



ESCUELA POLITÉCNICA DEL EJÉRCITO

CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO AMBIENTE

“EVALUACIÓN DE TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE CAMBIOS DEL USO DE LA TIERRA A TRAVÉS DEL ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE IMÁGENES SATELITALES EN EL CANTÓN DAULE”

PROYECTO DE GRADO PARA LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERÍA

REALIZADO POR:

**FERNANDO PATRICIO BEDÓN PÉREZ
SANTIAGO ANDRES PINTO ALDAZ**

Sangolquí - Ecuador

ENERO - 2012

CERTIFICACIÓN

Ing. Pablo Pérez.

Ing. Francisco León

CERTIFICAN:

Que el trabajo titulado “EVALUACIÓN DE TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE CAMBIOS DEL USO DE LA TIERRA A TRAVES DEL ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE IMÁGENES SATELITALES EN EL CANTÓN DAULE”, realizado por Fernando Patricio Bedón Pérez, ha sido guiado y revisado periódicamente y cumple normas estatutarias establecidas por la ESPE, en el Reglamento de Estudiantes de la Escuela Politécnica del Ejército.

Debido a que es un proyecto de interés social sobre una problemática que afecta a todas las personas, se recomienda su publicación.

El mencionado trabajo consta de (un) documento empastado y (un) disco compacto el cual contiene los archivos en formato portátil de Acrobat (pdf). Autorizan a Fernando Patricio Bedón Pérez que lo entregue a Ing. Francisco León, en su calidad de Coordinador de la Carrera.

Sangolquí, 11 de Enero de 2012

Ing. Pablo Pérez
DIRECTOR

Ing. Francisco León
CODIRECTOR

CERTIFICACIÓN

Ing. Pablo Pérez.

Ing. Francisco León

CERTIFICAN:

Que el trabajo titulado “EVALUACIÓN DE TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE CAMBIOS DEL USO DE LA TIERRA A TRAVÉS DEL ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE IMÁGENES SATELITALES EN EL CANTÓN DAULE”, realizado por Santiago Andrés Pinto Aldaz, ha sido guiado y revisado periódicamente y cumple normas estatutarias establecidas por la ESPE, en el Reglamento de Estudiantes de la Escuela Politécnica del Ejército.

Debido a que es un proyecto de interés social sobre una problemática que afecta a todas las personas, se recomienda su publicación.

El mencionado trabajo consta de (un) documento empastado y (un) disco compacto el cual contiene los archivos en formato portátil de Acrobat (pdf). Autorizan a Santiago Andrés Pinto Aldaz que lo entregue a Ing. Francisco León, en su calidad de Coordinador de la Carrera.

Sangolquí, 11 de Enero de 2012

Ing. Pablo Pérez
DIRECTOR

Ing. Francisco León
CODIRECTOR

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Yo, Fernando Patricio Bedón Pérez

DECLARO QUE:

El proyecto de grado denominado “EVALUACIÓN DE TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE CAMBIOS DEL USO DE LA TIERRA A TRAVES DEL ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE IMÁGENES SATELITALES EN EL CANTÓN DAULE”, ha sido desarrollado con base a una investigación exhaustiva, respetando derechos intelectuales de terceros, conforme las citas que constan al pie de las páginas correspondientes, cuyas fuentes se incorporan en la bibliografía. Consecuentemente este trabajo es de mi autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance científico del proyecto de grado en mención.

Fernando Patricio Bedón Pérez

Sangolquí, 11 de Enero de 2012

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Yo, Santiago Andrés Pinto Aldaz

DECLARO QUE:

El proyecto de grado denominado “EVALUACIÓN DE TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE CAMBIOS DEL USO DE LA TIERRA A TRAVES DEL ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE IMÁGENES SATELITALES EN EL CANTÓN DAULE”, ha sido desarrollado con base a una investigación exhaustiva, respetando derechos intelectuales de terceros, conforme las citas que constan al pie de las páginas correspondientes, cuyas fuentes se incorporan en la bibliografía. Consecuentemente este trabajo es de mi autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance científico del proyecto de grado en mención.

Santiago Andrés Pinto Aldaz

Sangolquí, 11 de Enero de 2012

AUTORIZACIÓN

Yo, Fernando Patricio Bedón Pérez

Autorizo a la Escuela Politécnica del Ejército la publicación, en la biblioteca virtual de la Institución el trabajo “EVALUACIÓN DE TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE CAMBIOS DEL USO DE LA TIERRA A TRAVES DEL ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE IMÁGENES SATELITALES EN EL CANTÓN DAULE”, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y autoría.

Fernando Patricio Bedón Pérez

Sangolquí, 11 de Enero de 2012

AUTORIZACIÓN

Yo, Santiago Andrés Pinto Aldaz

Autorizo a la Escuela Politécnica del Ejército la publicación, en la biblioteca virtual de la Institución el trabajo “EVALUACIÓN DE TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE CAMBIOS DEL USO DE LA TIERRA A TRAVES DEL ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE IMÁGENES SATELITALES EN EL CANTÓN DAULE”, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y autoría.

Santiago Andrés Pinto Aldaz

Sangolquí, 11 de Enero de 2012

DEDICATORIA

Dedico este proyecto de tesis a Dios, a mis padres y a mi esposa. A Dios porque me ha acompañado en todos los momentos de mi vida, ha sido mi escudo, fortaleza y refugio en el desarrollo, avance y culminación de este estudio, a mis padres, quienes a lo largo de mi vida han velado por mi bienestar y educación siendo mi apoyo incondicional en todo momento, sin pedir nada a cambio, depositando su entera confianza en cada reto que se me presentaba; a mi esposa que en todo el proceso de desarrollo de este estudio ha sido mi ayuda incondicional, apoyándome en todo lo que ha estado a su alcance y brindándome sus palabras de aliento en los instantes que quería desfallecer.

Fernando Patricio Bedón Pérez

DEDICATORIA

Este proyecto va dedicado a mi familia quienes han estado siempre presentes en el cumplimiento de mis metas durante todas las etapas de mi vida estudiantil,

A mis padres quienes me han dado la herencia mas valiosa que se pueda dejar a los hijos, la formación académica, espiritual y moral, a mi hermana Mabel quien ha sido mi motor de superación profesional , a mi hermano Saulo alentándolo a continuar su camino hacia la culminación de su carrera.

A Carolina quien con su amor incondicional ha sabido apoyarme y darme fuerzas en mis momentos de flaqueza.

A **Dios** quien permitió la realización de este proyecto y el escribir estas líneas...

Santiago

AGRADECIMIENTO

Agradezco de todo corazón en la fase de culminación de este Proyecto en primer lugar a Dios quien ha sido la guía en cada instante de mi vida, su amor incondicional e infinita misericordia que me ha ayudado a llegar a lo más alto en todas las facetas de mi vida.

A mis Padres Patricio y Flor quienes me han apoyado en todo, durante los años de estudio, por el amor, esfuerzo y dedicación que siempre expresaron.

A mi esposa Sarita, por su constante aliento, esfuerzo y apoyo, con quien día a día construimos ese proyecto de vida, basado en el amor, respeto y comprensión.

Al Ingeniero Trajano Yugcha Coordinador del SIGAGRO quien nos brindo el apoyo logístico y técnico necesario desde el inicio de este estudio.

A los Ingenieros Pablo Pérez y Francisco León por todo su apoyo y confianza durante el trabajo de tesis y en los años de estudio en la carrera de Ingeniería Geográfica y del Medio Ambiente.

A los Ingenieros Rodrigo Moreno y Rafael Castro, por su valiosa ayuda técnica en el desarrollo de la Tesis de grado.

Fernando Patricio Bedón Pérez

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por darme la oportunidad y el privilegio de estudiar y desarrollar todas las actividades de mi vida.

A mis padres y hermanos por ser como son y darme el apoyo y la confianza vitales para la materialización de este logro.

A Carito por su constante entrega, amor, paciencia y apoyo en todo momento y sobretodo durante el tiempo de realización de este proyecto.

A nuestros guías Ing. Pablo Pérez e Ing. Francisco León por su valioso aporte y sus conocimientos impartidos no únicamente en este proyecto sino a lo largo de nuestra carrera en su faceta de docentes.

Al Ing. Trajano Yugcha por su invaluable participación desde la coordinación del SIGAGRO, y por el auspicio y total apertura generados desde el Ministerio de Agricultura a través su gestión.

Al Ing. Lino Verduga de CLIRSEN por los conocimientos brindados en la etapa de arranque de este estudio, así como a los ingenieros Rodrigo Moreno y Rafael Castro quienes desinteresadamente pusieron a disposición su tiempo y su experiencia en la etapa crucial del desarrollo del proyecto.

A mi amigo y compañero de tesis Fernando por su paciencia, persistencia responsabilidad y empeño entregados en el desarrollo del proyecto, que sirvieron de empuje para la culminación del mismo.

A todos los amigos, compañeros de estudios, compañeros de trabajo y familiares que siempre dieron seguimiento y palabras de aliento para día a día continuar con nuestra labor

Santiago

HOJA DE LEGALIZACIÓN DE FIRMAS

ELABORADO POR

Fernando Patricio Bedón Pérez

**DIRECTOR DE LA CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO
AMBIENTE**

Ing. Francisco León

DELEGADO UNIDAD DE ADMISIÓN Y REGISTRO

Dr. Marcelo Mejía

Sangolquí, 11 de Enero de 2012

HOJA DE LEGALIZACIÓN DE FIRMAS

ELABORADO POR

Santiago Andrés Pinto Aldaz

**DIRECTOR DE LA CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO
AMBIENTE**

Ing. Francisco León

DELEGADO UNIDAD DE ADMISIÓN Y REGISTRO

Dr. Marcelo Mejía

Sangolquí, 11 de Enero de 2012

RESUMEN

El análisis multitemporal de imágenes satelitales para la detección de cambios de la cobertura del uso del suelo, destaca como una importante técnica para la actualización de la información en forma eficiente, periódica y eficaz, a través de la evaluación de la información satelital probada en otros países.

El presente proyecto muestra la evaluación cualitativa y cuantitativa de las siguientes técnicas de detección de cambios a través del análisis multitemporal de imágenes satelitales LANDSAT Thematic Mapper (TM) y SPOT 5; Composición Multitemporal, Post-clasificación utilizando las bandas crudas, Diferencia de Imágenes al NDVI de cada periodo y un Enmascaramiento Binario aplicado a la Imagen de Diferencia. De este modo, de la técnica cualitativa de cambios se determinó únicamente si cambio o no la cobertura del uso de la tierra, por el contrario en las técnicas cuantitativas se determinó la magnitud y dirección de los cambios de uso de suelo establecidos para el área del cantón Daule perteneciente a la provincia del Guayas.

La técnica de detección de cambios por Post-clasificación se destacó por ser la más sencilla de aplicar. Debido al número reducido de pasos, a que depende de las clasificaciones individuales de las imágenes, y por que no es necesaria una corrección radiométrica previa de las imágenes satelitales.

La metodología de detección de cambios de Diferencia de Imágenes del NDVI presentó los mejores valores de Índice global de acierto e índice KAPPA, por lo que se presenta como la metodología cuyos resultados se presentan óptimos para detectar de mejor forma los cambios de uso de la tierra

SUMMARY

Multitemporal analysis of satellite imagery to detect changes in land use cover, stands out as an important technique for updating information in an efficient, timely and effectively form, through the evaluation of satellite data tested in other countries.

The present project shows the qualitative and quantitative evaluation of the following techniques to detect changes through multitemporal analysis of satellite images as LANDSAT Thematic Mapper (TM) and SPOT 5; Composition Multitemporal, Post-classification using raw bands, the image difference NDVI of each period and Binary Masking applied to the difference image. In this way, the qualitative technique was determined only changes if I change or cover land use, in contrast to quantitative techniques determined the magnitude and direction of changes in land use established for the area of the district Daule belonging to the province of Guayas.

The change detection technique for post-classification is noted for being the easiest to implement. Due to the small number of steps, which depends on the individual rankings of the images, and that does not require a previous correction radiometric of the satellite images.

The methodology of change detection NDVI image difference values presented the best overall index of accuracy and kappa index, so the methodology is presented as the results are optimal to better detect changes in land use.

TABLA DE CONTENIDO

1.	DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO	21
1.1.	ANTECEDENTES	21
1.2.	JUSTIFICACIÓN	22
1.3.	OBJETIVOS	23
1.3.1.	Objetivo general	23
1.3.2.	Objetivos específicos	23
1.4.	METAS	24
1.5.	LOCALIZACIÓN GEOGRÁFICA	24
2.	MARCO TEÓRICO	27
2.1.	PRINCIPIOS Y FUNDAMENTOS DE TELEDETECCIÓN	27
2.1.1.	Definiciones	27
2.1.2.	Elementos de teledetección	27
2.1.3.	Espectro electromagnético	29
2.1.4.	Interacción de radiación con los objetos	30
2.1.5.	Interacción de la atmósfera con la radiación electromagnética	31
2.1.6.	Interacción de los elementos de la superficie terrestre con la radiación	34
2.1.7.	Sensores y satélites de teledetección	39
2.1.8.	Resolución de un sistema sensor	41
2.1.9.	Satélites	45
2.2.	IMAGEN SATELITAL	50
2.2.1.	Matriz de datos en una imagen digital	50
2.2.2.	Organización de los datos en una imagen digital	52
2.3.	EL USO DE LA TIERRA	52
2.3.1.	Tierra	52
2.3.2.	Uso de la Tierra	53
2.3.3.	Cobertura de la Tierra	54
2.3.4.	Uso Actual de la Tierra	54
2.4.	ESTUDIOS MULTITEMPORALES DE CAMBIOS DE USO	54
2.4.1.	Análisis multitemporal	54
2.4.2.	El factor temporal en los estudios de teledetección	55
2.4.3.	Estudios multitemporales de cambios de uso de la tierra	56
2.5.	REQUISITOS PREVIOS AL ANÁLISIS MULTITEMPORAL	59
2.5.1.	Correcciones de la imagen	59
2.6.	CLASIFICACIÓN DIGITAL DE IMÁGENES	71
2.6.1.	Generación de clases	71
2.6.2.	Criterios de determinación de clases	72
2.7.	DISEÑO DEL MUESTREO PARA LA VERIFICACIÓN EN CAMPO	73
2.7.1.	Diseño del muestreo	75
2.7.2.	Las unidades de muestreo	75
2.7.3.	El método de muestreo	76
2.7.4.	El tamaño de la muestra	78
2.7.5.	La evaluación de los sitios de verificación	82
3.	CARACTERIZACIÓN DE TÉCNICAS	85
3.1.	TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE CAMBIOS	85
3.1.1.	Composiciones de Color Multitemporal	89
3.1.2.	Diferencia de Imágenes	91
3.1.3.	Mascara binaria de cambios aplicada a la fecha 2	96

3.1.4.	Técnicas de Post-Clasificación.....	98
4.	METODOLOGÍA.....	101
4.1.	PREPARACIÓN DE IMÁGENES	102
4.1.1.	Fuentes de datos	102
4.1.2.	Características de las imágenes	102
4.1.3.	Ajuste Geométrico.....	102
4.1.4.	Homogeneización Radiométrica	105
4.2.	CATEGORÍAS DE USO A EMPLEAR.....	107
4.2.1.	Descripción de categorías.....	108
4.3.	APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE DETECCIÓN EN EL ANÁLISIS MULTITEMPORAL	111
4.3.1.	Diferencia de Imágenes	121
4.3.2.	Enmascaramiento Binario de cambio.....	134
4.3.3.	Técnicas de Post-Clasificación.....	140
4.3.4.	Matriz de Detección de Cambios.....	154
4.3.5.	Verificación de resultados	159
4.3.6.	Selección del mejor método de detección de cambios	167
5.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	171
5.1.	CONCLUSIONES.....	171
5.2.	RECOMENDACIONES	174
6.	BIBLIOGRAFIA	176
7.	GLOSARIO	179
8.	ANEXOS.....	¡Error! Marcador no definido.

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1.1. Límites de la zona de estudio.....	25
Cuadro 1.2. Parámetros cartográficos.....	25
Cuadro 2.1. Sensores a bordo del programa Landsat.....	47
Cuadro 2.2. Rango espectral y principales aplicaciones de Landsat.....	47
Cuadro 2.3. Sensores a bordo del programa Spot.....	49
Cuadro 2.4. Rango espectral y principales aplicaciones de Spot.....	49
Cuadro 2.5. Tiempo de observación GPS en función de la distancia.....	68
Cuadro 4.1. Categorías de cobertura y uso.....	108
Cuadro 4.2. Bandas a usarse del sensor TM de Landsat.....	112
Cuadro 4.3. Bandas a usarse del sensor HRVNIR de Spot.....	112
Cuadro 4.4. Bandas de la imagen resultante.....	113
Cuadro 4.5. Banda del rojo a usarse del sensor TM de Landsat.....	122
Cuadro 4.6. Banda del rojo a usarse del sensor HRVNIR de Spot.....	122
Cuadro 4.7. Aplicaciones de las 5 bandas del sensor TM de Landsat.....	129
Cuadro 4.8. Errores de Omisión y Comisión en la Clasificación supervisada imagen <i>landsat23_arespot.img</i>	152
Cuadro 4.9. Evaluación de la Clasificación supervisada imagen <i>landsat23_arespot.img</i>	152
Cuadro 4.10. Errores de Omisión y Comisión en la Clasificación supervisada imagen <i>spot17_rep.img</i>	153
Cuadro 4.11. Evaluación de la Clasificación supervisada imagen <i>spot17_rep.img</i>	153
Cuadro 4.12. Recodificación de las clases en la imagen <i>Spot_neib.img</i>	157
Cuadro 4.13. Recodificación de las clases en la imagen <i>Landsat_neib.img</i>	158
Cuadro 4.14. Matriz de detección de Cambios.....	158
Cuadro 4.15. Categorías de Cambio No Cambio Técnicas de Post-Clasificación.....	163
Cuadro 4.16. Intensidad de Muestreo según porcentaje de superficie.....	164
Cuadro 4.17. Numero de muestras Testigo por categorías de Cambio.....	164
Cuadro 4.18. Categorías de Cambio No Cambio Enmascaramiento Binario.....	165
Cuadro 4.19. Numero de muestras Testigo por categorías de Cambio.....	165
Cuadro 4.20. Porcentaje Global de acierto e índice KAPPA de la “Matriz de Error de..	167
Cuadro 4.21. Porcentaje Global de acierto e índice KAPPA de la “Matriz de Error de Cambio y Sin Cambio” para las dos metodologías de detección de cambios analizadas en este estudio.....	168
Cuadro 4.22. Superficies por categoría de cambio de uso del suelo según NDVI.....	169

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Ubicación del área de estudio.	26
Figura 2.1. Componentes de un Sistema de Teledetección.....	28
Figura 2.2. Fuente: Ing. Edgar Peñaherrera – Exposición “Introducción a la Percepción Remota”- CLIRSEN.....	28
Figura 2.3. Espectro Electromagnético y técnicas de teledetección.....	30
Figura 2.4. Bandas de absorción y ventanas en el espectro electromagnético.....	32
Figura 2.5. Efecto de las nubes sobre las observaciones de satélite.....	33
Figura 2.6. Efecto del polvo sobre las observaciones de satélite.	34
Figura 2.7. Respuestas espectrales del sensor TM.	35
Figura 2.8. Tipos de superficie en cuanto a la reflexión.....	36
Figura 2.9. Reflectividad del suelo.....	39
Figura 2.10. Tipos de Sensores en función de su Orientación.	41
Figura 2.11. Relación IFOV – Tamaño del píxel.	42
Figura 2.12. Espectro de colinita para diferentes resoluciones espectrales (adaptado de Kruse et., 1993).	43
Figura 2.13. Esquema de una orbita geosíncrona.....	45
Figura 2.14. Satélites de orbita polar.....	46
Figura 2.15. Curvas de reflectividad y bandas de los principales sensores de recursos naturales.....	50
Figura 2.16. Diagrama que ilustra el proceso de adquisición de una imagen digital.	51
Figura 2.17. Distribución de píxeles en una imagen satelital.....	51
Figura 2.18. Organización de datos en una imagen digital.	52
Figura 2.19. Diferentes modelos de regresión.....	63
Figura 2.20. Proceso de Georeferenciación.....	64
Figura 2.21. Unidades de muestreo puntual de diferentes superficies y formas.	76
Figura 2.22. Esquemas de muestreo probabilistas más aplicados en la evaluación de la confiabilidad de mapas temáticos (Chuvieco, 2008).....	78
Figura 2.23. Tamaño de la muestra n en función del tamaño de la población N	80
Figura 3.1. Técnica de Detección de Cambios con Composición de Color Multitemporal.....	90
Figura 3.2. Imagen Resultado de Diferencia de Imágenes usando imágenes de dos períodos de 8-bits.....	92
Figura 3.3. Técnica de Detección de Cambios con Imagen de Diferencia.....	94
Figura 3.4. Diagrama de máscara binaria de cambios aplicada a la fecha 2.	97
Figura 3.5. Diagrama de Detección de Cambios por técnicas de Post-clasificación.....	99
Figura 4.1. Esquema que representa la Metodología General de estudio.....	101
Figura 4.2. Ortofotomosaico de Daule.	103
Figura 4.3. Imagen Spot georeferenciada tamaño de píxel 30m.	104
Figura 4.4. Imagen Landsat georeferenciada respecto del área de la imagen <i>spot17_rep.img</i>	105
Figura 4.5. Proceso de Homogeneización Radiométrica.....	107
Figura 4.6. Diagrama del proceso de Composiciones de Color Multitemporal.....	111
Figura 4.7. Proceso para desplegar dos imágenes en Multispec.	114
Figura 4.8. Proceso para cambiar las características de la nueva imagen.	114
Figura 4.9. Proceso para asignar en los cañones R, G, B. las bandas de las dos imágenes.....	116
Figura 4.10. Imagen resultante aplicando el criterio de Multispec.....	117
Figura 4.11. Imagen resultante aplicando el criterio de Chuvieco.....	118

Figura 4.12. Proceso para asignar en los cañones R, G, B. las bandas del infrarrojo cercano de las dos imágenes	119
Figura 4.13. Imagen resultante de la aplicación detección de cambios de la cobertura vegetal.....	119
Figura 4.14. Diagrama del proceso de diferencia de Imágenes.....	121
Figura 4.15. Proceso para asignar las imágenes y <i>layers</i> en el modulo <i>change detection</i>	123
Figura 4.16. Imagen resultante de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo <i>change detection</i>	124
Figura 4.17. Histograma resultante de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo <i>change detection</i>	125
Figura 4.18. Datos estadísticos resultantes de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo <i>change detection</i>	125
Figura 4.19. Proceso para asignar las imágenes y <i>layers</i> en el modulo <i>operators</i>	126
Figura 4.20. Imagen resultante de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo <i>operators</i>	127
Figura 4.21. Histograma resultante de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo <i>operators</i>	128
Figura 4.22. Datos estadísticos resultantes de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo <i>operators</i>	128
Figura 4.23. Banda NDVI resultante de la imagen Landsat.....	131
Figura 4.24. Banda NDVI resultante de la imagen Spot.....	132
Figura 4.25. Proceso de Diferencia de imágenes por NDVI	133
Figura 4.26. Imagen resultante de diferencia de imágenes por NDVI	134
Figura 4.27. Histograma de la imagen de diferencia por NDVI.....	135
Figura 4.28. Reclasificación de la Imagen de diferencia.....	136
Figura 4.29. Imagen Binaria de cambios por NDVI.	136
Figura 4.30. Proceso de filtrado por funciones de vecindario	137
Figura 4.31. Píxeles sin cambio desde la clasificación de la imagen del año 2000	138
Figura 4.32. Píxeles de cambio desde la clasificación de la imagen del año 2007	138
Figura 4.33. Imagen resultante de la operación de suma entre las imágenes de cambio, no cambio	139
Figura 4.34. Diagrama del proceso de Técnicas de Post-Clasificación.....	140
Figura 4.35. Combinación 453 RGB para la imagen <i>landsat23_arespot.img</i>	141
Figura 4.36. Combinación 412 RGB para la imagen <i>spot17_rep.img</i>	142
Figura 4.37. Clasificación no supervisada imagen <i>landsat23_arespot.img</i>	143
Figura 4.38. Generación de polígonos de entrenamiento con herramientas AOI (Erdas 9)	145
Figura 4.39. Generación de firmas espectrales (Erdas 9.1).....	146
Figura 4.40. Firmas espectrales resultantes (Separabilidad).....	148
Figura 4.41. Clasificación supervisada imagen <i>landsat23_arespot.img</i>	149
Figura 4.42. Clasificación supervisada imagen <i>spot17_rep.img</i>	150
Figura 4.43. Mejoramiento Kernel a la Clasificación supervisada imagen <i>landsat23_arespot.img</i>	155
Figura 4.44. Mejoramiento Kernel a la Clasificación supervisada imagen <i>spot17_rep.img</i>	156
Figura 4.45. Matrix modulo GIS analysys.	157

CAPITULO 1

1. DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO

1.1. ANTECEDENTES

El uso de la tierra está determinado por factores ambientales (las características del suelo, el clima, la topografía, la vegetación), y también refleja su importancia como un factor fundamental para la producción. Para entender cambios del uso de la tierra en el pasado y proyectar trayectorias futuras se requiere entender las interacciones de las fuerzas humanas que motivan la producción y el consumo (Turner *et al.*, 1993).

Un estudio de la cobertura y uso de la tierra supone analizar y clasificar los diferentes tipos de cobertura y usos asociados, que el hombre practica en una zona o región determinada (Vargas Gámez, 1992). Su importancia radica en que, a escala global, regional y local, cambios en el uso de la tierra están transformando la cobertura a un paso acelerado. El ejemplo más difundido sobre el cambio en el uso de la tierra es la deforestación tropical. Se ha estimado que la conversión en la cobertura forestal tropical ha alcanzado un promedio de 15.5 millones de hectáreas por año para el periodo de 1981-1990, lo cual se traduce en una tasa anual de deforestación del 8% (FAO, 1995, en Lambin, 1997). Este cambio es particularmente notable en el oeste del continente africano, donde los bosques han sido reducidos en un 44%; en América Latina en un 32% y en el sur y sudeste de Asia 34% (Houghton, 1994).

Con la realización de análisis multitemporales apropiados se podrán establecer, sobre un territorio dado, labores de predicción, prevención, determinación de escenarios futuros, monitorización de ciertos elementos del medio natural así como la estimación del cambio producido en las diferentes clases de uso/ocupación de la tierra.

En los últimos años se han desarrollado diversas técnicas a partir del análisis multitemporal de imágenes. Dependiendo del tipo de procesos a analizar, esporádicos (incendios) o continuos (desertificación), la selección de imágenes, las escalas de trabajo y los métodos de análisis en estudios multitemporales son muy dispares (Chuvieco, 1998).

Las técnicas basadas en la teledetección espacial adquieren un elevado potencial para este tipo de tareas, dada la periodicidad en la obtención de los datos y la variedad creciente en la resolución espacial de las imágenes disponibles, lo cual permite la identificación de los cambios desde diferentes escalas de trabajo.

Los estudios de detección de cambios tienen por objeto analizar que rasgos presentes en un determinado territorio se han modificado entre dos o más fechas, de cara a evaluar los impactos de un determinado fenómeno, ya sea continuo o esporádico (Chuvieco, 1998).

1.2. JUSTIFICACIÓN

El cambio en cualquier área es la principal manifestación del transcurrir del tiempo por lo que es importante que la información pueda ser actualizada periódicamente. La detección de cambios, en general, identifica diferencias en el estado de un objeto o fenómeno mediante la observación de su evolución a lo largo de un período (Merril et al., 1998). Los estudios de detección de cambios pueden aplicarse a una gran variedad de disciplinas (Mouat *et al.*, 1993), como ejemplo el estudio de metodologías para la detección de nuevas zonas urbanas, fue el argumento de numerosos trabajos hasta la fecha, como es el caso de la detección de cambios a partir del cálculo de índices de vegetación y ratios entre las bandas 5 y 7 de imágenes Landsat (Howarth y Boasson 1983), o el análisis del desarrollo urbano utilizando clasificaciones supervisadas y análisis visual mediante imágenes SPOT (Martin y Howarth 1989). Por su parte, Ridd y Liu (1998) evaluaron cuatro métodos para la detección de cambios de naturaleza urbana: diferencia entre bandas, imagen regresión, transformación *tasseled cap*.... En otras aplicaciones centradas en la detección de cambios en la cubierta

vegetal, se da la utilización de ciertos métodos como el basado en el vector de cambios.

Para SIGAGRO es de gran importancia la ejecución de un estudio, en el cual se empleen técnicas de detección para cambios del uso de la tierra, que permitan mediante el análisis de imágenes de distintas fechas y utilizando herramientas como el álgebra de mapas y métodos estadísticos, entre otras, establecer que es lo que ha cambiado en una zona determinada y consecuentemente poder realizar una representación cartográfica y planificación del cambio del uso de la tierra acaecido en una zona objeto de estudio en un período determinado de tiempo.

El presente estudio pretende entonces, evaluar distintas técnicas de detección de cambios tomando en cuenta que, la principal faceta del cambio a tratar será: el cambio de uso/ocupación de la tierra, entendiendo este cambio como fruto de la evolución natural del territorio o producido por una serie de procesos antrópicos, información que será primordial en la búsqueda de soluciones relacionada a fenómenos tales como: deforestación, aparecimiento de nuevas zonas urbanas, incendios, erosión, pérdida de la cobertura vegetal y otros temas relacionados con el cambio del uso de la tierra tomados como sustento para la satisfacción de las necesidades agrícolas etc.

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. Objetivo general

- Evaluar distintas técnicas de detección de cambios del uso de la tierra a través del análisis multitemporal de imágenes satelitales en el Cantón Daule.

1.3.2. Objetivos específicos

- Preparar las imágenes satelitales a emplearse, previo a la realización de los trabajos.
- Caracterizar cada una de las técnicas de detección de cambios a evaluar.

- Aplicar cada una de las técnicas de detección de cambios para el análisis multitemporal en el área de estudio.
- Realizar la comprobación de campo para validación de las unidades resultantes de cada análisis multitemporal.
- Verificar la calidad de los resultados empleando técnicas geoestadísticas.
- Establecer la mejor técnica de detección de cambios mediante la fiabilidad global del mapa.

1.4. METAS

- Procesar 2 imágenes satelitales, diferente época- (Corrección Geométrica, Homogenización Radiométrica, Mejoramiento Espectral).
- Medir al menos 20 Puntos de Control GPS para la Corrección Geométrica de Imágenes Satelitales.
- Caracterizar 3 técnicas de detección de cambios por medio de su base conceptual, lógica y modelo matemático.
- Generar 3 mapas multitemporales realizados en base a cada una de las técnicas de detección de cambios aplicadas al área de estudio.
- Levantar al menos 20 puntos para verificación de unidades dentro de las 46.000 Ha de recorrido comprobación de campo.
- Elaborar 2 matrices de confusión (1 por cada técnica cuantitativa de detección de cambios)
- Valorar 2 índices Kappa aplicando la fiabilidad global del mapa para la selección de la mejor técnica resultante.
- Generar 1 mapa de cambios con la mejor técnica resultante.

1.5. LOCALIZACIÓN GEOGRÁFICA

El estudio se desarrollará al interior de la provincia del Guayas en el Cantón Daule cuya superficie es generalmente plana y su principal característica es el recorrido de todo su territorio por el río que lleva su nombre, su extensión actual es de 46.643,20 hectáreas y su población llega a 85.000 habitantes, de las cuales 37.000 viven en la cabecera cantonal y 48.000 en el resto del cantón. Sus centros

más poblados son: Daule, Laurel, Limonal, Los Tintos, Las Lojas (Enrique Baquerizo Moreno) y La Aurora, parroquia urbana satélite de Guayaquil.

Su principal sistema hidrográfico es el río Daule de significado caudal y que nace en paraje de Santo Domingo con el nombre de Perica. Hoy su río es escasamente navegable y se accede de modo preferente a través de su antigua carretera que ha sido reparada y ampliada por el Honorable Consejo Provincial del Guayas. Sus límites por cantón son:

Cuadro 1.1. Límites de la zona de estudio.

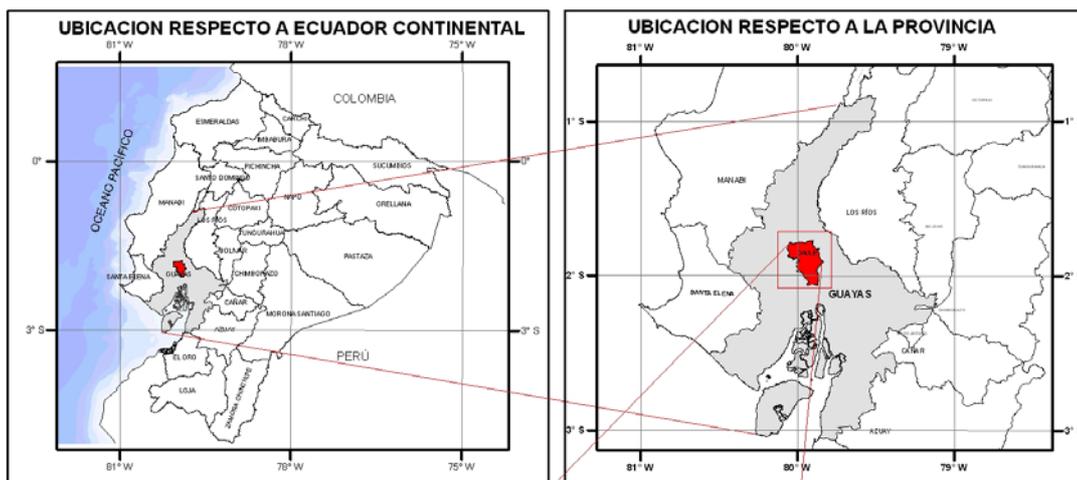
LIMITES DE LA ZONA DE ESTUDIO	
NORTE	SANTA LUCIA
SUR	GUAYAQUIL
ESTE	SAMBORONDON, SALITRE
OESTE	LOMAS DE SARGENTILLO, NOBOL

Geográficamente la zona de estudio está enmarcada en las siguientes características:

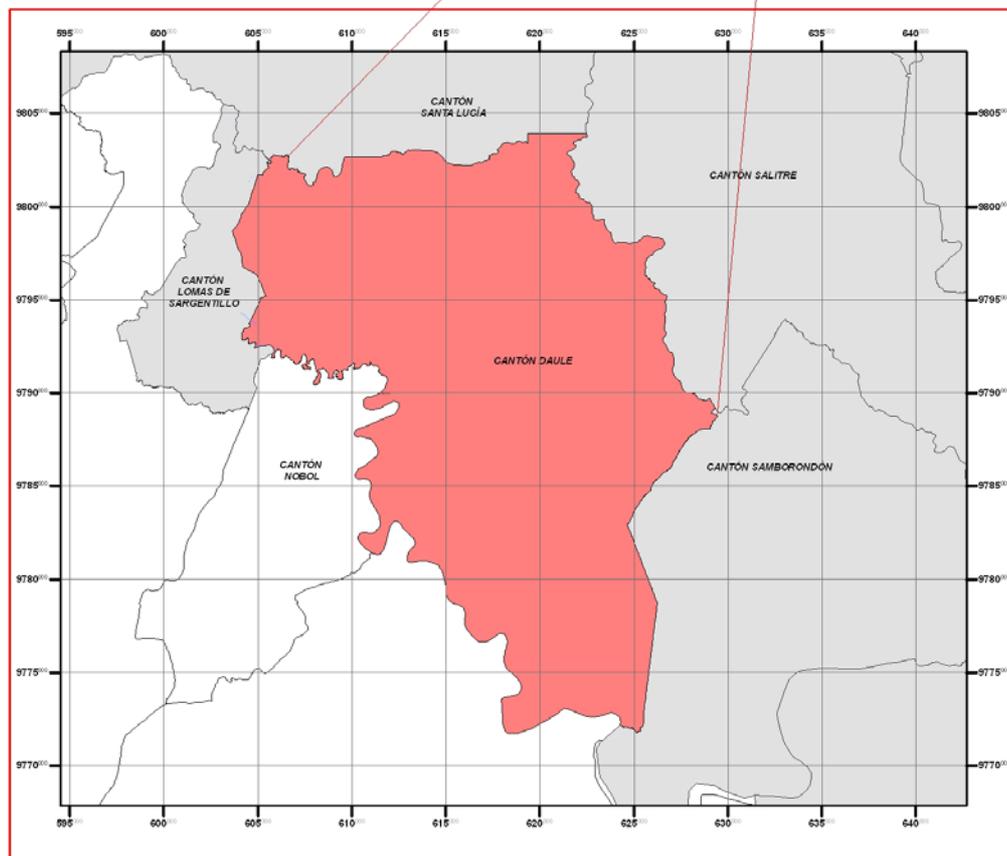
Cuadro 1.2. Parámetros cartográficos.

PARAMETROS CARTOGRÁFICOS			
COORDENADAS	<i>ORIENTACION</i>	Y	x
	Nor-oeste	9805000	600000
	Sur-oeste	9770000	600000
	Nor-este	9805000	630000
	Sur-este	9770000	630000
ESCALA	1:50.000		
PROYECCIÓN CARTOGRÁFICA	Universal Transversa de Mercator (UTM)		
ZONA CARTOGRÁFICA	17 SUR		
DATUM	WGS84		

MAPAS DE UBICACIÓN DEL AREA DE ESTUDIO



ZONA DE ESTUDIO



ESCALA GRÁFICA 1 : 300.0000



Figura 1.1. Ubicación del área de estudio.
Fuente: CLIRSEN 2.009.

CAPITULO 2

2. MARCO TEÓRICO

2.1. PRINCIPIOS Y FUNDAMENTOS DE TELEDETECCIÓN

2.1.1. Definiciones

La Teledetección (*Remote Sensing*) se define como la ciencia y arte de obtención de información acerca de un objeto, área, o fenómeno a través del análisis de información adquirida por un dispositivo que no esta en contacto con el objeto, área, o fenómeno bajo investigación (Lillesand and Kiefer, 1994).

Teledetección espacial es la técnica que permite adquirir imágenes de la superficie terrestre desde sensores instalados en plataformas espaciales, suponiendo que entre la tierra y el sensor existe una interacción energética, ya sea por reflexión de la energía solar o de un haz energético artificial, o por emisión propia (Chuvienco, 1996).

Un sensor remoto se define como un instrumento especial cuya tecnología permite la obtención de información de objetos sin estar físicamente en contacto con él. Estos instrumentos se conocen en conjunto como Sensores Remotos incluyendo aparatos como la cámara fotográfica, sistemas scanners y de radar (Avery, 1992).

2.1.2. Elementos de teledetección

. Fuente de energía

Determina el origen de la radiación electro-magnética que detecta el sensor. Puede tratarse de un foco externo a este (teledetección pasiva), o de un haz energético emitido por el sensor (teledetección activa). La fuente mas importante

de energía es sin lugar a duda el sol sin embargo también se realiza teledetección a partir de la energía emitida por los mismos objetos observados.

. **Cubierta terrestre**

Formado por todos los objetos que forman parte de la superficie terrestre, masas de vegetación, suelos, agua o construcciones humanas, que reciben la señal energética procedente de la fuente de energía, y la reflejan o emiten de acuerdo a sus características físicas.

. **Sistema Sensor**

Compuesto por el sensor, propiamente dicho, y la plataforma que lo alberga. Tiene como misión captar la energía procedente de las cubiertas terrestres, codificarla y grabarla.

. **Sistema de recepción**

En donde se recibe la información transmitida por la plataforma, se graba en un formato apropiado, y, tras las oportunas correcciones, se distribuyen a los interesados.

. **Intérprete**

Que convierte esos datos en información temática de interés, ya sea visual o digitalmente, para facilitar la problemática de estudio. (Chuvieco, 2008).

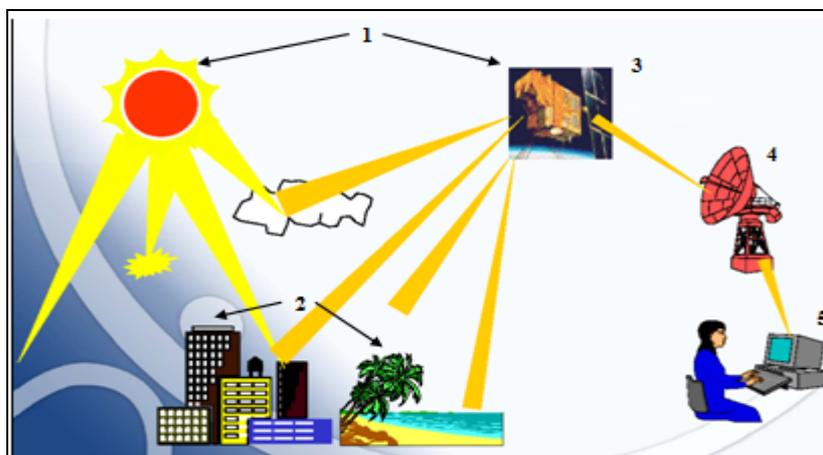


Figura 2.1. Componentes de un Sistema de Teledetección

Figura 2.2. Fuente: Ing. Edgar Peñaherrera – Exposición “Introducción a la Percepción Remota”- CLIRSEN

2.1.3. Espectro electromagnético

El flujo de energía necesario entre el sensor y el objeto observado, en un sistema de teledetección, constituye una forma de radiación electromagnética (Chuvienco, 1996).

Esta energía electromagnética es una forma dinámica de energía que es causada por la oscilación o aceleración de una carga eléctrica, de este modo, todas las sustancias naturales o sintéticas continuamente producen o emiten un rango de energía electromagnética en proporción a su temperatura (Avery, 1992).

La radiación electromagnética es una forma de energía que se propaga mediante ondas que se desplazan por el espacio a la velocidad de la luz (300000 Km/s) transportando cantidades discretas de energía (cuantos). Estas ondas se caracterizan por tener longitudes muy diferentes, desde los rayos X y gamma con longitudes de onda menores de 100 Angstroms hasta las ondas de televisión y radio con longitudes mayores de un metro. El conjunto de todas las longitudes de onda se denomina espectro electromagnético. Dentro del espectro electromagnético se distinguen una serie de regiones en función de la longitud de onda. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

Cada una de estas regiones se divide además en categorías adicionales. La luz visible suele dividirse en azul (0.4 - 0.5 μ), verde (0.5 - 0.6 μ) y rojo (0.6 - 0.7 μ) aunque en la realidad se presenta un continuo de colores. La radiación infrarroja se divide en infrarrojo próximo (0.7 - 1.3 μ), infrarrojo medio (1.3 - 8 μ) e infrarrojo térmico (8 - 14 μ). El primero es aquel en el que la radiación solar tiene más importancia que la terrestre; el último aquel en el que la radiación terrestre debida al calor de la Tierra, de ahí el nombre, tiene más importancia que la solar; finalmente el infrarrojo térmico corresponde a una zona de solapamiento (figura. 2.2).

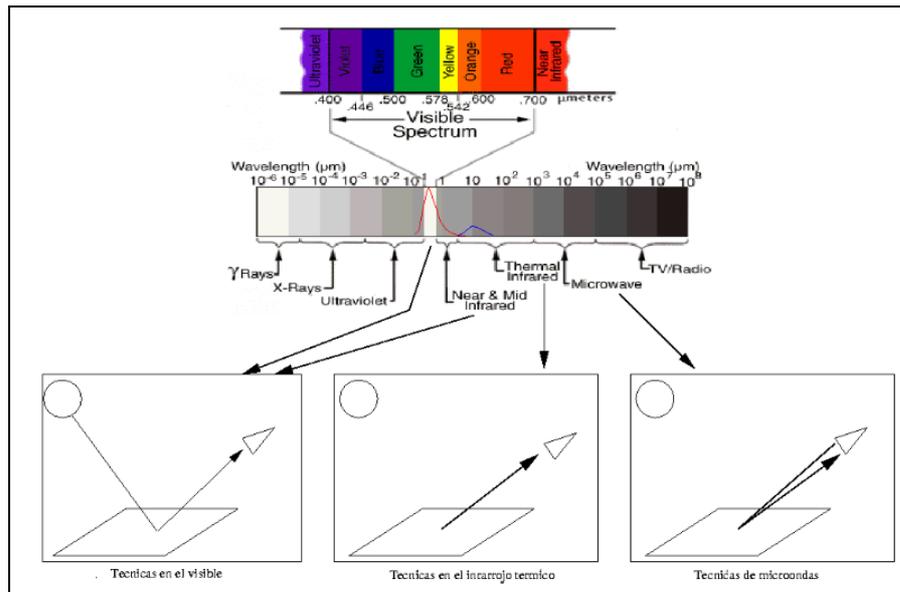


Figura 2.3. Espectro Electromagnético y técnicas de teledetección
 Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

2.1.4. Interacción de radiación con los objetos

Todos los objetos (independientemente de la radiación que emitan) van a recibir radiación emitida por otros cuerpos, fundamentalmente del sol, que, en función del tipo de objeto que estemos considerando, puede seguir tres caminos:

- **reflejarse**, la radiación es reenviada de vuelta al espacio
- **absorberse**, la radiación pasa a incrementar la energía del objeto
- **transmitirse**, la radiación se transmite hacia abajo a otros objetos (ver Figura 2.2). (Chuvieco, 1996).

La fracción de energía que se refleja se denomina reflectividad o albedo (ρ); la fracción de energía que se absorbe se denomina absorptividad (α); la fracción de energía que se transmite se denomina transmisividad (τ). De modo que $\rho + \alpha + \tau = 1$.

La interacción de la radiación con la atmósfera y con los objetos terrestres, es decir los valores de ρ , τ y α de un cuerpo concreto, va a depender de la longitud de onda de que se trate y de las características de ese cuerpo. A continuación se presentan datos generales acerca del comportamiento de diferentes objetos respecto a su interacción con la radiación:

- **Atmósfera despejada:**
 - ρ muy baja para todas las longitudes de onda
 - α depende de la longitud de onda
 - τ depende de la longitud de onda

- **Nubes :**
 - ρ muy alta en el visible
 - α depende de la longitud de onda
 - τ depende de la longitud de onda

- **Agua:**
 - ρ muy baja en todas las longitudes de onda
 - α depende de la longitud de onda
 - τ depende de la longitud de onda

- **Superficie terrestre:**
 - ρ depende de la longitud de onda
 - α depende de la longitud de onda
 - τ nulo

(<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

2.1.5. Interacción de la atmósfera con la radiación electromagnética

La atmósfera es un factor importante al considerar los flujos de radiación entre el sol y la superficie terrestre y entre esta y los satélites. En el espacio exterior no hay pérdida de radiación por interferencia con ningún medio material, sólo atenuación debida a la ley del cuadrado de la distancia. Los gases y aerosoles que componen la atmósfera tienen un efecto triple sobre la radiación:

- Absorción de la energía en determinadas bandas del espectro
- Dispersión de la radiación en determinadas bandas del espectro

- Emisión que, por su temperatura, tendrá un máximo en el infrarrojo térmico (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

. Absorción

Cada uno de los gases atmosféricos tiene capacidad para absorber radiación en diferentes longitudes de onda. Los principales responsables son:

- Ozono (O₃): Absorbe radiación ultravioleta
- Dióxido de carbono (CO₂): Absorbe radiación en 13 – 17.5 μ ;
- Vapor de agua (H₂O): Absorbe radiación en 5.5 - 7 μ y por encima de 27 μ ;

Esto deja, por otro lado, regiones del espectro en las que no se produce absorción, son las denominadas ventanas atmosféricas. Por tanto la teledetección sólo va a ser en principio viable en estas ventanas, las principales (figura 2.3) aparecen en:

Visible e infrarrojo cercano (0.3 – 1.35 μ m)

Infrarrojo cercano de onda corta (1.5 - 1.8 μ ; 2 - 2.4 μ)

Infrarrojo medio (2.9 – 4.2 μ ; 4.5 – 5.5 μ)

Infrarrojo térmico (8 - 14 μ)

Microondas, por encima de 20 μ la atmósfera es prácticamente transparente

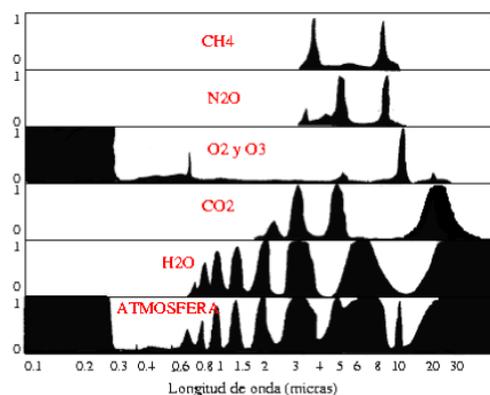


Figura 2.4. Bandas de absorción y ventanas en el espectro electromagnético

Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

Un problema especial suscita con la aparición de partículas líquidas (nubes, figura. 2.4) o sólidas (figura. 2.5) que reflejan gran parte de la radiación solar que

reciben. Las nubes emiten su propia radiación en el infrarrojo térmico, diferente a la terrestre debido a su menor temperatura, con lo que *ocultan* la superficie terrestre en ambas regiones del espectro. Debido a la saturación en vapor de agua del aire dentro de las nubes su capacidad de absorber radiación en la banda de absorción del vapor de agua dependerá de su espesor. (Chuvienco, 2008).

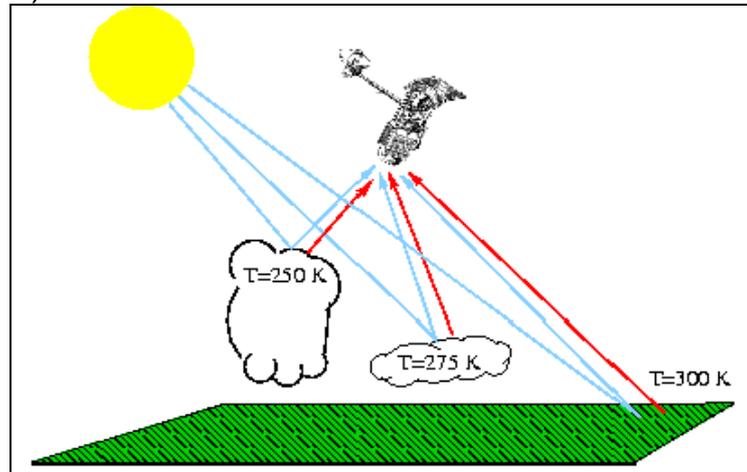


Figura 2.5. Efecto de las nubes sobre las observaciones de satélite.
Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

. **Dispersión**

Es el mecanismo por el cual la radiación electromagnética es reflejada o refractada por gases o partículas situados en la atmósfera. De este modo disminuye la radiancia directa y aumenta la difusa. Los principales causantes de la dispersión atmosférica son los gases y aerosoles (partículas sólidas o líquidas) que la componen, debido a la elevada variabilidad espacio-temporal de algunos de los gases y de los aerosoles resulta difícil establecer modelos generales para cuantificar su influencia final en una imagen. Existen tres tipos fundamentales de dispersión:

- **Dispersión de Rayleigh**, Causada por partículas muy pequeñas, de diámetro inferior a la longitud de onda. Afecta por tanto a las longitudes de onda más cortas y causa el color azul del cielo. (Chuvienco E; 2008).
- **Dispersión de Mie**, cuando se trata de partículas de diámetro similar a la longitud de onda (vapor de agua, polvo y aerosoles). Afecta a todas las

longitudes de onda del visible.

(<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

- **Dispersión no selectiva**, cuando se mencionan las partículas de mayor tamaño que la longitud de onda, la producen gotas de agua en la atmósfera (niebla o nubes). (Chuvieco E; 2008).

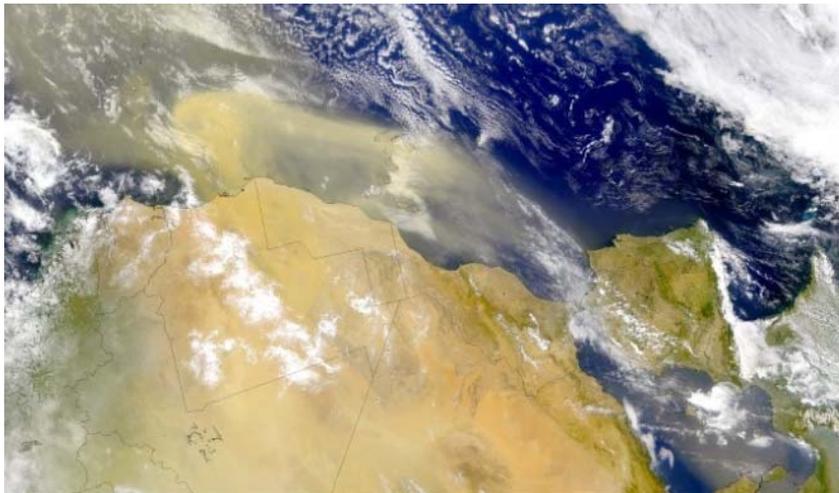


Figura 2.6. Efecto del polvo sobre las observaciones de satélite.

Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

. Emisión atmosférica

Cuando se trabaja en el infrarrojo térmico, el objetivo fundamental es estimar la temperatura de la superficie terrestre, sin embargo los datos que llegan al satélite incluyen emisión tanto de la superficie como de las diferentes capas de la atmósfera. Resulta difícil distinguir un efecto del otro, sin embargo se han hecho avances significativos en este sentido.

Existen diversas técnicas para solventar estos problemas que se estudiarán en el tema de corrección de imágenes. (Chuvieco E; 2008).

2.1.6. Interacción de los elementos de la superficie terrestre con la radiación

De cara a la identificación de objetos y procesos en la superficie terrestre, lo que nos interesa es la reflectividad de estos objetos respecto a las diferentes longitudes de onda. Cada tipo de material, suelo, vegetación, agua, etc. reflejará la radiación incidente de forma diferente lo que permitirá distinguirlo de los demás si medimos la radiación reflejada. A partir de medidas de laboratorio se ha

obtenido la reflectividad para las distintas cubiertas en diferentes longitudes de onda. El gráfico que, para cada longitud de onda, nos da la reflectividad en tanto por ciento se conoce como **signatura espectral (figura. 2.6)** y constituye una marca de identificación de los objetos. Resulta así fácil por ejemplo distinguir entre suelo y vegetación, e incluso entre diferentes tipos de suelo o diferentes tipos de vegetación.

La **Figura. 2.6** incluye las bandas del sensor TM de Landsat de forma que puede determinarse cuales serán los valores medios de reflectividad que va a obtener este sensor para las diferentes superficies.

En el caso de la radiación visible, las diferencias en cuanto a la reflexión para las diferentes longitudes de onda se traduce en lo que llamamos colores. Un objeto es verde si refleja la radiación solar preferentemente en esta zona del espectro. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

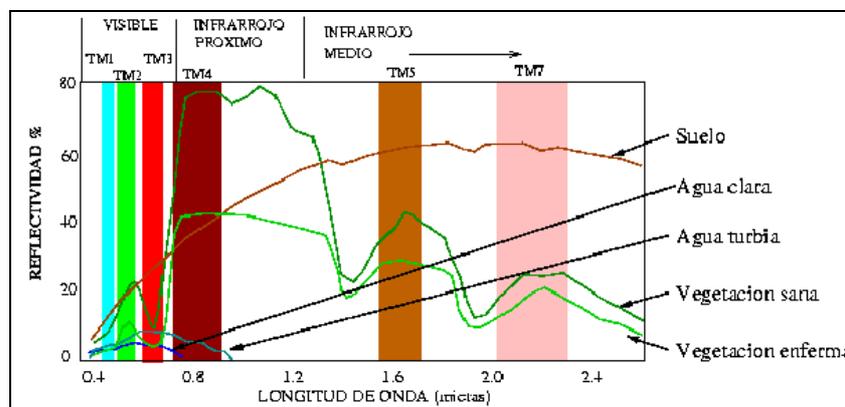


Figura 2.7. Respuestas espectrales del sensor TM.
Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

El flujo de energía recibido por el sensor no sólo depende de la reflectividad de la cubierta sino también de otros factores como:

- Las condiciones atmosféricas
- La pendiente y orientación del terreno
- La geometría de la observación

Existen dos tipos de superficies (**figura. 2.7**), aquellas que reflejan la radiación solar direccionalmente con un ángulo igual al ángulo incidente (superficies especulares) y aquellas que reflejan la radiación hacia todas direcciones (superficies lambertianas).

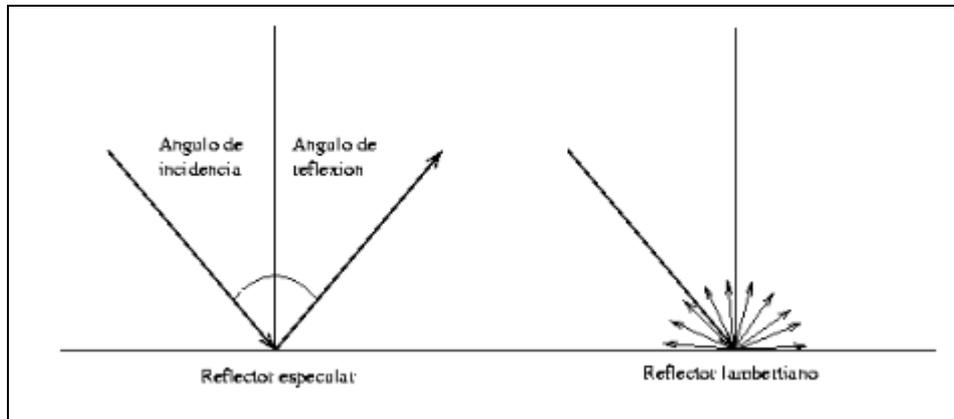


Figura 2.8. Tipos de superficie en cuanto a la reflexión.

Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

El comportamiento lambertiano de las superficies, junto con la dispersión atmosférica tiene el efecto de producir una imagen más borrosa de la que se contemplaría directamente sobre la superficie terrestre. La razón es que las respuestas espectrales de píxeles contiguos se contaminan unas a otras.

. Respuesta espectral del agua

El **agua clara** tiene unas excelentes propiedades en cuanto a transmisión de la radiación electromagnética en el espectro visible y de absorción en el infrarrojo. En cuanto a la reflectancia aparece un pico en el verde que va reduciéndose hasta el infrarrojo. Esta falta de reflectividad en el infrarrojo va a ser la clave para distinguir entre áreas de tierra y agua tanto en costas o lagos como en ríos.

El carácter tridimensional de las superficies de agua hace que en su respuesta espectral aparezca un componente debido a la superficie, otro a la columna de agua y un tercero al fondo. Por tanto en la columna de agua como en los materiales del fondo van a alterar su respuesta; un fondo de arena clara proporciona mayor reflectancia que otro compuesto por materia orgánica en descomposición.

La profundidad a la que la luz solar puede penetrar depende de la longitud de onda. En el agua clara la profundidad de penetración son 10 m entre 0.5 y 0.6 μ de longitud de onda cayendo hasta 10 cm. entre 0.8 - 1.1 μ . Por tanto al incrementarse la profundidad del agua la reflectancia, en cualquier longitud de onda, desciende.

Cuando el agua contiene **turbidez**, las consecuencias sobre la respuesta espectral van a depender del tipo de turbidez. Si se trata de fitoplancton, aparecen importantes alteraciones en el verde (aumenta) y en el azul (disminuye). Estos resultados han permitido el desarrollo de diversas ecuaciones empíricas. Si se trata de sedimentos inorgánicos la reflectividad aumenta, especialmente en el rojo. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

. Respuesta espectral de la vegetación

La **vegetación sana** tiene una reflectividad baja en el visible aunque con un pico en el color verde debido a la clorofila. La reflectividad es muy alta en el infrarrojo reflejado o próximo debido a la escasa absorción de energía por parte de las plantas en esta banda. En el infrarrojo medio hay una disminución especialmente importante en aquellas longitudes de onda en las que el agua de la planta absorbe la energía. Durante el otoño, las hojas pierden los cloroplastos (órganos que contienen la clorofila) ya que dejan de ser necesarios al cesar la actividad fotosintética, por tanto deja de ser la clorofila el pigmento principal y las plantas adquieren un color pardo-amarillento debido a la cada vez mayor importancia relativa de carotenos y otros pigmentos.

Esta curva tan contrastada se debilita en el caso de la **vegetación enferma** en la que disminuye el infrarrojo y aumenta la reflectividad en el rojo y azul. Se observa también que la reflectividad de una planta depende de su contenido en agua. Cuando el contenido de agua aumenta disminuye la reflectividad ya que aumenta la absorción de radiación por parte del agua contenida en la planta.

La cantidad de energía de los fotones que viajan con longitudes de onda mayores (infrarrojo cercano) es demasiado baja para ser aprovechada por la vegetación por lo que sólo se absorbe en torno al 5%, el resto se transmite (40%) o refleja

(55%). Sin embargo, la energía transmitida acabará llegando a otra hoja situada por debajo, y por tanto el 55% de ese 40% se volverá a reflejar. Este proceso, repetido en diferentes capas hace que se incremente el porcentaje de energía reflejada por un dosel vegetal.

El envejecimiento de la planta conlleva también una reducción en la reflectividad en el infrarrojo. Las variaciones en la estructura interna de las hojas son la causa principal de que los patrones de respuesta espectral sean diferentes de unas especies a otras.

En cuanto al infrarrojo medio, el agua presente en los tejidos vegetales absorbe la radiación en diversas longitudes de onda hasta alcanzar valores de $\alpha = 0.9$ que afectan incluso a las longitudes de onda vecinas de aquellas en las que se produce máxima absorción. En general cuanto menor sea el contenido de agua de una planta, mayor será su reflectividad en el infrarrojo medio. (Jensen, 2004).

. Respuesta espectral del suelo

Las propiedades espectrales del suelo (figura. 2.8) son relativamente simples, la transmisión es nula, por tanto toda la energía se absorbe o refleja. La reflectividad es relativamente baja para todas las bandas aunque aumentando hacia el infrarrojo. Hay una cierta dependencia entre reflectividad y contenido en agua del suelo, cuanto mayor es el contenido de agua del suelo, mayor es la reflectividad. Este aumento se ve interrumpido en aquellas regiones en las que el agua absorbe energía, por tanto cuanto mayor sea el contenido de agua en el suelo, mayor va a ser la disminución en reflectividad de estas regiones.

Otros factores que afectan la respuesta espectral del suelo son la textura con una mayor reflectividad al aumentar el tamaño medio de las partículas de suelo (los suelos arenosos tienen mayor reflectividad que los arcillosos). El problema es que la textura afecta también al contenido de humedad por lo que no resulta fácil diferenciar (con imágenes de satélite entre ambos factores). Los minerales de la arcilla tienen, por su parte, una baja reflectividad entorno a 2.2μ que no tienen las arenas.

El contenido en materia orgánica también afecta a la reflectividad, cuanto mayor sea su contenido y cuanto menos descompuesta se encuentre más oscuro resulta

el suelo (menor reflectividad). La composición química y mineralógica también va a influir en la respuesta espectral, así por ejemplo el contenido en óxidos de hierro va a incrementar la reflectividad en el rojo.

La fuerte correlación entre muchos de los factores que influyen sobre la respuesta espectral del suelo, imposibilita el que puedan sacarse conclusiones claras del análisis de una imagen de unas zonas cuyas características edáficas se desconocen. En todo caso se ha comprobado que las áreas de suelo desnudo de una misma imagen siguen una serie de pautas reconocibles. La más estudiada es que si se hace una representación gráfica con la reflectividad en el rojo en abscisas y la reflectividad en el infrarrojo cercano en ordenadas, las zonas de suelo desnudo aparecen formando una línea que se conoce como **línea del suelo** (figura 2.8). (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

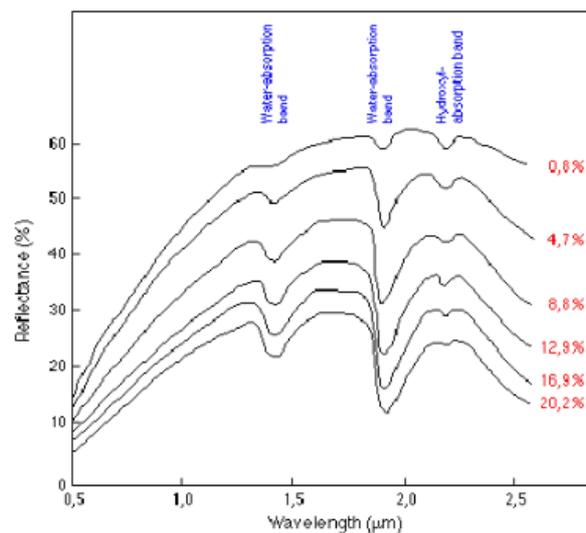


Figura 2.9. Reflectividad del suelo.
Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

2.1.7. Sensores y satélites de teledetección

Se entiende por **plataforma** los satélites (LANDSAT, METEOSAT, NOAA, SPOT) o aviones que transportan los aparatos necesarios para captar, almacenar y transmitir imágenes a distancia (**sensores**).

Un sensor es el aparato que reúne la tecnología necesaria para captar imágenes a distancia y que es transportado en una plataforma. Puede captar información para diferentes regiones del espectro y cada una de estas regiones se denomina

canal o **banda**. Por ejemplo, Landsat es una plataforma que contiene dos sensores Landsat-TM y Landsat-MSS, el primero de los cuales permite captar radiación en 7 bandas (azul, verde, rojo, 3 en el infrarrojo cercano y 1 en el infrarrojo térmico y el segundo en 4 bandas (verde, rojo y 2 en el infrarrojo cercano). (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

. Tipos de sensores

Entre las variadas formas de clasificar los sensores remotos, una de las más habituales considera su procedimiento de recibir la energía procedente de las distintas cubiertas. En este sentido, se habla de dos tipos de sensores: 1) pasivos, cuando se limitan a recibir la energía proveniente de un foco exterior a ellos (sol), 2) activos, cuando son capaces de emitir su propio haz de energía. Estos últimos son, lógicamente más flexibles, puesto que no depende tanto como los primeros de las condiciones al sistema sensor – Tierra. (Chuvienco, 2008).

Dentro de los sensores pasivos están los sensores fotográficos, óptico-electrónicos que combinan una óptica similar a la fotográfica y un sistema de detección electrónica (detectores de barrido y empuje), espectrómetros de imagen, y de antena (radiómetros de microondas). Por lo que se refiere a los sensores activos, actualmente se dispone del radar y el lidar (basado en tecnología láser). (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

En función de la orientación con la que el sensor capta las imágenes se distingue entre sensores de (Anexo ver **figura. 2.9**):

- **Orientación vertical**, habitual en satélites de resolución espacial baja (meteosat) o media (Landsat).
- **Orientación oblicua**, típica del radar
(<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).
- **Orientación modificable**, aparece en los sensores de alta resolución a partir del SPOT-IHV. Permite mantener una elevada resolución espacial y

tener una resolución temporal (tiempo de revisita) también elevada. Ya no se toman imágenes de toda la superficie terrestre de forma sistemática sino que el sensor es orientado por encargo.

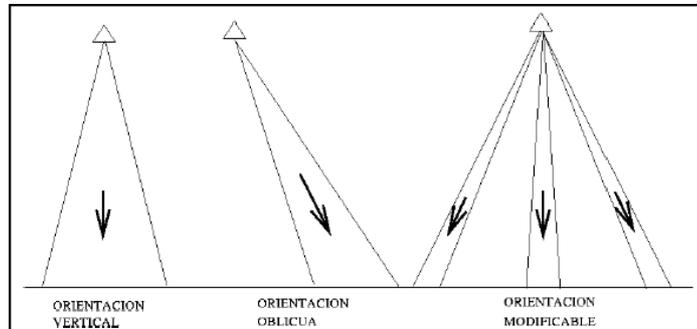


Figura 2.10. Tipos de Sensores en función de su Orientación.
Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

2.1.8. Resolución de un sistema sensor

De acuerdo con algunos autores, podemos definir la resolución de un sistema sensor como su habilidad para discriminar información de detalle (Estes y Simoneett, 1975; citado por Chuvieco, 2008). Esta definición engloba varios aspectos que merecen un comentario más minucioso. Por un lado, se habla de resolución de un sistema sensor, indicando que este concepto se refiere al conjunto del equipo y no a cada una de sus partes. Dicho de otra forma, la resolución de un sensor depende del efecto combinado de sus distintos componentes. En definitiva el concepto de resolución implica diversa manifestaciones, las más habituales en la literatura especializada han sido la espacial, espectral, radiométrica, y temporal. En los últimos años a estas podemos añadir también la resolución angular, que haría referencia a la capacidad de un sistema de observar el mismo objeto desde distintas posiciones. A continuación, comentaremos cada una de ellas con más detalle: (Chuvieco, 2008).

. Resolución espacial

Este término designa el objeto más pequeño que puede ser distinguido sobre una imagen. En un sistema fotográfico, suele medirse como la mínima separación a la cual los objetos aparecen distintos y separados en la fotografía. Se mide en

milímetros sobre la foto o metros sobre el terreno, y depende de la distancia focal de la cámara y de su altura sobre la superficie terrestre. (Chuvienco, 2008). En otras obras se la considera como el tamaño del *píxel* (del inglés *picture element*) que se define como la unidad mínima de información en la imagen. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>). En los sensores óptico – electrónicos, se prefiere utilizar el concepto IFOV (campo instantáneo de visión) que se define como la sección angular (en radianes) observada por el sensor en un momento determinado. La relación entre IFOV y tamaño de píxel (d) puede verse en la ecuación. 2.1 y en la figura. 2.10.

$$d = 2H \tan\left(\frac{IFOV}{2}\right)$$

Ecuación. 2.1: IFOV

Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

Donde d es el tamaño de píxel y H la distancia del sensor a la superficie terrestre.

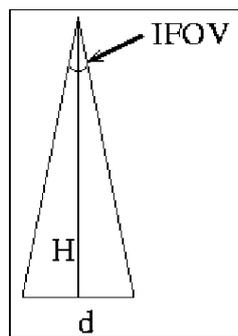


Figura 2.11. Relación IFOV – Tamaño del píxel.

Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

Existe un amplio rango de resoluciones espaciales en los satélites hoy día disponibles. Meteosat y los satélites geoestacionarios ofrecen una resolución espacial de 5000 m debido a su cobertura global de la superficie terrestre, los satélites de la serie NOAA-AVHRR tienen resoluciones que van entre 500 y 1100 m, Landsat-TM tiene 30 m y el sensor Ikonos-1.1 metros. Es imprescindible una buena equivalencia entre la resolución espacial y la escala espacial a la que ocurren los fenómenos que se quieren observar. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

. Resolución espectral

Indica el número y anchura de las bandas en las que el sensor puede captar radiación electromagnética. En principio cuantas más bandas incluya un sensor mejor, ya que cada banda constituye una variable para caracterizar la superficie captada. Por otro lado es preferible que estas bandas sean estrechas para que su poder discriminante se incremente. Si las bandas son muy anchas van a recoger valores promediados que ocultarán elementos de diferenciación. Por ejemplo resulta mucho más informativo contar con 3 bandas (rojo, verde, azul) en el visible que con una sola banda (fotografía en blanco y negro) Figura. 2.5. El número de bandas y su localización en el espectro va a depender de los objetivos que se pretendan cubrir con la puesta en funcionamiento del sensor. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

La elección del número, anchura y localización de las bandas que incluye un sensor está estrechamente relacionada con los objetivos de su diseño. Para un sensor dedicado a detectar incendios, podría ser con citar una sola banda en el IRM, puesto que ahí es muy claro el contraste con las cubiertas vecinas. (Chuvieco, 2008). La mayor parte de los sensores requieren un mayor numero de bandas para mejorar la discriminación de las cubiertas de interés, ya que a mayor resolución espectral, podrán reconocerse mejor los rasgos de absorción específicos de cada cubierta (Kruse et al., 1993).

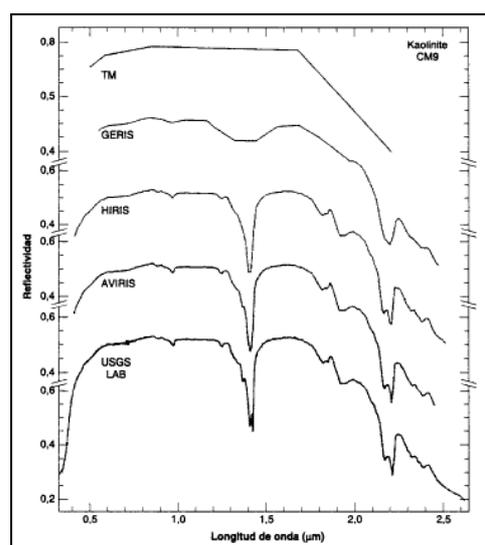


Figura 2.12. Espectro de colinita para diferentes resoluciones espectrales (adaptado de Kruse et., 1993). Fuente: (Chuvieco, 2008).

. Resolución radiométrica

Indica la sensibilidad del sensor, es decir la capacidad de discriminar entre pequeñas variaciones en la radiación que capta. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>). Para los equipos digitales, la imagen se codifica en un formato binario, por lo que la resolución radiométrica suele identificarse con el rango posible de valores que almacena el sensor, medido como el número de bits que necesita cada valor numérico para almacenarse. (Chuvienco, 2008). Por ejemplo Landsat-TM utiliza 8 bits lo que da $2^8 = 256$ niveles de energía (**Niveles Digitales, ND**) que pueden ser captados. Cuanto mayor sea la precisión radiométrica mayor número de detalles podrán captarse en la imagen. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

Para una análisis visual algunos autores aconsejan que bastaría con 16 niveles por color (4096 tonalidades) ya que nuestros ojos pueden discriminar hasta 200.000 tonalidades, sin embargo, cuando la interpretación es digital es necesario contar con 256 valores digitales, ya que el ordenador aprovecha todo el rango posible. (Chuvienco, 2008).

. Resolución temporal

Indica el intervalo de tiempo entre cada imagen obtenida por la plataforma (la que queramos en el caso de los aviones) cada media hora en el caso de los satélites geosíncronos y variable en el caso de los satélites heliosíncronos. Recientemente se han desarrollado satélites de muy alta resolución espacial con sensores orientables, de manera que la zona de la que captan imágenes es relativamente independiente de la posición que ocupe el satélite con lo que la resolución temporal pasa a ser algo más flexible.

Generalmente, a mayor resolución espacial disminuye la temporal y también la espectral. El problema es que cada aumento de resolución multiplica el volumen de datos que el sensor debe preprocesar y enviar a las estaciones de Tierra. Sin embargo la aparición de sensores de orientación modificable ha permitido compatibilizar alta resolución espacial y alta resolución temporal a costa de una toma de imágenes no sistemática.

El diseño de los sensores de un satélite se hace teniendo en cuenta todas las consideraciones hechas hasta ahora. Salvo excepciones, se va a trabajar con ventanas atmosféricas y se va a seleccionar aquella combinación de regiones del espectro que mayor información van a proporcionar acerca de los fenómenos que se quieren estudiar.

En muchas ocasiones se relaciona resolución espacial con *calidad* de las imágenes. En realidad no tiene sentido tal relación ya que cada sensor tiene la resolución óptima para los objetivos que se pretenden cubrir. Los satélites meteorológicos como Meteosat, puesto que se utilizan para analizar fenómenos muy dinámicos, necesitan una gran resolución temporal (30 minutos) y una imagen de gran tamaño (todo el planeta) por lo que resultaría muy problemático multiplicar su resolución espacial. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

2.1.9. Satélites

Se llaman satélites a los objetos que giran alrededor de un cuerpo celeste de mayor tamaño. Los satélites artificiales son artefactos construidos con fines científicos o comerciales que giran en el espacio, fuera de la atmósfera, alrededor de la Tierra. (Pedro C. Towers, 2002).

Existen dos tipos fundamentales de satélites, los geosíncronos o geoestacionarios y los heliosíncronos. Los primeros se sitúan sobre el Ecuador en una órbita a 36000 Km de la Tierra. Permanecen siempre en la vertical de un punto determinado acompañando a la Tierra en su movimiento de rotación. Es el caso de Meteosat, situado sobre la perpendicular entre el meridiano 0° y el Ecuador, desde el que se obtienen imágenes de la parte de la Tierra visible desde el punto en que se encuentra (**Figura 2.12**).

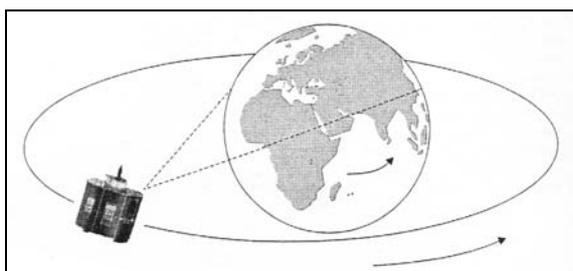


Figura 2.13. Esquema de una órbita geosíncrona.
Fuente: (Chuvieco, 2008).

Los satélites heliosíncronos se desplazan en órbitas generalmente circulares y polares (el plano de la órbita es paralelo al eje de rotación de la Tierra) de modo que, aprovechando el movimiento de rotación terrestre, puede captar imágenes de diferentes puntos cada vez que pase por el mismo punto de la órbita.

Estas órbitas sólo son posibles entre 300 y 1500 Km de altura. La órbita se diseña de forma que el satélite pasa siempre sobre el mismo punto a la misma hora local (figura. 2.13). (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

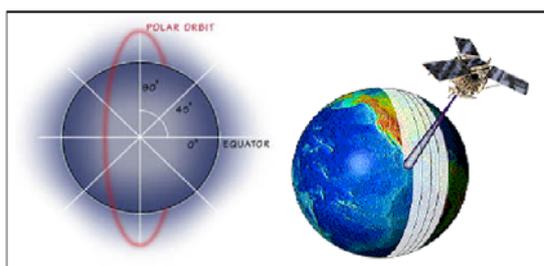


Figura 2.14. Satélites de órbita polar.
Fuente: <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>

. Satélites de recursos naturales

Son satélites de órbita polar, con mayor resolución espacial y que fueron diseñados para la observación de la Tierra y la evaluación de sus recursos naturales. El más conocido de ellos es el programa **Landsat** que se inició en 1972 con el lanzamiento del Landsat-1, en 1999 se lanzó Landsat-7.

Landsat-5 fue lanzado en 1984 el que más tiempo lleva en órbita y significó, junto con Landsat-4 que apenas estuvo operativo, un salto cualitativo de gran importancia. Combina el sensor MSS (Multispectral Scanner) de los satélites más antiguos con un nuevo sensor el TM (Thematic Mapper) con capacidades ampliadas. La tabla. 2.1 muestra las características principales de los sensores a bordo del programa Landsat. El sensor TM tiene además mayor resolución radiométrica (8 bits) que el MSS (6 bits).

El satélite Landsat-7 incorpora el sensor ETM (Enhanced Thematic Mapper) que añade a las bandas ya disponibles en el TM un canal pancromático (0.5 μ m - 0.9 μ m) con resolución espacial de 15 metros. Su órbita se sitúa a 705 Km de

altitud, pasa por los mismos lugares cada 16 días, sobre nuestra latitud pasa a las 9.45 a.m hora solar.

Los satélites Landsat disponen de dos sensores, MSS (*Multispectral scanner*) y TM (*Thematic mapper*) con mayor resolución espacial, espectral y radiométrica (79 m, 4 bandas y 6 bits en MSS y 30 m, 7 bandas y 8 bits en TM). (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

El tamaño de la escena de Landsat es aproximadamente 180 x 172 Km.

Cuadro 2.1. Sensores a bordo del programa Landsat.

Fuente: (Chuvieco, 2008).

MSS ¹		RBV		TM ²		ETM+ ³	
4	0,5-0,6 μm	1 ⁴	0,475-0,575 μm	1	0,45-0,52 μm	1	045-0,52 μm
5	0,6-0,7 μm	2 ⁴	0,580-0,680 μm	2	0,52-0,60 μm	2	0,52-0,60 μm
6	0,7-0,8 μm	3 ⁴	0,690-0,830 μm	3	0,63-0,69 μm	3	0,63-0,69 μm
7	0,8-1,1 μm	1 ⁵	0,505-0,750 μm	4	0,76-0,90 μm	4	0,76-0,90 μm
8 ⁵	10,4-12,6 μm			5	1,55-1,75 μm	5	1,55-1,75 μm
				6	10,40-12,50 μm	6	10,40-12,50 μm
				7	2,08-2,35 μm	7	2,08-2,35 μm
						8	0,52-0,90 μm
Resolución espacial							
4-7 ¹	79 m	1-3 ⁴	80 m	1-5, 7	30 m	1-5, 7	30 m
8 ⁵	240 m	1 ⁵	40 m	6	120 m	6	120 m ⁽²⁾ -60 m ⁽³⁾
						8	15 m

1. Sólo en los Landsat-1 a 5.
2. Sólo en el Landsat-4 y 5.
3. Sólo en el Landsat-7.
4. Sólo en los Landsat-1 y 2.
5. Sólo en el Landsat-3.

Es preciso para el presente proyecto conocer el rango espectral y sus principales aplicaciones de los principales sensores a bordo del programa Landsat, por lo que a continuación se presenta una tabla con estos datos:

Cuadro 2.2. Rango espectral y principales aplicaciones de Landsat.

Fuente: (Fabregat Ventura, 2002).

BANDAS	RANGO ESPECTRAL (m)	APLICACIONES
MSS		
4	0,50- 0,60 (verde)	Estado fenológico de la vegetación.
5	0,60- 0,70 (rojo)	Discriminación de tipos de cultivos.
6	0,70- 0,80 (infrarrojo cercano)	Delimitación de masas de agua y contenido en biomasa.
7	0,80- 1,10 (infrarrojo cercano)	Delimitación de masas de agua y contenido en biomasa.

TM		
1	0,45- 0,52 (azul-verde)	Cartografía de aguas litorales, y discriminación entre suelo y vegetación.
2	0,52- 0,60 (verde)	Estado fenológico de la vegetación.
3	0,63- 0,69 (rojo)	Discriminación de tipos de cultivos.
4	0,76- 0,90 (infrarrojo cercano)	Delimitación de masas de agua y contenido en biomasa.
5	1,55- 1,75 (infrarrojo medio)	Medida de la humedad del suelo y vegetación
7	2.08- 2,35 (infrarrojo lejano)	Rocas alteradas y suelos.
6	10,40-12,5 (infrarrojo térmico)	Medida de la humedad del suelo, estrés

El proyecto **Spot** (Sistem Pour l'Observation de la Terre) se inicia en 1986 y hasta la actualidad se han lanzado 4 satélites en 1990, 1993, 1998 y 2002. Los satélites se sitúan en órbita heliosíncrona casi polar cruzando el Ecuador a las 10:30 a.m y repitiendo órbita cada 26 días. Los satélites 1, 2 y 3 estaban dotados del sensor HRV (High Resolution Visible) que proporcionaba imágenes en el visible e infrarrojo cercano. Su principal ventaja respecto a Landsat es su mayor resolución espacial al introducir por primera vez un radiómetro de empuje. Son imágenes de 60 Km de ancho y 10-20 m de resolución.

Otra de las ventajas del HRV es su capacidad para reorientar su campo de observación desde la Tierra como lo que la resolución temporal pasa de 26 días a 2 o 3 dependiendo de la latitud. Esta flexibilidad hace además que las imágenes deben encargarse por adelantado.

En el satélite spot-4 se modificaron los sensores introduciéndose el HRVIR que añade a las canales del HRV un infrarrojo (1.58-1.78 μ) eliminando el pancromático¹. Se añade también el sensor VEGETATION orientado al seguimiento diario de la cobertura vegetal a escala regional o planetaria (la anchura de imagen es de 2250 Km y la resolución espacial de 1 Km). El cuadro. 2.3 muestra las características principales de los sensores a bordo del programa Spot. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

Cuadro 2.3. Sensores a bordo del programa Spot.

Fuente: (Chuvienco, 2008).

<i>HRV</i> ¹		<i>HRVIR</i> ²		<i>Vegetation</i> ²	
1	0,50-0,59 μm	1	0,50-0,59 μm	1	0,43-0,47 μm
2	0,61-0,68 μm	2	0,61-0,68 μm	2	0,61-0,68 μm
3	0,79-0,89 μm	3	0,79-0,89 μm	3	0,78-0,89 μm
P	0,51-0,73 μm	4	1,58-1,75 μm	4	1,58-1,75 μm
		P	0,51-0,73 μm		
Resolución espacial					
1-3	20 m	1-4	20 m/10 m ⁽³⁾	1-4	1.000 m
P	10 m	P	10 m-5 m-2,5 m ⁽³⁾		

1. Sólo en los SPOT-1 a 3.
2. Sólo en el SPOT-4 y 5.
3. Sólo en el SPOT-5.

Este satélite tiene dos modos de registro distintos: el modo pancromático (P) y el modo multibanda (XS); ambos funcionan indistintamente en cada uno de los instrumentos, y de manera simultánea o individual. El modo pancromático realiza la observación en una banda espectral única, correspondiente a la parte del visible del espectro electromagnético sin el azul, y el modo multibanda registra en tres bandas del visible e infrarrojo cercano (**cuadro. 2.4**).

Cuadro 2.4. Rango espectral y principales aplicaciones de Spot.

Fuente: (Fabregat Ventura, 2002).

BANDAS	RANGO ESPECTRAL (m)	APLICACIONES
P	0,51- 0,73	Aumentar la resolución combinada con otras imágenes.
XS1	0,50- 0,59 (verde)	Estado fenológico de la vegetación.
XS2	0,61- 0,68 (rojo)	Discriminación de tipos de cultivo.
XS3	0,79- 0,89 (infrarrojo cercano)	Delimitación de masas de agua y contenido en biomasa.

La respuesta espectral de los objetos de la superficie terrestre: suelos, rocas, agua y vegetación, es distinta según la región del espectro electromagnético considerada, pudiendo presentar rasgos que permiten establecer firmas espectrales propias de cada material, a partir de las que es posible su identificación mediante la información registrada por teledetección. En la **figura. 2.14** se representan las curvas espectrales de los tres componentes más importantes en los cultivos de regadío: suelo, vegetación y agua, en las regiones

del visible y del infrarrojo próximo, con indicación de las bandas en que operan los satélites Landsat y Spot.

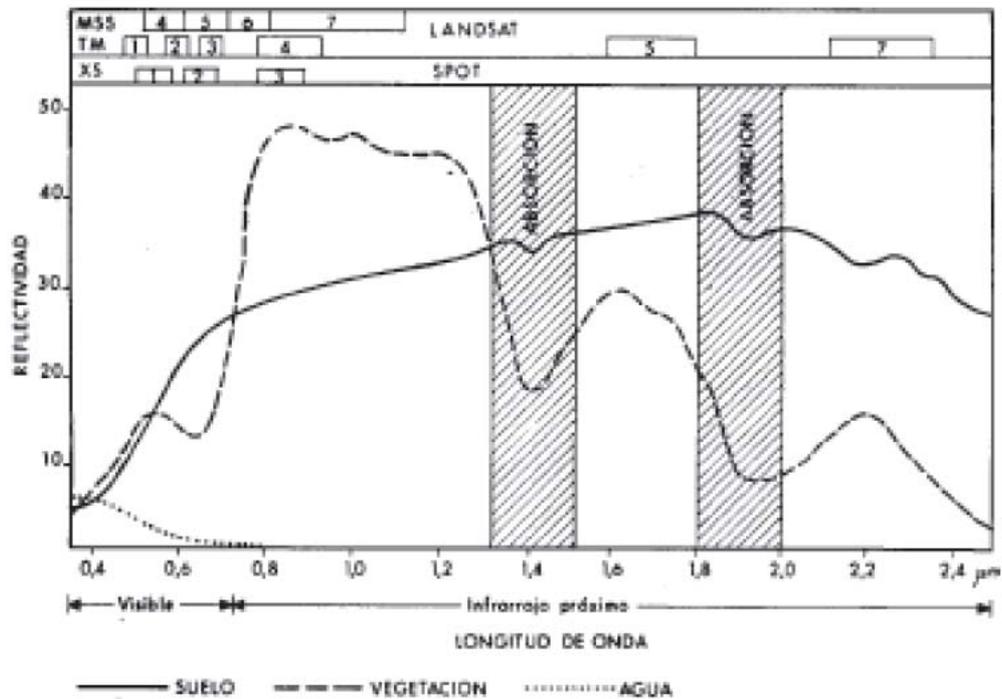


Figura 2.15. Curvas de reflectividad y bandas de los principales sensores de recursos naturales.

Fuente: (Fabregat Ventura, 2002).

2.2. IMAGEN SATELITAL

La imagen de satélite consiste en un conjunto de matrices, una por cada canal del sensor, en la que aparecen números del 0 al 255. El cero indica que no llega nada de radiación desde ese punto y el 255 que llega el valor más alto de radiación. Estos valores se denominan niveles digitales y será necesario transformarlos en algún tipo de variable física. La transformación suele ser a través de una ecuación lineal cuyos parámetros se suministran junto con la imagen. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

2.2.1. Matriz de datos en una imagen digital

En un sistema digital, la radiancia recibida por el sensor se convierte directamente a un valor numérico y se almacena sobre un soporte magnético. Esta conversión se realiza controladamente, gracias a una calibración precisa del sensor. Dicho valor numérico se puede invertir posteriormente para obtener la radiancia.

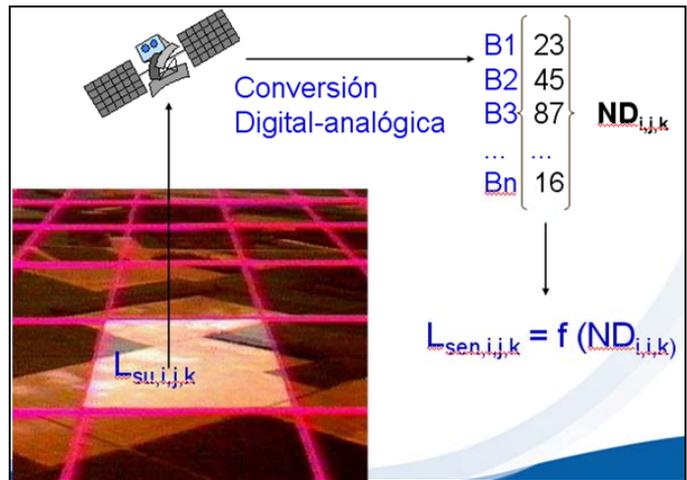


Figura 2.16. Diagrama que ilustra el proceso de adquisición de una imagen digital.
Fuente: (Chuvieco, 2008).

En una imagen digital, el territorio observado se divide en una serie de parcelas, habitualmente cuadradas, que corresponde al área instantánea observada en cada momento por el sensor. Estas parcelas constituyen la unidad mínima de información en la imagen y se denominan *píxeles* (del inglés *picture element*, elemento pictórico). En términos sencillos, podemos identificar un píxel como cada uno de los pequeños cuadrados que forman una imagen, visibles cuando se amplía. (Figura. 2.16).

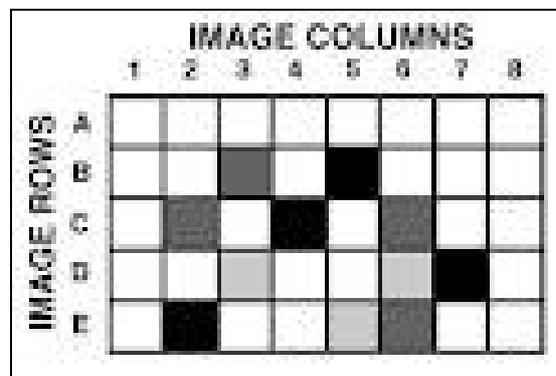


Figura 2.17. Distribución de píxeles en una imagen satelital.
Fuente: (Chuvieco, 2008).

El valor numérico que codifica cada píxel, se denominara de ahora en adelante, nivel digital (ND), debido a que puede fácilmente traducirse a una intensidad visual, o a un nivel de gris con cualquier convertidor analógico – digital. Cuando se visualiza un píxel la intensidad de gris o de color con la que aparece en el monitor depende de su ND, los mismos que forman la base para las operaciones de interpretación digital, especialmente cuando se intenta relacionar la

información adquirida por el sensor con algún parámetro físico, como por ejemplo la reflectividad o temperatura. (Chuvieco, 2008).

2.2.2. Organización de los datos en una imagen digital

La organización de los datos en una imagen puede esquematizarse en la **figura 2.17**, en la que se observa que es una matriz numérica de tres dimensiones. Las dos primeras corresponden a la posición geográfica, mientras la tercera indica su dimensión espectral. La orientación norte – sur se obtiene variando las filas de la matriz (row, line), mientras el recorrido en el sentido de las columnas (column) indica la disposición Oeste – Este de la imagen. (Chuvieco, 2008).

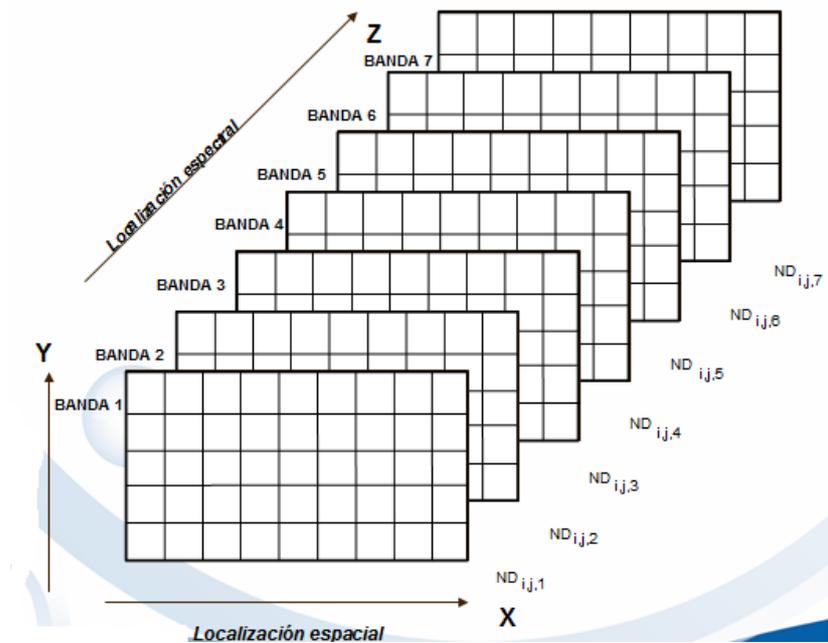


Figura 2.18. Organización de datos en una imagen digital.
Fuente: (Chuvieco, 2008).

2.3. EL USO DE LA TIERRA

2.3.1. Tierra

Existen numerosas acepciones que se asignan al término “Tierra” dependiendo en cada caso de las ciencias que lo utilizan. En edafología por ejemplo, el término tierra se usa para denotar el suelo desde el punto de vista agrícola. En derecho

para efectos legales la tierra se considera una propiedad, misma que tiene valor en términos monetarios para el economista, en geología el concepto tierra se refiere al globo terráqueo. Y así cada disciplina maneja un concepto particular del término “Tierra”, para este estudio se lo relacionará mas bien con el “Paisaje”, impresión visual que se tiene de los elementos que se encuentran en un espacio determinado de la superficie del planeta que habita el hombre.

Según la **FAO** la *Tierra* esta definida como 'una área de la superficie de la Tierra, incluyendo todas los atributos estables o cíclicos dentro, encima y debajo de esta área. Incluye la atmósfera, el suelo y la geología, la hidrología, plantas y población de animales, y los resultados de la **actividad humana** en el pasado y presente, hasta el punto que estos atributos ejercen una influencia sobre los presentes y futuros usos de la tierra por los humanos. (Food and Agriculture Organization of the United Nations, 1985) p. 212.

En esta definición, 'la tierra' es un concepto geográfico integrado (tanto físico cómo humano), incluye la ocupación humana hasta el punto que esto influye en el uso de la tierra.

2.3.2. Uso de la Tierra

Al Uso de la tierra se lo define como: El empleo que el hombre da a los diferentes tipos de cobertura, “Cíclica o permanente, para satisfacer sus necesidades materiales o espirituales” (Vink,1975). El uso permite definir la predominancia de las actividades rurales que se desarrollan, y la jerarquía socio espacial que se establecen en entorno a dichas actividades (Apollín y Eberharth, 1998). **Citado en Metodología de valoración de tierras rurales PRAT.**

Sin embargo, para fines de clasificación y mapeo es necesario relacionar el uso con la cobertura de la tierra; Según Di Gregorio y Jansen, (1998).El uso de la tierra incluye “los arreglos, las actividades y los insumos de la población para producir, cambiar o mantener un cierto tipo de cobertura de la tierra”. El uso de la tierra constituye el empleo que el hombre da a los diferentes tipos de cobertura

dentro de un contexto físico, económico y social, permitiendo definir la predominancia de las actividades rurales que se desarrollan.

Metodología de valoración de tierras rurales PRAT

2.3.3. Cobertura de la Tierra

El término **cobertura** se aplica en un todo o en parte a algunos de los atributos de la tierra y que en cierta forma ocupan una porción de su superficie, por estar localizados sobre ésta. Por definición las interrelaciones dinámicas entre los atributos dan origen a los elementos de un paisaje. En estas circunstancias los elementos que se denominan **cobertura** y que dadas sus diferentes características conforman tipos, son:

- Bosques
- Vegetación (con otros tipos)
- Agua
- Afloramientos rocosos
- Obras humanas

Por otra parte, la cobertura puede derivarse de ambientes naturales producto de la evolución ecológica, (bosques, sabanas, lagunas, etc.) o a partir de ambientes artificiales creados y mantenidos por el hombre (cultivos, represas, ciudades, etc.)

2.3.4. Uso Actual de la Tierra.

Es la cobertura vegetal de la que está formada la corteza terrestre en un determinado tiempo.

2.4. ESTUDIOS MULTITEMPORALES DE CAMBIOS DE USO

2.4.1. Análisis multitemporal

Análisis de tipo espacial que se realiza mediante la comparación de las coberturas interpretadas en dos imágenes de satélite o mapas de un mismo lugar en diferentes fechas y permite evaluar los cambios en la situación de las coberturas

que han sido clasificadas. Como los meses del año y los años entre si difieren en sus características climáticas, un análisis multitemporal es mucho más abarcativo que el análisis de una sola imagen (Scanterra.com).

2.4.2. El factor temporal en los estudios de teledetección

Una de las aportaciones mas destacadas de la teledetección espacial al estudio del medio ambiente es su capacidad para seguir procesos dinámicos. Al tratarse de información obtenida desde un sensor situado en una orbita estable y repetitiva, las imágenes de satélite constituyen una fuente muy valiosa para estudiar los cambios que se producen en la superficie terrestre, ya sean debidos al ciclo estacional de las cubiertas, a catástrofes naturales o a alteraciones de origen humano (Chuvienco, 2008).

En el seguimiento de la dinámica de un determinado fenómeno conviene distinguir dos aspectos relacionados con el cambio (Rodin, 1998): por un lado la rapidez con que el fenómeno se produce, y por otro la pervivencia del cambio que implica. El primer aspecto hace referencia a la escala temporal en la que se manifiesta un fenómeno o, dicho de otra forma, a su duración en el tiempo. En este sentido, el rango de los fenómenos ambientales que se estudian en teledetección puede ir desde unas pocas horas (ciclones tropicales, terremotos, erupciones volcánicas) hasta varios años (desertificación, crecimiento urbano, cambio de uso de la tierra). El segundo aspecto se relaciona con la permanencia de los efectos del fenómeno, que también puede variar en un ciclo de pocos días hasta varios años. En definitiva, la pervivencia de los efectos y la duración del fenómeno no tienen por que estar relacionados, o, dicho de otro modo, un fenómeno de corta duración puede tener una larga continuidad y viceversa.

La dimensión temporal puede considerarse en teledetección con un doble objetivo: multiestacional y multianual (Chuvienco, 1998).

En el primer caso, la dimensión temporal sirve para refinar la discriminación de algunas categorías, que pueden no ser separables espectralmente, pero si atendiendo a su variedad fenológica. Con este objetivo se seleccionan imágenes

adquiridas en distintas estaciones, de acuerdo al calendario fenológico de estas cubiertas.

El segundo enfoque, que hemos denominado análisis multianual, tiene por objetivo detectar los cambios producidos entre dos o más fechas, para lo que suele partirse de imágenes adquiridas en distintos años, que se comparan visual o digitalmente (Gopal y Woodcock, 1996; Sader y Winne, 1992). En este caso por contraposición al enfoque multiestacional, se procura que las imágenes sean de la misma época del año, con objeto de aislar fácilmente lo que las imágenes manifiestan de cambios en el terreno.

2.4.3. Estudios multitemporales de cambios de uso de la tierra

En el sector centro norte de la provincia de San Lu s (Argentina), correspondiente a la frontera agr cola de la regi n Pampeana, los cambios producidos en el paisaje nativo de esta  rea se originan fundamentalmente, por el avance de la frontera agropecuaria ocurrido en las  ltimas d cadas y a las pr cticas de quema controlada de pastizales. El objetivo de este trabajo fue realizar un an lisis multitemporal de procesos din micos de cambios en el uso y cobertura de la tierra a trav s de la utilizaci n de datos satelitales provenientes de sensores tales como: Landsat/TM/ETM+ y SAC-C/MMRS, aplicando distintas t cnicas digitales: clasificaci n tem tica y  lgebra de bandas (IV, NDVI, SAVI). Se analizaron los cambios producidos entre los per odos 1992-1997; 1997-2000 y 2000-2005. Toda la cartograf a tem tica generada fue integrada en un SIG. Los resultados obtenidos demuestran una considerable disminuci n de la superficie ocupada por monte nativo, producto del avance de la frontera agr cola-ganadera y a las pr cticas de desmontes y quemas de la vegetaci n, actividades comunes en el  rea (Antes, M. E, Peri, J. A. y M. C. Seraf ni; 2007).

Durante el periodo 1987-2001 se realiz  el an lisis temporal del cambio en la cobertura del suelo en las cuencas de los Arroyos Trabunco y Quitrahue (Neuqu n, Argentina), para ello se analizaron dos im genes satelitales Landsat, de cuyo resultado se obtuvieron dos mapas que muestran el cambio de cobertura para un periodo de 14 a os. En ambas cuencas, el bosque nativo ten a en 1987,

una superficie de 3835,29 hectáreas y en el 2001 la misma se redujo a 2225 has, transformándose a bosque abierto y áreas deforestadas. La superficie deforestada total fue de 888,04 hectáreas, que corresponde al 17% de la cuenca total. Estos procesos están relacionados con el aumento poblacional y la expansión de las áreas urbanas del Municipio de San Martín de los Andes (Muschong, D; 2003).

En el estado de Chiapas, México, utilizando imágenes Landsat MSS de 1975, 1986 y 1992, se detectaron los cambios producidos en la vegetación y cobertura de suelo mediante la aplicación de imágenes de diferencia con siete índices de vegetación. Este estudio sugiere que los índices de vegetación tienen diferencias significativas en sus características estadísticas y que solo el NDVI muestra una distribución normal en su histograma, que fue el menos afectado por factores topográficos y que en consecuencia resultó la mejor técnica para la detección de cambios en la vegetación debido a la mejor consistencia de sus resultados al ser comparados en una interpretación visual, consulta a expertos y trabajo de campo (Lyon *et al.*, 1998).

En el municipio de San Javier (Santa Cruz – Bolivia), en los años de 1996, 1998 y 2000, empleando las imágenes landsat el Dpto. de Geografía e informática del Museo de Historia Natural Noel Kempff M. realizó el análisis multitemporal utilizando el método de “clasificación no supervisada” para cada una de las imágenes por separado. La detección de cambios permitió conocer aspectos muy importantes sobre el área de estudio observando las mudanzas ocurridas en el bosque definiendo así un cambio de la cobertura vegetal, para un período determinado de tiempo (Calderón V, Soria L, Correa L, Killeen T; 2002).

Universidad Católica de Temuco; presenta la evaluación cuantitativa de las siguientes técnicas de detección de cambios a través de imágenes satelitales LANDSAT Thematic Mapper (TM); Post-clasificación utilizando las bandas crudas, Post-clasificación a los NDVI generados en ambos periodos, Post-clasificación aplicando un Análisis de Componentes Principales a las bandas de cada periodo, Imagen de diferencias al NDVI de cada periodo y un Análisis de Componentes

Principales Multitemporal (ACP). De este modo, se determinaron la magnitud y dirección de los cambios de uso de suelo para un área de estudio de La IX región de La Araucanía (Chile).

El método de detección de cambios por Post-clasificación se destacó por ser la más sencilla de aplicar. La incorporación del NDVI o ACP en el proceso de detección de cambios a través de la Post-clasificación, mejora la detección de los cambios de uso del suelo.

La metodología de detección de cambios de Imagen de Diferencias del NDVI presentó los mejores valores de exactitud global e índice KAPPA, por lo que se presenta como la metodología cuyos resultados detectaron de mejor forma los cambios de uso del suelo. (Medina, Juan Edgardo; 2001)

En Costa Rica se ha evaluado el recurso forestal a través el empleo de los sensores remotos, con resultados muy positivos, tanto por la calidad, como por la prontitud de los mismos y a costos accesibles. Por ello se hace necesaria la aplicación de la comparación de los distintos métodos de detección de cambios.

El objetivo principal de este estudio es la comparación de dos metodologías para la detección de cambios de uso del suelo entre 1986 y 1996, usando imágenes de satélite Landsat TM4.

Las metodologías a comparar son la de análisis de post-clasificación que resulta de comparar dos imágenes, previamente clasificadas, para obtener un mapa de cambios y el método de la diferencia, que se aplica a través del álgebra de imágenes, restando a una imagen los valores de la otra.

Por medio de las matrices de cambios de uso, se evaluaron 14 mapas de cambios, siendo el que mejor estadísticas presenta el generado a través del método de post-clasificación. La precisión total del método de diferencia es de 78,3%, con un índice Khat de 71,5%, mientras que el método de post-clasificación obtuvo una precisión de 80,8% con un índice de Khat de 75,0%. (Rodríguez J, FUNDECOR, 2003).

2.5. REQUISITOS PREVIOS AL ANÁLISIS MULTITEMPORAL

2.5.1. Correcciones de la imagen

Con este nombre se indica los procesos previos al análisis multitemporal, los mismos que tienden a eliminar cualquier anomalía detectada en la imagen, ya sea en su localización, y en la radiometría de los píxeles que la componen. Estas operaciones tienden a disponer los datos en la forma más cercana posible a una adquisición idónea, por ejemplo, situándolos sobre su posición geográfica correcta (georeferenciación), o reconstruyendo la radiancia detectada por el sensor a partir de los ND de la imagen (Chuvieco, 2008).

Normalmente, antes de comenzar cualquier análisis sobre la información recogida desde un sensor remoto es necesario un tratamiento previo de los datos en cuestión. Este proceso se conoce en la literatura como "*Image Preprocessing*" y esta destinado a corregir los errores derivados del proceso de adquisición de la información y que puede degradar la calidad de los datos recogidos por el sensor (Jensen, 1996).

Cuando la detección de cambios entre imágenes se realiza, en la mayor parte de los casos comparando, píxel a píxel, los Niveles Digitales (ND) de las distintas fechas. Es necesario eliminar previamente cualquier cambio en los ND de la escena que no sea debido a cambios reales en la cubierta. Esto implica ajustar con precisión, tanto radiométrica, como geoméricamente, las imágenes que intervienen en el análisis (Chuvieco, 2008).

El principal problema presente es, que todo elemento aunque sea irrelevante puede causar diferencias entre imágenes. Si se tiene una nube en la imagen del tiempo 2 pero no está en la imagen 1, se crean un gran parche de "diferencia". Si la escena del tiempo 1 se toma en primavera y la del tiempo 2 en otoño, se detecta un cambio estacional lo cual no significa mucho en términos de cambios en la cobertura de suelo en largos periodos de tiempo. Si las dos imágenes no están correctamente georeferenciadas de antemano, algunos registros pueden

aparecer como cambios. Así, es necesario cumplir ciertas condiciones antes de intentar la detección de cambios (DNR, 1999):

- Ambas imágenes deben mostrar la misma estación, preferentemente verano, cuando las condiciones de la vegetación son relativamente estables.
- Las dos imágenes deben estar correctamente georeferenciadas.
- Las dos imágenes deben ser “homogenizadas radiométricamente” para minimizar efectos de variaciones en el sensor y condiciones atmosféricas entre las dos fechas.

. Corrección Geométrica

Para la comparación multitemporal es preciso que las imágenes se ajusten con gran nivel de detalle, para de esta manera evitar los conocidos errores de omisión y comisión, es decir que se puede detectar cambios que únicamente pueden estar presentes debido a la falta de ajuste entre las imágenes. (Chuvieco, 2008).

Las correcciones geométricas de la imagen incluyen cualquier cambio en la posición que ocupan los píxeles que la forman, además son necesarias para transformar en cada punto de la imagen sus coordenadas arbitrarias (fila-columna) en coordenadas reales (X e Y UTM por ejemplo), esta transformación puede basarse en funciones numéricas tales como:

$$f(c') = f_1(c, l); f(x, y)$$

$$f(l') = f_2(c, l); f(x, y)$$

Esto es, las coordenadas columna y línea (c' y l') de la imagen corregida son función de las coordenadas columna y línea de la imagen de entrada (c , l) o de las coordenadas del mapa al que se pretende superponer la imagen (x , y). Por tanto, esta transformación puede emplearse tanto para corregir cartográficamente una imagen, como para superponer dos o más imágenes entre sí. (Chuvieco, 2008).

Usualmente la información obtenida de sensores remotos presenta errores geométricos de origen sistemático, aquellos que pueden ser corregidos utilizando la información desde la plataforma y conociendo la distorsión interna del sensor, y no sistemático, aquellos que no pueden ser corregidos con una precisión aceptable sin un número suficiente de puntos de control terrestre. Entre las causas de errores geométricos de origen sistemático se puede mencionar la velocidad de la plataforma y la rotación de la tierra. Por otro lado, las distorsiones de origen no sistemático incluyen los errores producto de la altitud y posición del sensor (Bernstein, 1983; citado por Jensen, 1996).

En base a esto y según (Chuvioco, 2008), la corrección geométrica de imágenes se realiza en base a dos enfoques:

- El primero, llamado también corrección orbital, en la que se trata de modelar aquellas fuentes de error conocidas y su influencia, a partir de aplicar transformaciones inversas a las que realiza el sensor al momento de la adquisición. Para ello, es necesario disponer, con bastante precisión, de las características orbitales de la plataforma y de las especificaciones del sensor. Gracias a ellas pueden corregirse errores sistemáticos, como son los derivados de la rotación o curvatura terrestre y de la inclinación de la órbita.
- El segundo enfoque resulta un tanto más empírico. Se trata de modelar el error geométrico de la imagen a partir de una serie de puntos con coordenadas conocidas, que se denominan puntos de control. En este caso, el error se modela inductivamente, ya que las funciones de transformación se incluyen simultáneamente todas las fuentes de error, asumiendo, como es lógico, que esos puntos sean suficientemente representativos de la deformación geométrica que tiene la imagen.

En torno al segundo enfoque y conociendo que la mayoría de la información de sensores remotos comerciales entrega los datos con los errores sistemáticos

previamente corregidos, permaneciendo los errores no sistemáticos en la imagen. Para corregir estos errores se puede recurrir a tres procedimientos comunes, estos son la rectificación imagen a imagen, la rectificación imagen a mapa y la ortorectificación (Jensen, 1996; citado por Juan Medina, 2001).

Previamente a definir los diferentes procedimientos de corrección geométrica es necesario determinar el tipo de ecuaciones que se van a utilizar en el proceso de regresión. Normalmente se trabaja con ecuaciones polinómicas que permiten modificar de forma flexible las coordenadas de la imagen. El orden del polinomio determina la flexibilidad del ajuste y de la transformación, normalmente se emplean transformaciones de tipo lineal (polinomio de grado 1), cuadrático (polinomio de grado 2) o cúbico (polinomio de grado 3).

Los casos más habituales son la transformación lineal:

$$\begin{aligned} X &= Ac + Bf + C \\ Y &= Dc + Ef + F \end{aligned}$$

Y la transformación cuadrática:

$$\begin{aligned} X &= Ac + Bf + Cc^2 + Df^2 + Ecf + F \\ Y &= Gc + Hf + Ic^2 + Jc^2 + Kcf + L \end{aligned}$$

La transformación cúbica es más compleja, las ecuaciones son similares a las lineales y cuadráticas pero incluyendo términos elevados al cubo.

(<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

Es importante determinar cual es el tipo de transformación más adecuada en función del tipo de distorsiones que se supone que aparecen en la imagen y de la cantidad y calidad de los puntos de control. Es necesario tener en cuenta que cuanto mayor sea el grado de los polinomios implicados, más sensible será la transformación a errores en la selección de los puntos de control. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

Empleando el procedimiento de los mínimos cuadrados, se pueden calcular los valores de los coeficientes A,B,.. a partir de las coordenadas de un conjunto de

puntos de control. Se trata de puntos en los que se conoce tanto la fila y la columna como las coordenadas reales. Como regla general, el número de puntos de control debería ser mayor que el número de parámetros que se van a calcular, 6 en la transformación lineal, 12 en la cuadrática y 24 en la cúbica, el procedimiento de la toma de puntos de control se hablara mas adelante.

La transformación lineal es la más sencilla (figura. 2.18) asume que no hay distorsión en la imagen y simplemente se requiere una traslación (coeficientes A y E), cambio de escala (coeficientes B y H) y rotación de la imagen (coeficientes D y G).

Por tanto si el origen de coordenadas de la imagen original es ($c = 0, f = 0$) entonces:

- A = valor de X en el punto en el que $c = 0$
- E = valor de Y en el punto en el que $f = 0$

Si no es necesario rotar la imagen B y H son factores de escala

$$B = \frac{\max(X) - \min(X)}{\max(c) - \min(c)}$$
$$H = \frac{\max(Y) - \min(Y)}{\max(f) - \min(f)}$$

(<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

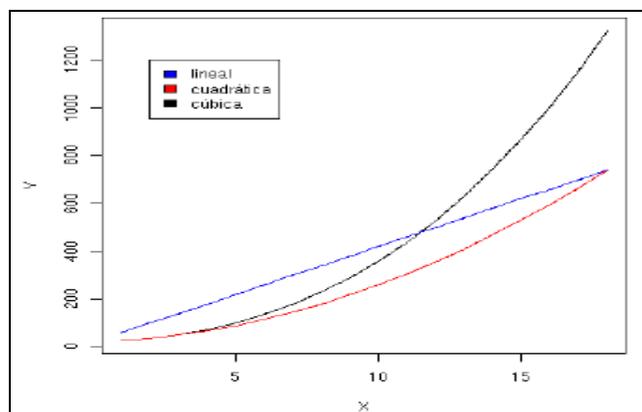


Figura 2.19. Diferentes modelos de regresión.
Fuente: (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

. Tipos de corrección geométrica

Rectificación imagen a imagen. Es el proceso de traslación y rotación por medio del cual dos imágenes de igual geometría y de la misma zona geográfica son posicionadas una respecto de la otra de manera que los elementos correspondientes aparezcan en el mismo lugar en las imágenes corregidas (Chen and Lee, 1992; citado por Jensen, 1996). Este tipo de corrección se utiliza cuando no es necesario tener asignado a cada píxel una única coordenada x, y en una proyección ortogonal, por ejemplo al comparar visualmente dos imágenes de distinta fecha para detectar los cambios producidos en la zona de interés.

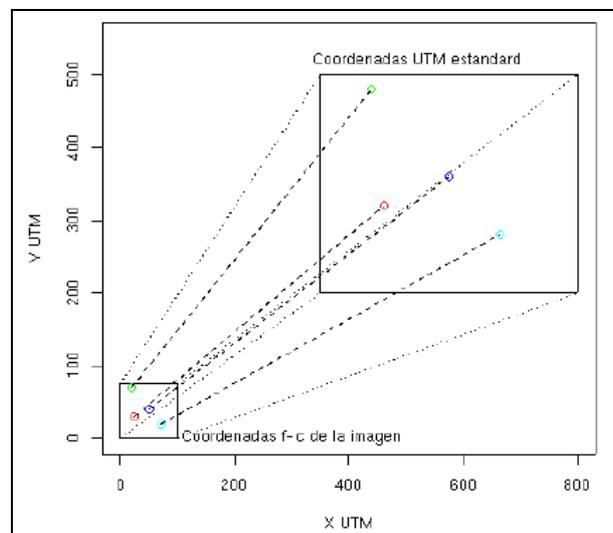


Figura 2.20. Proceso de Georeferenciación.
Fuente: (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

Ortorectificación El proceso de ortorectificación remueve la distorsión geométrica presente en las imágenes y que esta ocasionado por la orientación de la cámara o sensor, el desplazamiento debido al relieve, y los errores sistemáticos asociados con la imagen. Las imágenes ortorectificadas son imágenes planimétricamente correctas que representan los objetos del terreno en sus verdaderas coordenadas X y Y del "mundo real" por estas razones, las imágenes ortorectificadas han sido aceptadas como imágenes ideales de referencia necesarias para la creación y mantenimiento de los datos vectoriales almacenados en un SIG. (ERDAS, 2001).

Mediante las técnicas de resección espacial se puede remover los efectos de la orientación del sensor. Utilizando un DEM o definiendo un valor de elevación constante (ideal para áreas que tienen variación mínima del relieve), se puede remover los desplazamientos debido al relieve. (ERDAS, 2001).

. Ajuste Geométrico

El ajuste geométrico depende directamente de la resolución espacial del sensor (Nelson y Grebowsky, 1982; Roy, 2000; citado por Chuvieco, 2008). Para sensores de baja resolución espacial se ha comprobado que hasta un 50% del cambio observado entre dos imágenes puede deberse a errores de superposición cuando el ajuste entre imágenes tiene un error superior a un píxel. Varios autores han demostrado que se requiere precisiones de ajuste superiores a 0,2 píxeles para asegurar un error inferior a 10% en la comparación multitemporal (Chuvieco, 2008).

. Error Medio Cuadrático

Una estimación del error medio cuadrático (ECM) resulta muy útil para determinar si es necesario ampliar el número de puntos de control. La ecuación del ECM es:

$$ECM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X' - X)^2 + (Y' - Y)^2}{n}}$$

Donde, X' e Y' son las coordenadas estimadas por la transformación para cada punto de control y X e Y las coordenadas reales. Como norma general el ECM debería ser inferior al tamaño del píxel.

Lógicamente, cada punto de control va a tener su propio error cuadrático:

$$EC = \sqrt{(X' - X)^2 + (Y' - Y)^2}$$

Que permite determinar si existe algún punto erróneo que sea necesario eliminar. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

.Establecimiento de puntos de control

Para calcular cualquier función entre dos o más variables, es necesario contar previamente con una serie de observaciones comunes a todas ellas. De la misma forma, las funciones que permiten transformar coordenadas entre la imagen y el mapa precisan localizar una serie de puntos comunes a ambos sistemas de referencia, los mismos que se denominan puntos de control. A partir de sus coordenadas imagen y mapa, se calculan las funciones de ajuste, de forma similar a como se obtienen en otras regresiones multivariantes. En definitiva, el establecimiento de puntos de control resulta la fase más crucial del proceso de corrección y la que demanda mayor dedicación humana.

Para que el ajuste entre imagen y mapa sea correcto, se requiere atender a tres aspectos en la selección de los puntos de control: número, localización y distribución.

. Número

El número idóneo de puntos de control depende del tamaño, de la complejidad geométrica de la imagen, y de la forma del terreno, por ejemplo para zonas planas la transformación imagen – mapa puede basarse en ecuaciones lineales simples, por el contrario para zonas rugosas las ecuaciones son más complejas, polinomiales de segundo o tercer grado. Lógicamente, cuanto mayor sea el grado de la ecuación, se precisará mayor número de puntos de control. Matemáticamente solo son necesarios 3 puntos para una función de ajuste de primer grado, 6 para una de segundo y 10 para una de tercero, a continuación presentamos el número idóneo de puntos de control por imagen y tipo de sensor según algunos autores:

- Bernstein (1978) aconsejaba seleccionar entre 14 y 20 puntos para corregir una imagen MSS, El *Nacional Remote Sensing Center* inglés utilizaba de 100 a 120 para hacer lo mismo con una imagen TM.
- Sin embargo (Chuvieco, 2008) aconseja que para una zona pequeña (512 x 512 píxeles, por ejemplo), de 10 a 12 puntos y una ecuación de primer grado serán suficientes.

. Localización

Se recomienda que sean puntos claramente identificables en la imagen y en el mapa, preferiblemente rasgos humanos del paisaje no sujetos a dinamismo temporal: cruces de carreteras, caminos, vías, línea de ferrocarril, etc.

. Distribución.

Con respecto a su distribución, conviene que esos puntos se sitúen uniformemente sobre todo el territorio abarcado en la imagen. Esto evita errores debidos a una ponderación excesiva de algún sector del área de estudio, en donde el ajuste será bueno a expensas de otros sectores de la imagen (Chuvienco, 2008).

. Precisión de los Trabajos de Apoyo

Las actividades de apoyo comprenden trabajos de gabinete y campo que serán necesarios para obtener datos que se requieran para determinar la posición altimétrica y planimétrica de los puntos de control y puntos de referencia para el soporte en el proceso de corrección geométrica de las imágenes satelitales a usarse en el análisis multitemporal.

Para la obtención de los trabajos de apoyo es necesario contar con al menos dos equipos GPS que cumplan con las precisiones requeridas (equipos de una o doble frecuencia, L1 o L1/L2). La distancia máxima entre ambos receptores dependiendo del caso, son para equipos GPS de una frecuencia no superará los 20 km.; y con receptores GPS de doble frecuencia no superará los 150 km.

La planificación y selección de los puntos de control terrestre debe realizarse previamente sobre la imagen a corregir con coordenadas fila-columna, considerando la geometría de la misma y de la precisión del levantamiento.

Se realizará un reconocimiento de cada uno de los sectores planificados, a fin de escoger el mejor sitio fotoidentificable de características puntuales, acorde a la resolución espacial de la imagen satelital. El sitio escogido deberá disponer de gran parte de las condiciones propias para la recepción GPS.

Todo trabajo geodésico o de topografía deberá servirse de la Red Geodésica Nacional de primero, segundo o tercer orden, establecida por el Instituto Geográfico Militar (IGM), de tal manera que garantice las precisiones establecidas para cada trabajo de obtención de puntos de control terrestre, ortoimágenes, restitución, etc.

. Tiempo de observación GPS

Previamente se definirán estaciones base con procedimientos satelitarios y equipos GPS de doble frecuencia, realizando correcciones diferenciales con los puntos determinados.

El tiempo de observación de cada sesión dependerá de la distancia entre el nuevo punto y la base, a continuación se presenta una tabla con el tiempo de observación GPS en función de la distancia en Km.

Cuadro 2.5. Tiempo de observación GPS en función de la distancia.
Fuente: (IGM, 2000).

Tiempo de Observación GPS			
Distancia (Km.)	Minutos	Horas	Minutos
10	50	0	50
20	70	1	10
30	90	1	30
40	110	1	50
50	130	2	10
60	150	2	30
70	170	2	50
80	190	3	10
90	210	3	30
100	230	3	50
120	270	4	30
140	310	5	10
160	350	5	50
180	390	6	30
200	430	7	10

. Condiciones de los puntos de apoyo fotogramétrico

- Los puntos de apoyo fotogramétrico se determinarán a partir de la Red GPS del Ecuador.

- Se utilizarán receptores GPS geodésicos de una frecuencia L1 o de doble frecuencia L1/L2 y código C/A.
- Cada sesión de observación se planificará previamente para horas en las que el PDOP sea inferior a 4, determinándose horas comunes de observación.

. Precisiones de los puntos de apoyo fotogramétrico

a) Planimetría

El error medio cuadrático de las coordenadas de los puntos de apoyo será como máximo más o menos 0.01 centímetros por el módulo de la escala del mapa a obtener.

$$P = 0.01 M \text{ (cm.)}$$

Siendo M = Módulo de la escala del mapa a obtener.

b) Altimetría

Primer orden

Red Básica de Control Vertical

$$4\text{mm} \sqrt{K} \quad \text{Donde; K = Distancia en kilómetros.}$$

$$6\text{mm} \sqrt{K} \quad \text{Cuando se repite una sección o recorrido (ida o regreso)}$$

Segundo orden

Proyecto especiales

$$8.4\text{mm} \sqrt{K}$$

Planos ciudades

$$9.0\text{mm} \sqrt{K}$$

(IGM; Especificaciones Técnicas Generales para la realización de cartografía topográfica a cualquier escala; 2000).

.Corrección Radiométrica

El termino incluye todas aquellas técnicas que modifican los ND originales, con el objeto de acercarlos a los que habría presentes en la imagen en caso de una recepción ideal.

En el contexto de la detección de cambios son especialmente importantes los efectos producidos por la variabilidad en las condiciones de observación, las situaciones atmosféricas y las condiciones de calibración del sensor. Estos efectos modifican la signatura espectral de un píxel, por consiguiente es necesario homogenizar los ND de las imágenes que intervienen en el análisis. (Chuvieco, 2008).

De las correcciones aplicadas en este contexto de requisitos previos para realizar un análisis multitemporal esta es la más sencilla. De hecho de alguna manera las estaciones receptores llevan algún tipo de corrección radiométrica en el momento de recepción de la imagen. La corrección radiométrica implica por una parte la restauración de líneas o píxeles perdidos y por otra la corrección del bandeo de la imagen. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

.Píxeles o líneas perdidas

Si se ha perdido el valor de algún píxel la solución más simple sería estimarlo como la media de los valores del mismo píxel en las líneas anterior y posterior (no es recomendable utilizar los píxeles contiguos de la misma línea por que han sido captados por el mismo detector que ha dado el fallo, por tanto son poco fiables).

En caso de que la imagen abarque un territorio amplio y cambiante resulta recomendable calcular los coeficientes de correlación y las desviaciones típicas (s_k y s_r) en un entorno cercano al píxel perdido.

Para detectar líneas perdidas se compara la media de los ND de una línea con las medias de las líneas anterior y posterior, para detectar píxeles perdidos se compara el valor de un píxel con los de los 8 píxeles vecinos mediante algún procedimiento de filtrado. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

.Bandeado

El fenómeno del bandeo se debe a una mala calibración entre detectores y resulta especialmente visible en las zonas de baja radiancia (zonas marinas por

ejemplo). El resultado es la aparición periódica de una banda más clara u oscura que las demás.

Para corregir el bandeo se asume que, en caso de no haber error, los histogramas obtenidos por cada uno de los detectores serían similares entre sí y similares al histograma global de la imagen que se toma como referencia.

(<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

2.6. CLASIFICACIÓN DIGITAL DE IMÁGENES

Es el proceso mediante el cual los píxeles de una imagen satelital multiespectral son etiquetados según la categoría a la que pertenecen. A partir de esta imagen puede generarse una cartografía temática y el inventario estadístico de la superficie involucrada en cada categoría (Chuvienco, 2008).

La clasificación responde a la idea de que pueden establecerse límites precisos entre las respuestas espectrales de unos píxeles y otros, siendo esos límites los que definen las clases.

La clasificación digital distingue las siguientes fases: 1) definición digital de las categorías (fase de entrenamiento), 2) agrupación de los píxeles en una de esas categorías (fase de asignación), y 3) comprobación y verificación de resultados (Chuvienco, 2008).

2.6.1. Generación de clases

La elaboración de la clasificación de un área de estudio determinada en una serie de clases relativas a litología, tipos de vegetación, usos del suelo etc., es uno de los objetivos fundamentales de la teledetección.

La clasificación en teledetección es, por tanto, un caso particular del problema general de clasificar N individuos procedentes de una muestra en un conjunto de $M < N$ clases en función de una serie de K variables (X_1, X_2, \dots, X_K). Este problema se resuelve en dos fases:

1. Determinación del número de clases y de sus propiedades en relación a las K variables.
2. Asignar cada uno de los N individuos a una de las M clases utilizando una regla de decisión basada en las propiedades de los individuos y las clases en relación a las K variables. (<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

En teledetección el conjunto de variables está compuesto por la reflectividad en cada una de las bandas.

Sin embargo, además de esta *información espectral* puede utilizarse *información textural* e *información contextual*. La información textural hace referencia a las características en la vecindad de un píxel. Se definen una serie de variables (reflectividad media, varianza, autocorrelación, etc.) que tratan de cuantificar algunas de las propiedades cualitativas que se estudian en fotointerpretación. El contexto por su parte hace referencia a la necesaria coherencia en cuanto a la clasificación de píxeles vecinos. No tendría, por ejemplo, mucho sentido clasificar un píxel como cultivo de invernadero al lado de píxeles clasificados como roquedo de alta montaña.

La incorporación de información textural y contextual tiene, sin embargo, el inconveniente de introducir variables que no suelen seguir una distribución gaussiana con lo que algunos métodos de clasificación no funcionan correctamente.

2.6.2. Criterios de determinación de clases

La determinación de clases puede hacerse básicamente mediante dos criterios:

.Fase de Entrenamiento. Método Supervisado.

Consiste en delimitar áreas de entrenamiento que representen lo mejor posible a cada una de las categorías que componen la leyenda de clasificación. Estas áreas se utilizan posteriormente para entrenar al ordenador en el cálculo de los Niveles Digitales que definen cada clase de clasificación, para luego asignar el resto de los píxeles de la imagen satelital a una de esas categorías en función de sus Niveles Digitales. Este método requiere del conocimiento de la zona de estudio (Chuvienco, 2008).

.Método no supervisado.

Este método se dirige a definir las clases espectrales presentes en la imagen. No implica ningún conocimiento del área de estudio, por lo que la intervención humana se centra más en la interpretación que en la consecución de los resultados.

En este sentido, se asume que los ND de la imagen forman una serie de agrupaciones o conglomerados (*clusters*), más o menos nítidos según los casos. Estos grupos equivaldrían a píxeles con un comportamiento espectral homogéneo y, por tanto, deberían definir clases temáticas de interés. (Chuvieco, 2008).

La asignación de cada uno de los individuos a las clases obtenidas anteriormente puede hacerse mediante varios procedimientos:

- No estadísticos (árboles de decisión, mínima distancia, paralelepípedos)
- Estadísticos clásicos (máxima probabilidad)
- Algoritmos basados en inteligencia artificial (lógica borrosa, redes neuronales)
- Algoritmos que utilizan información contextual

(<http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>).

.Fase de asignación. Clasificador de Máxima Probabilidad.

Es un método de asignación que considera una distribución normal de los Niveles Digitales en el centro de cada categoría de clasificación, lo que permite describir esa categoría por una función de probabilidad que se utiliza para calcular la probabilidad de que un píxel pertenezca a ella, y así asignar el píxel a aquella categoría que maximice la función de probabilidad (Chuvieco, 1996)

2.7. DISEÑO DEL MUESTREO PARA LA VERIFICACIÓN EN CAMPO

Se pueden producir varios errores en las diferentes etapas del proceso de elaboración de un mapa:

a) La corrección geométrica de las imágenes;

- b) El análisis de las imágenes, que depende de la experiencia del intérprete, de la calidad de los insumos utilizados (fotografías aéreas, imágenes de satélite, observaciones de campo, entre otros) y del sistema clasificatorio;
- c) La captura (digitalización por ejemplo),
- d) La representación de los datos en el mapa.

Generalmente se considera que existen dos tipos de error en los mapas o en las imágenes clasificadas los errores temáticos, que se refieren a errores de atributo (etiqueta), y los errores geométricos (de posición) en la delimitación de los polígonos o la ubicación de los píxeles. Estos dos tipos de error están estrechamente ligados y es difícil separarlos (Chrisman, 1989).

Aspinall y Pearson (1995) distinguen un tercer componente de error potencial en los mapas temáticos, el cual se atribuye a la heterogeneidad dentro de un polígono.

La evaluación de la confiabilidad temática consiste en comparar la información del mapa con información de referencia considerada muy confiable. Generalmente se basa en un muestreo de sitios de verificación, cuya clasificación se obtiene a partir de observaciones de campo o del análisis de imágenes más detalladas (con mejor resolución), que aquellas utilizadas para generar el mapa. Por ejemplo, se utilizan fotografías aéreas para verificar mapas generados a partir de imágenes de satélite de alta resolución como Landsat o SPOT.

La confrontación entre las clases cartografiadas y las clases determinadas en las fotografías aéreas o en el campo para los sitios de verificación se basa en el supuesto de que la información de referencia es altamente confiable y representa "la verdad"; por lo que esta confrontación permite evaluar la confiabilidad del mapa y conocer las confusiones que presenta (Congalton y Green, 1993).

Según (Stehman y Czaplewski, 1998). El proceso de evaluación de la confiabilidad temática, se divide en tres etapas:

- a) El diseño del muestreo que consiste en la selección de las unidades de muestreo.
- b) La evaluación del sitio de verificación, que permite obtener la clase correspondiente a cada unidad de muestreo.
- c) El análisis de los datos, que consiste generalmente en la elaboración de una matriz de confusión y el cálculo de índices de confiabilidad.

2.7.1. Diseño del muestreo

El diseño de muestreo contempla la determinación del tipo de unidades de muestreo, del método de selección de las mismas, así como del número de unidades de muestreo necesarias (tamaño de muestra).

2.7.2. Las unidades de muestreo

La unidad de muestreo permite relacionar la localización de la información del mapa y del terreno. Puede ser un punto, un pixel, un grupo de pixeles, un polígono del mapa o una unidad de superficie con formas predeterminadas, por ejemplo, un cuadro o un círculo de una hectárea. No existe un consenso definitivo sobre la unidad de muestreo más adecuada (Chuvienco, 1996); su elección depende en mucho de los objetivos de la evaluación, del proceso de mapeo, de la estructura del paisaje y de las categorías que más le interesan al usuario. Si la unidad de muestreo es un punto, se compara la clasificación del mapa con relación a este punto con la misma localización en el terreno; en la práctica, lo que se evalúa es una superficie alrededor del punto.

Janssen y Vander Wel (1994) recomiendan el uso de pixeles individuales como unidades de muestreo para las clasificaciones digitales píxel a píxel. En el caso de mapas en formato vectorial, el uso de los polígonos como unidades de muestreo permite una correspondencia directa entre éstas y el mapa. Sin embargo, al modificar el mapa (actualización o agregación de clases de un sistema clasificador jerárquico) esta correspondencia desaparece.

En el caso de unidades de superficie predeterminadas, la superficie que debe cubrir el sitio de muestreo es también delicada de determinar, un sitio de verificación grande puede incluir varias porciones de polígonos en el mapa y varios tipos de cubierta en el terreno o en la imagen de referencia, lo que genera ambigüedades al confrontar la información del sitio de verificación con la del mapa. Al contrario, un sitio de verificación pequeño puede coincidir con una unidad del paisaje no representada en el mapa por ser más pequeña que el mínimo cartografiado del mismo (Figura.2.20). Durante el análisis de la unidad de muestreo, se sugiere a tomar en cuenta su entorno

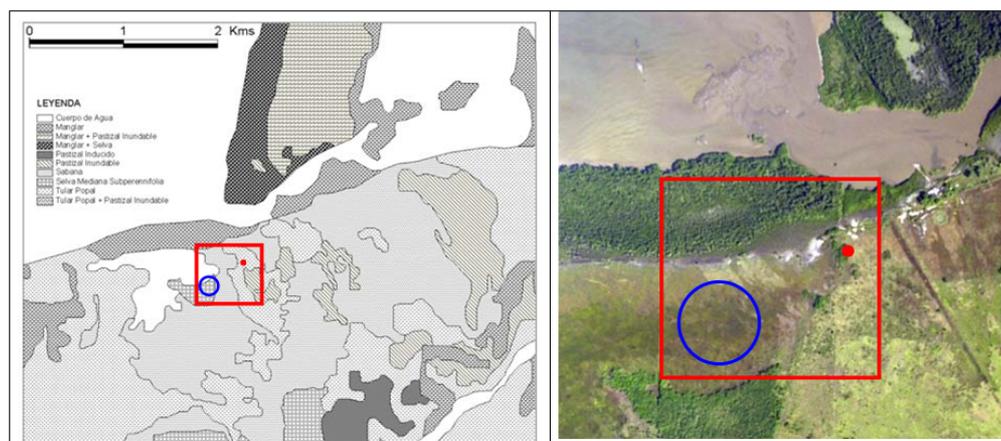


Figura 2.21. Unidades de muestreo puntual de diferentes superficies y formas.
Fuente: Instituto de Geografía-UNAM

2.7.3. El método de muestreo

Sirve para seleccionar una pequeña muestra del área cartografiada, de tal forma que sea representativa de la totalidad del mapa. En un diseño de muestreo probabilista, todas las unidades de muestreo presentes en el mapa tienen una probabilidad conocida superior a cero de ser seleccionadas, a esta probabilidad de selección se le denomina probabilidad de inclusión. Asimismo, durante la selección de las unidades de muestreo no se deben descartar sitios que presenten ciertas características; como por ejemplo, estar localizados en regiones con poca accesibilidad o en terrenos privados. Las técnicas de muestreo más empleadas en el proceso de evaluación de la confiabilidad temática son: aleatorio simple, aleatorio estratificado, sistemático, sistemático no alineado y por conglomerados (Figura. 2.21).

.Aleatorio simple. Los sitios de verificación se eligen de tal forma, que todos tienen la misma probabilidad de ser seleccionados. El problema con este tipo de muestreo es que las categorías del mapa que presentan una superficie reducida son muy poco representadas o inclusive ausente de la muestra. Esta selección genera sitios de muestreo dispersos en todo el territorio, lo que implica asumir los costos de traslado (Congalton, 1988b, Fitzpatrick-Lins, 1981).

.Aleatorio estratificado. La muestra se realiza dividiendo a la población en estratos, con base en una variable auxiliar (altitud, región ecológica, división administrativa, facilidad de acceso, clase en el mapa, entre otros), lo que permite tener cierto control sobre la distribución de los sitios de muestreo y obtener información sobre subconjuntos de la población.

.Sistemático. La muestra se distribuye a intervalos regulares a partir de un punto seleccionado de manera aleatoria, pero puede originar algún error cuando existe algún patrón periódico en el área estudiada. (Chuvieco, 1998).

Sistemático no alineado. La muestra se distribuye de manera regular, pero con un cierto grado de libertad y permite representar todo el territorio.

.Por conglomerados. Se selecciona un sitio aleatoriamente y se toman varias muestras vecinas de acuerdo a un esquema predeterminado. Por ejemplo, se seleccionan otros dos sitios, siguiendo una forma de la cierta distancia del sitio seleccionado aleatoriamente (Figura. 2.21).

Los muestreos aleatorios simples, sistemáticos, sistemáticos no alineados y por conglomerados son probabilistas y resultan en probabilidades de inclusión, iguales para todas las unidades de muestreo. Los muestreos estratificados, como el estratificado aleatorio, con un número igual de unidades de muestreo por estrato, conducen a probabilidades de inclusión diferentes según el estrato. Eso no constituye ningún problema en el análisis de los resultados siempre y cuando estas probabilidades de inclusión sean conocidas y utilizadas para ponderar las observaciones derivadas de cada estrato (Stehman, 2000).

Existen numerosos ejemplos de diseños sesgados que no se pueden considerar como estadísticamente robustos, debido a que la muestra no es representativa del conjunto del mapa. Por ejemplo, la selección de sitios de verificación ubicados en el centro de los polígonos de los mapas conduce a una evaluación optimista de la confiabilidad del mapa, ya que los errores son más frecuentes en las zonas de transición entre diferentes tipos de cobertura (límite entre polígonos; Hammond y Verbyla, 1996)

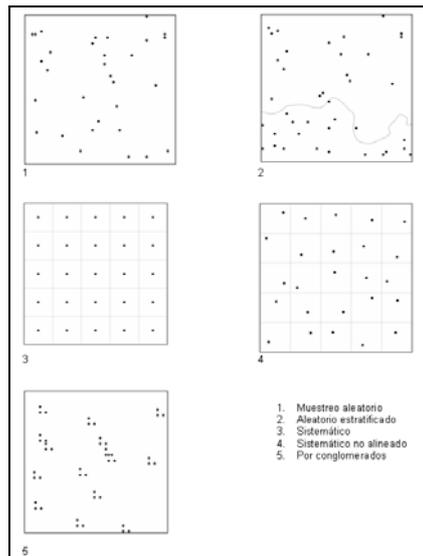


Figura 2.22. Esquemas de muestreo probabilistas más aplicados en la evaluación de la confiabilidad de mapas temáticos (Chuvieco, 2008).

De la misma manera, la selección de los sitios de muestreo ubicados cerca de carreteras para facilitar el acceso durante la verificación de campo, tiende a seleccionar sitios de verificación localizados en regiones mejor conocidas (por ejemplo, por los foto-intérpretes y, en consecuencia, mejor interpretadas) y por lo regular corresponde a tipos de vegetación más perturbados. Otro ejemplo de evaluación sesgada, es la utilización de los campos de entrenamiento o de píxeles correlacionados con estos campos para evaluar la confiabilidad de clasificaciones digitales (Friedl *et al.*, 2000; Stehman y Czaplewski, 1998).

2.7.4. El tamaño de la muestra

El tamaño de la muestra se refiere al número de sitios de verificación utilizados para estimar la confiabilidad del mapa. Entre más grande sea el tamaño de la muestra, más precisa será la evaluación; sin embargo, por razones de costo y

tiempo, es conveniente determinar el tamaño de muestra mínimo, para alcanzar los objetivos de la evaluación.

Congalton (1988) sugiere muestrear una superficie aproximada al 1% de la superficie cartografiada. En otra publicación (1991), el mismo autor recomienda verificar por lo menos 50 sitios por categoría, y de 75 a 100 si el área en estudio es superior a 400 000 ha o si hay más de 12 categorías.

La confiabilidad p es la proporción de sitios de verificación correctamente identificados en el mapa. En estadística tradicional la desviación estándar de la estimación de una proporción depende del tamaño de la muestra, del tamaño de la población estudiada y de la proporción (Cochran, 1980; Wonnacott y Wonnacott, 1991; Stehman, 2001; ecuación 1).

$$\sigma_p = t \sqrt{\frac{N-n}{N}} \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \quad (1)$$

Donde σ_p es la desviación estándar de la estimación de la confiabilidad, N es el tamaño de la población, n es el tamaño de la muestra (número de unidades de muestreo) y p la confiabilidad de la muestra.

En la **Figura. 2.23** Se representa el tamaño de la muestra n en función del tamaño de la población N con base en la ecuación (1) para el caso en el cual la confiabilidad p es de 0.5 (la mitad de los sitios de verificación está correctamente identificada en el mapa) y la desviación estándar σ_p es de 0.05 (es decir, se evalúa la confiabilidad del mapa con un error razonablemente pequeño). Se puede observar que el tamaño de muestra necesario aumenta con el tamaño de la población y alcanza un máximo de 100 para una población de 10000 aproximadamente. Las poblaciones superiores a 10000 no necesitan un tamaño de muestra más importante para alcanzar una estimación de la confiabilidad con una desviación estándar inferior o igual a 0.05

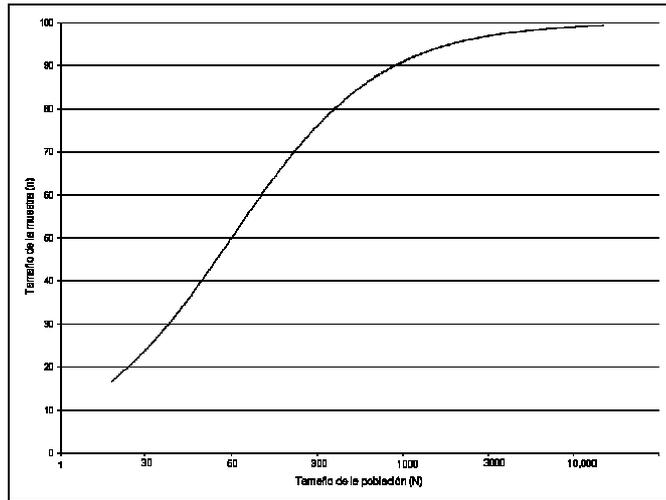


Figura 2.23. Tamaño de la muestra n en función del tamaño de la población N

En la evaluación de la confiabilidad de mapas o de imágenes de satélite clasificadas se manejan, generalmente, poblaciones muy grandes. Una imagen de satélite Landsat TM tiene decenas de millones de píxeles. Como se mostró en la **Figura 2.23**, las poblaciones grandes no necesitan un tamaño de muestra más grande para obtener una evaluación de la confiabilidad precisa. En consecuencia, no es necesario que el tamaño de la muestra sea un porcentaje de la población total como lo proponen Congalton Y Stehman.

La aproximación normal permite determinar que tanto la confiabilidad p medida en la muestra permite una estimación precisa de la confiabilidad del mapa P . Con base en esta aproximación, se puede emplear la ecuación siguiente, derivada de la ecuación (1), para relacionar la confiabilidad p , la precisión con la cual p estima la confiabilidad del mapa (medio- intervalo de confianza δ) y el tamaño de la muestra y de la población (Cochran, 1980; Wannacott y Wannacott, 1991).

$$\delta = t\sigma_p = t \sqrt{\frac{N-n}{N} \frac{p(1-p)}{n}} \quad (2)$$

Donde p es la confiabilidad, δ el error (medio intervalo de confianza) y $t = 1.96$ para $\alpha = 0.05$ (en otras palabras, la probabilidad de que el valor real de la

confiabilidad del mapa P esté fuera del intervalo de confianza es de 5%), n es el número de unidades de muestreo y N el tamaño de la población.

Para fines prácticos, cuando N es grande, una primera aproximación de δ y de n es como sigue (Cochran, 1980; Fitzpatrick- Lins, 1981; Dicks y Lo, 1990):

$$\delta = t \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}$$

Que es equivalente a:

$$n = \frac{t^2 p(1-p)}{\delta^2}$$

Como se puede observar en la ecuación, el intervalo de confianza del estimado de la confiabilidad depende de:

El número de unidades de muestreo. Entre más grande sea el tamaño de la muestra, más pequeño es el intervalo de confianza; por lo tanto, más precisa es la estimación de la confiabilidad; por ejemplo, con 50 unidades de muestreo, una confiabilidad de 80% ($p=0.8$) presenta un medio intervalo de confianza de 11%, es decir que, en realidad, la confiabilidad puede variar entre 69 y 91%, pero con 250 unidades de muestreo el intervalo de confianza se reduce a $\pm 5\%$.

La confiabilidad. Con el mismo número de unidades de muestreo, la confiabilidad se estima con menos precisión si se acerca a 50%. Por ejemplo, con 100 unidades de muestreo, una confiabilidad de 50% tiene un intervalo de confianza de $\pm 9.8\%$ y una de 90%, $\pm 5.9\%$.

La tabla presentada a continuación indica el tamaño de muestra necesario para diferentes valores de confiabilidad y precisión de la evaluación.

Tabla 1. Tamaño de la muestra por clase en función de p y d

	P				
*	90%	80%	70%	60%	50%
2.5%	553	983	1291	1475	1537
5.0%	138	246	323	369	384
10.0%	35	61	81	92	96

p: confiabilidad estimada de la clase

δ : medio intervalo de confianza

Para los muestreos aleatorios estratificados con un número de unidades igual y pequeño en cada estrato, la ecuación (3a) no aplica cuando se calcula el intervalo para toda la población, reagrupando los estratos (Stehman, 2000). La autocorrelación espacial, que se puede definir por el hecho de que el error no se distribuye de manera homogénea en el mapa, pero que tiende a agregarse, también afecta las estimaciones del intervalo de confianza de la confiabilidad (pero no influye en la confiabilidad). El tipo de muestreo más afectado es por conglomerados, los muestreos sistemáticos y aleatorios estratificados son los menos sensibles. En este tipo de muestreos se utilizan las mismas ecuaciones para el cálculo de la confiabilidad y la precisión de la estimación, pero se debe tomar en cuenta que el intervalo de confianza es en realidad más grande que el calculado (Stehman, 2000).

2.7.5. La evaluación de los sitios de verificación

Este paso consiste en la caracterización del sitio de verificación para asociarlo a una o varias clases de la leyenda del mapa que se evalúa. En la práctica, la evaluación de la unidad de muestreo, en particular si es un punto o un pixel, se lleva a cabo con base en el análisis de una cierta área alrededor del mismo.

Comúnmente, esta evaluación conduce a asociar el sitio de verificación a una sola categoría de la leyenda del mapa. Sin embargo, no es siempre posible ni conveniente limitarse a una clase única para caracterizar el sitio de verificación, porque este ejercicio puede ser muy subjetivo (Hord y Brooner, 1976). Esta subjetividad se debe a que el sitio puede localizarse en una zona de transición

progresiva entre dos tipos de vegetación o en una área fragmentada donde se encuentran varias clases. Puede también corresponder a un estadio de transición temporal entre tipos de vegetación (por ejemplo, la vegetación secundaria, particularmente en los trópicos). Otra fuente de ambigüedad son los errores en la localización del sitio de verificación en el mapa (Khorram *et al.*, 2000).

Todas estas fuentes de errores llevan generalmente a subestimar la confiabilidad del mapa y varios autores han propuesto diversos mecanismos para aminorarlos. Khorram *et al.* (2000) caracterizan el sitio de verificación con una clase principal y una adicional. En la confrontación entre el mapa y la información de referencia; en caso de que la clase principal no corresponda con el mapa se da una “segunda oportunidad” con la clase adicional. Otros autores caracterizan de manera cuantitativa el sitio de verificación, tanto en el mapa como en la información de referencia, utilizando las proporciones de la superficie representada por cada clase de cubierta.

Woodcock y Gopal (2000) utilizan un enfoque difuso para calificar los sitios de verificación. En este enfoque, la pertenencia de un elemento a una clase se expresa a través de un grado de pertenencia, que es una variable que toma cualquier valor entre 0 y 1 para expresar la pertenencia parcial a diferentes conjuntos. Por ejemplo, en el caso de dos categorías basadas en la cubierta de la copa de los árboles (vegetación “abierta” si la cubierta es entre 10 y 40%; vegetación “cerrada” cuando la cubierta de las copas es superior a 40%), un sitio de verificación, con 40% de cubierta, presenta 0.5 de pertenencia en ambas categorías (cerrada y abierta).

En el enfoque booleano, el intérprete tendría que clasificarlo en una de las dos categorías. Woodcock y Gopal (2000) desarrollaron un método de caracterización del sitio de verificación basado en una escala lingüística que asocia cada sitio con una categoría a través de una calificación que expresa la adecuación de la clase con el sitio, como por ejemplo, “esta categoría define perfectamente lo que se observa en la fotografía”, “esta categoría no es la más adecuada para definir lo que se observa en la fotografía, pero es aceptable”, “esta categoría no define

correctamente la fotografía” o bien “esta categoría no puede aplicarse a lo que se observa en la fotografía”. Cada expresión se asocia con un grado de pertenencia. Estos autores proponen un método para el cálculo de índices de confiabilidad utilizando este enfoque difuso (Gopal y Woodcock, 1994; Gopal *et al.*, 1999).

CAPITULO 3

3. CARACTERIZACIÓN DE TÉCNICAS

3.1. TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE CAMBIOS

Tiene por objeto analizar que rasgos presentes en un determinado territorio se han modificado entre dos o mas fechas, de cara a evaluar los impactos de un determinado fenómeno, ya sea continuo o esporádico (Observatorio de la sostenibilidad, 2006; citado por Chuvieco, 2008), además que pueden aplicarse a una gran variedad de disciplinas (Mouat, 1993; citado por Chuvieco, 2008).

Un aspecto importante a tomar en cuenta en el análisis de cambios hace referencia al tipo de transformaciones que pretende delimitarse en una imagen, según se transformen los rasgos espectrales o espaciales de una imagen (Robin, 1998; citado por Chuvieco, 2008). Los primeros son los que se detectan más habitualmente y hacen referencia a modificaciones en la señal reflejada o emitida por una determinada parcela, ya sea como consecuencia de cambios de la cubierta, ya alteraciones en su densidad o estado fonológico. Por su parte los cambios espaciales implican transformaciones de la forma o tamaño de las parcelas, aunque pueda mantenerse su cobertura previa (por ejemplo, igual cultivo sobre una parcela más grande o pequeña); esto se esta analizando gracias a las técnicas de segmentación multitemporal. (Chuvieco, 2008).

La revisión bibliográfica señala a la comparación por post-clasificación y a la imagen de diferencias como las metodologías de detección de cambios más comunes y de resultados eficaces, por lo tanto, serán éstas metodologías las que se apliquen en este estudio.

Se debe señalar que la **clasificación satelital** que se aplicará en todas las alternativas de detección de cambios analizados en éste estudio, es el “**Método**

Supervisado” como fase de entrenamiento y el **“Clasificador de Máxima Probabilidad”** como fase de asignación de los valores de píxel en las categorías de clasificación.

En el análisis de la detección digital de cambios es importante conocer algunos aspectos previos, los mismos que se los explican con detalle a continuación:

Región geográfica de interés para la detección de cambios. La dimensión de la región de interés (ROI) debe ser identificada cuidadosamente y sujeta alrededor de todo el proyecto de detección de cambios.

La ROI geográfica (e.g., un país, una ciudad, o cantón) es muy importante en el estudio de detección de cambios por que debe estar cubierta completamente por los n datos de la imagen. Si se fracasa al elegir una o múltiples imágenes que cubren el área geográfica de interés, el resultado se ve reflejado en el mapa de detección de cambios con datos que generan problemas, es decir que se establece cambios donde no hay, o por el contrario se omite cambios que realmente existen (errores de omisión y comisión). (Jensen, 2004).

Período de Tiempo de la Detección de Cambios Algunas veces los estudios de detección de cambios son excesivamente ambiciosos en su intento de monitorear los cambios en el paisaje. A veces el período de tiempo seleccionado sobre qué cambio va a ser monitoreado en un periodo, es demasiado breve o largo para capturar la información de interés. (Jensen, 2004). Por esto la fecha de registro de las imágenes es un factor muy importante. La elección de las fechas dependerá del objetivo del estudio.

En el caso de los cultivos permanentes, las fechas más adecuadas para conseguir una mejor discriminación son aquellas en las que existe un mayor contraste entre estos cultivos y otro tipo de vegetación presente en la escena, generalmente en verano y después de un período seco, sin que se hayan producido precipitaciones en los días anteriores a la fecha de registro (FABREGAT, V. et al. 1992). Hay también que considerar el estado de crecimiento del cultivo, que condiciona el porcentaje de cobertura vegetal y de suelo expuesto.

Para los cultivos no permanentes, debe tenerse en cuenta si se trata de cultivos de primavera o de verano. En la mayor parte de zonas con este tipo de cultivos coexisten los dos tipos, lo que obliga a seleccionar un mínimo de dos imágenes de fechas diferentes. En algunos casos la similitud en los calendarios fenológicos dificulta la discriminación de cultivos (ESCUDERO, R. y PÉREZ, P. 1997). En cultivos como el del arroz, debido a las variaciones fenológicas que se registran en las superficies cultivadas y la coincidencia de su ciclo con otros cultivos, la elección de las fechas de registro es especialmente importante (PRADOS, M^a. J. 1995).

Seleccionar un apropiado sistema de clasificación del uso o cobertura de la tierra. Según (Jensen, 2004), es importante el uso de un sistema de clasificación del uso cobertura de la tierra establecido y estandarizado para la detección de cambios.

Detección de Cambios por - píxel u objeto – orientado. La mayoría de los estudios de detección de cambios sobre una imagen digital han sido basados en un proceso de n datos y de $n+1$ datos clasificados en un mapa píxel por píxel. Este es comúnmente denominado detección de cambio *por píxel*. La detección de cambios de *objeto orientado* involucra la comparación de dos o más escenas, constando de muchos objetos en la imagen relativamente homogéneos (áreas o segmentos). (Jensen, 2004).

Definición del cambio de uso del suelo

Es posible conocer el cambio ocurrido en una cobertura de uso del suelo si se determinan la magnitud del cambio, la dirección del cambio y el tipo de cambio.

De este modo, el desarrollo de este estudio considera las siguientes definiciones para cada uno de estos indicadores.

Magnitud del cambio. Corresponde a la diferencia en la superficie total en hectáreas (ha) de una misma categoría de uso del suelo para dos fechas en el tiempo. Como ejemplo se puede señalar la superficie (ha) de bosque nativo, o

cualquier otra cobertura, que disminuyó o aumento en el lapso de tiempo ocurrido entre dos fechas. Si transcurrido este periodo la superficie (ha) es la misma, entonces la magnitud del cambio es igual a cero.

Dirección del cambio. Se define dirección de cambio como el movimiento de la superficie (ha) desde una cobertura de uso del suelo a otra para dos fechas en el tiempo. Por ejemplo, si entre marzo de 1987 y marzo de 1998, la superficie (ha) del bosque nativo de una región disminuye, la dirección de cambio será la que nos señale cuantas hectáreas pasaron, de bosque nativo, al resto de las categorías de uso del suelo.

De esta forma, el presente estudio utilizó una leyenda de clasificación sencilla que permitiera la detección de cambios del uso del suelo en términos de su magnitud y dirección de cambio con especial énfasis en coberturas de uso del suelo, y así facilitar el entendimiento de las diferentes metodologías aplicadas y las rutinas computacionales requeridas. Esta leyenda de clasificación consideró las siguientes coberturas: 1) Áreas Agrícolas, 2) Cuerpos de Agua, 3) Zona Urbana, 4) Eriales, 5) Pastizales, 6) Vegetación Arbórea y 7) Vegetación Arbustiva.

.Aplicaciones

La detección de cambios, una técnica de uso habitual en teledetección se usa comúnmente para estimar y evaluar cambios en la cobertura del suelo, y su variación a través del tiempo. Los cambios en la cobertura del suelo pueden deberse a diversos factores, desde desastres naturales o eventos climáticos extremos hasta políticas públicas o económicas. Por lo tanto, poder identificar y caracterizar estos patrones de cambio se presenta como una herramienta muy útil a la hora de desarrollar planificaciones que tengan una dimensión espacial concreta, como por ejemplo la construcción de una nueva autopista, el ordenamiento de un territorio, o para evaluar zonas afectadas por desastres naturales. Entre otras aplicaciones de esta técnica se puede observar las siguientes:

- Identificación de áreas forestadas-deforestadas;
- Evaluación de áreas afectadas por inundaciones, vulcanismo, etc.;
- Seguimiento multiestacional de cultivos;
- Evaluación de pérdida o fragmentación de hábitat;
- Evaluación de planificaciones y acciones pasadas
- Identificación de patrones de cambio

A continuación explicaremos a detalle la base conceptual, modelo lógico y modelo matemático de cada una de las técnicas de cambio a aplicarse en este estudio:

3.1.1. Composiciones de Color Multitemporal

.Base Conceptual

En esta técnica se trata de detectar las áreas de cambio mediante el análisis visual de imágenes en color provenientes de varias fechas. En el sistema de Análisis Digital de Imágenes (ADI), se permite obtener mezclas en color de tres bandas de una imagen, aplicando a cada una de ellas uno de los cañones de color disponible (R, V, A). Si la imagen resultante aparece en tonos de colores es debido a que las tres bandas que se combinan presentan comportamientos espectrales diferentes, es decir si vemos un píxel en color es por que cuenta con un Nivel Digital (ND) distinto en las tres bandas que estamos utilizando, de otra manera se vería en tonos de gris.

Otra manera de analizar las composiciones de color multitemporal es mezclar tres fechas de la misma banda, estaríamos viendo en color aquellos píxeles que tuvieran distintos ND en alguna de ellas, mientras aparecerían en tonos de gris los que no hubieran cambiado entre fechas. La interpretación del color resultante dependerá, lógicamente de que bandas combinemos y en que orden temporal.

Para una composición de dos fechas, resulta frecuente que se aplique al cañón rojo a la Fecha 1 y la verde a la fecha 2, dejando el azul vacío o repitiendo la fecha 2. Con este criterio, aparecerían en tonos de grises las áreas estables o de

no cambio, en rojos las zonas que hayan reducido su ND entre las dos fechas y en cian (V + A) las que lo hayan ganado. (Chuvienco, 2008).

El sentido de la transformación que muestren esos colores dependerá de que bandas se compare entre fechas. En caso de que estemos combinando los NDVI de los dos periodos (manteniendo el criterio de rojo a la primera fecha y verde + azul a la segunda), los tonos rojos revelarían decrementos de NDVI (pérdida de cobertura vegetal, debido a diversos factores), mientras los cian indicaran aumento de NDVI (ganancia de vegetación).

Ventajas

- Permite el análisis visual de cambio en un lapso de tiempo entre imágenes de 2 o 3 años
- No requiere de una corrección radiométrica previa al análisis multitemporal.
- Sirve como una técnica de información base para posteriormente usarlas en el empleo de las demás técnicas de cambio.

Desventajas

- Es una técnica cualitativa es decir no permite cuantificar el cambio, únicamente observar si existe cambio o no.
- Esta metodología de detección de cambios no permite determinar la dirección ni la magnitud del cambio

.Modelo Lógico

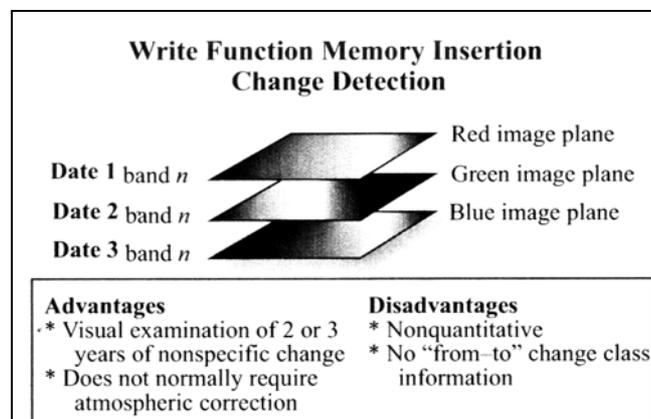


Figura 3.1. Técnica de Detección de Cambios con Composición de Color Multitemporal.
Fuente: (Jensen, 2004).

3.1.2. Diferencia de Imágenes

.Base Conceptual

También conocido como detección de cambios por Algebra de Imágenes. (Jensen, 2005), mediante el cual es posible identificar la cantidad del cambio entre dos imágenes previamente homogenizadas radiométricamente y geométricamente. (Chuvienco, 2008), este proceso se lo puede realizar por *proporción de bandas y diferencia de imágenes*. (Jensen, 2005).

La diferencia de imágenes consiste en una simple resta entre las imágenes de dos fechas, que permite discriminar aquellas zonas que han experimentado cambios entre esas fechas. Las zonas estables presentarán un valor cercano a cero, mientras las que hayan experimentado cambios ofrecerán valores significativamente distintos a cero (positivos o negativos). Los resultados serán guardados en una nueva imagen de cambios. Cuando los datos de 8 – bits son analizados de esta manera, el rango potencial de valores de diferencia encontrados en la imagen de cambios es de -255 a 255 (**Figura. 3.2**) (Jensen, 2004).

Macleod and Congalton (1998), incorporan modificaciones al tradicional tratamiento de la imagen de diferencias con el propósito de generar una imagen de cambio que presente la dirección y magnitud de cambio del uso del suelo.

Esta modificación genera una máscara binaria de cambio que separa las zonas estables y las zonas dinámicas en ambas fechas, y así obtener la clasificación de las zonas dinámicas de la imagen de Fecha 2 desde de los píxeles con cambio entre ambas fechas, y la clasificación de las zonas estables de Fecha 2 desde la clasificación de la imagen de Fecha 1.

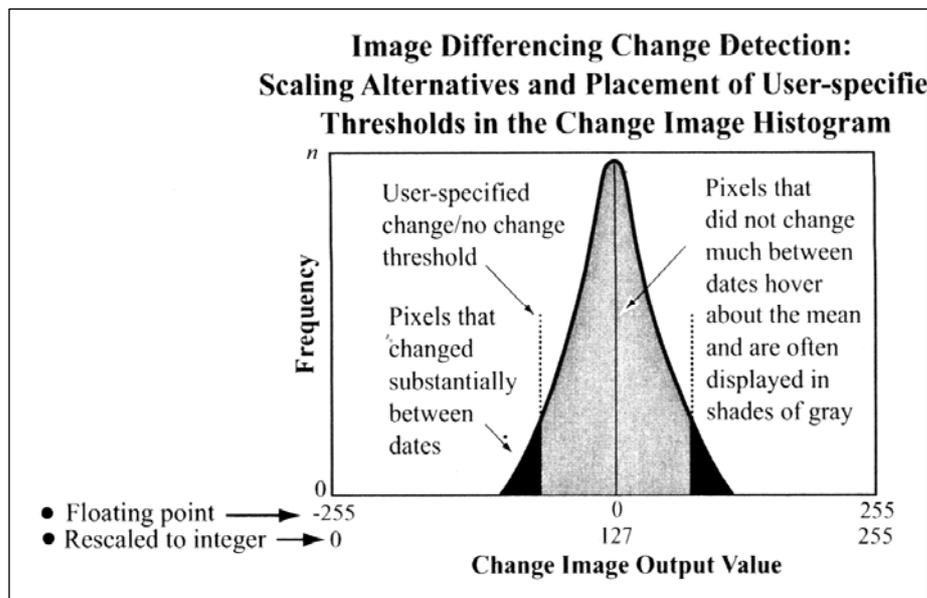


Figura 3.2. Imagen Resultado de Diferencia de Imágenes usando imágenes de dos períodos de 8-bits.
Fuente: (Jensen, 2004).

Si el equipo ADI no permite visualizar valores negativos, conviene añadir al cálculo una constante para evitar estos. (Chuvienco, 2008),

La imagen de cambios producida con *diferencia de imágenes* suele revelar un histograma con perfil gaussiano, donde píxeles de no cambio son distribuidos alrededor de la media y píxeles de cambio son encontrados en las colas de la distribución (Song et al., 2001; citado por Jensen, 2004). Esto implica que ya no es necesario añadir la constante c en la ecuación si la imagen de diferencia producto es admitida para ser punto flotante, la diferencia del valor del píxel puede extenderse desde -255 a 255 (**Figura. 3.2**) (Jensen, 2004).

Los resultados de la imagen de cambios, presentará valores bajos o negativos (tonos oscuros) para las zonas que hayan reducido su ND, mientras los más altos (tonos claros) corresponderán aquellas que hayan ganado y los intermedios indicarán zonas estables. El cálculo suele realizarse sobre los ND de alguna de las bandas originales (en ocasiones suele utilizarse la banda roja: (Pilon et al., 1988; citado por Chuvienco, 2008), aunque es más frecuente aplicar esta operación sobre índices de vegetación (NDVI). (Chuvienco, 2008).

.Índice de Vegetación. (NDVI).

Es una alternativa para la medición de la vegetación y su estado sanitario basado en el análisis de la información espectral de los sensores remotos (Goel and Norman 1992, citado por Jensen, 2004).

IUFRO, (1994) destaca los canales 3, 4 y 7 de la información *Landsat* como los más apropiados para estudios de vegetación y para la evaluación del estado sanitario del bosque.

La mayoría de los índices de vegetación se basan en la significativa diferencia de las características de la reflexión espectral entre la vegetación verde saludable, la vegetación muerta o senescente, y los suelos secos y desnudos.

Es así como la vegetación verde saludable, en la región del infrarrojo cercano del espectro, refleja una mayor cantidad de energía que la vegetación senescente o que los suelos secos y desnudos, presentado un comportamiento inverso en la región visible del espectro (Jensen, 2004)

La imagen de diferencia no tiene que basarse únicamente en las bandas individuales de datos del sensor remoto. También puede extenderse a comparar la información del índice de vegetación derivado de múltiples datos de las imágenes. Por ejemplo científicos han computado un Índice de Vegetación de Diferencia Normalizado (NDVI) en dos fechas y han substraído una de la otra para determinar el cambio. (Yuan and Elvige, 1998; Lyon et al., 1998; Song et al., 2000 citado por Jensen, 2004),

.Modelo Lógico

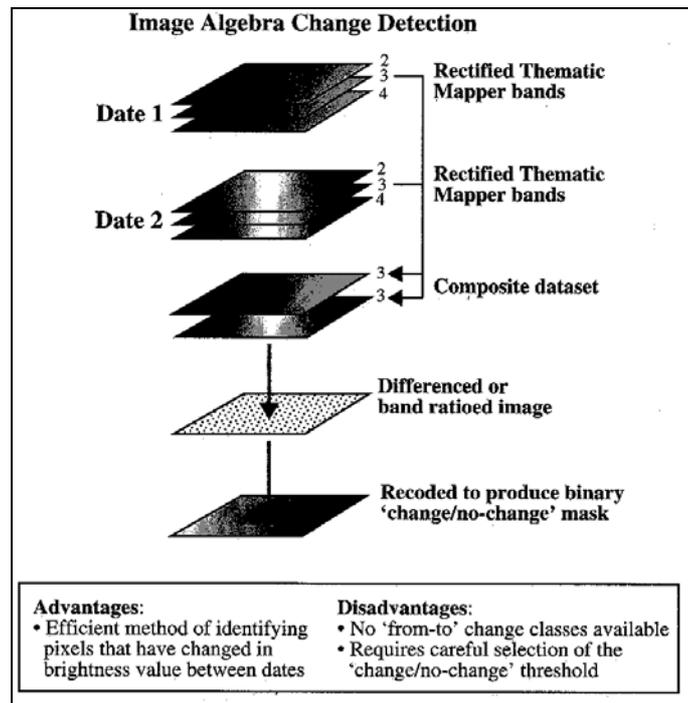


Figura 3.3. Técnica de Detección de Cambios con Imagen de Diferencia.
Fuente: (Jensen, 2004).

.Modelo Matemático

.Diferencia de Imágenes

$$D_{ijk} = BV_{ijk}(1) - BV_{ijk}(2) + C$$

Donde:

D_{ijk} = Cambio del valor del píxel.

$BV_{ijk}(1)$ = Nivel digital en el Tiempo 1.

$BV_{ijk}(2)$ = Nivel digital en el Tiempo 2.

C = Constante para evitar valores negativos (habitualmente 127).

i = Número de fila.

j = Número de columna.

k = Número de Banda.

Fuente: (Chuvienco, 2008).

Índice de Vegetación. (NDVI).

$$\Delta NDVI_{ij} = NDVI_{ij}^{(1)} - NDVI_{ij}^{(2)} + C$$

Donde;

$\Delta NDVI_{ij}$ = Indica el cambio en valor de NDVI

$NDVI_{ij}^{(1)}$ = Indica el valor de NDVI del período 1

$NDVI_{ij}^{(2)}$ = Indica el valor de NDVI del período 2

C = Es una constante para evitar valores negativos.

i = Número de fila.

j = Número de columna

Fuente: (Jensen, 2004).

Ventajas

- Normalmente no requiere corrección atmosférica, previo a su aplicación, debido a que únicamente es necesario las bandas individuales de cada una de las imágenes cuya información geométrica corregida es necesaria.
- Método eficiente para identificar píxeles de cambio determinados en valores de ND entre las dos fechas.
- Permite obtener una rápida información de cambio entre las fechas, mediante el análisis de los valores de ND obtenidas en la imagen diferencia.
- Es ajustable a usarse con cualquiera de las bandas originales, inclusive valores de índices de cada una de las imágenes usadas en este estudio.

Desventajas

- No determina la magnitud ni la dirección del cambio.
- Requiere de una técnica de detección de cambios auxiliar para obtener la información de cambio no cambio.
- No permite una verificación estadística de los resultados de esta técnica de detección de cambios.

3.1.3. Mascara binaria de cambios aplicada a la fecha 2

.Base Conceptual

Este método de detección de cambios es muy efectivo. Primero, el intérprete selecciona la imagen de base llamada en este caso como Fecha 1 en tiempo n .

La Fecha 2 podría ser una imagen más antigua($n-1$) o una imagen más reciente ($n+1$). Una clasificación tradicional para la Fecha 1 se lleva a cabo usando datos rectificadas del sensor remoto. Después, una de las bandas (e.g., banda 3 en la **Figura 3.4**) de ambas imágenes es puesta en un nuevo elemento. Las dos bandas restantes son analizadas utilizando el método de detección de cambios (e.g., diferencia de imágenes o cociente de imágenes) para producir un nuevo archivo de imagen de cambios. El intérprete usualmente selecciona el valor de umbral para identificar áreas de “cambio” y “no cambio” en la nueva imagen. La imagen de cambios es recodificada entonces luego en un nuevo archivo de máscara binaria que contiene las áreas que han cambiado entre las dos fechas. La gran preocupación está presente cuando se quiere determinar cuando se ha creado el “cambio / no cambio” en la máscara binaria (Jensen et al., 1993a). La máscara de cambios entonces está cubriendo el análisis de la fecha 2 y únicamente estos píxeles son detectados cuando se tiene el cambio en la clasificación de la imagen de esta fecha. Una tradicional comparación por post-clasificación puede aplicarse, para producir una información de cambio.

Este método puede reducir los errores de detección de cambios (por omisión y por comisión) y provee detalle “a partir de” la información de clases de cambio. En muchos proyectos regionales, la cantidad actual de cambio alrededor de un

período de 1 a 5 años es probablemente no mayor al 10% del área total. Este método es complejo requiere un número determinado de pasos, y el resultado final depende de la calidad de la máscara binaria de “cambio / no cambio” usado en este análisis. Sin embargo este es un algoritmo de detección de cambio muy usado.

.Modelo Lógico

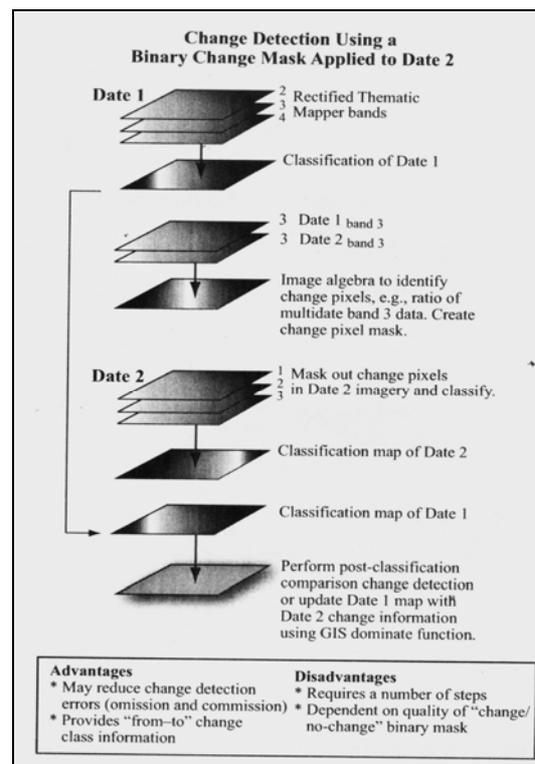


Figura 3.4. Diagrama de máscara binaria de cambios aplicada a la fecha 2.
Fuente: (Jensen, 2004).

Ventajas

- Permite reducir los errores de omisión comisión en la detección del cambio
- Provee la información de la magnitud y la dirección del cambio, clasificada espectralmente.
- Establece la posibilidad de verificar sus resultados estadísticamente, ya que entrega una información clasificada la misma que se analizará posteriormente con la técnica de post-clasificación

Desventajas

- Requiere de muchos pasos en la obtención del objetivo.
- Depende de la calidad de la máscara binaria de cambio-no cambio.

3.1.4. Técnicas de Post-Clasificación

.Base Conceptual

Son aquellas técnicas de detección de cambios en que las dos fechas son clasificadas y registradas independientemente. La efectividad de esta alternativa depende de cómo se diferencian espectralmente las clases de cambio, de las clases de no cambio.

En ocasiones esta clasificación puede ser complicada, y si se utilizan todas las bandas de cada fecha, se puede tener información redundante (West Virginia University, 1999).

Chuvienco (2008), señala que en esta categoría se ubican los métodos de detección de cambios en que se aplican técnicas de clasificación que no presentan el problema de delimitar umbrales, ya que implican discretizar la escala continua de las imágenes originales.

La detección de cambios a partir de técnicas de clasificación puede abordarse empleando dos grupos de técnicas:

- Por un lado, comparar imágenes previamente clasificadas
- Por otro, clasificar conjuntamente las imágenes de las dos fechas

En el primer caso la Post-clasificación es el método cuantitativo de detección de cambios más comúnmente utilizado. Requiere de la rectificación y clasificación de cada imagen, para luego ser comparados píxel a píxel a través de una matriz de detección de cambios, en donde se presentan las transiciones que se producen entre las dos fechas. En la diagonal de esta matriz aparecen los píxeles estables

(que cuentan con la misma categoría entre las dos fechas), mientras los cambios se detectan en el resto de las celdillas. En otras palabras, no solo observamos las zonas estables y dinámicas, sino también cuál era la cobertura original y cuál la actual, lo que nos indica las tendencias del cambio en la zona de estudio Chuvieco (2008).

El principal problema de esta matriz es su gran dependencia de la fiabilidad de las clasificaciones individuales, es decir si las clases no se han discriminado correctamente en cualquiera de las dos fechas, los cruces entre categorías resultarán erróneos, ofreciendo una información imprecisa del cambio. En cualquier caso, la fiabilidad de la matriz de cambios siempre es inferior a las fiabilidades de cada clasificación, por ejemplo si las clasificaciones individuales cuentan con una exactitud de 0,85 y 0,90, la fiabilidad de la multitemporal será de $0,85 \times 0,90 = 0,76$. (Chuvieco, 2008)

.Modelo Lógico

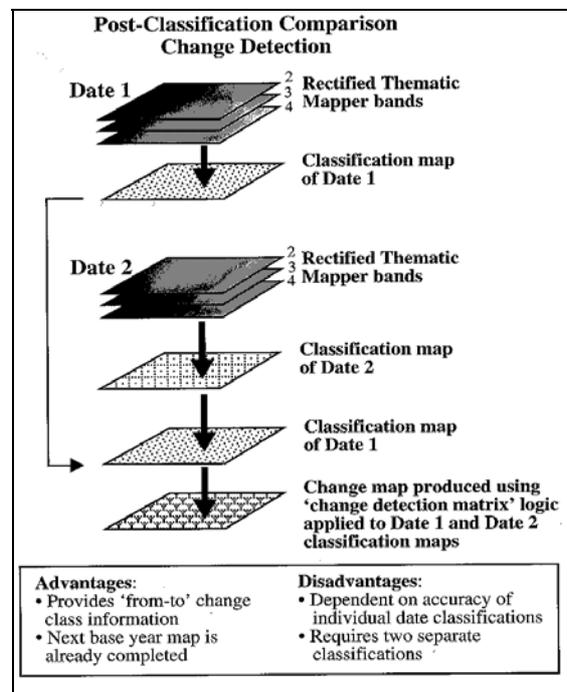


Figura 3.5. Diagrama de Detección de Cambios por técnicas de Post-clasificación.
Fuente: (Jensen, 2004).

Ventajas

- Provee la información de la magnitud y la dirección del cambio, clasificada espectralmente.
- No es necesaria una corrección radiométrica previa.
- Posibilita obtener un mapa temático entre los años de diferencia entre las imágenes.
- Permite la aplicación de mejoras como la de “sal y pimienta” la misma que usa una matriz kernel para mejorar la imagen resultante de cambios.

Desventajas

- Depende de la precisión individual de cada clasificación.
- Requiere de dos clasificaciones por separado.

CAPITULO 4

4. METODOLOGÍA

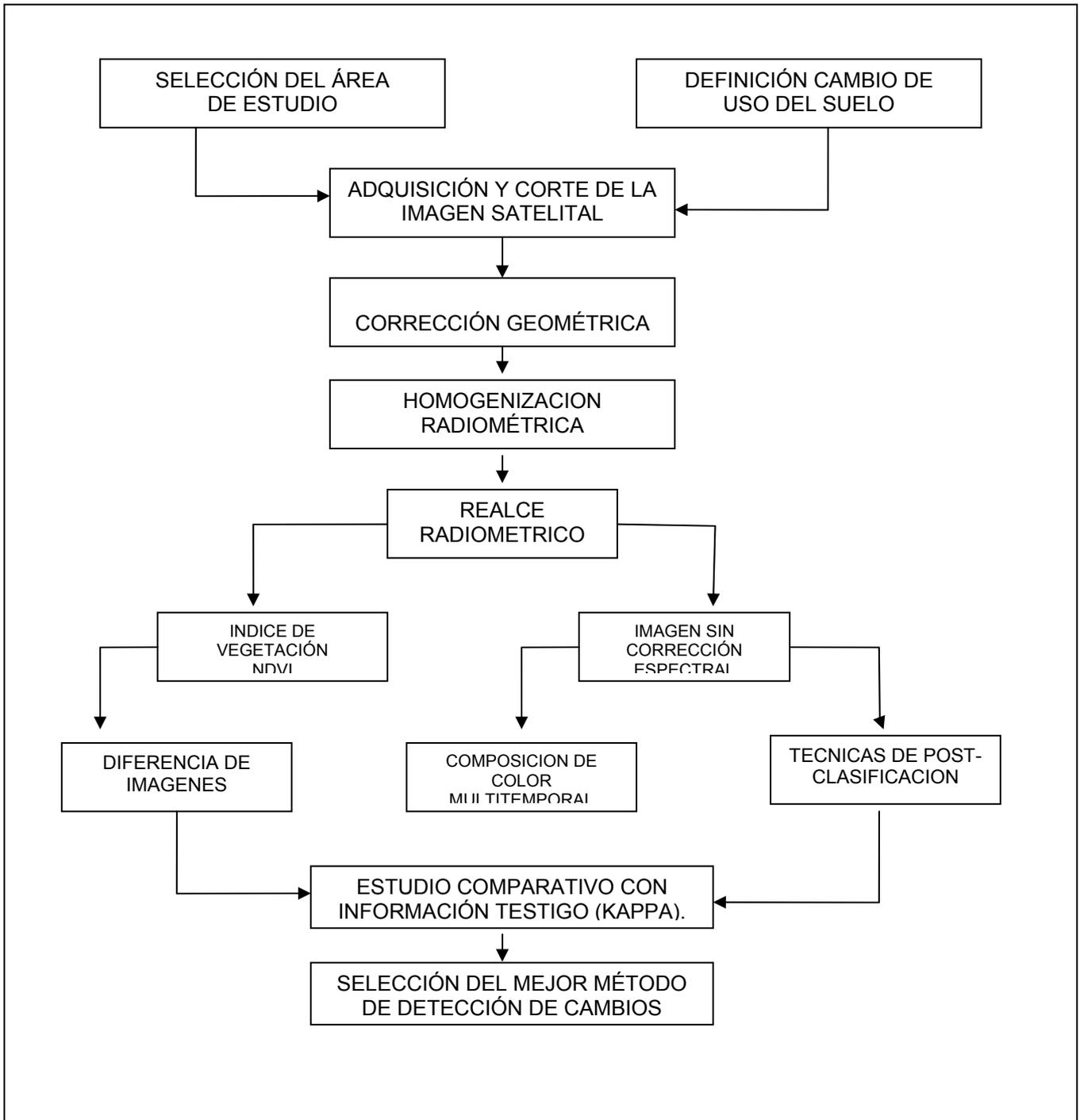


Figura 4.1. Esquema que representa la Metodología General de estudio.

4.1. PREPARACIÓN DE IMÁGENES

4.1.1. Fuentes de datos

Las fuentes de datos a utilizarse en este proyecto son dos imágenes multiespectrales, la una es un recorte generado por el sensor Thematic Mapper del satélite Landsat, y la otra es una toma completa generada por el sensor HRVNIR del satélite Spot 4. Dado que, para que un análisis de detección de cambios en la cobertura del suelo tenga sentido debe existir un lapso de tiempo significativo entre la toma de ambas imágenes para que pueda expresarse ese cambio, se ha elegido para este caso una diferencia de 7 años entre ambas adquisiciones.

La primera imagen, corresponde al satélite Landsat TM con fecha 23-11-2000 y la segunda imagen, fue adquirida por el satélite Spot 4 con fecha 17-06-2007.

4.1.2. Características de las imágenes

Como se menciono anteriormente las dos imágenes corresponden al sensor TM y al HRVNIR de los satélites Landsat y Spot respectivamente y son producidas especialmente para la generación de cartografía temática y para el análisis de los recursos naturales. Todas las características, tanto como las resoluciones y aplicaciones de cada una de las imágenes se encuentran detalladas en el capítulo 2 en la sección **2.1.9 Satélites**.

4.1.3. Ajuste Geométrico

.Georeferenciación de la Imagen Spot

A la imagen del sensor Spot HRVNIR con fecha 17-06-2007 se la georeferenció respecto a la ortofotomosaico de Daule del año 2000 escala 1:60.000 (Fig. 4.1) generado por el IGM, a su vez entregado por el SIGAGRO como insumo para el desarrollo de este proyecto, la razón de hacerlo de esta manera se debe a que el ortofotomosaico tiene mejor resolución espacial que las dos imágenes a emplearse en el estudio multitemporal, además citando a (Chuvieco, 2008) "La mayor parte de las imágenes basan el ajuste geométrico en la localización de una

serie de puntos de control imagen a mapa. Para el análisis multitemporal, los puntos se toman entre imágenes eligiendo una de estas como referencia". En consecuencia resulta más sencillo la selección de puntos comunes entre las dos imágenes, destacando la ventaja de poder encontrar formas características de la vegetación, el trazado parcelario o la hidrografía que son mucho más visible entre imágenes, al contrario del mapa en el cual no son fácilmente identificables, teniendo que basarse únicamente en el trazado vial.

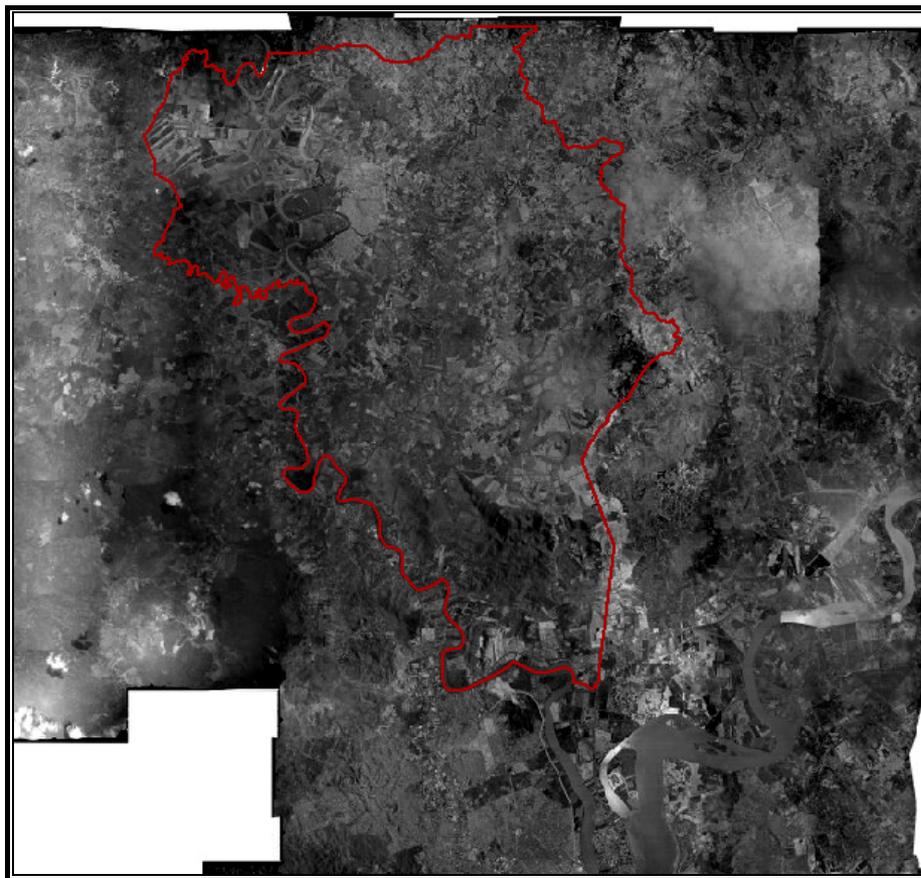


Figura 4.2. Ortofotomosaico de Daule.

Con lo expuesto en el párrafo anterior se tomaron 30 puntos que reflejan las características comunes entre la imagen y el ortofotomosaico (puntos homólogos), tomando en cuenta que el número de puntos de control debe ser mayor al número de parámetros que se van a calcular, 6 en la transformación lineal, 12 en la cuadrática y 24 en la cúbica. (SIGMUR, Universidad de Murcia, 2006). En este caso se utilizará la transformación cúbica, obteniendo como resultado una imagen georeferenciada con tamaño de píxel de 30 m, la cual servirá de insumo para la

posterior georeferenciación de la imagen Landsat TM con fecha 23-11-2000 de igual tamaño de píxel.

La imagen resultante es la ***spot17_rep.img. (Fig. 4.2)***

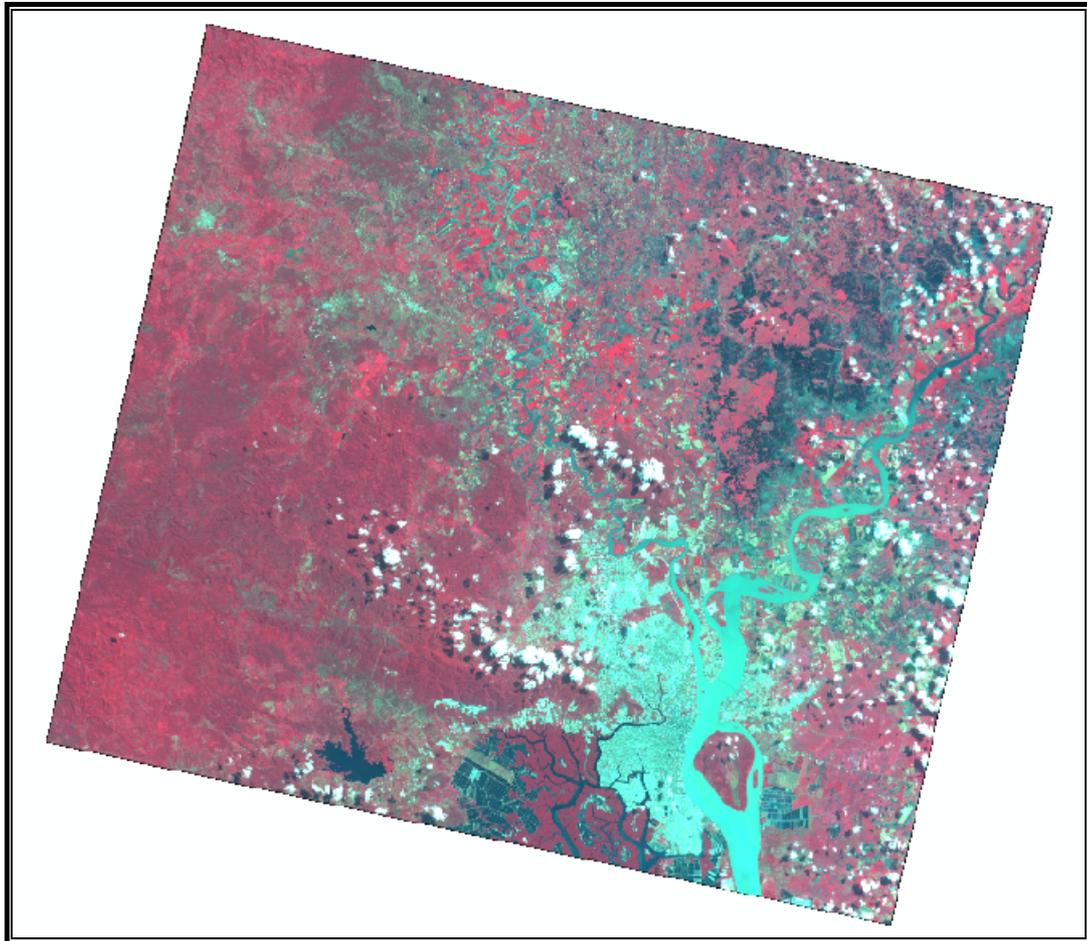


Figura 4.3. Imagen Spot georeferenciada tamaño de píxel 30m.

.Georeferenciación de la Imagen Landsat respecto de la Spot georeferenciada

Al igual que al georeferenciar la imagen Spot y tomando en cuenta que el ajuste geométrico se da mejor entre imágenes se tomara a esta como referencia para georeferenciar a la imagen del sensor Landsat TM con fecha 23-11-2000, cuyo proceso se lo detalla a continuación:

Al ser la Imagen Spot georeferenciada el insumo que se tomará como referencia, El primer paso realizado fue un corte de la imagen Landsat TM respecto al área de la imagen Spot, proceso que se lo realizó en el software Erdas Imagine 9.2,

mediante la aplicación de un AOI (herramienta de este software que permite cortar un archivo raster, a partir de un archivo vector *shp*). Es importante destacar que este proceso tiene el beneficio de que al momento de cortar permite establecer las bandas que se quiere conservar, para efectos del proyecto se mantuvo todas las bandas (7 de Landsat TM).

La imagen resultante ***landsat23_arespot.img***, debe su nombre a la fecha y por estar cortada con el área de la imagen Spot georeferenciada.

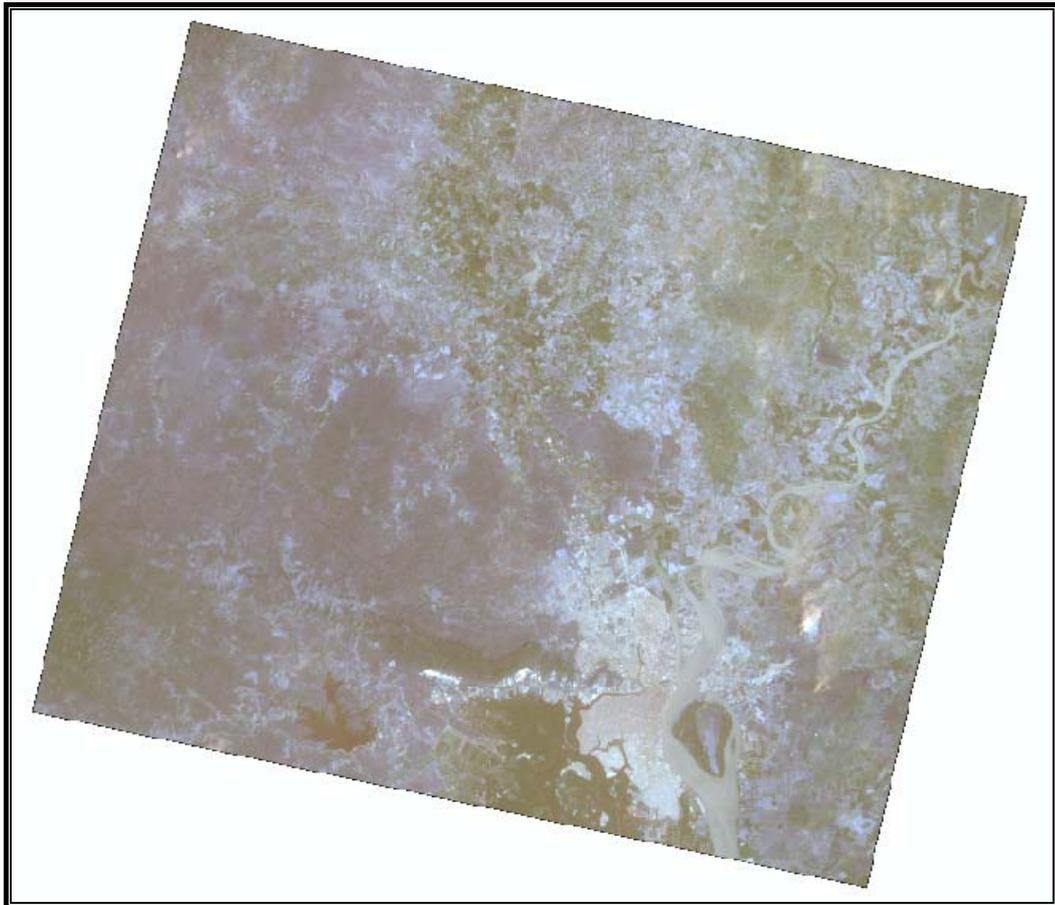


Figura 4.4. Imagen Landsat georeferenciada respecto del área de la imagen *spot17_rep.img*.

4.1.4. Homogeneización Radiométrica

Es preciso entender que las correcciones radiométricas, tienen por objeto eliminar y compensar errores radiométricos, distorsiones y ruido producidos por deficiencias del sensor. En parte estas correcciones se realizan en los centros de distribución de datos.

En base a esto, las imágenes usadas en este proyecto ya tienen en parte una corrección radiométrica realizada por los centros de distribución, pero aún así en el proceso de aplicación de las técnicas de cambios se puede encontrar algunas diferencias detectadas entre las dos fechas que pueden deberse a las distintas condiciones de adquisición como por ejemplo la de pertenecer a distintos satélites, estación del año, condiciones atmosféricas, etc.

Para evitarse estos problemas se procedió a utilizar ciertas técnicas tales como la utilización de información auxiliar (en nuestro caso el ortofotomosaico de Daule del año 2000 facilitado por SIGAGRO) que servirá de apoyo en la aplicación de las técnicas de cambios para corroborar que los cambios sean realmente cambios y no que sean los conocidos errores de omisión o comisión explicados anteriormente.

Otro problema a evitar en la detección de cambios, especialmente al aplicarlos en la diferencia de imágenes por NDVI, es aquel producido por las variaciones que introducen las condiciones de observación, situaciones atmosféricas o la calibración del sensor. Estos efectos modifican la firma espectral de un píxel, aunque se mantenga constante la cubierta. En consecuencia es preciso homogeneizar los ND de las imágenes que intervienen en el análisis. (Chuvienco; 2008). Para ello se procedió a equiparar los ND entre las imágenes, cuyo procedimiento se explica a continuación:

Se procedió a utilizar el software ERDAS IMAGINE 9.2, en el que bajo el módulo *INTERPRETER* se escogió el submódulo *Radiometric Enhancement*, en el cual se ingresa como archivo de entrada la imagen **spot17_rep.img** de la cual se tomó en primera instancia la banda 2 (rojo visible) la cual va a ser ajustada radiométricamente con respecto a la banda equivalente en la imagen **landsat23_arespot.img**, ingresada como archivo patrón para el ajuste, que en este caso es la banda 3, seleccionada en el casillero *band to match to* (banda que servirá de ajuste). El archivo resultante (spot17_realce_rojo.img) es una nueva banda homogenizada radiométricamente en los cuales los niveles digitales están equiparados entre imágenes.

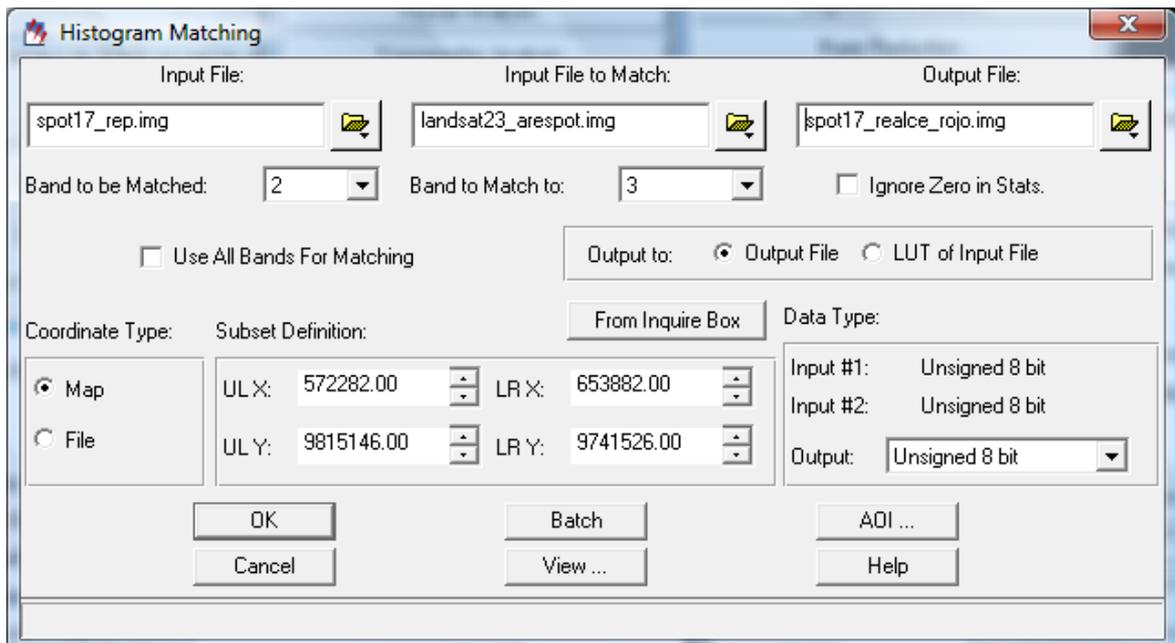


Figura 4.5. Proceso de Homogeneización Radiométrica.

4.2. CATEGORÍAS DE USO A EMPLEAR

Es necesario tener presente que se tiene conocimiento previo de la zona de estudio, derivado este de experiencias laborales en campo en el Cantón Daule y varios sectores aledaños como los cantones Nobol, Santa Lucía, Lomas de Sargentillo, entre otros. Se pretende introducir varias categorías, a fin de utilizarlas en la fase del método supervisado de clasificación, razón por la cual en esta etapa se definirán las mencionadas categorías a emplearse, aplicadas estas al Uso de la Tierra, sin dejar de lado y como ya se mencionó en el capítulo 2 (**Sección 2.3.2 Uso de la Tierra**), que se relaciona al Uso con la Cobertura de la Tierra.

La descripción de categorías que se muestra a continuación se realizó mediante una recopilación de documentos y experiencias de varias instituciones y proyectos realizados en el Ecuador como son PRONAREG – ORSTOM, MAGAP (PRAT) con la Metodología de Valoración de Tierras Rurales, Convenio CLIRSEN – MAGAP Proyecto Generación de Geoinformación y Valoración de Tierras Rurales en la Cuenca del Río Guayas, en consenso con proyectos similares del Ministerio del Ambiente.

Con este principio entonces se trata de definir con rigor cada una de las categorías que pretendan discriminarse, teniendo en cuenta su propia variabilidad en la zona de estudio (CHUVIECO, 2008)”, además visto de antemano el criterio de clasificación de la cobertura vegetal enfocado al aspecto característico a analizarse respecto a la cobertura, siendo este: **Descriptivo de cobertura y Usos asociados:** enfoques que diferencian tipos de cobertura vegetal (Bosques, pastos, cultivos) y describen los usos que se hacen de estas coberturas, (madera, pastoreo, agricultura)

Cuadro 4.1. Categorías de cobertura y uso

COBERTURA		USO
GRUPO	CLASE	
VEGETACION ARBOREA	Bosque Nativo	Conservación y Protección
VEGETACION ARBUSTIVA	Vegetación Arbustiva	Conservación y Protección
PASTIZALES	Pasto Cultivado	Pecuario
	Pasto Natural	Pecuario
AREAS AGRICOLAS	Cultivos anuales	Agrícola
	Cultivos semipermanentes	Agrícola
	Cultivos permanentes	Agrícola
	Mosaico agropecuario (asociaciones)	Agropecuario Mixto
CUERPOS DE AGUA	Natural	Agua
	Artificial	Agua
ZONAS URBANAS	Centros poblados	Antrópico
	Infraestructura	Antrópico
ERIALES (Otras Áreas)	Sin cobertura vegetal	Tierras Improductivas

4.2.1. Descripción de categorías

.Vegetación arbórea

Bosque natural, primario y secundario que actualmente se halla sin ocupación o intervención humana. Este piso vegetal lo constituyen especies nativas de la zona con una altura superior a los 15 metros. Ocupada por formación vegetal arbórea leñosa densa, pluriestratificada, integrada por especies propias de la zona, con un alto porcentaje de mezcla de especies forestales.

.Vegetación arbustiva

Se refiere a aquella vegetación natural cuya composición florista no sobrepasa los 10 metros y la estructura del tallo no alcanza los 15 cm de grosor. Vegetación densa heterogénea propia de los ángulos de los sistemas hidrográficos localizada en relieves fuertes, producto de la regeneración espontánea. En este grupo se considera también, la vegetación leñosa propia de áreas secas a muy secas, cuyas especies representativas en zonas calidas es el faique y en regiones templadas a frías, la acacia o algarrobo, entre otros.

.Pastizales

Vegetación constituida por especies herbáceas, predominantemente gramíneas dedicadas en la mayoría de los casos a la alimentación de animales, siendo cultivados o naturales dependiendo de la intervención o no intervención antrópica respectivamente

.Áreas Agrícolas

Áreas dedicadas a la producción de alimentos, fármacos y productos industriales; incluyen principalmente cultivos, plantaciones, huertas y tierras en descanso.

.Cuerpos de Agua

Son superficies naturales o artificiales cubiertas permanentemente por agua, arroyos, ríos, lagos y acuíferos, que conforman el sistema hidrográfico de una zona geográfica

.Zonas Urbanas

Son las diferentes ciudades o cabeceras encontradas en el área de estudio, incluyendo para este caso concreto todas aquellas obras construidas o creadas por el hombre que generan un servicio y que incluyen obras de infraestructura física y otras.

.Eriales

Áreas generalmente desprovistas de vegetación, que por sus limitaciones edáficas, climáticas, topográficas o antrópicas no son aprovechadas par uso agropecuario o forestal; sin embargo, pueden tener otros usos.

(Chuvieco, 1986) distingue dos tipos de categorías que pueden intervenir en una clasificación temática, las informacionales y espectrales. Las primeras son las que constituyen una leyenda de trabajo que pretende deducir el intérprete, como es el caso de este estudio tipos de uso u ocupación de la tierra. Las segundas, corresponden a los grupos de valores espectrales homogéneos dentro de la imagen, en función de ofrecer una reflectividad similar, para las bandas consideradas y en la fecha concreta de la imagen.

En el presente trabajo se definió, a manera de leyenda temática, las categorías informacionales que son las ya descritas anteriormente (**tabla. 4.1**) para posteriormente relacionarlas con las categorías espectrales resultantes de la imagen, y con estas generar las áreas de entrenamiento (*training fields*) que sirven para entrenar al programa de clasificación en el reconocimiento de las distintas categorías, es decir, a partir de éstas áreas se caracterizan cada una de las clases, para asignar más tarde el resto de los píxeles de la imagen a una de esas categorías en función de la similitud de sus ND con los extraídos como referencia.

4.3. APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE DETECCIÓN EN EL ANÁLISIS MULTITEMPORAL

4.3.1 Composiciones de Color Multitemporal

COMPOSICIONES DE COLOR MULTITEMPORAL

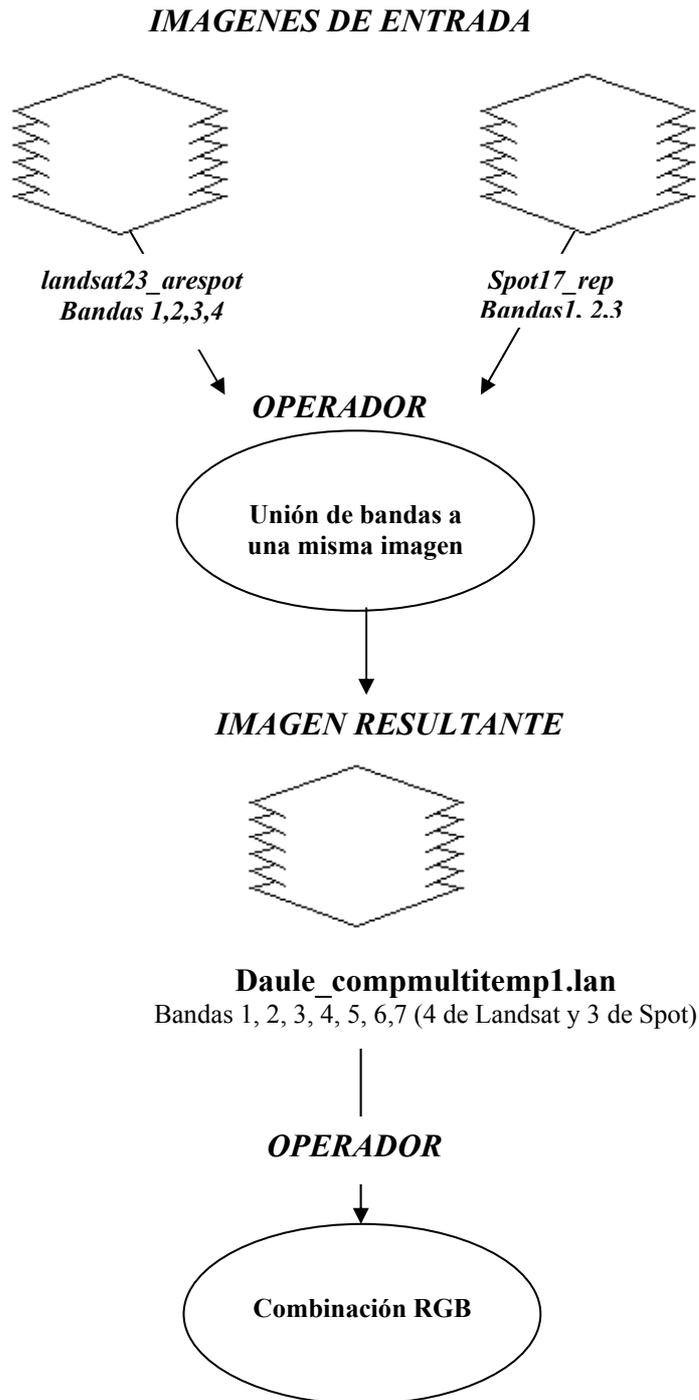


Figura 4.6. Diagrama del proceso de Composiciones de Color Multitemporal

Tomado como sustento las características de las imágenes a usarse en este proyecto, el primer paso es determinar las bandas a emplearse de cada sensor para lo cual se presenta a continuación las bandas utilizadas para esta técnica de cambios tanto para el sensor Landsat como para el Spot:

Cuadro 4.2. Bandas a usarse del sensor TM de Landsat

BANDA	DENOMINACIÓN	APLICACIONES
1	Azul visible	Mapeo de tipos de bosque, diferenciación entre vegetación y suelos, identificación de rasgos culturales (caminos, urbanización, etc.)
2	Verde visible	Diferenciación entre tipos de plantas, determinación del estado de la vegetación, Identificación de rasgos culturales.
3	Rojo visible	Diferenciación de especies vegetales y rasgos culturales.
4	Infrarrojo cercano	Determinación de tipos y estado sanitario de vegetación, Delimitación de cuerpos de agua.

Cuadro 4.3. Bandas a usarse del sensor HRVNIR de Spot

BANDAS	DENOMINACIÓN	APLICACIONES
XS1	Verde visible	Estado fenológico de la vegetación.
XS2	Rojo visible	Discriminación de tipos de cultivo.
XS3	Infrarrojo cercano	Delimitación de masas de agua y contenido en biomasa.

Como segundo paso las bandas originales fueron importadas al formato nativo **ERDAS .img** soportado por **Multispec©** que es el software libre que se empleara para aplicar las técnicas de cambios a usarse en este proyecto.

Para detectar cambios en los componentes culturales (urbanización, rutas, etc.) entre dos imágenes, debemos examinar un banda visible, mientras que los que se produzcan en la vegetación serán mejor detectados observando la banda 4, es decir la correspondiente al infrarrojo cercano. Además, debemos ser capaces de examinar una imagen píxel por píxel si queremos detectar todas las áreas que sufrieron un cambio significativo.

. Proceso de detección de cambios por composición de color multitemporal

Para examinar un mismo píxel en dos imágenes diferentes, usaremos Multispec© para combinar dos imágenes de distintas fechas para producir una nueva. Este proceso se denomina composición y la imagen resultante contendrá 7 bandas, 4 obtenidas de la imagen original del sensor TM de Landsat y 3 bandas de la imagen original obtenida del sensor HRVNIR de Spot. La asignación para esas bandas será:

Cuadro 4.4. Bandas de la imagen resultante

Bandas (nueva imagen)	Contenido
1	Imagen antigua, azul visible
2	Imagen antigua, verde visible
3	Imagen antigua, rojo visible
4	Imagen antigua, infrarrojo cercano
5	Imagen reciente, verde visible
6	Imagen reciente, rojo visible
7	Imagen reciente, infrarrojo cercano

El proceso se inicia abriendo el programa Multispec, posteriormente se sigue un protocolo que explicamos a continuación:

- 1) Del menú **File** se selecciona **Open image**
- 2) Se busca en el directorio y seleccionamos **landsat23_arespot.img** y clickear **Abrir (Open)**.
- 3) Por el momento no nos interesa la combinación de bandas por lo que cliqueamos **OK** en la ventana de **Set Thematic Display Specifications**.
- 4) Con la imagen **landsat23_arespot.img** abierta, del menú **File**, seleccionamos **Open Image**.
- 5) Seleccionar la imagen **spot17_rep.img**, asegurándose de seleccionar la casilla **Link to active image window** como se muestra en la ilustración siguiente.

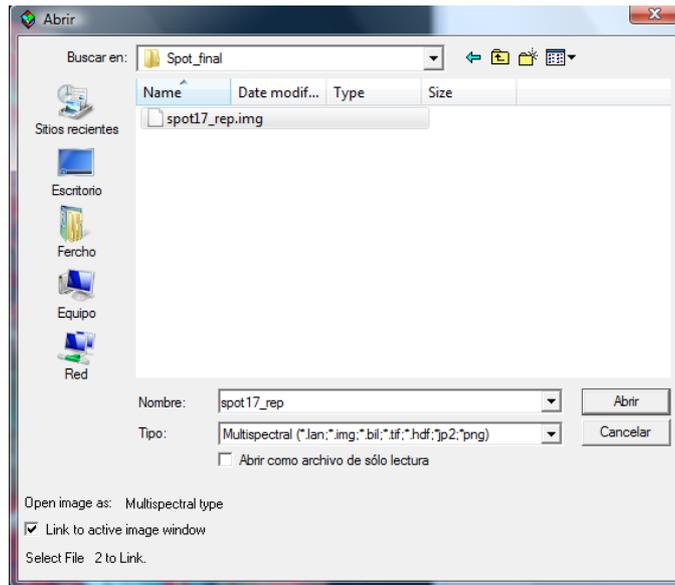


Figura 4.7. Proceso para desplegar dos imágenes en Multispec.

6) Seleccionar **Abrir** (*Open*) en esta ventana.

7) Nuevamente se abre la ventana de selección para relacionar una tercera imagen. Como en este caso no lo haremos, cliquear en **Cancelar** (*Cancel*).

La nueva imagen ha sido agregada a la anterior. Se le coloco el nombre **Daule_compmultitemp1.lan**.

8) Del menú **Processor**, seleccionar **Reformat** y luego **Change Image File Format** del submenú como se indica en la ilustración siguiente.

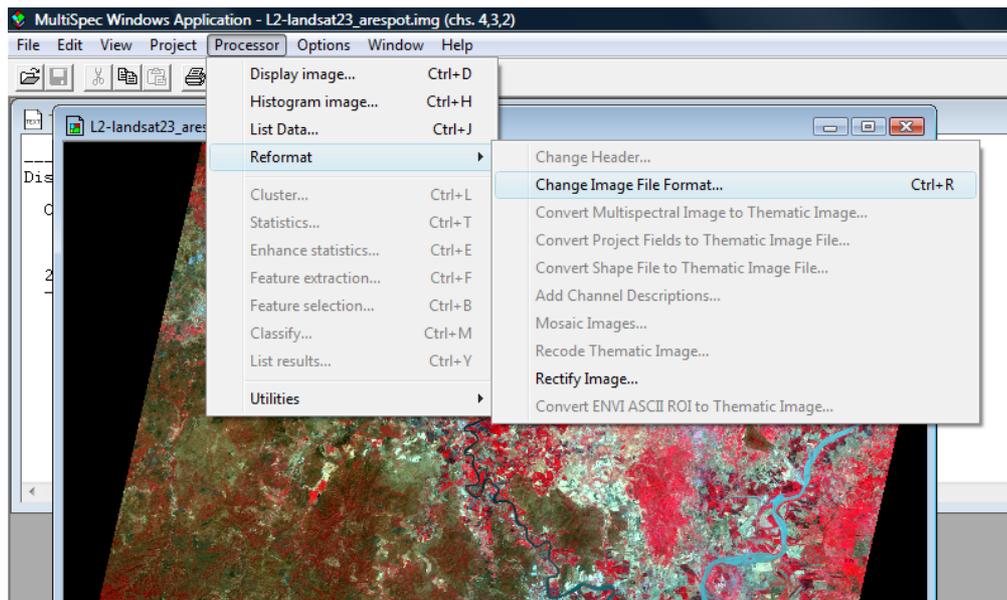
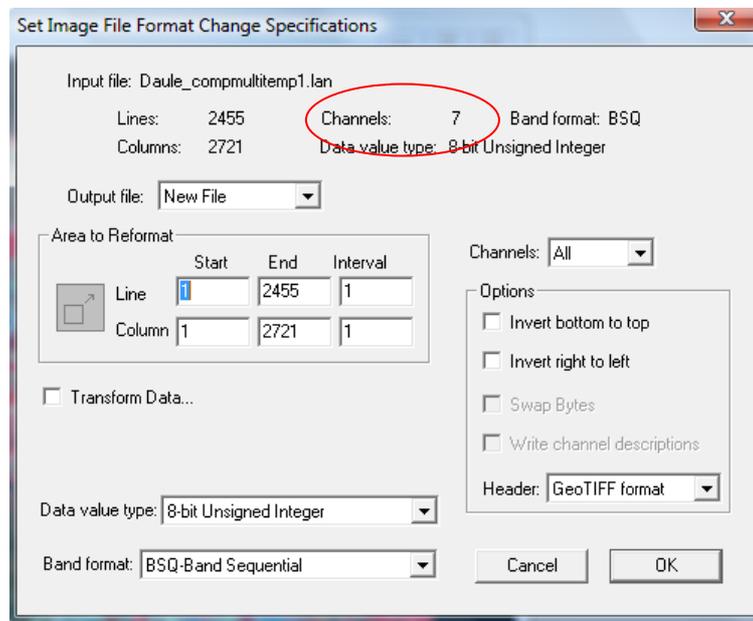


Figura 4.8. Proceso para cambiar las características de la nueva imagen.

La siguiente ventana aparece. Nótese que en la parte superior de la ventana el **output** aparece listado como 7. Ahora nuestra imagen posee 7 bandas, 4 de la imagen Landsat y 3 de la imagen Spot., además que aparece el formato de las bandas BSQ, el número de filas y de columnas de la nueva imagen



Posteriormente a esto simplemente guardamos la imagen resultante con el nombre **Daule_compmultitemp1.lan**, que es la imagen con la que se trabajara las combinaciones de bandas para determinar los cambios entre las distintas coberturas, en las dos fechas.

.Despliegue de la imagen resultante

- 1) Del menú **File**, seleccionar **Open Image**.
- 2) Seleccionar **Daule_compmultitemp1.lan**, y clicar **Abrir (Open)**.

El primer lugar donde se buscarán cambios es en los rasgos culturales de la imagen, es decir áreas con desarrollo humano. Para esto se pueden usar cualquiera de las bandas del visible dado que las áreas construidas poseen alta reflectividad en las bandas visibles. En este caso usaremos la banda 2, el verde visible.

Previo al tercer paso es necesario establecer y entender que se tomo en cuenta dos criterios para relacionar los cañones de color R, G, B con las bandas de la nueva imagen, la primera es la que aplica (Chuvienco, 2008) en la que dice que para una composición de dos fechas, resulta frecuente que se aplique al cañón rojo a la Fecha 1 y la verde a la fecha 2, dejando el azul vacío o repitiendo la fecha 2

Mientras que el criterio utilizado por los creadores del software de análisis digital de imágenes multispec es que, para determinar cambios en las áreas culturales es decir las creadas por el hombre se relacione las bandas del visible para lo que se aplica en el cañón rojo cualquier banda del visible de la imagen antigua, en el cañón verde la misma banda del visible pero de la imagen moderna y en el cañón azul se repite la banda del visible de la imagen antigua, entonces con estos criterios ya entendidos se los ha aplicado y cuyos resultados serán vistos posteriormente.

3) Aplicando el criterio de los creadores de multispec, en la ventana **Set Thematic Display Specifications**, ingresar la siguiente combinación de canales: **Rojo: 2, Verde: 5, Azul: 2** como se ve en la ilustración y asegurarse de seleccionar la casilla de verificación **Load New Histogram**, luego cliquer **OK**.

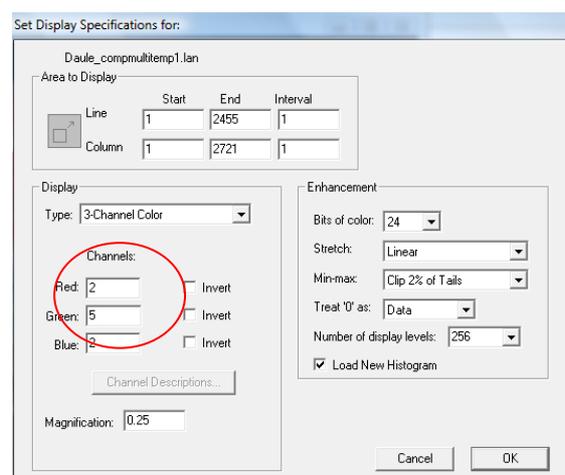


Figura 4.9. Proceso para asignar en los cañones R, G, B. las bandas de las dos imágenes

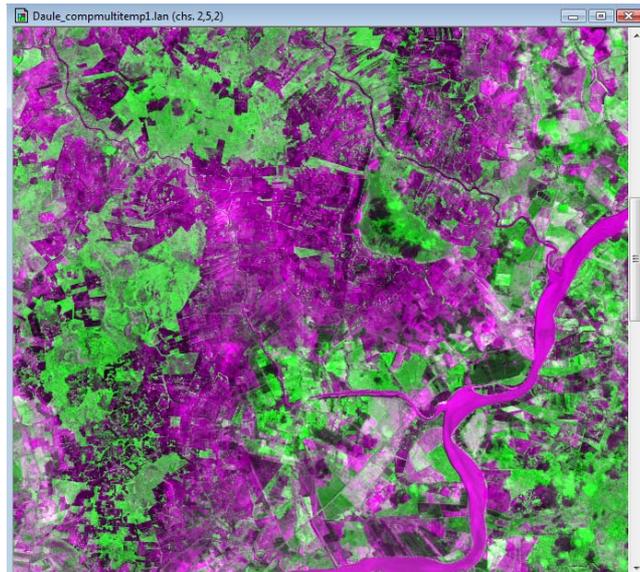


Figura 4.10. Imagen resultante aplicando el criterio de Multispec

En la imagen resultante, las áreas mostradas en **verde** presentan una mayor reflectividad en la banda 1 en el año 2007 en comparación a la del 2000, la misma que se interpreta como un incremento de las zonas antrópicas, (descritas en la sección **4.2**). Dado que una fuerte reflectividad en las bandas visibles está asociada habitualmente a materiales que contienen minerales expuestos (asfalto, urbanización, rocas, suelos desnudos) podríamos inferir que estas áreas han tenido un desarrollo urbano o han perdido su cobertura vegetal original.

Según el criterio de (Chuvienco, 2008), se ingresa la banda verde del visible de la imagen **landsat23_arespot.img (fecha anterior)**, en el cañón rojo, en el cañón verde se ingresa la banda verde, pero en esta ocasión la correspondiente a la imagen **spot17_rep.img** (fecha mas reciente) y por ultimo se repite la banda verde del visible de la imagen más reciente aplicada al cañón azul.

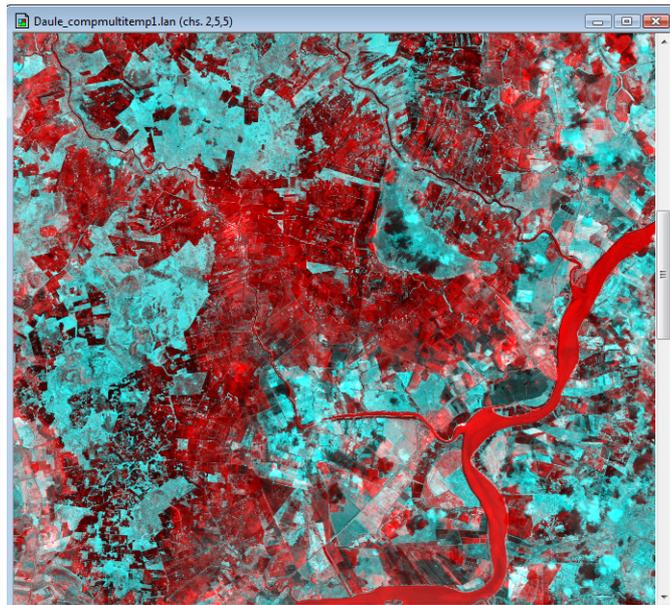


Figura 4.11. Imagen resultante aplicando el criterio de Chuvieco

En la figura 4.7, los tonos mostrados en grises demuestran las áreas estables, en tonos rojos aparecen las zonas que hayan reducido su ND entre las dos fechas y en tonos cian (V + A) las que lo hayan ganado.

.Detección de cambios de la cobertura vegetal

De una forma similar, se puede detectar y evaluar cambios en la cobertura vegetal para el período estudiado. Es preciso recordar que la reflectividad de la banda que corresponde al infrarrojo cercano, tanto para Landsat como para Spot es altamente influenciada por la cantidad de biomasa o la cantidad de clorofila que contienen las estructuras vegetales, por lo que examinando esta banda, podemos detectar cambios en la cobertura vegetal.

Para detectar cambios en la cobertura vegetal se mantiene el proceso generado en la búsqueda de cambios en los rasgos culturales, pero esta vez se toma en cuenta la banda correspondiente al infrarrojo cercano de la imagen **landsat23_arespot.img (fecha anterior)**, en el cañón rojo, en el cañón verde se ingresa la banda del infrarrojo cercano, pero en esta ocasión la correspondiente a la imagen **spot17_rep.img (fecha más reciente)** y por último se repite la banda infrarrojo cercano de la imagen de fecha anterior aplicada al cañón azul.

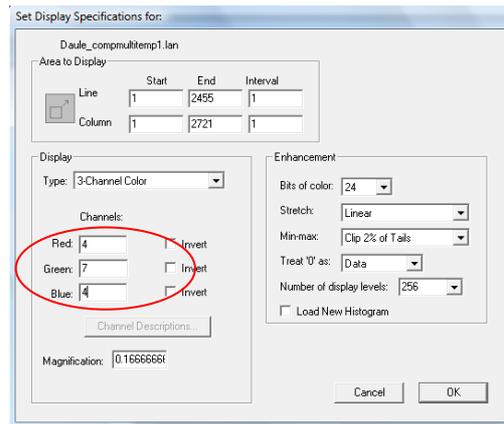


Figura 4.12. Proceso para asignar en los cañones R, G, B, las bandas del infrarrojo cercano de las dos imágenes

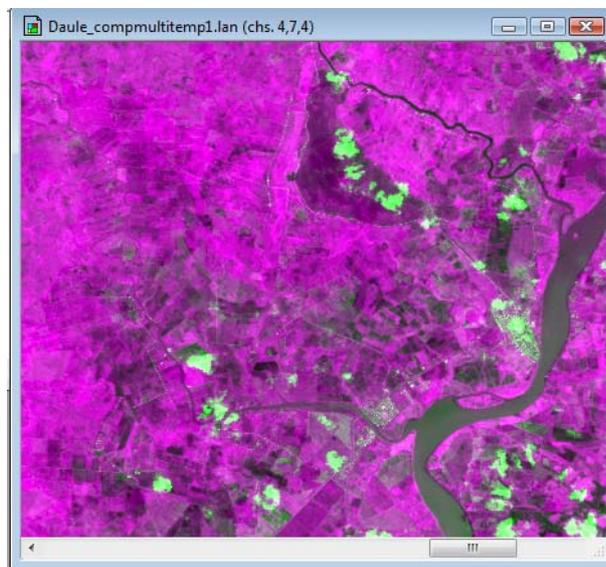


Figura 4.13. Imagen resultante de la aplicación detección de cambios de la cobertura vegetal

En esta imagen, las áreas mostradas en **verde** representan un **incremento** en la reflectividad en la banda 4 en la imagen del 2007 comparado con la de 2000. Por lo tanto se asume que este incremento se debe a un aumento de la biomasa en las zonas vegetadas, o a una forestación de áreas previamente sin vegetación. Cabe mencionar que debido al lapso de tiempo que separa una adquisición de otra, estos cambios pueden deberse a las características particulares de adquisición de cada satélite, a las condiciones atmosféricas o a cambios estacionales dado que la imagen del 2000 es del mes de noviembre mientras que la del 2007 corresponde al mes de junio. Surge entonces el problema de decidir cuánto de este cambio se debe a un crecimiento “real” de la vegetación y cuanto a los factores comentados anteriormente. (Fase de verificación).

4.3.1. Diferencia de Imágenes

DIFERENCIA DE IMAGENES

IMAGENES DE ENTRADA

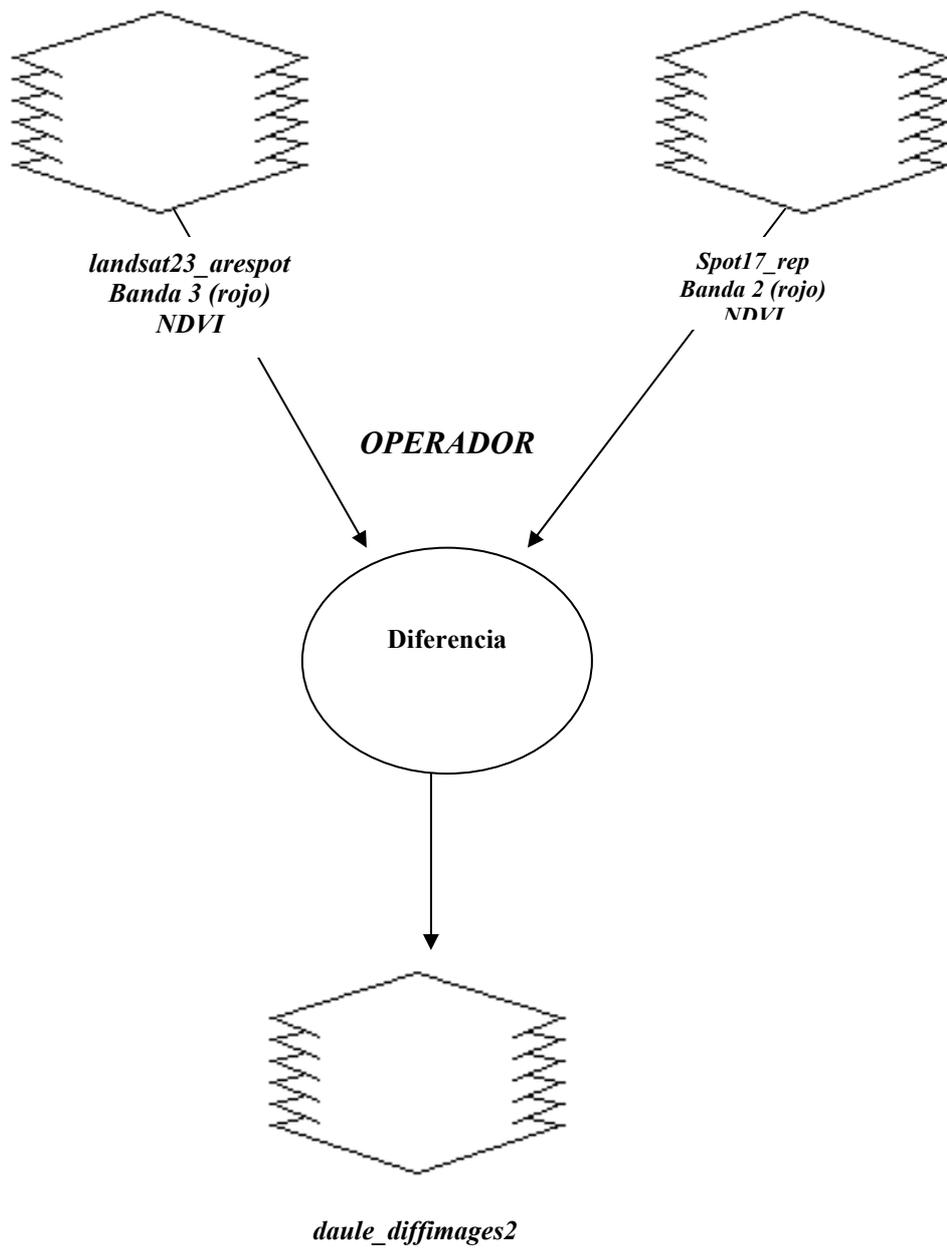


Figura 4.14. Diagrama del proceso de diferencia de Imágenes

El cálculo de diferencia de imágenes se lo realiza sobre los ND de alguna de las bandas originales de cada una de las imágenes, en este caso se procedió a utilizar la banda roja tanto para la imagen *landsat23_arespot.img* (fecha anterior), como para la imagen *spot17_rep.img* (fecha mas reciente), para lo cual a continuación se detalla las aplicaciones de cada una de estas bandas tanto para el sensor Landsat como para el Spot:

Cuadro 4.5. Banda del rojo a usarse del sensor TM de Landsat

3	Rojo visible	Diferenciación de especies vegetales y rasgos culturales.
---	--------------	---

Cuadro 4.6. Banda del rojo a usarse del sensor HRVNIR de Spot

XS2	0,61- 0,68 (rojo)	Discriminación de tipos de cultivo.
-----	----------------------	-------------------------------------

. **Proceso de detección de cambios por diferencia de imágenes**

El procedimiento de detección de cambios por diferencia de imágenes se lo realizó por algunos métodos los mismos que se detallan a continuación:

. **Procesos generados en el modulo Interpretador de imágenes de ERDAS 9.2**

El primer proceso se lo realiza mediante el uso del submódulo *change detection* el cual se inicia abriendo el programa ERDAS 9.2, posteriormente se sigue un protocolo que explicamos a continuación:

- 1) Del modulo *Image Interpreter* se selecciono *utilities*
- 2) Dentro de este submódulo se desplegó la opción *change detection*, que es una herramienta de ERDAS exclusiva para determinar la detección de cambios por diferencia de imágenes y por magnificación del cambio, de las cuales nos enfocaremos en la diferencia de imágenes motivo de este proceso.
- 3) Desplegada la ventana de *change detection*, en el espacio de imagen anterior (before image) se colocó la imagen *landsat23_arespot.img*, en el espacio de *layer* se selecciona la banda del rojo en este caso la 3, mientras que por el contrario en el espacio de la imagen más actual (after image) se colocó la imagen

spot17_rep.img y de igual manera que el caso anterior se selecciona el layer en este caso 2 porque esa es la banda roja para Spot.

4) El siguiente paso es colocar el nombre de las nuevas imágenes generadas por diferencia de imágenes y por magnificación del cambio, en este caso se colocó el nombre **daule_diffimages.img**, para el proceso de diferencia de imágenes y **daule_highlight.img** para el proceso de magnificación del cambio. Tal y como se indica en la siguiente figura:

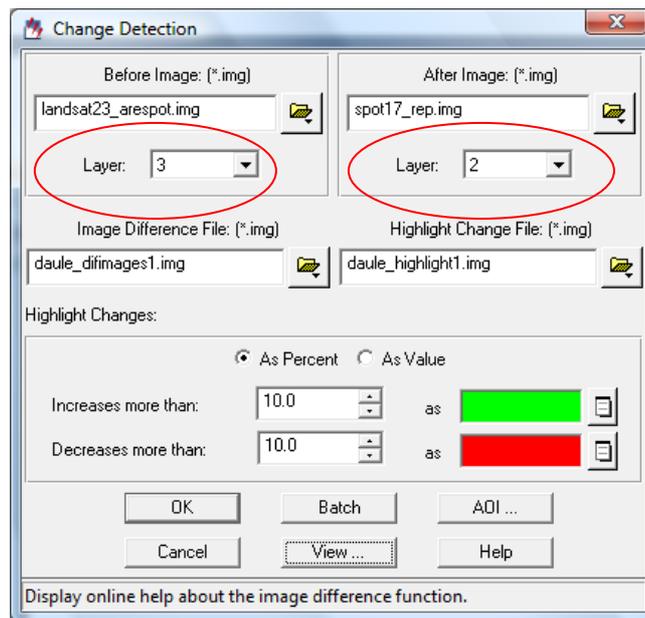


Figura 4.15. Proceso para asignar las imágenes y layers en el modulo *change detection*

La base matemática empleada para esta técnica de detección de cambio se describe en la fórmula:

$$D_{ijk} = ND_{ijk}(1) - ND_{ijk}(2) + C$$

Ecuación. 4.1. Diferencia de Imágenes

Donde:

D_{ijk} = Cambio del valor del píxel.

$ND_{ijk}(1)$ = Nivel digital en el Tiempo 1.

$ND_{ijk}(2)$ = Nivel digital en el Tiempo 2.

C = Constante para evitar valores negativos (habitualmente 127).

i = Número de fila.

j = Número de columna.

k = Número de Banda.

Fuente: (Chuvienco, 2008).

5) El último paso es el despliegue de las imágenes de cambio resultantes, el mismo que se lo realiza en el módulo *viewer* de ERDAS 9.2, cuyos resultados se presentan a continuación:

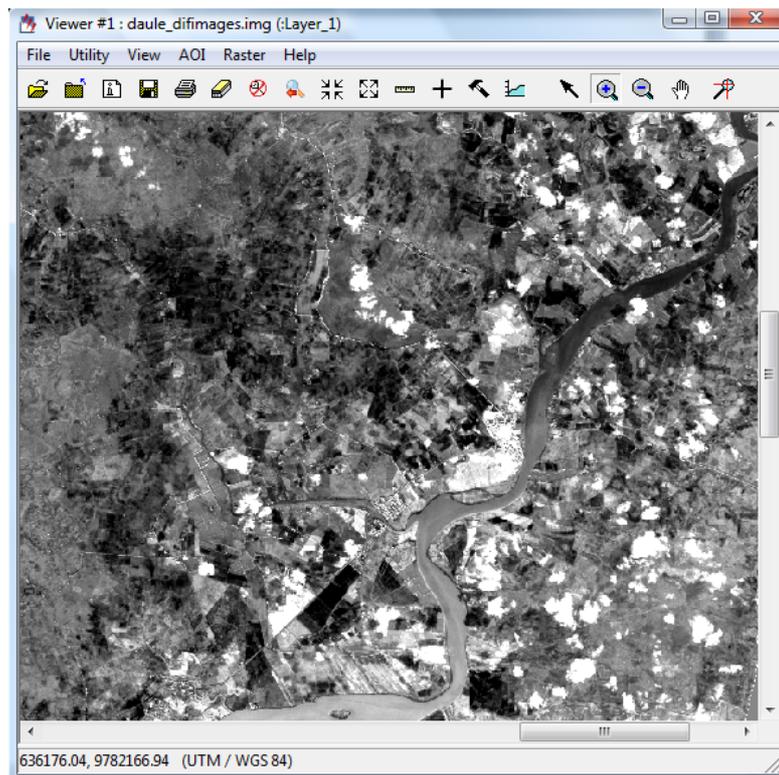


Figura 4.16. Imagen resultante de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo *change detection*.

Esta imagen de cambios presenta en las zonas estables un valor cercano a cero (tonos grises), mientras las que hayan experimentado cambios ofrecerán valores significativamente distintos a cero (positivos o negativos) en este caso en la imagen se observa en tonos negros o blancos respectivamente. Los valores de los ND de la imagen de cambios para observar de mejor manera los cambios se presentarán de mejor manera en la sección de verificación de resultados.

A continuación se presenta el histograma y los datos estadísticos de esta imagen de cambios el mismo que se muestra con un perfil gaussiano en donde pixeles de

no cambio son distribuidos alrededor de la media y pixeles de cambio son encontrados en las colas de la distribución.

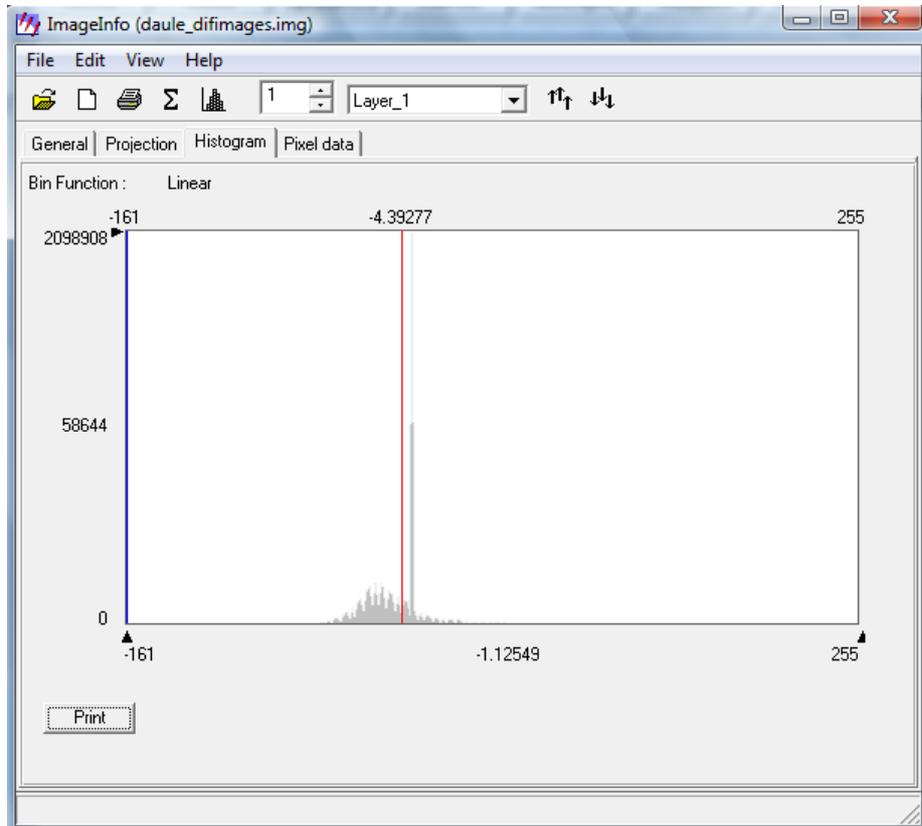


Figura 4.17. Histograma resultante de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo *change detection*.

Statistics Info:	Min: -161	Max: 255	Mean: -4.393
	Median: -3.375	Mode: -0.125	Std. Dev: 29.124
		Skip Factor X: 2	Skip Factor Y: 2
	Last Modified: Wed Feb 23 12:14:06 2011		

Figura 4.18. Datos estadísticos resultantes de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo *change detection*.

.El segundo proceso que se aplicó está bajo el mismo módulo Interpretador de imágenes de ERDAS 9.2, pero en esta ocasión se utilizó la herramienta (*Operators...*) en la que permite emplear el modelo matemático explicado en el capítulo de marco teórico, cuyo procedimiento se explica a continuación:

1) Del módulo *Image Interpreter* se seleccionó *utilities*

2) Dentro de este submódulo se desplegó la opción **operators...**, que es una herramienta de ERDAS usada para aplicar cualquier operación matemática entre imágenes satelitales y entre bandas de la misma imagen.

3) Desplegada la ventana de **operators...**, en el espacio del archivo de ingreso # 1, se colocó la imagen **landsat23_arespot.img**, en el espacio de **layer** se selecciona la banda del rojo en este caso la 3 (para Landsat), mientras que por el contrario en el espacio del archivo de ingreso # 2, se colocó la imagen **spot17_rep.img**, en el espacio de **layer** se seleccionó la banda 2 (rojo para Spot), en el espacio de operador se escogió el de resta (diferencia) y finalmente a la imagen resultante se la denominó **daule_diffimages2**.

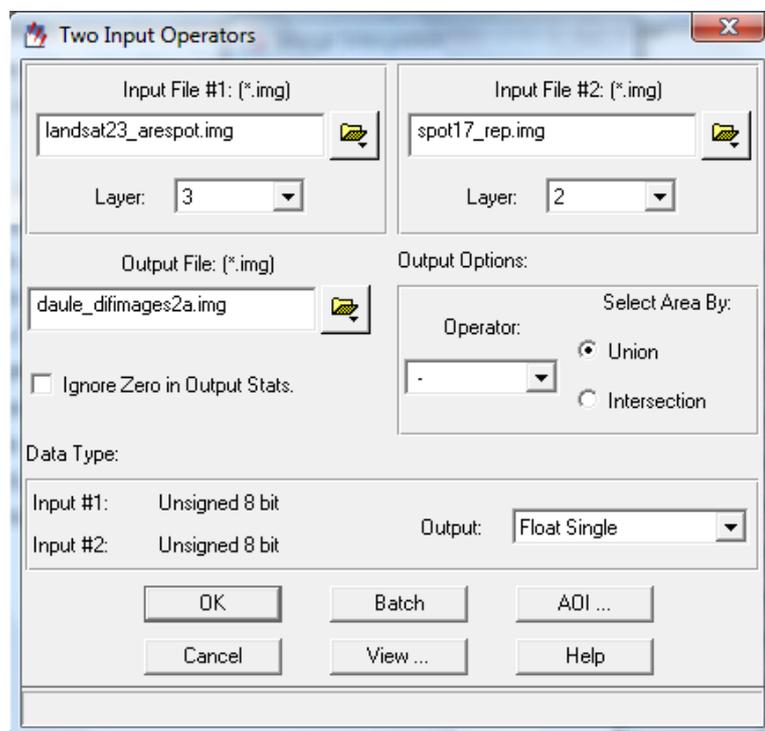


Figura 4.19. Proceso para asignar las imágenes y *layers* en el modulo *operators...*

4) El último paso es el despliegue de la imagen de cambio resultante, el mismo que se lo realiza en el modulo **viewer** de ERDAS 9.2, cuyos resultados se presentan a continuación:

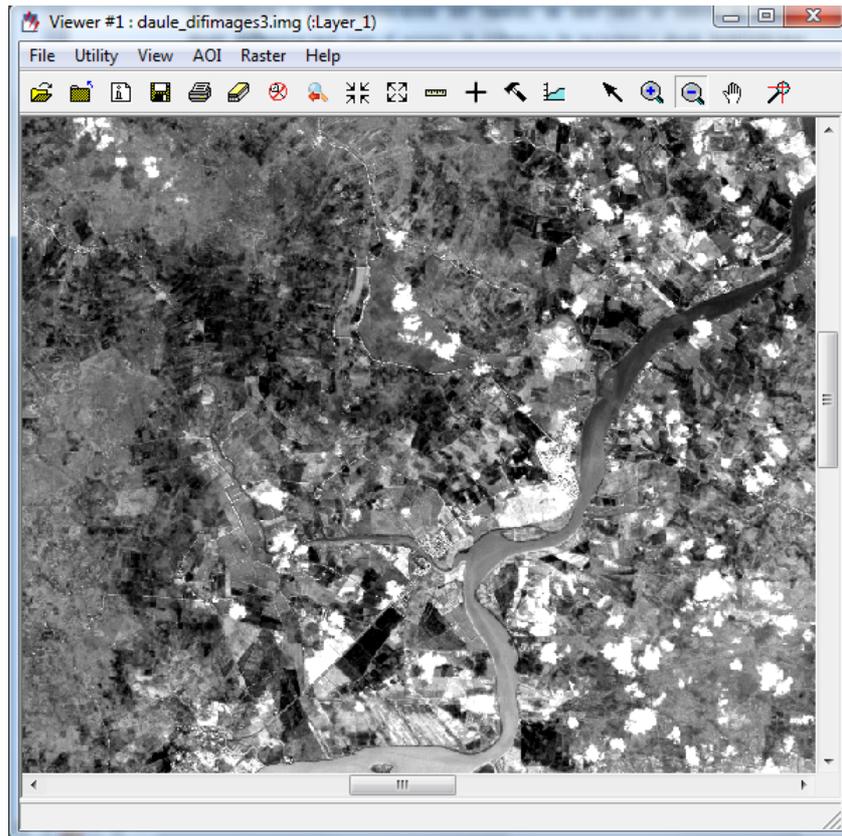


Figura 4.20. Imagen resultante de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo *operators...*

Esta imagen de cambios presenta en las zonas estables un valor cercano a cero (tonos grises), mientras las que hayan experimentado cambios ofrecerán valores significativamente distintos a cero (positivos o negativos) en este caso en la imagen se observa en tonos negros o blancos respectivamente. Los valores de los ND de la imagen de cambios para observar de mejor manera los cambios se presentarán de mejor manera en la sección de verificación de resultados.

A continuación se presenta el histograma y los datos estadísticos de esta imagen de cambios el mismo que se muestra con un perfil gaussiano en donde pixeles de no cambio

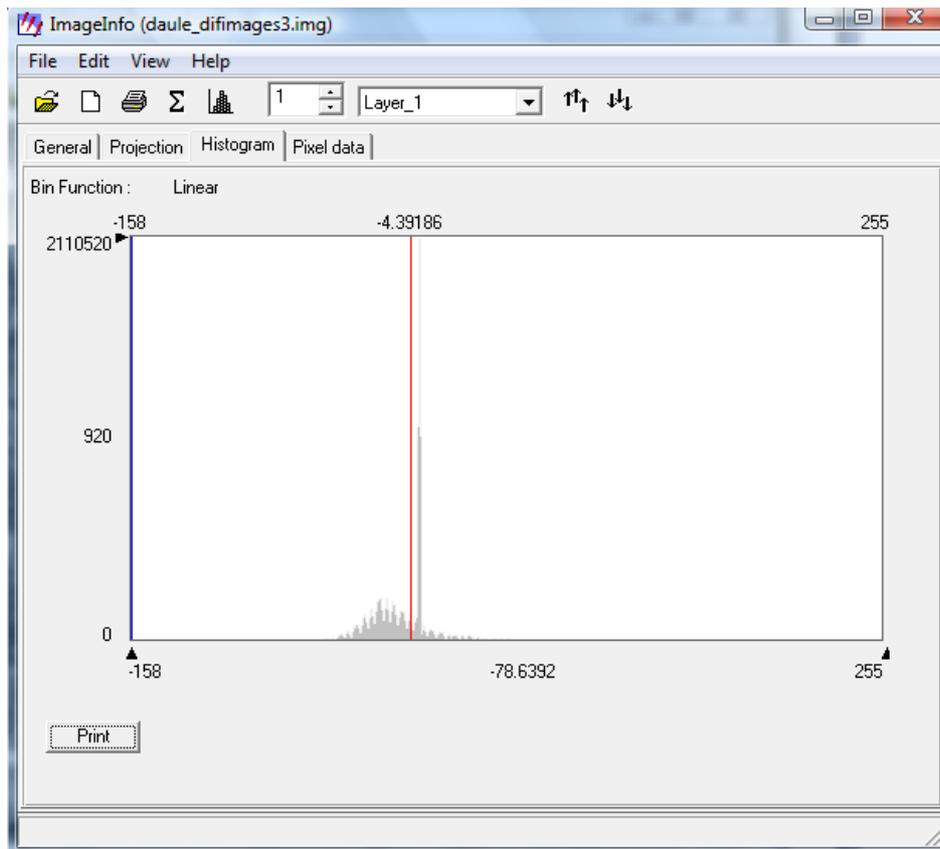


Figura 4.21. Histograma resultante de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo *operators...*

Statistics Info:	Min: -158	Max: 255	Mean: -4.392
	Median: -3.125	Mode: -1.5117	Std. Dev: 29.113
	Skip Factor X: 2		Skip Factor Y: 2
	Last Modified: Thu Feb 24 17:04:01 2011		

Figura 4.22. Datos estadísticos resultantes de la aplicación detección de cambios por diferencia de imágenes mediante el uso del submódulo *operators...*

.Diferencia de Imágenes por medio del cálculo de NDVI.

El cálculo de índices de vegetación una técnica de uso habitual en teledetección y es comúnmente utilizada para mejorar la discriminación entre dos cubiertas que presenten un comportamiento reflectivo muy distinto en dos o más bandas, por ejemplo para realzar suelos y vegetación en el visible e infrarrojo cercano, y para reducir el efecto del relieve (pendiente y orientación) en la caracterización espectral de distintas cubiertas (Chuvieco, 1996).

Como primer paso y previo al empleo de la presente técnica se extrajeron las 5 bandas de la imagen *landsat23_arespot.img*, tomando en cuenta cada una de sus aplicaciones se muestra a continuación en la tabla 4.5

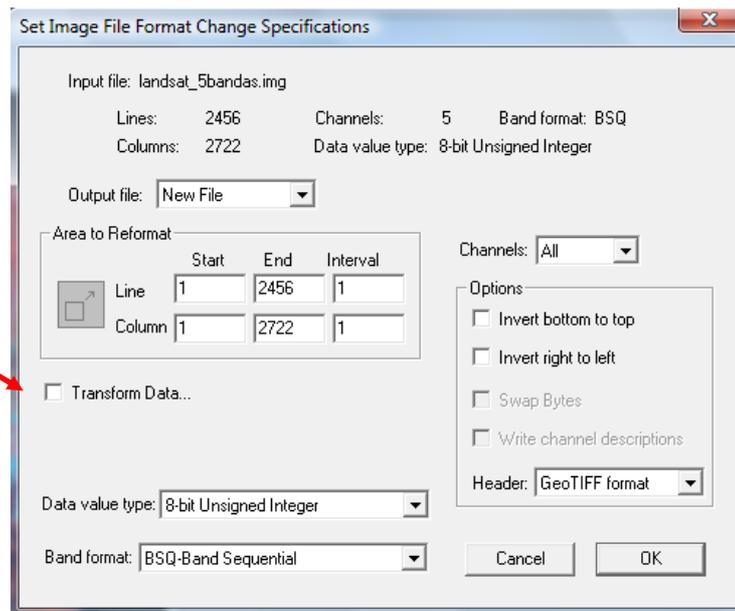
Cuadro 4.7. Aplicaciones de las 5 bandas del sensor TM de Landsat

Banda	Denominación	Aplicaciones
1	Azul visible	Mapeo de tipos de bosque, diferenciación entre vegetación y suelos, identificación de rasgos culturales (caminos, urbanización, etc.)
2	Verde visible	Diferenciación entre tipos de plantas, determinación del estado de la vegetación, identificación de rasgos culturales.
3	Rojo visible	Diferenciación de especies vegetales y rasgos culturales.
4	Infrarrojo cercano	Determinación de tipos y estado sanitario de vegetación, delimitación de cuerpos de agua.
5	Infrarrojo medio	Distinción entre nubes y nieve, determinación del contenido de humedad del suelo y la vegetación.

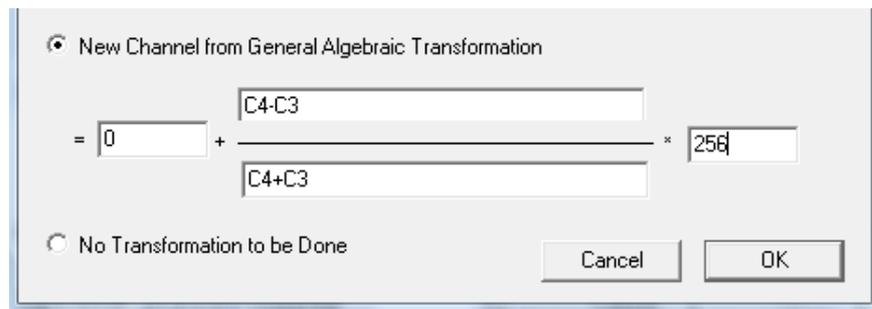
De igual manera y como ya se enunció en el capítulo 2, **Tabla. 2.4**, se tomo en cuenta las aplicaciones de cada banda de la imagen *spot17_rep.img*.

A continuación se muestra el proceso realizado para el cálculo de NDVI, generado en el software Multispec, el cual se desarrolló de igual manera para las dos imágenes empleadas en este estudio.

- 1) Abrir la imagen en **Multispec**
- 2) Del menú **Processor**, se seleccionó *Reformat* y luego *Change Image File Format* del submenú en el cual se escoge la opción *Transform Data* como se indica en la ilustración siguiente.



3) Se despliega la siguiente ventana en donde se realiza el proceso del cálculo de NDVI:



A continuación establecemos los parámetros, para el cálculo de la fórmula del NDVI:

$$0 + C4 - C3 / C4 + C3 * 256$$

Donde:

C4= la banda 4 (infrarrojo cercano) de nuestra imagen original

C3= la banda 3 (rojo visible) de nuestra imagen original

256= son los niveles de visualización, es decir los niveles de gris con que se visualizará el resultado. En este caso elegimos 256 para que concuerde con los niveles de visualización de la imagen satelital original de 8 bits (0 – 255).

4) Despliegue de la banda de NDVI resultante

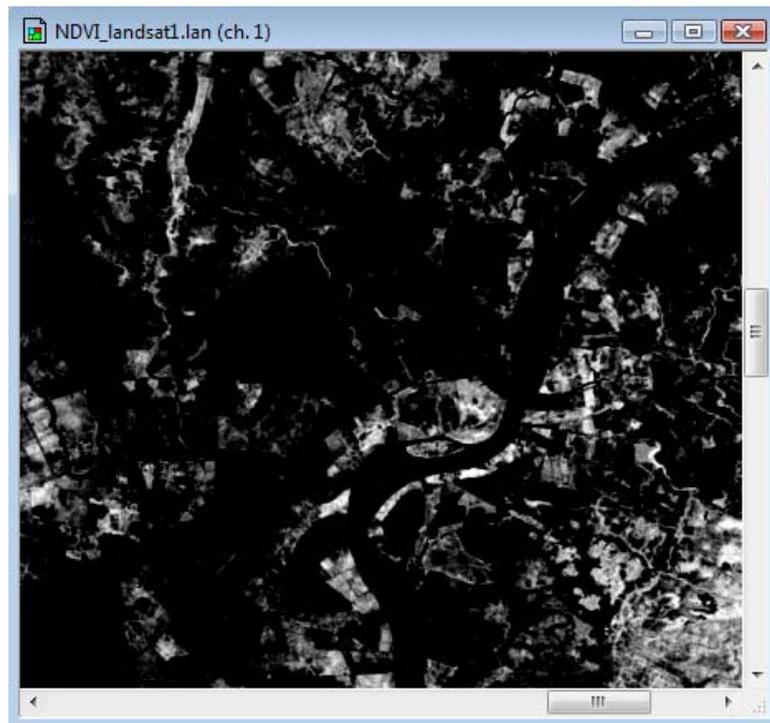


Figura 4.23. Banda NDVI resultante de la imagen Landsat.

El proceso es el mismo para el cálculo de la banda de NDVI tanto para la imagen Landsat como para la imagen Spot, exceptuando lo que a continuación se explica, ya que en ciertos pasos cambia el proceso para la imagen Spot:

En primer lugar en el cálculo de la nueva banda de NDVI cambia las bandas escogidas, ya que para Spot corresponde otro número de banda

 A screenshot of a dialog box titled "New Channel from General Algebraic Transformation". The dialog has two radio buttons: the first is selected and labeled "New Channel from General Algebraic Transformation", and the second is labeled "No Transformation to be Done". Below the first radio button, there is a mathematical formula for calculating a new channel. The formula is:

$$= 0 + \frac{1.0C3 - 1.0C2}{1.0C2 + 1.0C3} * 256$$
 The numbers 0, 1.0C3, 1.0C2, 1.0C2, 1.0C3, and 256 are entered into text input fields. At the bottom right of the dialog are "Cancel" and "OK" buttons.

A continuación establecemos los parámetros, para el cálculo de la fórmula del NDVI:

$$0 + C3 - C2 / C2 + C3 * 256$$

Donde:

C3= la banda XS3 (infrarrojo cercano) de la imagen Spot original.

C2= la banda XS2 (rojo visible) de la imagen Spot original.

256= son los niveles de visualización, es decir los niveles de gris con que se visualizará el resultado. En este caso elegimos 256 para que concuerde con los niveles de visualización de la imagen satelital original de 8 bits (0 – 255).

4) Despliegue de la banda de NDVI resultante para la imagen Spot



Figura 4.24. Banda NDVI resultante de la imagen Spot.

5) Finalmente y lo que constituye el paso más importante se procedió a realizar el cálculo de la diferencia de imágenes, pero en este caso se empleó las nuevas bandas de NDVI obtenidas tanto desde la imagen Landsat como desde la Spot, como se muestra en la figura a continuación:

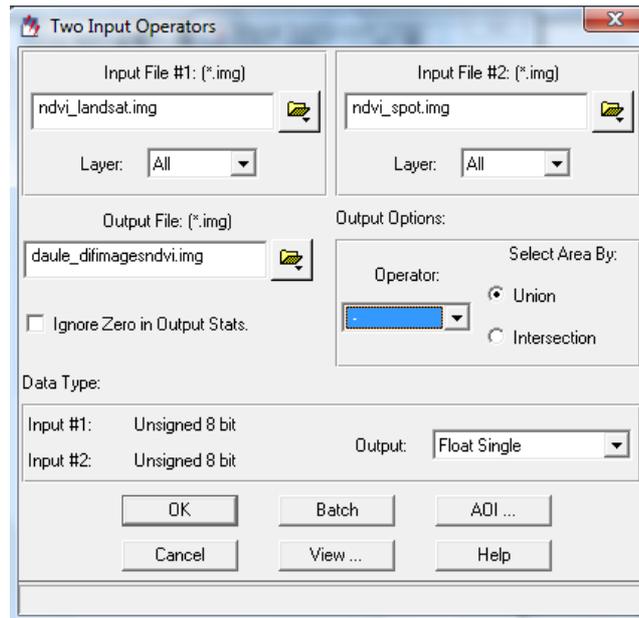


Figura 4.25. Proceso de Diferencia de imágenes por NDVI

Puede observarse entonces, que en el casillero **Input File #1** se ingresó la banda de NDVI calculada desde la imagen Landsat original (nombrada **ndvi_landsat.img**), y en el casillero **Input File #2** se ingresó la banda de NDVI calculada desde la imagen Spot original (**ndvi_spot.img**), realizando la operación de diferencia (-) entre las bandas ingresadas como se observa en el casillero **Operator**. Todo este proceso se basa en la siguiente formula matemática:

Índice de Vegetación. (NDVI).

$$\Delta NDVI_{ij} = NDVI_{ij}^{(1)} - NDVI_{ij}^{(2)} + C$$

Ecuación. 4.2. Índices de Vegetación

Donde;

$\Delta NDVI_{ij}$ = Indica el cambio en valor de NDVI

$NDVI_{ij}^{(1)}$ = Indica el valor de NDVI del período 1

$NDVI_{ij}^{(2)}$ = Indica el valor de NDVI del período 2

C = Es una constante para evitar valores negativos.

i = Número de fila.

j = Número de columna

Fuente: (Jensen, 2004).

Cabe mencionar que como ERDAS admite tanto valores positivos como negativos, se excluyó el uso de la constante C detallada en la fórmula de (Jensen, 2004).

En la Figura. 4.22 se visualiza la banda de diferencia de NDVI en este caso llamada **daule_diffimagesndvi**.

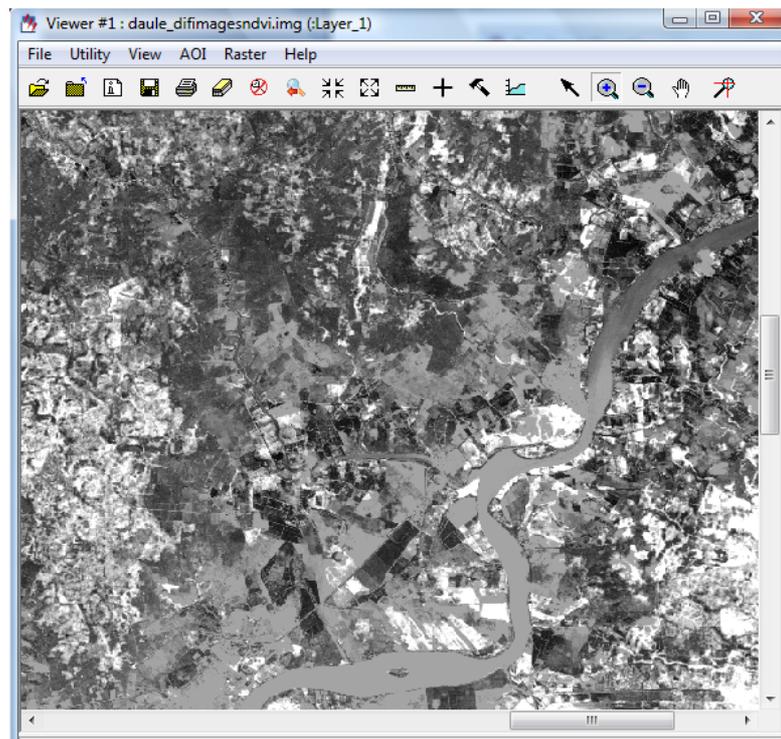


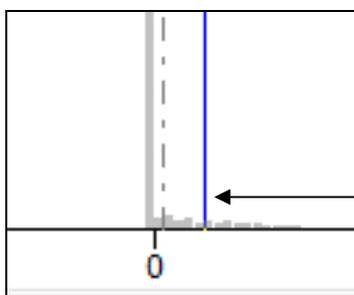
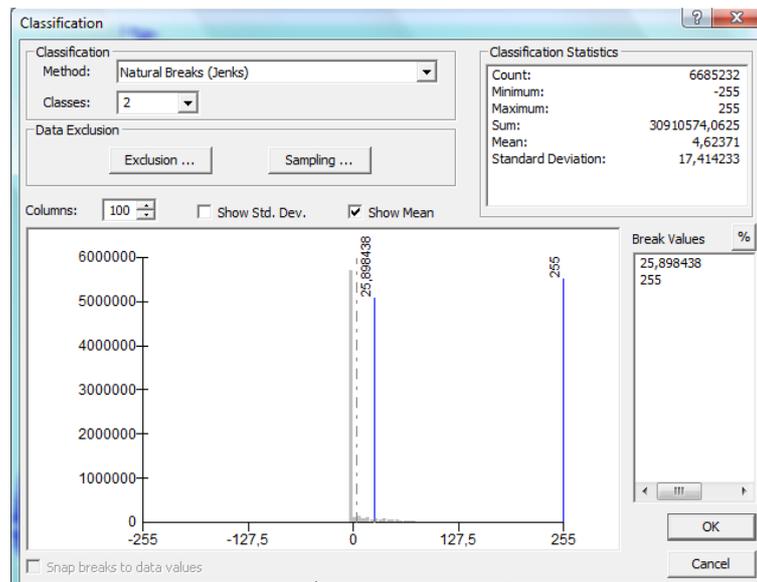
Figura 4.26. Imagen resultante de diferencia de imágenes por NDVI

4.3.2. Enmascaramiento Binario de cambio.

Macleod and Congalton (1998), incorporan modificaciones al tradicional tratamiento de la imagen de diferencias con el propósito de generar una imagen de cambio que presente la dirección y magnitud de cambio del uso del suelo.

Esta modificación genera una máscara binaria de cambio que separa las zonas estables y las zonas dinámicas en ambas fechas, y así obtener la clasificación de las zonas dinámicas de la imagen del año 2007 desde de los píxeles con cambio entre ambas fechas, y la clasificación de las zonas estables de Fecha 2007 desde la clasificación de la imagen de Fecha 2000.

Partiendo de este principio, y utilizando como insumo la imagen de diferencia por NDVI (**daule_diffimagesndvi.**), se observó los valores del histograma correspondiente a esta imagen, y se estableció los umbrales de no cambio comprendidos entre -255 y 4.62 , así como los umbrales de cambio cuyos valores se encuentran en el rango 4.62 a 255 . Como se observa en la fig. ...no existen valores negativos representativos, por tanto estos fueron tomados como valores estables o de no cambio, por el contrario la mayor distribución de los valores están sobre la media (4.67), por lo que se consideran como valores de cambio, de la misma manera se utilizó el criterio de análisis visual de la imagen, en la que aparecen en tonos grises las áreas estables, y en tonos blancos las áreas que han aumentado sus ND es decir que han cambiado



MEDIA:
4.62371

Figura 4.27. Histograma de la imagen de diferencia por NDVI

Una vez definidos los rangos de valores para cambio y no cambio, se realizó una reclasificación asignando el valor de cero (0) a todos los comprendidos entre $-$

255 y 4.62; asimismo el valor de uno (1) al rango de cambio establecidos entre 4.62 a 255.

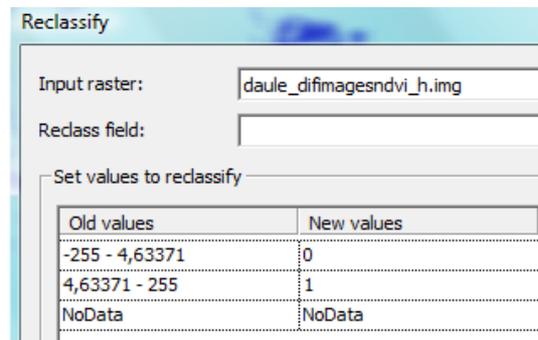


Figura 4.28. Reclasificación de la Imagen de diferencia

Posteriormente se empleó un filtro de tipo *Kernell* de 5x5, con el objeto de mantener uniformidad al momento de cruzar información con los resultados obtenidos en la fase de clasificación de imágenes.

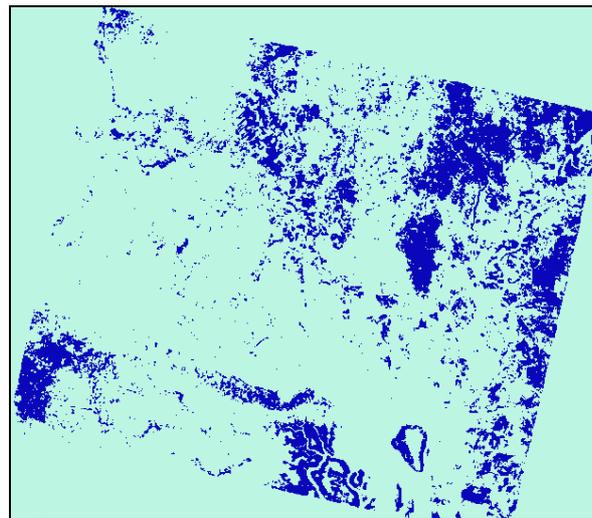


Figura 4.29. Imagen Binaria de cambios por NDVI.

Esta mascara binaria de cambio destaca en color azul a las zonas que presentaron cambios en su cobertura de uso del suelo, y en color celeste a las zonas sin cambio entre 2000 y 2007.

La creación de la “máscara binaria de cambio” con la imagen de diferencia se presenta como una poderosa herramienta para la discriminación de zonas de

cambio de cobertura de uso del suelo, principalmente en zonas de uso forestal dado el origen y la forma de adquisición del NDVI.

Este método entrega una “imagen de cambio” que ofrece tanto dirección como la magnitud del cambio entre las coberturas de uso del suelo entre 2000 y 2007.

Luego de obtenida la imagen binaria de cambios, se procedió a realizar el paso de los filtros sobre todos los insumos a utilizarse en este procedimiento, el método empleado es el algoritmo del ERDAS *Neighborhood Functions* (Funciones de vecindario), el mismo que utiliza una matriz *Kernell* de distinto tamaño y sirve para realizar algunos análisis sobre valores clasificados de un archivo de imagen, en donde cada píxel es analizado con los pixeles en su vecindario y el numero y ubicación de estos son determinados por el tamaño y la forma del filtro, que el usuario define. (Ayudas ERDAS 9.2, 2000). Todo este proceso se conjuga en que el valor del píxel del centro es reemplazado por el resultado de la función del filtrado de los píxeles del vecindario.

En el procedimiento perse se aplico dos veces el algoritmo de filtrado utilizando la función *Majority*, primeramente uno de 7X7 y posteriormente uno de 3x3, debido a que existían los errores conocidos como de “sal y pimienta”, es decir conjunto pequeño de pixeles con información de un tipo de clase sobre grandes conjunto de píxeles con otro tipo de información clasificada.

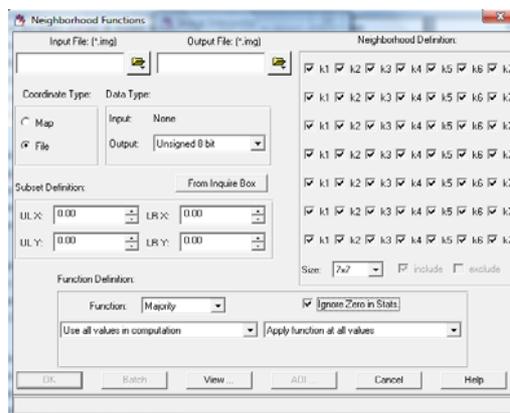


Figura 4.30. Proceso de filtrado por funciones de vecindario

Posteriormente a la aplicación de los filtros en cada uno de los insumos a utilizarse en este proceso metodológico, se procedió a realizar el enmascaramiento binario cuyo proceso se explica a continuación:

En primer lugar de la imagen binaria de cambios se selecciona el No Cambio (valores de 0), y utilizando el *software* **ERDAS 9.2** se empleó el submódulo MASK, en donde se aplicó el enmascaramiento binario sobre la imagen clasificada producto de la imagen Landsat del año 2000; de la cual se extraen los píxeles sin cambio.

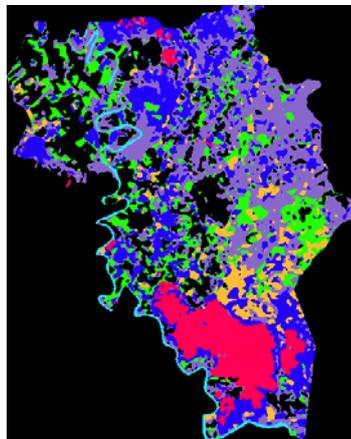


Figura 4.31. Píxeles sin cambio desde la clasificación de la imagen del año 2000

De la misma manera y siguiendo el mismo procedimiento, se seleccionó por otro lado el cambio (valores de 1) de la imagen binaria de cambios, pero en esta vez se aplicó el enmascaramiento binario a la clasificación de la imagen Spot del año 2007; de la misma que se obtuvo los píxeles que cambiaron entre ambas fechas.

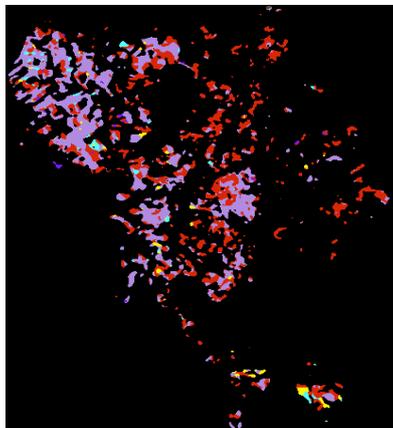


Figura 4.32. Píxeles de cambio desde la clasificación de la imagen del año 2007

Como siguiente paso se realizó una operación de suma entre las imágenes de cambio no cambio, obtenidas en el paso anterior, este proceso se lo hizo en el software **ArcGis 9.2** en el modulo de *raster calculator* cuyo resultado se muestra a continuación en la **figura 4.31**:

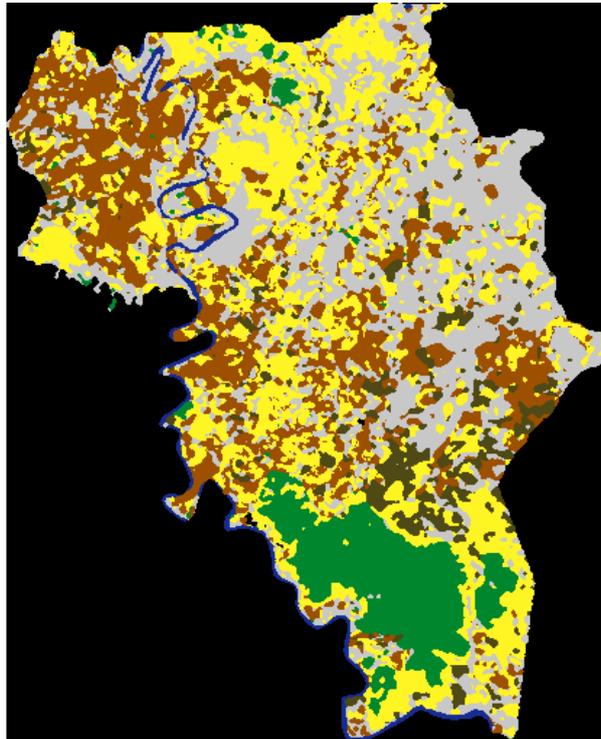


Figura 4.33. Imagen resultante de la operación de suma entre las imágenes de cambio, no cambio

Concluido el proceso de obtención de los píxeles de cambio y no cambio a partir del enmascaramiento binario de las clasificaciones de las imágenes usadas en este estudio, se procedió a obtener la imagen de cambios por medio de la aplicación de la técnica de detección de cambios de Post _ clasificación, por lo que cabe destacar que esta técnica de detección de cambios por enmascaramiento binario, es una técnica compuesta que aplica tanto la diferencia de imágenes, como las técnicas de Post _ clasificación, el resultado de la imagen de cambios se puede observar en la sección de productos, el procedimiento completo de la Técnica de Detección de Cambios por Post-Clasificación se explica a detalle a continuación:

4.3.3. Técnicas de Post-Clasificación

TÉCNICAS DE POST-CLASIFICACIÓN

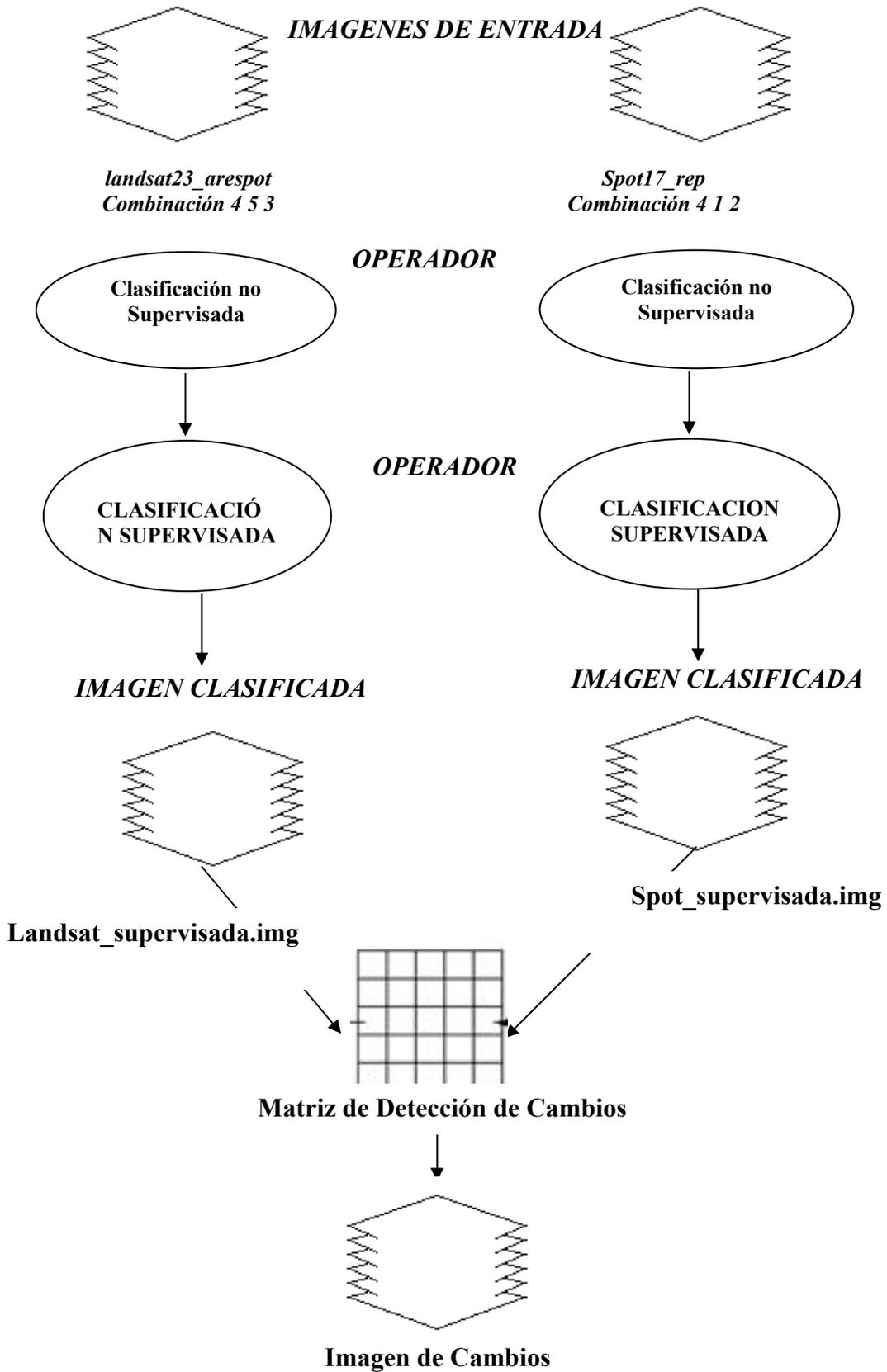


Figura 4.34. Diagrama del proceso de Técnicas de Post-Clasificación

Esta técnica de detección de cambios emplea dos imágenes de distintas fechas las mismas que son clasificadas y registradas independientemente. La efectividad de esta alternativa depende de cómo se diferencian espectralmente las clases de cambio, de las clases de no cambio.

Como primer paso se realizaron varias composiciones en falso color infrarrojo utilizando las combinaciones de bandas tanto para la imagen Landsat como para Spot, en las posiciones correspondientes al Rojo, Verde y Azul (RGB), siendo las más efectivas la combinación de bandas 4 5 3 para Landsat y 4 1 2 para Spot, debido a que permiten una mejor identificación de tipos de cultivo y una buena respuesta en la discriminación de los tipos de vegetación las mismas que servirán para obtener la clasificación de las imágenes por los métodos de clasificación no supervisada y supervisada respectivamente.

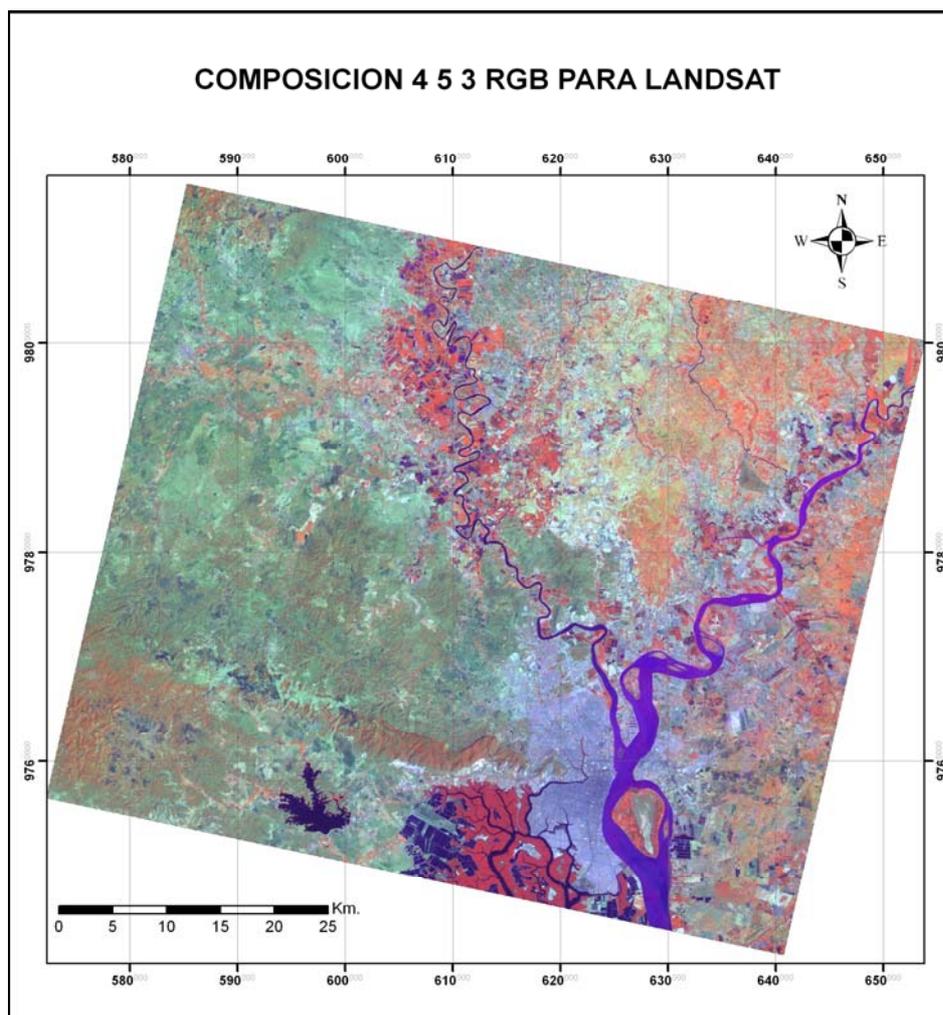


Figura 4.35. Combinación 453 RGB para la imagen *landsat23_arespot.img*

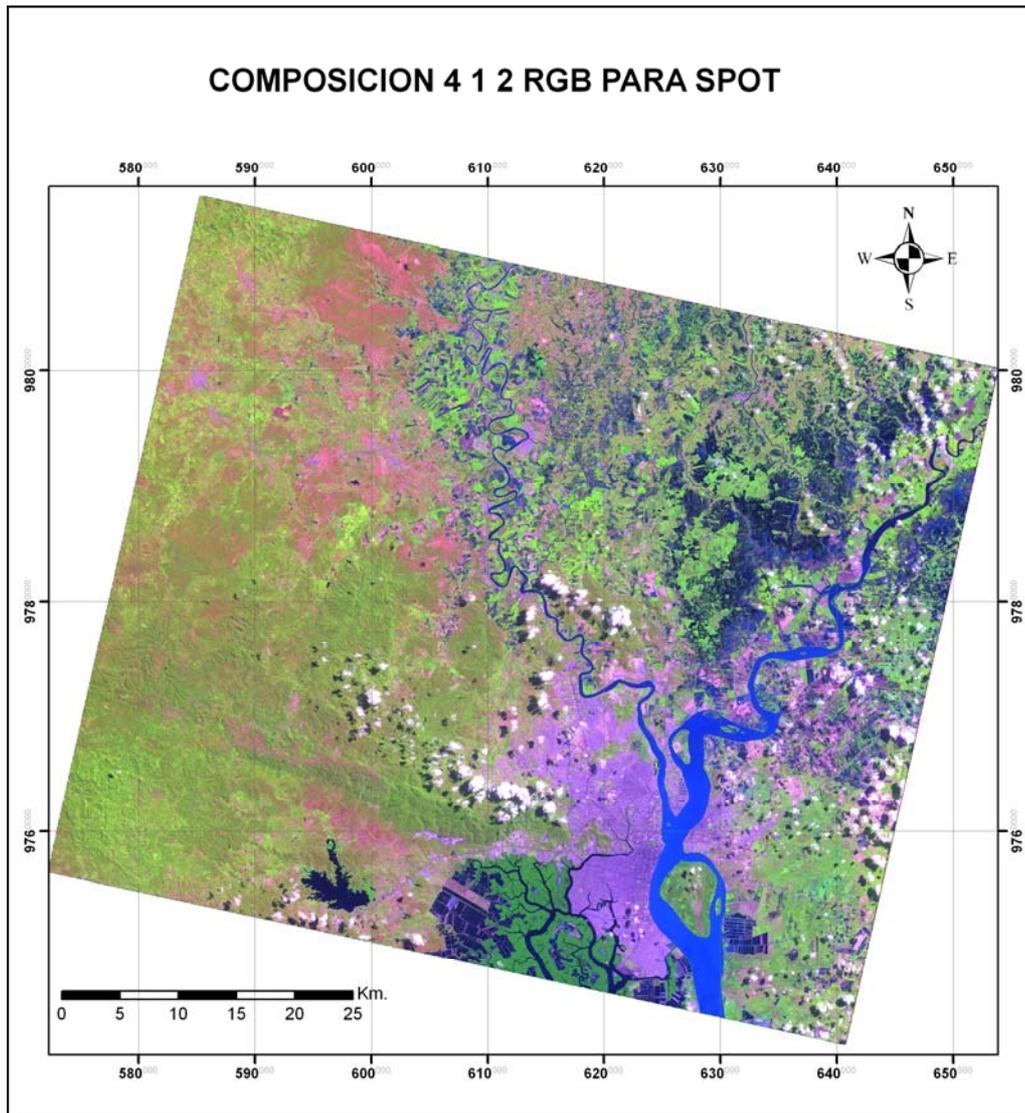


Figura 4.36. Combinación 412 RGB para la imagen *spot17_rep.img*.

Inicialmente se clasificaron las imágenes por el método no supervisado, utilizando la opción del algoritmo de Clúster ISODATA, que identifica las “clases espectrales” presentes en la imagen y las agrupa de acuerdo a criterios estadísticos, para posteriormente asociar las agrupaciones de píxeles con una clase de información específica, sin usar datos reales del terreno, para lo cual se definieron manualmente el número máximo de clases a representar. Posteriormente los resultados de esta clasificación permitieron identificar con mayor certeza las clases necesarias a discriminarse en el método supervisado, todo esto conjuntamente con la información testigo y el conocimiento previo de la zona de estudio.

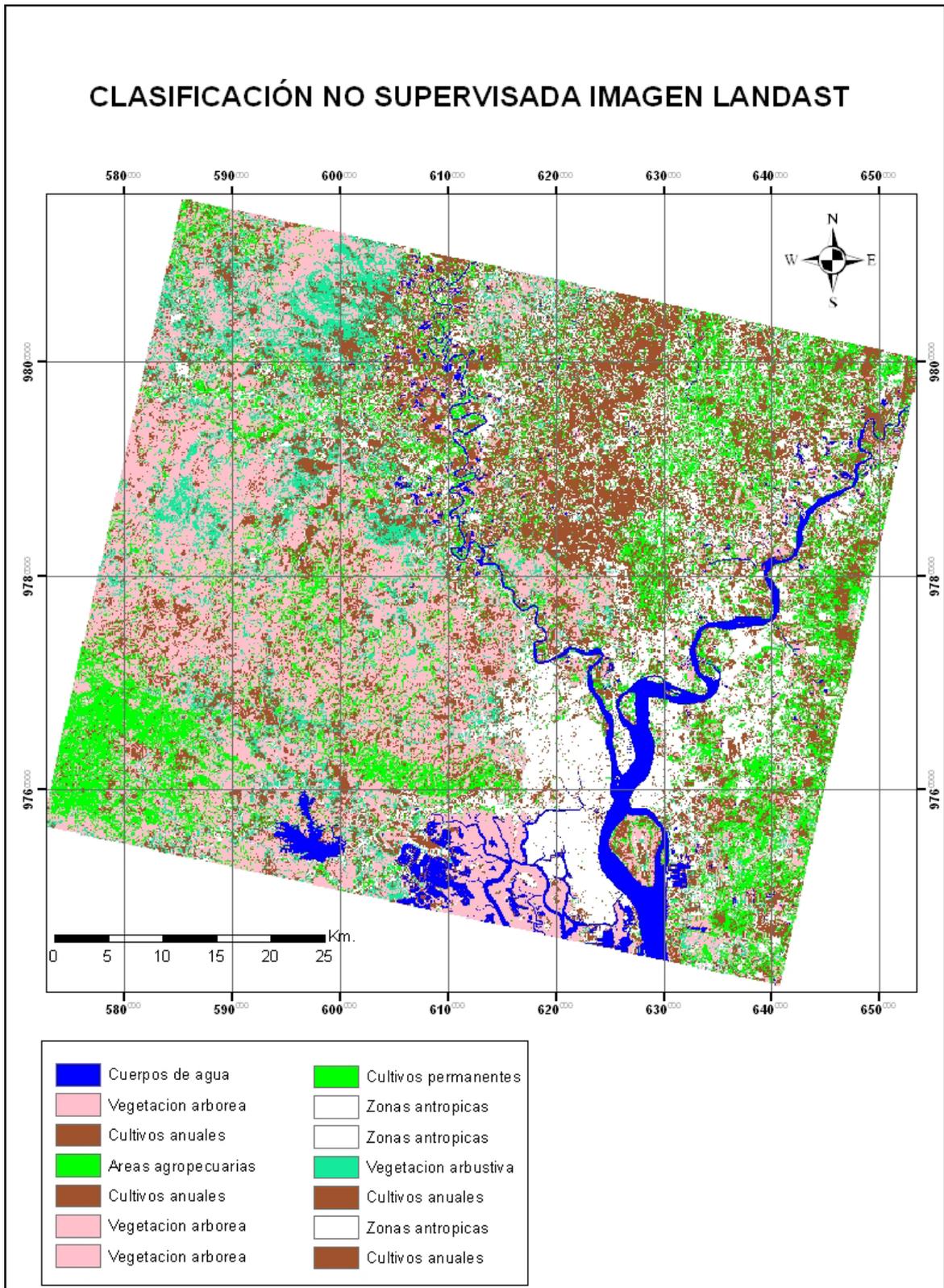


Figura 4.37. Clasificación no supervisada imagen *landsat23_arespot.img*

Como se mencionó en la sección 4.2. (Categorías de uso a emplear) de este capítulo, se tiene conocimiento previo de la zona de estudio, las clases deseadas

y el algoritmo a utilizar, elementos necesarios para realizar una clasificación supervisada, misma que ofrece la ventaja de poder ser más controlada por quien realiza la clasificación, permitiendo seleccionar píxeles que representen patrones conocidos o que puedan ser identificados con ayuda de otras fuentes. Mediante la identificación de patrones en la imagen se entrena al programa de clasificación para identificar píxeles con características similares, y, mediante la asignación de prioridades a estas clases, se supervisa la clasificación de los píxeles a medida que se les asigna un valor de clase. Si la clasificación es exacta, entonces la clase resultante corresponde a un patrón identificado originalmente.

En resumen en el proceso de clasificación se distinguen las siguientes fases:

- Definición digital de las categorías (fase de entrenamiento)
- Agrupación de los píxeles de la imagen en una de esas categorías (fase de asignación)
- Comprobación y verificación de resultados

Para la clasificación supervisada de la imagen, sobre las composiciones de falso color infrarrojo descritas anteriormente, se identificaron áreas bien definidas con coberturas de suelo representativas y sobre ellas se digitalizaron polígonos de entrenamiento, tomando en cuenta el criterio para la generación de polígonos de entrenamiento que requiere de un mínimo de información que permita hacer los cálculos estadísticos necesarios. Como regla general, el número mínimo de píxeles que se deben coleccionar por clase está en función del número de bandas n y debe ser igual a $n+1$, esto para poder calcular la inversa de la matriz de covarianza de cada clase calculada (Jensen 2004).

Como otro ejemplo en el criterio para el número de píxeles necesarios, el programa IDRISI indica como mínimo 10 píxeles por banda y dado que por ejemplo para la imagen SPOT que cuenta con cuatro bandas, el requisito sería de 40 píxeles como mínimo. Para este caso de estudio, los polígonos de entrenamiento se definieron con más píxeles de lo establecido como necesarios.

Los píxeles de los polígonos de entrenamiento representan un vector X_c (Ecuación. 4.3) que incluye los valores de cada píxel en cada una de las bandas de la imagen para la clase que se está definiendo.

$$XC = \left\{ \begin{array}{c} ND_{ij, 1} \\ ND_{ij, 2} \\ \vdots \\ ND_{ij, K} \end{array} \right\}$$

Ecuación. 4.3. Agrupamiento de valores de cada píxel.

Donde $ND_{ij,k}$ es el nivel digital del píxel con posición ij en la banda respectiva (Jensen, 2004).

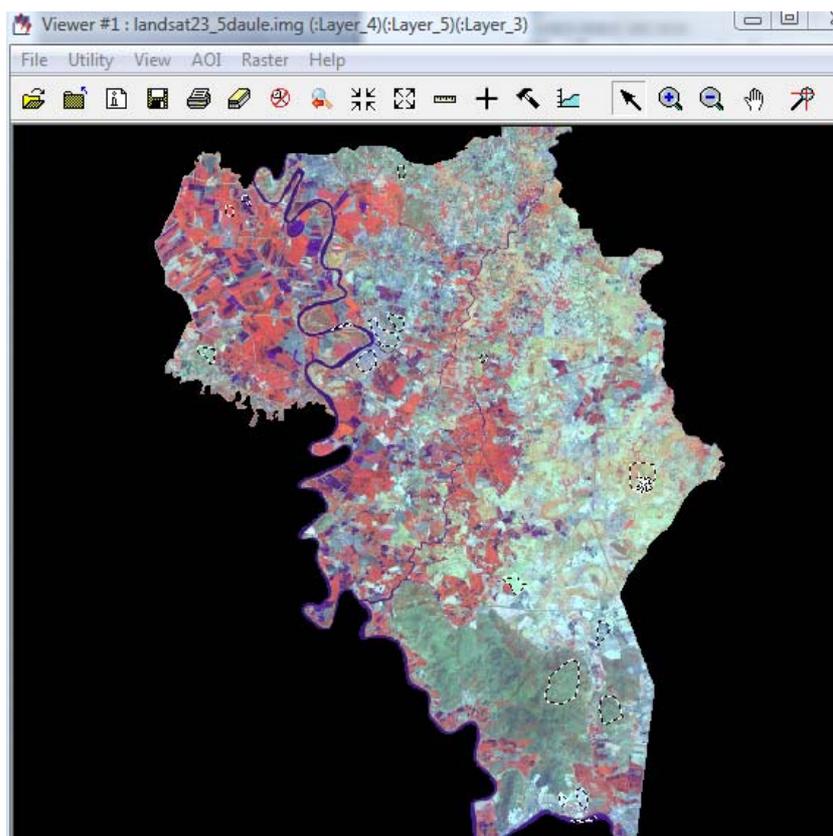


Figura 4.38. Generación de polígonos de entrenamiento con herramientas AOI (Erdas 9) Con los polígonos de entrenamiento se generaron 30 firmas espectrales empleando la herramienta del Signature Editor de Erdas que permite crear, manejar, evaluar y editar firmas espectrales, para este caso la recolección de

separabilidad de los posibles pares de clases en un número constante de bandas, usando la siguiente ecuación:

$$D_{ij} = \frac{1}{2} \text{tr} [(C_i - C_j) (C_{i-1} - C_{j-1})] + \frac{1}{2} \text{tr} [(C_{i-1} - C_{j-1}) (m_i - m_j) (m_i - m_j)^T]$$

Ecuación. 4.4. Divergencia

La divergencia transformada sugerida por (Jensen 2004), proporciona una reducción exponencial del peso conforme aumenta la distancia entre clases, presentando los valores de la divergencia en una escala que va del 0 al 2000. Un valor de 2000 es indicativo de una excelente separación de clases o firmas. Arriba de 1900 es una buena separación y por debajo de 1700 se considera una pobre separación de clases. Usando la siguiente ecuación (Jensen 2004)

$$T_{dij} = 2 [1 - \exp (- D_{ij} / 8)]$$

Ecuación. 4.5. Divergencia Transformada

Siendo:

i y j: medida de las dos firmas o clases comparadas.

C_i: la matriz de covarianza de la firma *i*.

m_i: vector de medias de la firma *i*.

tr: traza de los elementos de la diagonal de la matriz indicada.

T: función de transposición o matriz transpuesta.

Como resultado de la aplicación del concepto de separabilidad a las 31 firmas espectrales generadas inicialmente, se empleó la herramienta *Merge*  con el objetivo de unir las firmas (clases) cuyo valor de divergencia demostró una pobre separabilidad, proceso que derivó en la obtención de 11 clases de información para la imagen Landsat y 13 clases para la imagen Spot, resaltando que en esta imagen se determinó la presencia de nubes y sombras, este proceso con sus respectivas matrices de doble entrada se lo puede observar en los **Anexos 1 y 2. (Matriz de Listado de Separabilidad de Firmas)**

The image shows a software window titled "Signature Editor (supervisadaf.sig)". It contains a menu bar (File, Edit, View, Evaluate, Feature, Classify, Help) and a toolbar with various icons. Below the toolbar is a table with 13 rows, each representing a spectral signature. The columns are: Class #, Signature Name, Color, Red, Green, Blue, Value, Order, Count, Prob., P, I, and H. The table data is as follows:

Class #	Signature Name	Color	Red	Green	Blue	Value	Order	Count	Prob.	P	I	H
1	Áreas agrícolas1	Yellow	1.000	1.000	0.000	1	1	131	1.000	X	X	X
2	Áreas agrícolas2	Orange	1.000	0.647	0.000	2	2	208	1.000	X	X	X
3	Pastizales1	Bright Green	0.000	1.000	0.000	3	3	435	1.000	X	X	X
4	Pastizales2	Dark Green	0.000	0.392	0.000	4	4	378	1.000	X	X	X
5	Pastizales3	Light Green	0.498	1.000	0.000	11	11	1447	1.000	X	X	X
6	Áreas agrícolas3	Yellow-Orange	1.000	0.843	0.000	14	14	460	1.000	X	X	X
7	Pastizales4	Light Cyan	0.593	0.927	0.755	15	15	502	1.000	X	X	X
8	Eriales1	Pink	0.971	0.669	0.717	16	16	373	1.000	X	X	X
9	Eriales2	Light Purple	0.819	0.800	0.960	17	17	155	1.000	X	X	X
10	Zona urbana	Grey	0.780	0.803	0.694	21	21	1596	1.000	X	X	X
11	Vegetacion arboreaf	Dark Green	0.000	0.392	0.000	5	24	8425	1.000	X	X	X
12	Vegetacion arbustivaf	Light Green	0.498	1.000	0.000	6	25	1522	1.000	X	X	X
13	Cuerpos aguaf	Blue	0.000	0.000	1.000	9	26	245	1.000	X	X	X

Figura 4.40. Firmas espectrales resultantes (Separbilidad)

Tanto las 11 como las 13 firmas generadas para Landsat y Spot respectivamente, se utilizaron para generar la clasificación supervisada, con el módulo *Supervised Classification* de ERDAS, empleando la opción de “máxima similitud”, que asigna cada píxel a la clase con mayor probabilidad de pertenecer a esta, calculada internamente en este módulo.

A continuación se muestra las imágenes resultantes de la clasificación supervisada realizada para cada época utilizada en este estudio:

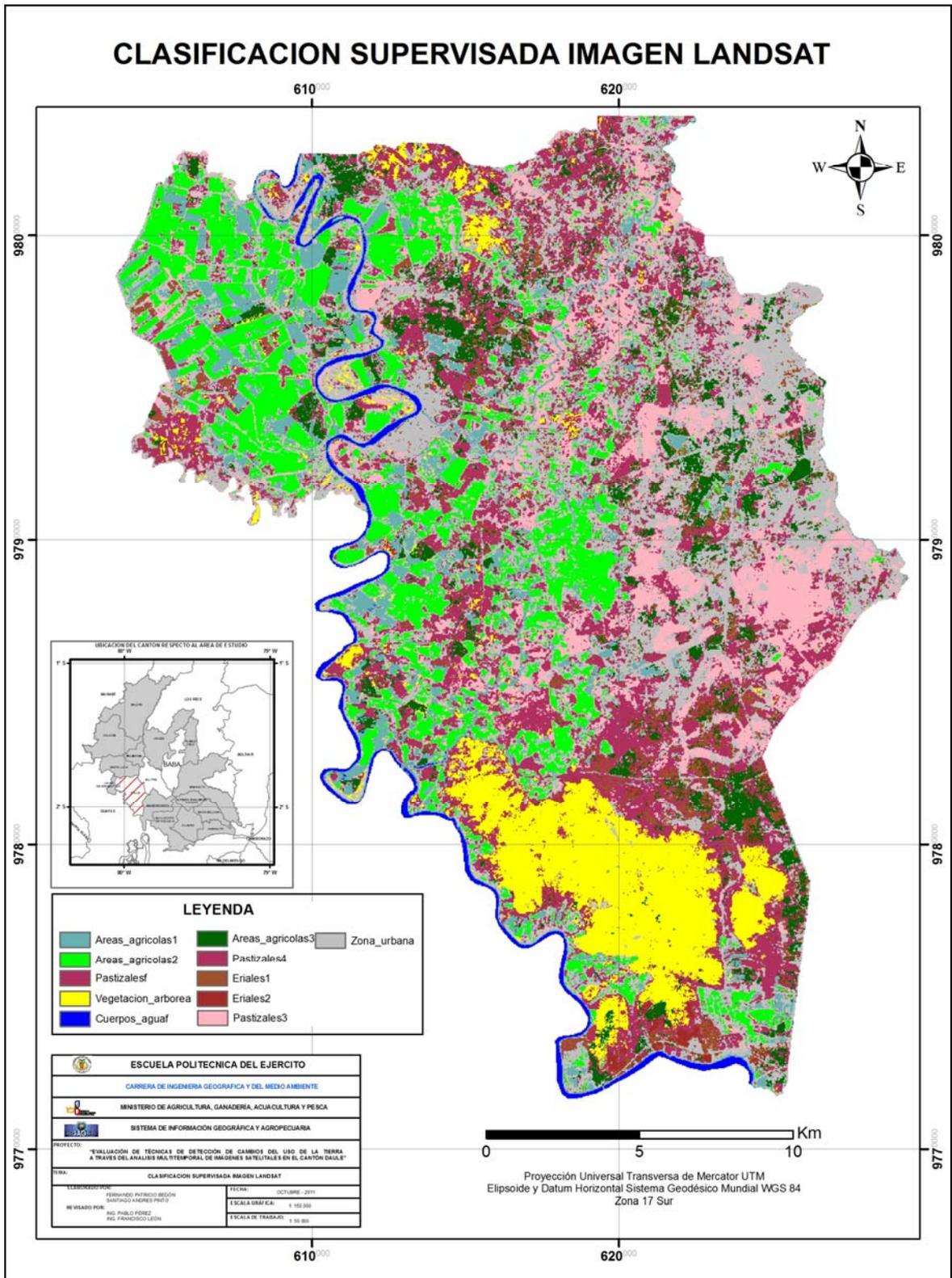


Figura 4.41. Clasificación supervisada imagen *landsat23_arespot.img*

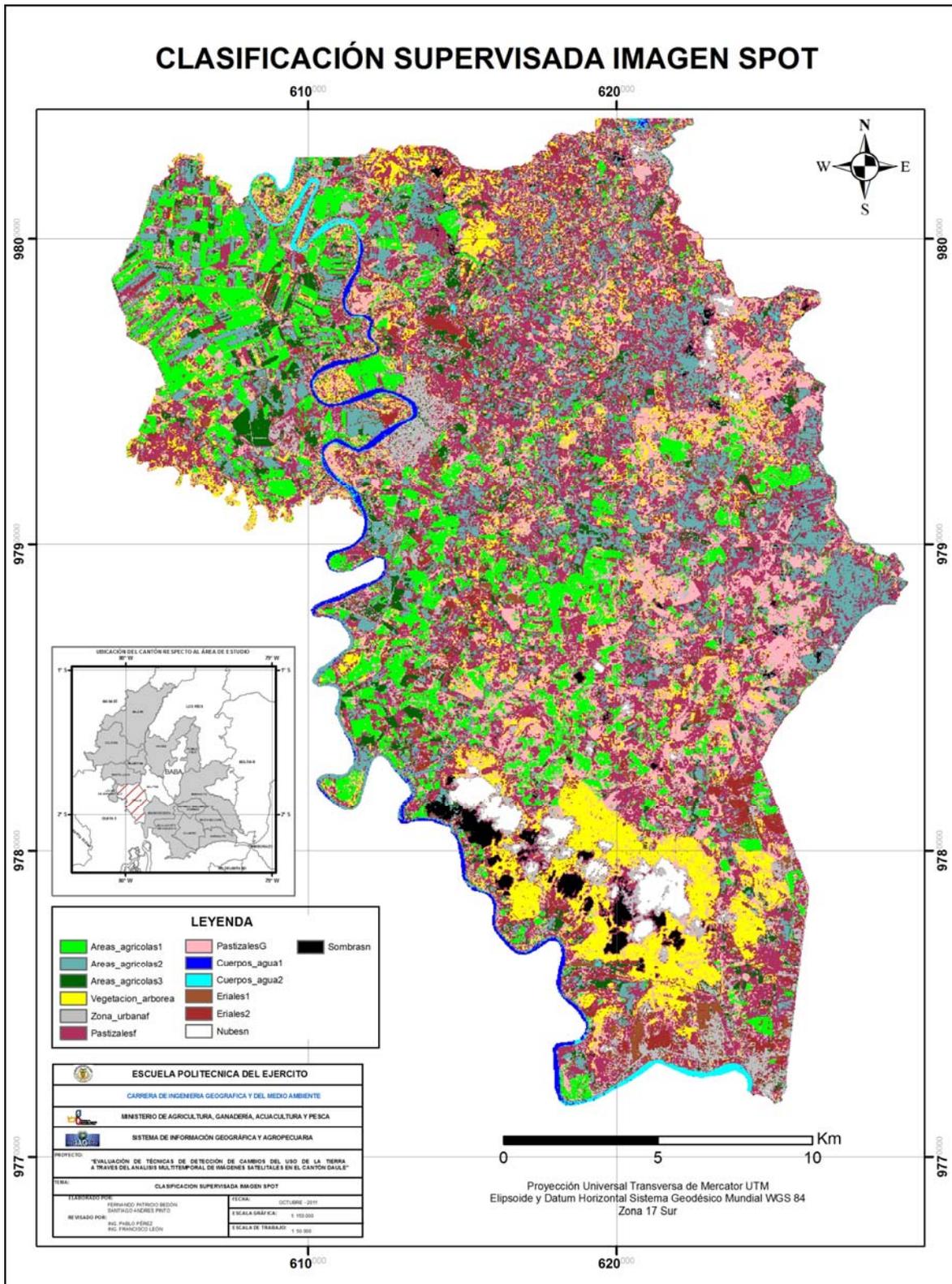


Figura 4.42. Clasificación supervisada imagen *spot17_rep.img*.

La Evaluación en la Precisión (*Accuracy assessment*) es un término general para comparar la clasificación de los datos geográficos que se asumen son verdaderos, usualmente derivados de campo (Datos In situ), con el propósito de determinar la precisión en el proceso de la clasificación, esto se lo hace mediante la matriz de error o de confusión, cabe destacar que en el procedimiento se obtuvo un reporte del software de esta matriz, así como la matriz de error de la clasificación supervisada realizada para cada imagen usada en este estudio -ver **Anexos 3, 4 y 5-**, (Congalton 1991), y se obtuvo para toda la clasificación y para cada clase el valor de Kappa, el cual expresa la reducción proporcional en el error generado durante el proceso de la clasificación comparado con el error de una clasificación completamente al azar dado por la siguiente expresión:

$$\hat{K} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}$$

Ecuación. 4.6. Coeficiente Kappa

Donde r es el número de renglones de la matriz, x_{ii} es el número de observaciones en el renglón i y columna i , x_{i+} y x_{+i} son los totales marginales del renglón i y la columna i , respectivamente y N es el número total de observaciones.

Posteriormente es importante tomar en cuenta también los errores de omisión y comisión en el proceso de clasificación, los mismos que se definen de la siguiente manera:

Error de omisión: píxel correspondiendo a una clase de cobertura pero que no fue clasificado de esa manera, su complemento es la precisión del productor

Error de comisión: píxel clasificado como una clase de cobertura a la que no pertenece, su complemento es la precisión del usuario.

Cuadro 4.8. Errores de Omisión y Comisión en la Clasificación supervisada imagen *landsat23_arespot.img*

Clase	Error de Omisión	Error de Comisión
Areas_agricolas2	0%	0%
Pastizales3	1%	1%
Areas_agricolas3	6%	9%
Pastizales4	2%	3%
Eriales1	1%	17%
Eriales2	10%	29%
Zona_urbana	13%	6%
Cuerpos_aguaf	1%	0%
Pastizalesf	13%	29%
Vegetación_arborea	4%	1%

Cuadro 4.9. Evaluación de la Clasificación supervisada imagen *landsat23_arespot.img*

Clase	Precisión del Productor	Precisión del Usuario	KIA
Areas_agricolas1	100%	96%	1,0000
Areas_agricolas2	100%	100%	1,0000
Pastizales3	99%	99%	0,9917
Areas_agricolas3	94%	91%	0,9435
Pastizales4	98%	97%	0,9781
Eriales1	79%	83%	0,7855
Eriales2	90%	71%	0,8968
Zona_urbana	87%	94%	0,8653
Cuerpos_aguaf	99%	100%	0,9918
Pastizalesf	87%	71%	0,8732
Vegetacion_arborea	96%	99%	0,9616

(KIA) Índice Kappa de correspondencia

Fuente: Valores obtenidos en ERDAS 9.1 módulo Signature Editor

Cuadro 4.10. Errores de Omisión y Comisión en la Clasificación supervisada imagen *spot17_rep.img.*

Clase	Error de Omisión	Error de Comisión
Areas_agricolas1	4%	2%
Areas_agricolas2	2%	1%
Areas_agricolas3	6%	12%
Cuerpos_agua1	2%	1%
Cuerpos_agua2	1%	1%
Eriales1	18%	36%
Eriales2	10%	32%
Nubesn	2%	1%
Sombrasn	1%	0%
Zona_urbanaf	33%	7%
Pastizalesf	4%	51%
PastizalesG	55%	37%
Vegetación_arborea	16%	23%

Cuadro 4.11. Evaluación de la Clasificación supervisada imagen *spot17_rep.img.*

Clase	Precisión del Productor	Precisión del Usuario	KIA
Areas_agricolas1	96%	98%	0.9563
Areas_agricolas2	98%	99%	0.9821
Areas_agricolas3	94%	88%	0.9443
Cuerpos_agua1	98%	99%	0,9829
Cuerpos_agua2	99%	99%	0,9901
Eriales1	82%	66%	0,8158
Eriales2	90%	68%	0,8967
Nubesn	98%	99%	0,9843
Sombrasn	99%	100%	0,9988
Zona_urbanaf	67%	93%	0,7704
Pastizalesf	96%	49%	0,6703
PastizalesG	45%	63%	0,4509
Vegetacion_arborea	84%	77%	0,8438

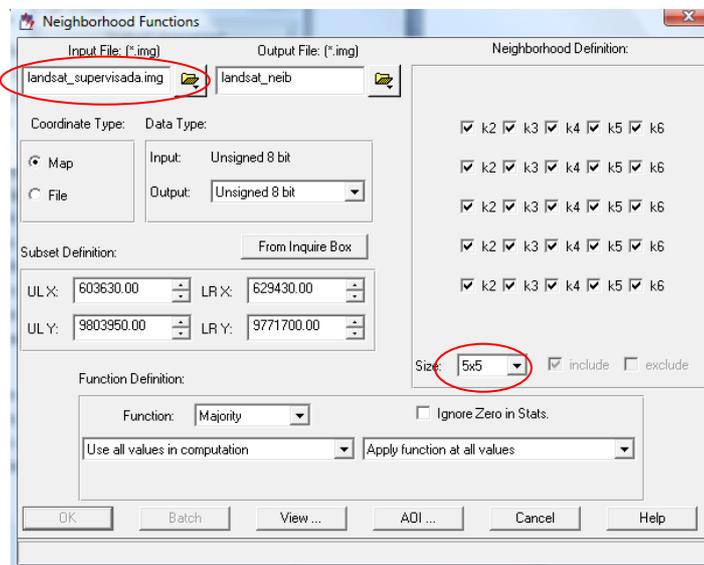
(KIA) Índice Kappa de correspondencia

Fuente Valores obtenidos en ERDAS 9.1 módulo Signature Editor

4.3.4. Matriz de Detección de Cambios

Como se puede observar en el diagrama de procesos de la Técnica de Detección de Cambios por Post-Clasificación, el siguiente paso una vez realizada la evaluación de cada una de las clasificaciones es la obtención de la matriz de detección de cambios cuyo proceso se lo detalla a continuación:

En primer lugar se procede a realizar un mejoramiento de cada una de las clasificaciones de las imágenes de las dos fechas aplicando el criterio de “Sal y Pimienta”, mediante el uso del algoritmo *Neighborhood* del software ERDAS 9.2 cuya función le permite llevar a cabo algunos análisis en los valores de clasificación sobre un Archivo de img que usa un proceso similar al proceso de filtrado. Las funciones de vecindario son especializadas en el proceso de filtrado, diseñadas para usarlas sobre capas temáticas. Cada píxel es analizado con los píxeles vecinos. El número y la ubicación de los píxeles en el vecindario son determinados por el tamaño y la forma del filtro, que se define.



El tamaño utilizado en la definición del vecino fue un Kernel de 5x5, cuyo criterio quiere decir que cada píxel del medio es analizado en un rango de 5 píxeles x 5 píxeles y posteriormente serán añadidos a la clase que se encuentre mejor definida dentro de ese rango. Los resultados son desplegados en las siguientes figuras:

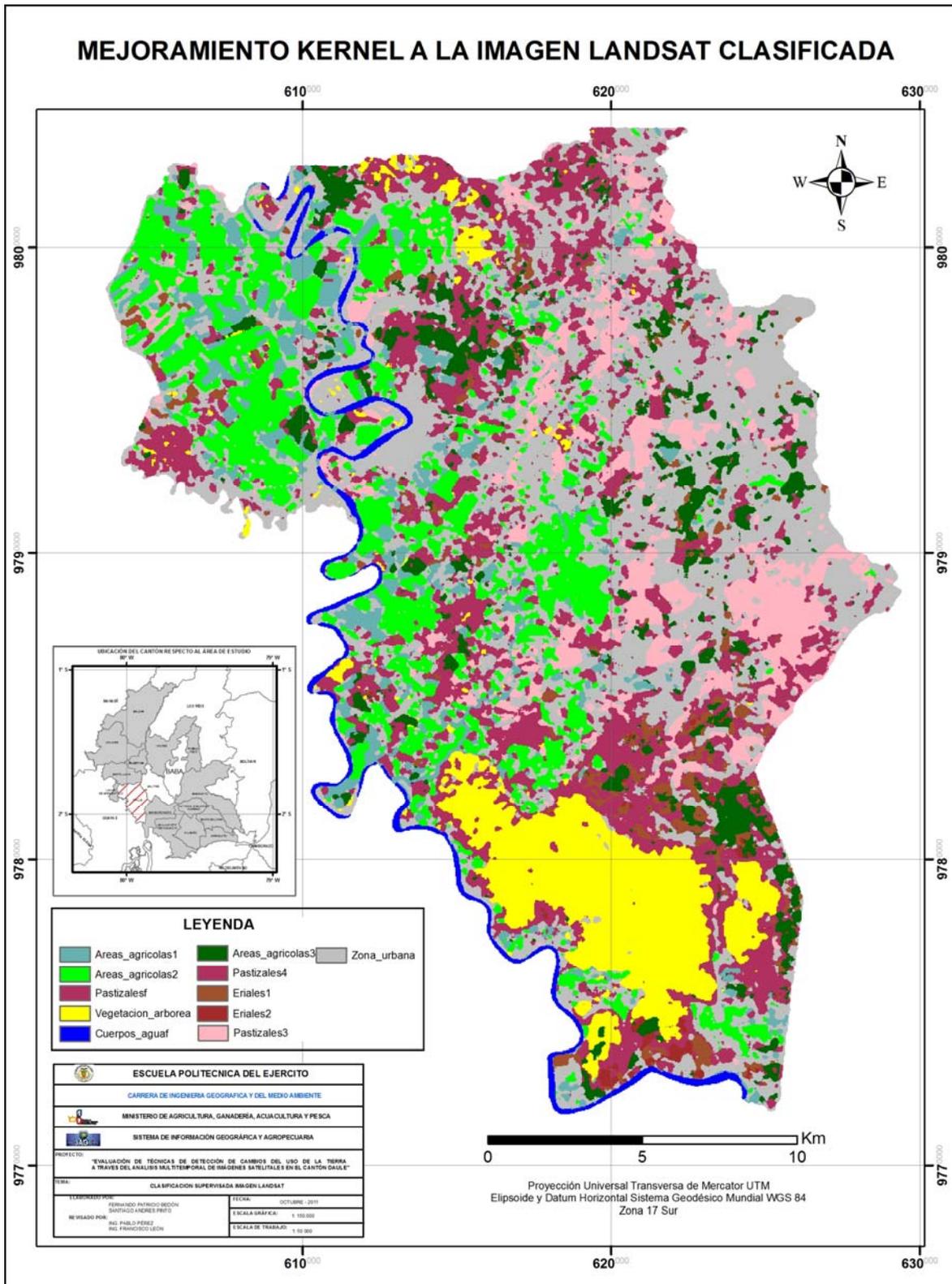


Figura 4.43. Mejoramiento Kernel a la Clasificación supervisada imagen *landsat23_arespot.img*.

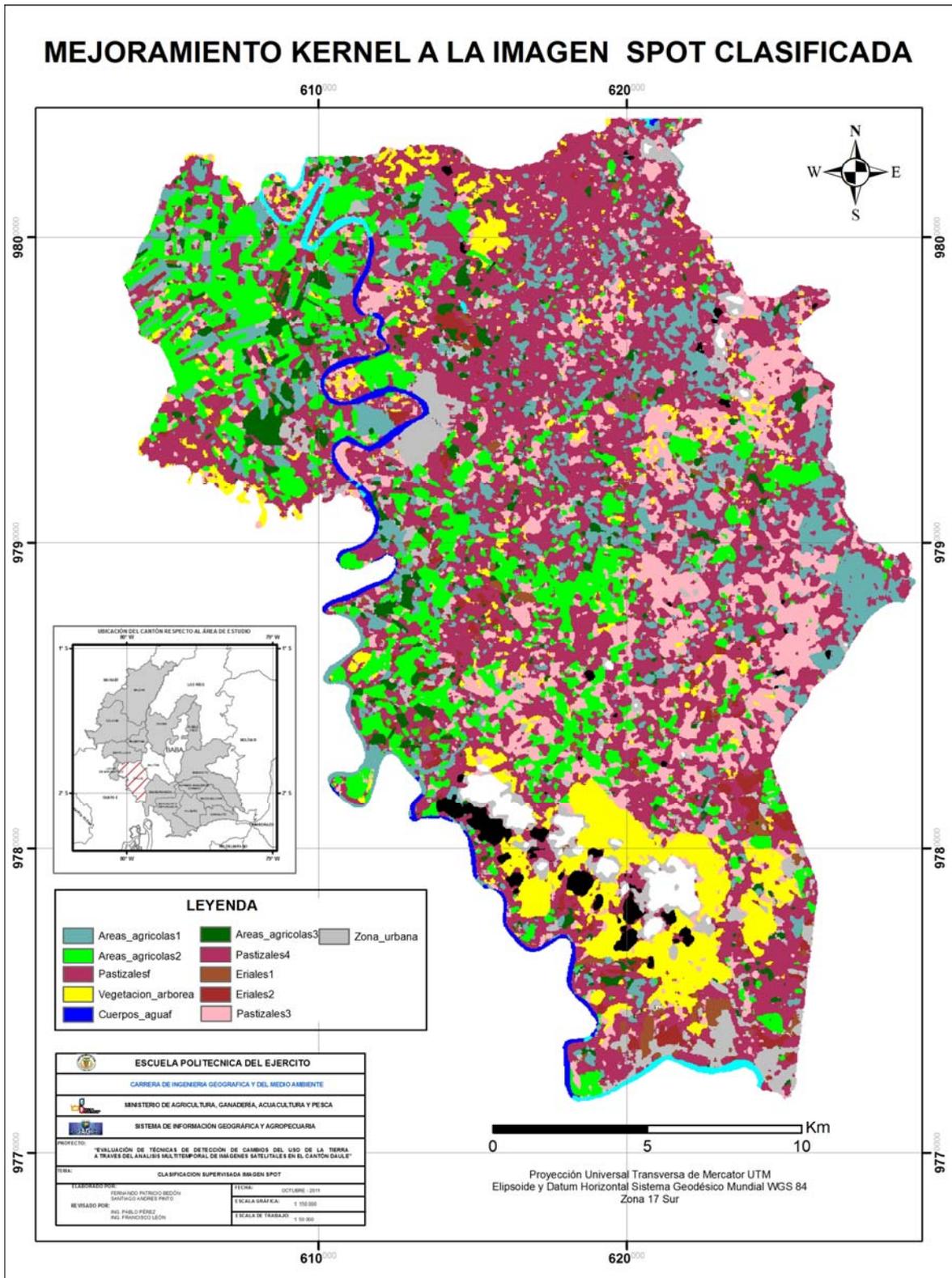


Figura 4.44. Mejoramiento Kernel a la Clasificación supervisada imagen *spot17_rep.img*.

Una vez obtenidos las imágenes temáticas mejoradas, el siguiente paso fue la obtención de la Matriz de detección de Cambios propiamente dicha, para lo cual se empleó el algoritmo *Matrix* del módulo *GIS analysis* del software ERDAS 9.2, ingresando en el casillero de **imagen temática 1** la imagen Landsat mejorada por el método Kernel, y en el casillero de **imagen temática 2** la imagen Spot mejorada también por el mismo método (ver Figura.4.36).

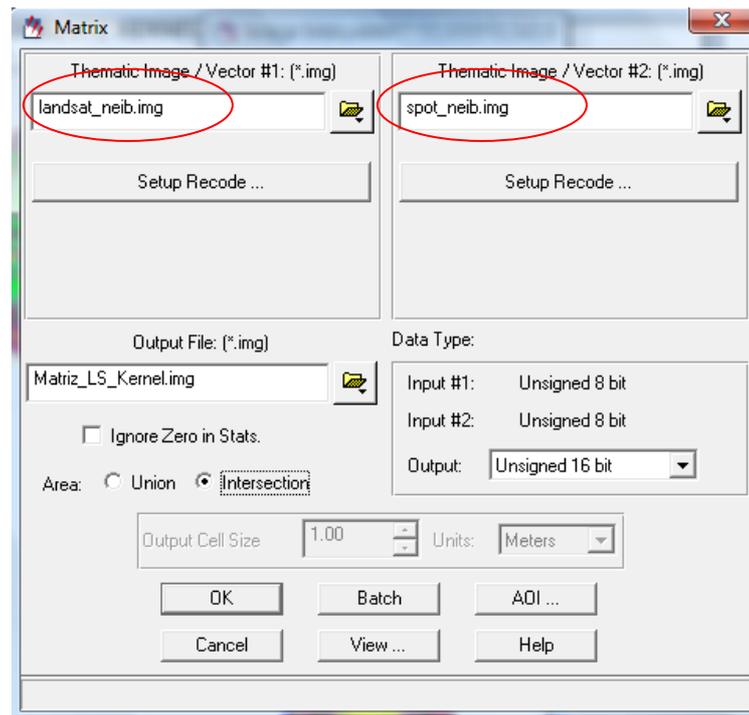


Figura 4.45. Matrix modulo GIS analysis.

Cabe indicar que el algoritmo *Matrix* permite la recodificación de cada una de las imágenes temáticas ingresadas, esto se realizó con la finalidad de obtener uniformidad en las clases determinadas para cada una de las imágenes, como se muestra a continuación

Cuadro 4.12. Recodificación de las clases en la imagen Spot_neib.img

VALOR	CLASES
1	AREAS_AGRICOLAS
2	PASTIZALES
3	VEGETACION_ARBOREA
4	CUERPOS_AGUA
5	ERIALES
6	ZONA_URBANA

Cuadro 4.13. Recodificación de las clases en la imagen Landsat_neib.img

VALOR	CLASES
1	AREAS_AGRICOLAS
7	PASTIZALES
13	VEGETACION_ARBOREA
19	CUERPOS_AGUA
25	ERIALES
31	ZONA_URBANA

Como se puede ver en la **Tabla. 4.15**. Los valores de las clases varían con respecto a los valores mostrados en la **Tabla. 4.14**, esto debido a que se les ha incrementado el valor de 6 (numero de clases) sucesivamente a cada una de ellas para lograr es que sean diferentes al momento de realizar la operación de intersección entre las imágenes temáticas para la obtención tanto de la matriz de detección de cambios como del mapa final de cambios.

Posteriormente se construyo la Matriz de doble entrada de Cambios (**Tabla. 4.16**) con las clases ya homogenizadas de las dos fechas, en donde la columna principal muestra valores de las clases obtenidas de la **Tabla. 4.15**, y la fila principal contiene los valores de las clases establecidos en la **Tabla. 4.14**.

Cuadro 4.14. Matriz de detección de Cambios

		2007					
		AREAS_ AGRICOLAS	PASTIZALES	VEGETACION_ ARBOREA	CUERPOS_ AGUA	ERIALES	ZONA_ URBANA
2 0 0 0	AREAS_ AGRICOLAS	1	2	3	4	5	6
	PASTIZALES	7	8	9	10	11	12
	VEGETACION_ ARBOREA	13	14	15	16	17	18
	CUERPOS_ AGUA	19	20	21	22	23	24
	ERIALES	25	26	27	28	29	30
	ZONA_ URBANA	31	32	33	34	35	36

La columna inicial muestra las clases de la imagen de cobertura de la tierra del año (2000). La duración del periodo de cambio se extiende hasta 2007 como se muestra en la fila horizontal de la **Tabla. 4.16**, y su diagonal principal muestra las celdas dentro de la imagen clasificada sin modificaciones, es decir que no

sufrieron cambios entre 2000 y 2007 (cuadros de color negro). Por el contrario las clases que se encuentran fuera de la diagonal principal indican las áreas que han sufrido cambio durante dicho periodo de tiempo, para lo cual se empleo la formula de (n^2-n) donde n es el numero de clases establecido para este estudio (6 en total), siendo 30 entonces, el número posible de categorías de cambio (Jensen, 2004), como resultado final de esta técnica se presentará el mapa de cambios..

4.3.5. Verificación de resultados

La información de los cambios ocurridos en el área de estudio a través de las imágenes satelitales fue comparada con puntos tomados en campo para verificación del mapa de Uso de la tierra e información testigo generada a partir de un muestreo aleatorio simple realizado con fotografía aérea escala 1:30000 del año 2000 y el mapa de Uso de la Tierra del cantón Daule escala 1:25000 (CLIRSEN; 2009), única fuente de información disponible para la zona de estudio y la más cercana a los años 2000 y 2007.

La verificación de los resultados obtenidos se realizó en base a dos matrices de error que contraponen la información generada por la clasificación del cambio de uso del suelo entregado por las imágenes satelitales, los puntos de campo y la información testigo. Estas matrices, llamadas “**error de detección de cambios**” y “**error de cambio y sin cambio**”, se presentan en los **Anexos 6 y 7**.

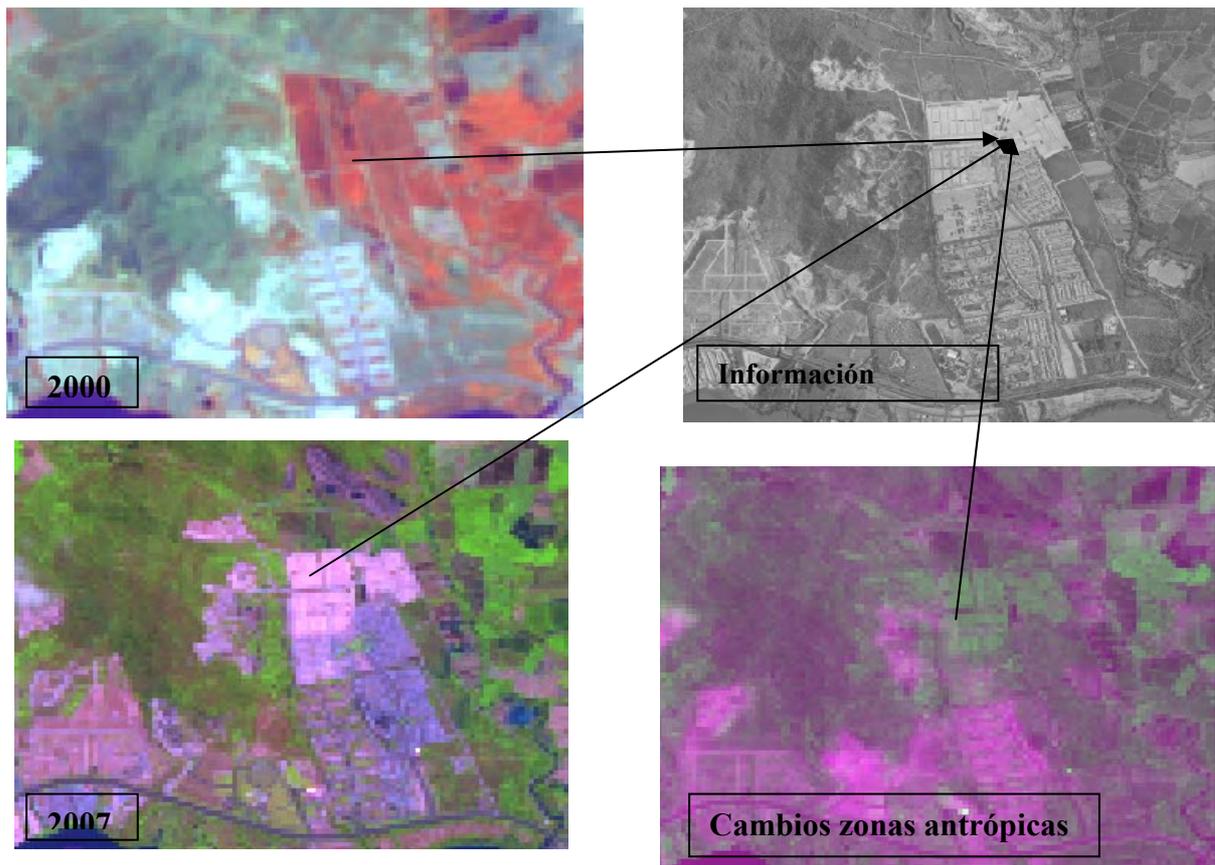
La matriz de “error de detección de cambios” presenta en la diagonal principal los píxeles estables y los píxeles de cambio en el resto de las celdas, entregando la posibilidad observar las zonas estables y dinámicas, y la cobertura original y actual del suelo, indicando tendencias de cambio en la zona de estudio. (Chuvienco, 2004).

A partir de éstas matrices se generaron el porcentaje de exactitud global de acierto y el índice **KAPPA** que “intenta delimitar el grado de ajuste debido sólo a la exactitud de la clasificación, prescindiendo del causado por factores aleatorios”. De este modo, el índice KAPPA evalúa si el grado de discriminación de las

categorías de clasificación es significativamente mayor al que hubiera obtenido en forma aleatoria (Chuvieco, 2004; Lyon *et al.*, 1998; Macleod and Congalton, 1999). Estos indicadores permitieron la evaluación cuantitativa de la precisión alcanzada por los métodos de detección de cambios de Diferencia de Imágenes y Técnicas de Post-Clasificación de uso de la Tierra estudiados en esta investigación, cabe destacar que para la primera técnica de detección de cambios de Composición Multitemporal aplicada se verificó los resultados mediante análisis visual usando tanto algunos de los puntos de campo así como la información testigo, ya que como se explicó en el Capítulo 3 esta es una técnica cualitativa que sirvió como guía al momento de aplicar las otras dos técnicas de detección de cambios.

Para la verificación de la Técnica de Composición Multitemporal de Imágenes aplicada en este estudio, tomando en cuenta la premisa de que es una metodología cualitativa se procedió a realizar una comparación visual entre las imágenes originales las imágenes de cambios y su respectiva información testigo cuyo procedimiento se detalla a continuación:

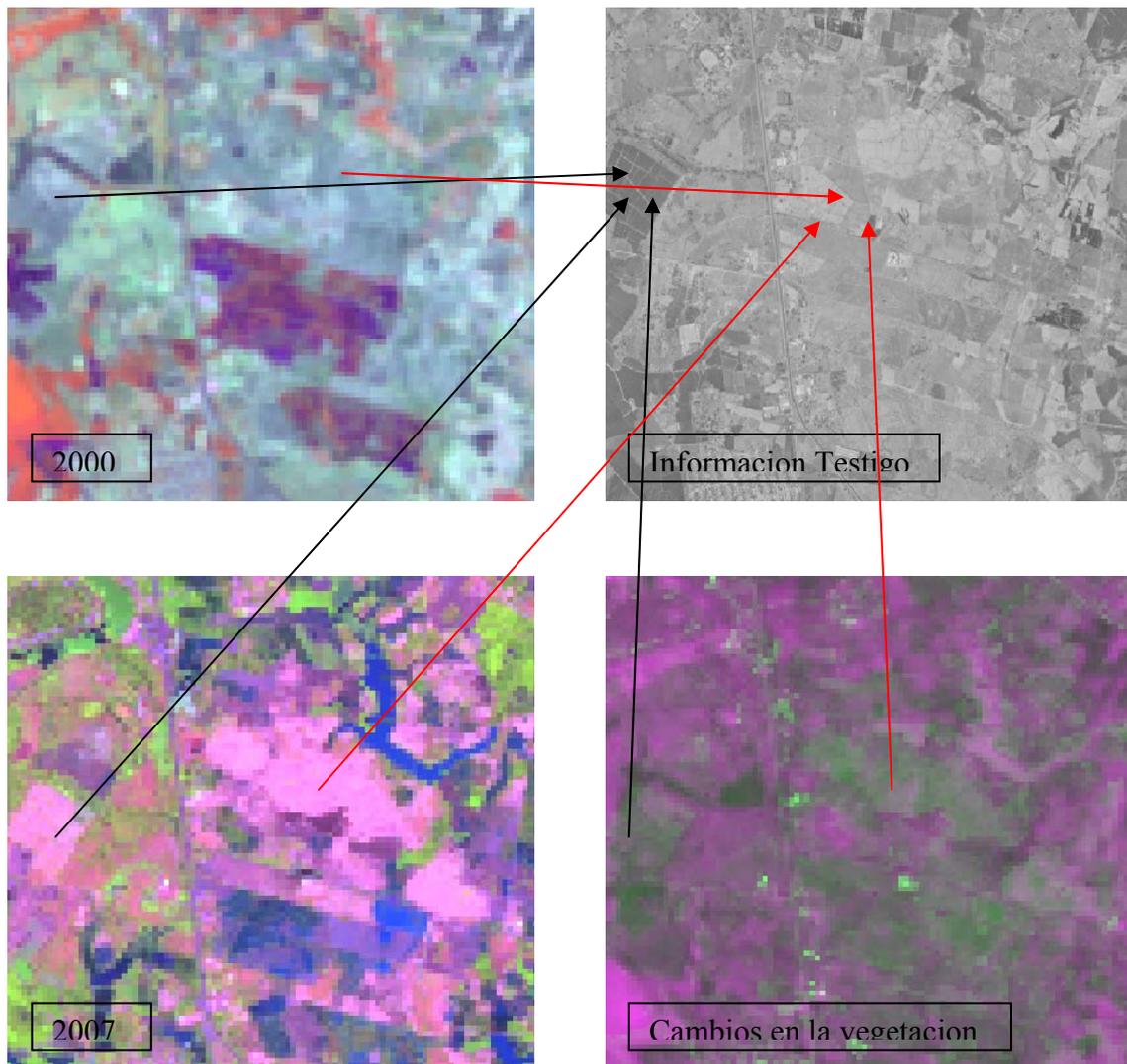
En primer lugar en la figura siguiente compararemos las imágenes originales con nuestra imagen de cambios en las zonas antrópicas y contrastaremos esta información con fotografía aérea pancromática escala 1:30.000 del año 2000 y un mapa de uso de la tierra generado por CLIRSEN en el año 2009. Así podremos validar nuestras hipótesis y luego quizás crear un mapa que refleje solamente los cambios.



Como vemos en la figura, contrastar las imágenes originales con nuestra imagen de cambios en los rasgos de zonas antrópicas y a su vez apoyarnos con una información testigo nos puede ayudar a ratificar las hipótesis de cambio que habíamos planteado anteriormente.

Lo primero que podemos ver es que las áreas verdes de nuestra imagen de cambio, combinación de bandas 2, 5, 2 (áreas que sufrieron un aumento en su reflectividad en la banda 2 del visible) corresponden efectivamente a áreas que han sufrido un desarrollo urbano. Claramente se observa por ejemplo al este de la vía 21, la Urbanización llamada Floral de Villa Club que en la imagen del 2000 no aparece en contraste con la imagen del 2007 en donde sí se detecta.

Una vez realizada la comprobación de las zonas antrópicas detectada en la imagen de cambios, se procedió a realizar la verificación de cambios en la vegetación para lo cual se realizó la siguiente figura para su posterior análisis:



Lo que se puede observar en nuestra imagen de cambio es que las áreas verdes, combinación de bandas 4, 7, 4 (áreas que sufrieron un aumento en su reflectividad en la banda 4 del infrarrojo cercano tanto de Landsat como de Spot) corresponden efectivamente a áreas que han sufrido un incremento en la biomasa de las zonas vegetadas, también indican un alto contenido de agua en la vegetación. Notoriamente se observa que las flechas negras indican un incremento en el cultivo que no esta presente en la toma del año 2000 y que si se divisa en la imagen del 2007, así mismo las flechas rojas indican un decremento de la vegetación, ya que en el 2000 existió algún tipo de cobertura vegetal que disminuyo y ya no se detecta en la toma del año 2007.

Para la verificación de resultados de las Técnicas de Detección de Cambios cuantitativas de Diferencia de Imágenes y Técnicas de Post-Clasificación se realiza un procedimiento técnico que nos permite relacionar las áreas clasificadas vs. Los puntos de comprobación y de muestreo para lo cual se empieza obteniendo las categorías de cambio que son producto de la matriz de detección de cambios, a continuación se explica el procedimiento a seguir:

Según la información recogida de la aplicación y resultados de la técnica por Post-Clasificación, en el área de estudio se presentaron 23 categorías de cambio entre 2000 y 2007. La identificación de cada categoría de cambio se presenta en el Cuadro. 4.15.

Cuadro 4.15. Categorías de Cambio No Cambio Técnicas de Post-Clasificación

No de Categoría de Cambio	Categoría de cambio testigo	Uso Tierra 2000		Uso Tierra 2007	Evolución
1	1-1	Areas_Agricolas	-	Areas_Agricolas	Sin cambio
2	1-2	Areas_Agricolas	-	Pastizales	Cambio
3	1-5	Areas_Agricolas	-	Eriales	Cambio
4	1-6	Areas_Agricolas	-	Zona_Urbana	Cambio
5	7-1	Pastizales	-	Areas_Agricolas	Cambio
6	7-2	Pastizales	-	Pastizales	Sin cambio
7	7-3	Pastizales	-	Vegetacion_Arborea	Cambio
8	7-5	Pastizales	-	Eriales	Cambio
9	7-6	Pastizales	-	Zona_Urbana	Cambio
10	13-1	Vegetacion_Arborea	-	Areas_Agricolas	Cambio
11	13-2	Vegetacion_Arborea	-	Pastizales	Cambio
12	13-3	Vegetacion_Arborea	-	Vegetacion_Arborea	Sin cambio
13	13-5	Vegetacion_Arborea	-	Eriales	Cambio
14	13-6	Vegetacion_Arborea	-	Zona_Urbana	Cambio
15	19-2	Cuerpos_Agua	-	Areas_Agricolas	Cambio
16	19-4	Cuerpos_Agua	-	Cuerpos_Agua	Sin cambio
17	25-1	Eriales	-	Areas_Agricolas	Cambio
18	25-2	Eriales	-	Pastizales	Cambio
19	25-5	Eriales	-	Eriales	Sin cambio
20	25-6	Eriales	-	Zona_Urbana	Cambio
21	31-1	Zona_Urbana	-	Areas_Agricolas	Cambio
22	31-5	Zona_Urbana	-	Eriales	Cambio
23	31-6	Zona_Urbana	-	Zona_Urbana	Sin cambio

Congalton and Green (1999), propone un mínimo de 50 muestras por cada categoría de cambio en la matriz de error, pauta derivada empíricamente, no obstante, no existe ninguna regla establecida sobre la cantidad de puntos de

datos que se necesitan para la verificación. Sin embargo una regla general indica que se requieren de 30 a 50 puntos para cada clase de uso de la tierra, también recomienda relacionar el número de muestras con la superficie de cada clase. De este modo, considerando estas recomendaciones, y focalizando la intensidad de muestreo en las categorías de cambio más significativas en términos de superficie, se utilizó la siguiente relación para determinar el número de muestras a obtener por categoría de cambio.

Cuadro 4.16. Intensidad de Muestreo según porcentaje de superficie

% Superficie	Superficie ha	Nº Muestra
< 0,5%	> 100 < 247	5
0,5 - 5%	247 – 2170	15
> 5%	> 2170	30

Por consiguiente, se obtuvieron un total de 385 muestras para las 23 categorías de cambio observadas en la información testigo, y cuyo detalle se observa en la tabla. 4.19

Cuadro 4.17. Numero de muestras Testigo por categorías de Cambio

No de Categoría	Categoría de cambio	No de Muestras Testigo
1	1-1	30
2	1-2	30
3	1-5	15
4	1-6	15
5	7-1	15
6	7-2	30
7	7-3	15
8	7-5	15
9	7-6	15
10	13-1	5
11	13-2	15
12	13-3	15
13	13-5	5
14	13-6	15
15	19-2	5
16	19-4	15
17	25-1	15
18	25-2	15
19	25-5	5
20	25-6	5
21	31-1	30
22	31-5	15
23	31-6	15
	TOTAL	355

Para la verificación de la técnica de detección de cambios por Enmascaramiento Binario se procedió primeramente a obtener las categorías de cambio a partir de la imagen de cambios (Matriz de Detección de Cambios), según la cual en el área de estudio se presentaron en un inicio 23 categorías de cambio, las mismas que fueron previamente analizadas con su área en hectáreas así como su evolución del cambio, para así discriminar y dejar las categorías que representen cambios en la realidad quedando un total de 9 categorías de cambio las mismas que se muestran a continuación:

Cuadro 4.18. Categorías de Cambio No Cambio Enmascaramiento Binario

No de Categoría	Categoría de cambio	Clasificación Landsat 2000		Clasificación Spot 2007	Evolución
1	1-1	Areas_Agricolas	-	Areas_Agricolas	Sin cambio
2	1-2	Areas_Agricolas	-	Pastizales	Cambio
3	1-5	Areas_Agricolas	-	Eriales	Cambio
4	1-6	Areas_Agricolas	-	Zona_Urbana	Cambio
5	2-2	Pastizales	-	Pastizales	Sin cambio
6	3-3	Vegetacion_Arborea	-	Vegetacion_Arborea	Sin cambio
7	4-4	Cuerpos_Agua	-	Cuerpos_Agua	Sin cambio
8	5-5	Eriales	-	Eriales	Sin cambio
9	6-6	Zona_Urbana	-	Zona_Urbana	Sin cambio

Tomando como base la propuesta del número de muestras por categoría de cambios establecidos por Congalton and Green (1999), se presenta a continuación una tabla con el número de muestras por categorías de cambios aplicadas en esta técnica de cambios:

Cuadro 4.19. Numero de muestras Testigo por categorías de Cambio

No de Categoría	Categoría de cambio	No de Muestras Testigo
1	1-1	30
2	1-2	30
3	1-5	5
4	1-6	15
5	2-2	30
6	3-3	30
7	4-4	15
8	5-5	30
9	6-6	30
	TOTAL	215

La verificación de los resultados obtenidos, en la aplicación de las diferentes metodologías cuantitativas de detección de cambios analizadas, se realizó en base a dos matrices de error que contraponen la información generada por la clasificación de las imágenes satelitales y la información testigo. Estas matrices de “error de detección de cambios” y “error de cambio y sin cambio” se presentan en los **Anexos 6 y 7**.

Para cada matriz de error se determinó la exactitud global del método de detección de cambios correspondiente y el índice KAPPA, dos medidas de precisión frecuentemente utilizadas para evaluar clasificaciones de uso y cobertura de suelo obtenidas de Sensores Remotos (Stehman, 1996; Congalton and Green, 1999).

Cabe resaltar que de las tres metodologías de detección del cambio aplicadas en este estudio una de ellas es cualitativa, es decir, que no presenta ni la magnitud ni la dirección del cambio, es por eso que de ahora en adelante solo hablaremos de las otras dos metodologías cuantitativas de detección de cambios.

Los resultados, de las matrices de “error de detección de cambios” y “error de cambio y sin cambio”, se presentan en los **Anexos 8 al 11**. De ellos se puede señalar que:

- La metodología de Post-clasificación sin mejoramiento espectral presenta 23 categorías de dirección de cambio sin que registre entre sus resultados la dirección de cambio “**agrícola – agua**”, debido a que su área de cambio es poco aplicable para la escala de trabajo, además se puede señalar que esta categoría sí se observa en la información testigo.
- Las metodologías de Diferencias de Imágenes del NDVI aplicando el enmascaramiento binario presentan 9 categorías de dirección de cambio que se observan en la información testigo, la razón de la reducción de las categorías de cambio al aplicar esta técnica se debe a que por un lado el área de cambio, encontradas en las otras categorías son insignificantes

para la escala del proyecto (1:50.000), y por otro lado existen direcciones del cambio que pueden resultar erróneas al momento de relacionarlas con la realidad.

- Las dos metodologías de detección de cambios cuantitativas presentan la dirección de cambio **“Áreas agrícolas – Zona Urbana”**, resultado que requiere una cuidadosa interpretación, ya que, si bien la detección del cambio espectral de la cobertura del suelo es precisa, gran parte de esta superficie corresponde a los cambios de estadio de los cultivos, es decir si los cultivos están en diferente estado climático o se encuentran recién cosechados o sembrados, y por lo tanto, no se produjo necesariamente un cambio en la cobertura de uso de suelo, pues continua siendo área agrícola. Esta misma interpretación puede ser aplicada para las direcciones de cambio **“Zona Urbana – Áreas agrícolas”** y **“Vegetación arbórea – Áreas agrícolas”**. Para verificar esta situación se requiere un mayor control de terreno.

4.3.6. Selección del mejor método de detección de cambios

La metodología de detección de cambio que permitió una mejor detección de la magnitud y dirección del cambio de la cobertura de uso del suelo, durante 2000 y 2007, se determinó a partir del porcentaje global de acierto e índice KAPPA.

Cuadro 4.20. Porcentaje Global de acierto e índice KAPPA de la “Matriz de Error de Detección de Cambio” para las dos metodologías de detección de cambios analizadas en este estudio.

Metodología de detección de cambio	Exactitud Global	Índice Kappa
Post-Clasificación sin mejoramiento espectral	68	0,67
Diferencia de Imágenes por NDVI	87	0,86

Cuadro 4.21. Porcentaje Global de acierto e índice KAPPA de la “Matriz de Error de Cambio y Sin Cambio” para las dos metodologías de detección de cambios analizadas en este estudio

Metodología de detección de cambio	Exactitud Global	Índice Kappa
Post-Clasificación sin mejoramiento espectral	72	0,56
Diferencia de Imágenes por NDVI	93	0,77

De la información entregada por las dos últimas tablas se puede establecer que:

- En general, las dos metodologías cuantitativas de detección de cambios revisados en este estudio entregan buenos indicadores de precisión en la discriminación de píxeles de cambio, es decir, presentaron un alto acierto en la identificación de aquellos píxeles que modificaron su respuesta espectral entre 2000 y 2007.
- De las dos metodologías de detección de cambios, la que obtuvo menor porcentaje global de acierto e índice *Kappa*, en ambas matrices de error, fue la Post-clasificación sin mejoramiento espectral. Por lo tanto, la incorporación del NDVI como mejoramiento espectral en el proceso de detección de cambios a través de la máscara binaria de cambios a la Imagen de Diferencia se justifica al entregar mejores resultados que la utilización de las bandas crudas o sin mejoramiento espectral.
- El método de detección de cambio que presentó los mayores valores de porcentaje global de acierto e índice *Kappa*, para las matrices de “error de detección de cambio” y “error de cambio y sin cambio”, fue la Diferencia de Imágenes por NDVI aplicando el Enmascaramiento Binario de cambio.

La creación de la “máscara binaria de cambio” con la imagen de diferencias se presenta como una poderosa herramienta para la discriminación de zonas estables de aquellas que presentaron cambios en su cobertura del suelo. Esto entrega la posibilidad de separar las zonas estables de la imagen Spot del 2007 (escena más reciente), para así concentrar el proceso de clasificación

supervisada sólo en las zonas que efectivamente presentaron cambios de uso del suelo, y se comprueba al comparar los mayores indicadores de precisión entregados por la imagen de diferencias del NDVI que los presentados por la Post-clasificación.

De este modo, la metodología seleccionada como aquella que determinó de mejor forma los cambios producidos en el área de estudio, fue el método de detección de cambios con la Diferencia de imágenes del NDVI, aplicando la máscara binaria de cambio.

Las superficies por categoría de cambio de uso del suelo según el método de detección de cambio de uso del suelo de diferencia de Imágenes por NDVI, aplicando máscara binaria de cambios para el área de estudio de esta investigación se presentan a continuación:

Cuadro 4.22. Superficies por categoría de cambio de uso del suelo según NDVI.

No de Categoría	Categoría de cambio	Clasificación Landsat 2000		Clasificación Spot 2007	Evolución	Superficie ha
1	1-1	Areas_Agricolas	-	Areas_Agricolas	Sin cambio	8569,89
2	1-2	Areas_Agricolas	-	Pastizales	Cambio	3078,99
3	1-5	Areas_Agricolas	-	Eriales	Cambio	187,11
4	1-6	Areas_Agricolas	-	Zona Urbana	Cambio	307,26
5	2-2	Pastizales	-	Pastizales	Sin cambio	9445,05
6	3-3	Vegetacion_Arborea	-	Vegetacion_Arborea	Sin cambio	4430,97
7	4-4	Cuerpos_Agua	-	Cuerpos_Agua	Sin cambio	959,31
8	5-5	Eriales	-	Eriales	Sin cambio	2838,06
9	6-6	Zona Urbana	-	Zona Urbana	Sin cambio	15251,30
TOTAL						45067,94

El cambio de uso del suelo de “**Áreas agrícolas – Zona Urbana**”, alcanza a una superficie de **307,26 ha**, resultado que como se mencionó anteriormente, requiere de una cuidadosa interpretación ya que, esta superficie corresponde más bien al cambio de estadio de los cultivos, o a si están en fase de siembra o cosecha y que por lo tanto no se produjo necesariamente un cambio en la cobertura de uso de suelo, pues continua siendo área agrícola. Lo mismo ocurre con las **1429,30 ha** del cambio de uso del suelo de “**Zona urbana – Áreas Agrícolas**” y “**Zona urbana – Pastizales**” Para verificar esta situación se requiere de una mayor

verificación de campo. Cabe destacar que estas últimas categorías de cambio con sus correspondientes superficies no se colocaron en la **Tabla.4.24** debido a que son cambios que generalmente no se dan en la realidad.

Las nuevas áreas cubiertas por Pastizales alcanza a **3078,99 ha**, debido al cambio de uso del suelo “**Áreas agrícolas – Pastizales**”.

Las superficies que se mantuvieron sin cambios en su cobertura entre los dos períodos son:

- **Áreas agrícolas** con una superficie de **8569,89 ha**.
- **Pastizales** que alcanza una superficie aproximada de **9945,05 ha**.
- **Vegetación Arbórea** con un área de **4430,97 ha**.
- **Cuerpos de Agua** con una superficie aproximada de **959,31 ha**.
- **Eriales** con una superficie aproximada de **2838,06 ha**.
- **Zona Urbana** con una superficie aproximada de **15251,30 ha**.

En este estudio, queda demostrada una de las ventajas potenciales de la utilización de información de sensores remotos, es la posibilidad de conocer con un cierto grado de exactitud, el dinamismo (cambio) de las coberturas de suelo en situaciones que no tienen información fidedigna y periódica como la proporcionada por las imágenes de satélite, que gracias a su formato digital permite el análisis cuantitativo de variables medioambientales, cualidad que no ofrecen otras fuentes de información como las fotografías aéreas tradicionales.

Se debe señalar que los resultados de este estudio no limitan la posibilidad de emplear otras alternativas de metodologías de detección de cambios, una gran variedad de otros mejoramientos espectrales, y definir su aplicabilidad en clasificaciones digitales de mayor detalle.

CAPÍTULO 5

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. CONCLUSIONES

Al ser la técnica de composiciones de color multitemporal una herramienta aplicada únicamente con interpretación visual se verificó los resultados de la misma manera, mediante análisis visual usando tanto algunos de los puntos de campo así como la información testigo, ya que como se explicó en el Capítulo 3 esta es una técnica cualitativa que se empleó como guía al momento de aplicar las otras dos técnicas de detección de cambios.

Para la técnica de imagen de diferencia se empleó dos procesos distintos en el módulo *interpreter* del Software Erdas 9.2 el primero utilizando la herramienta **Change detection** y el segundo empleando la herramienta **operators**, cada uno con sus respectivos algoritmos en ambos casos los resultados fueron los mismos, es decir las imágenes de cambios presentaron en las zonas estables un valor cercano a cero (tonos grises), mientras las que experimentaron cambios ofrecen valores significativamente distintos a cero (positivos o negativos) en este caso en la imagen se observa en tonos negros o blancos respectivamente

Para la diferencia de imágenes por NDVI se observó los valores del histograma correspondiente a la imagen (**daule_diffimagesndvi.**), y se estableció los umbrales de no cambio comprendidos entre -255 y 4.62 , así como los umbrales de cambio cuyos valores se encuentran en el rango 4.62 a 255 , no existen valores negativos representativos, por tanto estos fueron tomados como valores estables o de no cambio, por el contrario la mayor distribución de los valores están sobre la media (4.67), por lo que se consideran como valores de cambio

Las dos metodologías cuantitativas de detección de cambios revisados en este estudio entregan en líneas generales buenos indicadores de precisión en la discriminación de píxeles de cambio, es decir, su acierto oscila entre moderado a muy bueno en la identificación de aquellos píxeles que modificaron su respuesta espectral entre 2000 y 2007, esto se evidencia en sus valores de kappa tomando como referencia márgenes para valorar el grado de acuerdo, en función del índice kappa, propuestos por Landis y Koch que establecen los siguientes valores.

kappa	grado de acuerdo
< 0	sin acuerdo
0 - 0,2	insignificante
0,2 - 0,4	bajo
0,4 - 0,6	moderado
0,6 - 0,8	bueno
0,8 - 1	muy bueno

La Post-clasificación sin mejoramiento espectral obtuvo menor porcentaje global de acierto con valores de 68 y 72, al igual que menor valor de índice *Kappa*, en ambas matrices de error con 0.67 y 0.56, que según los valores analizados en el punto anterior no superan el rango de moderado y apenas bueno.

El método de detección de cambio que presentó los mayores valores de porcentaje global de acierto e índice *Kappa*, para las matrices de “error de detección de cambio” y “error de cambio y sin cambio”, fue la Diferencia de Imágenes por NDVI aplicando el Enmascaramiento Binario de cambio, siendo 87 y 93 para el primero y valores 0.86 y 0.77 para el segundo es decir para el índice *Kappa*, lo que da como resultado un rango de acuerdo de entre bueno a muy bueno.

Por lo tanto, la incorporación del NDVI como mejoramiento espectral en el proceso de detección de cambios a través de la mascara binaria de cambios a la Imagen de Diferencia se justifica al entregar mejores resultados que la utilización

de las bandas crudas o sin mejoramiento espectral, dando como resultado final que la mejor técnica empleada en este estudio fue la metodología de detección de cambios por **Diferencia de Imágenes por medio del cálculo de NDVI**.

5.2. RECOMENDACIONES

Es recomendable en lo posible que al momento de aplicar Técnicas de detección de cambios se cuente con información extraída del mismo sensor, ya que esto facilita el tratamiento digital previo que se les da a las imágenes, para obtener resultados homogéneos y de mayor precisión.

Para detectar cambios en general, y más aun en el caso del uso de la tierra es necesario que las imágenes mantengan la misma temporalidad, es decir que hayan sido captadas en la misma época estacional para evitar la confusión de categorías de cambio con estadio de cultivos que generan supuestos cambios sin que lo sean en la realidad

Un punto importante a tomar en cuenta al momento de adquirir las imágenes es contar con toda la información necesaria del sensor con que fueron captadas, en muchos casos contenidas en los metadatos y que vienen explícitas en la cabecera de las imágenes, cabe recalcar que esta información resulta de gran utilidad al momento de establecer parámetros de corrección.

Es primordial mantener la sincronización espacial entre las imágenes a emplearse, es decir tomar en cuenta el proceso de georeferenciación imagen a imagen o de ser del caso imagen a mapa, esto es importante tanto en el momento de utilizar las imágenes para el análisis multitemporal como también al momento de emplear información testigo para la verificación de resultados, esto es aplicable también cuando no se tienen los suficientes puntos de control en campo o estos no cumplen con la precisión requerida.

En el caso de no contar con imágenes del mismo sensor o con la misma resolución espacial, se debería realizar un resamplado de píxeles de la imagen de mayor resolución con respecto de la otra, que es de menor resolución, para obtener un buen análisis multitemporal de píxel a píxel

Es de gran ayuda previo al resto del proceso clasificar las imágenes por el método no supervisado, ya que mediante esto se identifica las “clases espectrales” presentes en la imagen y se agrupan de acuerdo a criterios estadísticos, para posteriormente poder asociarlas con una clase de información específica, sin usar datos reales del terreno, posteriormente los resultados de esta clasificación permitirán identificar con mayor certeza las clases necesarias a discriminarse en el método supervisado.

CHUVIECO, 2008 menciona “se trata de definir con rigor cada una de las categorías que pretendan discriminarse, teniendo en cuenta su propia variabilidad en la zona de estudio”, con este principio es aconsejable tener previo conocimiento de la zona de estudio para establecer las categorías previo a desarrollar la clasificación supervisada, a fin de derivar en óptimos resultados de la precisión en la clasificación y el grado de acuerdo de la misma.

Luego de realizar la clasificación otro paso muy importante que se debe seguir es la verificación de las clasificaciones realizadas para todas las imágenes en las que se emplee este procedimiento, ya que de los resultados de la verificación dependerá la fiabilidad de los resultados finales, en este caso concreto la detección acertada de cambios.

Se sugiere conocer cual es la unidad mínima de mapeo, derivada esta de la escala de trabajo, puesto que para la clasificación, y reclasificación se pueden descartar categorías que no son representativas debido a que su área no cumple con la mencionada unidad mínima cartografiable.

6. BIBLIOGRAFIA

Chuvieco, Emilio, *Teledetección ambiental "La observación de la Tierra desde el espacio"*, Tercera Edición, Editorial Ariel S. A, Barcelona - España 2008.

Jensen, Jens Fink, *Introductory Digital Image Processing A Remote Sensing Perspective*, third Ed, New Jersey: Prentice Hall, 2004.

Lillesand, T. and R. Kiefer, *Remote Sensing and Image Interpretation*, 3ª Edición John Wiley & Sons. Inc, 1994.

Congalton, R. and Green, K, *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*, Lewis Publishers, 1999.

Towers, Pedro C, *Conceptos Iniciales sobre Teledetección y su Aplicación al Agro*, Primera Edición, 2002

Instituto Geográfico "Agustín Codazzi", *Revista CIAF*, volumen 13, Santa Fe de Bogota, D.C, 1992

Instituto Geográfico "Agustín Codazzi", *EL ABC DE LOS SUELOS "Para no expertos"*, Imprenta Nacional de Colombia, Bogota, D.C, 2010

Instituto Geográfico "Agustín Codazzi", *Análisis y Clasificación del Uso y cobertura de la Tierra con Interpretación de Imágenes*, Santa Fe de Bogota, D.C, 1992

Programa de Regularización y Administración de Tierras Rurales (PRAT), *Metodología de Valoración de Tierras Rurales*, UNIMARKET, Quito – Ecuador, 2008.

Gondard, Pierre, *Inventario y Cartografía del Uso Actual del Suelo en Los Andes Ecuatorianos*, Primera Edición, EDIGUIAS C. LTDA, Quito, 1984.

Medina, Juan Edgardo, *Tesis de Grado “Evaluación de metodologías de detección de cambios del uso del suelo a través del análisis digital multitemporal de imágenes satelitales Landsat TM en la IX Región, Chile.”*, Temuco – Chile, 2001

Centro de Levantamientos Integrados de Recursos Naturales por Sensores Remotos (CLIRSEN), *Revista de Teledetección*, Primera Edición, IMPREMEDIOS S.A, Quito – Ecuador, 2010

Instituto Geográfico Militar (IGM) Departamento de Normalización, *Especificaciones Técnicas Generales para la realización de cartografía Topográfica a cualquier escala*, Primera Edición, IGM, Quito 2006.

Vázquez, Eduardo, *Tesis de Maestría en Ciencias de la Tierra “La plaga de la mosca en el cultivo de la guayaba, un aplicación de la percepción remota en la prospección agrícola.”*, Unam – México, 2010

Rodríguez, Johnny, *Tesis de Maestría Internacional SIG “Comparación de Métodos para la detección del cambio de la Tierra, con imágenes de satélite en el Área Conservación Cordillera Volcánica Central de Costa Rica”*, Girona – España, 2003.

“*Mapping the forest types and landcover of Puerto Rico*”, www.uprm.edu/biology/profs/chinea/.../cl10precis.ppt - Puerto Rico, Agosto 2011.

Antes, M. E., Peri, J. A. y Serafini, M. C., “*Detección de cambios a través del análisis multitemporal de imágenes satelitales en un sector de la provincia de San Luis*”, http://www.geogra.uah.es/inicio/web_11_confibsig/PONENCIAS/Antes-Peri-Serafini.pdf, Buenos Aires – Argentina.

Mendoza, Fernando, “*Análisis Multitemporal del Cambio de Uso del Suelo en base a Imágenes Satelitales de los territorios indígenas de Mayangna Sauni As, Mayangna Sauni Bas , Sikilta, MatungBak/Sauni Arungka, SIPBAA, Layasiksa y el área afectada por el Huracán Félix en 2007 para el período de tiempo 2005 – 2007/08 en los Departamentos de Jinotega y la RAAN, Nicaragua*”, Managua – Nicaragua, 2010.

Parimbelli, Matías, “*Detección de cambios con Multispec*”, www.caece.edu.ar/tea, Universidad CAECE, Junio 2005.

Parimbelli, Matías, “*Cálculo de NDVI con Multispec*”, www.caece.edu.ar/tea, Universidad CAECE, Junio 2005.

Fabregat, Vicente, “*FUNDAMENTOS TEÓRICOS DEL CONTROL DE LAS EXTRACCIONES MEDIANTE TELEDETECCIÓN*”, Instituto Técnico Geológico Español, Río Rosas – España, 2003

SIGMUR SIG y Teledetección en la Universidad de Murcia, <http://www.um.es/geograf/sigmur/index.html>, Murcia – España, 2006

Leica Geosystem (ERDAS), “*Tour Guide™ Seventh Edition*”, 1997 - 2001.

Environmental Systems Research Institute (ESRI), “*User Guide Arc GIS, Version 9.2*”, California – Estados Unidos, 1999.

7. GLOSARIO

ADI. Análisis Digital de Imágenes

IUFRO. Unión Internacional de Organizaciones de Investigación Forestal

NDVI. *Normalized Difference Vegetation Index*. (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada)

ND. Nivel Digital

MAGAP. Ministerio de Agricultura Ganadería Acuacultura y Pesca

SIGAGRO. Sistema de Información Geográfica del Agro

PRAT. Programa de Regularización y Administración de Tierras Rurales

CLIRSEN Centro de Levantamientos Integrados de Recursos Naturales por Sensores Remotos.