	1	4	5	15	0	1	4	15	1	77	255	10	824	6	144	28	45	18	4	82	18	0	274	1	6	390	0	25	1	18	2272	0,28
213	0	1	0	3	0	0	2	2	0	28	42	2	224	3	39	5	12	5	0	8	4	0	47	0	5	100	0	0	3	2	537	0,00
221	29	40	40	403	1	0	69	119	37	2571	5943	151	21119	279	4354	563	1323	562	87	1538	328	17	5959	38	181	10113	16	477	16	269	56642	2,36
222	159	106	83	963	2	1	274	467	245	4467	33381	362	50539	614	16407	2748	4819	3587	399	7756	10665	142	23283	1749	2817	68508	428	1235	183	431	236820	12,48
223	1	0	3	18	0	0	5	9	3	72	284	9	775	5	146	29	62	23	0	78	37	2	252	4	4	430	1	15	0	8	2275	0,16
231	312	944	749	8839	70	51	1702	2322	969	70552	107447	3141	569126	7029	108182	11958	24992	11185	1750	27888	7608	341	104663	571	5673	210861	684	11568	897	5782	1307856	59,71
232	0	2	2	35	0	0	2	9	0	244	312	8	1788	29	322	32	75	31	10	80	18	1	339	2	14	652	3	25	1	20	4056	0,25
233	66	71	37	614	1	4	111	260	88	3380	14494	207	33180	408	9903	1343	2642	1465	240	3637	3191	53	14897	472	1006	35422	125	830	71	475	128693	4,61
241	7	9	6	57	0	0	13	28	3	319	1382	28	3313	27	826	147	279	129	16	359	189	3	1537	29	53	2563	4	127	5	58	11516	0,54
242	5	14	15	164	1	2	25	49	10	1100	2265	61	9486	98	2103	272	547	238	41	622	95	3	2807	12	61	4832	5	209	2	139	25283	0,98
243	1	1	5	68	0	0	16	32	7	414	1120	31	3807	49	852	98	251	106	17	309	89	1	1162	13	25	2077	5	78	1	54	10689	0,39
244	1	0	1	6	0	0	1	4	2	49	257	3	493	8	116	21	36	23	4	59	30	3	208	8	10	416	1	13	0	2	1775	0,10
245	20	21	13	160	1	0	36	51	38	858	3987	60	8789	82	2296	344	744	396	56	1041	860	21	3333	158	245	8471	33	197	14	110	32435	1,49
311	5	2	5	55	0	0	12	25	10	255	2148	6	2828	51	1299	182	255	278	14	435	1316	12	1498	170	405	6292	50	89	28	23	17748	4,04
312	1	0	0	2	0	0	0	0	1	3	55	0	62	0	13	1	9	3	1	9	14	0	22	1	6	95	2	2	0	0	302	0,00
314	62	185	105	1426	3	6	252	492	140	7935	22652	452	72372	883	17026	2420	5036	2450	388	6187	1471	39	26988	188	453	46994	78	1715	32	1162	219592	9,82
315	0	0	0	4	0	0	0	1	1	29	247	0	255	3	133	25	22	40	1	44	114	1	145	25	39	600	8	6	2	0	1745	0,57
321	2	2	0	19	0	0	6	6	3	210	522	5	1885	19	550	45	98	60	3	111	339	8	331	49	253	1632	13	61	28	32	6292	1,97
323	259	463	341	3439	11	8	618	1385	332	15530	68320	1186	163880	2010	48444	6671	14312	6421	1106	18785	5981	160	84560	897	1474	154429	216	4887	71	2890	609086	27,61
332	0	0	1	2	0	0	0	0	0	26	29	0	192	2	40	3	5	2	0	13	5	0	22	1	3	62	1	1	1	2	413	0,06
333	2	8	10	56	0	0	17	9	8	414	753	18	3265	49	658	85	156	88	11	216	30	6	860	3	27	1402	3	73	0	32	8259	0,34
334	0	0	0	0	0	0	1	0	0	27	29	0	248	1	73	1	14	3	0	6	21	1	14	0	24	144	0	1	8	4	620	0,58
511	0	8	4	34	0	0	4	17	4	179	492	12	1627	28	353	39	118	51	6	141	21	5	606	1	17	985	1	41	2	39	4835	0,34
Total Puntos De Referencia	937	1885	1434	16441	91	73	3181	5322	1911	109066	267487	5780	953154	11720	214968	27169	56088	27271	4176	69735	32539	822	274843	4402	12838	559402	1680	21742	1371	11595	2699123	
Exactitud de usuario %	0,00	0,00	0,00	0,56	3,45	0,00	0,00	0,66	0,00	4,54	14,10	0,40	43,52	0,71	7,70	1,28	2,16	0,99	0,23	3,21	7,41	0,00	12,29	1,43	4,02	25,35	0,24	0,88	1,29	0,81		

Tabla 4-36: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque de pixeles

Clasificación Nivel 3	111	113	121	122	131	142	211	212	213	221	222	223	231	232	233	241	242	243	244	245	311	312	314	315	321	323	332	333	334	511	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor		
111	103	16	23	6	2	0	0	0	0	2	14	0	50	0	13	9	0	1	0	1	2	0	26	0	12	6	2	58	0	8	354	10,99		
113	0	4	1	3	0	0	0	0	0	1	3	0	27	0	2	3	0	1	0	0	0	0	4	0	1	3	1	1	0	0	55	0,21		
121	6	20	66	8	6	0	0	0	0	6	18	0	53	0	2	3	4	0	0	2	0	0	0	0	0	4	0	2	0	0	200	4,60		
122	71	56	20	75	1	0	1	0	9	78	274	0	511	5	81	34	57	22	0	37	32	3	75	12	25	134	1	49	0	8	1671	0,46		
131	0	5	0	1	46	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	5	0	0	71	50,55		
142	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00		
211	0	0	0	3	0	0	9	1	0	24	8	0	75	1	9	1	2	0	0	1	0	0	6	0	3	13	0	0	0	0	156	0,28		
212	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	1	0	30	0	8	0	1	1	0	1	0	0	7	0	0	16	0	0	0	3	72	0,04		
213	0	0	0	1	0	0	0	0	31	30	54	0	175	0	22	8	3	11	0	10	0	0	17	0	0	52	0	1	0	0	415	1,62		
221	21	31	84	309	1	1	124	50	3	1820	1838	70	8238	96	1382	225	560	222	22	605	36	0	1889	3	149	2549	5	114	18	163	20628	1,67		
222	81	49	19	1094	0	0	75	274	230	4444	71385	440	48499	948	14854	3479	7205	6265	718	14988	17447	229	36760	1877	634	87770	106	111	46	513	320540	26,69		
223	0	0	0	4	0	0	0	1	0	11	46	29	218	0	25	2	24	3	0	23	7	0	79	0	1	68	0	0	0	1	542	0,50		
231	281	1284	900	11384	24	61	2227	2871	624	80942	56340	3142	634664	7041	116311	10324	21667	8187	1688	15307	1990	42	62216	489	4684	135375	354	13200	900	4795	1199314	66,59		
232	0	0	0	3	0	0	1	0	0	19	2	1	80	8	10	0	1	0	0	1	0	0	2	0	0	14	0	1	0	0	143	0,07		
233	5	7	11	212	0	0	138	302	34	2446	4924	372	25677	298	12916	1140	2074	798	138	2963	2072	3	17488	149	1204	55840	172	591	92	372	132438	6,01		
241	27	22	6	65	0	0	6	4	130	210	1805	1	6951	34	925	910	1028	236	27	219	185	14	343	27	97	1363	2	10	1	1	14649	3,35		
242	8	40	12	568	0	0	138	43	511	1111	16213	54	46917	544	4832	3828	7648	1657	307	2111	1315	329	2608	431	1231	13834	43	141	2	14	106490	13,64		
243	1	3	0	71	0	0	5	0	45	529	5910	3	6379	95	1228	483	1006	779	115	1083	1341	87	1574	102	80	6736	1	5	0	4	27665	2,86		
244	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	47	0	55	0	10	1	19	1	11	10	14	1	11	0	2	39	0	0	0	0	223	0,26		
245	0	6	0	147	0	0	1	26	73	1811	13522	29	13013	255	4572	609	1479	1216	205	4628	2051	19	6841	105	91	22177	12	24	5	144	73061	6,64		
311	1	0	0	14	0	0	0	3	3	60	1929	0	667	0	401	36	87	152	41	481	1358	18	685	88	39	3078	7	1	2	9	9168	4,17		
312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	17	0	0	2	7	1	0	0	16	6	1	9	1	4	0	0	0	0	72	0,73		
314	28	50	1	901	0	0	58	562	76	9875	86059	557	77398	1313	20631	4249	8183	5626	696	21658	2720	3	94193	13	138	92365	5	381	1	640	428380	34,27		
315	1	0	0	2	0	0	0	0	0	4	181	0	492	1	69	45	75	41	0	6	643	55	10	888	98	439	51	0	0	0	3101	20,17		
321	2	1	0	22	0	0	4	2	59	143	468	0	2876	17	482	267	282	159	6	54	704	11	84	154	2523	1703	448	20	27	20	10538	19,65		
323	285	269	246	1220	2	6	394	1138	76	5267	6346	1076	75919	1050	35472	1435	4595	1874	191	5498	412	0	49519	16	1491	134991	145	5304	194	3515	337946	24,13		
332	0	0	0	10	0	0	0	0	0	4	24	0	351	0	109	14	3	9	10	20	194	2	40	36	273	180	245	5	38	34	1601	14,58		
333	0	4	2	246	9	1	0	32	7	142	27	2	3193	4	466	47	35	2	1	7	0	0	82	2	38	285	48	1475	0	163	6320	6,78		
334	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	30	1	0	0	0	0	0	0	4	1	9	11	0	1	38	10	128	2,77		
511	16	18	43	71	0	4	0	11	0	84	41	4	594	2	106	14	43	7	0	21	0	0	279	0	14	351	32	242	7	1178	3182	10,16		
Total																																		
Puntos De Referencia	937	1885	1434	16441	91	73	3181	5322	1911	109066	267487	5780	953154	11720	214968	27169	56088	27271	4176	69735	32539	822	274843	4402	12838	559402	1680	21742	1371	11595	2699123			
Exactitud de usuario %	29,10	7,27	33,00	4,49	64,79	0,00	5,77	2,78	7,47	8,82	22,27	5,35	52,92	5,59	9,75	6,21	7,18	2,82	4,93	6,33	14,81	8,33	21,99	28,64	23,94	39,94	15,30	23,34	29,69	37,02				

Tabla 4-37: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes ópticas en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 3	111	113	121	122	131	142	211	212	213	221	222	223	231	232	233	241	242	243	244	245	311	312	314	315	321	323	332	333	334	511	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %
Puntos Sin Clasificar	68	496	165	1160	54	10	383	422	227	3557	9665	528	28527	1972	10169	1645	3771	1907	374	4484	789	105	13198	328	1250	19862	137	3663	228	1218	110362	
111	80	46	0	3	0	0	0	0	0	0	5	0	25	0	8	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	183	9,21
113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
121	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
122	174	84	41	1059	0	13	5	17	94	691	8537	24	9568	165	1212	881	1531	607	57	959	588	3	1256	81	116	2599	6	259	0	188	30815	6,93
131	0	14	0	7	19	0	0	0	0	0	1	0	39	0	8	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	9	0	13	0	0	114	51,35
142	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
211	0	0	0	2	0	0	15	0	0	3	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0,54
212	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
213	0	0	0	0	0	0	0	0	29	3	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	38	1,72
221	15	4	10	8	0	0	0	0	0	602	120	14	474	8	86	52	101	17	8	37	0	0	96	0	0	126	0	0	0	37	1815	0,57
222	103	24	7	1545	0	0	59	182	70	3879	66601	449	45631	1020	11167	2580	6888	6045	766	14427	18306	423	33945	1849	688	84196	138	125	5	804	301922	25,83
223	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
231	141	814	948	8892	1	34	2530	2567	605	80869	45580	3093	643311	5684	112615	10703	20984	7759	1617	14627	1271	11	78451	156	5203	124211	278	10731	992	4448	1189126	69,58
232	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
233	0	3	0	74	0	0	38	138	0	785	1014	548	19759	146	14722	623	1293	392	21	2223	1414	0	17099	65	641	49129	49	396	54	404	111030	7,19
241	2	14	0	4	0	0	0	0	32	60	94	0	369	0	38	111	142	14	0	26	49	0	20	0	14	83	0	0	0	0	1072	0,43
242	0	12	0	211	0	0	64	21	530	392	7969	33	37458	514	3200	3881	6089	1086	110	729	1147	164	977	644	1018	6951	14	48	0	0	73262	11,64
243	0	0	0	32	0	0	0	0	37	115	1899	0	3195	34	594	385	772	411	38	280	639	73	651	77	12	1593	2	0	0	0	10839	1,62
244	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	13	0,00
245	0	0	0	110	0	0	0	12	48	692	7037	29	7024	191	3904	641	729	653	151	2799	1154	0	4008	4	69	21474	0	7	0	50	50786	4,29
311	0	0	0	4	0	0	0	0	0	68	1552	0	270	0	279	55	52	149	57	251	1466	0	776	6	0	4733	0	0	0	0	9718	4,62
312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
314	89	182	44	2479	4	0	48	828	239	15554	115916	664	119430	1636	30231	4926	12251	7483	955	27550	4176	0	100155	29	361	110166	39	525	0	699	556659	38,28
315	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	102	0	972	0	170	86	254	20	9	0	194	43	2	804	70	442	21	0	0	0	3192	19,73
321	0	0	0	17	0	0	0	0	0	25	94	0	1783	0	149	128	53	19	1	8	439	0	21	186	2529	844	303	11	13	9	6632	21,82
323	85	79	97	536	9	13	39	1086	0	1565	972	394	30725	340	25550	404	1067	659	7	1271	427	0	22789	0	338	131683	83	3956	79	1654	225907	24,41
332	0	0	0	3	0	0	0	0	0	15	0	247	0	112	16	2	5	4	5	430	0	6	173	485	155	487	0	0	0	0	2145	31,56
333	45	0	90	168	4	0	0	28	0	110	47	0	3293	0	560	19	14	9	1	0	24	0	128	0	34	230	61	1730	0	56	6651	9,57
334	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
511	135	113	32	124	0	3	0	21	0	96	267	4	1042	10	186	27	79	32	0	59	26	0	1260	0	10	916	62	278	0	2028	6810	19,54
Total Puntos De Referencia	869	1389	1269	15281	37	63	2798	4900	1684	105509	257822	5252	924627	9748	204799	25524	52317	25364	3802	65251	31750	717	261645	4074	11588	539540	1543	18079	1143	10377	2588761	
Exactitud de usuario %	43,72	0,00	0,00	3,44	16,67	0,00	46,88	0,00	76,32	33,17	22,06	0,00	54,10	0,00	13,26	10,35	8,31	3,79	0,00	5,51	15,09	0,00	17,99	25,19	38,13	58,29	22,70	26,01	0,00	29,78		

Tabla 4-38: Matriz de error a partir de la clasificación de imágenes de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos

Clasificación Nivel 3	111	113	121	122	131	142	211	212	213	221	222	223	231	232	233	241	242	243	244	245	311	312	314	315	321	323	332	333	334	511	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %	
Puntos Sin Clasificar	161	591	262	1417	50	52	689	660	413	6001	17737	1075	48004	3312	16119	2652	6512	3212	591	7127	2233	211	20334	875	1348	33653	303	4965	351	1599	182509		
111	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
121	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
122	0	0	0	12	0	0	6	0	0	55	283	0	1825	0	13	63	96	24	0	37	52	50	210	0	0	316	2	0	0	4	3048	0,08	
131	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
142	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
211	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
212	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0,00	
213	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
221	0	0	0	14	0	0	0	0	6	71	170	2	573	0	55	23	26	44	29	33	12	0	124	0	0	77	0	0	12	1271	0,07		
222	133	25	17	915	0	0	182	512	234	4010	36961	121	45549	566	16814	2876	5099	4312	348	7247	14854	105	22054	2211	4400	75649	476	698	261	619	247248	14,80	
223	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
231	407	713	857	8939	41	18	1512	2065	751	77672	114084	3474	608666	5639	108532	12510	23399	10704	1967	29349	6208	333	115431	355	4557	206004	514	10591	533	5419	1361244	67,24	
232	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
233	8	6	0	90	0	0	1	67	23	328	3304	0	6327	160	2914	163	218	617	17	602	2718	7	2828	191	950	16104	201	237	91	57	38229	1,47	
241	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0,00	
242	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	33	0	130	0	15	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	333	0,02	
243	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	97	0	28	0	7	0	0	0	0	6	0	13	0	63	53	17	35	0	2	337	0,00	
244	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
245	7	0	0	23	0	0	4	7	0	35	771	6	1006	2	435	0	45	76	0	174	236	0	631	0	211	1989	0	48	0	49	5755	0,28	
311	0	0	0	4	0	0	0	0	0	24	57	6	151	0	495	3	0	67	0	0	622	0	141	0	50	980	23	18	0	11	2652	2,05	
312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
314	78	253	105	2196	0	0	493	722	200	12654	38395	742	119208	770	26657	3711	9066	3410	606	10275	1623	68	49545	275	414	71795	55	2700	39	1558	357613	19,47	
315	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
321	0	3	0	2	0	0	0	0	0	32	46	0	618	0	181	0	18	0	0	0	0	0	36	0	63	0	285	350	0	76	0	1710	2,48
323	143	294	193	2829	0	3	294	1289	284	8175	55617	354	120976	1271	42687	5168	11588	4805	618	14891	3939	48	63390	495	532	152323	89	2444	20	2252	497011	28,97	
332	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0,00	
334	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0	2	0	11	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	20	51	0	0	0	100	0,00	
511	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0	13	0	2	0	0	0	0	0	0	0	8	0	8	8	0	2	0	0	44	0,00	
Total Puntos De Referencia	776	1294	1172	15024	41	21	2492	4662	1498	103065	249750	4705	905150	8408	198849	24517	49576	24059	3585	62608	30306	611	254509	3527	11490	525749	1377	16777	1020	9996	2516614		
Exactitud de usuario %	0,00	0,00	0,00	0,39	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,59	14,95	0,00	44,71	0,00	7,62	0,00	3,00	0,00	0,00	3,02	23,45	0,00	13,85	0,00	16,67	30,65	0,00	0,00	0,00	0,00			

Tabla 4-39: Matriz de error a partir de la clasificación de la fusión de imágenes ópticas y de radar en zona de alta pendiente - Nivel 3 y usando el enfoque orientado a objetos

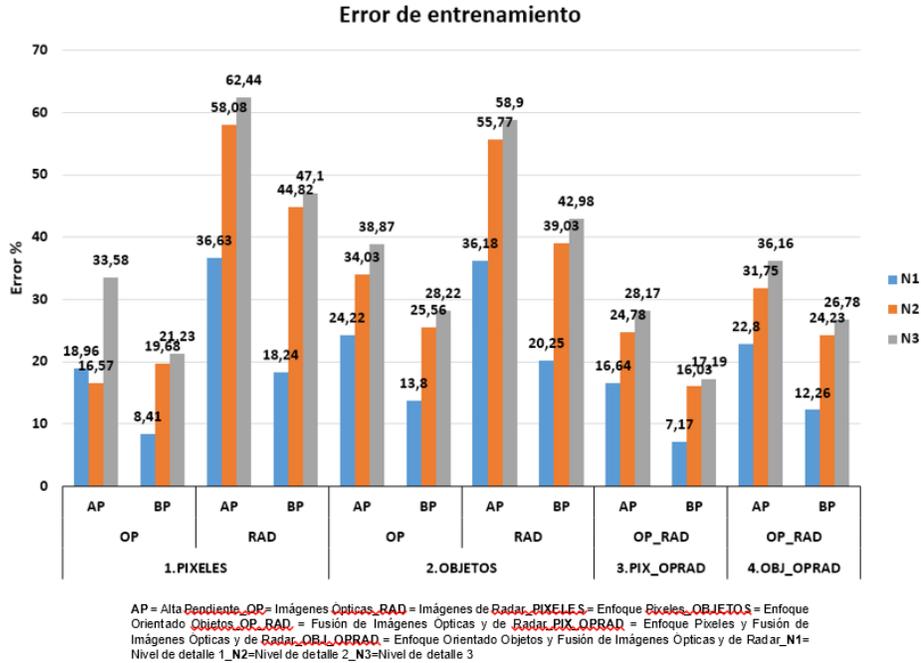
Clasificación Nivel 3	111	113	121	122	131	142	211	212	213	221	222	223	231	232	233	241	242	243	244	245	311	312	314	315	321	323	332	333	334	511	Total Puntos Clasificados	Exactitud de productor %	
Puntos Sin Clasificar	100	551	232	1341	45	49	584	581	369	5131	15278	971	41832	2591	14084	2305	5607	2807	553	6352	1697	170	18203	615	1300	28509	228	4530	333	1487	158435		
111	107	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	116	12,78	
113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
121	0	0	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	53	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	75	1,83	
122	280	266	14	1016	0	0	17	0	271	942	11343	20	15131	235	1614	1521	2662	702	82	1260	1023	74	1295	187	139	3565	0	258	0	80	43997	6,73	
131	0	0	0	1	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	29	39,13		
142	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	
211	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	
212	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	
213	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	
221	0	1	4	32	0	0	0	0	0	274	403	0	715	0	104	9	65	27	9	31	0	0	141	0	0	147	0	55	0	7	2024	0,26	
222	129	40	2	1629	0	0	2	385	62	4194	63286	425	53762	932	14315	3530	7830	6501	658	13922	18069	299	31765	2894	1381	84405	164	189	24	923	311717	25,09	
223	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	0,00	
231	91	776	931	7990	2	24	2287	2322	582	76729	34584	3174	610082	5063	108805	9626	18324	6333	1381	12542	910	18	79325	124	5154	125376	364	10880	874	4724	1129397	66,94	
232	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	
233	0	0	0	72	0	0	3	42	0	769	1144	188	12909	57	12386	574	597	196	13	1203	2559	0	11484	81	1105	45616	388	270	60	229	91945	6,17	
241	0	0	0	4	0	0	0	15	0	80	0	409	0	38	62	43	16	0	0	0	0	5	0	0	34	0	0	0	0	0	706	0,25	
242	0	0	0	219	0	0	111	56	384	431	7422	30	33269	481	2731	2998	4757	825	224	1011	829	145	1512	233	1231	7664	15	34	0	1	66613	9,42	
243	0	0	0	38	0	0	0	69	202	1937	0	2942	71	718	177	689	373	52	594	691	75	900	20	8	2742	0	0	0	0	0	12298	1,52	
244	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0,14	
245	4	0	0	144	0	0	0	43	1266	9712	14	6922	233	4225	678	673	759	133	3703	2243	27	6157	103	87	25219	0	1	15	41	62402	5,84		
311	0	0	0	0	0	0	0	0	0	546	0	53	0	143	0	8	113	48	61	702	0	113	7	0	1465	0	0	0	0	0	3259	2,28	
312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	
314	93	128	29	3145	5	0	54	733	116	17421	120374	713	139729	1775	30321	5237	13304	7918	978	27877	2653	14	100691	27	367	108910	17	638	0	989	584256	39,23	
315	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	162	0	0	0	72	1	0	0	13	0	0	77	6	24	0	0	0	0	355	2,03	
321	0	0	0	2	0	0	6	0	0	20	164	0	360	0	72	14	24	0	0	0	695	0	7	6	1416	882	250	0	9	0	3927	12,27	
323	103	79	94	559	21	0	117	1107	0	1347	1006	243	31167	261	24567	438	1319	663	17	1155	174	0	21857	0	468	123663	76	3365	48	1521	215435	23,29	
332	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	141	0	63	0	0	0	23	2	281	0	6	17	167	145	127	0	8	3	987	8,75	
333	0	0	16	98	0	0	13	0	73	0	0	1917	0	620	0	7	1	0	0	0	0	177	0	9	317	18	1239	0	7	4512	7,20		
334	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	12	0,00	
511	30	44	90	147	0	0	83	0	267	207	2	1590	21	152	0	102	36	0	22	0	0	0	1198	11	0	707	33	283	0	1583	6608	15,66	
Total Puntos De Referencia	837	1334	1202	15100	46	24	2597	4741	1542	103935	252209	4809	911322	9129	200884	24864	50481	24464	3623	63383	30842	652	256640	3787	11538	530893	1452	17212	1038	10108	2540688		
Exactitud de usuario %	92,24	0,00	29,33	2,31	62,07	0,00	0,00	0,00	0,00	13,54	20,30	0,00	54,02	0,00	13,47	8,78	7,14	3,03	100,00	5,93	21,54	0,00	17,23	21,69	36,06	57,40	12,87	27,46	0,00	23,96			

5. Discusión

Como fue mencionado en la sección 2.1. para evitar inferencias sesgadas en los resultados y en el análisis de las clasificaciones, se consideró replicar el experimento en zonas de alta y baja pendiente, lo cual permitió evidenciar que los datos, tanto el sensor óptico Sentinel-2A como el sensor de radar de apertura sintética SAR Sentinel-1A se ven afectados por el factor de la pendiente, tanto en la fase de entrenamiento como de clasificación, como se puede observar en la Figura 5-1 y 5-2 respectivamente, donde se resumen los errores de entrenamiento y seguido los índices Kappa de los escenarios anteriormente expuestos, la zona de baja pendiente presenta los errores y las exactitudes más bajas en comparación con la zona de alta pendiente con un valor promedio de diferencia del 18% de error y 19% respectivamente.

En el desarrollo de la fase de entrenamiento del algoritmo, como fue expuesto en la sección de metodología y en la sección de resultados como se muestra en la Tabla 4-2 de esta sección, y compilando los errores calculados por el algoritmo como se muestra en la Figura 5-1, e identificando las mejores variables ópticas y de radar, en cada escenario anteriormente expuesto, se evidencia que una vez implementadas las variables de mayor frecuencia en los primeros lugares de la valoración realizada por el algoritmo mediante los índices de disminución media de la precisión (Mean Decrease Accuracy) y el indicador de Gini o disminución media de Gini (Mean Decrease Gini), y una vez realizada la fusión de imágenes, los errores en este escenario tanto para el enfoque de píxeles como el de orientado a objetos, son en un promedio menores a comparación de los demás en un 15%, evidenciándose, que el algoritmo discrimina satisfactoriamente las variables de entrenamiento, así mismo se evidencia que en la fase de clasificación este escenario presenta los mejores resultados de exactitud como se observa en la Figura 5-2.

Figura 5-1: Valor de error calculado por el algoritmo Random Forest en Fase de entrenamiento



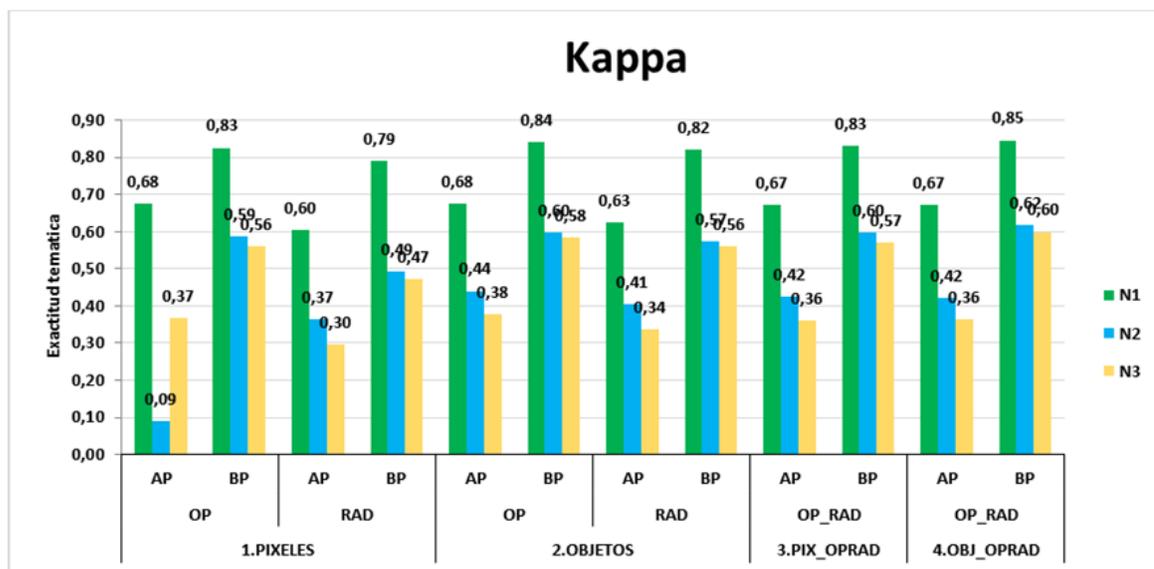
En cuanto al cumplimiento del primer objetivo específico de este estudio en la identificación de los canales del sensor óptico Sentinel-2A y del sensor de radar de apertura sintética SAR Sentinel-1A, y de las variables calculadas a partir de estos datos como se mencionó en la sección 2.3, luego de evaluar cada uno de los resultados del entrenamiento mediante el algoritmo RandomForest en cada escenario, con la valoración que hace el mismo de cada variable, los canales y variables derivadas de ellos más relevantes en cada clasificación, se puede inferir que los resultados de exactitud temática de la fusión de imágenes ópticas y de radar sobresalen en comparación con los demás escenarios en un promedio de 5%.

En cuanto a los canales y las variables que mejoran la exactitud temática se obtuvo que para los datos del sensor óptico Sentinel-2A los canales sobresalientes fueron la Banda 2 correspondiente al azul con una resolución espacial de 10 m, Banda 5 correspondiente a el infrarrojo cercano con una resolución espacial de 20 m, Banda 8 correspondiente a el infrarrojo cercano con una resolución espacial de 10 m y la Banda 8 A correspondiente a el infrarrojo cercano con una resolución espacial de 20 m. Así mismo de las variables sobresalientes se identificó que el NDVI calculado con la Banda 5, el NDVI calculado con

la Banda 8 A, el EVI calculado con la Banda 5 y el EVI calculado con la Banda 8, aportan más que las demás variables y mejoran la clasificación.

Para los datos de radar del sensor Sentinel-1A se identificó que la polarización “o canal” VH es el más adecuado para la clasificación, así mismo las variables obtenidas a partir de los canales de este sensor que mejoran la exactitud en la clasificación resultante fueron la variable calculada a partir de la diferencia entre la polarización VV y VH (VV-VH); igualmente la variable calculada a partir del valor medio la diferencia entre la polarización VV y VH [(VV-VH)/2].

Figura 5-2: Índices Kappa



AP = Alta Pendiente_BP = Baja Pendiente_OP= Imágenes Ópticas_RAD = Imágenes de Radar_PIXELES = Enfoque Píxeles_OBJETOS = Enfoque Orientado Objetos_OP_RAD = Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar_PIX_OPRAD = Enfoque Píxeles y Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar_OBJ_OPRAD = Enfoque Orientado Objetos y Fusión de Imágenes Ópticas y de Radar

En cuanto al cumplimiento del segundo objetivo específico de este trabajo se tiene que los resultados obtenidos de las exactitudes temáticas para el nivel de detalle exploratorio (Nivel 1), como se puede observar en la Figura 5-2, presentan valores promedio de 75 %, superando en un promedio de 27%, los demás niveles de detalle, siendo este nivel de detalle el más cercano a compararse con la clasificación obtenida mediante interpretación visual, asumiendo que esta tiene una exactitud del 100%, así mismo se evidencia que el enfoque orientado a objetos supera en un margen promedio de exactitud del 3 %, comparado con el enfoque meramente de píxeles, igualmente se observa que la

fusión de imágenes ópticas y de radar, en combinación con la técnica orientada a objetos sobrepasa en promedio del 4% de exactitud temática a los escenarios donde se usaron los datos individuales.

Los resultados obtenidos de las exactitudes temáticas para el nivel de detalle de reconocimiento (Nivel 2), como se puede observar en la Figura 5-2, sobresale en exactitud temática del nivel de detalle semidetallado (Nivel 3) en un valor promedio de 2%, sin embargo presenta exactitudes promedio del 46 %, moderadamente comparable con la clasificación obtenida mediante interpretación visual. Así mismo se evidencia que el enfoque orientado a objetos en combinación con el sinergismo de imágenes de radar y ópticas presenta resultados levemente mejores en comparación con los demás escenarios.

Las exactitudes temáticas obtenidas para el nivel de detalle semidetallado (Nivel 3), presentan valores promedio de 45 %, muy cercanos a los datos obtenidos en el nivel de reconocimiento, pero aun así siguen siendo resultados de exactitud moderadamente comparables con la clasificación obtenida mediante interpretación visual, tomando esta como la información más confiable y exacta en un 100 %, igualmente se evidencia que el enfoque orientado a objetos en combinación con el sinergismo de imágenes de radar y ópticas presenta resultados levemente mejores en comparación con los demás escenarios.

En lo concerniente a la confiabilidad de las clases clasificadas implementando los enfoques de píxeles y orientado a objetos en imágenes ópticas y de radar de la misión Sentinel, y dando cumplimiento al tercer objetivo específico de este trabajo, se tiene que para el nivel de detalle 1 que se resume en la Tabla 5-1, las exactitudes de usuario y productor en cada uno de los escenarios, resaltando los valores confiables superiores al 50 % de exactitud por cada clase, en verde claro la zona de baja pendiente y en verde oscuro la zona de alta pendiente los valores superiores al 50 % de exactitud por cada clase.

Se evidencia que la clase 2 correspondiente a Territorios agrícolas es bien discriminada y clasificada en todos los escenarios. La clase 3 correspondiente a Bosques y áreas seminaturales, presenta valores confiables superiores al 50 % de exactitud en los

escenarios donde se implementó el enfoque orientado a objetos, las demás clases presentan exactitudes inferiores al 50 %.

Esto indica que aunque el indicador de exactitud temática global Kappa sea superior al 0.8 o el 80 %, se pueden presentar clases en este nivel con una baja confiabilidad.

Tabla 5-1: Exactitudes de usuario y productor nivel 1

Clases Nivel 1	Píxeles								Orientado a Objetos								Píxeles				Orientado a Objetos			
	Imágenes Ópticas				Imágenes Radar				Imágenes Ópticas				Imágenes Radar				I. Ópticas + I. Radar				I. Ópticas + I. Radar			
	Baja Pendiente		Alta Pendiente		Baja Pendiente		Alta Pendiente		Baja Pendiente		Alta Pendiente		Baja Pendiente		Alta Pendiente		Baja Pendiente		Alta Pendiente		Baja Pendiente		Alta Pendiente	
E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	
1	56,15649	44,4888354	36,04938	2,09961172	40,03793	21,4805348	0,66879	0,10066632	55,09367	54,8323257	35,63148	3,08863973	51,8753	40,8756229	0,666667	0,02182453	56,85982	46,3975086	43,31723	0,10066632	57,92311	57,2541387	38,88251	5,47915656
2	86,3498	94,0201495	70,75457	86,1825196	84,27759	94,4938999	67,66446	75,8017516	87,75851	93,9915163	70,46659	87,0153078	86,00355	95,2567176	67,88612	82,6609752	86,76028	94,099315	70,62701	75,8017516	88,05207	94,3182868	70,11793	87,1436559
3	57,46197	35,0480294	55,39941	33,8283649	23,82384	12,8467546	40,6333	32,4250609	69,31841	36,2198273	55,49641	11,7917109	41,28538	16,0211753	43,77571	26,6953012	59,90593	34,9762097	53,90778	32,4250609	71,18312	35,7537952	54,69799	30,4398785
4	42,28162	13,1765984	N/A	N/A	6,223968	2,36762287	N/A	N/A	72,36276	13,9868968	N/A	N/A	28,35677	4,79135473	N/A	N/A	44,32572	18,3419095	N/A	N/A	78,44526	17,3082932	N/A	N/A
5	43,77607	9,24739927	43,07958	8,58990944	19,09147	4,21537732	0,492072	0,07761966	35,92439	16,2653598	46,46697	11,6604028	37,91855	9,01042973	0	0	38,03712	10,1385924	48,8107	0,07761966	32,61812	16,7648538	41,12613	9,03244954

Para el nivel de detalle 2 se resume en la Tabla 5-2 las exactitudes de usuario y productor en cada uno de los escenarios, resaltando los valores confiables superiores al 50 % de exactitud por cada clase, en verde claro la zona de baja pendiente y en verde oscuro la zona de alta pendiente los valores superiores al 50% de exactitud por cada clase.

Se evidencia que la clase 23 correspondiente a Pastos, es bien discriminada y clasificada en todos los escenarios. La clase 11 correspondiente a Zonas urbanizadas presenta valores confiables superiores al 50 % de exactitud en los escenarios donde se implementó el enfoque orientado a objetos, las demás clases presentan exactitudes inferiores al 50 %.

Tabla 5-2: Exactitudes de usuario y productor nivel 2

Clases Nivel 2	Píxeles								Orientado a Objetos								Píxeles				Orientado a Objetos			
	Imágenes Ópticas				Imágenes Radar				Imágenes Ópticas				Imágenes Radar				I. Ópticas + I. Radar				I. Ópticas + I. Radar			
	Baja Pendiente		Alta Pendiente		Baja Pendiente		Alta Pendiente		Baja Pendiente		Alta Pendiente		Baja Pendiente		Alta Pendiente		Baja Pendiente		Alta Pendiente		Baja Pendiente		Alta Pendiente	
E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	
11	45,53	45,49	8,80	11,91	30,95	28,99	0,00	0,00	53,66	53,20	72,99	5,36	44,36	50,29	0,00	0,00	51,19	56,59	28,82	0,00	60,17	60,17	66,35	5,46
12	23,29	18,62	5,07	1,53	7,91	3,63	0,65	0,22	22,39	31,47	4,69	3,85	22,82	19,94	0,68	0,05	20,81	17,31	12,28	0,22	23,52	36,22	4,26	6,03
13	15,82	8,75	0,88	17,58	1,04	0,51	4,00	1,10	20,88	16,75	21,11	51,35	0,00	0,00	0,00	0,00	16,63	10,58	72,58	1,10	19,42	11,69	84,21	34,78
14	20,52	4,29	0,21	0,85	0,69	0,15	0,00	0,00	28,84	9,97	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	20,43	2,99	0,00	0,00	38,91	7,49	0,00	0,00
21	37,63	18,75	0,00	0,00	26,31	19,53	0,70	0,21	31,24	19,85	0,00	0,00	37,79	24,44	0,00	0,00	35,30	22,12	8,67	0,21	39,53	26,19	0,00	0,00
22	65,92	55,90	0,00	0,00	26,17	26,36	16,09	12,55	75,24	51,38	25,43	18,65	43,04	33,75	16,51	11,73	65,00	58,13	23,36	12,55	72,07	51,93	22,92	19,02
23	65,22	81,91	76,45	8,31	63,33	75,60	30,05	64,16	66,30	81,23	58,44	72,02	65,22	83,61	30,03	74,20	66,62	81,50	56,93	64,16	67,93	82,18	59,91	68,35
24	5,76	3,42	2,07	0,32	1,45	0,42	7,58	3,38	4,87	0,71	13,99	18,49	0,00	0,00	6,32	0,51	6,03	3,05	13,20	3,58	20,19	0,77	12,79	19,65
31	52,61	24,70	1,60	0,11	16,18	12,83	13,46	9,44	63,85	26,86	19,52	33,00	28,07	16,85	14,61	11,94	52,75	27,82	23,46	9,44	61,58	28,00	18,34	31,43
32	19,96	22,22	17,05	40,85	3,46	1,30	25,84	25,27	22,28	20,01	63,50	20,74	2,56	0,05	32,04	21,60	20,88	16,52	42,15	25,27	26,27	22,93	63,49	19,91
33	13,09	12,44	0,29	14,88	0,51	0,13	1,00	0,32	12,49	28,26	26,22	9,45	0,00	0,00	0,00	0,00	15,36	11,49	24,30	0,32	21,50	15,38	25,96	5,32
41	37,18	15,40	N/A	N/A	5,67	3,98	N/A	N/A	56,47	18,92	N/A	N/A	22,64	6,32	N/A	N/A	37,96	20,58	N/A	N/A	67,62	19,05	N/A	N/A
51	39,48	10,25	0,31	0,39	11,53	4,52	0,93	0,33	30,80	21,66	34,25	16,73	23,68	9,31	0,00	0,00	33,59	10,86	40,61	0,33	30,39	19,71	27,80	13,99

Para el nivel de detalle 3 se resume en la Tabla 5-3 las exactitudes de usuario y productor en cada uno de los escenarios, resaltando los valores confiables superiores al 50 % de exactitud por cada clase, en verde claro la zona de baja pendiente y en verde oscuro la zona de alta pendiente los valores superiores al 50% de exactitud por cada clase.

oscuro la zona de alta pendiente los valores superiores al 50 % de exactitud por cada clase. Se evidencia que la clase 231 correspondiente a Pastos limpios es bien discriminada y clasificada en todos los escenarios. La clase 111 correspondiente a Tejido urbano continuo presenta valores confiables en los escenarios donde se utilizaron los datos ópticos.

Tabla 5-3: Exactitudes de usuario y productor nivel 3

Clases Nivel 3	Píxeles										Orientado a Objetos																				
	Imágenes Ópticas					Imágenes Radar					Imágenes Ópticas					Imágenes Radar					Píxeles					Orientado a Objetos					
	Baja Pendiente		Alta Pendiente			Baja Pendiente		Alta Pendiente			Baja Pendiente		Alta Pendiente			Baja Pendiente		Alta Pendiente			Baja Pendiente		Alta Pendiente			Baja Pendiente		Alta Pendiente			
E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor	E. Usuario	E. Productor		
111	47,53	54,92	25,00	7,15	30,65	32,81	0,00	0,00	56,05	63,28	0,00	0,00	42,77	60,25	0,00	0,00	53,56	63,33	29,10	10,99	61,96	73,17	92,24	12,78							
112	2,71	0,30	N/A	N/A	0,17	0,10	0,00	0,00	4,73	2,83	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	1,66	1,32	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	
113	5,92	1,25	10,81	0,42	1,78	0,92	N/A	N/A	12,87	2,31	0,00	0,00	5,26	0,67	0,00	0,00	6,90	2,50	7,27	0,21	12,86	4,50	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		
121	16,40	13,59	45,69	6,28	7,22	4,05	0,00	0,00	20,58	17,59	0,00	0,00	23,94	9,87	0,00	0,00	15,26	14,57	33,00	4,60	25,90	17,16	29,33	1,83							
122	12,38	9,75	5,47	0,27	1,10	0,32	0,56	0,23	7,97	17,41	0,39	0,08	2,45	1,09	0,39	0,08	13,94	9,34	4,49	0,46	6,90	19,22	2,31	6,73							
124	2,94	0,11	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	15,52	1,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	
125	1,25	0,11	N/A	N/A	0,99	0,32	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	3,25	0,42	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	
131	16,45	9,35	30,78	10,78	0,83	0,56	3,45	1,10	18,87	15,44	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	15,28	10,06	30,78	30,78	13,65	6,92	35,07	39,13							
132	0,60	0,29	N/A	N/A	0,10	0,04	N/A	N/A	1,76	0,87	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	3,59	1,72	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	
141	50,00	0,24	N/A	N/A	0,33	0,24	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	4,76	0,96	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
142	5,56	1,24	0,00	0,00	0,71	0,18	0,00	0,00	27,01	10,43	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	20,49	3,03	N/A	N/A	35,44	8,55	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
211	19,74	4,70	54,55	6,19	9,30	4,19	0,00	0,00	16,00	4,29	0,00	0,00	15,62	2,71	0,00	0,00	22,11	5,64	5,77	0,28	21,04	5,80	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
212	12,45	9,38	6,67	0,02	4,77	2,62	0,66	0,28	10,71	7,15	0,00	0,00	10,63	4,10	0,00	0,00	13,95	10,64	2,78	0,04	14,49	7,47	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
213	24,28	1,37	4,82	2,04	8,42	7,79	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,37	8,66	0,00	0,00	36,03	11,11	7,47	1,62	16,71	9,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
214	6,67	3,39	N/A	N/A	8,23	5,45	N/A	N/A	6,31	1,89	N/A	N/A	14,16	6,35	N/A	N/A	9,57	5,64	N/A	N/A	9,74	3,33	N/A	N/A	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
215	16,76	6,84	N/A	N/A	5,47	4,17	N/A	N/A	6,21	0,95	N/A	N/A	7,51	3,70	N/A	N/A	16,43	8,57	N/A	N/A	16,16	5,48	N/A	N/A	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
221	14,19	3,38	11,14	1,35	0,67	0,32	4,54	2,36	0,00	0,00	5,59	0,07	0,00	0,00	5,59	0,07	15,67	3,60	8,82	1,67	0,00	0,00	13,54	0,26							
222	0,00	0,00	22,77	28,48	0,00	0,00	14,10	12,48	0,00	0,00	14,95	14,80	0,00	0,00	0,00	0,00	22,22	0,29	22,27	26,69	0,00	0,00	20,30	25,09							
223	20,00	0,65	6,78	0,07	0,00	0,00	0,40	0,16	50,00	2,91	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,57	0,37	5,35	0,50	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
224	1,41	0,58	N/A	N/A	0,25	0,08	N/A	N/A	2,91	0,26	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	1,42	0,21	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	
225	64,96	58,58	N/A	N/A	25,88	27,70	N/A	N/A	70,78	54,57	N/A	N/A	42,40	36,52	N/A	N/A	63,87	60,90	N/A	N/A	67,99	55,54	N/A	N/A	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
231	64,06	82,53	52,92	57,21	62,58	77,43	43,52	59,71	64,98	84,64	44,71	67,24	63,40	88,09	44,71	57,24	65,68	82,39	52,92	66,59	66,21	86,25	54,02	66,94							
232	0,00	0,00	9,23	0,05	0,00	0,00	0,71	0,25	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,33	2,31	5,59	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		
233	12,16	14,17	10,03	5,86	2,29	1,04	7,70	4,61	15,94	12,43	7,62	1,47	0,00	0,00	7,62	1,47	11,14	14,41	9,75	6,01	23,45	12,05	13,47	6,17							
241	3,78	2,45	6,28	1,63	0,70	0,23	1,28	0,54	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,77	2,01	6,21	3,35	0,00	0,00	8,78	0,25							
242	5,49	3,83	7,52	16,30	0,72	0,23	2,16	0,98	3,22	0,83	3,00	0,02	0,00	0,00	3,00	0,02	4,96	3,57	7,18	13,64	14,59	2,58	7,14	9,42							
243	N/A	N/A	3,44	1,67	N/A	N/A	0,99	0,39	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	2,82	2,86	N/A	N/A	3,03	1,52							
244	4,35	0,06	5,26	0,05	0,39	0,13	0,23	0,10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	7,37	0,45	4,93	0,26	0,00	0,00	0,14								
245	N/A	N/A	5,59	4,79	N/A	N/A	3,21	1,49	N/A	N/A	3,02	0,28	N/A	N/A	3,02	0,28	N/A	N/A	6,33	6,64	N/A	N/A	5,93	5,84							
311	26,19	2,27	15,59	3,93	6,24	3,02	7,41	4,04	49,45	7,95	23,45	2,05	39,52	3,04	23,45	2,05	47,50	10,90	14,81	4,17	81,25	12,14	21,54	2,28							
312	N/A	N/A	12,70	0,97	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	8,33	0,73	N/A	N/A	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
314	13,96	2,16	20,25	32,47	1,72	1,07	12,29	9,82	21,11	2,37	13,85	19,47	1,16	0,26	13,85	19,47	13,90	5,68	21,99	34,27	11,21	4,89	17,23	39,23							
315	44,34	23,20	22,77	19,83	10,66	8,37	1,43	0,57	58,58	28,91	0,00	0,00	21,08	10,85	0,00	0,00	44,46	24,74	28,64	20,17	57,97	27,02	21,69	2,03							
321	14,10	49,58	25,74	18,10	2,16	0,62	4,02	1,97	12,18	39,31	16,67	2,48	0,00	0,00	16,67	2,48	16,29	39,06	23,94	19,65	14,72	40,57	36,06	12,27							
322	36,02	5,98	N/A	N/A	2,49	1,30	N/A	N/A	28,97	1,99	N/A	N/A	2,57	0,15	N/A	N/A	32,81	5,53	N/A	N/A	51,78	6,42	N/A	N/A	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
323	21,49	12,17	44,54	26,70	1,29	0,50	25,35	27,61	26,14	15,31	30,65	28,97	0,00	0,00	30,65	28,97	21,11	7,87	39,94	24,13	35,82	15,85	57,40	23,29							
332	1,51	1,91	19,06	35,42	0,28	0,06	0,24	0,06	3,28	6,52	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,96	2,13	15,30	14,58	41,67	3,65	12,87	8,75							
333	15,84	15,23	23,20	8,12	0,59	0,20	0,88	0,34	13,25	29,44	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	19,58	14,66	23,34	6,78	23,92	15,90	27,46	7,20							
334	N/A	N/A	6,67	0,07	N/A	N/A	1,29	0,58	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	0,00	0,00	N/A	N/A	28,69	2,77	N/A	N/A	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
411	35,51	16,24	N/A	N/A	5,60	4,31	N/A	N/A	48,85	21,59	N/A	N/A	21,37	6,82	N/A	N/A	37,07	21,52	N/A	N/A	59,66	21,15	N/A	N/A	0,00	0,00</					

Así mismo los datos de la misión Sentinel-1A por si solos no representan resultados viables para la clasificación de coberturas terrestres, pero su combinación con datos ópticos permite obtener resultados superiores en contraste si se implementara cualquiera de estos sensores de manera individual.

En cuanto a los enfoques de clasificación se observa que la técnica orientada a objetos supera al enfoque meramente de píxeles en entre un 10% y 15%, y como mencionan Hay & Castilla (2008) y Gao & Mas (2008), el volumen de datos se reduce y se mejoran los resultados al implementar variables características como los son índices y datos de radar, esto sin dejar de lado la técnica de clasificación que para este trabajo fue un algoritmo de aprendizaje "RandomForest" perteneciente a la familia del MachineLearning, técnicas de alto grado de procesamiento y análisis en volúmenes de datos comparados con el Big Data.

De acuerdo a lo trabajado por Balzter et al., (2015), Abdikan et al., (2016) y los resultados obtenidos en este trabajo, el algoritmo RandomForests es una herramienta de clasificación sobresaliente y que permite evaluar las variables que se involucran el proceso de clasificación, permitiendo establecer la importancia de estas y su desempeño.

Es importante tener en cuenta que este trabajo evaluó la exactitud temática de cada escenario como se describe en la sección 2.2.3 con el área restante de cada clase que corresponde al 90% del área representada por esta, lo cual es en una validación al ciento por ciento, en los trabajos citados en este documento, desarrollados por Balzter *et al.*, (2015), Abdikan et al., (2016), Rodriguez & Col (2012), Otakei & Blaschke (2010), Gao & Mas (2008), la validación llevada a cabo por ellos fue establecida por técnicas de muestreo, las cuales tienen un nivel de confiabilidad y un margen de error.

Este trabajo en cada contexto planteado y evaluado, cada resultado obtenido de la validación temática resulta ser absoluto. Así mismo es de tener en cuenta que los trabajos anteriormente citados implementaron sistemas de clasificación de la cobertura terrestre diferentes de la metodología CLC (CORINE Land Cover) y que si se analizara su homologación a este sistema son en algún punto emparentado pero en niveles de detalle en su mayoría generales afines al Nivel 1 de la leyenda CLC.

Entre los resultados de este trabajo se hace evidente que la cartografía temática elaborada mediante interpretación visual es muy superior a la obtenida por técnicas supervisadas, tomando en cuenta que la validación de los estudios de Balzter et al., (2015), Rodriguez & Col (2012), Otukey & Blaschke (2010), Gao & Mas (2008), se fundamentó en cálculos del índice Kappa de puntos estimados por técnicas de muestreo y cada punto validado visualmente con un insumo superior o de mayor confiabilidad, y como se mencionó en el capítulo de datos y métodos, este trabajo conto con datos de entrenamiento obtenidos de un insumo generado a partir de interpretación visual a escala 1:25.000 y sumado a ello la validación fue llevada a cabo al 100%.

Los resultados obtenidos para el nivel 1 según lo mencionado por Vargas, G., (1992), para un nivel de detalle exploratorio a escalas 1:100.000 y de acuerdo a Cerda *et al.*, (2008) donde los índices kappa superiores a $K=0.81$ son clasificaciones casi perfectas, las exactitudes que sobresalen en los escenario expuestos en primer lugar en las zonas de baja pendiente e implementando el sinergismo de imágenes de radar e imágenes ópticas aplicando el enfoque orientado a objetos con un índice kappa $K= 0.85$, seguido de este mismo enfoque en imágenes ópticas con un índice kappa $K= 0.84$. Así mismo en el enfoque de pixeles en imágenes ópticas e imágenes ópticas y radar expresan un índice kappa $K=0.83$. Por otro lado los resultados en las zonas de alta pendiente en general expresan exactitudes moderadas.

En el nivel 2 de reconocimiento y según Vargas, G., (1992), para escalas cercanas a 1:30.000, en general el escenario que mantiene los mejores resultados son las zonas de baja pendiente implementando el sinergismo imágenes de radar y ópticas con el enfoque orientado a objetos, y de acuerdo a Cerda *et al.*, (2008) son clasificaciones moderadas.

En el nivel 3 de estudios de nivel semi-detallado los resultados develan que las zonas de baja pendiente expresan mejores índices en combinación de imágenes ópticas y de radar con el enfoque orientado a objetos, en general las exactitudes en este nivel son moderadas.

Las áreas de alta pendiente presentan los índices más bajos en comparación con los obtenidos en las zonas de baja pendiente, es debido a en estas zonas afectan el retorno de la energía electromagnética al sensor según Guzmán *et al.*, (2010), causando distorsiones de la señal y valores de niveles digitales heterogéneos, es evidente que esto

no solo afecta las imágenes de radar sino también las imágenes ópticas, estas últimas por el efecto de las sombras en zonas de alta pendiente.

Es de mucha importancia resaltar que entre los estudios citados en este trabajo, la evaluación de la exactitud temática fue abordada desde la exactitud global o índice Kappa, faltando información de las exactitudes por clase, que se analizan y evalúan a partir de los errores de productor y de usuario, y como se observa en las matrices de error expuestas en los resultados se incluyen estos datos, evidenciando que aunque la exactitud global sea buena o sobresaliente, hay clases que no alcanzan exactitudes viables.

Por otro lado es muy importante que las entidades productoras de cartografía temática comuniquen a los usuarios los errores existentes en los mapas temáticos. En este proyecto, se evaluó la exactitud temática de los resultados obtenidos mediante los escenarios anteriormente expuestos. Esto plantea la necesidad que en cualquier escenario que se implementen técnicas supervisadas o no supervisadas de clasificación digital hay que evaluar la incertidumbre de los resultados., Su importancia radica en que la cartografía temática bajo metodología CORINE Land Cover en el país, es una hoja de ruta para la toma de decisiones ambientales, sociales políticas entre otras, y si entre los resultados obtenidos de la clasificación son poco confiables se podría estar incurriendo en decisiones poco acertadas, en concreto con las zonas naturales que son de alta importancia ecosistémica para el país y que existen leyes que restringen y protegen su manejo.

Un caso particular en este estudio son las clases asociadas a bosques y cuerpos de agua, y que, de acuerdo con los resultados obtenidos en este estudio, solo es viable en niveles exploratorios, y conforme se incrementa el nivel de detalle la exactitud temática por clase se observa un notorio decremento de hasta un 20% en comparación con el nivel exploratorio.

6. Conclusiones y Recomendaciones

La evaluación de los resultados de las clasificaciones digitales obtenidas en este estudio usando imágenes Sentinel 1 y 2, permiten concluir que la integración de los mismos en proyectos de clasificación digital tiene un alto potencial en estudios exploratorios y de reconocimiento, en los cuales es posible obtener exactitudes temáticas buenas en ese nivel de detalle. Igualmente, en estudios de nivel semidetallado, los niveles de exactitud global son moderados y que, aunque algunas clases se clasifican bien, con otras no ocurre lo mismo. Adicionalmente, los resultados muestran claramente el efecto de reducción en exactitud temática en la medida en que la pendiente del terreno se hace más inclinada.

Este estudio expuso el alcance de las imágenes de radar Sentinel-1A y Sentinel-2A en diferentes combinaciones para la discriminación de coberturas clasificadas bajo la metodología Corine Land Cover implementando el enfoque por píxeles y orientado a objetos, aplicando el algoritmo de aprendizaje RandomForest como clasificador, en dos zonas de estudio una de alta pendiente y otra de baja pendiente obteniendo los mejores resultados de clasificación en las zonas de baja pendiente con el enfoque orientado a objetos e implementando el sinergismo entre imágenes de radar y ópticas en el nivel de detalle 1 con valores de exactitud superiores al 80 %.

Las exactitudes temáticas disminuyen en un 19% a medida que se incrementa el nivel de detalle y las clases, siendo el nivel de detalle 1 "Exploratorio" el que presenta una confiabilidad viable para la realización de cartografía temática con las técnicas datos y métodos expuestos en este trabajo.

De igual manera se determinó que las exactitudes temáticas obtenidas mediante el enfoque orientado a objetos son superiores al enfoque meramente por píxeles es un 5 %, además de identificar que la implementación del sinergismo de imágenes de radar y ópticas mejora los resultados de las clasificaciones obtenidas.

Es importante tener en cuenta que a pesar que las exactitudes globales de los resultados de la clasificación sean significativos, al evaluar las exactitudes de usuario y de productor se evidencian clases que presentan confiabilidades bajas. Como se demuestra en los

resultados obtenidos en el segundo objetivo de este trabajo, la clase confiable para el nivel de detalle 1 es la clase "2" correspondiente a territorios agrícolas, para el nivel de detalle 2 la clase "23" correspondiente a pastos y para el nivel de detalle 3 la clase "231" correspondiente a pastos limpios.

En síntesis, este proyecto sugiere que no es recomendable la generación de cartografía temática de la cobertura terrestre a nivel semidetallado (o niveles superiores) mediante la clasificación digital de imágenes Sentinel 1 y 2. Lo expuesto en este trabajo, bajo cada uno de los escenarios analizados, sugiere que, para escalas superiores a 1:25.000 para clases que no representan la cobertura terrestre sino el uso del suelo, se requiere todavía mucha investigación para el desarrollo de técnicas digitales que permitan obtener resultados comparables a los que se obtienen actualmente mediante la interpretación visual de imágenes por parte de intérpretes expertos.

Bibliografía

- Abdikan, S., Sanli, F. B., Ustuner, M., & Calò, F. (2016). Land cover mapping using Sentinel-1 SAR data. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41, 757.
- Acevo Herrera, R. (2011). *Sistemas de teledetección activos y pasivos embarcados en sistemas aéreos no tripulados para la monitorización de la tierra*. Universitat Politècnica de Catalunya.
- Antonarakis, A. S., Richards, K. S., & Brasington, J. (2008). Object-based land cover classification using airborne LiDAR. *Remote Sensing of Environment*, 112(6), 2988-2998.
- Ardila, N. J. M., & García, U. G. M. (Eds.). (2010). *Leyenda nacional de coberturas de la tierra: metodología CORINE Land Cover adaptada para Colombia: Escala 1: 100.000*. IDEAM.
- Balzter, H., Cole, B., Thiel, C., & Schmullius, C. (2015). Mapping CORINE land cover from Sentinel-1A SAR and SRTM digital elevation model data using Random Forests. *Remote Sensing*, 7(11), 14876-14898.
- Beaulieu, N., Hill, P., Leclerc, G., & Escobar, G. (1999). Cartografía de la cobertura de la tierra en el municipio de Puerto López, Colombia, utilizando imágenes de RADARSAT-1 y de JERS-1. In *Memoria del Simposio final GlobeSAR* (Vol. 2, pp. 17-20).
- Belward, A. S. (1999). The IGBP-DIS global 1-km land-cover data set DIS-Cover: A project overview. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 65, 1013-1020.
- Blaschke, T. and J. Strobl, (2001). What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS, *GIS – Zeitschrift für Geoinformationssysteme*, 14(6):12-17.
- Blaschke, Thomas et al. (2014). "Geographic Object-Based Image Analysis - Towards a New Paradigm." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 87: 180–91.
- Bonnett, R., & Campbell, J. B. (2002). *Introduction to remote sensing*.

-
- Bossard, M., Feranec, J., & Otahel, J. (2000). CORINE land cover technical guide: Addendum 2000.
 - Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
 - Breiman, L. (2006). randomForest: Breiman and Cutler's random forests for classification and regression.
 - Brondizio, E.S., Moran, E.F., Wu, Y., (1994). Land use change in the Amazon estuary: patterns of Caboclo settlement and landscape management. *Hum. Ecol.* 22 (3), 249–278.
 - Buemi, M. E. (2012). Tratamiento de imágenes de radar de apertura sintética mediante filtros stack.
 - Casals-Carrasco, P., S. Kubo, and B. Babu Madhavan. (2000). Application of Spectral Mixture Analysis for Terrain Evaluation Studies. *Int. J. of Remote Sensing* 21, (16)(Nov.): 3039-3055
 - Cerda, J., & VILLARROEL DEL, L. U. I. S. (2008). Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista chilena de pediatría*, 79(1), 54-58.
 - Chuvieco Salinero, E. (2006): Teledetección ambiental. La observación de la Tierra desde el Espacio. Barcelona, Ariel.
 - Congalton, R. G., & Green, K. (1999). Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and applications. *Lewis Pub-Lishers: Boca Raton, FL, USA*.
 - Crespo Peremarch, P. (2015). Análisis de minería de datos para la clasificación de imágenes aéreas.
 - Di Gregorio, A. (2005). Sistema de Clasificación de la Cobertura de la Tierra Conceptos de Clasificación y manual para el usuario Versión 2 del Programa. *Food and Agriculture Organization of the United Nations. Rome*.
 - Dimiyati, M. U. H., Mizuno, K., Kobayashi, S., & Kitamura, T. (1996). An analysis of land use/cover change in Indonesia. *International Journal of Remote Sensing*, 17(5), 931-944.
 - Dou, W., Ren, Y., Wu, Q., Ruan, S., Chen, Y., Bloyet, D., & Constans, J. M. (2007). Fuzzy kappa for the agreement measure of fuzzy classifications. *Neurocomputing*, 70(4-6), 726-734.

- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., . & Meygret, A. (2012). Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25-36.
- Eastman, J. R. (2012). IDRISI Selva manual. *Clark University. Worcester, Massachusetts, USA*.
- Eastman, J.R., Kyem, P.A.K., Toledano, J., and Jin, W., (1993). GIS and Decision Making, UNITAR, Génova.
- ESA. (2013). Sentinel-1 User Handbook, September 2013: ESA User Guide; GMES-S1OP-EOPG-TN-13-0001; European Space Agency: Paris, France, 2013; p. 80.
- Flanders D, Hall-Beyer M, Pereverzoff J (2003). Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. *Can. J. Rem. Sens.* 9: 441-452.
- Foody, Giles M. (2002). "Status of Land Cover Classification Accuracy Assessment." *Remote Sensing of Environment* 80(1): 185–201.
- Frampton, William James, Jadunandan Dash, Gary Watmough, And Edward James Milton. (2013). "Evaluating the Capabilities of Sentinel-2 for Quantitative Estimation of Biophysical Variables in Vegetation." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 82: 83–92.
- Gamanya, R., De Maeyer, P., & De Dapper, M. (2009). Object-oriented change detection for the city of Harare, Zimbabwe. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 571-588.
- Gao, Y, & Jf Mas. (2008). "A Comparison of the Performance of Pixel Based and Object Based Classifications over Images with Various Spatial Resolutions." *Online journal of earth sciences* 2(8701): 27–35.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18-27.
- Guzmán, I. D. G., Posada, E., Duarte, L. P. A., & García, J. E. (2010). Descripción del programa de investigación en desarrollo satelital y aplicaciones en el tema de observación de la tierra. *Comisión Colombiana del Espacio–CCE Grupo de Observación de la Tierra*, 4.

-
- Guzmán, I. D. G., Posada, E., Duarte, L. P. A., & García, J. E. (2010). Descripción del programa de investigación en desarrollo satelital y aplicaciones en el tema de observación de la tierra. *Comisión Colombiana del Espacio–CCE Grupo de Observación de la Tierra*, 4.
 - Hanh, T. H. Y Tuân V. A. (2005). “The abilities of Quick Bird Satellite Image in Large Scale Topographic Map Updating - Case Study of Ha Noi”. *ACRS Proceeding 2005*, 57: PS3.
 - Hay, G. J., & Castilla, G. (2008). Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA): A new name for a new discipline. In *Object-based image analysis* (pp. 75-89). Springer Berlin Heidelberg.
 - Hese, S., & Schmullius, C. (2009). High spatial resolution image object classification for terrestrial oil spill contamination mapping in West Siberia. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 11(2), 130-141.
 - Heymann, Y. (1994). *CORINE land cover: Technical guide*. Office for Official Publ. of the Europ. Communities.
 - Huete, A. R., Liu, H. Q., Batchily, K. V., & Van Leeuwen, W. J. D. A. (1997). A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote sensing of environment*, 59(3), 440-451.
 - Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote sensing of environment*, 83(1-2), 195-213.
 - Huete, A., Justice, C., & Liu, H. (1994). Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment*, 49(3), 224-234.
 - IDEAM, IGAC Y CORMAGDALENA. (2008). Mapa de Cobertura de la Tierra Cuenca Magdalena-Cauca: Metodología CORINE Land Cover adaptada para Colombia a escala 1:100.000. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales, Instituto Geográfico Agustín Codazzi y Corporación Autónoma Regional del río Grande de La Magdalena. Bogotá, D.C., 200p. + 164 hojas cartográficas.
 - IDEAM (2013). Análisis de Dinámicas de Cambio de las Coberturas de la Tierra en Colombia, Escala 1:100.000 Periodos 2000-2002 y 2005-2009. 148 pag.2013

- IGAC Y CORPORACION AUTONOMA REGIONAL DEL QUINDIO. (2010). Instituto Geográfico Agustín Codazzi. Coberturas y Usos De La Tierra Del Departamento Del Quindío Escala 1:10000.
- IGAC Y CORPORACION AUTONOMA REGIONAL DEL QUINDIO. (2010). Instituto Geográfico Agustín Codazzi. Coberturas y Usos De La Tierra Del Departamento Del Quindío Escala 1:10000.
- Jeyaseelan, a.T. (2004). Satellite Remote Sensing and GIS Applications in Droughts & Floods Assessment and Monitoring Using Remote Sensing and GIS.
- Kato, M.; T. Sonobe; M. Oyanagi; Y. Yasuoka; M. Tamura & M. Hayashi. (2001). "Aster Data Utilization for wetland mapping and forest mapping". Proc. ACRS 2001 - 22nd Asian Conference on Remote Sensing, 5-9 November 2001, Singapore. Vol. 1, pp. 498-503.
- Khatami, R., Mountrakis, G., & Stehman, S. V. (2016). A meta-analysis of remote sensing research on supervised pixel-based land-cover image classification processes: General guidelines for practitioners and future research. *Remote Sensing of Environment*, 177, 89-100.
- Kobler, A., Hočevár, M., & Džeroski, S. (2000). *Forest border identification by rule-based classification of Landsat TM and GIS data*.
- Lambin, E. F. (1997). Modelling and monitoring land-cover change processes in tropical regions. *Progress in Physical Geography*, 21, 375e393.
- Lantz, B. (2013). *Machine learning with R*. Packt Publishing Ltd.
- Laurin, G. V., Puletti, N., Hawthorne, W., Liesenberg, V., Corona, P., Papale, D., ... & Valentini, R. (2016). Discrimination of tropical forest types, dominant species, and mapping of functional guilds by hyperspectral and simulated multispectral Sentinel-2 data. *Remote Sensing of Environment*, 176, 163-176.
- Lencinas, J. D., & Siebert, A. (2009). Relevamiento de bosques con información satelital: Resolución espacial y escala. *Quebracho-Revista de Ciencias Forestales*, 17(1-2).
- Li, M., Wu, Y., & Zhang, Q. (2009). SAR image segmentation based on mixture context and wavelet hidden-class-label Markov random field. *Computers & Mathematics with Applications*, 57(6), 961-969.

-
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by RandomForest. *R news*, 2(3), 18-22.
 - Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., & Chipman, J. W. (2004). Remote Sensing and Image Interpretation. New York: JohnWiley and Sons.
 - Lizarazo, I., & Elsner, P. (2008). Fuzzy regions for handling uncertainty in remote sensing image segmentation. In *International Conference on Computational Science and Its Applications* (pp. 724-739). Springer, Berlin, Heidelberg.
 - Lizarazo, I., & Elsner, P. (2009). Fuzzy segmentation for object-based image classification. *International Journal of Remote Sensing*, 30(6), 1643-1649.
 - López, J. P. A., Valero, O. J. E., & Escorcía, J. L. H. (2005). Validación de una metodología de clasificación de imágenes satelitales en un entorno orientado a objetos. *Ingeniería*, 10(1), 61-69.
 - Mather, P., & Tso, B. (2016). *Classification methods for remotely sensed data*. CRC press.
 - Medina, J. A. V., Salcedo, I. A. L., & Elsner, P. (2014). Retos topológicos en la segmentación de imágenes multiespectrales. *Tecnura*, 18, 136-149.
 - Melo, W. L. H.(2004). Cobertura y usos de la tierra. Notas de clase Centro de Investigación y Desarrollo en Información Geográfica CIAF.
 - Melo, W. L. H., & Camacho, M. (2005). Interpretación visual de imágenes de sensores remotos y su aplicación en levantamientos de cobertura y uso de la tierra. *Centro de Investigación y Desarrollo de Información Geográfica, CIAF, Colombia*.
 - Meyer, W. B., & Turner, B. L. (1992). Human population growth and global land-use/cover change. *Annual review of ecology and systematics*, 23(1), 39-61.
 - Muñoz, J. M. S. (2016). Análisis de Calidad Cartográfica mediante el estudio de la Matriz de Confusión. *Pensamiento Matemático*, 6(2), 9-26.
 - Nunes de Lima, M. V. (2005). CORINE Land Cover updating for the year 2000. *IMAGE2000 and CLC2000, products and methods. JRC-IES*.
 - Otukei, J. R., & Blaschke, T. (2010). Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12, S27-S31.

- Pal, M. (2005). Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of Remote Sensing*, 26, 217–222.
- Perdigão, V., & Annoni, A. (1997). *Technical and methodological guide for updating CORINE Land Cover data base*. European Commission.
- Perea, A. J., Meroño, J. E., & Aguilera, M. J. (2009). Object-based classification in aerial digital photography for land-use discrimination. *Interciencia*, 34(9), 612-616.
- Prasad, A.M., Iverson, L.R. & Liaw, A. (2006). Newer classification and regression tree techniques: bagging and random forests for ecological prediction. *Ecosystems*, 9, 181-199.
- Rawat, J.S., and Manish Kumar. (2015). "Monitoring Land Use/cover Change Using Remote Sensing and GIS Techniques: A Case Study of Hawalbagh Block, District Almora, Uttarakhand, India." *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science* 18(1): 77–84.
- Richards, J. A., & Richards, J. A. (1999). *Remote sensing digital image analysis* (Vol. 3). Berlin et al.: Springer.
- Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67, 93-104.
- Rouse, J. W. Jr., Haas, R., H., Deering, D. W., Schell, J. A., y Harlan, J. C., (1974). Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Green Wave Effect) of Natural Vegetation. NASA/GSFC Type III Final Report , Greenbelt, MD., 371.
- Sala, O. E., Chapin, F. S., III, Armesto, J. J., Berlow, E., Bloomfield, J., Dirzo, R., et al. (2000). Global biodiversity scenarios for the year 2100. *Science*, 287, 1770e1774.
- Santos, J. C. (2007). Extração de atributos de forma e seleção de atributos usando algoritmos genéticos para classificação de regiões. *Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)*.
- Selcuk, R. E. I. S., Nisanci, R., Uzun, B., Yalcin, A., Inan, H., & Yomralioglu, T. (2003, December). Monitoring land–use changes by GIS and remote sensing techniques: Case Study of Trabzon. In *Proceedings of 2nd FIG Regional Conference, Morocco* (pp. 1-11).

-
- Sibanda, Mbulisi, Onesimo Mutanga, & Mathieu Rouget. (2015). "Examining the Potential of Sentinel-2 MSI Spectral Resolution in Quantifying above Ground Biomass across Different Fertilizer Treatments." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 110: 55–65.
 - Slater, P. N. (1980). *Remote sensing: optics and optical systems. Reading, Mass., Addison-Wesley Publishing Co.(Remote Sensing. No. 1), 1980. 593 p., 1.*
 - Sokal, R. R. (1974). Classification: purposes, principles, progress, prospects. *Science*, 185(4157), 1115-1123.
 - Swain, P. H., & Davis, S. M. (1978). *Quantitative Approach of Remote Sensing.*
 - Tanaka, S.; T. Sugimura; K. Sugimoto Y I. Miyahara. (2001). "Advanced forest map by IKONOS image and Digital Elevation Model". *Proceedings of the Japanese Conference on Remote Sensing, VOL.31st;237-238.*
 - Torbick, N., Chowdhury, D., Salas, W., & Qi, J. (2017). Monitoring rice agriculture across myanmar using time series Sentinel-1 assisted by Landsat-8 and PALSAR-2. *Remote Sensing*, 9(2), 119002E
 - Townshend, J. R. (1992). Improved global data for land applications. A proposal for a new high resolution data set. Report of the Land Cover Working Group of IGBP-DIS. *Global Change Report (Sweden).*
 - Townshend, J. R. G. (1992). Land cover. *International Journal of Remote Sensing*, 13, 1319–1328.
 - Tung, C. H. (2005). Updating topographic map using SPOT 5 satellite imagery. *The Remote Sensing Center, Ministry of Natural Resources and Environment. ACRS Proceeding.*
 - Turner W, Spector S, Gardiner N, Fladeland M, Sterling E, Steininger M. (2003). Remote sensing for biodiversity science and conservation. *Trends in Ecology and Evolution* 16: 306–314.
 - UEGPS (2018). Metodología para clasificación de coberturas a partir del procesamiento de imágenes satelitales. Unidad Ejecutora Gestión de Proyectos Sectoriales. Ministerio de Agricultura y Riego. Lima-Perú
 - Urrea Gales, V. (2009). Detección de interacciones genéticas asociadas a enfermedades complejas. Aplicación al cáncer de vejiga. «Tesina o Proyecto, Universitat Politècnica de Catalunya».

- Valero Medina, J. A., Lizarazo Salcedo, I. A., & Elsner, P. (2014). Topological challenges in multispectral image segmentation. *Tecnura*, 18(SPE), 136-149.
- Van Der Meer, F.D., H.M.A. Van Der Werff, And F.J.A. Van Ruitenbeek. (2014). "Potential of ESA's Sentinel-2 for Geological Applications." *Remote Sensing of Environment* 148: 124–33.
- VARGAS ULATE, G. (1992). Cartografía fitogeográfica de la Reserva Biológica de Carara. *Editorial de la Universidad de Costa Rica, San José*.
- Vásquez, A. F. R. (2011). Metodología para detectar cambios en el uso de la tierra utilizando los principios de la clasificación orientada a objetos, estudio de caso piedemonte de Villavicencio, Meta. *Meta*, 94.
- Vitousek, P. M. (1994). Beyond global warming: ecology and global change. *Ecology*, 75(7), 1861-1876.
- Wilkinson, G. G. (1996). Classification algorithms—where next? In: E. Brivio, P. A. Brivio, & A. Rampini (Eds.), *Soft computing in remote sensing data analysis* (pp. 93–99). Singapore: World Scientific.
- Xiao, J., Shen, Y., Ge, J., Tateishi, R., Tang, C., Liang, Y., & Huang, Z. (2006). Evaluating urban expansion and land use change in Shijiazhuang, China, by using GIS and remote sensing. *Landscape and urban planning*, 75(1-2), 69-80.
- Yuan, F., Sawaya, K.E., Loeffelholz, B., Bauer, M.E., (2005). Land cover classification and change analysis of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area by multitemporal Landsat remote sensing. *Rem. Sen. Envi.* 98, 317–328.
- Zozaya, A. J. (2015). Simulador básico de un radar de apertura sintética. *Revista IEE*.