

**APROXIMACIÓN AL CONTENIDO DE CARBONO ORGÁNICO Y HUMEDAD EN
LA CAPA ARABLE DEL SUELO EN LOS ALREDEDORES DE MONDOÑEDO
EMPLEANDO PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES**

**DIANA R. GALINDO G.
CARLOS A. CALDERÓN B.**

**UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y GEODESIA
BOGOTÁ D.C.
2006**

**APROXIMACIÓN AL CONTENIDO DE CARBONO ORGÁNICO Y HUMEDAD EN
LA CAPA ARABLE DEL SUELO EN LOS ALREDEDORES DE MONDOÑEDO
EMPLEANDO PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES**

**DIANA R. GALINDO G.
CARLOS A. CALDERÓN B.**

Proyecto de Grado

**Director
ORLANDO RIAÑO MELO
Matemático**

**Codirector
WILLIAM GONZALEZ
Agrólogo**

**UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CATASTRAL Y GEODESIA
BOGOTÁ D.C.
2006**

Nota de Aceptación

Director de Proyecto

Jurado

Bogotá D.C., Abril 24 de 2006

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	13
DEFINICIÓN DEL PROBLEMA.....	16
JUSTIFICACIÓN	17
OBJETIVOS	18
General	18
Específicos	18
ESTADO DEL ARTE	19
MÉTODO.....	22
1. CARBONO ORGÁNICO	25
1.1 INFLUENCIA DEL CARBONO ORGÁNICO EN LA RESPUESTA ESPECTRAL DEL SUELO	27
2. HUMEDAD DEL SUELO	30
2.1 RESPUESTA ESPECTRAL DEL AGUA.....	31
3. ZONA DE ESTUDIO	33
3.1 MATERIALES Y EQUIPOS	39
3.2 RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN EN CAMPO.....	40
4. PREPROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES.....	45
4.1 MOSAICO DE IMÁGENES LANDSAT: FEBRERO 1 DE 2005 – ENERO DE 2004	45

4.2 OBTENCIÓN DE VARIABLES FÍSICAS A PARTIR DE NIVELES DIGITALES Y CORRECCIÓN ATMOSFÉRICA.....	49
4.3 ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LAS SUBESCENAS	53
4.3.1 Imagen Landsat: Febrero 14 de 1995.....	53
4.3.2 Mosaico 2005 – 2004: Niveles Digitales	55
4.3.3 Mosaico 2005 – 2004: Valores de Reflectancia.....	57
5. PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES	60
5.1 CLASIFICACIONES PREVIAS.....	60
5.2 TRANSFORMACIONES ESPECTRALES.....	66
5.2.1 Índices	67
5.2.2 Transformación Tasseled Cap.....	77
5.2.3 Transformación RGB - IHS	80
5.2.4 Análisis de Componentes Principales.....	83
6. ANÁLISIS ESTADÍSTICO	86
5.1 ANÁLISIS ESTADÍSTICO PARA MATERIA ORGÁNICA	86
5.2 ANÁLISIS ESTADÍSTICO PARA HUMEDAD	87
7. PRESENTACIÓN DE RESULTADOS.....	88
7.1 MATERIA ORGÁNICA.....	88
7.2 HUMEDAD	91
8. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	95
8.1 ANÁLISIS MULTITEMPORAL DEL CONTENIDO DE MATERIA ORGÁNICA	
95	
8.2 ANÁLISIS MULTITEMPORAL DEL CONTENIDO DE HUMEDAD.....	100
8.3 ANALISIS MULTITEMPORAL DEL PROCESO DE DEGRADACION EN LA ZONA MONDOÑEDO	105
9. OBTENCIÓN DE PRODUCTOS	109

8.1	Mapa de los contenidos de materia orgánica para la zona de los Cerros de Mondoñedo y sus alrededores Año 2005, Escala 1:50.000	110
8.2	Mapa de los contenidos de humedad para la zona de los Cerros de Mondoñedo y sus alrededores Año 2005, Escala 1:50.000	112
8.3	Mapa de coberturas para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores Año 2005, Escala 1:50.000	113
8.4	Mapa de detección de cambios en los contenidos de materia orgánica para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores en el período 1995-2005, Escala 1:50.000.....	114
8.5	Mapa de detección de cambios en los contenidos de humedad para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores en el período 1995-2005, Escala 1:50.000	115
8.6	Mapa de degradación para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores en el período 1995-2005, Escala 1:50.000	116
	CONCLUSIONES.....	117
	RECOMENDACIONES	119
	ANEXO 1: PROPIEDADES FÍSICAS Y QUÍMICAS DE LOS SUELOS DE LA ZONA DE ESTUDIO	120
	ANEXO 2: DATOS MUESTREO Y PREMUESTREO	122
	ANEXO 3: RESULTADOS DE ANÁLISIS	125
	ANEXO 4: RECONOCIMIENTO EN CAMPO.....	127
	ANEXO 5: CONVERSIÓN DE NIVELES DIGITALES A VALORES DE REFLECTANCIA Y CORRECCIÓN ATMOSFÉRICA	130
	ANEXO 6: METADATOS DE LAS IMÁGENES	133
	ANEXO 7: CÁLCULO DE LA DISTANCIA TIERRA – SOL	136

ANEXO 8: TRANSFORMACIÓN DE NIVELES DIGITALES A VALORES DE REFLECTANCIA EN MODEL MAKER.....	138
ANEXO 9: VARIABLES Y TRANSFORMACIONES MATEMÁTICAS	142
ANEXO 10: PRUEBAS ESTADÍSTICAS PARA MODELAMIENTO DE LA MATERIA ORGÁNICA	145
ANEXO 11: PRUEBAS ESTADÍSTICAS PARA MODELAMIENTO DE LA HUMEDAD	147
BIBLIOGRAFIA	150

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1: Características Generales de los suelos de la zona de estudio	37
Tabla 2 Imágenes disponibles de la zona de estudio.....	39
Tabla 3: Contenidos de Carbono Orgánico y Humedad de las premuestras de la zona de estudio.....	42
Tabla 4: Contenidos de Carbono Orgánico y Humedad de las Muestras de la zona de estudio.....	43
Tabla 5: Datos de las Imágenes descargadas de Internet	45
Tabla 6: Estadísticas Unibanda de la Subescena 1995	53
Tabla 7: Matriz de Correlación Subescena 1995.....	54
Tabla 8: Estadísticas Unibanda Subescena Mosaico 2004-2005.....	55
Tabla 9: Matriz de Correlación Subescena Mosaico 2004-2005	57
Tabla 10: Estadísticas Unibanda de la Subescena Mosaico 2005-2004 en valores de reflectancia y corregida atmosféricamente	58
Tabla 11: Matriz de correlación – Subescena Mosaico en valores de reflectancia y corregida atmosféricamente	59
Tabla 12: Índice OIF para combinaciones Espectrales	64
Tabla 13: Índices Espectrales	67
Tabla 14: Mejores modelos de regresión simple para la explicación del contenido	
Tabla 15: Mejores modelos de regresión simple para la explicación del contenido de humedad.	87
Tabla 16: Estadísticas del modelo explicativo del contenido de materia orgánica	88
Tabla 17: Pruebas de normalidad del modelo explicativo del contenido de materia orgánica.....	89
Tabla 18: Estadísticas del modelo explicativo del contenido de humedad son:	91
Tabla 19: Pruebas de normalidad del modelo explicativo de humedad	92

el período 1995-2005	98
Tabla A1: Propiedades físicas de los suelos	121
Tabla A2: Propiedades químicas de los suelos.....	121
Tabla A3: Coeficiente de Variación deseado para materia orgánica.....	122
Tabla A4: Coeficiente de Variación deseado para humedad	123
Tabla A5: Distribución de muestras por universos de muestreo y sus contenidos de materia orgánica y humedad.....	124
Tabla A6: Metadatos de las Imágenes	133
Tabla A7: Irradiancia Solar Espectral	134
Tabla A8: Rango de radiancia espectral para Landsat-5 TM	134
Tabla A9: Rango de radiancia espectral para Landsat-7 ETM+.....	135
Tabla A10: Transmisividad Atmosférica	135
Tabla A11: Resultado de los Índices para cada una de las muestras sin transformación matemática	142
Tabla A12: Función Inversa para cada uno de los Índices.....	143
Tabla A13: Función Logaritmo Natural para cada uno de los Índices.....	144

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1: Firmas espectrales de la cobertura en la zona de estudio.	28
Figura 2: Reflectividad del agua	32
Figura 3: Localización de la zona de estudio	34
Figura 4: Suelos de la zona de estudio	36
Figura 5: Composición RGB: 321 de las Subescenas Landsat ETM+ Enero 2004 y Febrero 2005	46
Figura 6: Georreferenciación de Subescenas Enero 2004 y Febrero 2005	47
Figura 7: Mosaico Final de las subescenas enero 2004 – febrero 2005, composición RGB-321 Landsat ETM+.	48
Figura 8: Imagen Mosaico 2004-2005 en valores de reflectancia, Composición RGB 321, Landsat ETM+.	52
Figura 9: Histogramas de las bandas – Subescena Febrero 14 de 1995	53
Figura 10: Histogramas de las bandas – Subescena Mosaico 2005-2004	56
Figura 11: Histogramas de las bandas – Subescena Mosaico en valores de reflectancia y corregida atmosféricamente	58
Figura 12: Mapa de Uso y Cobertura del año 1995.	60
Figura 13: Mapa de uso y cobertura – Mosaico 2005/2004	62
Figura 14: Evolución de los procesos degradativos años: 1995-1997 y 2004-2005..	63
Figura 15: Mapa de uso y cobertura Mosaico Subescenas 2005-2004	65
Figura 16: Línea del Suelo	69
Figura 17: Índices Espectrales para la subescena del Mosaico 2005-2004	70
Figura 18: Resultado de la transformación Tasseled Cap a la subescena Mosaico.	78
Figura 19: Resultado de la transformación IHS a la subescena Mosaico.	81

Figura 20: Resultado de la aplicación de ACP a la subescena Mosaico.	83
Figura 21: Resultado Visual de modelo de regresión aplicado al mosaico 2005-2004 para el contenido de materia orgánica	90
Figura 22: Resultado Visual de modelo de regresión aplicado al mosaico 2005-2004 para el contenido de humedad	93
Figura 23: Resultado Visual de modelo de regresión aplicado a la subsescena de 1995 para el contenido de materia orgánica	96
Figura 24: Imagen de detección de cambios de contenidos de materia orgánica en el período 1995-2005.	98
Figura 25: Detalle recuperación y Pérdida de Contenidos de Materia Orgánica en los Cerros de Mondoñedo	99
Figura 26: Detalle recuperación y Pérdida de Contenidos de Materia Orgánica en zonas de cultivos y pastizales	100
Figura 27: Resultado Visual de modelo de regresión aplicado a la subsescena de 1995 para el contenido de humedad.	101
Figura 28: Imagen de detección de cambios de contenidos de humedad en el período 1995-2005.	102
Figura 29: Detalle recuperación y pérdida de contenidos de humedad en los Cerros de Mondoñedo y piedemontes	103
Figura 30: Detalle recuperación y Pérdida de Contenidos de Humedad en zonas de cultivos y pastizales	104
Figura 31: Suma de los contenidos de materia orgánica y humedad de la zona para la subescena de 1995	106
Figura 32: Suma de los contenidos de materia orgánica y humedad de la zona para la subescena Mosaico 2005-2004	107
Figura 33: Imagen de Detección de Cambios en el período de 1995 a 2005	108
Figura 34: Parámetros de Transformación al Sistema de Coordenadas Magna Sirgas.	110
Figura 35: Mapa de los contenidos de materia orgánica para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores Año 2005, Escala 1:50.000	111

Figura A1: Unidades Cartográficas de la zona de estudio según el estudio de Suelos de Cundinamarca – Año 2000 (izquierda), Subescena Landsat de la zona de estudio año 1995 (Derecha).	120
Figura A2: Resultados de la caracterización química y física de las muestras - Premuestreo	125
Figura A3: Resultados de la caracterización química y física de las muestras – Muestreo	126
Figura A4: Reconocimiento en campo de la zona de estudio.	127
Figura A5: Perfiles Zona de Estudio	128
Figura A6: Muestras Compuestas – Zona de Estudio	129
Figura A7: Ejemplo de conversión de ND a valores de radiancia.	138
Figura A8: Modelo de conversión ND - Radiancia	139
Figura A9: Ejemplo para la conversión de valores de radiancia a reflectancia. .	140
Figura A10: Modelo de Radiancia – Reflectancia corregida	141
Figura A11: Estadísticas del modelo $MO = 2.59772 + 0.19730 \cdot CP_3$	145
Figura A12: Pruebas de normalidad para el modelo $MO = 2.59772 + 0.19730 \cdot CP_3$..	146
Figura A13: Estadísticas del modelo $H = 2.1216 + 0.7386 \cdot CP_3$	147
Figura A14: Pruebas de normalidad para el modelo $H = 2.1216 + 0.7386 \cdot CP_3$	148

INTRODUCCIÓN

Entre los cambios y alteraciones ambientales importantes que están afectando a los paisajes de las regiones, la degradación constituye una seria amenaza por su incidencia territorial, ambiental, ecológica y socioeconómica. Se han activado problemas ligados a importantes cambios en los usos del suelo, intensa mecanización de la agricultura, salinización y contaminación de suelos y aguas, uso abusivo de fertilizantes y pesticidas, incendios y abandono de prácticas tradicionales de conservación del suelo; la incidencia negativa de éstos fenómenos ha promovido la búsqueda de mecanismos para establecer el estado de las propiedades físicas y químicas del suelo y determinar maneras de prevenir y mitigar posibles daños irreparables.

Entre dichas propiedades físicas y químicas, la disminución de los contenidos de carbono orgánico y humedad pueden ser buenos indicadores del nivel de degradación del suelo. *“Determinando el contenido de carbono orgánico se establece la materia orgánica presente en el suelo. La materia orgánica está constituida por residuos de plantas y animales en varios estados de descomposición, su presencia es importante porque mejora las condiciones físicas, incrementa la infiltración de agua y proporciona nutrientes a las plantas, por tanto, el manejo adecuado de este factor del suelo es clave en los sistemas de agricultura sostenible”* (Potash & Phosphate Institute, 1997)

El valor de la humedad es otro factor decisivo debido a que indica la permanencia de agua libre o anegamiento en el terreno, su presencia determina la disponibilidad de nutrientes, además influye en la determinación de la porosidad del suelo y por ende en la profundidad efectiva de las plantas. Así mismo, en disciplinas como la hidrología, la humedad del suelo es el elemento básico de estudio, debido a que indica la proporción de agua que se percola, que escurre o

evapora en el ecosistema. Es un elemento importante en el sistema atmósfera - tierra, para los periodos de precipitación y evapotranspiración, hay análisis que demuestran que estos ciclos están influenciados por la cantidad de humedad en el suelo.

Una herramienta útil para evaluar fenómenos ambientales a mediana y gran escala son las imágenes de satélite obtenidas de sensores pasivos, porque brindan información confiable de las condiciones de la capa arable del suelo cuando está desnudo o cubiertos con pastizales de poca altura. A través de las técnicas del procesamiento digital de imágenes (PDI) que permiten hacer transformaciones espectrales como aplicación de índices de vegetación y suelos y correcciones de tipo atmosférico, se puede realizar la respuesta espectral del suelo y atenuar los efectos de los elementos que puedan afectarla.

Relacionando la información obtenida del PDI y análisis de suelos en campo sobre el contenido de carbono orgánico y humedad, este estudio busca establecer un comportamiento espectral de ellos. Se plantea un modelo para la determinación de estos contenidos y se realiza un análisis para la detección de cambios en los contenidos de carbono orgánico y humedad durante los últimos años. La utilización de este modelo puede ser una guía preliminar para estudiar el comportamiento del proceso de degradación. Una de las zonas que presenta contrastes en la capacidad productiva del suelo es el departamento de Cundinamarca, zona escogida para desarrollar el estudio.

Se trataron imágenes de resolución media del programa Landsat tomadas en diferentes fechas y aunque no coinciden con la toma de muestras en campo, estas se realizaron en el mismo período climático dado que el estado de las propiedades físicas y químicas del suelo no varían significativamente en el corto plazo.

Limitantes como la ausencia de información de variabilidad en los parámetros de los suelos fueron reducidos con el desarrollo del estudio. Así mismo, se expone un documento que puede servir como guía para adelantar proyectos que involucren variables ambientales y PDI en el país.

DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

Los levantamientos de uso y cobertura adelantados mediante procesamiento digital de imágenes de satélite generan mapas que brindan información valiosa de la superficie, sin embargo, no se ha cuantificado el alcance de la información espacial con relación a datos específicos, en este caso, a los contenidos de humedad y carbono orgánico, de la capa arable del suelo con poca o nula cobertura vegetal de clima frío, información que sería de gran utilidad para realizar diagnósticos del suelo.

Actualmente los estudios de suelos de grandes áreas de terreno se llevan a cabo mediante procesos que demandan gran cantidad de tiempo y dinero, debido a que utilizan métodos de recolección de muestras directamente en campo y análisis de laboratorio que retrasan el inventario de los suelos y su estado; tiempo y dinero que pueden emplearse en el mejoramiento de las condiciones del suelo o la atenuación de factores que lo deterioran.

JUSTIFICACIÓN

Los métodos de diagnóstico utilizados para el análisis del suelo demandan bastante tiempo y recursos debido a que se debe ir a campo, recolectar muestras y analizarlas en el laboratorio. Por otro lado, los resultados obtenidos solo abarcan una pequeña área de terreno. Las imágenes de satélite constituyen una herramienta útil para estudiar el recurso tierra, sin embargo, su uso no ha sido aprovechado al máximo, puesto que en la mayoría de los casos el procesamiento aplicado no integra todos los análisis que realzan diferentes características de la imagen y que, en conjunto, pueden brindar información más precisa del fenómeno estudiado.

En el caso particular de caracterizar los contenidos de carbono orgánico y humedad se requiere un levantamiento en campo; con el procesamiento digital de imágenes de satélite este análisis se puede simplificar en suelos con poca o nula cobertura vegetal. Además, las imágenes de satélite tienen la ventaja de proporcionar información global sobre la zona lo cual permite hacer diagnósticos anticipados con el fin de tomar medidas preventivas y correctivas.

OBJETIVOS

General

Establecer un patrón de comportamiento espectral de los contenidos de carbono orgánico y humedad de la capa arable del suelo en clima frío a partir de la correlación de los datos adquiridos mediante procesamiento digital de imágenes y los datos tomados de muestras de campo de la zona de estudio.

Específicos

- Conocer el alcance de la aplicación de índices de vegetación y suelos y transformaciones espectrales en el estudio de la humedad y carbono orgánico del suelo.
- Contrastar y evaluar los resultados de la aplicación del procesamiento digital de imágenes con estudios existentes sobre las características del suelo y con trabajos de campo.
- Establecer la confiabilidad de la información de carbono orgánico y humedad del suelo obtenida a partir del procesamiento digital de imágenes de satélite y su utilización como guía preliminar para estudiar el fenómeno de la degradación del suelo.
- Establecer la aplicabilidad de los resultados obtenidos en suelos con poca o nula cobertura vegetal en áreas con cobertura vegetal densa.

ESTADO DEL ARTE

Al examinar la literatura relacionada con estudios sobre sensores remotos y su aplicación en análisis de variables del suelo como carbono orgánico y humedad, se encuentra que en Colombia se han adelantado estudios como el de Vega (1998) que utiliza PDI con el fin de establecer patrones de drenaje en suelos con cobertura vegetal, sin embargo, no se han realizado estudios sobre carbono orgánico utilizando esta herramienta. A nivel latinoamericano las investigaciones se centran en estudios multitemporales de pérdidas de suelos y en algunos casos puntualizan en parámetros químicos que lo caracterizan, tal es el caso de Argentina, donde Giraut et al (2002) integró índices de biomasa, humedad por anegamiento y sequedad para determinar la susceptibilidad hídrica del suelo utilizando imágenes SAC, Landsat y Spot pancromático. También se han utilizado Imágenes Landsat en caracterizaciones de tierras cubiertas por pastos (ALAN, 2004), utilizando transformaciones y análisis de componentes principales (ACP) obteniendo resultados significativos.

En un estudio realizado en la región del Cerrado, Brasil,(Szakács et al, 2004) se relacionó el SOC (Carbono Orgánico del Suelo) y el índice LAI (Índice de Área Foliar) en pastizales, con la reflectancia obtenida a partir del PDI Landsat. Los análisis de regresión obtenidos en este proyecto mostraron una buena correlación entre el SOC y la reflectancia de los pastos en la región del rojo ($r=0.96$) y el infrarrojo cercano($r=0.5$). Una característica importante de este estudio es la transformación de niveles digitales de la imagen a unidades de reflectancia, lo que evidencia que se obtienen mejores resultados en este tipo de estudios puesto que se obtiene información física directamente del suelo, al final concluye que la percepción remota es una herramienta útil en la determinación del SOC.

En la India se han adelantado estudios para explorar el uso de sensores remotos y parámetros del suelo, como Ray et al. (2002), el cual presenta un modelamiento para estudiar la relación entre parámetros del suelo y PDI. Se ajustaron modelos de regresión múltiple utilizando el método de selección de variables paso a paso (stepwise) obteniendo como resultado un $r= 0.733$, de esta forma se pronosticaron propiedades del suelo, mostrando la utilidad de las primeras tres componentes principales en la determinación de dichas propiedades. Las ecuación generada para SOC ($0.49+2.9^{\circ}\text{Brillo}-3.4^{\circ}\text{Azul} -0.5^{\circ}\text{Color} + 0.06^{\circ}\text{CP1} +2.9^{\circ}\text{Saturación}$), junto a otros modelos, fue usada para generar planos de variabilidad de fertilidad de suelos.

El estudio llevado a cabo por Leone et al. (1995) muestra que la materia orgánica está significativamente relacionada con el Índice de brillo. Así mismo, Ray et al. (2002) ha mostrado la utilidad de usar el índice de brillo obtenido de la transformación IHS con la variabilidad del carbono orgánico. Suk. Et al. (2002) en su estudio encontró cómo los componentes principales 2 y el 4 se encuentran fuertemente correlacionados con propiedades químicas del suelo como la materia orgánica y los contenidos de Potasio y Magnesio.

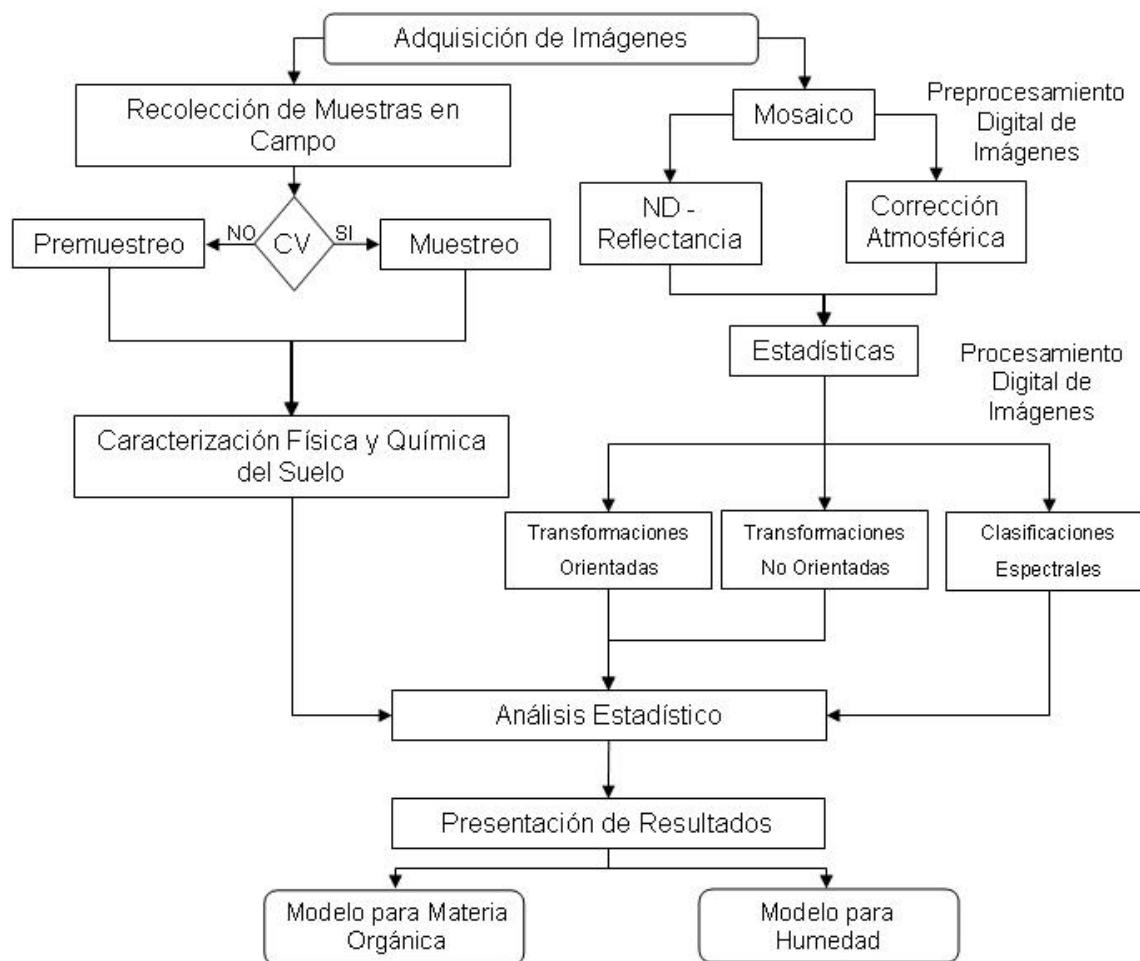
Un estudio en la Universidad Estatal de UTAH, (Chad, 2002), utiliza imágenes Quickbird y Aster como una herramienta de gran capacidad en el estudio del carbono orgánico, debido a que evita los altos costos y la gran demanda de tiempo de los estudios por muestreo en campo; además, afirma que los datos de humedad del suelo tienen relación con los del carbono orgánico.

Los estudios de humedad del suelo con sensores remotos han sido interés de diferentes centros e institutos como Centro de hidrología, Climatología del Suelo y Sensores Remotos (HSCaRS) y la Sociedad Canadiense de Sensores Remotos, quienes a través de varios experimentos, buscaron determinar los patrones de comportamiento de la humedad del suelo para entender las interacciones de la

tierra con la atmósfera. Sin embargo, este tipo de estudios se caracteriza por la utilización de Radar, por el mayor alcance en profundidad que tiene, también se utilizan índices de vegetación y realces de tipo espectral.

La Sociedad Canadiense de Sensores Remotos, se ha especializado en la formulación de proyectos que investigan el comportamiento de la humedad del suelo, utilizando imágenes ERS-1 y SAR calibradas radiométricamente y ajustadas geométricamente, concluyendo que los suelos desnudos y pastizales son las superficies que mejor reflejan los cambios en la humedad del suelo. En otro estudio usaron la información de humedad en el suelo para modelar la distribución espacial hidrológica para infiltración y evapotranspiración. Los resultados preliminares de relacionar humedad del suelo en pastizales y las imágenes ERS 1 (banda C, polarización VV) en la vertiente Grand River, de Ontario, Canadá, arrojó que la correlación mas pobre se encontró para la banda C. El estudio propuso usar la geoestadística como una manera de mapear la humedad del suelo. En otro de sus estudios se concluyó que la exactitud de mapas de humedad del suelo no se ve afectada si se ignora la variable textura.

MÉTODO



- **Recolección de muestras en campo:** Para llevar a cabo esta actividad, se determina el tamaño de muestra por métodos estadísticos, sin embargo, la zona de estudio no contaba con los datos de variabilidad que se requiere para hacer el cálculo, por esto, se hizo necesario hacer un premuestreo de la zona. Las tomas de muestreo y premuestreo se hicieron en suelos desnudos o con pastizales.
- **Caracterización Química y Física del Suelo:** Consiste en el procesamiento de las muestras obtenidas en campo mediante métodos de laboratorio con el fin de

evaluar las propiedades químicas y físicas de la zona de estudio y obtener indicadores de la humedad y del carbono orgánico en diferentes escenarios.

- **Preprocesamiento digital de imágenes:** Es un conjunto actividades que tiene como objetivo preparar las imágenes de satélite para procesarlas adecuadamente, incluye la elaboración de un mosaico por pérdida de información en las subescenas, conversión de niveles digitales a valores de reflectancia, corrección atmosférica y análisis estadístico unibanda y multibanda.
- **Procesamiento Digital de Imágenes:** Esta etapa comprende un conjunto de transformaciones espectrales de la imagen para obtener la información de los contenidos de carbono orgánico y humedad. Se aplicaron 20 índices espectrales (vegetación, suelos, efectos atmosféricos, comportamiento del carbono orgánico), la transformación IHS, la transformación Tasseled Cap y el Análisis de componentes principales. En esta etapa además se hicieron clasificaciones no supervisadas y supervisadas para obtener el levantamiento de uso y cobertura de la zona de estudio.
- **Análisis Estadístico:** Se establece la correlación existente entre la información obtenida del procesamiento digital de imágenes y la obtenida en la caracterización química del laboratorio por medio del análisis de regresión y validación de los modelos a través de pruebas estadísticas.
- **Presentación de resultados:** En esta etapa se selecciona el modelo que más se ajusta al comportamiento de los contenidos de carbono orgánico y humedad en la zona de estudio y se validan utilizando estadísticos de prueba. Se hace un análisis multitemporal para el comportamiento de cada uno de los contenidos (carbono orgánico y humedad) en el período 1995 – 2005, de la misma manera se estudia el proceso degradativo.

La aplicación de los modelos a las imágenes de la zona de estudio permitió obtener los mapas que están en función de los contenidos de carbono orgánico y humedad del suelo.

1. CARBONO ORGÁNICO

El suelo es el componente básico de los ecosistemas terrestres; allí funciona como reciclar de la materia orgánica y como soporte físico y trófico para las plantas. La optimización de estas funciones depende de un buen equilibrio entre la liberación de nutrientes (mineralización) y su acumulación (humificación).

Como se describe en Suelos de Colombia (1997), de acuerdo con Duchaufour (1984), los restos orgánicos en el suelo son descompuestos más o menos rápidamente por la actividad biológica. De esta forma, a través de la mineralización o biodegradación se van liberando elementos minerales y gaseosos (NH_3 , NO_3 , H, CO_2) y, a su vez, mediante el proceso de humificación se originan complejos coloidales (complejos húmicos o humus en el sentido estricto) relativamente estables y resistentes a la acción microbiana. Estos últimos, por ser productos sintetizados en el propio suelo, se agrupan en la fracción típicamente edáfica del humus. Los componentes esenciales son carbono, nitrógeno, hidrógeno y oxígeno; las cantidades son muy variables y dependen especialmente del tipo del suelo y la clase de vegetación.

Por otra parte, la cantidad de carbón orgánico en los suelos está estrechamente relacionada con el clima (altitud y temperatura), el relieve, el material parental y la vegetación; también el uso del suelo como la velocidad de descomposición de los residuos orgánicos, en adición a los factores mencionados, causan variaciones en el contenido de éste. Estas variaciones se refieren a ganancias producidas por la incorporación de los residuos vegetales (fuente básica de carbón orgánico) y a pérdidas del carbono por efecto de las transformaciones a que han sido sometidos los residuos desde el momento de su incorporación al suelo.

Es necesario subrayar que si bien el carbono está presente en el suelo en formas orgánicas e inorgánicas, la mayor parte, si no la totalidad, se encuentra usualmente en la materia orgánica y en los minerales carbonatados; sin embargo, mientras el primero ocurre en todos los suelos, el segundo se restringe a medios edáficos calcáreos. De esta forma, en regiones húmedas sujetas al lavado, el orgánico es el único integrante del carbón del suelo, mientras que en regiones áridas el que está unido a carbonato frecuentemente excede al ligado a la materia orgánica (Allison et al, 1965).

La descomposición de los residuos vegetales y animales en el suelo constituye un proceso biológico básico en el cual el carbono es reciclado a la atmósfera como dióxido de carbono, lo cual es un requerimiento para las plantas superiores. El ciclo conlleva al intercambio del elemento entre las partes vivientes y no vivientes del ecosistema. Dentro de este proceso, parte de los nutrientes es asimilada por los microorganismos e incorporada en los tejidos microbiales biomasa del suelo. Durante la descomposición que llevan a cabo los microorganismos, una parte del carbono es liberado a la atmósfera como CO₂ y el resto llega a formar parte de la materia orgánica del suelo.

La cuantificación del carbono se puede realizar por diferentes procedimientos analíticos, los valores encontrados para el carbono se expresan en porcentaje del total del suelo y también de la materia orgánica cuando se multiplica por el factor convencional de Van Bemmelen de 1,732. El contenido de carbono orgánico del suelo (SOC) puede determinarse a través de la siguiente ecuación:

$$SOC_{(Mg/ha)} = Carbon_{(\%)} \cdot DA_{(g/m^3)} \cdot PS_{cm} \cdot 100_{(fc\%)} \cdot 100_{fc(g/m^3)a(Mg/ha)}$$

donde DA: Densidad Aparente

PS: Profundidad del Suelo

fc: Factor de Conversión

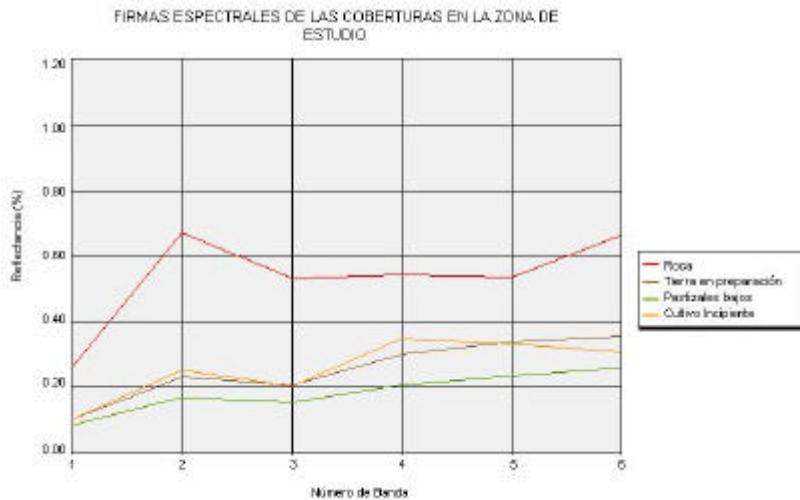
1.1 INFLUENCIA DEL CARBONO ORGÁNICO EN LA RESPUESTA ESPECTRAL DEL SUELO

La fuerte correlación entre muchos de los factores que influyen sobre la respuesta espectral del suelo, imposibilita que puedan sacarse conclusiones claras del análisis de una imagen de una zona cuyas características edáficas se desconocen. En todo caso se ha comprobado que las áreas de suelo detectadas en una imagen como desnudas 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 (Kauth y Thomas, 1976).

Baumgardner et al., (1970), concluye que la materia orgánica es un factor dominante en la determinación del comportamiento espectral del suelo, cuando está presente en cantidades mayores al 2 por ciento. Según el estudio de Coleman y Montgomery (1987), un aumento en la humedad del suelo y el volumen de la materia orgánica resulta en una disminución de los valores de reflectancia en el infrarrojo cercano, donde mejor se relacionó la materia orgánica.

De manera general, los cinco factores que afectan la reflectancia del suelo en las imágenes de sensores son composición mineral, humedad del suelo, contenido de materia orgánica, la textura y el color. La composición mineral aumenta la reflectancia desde el visible hasta el infrarrojo cercano, con absorción en las bandas de 1.4 ?m y 1.9 ?m relacionado en la cantidad de humedad en la tierra.

Figura 1: Firmas espectrales de la cobertura en la zona de estudio.



Fuente: Los autores, 2006.

Donde:

La banda 1 TM (Azul) corresponde a la región del espectro $0.45 \text{ } \mu\text{m} - 0.52 \text{ } \mu\text{m}$

La banda 2 TM (Verde) corresponde a la región del espectro $0.52 \text{ } \mu\text{m} - 0.60 \text{ } \mu\text{m}$

La banda 3 TM (Rojo) corresponde a la región del espectro $0.63 \text{ } \mu\text{m} - 0.69 \text{ } \mu\text{m}$

La banda 4 TM (Infrarrojo Cercano) corresponde a la región del espectro $0.76 \text{ } \mu\text{m} - 0.90 \text{ } \mu\text{m}$

La banda 5 TM (Infrarrojo Medio) corresponde a la región del espectro $1.55 \text{ } \mu\text{m} - 1.75 \text{ } \mu\text{m}$

La banda 7 TM (Infrarrojo Lejano) corresponde a la región del espectro $2.08 \text{ } \mu\text{m} - 2.35 \text{ } \mu\text{m}$

El contenido en materia orgánica también afecta a la reflectividad (Figura 1), cuanto mayor sea su contenido y cuanto menos descompuesta se encuentre más oscuro resulta el suelo (menor reflectividad) debido a que retienen comparativamente más cantidades de agua. En las zonas de pastizales bajos, donde el contenido de materia orgánica es medio (5%-10%) la reflectividad tiene un aumento en la banda verde de la región del visible, sin embargo, alcanza el punto más alto en el infrarrojo lejano y el más bajo en el rojo. Donde el contenido de materia orgánica es alto (mayor al 10%) como en las zonas de preparación y cultivos, la reflectividad disminuye alcanzando el punto más alto en la región del infrarrojo lejano para las primeras e infrarrojo cercano para los segundos. En las

áreas rocosas donde el contenido de materia orgánica es bajo (menor al 5%) la reflectividad es muy alta, alcanzando niveles del 60% en el verde, descendiendo en el rojo, permanece constante en las regiones del infrarrojo cercano y medio y aumenta hacia el lejano. La composición química y mineralógica también va a influir en la respuesta espectral, así por ejemplo, el contenido de óxidos de hierro va a incrementar la reflectividad en el rojo.

La textura o aspereza también afecta las propiedades ópticas, debido a que la luz es atrapada en esas superficies toscas. Si hay presencia de hierro y cal la reflectancia es más fuerte, pero no si la textura del suelo es fina y seca. Las variaciones de la respuesta espectral del suelo ocurren donde hay cambio en la distribución de luz y áreas de sombra, con áreas de aspereza de superficie como en el infrarrojo termal y espectros del microondas. Se presenta una mayor reflectividad al aumentar el tamaño medio de las partículas de suelo, las texturas finas generalmente muestran mayor reflectancia que las texturas gruesas (Horvath et al., 1984). 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. La temperatura del suelo y los cambios en la estructura también influyen (más información: <http://www.ceagi.org/recurso.htm>).

Existe una buena correlación lineal entre el color del suelo y el SOC. Generalmente un suelo en buenas condiciones es asociado con colores cafés oscuros cerca de la superficie del suelo, lo cual se asocia con niveles relativamente altos de materia orgánica, buenos agregados del suelo y altos niveles de nutrientes (Peverill et al, 1999).

2. HUMEDAD DEL SUELO

La humedad del suelo está relacionada con la cantidad de agua disponible en el suelo dado que tiene un efecto importante en la productividad del terreno para el uso agrícola. Tanto en estado líquido como gaseoso, el agua ocupa cerca de un cuarto del volumen del suelo productivo. La cantidad de agua retenida depende del tamaño y de la disposición de los poros en el terreno; en suelos gruesos y desagregados el agua tiende a drenarse hacia abajo por la acción de la gravedad dejando un pequeño remanente (Burbano, 1989).

Los suelos compuestos por partículas finas suelen tener una porosidad total superior, por tanto, retienen cantidades de agua mayores que los suelos de textura gruesa. Sólo están disponibles para las plantas dos tercios del agua almacenada después que se haya drenado el exceso. Las partículas del suelo absorben el agua restante con fuerza suficiente como para impedir su uso por las plantas.

El modo en que se provee el agua – la infiltración, movimiento, almacenamiento y control – debe comprenderse y considerarse en sus relaciones con los suelos y las plantas. La infiltración se refiere a la velocidad a la que el agua se mueve dentro del suelo antes de que se estanke o se escurra. Está influenciado no solo por la textura, sino también por las condiciones físicas de la superficie del suelo, incluyendo compactación, sales, contenido de humedad y materia orgánica.

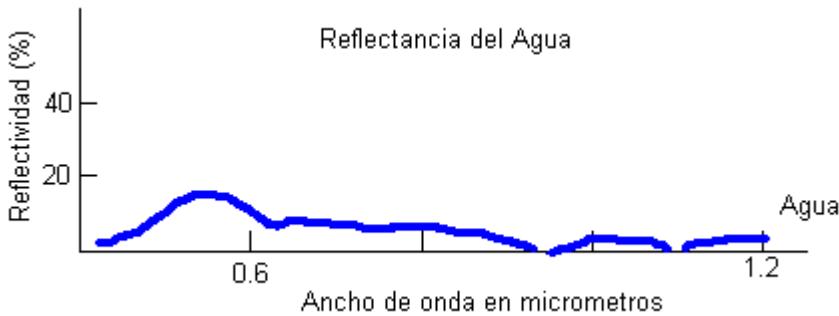
2.1 RESPUESTA ESPECTRAL DEL AGUA

Las propiedades espectrales del suelo 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 de agua del suelo, cuanto mayor es el segundo, mayor es la primera. 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 (Ver figura 1).

En las zonas rocosas, donde el contenido de humedad es bajo (menor al 10%) la reflectividad es la más alta, alcanzando su pico en el verde, desciende en el rojo, es constante en las regiones del infrarrojo cercano y medio y aumenta nuevamente hacia el lejano. En las zonas de pastizales bajos, donde el contenido es medio (10%-25%), la reflectividad en general disminuye, con un aumento en la banda verde, alcanza el punto más alto en el infrarrojo lejano y el más bajo en el rojo. Para contenidos mayores al 25% como las zonas de preparación y cultivos, la reflectividad disminuye alcanzando el punto más alto en la zona del infrarrojo lejano.

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 (Figura 2). 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, incluso en ríos pequeños.

Figura 2: Reflectividad del agua



Fuente: Adaptado de La firmas espectrales y la identificación de objetos geográficos – Teledetección Urbana, 2001.

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, variaciones 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 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 ? cayendo hasta 10 cm. en 0.8 - 1.1?. 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 de su tipo; 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. Mientras que en el caso de sedimentos inorgánicos la reflectividad aumenta, especialmente en el rojo.

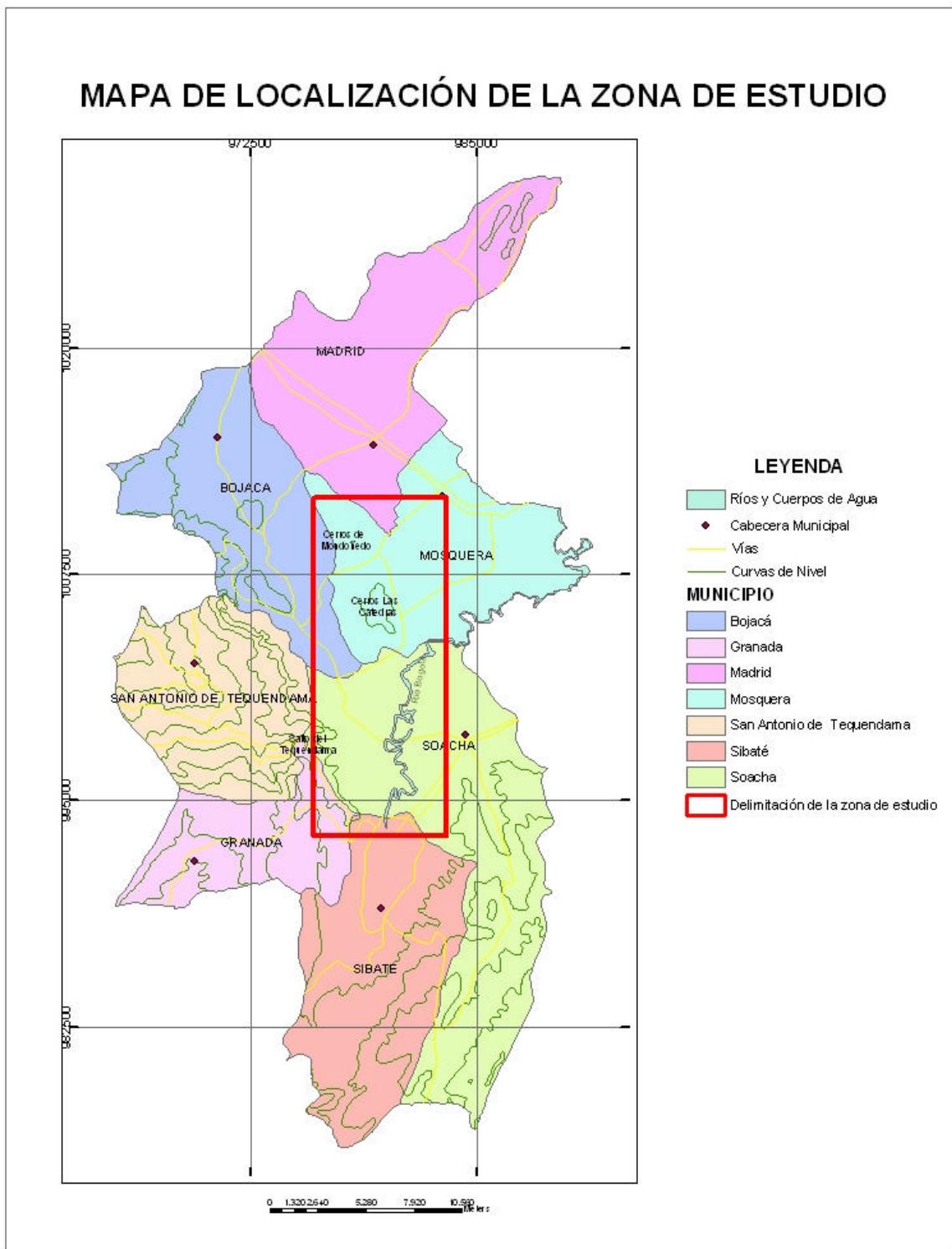
3. ZONA DE ESTUDIO

La zona de estudio (Figura 3) se encuentra ubicada entre los municipios de Soacha y Mosquera en el Departamento de Cundinamarca, por la vía que comunica la capital del país a dichos municipios. Se eligió un transecto para llevar a cabo los estudios de suelos, la zona cubre un rectángulo que va aproximadamente desde los 74°13'37.79"W hasta los 74°18' 05.75"W de longitud entre los 4°32'08.77"N y 4°42'08.8"N de latitud, que limita al norte con los municipios de Mosquera y Bojacá, al oriente con los municipios de Mosquera y Soacha, al sur con el municipio de Soacha y al occidente con el municipio de Santandercito y cuenta con una extensión aproximada de 140 Km², la temperatura promedio es de 13°C, el valor promedio de la humedad relativa es de 82% y el comportamiento general de las precipitaciones es de carácter bimodal: abril-mayo y septiembre-noviembre. La zona de estudio comprende tierras de clima frío con formación vegetal de tipo montano bajo, entre los 1800 y 3000 msnm aproximadamente.

De acuerdo con el Inventario y diagnóstico de los recursos naturales y renovables del área Jurisdiccional de la CAR. La cobertura de la zona incluye:

- ✓ Matorrales y/o arbustales de troncos leñosos, deformes, copas poco densas y de altura variable no mayores a cinco metros; las especies más frecuentes en seco son: Hayuelo, Ciro, Espino, Cucharo; y en húmedo: uva de anís, maíz tostado y tuno esmeraldo.
- ✓ Cultivos Transitorios como Hortalizas, Papa, Arveja, Trigo y Cebada.
- ✓ Bosques plantados de una o más especies sembradas; las especies más frecuentes son: Pinos y Eucalipto.

Figura 3: Localización de la zona de estudio



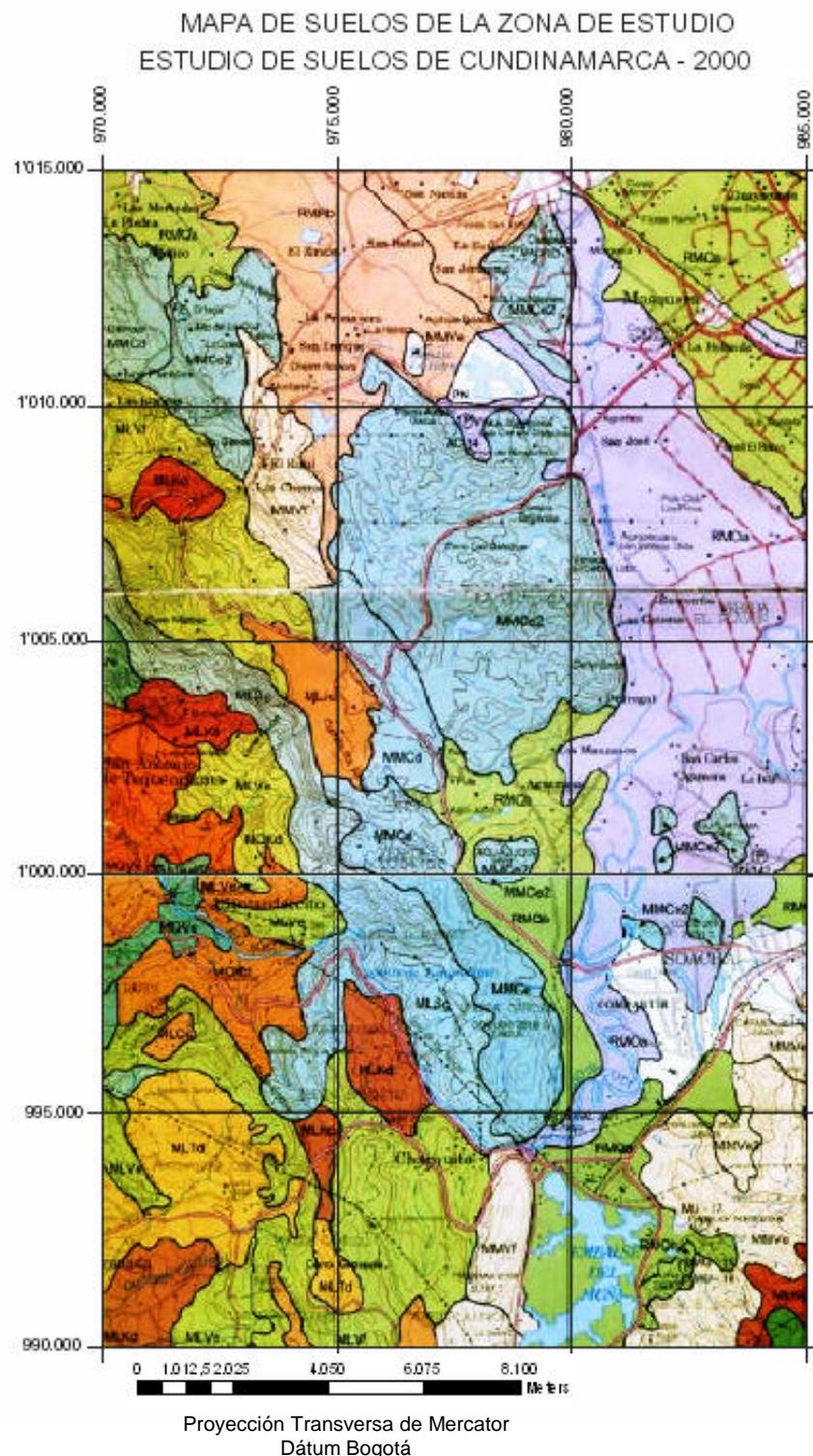
Fuente: Subdirección de Cartografía - IGAC

- ✓ Tierras eriales por erosión hídrica o eólica y por explotación de canteras de materiales como arena, arcilla y cascajo.
- ✓ Hierbas y pastos como el Kikuyo, utilizados para ganadería extensiva.
- ✓ Bosque Secundario: de segundo crecimiento tras la tala parcial o total del bosque primario realizado por el hombre o fenómenos naturales; las especies más frecuentes son: arrayán, cedrillo, corcho, encerillo y guayabo.

Según el análisis fisiográfico propuesto por el CIAF-IGAC (1997), la zona de estudio se encuentra en la Provincia Fisiográfica de la Cordillera Oriental, presenta dos unidades climáticas predominantes Frío-Húmedo y Frío seco, y en menor proporción una tercera: Frío muy húmedo, y las unidades genéticas del relieve que se presentan son: el Relieve Montañoso Estructural Denudativo y Piedemontes .

Las características generales de los suelos y la geomorfología de la zona de estudio (Ver Anexo 1: Propiedades físicas y químicas de los suelos de la zona de estudio) se aprecian en la Figura 4 y en la Tabla1.

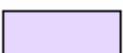
Figura 4: Suelos de la zona de estudio.



Fuente: Estudio de suelos de Cundinamarca – IGAC, 2000.

Tabla 1: Características Generales de los suelos de la zona de estudio

Unidad Cartográfica	Principales características del relieve y los suelos
MLJc 	Paisaje de Montaña con tipo de relieve abanicos aluviales, depósitos clásticos hidrogravigénicos con mantos de ceniza volcánica, de clima frío húmedo. Relieve ligera a fuertemente inclinado con pendientes de 3-12% y 12-25% afectado por erosión hídrica laminar ligera; suelos profundos a moderadamente profundos, bien a moderadamente bien drenados, de texturas fina a moderadamente gruesas, ph ácido, altos contenidos de materia orgánica, saturación de aluminio baja y fertilidad moderada.
MLKd 	Paisaje de montaña, tipo de relieve glacis coluvial material parental de mantos de ceniza volcánica sobre depósitos clásticos gravigénicos. Clima frío húmedo, relieve ligera a moderadamente quebrado con pendientes de 7-12% y 12-25%, afectado por erosión hídrica laminar ligera y frecuente pedregosidad superficial; suelos profundos a moderadamente profundos, bien drenados, contexturas medias a moderadamente gruesas, ph ácido, altos contenidos de materia orgánica, saturación de aluminio baja a media y fertilidad baja a moderada
MLSg 	Paisaje de montaña, tipo de relieve en crestas y escarpas mayores, material parental de rocas clásticas, limoarcillosas con depósitos de ceniza volcánica, clima frío muy húmedo. Relieve fuertemente empinado con pendientes superiores a 75% afectado por erosión hídrica laminar ligera; suelos profundos a superficiales bien a moderadamente bien drenados con texturas moderadamente finas a moderadamente gruesas, medios contenidos de materia orgánica, ph fuerte a medianamente ácido y fertilidad alta.
MLTd 	Paisaje de montaña, tipo de relieve cuestas, material parental de depósitos de ceniza volcánica sobre rocas clásticas limoarcillosas clima frío húmedo. Relieve ligera a moderadamente quebrado con pendientes del 7-12% y 12-25%; suelos profundos, bien drenados con texturas finas a medias, ph fuertemente ácido, alta saturación de aluminio y fertilidad moderada a baja.
MLVf 	Paisaje de Montaña, tipo de relieve crestones, material parental rocas clásticas arenosas limoarcillosas y químicas carbonatadas con algunos depósitos de ceniza volcánica, clima frío húmedo. Relieve moderadamente quebrada a moderadamente escarpado con pendientes del 12-75% afectado por erosión hídrica ligera; suelos profundos a superficiales, bien drenados de texturas finas a moderadamente gruesas, ph medianamente ácido, saturación de aluminio baja, medios contenidos de materia orgánica, y fertilidad moderada.
MMCd MMCe MMCe2 	Paisaje de montaña, tipo de relieve lomas, material parental de rocas clásticas arenosas y limo arcillosas, clima frío seco. Relieve ligeramente quebrado con pendientes del 7-50%, afectado por erosión hídrica moderada; suelos moderadamente profundos, bien drenados, con texturas medias a finas, ph fuertemente ácido, mediana saturación de aluminio y fertilidad baja
	Paisaje de Montaña, tipo de relieve crestones, material parental rocas clásticas arenosas limoarcillosas y químicas carbonatadas

MMVf 	con algunos depósitos de ceniza volcánica, clima frío seco. Relieve fuertemente quebrado con pendientes del 25-75% afectado por erosión hídrica severa; suelos profundos a superficiales, bien drenados de texturas finas, ph ligeramente ácido, saturación de aluminio baja, medios contenidos de materia orgánica, y baja.
MQKd 	Paisaje de montaña, tipo de relieve glacis coluvial material parental de mantos de ceniza volcánica sobre depósitos clásticos hidrogravigénicos. Clima medio húmedo, relieve moderadamente quebrado con pendientes de 7-12% y 12-25%, afectado por erosión hídrica laminar ligera y frecuente pedregosidad superficial; suelos profundos a moderadamente profundos, bien drenados, con texturas medias a moderadamente gruesas, ph ligeramente ácido, altos contenidos de materia orgánica, saturación de aluminio baja a media y fertilidad moderada a alta.
RMOa 	Planicie, tipo de relieve de planos de inundación de depósitos clásticos hidrogénicos con sectores de manto de ceniza volcánica, clima frío seco, relieve ligeramente plano con pendientes del 1-7% suelos muy superficiales pobemente drenados, texturas finas, ph medianamente ácido saturación de aluminio media y fertilidad moderada.
RMQa RMQb 	Planicie, tipo de relieve de terrazas , material parental manto de ceniza volcánica depósitos clásticos hidrogénicos, clima frío seco, relieve ligeramente plano con pendientes del 1-7% suelos profundos bien drenados, texturas finas, ph medianamente ácido, y fertilidad moderada.

Fuente: Adaptado de Mapa de suelos, Planchas 227 y 246, Estudios de suelos de Cundinamarca, IGAC – 2000.

Se escogió este sitio debido al alto contraste de las condiciones del suelo y sus estados de degradación. Las muestras fueron recogidas en sitios donde se representan tres estados del suelo suficientemente diferenciables en las imágenes: un suelo muy erosionado, uno medianamente erosionado y uno no erosionado; allí se inspeccionaron básicamente las condiciones de humedad y carbono orgánico de la capa arable.

3.1 MATERIALES Y EQUIPOS

Las imágenes disponibles de la zona de estudio se relacionan en la Tabla 2. Las actividades de procesamiento digital de imágenes que requirió el proyecto fueron desarrolladas con el software ERDAS IMAGINE 8.5 y el análisis estadístico se realizó con el software R 1.9.1.

Tabla 2 Imágenes disponibles de la zona de estudio.

SENSOR	IDENTIFICACIÓN	FECHA
LANDSAT 5 TM	P8 R57	14 - Feb - 95
SPOT 4 HRV1 XS	J340 K647	03 - Dic - 97
SPOT 4 HRV1 P	J340 K647	28 - Feb - 98
LANDSAT 7 ETM+	P8 R57	11 - Ene - 03
LANDSAT 7 ETM+	P8 R57	30 - Ene - 04
LANDSAT 7 ETM+	P8 R57	01 - Feb - 05

Fuente: Los autores, 2006

Las imágenes de los años 2004 y 2005 presentan pérdida de información en varias líneas, por lo que se hizo un mosaico entre ellas, puesto que la información inexistente en una se encuentra cubierta por la otra.

De este grupo de imágenes se seleccionaron para el desarrollo del proyecto la imagen Landsat del 14 de febrero de 1995, y el mosaico de las imágenes de los años 2004 y 2005.

Como fuentes de información adicionales se tuvieron:

- ✉ Estudio de suelos de Cundinamarca Escala 1:100.000 – IGAC , 2000
- ✉ Mapas Topográficos Escala 1:25.000, Subdirección de Cartografía Planchas 227-IV-A, 227-IV-C, 246-II-A

- ✓ Fotografías Aéreas: Región San Francisco, Faja 2A-63A, Planchas 227-246, Vuelo No. C-2584, Fecha de Toma: 8-10-1996, Fotos No. 0075-009, Escala 1:27200 – IGAC.
- ✓ Acuerdo 001 de 2000 – Plan básico de ordenamiento territorial del municipio de Mosquera
- ✓ Acuerdo 009 de 2000 – Plan básico de ordenamiento territorial del municipio de Soacha.
- ✓ Inventario y Diagnóstico de los Recursos Naturales y Renovables del área Jurisdiccional de la CAR” – Subdirección Científica, CORPORACIÓN AUTÓNOMA REGIONAL, 1998.

3.2 RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN EN CAMPO

Para determinar el número de muestras necesarias para el estudio de acuerdo a la zona, la teoría del muestreo determina que se debe utilizar la siguiente fórmula (Ospina,2002):

$$N \geq \frac{S}{CVE}$$

Donde:

N: Tamaño de la muestra.

S: Desviación Estándar de las unidades de muestreo

CVE: Coeficiente de variación de las unidades de muestreo

Los universos de muestreo definidos para este estudio se determinaron a partir del nivel de degradación el cual se mide con respecto a la presencia de vegetación y la humedad de la zona, lo que permitió agruparlo en tres categorías, definidas a partir de la aplicación de un índice a las imágenes de satélite que relaciona las bandas del espectro donde se describa la relación humedad – vegetación. En la

revisión bibliográfica se encontró que el índice *Rojo-Verde* (Gamon y Surfus, 1999) que relaciona las dos primeras bandas de Landsat, la banda roja es sensible a las variaciones de la humedad y los componentes químicos del suelo, la banda verde en particular permite distinguir las áreas descubiertas, lo cual se relaciona con los objetivos del proyecto, de esta manera, los universos de muestreo definidos para este estudio son:

- ✉ Zona de degradación baja: Presenta bajos niveles de carbono orgánico y humedad (contenido de carbono orgánico mayor a 10% y contenido de humedad mayor a 25%).
- ✉ Zona de degradación media: Contenidos medios de carbono orgánico y humedad (contenido de carbono orgánico entre 5% y 10% y humedad entre 10% y 25%).
- ✉ Zona de degradación alta: Poca o nula presencia de estos contenidos (contenido de carbono orgánico menor a 5% y humedad menor a 10%).

La zona de estudio carece de la información que permite calcular el coeficiente de variación debido a que los estudios encontrados: Estudio de Suelos de Cundinamarca (2000), Estudio general y detallado de suelos de los municipios de Cota, Funza, Mosquera y parte de Madrid (1977) por ser de escala general solo tienen un perfil descriptivo por unidad cartográfica, lo que representa poca información para grandes áreas y no es posible establecer el comportamiento de las propiedades del suelo. Por tal motivo, fue necesario realizar un estudio de premuestreo, que consiste en tomar varias muestras de los universos, establecer la variabilidad de los contenidos objetos de estudio y finalmente obtener el tamaño de muestra adecuado (Ver Anexo 2: “Datos Muestreo y Pre-Muestreo”), los análisis de laboratorio fueron realizados por el Laboratorio de Suelos de la Facultad de Medio Ambiente y Recursos Naturales de la Universidad Distrital, los resultados se observan en la tabla 3.

Tabla 3: Contenidos de Carbono Orgánico y Humedad de las premuestras de la zona de estudio.

PREMUESTREO

MUESTRA	CARBON ORGANICO C.O. %			CH%
	C.O. Oxidable%	C.O. Total %	M.O. %	
1	0,99	1,31	2,27	11,25
2	0,96	1,26	2,18	5,90
3	1,64	2,17	3,75	34,40
4	1,68	2,22	3,84	32,13
5	2,11	1,6	2,77	1,4
6	4,36	3,3	5,72	1,8

Fuente: Informe de laboratorio – Laboratorio de Suelos Universidad Distrital Francisco José de Caldas, 2006.

Donde:

CH% es el porcentaje de humedad de la muestra.

M.O% es la materia orgánica de la muestra.

C.O % Total es el porcentaje de carbono orgánico total de la muestra y corresponde según el factor Van Bemmelen a 1.732 veces el M.O%

C.O % Oxidable es el porcentaje de carbono orgánico oxidable de la muestra

A pesar que el muestreo sistemático es comúnmente utilizado en estudios de suelos este no fue empleado, debido a que no se encontró un orden respecto a las variables en la zona de estudio, en donde este hubiera resultado eficiente. De esta manera, se realizó un muestreo estratificado donde cada estrato corresponde a los niveles de degradación y al interior de cada uno de los estratos se utilizó muestreo aleatorio simple. De acuerdo, con los resultados obtenidos en la determinación del tamaño de muestra, se obtuvo que para un coeficiente de variación estimado del 11%, el número de muestras adecuado por universo es dos.

En esta etapa, los análisis fueron realizados por el Laboratorio de Suelos del Instituto Geográfico Agustín Codazzi - IGAC (Ver Anexo 3: Resultados Análisis de Suelos). Los resultados se pueden observar en la tabla 4.

Tabla 4: Contenidos de Carbono Orgánico y Humedad de las Muestras de la zona de estudio.

MUESTREO

MUESTRA	CARBON ORGANICO C.O. %			CH%
	C.O. Oxidable%	C.O. Total %	M.O. %	
7	1,15	1,51	2,62	11,64
8	3,04	2,3	3,98	0,50
9	1,76	2,32	4,02	8,90
10	2,11	1,6	2,77	1,30
11	3,37	4,44	7,69	21,16
12	2,24	1,7	2,94	0,80

Fuente: Informe de Laboratorio – Laboratorio de Suelos IGAC, 2006

Donde:

CH% es el porcentaje de humedad de la muestra.

M.O% es la materia orgánica de la muestra.

C.O % Total es el porcentaje de carbono orgánico total de la muestra y corresponde según el factor Van Bemmelen a 1.732 veces el M.O%

C.O % Oxidable es el porcentaje de carbono orgánico oxidable de la muestra

Para ambas etapas se utilizó un navegador GPS 315 Magellan, bolsas plásticas, balde, pala, metro, cámara fotográfica.

Esta etapa además permitió reconocer los patrones característicos, usos y coberturas presentes y así tener un nivel de referencia de la zona. Ver Anexo 4: Reconocimiento en Campo.

El procesamiento de las muestras obtenidas en campo se realizó mediante métodos de laboratorio con el fin obtener los valores de los elementos requeridos para el estudio; este proceso evaluó las propiedades químicas y físicas obteniendo los indicadores de la humedad y del carbono orgánico.

4. PREPROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES

Las imágenes de satélite utilizadas en este proyecto (Tabla 5) se descargaron^{*} del Global *Land Cover Facility Institute for Advanced Computer Studies University of Maryland* gratuitamente:

Tabla 5: Datos de las Imágenes descargadas de Internet

[ID]	Status [WRS: P/R]	[Acq. Date]	Dataset Producer	Attr. Type	Location
032-356	Online 2: 008/057	1995-02-14	TM EarthSat	Ortho, GeoCover GeoTIFF	Colombia
034-468	Online 2: 008/057	2004-01-30	ETM+ USGS	SLC-Off, L1G GeoTIFF	Colombia
073-232	Online 2: 008/057	2005-02-01	ETM+ USGS	SLC-Off, L1G GeoTIFF	Colombia

Fuente: <http://ftp.glcft.umiacs.umd.edu/glcft/Landsat.htm>, Julio 2005.

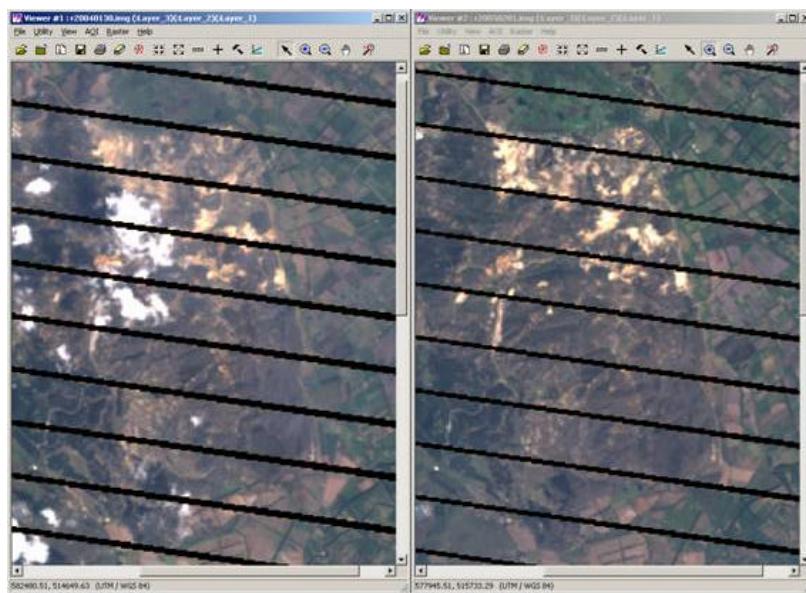
Estas imágenes fueron importadas a formato .img utilizando la herramienta *Import* del Módulo *Import* de ERDAS IMAGINE 8.5, posteriormente se recortaron de acuerdo al área de estudio usando la herramienta *Subset* del Módulo *Interpreter* a un tamaño de 246 * 634 píxeles, además, la banda seis fue excluida de ambas subescenas debido a que no aportaba información para los objetivos que se persiguen en este estudio.

4.1 MOSAICO DE IMÁGENES LANDSAT: FEBRERO 1 DE 2005 – ENERO 30 DE 2004

El programa Landsat ha tenido inconvenientes con la captura de imágenes en los últimos años, por lo que se ha perdido información de las escenas; una manera de recuperar dicha información es realizando un mosaico entre dos imágenes de tomas con fechas cercanas. Para nuestro caso, la variación que presentan los

contenidos estudiados se asume pequeña en el término de un año, por lo que se escogieron dos escenas correspondientes al mismo período climático de los años 2004 y 2005 (Figura 5), donde la información no obtenida en una escena, se recupera en la otra.

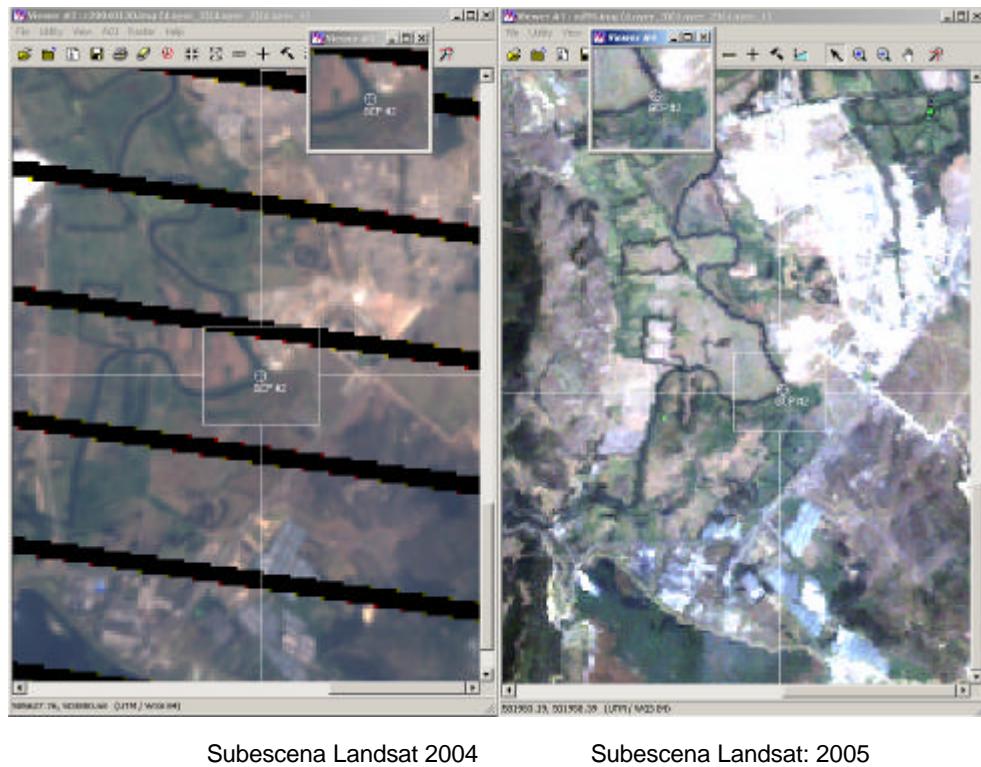
Figura 5: Composición RGB: 321 de las Subescenas Landsat ETM+ Enero 2004 y Febrero 2005



Fuente: ERDAS Imagine 8.5

Cabe anotar que las imágenes vienen georreferenciadas (Proyección UTM Zona 18, Elísoide WGS84 y Dátum WGS84), no obstante, se presentaron inconsistencias notables en los cauces de los ríos y las vías, lo cual demostró que había un error en la georreferenciación, por lo que se hizo necesario corregir nuevamente las imágenes (Figura 6), usando la imagen del 14 de febrero de 1995 la que se encuentra ortorectificada garantizando así la precisión de la nueva corrección geométrica. Se tomaron nueve puntos de control y se ajustó el modelo utilizando un polinomio de primer orden manteniendo los parámetros de referencia.

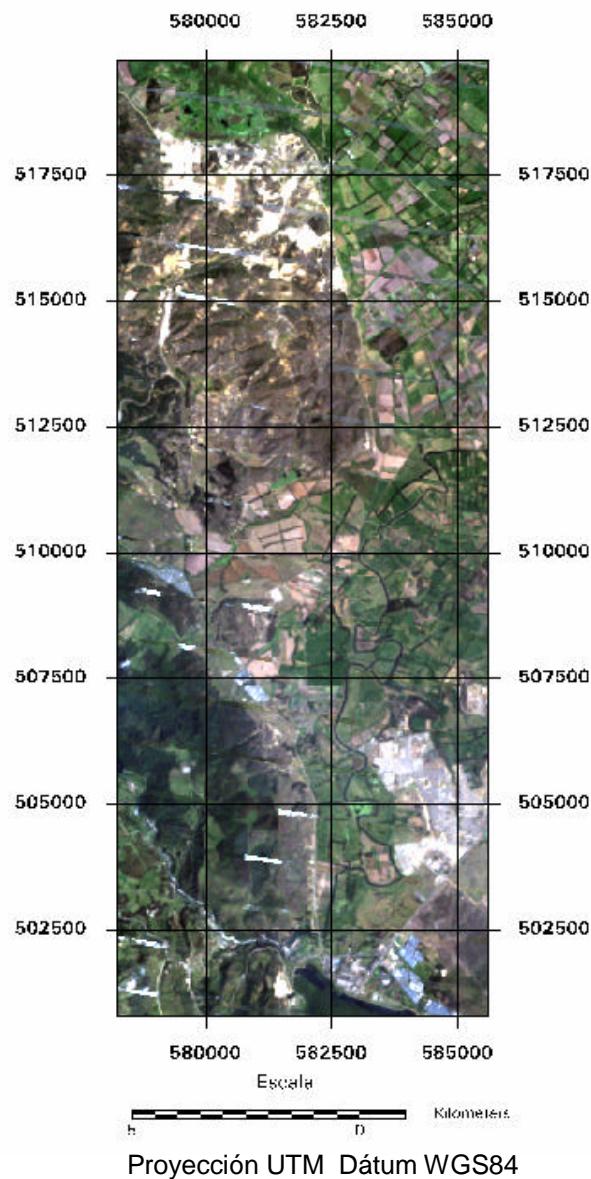
Figura 6: Georreferenciación de Subescenas Enero 2004 y Febrero 2005



Fuente: ERDAS Imagine 8.5

Para hacer el mosaico se sobrepuso la escena del año 2005 a la del 2004 utilizando la herramienta *Mosaic Images* del módulo *DataPrep* de ERDAS, atenuándola presencia de nubes, para completar este proceso y homogenizar la imagen se realizó preliminarmente un ajuste de histograma de la subescena de 2004 con respecto a la subescena de 2005 usando la herramienta *Histogram Match* del módulo *Interpreter* de ERDAS. El producto final de esta etapa fue el mosaico que se aprecia en la Figura 7.

Figura 7: Mosaico Final de las subescenas enero 2004 – febrero 2005, composición RGB-321 Landsat ETM+.



Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5

4.2 OBTENCIÓN DE VARIABLES FÍSICAS A PARTIR DE NIVELES DIGITALES Y CORRECCIÓN ATMOSFÉRICA

La teoría indica que existen factores físicos que afectan la respuesta espectral de una zona, por lo que la radiación recibida no es exactamente la procedente del suelo (Ver Anexo 5: Obtención de variables físicas a partir de niveles digitales).

Al transformar los niveles digitales inicialmente a valores de radiancia se obtiene la cantidad de energía que capta el sensor, incluyendo todos los efectos atmosféricos. Al convertir la radiancia a valores de reflectividad se consigue la información física del objeto.

Adicionalmente, al incluir una corrección atmosférica se busca reducir los efectos atmosféricos (dispersión y absorción) y mejorar la calidad de la información para obtener mejores resultados en el objetivo del proyecto.

Los dos procedimientos se realizaron simultáneamente como se describe a continuación (Ver Anexo 6: Metadatos de las imágenes):

El primer paso fue transformar los niveles digitales de las subescenas en valores de radiancia. Se utilizó la fórmula⁷:

$$L_r = \frac{Q_{CALMAX} - Q_{CALMIN}}{Q_{CALMAX} + Q_{CALMIN}} \cdot Q_{CAL} + Q_{CALMIN}$$

Donde:

L_r ? Radiancia espectral de la apertura del sensor ($watts/(m^2 \cdot ster \cdot nm)$)

Q_{CAL} ? Valor del píxel en Nivel Digital,

L_{MIN} ? Radiancia Espectral escalada para el nivel digital mínimo

⁷ http://ltpwww.gsfc.nasa.gov/IAS/handbook_htmls/Chapter11/Chapter11.html

	$(watts / (m^2 \cdot ster \cdot nm))$,
L_{MAX} ?	Radiancia Espectral escalada para el nivel digital máximo $(watts / (m^2 \cdot ster \cdot nm))$,
Q_{CALMIN} ?	Nivel Digital Mínimo
Q_{CALMAX} ? .	Nivel Digital Máximo

Nota: Todas las bandas excepto la cuatro utilizan los valores de ganancia alta (High Gain).

Una vez obtenida la radiancia, que relaciona la energía medida directamente por el sensor, se puede estimar la reflectancia y a partir de estas generar modelos.

Para esto se utilizó un algoritmo, Chávez (1996), el cual, además de convertir los valores de radiancia a reflectancia introduce una corrección atmosférica que disminuye los efectos atmosféricos y permite obtener una imagen que se relaciona más con la cantidad de energía reflejada:

$$\rho = \frac{L_{SAT} \cdot L_p \cdot d^2}{E_0 \cdot \cos(\theta_z) \cdot T_z}$$

Donde:

- ρ ? Reflectancia de la superficie,
- θ_z ? Ángulo Cenital Solar en radianes,
- E_0 ? Irradiancia Solar Espectral sobre la atmósfera, d ? Distancia Tierra – Sol en unidades astronómicas⁷ (Ver Anexo 7: Cálculo de la Distancia Tierra Sol),
- T_z ? Transmisividad atmosférica entre el sol y la superficie promedio por banda.

⁷ Protocolo Para El Preprocesamiento De Imágenes Satelitales Landsat Para Aplicaciones De La Administración De Parques Nacionales – Administración de Parques Nacionales –Sistema de Información de Biodiversidad, Buenos Aires – 2005.

L_s ? Radiancia espectral del sensor

L_p ? Radiancia resultante de la interacción de la radiancia electromagnética con los componentes atmosféricos, la cual se obtiene de la fórmula:

$$L_p = L_{MIN} + L_{1\%}$$

Donde

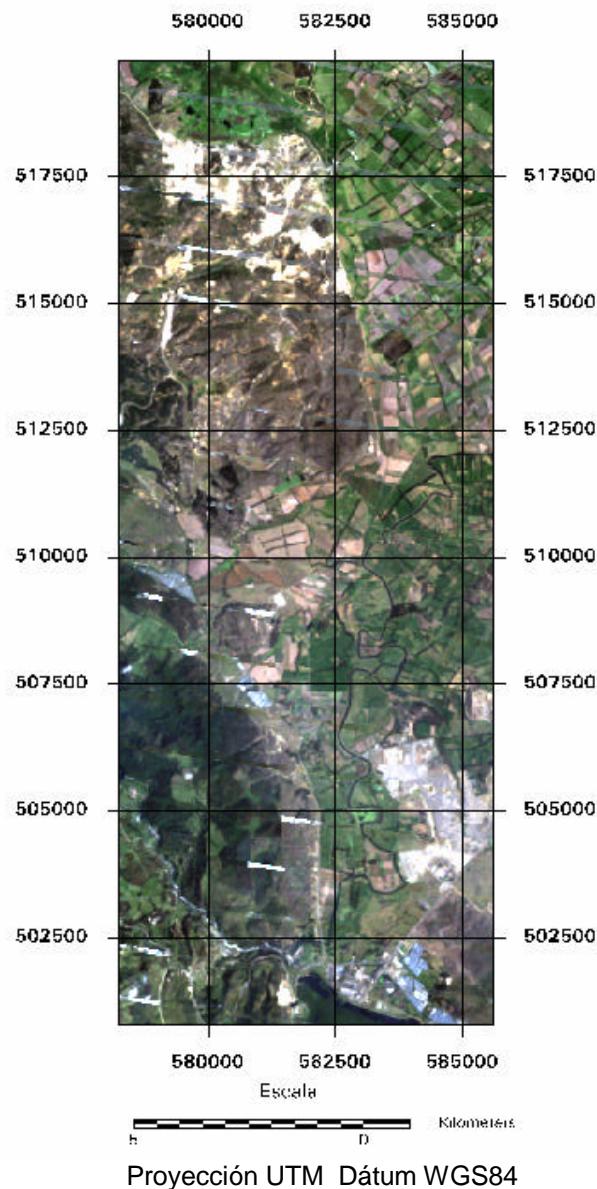
L_{MIN} ? Radiancia Espectral escalada para el nivel digital mínimo y $L_{1\%}$ está dado por:

$$L_{1\%} = \frac{0.01 \cdot \cos(\theta_z) \cdot T_z \cdot E_0}{\pi \cdot d^2}$$

Este procedimiento (Ver ejemplo en el Anexo 8: Transformación de niveles digitales a valores de reflectancia en Model Maker) fue programado con el módulo *Model Maker* de ERDAS Imagine 8.5.

La imagen en valores de reflectancia y corregida atmosféricamente del mosaico se observa en la Figura 8.

Figura 8: Imagen Mosaico 2004-2005 en valores de reflectancia, Composición RGB 321, Landsat ETM+.



Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5

4.3 ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LAS SUBESCENAS

4.3.1 Imagen Landsat: Febrero 14 de 1995

Las estadísticas unibanda de la imagen se aprecian en la Tabla 6 y los histogramas de cada una de las bandas en la Figura 9.

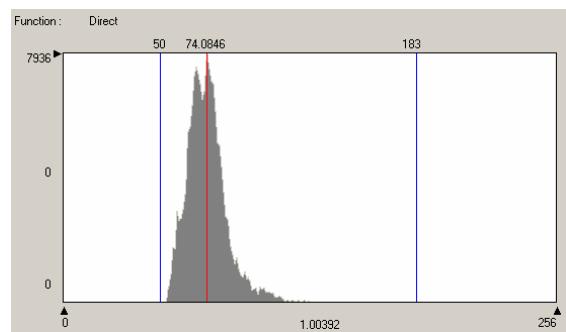
Tabla 6: Estadísticas Unibanda de la Subescena 1995

Banda	Mínimo	Máximo	Media	Mediana	Moda	Desviación Estándar
1	50	183	74.085	73	74	11.582
2	1	140	33.464	33	32	8.513
3	11	181	39.221	38	30	14.757
4	11	195	70.608	68	54	23.473
5	1	254	97.850	99	115	33.418
7	1	147	40.408	40	47	18.224

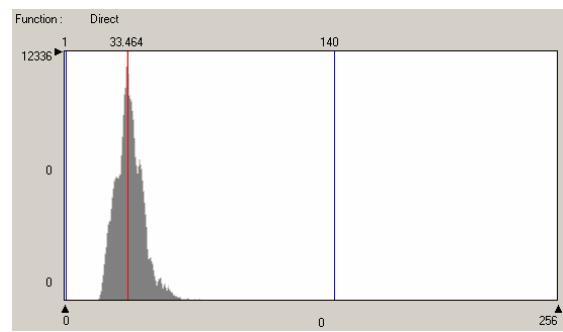
Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5, 2006.

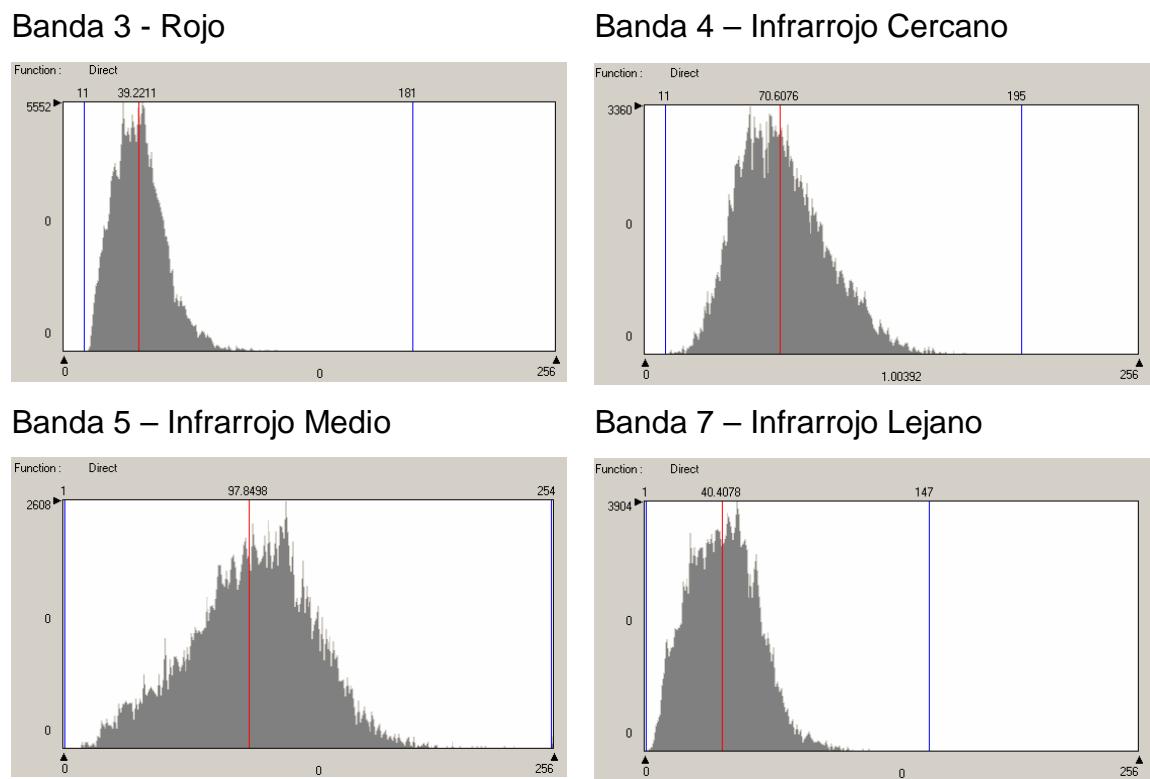
Figura 9: Histogramas de las bandas – Subescena Febrero 14 de 1995

Banda 1 - Azul



Banda 2 - Verde





Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5

La matriz de correlación de la subescena se observa en la Tabla 7

Tabla 7: Matriz de Correlación Subescena 1995

	B1	B2	B3	B4	B5	B7
B1	1	0,95	0,94	0,29	0,78	0,83
B2	0,95	1	0,96	0,41	0,82	0,82
B3	0,94	0,96	1	0,29	0,87	0,88
B4	0,28	0,41	0,29	1	0,39	0,14
B5	0,78	0,82	0,87	0,39	1	0,94
B7	0,83	0,82	0,88	0,14	0,94	1

Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5, 2006

Los histogramas indican la tendencia de las seis bandas a tener valores bajos; las

bandas del visible (1, 2 y 3) presentan un rango de variación pequeño en sus niveles digitales, mientras que las bandas del infrarrojo (4, 5 y 7) presentan un rango de variación más amplio; en la matriz de correlación se muestra que la banda cuatro (infrarrojo cercano) está poco correlacionada con las demás bandas; las bandas del visible presentan correlaciones altas entre ellas, así como las dos últimas del infrarrojo.

4.3.2 Mosaico 2005 – 2004: Niveles Digitales

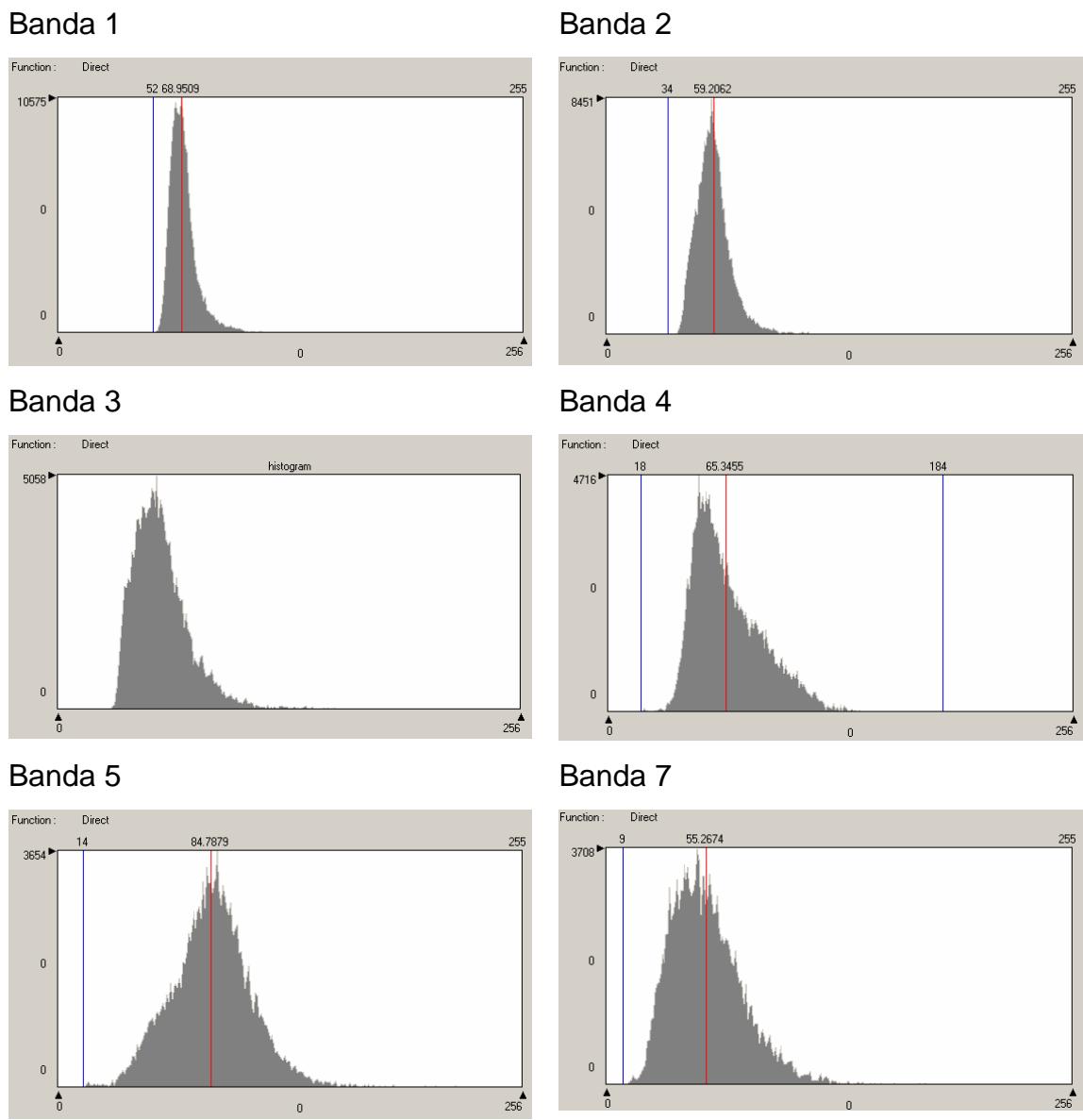
Las estadísticas unibanda se aprecian en la Tabla 8, los histogramas de cada banda en la Figura 10 y las estadísticas multibanda en la Tabla 9 de esta nueva imagen se obtuvo el siguiente resultado:

Tabla 8: Estadísticas Unibanda Subescena Mosaico 2004-2005

Banda	Mínimo	Máximo	Media	Mediana	Moda	Desviación Estándar
1	52	255	68.951	67	67	11.953
2	34	255	59.206	57	57	14.431
3	25	255	58.163	54	54	21.061
4	18	184	65.345	61	49	19.560
5	14	255	84.788	84	87	24.914
7	9	255	55.267	52	49	21.856

Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5, 2006

Figura 10: Histogramas de las bandas – Subescena Mosaico 2005-2004



Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5

Tabla 9: Matriz de Correlación Subescena Mosaico 2004-2005

	B1	B2	B3	B4	B5	B7
B1	1	0,94	0,90	0,13	0,67	0,73
B2	0,94	1	0,95	0,30	0,79	0,79
B3	0,90	0,95	1	0,12	0,83	0,88
B4	0,13	0,30	0,12	1	0,31	0,03
B5	0,67	0,79	0,83	0,31	1	0,93
B7	0,73	0,79	0,88	0,03	0,93	1

Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5, 2006

En los histogramas se observa un rango de niveles digitales pequeño para las bandas del visible, mientras que para las bandas del infrarrojo es mucho más amplio; para todas las bandas la tendencia de los niveles digitales es ocupar valores bajos. La matriz de correlación indica que entre las bandas del infrarrojo y el visible hay poca relación, mientras que las últimas bandas del infrarrojo están altamente correlacionadas entre ellas, al igual que las del visible. La banda cuatro presenta la relación más pobre con las demás bandas.

4.3.3 Mosaico 2005 – 2004: Valores de Reflectancia

Las estadísticas unibanda de esta nueva imagen se muestran en la Tabla 10, los histogramas de cada banda en la Figura 11 y las estadísticas multibanda en la Tabla 11.

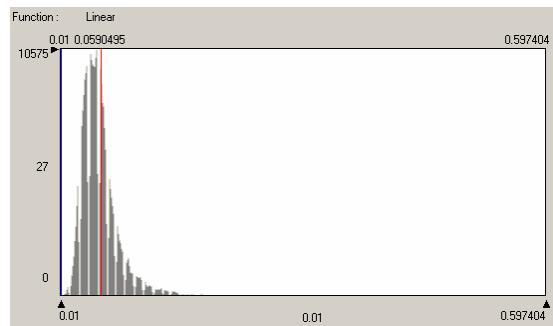
Tabla 10: Estadísticas Unibanda de la Subescena Mosaico 2005-2004 en valores de reflectancia y corregida atmosféricamente

Banda	Mínimo	Máximo	Media	Mediana	Moda	Desviación Estándar
1	0.01	0.5874	0.059	0.051302	0.5130	0.035
2	0.01	0.58866	0.076	0.06877	0.0688	0.038
3	0.0035	0.50024	0.075	0.065611	0.0656	0.045
4	0.01	1.1715	0.330	0.29914	0.2159	0.132
5	0.0051	0.59141	0.177	0.17461	0.1815	0.061
7	0.0046	0.66867	0.128	0.11874	0.1110	0.059

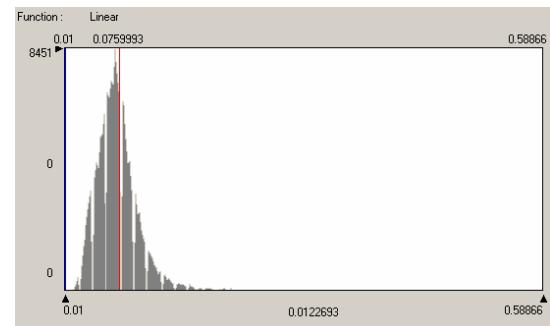
Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5, 2006

Figura 11: Histogramas de las bandas – Subescena Mosaico en valores de reflectancia y corregida atmosféricamente

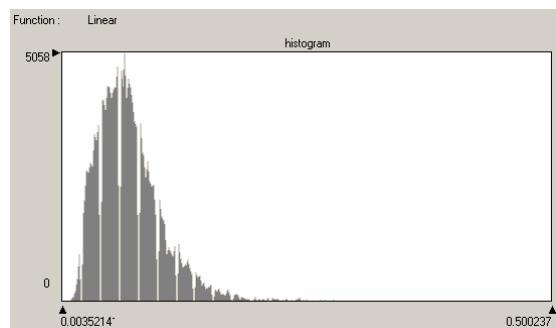
Banda 1



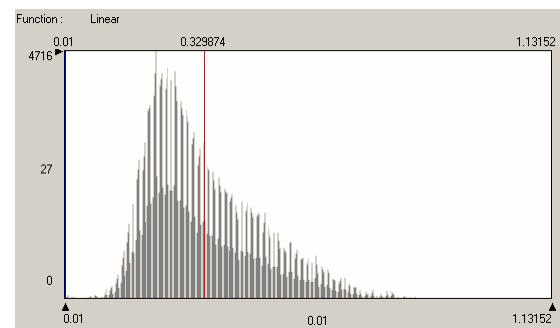
Banda 2



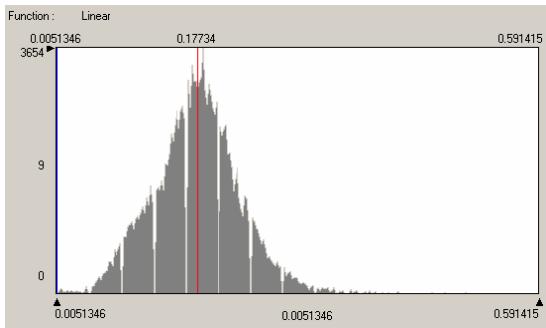
Banda 3



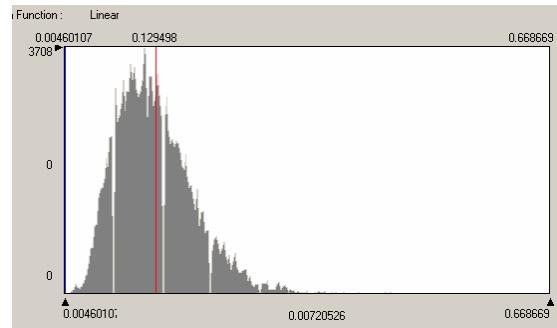
Banda 4



Banda 5



Banda 7



Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5, 2006

Tabla 11: Matriz de correlación – Subescena Mosaico en valores de reflectancia y corregida atmosféricamente

	B1	B2	B3	B4	B5	B7
B1	1	0,94	0,90	0,13	0,67	0,73
B2	0,94	1	0,95	0,30	0,79	0,79
B3	0,90	0,95	1	0,12	0,83	0,88
B4	0,13	0,30	0,12	1	0,31	0,03
B5	0,67	0,79	0,83	0,31	1	0,93
B6	0,73	0,79	0,88	0,03	0,93	1

Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5, 2006

En los histogramas se observa el efecto que produjo la corrección atmosférica. Los valores fueron llevados al origen y al mismo tiempo se expandió el rango de los niveles digitales; todas las bandas tienden a ocupar valores bajos excepto la cinco, que no presenta tendencia a ocupar valores altos o bajos; la matriz de correlación muestra que se mantiene la relación entre las bandas con respecto a la imagen original.

Con esta imagen se calcularon los índices y las transformaciones espectrales descritas en el capítulo siguiente con el módulo *Model Maker* de ERDAS.

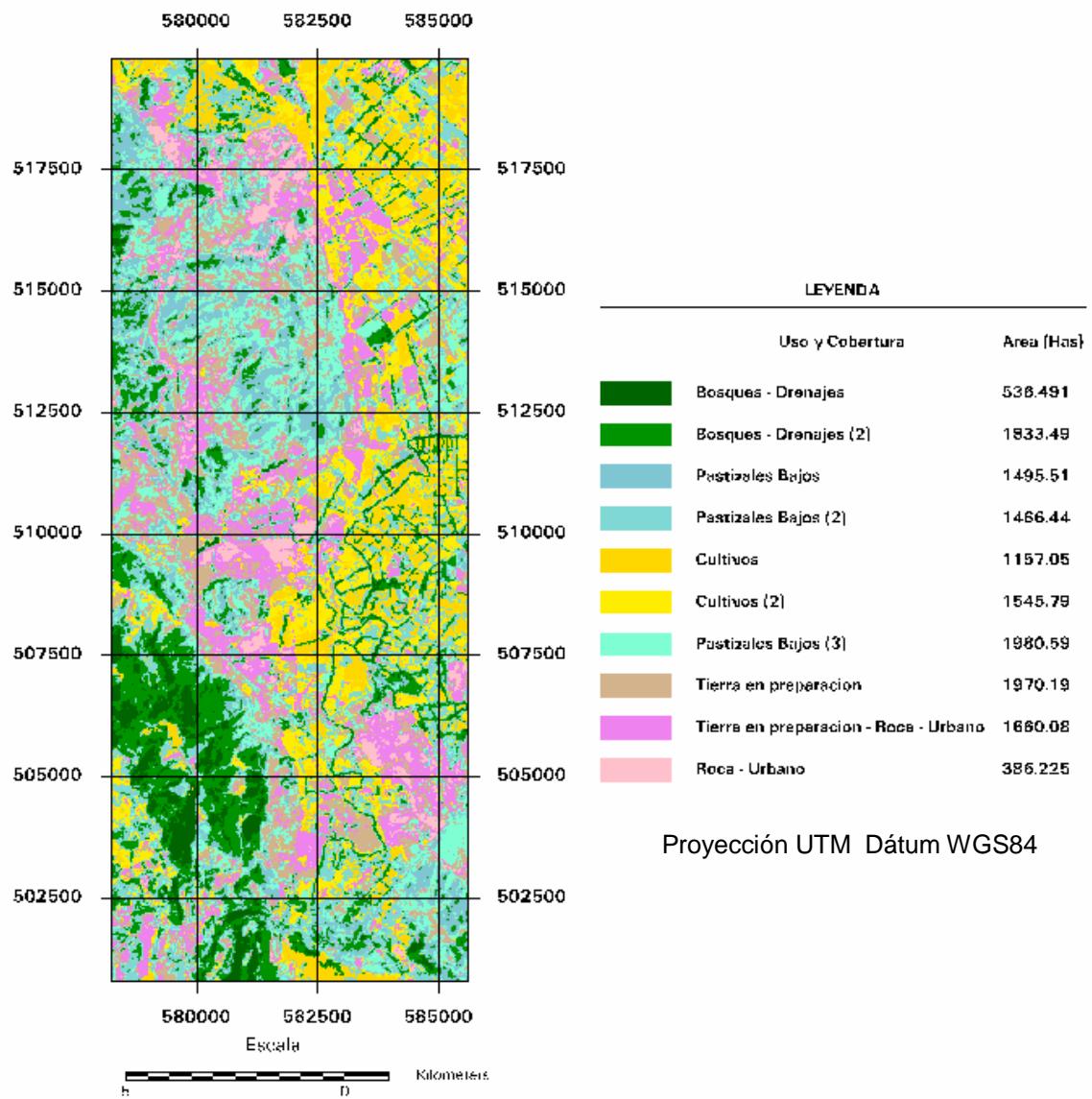
5. PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES

5.1 CLASIFICACIONES PREVIAS

El estudio se centra en suelos descubiertos o pastizales; para definir estas áreas y hacer un reconocimiento general de la zona se llevó a cabo una clasificación no supervisada sobre ambas subescenas. Los parámetros que se definieron en ambos casos fueron: diez clases, umbral de convergencia de 0.95 y a las clasificaciones resultantes se les aplicó un filtro de mediana de 3 x 3 para homogenizar las clases y eliminar los píxeles aislados. El resultado para la subescena 95 se aprecia en la Figura 12 y para la subescena Mosaico en la Figura 13.

Figura 12: Mapa de Uso y Cobertura del año 1995,

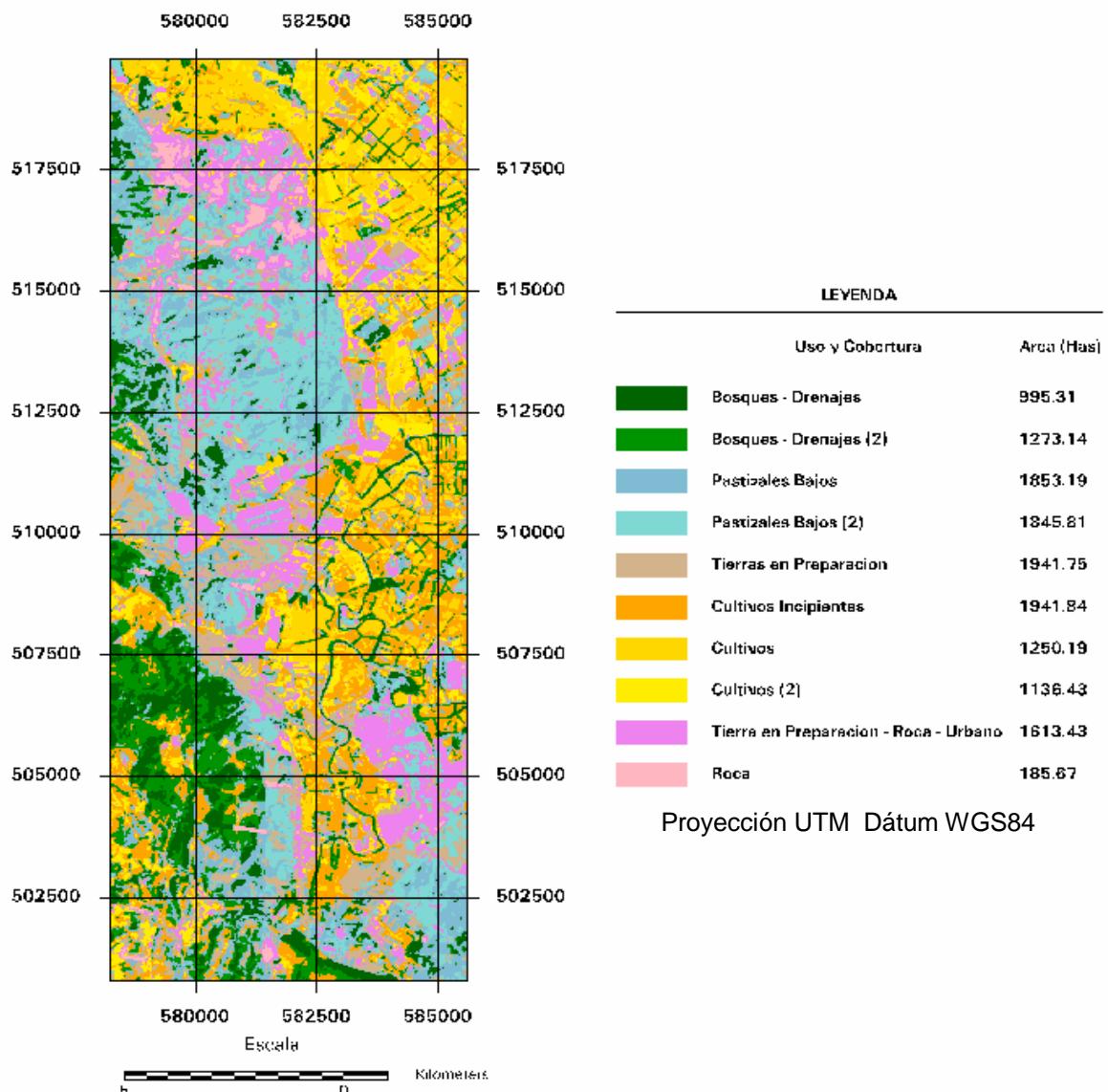
Row	Opacity	Color	Class Names	Area	Value	Histogram	Red	Green	Blue
0	1		Unclassified	0	0	0	0	0	0
1	1	Green	Bosques - Drenajes	536.491	1	6605	0	0.392157	0
2	1	Green	Bosques - Drenajes (2)	1833.49	2	22573	0	0.58	0
3	1	Cyan	Pastizales Bajos	1495.51	3	18412	0.498039	0.78	0.827451
4	1	Cyan	Pastizales Bajos (2)	1466.44	4	18054	0.498039	0.85	0.827451
5	1	Yellow	Cultivos	1157.05	5	14245	1	0.843137	0
6	1	Yellow	Cultivos (2)	1545.79	6	19031	1	0.93	0
7	1	Cyan	Pastizales Bajos (3)	1980.59	7	24384	0.498039	1	0.827451
8	1	Brown	Tierra en preparacion	1970.19	8	24256	0.823529	0.701961	0.54902
9	1	Magenta	Tierra en preparacion - Roca - Urbano	1660.08	9	20438	0.933333	0.509804	0.933333
10	1	Pink	Roca - Urbano	386.225	10	4755	1	0.752941	0.796078



Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5 – Clasificación no supervisada.

Figura 13: Mapa de uso y cobertura – Mosaico 2005/2004

Row	Opacity	Color	Class Names	Area	Value	Histogram	Red	Green	Blue
0	1	Black	Unclassified	0	0	0	0	0	0
1	1	Dark Green	Bosques - Drenajes	995.31	1	11059	0	0.392157	0
2	1	Medium Green	Bosques - Drenajes (2)	1273.14	2	14146	0	0.58	0
3	1	Light Blue	Pastizales Bajos	1853.19	3	20591	0.498039	0.74	0.827451
4	1	Cyan	Pastizales Bajos (2)	1845.81	4	20509	0.498039	0.85	0.827451
5	1	Brown	Tierras en Preparación	1941.75	5	21575	0.823529	0.701961	0.54902
6	1	Orange	Cultivos Incipientes	1941.84	6	21576	1	0.647059	0
7	1	Yellow	Cultivos	1250.19	7	13891	1	0.843137	0
8	1	Light Yellow	Cultivos (2)	1136.43	8	12627	1	0.93	0
9	1	Pink	Tierra en Preparación - Roca - Urbano	1613.43	9	17927	0.933333	0.509804	0.933333
10	1	Light Red	Roca	185.67	10	2063	1	0.713725	0.756863

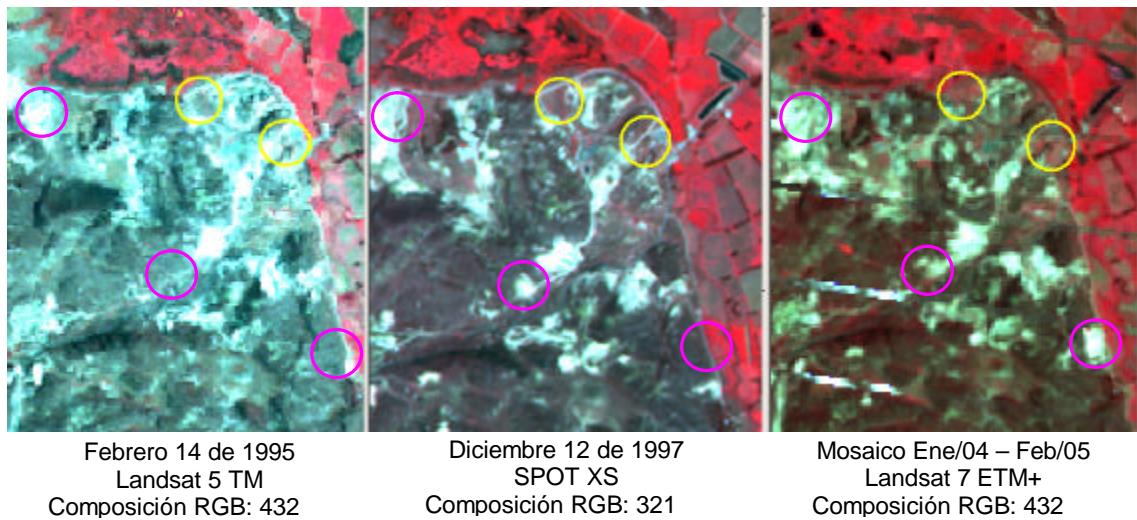


Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5 – Clasificación no supervisada.

Esta clasificación muestra clases mezcladas. Se encuentra que las áreas de suelos descubiertos han aumentado con respecto a la imagen clasificada de 1995.

Al hacer una comparación inicial entre las subescenas que aparecen en la figura 14, se encuentra que la pérdida de la capa arable en el sector de los cerros ha aumentado con respecto a 1995 en la mayoría de zonas; se evidencian los procesos erosivos acelerados y la continua extracción de materiales de construcción en canteras (zonas magenta, figura 14). Solamente algunas zonas presentan una leve recuperación en la parte superficial, consecuencia de la reglamentación ambiental que obliga a las industrias de explotación minera a regenerar la cobertura de la zona explotada (zonas amarillas, figura 14).

Figura 14: Evolución de los procesos degradativos años: 1995-1997 y 2004-2005



Fuente: ERDAS Imagine 8.5 ,2006

Se estableció por el Factor de Índice Óptimo (OIF) (Tabla 12) que la combinación a color que permite discriminar las diferentes coberturas es la:

$$OIF \ ? \frac{S_i \ ? \ S_j \ ? \ S_k}{|\ ?_{ij} | \ ? \ |\ ?_{jk} | \ ? \ |\ ?_{ik} |}$$

Donde S_i : desviación estándar de la banda i

?_{ik}: correlación entre las bandas i y k

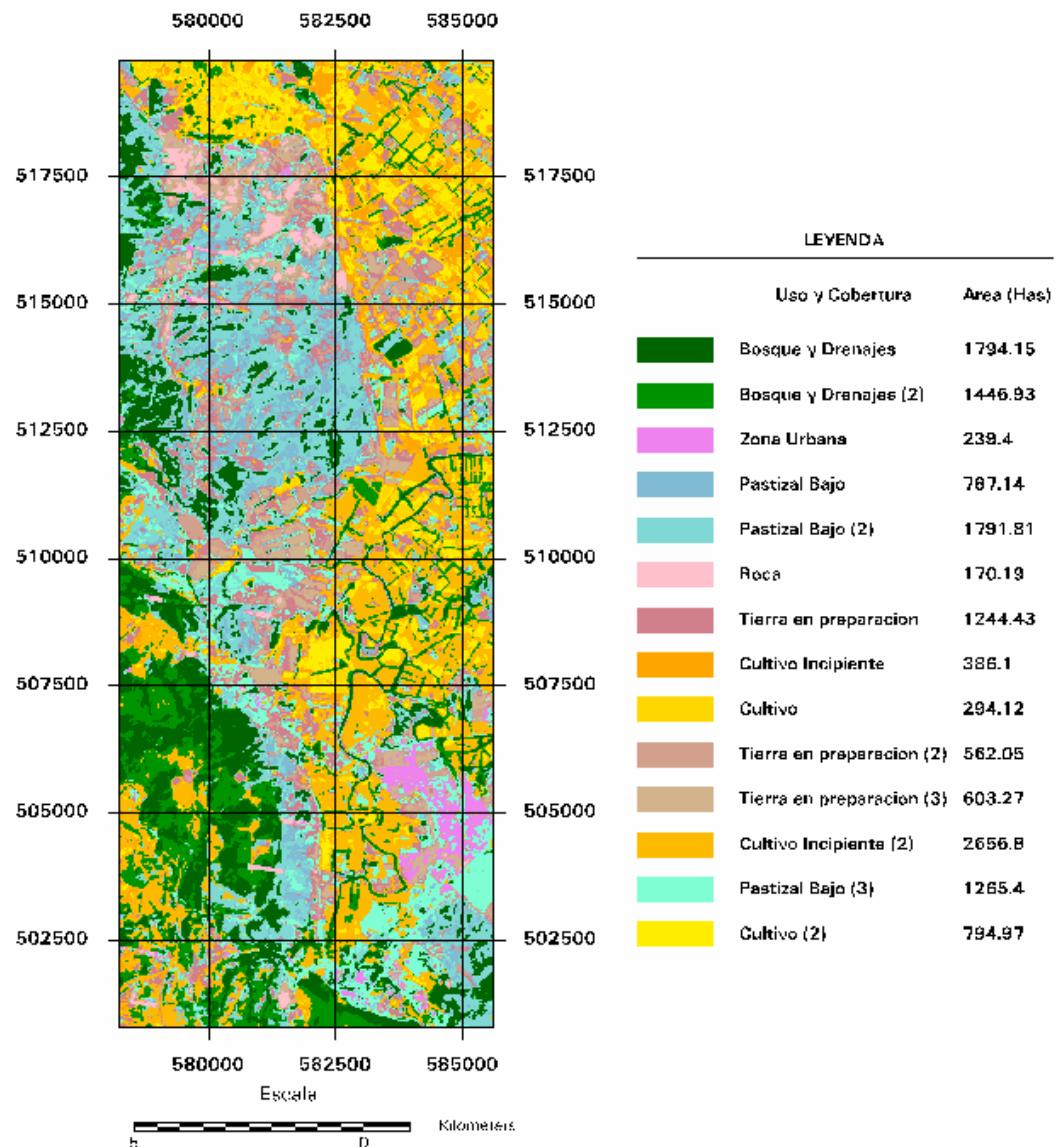
Tabla 12: Índice OIF para combinaciones Espectrales

Combinación	OIF
437	60228,71
741	59870,73
345	51772,57
145	51146,99
742	49633,03
413	45669,33
245	41983,26
412	33367,90
752	24367,03
731	21815,93

Fuente: Los autores, 2006

Después de establecer la combinación a color más adecuada, se realizó una Clasificación Supervisada para la subescena del mosaico, debido a que la Clasificación No Supervisada no arrojó los resultados esperados. Esta nueva clasificación se realizó con 14 áreas de entrenamiento y el criterio de clasificación fue el de Mínima Distancia, luego se aplicó un filtro de mediana de 3 x 3 para homogenizar las clases. El resultado se aprecia en la Figura 15.

Figura 15: Mapa de uso y cobertura Mosaico Subescenas 2005-2004



Row	Opacity	Color	Class Names	Area	Value	Histogram	Red	Green	Blue
0	0	[Black]	Unclassified	0	0	0	0	0	0
1	1	[Green]	Bosque y Drenajes	1794.15	1	19935	0	0.392157	0
2	1	[Green]	Bosque y Drenajes (2)	1446.93	2	16077	0	0.58	0
3	1	[Magenta]	Zona Urbana	239.4	3	2660	0.933333	0.509804	0.933333
4	1	[Blue]	Pastizal Bajo	787.14	4	8746	0.498039	0.74	0.827451
5	1	[Cyan]	Pastizal Bajo (2)	1791.81	5	19909	0.498039	0.85	0.827451
6	1	[Pink]	Roca	170.19	6	1891	1	0.752941	0.796078
7	1	[Maroon]	Tierra en preparacion	1244.43	7	13827	0.823529	0.5	0.54902
8	1	[Orange]	Cultivo Incipiente	386.1	8	4290	1	0.647059	0
9	1	[Yellow]	Cultivo	294.12	9	3268	1	0.843	0
10	1	[Brown]	Tierra en preparacion (2)	562.05	10	6245	0.823529	0.63	0.54902
11	1	[Brown]	Tierra en preparacion (3)	603.27	11	6703	0.823529	0.701961	0.54902
12	1	[Orange]	Cultivo Incipiente (2)	2656.8	12	29520	1	0.73	0
13	1	[Cyan]	Pastizal Bajo (3)	1265.4	13	14060	0.498039	1	0.827451
14	0	[Black]		0	14	0	0	0	0
15	1	[Yellow]	Cultivo (2)	794.97	15	8833	1	0.93	0

Fuente: Adaptado de ERDAS Image 8.5 - Clasificación Supervisada, 2006

5.2 TRANSFORMACIONES ESPECTRALES

Cuando interesa detectar algún aspecto específico de la superficie terrestre, pueden utilizarse índices que emplean algunas de las bandas. Estos índices suponen a su vez una transformación de las bandas. En general podemos hablar de dos tipos de transformaciones:

- ✉ Orientadas: Son transformaciones en las que se conoce a priori cuales son los factores que intervienen, de modo que los coeficientes de las transformaciones están especialmente orientados para estimarlos.
 - Índices de vegetación.
 - Transformación Tasseled Cap.
 - Transformación RGB – IHS
- ✉ No orientadas: No se asume nada acerca de cuales son los factores implicados y se deja que un procedimiento estadístico analice los datos para buscar regularidades que permiten extraer un conjunto de nuevas variables (componentes, factores, etc.) que explican los valores de reflectividad obtenidos.

Estas nuevas variables y su naturaleza física o meramente estadísticas deberán interpretarse a posteriori:

- Análisis de Componentes Principales

5.2.1 Índices

Los índices son usados para crear imágenes de salida que combinan matemáticamente los valores de reflectancia de bandas diferentes. En muchos casos los índices escogidos pueden resaltar y mejorar diferencias que no pueden ser observados en el despliegue de las bandas de color originales; también pueden ser usados para minimizar los efectos de sombra en las imágenes multiespectrales.

De acuerdo a la revisión bibliográfica realizada, los índices más utilizados se aprecian en la tabla 13, de los cuales son índices de vegetación el RVI, NDVI y sus modificaciones: NDVI-SWIR, IPVI, DVI, DVI-SWIR, EVI, EVI-SWIR, NDTI, TVI y PVI; índices resistentes al efecto del suelo: el grupo de los SAVI; resistentes a los efectos atmosféricos: GEMI, ANDVI y WDVI, así como algunos índices encontrados que han sido utilizados específicamente en el estudio del SOC y de la humedad: ALBEDO, CI, RI, VARIGREEN.

Tabla 13: Índices Espectrales

Sigla	Nombre (En inglés)	Fórmula	Referencia
ALBEDO	ALBEDO	$ALBEDO = \frac{R_{NIR} + R_B}{R_NIR + R_B}$	Ríos et al 2002
ANDVI	Amplified Normalized Difference Vegetation Index	$ANDVI = \frac{(R_NIR - R_B) / (R_NIR + R_B)}{(R_NIR - R_B) / (R_NIR + R_B)}$	Zurita 2000
ATSAVI	Adjusted Transformed Soil-Adjusted Vegetation Index	$ATSAVI = \frac{a(R_NIR - R_B) / (R_NIR + R_B)}{a(R_NIR - R_B) / (R_NIR + R_B) + ab / X(1 - a^2)}$	Baret y Guyot 1991

CI	Coloration Index	$CI ? \frac{R_R ? R_G ?}{R_R ? R_G ?}$	Mathieu et al 1998
DVI ó VI	Difference Vegetation Index	$DVI ? VI ? R_{NIR} ? R_R$	Kriegler et al 1969
EVI	Environmental Vegetation Index	$EVI ? \frac{2.5 ? R_{NIR} ? R_R ?}{1 ? R_{NIR} ? 6R_R ? 7.5R_B ?}$	Boegh et al 2002
EVI – SWIR	EVI - SWIR	$EVI ? SWIR ? ?NDVI ? 1 ? ?NDVI ? SWIR$	Lino 1999
GEMI	Global Environment Monitoring Index	$GEMI ? \frac{n(1 ? 0.25n) ? (R_R ? 0.125)}{1 ? R_R}$ $n ? \frac{2 ? R_{NIR}^2 ? R_R^2 ? ? 1.5 ? R_{NIR} ? 0.5 ? R_R ?}{? R_{NIR} ? R_R ? 0.5 ?}$	Pinty y Verstraete 1992
IPVI	Infra-red Percentage Vegetation Index	$IPVI ? \frac{R_{NIR}}{R_{NIR} ? R_R}$	Crippen 1990
MSAVI ₂	Modified Second Soil-Adjusted Vegetation Index	$MSAVI_2 ? \frac{1}{2} ? 2 ? R_{NIR} ? 1 ? ? \sqrt{2} ? R_{NIR} ? 1^p ? 8 ? R_{NIR} ? R_R ? ?$	Qi et al 1994
NDTI	Normal Difference Tillage Index	$NDTI ? \frac{R_{SWIR} ? R_{FIR}}{R_{SWIR} ? R_{FIR}}$	Ríos et al 2002
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	$NDVI ? \frac{R_{NIR} ? R_R}{R_{NIR} ? R_R}$	Rouse et al 1974
NDVI - SWIR	NDVI - SWIR	$NDVI ? SWIR ? \frac{? R_{NIR} ? R_{SWIR} ?}{? R_{NIR} ? R_{SWIR} ?}$	Irnarnoto 2001
PVI	Perpendicular Vegetation Index	$PVI ? ? \text{sen}(R_{NIR}) ? \cos(R_R)$	Richardson y Weigand 1977
Red/Green	Red/Green	$\text{Red / Green} ? \frac{R_R}{R_G}$	Gamon y Surfus 1999
RVI o SVI	Ratio Vegetation Index	$RVI ? \frac{R_{NIR}}{R_R}$	Pearson y Millar 1972
SAVI ₂	Second Soil-Adjusted Vegetation Index	$SAVI_2 ? \frac{R_{NIR}}{? R_R ? \frac{b}{a} ?}$	Major et al 1990
VARIGREEN	Varigreen	$VG ? \frac{R_G ? R_R}{R_G ? R_R ? R_B}$	Gitelson y Kauffman 2002.
TVI	Triangular Vegetation Index	$TVI ? 60 ? R_{NIR} ? R_G ? ? 100 ? R_R ? R_G ?$	Broge y Leblanc 2001

WDVI	Weighted Difference Vegetation Index	$WDVI = R_{NIR} - a \cdot R_R$	Clevers 1988
------	--------------------------------------	--------------------------------	-----------------

Fuente: Adaptado de Zurita (2002), Ray S.S (2002), Ray W (1994)

Donde:

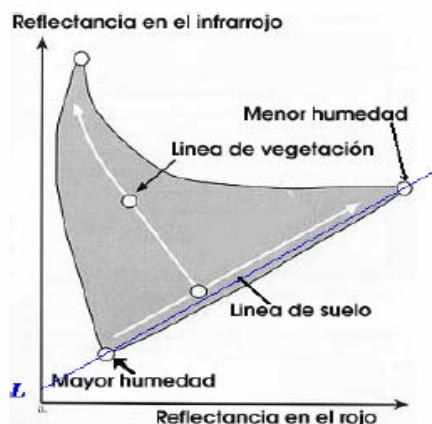
R: Reflectancia; a y b: Coeficientes de la línea del suelo;

X: Factor de ajuste para minimizar los efectos del suelo (X=0.08);

L: Cobertura Vegetal $L = 1 - 2 \cdot a \cdot NDVI / WDVI$

Algunos índices requieren parámetros adicionales a las bandas de la imagen como el factor de cobertura del suelo y el factor de ajuste para minimizar los efectos del suelo con el fin de realzar solamente la vegetación. La línea del suelo (Figura 16), propuesta por Huete en 1989, es otro parámetro adicional que calcula un ajuste lineal de la reflectancia de suelo en el rojo y el infrarrojo cercano para determinar el comportamiento de la humedad del suelo y la presencia de vegetación; durante muchos años esta línea ha sido utilizada extensamente para caracterizar vegetación en crecimiento y recientemente para predecir el SOC (Fox y Sabbagh, 2002).

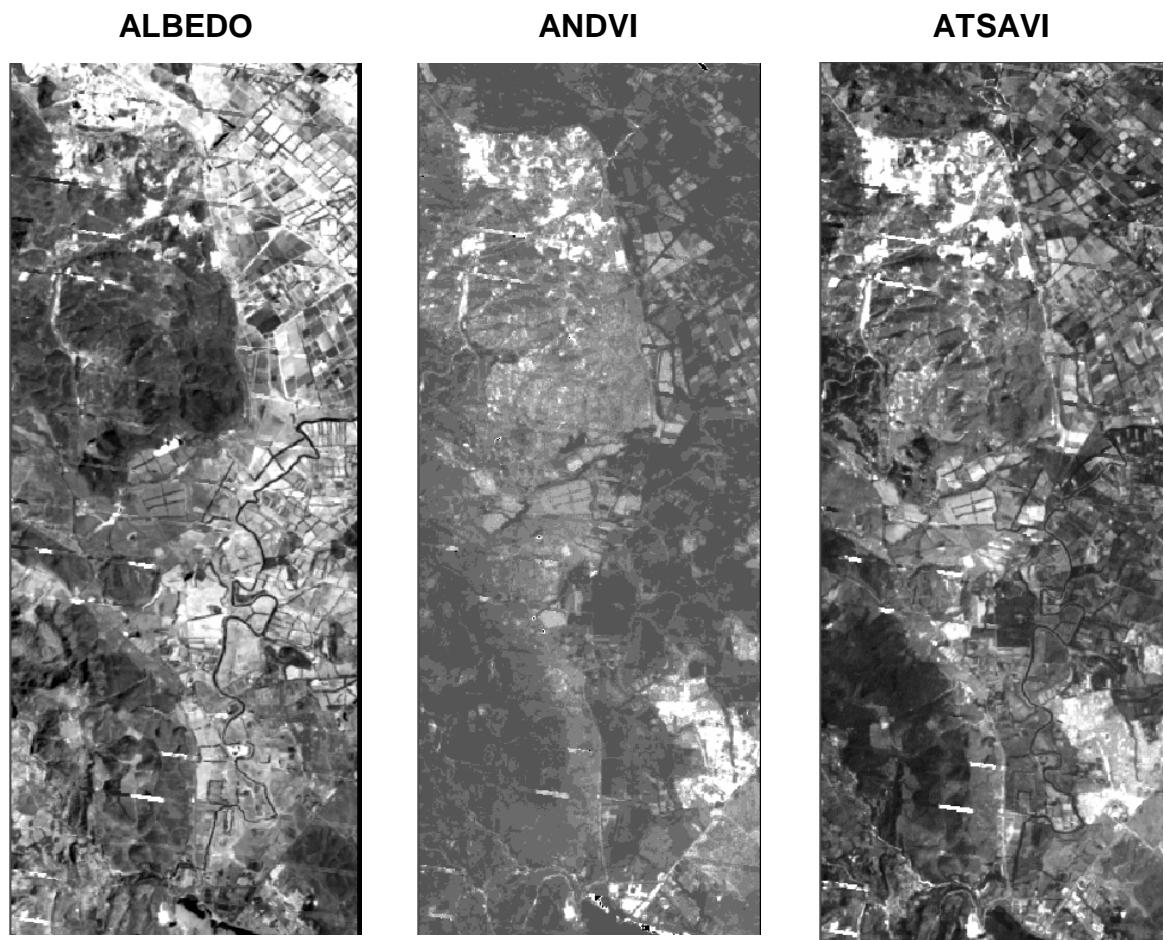
Figura 16: Línea del Suelo



Fuente: <http://www.ceagi.org/recursos>, 2006

El resultado de la aplicación a la subescena del Mosaico 2005 – 2004 de los índices explicados se aprecia en la Figura 17:

Figura 17: Índices Espectrales para la subescena del Mosaico 2005-2004



Es una suma entre las bandas roja e infrarroja que busca discriminar variaciones en la biomasa. En la imagen resultante se aprecian las zonas sin suelo en tonos claros, pero no se logra diferenciar el estado de degradación con respecto a las zonas de alto contenido de SOC y H como las tierras en preparación. El río Bogotá se destaca. Puede ser muy útil para diferenciar coberturas.

Relaciona las tres bandas del visible y el infrarrojo cercano e incluye una normalización. Fue propuesto para determinar variables biofísicas para agricultura. En la imagen se observa la roca y la zona urbana en tonos claros, sin embargo los contenidos de SOC y H en los suelos no se contrastan. Puede resultar útil para discriminar las zonas que carecen de vegetación.

Es una modificación del SAVI e incluye los parámetros de la línea del suelo, su objetivo es minimizar los efectos del suelo sobre la vegetación. En la imagen, la zona de roca se resalta en tonos claros. Son evidentes las diferencias en las propiedades de los suelos. En las zonas de preparación de cultivo los drenajes se hacen más visibles. Se puede utilizar con buenos resultados en la ubicación de suelos desnudos.

CI**DVI****EVI**

Ha sido utilizado para el estudio de la materia orgánica en el suelo, busca relacionar el color del suelo y contenido de SOC a partir de las bandas roja y verde. En la imagen se observa que para las zonas de cultivo es acertado, sin embargo, en zonas de pastizales bajo y roca no arroja el resultado esperado. El río no se percibe en la imagen. Puede servir para establecer la edad de los cultivos.

Es una diferencia en la reflectancia de las bandas roja e infrarroja que busca resaltar la vegetación utilizando como referente la línea del suelo. En la imagen la vegetación se nota en tonos claros, pero los contrastes en los contenidos de SOC y H no se presentan. Además no señala las zonas de roca y las zonas urbanas no se resaltan. Puede ser útil para hallar variaciones en las características vegetativas.

Es un índice de vegetación medioambiental, utiliza las reflectancias de las bandas roja, azul e infrarroja. No permite ver diferencias entre los suelos desnudos y los de baja cobertura, en cambio, para las zonas de degradación se contrastan los contenidos. Su resultado visual es muy similar al DVI.

EVI-SWIR**GEMI****IPVI**

Hace una diferencia entre el índice NDVI y la reflectancia del infrarrojo medio. La vegetación se presenta en tonalidades claras. Los cuerpos de agua no se demarcan, donde no hay biomasa las características del suelo no se diferencian lo suficiente. Es importante anotar, que la geomorfología de la zona es apreciable.

Es índice de seguimiento ambiental, relaciona la reflectancia de las bandas del infrarrojo cercano y roja. Los drenajes en la zona de cultivo están claramente diferenciados pero no en las tierras de preparación. Las áreas que presentan poca cobertura vegetal no resaltan diferencias notables entre ellas. La presencia de roca apenas es perceptible.

Es un índice de vegetación que relaciona las bandas roja e infrarroja cercana. La zona urbana y roca se resaltan en tonos muy oscuros, las zonas de pastizales bajos en tonos medios y las de cultivo en claros, puede ser útil para deducir características en ellos. La geomorfología de la zona puede ser delimitada. Los drenajes no se diferencian lo suficiente.

MSAVI₂**NDTI****NDVI**

Es una modificación del MSAVI, con una operación radical y utiliza el factor L que depende del nivel de vegetación y la reflectancia de las bandas roja e infrarroja cercana, las características de las zonas próximas al río se pueden discriminar. Las zonas de degradación media y baja no se pueden segregar en la imagen y se aprecian en tonos oscuros. El río Bogotá se demarca.

Es una diferencia normalizada entre la banda del infrarrojo medio y cercano. En general se observa un buen contraste de los contenidos de SOC y H entre las zonas, esto permite, en principio, establecer zonas de degradación. La zona urbana se nota en tonos muy oscuros, áreas de preparación y pastizales bajos en tonos medios; y los cultivos en tonos claros. Se puede apreciar la geomorfología de la zona.

Relaciona la reflectancia de las bandas roja e infrarroja cercana, es uno de los índices que mayor contrasta las características de la zona de estudio incluyendo su geomorfología. Su limitante para establecer contenidos de SOC y H, se basa en que no diferencia las zonas urbanas y de roca con la áreas de preparación de cultivo. En esta imagen se pueden apreciar algunas vías.

NDVI-SWIR**PVI****R_V**

Es una diferencia entre la reflectancia de las bandas infrarrojo cercano y medio. En el resultado no se aprecian claramente los drenajes ni los cuerpos de agua. La zona de degradación baja presenta contraste en las tonalidades de los cultivos (tonos claros) y las áreas de preparación (tonos oscuros), pero homogeniza la cobertura de la zona de los cerros, por lo que limita su utilidad.

Este índice emplea las funciones trigonométricas a la reflectancia de las bandas roja e infrarrojo cercano. En este caso, las zonas de contenidos de SOC y H bajos se presentan en tonalidades claras, mientras que las de contenido alto se aprecian en tonos oscuros, esto puede ser útil para determinar características físicas del suelo. Los cuerpos de agua son resaltados notablemente.

Relaciona la reflectancia de las bandas rojas y verde. Sus contrastes permiten hacer una aproximación a los niveles de degradación de la zona, las tonalidades oscuras muestran las zonas de degradación baja; algunas áreas de preparación de cultivos se ven en tonos claros al igual que las zonas de degradación altas. Los drenajes ni la geomorfología de la zona se aprecian lo suficiente.

RVI**SAVI₂****TVI**

Es un índice que relaciona la reflectancia de las bandas roja e infrarroja cercana, los zonas de suelos desnudos y urbanas se presentan en tonos muy claros, mientras que las de pastizales bajos y tierra en preparación en tonos medios. Los cultivos y drenajes se aprecian en tonos oscuros, presenta un buen contraste de la zona y aunque no se demarca bien el río, puede ser útil para caracterizar el suelo.

Es una modificación del SAVI utilizando los parámetros de la línea del suelo y la reflectancia de las bandas roja e infrarroja cercana. Presenta una diferenciación buena de los cultivos, pastizales bajos, roca tierra en preparación, drenajes y cuerpos de agua; la geomorfología se diferencia en menor proporción. La zona urbana no se delimita claramente.

Relaciona con una diferencia la reflectividad de las bandas rojo, verde e infrarrojo cercano. En la figura se puede observar que al aplicar este índice no se discriminan las zonas rocosas o de pastizales bajos, al igual que la zona urbana, se presentan en tonalidades oscuras. Los drenajes y cuerpos de agua no se hacen notables. Puede ser útil para clasificar la zona en estados de degradación.

VG**WDVI**

Este índice utiliza solamente la reflectancia de las bandas del visible, por lo que las diferencias entre las coberturas presentes en la zona son pocas y no se perciben los drenajes ni cuerpos de agua. De manera general, no se observan diferencias entre las rocas y los pastizales bajos que se ven en tonos medios en la imagen. Las zonas de preparación se resaltan en zonas oscuras.

Como la mayoría de los índices, relaciona la reflectancia de las bandas roja e infrarroja cercana. El resultado visual resalta los cuerpos de agua y los drenajes en tonos oscuros y los cultivos en tonos claros; la geomorfología de la zona es apreciable. La presencia de roca no es diferenciable al igual que los pastizales y las tierras de preparación.

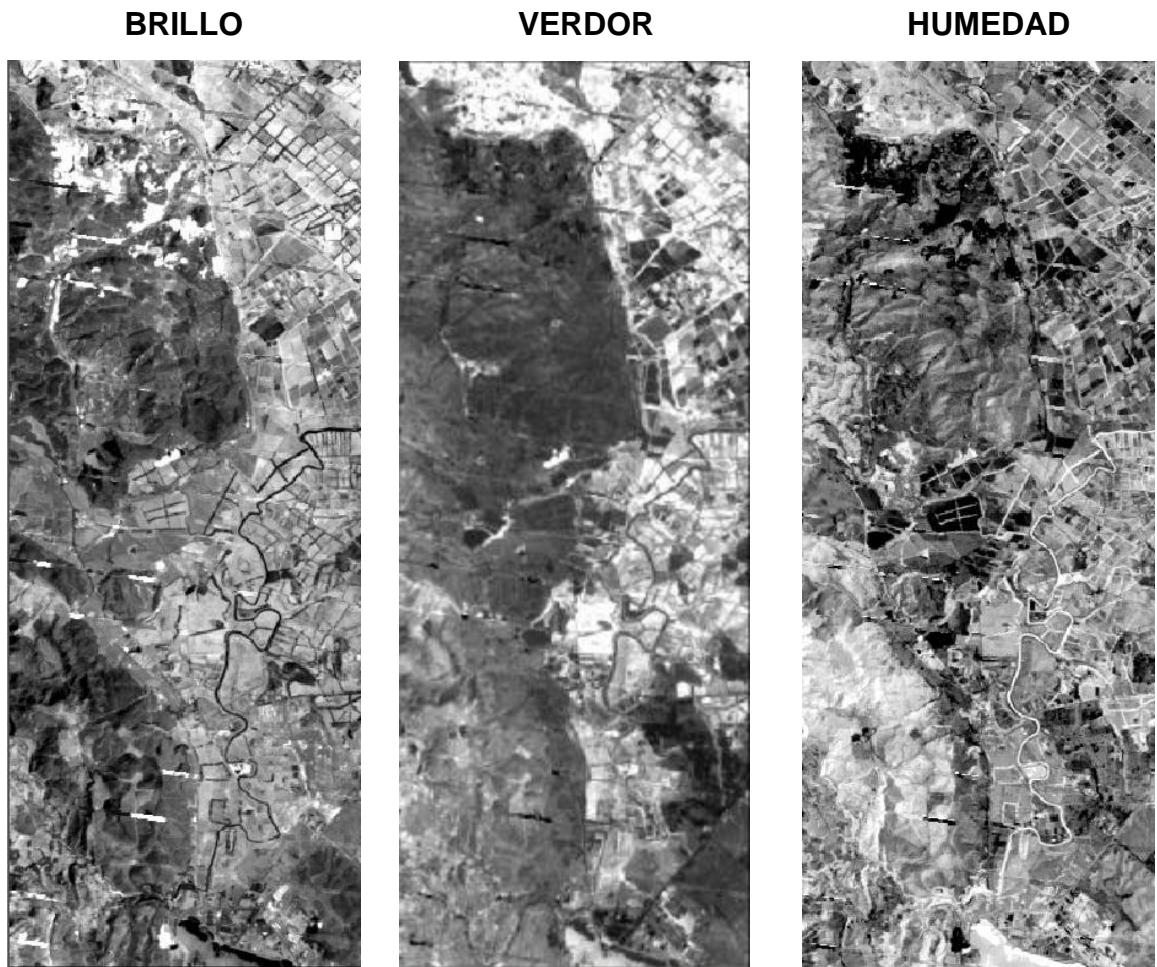
Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine, 2006

5.2.2 Transformación Tasseled Cap

El objetivo de esta transformación es obtener unas nuevas bandas por combinación lineal de las originales para realzar determinadas características que tienen significado físico. Supone pasar de las seis bandas (todas excepto la del infrarrojo térmico) a tres bandas el brillo de la imagen, el verdor y la humedad; adicionalmente contiene tres componentes más llamados: Niebla, Quinto y Sexto (Más información: ERDAS FIELD GUIDE, Capítulo 5).

Este procedimiento se realizó con la herramienta *Tasseled Cap* de *Spectral Enhancement* del módulo *Interpreter* de ERDAS Imagine 8.5. El resultado de las tres primeras bandas se observa en la Figura 18.

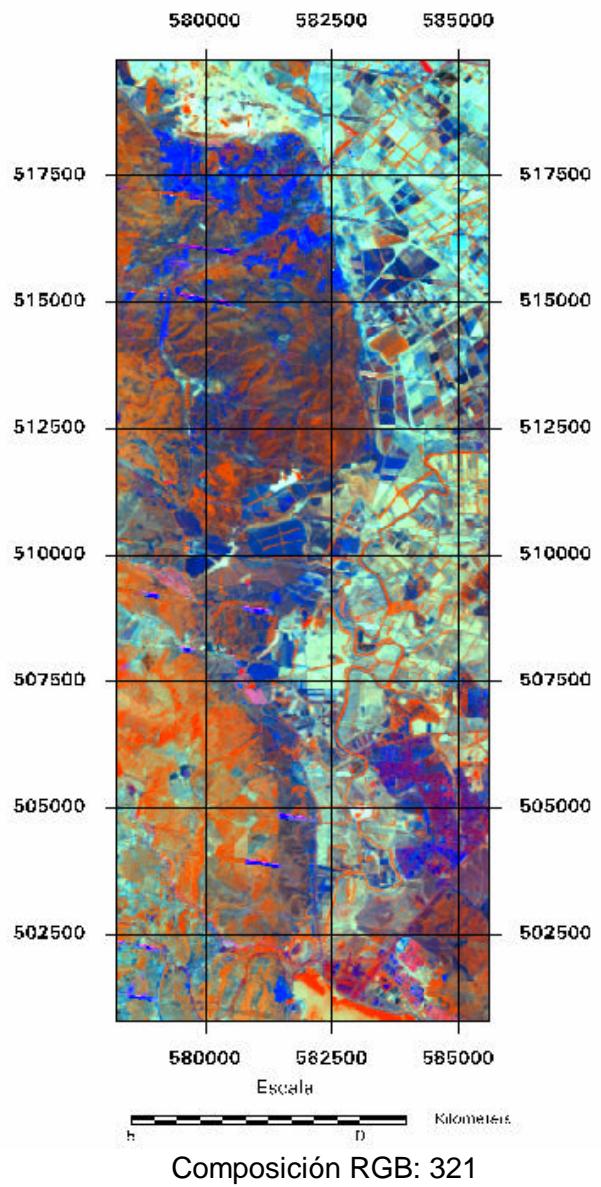
Figura 18: Resultado de la transformación Tasseled Cap a la subescena Mosaico.



Esta imagen que representa el brillo total en la escena muestra el contraste de la reflectancia; como en las áreas rocosas que tienen tonos muy claros. Los tonos más oscuros corresponden a los cuerpos de agua de algunos drenajes que presentan la menor reflectividad. En tonos medios zonas con mayor o menor reflectividad asociado a variación de SOC y H.

Esta imagen representa el verdor o la presencia de biomasa en la zona que para este caso se contrasta. Los tonos más oscuros corresponden a la ausencia de vegetación como en las zonas rocosas, urbana y de preparación. En tonos medios se ven las áreas de cultivos incipientes y pastizales bajos. En tonos muy claros están los cultivos consolidados.

En esta imagen se contrasta la humedad como variable física del suelo, influenciada por el clima y los drenajes. Las zonas más oscuras (rocas, tierras en preparación y área urbana) por no contar con una cubierta consolidada son muy secas. En tonos medios, se detallan los pastizales bajos, bosques y algunos cultivos; los tonos claros señalan las áreas con mayor contenido de H.

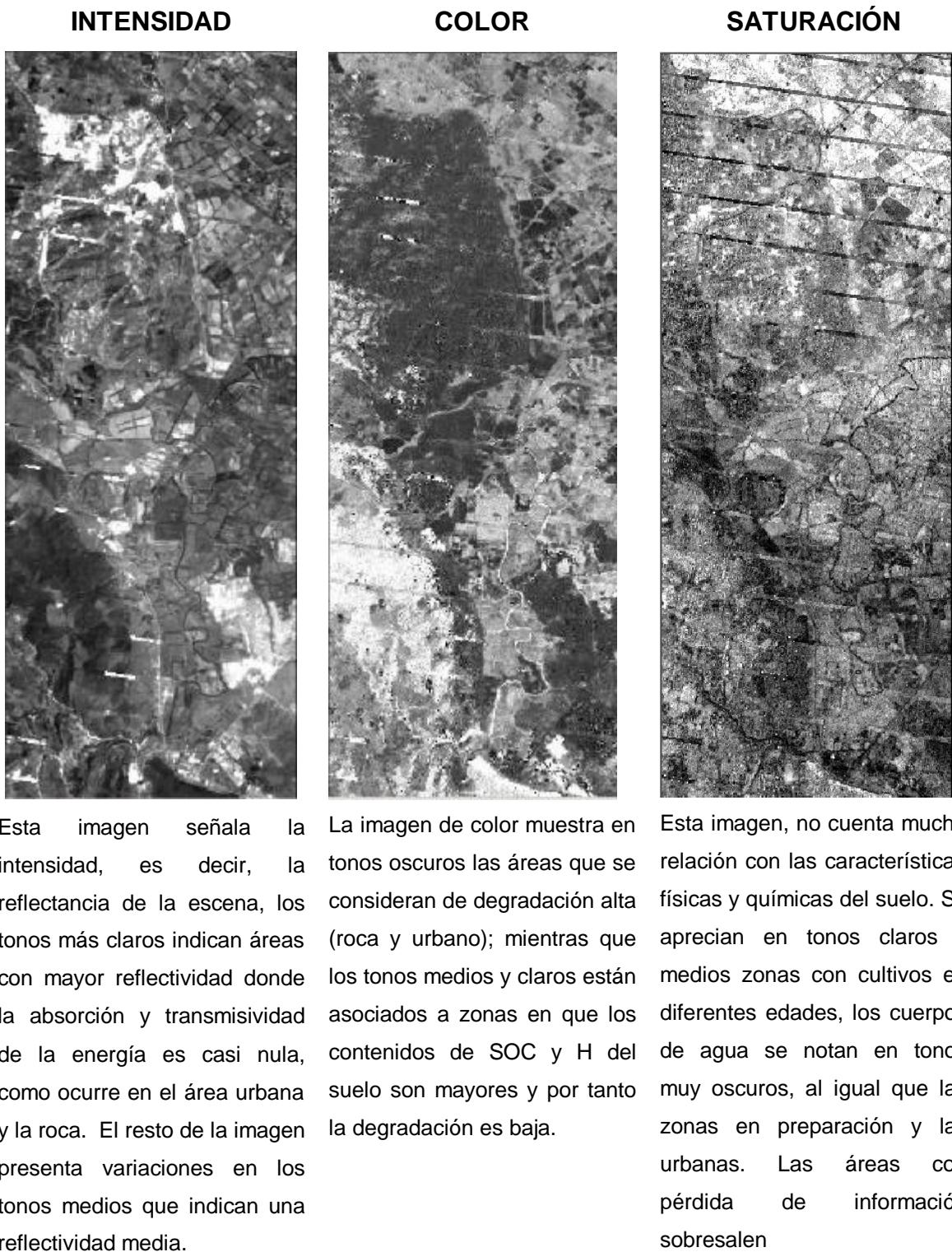


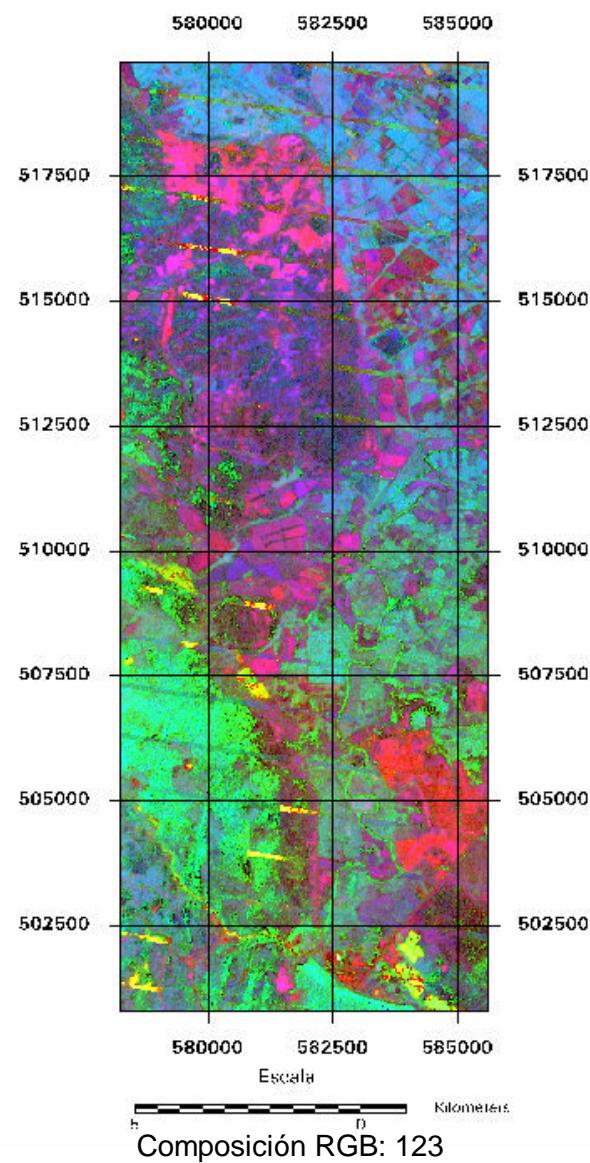
Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine, 2006

5.2.3 Transformación RGB - IHS

Al desplegar tres bandas del conjunto multibanda, la imagen vista está en el espacio R, G, B. La transformación RGB – IHS define un espacio de color alterno que usa la Intensidad (I), el matiz (H), y la Saturación (S) como los tres parámetros (en lugar de R,G y B). Este sistema es ventajoso puesto que presenta colores más cercanos a los percibidos por el ojo humano (Más información: <http://www.ceagi.org/content/recursos.html>). El resultado de la transformación IHS al mosaico se aprecia en la Figura 19

Figura 19: Resultado de la transformación IHS a la subescena Mosaico.





Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine, 2006

5.2.4 Análisis de Componentes Principales

A partir del conjunto de bandas puede obtenerse un conjunto de componentes como combinación lineal de las mismas, que se caracterizan por contener la misma información que las originales. Los componentes se ordenan de acuerdo al porcentaje de la varianza original que absorbe cada uno. (Más información: <http://www.ceagi.org/content/recursos.html>)

Esta técnica busca reducir la información redundante en la imagen, teniendo como base la correlación entre las bandas para comprimir el conjunto de datos. Así, en el caso de Landsat, las tres bandas del visible (muy próximas) aparecen muy correlacionadas, las bandas del infrarrojo cercano (más distantes) aparecen algo menos correlacionadas, y el infrarrojo térmico poco correlacionado. Por tanto la dimensionalidad de una imagen de satélite es inferior al número de bandas.

El resultado para las tres primeras componentes se aprecia en la Figura 20.

Figura 20: Resultado de la aplicación de ACP a la subescena Mosaico.

**COMPONENTE
PRINCIPAL 1 (CP₁)**



**COMPONENTE
PRINCIPAL 2 (CP₂)**



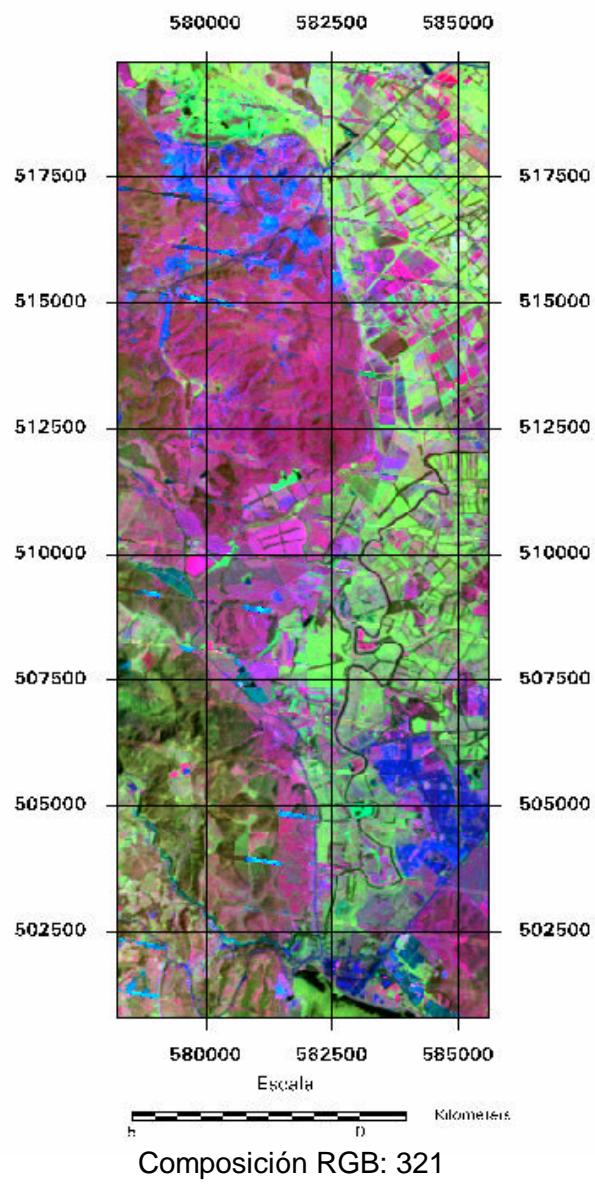
**COMPONENTE
PRINCIPAL 3 (CP₃)**



En esta imagen que es producto de reflectancia de las bandas rojo e infrarrojo medio, se aprecia claramente la roca en tonos muy claros, al igual que la parte urbana y las zonas en preparación lo que permite discriminarlas, sin embargo, el área de pastizales bajos y de cultivos no es muy diferenciable, presentándose en tonos medios. Los cuerpos de agua y drenajes se notan en tonos oscuros

En esta imagen se concentra la información de reflectancia de las bandas del infrarrojo cercano y lejano, no hay diferencias significativas entre las zonas que tienen roca, área urbana y de pastizales bajos, sin embargo, la parte que tiene cultivos presenta variaciones que pueden ser utilizadas en la caracterización de los suelos.

Se asocia con la información de reflectancia de las bandas azul e infrarrojo medio, en ellas, las zonas sin biomasa (roca y urbana) se muestran en tonos oscuros, al igual que los cuerpos de agua y drenajes. La zona de pastizales bajos y cultivos presentan tonos medios que contrastan con las de preparación de tierra; estas diferencias pueden utilizarse en la determinación de contenidos de SOC y H.



Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine, 2006

6. ANÁLISIS ESTADÍSTICO

Para establecer las variables que explican el comportamiento de los contenidos de carbono orgánico y humedad en la zona de estudio, se obtuvo la información espectral de las transformaciones calculadas en el capítulo anterior, de cada una de las muestras recogidas en campo (Ver Anexo 9: Variables y Transformaciones Matemáticas). La información empleada corresponde al píxel de la muestra y sus circundantes. Es de anotar, que las coordenadas obtenidas del receptor GPS de cada uno de los puntos de muestreo se transformaron al sistema de referencia de las imágenes.

Para efectos de modelamiento, se aplicaron funciones matemáticas a las transformaciones espectrales como Logaritmo Natural del valor espectral al cuadrado y función inversa, obteniendo en total 114 variables.

Todos los análisis estadísticos se realizaron con el software estadístico R 1.9.1.

5.1 ANÁLISIS ESTADÍSTICO PARA MATERIA ORGÁNICA

Para escoger cuales de las variables se relacionaban con la materia orgánica, se calcularon modelos de regresión lineal simple con cada una de ellas. Las diez que mejor representan dicho contenido se muestran en la Tabla 14. Cabe recordar que el coeficiente R^2 muestra la correlación entre la variable explicativa y el contenido; el estadístico F, muestra la efectividad de la regresión y el p-valor la significancia de la variable independiente.

Tabla 14: Mejores modelos de regresión simple para la explicación del contenido de materia orgánica.

Variable	R ²	F	p-valor
CP₃	0,850	10,414	0,032
B₇	0,515	1,449	0,295
H	-0,497	1,313	0,316
NDVI_SWIR	-0,490	1,267	0,323
EVI_SWIR	-0,489	1,255	0,325
CP₂	-0,464	1,094	0,355
TC₂-VERDOR	-0,454	1,030	0,366
VARIGREEN	-0,452	1,027	0,368
MSAVI₂	-0,445	0,988	0,377
WDVI	-0,437	0,944	0,386

Fuente: Los autores, 2006

5.2 ANÁLISIS ESTADÍSTICO PARA HUMEDAD

Para escoger cuales de las variables se relacionaban con la humedad, se calcularon modelos de regresión lineal simple, se llevo a cabo el mismo procedimiento que para el contenido de materia orgánica. Las quince variables que mejor representaron el contenido de humedad se indican en la tabla 15:

Tabla 15: Mejores modelos de regresión simple para la explicación del contenido de humedad.

Variable	R ²	F	p-valor
CP₃	0,544	4,771	0,094
CP₆	0,465	3,484	0,135
CP_{6LN}	0,427	2,978	0,160
CP_{6INV}	0,378	2,434	0,194
B_{1INV}	0,266	1,453	0,295
B_{1LN}	0,259	1,400	0,302
B₁	0,244	1,290	0,320
Cl_{INV}	0,223	1,145	0,345
VG_{INV}	0,209	1,060	0,346
CP_{5INV}	0,191	0,950	0,362

Fuente: Los autores, 2006

7. PRESENTACIÓN DE RESULTADOS

7.1 MATERIA ORGÁNICA

Los parámetros para la selección del mejor modelo fueron: coeficiente de correlación r^2 superior al 85% y el p-valor de la prueba de hipótesis menor a 0.05. Solamente el componente principal tres, sin ninguna transformación matemática, cumplió con las dos condiciones (Anexo 10: Pruebas Estadísticas para modelamiento de la materia orgánica).

Para comprobar este resultado, se realizó un ACP sobre las 38 variables iniciales, con el fin de agrupar en pocas variables la información que estas brindaban, sin embargo, al realizar el análisis, se encontró nuevamente que la única variable explicativa para la materia orgánica era la componente principal tres de la imagen, cabe anotar, que esta componente agrupa la información de las bandas 1 y 5 de la imagen.

El resultado de la regresión con un 72.25% de explicación es el siguiente modelo:

$$MO = 2.59772 + 0.19730 \cdot CP_3$$

Las estadísticas del modelo se aprecian en la Tabla 16.

Tabla 16: Estadísticas del modelo explicativo del contenido de materia orgánica

Estadística	Modelo Final
F	10.41
p-valor	0.03206
R^2	0.7225
R^2 Ajustado	0.6531

Fuente: Adaptado de R 1.9.1, 2006

Para comprobar la validez del modelo se realizaron las Pruebas de Normalidad (Tabla 17): Shapiro-Wilk y Kolmogorov-Smirnov para determinar si los residuales del modelo siguen una distribución normal. El resultado fue:

Tabla 17: Pruebas de normalidad del modelo explicativo del contenido de materia orgánica.

Prueba	Modelo	
	Estadístico	p-valor
Shapiro-Wilk	0.9668	0.8705
Smirnov-Kolmogorov	0.1661	0.9964

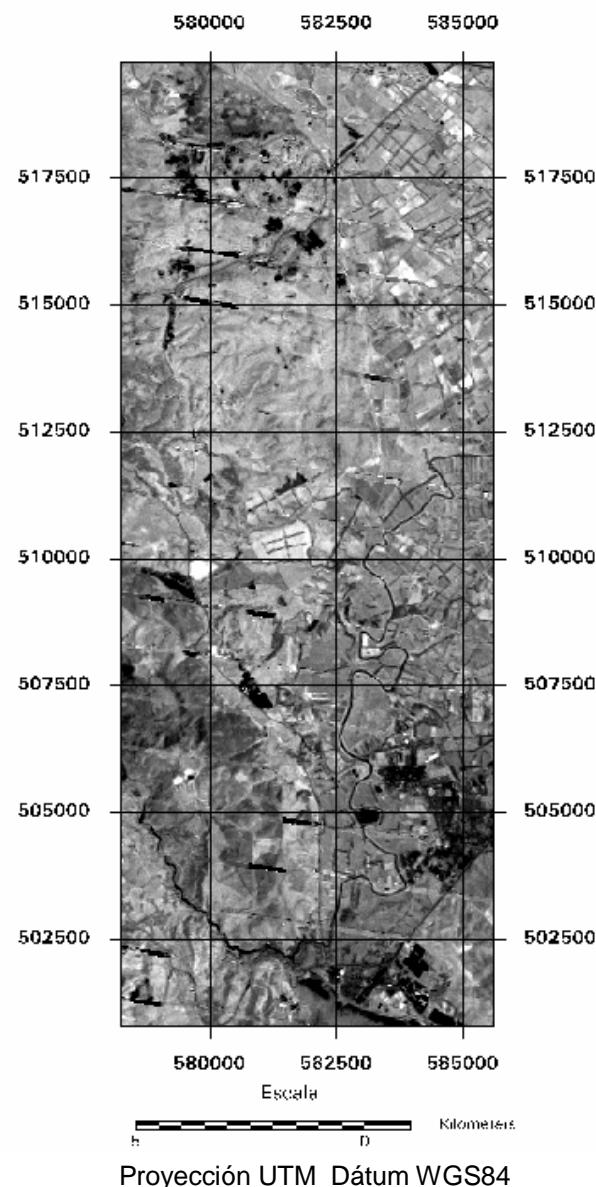
Fuente: Adaptado de R 1.9.1, 2006

Los p-valor muestran que es muy alta la probabilidad de equivocación si se rechaza la hipótesis de normalidad de los residuales. Por lo tanto, se puede asumir que el modelo no viola este supuesto.

Al programar el modelo de regresión lineal final con el módulo *Model Maker* de ERDAS el resultado para la imagen se muestra en la Figura 21.

Se observa que los tonos más oscuros corresponden a las áreas rocosas y urbanas que no presentan suelo, lo que indica que el contenido de materia orgánica es nulo; estos valores tienden a ser negativos. Así mismo las zonas con tonos grises más claros muestran mayor contenido de materia orgánico. El resultado visual es acorde con la situación observada en campo - zonas de preparación de cultivo y zonas rocosas - porque a pesar de no haber cobertura vegetal se sabe que en la primeras hay presencia de materia orgánica y en las segundas no, condición que se pueden diferenciar claramente.

Figura 21: Resultado Visual de modelo de regresión aplicado al mosaico 2005-2004 para el contenido de materia orgánica



Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006

7.2 HUMEDAD

Los parámetros para la selección del mejor modelo fueron: coeficiente de correlación r^2 superior al 50%, y p-valor de la prueba de hipótesis correspondiente menor a 0.05. De acuerdo con estos criterios de selección la variable más explicativa también fue el componente principal tres (Anexo 11: Pruebas Estadísticas para modelamiento de la humedad).

Se obtuvo como resultado que ésta es la única variable significativa. El modelo lineal de regresión simple final con un 54.40% de explicación es:

$$H = 2.1216 + 0.7386 \cdot CP_3$$

Las estadísticas del modelo se muestran en la Tabla 18 y las pruebas de normalidad en la Tabla 19.

Tabla 18: Estadísticas del modelo explicativo del contenido de humedad son:

Estadística	Modelo Final
F	4.7713
p-valor	0.09429
R2	0.5440
R2 Ajustado	0.4300

Fuente: Adaptado de R 1.9.1, 2006

Tabla 19: Pruebas de normalidad del modelo explicativo de humedad

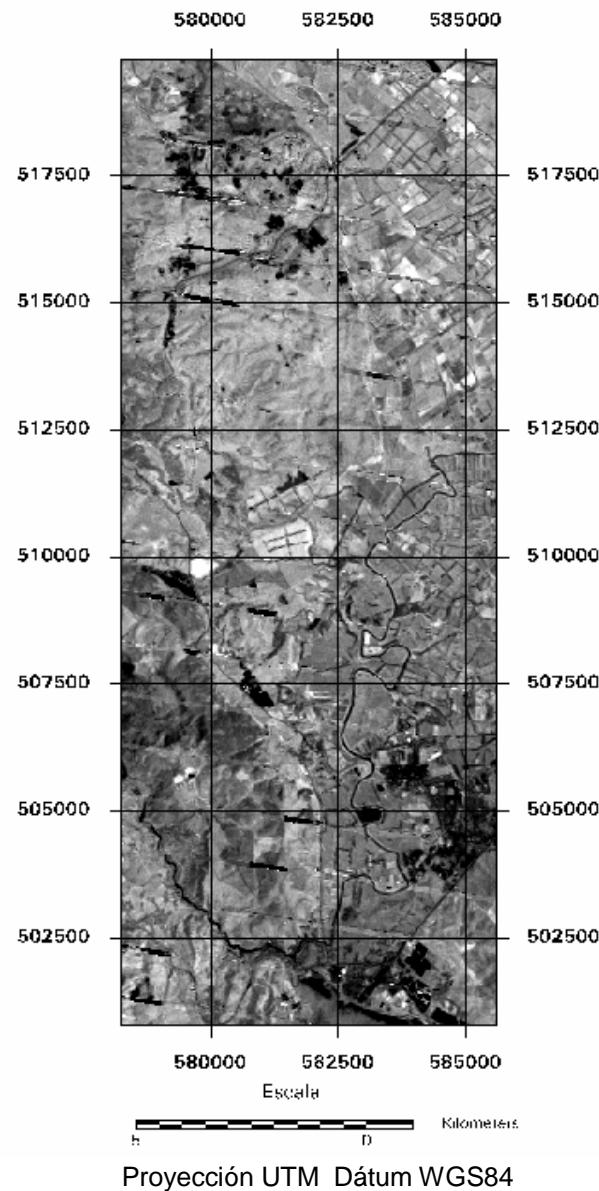
Prueba	Modelo	
	Estadístico	p-valor
Shapiro-Wilk	0.9462	0.7093
Smirnov-Kolmogorov	0.1622	0.9975

Fuente: Adaptado de R 1.9.1, 2006

Los p-valor muestran que los residuales siguen una distribución normal, es decir, que no se rechaza la hipótesis nula, dado que la probabilidad de equivocación si se rechaza es de 70.93% para la prueba de Shapiro y de 99.75% para la prueba de Kolmogorov- Smirnov.

El resultado de la imagen programado en *Model Maker* de acuerdo al modelo obtenido con el componente principal tres se aprecia en la Figura 22.

Figura 22: Resultado Visual de modelo de regresión aplicado al mosaico 2005-2004 para el contenido de humedad



Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

Al igual que ocurre con la imagen de materia orgánica, los tonos oscuros señalan las áreas donde el porcentaje de humedad es bajo como se observa en los Cerros de Mondoñedo y la zona urbana del Municipio de Soacha; las vías al no contar

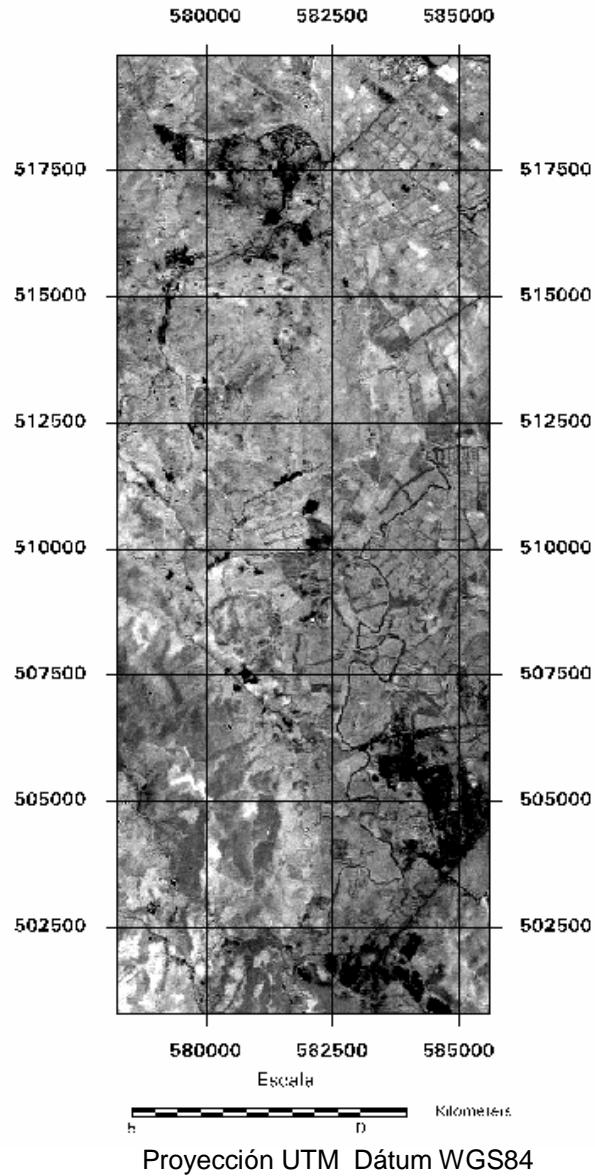
con humedad se hacen más visibles, los drenajes de los cultivos se presentan con tonalidades claras, de la misma manera, las zonas de cultivos se presentan en tonos medios y claros.

8. ANÁLISIS DE RESULTADOS

8.1 ANÁLISIS MULTITEMPORAL DEL CONTENIDO DE MATERIA ORGÁNICA

Con el fin de establecer si se han presentado variaciones en el contenido de materia orgánica en los últimos diez años en la zona de Mondoñedo, se hizo un análisis multitemporal, para esto, se transformaron los niveles digitales de la subescena del año 1995 a valores de reflectancia y se corrigió atmosféricamente utilizando el algoritmo propuesto, posteriormente se calcularon los componentes principales y se utilizó el modelo propuesto para calcular los posibles contenidos de materia orgánica en esa fecha. El resultado visual del modelo aplicado se observa en la Figura 23.

Figura 23: Resultado Visual de modelo de regresión aplicado a la subsescena de 1995 para el contenido de materia orgánica

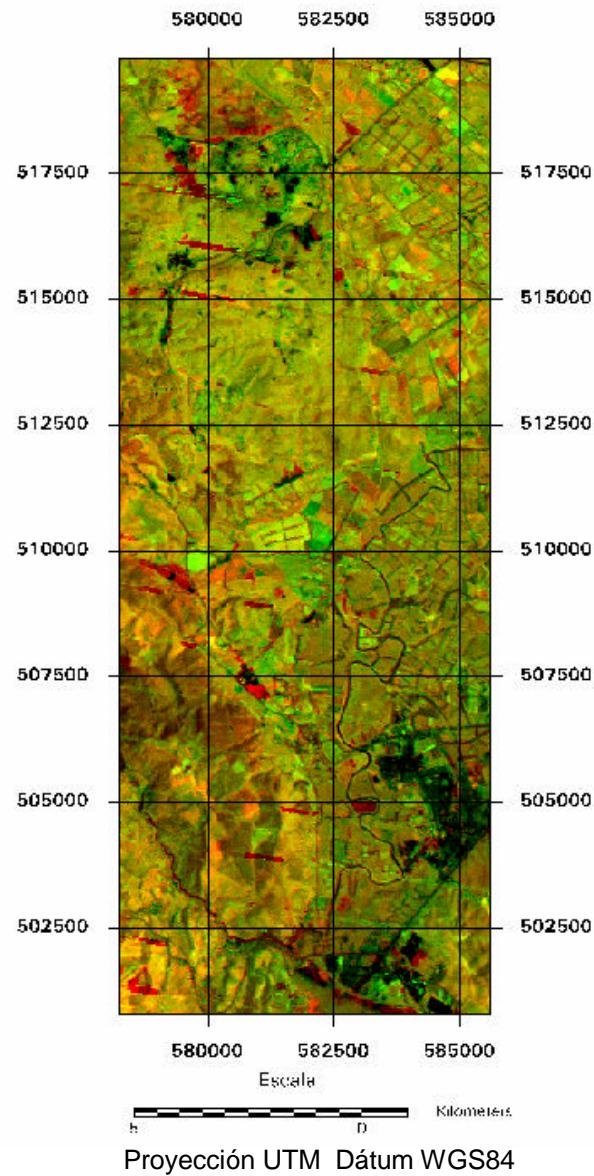


Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

El siguiente paso fue integrar en un solo archivo, las imágenes de contenidos de materia orgánica del año 1995 y el mosaico 2005-2004 con el fin de detectar cambios en este período de tiempo. El despliegue de esta nueva imagen, según el

método “*Detección de Cambios*” asignó al cañón rojo la banda correspondiente al año 1995, al cañón verde se asignó la banda correspondiente al mosaico 2005-2004 y el cañón azul se deshabilitó. En la imagen resultante (Figura 24) las zonas en tonos amarillos corresponden a las áreas que no han presentado cambios en los contenidos de materia orgánica, las áreas en tonos verdes, corresponden a las zonas donde posiblemente ha aumentado el contenido de materia orgánica, mientras que las zonas en tonos rojos lo han perdido.

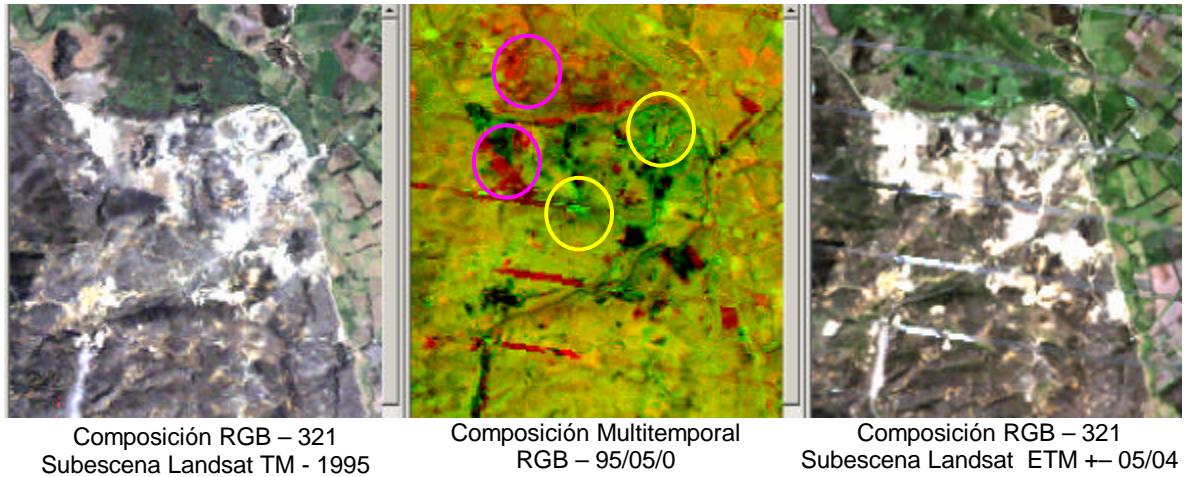
Figura 24: Imagen de detección de cambios de contenidos de materia orgánica en el período 1995-2005.



Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

En general, se puede decir que el contenido de materia orgánico ha sido constante en la mayor parte de la zona en los últimos diez años, sin embargo, hay algunas zonas donde los cambios son evidentes.

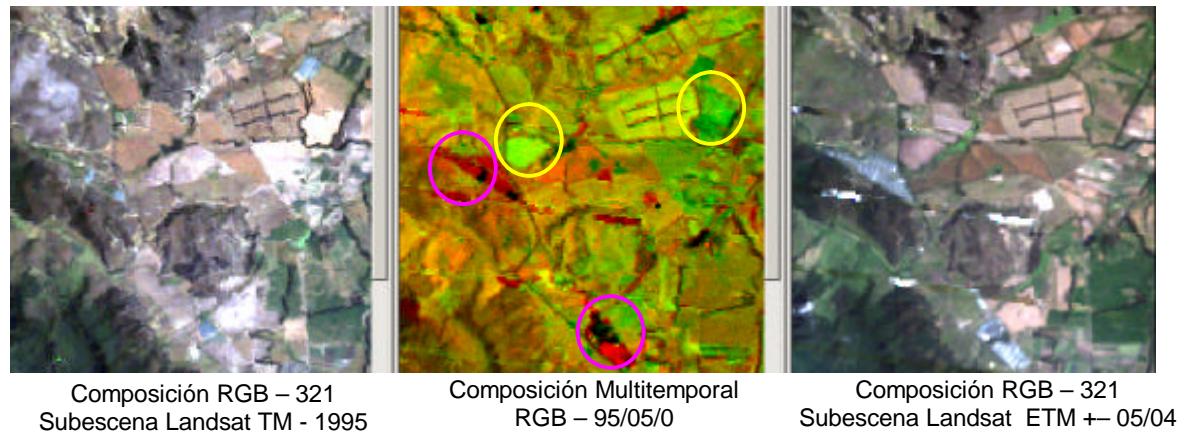
Figura 25: Detalle recuperación y Pérdida de Contenidos de Materia Orgánica en los Cerros de Mondoñedo



Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

De acuerdo con la Figura 25, en la composición multitemporal se observa que los Cerros de Mondoñedo han sufrido varios cambios en el contenido de materia orgánica. Por un lado se observa en tonos verdes un posible aumento en el contenido, esto se debe a posibles cambios en la cobertura del suelo (círculos amarillo), mientras que en la parte superior de la figura 25, en tonos rojos se observa pérdida de contenido en los últimos diez años (círculos magenta).

Figura 26: Detalle recuperación y Pérdida de Contenidos de Materia Orgánica en zonas de cultivos y pastizales



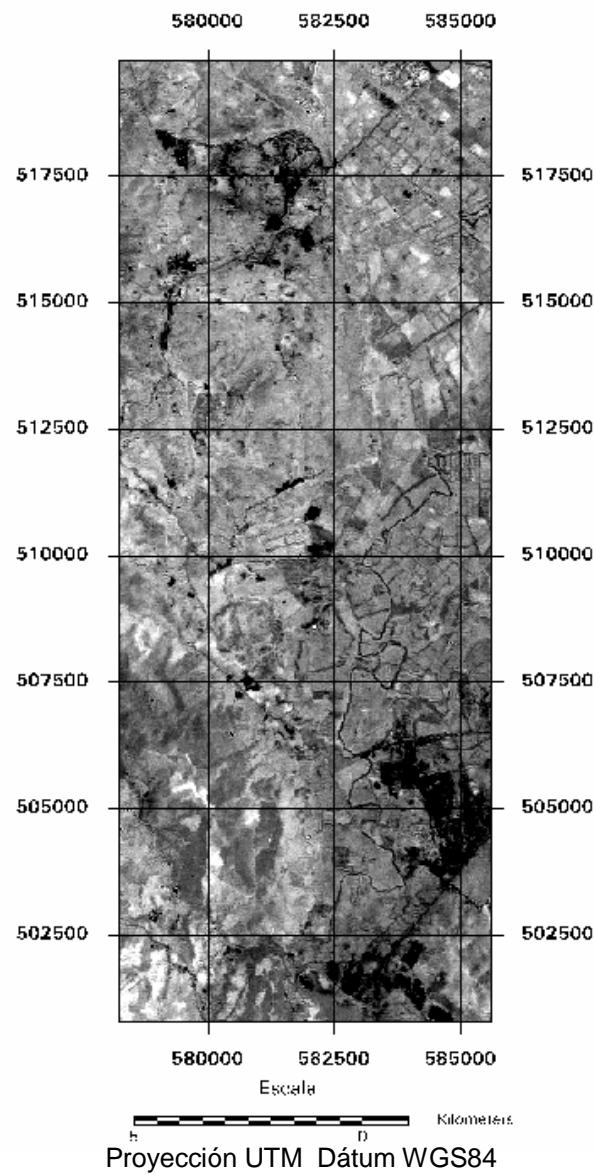
Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

Como se observa en la Figura 26, algunas zonas que están siendo preparadas para cultivo se encuentran en color verde intenso que puede ser causado por el uso de abonos y fertilizantes que incrementan el contenido de materia orgánica (círculos amarillos). Los círculos magenta resaltan las zonas donde el contenido de materia orgánica se ha perdido.

8.2 ANÁLISIS MULTITEMPORAL DEL CONTENIDO DE HUMEDAD

En primer lugar se aplicó el modelo propuesto a la subescena de 1995 para calcular los posibles contenidos de humedad a esa fecha. El resultado del modelo aplicado se aprecia en la Figura 27.

Figura 27: Resultado Visual de modelo de regresión aplicado a la subsescena de 1995 para el contenido de humedad.

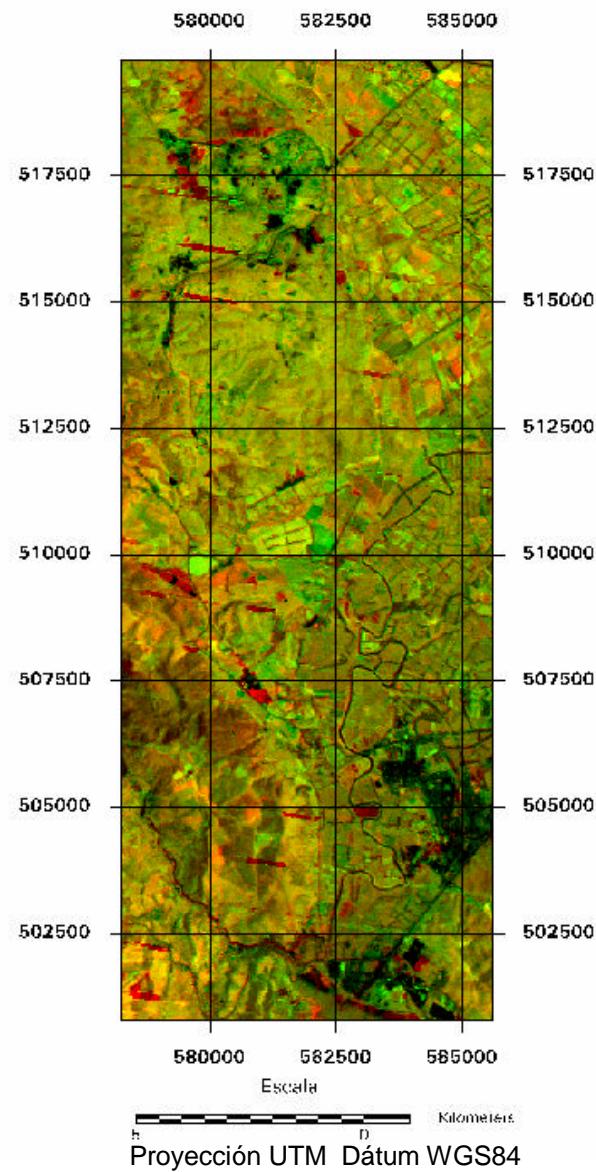


Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

Posteriormente, para establecer las variaciones en el contenido de humedad en los últimos diez años en la zona de Mondoñedo, se aplicó la técnica de Detección

de cambios, descrita anteriormente. El resultado de esta aplicación se muestra en la Figura 28.

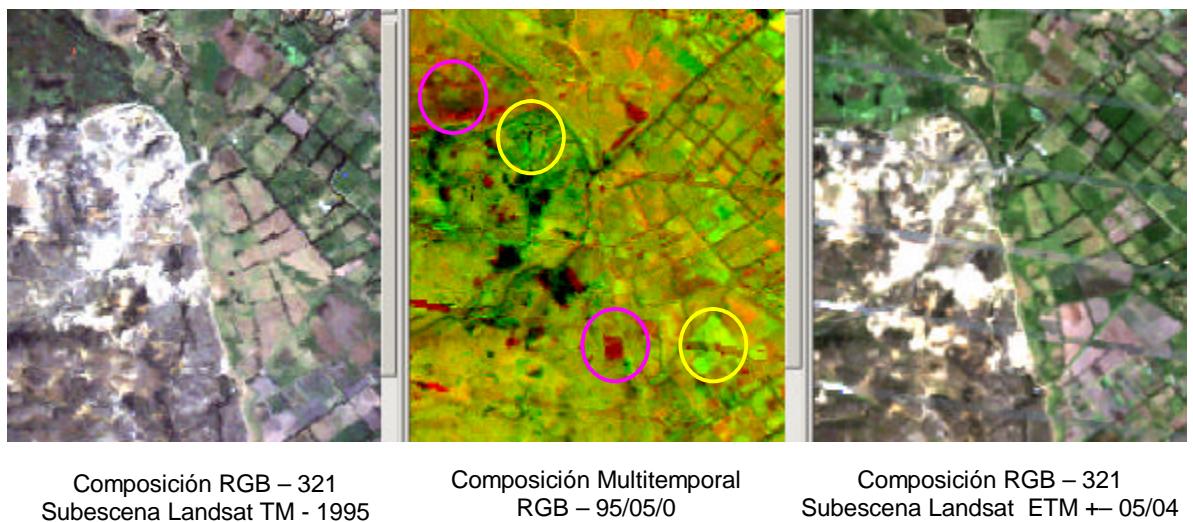
Figura 28: Imagen de detección de cambios de contenidos de humedad en el período 1995-2005.



Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

De manera general se puede observar que en la parte superior de la imagen el contenido de humedad posiblemente ha aumentado (tonos verdes), en la parte central se mantiene (tonos amarillos), y en algunas zonas se evidencia disminución como en la parte inferior izquierda, este resultado puede estar influenciado por las condiciones climáticas del momento de la toma.

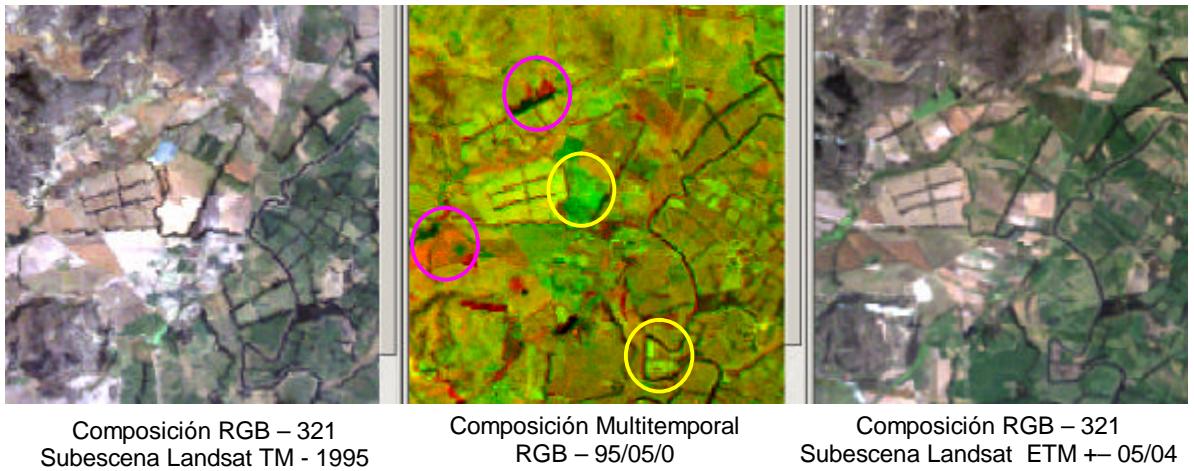
Figura 29: Detalle recuperación y pérdida de contenidos de humedad en los Cerros de Mondoñedo y piedemontes



Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

En la Figura 29 se puede observar un cambio significativo en la humedad de los Cerros de Mondoñedo. En los rojos intensos se puede notar pérdida de humedad (círculos magenta) y en los verdes intensos un aumento (círculos amarillos); la zona de pastizales se mantiene estable y los cultivos presentan alto contenido de humedad que puede relacionarse con las prácticas agrícolas (drenajes).

Figura 30: Detalle recuperación y Pérdida de Contenidos de Humedad en zonas de cultivos y pastizales



Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

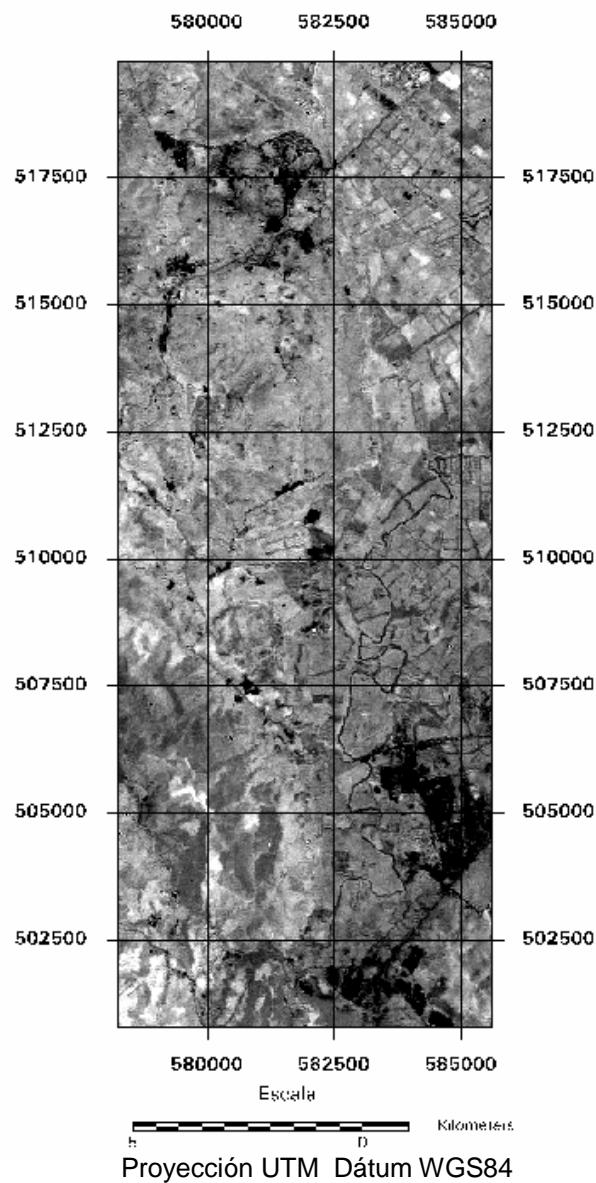
En la Figura 30 se observan en color verde zonas que en el año 1995 no presentaban cobertura vegetal y que con el paso del tiempo se han recuperado (círculos amarillos); este cambio incide en la humedad del suelo, que se puede apreciar en la imagen multitemporal con tonos verdes. Las zonas que han perdido humedad se notan en tonos rojo (círculos magenta).

Cabe anotar que para los dos casos se presenta información afectada por la presencia de nubes de la escena de 2004 y que se utilizó para armar el mosaico. En la imagen se observa de color rojo con una forma geométrica regular. De la misma manera las zonas que se observan en negro corresponden a partes en que ya no hay suelo sino roca, por lo que los contenidos de materia orgánica y humedad son nulos para ambas épocas.

8.3 ANALISIS MULTITEMPORAL DEL PROCESO DE DEGRADACION EN LA ZONA MONDOÑEDO

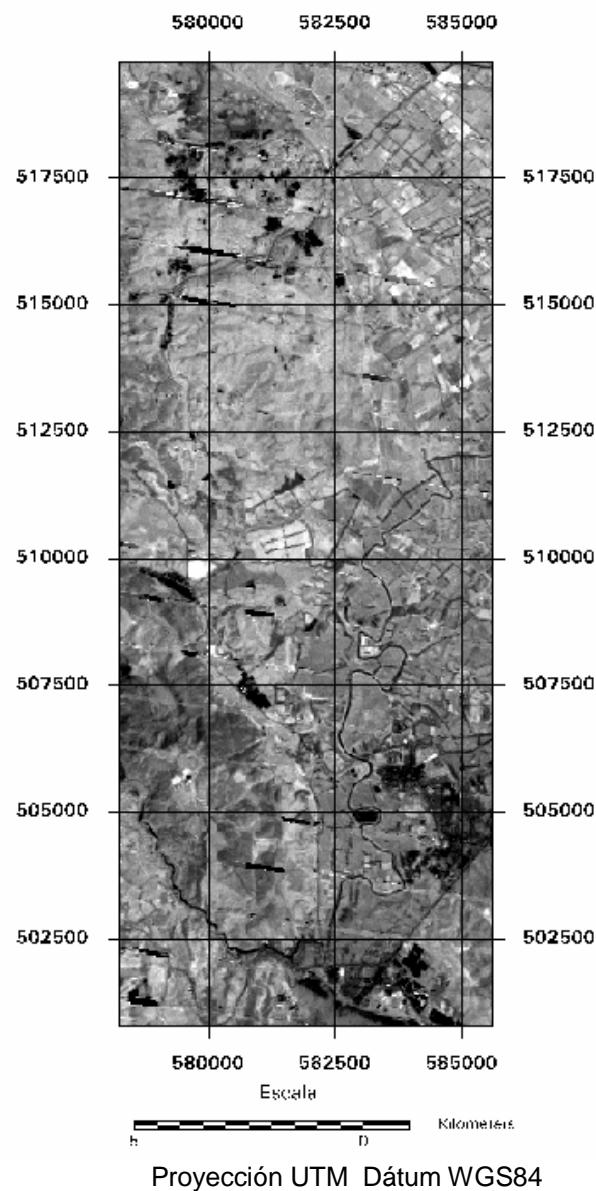
Aunque los contenidos de materia orgánica y humedad no son parámetros suficientes para diagnosticar un proceso degradativo, pueden llegar a ser buenos indicadores de la pérdida de la capacidad productiva del suelo. Con los contenidos de cada variable para cada época, se estableció un solo indicador por año a partir de la suma de las imágenes de las dos propiedades en el *Model Maker* y se realizó nuevamente un análisis de detección de cambios. La imagen resultante de la suma de los contenidos de materia orgánica y humedad de la zona se observa en para el año 95 de observa la Figura 31 y para el año 05 en la Figura 32.

Figura 31: Suma de los contenidos de materia orgánica y humedad de la zona para la subescena de 1995



Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

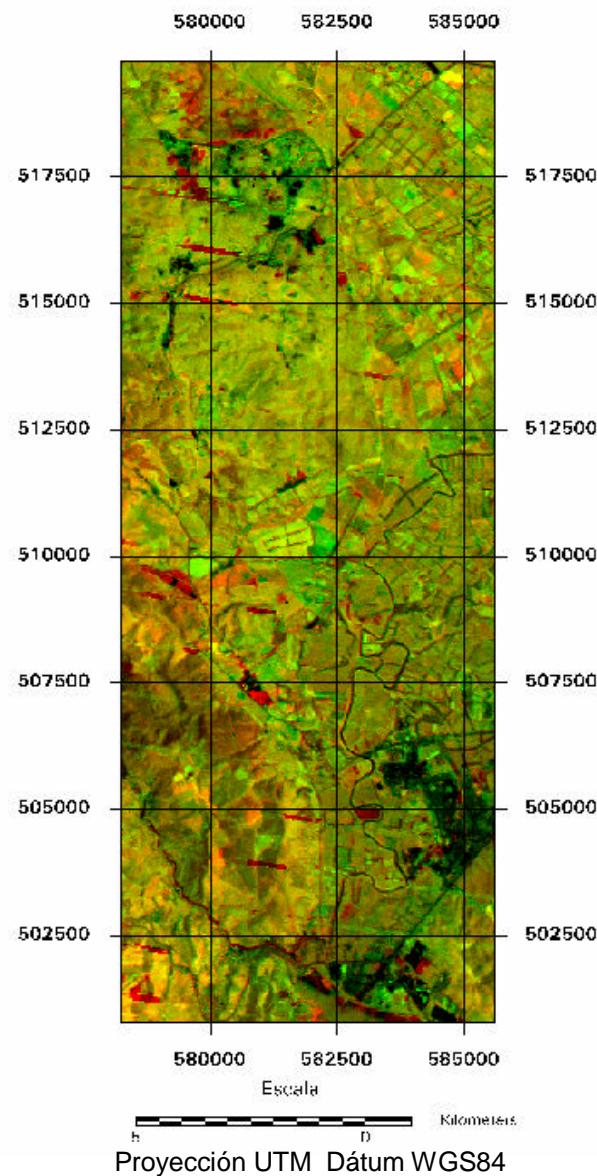
Figura 32: Suma de los contenidos de materia orgánica y humedad de la zona para la subescena Mosaico 2005-2004



Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

La imagen de detección de cambios se muestra en la Figura 33.

Figura 33: Imagen de Detección de Cambios en el período de 1995 a 2005



Fuente: ERDAS Imagine 8.5, 2006.

Esta imagen representa los cambios en los contenidos integrados de materia

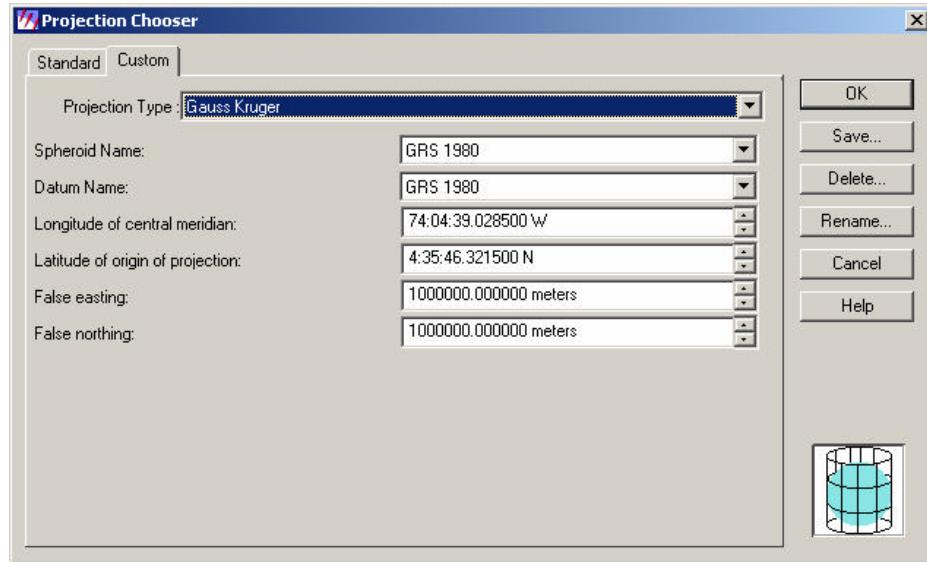
orgánica y humedad entre el año 1995 y el 2005. Las zonas de color rojo muestran las disminución de los contenidos, de lo que se puede deducir que están perdiendo su capacidad productiva; las de color naranja indican un pérdida leve de las propiedades, caso contrario a las zonas en color verde, que señalan las áreas en que los contenidos han aumentado. Las zonas en color amarillo muestran las áreas que han mantenido estas propiedades en el período de tiempo señalado y por último, las áreas de color negro señalan la ausencia total de materia orgánica y humedad.

9. OBTENCIÓN DE PRODUCTOS

Los mapas obtenidos se dividen en tres rangos para cada una de las variables, sin embargo, existe otro rango en el cual se encuentran las nubes; éstas corresponden a los valores más bajos que no aportan información para la descripción del fenómeno.

Las imágenes que se utilizaron para la elaboración de los mapas fueron reproyectadas al sistema de coordenadas Magna – Sirgas, cuyos parámetros de transformación se aprecian en la Figura 34. Este procedimiento se llevó a cabo con la herramienta *Reproject Image* del módulo *Data Prep* de ERDAS IMAGINE 8.5.

Figura 34: Parámetros de Transformación al Sistema de Coordenadas Magna Sirgas.



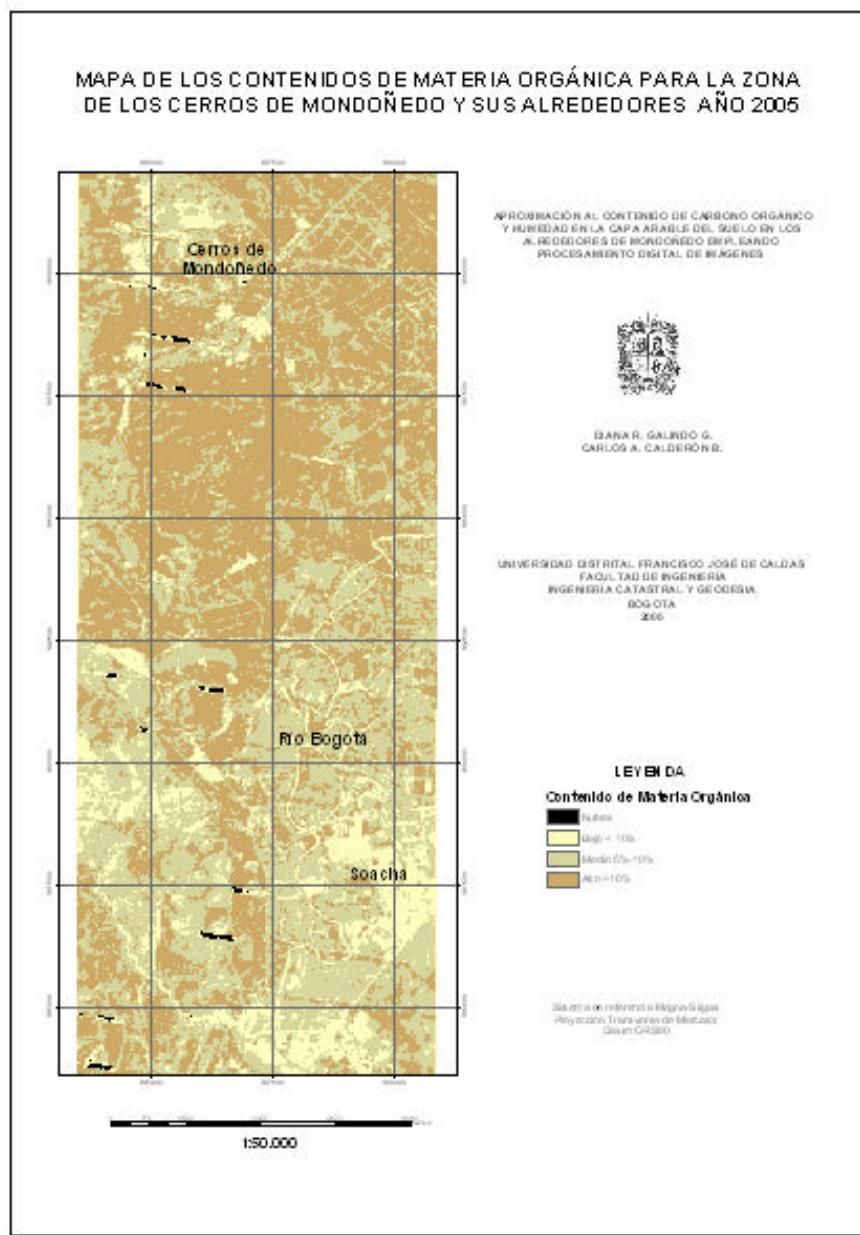
Fuente: ERDAS IMAGINE 8.5., 2006

Los parámetros de transformación se obtuvieron del documento: “Procedimiento para la migración a magna-sirgas de la cartografía existente referida al dátum Bogotá, utilizando el software Arcgis de ESRI, IGAC, 2004.

8.1 Mapa de los contenidos de materia orgánica para la zona de los Cerros de Mondoñedo y sus alrededores Año 2005, Escala 1:50.000

La Figura 35 muestra el mapa de los contenidos de materia orgánica para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus alrededores obtenido en este estudio. Ver Anexo 12: Productos.

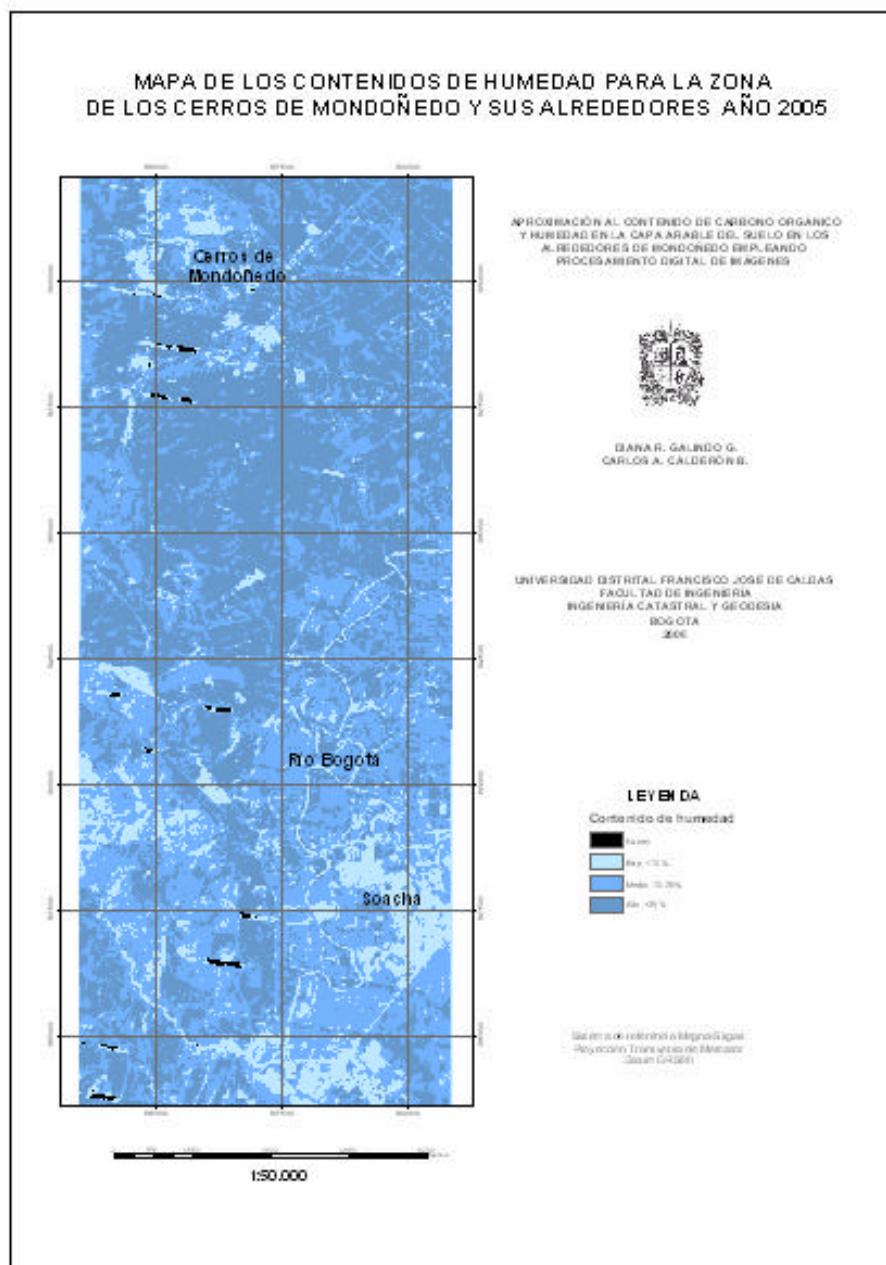
Figura 35: Mapa de los contenidos de materia orgánica para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores Año 2005, Escala 1:50.000



Fuente: Los autores, 2006.

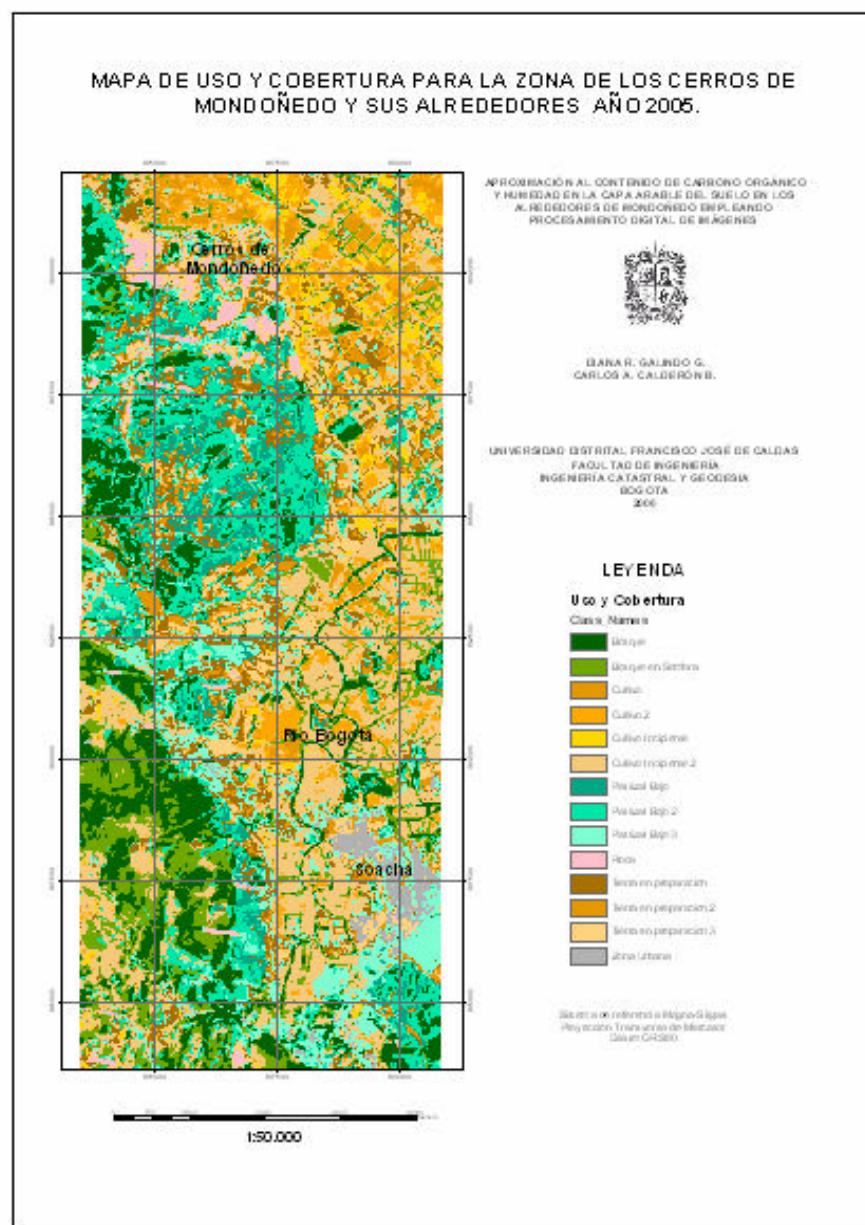
8.2 Mapa de los contenidos de humedad para la zona de los Cerros de Mondoñedo y sus alrededores Año 2005, Escala 1:50.000

Ver Anexo 12: Productos: Mapa de los contenidos de humedad para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus alrededores, Año 2005, Escala 1:50.000.



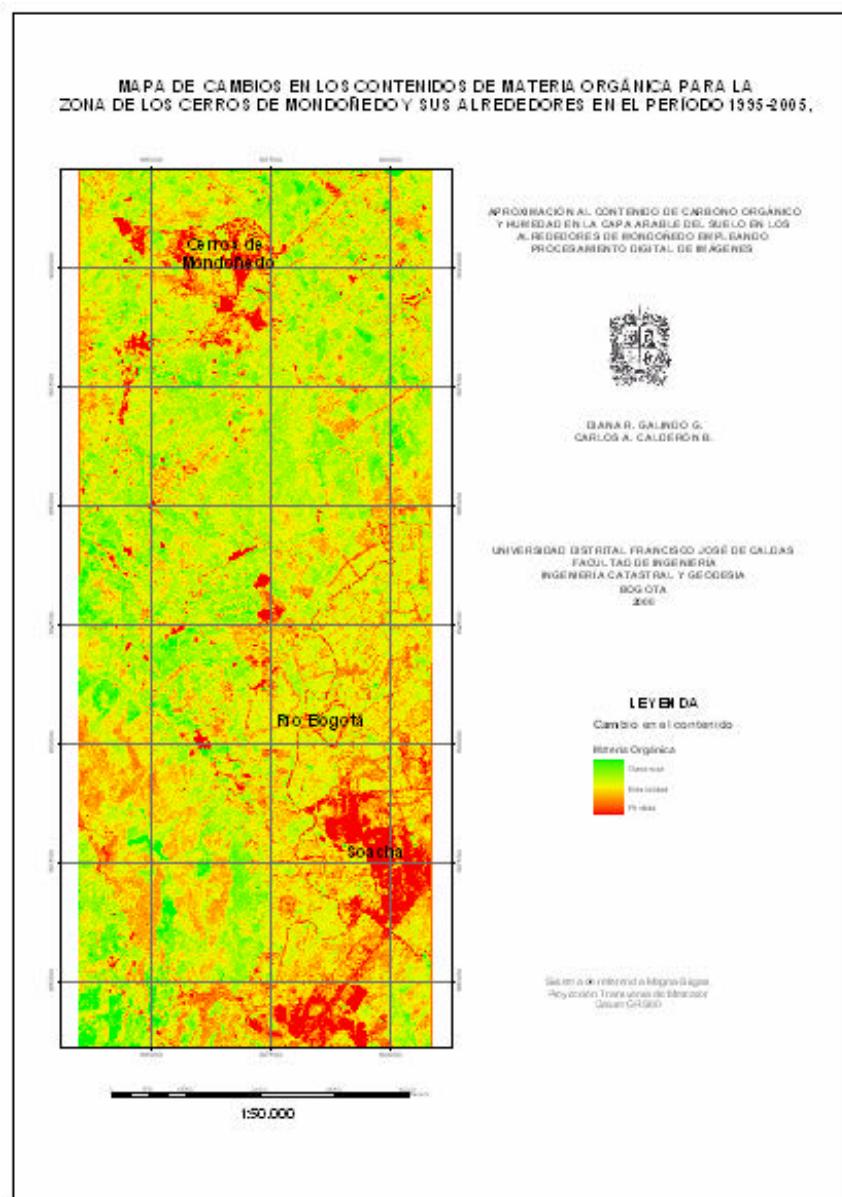
8.3 Mapa de coberturas para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores Año 2005, Escala 1:50.000

Ver Anexo 12: Productos: Mapa de coberturas para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores Año 2005, Escala 1:50.000



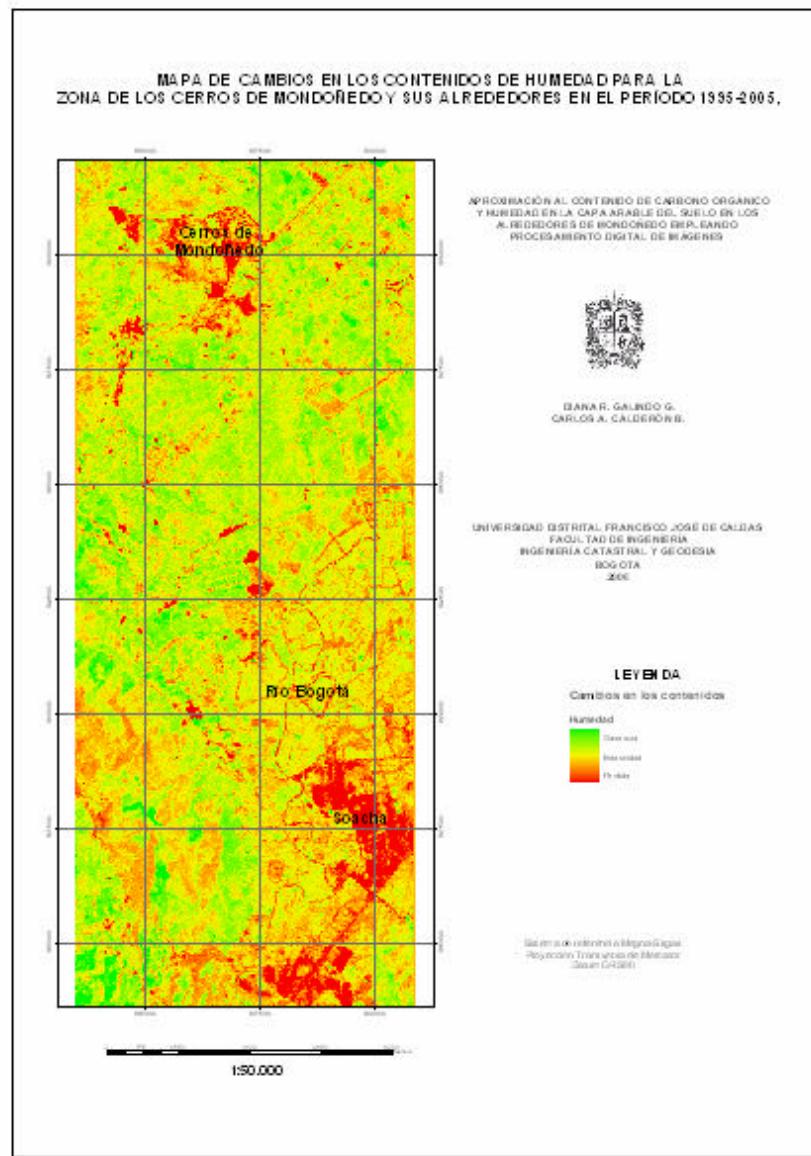
8.4 Mapa de detección de cambios en los contenidos de materia orgánica para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores en el período 1995-2005, Escala 1:50.000

Ver Anexo 12: Productos: Mapa de cambios en los contenidos de materia orgánica para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores Año 2005, Escala 1:50.000,



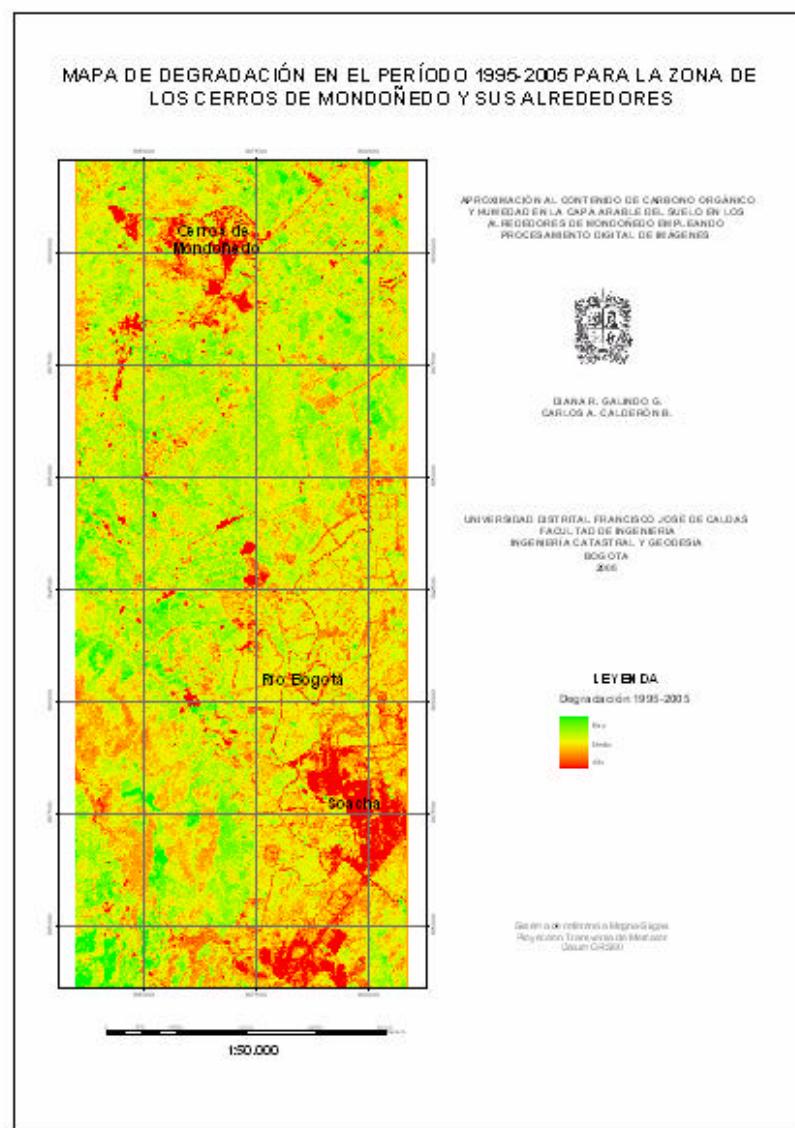
8.5 Mapa de detección de cambios en los contenidos de humedad para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores en el período 1995-2005, Escala 1:50.000

Ver Anexo 12: Productos: Mapa de cambios en los contenidos de humedad para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores en el período 1995-2005, Escala 1:50.000



8.6 Mapa de degradación para la zona de los cerros de Mondoñedo y sus Alrededores en el período 1995-2005, Escala 1:50.000

Ver Anexo 12 Productos: Mapa de degradación en el período 1995-2005 para la zona de los Cerros de Mondoñedo y sus Alrededores, Escala 1:50.000.



CONCLUSIONES

Al analizar los resultados obtenidos, se encontró que la información adquirida de sensores remotos es útil para estudiar el comportamiento de las variables físicas y químicas del suelo. El PDI de esta información junto con los trabajos de campo resultan ser una herramienta útil para evaluar fenómenos en grandes extensiones de terreno relativamente en poco tiempo.

La transformación de los niveles digitales de las imágenes a valores de reflectancia permite obtener información física que se relaciona con los contenidos del suelo estudiados puesto que permite conocer la influencia de ciertas propiedades en la respuesta espectral del objeto; asimismo la aplicación de la corrección atmosférica disminuye el efecto de factores externos que también afectan la reflectividad y alteran la calidad de la información.

A pesar de encontrar los objetivos y las ventajas de cada transformación espectral en la zona de estudio, se encontró que la aplicación de los índices de vegetación y de suelos en particular, no explica, en este caso, lo suficiente el comportamiento del carbono orgánico y de la humedad.

Contrario al concepto que transformaciones espetrales como la tasseled cap y los índices de suelos describen algunas de sus propiedades físicas, se encontró que el ACP, particularmente el componente tres, permite explicar el comportamiento del carbono orgánico y de la humedad; esto puede ser producto de las bandas que se explican en él. En este caso, la uno, que discrimina los suelos con poca o nula cobertura y permite diferenciar variaciones de la humedad en el suelo; y la cinco que diferencia el estado de sanidad de las coberturas y discrimina las zonas húmedas de las secas.

Debido a que los residuales de los modelos para ambos casos mostraron seguir una distribución normal, se puede decir que el empleo de la información espectral como variable, es útil para construir modelos que permiten pronósticos en un horizonte espacial mayor al de la zona de estudio.

El estudio del fenómeno de la degradación en términos de la variación de los contenidos de SOC (degradación química) y H (degradación física), permite obtener información no visible en el reconocimiento de campo, por ejemplo, en cultivos y áreas consideradas de alta capacidad productiva, muestran disminuciones leves en el período 1995 – 2005 como consecuencia del abuso de fertilizantes y de las técnicas agrícolas, ocasionando daños en la compactación y la estructura del suelo.

La disminución de los contenidos de carbono orgánico y humedad pueden ser medidos empleando PDI, es aceptable utilizar análisis multitemporales para hacer un seguimiento de la evolución de dichas propiedades siempre y cuando dichos análisis se realicen de manera constante, debido a que existen factores externos como el clima que influyen en los resultados.

Resulta muy difícil determinar los contenidos de carbono orgánico y humedad en el suelo cuando la cobertura que existe es densa, como ocurre con las áreas boscosas y de vegetación densa.

RECOMENDACIONES

Al desarrollar estudios en donde el objetivo sea determinar el comportamiento de una variable ambiental, es necesario tener un nivel de referencia básico de la zona de estudio y de la variabilidad de la propiedad dentro de esta, así, los resultados serán más acertados.

Como la información recogida en campo es la base para la creación de los modelos, mientras se incremente el número de muestras y en lo posible coincidan con la fechas de toma de la imagen, la efectividad del método propuesto se acercará más a la realidad.

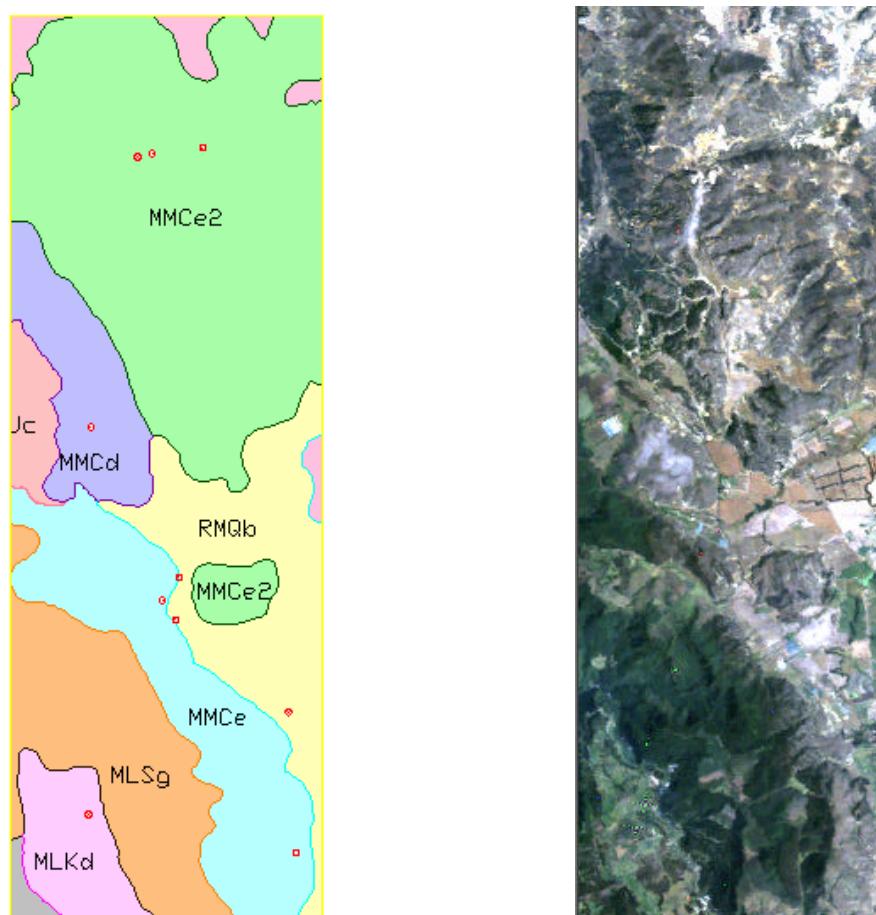
En lo posible, cuando se desarrolle trabajos utilizando percepción remota, se deben utilizar los valores de reflectividad y corregir atmosféricamente las imágenes debido a que se encontró que la cantidad de información obtenida es más útil. De la misma manera, no se debe dejar a un lado el componente estadístico, dado que permite la validación de los datos y garantiza la confiabilidad de los resultados.

Se debe dar continuidad a este tipo de proyectos por las ventajas que presenta para monitorear grandes extensiones de terreno en menor tiempo y lo más importante, por su utilidad en los procesos planificadores orientados al desarrollo sostenible.

ANEXO 1: PROPIEDADES FÍSICAS Y QUÍMICAS DE LOS SUELOS DE LA ZONA DE ESTUDIO

Según el estudio de Suelos de Cundinamarca – Año 2000, las propiedades físicas (Tabla A1) y químicas (Tabla A2) de los suelos de la zona de estudio por unidades cartográficas (Figura A1) son:

Figura A1: Unidades Cartográficas de la zona de estudio según el estudio de Suelos de Cundinamarca – Año 2000 (izquierda), Subescena Landsat de la zona de estudio año 1995 (Derecha).



Fuente: Los autores – ERDAS Imagine 8.5, 2006.

Tabla A1: Propiedades físicas de los suelos

Unidad Cartográfica	Prof (Cm)	Ar (%)	Limo (%)	Arc (%)	Clase Text.	Nom	Dens. Real	Dens. Aparente	Poros. Total %	Hum. Aprov. %	Punto Satur
RMQb	0-15	30	34	36	FAr	Ap	2.54	1.16	54.33	12.11	51.56
MLSg	0-32	58	26	16	FA	Ap	1.90	0.68	64.21	46.76	129.63

Tabla A2: Propiedades químicas de los suelos

Fuente: Adaptado de Estudio de Suelos de Cundinamarca, 2000

Unidad Cartográfica	Profundidad (Cm)	Arena (%)	Limo (%)	Arcilla (%)	Clase Textural	Nomenclatura	C.I.C.A Meq/100gr	Ca Meq/100gr
MMCe	0-16	50	32	18	F	Ap	19.8	1.60
MMCe₂	0-41	34	28	38	FAr	Ap	15.7	1.60
RMQb	0-15	30	34	36	FAr	Ap	27.8	13.50
MLSg	0-32	58	26	16	FA	Ap	52.4	1.20
MLKd	0-27	60	28	12	FA	Ap	76.9	2.20

Unidad Cartográfica	Profundidad (Cm)	Mg Meq/100gr	K Meq/100gr	Na Meq/100gr	Sat Bases	%CO	P (ppm)	ph	Aluminio Meq/100gr
MMCe	0-16	0.40	0.50	0.04	12.83	4.46	12	5.0	2.3
MMCe₂	0-41	0.80	0.04	0.04	15.80	2.27	3	5.1	0.2
RMQb	0-15	4.40	0.20	0.20	65.83	3.51	10	6.4	0
MLSg	0-32	0.10	0.10	0.10	2.86	13.78	33	5.2	2.6
MLKd	0-27	0.40	0.30	0.03	3.81	18.88	8	4.9	2.8

ANEXO 2: DATOS MUESTREO Y PREMUESTREO

Cálculo de Tamaño de Muestra:

Para determinar el número adecuado de muestras por universo, se utilizó el Coeficiente de Variación, obtenido de:

$$CVE = \frac{S}{\bar{X}}$$

Donde S es la desviación estándar y \bar{X} la media por universo de muestreo, el resultado se aprecia en la Tabla A3 para materia orgánica y en la Tabla A4 para humedad:

Tabla A3: Coeficiente de Variación deseado para materia orgánica

CARBONO ORGÁNICO					
ALTA		MEDIA		BAJA	
MEDIA	2,23	MEDIA	3,80	MEDIA	4,24
DESVEST	0,063002766	DESVEST	0,06377109	DESVEST	2,08200521
CVE	0,028259469	CVE	0,01678473	CVE	0,49064552
CVE DESEADO	N	CVE DESEADO	N	CVE DESEADO	N
0,01	0,07986	0,01	0,02817	0,01	24,07330
0,02	0,03993	0,02	0,01409	0,02	12,03665
0,03	0,02662	0,03	0,00939	0,03	8,02443
0,04	0,01996	0,04	0,00704	0,04	6,01833
0,05	0,01597	0,05	0,00563	0,05	4,81466
0,06	0,01331	0,06	0,00470	0,06	4,01222
0,07	0,01141	0,07	0,00402	0,07	3,43904
0,08	0,00998	0,08	0,00352	0,08	3,00916
0,09	0,00887	0,09	0,00313	0,09	2,67481
0,10	0,00799	0,1	0,00282	0,10	2,40733
0,11	0,00726	0,11	0,00256	0,11	2,18848
0,12	0,00665	0,12	0,00235	0,12	2,00611
0,13	0,00614	0,13	0,00217	0,13	1,85179
0,14	0,00570	0,14	0,00201	0,14	1,71952
0,15	0,00532	0,15	0,00188	0,15	1,60489
0,16	0,00499	0,16	0,00176	0,16	1,50458
0,17	0,00470	0,17	0,00166	0,17	1,41608
0,18	0,00444	0,18	0,00157	0,18	1,33741
0,19	0,00420	0,19	0,00148	0,19	1,26702
0,20	0,00399	0,2	0,00141	0,20	1,20367

Fuente: Los autores, 2006.

Tabla A4: Coeficiente de Variación deseado para humedad

HUMEDAD					
ALTA		MEDIA		BAJA	
MEDIA	8,57	MEDIA	33,27	MEDIA	1,60
DESVEST	3,78200283	DESVEST	1,600689453	DESVEST	0,28284271
CVE	0,44122783	CVE	0,048116924	CVE	0,1767767
CVE DESEADO	N	CVE DESEADO	N	CVE DESEADO	N
0,01	19,46820	0,01	0,23152	0,01	3,12500
0,02	9,73410	0,02	0,11576	0,02	1,56250
0,03	6,48940	0,03	0,07717	0,03	1,04167
0,04	4,86705	0,04	0,05788	0,04	0,78125
0,05	3,89364	0,05	0,04630	0,05	0,62500
0,06	3,24470	0,06	0,03859	0,06	0,52083
0,07	2,78117	0,07	0,03307	0,07	0,44643
0,08	2,43353	0,08	0,02894	0,08	0,39062
0,09	2,16313	0,09	0,02572	0,09	0,34722
0,10	1,94682	0,10	0,02315	0,10	0,31250
0,11	1,76984	0,11	0,02105	0,11	0,28409
0,12	1,62235	0,12	0,01929	0,12	0,26042
0,13	1,49755	0,13	0,01781	0,13	0,24038
0,14	1,39059	0,14	0,01654	0,14	0,22321
0,15	1,29788	0,15	0,01543	0,15	0,20833
0,16	1,21676	0,16	0,01447	0,16	0,19531
0,17	1,14519	0,17	0,01362	0,17	0,18382
0,18	1,08157	0,18	0,01286	0,18	0,17361
0,19	1,02464	0,19	0,01219	0,19	0,16447
0,20	0,97341	0,20	0,01158	0,20	0,15625

Fuente: Los autores, 2006

La distribución por universos de muestreo se aprecia en la Tabla A5:

Tabla A5: Distribución de muestras por universos de muestreo y sus contenidos de materia orgánica y humedad.

TIPO	CARBON ORGANICO C.O. %			CH%	# MUESTRA
	C.O. Oxidable%	C.O. Total %	M.O. %		
ALTA					
Premuestreo	0,99	1,31	2,27	11,25	1
	0,96	1,26	2,18	5,90	2
Muestreo	1,15	1,51	2,62	11,64	7
	3,04	2,3	3,98	0,5	8
MEDIA					
Premuestreo	1,64	2,17	3,75	34,40	3
	1,68	2,22	3,84	32,13	4
Muestreo	1,76	2,32	4,02	8,90	9
	2,11	1,6	2,77	1,3	10
BAJA					
Premuestreo	2,11	1,6	2,77	1,4	5
	4,36	3,3	5,72	1,8	6
Muestreo	3,37	4,44	7,69	21,16	11
	2,24	1,7	2,94	0,8	12

Fuente: Los autores, 2006

ANEXO 3: RESULTADOS DE ANÁLISIS

Los resultados de la caracterización química y física para la etapa de premuestreo fueron:

Figura A2: Resultados de la caracterización química y física de las muestras - Premuestreo

UNIVERSIDAD DISTRITAL "FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS" FACULTAD DEL MEDIO AMBIENTE Y RECURSOS NATURALES																																										
LABORATORIO DE SUELOS																																										
RESULTADOS ANALISIS DE SUELOS CARACTERIZACION UD-I																																										
INFORMACION GENERAL																																										
Departamento: Municipio: Fecha de muestra: No. de muestras: Profundidad: Tomado por:	CUNDINAMARCA MOSQUEA - SOACHA Septiembre de 2.008 6 0-20 cm Diana Galindo - Carlos Calderón																																									
RESULTADOS																																										
<table border="1"><thead><tr><th rowspan="2">MUESTRA</th><th colspan="3">CARBON ORGANICO C.O. %</th><th rowspan="2">CH%</th></tr><tr><th>C.O. Oxidable%</th><th>C.O. Total %</th><th>M.O. %</th></tr></thead><tbody><tr><td>1</td><td>0,99</td><td>1,31</td><td>2,27</td><td>11,25</td></tr><tr><td>2</td><td>0,95</td><td>1,26</td><td>2,18</td><td>5,80</td></tr><tr><td>3</td><td>1,64</td><td>2,17</td><td>3,75</td><td>34,40</td></tr><tr><td>4</td><td>1,66</td><td>2,22</td><td>3,84</td><td>32,18</td></tr><tr><td>5</td><td>2,11</td><td>1,60</td><td>2,77</td><td>1,4</td></tr><tr><td>6</td><td>4,36</td><td>3,30</td><td>5,72</td><td>1,8</td></tr></tbody></table>					MUESTRA	CARBON ORGANICO C.O. %			CH%	C.O. Oxidable%	C.O. Total %	M.O. %	1	0,99	1,31	2,27	11,25	2	0,95	1,26	2,18	5,80	3	1,64	2,17	3,75	34,40	4	1,66	2,22	3,84	32,18	5	2,11	1,60	2,77	1,4	6	4,36	3,30	5,72	1,8
MUESTRA	CARBON ORGANICO C.O. %			CH%																																						
	C.O. Oxidable%	C.O. Total %	M.O. %																																							
1	0,99	1,31	2,27	11,25																																						
2	0,95	1,26	2,18	5,80																																						
3	1,64	2,17	3,75	34,40																																						
4	1,66	2,22	3,84	32,18																																						
5	2,11	1,60	2,77	1,4																																						
6	4,36	3,30	5,72	1,8																																						
MÉTODOS CH% - Humedad Gravimétrica Relación Masa de Agua : Masa de Sólidos C.O.% - CARBÓN ÓRGÁNICO Método de Walkley - Black																																										

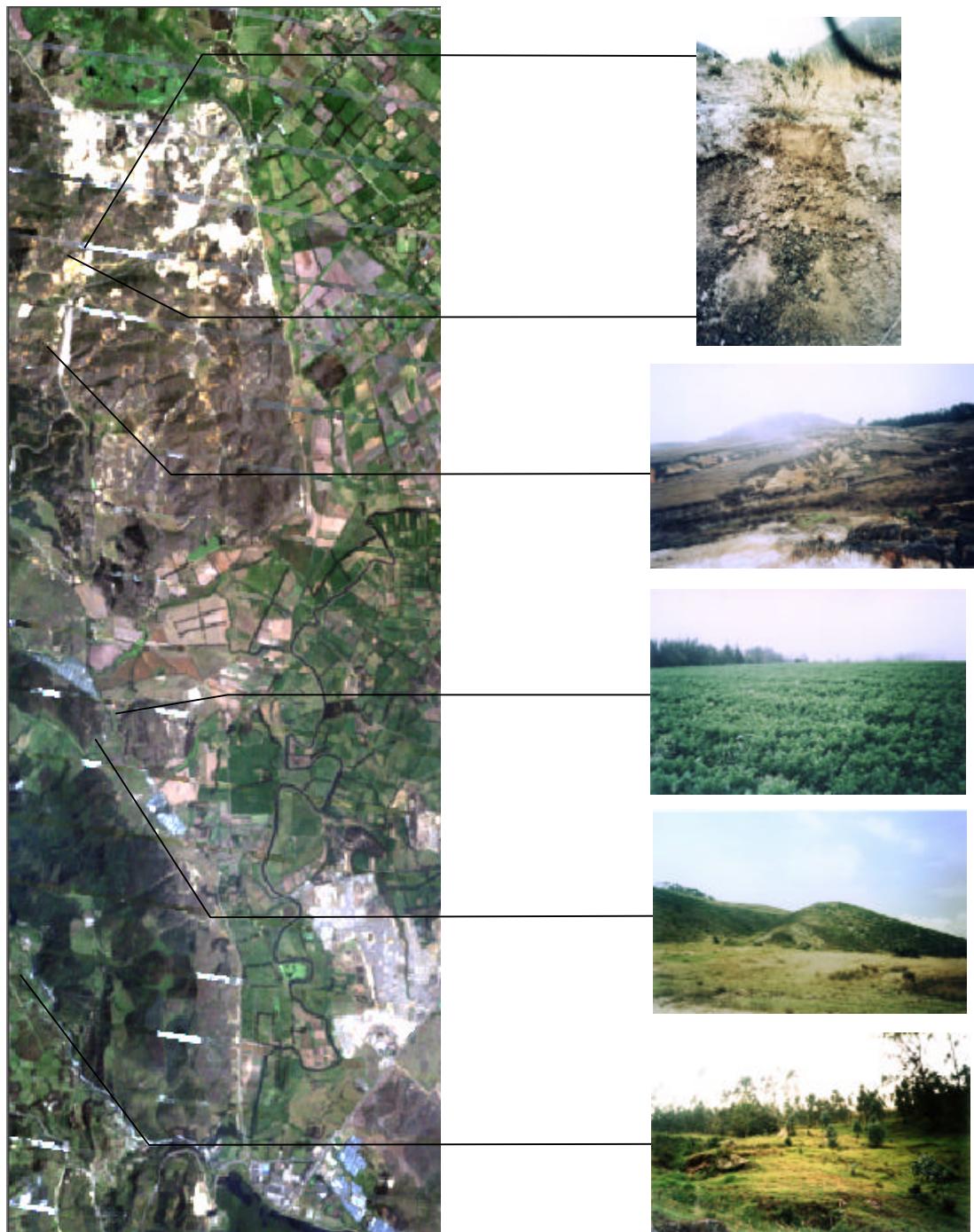
Los resultados de la caracterización química y física para la etapa de muestreo fueron:

Figura A3: Resultados de la caracterización química y física de las muestras – Muestreo

DEPARTAMENTO ADMINISTRATIVO NACIONAL DE ESTADÍSTICA		RESULTADO ANÁLISIS DE LABORATORIO			FECHA		
INSTITUTO GEGRÁFICO AGUSTÍN CODAZZI		DIVISIÓN LABORATORIO NACIONAL DE SUELOS			DIA	MES	AÑO
					1	3	6
DEPARTAMENTO	CUNDINAMARCA			MUNICIPIO BOGOTA			
LOCALIZACIÓN:	CRA. 2 No. 16A-38			TIPO ANALISIS HUMEDAD Y % CARBON			
REMITENTE:	DIANA ROCIO GALINDO GONZALEZ						
No. LABORATORIO	IDENTIFICACIÓN DE CAMPO	HUMEDAD	CARBON ORGANICO %				
3-62534	MUESTRA # 1	11.64	1.51				
3-62535	MUESTRA # 2	8.90	2.32				
3-62536	MUESTRA # 3	0.80	1.70				
3-62537	MUESTRA # 4	0.50	2.30				
3-62538	MUESTRA # 5	1.30	1.60				
3-62539	MUESTRA # 6	21.16	4.44				
OBSERVACIONES: _____							
N.D: NO DETECTADO _____							
MÉTODOS: _____							
NOTA: Los resultados almacenados en la base de datos y los enviados por fax o correo electrónico, se conservarán durante tres (3) meses a partir de la entrega de los mismos.							
Aprobado por Coordinador de Análisis							
Favor comunicar su sugerencia, observación o reclamo al teléfono 3694016 o 3694000 ext. 4016				<u>JORGE ALBERTO SANCHEZ E.</u> <small>Nombre</small>  <small>Firma</small>			
PLANEACIÓN - ORGANIZACIÓN Y MÉTODOS							
F420-14/2005.V1							

ANEXO 4: RECONOCIMIENTO EN CAMPO

Figura A4: Reconocimiento en campo de la zona de estudio.



Fuente: Los autores, 2006

Muestreo de Suelos

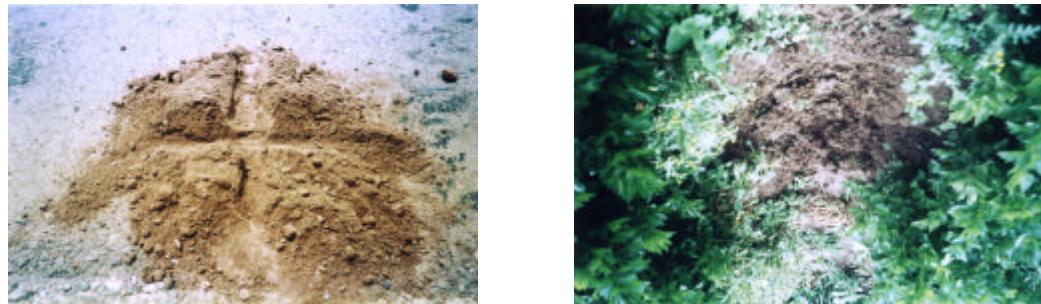
Para este estudio, las muestras de suelo se tomaron sobre el horizonte superficial (0-25cm). De acuerdo a los objetivos del proyecto, se tomaron muestras compuestas de una mezcla de varias submuestras extraídas al azar en distintos sitios de un lote, cubriendo el área total del terreno. Una vez obtenida la muestra compuesta, se homogenizó, se dividió en cuatro partes y se seleccionaron dos de las partes diagonales para ser analizadas. El terreno representado por cada una de las muestras es uniforme en pendiente, vegetación, material parental, clima, grado de erosión y manejo.

Figura A5: Perfiles Zona de Estudio



Fuente: Los autores, 2006

Figura A6: Muestras Compuestas – Zona de Estudio



Fuente: Los autores, 2006

ANEXO 5: CONVERSIÓN DE NIVELES DIGITALES A VALORES DE REFLECTANCIA Y CORRECCIÓN ATMOSFÉRICA

OBTENCIÓN DE VARIABLES FÍSICAS A PARTIR DE NIVELES DIGITALES Y CORRECCIÓN ATMOSFÉRICA*

La firma espectral de una porción de la superficie terrestre es el resultado de un conjunto de factores físicos (tipo de suelo, humedad del mismo, densidad y estado de la vegetación). El fundamento básico de la percepción remota se basa en que se asume que podemos estimar cuales son estos factores a partir del análisis de los valores de reflectividad para cada píxel deducidos de la radiancia recibida por el sensor.

Una imagen de satélite en bruto contiene unos valores numéricos denominados niveles digitales (ND) que el satélite obtiene a partir de la energía recibida. La radiación es una de las tres formas de transmisión de energía en la naturaleza siendo la única que se transmite sin contacto material entre el emisor y el receptor. Sin embargo, la radiancia recibida por el sensor no es exactamente la procedente del suelo, esta resulta por un lado reducida por la absorción atmosférica y por otra incrementada por la radiancia introducida por la propia atmósfera (dispersión), es decir, que la radiación que llega al sensor es la procedente del suelo multiplicada por la transmisividad de la atmósfera en camino ascendente más la radiancia aportada por la dispersión atmosférica. Una vez deducida la radiancia, sus valores son llevados a valores de reflectividad para obtener la información física del suelo.

* <http://www.ceagi.org/recursos.htm>

CORRECCIÓN ATMOSFÉRICA*

La corrección atmosférica trata de evaluar y eliminar las distorsiones que la atmósfera introduce en los valores de radiancia que llegan al sensor desde la superficie terrestre, para esto, se hace necesario la conversión de niveles digitales a valores de reflectancia.

La corrección de la imagen para eliminar el efecto de la atmósfera resulta especialmente necesaria para:

- ✓ Calcular determinados índices entre bandas cuya distorsión debida a la atmósfera es diferente.
- ✓ Calcular variables deducibles directamente de la radiancia mediante modelos de tipo físico.
- ✓ Estudios temporales, debido a que la distorsión atmosférica cambia de unos días a otros.

Algoritmo de Corrección Atmosférica por Mínimo Valor

El método de corrección atmosférica por mínimo valor fue sugerido por Chávez en 1977, también llamado ajuste del histograma al origen, propone la estimación de la influencia de la atmósfera a través de un cálculo que se hace directamente desde la imagen por la determinación de radiancia medida por el sensor sobre áreas oscuras. Esas áreas oscuras en teoría deberían ser negras (=0% en reflectancia) pero a causa de las dispersión atmosférica los correspondientes píxeles presentan un nivel digital distinto a cero. Con estos supuestos, solo una dispersión simple puede ser removida (Chávez, 1986). La selección del nivel digital mínimo

* GUZMAN O., APROXIMACION METODOLOGICA A LA IMPLEMENTACION DE ALGORITMOS DE CORRECCIONES ATMOSFERICAS PARA BARREDORES MULTIESPECTRALES APPLICADO A IMÁGENES LANDSAT TM CORRESPONDIENTES A SANTAFE DE BOGOTA, Universidad Distrital, 2002

apropiado para la implementación de la corrección puede ser obtenida por el histograma de frecuencias de la imagen digital.

Este algoritmo apunta principalmente al análisis de las bandas del espectro visible, donde usualmente hay un muy marcado aumento en el número de píxeles con valor distinto de cero o escala de grises. La determinación del valor digital mínimo para una banda en particular se basa en la hipótesis, que hace el método en el hecho que existe una alta probabilidad de que por lo menos algunos píxeles dentro de una imagen sean negros. Esas superficies oscuras corresponden a áreas sombreadas por nubes o efectos topográficos (baja reflectancia en todas las bandas), pero también a cuerpos húmedos (baja reflectancia en las longitudes de onda roja e infrarroja).

Algunos autores han introducido variaciones al algoritmo propuesto por Chávez, es el caso de Susan Skriven de la Universidad de Arizona, esta variación se denomina COAST e introduce parámetros como la distancia tierra –sol, el azimut solar y la irradiancia exoatmosférica.

ANEXO 6: METADATOS DE LAS IMÁGENES

Los metadatos de las imágenes utilizadas se aprecian en la Tabla A6

Tabla A6: Metadatos de las Imágenes

Dataset Attribute	Attribute Value	Attribute Value
<u>Acquisition Date</u>	1995/02/14	2005/02/01
<u>Entry Band</u>	ETP008R5L05T19950214	7008057000503250
<u>Scene Cloud Cover</u>	0%	30%
<u>WRS-2 Path</u>	008	008
<u>WRS-2 Row</u>	057	057
<u>Zone</u>	18	18
<u>Upper Left Corner</u>	5°12'28"N, 75°05'42"W	5°16'34"N, 75°13'09"W
<u>Upper Right Corner</u>	4°58'33"N, 73°29'32"W	5°01'42"N, 73°31'02"W
<u>Lower Left Corner</u>	3°41'04"N, 75°25'16"W	3°37'58"N, 75°34'07"W
<u>Lower Right Corner</u>	3°27'07"N, 73°48'35"W	3°23'07"N, 73°52'12"W
<u>Scene Center</u>	4°20'21"N, 74°29'38"W	4°19'53"N, 74°32'39"W
<u>Sun Azimuth</u>	113.21	124.473686
<u>Sun Elevation</u>	44.86	51.572842
<u>Day or Night</u>	Day	Day
<u>Browse Available</u>	Yes	Yes
<u>Scene Start Time</u>	1995:02:14:14:19:53.000000	2005:032:15:01:59.5391874
<u>Scene Stop Time</u>	1995:02:14:14:28:53.000000	2005:032:15:02:26.7172499
<u>Gain Band 1</u>	High	High
<u>Gain Band 2</u>	High	High
<u>Gain Band 3</u>	High	High
<u>Gain Band 4</u>	Low	Low
<u>Gain Band 5</u>	High	High
<u>Gain Band 6H</u>	High	High
<u>Gain Band 6L</u>	Low	Low
<u>Gain Band 7</u>	High	High

Fuente:<http://glovis.usgs.gov/ImgViewer/Java2ImgViewer.html?lat=6&lon=72.5&mission=LANDSAT&sensor>, Julio 2006

Los datos de irradiancia solar espectral se muestran en la Tabla A7, el rango de radiancia espectral para Landsat 5 TM en la Tabla A8, para Landsat 7 ETM+ en la Tabla A9 y la transmisividad atmosférica en la Tabla A10.

Tabla A7: Irradiancia Solar Espectral
(watts /(m² ??m))

BANDA	LANDSAT 5 TM	LANDSAT 7 ETM+
1	1957	1969,0
2	1826	1840,0
3	1554,000	1551,0
4	1036,000	1044,0
5	215,000	225,7
7	80,670	82,070

Fuente: Adaptado de <http://ltpwww.gsfc.nasa.gov> (Septiembre 2006) y Gyanesh (2003)

Tabla A8: Rango de radiancia espectral para Landsat-5 TM
(watts /(m² ?ster ??m))

BANDA	Antes de Mayo 4/2003		Después de Mayo 4/2003	
	LMIN	LMAX	LMIN	LMAX
1	-1,520	152,100	-1,520	193,000
2	-2,840	296,810	-2,840	365,000
3	-1,170	204,300	-1,170	264,000
4	-1,510	206,200	-1,510	221,000
5	-0,370	27,190	-0,370	30,200
7	-0,150	14,380	-0,150	16,500

Fuente: Gyanesh (2003)

Tabla A9: Rango de radiancia espectral para Landsat-7 ETM+

(watts /($m^2 \text{ ster } nm$))

BANDA	Antes de Julio 1/2000				Después de Julio 1/2000			
	LG		HG		LG		HG	
	LMIN	LMAX	LMIN	LMAX	LMIN	LMAX	LMIN	LMAX
1	-6,200	297,500	-6,200	194,300	-6,200	293,700	-6,200	191,600
2	-6,000	303,400	-6,000	202,400	-6,400	300,900	-6,400	196,500
3	-4,500	235,500	-4,500	158,600	-5,000	234,400	-5,000	152,900
4	-4,500	235,000	-4,500	157,500	-5,100	241,100	-5,100	157,400
5	-1,000	47,700	-1,000	31,760	-1,000	47,570	-1,000	31,060
7	-0,350	16,600	-0,350	10,932	-0,350	16,540	-0,350	10,800

Fuente: <http://ltpwww.gsfc.nasa.gov> (Septiembre,2006)

Tabla A10: Transmisividad Atmosférica

BANDA	T_z
1	0,70
2	0,78
3	0,85
4	0,91
5	1,00
7	1,00

Fuente: <http://ltpwww.gsfc.nasa.gov> (Septiembre,2006)

ANEXO 7: CÁLCULO DE LA DISTANCIA TIERRA - SOL¹

La distancia tierra-sol fue calculada de la siguiente manera²:

$$d = 1 + 0.0167 \cos\left(\frac{2\pi(DJ + 3)}{365}\right)$$

Donde d ? Distancia Tierra-Sol en unidades astronómicas y DJ ? Día Juliano, calculado con la fórmula:

Llamando: AA= año, MM= mes, DD= día, hh= hora, mm= minuto y ss= segundo en Tiempo Universal Coordinado (TUC). La relación entre el Tiempo Oficial *TO* del lugar de observación y el *TUC* esta determinada por el huso horario *HH* de ese lugar por medio de:

TUC ? TO ? HH

El cálculo es:

Se calcula el valor f :

$$f \begin{cases} ?AA & \text{si } MM?3 \\ ? \\ ?AA?1 & \text{si } MM?1\circ2 \end{cases}$$

y el valor g :

¹ Protocolo Para El Preprocesamiento De Imágenes Satelitales Landsat Para Aplicaciones De La Administración De Parques Nacionales – Administración de Parques Nacionales –Sistema de Información de Biodiversidad, Buenos Aires – 2005.

² PORTILLA -1998. www.observatorio.unal.edu.co/miembros/docentes/grek/satel/satelnod1.html

$$g \stackrel{?}{=} \begin{cases} MM & \text{si } MM \stackrel{?}{=} 3 \\ ?MM & \text{si } MM \stackrel{?}{=} 1 \text{ ó } 2 \end{cases}$$

y la fecha juliana FJ para el instante en TUC viene dada por:

$$DJ \stackrel{?}{=} 1720994.5 \stackrel{?}{=} 2 \stackrel{?}{=} ENT \frac{f}{100} \stackrel{?}{=} ENT \frac{f}{400} \stackrel{?}{=} ENT \cdot 365.25 \stackrel{?}{=} f \stackrel{?}{=} ENT \cdot 30.6001 \stackrel{?}{=} g \stackrel{?}{=} 1 \stackrel{?}{=} DD \stackrel{?}{=} TUC^*$$

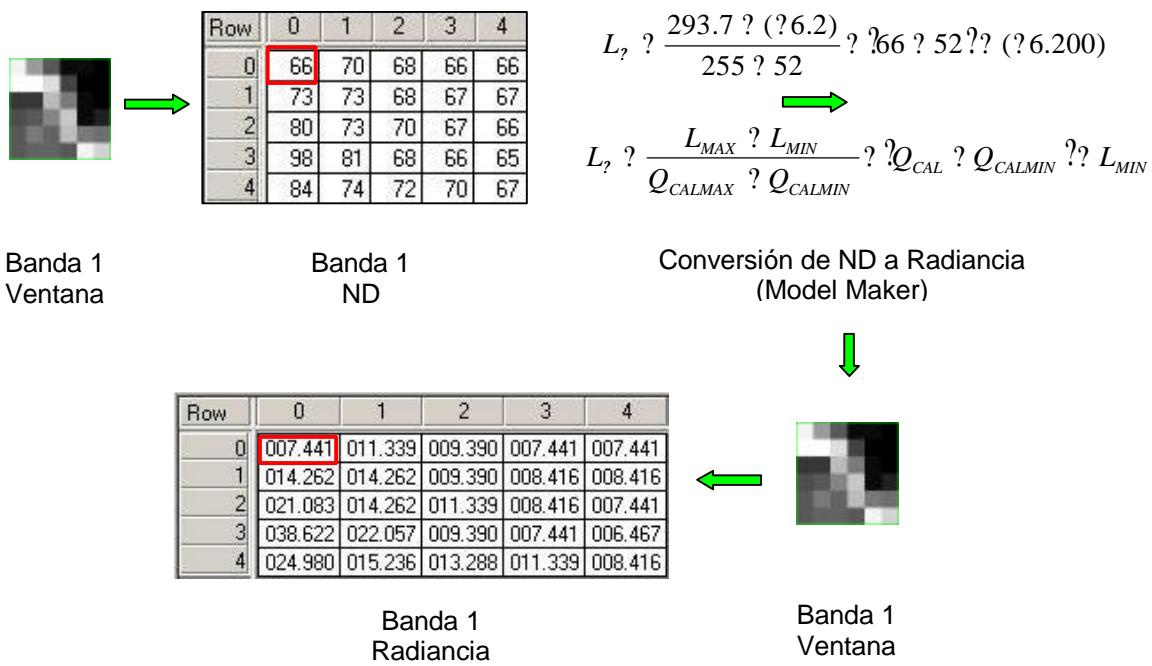
donde ENT representa la parte entera contenida dentro del paréntesis y TUC^* es el TUC (la suma de horas, minutos y segundos) expresado en unidades de días.

ANEXO 8: TRANSFORMACIÓN DE NIVELES DIGITALES A VALORES DE REFLECTANCIA EN MODEL MAKER

A continuación se presenta un ejemplo de la conversión de los valores de reflectancia de la imagen a partir de los niveles digitales, es recomendable reducir al máximo las fórmulas al programarlas en *Model Maker*.

El primer paso es convertir los niveles digitales a valores de radiancia y luego a valores de reflectancia como se aprecia en la Figura A7:

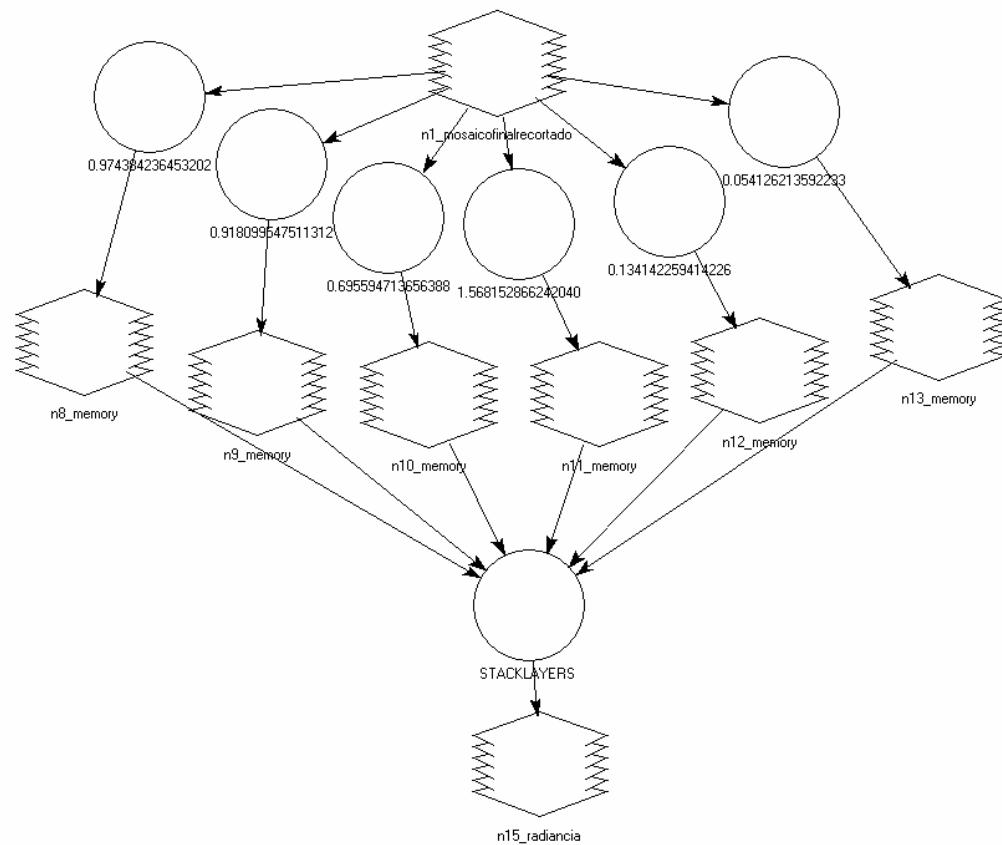
Figura A7: Ejemplo de conversión de ND a valores de radiancia.



Fuente: Adaptado de ERDAS Imagine 8.5.

El modelo utilizado para la transformación de los niveles digitales a valores de radiancia en el módulo *Model Maker* de ERDAS Imagine 8.5 se observa en la Figura A8.

Figura A8: Modelo de conversión ND - Radiancia



El segundo paso es convertir los valores de radiancia a reflectancia, para esto se deben calcular $L_{1\%}$ y L_p (Nota: El resultado varía de acuerdo al número de decimales incluidos en el cálculo) como se observa en la Figura A9.

Figura A9: Ejemplo para la conversión de valores de radiancia a reflectancia.

Row	0	1	2	3	4
0	007.441	011.339	009.390	007.441	007.441
1	014.262	014.262	009.390	008.416	008.416
2	021.083	014.262	011.339	008.416	007.441
3	038.622	022.057	009.390	007.441	006.467
4	024.980	015.236	013.288	011.339	008.416

Banda 1
Radiancia



Conversión de Radiancia a Reflectancia
(Model Maker)

$$L_{1\%} ? \frac{0.01 \cos(\theta_z) T_z E_0}{? d^2} \quad L_{1\%} ? \frac{0.01 \cos(51.57) 0.70 1969}{3.1416 1.010^2}$$

$$L_p ? L_{MIN} ? L_{1\%} \quad L_p ? 6.2 ? 2.6732 ? 8.873202$$

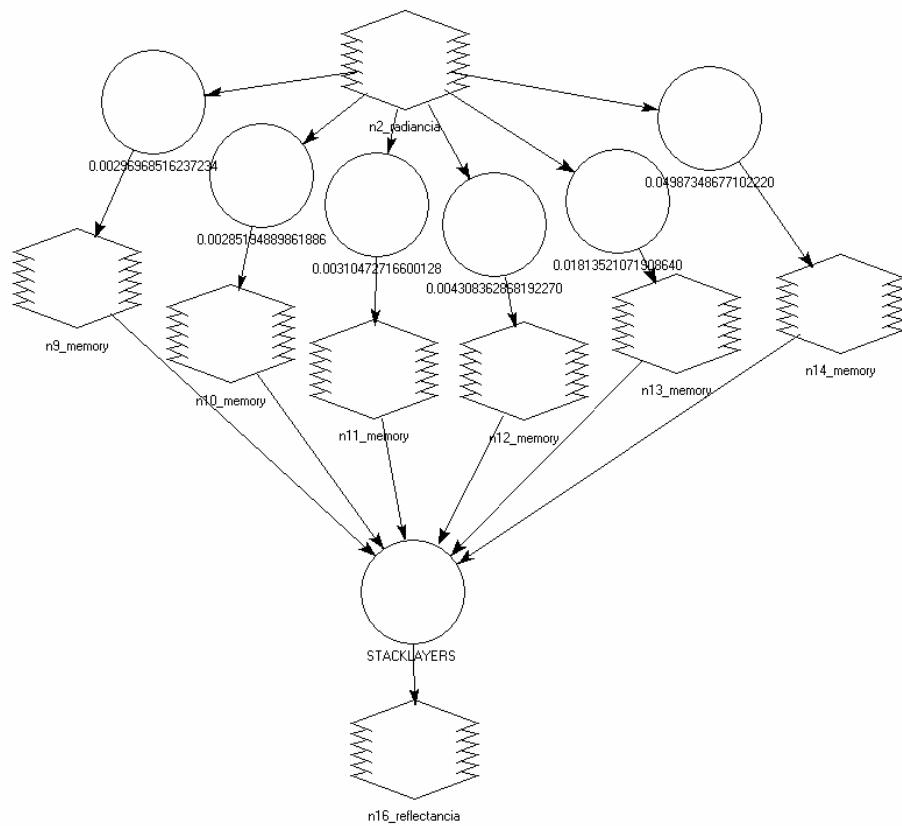
$$? ? ? L_{SAT} ? L_p ? d^2 \quad ? ? \frac{3.1416 7.441 8.873 ? 1.010^2}{1969 \cos(51.57) 0.70}$$

Row	0	1	2	3	4
0	000.051	000.062	000.056	000.051	000.051
1	000.071	000.071	000.056	000.053	000.053
2	000.091	000.071	000.062	000.053	000.051
3	000.143	000.094	000.056	000.051	000.048
4	000.103	000.074	000.068	000.062	000.053

Banda 1
Reflectancia

El modelo utilizado para la transformación de los valores de radiancia a reflectancia en el módulo *Model Maker* de ERDAS Imagine 8.5 se observa en la Figura.

Figura A10: Modelo de Radiancia – Reflectancia corregida



ANEXO 9: VARIABLES Y TRANSFORMACIONES MATEMÁTICAS

El resultado de los índices para cada una de las muestras sin transformación matemática se detallan en la Tabla A11, de la función inversa en la Tabla A12 y en la función logaritmo natural en la Tabla A13.

Tabla A11: Resultado de los Índices para cada una de las muestras sin transformación matemática

MUESTRA	MO%	H%	ALBEDO	ANDVI	ATSAVI	CI	DVI	EVI	EVI SWIR	GEMI
1	2,62	11,64	0,31	2,00	1,01	-0,11	0,33	0,63	0,76	-0,79
2	4,02	8,90	0,26	4,86	1,01	0,08	0,17	0,28	0,11	-0,57
3	2,94	0,8	0,19	4,24	1,01	0,04	0,13	0,25	0,17	-0,52
4	3,98	0,5	0,27	2,34	1,01	-0,06	0,26	0,50	0,41	-0,71
5	2,77	1,3	0,28	2,01	1,01	-0,03	0,29	0,53	0,48	-0,75
6	7,69	21,16	0,22	3,24	1,01	0,04	0,17	0,33	0,18	-0,58

MUESTRA	NDVI	NDVI SWIR	PVI	R_V	RFVI	SAVI ₂	TVI	VG	WDVI	CP ₁
1	0,71	0,46	-0,38	0,80	0,17	0,01	20,27	0,20	0,36	100,5
2	0,39	0,09	-0,29	1,17	0,44	0,00	9,22	-0,11	0,22	163,6
3	0,42	0,13	-0,22	1,08	0,41	0,00	7,50	-0,06	0,17	113,5
4	0,64	0,27	-0,33	0,88	0,22	0,00	16,00	0,11	0,29	117,5
5	0,69	0,32	-0,35	0,95	0,18	0,00	17,50	0,04	0,32	109,2
6	0,48	0,14	-0,26	1,09	0,35	0,00	9,86	-0,07	0,21	124,9

MUESTRA	CP ₅	CP ₆	TC ₁	TC ₂	TC ₃	B ₁	B ₂	B ₃	B ₄	B ₅	B ₆
1	1,11	-1,95	0,89	0,44	-0,30	0,07	0,08	0,06	0,39	0,14	0,00
2	4,94	-1,88	0,95	0,09	-0,65	0,08	0,11	0,13	0,30	0,25	0,00
3	-0,17	-0,32	0,65	0,07	-0,44	0,06	0,08	0,09	0,22	0,17	0,00
4	5,82	-0,20	0,84	0,30	-0,46	0,06	0,08	0,07	0,33	0,19	0,00
5	3,14	-2,36	0,84	0,37	-0,44	0,05	0,07	0,06	0,35	0,18	0,00
6	2,02	-2,59	0,74	0,13	-0,51	0,07	0,08	0,09	0,26	0,20	0,00

Fuente: Los autores, 2006

Las variables dependientes, en este caso, materia orgánica y humedad permanecen const

Tabla A12: Función Inversa para cada uno de los Índices.

MUESTRA	ALBEDO _{INV}	ANDVI _{INV}	ATSAVI _{INV}	CI _{INV}	DVI _{INV}	EVI _{INV}	EVI _{SWIR_{INV}}	GEMI _{INV}	IPVI _{INV}
1	3,27	0,50	0,99	-9,14	3,05	1,58	1,32	-1,26	1,17
2	3,86	0,21	0,99	13,00	5,99	3,51	9,03	-1,75	1,44
3	5,30	0,24	0,99	25,49	7,72	4,00	6,06	-1,92	1,41
4	3,77	0,43	0,99	-15,43	3,85	2,02	2,46	-1,41	1,22
5	3,61	0,50	0,99	-36,08	3,46	1,90	2,06	-1,34	1,18
6	4,61	0,31	0,99	24,71	5,91	3,04	5,46	-1,72	1,35

MUESTRA	NDVI _{SWIR_{INV}}	PVI _{INV}	RV _{INV}	RVI _{INV}	SAVI _{2INV}	TVI _{INV}	VG _{INV}	WDVI _{INV}	CP _{1INV}	CP ₂
1	2,17	-2,62	1,24	5,83	194,35	0,05	4,99	2,81	0,01	0
2	11,62	-3,43	0,86	2,27	255,56	0,11	-8,76	4,47	0,01	0
3	7,58	-4,60	0,92	2,43	346,86	0,13	-16,50	5,94	0,01	0
4	3,70	-3,06	1,14	4,51	228,93	0,06	9,37	3,43	0,01	0
5	3,17	-2,89	1,06	5,42	215,79	0,06	22,61	3,16	0,01	0
6	7,26	-3,92	0,92	2,88	294,63	0,10	-14,88	4,81	0,01	0

MUESTRA	CP _{6INV}	TC _{1INV}	TC _{2INV}	TC _{3INV}	B _{1INV}	B _{2INV}	B _{3INV}	B _{4INV}	B _{5INV}	B _{7II}
1	-0,51	1,12	2,28	-3,37	15,16	12,62	15,45	2,55	6,95	9
2	-0,53	1,06	11,13	-1,55	12,34	8,90	7,57	3,34	3,97	5
3	-3,13	1,54	14,13	-2,27	15,94	11,92	11,03	4,54	5,92	7
4	-4,96	1,19	3,37	-2,19	16,19	11,96	13,59	3,00	5,22	7
5	-0,42	1,20	2,70	-2,26	20,32	14,73	15,51	2,83	5,46	8
6	-0,39	1,34	7,93	-1,95	14,60	12,04	11,09	3,86	5,07	6

Fuente: Los autores, 2006

Tabla A13: Función Logaritmo Natural para cada uno de los Índices.

MUESTRA	ALBEDO _{LN}	ANDVI _{LN}	ATSAVI _{LN}	CI _{LN}	DVI _{LN}	EVI _{LN}	EVI _{SWIR_{LN}}	GEMI _{LN}	IPVI _{LN}
1	-2,37	1,38	0,02	-4,42	-2,23	-0,92	-0,56	-0,47	-0,31
2	-2,70	3,16	0,02	-5,13	-3,58	-2,51	-4,40	-1,11	-0,73
3	-3,33	2,89	0,02	-6,48	-4,09	-2,77	-3,60	-1,31	-0,69
4	-2,65	1,70	0,02	-5,47	-2,69	-1,40	-1,80	-0,68	-0,40
5	-2,57	1,39	0,02	-7,17	-2,48	-1,28	-1,45	-0,58	-0,34
6	-3,06	2,35	0,02	-6,41	-3,55	-2,22	-3,39	-1,08	-0,60

MUESTRA	NDVI _{SWIR_{LN}}	PVI _{LN}	RV _{LN}	RVI _{LN}	SAVI _{2LN}	TVI _{LN}	VG _{LN}	WDVI _{LN}	CP _{1LN}	CP _{2L}
1	-1,55	-1,93	-0,43	-3,53	-10,54	6,02	-3,21	-2,07	9,22	8,
2	-4,91	-2,46	0,31	-1,64	-11,09	4,44	-4,34	-3,00	10,19	7,
3	-4,05	-3,05	0,16	-1,77	-11,70	4,03	-5,61	-3,56	9,46	6,
4	-2,61	-2,24	-0,26	-3,01	-10,87	5,54	-4,47	-2,47	9,53	7,
5	-2,30	-2,12	-0,11	-3,38	-10,75	5,72	-6,24	-2,30	9,39	8,
6	-3,97	-2,73	0,16	-2,11	-11,37	4,58	-5,40	-3,14	9,66	6,

MUESTRA	CP _{6LN}	TC _{1LN}	TC _{2LN}	TC _{3LN}	B _{1LN}	B _{2LN}	B _{3LN}	B _{4LN}	B _{5LN}	B _{7L}
1	1,33	-0,23	-1,65	-2,43	-5,44	-5,07	-5,48	-1,87	-3,88	-4,
2	1,27	-0,11	-4,82	-0,87	-5,03	-4,37	-4,05	-2,41	-2,76	-3,
3	-2,28	-0,86	-5,30	-1,64	-5,54	-4,96	-4,80	-3,03	-3,56	-3,
4	-3,20	-0,35	-2,43	-1,57	-5,57	-4,96	-5,22	-2,20	-3,30	-4,
5	1,72	-0,36	-1,99	-1,63	-6,02	-5,38	-5,48	-2,08	-3,39	-4,
6	1,90	-0,59	-4,14	-1,33	-5,36	-4,98	-4,81	-2,70	-3,25	-3,

Fuente: Los autores, 2006

ANEXO 10: PRUEBAS ESTADÍSTICAS PARA MODELAMIENTO DE LA MATERIA ORGÁNICA

Debido a que el componente principal tres, sin ninguna transformación matemática, cumplió con las dos condiciones como ya se explicó en el capítulo cinco, las medidas estadísticas de este modelo se observan en la Figura A11:

Figura A11: Estadísticas del modelo $MO \sim 2.59772 + 0.19730 \cdot CP_3$

```
> mc=lm(MO~1+CP3,data=datosmo)
> anova(mc)
Analysis of Variance Table

Response: MO
          Df  Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
CP3        1 13.1188 13.1188 10.414 0.03206 *
Residuals  4  5.0389  1.2597
---
Signif. codes:  0 `****' 0.001 `***' 0.01 `*' 0.05 `.' 0.1 ` ' 1
> summary(mc)

Call:
lm(formula = MO ~ 1 + CP3, data = datosmo)

Residuals:
      1       2       3       4       5       6 
-1.262715  1.531722  0.001578 -0.009254 -0.860067  0.598736 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 2.59772   0.63220   4.109   0.0147 *  
CP3         0.19730   0.06114   3.227   0.0321 *  
---
Signif. codes:  0 `****' 0.001 `***' 0.01 `*' 0.05 `.' 0.1 ` ' 1

Residual standard error: 1.122 on 4 degrees of freedom
Multiple R-Squared:  0.7225,    Adjusted R-squared: 0.6531 
F-statistic: 10.41 on 1 and 4 DF,  p-value: 0.03206
```

Fuente: R 1.9.1

Para comprobar la validez del modelo se realizaron las Pruebas de Normalidad: Shapiro-Wilk y Kolmogorov-Smirnov para determinar si los residuales del modelo siguen una distribución normal (Figura A12), donde:

H_0 : Los residuales siguen una distribución normal

H_a : Los residuales no siguen una distribución normal

Figura A12: Pruebas de normalidad para el modelo $MO \sim 2.59772 + 0.19730 \cdot CP_3$

```
> ec= mc$residuals  
> shapiro.test(ec)  
  
Shapiro-Wilk normality test  
  
data: ec  
W = 0.9668, p-value = 0.8705  
  
> ks.test(ec,"pnorm",0,sqrt(deviance(mc)/df.residual(mc)))  
  
One-sample Kolmogorov-Smirnov test  
  
data: ec  
D = 0.1661, p-value = 0.9964  
alternative hypothesis: two.sided
```

Fuente: R 1.9.1

Para la prueba de Shapiro-Wilk, no se rechaza la hipótesis nula, debido a que la probabilidad de equivocación si se rechaza es del 87.05%, de la misma manera la prueba de Kolmogorov-Smirnof no rechaza la hipótesis nula con una certeza del 99.64%.

ANEXO 11: PRUEBAS ESTADÍSTICAS PARA MODELAMIENTO DE LA HUMEDAD

Para escoger la variable que mejor se relacionó con la humedad, los parámetros fueron: el coeficiente de correlación r^2 y el p-valor de la prueba de hipótesis correspondiente a la significancia global del modelo:

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = 0$$

$$H_a: \beta_0 \neq \beta_1 \neq 0$$

A un nivel de significancia del 10% la única variable que no se rechazó fue la componente principal tres, por lo que se obtuvo un modelo lineal de regresión simple final, que utiliza ésta como la variable explicativa. El resultado es:

Figura A13: Estadísticas del modelo $H = 2.1216 + 0.7386 \cdot CP_3$

```

> mh3=lm(CH~1+CP3,data=datosh)
> summary(mh3)

Call:
lm(formula = CH ~ 1 + CP3, data = datosh)

Residuals:
    1      2      3      4      5      6 
 4.708  7.188 -2.597 -6.831 -4.686  2.217 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)  2.1216    3.4963   0.607   0.5767    
CP3          0.7386    0.3381   2.184   0.0943 .  
---
Signif. codes:  0 `***' 0.001 `**' 0.01 `*' 0.05 `.' 0.1 ` ' 1

Residual standard error: 6.207 on 4 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.544,           Adjusted R-squared:  0.43 
F-statistic: 4.771 on 1 and 4 DF,  p-value: 0.09429

> anova(mh3)
Analysis of Variance Table

Response: CH
            Df  Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)    
CP3          1 183.830 183.830  4.7713 0.09429 .  
Residuals   4 154.113  38.528
---
Signif. codes:  0 `***' 0.001 `**' 0.01 `*' 0.05 `.' 0.1 ` ' 1

```

Fuente: R 1.9.1

Los resultados de pruebas de normalidad al modelo se observan en la figura A14:

Figura A14: Pruebas de normalidad para el modelo $H ? 2.1216 ? 0.7386 ? CP_3$

```
> shapiro.test(eh3)

    Shapiro-Wilk normality test

data: eh3
W = 0.9462, p-value = 0.7093

> ks.test(eh3,"pnorm",0,sqrt(deviance(mh3)/df.residual(mh3)))

    One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: eh3
D = 0.1622, p-value = 0.9975
alternative hypothesis: two.sided
```

Fuente: R 1.9.1

De lo que se concluyó que los residuales siguen una distribución normal.

BIBLIOGRAFIA

1. Acuerdo 001 de 2000 – Plan básico de ordenamiento territorial del municipio de Mosquera
2. Acuerdo 009 de 2000 – Plan básico de ordenamiento territorial del municipio de Soacha.
3. ADMINISTRACIÓN DE PARQUES NACIONALES, Protocolo Para El Preprocesamiento De Imágenes Satelitales Landsat Para Aplicaciones De La Administración De Parques Nacionales —Sistema de Información de Biodiversidad, Buenos Aires – 2005.
4. ALAN A., Characterizing Meadow Vegetation With Multitemporal Landsat Thematic Mapper Remote Sensing, United States Department of Agriculture - Forest Service, PNW-RN-544, Mayo 2004.
5. BARET, F. and GUYOT, G., "Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment, _Remote Sensing of Environment_, vol. 35, pp. 161-173, 1991
6. BAUMGARDNER, M. F., KRISTOF, S.J., JOHANNSEN, C.J., and Zachary, A.L., Effect of Organic Matter on multispectral properties of soils. Proceedings of Indian Academy of Science, 79, 413-422. 1970
7. BROGE, N.H. Deriving green crop area index and canopy chlorophyll density of winter wheat from spectral reflectance data. *Remote Sens. Environ.* 81: 45-47, 2002.
8. BURBANO O. Hernán, El suelo: una visión sobre sus componentes bioorgánicos, Universidad de Nariño, pasto, 1989.
9. Canadian Journal of Remote Sensing Abstracts, The Canadian Remote Sensing Society, Vol. 24, No. 1, Marzo 1998.
10. CHOD S., Remote Sensing Organic Carbon in Soil, Utah State University, Utah 2002.
11. CHUVIECO Emilio, Fundamentos de Percepción remota , Madrid, 1996.

12. CLEVERS, J. G. P. W. "The derivation of a simplified reflectance model for the estimation of leaf area index, *Remote Sensing of Environment*, vol 35., pp. 53-70, 1988.
13. COLEMAN, T.L., and MONTGOMERY, O.L.,. Soil moisture, organic matter and iron content effect on spectral characteristics of selected Vertisols and Alfisols in Alabama. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 12, 1659-1663. 1987
14. CORPORACIÓN AUTÓNOMA REGIONAL. *Inventario y Diagnóstico de los Recursos Naturales y Renovables del área Jurisdiccional de la CAR* – Subdirección Científica, 1998
15. CRIPPEN, R. E. "Calculating the Vegetation Index Faster," *Remote Sensing of Environment*, vol 34., pp. 71-73, 1990.
16. ERDAS Field Guide, 2001.
17. FOX Garey, y SABBAGH George J. Estimation of Soil Organic Matter from Red and Near-Infrared Remotely Sensed Data Using a Soil Line Euclidean Distance Technique *Soil Sci. Soc. Am. J.*; 66: 1922-1929, 2002.
18. GALINDO G., Estudio de la producción del cultivo de arroz en la zona del distrito de riego de uso coello por procesamiento digital de imágenes, 2002.
19. GIRAUT M, Integración de imágenes SAC-C, Landsat y Spot pancromático, para la determinación de susceptibilidad hídrica, Buenos Aires, 2002
20. GITELSON, A. A., KAUFMAN, Y. J., STARK, R., y RUNDQUIST, D. Novel algorithms for remote sensing estimation of vegetation fraction, *Remote Sensing of Environment*, 80, 76-87. 2002.
21. GUZMAN O., y HERNANDEZ D. Aproximación metodológica a la implementación de algoritmos de corrección atmosférica para barredores multiespectrales aplicado a imágenes Landsat TM, Universidad Distrital , 2002.
22. GYANESH C., y BRIAN M., Revised Landsat-5 TM Radiometric Calibration Procedures and Postcalibration Dynamic Ranges, *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, VOL. 41, NO. 11, Noviembre, 2003.

23. HORVATH, E.H., POST, D.F., and KELSEY, J.B., The relationships of Landsat digital data to the properties of Arizona Rangeland. Soil Science Society American Journal, 48, 1331- 1334, 1984.
24. <http://ftp.glcf.umiacs.umd.edu/glcf/landsat.htm>
25. <http://hydrolab.arsusda.gov>
26. <http://ltpwww.gsfc.nasa.gov>
27. <http://saes.aamu.edu/sps/research/hscars.html>
28. <http://www.ceagi.org/content/recursos.html>
29. http://www.fs.fed.us/pnw/pubs/pnw_rn544.pdf
30. <http://www.gis.leica-geosystems.com>
31. <http://www.r-s-c-c.org/rscc/Volume4/Leblon/leblon.htm>
32. HUETE, A. R. "A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)," Remote Sensing of Environment, vol. 25, pp. 295-309, 1988.
33. IGAC, Estudio de Suelos de Cundinamarca, 2000.
34. IGAC, Estudio General y detallado de suelos de los municipios de Cota, Funza, Mosquera y parte de Madrid, Bogotá, 1977.
35. INSTITUTO GEOGRÁFICO AGUSTIN CODAZZI, Suelos de Colombia, Bogotá – 1997.
36. KAUFMAN, Y. J., TANRE, D. "Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS, in Proc. IEEE Int. Geosci. and Remote Sensing Symp. '92, IEEE, New York, 261-270, 1992
37. KAUTH, R. J. and THOMAS, G.S. "The tasseled cap--A graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat," Proceedings of the Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data, Purdue University, West Lafayette, Indiana, pp. 41-51(1976).
38. KRIEGLER, F. J., MALILA, W. A., NALEPKA, R. F., and Richardson, W. "Preprocessing transformations and their effects on multispectral recognition, in Proceedings of the Sixth International Symposium on Remote Sensing of Environment, University of Michigan, Ann Arbor, MI, pp.97-131, 1969.

39. LEONE, A.P., WRIGHT, G.G. and CORVES, C.,. The application of satellite remote sensing for soil studies in upland areas of southern Italy. *Int. J. Remote Sensing*, 16, pp.1087-1105. 1995
40. MARTÍN DE SANTA OLALLA MAÑAS, Francisco, *AGRICULTURA Y DESERTIFICACIÓN*, Ediciones Mundi-Prensa, España - 2001, Pág. 17.
41. MARTÍNEZ Luis Joel, Modelling spatial variations of soil compaction in the Guaviare colonization area, Colombian Amazonia, ITC 1994-3
42. MORENO VEGA, Luís A., *Procesamiento Digital de Imagen para el mapeo de drenaje*, Bogotá, 1998.
43. NASERI F, Investigation Of The Possibility Of Forest Type Mapping In Arid and Semi-Arid Regions Using Landsat Etm+ Data, Iran, 2002.
44. OSPINA B Daniel, *Introducción al muestreo*, Ed. Universidad Nacional de Colombia, 2002.
45. PEVERILL, K I; SPARROW, L A, y REUTER, D J. *Soil Analysis: an interpretation manual*. Collingwood, Vic: CSIRO Publishing;. 369 p, 1999.
46. PINTY, B. and VERSTRAETE, M. M. "GEMI: A Non-Linear Index to Monitor Global Vegetation from Satellites," *_Vegetatio_*, vol. 101, 15-20., 1992.
47. PORTILLA B. José Gregorio, *Cómo Calcular El Movimiento De Satélites Artificiales*, Observatorio Astronómico Nacional, Universidad Nacional de Colombia – 1998.
48. POTASH & PHOSPATE INSTITUTE, *Manual Internacional de Fertilidad de Suelos*, Mayo 1997.
49. PROTOCOLO DE KYOTO
50. QI, J., CHEHBOUNI, A., HUETE, A. R., and Kerr, Y. H. "Modified Soil Adjusted Vegetation Index (MSAVI)," *_Remote Sensing of Environment_*, vol. 48, pp. 119-126., 1994.
51. RAY W. Terry, A FAQ on Vegetation in Remote Sensing, Division of Geological and Planetary Sciences, 1994.

52. RAY, S.S., Use Of High Resolution Remote Sensing Data For Generating Site-specific Soil Management Plan, Agricultural Resources Group, Space Applications Centre, Ahmedabad – India, 2002.
53. RIAÑO O., Evaluación de métodos para la detección recambios empleando imágenes de satélite en Paipa, 1998.
54. Richardson, A. J. and Wiegand, C. L. 1977 "Distinguishing vegetation from soil background information," _Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 43, pp. 1541-155, 1977
55. ROUSE, J. W., HAAS, R. H., SCHELL, J. A., DEERING, D. W., and HARLAN, J. C. "Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation," NASA/GSFC Type III Final Report_, Greenbelt, Md. 371 p. 1974.
56. SANCHEZ L. y TREJOS J, Procedimiento para la migración a magna-sirgas de la cartografía existente referida al datum Bogotá, utilizando el software ARCGIS - de ESRI, Subdirección de Geografía y Cartografía, IGAC, 2004.
57. SUK, Y.H., SUDDUTH, K.A., KITCHEN, N.R., Drummond, S.T., Palm, H.L., and Wiebold, W.J., 2002. Estimating within field variations in soil properties from airborne hyperspectral images.
58. SZAKÁCS G.G., Soil Carbon Stocks Under Pastures In The Brazilian Cerrado Region Their Assessment By Orbital Remote Sensing, Brasil, 2004.
59. VILLOTA H., "Una nueva aproximación a la clasificación fisiográfica del terreno", Revista CIAF- IGAC, Col. 15, No. 83-115, 1997.
60. WANG S, Characterization of changes in land cover and carbon storage in Northeastern China: An analysis based on Landsat TM data, China, 2002.
61. ZURITA M Raúl, Determinación de variables biofísicas mediante percepción remota en el marco de la agricultura de precisión, Universidad de Córdoba, 2002.

