



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

PROGRAMA DE POSGRADO EN CIENCIAS DE LA TIERRA

**ANÁLISIS MULTIESCALAR DE LA REFLECTANCIA DE LOS SUELOS
SALINOS EN EL EX LAGO DE TEXCOCO**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
DOCTOR EN CIENCIAS DE LA TIERRA

PRESENTA

YOLANDA GIRON RIOS

COMITÉ TUTOR

DRA. KLAVDIA OLESCHKO LUTKOVA (DIRECTORA DE TESIS)
DR. FERNANDO BRAMBILA PAZ
DR. JEAN FRANCOIS PARROT

JURADO EXAMINADOR

- 1) PRESIDENTE DR. FERNANDO BRAMBILA PAZ
- 2) VOCAL DR. GUSTAVO TOLSON JONES
- 3) SECRETARIO DRA. KLAVDIA OLESCHKO LUTKOVA
- 4) SUPLENTE DR. JEAN FRANCOIS PARROT
- 5) SUPLENTE DRA. CHRISTINA SIEBE GRABACH



MÉXICO, D. F.

2009



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) y al Instituto de Geología por el apoyo brindado que contribuyó de forma significativa en mi formación personal y profesional.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el financiamiento otorgado para la realización y culminación de mis estudios de posgrado.

A la Dra. Klavdia Oleschko Lutkova por el tiempo dedicado en la dirección y revisión de la tesis, así como por la confianza puesta en mi trabajo. Le agradezco por el apoyo económico y académico brindados.

Al Dr. Jean Francois Parrot por su disponibilidad y asesoría académica recibidas durante el desarrollo de la presente investigación.

Al Dr. Fernando Brambila Paz por sus valiosos consejos, atención y apoyo especialmente en la fase final de la revisión del trabajo.

Al Dr. Gustavo Tolson Jones por sus sugerencias y comentarios que ayudo a enriquecer la presente investigación.

A la Dra. Cristina Siebe Grabach, por su revisión y comentarios que mejoraron notablemente esta investigación.

Al Dr. José Manuel Hernández Alcantara y al Dr. Enrique Camarillo García del Instituto de Física, UNAM por su apoyo y valioso asesoramiento en la calibración de los sensores remotos utilizados en la presente investigación.

Al Dr. Jaime de Jesús Velázquez García por su amistad y valiosa participación en las revisiones pero sobre todo por sus correcciones de estilo las cuales favorecieron que se incrementara considerablemente la calidad del escrito.

A Malena Alcaide Orraca de la Unidad Académica de Apoyo Editorial del Instituto de Geología, UNAM por la traducción del resumen de español al inglés de la presente investigación.

A todos los integrantes del departamento de cómputo del Instituto de Geología por todo el apoyo brindado en la utilización del equipo.

A mis compañeros Dra. María Eugenia Miranda Martínez, René Alcalá y Daniel Hernández cuya ayuda fue importante en varios momentos de la presente investigación.

Especialmente a la M. en C. Alejandra Aguilar Hernández por su amistad sincera y constante estímulo para lograr la conclusión de este trabajo. Pero sobre todo por ser como es.

DEDICATORIA

A mi madre Irene Rios Barrios y hermanos por tanto amor recibido.

A mi querido hijo Jose francisco Giron Rios por su existencia.

A la memoria de mi tía Cecilia Rios Barrios y mi hermano Francisco Giron Rios y de todos y cada miembros de mi familia que ya no están (†).

Que es lo que hace a un hombre le pregunta a otro,
no es como decide empezar sino como decide terminar.

Anónimo

INDICE DE CONTENIDO

	Página
Índice de Cuadros	vi
Índice de Figuras	viii
RESUMEN	xii
ABSTRACT	xv
CAPITULO I. INTRODUCCIÓN GENERAL	1
CAPITULO II. MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL	8
2.1 Organización estructural de los sistema naturales	8
2.1.1. Principios de organización jerárquica	11
2.1.2. Complejidad y heterogeneidad	13
2.2. Caracterización multiescalar de la estructura del sistema suelo mediante los sensores remotos	16
2.2.1 Imágenes de percepción remota	18
2.2.2 Espectros de reflectancia de los objetos explorados	24
2.2.3. Parámetros que afectan la respuesta espectral	26
2.2.4. Percepción remota y reflectancia de los suelos salinos	33
2.2.5. Evaluación de la estructura de los suelos salinos a través de la dimensión fractal	35
2.2.6. Métodos de estimación de la dimensión fractal	39
2.2.6.1. Dimensión del rango re-escalado $D_{(R/S)}$	42
2.2.6.2. Dimensión de ondoletas $D_{(w)}$	43
2.3. Objetivos Generales	44
2.4. Objetivos Específicos	44
2.5. Hipótesis	45
CAPITULO III. CARACTERIZACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO	46
3.1 Contexto Histórico y Geográfico	46
3.2. Contexto Biofísico	50

3.2.1. Red hidrográfica	50
3.2.2. Clima	51
3.2.3. Geología, geomorfología y topografía	53
3.2.4. Suelos	54
3.2.5. Vegetación	56
CAPITULO IV. ANÁLISIS DE LA ESTRUCTURA DE LOS SUELOS SALINOS A ESCALA SATELITAL	58
4.1. Introducción	58
4.2. Materiales y Métodos	60
4.2.1. Imagen de Radar de Apertura Sintética (SAR)	60
4.2.2. Tratamiento y segmentación de la imagen SAR	63
4.2.3. Delimitación y extracción del área de estudio	64
4.2.4. Rugosidad de la imagen SAR cuantificada mediante el coeficiente de Hurst	66
4.2.4.1. Histo-Gene (Histograma Generalizado)	69
4.2.4.2. Frequ-Hist	70
4.2.5. Resultados y Discusión	71
4.2.5.1. Rugosidad de la imagen SAR	71
4.2.5.2. Firmas fractales de áreas con salinidad contrastante	80
4.2.6. Conclusiones	84
CAPITULO V. ANÁLISIS DE LA ESTRUCTURA DE LAS COSTRAS SALINAS A ESCALA DE CAMPO	86
5.1. Introducción	86
5.1.1 Tratamiento y segmentación de las imágenes digitales	91
5.2. Materiales y Métodos	93
5.2.1. Delimitación del área de estudio	93
5.2.2. Ubicación de los puntos de muestreo	94
5.2.3. Captura de las imágenes fotográficas a partir de las costras salinas	95
5.2.4. Determinación de las propiedades físico-químicas del suelo	95

5.2.5. Tratamiento y segmentación de las imágenes fotográficas	97
5.2.6. Firmagrama y líneas de referencia de costras salinas	98
5.3. Resultados y Discusión	99
5.3.1. Caracterización de los suelos salinos	99
5.3.2. Clasificación morfológica de las costras salinas	100
5.3.3. Rugosidad de las costras salinas	101
5.3.4. Relación entre las dimensiones fractales de las imágenes fotográficas de las costras salinas y sus propiedades físico-químicas	107
5.4. Conclusiones	127
CAPITULO VI. ANÁLISIS DE LA ESTRUCTURA DE LAS COSTRAS SALINAS A ESCALA PUNTUAL (MUESTRAS INALTERADAS)	128
6.1. Introducción	128
6.2. Materiales y Métodos	134
6.2.1. Rugosidad de las firmas espectrales	134
6.2.2. Coeficiente integral de reflectancia (CIR) y pendiente del espectro (PE) de las respuestas espectrales	136
6.3. Resultados y Discusión	138
6.3.1. Relación de las firmas espectrales con las propiedades físico-químicas de los suelos	138
6.3.2. Asociación entre los coeficientes de reflectancia (CIR y PE) y la rugosidad de las firmas espectrales	146
6.3.3. Relación entre los coeficientes de reflectancia (CIR y PE) con las propiedades físico-químicas de las costras salinas	153
6.4. Conclusiones	157
CAPITULO VII. CARACTERIZACIÓN DE LA ESTRUCTURA DE LAS COSTRAS SALINAS A PARTIR DE UN ANÁLISIS DE CONGLOMERADO	160
7.1. Introducción	160
7.2. Definición del conglomerado o cluster jerárquico	163

7.3. Materiales y Métodos	165
7.4. Análisis estadístico de las propiedades físico-químicas de los suelos y de las firmas espectrales	166
7.4.1. Correlación entre las variables analizadas (análisis de regresión)	166
7.5. Extracción de los tonos de gris de las imágenes fotográficas y su análisis fractal	168
7.6. Relación entre la rugosidad de las imágenes fotográficas y las propiedades físico-químicas de los suelos	169
7.7. Resultados y Discusión	169
7.7.1. Curvas espectrales de las costras salinas	169
7.7.2. Firmas fractales espectrales (FER) de los espectros de reflectancia	173
7.7.3. Relación entre las firmas de los espectros de reflectancia (FER) y rangos espectrales, color, textura y propiedades químicas de las costras	176
7.7.4. Dimensiones fractales de las imágenes fotográficas	184
7.7.4.1 Firmas fractales de las imágenes de campo	186
7.7.4.2. Relación entre la dimensión fractal de las imágenes digitales y rangos espectrales, las propiedades físicas y químicas del suelo	189
7.8. Conclusiones	196
CAPITULO VIII. CONCEPTOS BÁSICOS DE LA ESPECTROSCOPIA Y CALIBRACIÓN DE UN SISTEMA DE MEDICIÓN DE REFLECTANCIA ESPECTRAL	198
8.1. Introducción	198
8.2. Consideraciones prácticas de los sensores remotos terrestres	199
8.3. Estudio de las propiedades de reflexión de un objeto	205
8.4. Materiales y Métodos	208
8.4.1. Geometría y automatización del sistema de medición de reflectancia	208
8.4.2. Calibración de la rejilla de difracción	211
8.4.2.1. Calibración de la escala de longitud de onda central	211
8.4.2.2. Calibración de longitud de onda espectral	215

8.5. Lecturas espectrales registradas	216
8.6. Modos de calibración de las señales	218
8.7. Calibración de las señal utilizando una fuente de luz de láser	219
8.8. Calibración y obtención de las lecturas de reflectancia	221
8.9. Comprobación de la calibración del monocromador	223
8.9.1. Mediciones espectrales de laminillas de color	223
8.9.2. Medición espectral de los suelos de origen salino	226
8.10. Resultados y Discusión	226
8.11. Conclusiones	232
CAPITULO IX. CONCLUSIONES GENERALES	234
CAPITULO X. LITERATURA CITADA	238
ANEXOS	255
ANEXO A1	
ANEXO A2	
ANEXO B1	
ANEXO B2	
ANEXO B3	

INDICE DE CUADROS

1	Imágenes obtenidas a partir del procedimiento de segmentación utilizado.	66
2a	Propiedades físicas y químicas de los grupos formados de las costras salinas comparadas.	115
2	Descripción estadística de la variabilidad y distribución de las propiedades fisicoquímicas de las costras salinas del grupo CLD y su relación con la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) extraída a partir de los Firmagramas	116
3	Descripción estadística de la variabilidad y distribución de las propiedades fisicoquímicas de las costras salinas del grupo CD y su relación con la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) extraída a partir de los Firmagramas.	117
4	Descripción estadística de la variabilidad y distribución de las propiedades fisicoquímicas de las costras salinas del grupo CMD y su relación con la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) extraída a partir de los Firmagramas.	118
5	Descripción estadística de la variabilidad y distribución de las propiedades fisicoquímicas de las costras salinas del grupo CFD y su relación con la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) extraída a partir de los Firmagramas.	119
6	Comparación de medias por el método de las menores diferencias significativas de Fisher (LSD, $p < 0.05$) y estadísticos correspondientes del coeficiente integral de reflectancia (CIR) para las curvas de reflectancia de los cuatro grupos de costras salinas	146
7	Comparación de medias por el método de las menores diferencias significativas de Fisher (LSD, $p < 0.05$) y estadísticos correspondientes de la pendiente del espectro (PE) para las curvas de reflectancia de los grupos formados.	149
8	Relación entre los coeficientes de reflectancia (CIR y PE) y las propiedades físico-químicas de las costras salinas para el grupo CLD, CD y CFD.	155

9	Datos espectrales en la región visible (azul, verde y rojo) e infrarrojo (IR) cercano del espectro electromagnético (EM) a partir de los espectros de reflectancia de las 30 costras salinas clasificadas por cluster.	172
10	Comparación de medias de las dimensiones fractales obtenidas a partir de las firmas de los espectros de reflectancia (FER).	175
11	Análisis estadístico de la asociación entre las firmas fractales (FER) y las longitudes de onda del visible (VIS) e infrarrojo (IR) cercano, el color y la textura de las costras salinas.	178
12	Análisis estadístico de la asociación entre las firmas fractales (FER) y las propiedades químicas de las costras salinas.	179
13	Comparación de medias de las dimensiones fractales obtenidas a partir de las imágenes fotográficas.	186
14	Análisis estadístico de las relaciones entre las firmas fractales de las imágenes fotográficas con las longitudes de onda del visible (VIS) e infrarrojo (IR) cercano, el color y la textura de las costras salinas.	192
15	Análisis estadístico de las relaciones entre las firmas fractales de las imágenes fotográficas con las propiedades químicas de las costras salinas	193
16	Resultados de la calibración del monocromador por líneas espectrales.	220
17	Resultados de la calibración del monocromador por el modo de default.	220

INDICE DE FIGURAS

1	Escalas jerárquicas más comunes para la Ciencia del Suelo. [Wagenet y Hutson, 1996, citado por Pachepsky et al., 2003].	11
2	Lagos del Valle de México a principios del siglo XVI, obras de defensa [Cruickshank, 1998, citado por Santoyo et al., 2005].	47
3	Obras de drenaje del Valle de México [Cruickshank, 1998, citado por Santoyo et al., 2005].	49
4	a) Imagen de Radar de Apertura Sintética (SAR), que abarca la mayor parte del ex lago de Texcoco (1472 X 1238); b) sub-imagen-P con 11 áreas obtenidas durante la pre-segmentación de la imagen original (3320 X 7080; c) y d) las imágenes de las áreas 1 (1077 X 2011) y 6 (1107 X 1691), respectivamente sometidas a diferente grado de segmentación. L se refiere al número de líneas y C al número de columnas.	62
5	Imagen del área 1 que muestra las 3 etapas de segmentaciones con sus correspondientes histogramas representando la distribución espacial de los TDG, y su rugosidad medida en términos del exponente de Hurst (H). H_1 corresponde al método de rango de re-escalado (R/S), y H_2 al método de ondoletas (w).	71
6	Imagen del área 6 que muestra las 3 etapas de segmentaciones con sus correspondientes histogramas representando la distribución espacial de los TDG, y su rugosidad medida en términos del exponente de Hurst (H). H_1 corresponde al método de rango de re-escalado (R/S), y H_2 al método de ondoletas (w).	72
7	Diagrama que muestra los valores del exponente de Hurst (H) de la serie de tiempo constituida por los tonos de gris (TDG) de las imágenes del área 1. H_1 se calculó por el método del rango de re-escalado (R/S).	73
8	Diagrama que muestra los valores del exponente de Hurst (H) de la serie de tiempo constituida por los tonos de gris (TDG) de las imágenes del área 1. H_2 se calculó por el método de ondoletas (w).	74
9	Diagrama que muestra los valores del exponente de Hurst (H) de la serie de tiempo constituida por los tonos de gris (TDG) de las imágenes del área 6. H_1 se calculó por el método del rango de re-escalado (R/S).	75

10	Diagrama que muestra los valores del exponente de Hurst (H) de la serie de tiempo constituida por los tonos de gris (TDG) de las imágenes del área 6. H2 se calculó por el método de ondoletas (w).	76
11	Ubicación del área de estudio: a) Imagen-P de radar de apertura sintética (SAR) y b) transecto del muestreo realizado en el presente estudio, donde (+) indican los puntos de muestreo de las costras salinas realizado in situ.	94
12	Rugosidad de las fotografías digitales de las costras salinas ligeramente desarrolladas (CLD) con su Firmagrama y Línea de referencia correspondientes. A; valores ajustados a una recta perfecta en el espacio log/log.	102
13	Rugosidad de las fotografías digitales de las costras salinas desarrollada (CD) con su Firmagrama y Línea de referencia correspondientes. A; valores ajustados a una recta perfecta en el espacio log/log.	103
14	Rugosidad de las fotografías digitales de las costras salinas costra salina muy desarrollada (CMD) con su Firmagrama y Línea de referencia correspondientes. A; valores ajustados a una recta perfecta en el espacio log/log.	104
15	Rugosidad de las fotografías digitales de las costras salinas fuertemente desarrollada (CFD) con su Firmagrama y Línea de referencia correspondientes. A; valores ajustados a una recta perfecta en el espacio log/log.	105
16	Asociación estadística entre los valores de las dimensiones fractales del rango re-escalado ($D_{R/S}$) así como los valores del exponente de Hurst (H) obtenidos a partir de los Firmagramas y los cuatro grupos de costras salinas analizadas.	110
17	Asociación estadística entre los valores de las dimensiones fractales del rango re-escalado ($D_{R/S}$), el exponente de Hurst (H) extraídos a partir de las Líneas de Referencia y los cuatro grupos de costras salinas analizadas.	111
18	Asociación estadística entre los valores de las dimensiones fractales del rango re-escalado ($D_{R/S}$), el exponente de Hurst (H) extraídos a partir de las Líneas de Referencia y los tres grupos de costras salinas más desarrolladas identificados en el presente estudio.	112
19	Espectros de reflectancia de los cuatro grupos de costras salinas: CLD-ligeramente desarrolladas, CD-desarrolladas, CMD-muy desarrolladas, y CFD- fuertemente desarrolladas.	139

20	Comportamiento de la pendiente (CIR) para los cuatros grupos de costras salinas comparados	148
21	Comportamiento de la pendiente (PE) para el suelo salino: a) Para los cuatro grupos de costras salinas; y b) Regresión lineal para tres grupos de costras salinas comparados.	150
22	Asociación entre la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) y los coeficientes de reflectancia: a) Coeficiente integral de reflectancia (CIR); y b) Pendiente del espectro (PE) para los cuatro grupos de costras salinas formados.	152
23	Análisis de conglomerado jerárquico por el método del centroide: a) Dendograma utilizando la distancia euclidiano cuadrado como medición de similitud; y b) diagrama de dispersión a partir de las medias geométricas de cada punto.	171
24	Espectros de reflectancia que representan los cinco grupos formados en el análisis de conglomerado jerárquico. Se muestran los valores promedios del color en el índice Muncell y el sistema de color CIELAB.	173
25	Relación entre los grupos formados con las firmas fractales (FER) de los espectros de reflectancia: a) Dimensión fractal de re-escalado ($D_{R/S}$) y b) dimensión fractal de ondoletas (D_w).	175
26	Relación entre los grupos formados de acuerdo al grado de desarrollo de las costras salinas con sus respectivas dimensiones fractales extraídas de las imágenes fotográficas: a) dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$); y b) Dimensión fractal de ondoletas (D_w).	185
27	Ejemplos de las gráficas con sus frecuencias de los tonos de gris obtenidas a partir de las imágenes fotográficas y sus dimensiones fractales correspondientes: a) Grupo g1, b) grupo g2, c) grupo g3, d) grupo g4 y e) grupo g5.	187
28	El espectro electromagnético (EM) que detalla las regiones visible (VIS) e infrarrojo (IR) [McBratney et al., 2003; Vizcarra et al., 2006b].	205
29	Firmas espectrales (curvas, respuestas) de pinos, pastizales, arena y agua sedimentada [Alzate, 2001].	206
30	Sistema óptico Czerny-Turner del Monocromador MS127i TM .	210
31	Sistema contenedor óptico de materiales sólidos y para determinar reflectancia.	211

32	Modelo de una sección de rejilla tipo “diente de sierra”.	212
33	Lecturas espectrales registradas en el monocromador: a) Background, BG, b) referencia, REF, en donde se muestra la señal de luz del señalador láser de 532 nm y c) muestra.	219
34	Lectura del espectro de referencia (REF) utilizando un material Espectralon Labsphere con 80% de reflectancia y con apertura de 3.45 mm.	222
35	Lectura del espectro de referencia (REF) utilizando un material Espectralon Labsphere con 80% de reflectancia y con una apertura de 3.22 mm.	223
36	Lecturas del sistema monocromador en la calibración de líneas espectrales: Background (BG), Referencia (REF) y Muestra (laminilla azul).	227
37	Espectros de reflectancia de laminillas de color; a) Azul, b) verde y c) rojo. LE se refiere a la calibración por líneas espectrales y DE a la calibración por default.	228
38	Se presentan las lecturas de reflectancia de los colores primarios con las funciones de color XYZ para un observador estándar <i>CIE</i> , (1931).	229
39	Espectros de reflectancia de las siete muestras de suelo de las costras salinas estudiadas medidas por dos sistemas de medición monocromador y espectrofotómetro.	231



RESUMEN

La salinización y sodicidad en los suelos son uno de los principales fenómenos responsables de su deterioro. Esto implica la necesidad de estudios renovadores que incluyan técnicas modernas como las proporcionadas por los sensores remotos para el reconocimiento, distribución y estado estructural de los suelos afectados por sales. La estructura de los suelos salinos es heterogénea y altamente compleja en el espacio y tiempo, y puede ser perceptible a diferentes escalas de observación. En este trabajo se analizó la variabilidad espacial multi-escalar de la reflectancia para modelar la heterogeneidad de las características físicas y químicas del suelo, así como estudiar los procesos que ocurren en ellos. La reflectancia como variable principal fue estudiada con la finalidad de identificar los patrones espaciales y temporales de la estructura de un suelo salino. El estudio se llevó a cabo en el ex Lago de Texcoco, estado de México que se encuentra afectado por salinidad y acumulación de sodio en exceso, debido a su origen geológico y condiciones climáticas que imperan en la región así como los disturbios antropogénicos provocados en las últimas décadas. En el reconocimiento, diagnóstico y monitoreo del patrón estructural del suelo salino se usó la sinergia de los datos provenientes de los sensores remotos que reproducen en forma rápida, eficaz en espacio y tiempo el estatus dinámico de las propiedades del suelo a diferentes escalas de observación y que junto con las técnicas analíticas de la Geometría Fractal determinan la estructura dinámica integradora de los sistemas naturales complejos. La invariancia al escalado, concepto principal de este trabajo, fue utilizada para estudiar la naturaleza fractal de tales sistemas salinos que confirma la variabilidad en espacio y tiempo de las propiedades del suelo. Para este fin, se emplearon tres escalas de observación que inician a partir de una escala satelital, pasando a una escala de campo y finalmente hasta una escala puntual.

A escala satelital se utilizó una imagen de radar de apertura sintética (SAR-PRI) que para el reconocimiento de la variabilidad espacial de la salinidad fue subdividida en 11 imágenes escaladas representativas con diferente grado de afectación salina. Para fines comparativos se seleccionaron dos sub-imágenes por representar diferente uso del suelo y salinidad. Posteriormente, éstas fueron sometidas a tres segmentaciones con el propósito de extraer el patrón estructural espacial de los valores de tonos de gris de las imágenes digitales. Los datos extraídos de las imágenes fueron considerados como un perfil de las series de tiempo cuantificando su rugosidad vía el exponente de Hurst (H), determinado mediante la dimensión del rango de re-escalado (R/S) y ondoletas (D_w). Los resultados del análisis comparativo de la rugosidad de las dos áreas seleccionadas ponen en evidencia la invariancia al escalado que definen el comportamiento fractal de los suelos salinos, la persistencia de los datos se verificó con $H > 0.5$ para todas las imágenes escaladas siendo siempre mejor el valor de H determinado a partir de la dimensión de D_w , simultáneamente el análisis del histograma confirmó una correlación positiva entre los valores de los tonos de gris correspondientes a los píxeles de las imágenes digitales con las propiedades físicas y químicas de los suelos analizados.



A escala campo y previamente de una inspección visual de la imagen SAR, así como de las observaciones de campo realizadas se seleccionó una área representativa afectada por condiciones de salinidad y de sodicidad en sus suelos. Para el estudio morfológico de la rugosidad de los suelos salinos se estableció un conjunto de procedimientos de análisis no invasivos tomados *in situ*. Para este fin se trazó un transecto de muestreo que ayudó a ubicar las costras salinas evidentes en la superficie del suelo y tomar su imagen fotográfica así como muestras de suelo de cada una de las costras seleccionadas. Posteriormente, las técnicas de análisis de la Geometría Fractal se aplicaron en las imágenes de campo para medir la rugosidad de las costras salinas. Al comparar las imágenes de campo se establecieron cuatro grupos de costras salinas con base en su grado de desarrollo que va desde costras ligeramente desarrolladas (CLD) hasta costras fuertemente desarrolladas (CFD) y se establecieron sus correlaciones con las propiedades físicas y químicas previamente identificadas en laboratorio. La rugosidad de las imágenes digitales fue evaluada a través de los firmagramas y líneas de referencias determinadas a partir de la dimensión fractal de $D_{(R/S)}$ y el exponente H . A partir del análisis de los resultados encontrados se estableció una clara similitud cualitativa y cuantitativa con la distribución del mosaico suelo-sales evaluada a través de la inspección visual de las imágenes fotográficas, que coincidió con el grado de desarrollo morfológico alcanzado de las costras salinas y que fue relacionada con las características físicas y químicas de las costras. Se encontró una relación ($R^2=0.65$) entre la dimensión fractal $D_{(R/S)}$ de los firmagramas y de los cuatro grupos de costras salinas. Para llegar a un mejor ajuste de los datos se determinó un valor de la dimensión fractal ajustada ($D_{R/S A}$ y su H correspondiente). Las líneas de referencia presentaron una buena relación ($R^2=0.97$ y 0.92) a partir de $D_{R/S A}$ y $H A$ respectivamente, con los tres grupos de costras más desarrolladas (CD, CMD y CFD). Se establecieron algunas relaciones estadísticas entre la rugosidad de las costras salinas medidas a partir de las dimensiones $D_{(R/S)}$ y $D_{(R/S A)}$ y sus propiedades físicas y químicas.

En la escala de observación denominada puntual se tomaron muestras inalteradas de suelo de cada una de las costras salinas para el análisis de espectroscopía de reflectancia en laboratorio. La rugosidad del patrón estructural de las firmas espectrales se analizó siguiendo el agrupamiento de las costras salinas (CLD, CD, CMD y CFD) determinado a escala de campo e incorporando parámetros cuantitativos que caracterizan las curvas espectrales como fueron: el coeficiente integral de reflectancia (CIR) y la pendiente del espectro (PE), que demostraron ser indicadores precisos de la estructura de las costras salinas y que reflejan sus propiedades físicas y químicas. Estos coeficientes fueron determinados a partir de las curvas espectrales con naturaleza fractal. Complementando el estudio se determinó las firmas fractales de los espectros de reflectancia (FER) cuantificada mediante las dimensiones fractales $D_{(R/S)}$ y D_w . Se estableció una relación entre la FER cuantificada por la dimensión $D_{(R/S)}$ con los coeficientes CIR ($R^2=0.86$) y PE ($R^2=0.75$) de los cuatro grupos de costras. Sin embargo, no se encontraron claras relaciones entre la rugosidad extraída de las FER por el método de D_w y los coeficientes (CIR y PE). Se concluyó que los grupos analizados presentan un amplio rango de



propiedades físicas y químicas. Los cambios espectrales que presentan estos grupos se reflejan en los coeficientes de reflectancia que integran sus propiedades y se derivan de las diferencias estructurales de las costras salinas estudiadas.

Para estudiar con mayor precisión la rugosidad de las firmas espectrales se utilizaron técnicas multivariantes de análisis de conglomerado jerárquico (método del centroide al cuadrado). Se establecieron cinco grupos jerárquicos y se extrajo de manera aceptable su rugosidad mediante las firmas fractales de los espectros de reflectancia (FER) por los métodos de $D_{(R/S)}$ y D_w . Las imágenes de campo de las costras salinas fueron también agrupadas de acuerdo al resultado del análisis multivariante y las series temporales fueron extraídas a partir de los tonos de gris de las imágenes digitales de cada una de las costras. El análisis de su rugosidad fue a partir de las dimensiones fractales ($D_{(R/S)}$ y D_w). Los resultados demostraron diferencias estadísticas ($p \leq 0.05$) entre los valores medios de la dimensión $D_{(R/S)}$ determinadas a partir de las FER de los cinco grupos de costras salinas, no siendo lo mismo para la dimensión D_w , y sucediendo lo contrario en el análisis de los datos extraídos de las imágenes digitales ordenadas jerárquicamente, los valores medios de la dimensión D_w fueron estadísticamente diferentes ($p \leq 0.05$), mientras que para $D_{(R/S)}$ los cambios en el valor promedio no fueron significativos cuando se compararon los cinco grupos formados. Por último, se evaluó la dependencia estadística entre la rugosidad de las costras salinas a escala puntual y escala de campo (de acuerdo al agrupamiento derivado de la técnica multivariante) entre las dimensiones fractales y las propiedades físicas y químicas. Con ello se demostró que la información extraída de las FER y de las series de tiempo de las imágenes digitales es estadísticamente representativa de la rugosidad de las costras estudiadas y consistentes con su grado de desarrollo.

Finalmente una parte básica para el estudio de la reflectancia espectral de los suelos salinos estudiados fue la calibración de los sensores remotos de aplicación en laboratorio y de campo; el primero se refiere a un monocromador con arreglo de diodos que mide reflectancia espectral en los diferentes rangos del espectro electromagnético (visible e infrarrojo cercano), la metodología empleada en la calibración del sensor resultó ser adecuada para identificar los diferentes rangos espectrales de las costras salinas. El segundo sensor se refiere a un colorímetro que mide el color de los objetos explorados en diferentes sistemas de color. El sistema CIELAB y el índice Munsell fueron evaluados en las dos escalas de observación (puntual y de campo); ambos sistemas de color fueron adecuados para caracterizar las diferencias de color de los suelos estudiados.



ABSTRACT

The salinization and sodification processes in soils are the main phenomena responsible of deterioration. This implies the necessity of rehabilitation studies that include modern techniques provided by remote sensing reconnaissance, and the distribution and structural state of the soils affected by salts. The structure of the saline soils is heterogeneous and highly complex in time and space, and can be detected at different scales of observation. In this study, a spatial variation was analyzed with regard to the multi-scale reflectance in order to model the heterogeneity of physical and chemical characteristics of the soil and also studied the processes that take place in these. The reflectance was the principal variable studied in order to identify spatial and temporal patterns of the structure of the saline soil. The study was conducted in the ex-Lake of Texcoco in the state of Mexico, which at present is affected by salinity and the excessive accumulation of sodium, which are due to the geologic factors and climatic conditions that prevail in the region, and also to anthropogenic disturbances triggered in the last decades. For the recognition, the diagnosis and the monitoring of the structural pattern of the saline soil, it was used the synergy of the data obtained from remote sensors, which reproduce in a rapid and efficient way in space and time the dynamic state of the soil properties at different scales of observation, and together with the analytical techniques of the Fractal Geometry determine the integrated structural dynamics of natural complex systems. The invariance to scaling, which is a major concept of this study, was utilized to learn about the fractal nature of such saline systems, which in turn confirms the variability in space and time of the properties of soil. For this purpose, three scales of observation were employed which were performed starting with satellite scale continuing with field scale, and finally with punctual scale.

For the satellite scale observation, a radar image of synthetic aperture (SAR-PRI) was used for the recognition of the spatial variability of the salinity, and it was subdivided into 11 escalated images which represented different grades of salinization. For comparative purposes, two sub images were selected to represent the diverse use of land and the salinity. Later, these were subject to three segmentations with the purpose of obtaining a spatial structural pattern of the values of gray tones of the digital images. The data obtained from the images were considered as a profile of the time series quantifying the rugosity through the Hurst (H) exponent determined by the dimension of rescaled range (R/S) and wavelet (D_w). The results of the comparative analysis of the rugosity of the two selected areas provide evidence for the invariance of scaling, which define the fractal behavior of saline soils. The persistence of the data was verified by $H > 0.5$ for all escalated images being always better the value of H established by the D_w dimension. Simultaneously, the analysis of the histogram confirmed a positive correlation between the of gray tones corresponding to the pixels of the digital images with the physical and chemical properties of the analyzed soils.

For the field scale observations, and previously with a visual observation of the SAR image, as well as the field observations made, an area, representative of the salinity



and sodicity of the soils, was selected. For the morphological study of the rugosity of saline soils, a set of procedures of non-invasive analyses taken in situ was established. For this purpose, a sampling transect was made in order to locate and photograph the saline crusts visible on the soil surface and to sample each of them. Later, the techniques of Fractal Geometry analysis were employed on the field images to measure the rugosity of the saline crusts. By comparing the field images four groups of the saline crusts were established on the basis of their grade of development that varies from mildly developed crusts (CLD) to well developed crusts (CFD) and established their correlation with their physical and chemical properties previously identified in the laboratory. The rugosity of the digital images was evaluated by firmagramas and reference lines determined from the fractal dimension and $D_{(R/S)}$ and H exponent. From the analysis of the obtained results, a clear qualitative and quantitative similarity was established with the distribution of the soil-salt mosaic evaluated through the visual inspection of the photographic images which coincided with the grade of development reached by the saline crusts and was related to the physical and chemical characteristics of the crusts. A relation was found ($R^2=0.65$) between the fractal dimension $D_{(R/S)}$ of the firmagramas and the four groups of saline crusts. In order to reach a better adjustment of the data, a value was given to the adjusted fractal dimension ($D_{R/S}A$ and the corresponding H). The lines of reference showed a good relation ($R^2=0.97$ and 0.92) from $D_{R/S}A$ and HA , respectively, with the three groups of better developed crusts (CD, CMD and CFD). Some statistical relations were established between the rugosity of the saline crusts measured from the dimensions measured $D_{(R/S)}$ and $D_{R/S}A$ and their physical and chemical properties.

On the punctual scale of observation, non-altered soil samples were taken from the saline crusts for reflectance spectrographic analysis in the laboratory. The structural pattern of the rugosity of the spectral signatures was analyzed following the grouping of the saline crusts (CLD, CD, CMD, and CFD) determined to field scale incorporating quantitative parameters that characterize the spectral curves: the integral coefficient of the reflectance (CIR) and the spectral slope (PE), which showed to be precise indicators of the structure of the saline crusts and to exhibit their physical and chemical properties. These coefficients were determined from the fractal-nature spectral curves. Complementing the study, the fractal signatures of the reflectance spectra (FER) were quantified through the fractal dimensions $D_{(R/S)}$ and the D_w . A relation was found between the FER quantified by the dimension $D_{(R/S)}$ with the coefficients CIR ($R^2=0.86$) and PE ($R^2=0.75$) of the four groups of crusts. However, no clear relations were found between the extracted rugosity of the FER by the D_w method and the coefficients (CIR and PE). It was concluded that the analyzed groups show a wide range of physical and chemical properties. The spectral changes that are shown by these groups indicate in the reflectance coefficients which constitute their properties and which are due to the structural differences of the studied saline crusts.

In order to be able to study with more precision the rugosity of the spectral signatures, multivariate techniques were employed to analyze the hierarchical conglomerate (method of the square centroid). Five hierarchical groups were established



and, through an acceptable way, their rugosity was recovered by means of the fractal signatures of the reflectance spectra (FER) through the $D_{(R/S)}$ and D_W methods. The field images of the saline crusts were also grouped together according to the results of the multivariate analysis and the temporal series were obtained through the gray tones of the digital images of each crust. The rugosity analysis was done starting from the fractal dimensions ($D_{(R/S)}$ and D_W). The results showed the statistical differences ($p \leq 0.05$) between the median values of the $D_{(R/S)}$ dimension determined from the FER of the five groups of saline crusts, not being the same for the D_W dimension and being the contrary in the analysis of the data obtained from the hierarchically ordered digital images. The median values of the D_W dimension were statistically different ($p \leq 0.05$) while for $D_{(R/S)}$ the changes in the average value were not significant when these are compared with the five established groups. Finally, the statistical dependence was evaluated between rugosity of the saline crusts at the punctual and the field scales (in accordance with the grouping obtained through multivariate technique) between the fractal dimensions and the physical and chemical properties. With this it was shown that the information obtained from the FER and the time series of the digital images is statistically representative of the rugosity of the studied crusts and are consistent with the degree of development.

Finally, one basic part of the spectral reflectance study of saline soils was the calibrating of remote sensors for laboratory and field use. The first sensor consists of a monochromator with adjustment of the diodes which measure the spectral reflectance in various ranks of the electromagnetic spectrum (visible and close infrared), the methodology used for calibrating the sensor turned out to be adequate to identify the different spectral ranks of the saline crusts. The second sensor is a colorimeter that measures the color of the explored objects in different color systems. The CIELAB and the Munsell index were evaluated at two scales of observation (punctual and field); both systems of color resulted adequate for characterizing the differences of color of the studied soils.



I. INTRODUCCIÓN GENERAL

En todas partes del mundo, la afectación de los suelos por sales es uno de los principales fenómenos responsables de la degradación de los suelos, con una consecuente reducción de su potencial agrícola [Szabolcs, 1979; 1989]. Existen algunas aproximaciones cuantitativas de la degradación de suelos a un nivel global y continental. A nivel global se estima que cerca del 70% de los 52 millones de km² se encuentran afectados por algún tipo de degradación [Zinck, 2005]. La variabilidad temporal de las sales en el suelo frecuentemente es determinada por factores climáticos como cuando la evaporación excede a la precipitación anual evaluada a escalas de pocos centímetros a metros [Dehaan y Taylor, 2003]. La salinidad del suelo es una expresión de este fenómeno de degradación cuya importancia es significativa en regiones secas. Su origen puede deberse a procesos naturales (principalmente estacionales) o provocados por el hombre y el uso inadecuado de su tecnología. La distribución y variabilidad de la salinidad sobre la superficie del suelo puede observarse a diferentes escalas. En las regiones secas cerca de 10 millones de km² corresponden a suelos afectados por salinidad primaria en condiciones naturales, en una extensión que representa el 7.7%, de la superficie global de tierras; mientras que la salinidad secundaria, causada tanto por la introducción de cultivos agrícolas que remplazan la vegetación natural, el manejo inadecuado de tierras agrícolas, la sobre explotación de mantos freáticos, y el drenaje artificial, entre otros factores, afecta una superficie de 0.8 millones de km². El 58% de estas áreas son zonas de riego y aproximadamente 20% del total tiene sales [Ghassemi et al., 1995]. Estas aproximaciones generales ubican la magnitud del problema cuyo incremento en superficie es exponencial. Para obtener datos más precisos sobre la severidad, la extensión y la tasa de degradación de las tierras debido a la salinidad, se requieren la evaluación y monitoreo a diferentes escalas de observación y seguimiento temporal.



Es necesario medir la variación tiempo-espacio de tales procesos en un amplio rango de escalas (referidos a escala de campo y escala global), por ejemplo, para evaluar diferentes tipos de suelos, su degradación y conservación extrapolando los resultados experimentales provenientes de pequeñas parcelas sobre áreas más extensas [*van-Lynden y Mantel, 2001*], la degradación de zonas agrícolas bajo la influencia topográfica y la variabilidad en el contenido de agua salina de irrigación que incluye el análisis de la heterogeneidad espacial de las propiedades del suelo a escalas local y global [*Sainato et al., 2003*].

Resulta relativamente fácil identificar y monitorear la presencia de sales sobre la superficie del terreno con datos provenientes de los sensores remotos vía la reflectancia. Sin embargo, también el origen de las sales se encuentra frecuentemente en las capas profundas del manto edáfico, en el contacto con el material parental o las aguas freáticas, lo que requiere un trabajo de campo detallado para diagnosticar el problema.

Los procesos naturales y antropogénicos de la superficie terrestre operan dentro de un amplio rango de escalas espaciales y temporales. Diferentes escalas de observación son requeridas para caracterizar los procesos bajo observación [*Viscarra y McBratney, 1998; Aplin, 2006*]. El muestreo temporal de los sistemas naturales es útil para analizar su dinámica en el espacio y el tiempo, ya que suelen mostrar características variables dentro de un rango espacial, temporal y de organización [*Dexter, 1988*]. El análisis multiescalar que en términos simples involucra la observación de la rugosidad de la superficie terrestre con más de una escala o resolución espacial [*Aplin, 2006*], genera información disponible para caracterizar y distinguir la variabilidad de los rasgos superficiales de los sistemas naturales.

La variabilidad espacial de las propiedades del suelo representa la interacción entre los procesos biológicos, químicos y físicos que operan en un amplio rango de escalas espaciales. El empleo tanto de escalas mayores junto con escalas de resolución menor



permite detallar mediciones locales que son extrapoladas sobre grandes áreas [Kumar, 2003] y sobre escalas de tiempo que van de segundos a décadas [Si, 2003; Aplin, 2006].

El desarrollo de la percepción remota y la estadística espacial para la recolección y conversión de datos abren importantes posibilidades para la obtención de la información de suelos. La primera, captura y monitorea datos de las superficies naturales, aprovechando los progresos sostenidos en términos de resolución espectral, espacial y temporal, y las ventajas derivadas de la fusión de datos espectrales multi-fuentes, así como la integración de éstos con información contextual. La segunda evalúa, controla y mejora la calidad de los datos en términos de confiabilidad y precisión como son las técnicas de kriging, lógica difusa y geometría fractal, entre otras [Zinck, 2005]. Estos avances tecnológicos y metodológicos han contribuido a disminuir el trabajo de muestreo de campo y los análisis de laboratorio, sin llegar a substituirlos completamente.

El análisis de las imágenes permite la identificación de los factores físicos y químicos del suelo evaluados a través de la reflectancia espectral [Leitner et al., 2003], el uso de sensores remotos es útil en la detección, monitoreo y mapeo de grandes extensiones de suelos afectados por salinidad [Dwivedi y Sreenivas, 1998; Metternicht y Zinck, 1998; 2003; Hubbard et al., 2003]. Los suelos salinos pueden ser identificados con base en sus rasgos espectrales [Chapman, et al., 1989; Crowley, 1993], por lo que es posible obtener información de los factores ambientales que favorecen su desarrollo. Especialmente la degradación de los suelos afectados por salinidad y sodicidad son directamente visibles en suelos desnudos o indirectamente determinados por indicadores de uso del suelo, vegetación y morfología [Metternicht y Zinck, 1998; Dehaan y Taylor, 2002]. Estos indicadores son verificados en campo para evaluar la naturaleza e intensidad de la degradación.

Los sensores remotos permiten hacer las referencias a distancia, sobre la radiación o energía electromagnética reflejada o emitida por la superficie de la tierra [Alzate, 2001], o



de cualquier objeto de estudio a otra escala. La energía electromagnética, juega el papel de transmisor de la información a partir del objeto de interés hacia un sensor [Oleschko et al., 2003].

Los avances logrados en la calibración y estandarización de sensores que miden la reflectancia espectral de uso terrestre de campo y/o de laboratorio, abarcan mediciones espectroscópicas en el rango visible (VIS) y el infrarrojo (IR) cercano del espectro electromagnético (EM) [Peddle et al., 2001; Shibusawa, 2003; Teillet et al., 2005]. Las técnicas desarrolladas pueden identificar, en tiempo real, el tamaño y la forma de un objeto así como la naturaleza del material observado [Leitner et al., 2003]. La caracterización del sensor es importante para la validación de datos de información, cuyo uso adquiere relevancia en la toma de decisiones en diversas áreas de investigación [Adderley et al., 2002; Castro-Esau et al., 2006]. Las ventajas de la percepción remota en el monitoreo son: la rapidez del análisis, el bajo costo del muestreo, la precisión y exactitud de los datos recopilados. Además estos estudios han contribuido a entender mejor la naturaleza de los parámetros y condiciones que afectan la reflectancia de los suelos. La mayoría de los estudios sobre reflectancia reportados en la literatura se han enfocado en la descripción de objetos y su relación con la energía reflejada, sin embargo, hasta la fecha estos estudios no consideran el análisis multi-escalar de la reflectancia, lo que define el aspecto novedoso de la presente investigación. El método propuesto considera desde la calibración del equipo para medir la reflectancia en objetos sólidos en muestras no alteradas en el rango del espectro VIS y IR cercano. El establecimiento del marco teórico y metodológico para los métodos rápidos y no invasivos como es la percepción remota para el análisis arriba especificado, es indispensable para la investigación dirigida al estudio de la salinidad, ofreciendo información precisa, fácil y accesible sobre la dinámica del suelo en el espacio y en el tiempo [Oleschko et al., 2002; 2003].



La existencia de escalas jerárquicas de la cual se derivan las relaciones fundamentales temporales y espaciales de los sistemas naturales [Sommer et al., 2003; Vogel y Roth, 2003], se ha utilizado para modelar la estructura de las propiedades del suelo y la variabilidad de sus procesos ambientales [Du y Soon, 2002].

La herramienta principal de análisis multiescalar de la información en este trabajo es la geometría fractal, cuya aplicación para describir las propiedades de los sistemas naturales a diferentes escalas, tomando en cuenta su organización jerárquica, y la morfología real e irregular de las unidades estructurales fue utilizada con éxito en varios trabajos de investigación [Oleschko et al., 2000; 2004; Panahi y Cheng, 2004; Bryksina y Last, 2005].

Es por eso que en el presente estudio se analiza el comportamiento fractal de la reflectancia espectral, para el caso específico de los suelos salinos, con el propósito de medir y modelar, las firmas fractales de la reflectancia multi-escalar de los medios con salinidad, buscando su correlación con los principales rasgos del patrón estructural de los suelos salinos (entre ellos rugosidad, patrón de las aglomeraciones “clusters”, entre otros).

Una de las áreas afectadas por la salinidad, reconocida tanto a nivel nacional como internacional como una zona ecológica, debido a su valor histórico y geológico, es el ex lago de Texcoco, con una superficie de 15,106 ha aproximadamente [Dumac, 2006]. En los últimos años se han llevado a cabo estudios relacionados sobre el origen de algunas propiedades físicas y químicas, además de un análisis a nivel macro y micro-morfológicos detallados [Gutiérrez et al., 1998] y al comportamiento dinámico de las sales empleando imágenes provenientes de los sensores remotos [Fernández-Buces et al., 2006], así como la caracterización de la estructura de suelos y sedimentos de génesis contrastante empleando métodos no invasivos y técnicas fractales [Oleschko et al., 2002; 2003; Flores, 2003].



Los suelos predominantes del vaso del lago de Texcoco son del tipo Solonchak y Solonetz, los cuales tienen propiedades salinas y alcalinas [SRH, 1971]. Los horizontes superficiales son de textura fina y cuando el proceso de desecación del suelo es evidente, amplias zonas son expuestas facilitando la erosión de estos suelos. Los sedimentos del lago de Texcoco y las cenizas de origen volcánico han sido transformados en materiales arcillosos con una alta capacidad de retención de agua, conocido con su nombre vernáculo como “jaboncillo”. Los mantos freáticos se encuentran cerca de la superficie (frecuentemente cerca de los 30 cm de profundidad) con altos valores de conductividad eléctrica (CE, 6000 - 10 000 dS m⁻¹) que es la principal fuente de sales. Las sales se mueven por capilaridad y se precipitan en la superficie formando costras salinas (el rango de CE es de 10 a 2300 dS m⁻¹). Como resultado, ocurren la salinización y alcalinización en la superficie del suelo (0-15 cm) [Fernández-Buces et al., 2006].

Para frenar la constante degradación y asegurar la sustentabilidad del ecosistema en la zona del ex lago, se requiere un monitoreo continuo del estado estructural del suelo y su salinidad. Las técnicas que requiere el análisis mencionado se basan en el uso de sensores remotos, que contribuyen a la descripción cuantitativa de patrones muy heterogéneos de la variabilidad en el espacio y tiempo de la salinidad del suelo, y al análisis, modelación matemática y simulación computacional de las imágenes multi-escalares, obtenidas vía sensores remotos, correlacionando los valores espectrales medidos en el campo y laboratorio, con los patrones estructurados del sistema suelo.

Dentro de este contexto la técnica de la geometría fractal es una herramienta útil para la descripción cuantitativa de la estructura de los suelos, su dinámica y los procesos ocurrientes. Los sensores remotos proporcionan las medidas de la calidad física de éstos, que a su vez se derivan de la densidad, humedad volumétrica y salinidad de los medios porosos. Los valores recolectados por los diferentes sensores permiten reconstruir detalladamente el patrón estructural del suelo, a partir de la geometría de las ondas reflejadas [Oleschko, et al., 2002; 2003]. El análisis conjunto de los parámetros fractales



y de las señales de los sensores remotos favorece la descripción espacio-temporal de la salinidad del medio explorado.

Las técnicas empleadas de la geometría fractal cuantifican bajo el enfoque del escalado o la invariancia estadística la rugosidad de la estructura altamente compleja en espacio y en tiempo [Mandelbrot, 2002]. La descripción de la reflectancia se utilizará en el presente estudio para caracterizar los componentes del patrón de la heterogeneidad, organización e interacciones de parches con diferente salinidad.

Para analizar la morfología estructural de los suelos de interés a nivel topológico, es decir la clasificación jerárquica, relaciones, distribución y arreglo espacial de los suelos salinos en el presente estudio, se han definido tres escalas de observación con base a la resolución espacial que abarca los distintos sensores utilizados en el presente estudio (que en términos generales, se refiere al detalle espacial de las imágenes proporcionadas de la percepción remota y a la habilidad de medir las propiedades espectrales de los objetos): 1) A escala satelital, se emplearan imágenes proporcionadas por el radar de apertura sintética (SAR-PRI) que presenta una resolución espacial del píxel de 12.5 m^2 , lo que permitirá identificar la presencia y distribución irregular espacio temporal de los suelos salinos, 2) escala de campo, en donde se definirán imágenes fotográficas de costras salinas superficiales usando un sensor fotográfico con resolución espacial del píxel de 0.17 m^2 . Esta escala de observación proporcionará con mayor detalle las propiedades de las costras estudiadas, y ayudará a caracterizar los componentes del patrón de la heterogeneidad, organización e interacciones de parches con diferente salinidad y 3) escala puntual, utilizando un sensor de laboratorio que mide la respuesta espectral de los objetos sólidos. Su resolución espectral (nm), permitirá delimitar los rasgos más pequeños de las costras estudiadas y en donde se analizara la dinámica de las propiedades físicas y químicas del suelo salino, que a su vez reflejan el cambio que se produce dentro de la estructura.



II. MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

2.1. Organización estructural de los sistemas naturales

El concepto del sistema utilizado para el estudio de los objetos y fenómenos naturales complejos fue propuesto por *O'Neil et al., [1986]* y se define como el conjunto de diversos elementos, compartimientos o unidades integradas, relacionados por influencias recíprocas que constituyen interacciones, mecanismos de control y comunicación, siendo la estabilidad del sistema la consecuencia de estas interacciones. El enfoque del sistema identifica los factores de control más importantes que determinan los procesos esenciales (bióticos y abióticos) que operan simultáneamente en múltiples escalas espaciales (desde micrómetros hasta km^2) y temporales (desde segundos hasta miles de años [*Farina, 2000*]).

La estructura compleja se define como la interdistribución de las diferentes partes del conjunto y su mutua interrelación espacio temporal. La estructura vertical puede verse en los aspectos referentes a la distribución de los componentes, mientras que la estructura horizontal comúnmente se refiere a la disposición de los elementos y de unidades integradas próximas. Por otra parte, las unidades y sus elementos son dinámicos en el tiempo, por lo que se habla de unas estructuras temporales [*Bolos et al., 1992*].

El estudio de los fenómenos complejos, así como el entendimiento de su estructura y funcionamiento, y por lo tanto la estabilidad de su integridad requiere de un nuevo marco conceptual y una aproximación empírica experimental nueva que en la actualidad se alimentan a partir de los avances de la teoría de sistemas jerárquicos facilitándose su aplicación por las tecnologías de informática. Desde el punto de vista de la teoría jerárquica, un sistema se entiende como un complejo organizado estructural y funcionalmente como una configuración jerárquica formada por una serie de componentes



interdependientes constituidos por los distintos compartimentos de su estructura abiótica y biótica [Bolos et al., 1992].

Cada nivel jerárquico o componente necesita una dimensión espacial suficiente para que su estructura pueda expresarse a través de los componentes que la forman y una dimensión temporal determinada que asegura que sus procesos puedan operar. De esta forma, la estructura jerárquica gira al rededor de una jerarquía vertical de relaciones de dependencia entre sus componentes y una jerarquía horizontal de escalas espaciales y temporales [Faybishenko et al., 2003]. Por lo tanto, el análisis de los sistemas naturales como una unidad funcional organizada jerárquicamente significa que cada factor, proceso, patrón o atributos emergentes como la heterogeneidad, estabilidad e integridad tienen que ser analizados en una escala espacio-temporal más adecuada.

En la ciencia del suelo el término de estructura se aplica comúnmente a un grupo de características que describe el arreglo heterogéneo entre el conjunto sólido y el espacio poroso que se forma en el suelo en un tiempo determinado [Sumner, 2000]. O bien, como la distribución espacial y heterogeneidad de diferentes componentes o propiedades del suelo con un orden específico que se manifiestan a diferentes escalas de observación [Dexter, 1988]. De acuerdo a esta definición la estructura del suelo está compuesta por los elementos comparables por su tamaño a escala de observación. La agregación de éstos en unidades elementales de tamaño mayor así como el arreglo espacio-temporal entre sus componentes puede ser analizada a una escala detallada [Vogel y Roth, 2003].

En el caso específico del suelo, es necesario reconocer que es un sistema natural complejo, abierto, estructurado, dinámico en el tiempo y variable en el espacio. El estudio del suelo como un cuerpo físico y la modelación de su funcionamiento como un todo, es una tarea difícil, debido a su gran heterogeneidad y a la presencia de organismos vivos responsables de su continua dinámica [Rozanov, 1983].



La conceptualización del esquema jerárquico del suelo como un sistema, permite integrar las características observadas en cada uno de los niveles de su organización, dentro de un modelo único, capaz de representar las interrelaciones entre las diversas escalas de su organización. Los dos componentes básicos del patrón estructural de un suelo son el espacio sólido y el espacio poroso, que difieren en su tamaño y frecuencia dentro del sistema y definen su capacidad de participar en distintos procesos naturales [Zeiliger, 1995].

La naturaleza jerárquica de la estructura del suelo tiene que ser analizada dentro de una amplia gama de escalas en espacio y tiempo, tomando en cuenta la dinámica de sus propiedades físicas y químicas, así como sus interacciones con el medio [Sposito y Reginato, 1992]. La estructura de un sistema natural refleja la complejidad de los fenómenos que en éste ocurren y, que a su vez define todos los procesos que ocurrirán en el sistema en el futuro, empezando por el equilibrio entre los flujos de masa y energía. El conocimiento detallado del patrón estructural del sistema, es indispensable para catalogar, modelar y cuantificar la variabilidad espacial y temporal de éste, así como para definir los mecanismos de los principales procesos responsables de su naturaleza [Oleschko et al., 2002].

La caracterización temporal de los elementos o unidades que constituyen el mosaico del sistema suelo dentro de un orden jerárquico de organización [por ejemplo, biota, espacio poroso, partículas compuestas, partículas elementales, agregados, perfil edáfico, Dexter, 1988], permite identificar dos procesos de signo contrario fuertemente interrelacionados entre sí: la fragmentación y la homogenización del suelo.

El diseño del modelo estructural dual de un suelo, se basa en el conocimiento de las principales propiedades físicas de los conjuntos de sólidos y poros. La modelación del patrón estructural señalado puede iniciarse desde el nivel más simple, llegando al más complejo [ley de la ganancia del espacio poroso, Rozanov, 1983] y presentando un patrón



multi-escalar de agregación (medio poroso, agregados, horizontes, perfil y cubierta edáfica). El camino contrario va desde el nivel superior al inferior y también es aceptable, refiriéndose en este caso a la fragmentación del suelo [ley de la exclusión del espacio poroso, *Sposito y Reginato, 1992*].

2.1.1. Principios de organización jerárquica

La teoría jerárquica proporciona una clasificación ordenada de componentes de un sistema [*Faybishenko et al., 2003*]. La Figura 1 presenta un esquema jerárquico del rango o clasificación de los componentes de un sistema, en el cual cada componente domina los otros que están en un nivel inferior y depende de aquellos componentes que están en el nivel superior. En la ciencia del suelo se definen once niveles de organización jerárquica. Para las investigaciones, se recomiendan abarcar al menos tres niveles para describir de un modo representativo la variabilidad de los procesos del suelo en el espacio y tiempo.

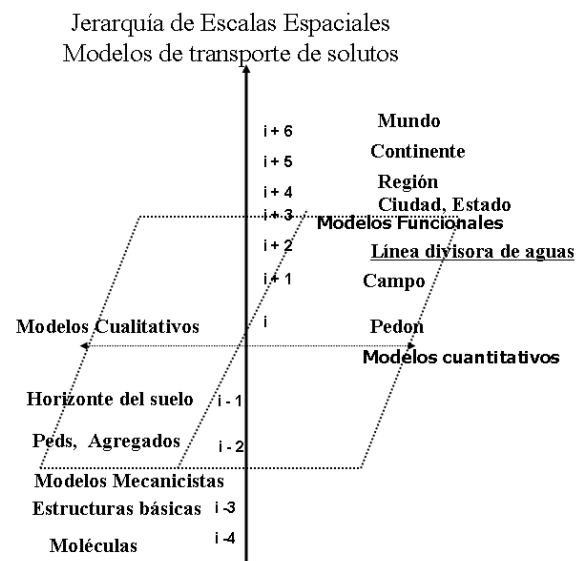


Figura 1. Escalas jerárquicas más comunes para la Ciencia del Suelo. [*Wagenet y Hutson, 1996, citado por Pachepsky et al., 2003*].



La mayoría de los sistemas naturales presentan una estructura jerárquica y una forma específica de unión entre los elementos (Figura 1). Sin embargo, la estructura de las unidades elementales superiores integradas a partir de las unidades más simples no siempre es derivable de estas últimas. Lo anterior sugiere que el análisis eficiente de un mismo sistema debe abordar las diferentes escalas o niveles de integración en función del objetivo del análisis [Bartoli et al., 1991; Kooiistran y Noordwijk, 1996; Sommer et al., 2003].

Las características de las unidades más complejas se pueden describir de la siguiente manera: 1) Son homogéneas interiormente y heterogéneas entre ellas (cuanto más pequeñas más homogéneas); son estos aspectos los que permiten establecer un sistema de clasificación o taxonomía, 2) Son conjuntos discretos que presentan una clara delimitación en el espacio pero pueden repetirse en áreas diferentes donde se encuentran, por ejemplo, los tipos de cultivos, las rocas, los suelos; 3) Los sistemas presentan una estructura organizada jerárquicamente, la cual varía en el tiempo a veces de forma cíclica; y 4) Son unidades dinámicas caracterizadas por procesos de intercambio y transformación de la materia y energía entre los elementos que los componen [Romero, 2004].

Los fractales son considerados como un caso especial de un continuo con organización jerárquica donde las unidades estructurales tienen atributos invariantes al escalado lo cual se conoce como auto-similitud. Como consecuencia de lo señalado se pueden establecer unas relaciones universales entre las propiedades del objeto y la escala de su observación, la información obtenida a una escala puede ser extrapolada a cualquier otra escala dentro del rango de escalas donde se observa la fractalidad. La estructura del suelo y sus propiedades han sido modeladas con éxito como conjuntos fractales [Vogel y Roth, 2003], sugiriendo que de la auto-similitud de la estructura se generan los procesos fractales.



La información estructural de manera jerárquica, la descripción multiescalar de su geometría (comprobación de la auto-similitud) y el conocimiento de los procesos inherentes a diferentes escalas de observación son indispensables para precisar y describir las unidades estructurales del suelo, así como cuantificar sus atributos básicos.

2.1.2. Complejidad y heterogeneidad

Del estudio de los sistemas naturales con organización jerárquica se derivó el concepto de la complejidad y heterogeneidad que es el principio inherente a la mayoría de los objetos o conjuntos fragmentados irregulares y rugosos así como de los procesos que en éstos ocurren [Mandelbrot, 1983]. Esta complejidad y heterogeneidad, es propia de los objetos fractales y se manifiesta en todas las dimensiones y escalas espacio temporales. Los elementos para ser definidos como tales tienen que tener una homogeneidad interna que los distingue de los elementos adyacentes complejos, lo cual les otorga un sentido de unidad [Bastian et al 2002; Vogel y Roth, 2003]. Dentro de este concepto el suelo puede ser considerado como un sistema heterogéneo y complejo y al mismo tiempo compuesto por macro y microunidades. Ejemplo más claro de ello son las grandes unidades geomorfológicas constituidas por las microunidades edáficas que forman las cubiertas, series y tipos de suelos [Sumner, 2000; Lin y Rathbun, 2003].

De acuerdo con Bastian et al., [2002], los aspectos de heterogeneidad y homogeneidad, conjuntamente con los atributos de similitud y disimilitud, representan las cualidades importantes de la variabilidad del sistema, aunque también son indicadores de su auto organización e interacción e intercambio con flujos de masa y energía. A mayor interacción mayor es el grado de organización del sistema.

Los sistemas naturales son dinámicos y su complejidad puede aumentar o disminuir con el tiempo. Estas tendencias ya pueden ser analizadas cualitativa y cuantitativamente [O'Neill et al., 1986]. Además, la heterogeneidad temporal está vinculada a la



heterogeneidad espacial, factores que aumentan aún más la complejidad del sistema [Bastian et al., 2002]. La eficiencia del análisis de los sistemas complejos depende del proceso dominante y de su intensidad, así como de las escalas espacio temporales utilizadas para su observación [Farina, 1998].

La presentación de los sistemas complejos como componentes de un sistema del nivel superior (jerarquía) organizados en redes [O'Neill et al., 1986], ha contribuido a la unión de varios paradigmas y teorías mediante la incorporación del concepto de escala. Nuevas disciplinas como la Geometría Fractal [Mandelbrot, 1977; 1983], han sido introducidos en la ciencia del suelo para investigar la complejidad de su estructura y de los procesos que en éste se desarrollan.

El concepto de heterogeneidad como reflejo de la organización jerárquica de los sistemas complejos, se ha visto enriquecido por los aportes de la geometría fractal ya que ésta introduce dos aspectos básicos al análisis de la estructura y de los procesos que se llevan a cabo dentro de los sistemas naturales: la universalidad e invariancia al escalado.

La geometría fractal ha desarrollado un marco teórico-metodológico apto para describir la estructura de los sistemas complejos, así como para entender y modelar su funcionamiento a diferentes escalas, partiendo del concepto de rugosidad. Este enfoque multiescalar ayuda a diferenciar entre los sistemas naturales. Asumiendo que la geometría de suelos/sedimentos ó rocas es fractal, se puede realizar una eficiente parametrización espacial y temporal de sus atributos mediante los diversos conjuntos de datos [Pachepsky et al., 2006]. La condición de invariancia al escalado es indispensable para aplicar la geometría fractal a cualquier problemática incluyendo los estudios de los procesos físicos, químicos biológicos reproducibles vía el escalado fractal, uno de estos procesos que mostró ser especialmente apropiado para la modelación, es la fragmentación del suelo.



Los objetos naturales frecuentemente presentan rasgos similares a diferentes escalas. Las medidas o atributos que se utilizan para describir estos rasgos son: el número, la longitud y masa, la rugosidad, el área superficial, entre otras, todos ellos dependientes de la escala de observación. La invariancia al escalado asume que esta dependencia es la misma dentro de un amplio rango de escalas, donde se documenta en comportamiento fractal. Esta dependencia es ampliamente utilizada para el escalamiento de las propiedades [Romero, 2004].

La estructura del suelo a una determinada escala refleja los patrones estructurales de los elementos básicos que lo componen a una escala inferior [Dexter, 1988]. La caracterización de la estructura del suelo depende de la escala del análisis y del tipo de organización del sistema [Farina, 2000]. Por ejemplo, las variaciones anuales o mensuales de la precipitación en un área determinada son perceptibles y medibles a pequeñas escalas temporales, mientras que, hay procesos que sólo pueden ser caracterizados a una escala más grande de tiempo.

La salinidad del suelo se presenta dentro de un amplio espectro de escalas temporales y espaciales. La escala de observación de este fenómeno es importante porque determina los mecanismos de la dinámica de sales en el suelo que son distintos para cada nivel jerárquico de organización del sistema. Por ejemplo, a una escala mega la dinámica de las sales puede ser cuantificada como ligeramente peligrosa apareciendo el proceso como constante dentro de un período de observación dado. Al contrario, a una escala menor de observación la dinámica de las sales ocurre más rápidamente con oscilaciones más pronunciadas en concentración de sales, por lo cual la degradación del suelo se hace más evidente, cuantificándose el proceso como de alto riesgo. Tal dilema de las diferencias significativas entre los análisis realizados a escalas diferentes se resuelve si el sistema se considera como invariante al escalado y con una estructura jerárquica. En la presente investigación y bajo el enfoque de análisis de los sistemas complejos, se pretende realizar



un análisis comparativo a diferentes escalas espacial y temporal de los principales atributos del patrón estructural de los suelos salinos del área del ex Lago de Texcoco.

2.2. Caracterización multiescalar de la estructura del sistema suelo mediante los sensores remotos

El suelo, desde el punto de vista de la ciencia moderna es un sistema complejo con organización jerárquica cuya invariancia al escalado se ha documentado por numerosos investigadores [*Pachepsky et al., 2006*] dentro de un amplio rango de escalas espacio-temporales [*Dexter, 1988; Marull, 2003*]. El estudio de las unidades básicas o de los componentes elementales del sistema es factible desde una perspectiva multiescalar, siendo la percepción remota una técnica de análisis cuantitativo del suelo como un todo [*Sumner, 2000*].

Las técnicas de percepción remota han sido utilizadas con éxito para evaluar la dinámica de los rasgos superficiales del suelo. Las ventajas de la exploración electromagnética antes que nada es la reducción de tiempo y costo del muestreo en comparación con las prácticas convencionales. En ausencia del impacto antropogénico, la calidad del suelo se deriva de las variaciones de clima, material parental, paisaje y vegetación. La combinación entre estos factores crea un mosaico de la variabilidad estructural del suelo que tiene que ser estudiado con técnicas adecuadas y dentro de una escala apropiada [*Mulders, 1987*]. Los sensores remotos describen los aspectos estáticos y dinámicos de la estructura del suelo proporcionando información cuantitativa necesaria para su modelado y para documentar la invariancia al escalado de los procesos físicos principales que controlan el patrón estructural del suelo.

Los avances en el estudio de suelos con la ayuda de las técnicas no invasivas a través de los sensores remotos (específicamente de las imágenes de satélite), los Sistemas de Información Geográfica (GIS) y los Sistemas de Posicionamiento Global [NAVSTAR-



GPS, *Zinck, 2005*], son fuente de una valiosa información estadísticamente sólida y válida para las numerosas aplicaciones de la ciencia del suelo.

A lo largo de las dos últimas décadas la observación remota de la superficie terrestre ha tenido un gran éxito para las investigaciones de la ciencia de la Tierra tales como geológicas [*Williams y Greeley, 2004; Bernard et al 2003; Galvao et al., 2001*], biológicas [*Horrit et al., 2003; Moreau y Toan, 2003*], forestales [*Wasseige y Defourny, 2002; Lèvesque y King, 2002*], así como también de la agricultura de precisión [*Demattê et al., 2003; Blumerg y Freilikher, 2001*].

Las mediciones de los atributos de la estructura del suelo derivadas de las técnicas de percepción remota frecuentemente se realizan a diferentes escalas que abarcan varias órdenes de magnitud desde la escala molecular (ångström, Å) hasta la mega (kilómetros), lo cual ha permitido caracterizar su variabilidad multiescalar [*Sumner, 2000*]. Varios autores han utilizado con éxito la combinación de información recopilada a estas escalas múltiples para obtener estimaciones de las características del sistema suelo invariantes al escalado o universales [*Dexter, 1988; Vogel y Roth, 2003; Aplin, 2006*].

Las mediciones de la estructura del suelo que se realizan en laboratorio con ayuda de técnicas de microscopía óptica comprueban que los componentes biológicos y minerales del patrón estructural del suelo son altamente variables tanto en calidad como en cantidad, siendo la heterogeneidad un rasgo que se desarrolla a diferentes escalas y que varía a través del tiempo [*Kooistran y Noordwijk, 1996*]. En los sistemas de cultivo las propiedades físicas del suelo se modifican a través de diversos mecanismos bajo el efecto de laboreo, del desarrollo radicular de cultivos, así como de labores culturales, interfiriendo el enriquecimiento de agregados por los coagulantes orgánicos, lo cual a su vez modifica la relación agua-sólido del medio poroso [*Gülser, 2006; Velázquez, 2006*].



Los sensores remotos son útiles para estimar la dinámica de estructura del suelo en áreas extensas y en medir *in situ* a escalas puntuales la heterogeneidad del medio, así como definir la naturaleza de los procesos críticos y de los factores dominantes a cada escala específica de observación.

2.2.1. Imágenes de percepción remota

Las imágenes de satélite son con frecuencia el medio más práctico para adquirir la información rápida, económica y exacta a una escala global, siendo su información una representación precisa, objetiva e imparcial de los rasgos superficiales del suelo [Elachi y Zyl, 2006]. A partir del contenido espectral de estas imágenes se puede revelar la mineralogía, humedad, composición física y química del suelo, así como la distribución espacio-temporal de la vegetación presente en una región de estudio [Álvarez et al., 2003; Hubbard et al., 2003]

La percepción remota involucra el análisis de reflectancia del suelo, mediante su cuantificación en cada píxel sobre una imagen espacial [Goetz, 1992; Clevers, 1999]. El formato digital de las imágenes permite convertir este valor de reflectancia a una escala de grises o de grado de brillo del color. La brillantez de la imagen se refiere a la rugosidad de las propiedades de los objetos explorados, cuantificada mediante un arreglo numérico registrado en formato digital. Con este formato la brillantez puede ser modelada en diferentes arreglos estadísticos lo cual incrementa la habilidad para desplegar y analizar los datos provenientes de los sensores remotos de plataformas espaciales con diferente cobertura temporal [Campbell, 2002].

Los sensores de los satélites escanean sistemáticamente las porciones de la superficie terrestre, registrando los fotones que reflejan o emiten las diferentes áreas exploradas, cuyos valores constituyen los píxeles ó elementos primarios de la imagen. Una imagen digital está compuesta por miles de píxeles y cada uno de ellos representa un valor



numérico de la intensidad de luz dentro de las regiones visible (VIS) e infrarrojo (IR) y microondas del espectro electromagnético (EM) [Cervelle et al., 1996].

En las imágenes de la superficie terrestre, cada píxel representa la combinación de las reflexiones ópticas de cada uno de sus componentes: suelo, vegetación y rocas, ponderada por sus porciones respectivas sobre la superficie [Cervelle et al., 1996]. Se considera que el píxel es la unidad elemental de análisis en la percepción remota y usualmente es el vínculo para integrar los datos del GIS y la teledetección [van-Linden y Mantel, 2001]. El arreglo interno de las imágenes constituye una matriz de puntos $M(ij)$ (donde i corresponde a la fila y j a la columna), mientras que el valor numérico en cada punto es la intensidad de luz ó el nivel de gris [Campbell, 2002].

Un conjunto de píxeles puede a su vez crear información repetitiva, por ejemplo, a una resolución más fina, significa que todos los píxeles nuevos encajan dentro de los píxeles anteriores y tienen el mismo valor de la variable de interés. Dentro de un análisis espacial el píxel tiene una ubicación conocida dentro de una celda de malla [Fisher, 1997]. En los campos de la ingeniería, ciencias, agricultura, entre otros, la estructura de esta malla formada por un conjunto de píxeles es útil para el modelaje predictivo de los diversos fenómenos naturales. El modelado de autómatas celulares usado como la base para modelaje espacial frecuentemente se basa en la información contenida en los píxeles [Clarke et al., 1994].

Las técnicas de espectroscopía de imagen (IS) complementan la extracción de información y son una herramienta necesaria para detectar las propiedades físicas y la composición mineral del suelo, a escalas puntuales (campo), macro (laboratorio), y regionales [Palacios y Ustin, 1998]. La IS puede ser aplicada en la espectroscopía de reflectancia y/o emitancia de cada píxel, de la imagen espacial [Clark, 1999].



Los avances recientes llevados a cabo sobre la calibración de datos en la región de microondas, aunado al análisis de la información de las imágenes espectrales de la región VIS y del IR del espectro EM, complementan aún más los registros de las firmas espectrales de los objetos. Estas innovaciones de la percepción remota son importantes para el diseño del manejo sostenible de los sistemas naturales [Teillet, et al., 2005].

Por ejemplo, las imágenes multiespectrales, obtenidas por los sensores ópticos tales como el Mapeador Temático Landsat (MSS y MS) proporcionan las imágenes que son utilizadas para identificar los suelos húmedos [Jensen et al., 1986; Wang et al., 2004], así como para extraer los rasgos de erosión de suelo [Metternicht y Zinck, 1998] y clasificar los patrones de vegetación [Álvarez et al., 2003; Scoott y Marcht, 2004].

Otras imágenes electrónicas como las del Mapeador Temático Landsat mejorado (ETM+) se utilizan generalmente para extraer la información acerca de los elementos de la superficie terrestre sobre las áreas extensas. Sus rasgos o signos espectrales no permiten identificar los objetos demasiado pequeños para que éstos se reconozcan a simple vista. Pero las imágenes ETM+ presentan 8 bandas que abarcan desde el VIS (azul; 0.45 a 0.515, verde; 0.525 a 0.605 y rojo; 0.63 a 0.690 μm) e IR (cercano; 0.75 a 0.90, medio; 1.55 a 1.75 y lejano; 2.09 a 2.35 μm) con una resolución espacial de 30 m, una banda en el IR térmico (10.40 a 12.5 μm) con resolución espacial de 60 m y un canal pancromático (0.52 a 0.90 μm) con resolución espacial de 15 m [Huete, 1996].

En cambio, las imágenes obtenidas por el radar de apertura sintética (SAR) usan y registran la energía reflejada en la región de microondas del espectro EM. Las longitudes de onda empleadas en sistemas radar son tales que la interacción de la radiación electromagnética con los componentes atmosféricos son muy pequeña, lo cual permite la adquisición de imágenes en prácticamente cualquier condición climática [Campbell, 2002]. La percepción remota en la región de microondas, genera datos que dependen de la constante dieléctrica de los materiales presentes sobre la superficie, y aún hasta cierta



profundidad (normalmente 0.05m). Consecuentemente, la humedad, que es la fuente principal de gran variabilidad de la constante dieléctrica, es un importante parámetro que controla la profundidad de penetración de la energía coherente de radiación que utilizan los sensores para iluminar el área de interés [Cervelle et al., 1996].

La ventaja de utilizar las imágenes del SAR, se debe a que este sensor es sensible a la rugosidad superficial a diferentes escalas desde centímetros hasta metros, así como a la pendiente topográfica, y además provee datos de mayor resolución que son requeridos por diversos algoritmos para obtener los datos a partir de una variedad de imágenes geométricas y para modelar la cobertura temporal [Jeffrey et al., 1999].

En general, la interpretación de los datos espectrales adquiridos por los diversos sensores remotos, hace factible la discriminación de los distintos materiales que cubren la superficie del terreno con la precisión de un píxel. No obstante, hay que tomar en cuenta que la interdependencia de los fenómenos de absorción, reflexión (difusa y especular), transmisión, efectos de la rugosidad y de la granulometría, presencia de mezclas de materiales, variabilidad espacial, espectral y temporal así como la orientación de los rasgos observados interfieren en el análisis interpretativo de las imágenes [Cervelle et al., 1996].

El análisis estadístico de la inmensa cantidad de datos satelitales, la búsqueda en laboratorio y en terreno de respuestas espectrales diferenciables de los objetos de interés y la modelación para calcular el comportamiento espectral en condiciones reales son posibles gracias al uso de las técnicas de análisis de imágenes electrónicas obtenidas por la teledetección.

La imagen del radar (de la región del espectro EM que corresponde a las microondas) es apta para identificar los rasgos específicos de la superficie y sub-superficie que se derivan de la estructura del suelo. La capacidad informativa de las imágenes del Radar de



Apertura Sintética (SAR) o del radar de penetración terrestre (GPR) y el potencial que presenta se basa en la relación entre las propiedades dieléctricas del dispersor y la estructura de los elementos del terreno [Blumberg y Freilikher, 2001; Williams y Greeley, 2004].

Un Radar de Apertura Sintética (SAR) es un sensor de microondas activo capaz de transmitir y recibir las ondas polarizadas de un rango de frecuencias conocido (10^{10} - 10^{12} Hz). La cantidad de energía que se regresa a la antena receptora del radar después de la interacción con el medio y el tiempo entre emisión y recepción dependen de las propiedades de este último, así como de la geometría de las antenas. La naturaleza del patrón de las ondas dispersadas depende también de los factores geométricos relacionados con los atributos estructurales de la superficie, la cobertura vegetal, la longitud de ondas empleadas para la exploración así como del ángulo de su incidencia. Los factores eléctricos determinados por la constante dieléctrica relativa del suelo y vegetación dependientes de la longitud de onda empleada [Metternicht, 1998].

Con el propósito de mejorar la apariencia visual y la capacidad informática de los objetos sobre la superficie terrestre, las imágenes se preparan para extraer y posteriormente interpretar las propiedades y condiciones del medio, así como para modelar las características estructurales presentes en cada escena de interés, mediante las técnicas del procesamiento de imágenes digitales, utilizando para esto la simulación computacional [Kartikeyan et al., 1998]. El análisis de una imagen de radar tiene como fin caracterizar los patrones espaciales u objetos presentes en la misma. Esta caracterización se realiza empleando los métodos de reconocimiento de patrones espectrales y espaciales presentes en la imagen de radar.

La segmentación de las imágenes es un paso importante en el análisis de datos de la percepción remota y es una operación dirigida a dividir la imagen en regiones



homogéneas con propiedades semejantes. Las técnicas de segmentación son atractivas en particular para proyectos que pretenden extraer los rasgos típicos de la superficie del suelo [Kartikeyan et al., 1998].

Las regiones separadas pueden tener un significado relativo a la imagen original correspondiente, y estar formadas por patrones espaciales y espectrales de tal forma que al reconocer éstos mediante los modelos matemáticos diseñados, implica resolver un problema inverso: describir aquellas regiones que forman parte de la imagen original.

Un atributo de gran utilidad para el reconocimiento y detección de la rugosidad de las imágenes es la textura, que representa el patrón espacial de la organización de los tonos (intensidad) de gris de los píxeles dentro de cada banda de la imagen en un arreglo geométrico local. Para cuantificar la textura se emplean los diversos modelos matemáticos, que expresan la relación entre píxeles con los diferentes niveles de rugosidad presentes en la imagen estudiada. La textura de una imagen refleja la variabilidad espacial de los tonos de gris [Jensen, 1996; Turner et al., 1998]. En zonas con problema de salinidad, la textura de la imagen refleja la fisiografía del terreno, la rugosidad, el color así como a los patrones de discontinuidad de la cubierta vegetal [Dehann y Taylor, 2003].

Las imágenes de diferente naturaleza contienen distinta información sobre el sistema explorado que se imprime en la distribución de los tonos de gris en posición conocida de los píxeles, empleando una escala de 0 a 255 niveles de intensidad de gris almacenados en un byte (8 bits) del espacio de información, suficiente para el análisis cuantitativo digital de la imagen [Jensen, 1996].

El reconocimiento de los patrones estructurales de los suelos a partir de la imagen radar como fuente de un cierto tipo de información, se basa en su estructura geométrica que se correlaciona con su textura [Du y Soon, 2002]. Esta última es un elemento de primordial



importancia que se emplean en combinación con la información espectral para clasificar los suelos.

Para describir la geometría reflejada en la imagen es importante asignar un significado a cada intensidad de gris observada. Éste puede representar la temperatura, densidad, erosión, presencia de los procesos geoquímicos o algún otro parámetro físico de interés relacionado con la imagen auto-similar de la estructura.

Las imágenes de los sensores remotos que funciona en la región de microondas han mostrando su alta capacidad informativa, especialmente útil para elaborar los mapas a escala mega de la distribución de salinidad a través de la superficie del suelo. Los diferentes sensores con plataforma espacial o aérea que operan en diferentes rangos de frecuencia y polarización [*ERS-2/C (Blumberg y Freilikher, 2001; Moreau y Toan, 2003)*, *SAR-C/L HH-VV (Horrit et al., 2003)* y *AIRSAR-C/L/P (Williams y Greeley, 2004)*], han captado imágenes de precisión necesaria para clasificar los diversos tipos de superficie con base en la rugosidad superficial, tipos de cobertura, presencia de cuerpos de agua así como una variedad de otros factores externos e internos de la superficie explorada.

2.2.2. Espectros de reflectancia de los objetos explorados

El sensor remoto obtiene información sobre un objeto mediante un dispositivo que no tiene contacto físico directo con éste [*Alzate, 2001*]. La señal registrada por los sensores contiene la información multiescalar sobre la estructura superficial del suelo. El principio del funcionamiento de los sensores remotos se basa en las propiedades que tienen los objetos para reflejar, absorber e irradiar la energía EM [*Karavanova, 2001*]. Con base en esto y dependiendo de la longitud de onda del material con el cual interactúa el rayo de luz, los objetos pueden ser reconocidos por su firma espectral [*Ben-Dor et al., 1999*], lo cual caracteriza las propiedades físicas, químicas y biológicas del objeto explorado.



En teledetección la reflectancia se define como una unidad estándar o de referencia útil para comparar la información obtenida por diferentes tipos de sensores en tiempo y lugares distintos con las mediciones espectrales de reflectancia de objetos previamente caracterizados cuyos valores de reflectancia son conocidos, como por ejemplo, la de objetos que constituyen las librerías espectrales útiles para identificar los minerales [Shepherd y Walsh, 2002; Vitorello y Soares; 1996; Clark, 1999; Crowley, 1993]. Los espectros de reflectancia de numerosos minerales y carbonatos están documentados desde los trabajos de Hunt y Salisbury, [1970] y Hunt et al., [1972].

Algunos autores subrayan la importancia de la reflectancia en los estudios de la percepción remota, sin olvidar de mencionar que este término se usa en algunos casos de manera errónea, confundiendo la reflectancia con la radiancia (el total de energía radiada en vatios por metro cuadrado y estereo-radian, W/m^2sr). En segundo término, la reflectancia se maneja como un concepto más adecuado para los análisis de laboratorio si se quiere buscar una adecuada definición de éste. Así por ejemplo, la reflectancia que se refiere a un rango de longitud de onda específico, se denomina como la reflectancia espectral ($\rho\lambda$) [Curran, 1985]. La reflectividad, a su vez, es un término adimensional y suele expresarse en porcentaje [Chuvienco, 1996].

En términos genéricos la percepción remota maneja la reflectancia como una propiedad inherente de los objetos, independiente de la intensidad y naturaleza de la iluminación [Hashigami et al., 2003; Vladusich y Broeser, 2002]. Sin embargo, el reconocimiento de los materiales por sus principales atributos ópticos, como la reflectancia, depende de la iluminación, del contexto y de las condiciones de visión dentro de los cuales los objetos son analizados [Fleming et al., 2003]. Los materiales se reconocen en primer lugar a partir de la reflectancia de su superficie que se percibe en términos de la luminosidad y el brillo.



La reflectancia se define como direccional cuando un haz de luz monocromática ilumina una superficie, formando un determinado ángulo con la dirección de incidencia. Una parte de ese haz es reflejado hacia la atmósfera en todas direcciones, mostrando el comportamiento semejante a un espejo, lo cual significa que el ángulo reflejado tiende a ser igual al ángulo incidente. La relación del flujo radiante reflejado con el incidente a la superficie se llama la reflectividad, una variable que depende del ángulo de incidencia [Barret y Curtis 1992]. Dependiendo de la rugosidad de la superficie se puede medir la intensidad de la luz reflejada en una sola dirección refiriéndose así a la reflectancia especular, o en todas direcciones del espacio hablando de reflectancia difusa [Elachi y Zyl, 2006].

Los espectros de reflectancia medidos sobre la superficie del suelo tienen un amplio rango de aplicación, dentro del cual se destacan por su importancia: las correcciones atmosféricas; la calibración de imágenes de diferente naturaleza adquiridas por los sensores remotos; el análisis de los procesos de intercambio de energía; el modelaje del dosel de vegetación, entre otros [Lévesque y King, 2002; Dwivedi, 2001; Peddle et al., 2001], así como la identificación de blancos terrestres con base en comparaciones con los objetos con propiedades espectrales conocidas [Hurbbard, et al., 2003].

2.2.3. Parámetros que afectan la respuesta espectral

Las observaciones terrestres y las mediciones radiométricas han comprobado que los parámetros denominados cromóforos (el término cromóforo es usado para describir los parámetros y sustancias de naturaleza química o física) afectan significativamente la forma o naturaleza del espectro del suelo [Ben-Dor et al., 1999; 2002; Metternicht y Zinck, 2003]. Una muestra del suelo consiste de diferentes cromóforos, los cuales varían en función de las condiciones ambientales. En muchos casos, las firmas espectrales relacionadas a los cromóforos específicos enmascaran las señales de otros cromóforos y,



por lo tanto, dificultan la identificación del efecto de uno de ellos en la respuesta espectral total [Ben-Dor et al., 1999].

Las relaciones entre los constituyentes del suelo y la reflectancia espectral determinada en laboratorio y campo, han demostrado que los rasgos espectrales del suelo explorado dependen de la rugosidad, humedad, mineralogía, granulometría, contenido de materia orgánica y presencia de óxidos de hierro, así como de la rugosidad superficial, encostramiento, manejo del suelo y presencia de las diferentes comunidades de plantas [Mattikalli, 1997; Daniel et al., 2001; Ben-Dor et al., 2003; Metternicht y Zinck 2003].

En general, un amplio rango de información puede obtenerse a partir de las propiedades de reflectancia derivada de la naturaleza y composición química del material básico del suelo, principalmente por la presencia de grupos activos espectrales (llamados cromóforos), tales como el hierro (Fe), hidroxilos (OH) en minerales y en agua, y carbonatos (CO_3) en algunos minerales. En el rango de la luz visible (0.4 a 0.7 μm) la información sobre los suelos y minerales está caracterizada por rasgos espectrales típicos de procesos electrónicos. En cambio, en el rango espectral IR (cercano, 0.7 a 1.1 μm) e IR medio, (1.1 a 2.5 μm) está caracterizado por los rasgos específicos de absorción que se originan por la combinación entre los enlaces y las frecuencias vibratorias de los procesos fundamentales de grupos activos en la región IR (>2.5 μm) [Ben-Dor, et al., 2003].

En términos de rasgos espectrales, el espectro del suelo ofrece una amplia absorción debido a la presencia de óxido de hierro Fe^{3+} y Fe^{2+} que se detectan en el rango de 0.4 a 0.9 μm . La humedad reduce la reflectancia del suelo y produce una fuerte y amplia absorción de las ondas en las bandas de 1.4 y 1.9 μm . En general, el incremento del contenido de materia orgánica, óxidos de hierro, y de la fracción de arcilla, produce un decremento en la reflectancia del suelo [Soares et al., 2001].



Las combinaciones minerales con determinado tamaño de las partículas presentan una reflectancia específica que se incrementa o decrece dependiendo de la opacidad y transparencia de cada material. Por ejemplo, el cuarzo es usualmente el principal constituyente de la fracción de arena siendo translúcido en la región visible del espectro, por lo cual cuando se incrementa el contenido de arena, la luz puede ser transmitida a través de las partículas del suelo y esto tiende a aumentar los rasgos de absorción del espectro de reflectancia enmascarando otros constituyentes del suelo. Cuando la cantidad de arena es baja el material opaco podría dominar y por ende la reflectancia del suelo ser menor [Palacios y Ustin, 1998].

Los estudios referentes a la humedad del suelo, documentan que la reflectancia en las longitudes de onda de 0.4 a 2.5 μm , decrece con el incremento de la humedad. Sin embargo, resulta difícil establecer una correlación única entre las variables mencionadas, ya que la reflectancia del suelo depende no sólo de la humedad, sino que es afectada por otros numerosos factores intrínsecos del suelo. Entre estos últimos se destaca la cantidad de materia orgánica, la distribución de partículas por el tamaño, la composición mineral y el color del suelo [Muller y Décamps, 2000].

Es ampliamente aceptado que si un suelo tiene bajo contenido de humedad, las sales presentan valores altos de reflectancia en el rango de luz visible de la región del espectro. Los valores bajos de reflectancia en el rango cercano al IR medio, son atribuidos característicos de la presencia de agua higroscópica en los minerales salinos o de una alta humedad contenida en las sales recientemente formadas. Algo similar sucede con la mineralogía de la sal y la forma de sus cristales, cuando la luz es atrapada por el látice del yeso, o en el látice fino de la halita [Csillag et al., 1993].

La humedad del suelo influye en la reflectancia en combinación con las siguientes características: la composición del suelo (minerales primarios y secundarios, materia orgánica), la estructura física (agregación, rugosidad superficial), y las condiciones de



observación (iluminación y direcciones de observación). Sin embargo, para un punto local, la composición mineral, la materia orgánica y la textura del suelo cambian muy lentamente con el tiempo. Por lo tanto, en el transcurso del tiempo la reflectancia depende primordialmente de la humedad y rugosidad superficial [Palacios y Ustin, 1998].

Weindong *et al.* [2002], puntualizan que la reflectancia espectral cambia con la humedad superficial del suelo, variando los contenidos de humedad desde bajos a altos en la reflectancia del rango de longitud de onda de 0.4 a 2.5 μm en diferentes tipos de suelos. Para longitudes de onda más largas, particularmente en las bandas de absorción de 1.45 μm a 1.94 μm , la reflectancia decrece con altos contenidos de humedad, pero el comportamiento se invierte cuando los niveles de humedad son aún más altos, lo cual se detecta principalmente en longitudes de onda corta. Este comportamiento está relacionado con los límites higroscópicos de las partículas del suelo y ocurre cuando la película de agua cubre a éstas, lo cual causa una reflexión interna total. El punto crítico, donde la relación entre la humedad del suelo y la reflectancia se invierte, se encuentra en el rango de humedad de 0.15 a 0.40 %.

Para evaluar los cambios espectrales que ocurren en función de la aplicación de fertilizantes a un suelo tropical, Demattê *et al.*, [2003] documentaron que la curva espectral de la materia orgánica es continua desde el rango VIS hasta el IR cercano con un factor mínimo de reflectancia de 0.03 hasta 0.12%. Estos resultados son representativos de suelos con alto contenido de materia orgánica. En cambio, el bajo contenido de gibsita es enmascarado por la presencia de altos contenidos de materia orgánica. La aplicación de pirofosfatos presenta una tendencia ascendente al incremento gradual de reflectancia dentro del rango 0.45 a 2.5 μm , siendo el factor de reflectancia igual a 0.1 a 0.4%. Se concluyó que el color del suelo puede interferir en la respuesta espectral, además ser indicativo de las reacciones químicas que se llevan a cabo. En este caso las diferencias espectrales ocurren principalmente en el IR.



Ben-Dor et al., [1999] llegaron a documentar que la reflectancia tiene una relación directa con el color del suelo. Este último es una variable de fácil determinación en campo o laboratorio que se realiza a partir de muestras de suelo alteradas, usando estándares de cartas de color por ejemplo, el Munsell Soil Color Charts, [*Munsell Color Co., 1975; Soil Survey División Staff, 1993*]. En muestras no alteradas del suelo el color se mide utilizando los sensores como los espectrofotómetros y colorímetros [*Sánchez-Marañón, et al., 1995; Scheinost y Schwetmann, 1999*].

El color del suelo está relacionado con la presencia de pigmentos o cromóforos que absorben la radiación en diferentes longitudes de onda e intensidad. El color es un producto acumulativo de las propiedades físicas y químicas del objeto, e influye en la determinación de la reflectancia dentro del rango espectral de la luz visible de 0.4 a 0.7 μm [*Sharma, 2003*].

Además, el color es un producto de la interpretación de una serie compleja de procesos que se realizan dentro del sistema visual del hombre [*Hernández, 2001*]. Por esta razón, la comisión Internacional de Iluminación (l'Eclairage, CIE) estableció en 1931 una métrica para cuantificar la percepción (tristimulus) del color modificada en 1964. Los valores tristimulus (XYZ) se derivan de los tres componentes principales definidos por la teoría de visión del color, la cual incluye los receptores del ojo para los tres colores primarios (azul, verde y rojo) formando las diversas combinaciones entre ellos [*Mathieu, et al., 1998*]. La CIE [1931] definió los estándares de observación que tienen las funciones de referencia del color $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$ y $\bar{z}(\lambda)$. Los valores XYZ se calculan a partir de estos estándares y son útiles para definir el color [*Shih, 1995*]. Para graficar el color en dos dimensiones independientes de la luminosidad se creó el espacio métrico del color Y_{xy} en donde: x , y y Y son convertidos a coordenadas cromáticas que contienen la información sobre la longitud de onda dominante y el grado de pureza del color. Y incluye la información sobre la luminosidad u oscuridad del color y es idéntico al valor



tristimulos Y. El inconveniente de este espacio del color es que iguala las distancias cromáticas del diagrama x, y y sus valores no corresponden a las diferencias del color percibidas por los sentidos organolépticos del hombre [Scheinost y Schwetmann, 1999; Yang, et al., 2003; Viscarra et al., 2006a]. El espacio del color $L a^* b^*$ desarrollado por CIE, [1978] utiliza las coordenadas rectangulares y consiste en un componente luminoso (L), cuyo valor va de 0 a 100, y dos componentes cromáticos que representan un rango de -120 a $+120$ [Yam y Papadaskis, 2004]. El componente a^* va del verde al rojo y el componente b^* del azul al amarillo [Torrent y Barron, 1993; Sánchez-Marañón et al., 1995].

Se ha encontrado que el color es más fácilmente relacionado con las propiedades de reflectancia del suelo cuando es expresado en coordenadas RGB que se refieren a los colores primarios azul, verde y rojo [Escandafal et al., 1989]. La medición del color en CIE puede ser transformada a otros sistemas de coordenadas [Shih, 1995; Fernández y Schulze, 1987; Viscarra et al., 2006a] y en el caso del suelo, ser modelado en términos de reflectancia [Mattikalli, 1997].

Los estudios actuales se encaminan a la búsqueda de las relaciones simples entre los valores de reflectancia medidos dentro de las bandas Landsat y la concentración de componentes del color del suelo, determinados en la notación Munsell y referenciados al sistema tristimulus. Se ha encontrado que las coordenadas RGB (rojo, verde y azul) pueden derivarse de las bandas TM3 (0.63 a 0.69 μm), TM2 (0.52 a 0.6 μm) y TM1 (0.42 a 0.52 μm), respectivamente con un coeficiente de correlación (r) mayor a 0.9 [Escandafal et al., 1989].

Otros autores establecieron correlaciones estadísticas significativas entre el color del suelo y las mediciones de reflectancia para las bandas del espectro VIS y IR cercano. En estos trabajos el color del suelo se cuantificó con base en el sistema RGB de coordenadas de color. Los modelos empleados de regresión lineal simple y la técnica de



transformación rotacional óptima, la cual requiere que la reflectancia multiespectral sea transformada y el color del suelo sea maximizado, fueron capaces de pronosticar los componentes (RGB) del color del suelo con una exactitud aceptable y mayor de 0.8 [Mattikalli, 1997].

Adderley *et al.*, [2002] determinaron el color a partir del análisis de imágenes de alta resolución obtenidas a través de un microscopio polarizado, para describir los sedimentos arqueológicos y el suelo denominado como “plaggen” utilizando los parámetro del color del sistema Munsell (Hue, value y croma). Los valores obtenidos fueron transformados al sistema determinado por CIE, ubicando el color en el espacio HSL (H-hue, S-luminosidad y L-brillantez) o RGB (rojo, verde y azul). Las imágenes fueron capturadas por una cámara de video y procesadas por un software llegando a un mosaico de imágenes y diferencias significativas del conjunto de pedregos descritos.

Se ha señalado que es factible de determinar los cambios del color de suelos y la tasa de infiltración que acompaña el proceso de encostramiento mediante la espectroscopía de imagen en la región espectral de 0.4 a 2.5 μm [Ben-Dor *et al*, 2003].

El color y la rugosidad de las costras de suelo influyen sobre la reflectancia espectral, enmascarando los efectos que tiene el contenido de sales en la región VIS y del IR del espectro EM. En los suelos salinos (superficies blancas) y fuertemente alcalinos (superficies más oscuras) se observa una reducción del color de dos unidades cromáticas (10YR 6/5 y 10YR 6/3) en la carta de color del suelo Munsell, y también se deduce una reducción en el valor total de la reflectancia. La alteración mecánica de las costras salinas derivada del pisoteo de animales incrementa la rugosidad de la superficie causando una disminución de su reflectancia llegando a veces a los valores similares al suelo sin sal [Metternicht y Zinck 2003].



2.2.4. Percepción remota y reflectancia de los suelos salinos

El uso de los sensores remotos es de un valor indiscutible para detectar, mapear y monitorear las grandes extensiones de suelos afectados por salinidad [Metternicht y Zinck, 1998; 2003; Ferández-Buces et al., 2006]. Los suelos salinos se identifican con base en sus rasgos espectrales [Crowley, 1993], por lo cual es posible obtener la información sobre los factores ambientales que favorecen su desarrollo.

Las señales de degradación de los suelos afectados por salinidad y sodicidad son causas naturales o inducidas por el hombre que son visibles directamente sobre los suelos desnudos o desprovistos de vegetación y que han sido derivadas de tales factores como el uso del suelo, vegetación y su morfología [Metternicht y Zinck, 1998; Dehaan y Taylor, 2002; 2003]. Estos indicadores pueden ser verificados a nivel de campo para evaluar la naturaleza y la intensidad de cada proceso de degradación.

Debido a que el patrón espacial y temporal dinámico de la salinidad está exponencialmente relacionado con el tiempo, su identificación espectral es dependiente del espacio y tiempo, siendo la distribución de las sales sobre el área de interés un patrón variable. Su determinación se vuelve aún más incierta cuando existe la vegetación y todavía más compleja si esta última se combina con otros rasgos superficiales, (entre ellos, en primer termino con la rugosidad) que contribuyen en el carácter de las firmas espectrales y por consecuencia, la determinación de la reflectancia de la sal resulta poco precisa [Metternicht y Zinck, 1997]. El enfoque fractal al análisis de estas interacciones complejas ofrece una manera integral de cuantificación de los diversos factores que influyen en la reflectancia, mediante una nueva medida propuesta por nosotros: la firma espectral fractal.

En los trabajos anteriores ya se ha establecido que la mineralogía de la sal define la diversidad de los rasgos macromorfológicos de la superficie del suelo. Por ejemplo, las costras salinas de forma irregular están normalmente constituidas por el sulfato de sodio,



mientras que las costras uniformes se forman debido a la presencia de cloruros [Eghbalm *et al.*, 1989]. En general, las costras salinas uniformes o más lisas desarrolladas sobre la superficie del suelo, en áreas no cultivadas, presentan una mayor reflectancia en las longitudes de onda de la región VIS e IR cercano del espectro. Al contrario, la reflectancia disminuye en las superficies cultivadas no salinas, debido a la alta rugosidad producida en los terrenos por los implementos de la labranza convencional [Metternicht y Zinck, 2003].

La mineralogía de la sal y por ende la concentración de los carbonatos, sulfatos o cloruros determina la presencia o ausencia de bandas de absorción del espectro electromagnético, siendo la halita una sal de composición química y estructura transparente que imposibilita la absorción de luz en las bandas de las regiones VIS y del IR cercano [Hunt *et al.*, 1972]. Los carbonatos presentan los rasgos de absorción en el rango termal (11 y 12 μm) debido a las vibraciones internas del CO_3^{-2} , mientras que los iones de sulfatos (SO_4^{-2}) tienen una absorción cerca de la banda 10.2 μm causada por la combinación de la señal de vibraciones internas de las moléculas del agua [Ben-Dor *et al.*, 1999].

Como lo demuestran los estudios realizados en la búsqueda de relación entre las longitudes de onda de la porción VIS y del IR cercano y propiedades de las superficies sin vegetación de suelos afectados por sales, los principales factores que modifican la reflectancia son la cantidad y la mineralogía de la sal, junto con la humedad del suelo, color y rugosidad del terreno. Metternicht y Zinck, [2003], mencionaron que las variaciones de la reflectancia en los terrenos están condicionadas por los rasgos superficiales, incluyendo costras con o sin evidencia de sales, costras de sales con dimensiones menores de 1 mm hasta 1 m de espesor, por la presencia de estructuras abultadas que contienen los agregados del suelo y por cristales de sal de tamaño desde 0.5 hasta 5 mm.



El tamaño y la distribución de partículas del suelo en combinación con el tipo de sal también influyen en la respuesta espectral. Al respecto se ha determinado que las texturas finas junto con la materia orgánica disminuyen la respuesta espectral, mientras que lo contrario sucede con la textura de la arena en presencia de sales formadas por sulfatos (SO_4^{-2}) y carbonatos [CO_3^{-2} , *Howari et al., 2002; Metternicht y Zinck, 2003*].

2.2.5. Evaluación de la estructura de los suelos salinos a través de la dimensión fractal

Como ya se mencionó arriba, los numerosos fenómenos naturales aparecen como invariantes al escalado y han sido estudiados por el aparato analítico de la geometría fractal. Esta aplicación se ha realizado con éxito en los estudios sobre el análisis de las propiedades y procesos del suelo, sobre la distribución de partículas por tamaño, así como sobre las propiedades de los agregados y la estructura en general del suelo, sobre la conductividad hidráulica y modelos de flujo preferencial, entre otros, detallando las relaciones entre las propiedades estudiadas y la escala de observación [*Mandelbrot, 1983; Pachepsky et al., 2001; Bryksina y Last, 2005*].

La geometría fractal es una herramienta útil para modelar los fenómenos naturales y es una alternativa al enfoque determinístico Euclidiano. Los modelos fractales, llevan a una mayor exactitud de la representación de complejidad de las fronteras naturales y superficies analizadas del suelo dentro del paisaje general [*Bartoli et al., 1991; Romero, 2004*].

Las ventajas de usar las técnicas de geometría fractal para modelar la heterogeneidad del suelo dentro de un amplio rango de escalas de observación, se deben a que los modelos fractales representan un modo estadístico más sólido la variación estructural típica entre el suelo y paisaje, derivándose de ellos los modelos estructurales auto-similares de exactitud requerida. Los modelos señalados tienen la forma de las leyes de



potencia y son más fáciles de aplicar para describir los procesos responsables de la heterogeneidad de los sistemas complejos [Lin y Rathbun, 2003].

A pesar de que existe un volumen importante de trabajos reportados en la literatura sobre las posibles aplicaciones de la teoría fractal a la ciencia del suelo, este campo de investigación aún permanece poco explorado, a pesar de que los modelos fractales muestran ser útiles para la representación multiescalar de los diversos procesos del suelo, así como de sus atributos básicos.

El clima es uno de los factores formadores del suelo más importantes desde el punto de vista de génesis de la estructura del suelo. En las regiones con clima húmedo y seco se forman los sistemas naturales con atributos diversos, biofísicamente complejos; sin embargo, estos sistemas contrastantes exhiben cambios con una alta susceptibilidad en la distribución espacial y temporal, así como en la duración y complejidad de sus principales componentes: suelos, vegetación y agua. Los suelos representativos de los climas áridos y semiáridos, se distinguen por ser especialmente vulnerables a los procesos de degradación, donde los balances entre el suelo y el agua definen la capacidad amortiguadora del sistema. Las condiciones climáticas en las zonas semiáridas son la principal causa de la baja estabilidad de los ecosistemas y en primer lugar de suelos [Schimid *et al.*, 2005]. Estos últimos están sujetos a los ciclos naturales (principalmente estacionales) de los factores climáticos además de los efectos inducidos por el hombre. Entre estos factores se destacan el nivel del manto freático frecuentemente somero en las zonas áridas y semiáridas, el intemperismo de minerales (primarios y secundarios), los cambios en el uso del suelo (manejo excesivo en la mayoría de los casos), la sobreexplotación de mantos freáticos avanzado en las zonas de interés, la desecación y drenaje artificial de los suelos [Sumner, 2000]. De la combinación entre estos factores se deriva alteración y degradación exponenciales de las propiedades del suelo.



En México, las zonas áridas y semiáridas ocupan cerca del 40% de la superficie del país. De éstas, los 90 millones de hectáreas se caracterizan por presentar la salinidad en los suelos [Ortiz, 1992]. Sin embargo, las evaluaciones realizadas hasta la fecha de las superficies de suelos con problemas de salinidad y sodicidad son poco precisas. Se puede mencionar de manera aproximada la presencia de 6.8 millones de hectáreas de suelos afectados en mayor grado por sales. Estos suelos se distinguen de la siguiente manera: 3.5 millones de hectáreas afectadas en las zonas áridas y semiáridas, 1 millón de hectáreas en áreas no agrícolas, 800, 000 hectáreas en las zonas costeras, 1 millón de hectáreas de áreas agrícolas de temporal y 500, 000 de hectáreas en zonas agrícolas de riego.

Los procesos de salinización también son típicos para las zonas con condiciones climáticas definidas como húmedas. De modo que la acumulación de sales en este caso se da sólo cuando existen condiciones topográficas favorables que evitan el lavado natural de las sales. Entre estos factores se destacan por su importancia el relieve, el drenaje externo e interno del suelo, la presencia de las capas compactadas en el subsuelo, las entradas naturales de sales, así como adiciones antropogénicas y la presencia de mantos freáticos fluctuantes que facilitan la acumulación de sales en estos suelos [Giron, 2002]. Este caso particular se presenta en la cuenca de México y específicamente en la zona del ex lago de Texcoco. En nuestro sitio experimental los mantos freáticos elevados y salobres, dan origen a suelos salino-sódicos, casi desnudos de vegetación, que se caracterizan por el dominio de iones de cloruro, sulfato y carbonato de sodio [SARH, 1984].

La continua dinámica de sales en tiempo y espacio define las fluctuaciones en su concentración, localización y efectos sobre las plantas y el suelo, siendo todos estos parámetros cambiantes a lo largo del año. Esto significa que la distribución de sales sobre la superficie del suelo y a lo largo de su perfil no es estática a través del tiempo y, consecuentemente, un sólo muestreo de los suelos salinos es insuficiente para un diagnóstico acertado que sirva de base para diseñar las alternativas del manejo y



mejoramiento adecuadas [Ortiz, 1999; Fernández-Buces, 2006]. Por lo que el monitoreo y el control de los cambios en la composición y patrón estructural de la superficies (suelo, vegetación y agua) en estas áreas son prácticas esenciales, aunque éstas frecuentemente se enfrentan con las dificultades debido a la dinámica espacio temporal de las sales sobre la superficie. El monitoreo de la salinidad implica la identificación de los sitios de acumulación de sales y la detección de los cambios espaciales y temporales en su concentración. La estabilidad de la morfología de superficies salinas depende de la forma particular en que las sales se distribuyen horizontal y verticalmente en cada suelo dado, así como de la capacidad de los sensores remotos para identificar la presencia de sales [Metternicht y Zinck 2003].

El monitoreo de los procesos de degradación de suelos salinos con una atención espacial al pronóstico, requiere detectar con precisión y a diferentes escalas espaciales, los cambios en la composición químicas y patrón estructural de la superficie, incluyendo un estudio de los procesos diagnósticos de su avance a una escala de tiempo larga para determinar la magnitud y la dirección de los cambios detectados y así evaluar la extensión y grado de degradación [Campbell, 2002; Schimid et al., 2005].

La aplicación de técnicas de percepción remota resulta ser una alternativa innovadora para el monitoreo multiescalar de salinidad ya que permite incorporar los datos provenientes de los sensores con diferente resolución espacial y espectral para el mapeo de sales y vegetación sobre los suelos afectados [Metternicht y Zinck 2003; Álvarez et al., 2003]. El concepto de la sinergia es aplicado en este caso a los datos provenientes de varias fuentes: datos multispectrales, hiperespectrales, espectroscopía de campo y de laboratorio, que involucran las diferentes escalas espaciales y espectrales [Cracknell, 1998], siendo técnicas atractivas para caracterizar los cambios espaciales y temporales de los rasgos superficiales y de condiciones en general de las áreas afectadas por la salinidad [Crowley, 1993; Taylor et al., 1996; Howari et al., 2002].



La introducción de los conceptos básicos de la geometría fractal al monitoreo de las áreas afectadas por sales y el estudio de su complejidad simplifica ambos, ya que reduce el número de procesos y propiedades que tienen que ser consideradas buscando las relaciones del tipo de leyes de potencia entre ellos. El análisis de la estructura de los suelos salinos y el estudio de su dinámica espacio temporal utilizando las técnicas no invasivas basadas en los sensores remotos, proporcionan las medidas indirectas (indicadores) de la calidad física de éstos. Las técnicas fractales ayudan a precisar la descripción y mapeo multiescalar espacio-temporal del medio explorado [Taylor et al., 1996; Oleschko et al., 2002; Flores, 2003] y son una caja de herramientas básicas utilizadas para el análisis de salinidad en el presente estudio.

2.2.6. Métodos de estimación de la dimensión fractal

Los sistemas naturales, incluyendo al suelo, frecuentemente son de apariencia irregular, estructura compleja y por ende son difíciles de medir, aun a pequeñas escalas de observación. Las técnicas fractales permiten describir la estructura del suelo cuantitativamente obteniendo los parámetros útiles para modelar su dinámica, así como caracterizar los procesos que en éste se desarrollan [Pachepsky et al., 2000].

Bajo el enfoque fractal los sistemas naturales se modelan como estadísticamente invariantes al escalado, es decir, sin cambios significativos bajo los efectos de contracción o magnificación. Los objetos geométricos que presentan invariancia al escalado son llamados fractales [Hastings y Sugihara, 1993]. Los objetos fractales se definen como fragmentados y de forma irregular que bajo cualquier amplificación, conservan invariancia estadística de los atributos básicos presentando simetría fractal (de dilatación), en la cual cada pequeña parte del objeto es una réplica de la estructura global del objeto. Esta característica de los objetos fractales se conoce como auto-similitud [Mandelbrot, 1983].



Del análisis estadístico de la geometría del patrón estructural del suelo se derivan los índices de aplicabilidad general útiles para caracterizar la estructura a partir de cualquier atributo físico, llevando a entender los mecanismos de las relaciones entre la geometría de la estructura del suelo y sus procesos principales. El enfoque fractal asume una distribución de la estructura del suelo a una resolución dada vista como la unión de los sub-conjuntos similares geoméricamente o estadísticamente al total. Estos sub-conjuntos son idénticos (fractales determinísticos) o similares de un modo estadístico al todo [fractales estocásticos, *Tarquis et al., 2003*].

Un objeto geométrico presenta auto-similitud si puede descomponerse en pequeñas copias reescaladas de sí mismo, con el escalamiento isotópico o uniforme en todas direcciones. La auto-similitud es la propiedad en que la totalidad de la estructura ésta contenida en sus partes. Un objeto geométrico presenta auto-afinidad cuando el escalamiento es anisotrópico o dependiente de la dirección [*Mandelbrot, 1983*].

La geometría fractal se ha utilizado para el análisis de diferentes medios con la finalidad de recuperar la naturaleza auto-similar de los sistemas evaluados como la humedad, topografía, movimiento de fluidos [*Tate y Atkinson, 2001; Vogel y Roth, 2003; Kim y Barros, 2002*], donde se ha concluido que éstos tienen propiedades fractales auto-similares o auto-afines dentro de un amplio rango de escalas espaciales.

Los estudios recientes en ciencias ambientales y geociencias recurren a los fractales dentro del marco teórico de la geometría fractal. Por ejemplo, para el análisis de la estructura de los clusters de galaxias y estrellas, de la textura de las fallas continentales, de la distribución de intervalos de temblores terrestres [*Hastings y Sugihara, 1993*], de los yacimientos naturalmente fracturados [*Arizabalo, 2004; Miranda et al., 2006*], y de la reflexión y dispersión de las ondas electromagnéticas de los objetos explorados [*Oleschko et al., 2002; 2003; Velázquez, 2006*].



Las relaciones entre las mediciones fractales de los sistemas invariantes de escala toman la forma de leyes de potencia, las cuales miden y describen la irregularidad inherente de los conjuntos fractales. Los fractales y sus analogías algebraicas de la forma más simple ($y = ax^b$) han sido derivadas para diferentes tipos de medidas: longitud, superficie, volumen, perímetro y densidad de los diferentes sistemas naturales [Perrier y Bird, 2003].

El concepto esencial del análisis fractal es la dimensión fractal (D), el valor de D puede ser un número no entero y es usado como un indicador de la complejidad de las superficies. Para una figura auto-similar, esta puede ser descompuesta en N partes pequeñas, donde cada parte es una copia reducida de la figura original por una razón r^2 . La D de una figura auto-similar puede ser definida como $D = -\frac{\log(N)}{\log(r)}$ [Mandelbrot, 1983]. La aplicación de la transformación logarítmica y finalmente el uso de la regresión lineal por el método de cuadrados mínimos ayudan a encontrar un modelo lineal de transformación logarítmica. La pendiente de la recta de regresión que pasa por los puntos representativos del rango de escalas es conocida como D [Hastings y Sugihara, 1993].

Para el análisis de las estructuras fractales auto-similares o auto-afines existen varios métodos empíricos para calcular la dimensión fractal [Kim y Barros, 2002; Xiaohua et al., 2004; Zhou y Lam, 2005]. Las técnicas disponibles tienen un rasgo en común, miden alguna característica del conjunto fractal de los datos en función de la escala de longitud (tamaño de la ventana de observación), vía la ley de potencia [o la distribución de Pareto, Baveye y Boast, 1998].

El paquete comercial Benoit 1.3, [2006] estima adecuadamente las dimensiones fractales y contiene cinco técnicas disponibles para el cálculo de los fractales auto-similares. El programa utiliza las imágenes bidimensionales obtenidas con diferentes sensores remotos



de resolución espectral y espacial diferente y determina las D por el método tradicional de conteo de caja. Las dimensiones fractales auto-similares que estima son: la dimensión de caja (D_b); la dimensión obtenida por el método de los divisores comunes (D_r); la dimensión derivada de la relación perímetro y área del objeto ($D_{p/a}$); la dimensión de información (D_i); y la dimensión de la masa (D_m). Para las técnicas auto-afines el software utiliza las trazas de una serie de tiempo con ventana móvil de longitud. Las cinco técnicas disponibles de este paquete son: la dimensión de re-escalado ($D_{(R/S)}$); la dimensión de ondoletas (D_w); la dimensión de poder espectral (D_s); la dimensión de rugosidad y longitud (D_{rl}) y la dimensión de variograma (D_v). En este trabajo se utilizan los conjuntos auto-afines del rango reescalado ($D_{R/S}$) y de ondoletas (D_w) para estimar la dimensión fractal y describir el fenómeno de la salinidad.

2.2.6.1. Dimensión del rango re-escalado ($D_{R/S}$)

Para el análisis de la dimensión $D_{(R/S)}$, se considera como intervalo de traza o ventana de longitud w , a una serie de datos de volumen conocido. Se definen dos variables: el rango de variación de los datos $R(w)$, y la desviación estándar $S(w)$. El método se basa en el principio de la autoafinidad, por lo que se supone que el rango de valores de “y” dentro de una ventana de tamaño w , a una ley de potencia y es proporcional al tamaño de la ventana elevado al exponente de Hurst (H). En forma exponencial, la ley de potencia correspondiente se expresa de la siguiente manera: $R/S(w) = w^H$. Para un tamaño de ventana w , la serie de datos se divide en un número (N) de intervalos de longitud w , se calcula el rango $R(w)$ y la desviación estándar $S(w)$ correspondiente a cada intervalo y se estima la relación $R/S(w)$. Para obtener la dimensión fractal $D_{R/S}$, se gráfica el logaritmo del promedio de $R/S(w)$ contra el logaritmo de w . Si esta gráfica se ajusta a una línea recta, entonces la traza es auto-afín, y la pendiente de la recta es igual al exponente de Hurst (H). La dimensión fractal de la traza, puede ser calculada a partir de la relación teórica establecida entre el exponente de Hurst y la dimensión fractal $D_{R/S} = 2-H$.



2.2.6.2. Dimensión de ondoletas (D_w)

El método de ondoletas es una herramienta que permite analizar variaciones localizadas del exponente, relacionando los datos mediante la descomposición de la traza en tres armónicas dentro del espacio frecuencia – tiempo. Esta descomposición permite determinar los tipos de variabilidad que dominan, así como su dinámica en el tiempo. El método es apropiado para el análisis de trazas no estacionarias, donde la varianza no permanece constante al aumentar el tamaño de la ventana del análisis de datos. El procedimiento de ondoletas está basado en la propiedad de que las transformadas de ondoleta de las trazas auto-afines, conservan la autoafinidad. El algoritmo considera n transformadas de ondoleta, cada una con un coeficiente de escalado a_i diferente, donde S_1, S_2, \dots, S_n son las desviaciones estándar de los respectivos coeficientes de escalado a_i respecto al cero. Se definen las relaciones entre las desviaciones estándar $G_1, G_2, G_3, \dots, G_{n-1}$ como: $G_1 = S_1/S_2, G_2 = S_2/S_3, \dots, G_{n-1} = S_{n-1}/S_n$. El valor promedio de G_i se estima de la siguiente manera: $G_{prom} = \sum G_i/n-1$.

El exponente de (H) Hurst se toma igual a: $H = f(G_{prom})$, donde f es una función heurística que mediante G_{prom} aproxima el exponente de Hurst de las trazas autoafines. La dimensión fractal de ondoletas es $D_w = 2-H$



2.3. Objetivos Generales

- Desarrollar el marco teórico metodológico para el monitoreo multiescalar de la variabilidad espacio-temporal de la salinidad de los suelos, vía los sensores remotos.
- Identificar los lugares de concentración de las sales y detectar el cambio temporal espacial de las manchas con diferente concentración de éstas.
- Determinar la reflectancia espectral multiescalar de los suelos salinos como una característica integradora de datos físicos y químicos, mediante las técnicas no invasivas del análisis.

2.4. Objetivos Específicos

- Evaluar la estructura del suelo salino y su dinámica espacio temporal a diferentes escalas, bajo el enfoque de los sistemas complejos con la aplicación de los parámetros fractales, asimilados a la reflectancia multiescalar del suelo.
- Diseñar los algoritmos útiles para extraer los parámetros fractales básicos de las redes de sólidos y poros del patrón estructural del suelo, a partir de los datos de la reflectancia multiescalar
- Seleccionar y calibrar las técnicas no destructivas del análisis multi-escalar de la salinidad del suelo, empleando sensores remotos diseñados tanto para el trabajo del campo, como para el laboratorio.
- Correlacionar los datos derivados de la exploración multiescalar con los sensores remotos a partir de los resultados obtenidos empleando técnicas de rutina de laboratorio, para determinar y comparar su habilidad de medición de las características físico-químicas del suelo.
- Emplear técnicas de exploración electromagnética de un modo simultáneo con la medición de la reflectancia a escala desde satelital hasta escala puntual para diagnosticar las propiedades físico-químicas del suelo medidas vía: espectrógrafo de imagen y colorímetro.



2.5. Hipótesis.

- El análisis de la naturaleza multiescalar del suelo del ex Lago de Texcoco es útil para explicar la variabilidad espacial y temporal de la dinámica de las sales de los suelos estudiados.
- La reflectancia se encuentra relacionada con el patrón de organización de la estructura del suelo, caracterizado en las medidas de sus propiedades físicas y químicas permitiendo diseñar, las relaciones que rigen el patrón estructural del suelo mediante la utilización de los conceptos básicos de la geometría fractal.
- Existe una correlación entre las variables básicas que definen la estructura del suelo, la reflectancia y el contenido de sales.



III. CARACTERIZACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

3.1. Contexto Histórico y Geográfico

El área en estudio se localiza en el ex lago de Texcoco, dentro de los terrenos experimentales del Colegio de Postgraduados (Montecillo), Estado de México. Las coordenadas geográficas del sitio son $98^{\circ}55.079'$ y $98^{\circ}54.860'$ de longitud oeste y entre los paralelos $19^{\circ}27.507'$ y $19^{\circ}27.835'$ de latitud norte. El ex lago tiene aproximadamente 10,000 hectáreas de superficie [Luna, 1980] y ha sido la región más importante del país en materia económica, social y política desde la época precortesiana.

El ex lago de Texcoco ocupa la parte sur de la Meseta Central en la cuenca del Valle de México; es una planicie cuya altitud media es de 2,200 m sobre el nivel del mar (msnm, SRH, 1971]. La Cuenca de México es una unidad hidrológica endorreica (actualmente drenada artificialmente), y ocupa aproximadamente un área de 7000 km². Su parte más baja está constituida por una planicie lacustre y está circundada en tres de sus lados, por una sucesión de sierras volcánicas de más de 3,500 m de altitud. Pertenece a la provincia fisiográfica de la Faja Volcánica Transmexicana, dentro de la subprovincia de lagos y volcanes de Anáhuatl [Ezcurra, 1991].

A la llegada de los españoles, gran parte del Valle de México era una región lacustre, cuyo embalse mayor era el lago de aguas saladas de Texcoco, ubicado en la parte central y más baja de la cuenca. Al norte y en niveles más altos se encontraban los lagos de agua dulce, Xaltocan y Zumpango, al sur y separado por el dique de Mexicaltzingo estaba el lago de Xochimilco y, a su vez, separado por el de Chalco a través del dique de Cuitláhuac (Figura 2). Estos lagos eran más altos que el lago de Texcoco, que por su posición fisiográfica más baja recibía toda el agua pluvial o proveniente de ríos y manantiales, donde la escorrentía se acumulaba antes de evaporarse a la atmósfera. El agua de escorrentía, en su camino por las laderas de los cerros hacia las partes bajas de la



cuenca, disolvía las sales minerales de las partículas de suelo y de las rocas que encuentra a su paso [Ezcurra, 1991; Cruickshank, 1998; CNA, 2005].



Figura 2. Lagos del Valle de México a principios del siglo XVI, obras de defensa [Cruickshank, 1998, citado por Santoyo et al., 2005].



Con la conquista, las ciudades localizadas en la cuenca fueron rediseñadas, según la traza de los pueblos españoles. Así, la superficie lacustre comenzó a ser considerada incompatible con el nuevo estilo de edificación y el uso de la tierra. La escasa altura de algunas montañas al norte de la cuenca, y la existencia de pasos casi a nivel entre algunas de estas lagunas, llevaron al gobierno colonial a planear el drenaje de dicha cuenca hacia al norte, desde los alrededores del lago de Zumpango hacia el área de Huehuetoca. El primer canal de drenaje tenía 15 km de longitud, de los cuales 6 km formaban una galería subterránea en Nochistongo. A partir del siglo XVII, comenzaron a construirse obras de drenaje con tamaño y complejidad crecientes, con el objeto de liberar la ciudad de México de inundaciones y secar el fondo del lago. Sin embargo, estos cambios provocaron hundimientos del subsuelo e inundaciones mayores. Por el continuo azolvamiento, se diseñó un canal profundo a cielo abierto conocido como el “Tajo de Noschistongo” (Figura 3) [Ezcurra, 1991].

Las obras desarrolladas en la Colonia, no sólo lograron su objetivo principal, sino que provocaron cambios en la red hidrológica de la cuenca de México que de acuerdo con Bassols [1983], Sala [1986], Ezcurra [1991] y CNA [2005] fueron: a) la deforestación y pérdida de cubierta vegetal de las cierras aledañas, que provocaron la erosión de los suelos y corrientes torrenciales; b) la sobreexplotación de los acuíferos que modificó la estructura del suelo, así como la apertura de pozos artesianos que abatieron los mantos de agua dulce y permitieron su contaminación con aguas salobres; c) la destrucción de diques que separaron las aguas dulces de las aguas saladas, y, d) la contaminación de las aguas y mantos por efectos de drenaje urbano, como lo atestiguan los trabajos de investigación realizados por Villalpando [1998]. Al mismo tiempo que se propiciaba esta degradación, de origen antropogénico se incrementaba la severidad de varios factores naturales que contribuyeron, a aumentar la acumulación de sales en una extensión considerable de los suelos de la cuenca de México.

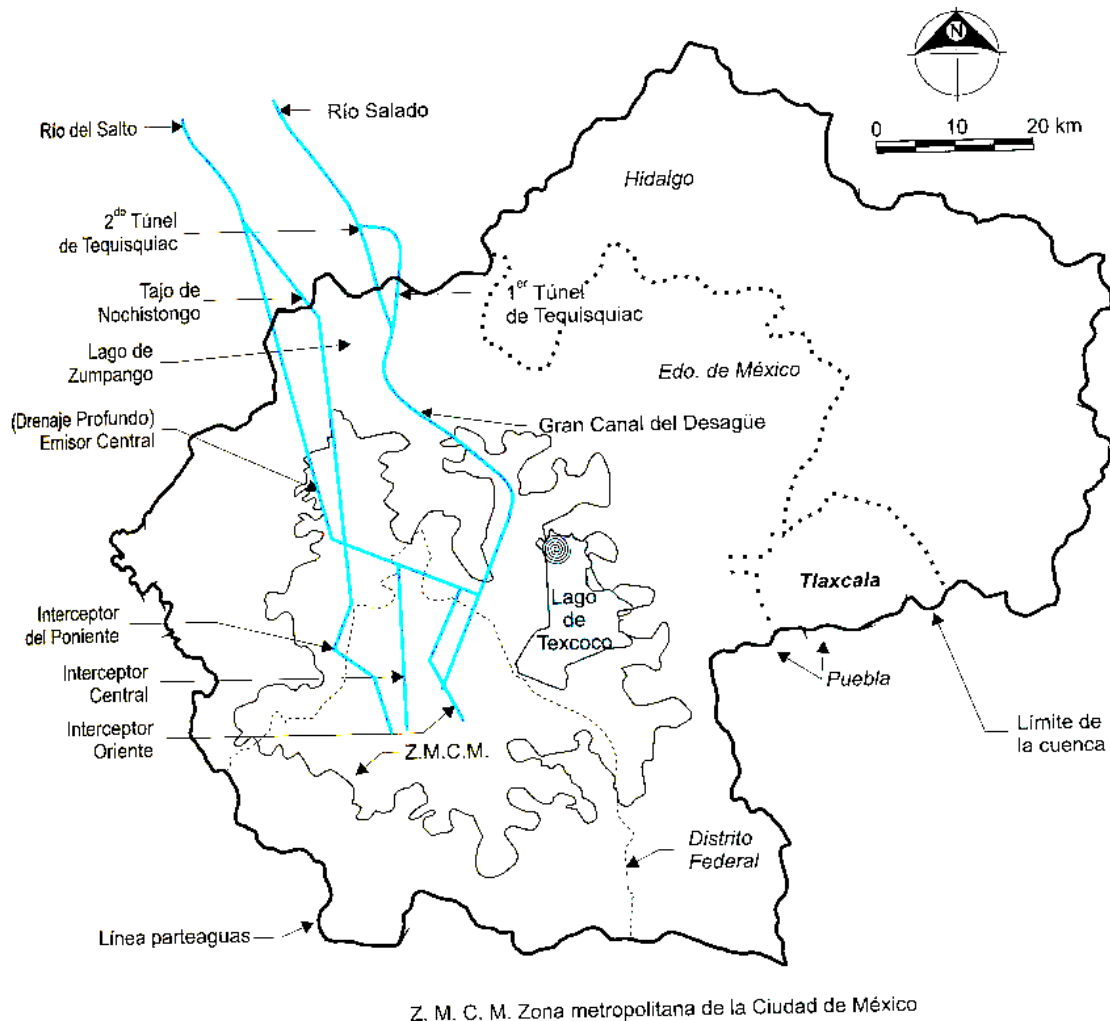


Figura 3. Obras de drenaje del Valle de México [Cruickshank, 1998, citado por Santoyo et al., 2005].

Cabe destacar la explotación de los acuíferos realizados por la empresa Sosa Texcoco que realizó por cincuenta años a partir de 1944. El agua salobre se extraía de los estratos de arcilla del vaso del lago de Texcoco mediante una red de 524 pozos aproximadamente de 30 a 60 m de profundidad (cada uno extraía el agua del orden de 1 l/s), se conducían al evaporador solar El Caracol, el cual es un canal helicoidal de 900 hectáreas y 3 km de diámetro, donde el agua se concentraba al centro en una salmuera. El proceso industrial consistía en hacer reaccionar esa salmuera con cal y gas carbónico, para obtener carbonato de calcio y bicarbonato de sodio, cloruro de sodio y potasio, así como boratos



alcalinos. La producción en 1966 fue de 135,500 toneladas de carbonato de sodio y de 60,000 toneladas de sosa cáustica. Lo anterior aumentó la desecación del subsuelo, el hundimiento de la superficie del terreno y la acumulación de los residuos de polvo de carbonato de calcio, cal apagada (hidróxido de calcio), potasio y cloruros, restos que forman una colina de casi 3,000,000 m³ [Santoyo et al., 2005].

Desde 1965 se han adoptado medidas de rehabilitación de los lechos lacustres y sus suelos. Se creó el Proyecto lago de Texcoco dirigido a la restauración de las antiguas condiciones de la Zona Federal del ex Lago de Texcoco (ZFLT), que incluyó la construcción de lagos artificiales y del dren general del Valle. Mediante los cambios de la infraestructura hidráulica y recuperación de cobertura vegetal se realizó el encauzamiento de ríos, planta de tratamiento, viveros (forestales), infraestructura de riego y drenaje parcelario, así como el establecimiento de programas productivos (caprino, caprino y ovino) [CNA, 2005]. También han realizado diferentes acciones que han permitido resolver en forma limitada el problema de las sales mediante obras que permiten manejar y aprovechar las aguas negras y de escurrimientos que se captan en la zona [SRH, 1971; SARH, 1981].

3.2. Contexto Biofísico

3.2.1. Red Hidrográfica

La cuenca del ex lago de Texcoco pertenece a la porción localizada en el extremo sur de la Región Hidrológica 26, Alto Pánuco. La cuenca del Valle de México es de naturaleza endorreica y drena por obras de ingeniería hacia el río Tula. Limita al norte con las cuencas de los ríos Tula y Mezquitlán, al poniente con la cuenca del Alto Lerma, al sur y sureste con el Alto Balsas y al oriente con la cuenca del río Tecolutla. El sistema hidrográfico de la cuenca del Valle de México consiste, en su mayor parte, de escurrimientos efímeros e intermitentes de carácter torrencial, con avenidas de corta duración y arroyos secos durante el estiaje. La cuenca del ex lago de Texcoco abarca dos



de las zonas hidrológicas del Valle de México: la zona VI, denominada “Teotihuacan”, cuya área es de 930 km², y la zona VII, denominada “Texcoco”, con una extensión de 1,146 km², lo que significa una superficie total de 2,076 km², incluyendo las 10,000 ha de la zona federal [SRH, 1971]. El área del ex lago de Texcoco recibe actualmente escurrimientos de los siguientes ríos: al oriente, San Juan Teotihuacán, y Papalotla, (que llega a la zona federal por dos brazos, el Santa Rosa y el San Bartola), Xalapango, Coxacoaco, Texcoco (o San Lorenzo, que actualmente funciona como desagüe y drenaje sanitario de la zona conurbana de Texcoco), San Bernardino, Chapingo, Coatepec y Santa Mónica y por el sur, la Compañía y Churubusco [Ortiz, 1999; CNA, 2005].

El gasto medio más importante, de 10.00 m³/s, provenía del río Churubusco; el del río La Compañía fue de 4.22 m³/s, y el gasto medio de los ríos restantes fue de 0.39 m³/s. Un volumen anual de 461.424 hm³ ingresa al ex lago de Texcoco. Se ha estimado que en el período de 1965 a 1969, el lago recibió 218 millones de m³ de aportaciones medias anuales de todas las corrientes antes mencionadas. Sin embargo, las corrientes de los ríos que llegan por el oriente son interceptadas por las poblaciones cercanas, de tal manera que el volumen aportado al lago ha disminuido. En este mismo período las extracciones y descargas hacia el canal de las Sales fue de 161 millones de m³, por lo que los restantes 57 millones de m³ se perdieron rápidamente por evaporación logrando incrementar el problema de la salinidad en el área [SRH, 1971].

3.2.2. Clima

El clima de la región de Texcoco corresponde a un BS Kw (W) (i´) clasificado como semiseco con verano fresco y lluvioso e invierno con un total de lluvia menor del 5% del total anual [García, 1988]. La temperatura máxima alcanza de 30 a 32°C entre abril y junio. Al comenzar la estación de lluvias, la insolación disminuye, los días son más frescos y se mantienen temperaturas máximas de entre 26 y 29°C de julio-octubre. En la estación fría, la temperatura máxima varía de 26 a 28°C. En enero, la temperatura mínima



en el área fluctúa entre los -2 y los -5°C ; de octubre-marzo se mantiene en valores cercanos a 0°C . Durante la temporada lluviosa, las temperaturas mínimas oscilan entre los 7 y 10°C .

La mayor amplitud de variación diurna de temperatura ocurre en la segunda mitad del período de secas y llega a alcanzar de 25 a 30°C en febrero-abril. Por la mañana, la temperatura es cercana a 0°C , en tanto que después del mediodía sube a los 30°C . Estas variaciones ayudan a dispersar el suelo de la superficie del área. Al mismo tiempo, el excesivo calentamiento activa la evaporación de la humedad del suelo, reseca la capa superficial. La región del ex lago recibe, en promedio, 852 horas de insolación, este incremento se refleja en una mayor energía de calor que induce la evaporación. La evaporación media anual en la estación del Proyecto Texcoco, dentro del ex lago, asciende a $2,519$ mm.

La temporada de lluvias comienza a mediados de mayo y termina en octubre. La estación pluviométrica que recibe menos lluvia es la de Sosa Texcoco (ubicada dentro del área conocida comúnmente como el Caracol, dentro del ex lago), con un promedio de 460 mm. Hacia los bordes oriente y norte del ex lago la precipitación es un poco más alta, llegando aproximadamente 600 mm/año. La evaporación en el área del ex lago de Texcoco presenta las mayores pérdidas en marzo-mayo, disminuyendo poco a poco hasta diciembre, cuando se incrementa de nuevo y un ciclo se completa. La evaporación máxima diaria fue de 68.51 mm, registrada en el mes de mayo de 1990.

Los vientos que predominan en la zona en estudio son de tres tipos: vientos de altura, rasantes y convectivos. Los de altura son los del oeste; provienen de la sierra del Ajusco, de una altura aproximada de $3,000$ m sobre el nivel del mar. Los vientos rasantes son los del noreste, sureste, norte y noroeste. Los del noreste son vientos polares que entran al ex lago de Texcoco; mientras que los del sureste provienen del antiguo lago de Chalco. Los del norte son vientos fríos que corren de norte a sur durante las noches, y los vientos del noroeste provienen de la Sierra de Pachuca. Los flujos convectivos se producen durante las horas más calientes. El intenso calentamiento del aire superficial origina movimientos



convectivos de masas de aire, provocando remolinos que se proyectan a gran altura y que llevan en suspensión grandes cantidades de polvo ocasionando las tolvaneras que tanto afectaban a la ciudad de México. Los vientos dominantes en el ex lago de Texcoco son del noreste y sureste [SRH, 1971].

Tomando en cuenta las altas temperaturas manifestadas y la frecuencia y duración de los vientos que favorecen la evaporación, ésta se ha medido en valores anuales hasta de 2,453.8 mm, con una media de 1,743 mm [CNA, 2005].

3.2.3. Geología, geomorfología y topografía

La cuenca bajo estudio se encuentra dentro del Eje Volcánico Transversal, una formación del Terciario tardío, de 20 a 70 km de ancho, que atraviesa la República Mexicana desde el Pacífico hasta el Golfo de México [Moosser, 1987; CNA, 2005]. Ha estado sujeta a grandes esfuerzos tectónicos, así como a erupciones volcánicas ocurridas desde el principio del Terciario hasta épocas recientes. Las formaciones del Terciario corresponden a restos volcánicos estratificados, tobas, brechas, derrames de lava y depósitos lateríticos. Las de rocas predominantes son andesitas, basaltos, dacitas, entre otros [SRH, 1971]. El último ciclo del vulcanismo ocurrió en el período Cuaternario con lavas basálticas que cerraron la cuenca hacia el sur, permitiendo que se formara un relleno con materiales de acarreo y cenizas volcánicas transportadas por aire o por corrientes de agua hacia las partes bajas, formando, una gran planicie ocupada por lagos someros. La cuenca se encuentra rodeada por tres de sus lados por una sucesión de sierras volcánicas de más de 3500 m de altitud: El Ajusco, la Sierra Nevada, la Sierra de las Cruces, Los Pitos, Tepoxotlán, Patlachique, Santa Catarina, y otros. Los picos más altos, Popocatepetl e Iztaccíhuatl, tienen una altitud de 5465 y 5230 msnm, respectivamente [Ezcurra, 1991].

Actualmente el ex lago representa una zona geomorfológica plana, que cubre un área de 8 km de largo por 7 km de ancho. Las partes más altas se encuentran hacia el sureste y las más bajas hacia el oeste, con diferencia máxima de 5 metros entre el nivel más bajo y más alto. Se identifican zonas frecuentemente inundables, relacionadas con sitios sin



vegetación y con alta salinidad, así como zonas más elevadas, donde predomina la cobertura vegetal. El nivel freático de la capa fluctúa entre 0.5 y 2.1 m de profundidad [Fernández-Buces, 2006].

3.2.4. Suelos

De acuerdo a SRH [1971] y Gutiérrez [1997], los suelos del ex lago de Texcoco se han formado a partir de deposición aluvial, aluvial lacustre o eólica y se clasifican dentro de los órdenes Entisols (que se encuentran a lo largo de las corrientes fluviales) y Mollisols (que ocupan los lugares planos) [Soil Survey Staff, 1994]. Los suelos presentan materiales de origen intrusivo y extrusivo, incluyendo cenizas volcánicas, y derivados de basaltos, andesitas, tobas y brechas, los cuales se han depositado en estratos de diverso espesor. En un estudio detallado, Rivera [1975, citado por Ortiz, 1999] determinó que en los sedimentos superficiales la fracción de arenas está constituida por minerales procedentes de rocas ígneas, principalmente andesitas, incluyendo cuarzo, feldespatos, piroxenos y olivino. En el suelo seco se encuentran las partículas de diámetros mayores a 2 mm que corresponden a cristales de sales, tanto cloruros como sulfatos y carbonatos de sodio. La fracción de partículas menores a 2 mm de diámetro, se compone de minerales arcillosos del tipo esmectitas, siendo la más abundante la montmorillonita; además de la calcita y minerales amorfos, como el alofano. La mayor parte de los suelos están afectados por altos contenidos de sales, ocupando la fase salina- sódica el 95% de la superficie [CNA, 2005].

Los suelos de la ZFLT son salino-sódicos. Sin embargo, también existen pequeñas áreas de suelos salinos no sódicos y sódicos. En algunas zonas es común encontrar suelos con una conductividad eléctrica mayor de 200 dSm^{-1} , y porcentaje de sodio intercambiable (PSI) superior a 90. Las sales predominantes son el cloruro, carbonato y bicarbonato de sodio, que se presentan en altas concentraciones a lo largo del perfil [SRH, 1971]. El catión soluble dominante es el sodio, seguido por el potasio. El calcio y magnesio sólo se encuentran en cantidades de trazas. Por la presencia de la capa freática



localizada a no menos de 2 m que proporciona condiciones de óxido-reducción, y por su alta salinidad y sodicidad los suelos estudiados se ubican en el Sistema de Clasificación de Unidades de Suelos de la FAO dentro de las unidades de Solonchack gléyicos y Gleysols cálcicos con fases sódicas [FAO, 1996; WRB, 1994; 1998].

En un estudio realizado por *Fernández-Buces et al.*, [2006] se reconoce la alta variación en el contenido de sales solubles (de 11.7 a 1319 dSm⁻¹) dentro de la actual ZFLT debida a la presencia de costras salinas (con contenidos de carbonato de calcio de 0.25 a 10 % y con un pH de 8 a 10.7) en los primeros 15 cm de profundidad. El grado de la concentración así como la morfología de las costras salinas varía con la estación del año. En épocas de lluvia, las sales se encuentran en horizontes subsuperficiales, mientras que en la época de estiaje, su concentración se incrementa en la superficie.

Los suelos de Montecillo se ubican en la parte central del ex lago. La mayoría de ellos pertenece al suborden Fluvent, y se clasifica de acuerdo a la Taxonomía de Suelos (Soil Survey Staff, 1994) como Fluvaquentic Endoaquolls. Son suelos profundos con un horizonte Btg (que se caracteriza por tener una estructura columnar, alto contenido de arcilla y más de 15% de sodio intercambiable y se encuentra saturado con agua) y una estructura prismática [Gutiérrez, 1997], pH fuertemente alcalino (pH>9) y conductividad eléctrica superior a 4 dSm⁻¹, por lo cual se clasifican como suelos salinos sódicos. Los suelos del área de estudio presentan un manto freático elevado (2 m) por lo cual su incorporación a la agricultura es difícil sin adecuadas obras de drenaje. Los lavados con agua con poco contenido de sales pueden promover la generación de Na₂CO₃. El perfil típico se caracteriza por tener un estrato formado por cenizas volcánicas (39 a 69 cm) sobrepuesto a un material de color verde olivo, de textura arcillosa, con una estructura prismática o columnar y conocido por su nombre vernáculo como *jaboncillo*. Este último está constituido por arcillas en una proporción mayor al 40%, limos (40%), y materiales amorfos de hierro y sílice, lo que le confiere propiedades físicas y químicas muy específicas: la baja densidad aparente (280 a 430 kg m⁻³) asociada a una alta superficie específica (225 m²g⁻¹), así como una alta capacidad de retención de humedad (>350%).



Por ejemplo, cada gramo de arcilla retiene alrededor de 3 g de agua [Gutiérrez, 1997; Oleschko et al., 2000a]. Sin embargo, el *jaboncillo* pierde la humedad irreversiblemente con el secado y exposición del material a la superficie, proceso que origina el desarrollo de fisuras en el subsuelo. La arcilla además presenta, acumulaciones de carbonato de calcio de origen principalmente lacustre, compuesto por láminas de calcita micrítica interestratificada con láminas enriquecidas con restos de microorganismos [Flores, 2003]. El *jaboncillo* presenta una alta concentración de sal, que en algunas zonas duplica la salinidad del agua de mar. Estas arcillas son impermeables y de gran plasticidad [Cruickshank, 1998].

Los suelos bajo estudio se caracterizan por formar costras salinas en la superficie con un típico patrón del agrupamiento de la escasa cobertura de vegetación que forma a los manchones. Los suelos presentan un alto contenido de humedad, salinidad y materia orgánica así como una baja densidad aparente [Cruickshank, 1998; Gutiérrez, 1997; Flores, 2003].

3.2.5. Vegetación

En el área del ex lago de Texcoco se distinguen varias comunidades vegetales tanto terrestres (halófitas) como acuáticas (hidrófitas), las cuales han sido descritas con detalle por SRH [1971], Ezcurra [1991], Ortiz [1999] y Fernández-Buces [2006].

Las comunidades halófitas se caracterizan por su resistencia a las altas concentraciones de sales en el suelo, con pH entre 6.5 y 12.0. Esta vegetación domina en las partes más bajas del ex lago de Texcoco y presenta una fisionomía de pastizal bajo y denso, con dos gramíneas que se multiplican por estolones, por ejemplo: *Distichlis spicata* (L.) Grene, [zacate salado]; y *Eragrostis obtusiflora* (Fourn.) Scribn, [zacahuistle]. También se encuentran algunas especies Herbáceas, por ejemplo: *Atriplex* (spp) [chamizo] y *Suaeda nigra* (Raf.) Macbrine, [romerito]. En cuanto a la vegetación acuática se diferencia dos tipos principales, las flotantes y las arraigadas, por ejemplo, dentro del primer tipo se



encuentra: *Wolffia columbiana* [lentejilla] mientras que la del segundo tipo está representada por *Typha latifolia* y *Scirpus validus*, conocidas comúnmente como “tule”. La familia de las Cyperaceae y los juncos, junto con varias otras especies Herbáceas, forman extensas comunidades de menor altura. Las lentejillas de agua, *Lemna* (spp.) y *Azolla* (spp.) forman comunidades flotantes en las partes correspondientes a los espejos de agua más tranquilas. Actualmente al área se han introducido especies de Sudamérica: *Eichhornia crassipes*, [huachinango o lirio de agua] que se propagan vegetativamente y llegan a cubrir los cuerpos de agua, modificando así las condiciones de aireación e iluminación.



IV. ANÁLISIS DE LA ESTRUCTURA DE LOS SUELOS SALINOS A ESCALA SATELITAL

4.1. Introducción

La salinización es uno de los principales fenómenos responsables de la degradación de los suelos, con una consecuente reducción en su potencial agrícola a escala local y global [Metternicht y Zinck, 1997]. De la gran heterogeneidad en la distribución espacial de sales y su dinámica en el tiempo se deriva la naturaleza compleja de la problemática a estudiar y el monitoreo de los suelos [Szabolcs, 1989]. Los sitios fuertemente afectados por sales se vuelven sensibles a los cambios climáticos, edáficos e hidrológicos, en el tiempo y espacio [Ortiz, 1999] y por ende difíciles de analizar y moldear.

Los factores que determinan la movilidad y la acumulación de sales en un sitio determinado son diversos siendo sus interacciones complejas. El movimiento vertical y horizontal de sales a través del perfil, ocurre en función de los factores internos y externos del suelo, que operan a través de un conjunto de diferentes escalas. La importancia de factores tales como: el clima (precipitación pluvial), la fluctuación periódica del manto freático, las corrientes subterráneas, el drenaje del suelo, la geología, el uso del suelo y la vegetación [Szabolcs, 1979; Richards, 1985; Bresler et al., 1982] depende de la escala de observación. El clima, el manto freático y el macro relieve son sumamente relevantes a escalas regionales, mientras que el micro-relieve, la textura del suelo y su drenaje son los factores más importantes a escala local [Fernández-Buces, 2006].

Las características físicas y químicas del suelo, las fuentes de aporte y los factores que influyen en la acumulación de sales presentan un mosaico de condiciones de salinidad, formando un patrón típico en el espacio y tiempo de la morfología superficial [Bresler et al., 1982]. Sitios con gran variación en las fuentes de sales y características intrínsecas del



perfil, pueden reflejar condiciones altamente dinámicas que afectan la distribución de sales a distancias cortas, resultando en una problemática difícil de analizar a escala regional.

La caracterización del patrón de salinidad se realiza con base en las propiedades químicas del suelo (indicadores), tales como la concentración de la sal medida vía la conductividad eléctrica del estrato de saturación del suelo (CE), el contenido de sodio relativo a la concentración de cationes de calcio y magnesio, usualmente expresado como el porcentaje de sodio intercambiable (PSI) o relación de absorción de sodio (RAS) y el pH, criterios útiles para distinguir entre los diversos suelos afectados por sales o sodio [Sumner y Naidu. 1998].

Sin embargo, el uso de las técnicas comunes de laboratorio requiere de un número considerable de muestras, consume tiempo y resulta ser costoso para elaborar los mapas detallados de la distribución de sales. Además, un monitoreo estadísticamente representativo requiere de observaciones continuas en el espacio y tiempo, debido a que un sólo muestreo no es suficiente para reflejar la variabilidad de sales y poder pronosticar el comportamiento de las propiedades o factores determinantes de la salinidad del suelo. Por tal motivo deben buscarse los indicadores adecuados para cada escala de estudio, que pueden ser extrapolables a escalas menores o mayores de resolución [Fernández-Buces, 2006].

Las técnicas alternativas de análisis han sido desarrolladas para monitorear la concentración y distribución de sales de la sub-superficie del suelo con técnicas no destructivas, basándose en la exploración electromagnética o percepción remota [Verma et al., 1994; Dehaan y Taylor, 2002; Metternicht y Zinck, 2003]. Estos métodos proporcionan dos tipos de información: la imagen del objeto y el patrón de la distribución de las señales reflejadas o dispersadas del objeto [Oleschko, et al., 2000a; 2002]. Las técnicas de medición avanzadas basadas en las características ópticas de los objetos, por



ejemplo, su reflectividad espectral, que está determinada por las propiedades físicas y químicas de los sistemas explorados, como son: el contenido de la materia orgánica; la humedad; la salinidad y la estructura de la sub-superficie del suelo, entre otros [Karavanova, 2001].

Para elaborar los mapas detallados de la distribución espacial o temporal de sales se utilizan las imágenes de percepción remota cuyos rasgos se derivan de las propiedades de los objetos explorados en diferentes regiones del espectro electromagnético (EM). Por el visible e IR, la respuesta de los objetos se debe básicamente a su reflectividad. En la región de las microondas esta respuesta es más compleja dependiendo tanto de los factores físicos como geométricos del terreno. Las propiedades de ambas regiones del espectro son complementarias y contribuyen de un modo conjunto al diagnóstico de los cambios de rasgos superficiales de suelos [Dwivedi, 2001; Wang et al., 2004].

4.2. Materiales y Métodos

4.2.1. Imagen de Radar de Apertura Sintética (SAR)

Para identificar las áreas afectadas por salinidad en el área del ex lago de Texcoco y con la finalidad de analizar la naturaleza autosimilar de la estructura de los suelos salinos a escala satelital de observación, se utilizó una imagen de Radar de Apertura Sintética (8000×8240 píxeles, 103000.0 km^2) caracterizada con datos de precisión de imagen (por sus siglas en inglés SAR, PRI). La resolución espacial de la imagen analizada es de $12.5 \times 12.5 \text{ m píxel}^{-1}$. Esta imagen proviene del Satélite de Percepción Remota Europeo (por sus siglas en inglés, ERS-2 desde 1997) y corresponde a la banda C, bajo un esquema de polarización VV lo cual significa que la antena de radar transmite y recibe la radiación de un modo vertical.

Los datos originales de la imagen SAR se presentan en un archivo con formato *.raw* y proporciona una imagen de 16 bits, la cual contiene un alto valor de información representada por 2^{16} niveles de luminosidad. Para compensar el ruido del escáner y



representar una imagen que se acerque en el mayor grado posible a la percepción humana en el estudio del área afectada por salinidad, se codificaron los datos de la imagen original a una imagen con 256 tonos de grises (8bits , 2^8) que conserva el mismo formato con extensión *.raw*.

El algoritmo utilizado para la transformación de la imagen se denominó “**LecerS1**” [Parrot, 1998] el cual sigue el proceso siguiente; el valor del píxel $P'(i,j)$ corresponde a $P'(i,j) = P(i,j)/R$ donde P es el píxel de 16 bits y R su radio que asegura la transformación. R presenta dos formas:

$$R1 = \left(\left(\frac{\bar{x} + \sigma}{256} \right) \right) + 0.9 \quad (1)$$

y,

$$R2 = \left(\left(\frac{\bar{x} + 3\sigma}{256} \right) \right) + 0.9 \quad (2)$$

donde \bar{x} es igual a la media. En esta parte del estudio se empleó el segundo radio para

generar la imagen que utiliza, $\bar{x} = \sum_{i=1}^{i=n} \sum_{j=1}^{j=n} P(i,j)/n$ (3)

y σ es la desviación estándar $\sigma = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2 / n \right) - \bar{x}^2}$ (4)

ó $\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(x_i - \bar{x} \right)^2}$, (5)

x_i es uno de los píxeles del conjunto estudiado (Figura 4).

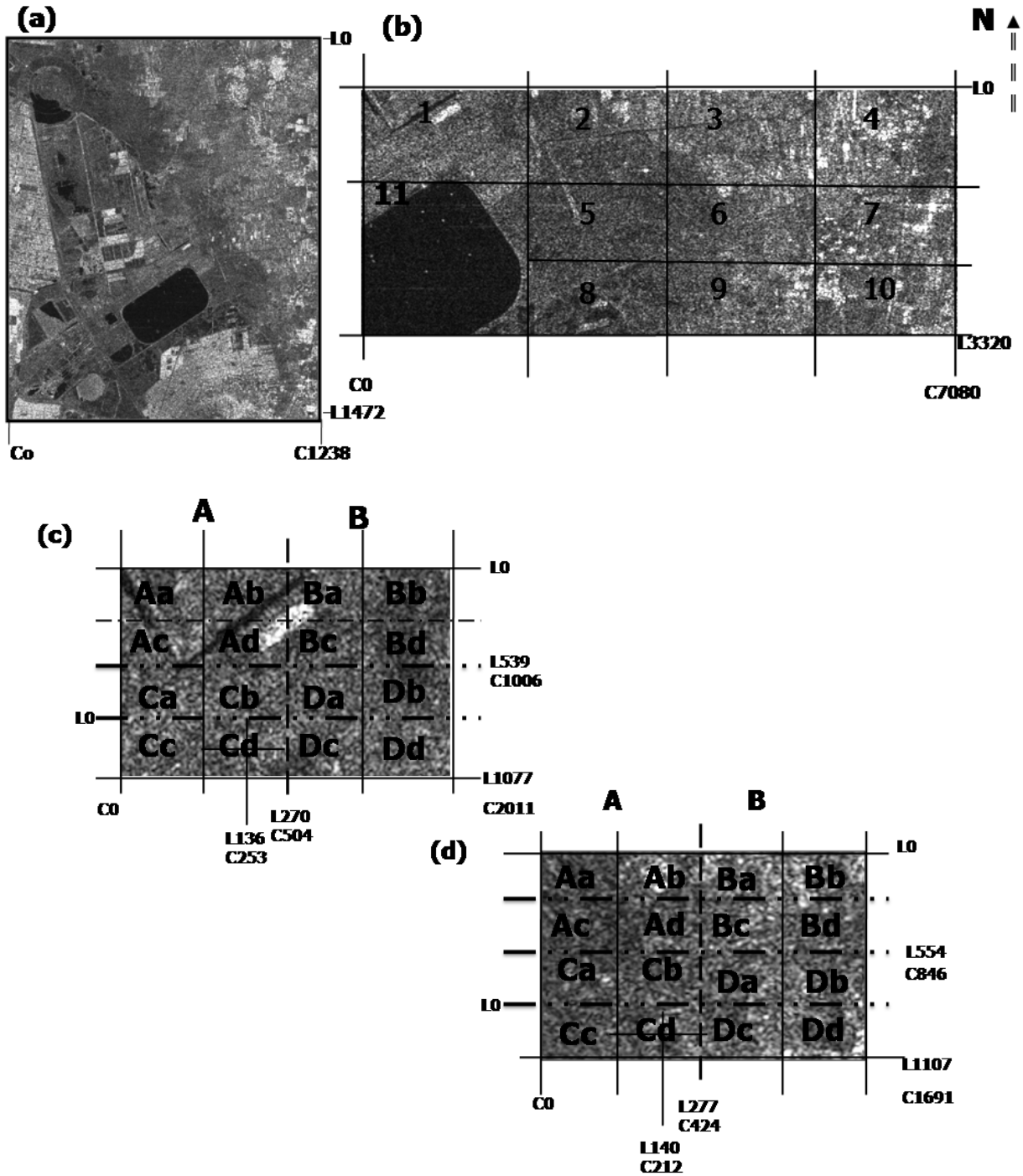


Figura 4. a) Imagen de Radar de Apertura Sintética (SAR), que abarca la mayor parte del ex lago de Texcoco (1472 × 1238); b) sub-imagen-P con 11 áreas obtenidas durante la pre-segmentación de la imagen original (3320 × 7080); c) y d) las imágenes de las áreas 1 (1077 × 2011) y 6 (1107 × 1691), respectivamente sometidas a diferente grado de segmentación. L se refiere al número de líneas y C al número de columnas.



Los atributos de una imagen de radar de apertura sintética (SAR) permiten recuperar la rugosidad del suelo a una profundidad máxima de 0.05 m, proporcionando información sobre el área total y sobre los rasgos superficiales del suelo tales como la rugosidad y el afloramiento de sales. La excelente estabilidad de la calibración ERS/SAR facilita el análisis cuantitativo de los rasgos señalados y asegura la exactitud de evaluación de la salinidad a escala local que corresponde a una resolución fina, lo cual se vuelve especialmente útil para el monitoreo de las áreas severamente afectadas por las sales que en la mayoría de los casos se encuentran sin vegetación [Taylor et al., 1996; Kelly et al., 2003]. Las imágenes SAR se reconocen como una fuente confiable de información para ubicar en el espacio y a escala amplia los rasgos de la estructura de la superficie del suelo.

4.2.2. Tratamiento y segmentación de la imagen SAR

Los patrones estructurales dinámicos de la superficie del suelo afectado por la salinidad se extrajeron en el presente estudio a partir de la textura de la imagen original. El reconocimiento de la variabilidad espacial de los parámetros fractales de la imagen SAR, se tomó como base para el tratamiento de imágenes mediante las técnicas de computación. El análisis abarcó las diversas áreas pre-segmentadas del ex lago de Texcoco, que se encuentran bajo diferente uso del suelo, así como en distintas condiciones de salinidad (Cuadro 1). Se han aplicado diversos métodos de segmentación de textura [Parrot, 2003a; 2003b; 2003c], basados en la variación espacial de los tonos de gris de la imagen [Turner et al., 1998], así mismo, se emplearon los algoritmos denominados Extract, Histo-Gen y Frequ-Hist que fueron especialmente diseñados en el ambiente *Borland* y codificados en el lenguaje C⁺⁺ por el Dr. Jean Francois Parrot. Estos algoritmos extraen de manera precisa los rasgos específicos de interés a partir de las imágenes digitales bidimensionales y multiescalares.



4.2.3. Delimitación y extracción del área de estudio

Durante la segmentación de la imagen SAR estudiada en primer lugar se seleccionó una zona patrón denominada como sub-imagen-P (332×708 , 39.72 Km^2 , Figura 4b), que se pre-segmentó en 11 áreas representativas de la zona con distinto grado de afectación por sales. Estas áreas fueron previamente identificadas durante el trabajo de reconocimiento de campo, utilizando los mapas topográficos y edafológicos (1: 50 000 y 1:250 000, respectivamente), así como los fotomapas (1:10 000 y 1:20 000).

La delimitación del área de estudio así como la extracción de la sub-imagen-P se realizó mediante un análisis visual de la imagen SAR, dentro del ambiente de paquetería de cómputo de procesamiento de imágenes *Paint Shop Pro 7*. El algoritmo denominado “**Extract**” desarrollado por Parrot [2003a] fue empleado para la obtención de la imagen-P y de todas las imágenes pre-segmentadas posteriormente. Este algoritmo facilita de un modo rápido y preciso el corte de cada una de las imágenes que contienen las áreas de estudio seleccionadas (Figura 4). El procedimiento comienza ejecutando el algoritmo que lee una imagen digital en formato *.raw*, y localiza la línea y la columna determinadas por el usuario hasta efectuar el corte deseado y extraer la escena de interés.

Para mejorar la escala de observación e incrementar la precisión de la interpretación visual de los patrones espaciales a partir de los tonos de gris de la sub-imagen-P se aplicó una ampliación de la escena de interés (zooming) de $10\times$, llegando a una imagen diez veces más grande que la original del tamaño de 3320×7080 píxeles. Lo anterior se llevó a cabo siguiendo el siguiente procedimiento en el programa *Paint Shop*: dentro de la barra de herramientas se utilizó la opción “image” y “resize” con lo que se aumentó el porcentaje original de la imagen tanto en altura y amplitud (1000×1000).

Los valores de tonos de gris (TDG) de la imagen SAR utilizada variaron de cero (negro) a 255 (blanco), correlacionándose los TDG cercanos a cero con la presencia de



los cuerpos de agua, canales y zonas del cultivo, mientras que aquellos grises que tienden a 255 representaron las áreas con suelos afectados por sales, así como las zonas urbanas.

Se ha documentado que la textura de la imagen depende de la escala de observación [Jensen, 1996]. De acuerdo a lo anterior, para obtener una mayor definición de la rugosidad superficial de la zona de estudio, y poder agrupar las regiones que se caracterizan por los patrones de salinidad similares dentro de la sub-imagen-P, se realizaron tres etapas de segmentaciones. La primera, se llevó a cabo en cada una de las 11 imágenes ya obtenidas durante la pre-segmentación (Figura 4b). Cada imagen pre-segmentada se cortó en cuatro imágenes subsecuentes más pequeñas (A, B, C y D, Cuadro 1), llegando a un total de 44 imágenes como resultado de la primera segmentación. Durante la segunda segmentación se aplicó el mismo procedimiento a cada una de las imagen de interés (A, B, C y D) resultando en 176 imágenes. La tercera segmentación se utilizó sólo en imágenes 1 y 6 de la pre-segmentación (Figuras 4b-d) que representan los diferentes usos del suelo (forestal y suelos no cultivados) así como las condiciones contrastantes de salinidad (con la finalidad de poder caracterizar los suelos de interés y determinar sus propiedades físicas y químicas con base a las observaciones de campo se constató la ubicación y presencia de 30 costras salinas superficiales las cuales se encuentran distribuidas en el área que corresponde a la imagen 6, Anexo A1). A lo largo de todas las etapas de segmentación se conservó el mismo tamaño de las imágenes generadas (Cuadro 1).



Cuadro 1. Imágenes obtenidas a partir del procedimiento de segmentación utilizado.

Imagen y Tamaño en Píxeles (Líneas × Columnas)	Grado de segmentación	
	2ad. segmentación	3er. Segmentación
Imagen 1 (1077 × 2011) obtenida a partir de la sub- imagen-P. La imagen 1 abarca el área del Lago Nabor Carrillo. 1er. segmentación	Imagen 1A: Aa, Ab, Ac y Ad (270 × 504) Imagen 1B: Ba, Bb, Bc y Bd (270 × 504) Imagen 1C: Ca, Cb, Cc y Cd (270 × 504)	Imagen 1Aa:Aaa, Aab, Aac y Aad (136 × 253) Imagen 1Ab: Aba, Abb, Abc y Abd (136 × 253) Imagen 1Bc: Bca, Bcb, Bcc y Bcd (136 × 253)
Imagen 1 dividida en A, B, C y D (539 × 1691)	Imagen 1D:Da, Db, Dc y Dd (270 × 504)	Imagen 1Cb: Cba, Cbb, Cbc y Cbd (136 × 253) Imagen 1Cd: Cda, Cdb, Cdc y Cdd (136 × 253) Imagen 1Db: Dba, Dbb, Dbc y Dbd (136 × 253) Imagen 1Dc: Dca, Dcb, Dcc y Dcd (136 × 253)
Imágenes de la 2-11 (1107 × 1691) obtenidas a partir de la sub-imagen-P Imágenes con áreas dedicadas a diferentes usos del suelo. 1er. segmentación	Imágenes 2-11A: Aa, Ab, Ac y Ad (277 × 424) Imágenes 2-11B: Ba, Bb, Bc y Bd (277 × 424) Imágenes 2-11C: Ca, Cb, Cc y Cd (277 × 424)	Imagen 6Cd: Cda, Cdb, Cdc y Cdd (140 × 212) Image 6Da: Daa, Ddb, Ddc y Ddd (140 × 212) Imagen 6Dc. Dca, Dcb, Dcc y Dcd (140 × 212)
Imágenes 2-11 dividida en A, B, C y D (554 × 846)	Imágenes 2-11D:Da, Db, Dc y Dd (277 × 424)	Imagen 6Dd: Dda, Ddb, Ddc y Ddd (140 × 212)

4.2.4. Rugosidad de la imagen SAR, cuantificada mediante el exponente de Hurst

El fenómeno de la salinidad de los suelos se reconoce como invariante al escalado, por lo cual puede ser estudiado dentro del marco teórico de la geometría fractal [*Mandelbrot*,



1983; Feder, 1988]. La palabra fractal fue originalmente propuesta por Mandelbrot [1983] y es utilizada para definir una clase de conjuntos con propiedades auto-similares (o auto-afines), lo cual significa que la descripción estadística de su estructura en tiempo o espacio resulta en los mismos parámetros fractales dentro de un amplio rango de escalas [Muños, 2005; Brown et al., 2002]. Es decir, la estructura del conjunto o proceso fractal es asintóticamente invariante al escalado o independiente de la escala. Un fractal estadísticamente auto-similar es por definición isótropico en un espacio bidimensional xy , es decir $f(rx, ry)$ es estadísticamente similar al $f(x, y)$, donde r es un factor de escala o del coeficiente de similitud. Al contrario, un fractal estadísticamente auto-afín no es isótropico, por lo cual las coordenadas x, y se escalan por un factor diferente [Malamud y Turcotte, 1999].

Las series de tiempo o series de observaciones $y(x)$ son consideradas como un fractal auto-afín, estadísticamente invariante bajo la transformación:

$$x \rightarrow rx, \text{ y } y \rightarrow r^H y \quad (6)$$

donde H es el llamado exponente de Hurst.

Dentro de la escala doble logarítmica la pendiente de la recta a la cual mejor se ajustan los puntos x y y , corresponde al exponente de Hurst (H). El valor de éste se relaciona con la dimensión fractal (D), según la conjetura de Mandelbrot [1983] derivada de los trabajos de Hardy [1916]: $D = 2 - H$.

El exponente de Hurst (H) mide la rugosidad de un conjunto auto-afín, y tiene los límites topológicos entre 0 y 1. El valor de H igual a 0.5 indica que la serie de tiempo observada esté formada por los datos estadísticamente independientes (sin memoria) y con una varianza finita, la cual corresponde a un conjunto aleatorio. Este valor es típico para un ruido Browniano. Los valores de $H > 0.5$ son indicativos de la persistencia de procesos o serie del tiempo. Es decir, la tendencia de esta última es a continuar creciendo o decreciendo (la memoria a corto plazo). Los incrementos en este caso son positivamente



correlacionados, y los datos presentan una clara tendencia con el ruido relativamente pequeño y una fuerte periodicidad. La dimensión fractal en este caso se encuentra entre 1 y 1.5, y refleja una baja complejidad de datos. La persistencia será mayor cuanto más próximo a 1 sea el valor de H . Si el exponente H es menor de 0.5 los datos presentan antipersistencia con memoria a largo plazo. Los incrementos son negativamente correlacionados y el conjunto de datos es altamente complejo. En este caso, las curvas tienden a oscilar de modo más errático. Se puede mencionar que el exponente de Hurst es una medida de la información que la señal conserva al cabo de un cierto lapso de tiempo o de la memoria de los datos [Martínez y Vinagre, 2002; Bryksina y Last, 2005].

En años recientes, el análisis fractal se ha aplicado a diferentes registros de series de tiempo así como a las imágenes de resonancia magnética funcional [Bullmore et al., 2004], registros de los núcleos petroleros [Dolan et al., 1998; Miranda et al., 2006], y las series formadas a partir de las firmas espectrales de reflectancia [Velázquez, 2006]. El análisis fractal vía exponente de Hurst caracteriza estos fenómenos de un modo estadísticamente significativo, analizando la autosemejanza de una serie temporal consigo misma en el transcurso del tiempo, proporcionando una información equivalente a la dimensión de correlación [Dolan et al., 1998; Bryksina y Last, 2005].

Uno de los objetivos del presente estudio es analizar la rugosidad de las imágenes SAR de los suelos salinos en términos de exponente de Hurst (H), a partir del arreglo espacial de la distribución de tonos de gris sobre las imágenes digitales. Sin embargo, se acepta que los diferentes conjuntos fractales, y por ende las diferentes texturas pueden tener la misma D , así que la dimensión fractal sola, no es suficiente para distinguir entre las diversas texturas y superficies naturales [Mandelbrot, 1983]. La dimensión fractal (D) y el exponente de Hurst (H) correspondiente, se calcularon utilizando dos técnicas: el rango re-escalado (R/S) y ondoletas (D_w), aplicando el paquete de cómputo comercial Benoit 1.3 [2006].



El análisis del rango re-escalado (R/S) es un método empírico diseñado para extraer el exponente de Hurst, y es útil para evaluar el comportamiento espacial de la serie de tiempo, a una escala logarítmica (log). Es decir, las correlaciones entre las variables de interés se cuantifican en términos logarítmicos. El rango re-escalado toma en cuenta las correlaciones entre las variables muestreadas calculando el exponente del escalado para el medio analizado (Ver Capítulo II) [Dolan *et al.*, 1998; Malamud y Turcotte, 1999].

El análisis por el método de ondoletas (w) es una forma de descomposición de la varianza de procesos espaciales o series de tiempo, usando como funciones básicas las ondoletas y funciones de escalado para descomponer un conjunto de datos mediante los coeficientes de ondoletas. Estos coeficientes son útiles para definir las escalas espaciales características. El análisis de los coeficientes señalados puede dar idea sobre la variabilidad de una propiedad. La descomposición de datos representa la estructura jerárquica de un conjunto de escalas, en donde los componentes de baja frecuencia están representados por los coeficientes de ondoletas de escalas mayores y los componentes de frecuencia más alta por coeficientes a escalas más finas (Ver Capítulo II) [Lark *et al.*, 2003; Bullmore *et al.*, 2004].

El rasgo clave del análisis de ondoletas es su capacidad de formar una base natural para el análisis de datos autosimilares o invariantes al escalado, donde cada nivel de la descomposición de ondoleta es una versión escalada de la siguiente escala más pequeña. El análisis de ondoletas puede ser recomendado para construir los estimadores para dimensiones fractales, el exponente de Hurst y otras medidas de la complejidad del sistema [Bullmore *et al.*, 2004].

4.2.4.1. Histo – Gene (Histograma Generalizado)

A partir de las distribuciones de tonos de gris (TDG) de cada una de las imágenes de interés se determinó el exponente de Hurst (H). El conjunto de datos señalados constituyó



la serie de tiempo, cuya rugosidad se midió con las técnicas arriba especificadas del análisis de los conjuntos fractales autoafines del software *Benoit 1.3*.

La distribución de los TDG de las imágenes con extensión *.raw* se extrae siguiendo el orden espacial de los píxeles, codificando su intensidad en un archivo ASCII dentro del paquete de cómputo de procesamiento de imágenes *Paint Shop Pro 7*. El procedimiento para obtener la distribución de los TDG de una imagen digital del tamaño $N \times N$ (en extensión *.raw*), consiste en transformar la columna de valores de TDG en Excel. El arreglo mencionado abarca desde el primer píxel de la primera línea hasta el último píxel de la última línea de la imagen digital. El algoritmo denominado “*Histo-Gene*”, [Parrot, 2003b] genera un archivo de salida con extensión *.ts* que se utilizó en el presente estudio directamente por una de las rutinas seleccionadas del paquete *Benoit*, que calcula la dimensión fractal $D_{(R/S)}$ y $D_{(w)}$.

4.2.4.2. Frequ-Hist

Para obtener una mejor representatividad de la rugosidad de los datos de TDG, el archivo generado por el programa anterior se utilizó como entrada al segundo algoritmo denominado “*Frequ-Hist*”, [Parrot, 2003c]. Este algoritmo genera el archivo de salida con extensión *.txt* formado por dos columnas: la primera está compuesta por valores de tonos de gris y la segunda corresponde a su frecuencia dentro de la imagen analizada. Los 255 tonos de gris con sus frecuencias correspondientes se utilizaron para calcular la rugosidad de la series de tiempo constituida a partir de cada una de las imágenes generadas en el proceso de segmentación de la imagen original del SAR.

Para medir la rugosidad de la series de tiempo representadas por los TDG de cada una de las imágenes segmentadas se determinaron dos valores del exponente de Hurst; H1 determinado por el método del rango re-escalado (R/S) y H2 por el método de ondoletas (w).



4.2.5. Resultados y Discusión

4.2.5.1. Rugosidad de la imagen SAR

A continuación, a manera de ejemplo, se presentan las imágenes correspondientes a las áreas con características contrastantes definidas como área 1 y área 6 (Figuras 5 y 6, respectivamente), extraídas de la zona de interés. Los resultados del análisis de D y del exponente H analizado por el método del rango re-escalado ($D_{R/S}$) y ondoletas (D_w) se muestran en las figuras 7 a la 10.

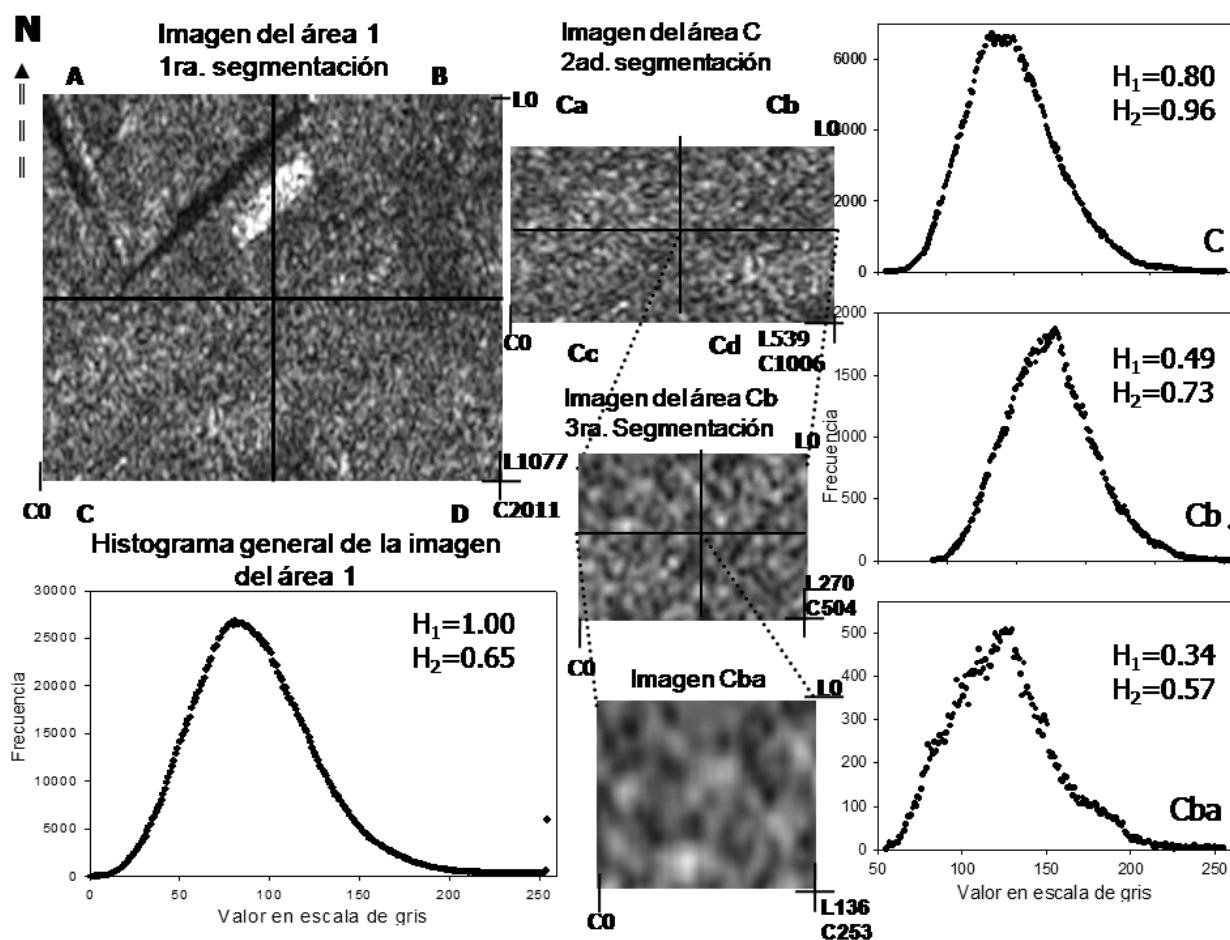
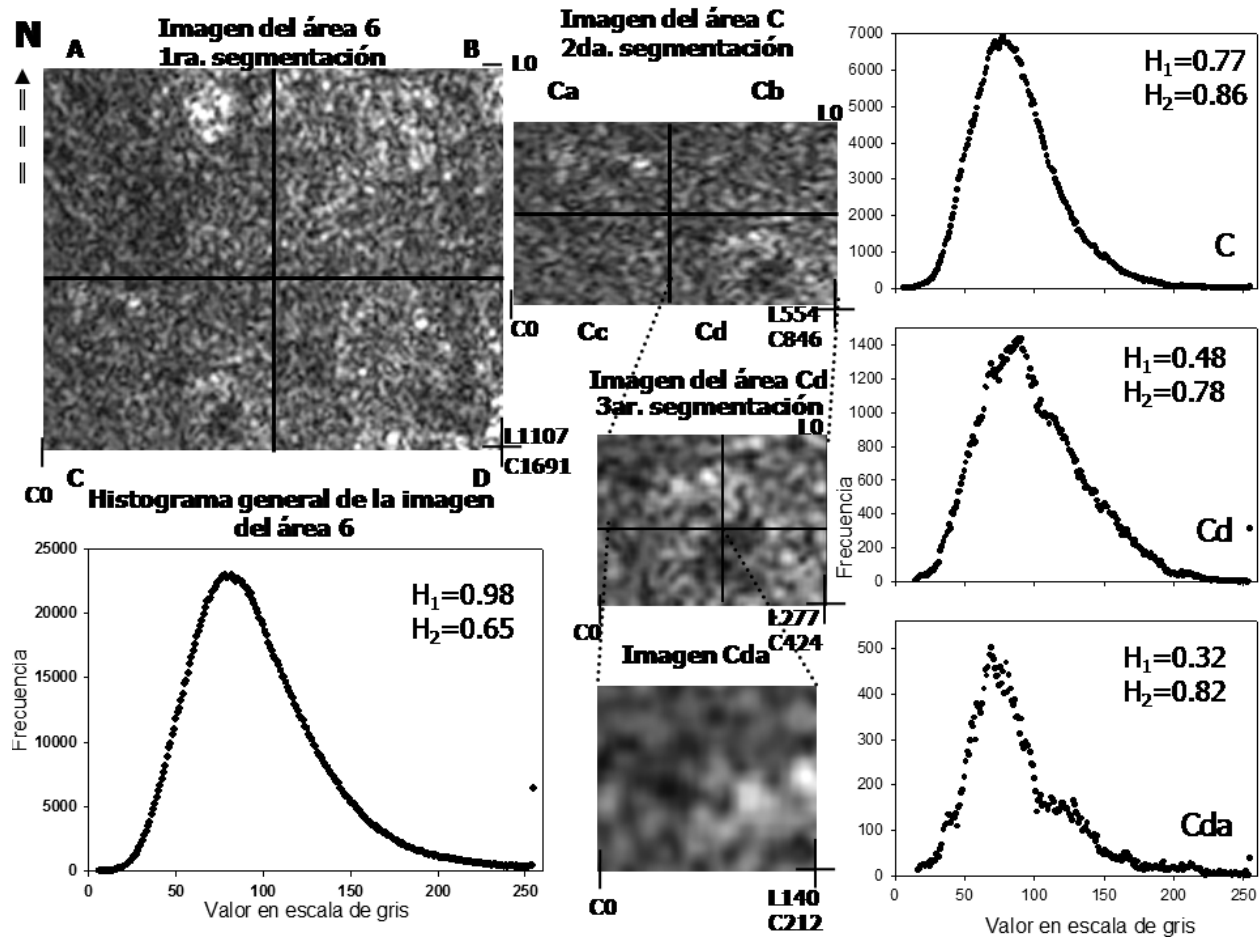


Figura 5. Imagen del área 1 que muestra las 3 etapas de segmentaciones con sus correspondientes histogramas representando la distribución espacial de los TDG, y su rugosidad medida en términos del exponente de Hurst (H). H_1 corresponde al método de rango de re-escalado (R/S), y H_2 al método de ondoletas (w).



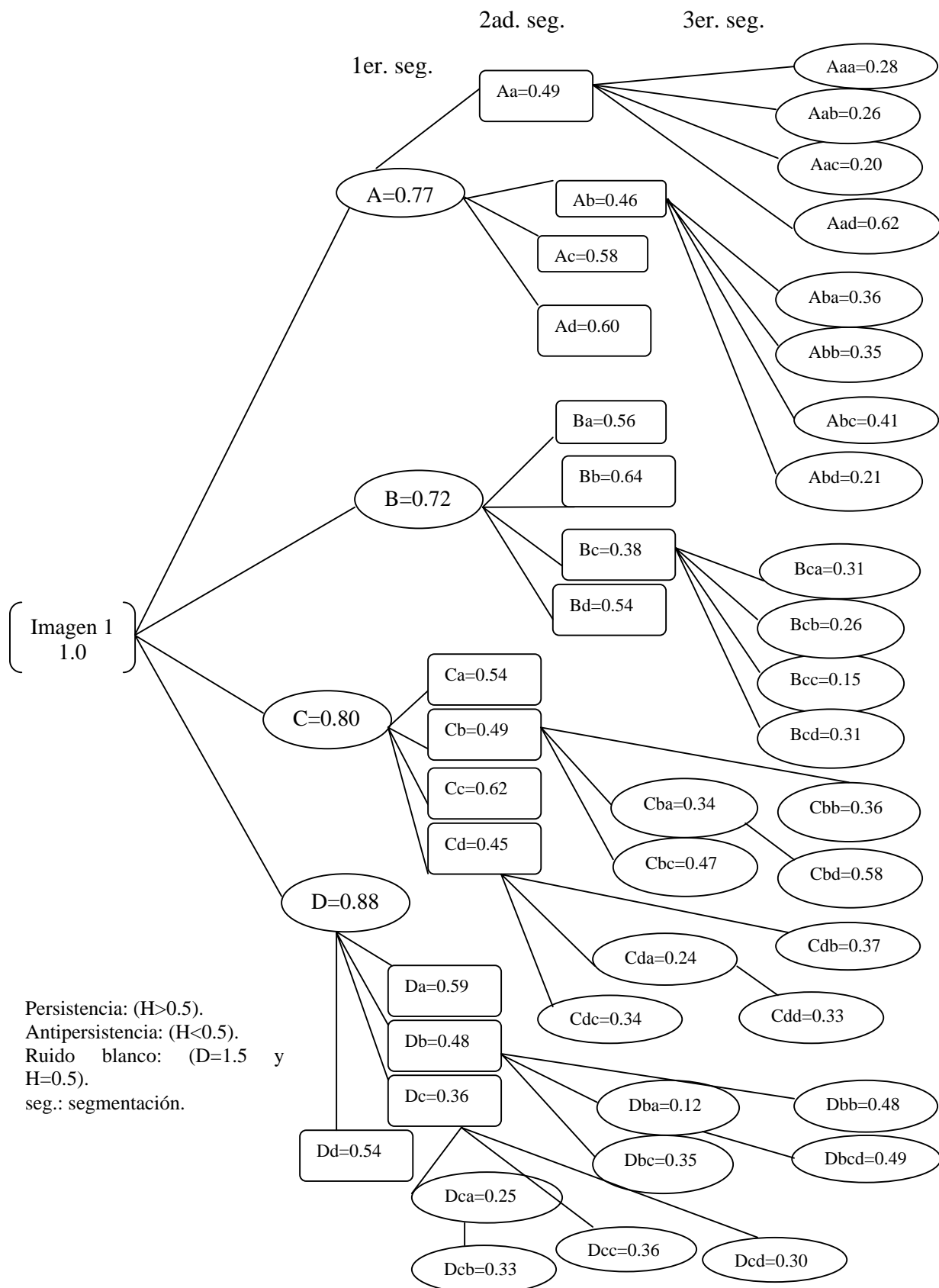


Figura 7. Diagrama que muestra los valores del exponente de Hurst (H) de la serie de tiempo constituida por los tonos de gris (TDG) de las imágenes del área 1. H1 se calculó por el método del rango de re-escalado (R/S).

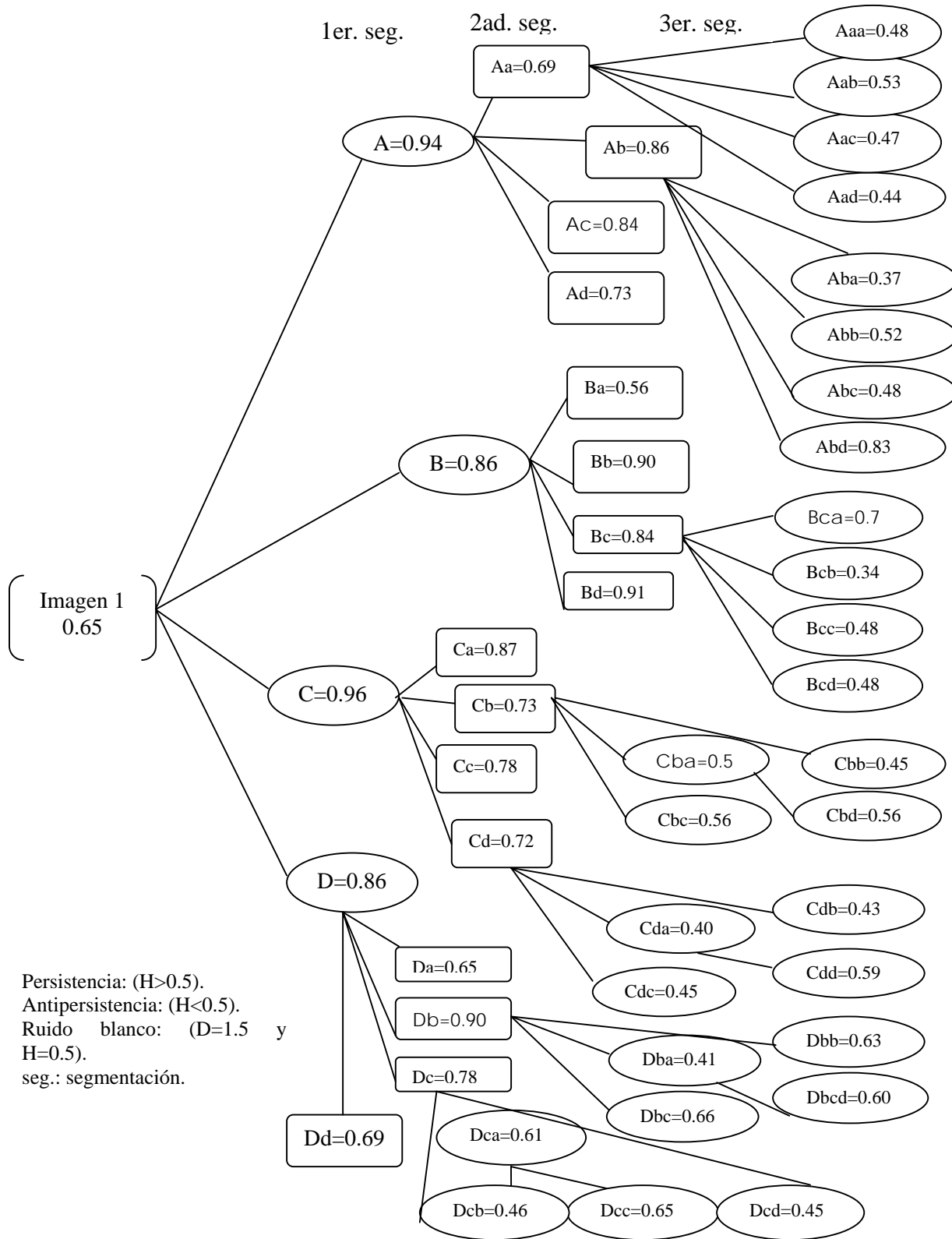


Figura 8. Diagrama que muestra los valores del exponente de Hurst (H) de la serie de tiempo constituida por los tonos de gris (TDG) de las imágenes del área 1. H2 se calculó por el método de ondoletas (w).

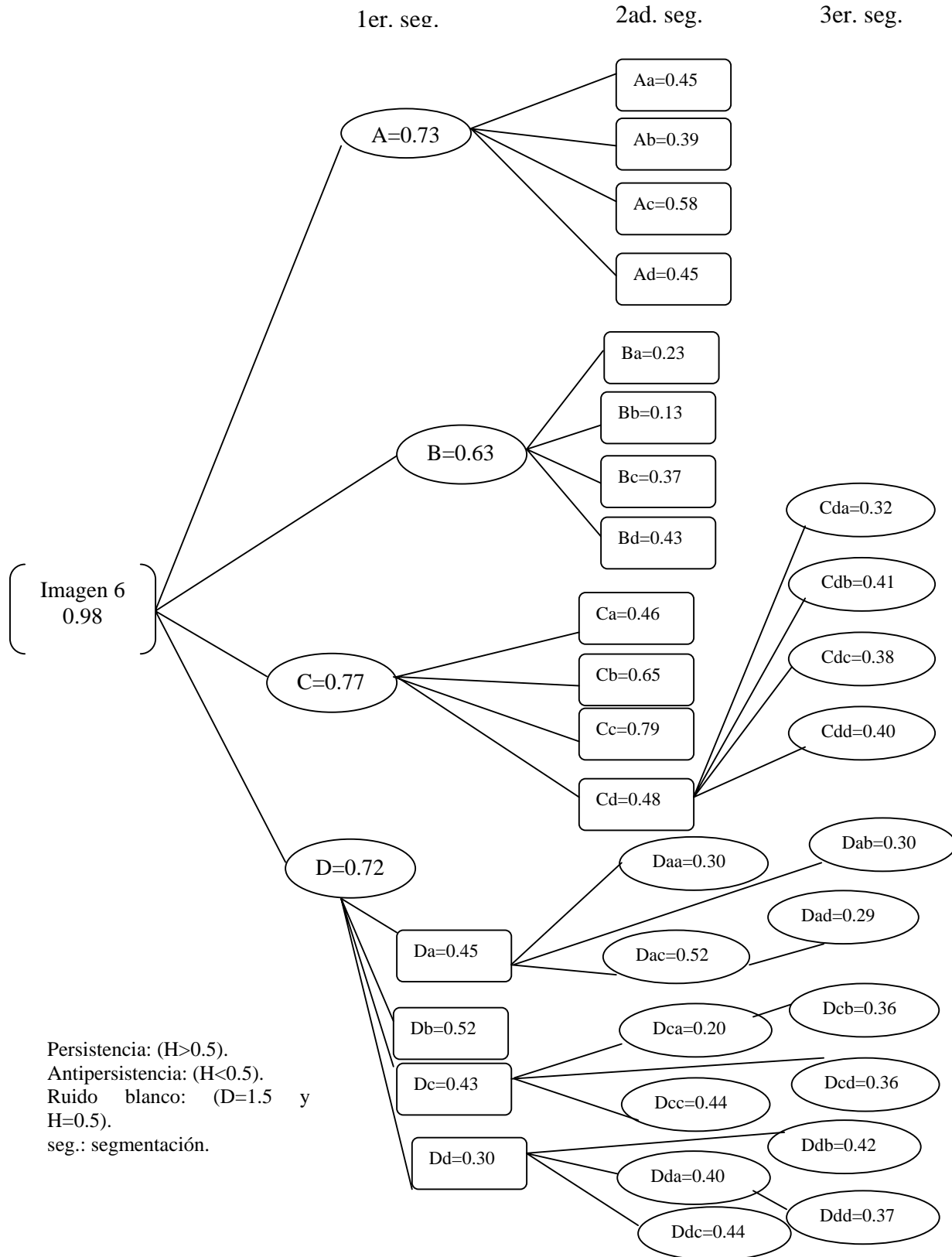


Figura 9. Diagrama que muestra los valores del exponente de Hurst (H) de la serie de tiempo constituida por los tonos de gris (TDG) de las imágenes del área 6. H1 se calculó por el método del rango de re-escalado (R/S).

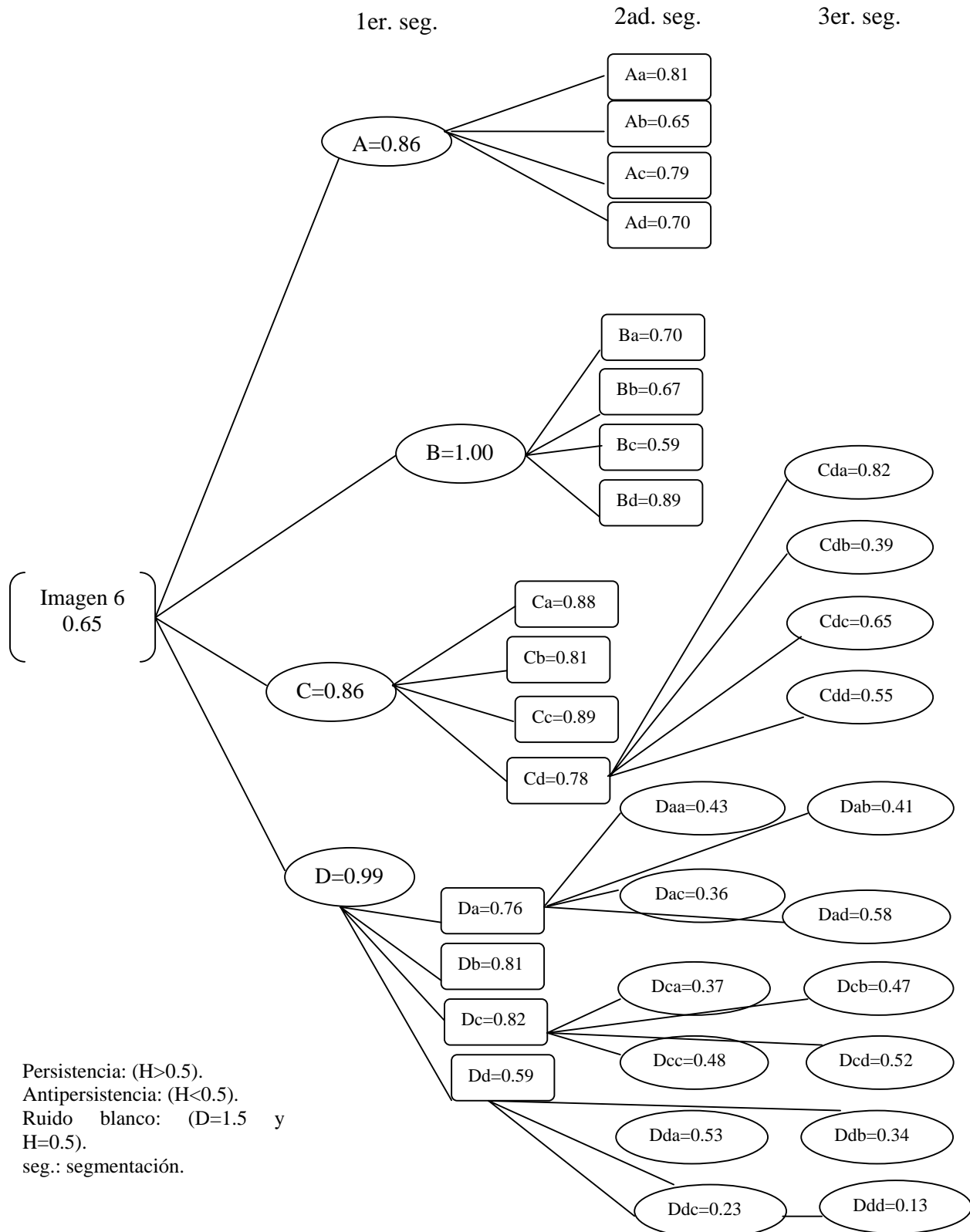


Figura 10. Diagrama que muestra los valores del exponente de Hurst (H) de la serie de tiempo constituida por los tonos de gris (TDG) de las imágenes del área 6. H2 se calculó por el método de ondoletas (w).



La estructura espacial de la imagen del área 1 (conocida como lago Texcoco Norte, Figura 5) refleja alta heterogeneidad y por ende rugosidad de la superficie. Esta área no cultivada, ha sido sometida a recuperación experimental para eliminar las sales presentes en los suelos, introduciendo las cortinas rompevientos formadas por árboles y colocando los drenes colectores de agua salina [CNA, 2005]. A este segmento de la imagen SAR original le corresponde un tramo de la autopista Peñón-Texcoco y un camino de terracería. Las características físicas de la superficie del área de estudio controlan la composición textural de la imagen. El análisis de la rugosidad de la imagen estudiada se basó en su histograma.

El histograma es una representación cuantitativa de la distribución de los tonos de gris (TDG) de una imagen digital, que relaciona cada valor del TDG con la frecuencia de su ocurrencia dentro de la imagen [Alzate, 2001; Miranda, 2006]. El histograma es una herramienta útil para el análisis de la rugosidad que facilita comparar diferentes rasgos texturales. En la imagen del área 1 existe un dominio que corresponde a la intensidad de los TDG con valores cercanos a cero (negros, Figura 5). El resto del histograma es homogéneo lo cual se refleja en la forma lisa de curvatura del histograma, y por la frecuencia más alta (26540) de píxeles con valores del rango desde 70 hasta 90. Las zonas más brillantes ó blancas indican una mayor probabilidad de ocurrencia de superficies afectadas por la salinización. Sin embargo, para la imagen del área 1 se documentó una menor presencia de valores de gris de 125 a 250 que corresponde a tonos más claros, acercándose asintóticamente al blanco. Esta última distribución se correlaciona con la presencia de suelos sometidos a prácticas de recuperación.

A escalas más finas de resolución, la rugosidad de la imagen estudiada se analizó a partir de las escenas obtenidas como resultado de la primera hasta la tercera segmentación, llegando a la relación entre la heterogeneidad de la superficie y escala de observación [Kartikeyan et al., 1998]. La imagen del área C es un ejemplo del análisis multiescalar necesario para mostrar la invariancia al escalado del fenómeno estudiado. En



el conjunto de las imágenes segmentadas (Cb y Cba) a partir de la imagen C original (Figura 5) se puede observar la similitud de la rugosidad medida en términos del exponente de Hurst con la imagen pre-segmentada del área 1, la cual se caracterizó por una textura regular y homogénea. Los histogramas de las áreas original C y Cb (1er y 2ad segmentación) demuestran una mayor presencia de los tonos negros dentro de los TDG, siendo ambos histogramas poco rugosos. La imagen del área Cba (3er segmentación) tiene una textura menos homogénea de distribución de tonos oscuros y claros en comparación con las imágenes de las áreas C y Cb. Al final de la curva del histograma se observa un pequeño pico que correspondió a la frecuencia de los tonos de gris del rango desde 145 hasta 170. En general, el área 1 es periférica al área 2 y 11 (Figura 4b) y corresponde a los suelos sin problemas de salinidad y por ende sin la presencia de costras salinas sobre su superficie.

El coeficiente de correlación de Pearson (r) fue estimado usando los valores (n) de las dimensiones fractales (D_w y $D_{R/S}$) del área C de la segunda (Ca, Cb, Cc y Cd, $n=4$) y tercera segmentación (Cba, Cbb, Cbc y Cbd, $n=4$). Lo que permitió determinar una relación con tendencia positiva ($r=0.50$) entre los valores de la dimensión de ondoletas (D_w) del área C de la segunda y tercera segmentación. Mientras que la relación entre la dimensión de re-escalado ($D_{R/S}$) y las áreas derivadas de la imagen C el valor de la relación no fue adecuada ($r=-0.26$). La prueba t de Student fue aplicada para estimar la relación entre los valores medios de la dimensión fractal de D_w extraída de la segunda y tercera segmentación de las áreas escaladas, se comprobó diferencias significativas con un valor de $p=0.004$. Pero no hubo diferencias estadísticas entre los valores medios de la dimensión $D_{R/S}$ de las mismas áreas escaladas.

Al contrario de la imagen 1, la imagen del área 6 abarca los suelos no cultivados y con evidentes problemas de salinización (Ver Capítulos V y VI, Anexo A1) que se manifiestan por la presencia de costras blancas sobre la superficie del suelo, principalmente en la temporada de estiaje. La vegetación tolerante a la salinidad se



distribuye en manchones formando un patrón superficial típico de suelos afectados por este proceso de degradación. En la parte central de la imagen del área 6 (B, C y D, Figura 6) se localiza un canal con revestimiento de concreto.

La mayor rugosidad de la textura de la imagen del área 6 (menores H) se observa en las diferentes imágenes escaladas a través del proceso de segmentación y sus histogramas correspondientes (Figura 6). La distribución de TDG de la imagen del área 6 está dominada por los píxeles con tonos negros. Sin embargo, en la imagen también se visualiza la presencia de pequeñas regiones discretas claramente definidas por los tonos cercanos al blanco (áreas A, B y D, Figura 6). El histograma del área en discusión presenta una frecuencia más alta (22975) de grises del rango desde 70 hasta 90 (Figura 6).

La segunda y tercera segmentación de la imagen del área 6 se llevó a cabo considerando la ubicación de los puntos de muestreo realizados *in situ* para caracterizar las propiedades físicas y químicas de los suelos salinos de interés (Ver Capítulo V), donde las imágenes de las áreas Ca, Cb y principalmente Cd se vuelven de primordial importancia. La imagen del área C y su histograma presentan una mayor proporción de tonos oscuros con tendencia al negro, similar al histograma del área 6 total. En la siguiente escala de observación, la imagen del área Cd presenta una distribución menos homogénea de los tonos oscuros y claros. Esta irregularidad se traduce al histograma con un aumento de la frecuencia de la TDG correspondiente al rango de valores entre 80 y 90 (1400). También se observa un cambio en la pendiente al final de la curva que delimita el histograma con un nuevo incremento de frecuencia de tonos del rango entre 100 y 200 que corresponde a tonos de gris más claros que tienden asintóticamente al blanco. Lo anterior se relacionó con por la presencia de costras salinas (de color blanco) sobre la superficie del suelo.

La última escala mayor de observación (tercera segmentación de la imagen del área Cd, Figura 6) se destacó por su rugosidad el área Cda ($H1=0.32$). En ésta, la distribución



se caracteriza por la mayor precisión de los grises cercanos al tono negro. Sin embargo, existe una pequeña región de píxeles dominada por los tonos de gris con tendencia al blanco localizada en la parte derecha de la imagen. Este comportamiento de la textura se visualiza a partir de la morfología de su histograma que presenta una rugosidad poco importante en su parte izquierda que se manifiesta en la forma de su curva con mayores frecuencias de tonos de gris del rango de 70 a 90. Sin embargo, en su parte derecha la curva se vuelve más rugosa observándose un aumento en la frecuencia de los tonos de gris del rango del 100 a 150 (costras salinas, Figura 6). El comportamiento similar fue encontrado para el histograma de la imagen Cd.

Lo anterior explica en parte la relación lineal con tendencia positiva encontrada a partir del coeficiente de correlación de Pearson ($r=0.71$) cuando se compararon los valores de la dimensión de ondoletas (D_w) entre la segunda (Ca, Cb, Cc y Cd con $n=4$) y tercera segmentación (Cda, Cdb, Cdc y Cdd con $n=4$) del área C (Cuadro 3), no siendo adecuada la relación de los valores $D_{R/S}$ ($r=0.40$) de las escalas evaluadas. Cabe mencionar que la prueba t de Student determinó que hay diferencias significativas entre los valores medios de las dimensiones D_w y $D_{R/S}$ de la 2da y 3er segmentación analizadas con un nivel de confianza del 95% ($p \leq 0.05$), comprobando que la rugosidad de los tonos de gris extraída de las imágenes Cd y Cda representa de un modo cuantitativo la invariancia al escalado del fenómeno de la salinidad de los suelos evaluados.

4.2.5.2 Firmas fractales de áreas con salinidad contrastante

Los resultados del análisis comparativo de rugosidad de las áreas 1 y 6 con propiedades contrastantes (Figuras 5-6, respectivamente) ponen en evidencia una invariancia al escalado que define en el comportamiento fractal de las diferentes áreas seleccionadas mediante el escalado de las imágenes SAR. Cabe recordar que el exponente de Hurst se extrajo con los métodos del rango re-escalado ($D_{R/S}$: H_1) y ondoletas (D_w : H_2).



El exponente de Hurst extraído con la técnica R/S de la imagen original del área 1 no presenta un comportamiento fractal, por lo cual $H_1=1$, (límite topológico de una recta) aunque de acuerdo al mismo exponente extraído por la técnica de ondoletas sí existe la persistencia en la distribución de tonos de gris con $H_2=0.65$, lo cual supone una correlación positiva con los rasgos físicos presentes en la imagen [Dolan *et al.*, 1998] (Figura 5). El comportamiento fractal se vuelve más obvio después de la primera segmentación de la misma área cuando ambas técnicas del análisis fractal comprueban la fractalidad de TDG; siendo H_1 y H_2 indicadores de la distribución persistente de la intensidad de grises. La rugosidad de la distribución de los tonos de gris analizada con ambos métodos, H_1 y H_2 de las áreas A, B, C y D que en suma cubren el área 1 de la escala anterior presentó valores altos de H_1 (0.77, 0.72, 0.80 y 0.88, respectivamente) y H_2 (0.94, 0.86, 0.96 y 0.86, respectivamente) como se observa en las figuras 7 y 8. Todos los H_s confirman el comportamiento persistente de las series de tiempo analizadas.

A escala más pequeña de resolución, considerando solamente el segmento Cb de la imagen SAR de interés generado durante el segundo escalamiento de la imagen completa del área C (Figura 5) el valor del exponente de Hurst y su dimensión fractal correspondiente disminuye hasta 0.49 y 1.51, respectivamente. Estos valores indican que a esta escala de observación las distribuciones de tonos de gris ya corresponden al ruido blanco, por lo cual ya no se puede extraer el patrón estructural de la superficie retratada en la imagen cuyos rasgos están cubiertos por el ruido. De este modo, la primera segmentación del área de interés resultó en imágenes más informativas en comparación con la segunda. Sin embargo, la técnica de ondoletas conservó la tendencia observada en las dos escalas anteriores de la imagen siendo H_2 y su dimensión fractal iguales a 0.73 y 1.27, respectivamente, indicando la persistencia del fenómeno estudiado. Analizando el comportamiento de los valores del exponente de Hurst, calculado a partir de la ecuación genérica $H = 2 - D$ que define la rugosidad de los datos se observa el hecho descrito por Malamud y Turcotte, [1999] quienes mencionan que cuanto menor es el valor de H para un conjunto, más rugoso es este último. El valor más bajo de H_2 (0.73) del histograma Cb



en comparación con C ($H_2=0.96$) indica una mayor rugosidad de la señal extraída a partir de la distribución de los tonos de gris de la primera (Figura 4) que es reflejada en la visiblemente menor homogeneidad de su histograma.

En la siguiente escala de segmentación de la imagen del área 1, que se obtiene al segmentar la imagen Cb, extrayendo la sub-imagen Cba, el valor de H_1 disminuye para su histograma mostrando una rugosidad máxima de la serie de tiempo analizada (0.34) mientras que para el método de ondoletas H_2 se detecta una rugosidad mínima de 0.57, cercana al ruido blanco. Si el primer valor citado de H comprueba que existe un comportamiento antipersistente de los tonos de gris extraídos del segmento analizado, y por ende una correlación a largo plazo, la rugosidad de los datos obtenidos con la técnica de ondoletas (H_2) comprueba lo contrario: una leve persistencia de TDG cercana al ruido blanco.

En general el análisis del rango re-escalado proporcionó un valor promedio más bajo del exponente de Hurst (H_1) de 0.54 (desviación estándar (SD) de 0.23), siempre cercano al ruido blanco mientras que el método de ondoletas (H_2) extrajo H máximo de 0.75 (SD= 0.19) de las imágenes segmentadas (escaladas) del área 1 (C, Cb y Cba). Sin embargo, ambos promedios corresponden al fenómeno persistente ($H>0.5$, $D<1.5$), siendo la estimación de la rugosidad de los datos extraídos a partir de las imágenes escaladas del radar más exacta con H_2 (Figuras 7 y 8).

Los datos de la rugosidad de la imagen del área 6 medida mediante el exponente de Hurst se presentan en la Figura 6. Los valores altos de H_1 y H_2 (0.98 y 0.65) confirman una correlación positiva entre la intensidad de grises de píxeles de la imagen original (escala 1) consistente con un comportamiento persistente de datos ($H>0.5$). El mismo comportamiento se obtuvo para imágenes segmentadas durante el primer escalado del área 6 con valores del exponente de Hurst, $H_1= 0.73, 0.63, 0.77$ y 0.72 , y de $H_2=0.86, 1.00, 0.86$ y 0.99 para las áreas A, B, C y D, respectivamente. Sólo el segmento B no



mostró un comportamiento fractal ($H=1$). *Martínez y Vinagre, [2002]* mencionan que la persistencia de datos es mayor conforme el valor de H es más cercano a uno. Los resultados obtenidos sugieren una fuerte relación positiva entre los valores de la intensidad de gris que puede ser considerada como un reflejo de los rasgos físicos relacionados con la rugosidad de la superficie y la salinidad de los suelos correspondientes.

El segmento C producto de la primera división de la imagen original del área 6 es de particular interés para el análisis de la rugosidad (Figura 6). A la segunda escala de observación se obtuvo el área Cd, con el valor bajo de H_1 (0.48) que refleja el fenómeno antipersistente $H < 0.5$. Sin embargo, el valor alto de H_2 (0.78) documenta el comportamiento persistente de la información sobre la rugosidad extraída a partir de la imagen C. En este caso la técnica de ondoletas continúa comprobando a lo largo de la segmentación, hasta la tercera escala de la imagen Cda la persistencia de los datos, para este último segmento los valores del exponente de Hurst obtenidos son $H_1=0.32$ y $H_2=0.82$, siendo similares las tendencias a las detectadas en la escala anterior con valores H_1 y H_2 encontrados para el segmento Cd. Los valores altos de H (>0.5) indican la existencia de las correlaciones positivas que muestran la persistencia de TDG o memoria a corto plazo. El régimen persistente ($H_2 > 0.5$, $D_2 < 1.5$) para las escalas de segmentación de las imágenes Cd y Cda permiten extraer la rugosidad de las superficies salinas de las dos áreas estudiadas.

Las imágenes escaladas del mismo segmento (por ejemplo, C, Cd y Cda) tienen un valor del exponente de Hurst promedio $H_1=0.52$ ($SD=0.30$) y $H_2=0.82$ ($SD=0.04$). Comparando los datos de las figuras 9 y 10 se puede concluir que según la técnica de ondoletas la mayoría de las áreas estudiadas son invariantes al escalado (H_2 no cambia significativamente durante la segmentación de la imagen) y, por ende, los modelos fractales son útiles para su descripción dentro del rango de escalas estudiadas (3 niveles de segmentación de las escenas de interés de la imagen SAR). Cabe mencionar que las



propiedades fractales de las áreas escaladas tienen valores de H_1 y H_2 que caracterizan la distribución espacial de la rugosidad superficial desde diferente ángulo, por lo cual sus valores no necesariamente tienen que coincidir. Los resultados de la presente investigación comprueban que la rugosidad de las imágenes de superficie del suelo, medida en términos del exponente de Hurst (H) puede ser usada como una medida del grado de irregularidad espacial de distribución de la salinidad sobre la superficie del suelo.

El análisis comparativo de los histogramas presentes en las Figuras 5 y 6 visualizan el cambio en la capacidad informativa de los segmentos extraídos a partir de una imagen del radar SAR. La imagen original presenta un dominio del ruido sobre la información requerida de la rugosidad de las superficies. Sin embargo, a partir de la escala 3 las imágenes segmentadas Cba (del área 1) y Cda (del área 6) presentan diferencias significativas en la rugosidad de sus histogramas. En ambos casos, la función de distribución de probabilidades (el histograma) cambia desde unimodal (aproximadamente normal) a multimodal. Los nuevos picos que aparecen en los histogramas de las imágenes Cba y Cda coinciden con las costras salinas cuya reflectividad es estadísticamente mayor que de las superficies sin sales y por ende cuya TDG abarca una mayor proporción de los tonos más claros del espectro de intensidades de grises. Las diferencias entre rugosidad del área 1 y 6 son estadísticamente significativas.

4.2.6. Conclusiones

El análisis de la rugosidad de las imágenes de dos áreas de referencia para el presente estudio (1 y 6) con características contrastantes de uso y con distinta presencia de sales sobre la superficie de los suelos evaluados, demuestra que la información extraída a partir de la distribución de los tonos de gris sobre la imagen original es representativa de la rugosidad física de la superficie de las áreas estudiadas, siendo estadísticamente diferente para las áreas 1 y 6. El análisis visual de las imágenes digitales, así como el estudio de la densidad de distribución de tonos de gris traducida a sus histogramas, al igual que el



procedimiento de segmentación de imágenes utilizado, son partes consistentes del análisis del patrón estructural de los suelos de interés a una escala satelital de observación (datos del radar SAR). Los resultados presentados indican que las series de tiempo constituidas por los tonos de gris extraídos a partir de las imágenes multiescalares de las áreas 1 y 6 son fractales auto-afines, con una invariancia al escalado estadístico. La estructura espacial y la independencia de los datos de la escala de observación fueron estudiadas a través de las series espaciales estocásticas formadas por las intensidades de grises utilizando el exponente de Hurst (H) dentro de un amplio rango de escalas. El exponente de Hurst se obtuvo por dos técnicas fractales: el rango re-escalado ($D_{R/S}$) y ondoletas (D_w). Los datos de H por el método de R/S, demuestran un decremento de la precisión de información ya que la distribución de los TDG persistente en la imagen original se cambia a la antipersistente pasando por un punto de inflexión que corresponde al $H \approx 0.5$ cercano al ruido blanco. Los diferentes resultados se encontraron estimando el exponente de Hurst por el método de ondoletas con valores de H siempre >0.5 , y con una relación de persistencia de los TDG que se conservó desde la primera hasta la tercera segmentación, indicando estadísticamente el mismo régimen de persistencia para todas las imágenes de las áreas escaladas. Se confirmó que el análisis de la rugosidad por el método de ondoletas D_w cuantifica de un modo aceptable estadísticamente el fenómeno de persistencia vía el exponente de Hurst a partir de los conjuntos de datos formados por los tonos de gris que son series de tiempo no estacionarias. El análisis de la rugosidad de las imágenes digitales del área 6 demostró una nueva forma cuantitativa de evaluar el grado de persistencia (memoria a corto plazo) de la textura de las imágenes de las superficies salinas. Las diferencias en la distribución de los tonos de gris que tienden a 255 permiten su correlación con la presencia de las costras salinas superficiales.



V. ANÁLISIS DE LA ESTRUCTURA DE LAS COSTRAS SALINAS A ESCALA DE CAMPO

5.1. Introducción

Las concentraciones elevadas de sales solubles en los horizontes superficiales del suelo es uno de los principales problemas mundiales con consecuencias económicas, sociales y ambientales [Dregne, 1994; Ghassemi et al., 1995; Sumner, 2000]. La alta concentración de sales solubles acelera los procesos de degradación de los suelos provocando cambios significativos en su textura y estructura [Howari et al., 2002; Giron et al., 2008].

Generalmente los suelos salinos presentan concentraciones altas de Na^+ , K^+ , Mg^{2+} , Ca^{2+} , Cl^- , CO_3^{2-} , HCO_3^- y SO_4^{2-} en la solución del suelo durante el período de sequía; cuando la evaporación excede a la precipitación, las sales en solución ascienden a la superficie y se precipitan sobre ésta, fenómeno evidenciado por la formación de costras salinas de color blanquisco provocando la compactación de la capa arable y la disminución de la infiltración del agua [Crowley, 1993; Ben-Dor et al., 1999; Farifteh et al., 2007]. La salinidad también afecta el crecimiento de los cultivos con severas pérdidas en la producción agrícola [Ghassemi et al., 1995].

En las zonas áridas y semiáridas, así como en cuencas endorreicas que carecen de drenaje interno para eliminar la escorrentía con sales en solución, los suelos están sujetos a la salinización [Ortiz, 1992; Crowley, 1993; 1999; Giron, 2002]. Para controlar y manejar la salinidad en estos ambientes, es importante implementar las metodologías rápidas y efectivas en costos para el diagnóstico, pronóstico y mapeo de los suelos afectados por sales a escala de campo y revisando la información con datos auxiliares de propiedades físicas y químicas determinadas en laboratorio.



Existen diferentes clasificaciones para agrupar a los suelos afectados por la salinidad. Una de ellas es la propuesta por *Aceves [1979]*, con fines de manejo agrícola donde los suelos salinos y sódicos se agrupan en cuatro categorías considerando el grado de salinidad y sodicidad, así como su efecto sobre el rendimiento de los cultivos. *Szabolcs [1989]* ha propuesto una clasificación basada en las características y tipos de sales presentes en los suelos, agrupándolos en cinco categorías: salinos, alcalinos, yesosos (poseen altas cantidades de sulfatos de calcio), sulfatos ácidos y magnésicos.

En la actualidad, la clasificación más común que se utiliza para los suelos afectados por sales es la propuesta por el Laboratorio de Salinidad del Departamento de Agricultura de los Estados Unidos de América [*Richards, 1985*]. Esta clasificación requiere de la determinación de la conductividad eléctrica (CE) del extracto obtenido por vacío de una pasta saturada del suelo, expresada a una temperatura de 25°C (para el caso de los suelos y aguas la CE se expresa en unidades llamadas decisiemens/metro⁻¹) y del porcentaje de sodio intercambiable (PSI), el cual se calcula a través de la determinación de la relación de adsorción de sodio (RAS) en el mismo extracto. Con estos parámetros reclasifican a los suelos en cuatro categorías: 1) Salinos con $CE \geq 4 \text{ dSm}^{-1}$ y $PSI < 15$; 2) salino sódicos con $CE \geq 4 \text{ dSm}^{-1}$ y $PSI \geq 15$; 3) sódicos con $CE < 4 \text{ dSm}^{-1}$ y $PSI \geq 15$; y, 4) no salino, no sódico con una $CE < 4 \text{ dSm}^{-1}$ y $PSI < 15$. Sin embargo, esta clasificación está basada en una información rígida de grupos con límites concisos, y no considera la naturaleza de la sal y los contenidos de ella que varían en forma horizontal y vertical aún cuando evidentemente las costras salinas aparecen sobre la superficie del suelo. Además, la concentración de sales puede variar estacionalmente y a cortas distancias, lo cual dificulta la caracterización y mapeo de suelos afectados por salinidad.

De todo lo mencionado resalta la necesidad de un análisis de la identificación constante de las primeras etapas de salinización de los suelos tanto en la evaluación de su extensión, así como del grado de severidad vitales en los términos de manejo y sustentabilidad,



especialmente en áreas con condiciones climáticas y topográficas que favorecen la acumulación de sales solubles a través del perfil del suelo.

El desarrollo de métodos para el mapeo de suelos afectados por sales a partir de datos de percepción remota en combinación con las mediciones de campo, ha sido objeto de varios estudios [Crowley, 1993; Ben-Dor et al, 1999; 2002; Metternicht y Zinck; 2003; Farifteh et al., 2007]. Los métodos más novedosos involucran la interpretación visual de imágenes obtenidas por los sensores remotos y técnicas de combinación espectral [Dehaan y Taylor, 2002; 2003]. Mediciones de campo a partir del muestreo de suelos para análisis de laboratorio, técnicas de inducción electromagnética (EM) *in situ* para medir la conductividad eléctrica del suelo son generalmente aceptadas para cuantificar la salinidad del suelo [Dehaan y Taylor, 2002; Sommer et al., 2003; Corwin et al., 2003; Farifteh et al., 2007]. Sin embargo, las mediciones de campo son costosas, consumen tiempo y proveen información puntual sobre la severidad de la salinidad en los suelos. Por lo tanto se buscan nuevas herramientas de mapeo tales como las imágenes ópticas por ser más eficientes para detectar y mapear las áreas afectadas por salinidad [Taylor et al., 1996; Ben-Dor et al., 2002].

La variabilidad espacial de la salinidad, ha sido relacionada con varios procesos independientes (Ver Capítulo II) que operan a diferentes escalas espaciales y temporales, siendo los sistemas afectados de naturaleza jerárquica [Kooiistran y Noordwijk, 1996; Sommer et al., 2003; Pachepsky et al., 2003]. Sin embargo, los procesos que dominan a una escala determinada pueden no tener un efecto significativo en otra escala. Por ejemplo, el efecto de los procesos locales tales como las variaciones del nivel de manto freático y la textura del suelo son enmascarados por procesos que ocurren a escalas regionales tales como la topografía y diferencias morfológicas del suelo [Zelege y Si, 2005]. En cambio, las diferencias esperadas de la salinidad de los suelos, derivadas de las variaciones de los procesos determinados a escalas regionales pueden ser enmascaradas por procesos que actúan a escalas locales. Tales procesos sobrepuestos de diferente



naturaleza se desarrollan dentro de un amplio rango de escalas. Los estudios recientes [Ben-Dor et al., 2002; Metternicht y Zinck, 2003; Farifteh et al., 2007] reportan la variabilidad de la salinidad de los suelos y utilizan un conjunto de datos extraídos de las imágenes de la percepción remota correlacionándolos con las propiedades físicas y químicas de los suelos. Los trabajos mencionados, sugieren un análisis multiescalar de la salinidad.

Como ya se mencionó en los capítulos anteriores, algunos procesos físicos del suelo se describen con mayor precisión utilizando la caja de herramientas de la geometría fractal, una nueva técnica analítica diseñada para cuantificar las propiedades de los complejos sistemas naturales. Los trabajos previos han demostrado que el uso de las imágenes obtenidas a través de las técnicas de percepción remota y referidos a los rasgos físicos del suelo exhiben comportamiento multiescalar y multifractal cuya propiedad básica es la invariancia al escalado [Kim y Barros, 2002; Bryksina y Last, 2005; Oleschko et al., 2002; 2004; Panahi y Cheng, 2004].

El desarrollo de técnicas efectivas para el análisis de las series de tiempo extraídas a partir de las imágenes digitales de sensores remotos es un paso importante en el estudio de la dinámica temporal y espacial de la salinidad de suelos. El componente temporal, integrado a las firmas espectrales y espaciales, de estos últimos, proporciona información esencial sobre los sistemas afectados por este proceso de degradación. Los métodos avanzados del análisis son cruciales para la exploración de la información generada por los sensores cuyos datos constituyen las series de tiempo o de observación de los principales atributos de los sistemas explorados. Hasta la fecha, varios métodos y algoritmos han sido desarrollados por nuestro grupo de investigación para extraer las series de tiempo de las imágenes [Oleschko et al., 2000a; 2000b; Miranda et al., 2006; Velázquez, 2006; Giron et al., 2008] de percepción remota de diferentes rasgos físicos.



La geometría fractal es especialmente útil para el estudio de los sistemas complejos con una estructura jerárquica, que presentan una clara invariancia al escalado [Flores, 2003; Oleschko, et al., 2000a; 2004]. En este contexto el fenómeno de la salinidad de los suelos puede ser analizado a partir del análisis de la estructura jerárquica del sistema. Por ejemplo, el clima que influye en el desarrollo de suelos salinos, siendo éste un fenómeno dinámico a escala tanto global como local y un producto integral de la topografía y drenaje interno del suelo, fenómenos importantes a escalas más detalladas. La formación de costras salinas sobre la superficie depende de los fenómenos señalados así como de los otros componentes del sistema que se encuentran a escalas más grandes. Las técnicas comunes para el mapeo de la variabilidad espacial de las propiedades físicas y químicas del suelo se sitúan a escalas intermedias (m^2).

En esta parte del estudio se implementa una nueva metodología del procesamiento de datos diseñada para mapear las superficies afectadas por sales a escala de campo. El enfoque del uso integral de datos se aplica en el sentido de que los datos de diferente naturaleza (imágenes de las costras salinas así como la abundancia de iones de diferente tipo de sales) y precisión (que determina de distintas maneras los atributos de las costras salinas) son extraídos a partir de varias fuentes tales como observaciones puntuales de campo, análisis de laboratorio así como a nivel satelital a partir de imágenes de percepción remota.

Los avances en los métodos de adquisición de datos de campo son empleados en el presente estudio para alimentar las técnicas diseñadas para detectar las áreas afectadas por salinidad. La capacidad predictiva de estas técnicas se basa en la veracidad de las relaciones empíricas establecidas entre las propiedades fisicoquímicas del suelo y las imágenes digitales de las costras salinas. Los resultados pueden ser extrapolados a áreas no estudiadas con condiciones de salinidad similares a las áreas afectadas por sales analizadas en este trabajo.



5.1.1. Tratamiento y segmentación de las imágenes digitales

Los métodos de segmentación de imágenes proporcionan una alternativa importante para la clasificación convencional por píxel que permite considerar el contexto espacial. Durante la segmentación un área de interés dentro de un continuo agrupamiento de píxeles se divide en segmentos o regiones, basándose en similitudes o diferencias de los valores de tonos de gris (0 a 255) de la imagen [Lhermitte et al., 2008].

La segmentación de imágenes ópticas provenientes de los sensores remotos permite cuantificar la heterogeneidad espacial de los datos a diferentes escalas. La complejidad, variabilidad y fragmentación, de las imágenes a estas escalas refleja la magnitud de los procesos que ocurren en los sistemas naturales [McBratney, 1998; Kartikeyan et al., 1998]. Es posible delimitar las zonas homogéneas dentro de una imagen generalizando la información espacial a escala global, reduciendo al mismo tiempo el efecto de la heterogeneidad local que frecuentemente enmascara los modelos espaciales genéricos. La segmentación implica una estructura jerárquica de la imagen que puede ser visualizada entre segmentos a diferentes escalas espaciales [Lhermitte et al., 2008].

Bajo este contexto, en el presente estudio, los suelos afectados por sales se dividieron en los conjuntos espaciales correspondientes a regiones observadas a escala satelital (Ver Capítulo IV), las cuales son subdivididas a su vez en subconjuntos que corresponden a partes de la región de interés a escalas más detalladas. Esta jerarquía coincide con los rasgos físicos de la superficie del suelo. Por ejemplo, las costras salinas superficiales de los suelos afectados por sales, constituyen los niveles más bajos (escala de campo) del fenómeno a estudiar. Sin embargo, estas costras son utilizadas para el análisis de la salinidad a niveles jerárquicos superiores.

Oleschko et al., [2000a, 2004] y Miranda, [2006], han comprobado que la segmentación de las estructuras jerárquicas en las imágenes digitales de suelos con



génesis contrastante puede llevarse a cabo de un modo cuantitativo permitiendo recuperar la información sobre la variabilidad temporal de las imágenes bi-dimensionales obtenidas por los sensores remotos con diferente resolución espacial y espectral. Los algoritmos diseñados [Parrot, 2003a; 2003b; 2003c] permiten reflejar la agrupación jerárquica de datos a partir de las series de tiempo extraídas de las imágenes digitales de las costas salinas.

Uno de los métodos directos para caracterizar la estructura del suelo, es el análisis del arreglo espacial de las intensidades de los tonos de gris (TDG) de las imágenes adquiridas por diversos sensores o fotografías tomadas con la cámara digital, microscopio óptico o electrónico [Oleschko, et al., 2000a; 2000b; 2004; Bryksina y Last, 2005]. El análisis estadístico de TDG provee índices de carácter general y conducen a entender los mecanismos de las relaciones entre la geometría de la superficie del suelo y de los procesos que en este ocurren [Pachepsky et al., 2003]. La invariancia al escalado del patrón estructural del suelo puede ser caracterizado con las técnicas fractales. El enfoque fractal asume una distribución jerárquica de las propiedades del suelo representadas en nuestro caso por los datos de TDG extraído de las imágenes. Una estructura fractal puede ser vista como la unión de los sub-conjuntos similares por morfología o por los momentos centrales de sus atributos al todo.

La variabilidad espacial de los procesos naturales se deriva de varios procesos independientes que operan a diferentes escalas espaciales y temporales cuya naturaleza jerárquica es ampliamente reconocida [McBratney, 1998; Pachepsky et al., 2003]. La invariancia al escalado de los procesos es fundamental para el estudio de su variabilidad, la cual se preserva a través de todas las escalas de observación y que puede ser distinta y modelada usando parámetros de escala [Zelege y Si, 2005].

El concepto de autosimilitud y autoafinidad son de gran importancia para esta modelación. El primero se refiere al conjunto que difiere del patrón original después de su



escalamiento por un sólo factor en todas las dimensiones observadas. El segundo, (la autoafinidad) es el proceso en el que al cambiar la escala temporal se obtiene su copia que difiere del original sólo en la escala espacial [Bullmore et al., 2004; Muños, 2005]. La dimensión fractal (D) que proviene del latín “*fractus*” que significa fraccional o fraccionario, es la principal medida del grado de fractalidad del conjunto que ha sido exitosamente aplicada para medir el grado de irregularidad de los objetos y establece relaciones rigurosas entre las propiedades de los sistemas con naturaleza jerárquica y la escala de su observación (vía las leyes de potencia o power laws).

5.2. Materiales y métodos

5.2.1. Delimitación del área de estudio

Para delimitar el área de estudio de los suelos de interés, a una escala de campo de observación se utilizó la imagen de radar de apertura sintética (SAR, ERS-2, Figura 4), seleccionando una área representativa con condiciones de salinidad, la cual se localiza en Montecillo, Estado de México (Ver Capítulo III). La rugosidad presente en la imagen (textura) provee una información útil sobre el grado de ocurrencia y la dinámica espacio-temporal [Metternicht y Zinck, 2003] de sales en la zona. La comparación de distribución de las costras salinas observada en el campo (Figura 11) con las variaciones de los patrones espaciales del brillo en cada píxel (escala de gris de 0 y 255) de la imagen radar, mostró una correlación entre la rugosidad física y distribución de los tonos de gris con valores cercanos a 255 relacionando estos últimos con altas concentraciones de sales.

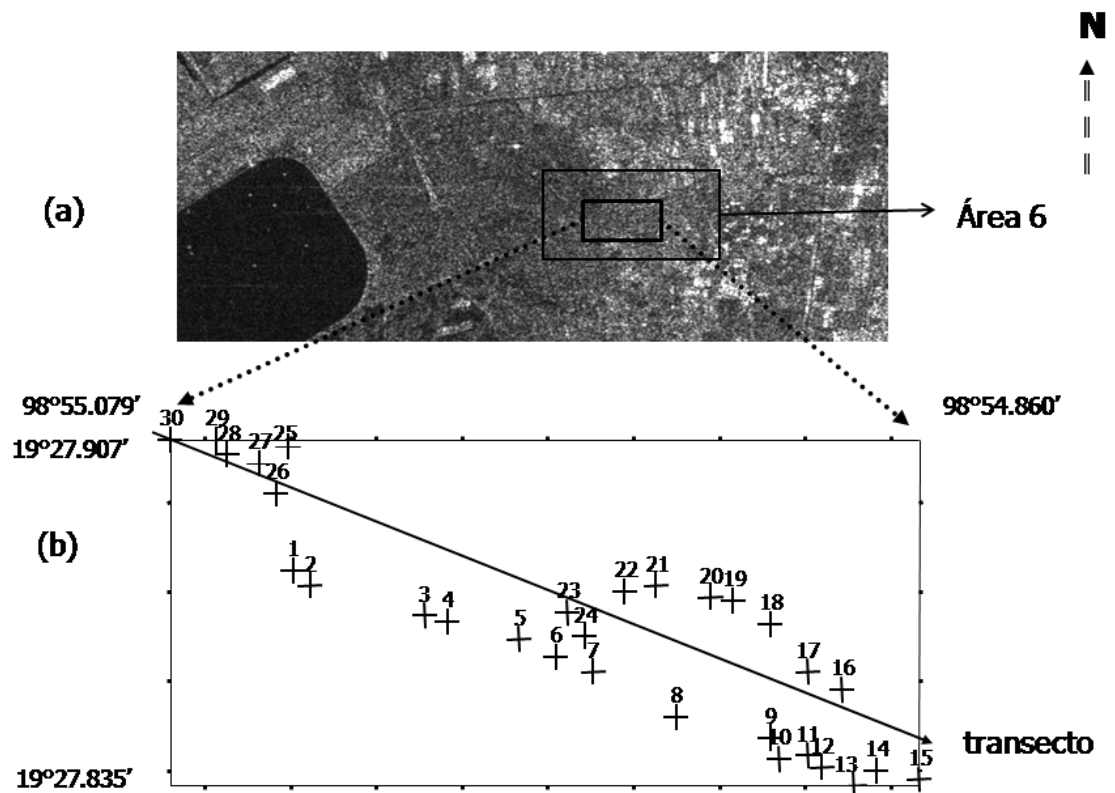


Figura 11. Ubicación del área de estudio: a) Imagen-P de radar de apertura sintética (SAR) y b) transecto del muestreo realizado en el presente estudio, donde (+) indican los puntos de muestreo de las costras salinas realizado *in situ*.

5.2.2. Ubicación de los puntos de muestreo

Para obtener información detallada de los cambios espaciales de las propiedades fisicoquímicas del suelo y su relación con la distribución de las manchas salinas sobre la superficie del área de estudio, se trazó un transecto de muestreo (500 m lineales). Sobre éste se ubicaron 30 costras salinas superficiales con un diámetro mayor de 1 m², que fueron georreferenciadas sobre el terreno con ayuda de un Sistema de Posicionamiento Global (GPS), Garmin[®] eTrex Vista. Su ubicación se presenta en la figura 11b.



5.2.3. Captura de las imágenes fotográficas a partir de las costras salinas

Para comprobar la auto-similitud y la independencia de escala de la estructura de las costras salinas en el estudio de su rugosidad a escala de campo se tomaron *in situ* las imágenes digitales (fotografías) de tamaño 1280×960 píxeles de 24 bits (2^{24}) con formato *.jpg*. Para el estudio de la estructura de las costras salinas las imágenes digitales se transformaron posterior al proceso de segmentación a imágenes con profundidad de 8 bits (2^8) y con un formato *.raw* dentro de un programa de procesamiento de imágenes *Paint Shop Prop Ver. 7 (PSP)*, en este programa se utilizó del menú la herramienta colores y la opción escala de gris.

Todas las imágenes fueron capturadas por una cámara fotográfica (DSC-P52, Ciber Shot Sony) con 3.2 mega píxeles. La serie de 30 imágenes individuales de costras salinas fue adquirida de acuerdo a su posición geográfica establecida (Figura 11b). Las imágenes fueron capturadas a una distancia de 1 m de altura a partir de la superficie.

5.2.4. Determinación de las propiedades físico-químicas del suelo

De cada una de las costras salinas geo-posicionadas en el campo (Figura 11b) se tomó una muestra del suelo (de 0 hasta 5 cm de profundidad), utilizando una espátula de acero inoxidable de $15 \times 15 \text{ cm}^2$. La caracterización física y química de las muestras se realizó en el Laboratorio de Fertilidad de Suelos, Instituto de Recursos Naturales, Colegio de Postgraduados con las técnicas de referencia para el análisis de los siguientes parámetros: el contenido de la materia orgánica (MO, *Walkley y Black, 1934*); el pH del suelo (relación 1:2, en el extracto de saturación, medido en un equipo Conductronic, *Bastes, 1978*); el contenido de los aniones solubles; concentración de carbonatos (CO_3^{2-} , *AOACH, 1950*) y bicarbonatos (HCO_3^- , *APHA, 1946*) medidos por volumetría de neutralización, así como el contenido de los cloruros (Cl^- , por volumetría de precipitación, *Hanzen, 1889*), nitratos (NO_3^- , por nitratación con ácido salicílico, *Robarge et al., 1933*), sulfatos (SO_4^{2-} , por turbidimetría con goma arábica, *AOACH, 1950*). Además, se



determinó la concentración de los cationes solubles: sodio (Na^+) y potasio (K^+) (por espectrofotometría de emisión atómica), calcio (Ca^{2+}) y magnesio (Mg^{2+}) (por espectrofotometría de absorción atómica, *Sachdev y West, 1970*). Conductividad eléctrica (CE, dS m^{-1}) se midió en el extracto de saturación (previa preparación de la pasta de saturación, utilizando una celda de conductividad, *Jones y Bradshaw 1933*). También se determinó el porcentaje de saturación de sodio (PSI) derivado de la relación gráfica de Ca^{2+} , Mg^{2+} y Na^+ , y la relación de adsorción de sodio (RAS) de acuerdo con *Richards [1985]*: $\text{RAS} = \text{Na}^+ / [(\text{Ca}^{2+} + \text{Mg}^{2+})/2]^{1/2}$. De las propiedades físicas se cuantificó la distribución de partículas por el tamaño (por el método del hidrómetro de *Bouyoucos, 1936*). Los métodos químicos y físicos usados para cada análisis fueron planteados y recopilados por *CSTPA [1980]*, *Richards [1985]* y *Etchevers [1992]*.

En las tomas de lecturas de color, se utilizó un cromametro CR-310, con un procesador de datos DP-301 (Minolta, Japón), que mide el color reflejado de las superficies en cinco espacios en color diferentes. El instrumento contiene una esfera integrada, para iluminar un espécimen uniformemente en todas direcciones. Las lecturas se efectúan con un componente especular incluido (SCI); el campo de visión instantáneo (IFOV) con un diámetro de 8 mm; el área de trabajo es de 50 mm de diámetro de medición circular. Este sensor tiene una fuente de luz de pulso de arcón-xenón, que ayuda a una estable y uniforme iluminación de la muestra por la fuente de luz estándar C cuyas características promedio se aproximan a la luz del día (6774°K) [*Adderley et al, 2002*]. El sensor presenta una geometría óptica d/0 con observador estándar 2° que asegura una iluminación uniforme y exacta para la medición del color de los objetos granulares y polvosos con un accesorio para materiales granulares de acuerdo a *Barrett [2002]*. Las mediciones de las lecturas son estandarizadas por una placa blanca con 93.50 % de reflectancia.

Para una mejor visualización del color se trabajó con dos espacios de color: el espacio de color en el índice Munsell y el color CIELAB. El primero de ellos, que se utiliza



comúnmente en los estudios de suelos, es formado por tres atributos conceptuales: Hue (longitud de onda dominante), value (grado de oscuridad o claridad del color) y croma (saturación del color). El segundo espacio de color fue desarrollado por CIE 1976 (Ver capítulo II) y utiliza tres principales componentes: la luminosidad L^* (brillantes, similar al parámetro del color value en el índice Munsell) cuyo valor abarca de 0 (negro) a 100 (blanco), así como dos componentes cromáticos a^* (equivalente al Hue, desde el rojo hasta el verde) y b^* (equivalente al Hue, desde el azul al amarillo) [Sánchez-Marañón *et al.*, 1995; Barrett, 2002; Yang *et al.*, 2003].

Las mediciones del color fueron realizadas en el contacto directo con el suelo y siguiendo la distribución espacial de las costras salinas ubicadas en campo (Figura 11b). Los resultados de las mediciones de las propiedades físicas y químicas, así como del color de los suelos evaluado en los dos sistemas de color, están resumidas en el anexo A1.

5.2.5. Tratamiento y segmentación de las imágenes fotográficas

Las imágenes de costras fueron segmentadas previo al análisis fractal a un tamaño de 748×794 píxeles (Figuras 12-15) con la finalidad de tener una mejor representación de la estructura y rugosidad de las costras salinas, y eliminar toda fuente de variación externa a la imagen (medio físico dentro del cual están embebida las costras), en el ambiente común para el procesamiento de imágenes digitales PSP. La imagen resultante con extensión *.raw* se convirtió a una columna de valores de tonos de gris. Esta serie de tiempo es representada por los valores de intensidad de gris (TDG) extraídos de cada imagen aplicando el algoritmo denominado Histograma Generalizado (**Hist-Gen**) desarrollado por Parrot [2003b], que conserva el orden espacial de los píxeles de la imagen original línea por línea (como ya se detalló en el Capítulo IV). El programa despliega una columna de valores en *Excel (.xls)*, que corresponden al tono de gris de cada píxel de la imagen, cuya ubicación espacial es conocida. Para una imagen del tamaño 748×794 píxeles se obtiene una serie del tiempo formada por 65 536 datos. La secuencia de datos en escala de gris es considerada como una función fractal auto-afín



como lo detalla *Oleschko et al., [2008]*. Para extraer los parámetros fractales de la serie de observación representada por los valores de los TDG se utilizó una de las 13 rutinas del paquete comercial *Benoit 1.3 [2006]* que está constituida por las técnicas del análisis fractal de los conjuntos auto-similares y auto-afines. Para el presente estudio los fractales auto-afines son de mayor importancia.

5.2.6. Firmagrama y líneas de referencia de costras salinas

En la Informática Fractal de Imagen [*Oleschko et al., 2008*] hay dos herramientas especialmente útiles para la descripción de la rugosidad de las imágenes, a partir de las series de tiempo o series de observaciones [*Oleschko y Tarquis, 2007*]. La primera de ellas es utilizada como una alternativa para calcular la dimensión fractal de una imagen a escala global; para esto se emplea la denominada Firma Fractal de la Distribución de Tonos de Gris también llamada el *Firmagrama*, diseñada por *Oleschko et al., [2008]*. Esta técnica tiene como finalidad cuantificar la distribución de tonos de gris en el espacio y tener la posibilidad de expresar la forma gráfica. La dimensión fractal del *Firmagrama* es representativa de la rugosidad de toda la imagen.

La segunda técnica, llamada *Línea de Referencia* o “Firma Fractal Local” es diseñada para describir la variabilidad local de la distribución espacial de los tonos de gris. Cada línea de referencia corresponde a una parte seleccionada de la imagen y contiene información a cerca de la distribución de sales entre partículas sólidas o de otra naturaleza. En el presente estudio las líneas de referencia fueron extraídas de la parte central de cada imagen digital de las costras salinas de referencia. Con las dos firmas fractales extraídas a partir de las *Firmagramas* y *Líneas de referencia* se calculó la rugosidad de las imágenes en términos de las dimensiones fractales y el exponente de Hurst correspondiente calculados por el método del rango de re-escalado ($D_{R/S}$) de las subrutina del programa *Benoit 1.3* (Figuras 12-15). Las tendencias de la variabilidad de la rugosidad de las imágenes digitales es cuantificada vía el exponente de Hurst (H), el cual



se extrae a partir de la variabilidad en el espacio de los tonos de gris sobre una imagen (series de tiempo) [Oleschko et al., 2004; Miranda et al., 2006]. De este modo se confirma la naturaleza auto-afín y la invariancia al escalado de las series de tiempo extraídas a partir de las imágenes de los objetos fractales [Zelege y Si, 2005].

5.3. Resultados y discusión

5.3.1. Caracterización de los suelos salinos

En el anexo A1 se presenta el concentrado de los datos completos, así como de los estadísticos que caracterizan los atributos fisicoquímicos de las costras salinas muestreadas en el área de estudio. Los valores promedios de CE y PSI (27.1 dS m⁻¹ y 96.5, respectivamente) se utilizaron para clasificar los suelos de interés como salino-sódicos [Richards, 1985]. La alcalinidad de estos suelos se estima de acuerdo a los valores promedio de pH determinado en la pasta de saturación y en solución H₂O (1:2), los cuales se encuentran entre 10.0 y 10.3. La alta concentración de cationes de sodio (Na⁺) que excede a los 1261 meq L⁻¹ se comparó con el bajo contenido del potasio (K⁺) y calcio (Ca²⁺, que nunca exceden a los 126 y 5.42 meq L⁻¹ respectivamente) y magnesio (Mg²⁺) que se presentó sólo en cantidades traza (0.37 meq L⁻¹). La concentración de aniones presentes en las costras decrece en el siguiente orden SO₄²⁻>Cl⁻>CO₃²⁻>NO₃³⁻>HCO₃⁻ con los valores promedio de 1379.7, 385.9, 172.9, 134.9 y 62.4 meq L⁻¹, respectivamente. El contenido promedio de MO es de 2.8% clasificándose el suelo como medianamente rico [Vázquez, 1997]. La textura de las costras salinas (Anexo A1) es variable. Sin embargo, los valores promedio indican el dominio de la arcilla sobre la arena y limo en todas las costras evaluadas.

La elevada concentración de iones de SO₄²⁻ y cationes de Na⁺ se interpretó como indicadores de dominio de sales de sulfato de sodio (Na₂SO₄) que son asociadas a los suelos salino-sódicos, cuya presencia se detecta en el campo según la apariencia esponjosa y polvorienta de color blanco de la superficie [FAO/UNESCO, 1973]. Este



fenómeno es típico para suelos salinos con costras superficiales, las cuales llegan a estar constituidas por hasta un 30% del sulfato de sodio [Ortega, 1993; Ortiz, 1999].

El color de las costras salinas se ubicó en el sistema Munsell dentro del Hue en amarillo (Y) y amarillo-rojo (YR), con valores mínimos y máximos del value de 5 a 7.7, y el croma de 0.4 a 1.3. Estos valores corresponden a un suelo con tendencia a colores claros y poco saturados [Bighman y Ciolkosz, 1993]. En cambio, en el sistema CIELAB la luminosidad determinada por el parámetro L^* presentó valores entre 51 y 79, ubicando los suelos salinos entre los blancos [Sánchez-Marañón *et al.*, 1995; Sheinost y Schwertmann, 1999], mientras que los valores mínimos y máximos de las coordenadas cromáticas a^* (0.01 y 1.30) y b^* (2.82 y 8.83) se encontraron entre valores positivos, sugiriendo la dirección del color hacia el rojo y amarillo respectivamente [Yang *et al.*, 2003].

5.3.2. Clasificación morfológica de las costras salinas

Para el análisis detallado de la rugosidad de las costras salinas, así como de su relación con las propiedades fisicoquímicas del suelo (Anexo A1), las 30 imágenes fotográficas fueron clasificadas mediante una inspección visual. Con base en la estructura morfológica de las costras y la presencia de agregados y grietas sobre la superficie del suelo, se llegó a formar cuatro grupos de costras: 1) Costras salinas ligeramente desarrolladas (CLD, Figura 12) con superficie suave y sin agregación aparente; 2) Costras salinas desarrolladas (CD, Figura 13), con superficie ligeramente rugosa y con poca presencia de grietas; 3) Costras salinas muy desarrolladas (CMD, Figura 14) con superficie rugosa y presencia evidente de grietas; y, finalmente, 4) Las costras salinas fuertemente desarrolladas (CFD, Figura 15) con superficie extremadamente rugosa y superficie totalmente agrietada.



5.3.3. Rugosidad de las costras salinas

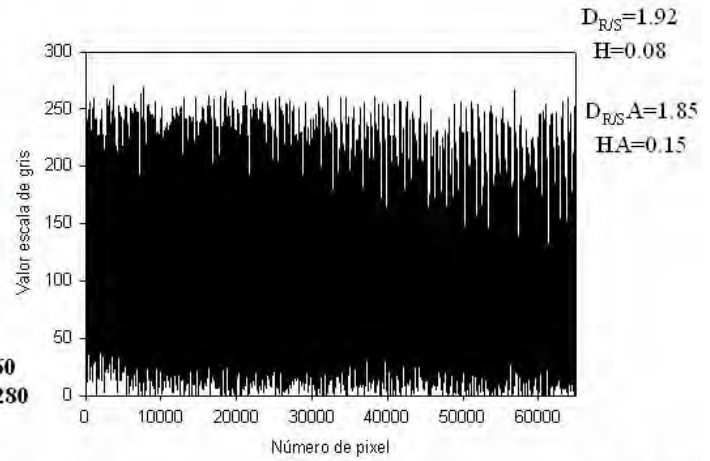
La rugosidad de las costras salinas se imprimió en la distribución y frecuencia de los tonos de gris de cada una de las imágenes fotográficas, que fueron analizadas siguiendo la metodología propuesta por *Oleschko et al. [2008]*. Los Firmagramas y Líneas de Referencia representan la variabilidad en el espacio de los píxeles que conforman una imagen digital. Su distribución gráfica completa realizada en coordenadas XY donde el tono de gris se presenta de acuerdo con su posición dentro de la imagen se muestra en las Figuras 12-15 para algunos ejemplos representativos de cada grupo de costras salinas estudiadas. En general se observa que cada imagen de las costras presenta una rugosidad y morfología superficial particulares cuyos rasgos se imprimen en los Firmagramas y Líneas de Referencia. La rugosidad de estas últimas es auto-afín.



CLD



L960
C1280



L748
C794

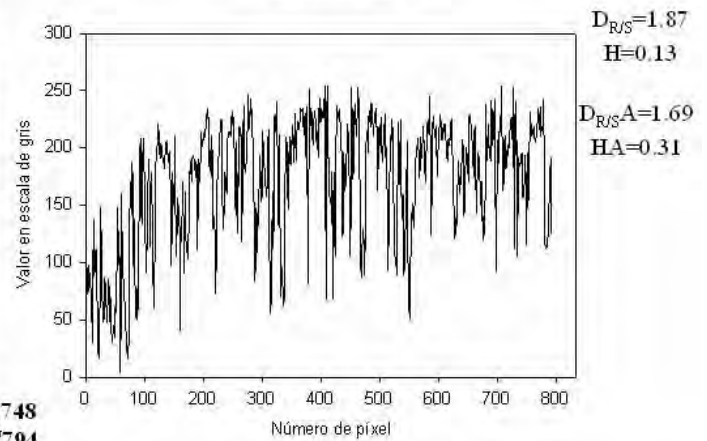


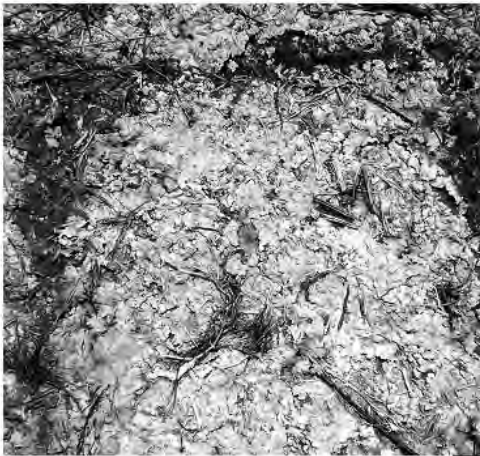
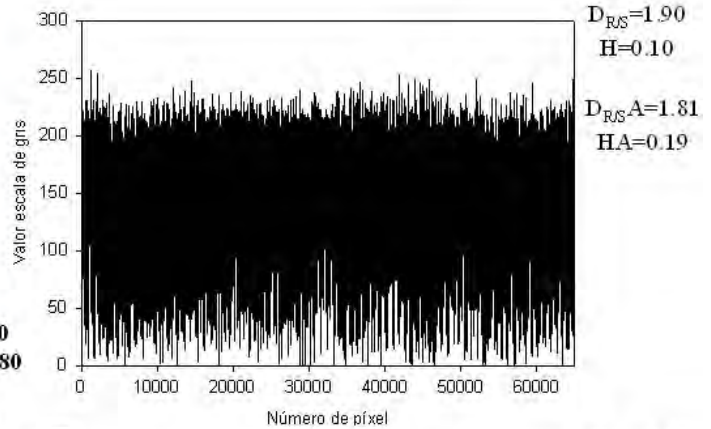
Figura 12. Rugosidad de las fotografías digitales de las costras salinas ligeramente desarrolladas (CLD) con su Firmagrama y Línea de referencia correspondientes. $D_{R/S}$ (H); valores de la dimensión del rango re-escalado calculado: $D_{R/S} A(HA)$; valores ajustados a una recta perfecta en el espacio log/log.



CD



L960
C1280



L748
C794

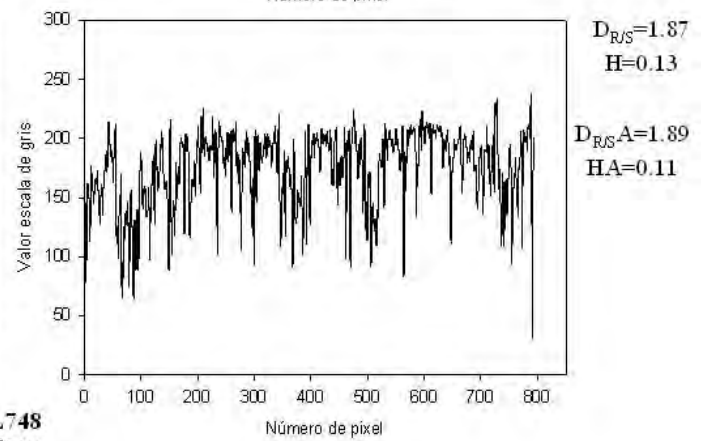


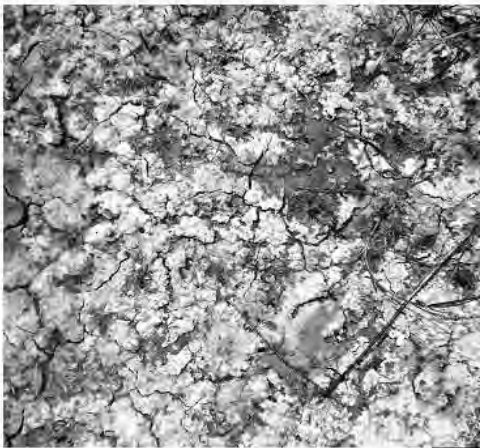
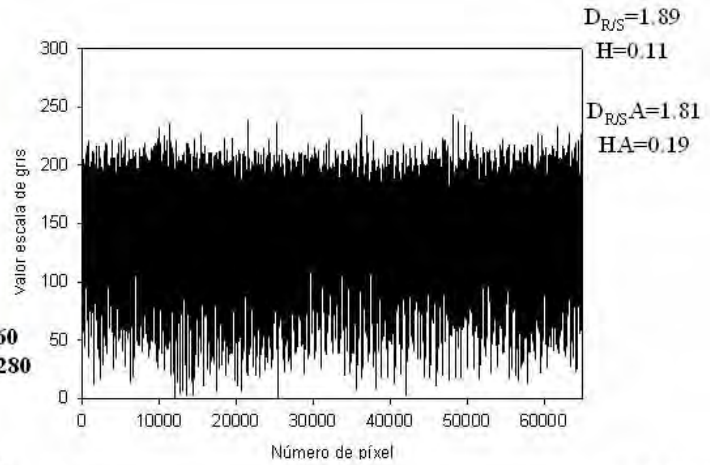
Figura 13. Rugosidad de las fotografías digitales de las costras salinas desarrollada (CD) con su Firmagrama y Línea de referencia correspondientes. $D_{R/S}(H)$; valores de la dimensión del rango re-escalado calculado: $D_{R/S} A(HA)$; valores ajustados a una recta perfecta en el espacio log/log.



CMD



L960
C1280



L748
C794

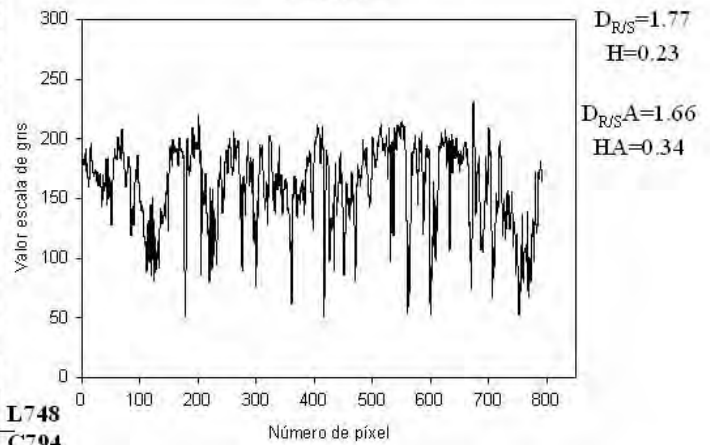


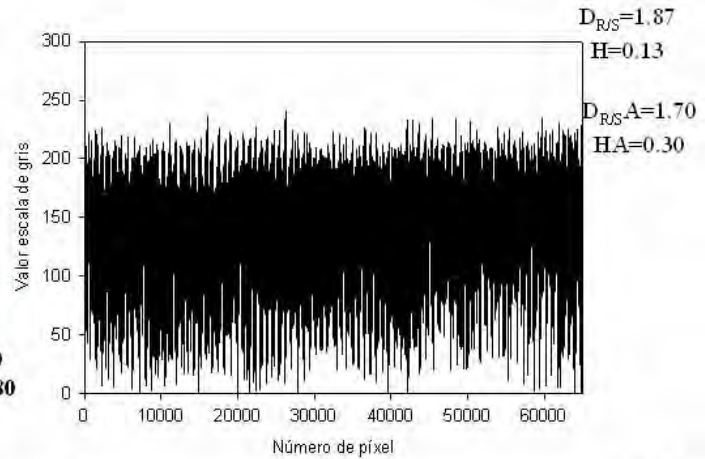
Figura 14. Rugosidad de las fotografías digitales de las costras salinas muy desarrollada (CMD) con su Firmagrama y Línea de referencia correspondientes. $D_{R/S}$ (H); valores de la dimensión del rango re-escalado calculado: $D_{R/S} A(HA)$; valores ajustados a una recta perfecta en el espacio log/log.



CFD



L960
C1280



L748
C794

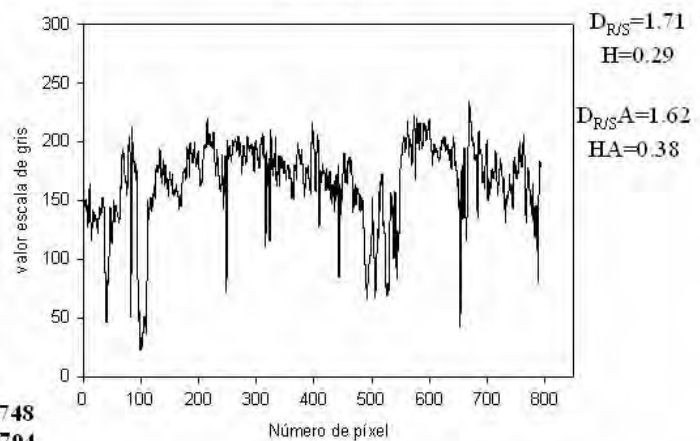


Figura 15. Rugosidad de las fotografías digitales de las costras salinas fuertemente desarrollada (CFD) con su Firmagrama y Línea de referencia correspondientes. $D_{R/S}$ (H); valores de la dimensión del rango re-escalado calculado: $D_{R/S} A(HA)$; valores ajustados a una recta perfecta en el espacio log/log.

La rugosidad evaluada a través del exponente de Hurst (H) y la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) presenta una información clara sobre la morfología de las costras salinas superficiales analizadas. Los valores de $D_{R/S}$ y H de las imágenes CLD (1.92 y 0.08, Figura 12) y CD (1.90 y 0.10, Figura 13) muestran una rugosidad máxima con ocupación del espacio fino (del tamaño de píxel) por las sales que refleja el efecto de precipitación de sal y formación del mosaico suelo-sales, de mayor heterogeneidad. El decremento del valor de $D_{R/S}$ (1.87) y un aumento respectivo del H (0.13) para la imagen CFD caracteriza la menor rugosidad que puede ser observada directamente en la imagen



donde un mayor número de píxeles está ocupado con tonos oscuros que corresponde a las fracturas (Figura 15). Lo señalado se percibe en menor irregularidad espacial de la distribución de las grietas superficiales. Sin embargo, la imagen CMD, presenta valores intermedios de $D_{R/S}$ y H (1.89 y 0.11, Figura 14), que coincide con una alta irregularidad espacial de grises que refleja el patrón del arreglo espacial entre los componentes suelo-sales y la formación incipiente de grietas en la superficie. Esta estructura coincide con un fuerte desarrollo de la costra salina que puede ser comparado con la costra salina del CFD (Figura 15) que se caracteriza por una menor heterogeneidad espacial y a la mayor proporción de grietas superficiales si se compara con los grupos restantes (CLD, CD y CMD). Relaciones similares fueron encontrados por *Taylor et al. [1996]*, en cuyo trabajo se documentó que la rugosidad de los suelos afectados por la salinidad tienen la morfología más suave con dimensiones fractales más altas, menor H y por ende máxima rugosidad.

Para obtener información sobre la variación local de la rugosidad de las costras salinas la dimensión fractal se extrajo de las Líneas de Referencia [*Oleschko et al., 2008*]. El comportamiento encontrado para la dinámica de la dimensión $D_{R/S}$ de las Líneas de Referencia (dimensión local) de las costras salinas estudiadas comparados con las dimensiones $D_{R/S}$ de los Firmagramas (dimensión global) arriba mencionadas es similar. Existe un claro decremento entre los valores de $D_{R/S}$ con el incremento del grado de desarrollo de las grietas superficiales lo cual se refleja en la disminución de la rugosidad de las imágenes en la dirección CLD→CD→CMD→CFD (1.87, 1.85, 1.77 y 1.71 respectivamente, Figuras 12-15), y los incrementos correspondientes de los valores de H (0.13, 0.15, 0.23 y 0.29 respectivamente), que refleja la disminución de la rugosidad con el incremento de la concentración de sales. Estos resultados sugieren que la información derivada de la rugosidad de las imágenes a través de las Líneas de Referencia es representativa de toda la imagen completa, cuyo análisis se realiza a través de los Firmagramas [*Oleschko et al., 2008*].



Para llegar a un mejor ajuste de las curvas auto-afines del modelo lineal, y disminuir los valores de la desviación estándar (SD) se procede a eliminar los puntos que más se desvían de la distribución hasta ajustar los valores a una línea recta y la pendiente de la recta se asemeja al valor de $R^2=1$ obteniendo un valor de la dimensión llamado $D_{R/S}$ ajustado (D_{RSA}) [Anexo A2, *Miranda, 2006*].

De este modo se encontró una relación directa entre la dimensión fractal y la rugosidad de las imágenes de costras. Un decremento en el valor de la dimensión D_{RSA} de los Firmagramas fue encontrado, que correspondió a la disminución de la rugosidad de las imágenes analizadas (Figuras 12-15), siendo el máximo valor de D_{RSA} para la imagen CLD (1.85), seguida por las imágenes CD y CMD (1.81) y CFD (1.70). Una tendencia similar se encontró al comparar los valores de la dimensión fractal local extraída a partir de las Líneas de Referencia. La dimensión encontrada es $1.69 < 1.66 < 1.62$ para CLD, CMD y CFD respectivamente. Sin embargo, el más alto valor de dimensión fractal local fue obtenido para CD (1.89), lo cual se relacionó con los cambios en la rugosidad local de la parte de la imagen seleccionada. El comportamiento de las dimensiones D_{RSA} de las Líneas de Referencia representan de un modo aproximado la rugosidad de la imagen completa que es analizada a través de su Firmagrama lo cual es útil para la estimación cualitativa y cuantitativa del grado de desarrollo de las costras salinas estudiadas. Se documentó que la secuencia y el arreglo espacial de los tonos de gris reflejada en los Firmagramas y Líneas de Referencia preservan la auto-afinidad de la rugosidad de las costras salinas evaluadas con la precisión de un píxel [*Miranda, 2006; Velázquez, 2006; Oleschko et al., 2008*].

5.3.4. Relación entre las dimensiones fractales de las imágenes fotográficas de las costras salinas y sus propiedades físico-químicas.

Las series de tiempo constituidas por los tonos de gris extraídos a partir de los archivos generados para formar los Firmagramas y Líneas de Referencia de las 30 imágenes de las



costras salinas estudiadas se utilizaron para el análisis de la rugosidad vía el exponente de Hurst (H). Las trazas auto-afines se analizaron empleando el método del rango de re-escalado ($D_{R/S}$) (Anexo A2).

El valor máximo de dimensión fractal ($D_{R/S}$) que se tuvo de los Firmagramas correspondió al grupo CLD (1.89) que presentó una máxima rugosidad de las imágenes comprobado por el valor mínimo del exponente de Hurst ($H=0.11$). El valor mínimo de la dimensión fractal fue por ende un valor máximo de H extraído de las imágenes de costras del grupo CD y CFD (1.87 y 0.13) debido a su aun alta heterogeneidad espacial y gran variedad de la morfología de grietas superficiales en comparación con los grupos CLD y CMD. El valor intermedio de la dimensión fractal $D_{R/S}$ y H correspondió al grupo CMD (1.88 y 0.12), lo cual coincide con el grado intermedio en la formación de grietas superficiales de las costras salinas pertenecientes a este grupo.

Los valores de la dimensión fractal ($D_{R/S}$) y del exponente Hurst (H) extraídos directamente de los Firmagramas demuestran una tendencia a la disminución de la rugosidad con el avance del desarrollo de las grietas superficiales que acompaña las costras salinas. La menor rugosidad se observó en las imágenes del grupo CD y CFD que explica una mayor ocupación del espacio poroso por las sales y que se caracterizan visualmente por una estructura esponjosa [*Metternicht y Zinck, 2003*] (Figuras 13 y 15). Lo contrario se observó para imágenes de las costras del grupo CLD que se caracteriza por una distribución espacial más discreta (en los píxeles aislados) de las sales siendo la apariencia de la imagen más homogénea pero la rugosidad de la imagen máxima (Figura 12). Esta tendencia se traduce en una relación lineal inversa entre $D_{R/S}$ ($R^2=0.65$) y el grado de desarrollo de las grietas superficiales que limitan las aglomeraciones de sales en las costras salinas evaluadas (Figuras 16a-b).

Un comportamiento similar fue encontrado para la asociación entre la dimensión fractal ajustada ($D_{R/S}A$) y el exponente de H correspondiente ($R^2=0.53$ y 0.52 ,



respectivamente) y los cuatro grupos de costras identificados en el presente estudio (Figura 16c-d). En cambio, la correlación entre la dimensión fractal $D_{R/S}$ y $D_{R/SA}$ (así como los valores de H) extraídas de las Líneas de Referencia y los cuatro grupos de costras no presentó ningún tipo de correlación lineal (Figuras 17a-d). Esto parece ser indicativo de que la rugosidad de una línea no refleja de forma objetiva la rugosidad global de los datos extraídos de la imagen completa, y por lo tanto las dimensiones locales son útiles para extraer sólo información al nivel más fino de cualquier elemento de la imagen, que sin embargo, no es suficiente para una caracterización global de la distribución de sales a través de la imagen. A pesar de esto, al comparar los gráficos 17a, 17c y 17d se nota una perfecta correlación, entre los parámetros fractales y las tres clases más avanzadas del encostramiento (CD, CMD y CFD, Figura 18). Por otra parte, con la finalidad de encontrar una mejor relación entre las variables analizadas se aplicó un modelo de regresión polinomial entre los valores de la dimensión fractal $D_{R/S}$ (H) y los cuatro grupos de costras y se encontró un mejor ajuste de los datos ($Y = 0.006 X^2 + 0.029 X + 1.78, R^2 = 0.94$); en cambio, para la dimensión fractal ajustada $D_{R/SA}$ no se encontró ninguna relación clara y sólo una relación para su H correspondiente de $R^2=0.63$ con un modelo polinómico $Y = 0.009 X^2 - 0.048 X + 0.336$. Nosotros consideramos que la información combinada de las Líneas de Referencia es muy útil para una caracterización estadísticamente representativa de toda la imagen de costras.

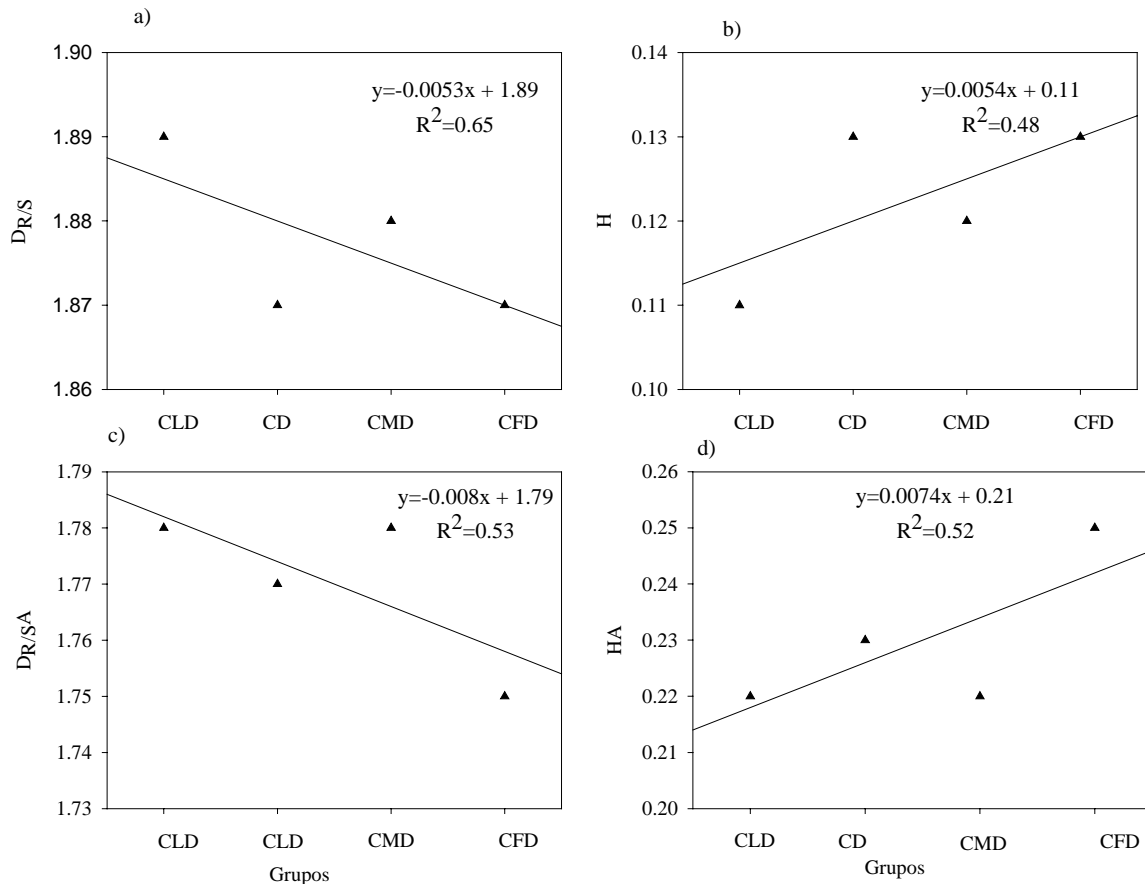


Figura 16. Asociación estadística entre los valores de las dimensiones fractales del rango re-escalado ($D_{R/S}$) así como los valores del exponente de Hurst (H) obtenidos a partir de los Firmagramas y los cuatro grupos de costras salinas analizadas.

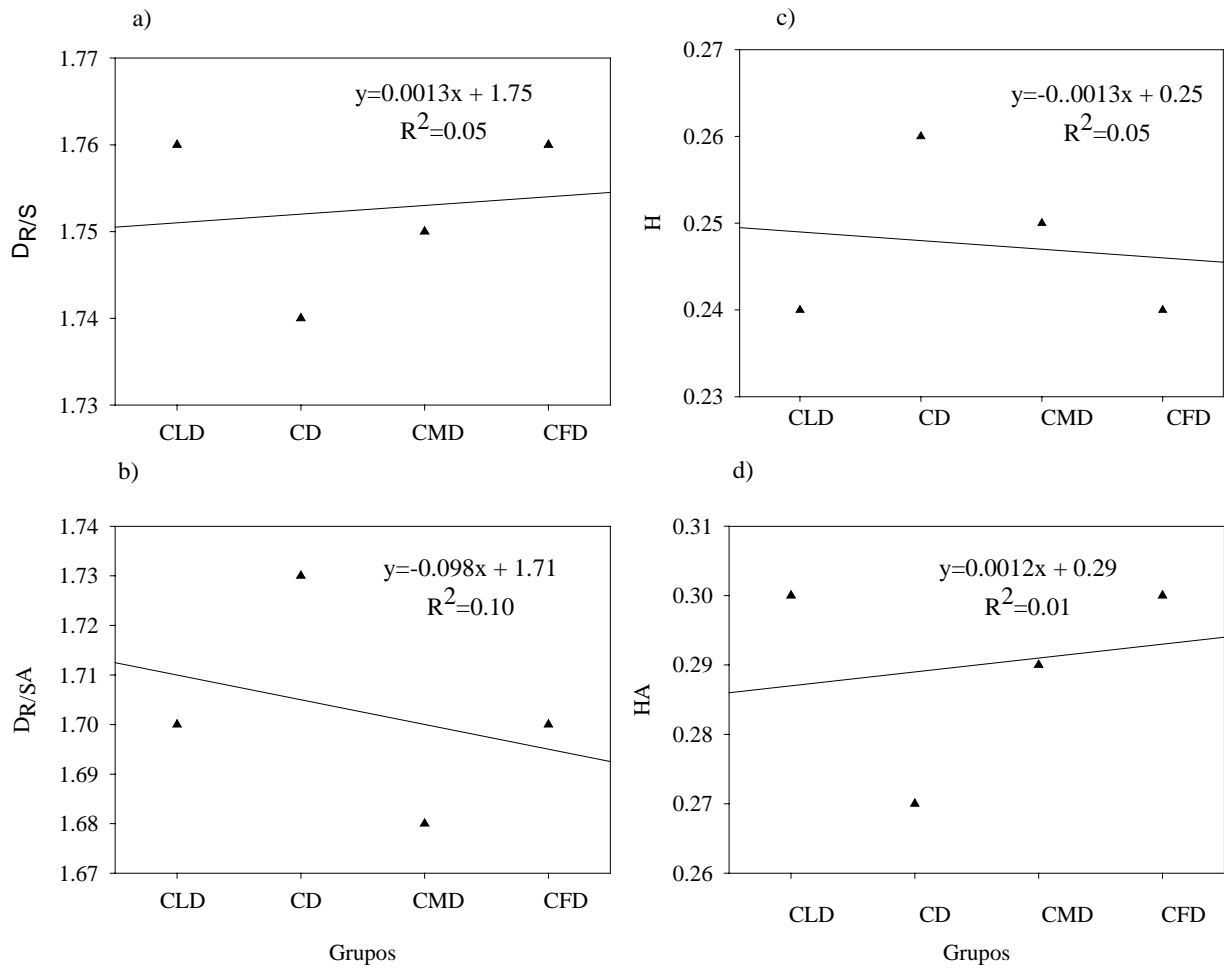


Figura 17. Asociación estadística entre los valores de las dimensiones fractales del rango re-escalado ($D_{R/S}$), el exponente de Hurst (H) extraídos a partir de las Líneas de Referencia y los cuatro grupos de costras salinas analizadas.

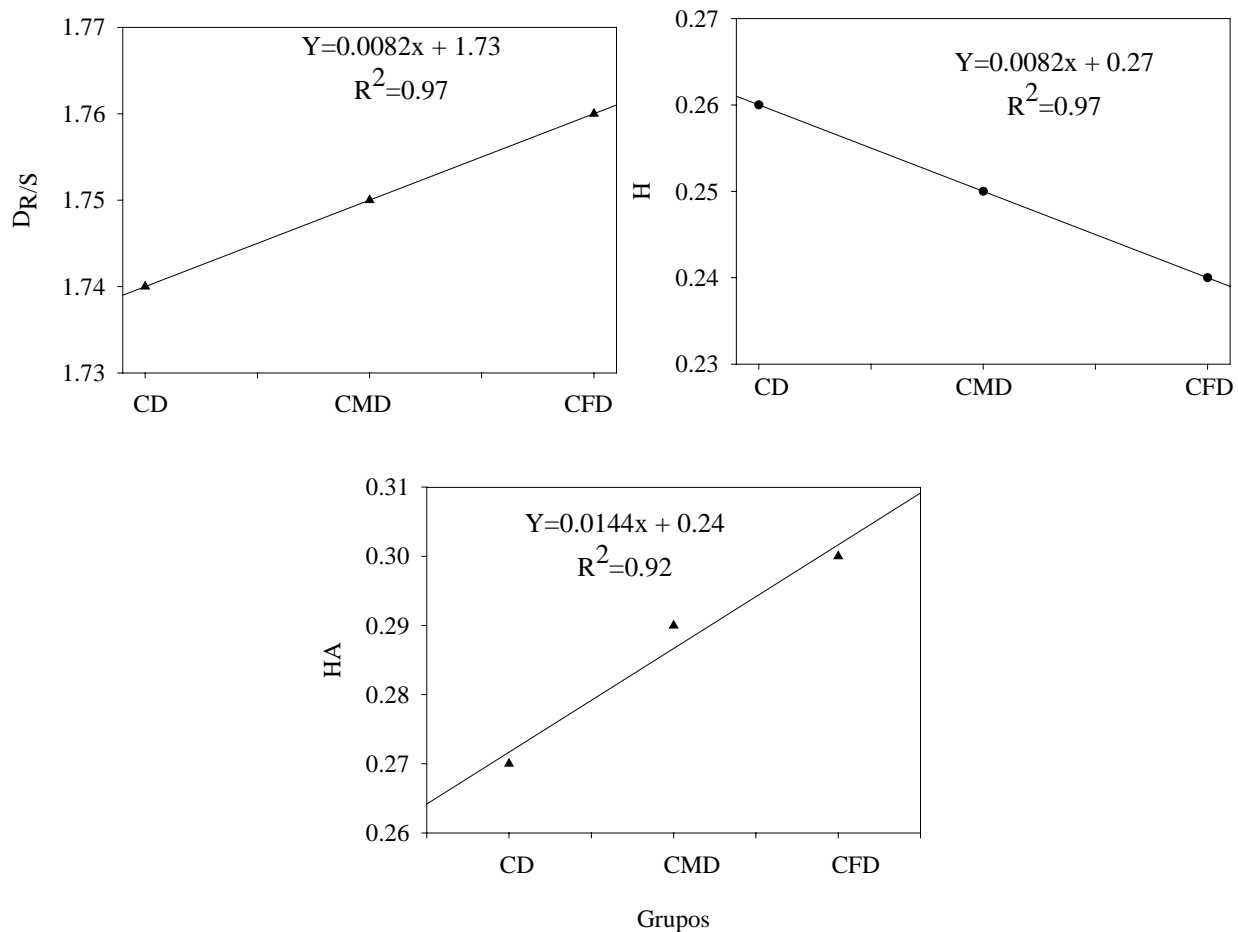


Figura 18. Asociación estadística entre los valores de las dimensiones fractales del rango re-escalado ($D_{R/S}$), el exponente de Hurst (H) extraídos a partir de las Líneas de Referencia y los tres grupos de costras salinas más desarrolladas identificados en el presente estudio.

Los resultados de la descripción estadística de la variabilidad total, distribución y asimetría de las propiedades fisicoquímicas por los grupos formados de costras se presentan en los Cuadros 2-5. Para conocer el grado de significancia estadística entre las propiedades físicas y químicas de cada grupo formado (CLD, CD, CMD y CFD) se realizó una prueba de comparación múltiple usando el método de Fisher (LSD) y por último se efectuó una prueba de análisis de varianza (ANOVA, *Walpole et al., 2002*).



En general, las propiedades físicas para los grupos CLD, CD, CMD y CFD fueron relativamente uniformes con un coeficiente de variación (CV) por debajo del promedio del mismo momento estadístico obtenido para la textura del suelo. Durante la comparación de la prueba de promedio en las diferentes clases texturales se destacaron por el contenido de arcilla, arena y limo el grupo CLD, CD y CFD, respectivamente (Cuadro 2a). En lo que se refiere al color de las costras salinas, determinado por el sistema CIELAB, sólo el parámetro de luminosidad L^* presentó una mayor uniformidad reflejado en los valores bajos de los CVs para los cuatro grupos evaluados (Cuadros 2-5). Una más alta variabilidad se observó para los parámetros del color en el sistema Munsell (Hue, value y croma), especialmente en lo que refiere al parámetro Hue, que fue igual para los grupos CLD, CMD y CFD a 135.20, 183.44 y 147.61, respectivamente. Los valores presentados indican la presencia de diferentes longitudes de onda en el amarillo (Y) y amarillo rojo (YR) (Anexo A1), con excepción del grupo CD que tuvo un valor menor del coeficiente de variación para Hue (75.89) en comparación con los grupos restantes de costras. Este comportamiento se atribuye a que el grupo CD se encuentra dominado por un solo Hue en amarillo (Y, Anexo A1).

Los valores promedio más altos del parámetro value del sistema Munsell fueron encontrados para el grupo CFD, seguido por los de CLD, CMD y CD) que coincide en el orden de cambios con el parámetro L^* del sistema CIELAB (Cuadro 2a). El parámetro L^* de CIELAB y el value de Munsell explican la percepción del color en escala de gris en un rango de 0 a 100 y son considerados como indicadores similares por su naturaleza física [Chan et al., 2001; Sánchez-Marañón et al., 2004]. Una alta variabilidad fue encontrada para los parámetros a^* y b^* del color CIELAB (Cuadros 2-5) que presentaron diferencias estadísticas similares cuando se comparan los valores promedio de los cuatro grupos de costras (Cuadro 2a).

Para las variables químicas (Cuadros 2-5), los valores más altos de CV se encontraron para los cationes divalentes (Mg^{2+} y Ca^{2+}) así como para la materia orgánica de las costras de los grupos CLD, CD, CMD y CFD. En el Cuadro 2a se observa que las tendencias extraídas a partir del análisis de promedio se ha mantenido las diferencias significativas



destacando principalmente el Na^+ , mientras que los valores promedio de K^+ y Mg^{2+} tuvieron valores significativamente inferiores para los cuatro grupos evaluados (Cuadro 2a). Por otra parte, los valores mínimos y máximos del ión SO_4^{-2} fueron significativamente diferentes en el grupo CMD y CFD, respectivamente. Mientras que los grupos CLD y CD conservaron la posición intermedia entre los grupos comparados.

En el mismo Cuadro 2a se muestra las tendencias observadas entre las variables CE y pH de los suelos analizados, siendo el valor promedio máximo de la CE del grupo CLD significativamente diferente a los valores promedio del resto de los grupos de costras. En el grupo CFD se observó el valor máximo de CV para la conductividad eléctrica (Cuadros 2-5). Una menor variabilidad fue encontrada para la variable del pH donde los CVs fluctuaron desde 0.45 a 3.19 unidades (Cuadros 2-5). Las diferencias estadísticamente significativas se han obtenido para los grupos de costras analizadas como se observa en el Cuadro 2a.



Cuadro 2a. Propiedades físicas y químicas de los grupos formados de las costras salinas comparadas.

Grupos	Propiedades Físicas (Media*)							
	textura			color				
	Arena	limo	arcilla	CIELAB		Munsell		Croma
(p≤0.01)	(p≤0.07)	(p≤0.03)	a*	b*	L*	value	(p≤0.07)	
CLD	20.26a	35.06b	44.68b	0.56a	6.82b	68.66b	6.70b	0.74a
CD	33.59c	28.34a	38.08a	0.60a	4.97a	61.11a	5.96a	0.98b
CMD	29.74bc	29.89ab	40.37a	0.90b	6.55b	64.10ab	6.24ab	1.02b
CFD	20.76ab	37.23b	42.01ab	0.70ab	7.32b	68.87ab	6.73ab	0.87ab
	Propiedades Químicas (Media*)							
	K ⁺	Na ⁺	Mg ²⁺	SO ₄ ²⁻	pH	CE		
	(p≤0.01)	(p≤0.01)	(p≤0.04)	(p≤0.15)	(p≤0.09)	(p≤0.01)		
CLD	68.99a	20.38.16ab	0.18b	1389.49ab	10.11a	32.53b		
CD	96.40b	2185.78b	0.11a	1414.75ab	10.36b	26.89a		
CMD	83.22ab	1930.69a	0.12a	1266.34a	10.33ab	22.93a		
CFD	71.24a	2006.47ab	0.08a	1558.73b	10.15ab	24.90a		

Medias* con la misma letra dentro de cada columna no son significativamente diferentes de acuerdo a la prueba de Fisher (LSD).

La distribución de los datos fisicoquímicos fue evaluada por la función de asimetría (ASI) que mostró un comportamiento normal (Gausiano) de los datos para todas las variables evaluadas de los cuatro grupos clasificados (Cuadros 2-5) excepto el obtenido de materia orgánica (2.15) para el grupo CLD y las variables pH (-2.80) y Hue (3.65) para el grupo CMD que presentaron un comportamiento de los datos fuera de la normalidad (∓ 2).



Cuadro 2. Descripción estadística de la variabilidad y distribución de las propiedades fisicoquímicas de las costras salinas del grupo CLD y su relación con la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) extraída a partir de los Firmagramas.

Propiedades	Promedio	CV (%)	ASI	$D_{R/S}$ $r(R^2)$	$D_{R/S}A$ $r(R^2)$
Arena (%)	20.26	13.53	-1.54	-	-
Limo (%)	35.06	15.47	-0.40	0.70(0.49)*	0.59(0.35)
Arcilla (%)	44.68	27.29	-1.29	-	-0.67(0.45)
hue	2.98	135.20	1.65	-0.74(0.54)*	-0.58(0.34)
value	6.70	9.10	0.47	-0.81(0.65)*	-0.74(0.34)*
croma	0.74	38.31	0.52	-	-
L*	68.66	8.82	0.42	-0.81(0.66)*	-0.75(0.56)*
a*	0.56	40.6	0.64	-	0.67(0.45)
b*	6.82	21.54	-1.32	-0.71(0.50)*	-
K ⁺ (meq L ⁻¹)	68.99	25.57	1.05	-	-
Na ⁺ (meq L ⁻¹)	2038.16	11.00	-0.13	0.79(0.62)*	0.74(0.54)*
Mg ²⁺ (meq L ⁻¹)	0.18	54.69	0.94	0.63(0.41)	0.65(0.42)
Ca ²⁺ (meq L ⁻¹)	2.68	47.65	1.80	-	-
Cl ⁻ (meq L ⁻¹)	410.06	54.97	-0.33	-	-
CO ₃ ²⁻ (meq L ⁻¹)	164.18	112.32	0.59	-	-
HCO ₃ ²⁻ (meq L ⁻¹)	60.20	27.97	0.34	-	-
SO ₄ ²⁻ (meq L ⁻¹)	1389.49	16.09	0.16	-	-
NO ₃ ⁻ (meq L ⁻¹)	103.23	51.71	0.61	-0.56(0.31)	-
PH	10.11	3.19	-0.31	-	-
MO (%)	2.83	21.33	2.15	0.66(0.44)	0.61(0.37)
CE (dSm ⁻¹)	32.53	15.58	-0.79	-	-
PSI	96.26	0.81	-0.47	-	-
RAS	1829.94	25.38	1.22	-	-

CV-coeficiente de variación; ASI-valor de asimetría; $D_{R/S}$ -calculado; $D_{R/S}A$ -ajustado; Coeficiente de correlación; (-, para $r < 0.5$); Coeficiente de determinación; (R^2); *significancia ($p \leq 0.05$); **significancia ($p < 0.01$) según la prueba de Fisher (LSD).



Cuadro 3. Descripción estadística de la variabilidad y distribución de las propiedades fisicoquímicas de las costras salinas del grupo CD y su relación con la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) extraída a partir de los Firmagramas.

Propiedades	Promedio	CV (%)	ASI	$D_{R/S}$ $r(R^2)$	$D_{R/S}A$ $r(R^2)$
Arena (%)	33.59	8.21	0.37	0.50(0.25)	0.52(0.27)
Limo (%)	28.34	0.41	-0.10	-	-
Arcilla (%)	38.08	24.73	0.57	-	-0.54(0.29)
hue	1.32	75.89	0.75	-	-
value	5.96	11.99	-0.17	-	-
croma	0.98	20.31	-0.87	-	-
L*	61.11	11.75	-0.20	-	-
a*	0.60	52.67	0.89	-	-
b*	4.97	34.36	0.37	-	-
K ⁺ (meq L ⁻¹)	96.40	17.13	0.41	-	-
Na ⁺ (meq L ⁻¹)	2185.78	8.09	1.33	-	-
Mg ²⁺ (meq L ⁻¹)	0.11	25.03	-0.24	-	-
Ca ²⁺ (meq L ⁻¹)	2.10	17.39	1.68	-	-
Cl ⁻ (meq L ⁻¹)	401.71	57.31	-0.22	-	-
CO ₃ ²⁻ (meq L ⁻¹)	238.90	29.86	1.74	-	-
HCO ₃ ²⁻ (meq L ⁻¹)	63.24	29.04	1.56	-	-
SO ₄ ²⁻ (meq L ⁻¹)	1414.75	7.95	1.31	-	-
NO ₃ ⁻ (meq L ⁻¹)	140.19	40.53	-1.16	-	-
PH	10.36	0.45	-1.12	-	-
MO (%)	2.73	18.47	0.54	-	-
CE (dSm ⁻¹)	26.89	11.72	0.69	-	0.60(0.36)
PSI	96.84	0.27	0.26	-	-
RAS	2095.12	8.90	0.68	-	-

CV-coeficiente de variación; ASI-valor de asimetría; $D_{R/S}$ -calculado; $D_{R/S}A$ -ajustado; Coeficiente de correlación; (-, para $r < 0.5$); Coeficiente de determinación; (R^2); *significancia ($p \leq 0.05$); **significancia ($p < 0.01$) según la prueba de Fisher (LSD)



Cuadro 4. Descripción estadística de la variabilidad y distribución de las propiedades fisicoquímicas de las costras salinas del grupo CMD y su relación con la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) extraída a partir de los Firmagramas.

Propiedades	Promedio	CV (%)	ASI	$D_{R/S}$ $r(R^2)$	$D_{R/SA}$ $r(R^2)$
Arena (%)	29.74	9.43	1.98	-	-
Limo (%)	29.89	26.76	-0.68	-	-
Arcilla (%)	40.37	32.26	0.21	-	-
hue	1.70	183.44	3.65	-0.83(0.68)**	-0.81(0.65)**
value	6.24	7.12	-0.93	-	-
croma	1.02	19.43	-0.33	-	-
L*	64.10	6.96	-0.91	-	-
a*	0.90	24.77	-0.22	-	-
b*	6.55	20.44	1.98	-	-
K^+ (meq L ⁻¹)	83.22	16.53	-0.16	-	-
Na^+ (meq L ⁻¹)	1930.69	16.49	1.37	-	-
Mg^{2+} (meq L ⁻¹)	0.12	22.23	0.28	-0.62(0.38)	-0.51(0.26)
Ca^{2+} (meq L ⁻¹)	2.02	26.79	-0.26	-0.59(0.35)	-
Cl^- (meq L ⁻¹)	393.45	53.38	0.71	-	-
CO_3^{2-} (meq L ⁻¹)	136.20	74.91	1.07	-	-
HCO_3^{2-} (meq L ⁻¹)	60.54	19.32	0.10	-	-
SO_4^{2-} (meq L ⁻¹)	1266.34	17.41	-1.24	-	-
NO_3^- (meq L ⁻¹)	150.48	28.91	-1.38	-	-
PH	10.33	1.58	-2.80	0.86(0.74)**	0.70(0.49)*
MO (%)	2.91	20.86	0.58	-	-
CE (dSm ⁻¹)	22.93	18.59	0.16	-0.66(0.44)*	-
PSI	96.48	0.56	0.58	-	0.52(0.27)
RAS	1902.43	17.75	1.56	-	-

CV-coeficiente de variación; ASI-valor de asimetría; $D_{R/S}$ -calculado; $D_{R/SA}$ -ajustado; Coeficiente de correlación; (-, para $r < 0.5$); Coeficiente de determinación; (R^2); *significancia ($p \leq 0.05$); **significancia ($p < 0.01$) según la prueba de Fisher (LSD).



Cuadro 5. Descripción estadística de la variabilidad y distribución de las propiedades fisicoquímicas de las costras salinas del grupo CFD y su relación con la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) extraída a partir de los Firmagramas.

Propiedades	Promedio	CV (%)	ASI	$D_{R/S}$ $r(R^2)$	$D_{R/SA}$ $r(R^2)$
Arena (%)	20.76	5.50	0.0	0.878(0.75)	-
Limo (%)	37.23	12.41	1.22	-0.50(0.25)	-
Arcilla (%)	42.01	19.27	1.22	-0.50(0.25)	-1.0(0.99)*
hue	3.70	147.61	1.21	1.0(0.99)*	0.53(0.28)
value	6.73	5.62	-1.13	-	0.98(0.95)
chroma	0.87	24.02	0.91	-0.69(0.48)	-0.99(0.97)
L*	68.87	5.73	-1.20	-	0.99(0.98)
a*	0.70	18.57	1.21	-	-0.99(0.98)
b*	7.32	14.69	-0.17	-0.89(0.78)	-
K^+ (meq L ⁻¹)	71.24	23.38	0.19	-0.84(0.70)	-0.93(0.85)
Na^+ (meq L ⁻¹)	2006.47	7.72	0.32	-0.82(0.67)	-0.94(0.87)
Mg^{2+} (meq L ⁻¹)	0.08	37.55	1.22	-0.50(0.25)	-1.0(0.99)*
Ca^{2+} (meq L ⁻¹)	2.38	44.53	1.22	1.0(1.0)**	0.56(0.31)
Cl^- (meq L ⁻¹)	268.43	85.47	0.50	-0.79(0.62)	-0.96(0.91)
CO_3^{2-} (meq L ⁻¹)	94.05	109.64	0.49	-0.79(0.62)	-
HCO_3^{2-} (meq L ⁻¹)	66.48	44.71	-0.66	-0.94(0.89)	-0.81(0.65)
SO_4^{2-} (meq L ⁻¹)	1558.73	17.61	1.17	0.99(0.99)	0.64(0.41)
NO_3^- (meq L ⁻¹)	136.92	37.38	0.83	-0.72(0.51)	-0.98(0.96)
PH	10.15	3.10	-0.22	-1.0(0.99)*	-0.58(0.33)
MO (%)	2.47	5.60	0.91	0.97(0.94)	0.75(0.56)
CE (dSm ⁻¹)	24.90	25.47	-1.10	-0.99(0.97)	-
PSI	96.40	1.00	-1.16	-0.99(0.98)	-0.65(0.42)
RAS	1895.45	24.16	-1.08	-0.99(0.97)	-0.69(0.47)

CV-coeficiente de variación; ASI-valor de asimetría; $D_{R/S}$ -calculado; $D_{R/SA}$ -ajustado; Coeficiente de correlación; (-, para $r < 0.5$); Coeficiente de determinación; (R^2); *significancia ($p \leq 0.05$); **significancia ($p < 0.01$) según la prueba de Fisher (LSD).



El grado de asociación lineal entre $D_{R/S}$ y $D_{R/S}A$ con las propiedades físicas y químicas en la escala de observación del campo fueron evaluadas mediante una regresión simple y aplicando un análisis de varianza (ANOVA) para conocer el grado de significancia estadística de correlación entre las variables estudiadas (Cuadros 2-5). Solo los valores de correlación $r \geq 0.5$ se reportan en los cuadros correspondientes.

La distribución de la dimensión fractal ($D_{R/S}$) del grupo CLD para las propiedades físicas (Cuadro 2) se asoció de manera significativa estadísticamente ($P < 0.05$) con la textura del suelo, especialmente con el contenido de partículas del limo. La tendencia positiva de esta relación indica que un incremento en la dimensión $D_{R/S}$ coincide con el incremento en la proporción del limo entre los elementos texturales. Una correlación significativa pero con tendencia negativa fue encontrada para los parámetros del color Hue y value del sistema de color Munsell, así como L^* y b^* del sistema de color CIELAB. Esta asociación indica que al incrementarse $D_{R/S}$ y creciendo la rugosidad de la costra disminuye los valores de parámetros del color arriba especificados. Una asociación positiva y significativa estadísticamente también se observó entre $D_{R/S}$ y Na^+ , mientras que la relación negativa aunque no significativa se encontró entre este parámetro y NO_3^- . La correlación positiva se obtuvo entre $D_{R/S}$ Mg^{2+} y la materia orgánica (MO). El tamaño de las partículas y el grado de agregación influyen en el color del suelo, observándose una mayor luminosidad en los suelos con textura más gruesa (>2 mm) en comparación con los de textura más fina (<2 mm). Este hecho se presenta como un resultado de la acumulación de cuarzo en la textura más gruesa lo cual se refleja en los valores más altos del value de Munsell [Post et al., 1994]. El grupo CLD es el segundo después del CFD que presentó un alto contenido del limo (35.0%) que coincidió con altas magnitudes de los parámetros value (6.70), L^* (68.66) y b^* (6.82), lo cual asocia superficies más brillantes con alto contenido de limo (35.06 %) presente en este grupo [Howari et al., 2002; Sánchez-Marañón et al., 2004]. A pesar de una concentración alta de materia orgánica (2.83 %) que se correlaciona con el oscurecimiento del suelo el valor del croma es bajo (0.74)



[Ben-Dor et al., 1999; Sánchez-Marañón et al., 2004]. Los valores de RAS (1829.94 meq L⁻¹) y conductividad eléctrica son altos (32.53 dSm⁻¹) indicando que la concentración relativamente alta de Na⁺ (2038.16 meq L⁻¹) no causa dispersión de las partículas del suelo a causa de la alta salinidad en las costras salinas [FAO/UNESCO, 1973; Corwin et al., 2003].

De la dimensión del rango de re-escalado utilizando los valores de la dimensión ajustada ($D_{R/S A}$) se llega a las relaciones similares entre $D_{R/S}$ y las propiedades fisicoquímicas de las costras (Cuadro 2). Sin embargo, la correlación (r) en este caso es menor. Un ajuste mejor aunque tampoco significativo se observó entre $D_{R/S A}$ y el contenido de arcilla siendo la tendencia negativa. Al contrario una tendencia positiva se observó entre la dimensión fractal y el parámetro a^* de color en el sistema CIELAB. Se observó que las partículas del suelo del tamaño más fino absorben más luz lo cual se explica por la presencia de cristales de NaCl dentro de su patrón estructural. El hecho de que la presencia de arcilla favorece que el color del suelo tiende hacia los tonos más brillantes fue observado por Howari et al., [2002], Metternicht y Zinck, [2003] y Sánchez-Marañón et al., [2004]. Estos resultados sugieren que el alto contenido de arcilla (44.68%) y de Cl (410.06 meq L⁻¹) favorecen la luminosidad y el color brillante de las costras salinas presentes en el grupo CLD. Las relaciones encontradas entre $D_{R/S}$ ($D_{R/S A}$) y los parámetros b^* y a^* del color, respectivamente, justifican la tendencia de la rugosidad de las costras salinas hacia el color amarillo rojo [Scheinost y Schwetmann, 1999] que se comprueba por los rangos del color de estas costras salinas con Hue en amarillo (Y) y rojo-amarillo (YR) (Anexo A1).

El rango de dependencia entre la dimensión fractal $D_{R/S}$ ($D_{R/S A}$) y las propiedades fisicoquímicas de costras del grupo CD fue relativamente bajo (Cuadro 3). La dimensión $D_{R/S}$ y $D_{R/S A}$ presentó una relación no significativa con tendencia positiva con el contenido de las partículas de arena. La máxima asociación se observó entre la dimensión



fractal y la conductividad eléctrica, así como con la textura de la arcilla con una tendencia negativa.

En la literatura se ha documentado que el contenido de carbonatos es más alto en el suelo de textura gruesa en comparación con los suelos arcillosos, aunque la tendencia varía dependiendo del tipo de suelo [Sánchez-Marañón *et al.*, 2004]. Relaciones similares fueron encontradas en costras del grupo CD donde el contenido más alto de arena (33.59%) en comparación con los grupos CLD, CFD y CMD (20.26, 20.76 y 29.74%, respectivamente), se relacionó con el máximo contenido del anión CO_3^{-2} (238.9 meq L^{-1}). Más allá de estas relaciones no significativas, se ha observado que la elevación en la concentración de la sal formada por carbonato de sodio (Na_2CO_3) puede provocar una mayor sodicidad en los suelos con aumento en el valor del pH [Ortiz, 1999] lo cual explica los valores promedio altos encontrados en el grupo CD de Na^+ y CO_3^{2+} así como el valor alto de pH (2187.78, 238.90 meq L^{-1} y 10.36, respectivamente). Los valores menores de las variables discutidas se encontraron en costras del tipo CLD (2038.16, 164.16 meq L^{-1} y 10.36, respectivamente), CFD (2006.47, 94.05 meq L^{-1} y 10.15, respectivamente) y CMD (1930.69, 136.20 meq L^{-1} y 10.11, respectivamente).

Por otra parte, se ha comprobado que al contrario de las superficies salinas blancas, los suelos oscuros con un exceso de sodio en la superficie y elevada MO y pH (>8.2) provocan dispersión de las partículas del suelo [Fanning y Fanning, 1989]. Lo anterior explica el porqué el exceso de sodio y alto pH de costras del grupo CD coincide con los valores promedios menores del value (5.96) y L^* (61.11) del sistema Munsell y CIELAB respectivamente, causando una disminución de presencia del color blanco en las imágenes de las costras de este grupo.

El grupo de costras CMD, considerado como el intermedio según su rugosidad y desarrollo de atributos morfológicos de la costra, presentó la mayor asociación altamente significativa ($p < 0.01$) y con tendencia negativa entre la dimensión fractal $D_{R/SA}$ ($D_{R/SA}$) y



el parámetro Hue del color así como una relación significativa entre $D_{R/S}$ y CE. Las relaciones significativas estadísticamente se observaron entre ambas dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y $D_{R/S/A}$) y el pH del suelo. Sin embargo, se presentaron altos valores de asimetría (ASI) de sus distribuciones tanto el pH (-2.80) como Hue (3.65) (Cuadro 4). Relaciones negativas y no significativas fueron encontradas entre $D_{R/S}$ y la concentración de los cationes divalentes (Mg^{2+} , Ca^{2+}) mientras que una relación significativa se observó entre la dimensión fractal $D_{R/S}$ y CE. La dimensión fractal $D_{R/S/A}$ presentó una asociación negativa con el contenido de Mg^{2+} , mejorándose ésta (aunque no de forma significativa) para el PSI. Las relaciones entre las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y $D_{R/S/A}$) y la concentración de cationes Mg^{2+} y Ca^{2+} explican la relación encontrada entre $D_{R/S/A}$ con PSI, debido a que esta última variable se determina a partir del RAS que cuantifica la relación entre la concentración del Na^+ y contenido de Mg^{2+} y Ca^{2+} [Richards, 1985]. El valor de PSI de costras del grupo CMD es uno de los más altos (96.48) comparado ligeramente por el grupo CD (96.84) y seguido por las costras de otros dos grupos CFD (96.40) y CLD (96.26).

El grupo de costras fuertemente desarrolladas (CFD) presentó características contrastantes al resto de costras empezando por la mayor presencia de grietas superficiales. En general, las relaciones que se documentaron para las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y $D_{R/S/A}$) y la mayoría de las propiedades físicas y químicas fueron significativas estadísticamente (Cuadro 5). Una relación positiva perfecta ($r=1$) fue encontrada entre $D_{R/S}$ y el parámetro Hue del color, mientras que una asociación negativa y no significativa se observó con el croma del sistema del color Munsell y b^* del sistema de color CIELAB. Las mejores relaciones positivas ($r=0.99$) fueron encontradas entre $D_{R/S/A}$ y la mayoría de los parámetros del color incluyendo el value y L^* así como una relación negativa con el parámetro a^* , para los dos sistemas de color evaluados. Estos resultados explican la tendencia de las costras salinas al color blanco [Chan et al., 2001; Sánchez-Marañón et al., 2004] que coincide con los valores promedios más altos del value y L^* (6.73 y 68.87) encontrados para este grupo (Cuadro 5). Las relaciones



negativas encontradas entre $D_{R/S}$ y $D_{R/SA}$ con b^* y a^* , respectivamente, confirman la tendencia de estas costras a los colores cromáticos amarillo y rojo [Scheinost y Schwetmann, 1999] justificando los valores de Hue en YR (amarillo y rojo) y Hue en Y (amarillo, Anexo A1) que se manifiesta en la relación significativa establecida entre el Hue y las dimensiones $D_{R/S}$ y $D_{R/SA}$.

La dimensión fractal $D_{R/S}$ se relacionó de un modo no significativo y una tendencia positiva con el contenido de la arena y negativamente con el limo y arcilla. En cambio $D_{R/SA}$ mostró una asociación negativa y significativa con la concentración de la arcilla (Cuadro 5). En la literatura, el más alto contenido de arcilla en la superficie de suelos se asocia con el aumento de su capacidad de formación de grietas [Corwin et al., 2003] que se refleja en una mayor rugosidad de las costras salinas. El grupo CFD presentó uno de los contenidos más altos de arcilla (42.01%) comparable sólo con el encontrado para el grupo CLD (44.68%), seguido por las costras grupos CMD (40.37%) y CD (38.08%), que se correlacionó con su mayor concentración de grietas y por ende una menor rugosidad superficial asociada a la mayor concentración de arcilla sobre la superficie.

Una relación altamente significativa y positiva fue encontrada entre $D_{R/S}$ y contenido de Ca^{2+} . Además, las importantes relaciones fueron establecidas entre $D_{R/S}$ y los cationes K^+ y Na^+ con un coeficiente de correlación $r > -0.8$ mejorándose para la dimensión fractal ajustada $D_{R/SA}$ hasta $r > -0.9$, (Cuadro 5). Las relaciones negativas fueron establecidas entre $D_{R/S}$ y Mg^{2+} siempre aumentándose el coeficiente de correlación para la dimensión $D_{R/SA}$. Los aniones Cl^- , CO_3^{2-} , y NO_3^{2-} se asociaron a $D_{R/S}$ con $r > -0.7$, mientras que el SO_4^{2-} y HCO_3^- presentaron valores de $r > 0.9$ (cuadro 5). Las mismas relaciones fueron encontradas entre $D_{R/SA}$ con el contenido de los aniones mencionados, mejorando r sólo para el Cl^- con valores > -0.9 . No se presentó ninguna relación con HCO_3^- (Cuadro 5). Hasta la fecha se ha reportado que las sales causan las variaciones significativas en la rugosidad superficial de las costras salinas [Crowley, 1993; Taylor et al. 1996; Howari et al., 2002]. En general, la abundancia de los sulfatos de sodio en las costras abultadas y



polvorientas causa una rugosidad mayor de las costras con los cloruros de sodio [como la halita, NaCl *Metternicht y Zinck, 2003*]. El grupo de costras CFD abarcó las costras salinas con más altas concentraciones de HCO_3^- y SO_4^{2-} (66.48 y 1558.73 meq Lt^{-1} , respectivamente) en comparación con otros grupos (Cuadro 2-5) lo cual justifica la baja rugosidad de la imágenes de este grupo de costras y que se refleja en el valor máximo de H y mínimo de las dimensiones fractales comparadas ($D_{R/S}$ y $D_{R/S}A$). En cambio, el tipo de cristalización y la mineralogía de la sal interfiere en la absorción de la luz por la estructura salina, siendo esta más fuertemente atrapada por las sales de estructura cristalina gruesa (NaSO_4) que por las estructuras finas (NaCl) [*Howari et al., 2002; Metternicht y Zinck, 2003*]. Como ya se mencionó, el grupo de costras CFD presenta los más altos valores en L^* (68.87) y value (6.73) de los sistemas de color Munsell y CIELAB, respectivamente que inducen a un color más blanco en la escala de gris (0 a 100). El efecto se hace mayor gracias a la contribución de las partículas de arena (20.76%) compuesta por el cuarzo y fedelpastos que proporcionan una coloración más alta del suelo [*Metternicht y Zinck, 2003; Sánchez-Marañón et al., 2004*].

La asociación entre la dimensión fractal $D_{R/S}$ y la salinidad (medida en términos de la conductividad eléctrica CE), así como con las propiedades químicas del suelo (según PSI y RAS) es reflejada por los altos coeficientes de correlación ($r > -0.9$) aunque de forma no significativa (Cuadro 7). Una relación significativa y negativa se observó entre $D_{R/S}$ y pH de las costras fuertemente desarrolladas. En cambio, la dimensión $D_{R/S}A$ no mejoró las relaciones ($r < 0.7$) que se buscaron entre este parámetro fractal y PSI, RAS y pH. Estos resultados se deben en parte al grado de salinidad y sodicidad de las costras salinas que forman este último grupo. Cabe mencionar que una relación positiva no significativa se encontró entre las dimensiones $D_{R/S}$ y $D_{R/S}A$ con materia orgánica, contrario a la relación negativa presentada entre $D_{R/S}$ y $D_{R/S}A$ con el anión de NO_3^{2-} . Lo anterior indica que conforme aumenta la rugosidad ($D_{R/S}$ y $D_{R/S}A$) superficial de las costras salinas decrece la concentración de NO_3^{2-} ; por el contrario, el incremento de la rugosidad coincide con el incremento de la concentración de MO. Una asociación negativa ($r = -0.86$) se encontró



entre MO y NO_3^{2-} ($\text{NO}_3^{2-} = 936.78 - 23.62 \times \text{MO}, R^2 = 0.75$) esto sugiere que los puntos de muestreo con bajo contenido de MO coinciden con suelos más ricos en NO_3^{2-} . La materia orgánica del suelo tiende a descomponerse rápidamente debido a las temperaturas anuales altas de la zona de estudio (Ver Capítulo 3). Se ha documentado que la presencia de MO interfiere en la rugosidad de los suelos [Barrett, 2002; Ben-Dor et al., 1999; 2003] provocando cambios significativos en la rugosidad de las costras [Metternicht y Zinck, 2003]. En general, en todas las clases de costras estudiadas los niveles de NO_3^{2-} son bajos ($136.92 \text{ meq L}^{-1}$) en comparación con el porcentaje de MO (2.47%). Sin embargo, este hecho contribuye en parte, a la rugosidad superficial de las costras salinas de este grupo.

Los resultados discutidos demuestran que los grupos de costras ligeramente desarrolladas (CLD) y costras fuertemente desarrolladas (CFD) presentan características contrastantes de sus propiedades físicas y químicas algunas de las cuales se correlacionan con la rugosidad de sus imágenes cuantificada a partir de las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y $D_{R/S}A$) extraídas de los Firmagramas. Mientras que los grupos de costras desarrolladas (CD) y costras muy desarrolladas (CMD) no presentan diferencias significativas por lo cual pueden formar un solo grupo representativo y diferente a las costras CLD y CFD. La metodología presentada abre un nuevo camino hacia la medición de la rugosidad de los suelos salinos mediante las imágenes multiescales. La dimensión fractal $D_{R/S}$ es utilizada como una medida del grado de irregularidad de los patrones estructurales de las costras salinas y esta relacionada con diferentes atributos de la salinidad. La diferencia entre los valores promedios de estos atributos para los grupos de costras CLD, CD, CMD y CFD se deriva de diferente grado de desarrollo de las costras salinas que se refleja en su rugosidad correlacionada con las propiedades físicas y químicas de los suelos así como con su textura.



5.4. Conclusiones

La estructura de las costras salinas se caracteriza por un amplio rango de atributos cuya rugosidad va desde fuerte (costras ligeramente desarrolladas) hasta suave (costras fuertemente desarrolladas). Se documentó una correlación significativa entre la rugosidad y el color de las costras que puede ser utilizado como indicador del grado del desarrollo de las costras salinas. Las diferencias en la concentración de sales causan variaciones en el patrón estructural de las costras salinas lo que permite clasificarla en tres grupos con atributos estadísticamente diferentes. La tendencia de las sales para concentrarse a nivel local, formando manchas irregulares, es responsable de todas las combinaciones de rasgos morfológicos detectables a escala de un conjunto de píxeles. Las técnicas fractales son útiles para extraer la variabilidad y el rango de dependencia espacial entre la rugosidad y en las propiedades físicas y químicas de las costras salinas de una forma estadística. En general, la dimensión fractal $D_{R/S}$ resultó ser un descriptor más preciso de la rugosidad de las costras en comparación con los indicadores comunes. Se ha demostrado que los resultados obtenidos con la dimensión fractal ajustada ($D_{R/S}A$) son complementarios al análisis. Este estudio es uno de los primeros en extraer la rugosidad superficial de las costras salinas vía el exponente de Hurst (H) y establecer un tipo de la asociación con las propiedades fisicoquímicas de los suelos analizados, por lo cual puede ser considerado como una base teórica metodológica para los estudios futuros multiescalares de la salinidad.



VI. ANÁLISIS DE LA ESTRUCTURA DE LAS COSTRAS SALINAS A ESCALA PUNTUAL (MUESTRAS INALTERADAS)

6.1. Introducción

La salinización y alcalinización son los dos procesos más comunes de degradación de suelos, particularmente en zonas áridas y semiáridas, donde la cantidad de la precipitación anual no es suficiente para mantener una percolación del agua de lluvia a través del perfil. Bajo tales condiciones, las sales solubles tienden a acumularse sobre la superficie, afectando las propiedades físicas y químicas del suelo, que causan una pérdida paulatina de su productividad [Farifteh et al., 2006].

Dentro de este contexto, la caracterización física y química de los suelos salinos se vuelve especialmente importante para entender la dinámica espacio temporal de sales, así como para dirigir operaciones ambientales y prácticas del manejo sostenibles. La conductividad eléctrica (CE), el porcentaje de saturación de sodio (PSI), la relación de adsorción de sodio (RAS) y el pH son las principales variables que se utilizan para un análisis convencional del suelo [Richards, 1985]. Estas variables se recomiendan en su papel de indicadores para caracterizar los diferentes tipos de suelos afectados por salinidad o alcalinidad y detectar su efecto sobre diferentes cultivos y manejo del suelo. Sin embargo, los parámetros fisicoquímicos de este último ni son estáticos ni homogéneos en el espacio y tiempo, por lo cual debido a los costos frecuentemente altos para su análisis el diagnóstico de salinidad se vuelve limitado por la variabilidad espacial del sistema especialmente en el caso de aplicaciones a escalas regionales [Udelhoven et al., 2003] que requiere de un muestreo intensivo, lo cual eleva el tiempo de análisis así como sus costos económicos. Además, las determinaciones analíticas convencionales alteran la estructura de las muestras mediante el tamizado previo a las determinaciones así como un resultado del uso de diferentes reactivos químicos [Cozzolino y Morón, 2003].



El monitoreo de la salinidad en áreas afectadas por este proceso de degradación requiere de una nueva técnica no destructiva del análisis de sistema complejo suelo/sal que cumpla con los requisitos de rapidez, precisión y costos efectivos [Sheperad y Walsh, 2002]. La espectroscopía de reflectancia, particularmente del laboratorio e *in situ* es ampliamente usada y ya aceptada como una herramienta rápida y no destructiva para evaluar las propiedades del suelo [Ben-Dor et al., 1999; Karavanova, 2001; Undelhoven et al., 2003]. Esta técnica de análisis garantiza la forma económica de recopilación de información sobre la calidad de la superficie del suelo, y es ampliamente utilizada en áreas donde la presencia de sales es evidente, como por ejemplo, en áreas con el proceso de encostramiento salino de la superficie [Crowley, 1993].

Las costras salinas, generalmente, son rasgos comunes de las cuencas endorreicas que tienen un sistema de drenaje interno restringido y una alta evaporación. Tales costras llegan al desarrollo máximo en zonas áridas donde los mantos freáticos enriquecidos con sales en solución que alcanzan la superficie del suelo, donde las sales se precipitan generando los grandes depósitos de minerales salinos [Crowley, 1993]. La morfología de las costras salinas refleja la diferente composición química de los procesos naturales y antropogénicos que causan su formación [Farifteh et al., 2006]. Los suelos con costras salinas son difíciles de estudiar debido a la variable naturaleza de sal, así como a la dinámica espacio temporal de ésta. Se sabe que las concentraciones de sales varían a distancias muy cortas desde centímetros hasta metros, cambiando su patrón de una estación a otra [Fernández-Buces 2006]. Los métodos convencionales del estudio de los suelos afectados por sales proporcionan una visión instantánea sobre la dinámica de estos sistemas químicos poco estables.

La espectroscopía de reflectancia ha sido ampliamente utilizada para mapear y detectar las áreas afectadas por salinidad a partir del análisis de imágenes o de las señales dispersadas por la superficie terrestre [Dwivedi., 2001; Karavanova, 2001]. El potencial de los sensores remotos es dirigido al estudio de los suelos afectados por sales desde



ligeramente a fuertemente salinos combinando los datos de laboratorio con métodos geofísicos [Metternicht y Zinck, 1997; Ben-Dor et al., 2003; Farifteh et al., 2006; 2007; Dehaan y Taylor, 2002; 2003].

La espectroscopía de reflectancia surge como una alternativa viable para el uso conjunto con los métodos convencionales de análisis de suelos superando algunas de las limitaciones de éstos. Las técnicas espectroscópicas son rápidas, oportunas, económicas, sencillas y algunas veces más exactas que los del análisis convencional. La mayoría de las técnicas utilizadas conservan la estructura básica del sistema suelo [Cozzolino y Morón, 2003; Viscarra et al., 2006b]. Además, la otra ventaja de la espectroscopía de reflectancia consiste en que un solo espectro permite caracterizar simultáneamente varias propiedades del suelo. Las técnicas descritas están disponibles para el uso a escala de campo y de laboratorio.

Los datos generados a partir de las técnicas de espectroscopía en el rango de luz visible (VIS) e infrarrojo (IR) del espectro electromagnético (EM) han sido empleados para mapear los suelos afectados por sales a partir de mediciones de reflectancia. Diversos estudios se han llevado a cabo para identificar los rasgos espectrales específicos de minerales y costras salinas [Clark et al., 2003; Howari et al., 2002; Giron et al., 2009]. La información generada es utilizada para establecer correlaciones entre la reflectancia de los suelos salinos y sus propiedades físicas y químicas [Metternicht y Zinck, 2003; Viscarra et al., 2006b; Farifteh et al., 2006; 2007].

En general, los sensores remotos son sensibles a la energía solar reflejada (400 a 2500 nm), a la energía térmica emitida (8000 a 14000 nm) y a la radiación de longitudes de onda más larga conocida como microondas [Ben-Dor et al., 1999]. Básicamente la radiación reflejada de la superficie del suelo, varía dependiendo de sus constituyentes y de las longitudes de onda empleada por los sensores remotos [Karavanova, 2001]. Existe una alta correlación entre la reflectancia y las propiedades del suelo tales como:



mineralogía [Clark et al., 2003], contenido de materia orgánica [Konen et al., 2003], distribución del tamaño de partícula [Okin y Painter, 2004] y rugosidad superficial [Ben-Dor et al., 2003] (Ver Capítulo II). Las observaciones radiométricas y las mediciones terrestres han confirmado que los principales factores que afectan la reflectancia de los suelos salinos son la mineralogía de la sal, contenido de humedad, color y rugosidad superficial [Ben-Dor et al., 1999; Metternicht y Zinck, 2003; Farifteh et al., 2006]. Las transiciones electrónicas de los minerales pueden ser estudiadas en la región VIS (400 a 700 nm), mientras que los rasgos de absorción, la combinación de vibraciones fundamentales, debido a los enlaces de los elementos NH^- , OH^- y CH^- de las moléculas dominantes se analizan en la región del IR (700 a 2500 nm) del espectro EM [Ben-Dor et al., 1999; Clark et al., 1999; 2003].

Los rasgos comunes de los suelos afectados por sales también causan variaciones en la reflectancia del suelo y son útiles para identificar la salinidad a partir de datos de la percepción remota. Estos rasgos morfométricos son relacionados con las características morfológicas del suelo como la presencia de costras salinas de color blanco en la superficie, carácter abultado del suelo, color gris oscuro de suelos alcalinos puros, presencia de grietas de 1-2 cm de espesor y textura del tamaño de las partículas gruesas (>2) [Mzezewa et al., 2003; Metternicht y Zinck, 2003; Farifteh et al., 2006].

El análisis espectral cuantitativo del suelo en la región VIS e IR de espectroscopía de reflectancia requiere sofisticadas técnicas para extraer la respuesta de las propiedades del suelo a partir de las características espectrales. Varios métodos han sido utilizados para este fin [Viscarra et al., 2006b] comparando las relaciones cuantitativas de varias propiedades del suelo con base en su respuesta espectral en las diferentes regiones del espectro EM. Sin embargo, la aplicación de la percepción remota al estudio de la salinidad de los suelos es una tarea difícil, debido a los diferentes factores dentro de los cuales se puede mencionar que varias propiedades físicas y químicas del suelo (humedad,



rugosidad superficial, materia orgánica, composición de la sal, color) enmascaran los rasgos espectrales [Clark *et al.*, 2003].

Por otra parte, el suelo es considerado como un sistema complejo con naturaleza jerárquica producto de interacciones de diferentes materiales terrestres que generan la variabilidad espacial y dinámica temporal de sus propiedades. Por lo tanto no es fácil evaluar los espectros de reflectancia de un modo directo aun bajo las condiciones controladas (laboratorio) [Ben-Dor *et al.*, 2002; Pachepsky *et al.*, 2006]. Dentro del dominio de la percepción remota este hecho se vuelve aún más problemático, ya que hasta la fecha ningún análisis semi-cuantitativo o cuantitativo de diversas propiedades del suelo a partir de datos de reflectancia ha recibido una propia atención [Leitner *et al.*, 2003; Ben-Dor *et al.*, 2002; 2004].

En algunos casos el análisis semi-cuantitativo puede llevarse a cabo usando técnicas de espectroscopía de laboratorio, principalmente si la propiedad del suelo es conocida espectralmente a través de la región de reflectancia, por ejemplo, la textura, presencia de los minerales salinos, la materia orgánica [Karavanova, 2001; Shepherd y Walsh, 2002].

Los sensores escanean la superficie del suelo, sin implicar el grado de irregularidad de las sales presentes así como el carácter complejo del medio estudiado. Estas limitaciones resaltan la necesidad de usar otras técnicas y datos, en combinación con los sensores remotos. Las técnicas implementadas para la modelación de la salinidad de suelos conjuntamente con los avances de la geometría fractal, considerada en diferentes estudios como una herramienta prometedora [Pachepsky *et al.*, 2000; Oleschko *et al.*, 2002; 2004; Kokhsnovsky, 2005], han sido exitosamente utilizados para detectar y predecir la rugosidad de los sistemas complejos con naturaleza jerárquica. Con el desarrollo de técnicas no invasivas del análisis, se incrementó considerablemente la exactitud de los modelos físicos y matemáticos tradicionales, vistos a distintas escalas del tiempo y espacio [Oleschko *et al.*, 1998].



La geometría fractal [Mandelbrot, 1983] maneja una caja de herramientas para el análisis multiescalar de la rugosidad de las superficies naturales. Los conceptos básicos de esta disciplina han sido aplicados con éxito al análisis de la textura de imágenes bidimensionales [Oleschko; 1998; 2002; 2004; Li et al., 2002; Bryksina y Last, 2005], así como al análisis de la irregularidad de la estructura a través de la exploración electromagnética [Kokhanovsky, 2005; Velázquez, 2006].

La geometría fractal utiliza un simple lenguaje matemático, especialmente útil para modelar la naturaleza jerárquica multiescalar de los numerosos procesos físicos, químicos y biológicos de los medios porosos, así como las propiedades que se derivan de estos procesos, dentro de un rango de escalas espaciales y temporales que abarca varios órdenes de magnitud. Las leyes de potencia (relaciones de Pareto o distribuciones hiperbólicas), describen esta naturaleza vía las relaciones simples entre diversos atributos del conjunto fractal y escala de medición, siendo básicos para el análisis: la longitud de las unidades estructurales, su número, perímetro, área y volumen [Mandelbrot, 1983; Korvin, 1992].

Este estudio describe la primera aplicación de un espectrógrafo de imagen de laboratorio (Ver Capítulo VIII) para el estudio de muestras no alteradas de los suelos afectados por sales. Recientes trabajos han mostrado que las costras salinas generalmente reflejan la rugosidad de los sistemas naturales [Giron et al., 2009] y su estudio provee una base para la aplicación de la percepción remota a escala puntual que puede ser extrapolada a áreas con condiciones similares.

La intención de esta parte del trabajo es desarrollar una nueva técnica para detectar la rugosidad del patrón estructural de las costras salinas a partir de datos obtenidos de la reflectancia y cuantificarla a través de los parámetros de la geometría fractal que pueden ser integrados con otros resultados para establecer las diferentes relaciones con las propiedades físicas y químicas de los suelos de interés en una forma eficiente y atractiva a bajo costo.



6.2. Materiales y Métodos

6.2.1. Rugosidad de las firmas espectrales

Para cuantificar con mayor exactitud la invariancia al escalado de la rugosidad de las firmas espectrales de reflectancia a escala puntual se siguió la metodología propuesta en el Capítulo V, analizando las 30 costras salinas con una distribución espacial conocida (Figura 11) agrupándolas según la apreciación visual de las imágenes digitales tomadas a escala de campo. Los cuatro grupos de costras se describen con base en su rugosidad: ligeramente rugosos cuya presencia de grietas es baja (CLD), moderada (CD), intermedia (CMD) y alta (CFD). El análisis físico y químico del suelo de cada costra salina se llevó a cabo en laboratorio con la metodología propuesta y detallada en el Capítulo V. Los resultados se resumen en los Cuadros 2-5.

También se determinó el contenido de humedad ya que es conocido que éste influye sobre el color del suelo, principalmente sobre la luminosidad medida a través de los parámetros del color en el valor del Munsell y L^* del CIELAB con cambios respectivos de la reflectancia [Muller y Décamps, 2000]. Para determinar el contenido de humedad se tomó una muestra de suelo de cada una de las costras salinas seleccionadas. Para esto se utilizaron anillos de acero inoxidable con volumen conocido (100 cm^3). Las muestras de suelo fueron colocadas en un contenedor (aproximadamente 100 g). Se determinó el peso del suelo en húmedo y finalmente secado en una estufa a una temperatura de 110°C hasta obtener un peso constante. La diferencia entre el contenido de agua presente en el suelo y el peso de las partículas sólidas del mismo se expresó en porcentaje. Los resultados se promediaron para cada grupo de costras salinas.

Para el análisis espectral se tomó una muestra inalterada de cada costra salina con la ayuda de un muestreador cilíndrico diseñado especialmente para este estudio procurando conservar la estructura original de la costra. El muestreador está hecho de acero inoxidable y tiene forma de un anillo de 0.033 m de diámetro por 0.01 m de altura (este



diámetro es igual al espesor de las costras salinas muestreadas y en este estudio las lecturas espectrales se obtienen de la parte superficial de 0 a 0.003 m de la costra). Después de tomar la muestra, el anillo se cubrió con plástico para evitar la contaminación por fuentes externas. El muestreo se realizó durante el mes de junio de 2005 antes de la temporada de lluvias cuando la concentración y distribución espacial de sales sobre la superficie se consideran máximas y representativas para la zona de estudio, aptos para la caracterización de los suelos [Metternicht y Zinck, 2003; Fernández-Buces et al., 2006].

Los espectros de reflectancia se leyeron en un monocromador (77480 MS127₁TM) con el detector LineSpecTM CCD (77850), Termo Oriel, Canadá. El monocromador es del tipo espectrógrafo con un arreglo de diodos diseñado para medir la reflectancia espectral de los objetos sólidos (Ver Capítulo VIII). El monocromador está equipado con una lámpara de filamentos de halógeno tungsteno cubierta de cuarzo (TH) que ilumina la muestra con la luz que cubre la región ultravioleta hasta el infrarrojo cercano (UV-VIS-IR) del espectro electromagnético (EM). Para este estudio el equipo se calibró dentro del rango espectral de 379 a 980 nm, con una resolución espectral de 2.93 nm. El Espectralon Lasphere (Estándar Reflectancia Difusa, RSS) se utilizó como punto de referencia que se caracteriza por reflejar un 80% de la luz. El Espectralon fue útil para calibrar las lecturas espectrales de las costras salinas estudiadas [Stokman et al., 2000; Jackson, et al., 2003].

El software *LineSpecTM para WindowsTM 95/98 [1997]* se utilizó para extraer las respuestas espectrales. Este programa proporciona un archivo de salida (.dat) que posteriormente se convierte al formato *txt*. Este archivo contiene dos columnas, la primera representa los 2009 píxeles (dimensiones espectrales ó longitudes de onda) que se encuentran dentro del rango 379 a 980 nm, la segunda columna, es el conjunto de datos espaciales de las lecturas de reflectancia para cada uno de los píxeles. Tres lecturas de reflectancia son registradas bajo iguales condiciones de calibración (Detallado en el Capítulo VIII): el background que es el ruido intrínscico del sensor, la referencia estándar



y la reflectancia de la muestra del suelo. La firma espectral de los suelos analizados se cuantificó mediante una relación matemática simple:

$$\text{Reflectancia} = \frac{\text{muestradesuelo} - \text{background}}{\text{referenciaestandar}} \times 100 \quad (7)$$

Para el análisis fractal de los espectros de reflectancia se utilizó el software comercial *Benoit 1.3 [2006]*. Se utilizaron dos técnicas para calcular la dimensión fractal (D) de las firmas espectrales de las costras salinas estudiadas: la dimensión del rango re-escalado ($D_{R/S}$) y dimensión de ondoletas (D_w) (Capítulo II), ambas recomendadas como técnicas de referencia para el análisis de la rugosidad de las trazas y series de tiempo [*Dolon et al., 1998; Malamud y Turcotte, 1999; Oleschko et al., 2004*]. En el presente estudio las series de tiempo (espaciales) son formadas a partir de los valores de la respuesta espectral de cada una de las costras salinas estudiadas. La *Firma Fractal (FER) de los espectros de Reflectancia* se construyó a partir de esta última cuya invariancia al escalado se tomó como un indicador de la naturaleza fractal de los datos.

6.2.2. Coeficiente integral de reflectancia (CIR) y pendiente del espectro (PE) de las respuestas espectrales

Existen algunos índices radiométricos útiles para el monitoreo de la percepción remota del color de los suelos que facilitan la determinación de la reflectancia total y están basados en las interacciones entre los suelos y la energía EM principalmente en la región del espectro visible [*Mathieu et al., 1998*]. En términos generales estos índices se refieren a las combinaciones aritméticas simples entre los diversos atributos de los patrones de respuesta espectral del suelo en la región visible del EM. Son llamados así porque cualquier valor particular del índice se deriva de un conjunto de valores de reflectancia de las regiones del espectro de interés [*Alzate, 2001*].



Karavanova [2001], puntualizó que los métodos de percepción remota son basados en las mediciones de las características ópticas de los objetos, por ejemplo, su reflectancia espectral. Cada objeto tiene su propia característica espectral: tipo de curvas espectrales y diferentes valores de índices de reflectancia espectral en diferentes regiones del espectro EM. Estos índices se correlacionan de un modo significativo con la composición del suelo, contenido de humus, yeso, óxidos de hierro, sales solubles y carbonatos. Su objetivo es diferenciar entre distintos tipos de suelos.

El coeficiente integral de reflectancia (CIR) y la pendiente del espectro (PE) miden la capacidad de reflectancia espectral de los suelos [*Karmanov, 1974*]. Ambos coeficientes toman en cuenta el papel de los principales componentes del suelo que le proporcionan el color, en la formación de las propiedades espectrales del mismo.

El CIR y PE se calculan mediante el siguiente procedimiento a partir de los valores puntuales que se extraen de las curvas de reflectancia:

$$CIR = \frac{\lambda_{452} + \lambda_{490} + \lambda_{540} + \lambda_{590} + \lambda_{640} + \lambda_{690}}{6}, \quad (8)$$

$$PE = \lambda_{650} - \lambda_{480} \quad (9)$$

La principal premisa del CIR es que el cambio que ocurre en la brillantez espectral del suelo con la longitud de onda es más bien suave que brusco.

En recientes estudios los índices CIR y PE han sido usados con éxito para evaluar la rugosidad de los suelos sometidos a diferente manejo [*Velázquez, 2006*] permitiendo describir el comportamiento de las propiedades ópticas del suelo de un modo cuantitativo así como cambios en la magnitud y orientación de la proyección de las curvas espectrales con naturaleza fractal.



Un análisis de comparación de medias por el método de las menores diferencias significativas de Fisher (LSD), estadísticos de tendencia central y distribución de datos fue utilizado entre los resultados de las dimensiones fractales de interés ($D_{R/S}$ y D_w) extraídas de las firmas fractales (FER) de los espectros de reflectancia. Los coeficientes CIR y PE se obtuvieron de las mismas curvas espectrales. Para la cuantificación exacta de las asociaciones entre las variables de interés se utilizó un análisis de varianza (ANOVA) entre los coeficientes de reflectancia (CIR y PE) y las propiedades físicas y químicas para cada grupo de costras salinas establecidas. Los coeficientes de correlación (r) al igual que los coeficientes de determinación (R^2) se estimaron para un nivel de confianza de $p \leq 0.05$ y $p < 0.01$. Los mejores modelos predictivos fueron considerados como indicadores en la estimación de la rugosidad de los grupos de costras evaluadas.

6.3. Resultados y Discusión

6.3.1. Relación de las firmas espectrales con las propiedades físico-químicas de los suelos

La respuesta espectral de los cuatro grupos de costras salinas fue estadísticamente diferente, con rasgos mayores dentro de la región IR cercano (700 –980 nm) del espectro EM, y con algunos picos de absorción aparentes cuya naturaleza no será evaluada en este trabajo (Figura 19). Los espectros de reflectancia se derivan de algunas propiedades físicas y químicas básicas del suelo (Cuadros 2-5) tales como la textura, el color, el contenido de humedad, la concentración de sodio (Na^+), el contenido de sulfatos (SO_4^{2-}), la conductividad eléctrica (CE), el porcentaje de saturación de sodio (PSI), la relación de adsorción de sodio (RAS) y pH, entre otras.

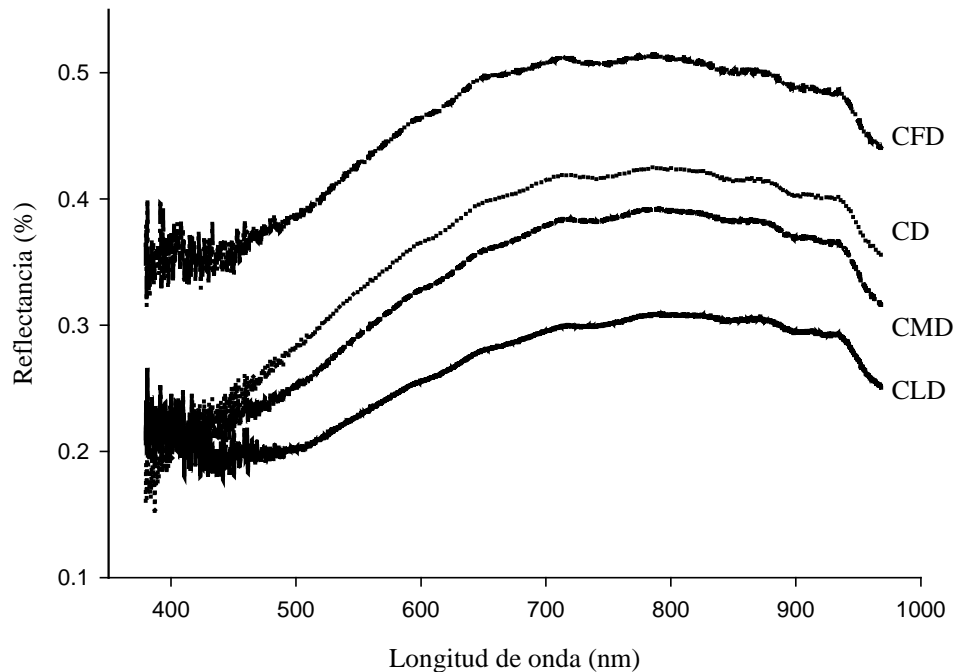


Figura 19. Espectros de reflectancia de los cuatro grupos de costras salinas: CLD-ligeramente desarrolladas, CD-desarrolladas, CMD-muy desarrolladas, y CFD-fuertemente desarrolladas.

La menor reflectancia se observó en el grupo CLD (Figura 19). Este grupo está formado por 8 costras salinas de las cuales 6 presentan color espectral dominante en amarillo (Y) y dos costras en el color amarillo-rojo (YR) de acuerdo al sistema de color Munsell (Anexo A1). La medición cuantitativa de la luminosidad está representada por el valor de L^* (68.66) que define una tendencia al color blanco o brillante, y de acuerdo a los valores promedio encontrados en los parámetros cromáticos existe una tendencia mayor al color amarillo ($b^*=+6.82$) que al color rojo ($a^*=+0.56$) definidos en el sistema de color CIELAB [Viscarra et al., 2006a]. Por otra parte, algunos autores [Howari et al., 2002; Metternicht y Zinck, 2003] mencionan que las altas concentraciones de limo y halita (NaCl) proporcionan una brillantez más alta de las costras salinas. Esto explica la alta brillantez encontrada para este grupo de costras que se atribuyó al alto contenido de limo (35.06 %), Cl^- y Na^+ (410.06 y 2038.16 meq Lt^{-1} , respectivamente) en comparación con otros grupos de costras (Cuadros 2-5).



El efecto de la materia orgánica (MO) y el color sobre la respuesta espectral de los suelos ha sido documentado en algunos trabajos [*Ben-Dor et al., 1999; Barrett, 2002*] que mencionan que los altos contenidos de materia orgánica bajan el valor del croma y minimizan el efecto de otros constituyentes del suelo con un decremento en la respuesta espectral especialmente en la región VIS del espectro [*Sánchez-Marañón et al., 2004*]. Lo anterior coincide con los resultados encontrados para el grupo CLD que presentó un valor bajo en croma (0.74) y un contenido más alto de MO (2.83%), superior a los encontrados en los grupos CD, CMD y CFD (Cuadros 2-5). *Ben-Dor et al., [1999]* han puntualizado que existe un incremento en el valor de Hue por el efecto de pigmentos de minerales y materia orgánica. Relaciones similares fueron encontradas para el grupo CLD que presentó uno de los valores promedios más altos en Hue (2.98) seguido por CFD, CMD y CD (3.70, 1.70 y 1.32 respectivamente, Cuadros 2-5) que coincidió con el incremento de la materia orgánica mencionado arriba.

El más alto contenido de humedad se observó en el grupo CLD con un valor promedio de 30.79% (con un mínimo 27.05% y un máximo de 32.63%) con un coeficiente de variación (CV) de 8.46%. El incremento de humedad generalmente reduce la reflectancia del suelo, que en muchos casos ocurre uniformemente a través del rango VIS [*Matthias et al., 2000; Barrett, 2002*]. Como se observa en la forma de la curva de la Figura 19 que tiende a ser más baja en reflectancia para el grupo CLD en comparación con otras tres curvas de los grupos CD, CMD y CFD.

También se ha detallado [*Dehaan y Taylor, 2002*] la importancia de la textura particularmente del tamaño de la arcilla sobre la respuesta espectral, mencionando que un incremento en la concentración de arcilla corresponde a un decremento en la reflectancia en la región VIS e IR del espectro EM. Lo anterior coincide con la baja reflectancia observada para el grupo CLD, que presenta una más alta concentración de arcilla (44.68 %) en comparación con otros grupos de costras (Cuadros 2-5).



Una respuesta espectral intermedia fue encontrada para los grupos CD y CMD que coinciden con el comportamiento intermedio de su rugosidad. El grupo CD combina 9 curvas espectrales con Hue en longitud de onda dominante en Y (amarillo), en comparación con el grupo CMD que presenta 9 curvas espectrales: 8 con Hue en Y (amarillo) y una curva espectral en YR (rojo-amarillo) (Anexo A1). Los Cuadros 3 y 4 muestra los valores promedio del color tanto para el sistema Munsell y el sistema CIELAB de los dos grupos mencionados y en la Figura 19 se visualiza su efecto sobre la reflectancia. *Post et al., [2000]* y *Barrett, [2002]* analizaron la influencia de algunas propiedades del suelo, incluyendo el color en la respuesta espectral encontrada que en general los suelos con Hue en Y (amarillo) presentan una respuesta espectral más alta en el rango VIS del espectro EM que aquellos con Hue en YR (en amarillo-rojo). Estos resultados explican en parte lo encontrado en el presente estudio para las costras del grupo CD donde se observó una mayor reflectancia en contraste con el grupo CMD donde la reflectancia fue mínima (Figura 19). Adicionalmente, se ha documentado que en superficies relativamente rugosas, el albedo es menor que en superficies más suaves debido a los efectos de dispersión múltiple y al efecto de sombras que se produce decreciendo la reflectancia [*Matthias et al., 2000*]. Lo señalado justifica el hecho de que las costras del grupo CMD, caracterizado por una relativamente mayor rugosidad, presente una menor reflectancia en comparación con el grupo CD, donde la rugosidad superficial es menor y la reflectancia es más alta.

La respuesta espectral del suelo varía en función del contenido de humedad. Se ha comprobado que el incremento de humedad produce cambios sutiles en la longitud de onda dominante (Hue) así como un decremento sistemático en el croma que varía dependiendo del tipo de suelo [*Ben-Dor et al., 1999; Post et al., 2000; Barrett, 2002*]. Lo mencionado explica la pequeña diferencia encontrada en la respuesta espectral entre las costras de grupos CD y CMD, observando que el primero se caracteriza por un porcentaje de humedad de 30.47% con un CV de 10.57%, así como con una dominancia en el color Hue en amarillo (Y) y un bajo croma (0.98), mientras que las costras del grupo CMD



tienen un porcentaje de humedad menor (27.12%) con un CV de 11.18%, y un alto valor del croma (1.02) que es superior al encontrado en CD. La diferencia relativa en la respuesta espectral puede ser explicada en parte por las diferencias en la rugosidad y color que presentaron los dos grupos intermedios de costras salinas.

En el presente estudio se comparó un amplio rango de propiedades físicas y químicas de estos dos grupos de costras (Cuadros 3 y 4), llegando a documentar el mayor contenido de arena, Na^+ , CO_3^- , pH, PSI y RAS (33.59%, 2185.78, 238.90 meq L^{-1} , 10.36, 96.84 y 2095.12, respectivamente) para el grupo CD a diferencia del grupo CMD (29.74%, 1930.69, 136.20 meq L^{-1} , 10.33, 96.48, 1902.42, respectivamente). Determinando que existe una diferencia significativa ($p \leq 0.05$) cuando se comparó el contenido de CO_3^{2-} y la CE entre estos dos grupos de costras. Se ha comprobado que en la fracción de arena predomina el cuarzo (que atrapa la luz dentro su estructura) al igual que los cristales de sal, tales como partículas gruesas de sulfatos que atrapan más luz en comparación con las partículas finas (NaCl) interfiriendo de un modo directo en la respuesta espectral de los suelos [Ben-Dor et al., 1999; Metternicht y Zinck, 2003]. En estudios detallados realizados en el área de estudio [SRH, 1971; Rivera, 1975; Fernández-Buces, 2006] se ha comprobado la presencia de diferentes minerales incluyendo el cuarzo entre las partículas de arena, así como la alta concentración de sulfatos, carbonatos de sodio y calcio en las costras salinas, lo cual explica las fluctuación documentadas para la respuesta espectral de diferentes costras en el rango del espectro EM evaluado.

El efecto de la materia orgánica sobre la respuesta espectral de los suelos estudiados está relacionada con su textura encontrando que existen cambios espectrales significativos cuando se incrementa el contenido de materia orgánica junto con la arcilla que provocan bajos niveles de reflectancia en el VIS e IR cercano [Ben-Dor et al., 1999; Clark et al., 2003]. Relaciones similares fueron encontradas para el grupo CMD que presentó la más elevada concentración de MO acompañada por una concentración alta de arcilla (2.91% y 40.37%, respectivamente) que se correlaciona con una disminución en su respuesta



espectral (Figura 19). Se ha documentado que la descomposición de materia orgánica produce una combinación de sustancias que influyen en las características espectrales del suelo [Daughtry *et al.*, 2004]. Por otra parte, se encontró que los atributos de reflectancia medidos en el rango correspondiente al rojo e IR cercano del espectro EM se correlacionaron con la presencia de $\text{NO}_3\text{-N}$ en el tejido vegetal lo cual fue documentado con diversas técnicas multivariadas, sin embargo, con un bajo grado de predictibilidad ($R^2=0.54$, Shibusawa, 2003). Las relaciones encontradas entre NO_3^- en el espectro de reflectancia de las costras salinas no son sustentadas por la revisión bibliográfica, por lo cual su precisión requiere de futuras investigaciones. Con base a lo anterior se cree que la presencia de un alto contenido de NO_3^- ($150.48 \text{ meq L}^{-1}$) resulta ser definitivo de la respuesta espectral para este grupo de costras

El más alto nivel de reflectancia se documentó para costras del grupo CFD que se caracterizó por una mayor presencia de grietas superficiales en comparación con los grupos CLD, CD y CMD (Ver Capítulo V). El grupo CFD consiste de costras salinas con longitud de onda espectral dominante en Hue en Y (amarillo) y Hue en YR (amarillo-rojo) (Anexo A1). Estas costras tienen el valor más alto en value (6.73) en el sistema de color Munsell y en los parámetros de color L^* (68.87) y b^* (7.32) en el sistema de color CIELAB (Cuadro 5). De las cantidades más altas de value y L^* se deriva el color más blanco de éstos dentro de escala de gris de 0 a 100 [Viscarra *et al.*, 2006a]. Se ha documentado que por lo general la luminosidad del suelo se incrementa con el decremento del contenido de humedad [Muller y Décamps, 2000; Barrett, 2002] elevando la respuesta espectral de los suelos. El grupo CFD presentó el más bajo contenido de humedad (23.99%) con un máximo coeficiente de variación (37.11%) y los más altos valores en luminosidad tanto en el value y L^* de ambos sistemas mencionados arriba, lo cual se correlacionó con el más alto nivel de reflectancia alcanzado para costras de este grupo (Figura 19).



El efecto de la textura del suelo, y en especial de las partículas del tamaño de limo en su respuesta espectral ha sido estudiado por *Metternicht y Zinck, [2003]* que relacionaron las superficies más brillantes con un alto contenido de limo que determina más alta reflectancia total de las costras con estructura abultada (formadas por sulfato de sodio, Na_2SO_4) ó costras salinas con estructura más suave (formadas por cloruro de sodio, NaCl). Lo mencionado confirma los resultados encontrados en el presente trabajo para las costras del grupo CFD que presentaron los contenidos más altos de limo (37.23 %) y de SO_4^{2-} ($1558.73 \text{ meq L}^{-1}$) en comparación con otros grupos de costras (Cuadros 2-4). Estos resultados coinciden con la respuesta espectral más alta del grupo CFD. Se ha documentado que los suelos con sales solubles, por lo general, tienen un promedio más alto de reflectancia dentro del rango espectral de 520 a 900 nm y que la reflectancia se incrementa con la disminución de la conductividad eléctrica [*Baumgardner et al., 1985; Farifteh et al., 2006*]. Adicionalmente a lo anterior, el grupo de costras fuertemente desarrolladas (CFD) se caracterizó por uno de los valores más bajos de CE (24.90 dSm^{-1}) que se asoció con una mayor reflectancia en comparación con el grupo CLD, donde CE fue igual a 32.53 dSm^{-1} lo cual se correlacionó con una reflectancia menor (Figura 19).

La espectroscopía de reflectancia en el visible e IR cercano mostró ser útil para analizar cuantitativamente la estructura de la superficie de los cuatro grupos de costras salinas. Los resultados obtenidos en el presente estudio documentan que en la mayoría de los casos la respuesta espectral de un suelo salino se deriva de una variedad de parámetros y por lo tanto es difícil de separar el efecto de cada uno de los parámetros específicos. Sin embargo, la respuesta espectral fue estadísticamente diferente para los cuatro grupos de costras analizados. Sólo pequeñas diferencias existen entre CD y CMD que son considerados como grupos intermedios con base en su rugosidad superficial. La metodología utilizada demostró ser eficiente no solo para caracterizar a los suelos afectados por sales, sino para asociar sus respuestas espectrales con los parámetros físicos y químicos básicos.



Sin embargo, es conocido que los sensores remotos utilizados en la espectroscopía de reflectancia escanean sólo la superficie de las costras salinas e involucran la concentración y distribución tanto horizontal y vertical de las sales del perfil completo del suelo [Curran., 1995; Chuvieco, 1996; Alzate., 2001]. Considerado esta limitación se detalla la necesidad de usar otras fuentes de datos como los obtenidos en laboratorio para determinar las propiedades físicas y químicas de las costras evaluadas. La combinación de datos de estas dos diferentes fuentes (sensores remotos y técnicas de laboratorio) que permiten extraer información consistente en la caracterización de las costras. Esta sinergia, por lo tanto, requiere de un profundo conocimiento de la naturaleza integral de los datos individuales [Cracknell., 1998].

Analizando las limitaciones y ventajas de estas técnicas (Ver Capítulo II) se llegó a concluir que un enfoque integrado basado en las técnicas de percepción remota, y en particular en la espectroscopía de reflectancia, junto con los datos de laboratorio facilitan la caracterización oportuna de diferentes grados de salinización de suelos afectados [Bendor et al., 1999; Metternicht y Zinck, 2003; Farifteh et al., 2007]. Las aplicaciones de tales metodologías multiescalares y no invasivas amplían los panoramas de los programas del monitoreo que pueden integrar datos desde escalas puntuales a escalas de campo y más aún a las escalas mega importantes para el pronóstico de avances del procesos de degradación en discusión [Pachepsky et al., 2003].

Hasta ahora a quedado establecido que la reflectancia de la superficie del suelo es una característica cuantitativa que refleja el estado actual de sus propiedades físicas y químicas, lo que hace de esta variable un potente índice de naturaleza integral y compleja con las ventajas de tener una medición rápida, precisa y de bajo costo, que la vislumbran como una variable especialmente útil para la evaluación y representación cuantitativa de las propiedades del suelo [Chiao et al., 2000].



6.3.2. Asociación entre los coeficientes de reflectancia (CIR y PE) y la rugosidad de las firmas espectrales

La capacidad informativa de reflectancia analizada con base en el coeficiente CIR para los cuatro grupos de costras analizados (CLD, CD, CMD y CFD) fue significativamente diferente ($p < 0.05$). El más bajo valor del CIR se observó para el grupo CLD con el mínimo grado de desarrollo de las costras salinas, en contraste con el grupo CFD donde el valor del CIR fue más alto. Los valores intermedios se encontraron para los grupos CD y CMD. Estos resultados coinciden con las tendencias detectadas en la dinámica de la rugosidad (Capítulo V) y las respuestas espectrales de las costras comparadas (Cuadro 6).

Cuadro 6. Comparación de medias por el método de las menores diferencias significativas de Fisher (LSD, $p < 0.05$) y estadísticos correspondientes del coeficiente integral de reflectancia (CIR) para las curvas de reflectancia de los cuatro grupos de costras salinas.

<i>Grupos</i>	<i>Media*</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>
CLD	0.08a	0.03	0.05	0.12
CD	0.10b	0.02	0.08	0.15
CMD	0.11ab	0.02	0.08	0.15
CFD	0.14c	0.00	0.14	0.15

*Medias con la misma letra no son diferentes significativamente.

Estos resultados coinciden con lo reportado por *Ben-Dor et al., [2003]* quienes mencionan que el proceso de formación de costras es acompañado por una redistribución y reacomodo de las partículas finas ($< 2\text{mm}$) entre las partículas gruesas ($> 2\text{mm}$) en la superficie del suelo con decremento de los efectos del sombreado, lo cual origina una más alta reflectancia total. El grupo de costras fuertemente desarrolladas presentó una máxima reflectancia caracterizándose por un porcentaje importante de tamaño de partículas gruesas del tamaño de limo y arena, cuya presencia eleva la capacidad de reflectancia del



suelo, en contraste con el grupo de costras CLD con un alto contenido de arcilla (Cuadro 2), lo cual favorece la disminución de la capacidad de reflectancia de este grupo.

Referente a los estadísticos presentados en el Cuadro 6 los valores mínimos del CIR corresponden al grupo CLD y mientras que los máximos son típicos e iguales para los grupos CD, CMD y CFD (Cuadro 6). Una baja variabilidad de los valores del CIR medida a través de la desviación estándar se presentó en las costras CFD, intermedia en CD y CMD, siendo el valor de esta variable mayor para CLD. Sin embargo, en todos los casos se observó una homogeneidad de los datos extraídos de todos los grupos de costras. En el Cuadro 6 se observa el grado de significancia estadística de diferencias en CIR para los grupos de costras comparadas y evaluada por la prueba de las menores diferencias significativas de Fisher ($p < 0.05$).

Una marcada tendencia positiva (Figura 20) fue encontrada al comparar los valores promedio del CIR (Cuadro 6) de los cuatro grupos de costras comparadas, indicando que al aumentar el grado de desarrollo de las costras salinas (y disminuyendo su rugosidad superficial) se incrementa la cantidad de energía reflejada por éstas con un ajuste de los datos a la regresión lineal caracterizada por un alto valor del coeficiente de determinación ($R^2 = 0.96$). Este efecto es más notable en el grupo de costras CLD que presentaron una máxima rugosidad en comparación con el grupo fuertemente desarrollado con una máxima concentración de grietas superficiales.

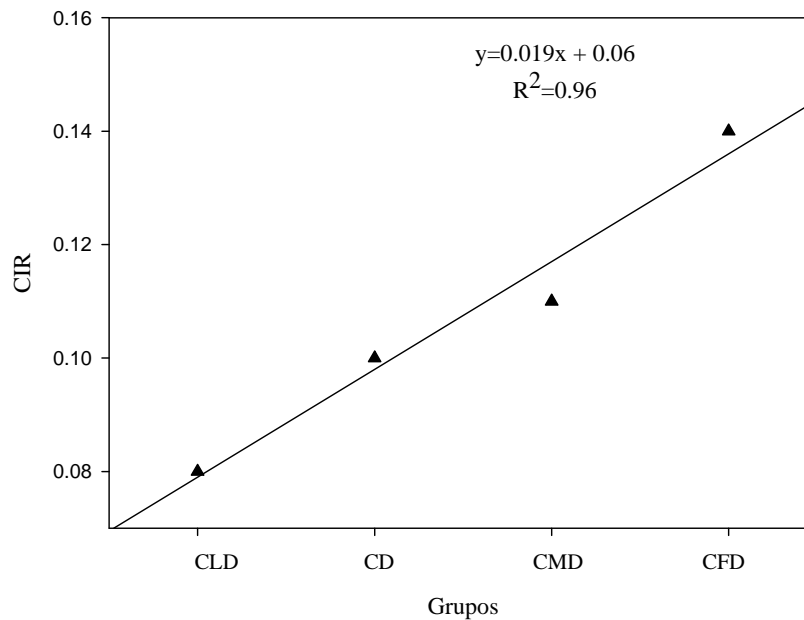


Figura 20. Comportamiento del coeficiente integral de reflectancia (CIR) para los cuatro grupos de costras salinas comparados.

Los cambios significativos en la capacidad de reflectancia de los grupos analizados indican la probabilidad de asociarlos cuantitativamente con la rugosidad superficial de las costras salinas derivada de las características físicas y químicas del suelo así como buscar relaciones más estrechas entre el grado de desarrollo de las costras y su respuesta espectral.

Las pendientes de las curvas espectrales (PE) fueron determinadas para los cuatro grupos de costras salinas comparados, resultando las tendencias encontradas poco parecidas a las encontradas para el CIR. El más bajo valor de PE fue obtenido para el grupo CLD, mientras que el valor más alto pertenece al grupo CD. Valores intermedios fueron encontrados para los grupos CMD y CFD (Cuadro 7). Las diferencias entre pendientes de las curvas espectrales (PE) de los cuatro grupos analizados no son significativas ($p < 0.05$) para los grupos con el desarrollo avanzado de costras, siendo éstas significativas sólo entre CLD y el resto de costras estudiadas.



Cuadro 7. Comparación de medias por el método de las menores diferencias significativas de Fisher (LSD, $p < 0.05$) y estadísticos correspondientes de la pendiente del espectro (PE) para las curvas de reflectancia de los grupos formados.

<i>Grupos</i>	<i>Media*</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>
CLD	0.08a	0.03	0.04	0.12
CD	0.13b	0.03	0.08	0.15
CMD	0.12b	0.03	0.08	0.16
CFD	0.12b	0.00	0.11	0.13

*Medias con la misma letra no son diferentes significativamente.

Los valores de la desviación estándar de los datos señalan una alta uniformidad en la distribución de PE con una mínima variación encontrada en las costras del grupo CFD seguida por los tres grupos restantes. La mayor variación de los datos de PE fue presentada por los grupos CLD, CD y CMD. Los dos últimos grupos tienen los mismos valores máximos de PE. Estos resultados sugieren los cambios diferentes en la forma de la curva de reflectancia relacionada con la brillantez de las muestras para el grupo CD en comparación con los otros grupos. Velázquez [2006] demostró que en suelos agrícolas bajo diferentes sistemas de manejo existen cambios significativos ($p < 0.01$) de la pendiente de la curva espectral del mismo suelo. La tendencia es positiva es un ajuste de datos a la regresión lineal y $R^2 = 0.94$.

Sin embargo, al comparar los valores de la brillantez evaluada a través de la PE con los grupos de costras analizados se encontró que existe una tendencia no significativa con un ajuste en la regresión de tipo lineal positiva ($R^2 = 0.40$) que indica un incremento de la PE con el incremento de la rugosidad superficial. Es decir, la pendiente de la línea se incrementa en magnitud en cuanto se observaron a partir de las superficies menos rugosas indicando una mayor sensibilidad de la energía representada en la PE para CLD en comparación con CD, CMD y CFD, donde la rugosidad es menor. En la Figura 21a se



observa la tendencia de los datos para la pendiente de curvas de reflectancia de las costras salinas comparadas. Al excluir el grupo de costras débilmente desarrollada del análisis se llegó a una tendencia estadísticamente significativa ($R^2=0.77$) de disminuir la pendiente con el incremento del grado de salinidad. Esto significa que existe una asociación positiva entre la pendiente de curvas espectrales y la rugosidad de las costras salinas (Figura 21b).

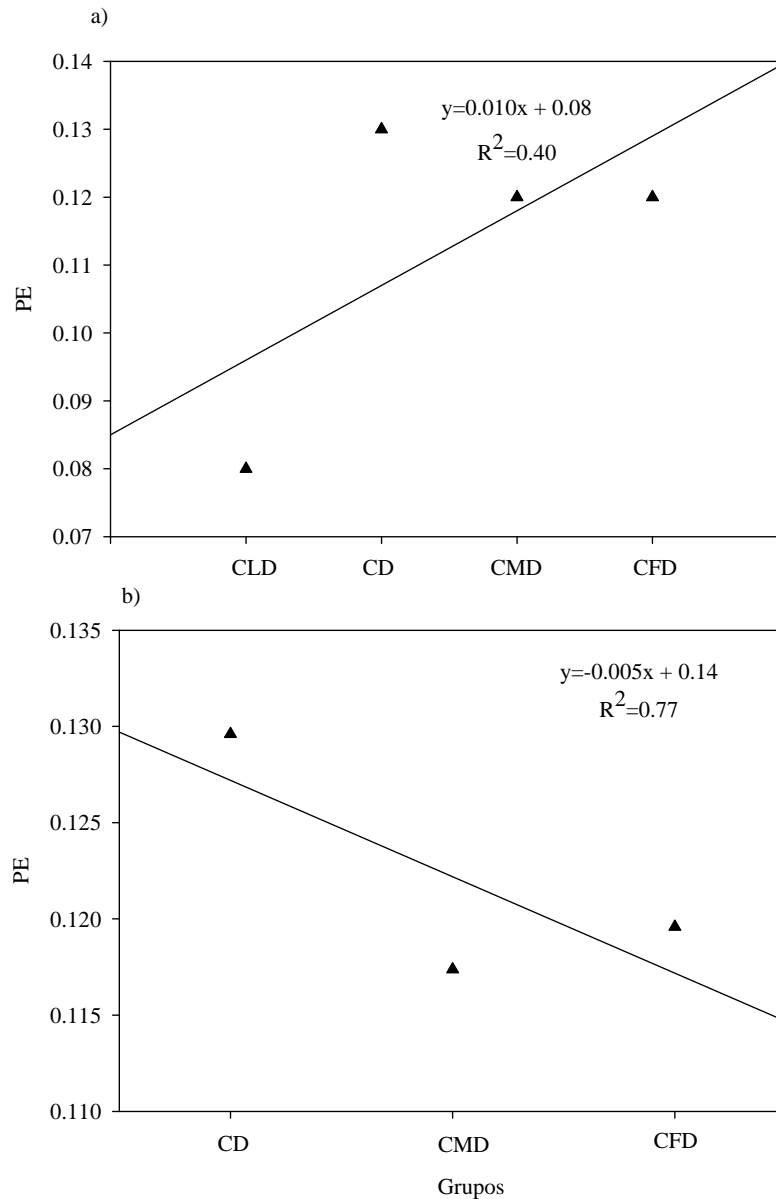


Figura 21. Comportamiento de la pendiente (PE) para el suelo salino: a) Para los cuatro grupos de costras salinas; y b) Para tres grupos de costras salinas comparados.



Resultados similares fueron encontrados por *Sakai y Nakamura [2004]* en cuyo trabajo la rugosidad se midió de acuerdo al ángulo de la pendiente del espectro de reflectancia en diferentes superficies. Se encontró que los valores altos de la pendiente son característicos para las superficies abultadas con mayor rugosidad en comparación con las superficies intermedias y suaves.

Las firmas espectrales de reflectancia (FER) fueron determinadas por el método del rango de re-escalado ($D_{R/S}$) y de ondoletas (D_w). Para el grupo de costras con mayor rugosidad CLD coincidió con el valor más alto de la dimensión del rango de re-escalado ($D_{R/S}=1.70$ y $H=0.30$) seguido por los grupos CD y CMD ($D_{R/S}=1.68$ y $H=0.32$), siendo siempre menor para el grupo con menor rugosidad CFD ($D_{R/S}=1.67$ y $H=0.33$). Asociando los valores de $D_{R/S}$ con los del CIR se llegó a una correlación significativa siendo la relación de carácter inverso ($p=0.07$ y $r=-0.93$) indicando que un decremento en la capacidad de iluminación coincide con el incremento de la dimensión fractal $D_{R/S}$ (disminución del exponente de Hurst) y por ende una mayor rugosidad de las costras salinas (Figura 22a). Resultados similares fueron encontrados por *Metternicht y Zinck, [2003]* quienes mencionan que una menor rugosidad en suelos salinos y cultivados se correlaciona con la disminución del poder de iluminación de las partículas del suelo, lo cual explica en parte la reflectancia mínima de las costras del grupo CLD que sin embargo, se caracterizaron por superficies con una máxima rugosidad.

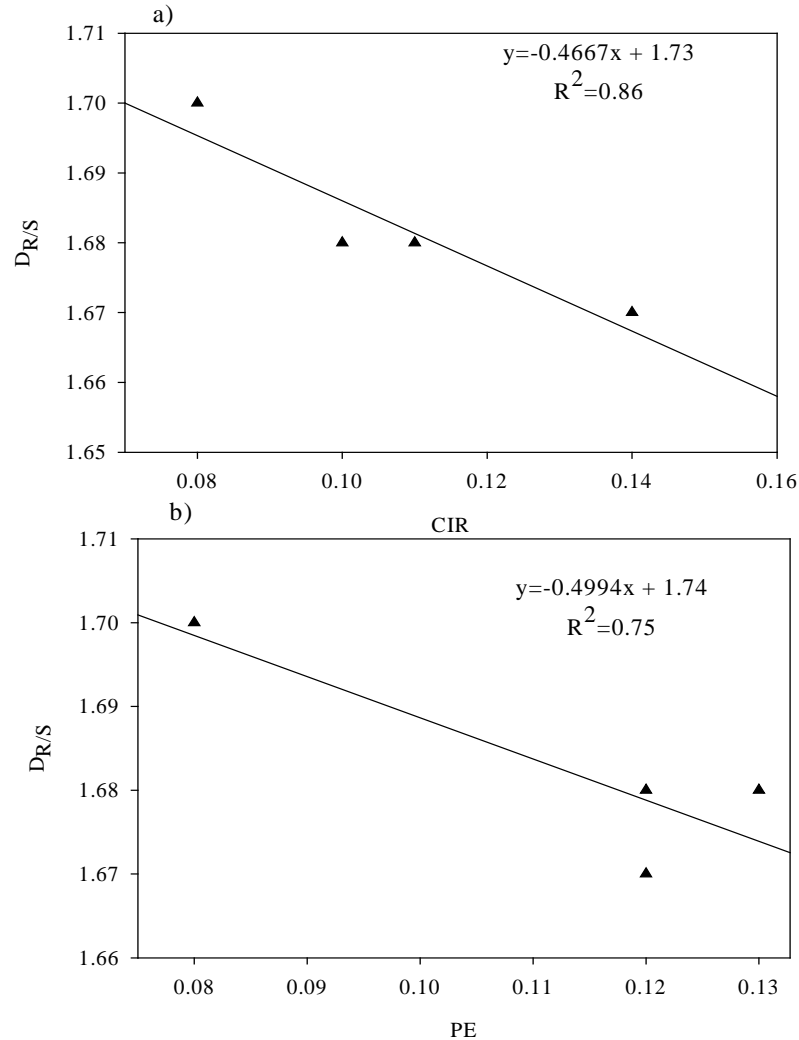


Figura 22. Asociación entre la dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$) y los coeficientes de reflectancia: a) Coeficiente integral de reflectancia (CIR); y b) Pendiente del espectro (PE) para los cuatro grupos de costras salinas formados.

La asociación de la disminución fractal $D_{R/S}$ y la pendiente del espectro (PE) es estadísticamente significativa ($p=0.13$ y $r=-0.87$). La tendencia encontrada indica que hay una disminución de la brillantez de las costras salinas que pertenece al grupo CLD cuya dimensión fractal y rugosidad son mayores, a pesar de que la morfología externa es más suave dada por el mosaico suelo y sales presentes. Lo contrario se observó para las costras de grupos restantes (CD, CMD y CFD) donde la disminución en el valor de la dimensión fractal $D_{R/S}$ coincidió con la disminución de la rugosidad superficial extraída a partir de



las imágenes digitales y según el exponente de Hurst de curvas de reflectancia (Figura 22b).

Diferencias mínimas fueron encontradas entre la rugosidad extraída de las firmas espectrales de reflectancia (FER) por el método de ondoletas (D_w) para los cuatro grupos analizados. Señalando el siguiente orden $CLD > CD < CMD < CFD$ con valores de D_w de $1.85 > 1.70 < 1.79 < 1.95$ y los respectivos valores de H iguales a $0.15 < 0.30 > 0.21 > 0.05$. Una débil relación no significativa se encontró entre los valores de D_w y el CIR ($r=0.54$) sin llegar a una asociación significativa para PE ($r=-0.33$). Para buscar un mejor análisis en la asociación entre valores de la dimensión D_w , el coeficiente integral de reflectancia (CIR) y la pendiente (PE), se aplicó un modelo de orden polinómico. El coeficiente de ajuste del modelo entre D_w y CIR ($D_w = 165CIR^2 - 34.37CIR + 3.53$) resultó ser positivo lo que confirma la tendencia de incrementarse la dimensión fractal de D_w con la capacidad de iluminación de las costras salinas. Con este modelo se puede explicar el 88% de la variabilidad de la rugosidad superficial a partir de los valores de D_w . Mientras que una relación negativa fue encontrada entre D_w y PE ($D_w = -277.7PE^2 + 55.44PE - 0.81$) y con el coeficiente de ajuste del modelo de regresión de un 48%, lo que indica que al incrementarse la dimensión D_w coincide con un decremento en la brillantez de las costras salinas evaluadas.

6.3.3. Relación entre los coeficientes de reflectancia (CIR y PE) y las propiedades físico-químicas de las costras salinas

Las relaciones lineales entre la capacidad de iluminación de las curvas espectrales (CIR) y la pendiente del espectro (PE) con los parámetros físicos y químicos presentaron algunas diferencias siendo la mayoría de los casos insignificativas estadísticamente (R^2) (Cuadro 8). Para el grupo CLD, la PE presenta en general los valores de R^2 ligeramente más altos para todas las propiedades estudiadas en comparación con el CIR. Sin embargo, la tendencia de los resultados de la PE es muy similar a los resultados encontrados del



CIR. Por ejemplo, las asociaciones significativas ($p < 0.01$) con tendencia negativa se encontraron entre PE y CO_3^{2-} así como relaciones significativas ($p \leq 0.05$) con tendencia positiva con HCO_3^- , K^+ , pH, RAS, PSI. La relación altamente significativa ($p < 0.01$) entre CO_3^{2-} y CIR que conserva la misma tendencia negativa encontrada con la PE, así como las relaciones significativas ($p \leq 0.05$) encontradas para HCO_3^- , K^+ , pH, RAS y PSI. Es de notar una relación lineal positiva y significativa encontrada entre el CIR y la cantidad de partículas del tamaño del limo (Cuadro 8). *Ben-Dor et al., [2003]* mencionan que por lo general en las fracciones gruesas del suelo están presentes ciertas cantidades de CO_3^{2-} aunque su presencia varía dependiendo del tipo de suelo. Estos resultados sugieren que el grado de brillantez y la capacidad de iluminación de las costras del grupo CLD se debe en parte al alto contenido de limo (35.06%) y CO_3^{2-} ($164.18 \text{ meq L}^{-1}$).



Cuadro 8. Relación entre los coeficientes de reflectancia (CIR y PE) y las propiedades físico-químicas de las costras salinas para el grupo CLD, CD y CFD.

Parámetros físicos y químicos	Ecuación de regresión Grupo	R ²
<i>Coefficiente integral de reflectancia (CIR)</i>		
<i>CLD</i>		
Textura (limo %)	Limo=24.865 + 124.139×CIR	0.51*
PH	pH=9.556 + 6.786×CIR	0.43
Carbonatos (CO ₃ ²⁻ meq L ⁻¹)	CO ₃ ²⁻ =-245.160 + 4988.22×CIR	0.72**
Bicarbonatos(HCO ₃ meq L ⁻¹)	HCO ₃ =28.370 + 387.542×CIR	0.52*
Potasio (K ⁺ meq L ⁻¹)	K=36.404 + 396.795×CIR	0.50*
Relación de adsorción de sodio (RAS)	RAS=998.415 + 10125.0×CIR	0.46
Porcentaje de saturación de sodio (PSI)	PSI=94.7842 + 17.9177×CIR	0.47*
<i>Pendiente del espectro (PE)</i>		
<i>CLD</i>		
PH	pH= 9.509 + 7.583×PE	0.54*
Calcio (Ca ²⁺ meq L ⁻¹)	Ca ²⁺ =4.778 -26.358×PE	0.42
Carbonatos (CO ₃ ²⁻ meq L ⁻¹)	CO ₃ ²⁻ =-251.739 + 5213.6×PE	0.79**
Bicarbonatos(HCO ₃ meq L ⁻¹)	HCO ₃ =29.242 + 388.042×PE	0.53*
Potasio (K ⁺ meq L ⁻¹)	K=36.1383 + 411.823×PE	0.54*
Relación de adsorción de sodio (RAS)	991.532 + 10509.7×PE	0.51*
Porcentaje de saturación de sodio (PSI)	PSI=94.7882 + 18×3961PE	0.51*
<i>Pendiente del espectro (PE)</i>		
<i>CD</i>		
Carbonatos (CO ₃ ²⁻ meq L ⁻¹)	CO ₃ ²⁻ =459.989 - 1705.83×PE	0.42
Sodio (Na ⁺ meq L ⁻¹)	Na ⁺ =2791.0 - 4669.59×PE	0.50*
<i>Coefficiente integral de reflectancia (CIR)</i>		
<i>CFD</i>		
Color en CIELAB (b*)	b*=-13.200 + 142.108×CIR	1.0**
Textura (arena %)	Arena=96.970 - 527.68×CIR	1.0*
<i>Pendiente del espectro (PE)</i>		
<i>CFD</i>		
Color en CIELAB (L*)	L*=140.781 - 601.345×PE	1.0*
Textura (arcilla %)	Arcilla=0.035 + 351.023×PE	0.99*
Magnesio (Mg ²⁺ meq L ⁻¹)	Mg=-0.491 + 4.806×PE	0.99*

*; significativo para $p \leq 0.05$ hasta 0.01: **altamente significativo para $p < 0.01$ según prueba de Fisher (LSD).

Diferentes valores de los coeficientes de correlación (r) se encontraron entre PE y los parámetros del color del sistema Munsell y CIELAB en croma (r=0.33), a* (r=0.46) y b* (r=0.36), respectivamente, así como el contenido de partículas arcillosas (r=-0.50), CE



($r=-0.55$) y Ca^{2+} ($r=-0.65$). La relación se mejoró entre el CIR con el parámetro del color del Munsell croma ($r=0.40$) y CIELAB a^* ($r=0.52$) sin llegar a ser significativa. Las últimas variables son importantes para estimar la magnitud y orientación de la brillantez y la capacidad de iluminación de las curvas espectrales de los suelos salinos estudiados.

En el Cuadro 8 se muestran algunos de los resultados de las asociaciones revisadas para el grupo de costras CD entre la PE del espectro con las propiedades químicas. Las correlaciones para CO_3^{2-} ($R^2=0.42$ y $r=-0.64$) y Ca^{2+} ($R^2=0.14$ y $r=-0.37$) no fueron favorables en comparación con la relación significativa con el Na^+ ($R^2=0.50$). No se encontró relación significativa entre la PE con los parámetros del color de CIELAB a^* ($r=0.26$) y b^* ($r=-0.35$). Así como entre el CIR y las propiedades físicas de las costras.

Los coeficientes de correlación entre las propiedades fisicoquímicas con la PE y el CIR para el grupo de costras CMD fueron bajos ($r<0.5$), con tendencias hacia una débil asociación entre la PE y el contenido del anión CO_3^{2-} ($r=0.38$) y la concentración de limo ($r=0.35$) y CE ($r=0.32$). En tanto que entre el CIR y los cationes de Na^+ ($r=-0.49$), K^+ ($r=-0.48$), y Ca^{2+} ($r=-0.45$) así como el anión SO_4^{2-} ($r=-0.41$) y la conductividad eléctrica ($r=-0.37$) las asociaciones no son significativas estadísticamente.

De acuerdo a los resultados del estudio realizado por *Gutiérrez et al., [1998]* sobre la naturaleza de los suelos del ex Lago de Texcoco, existen horizontes enriquecidos con carbonato de calcio de origen lacustre y pedogenético. Estos datos coinciden con las propiedades de suelos del área de estudio debido a la naturaleza calcárea de estos últimos que se caracterizan por la acumulación de CO_3^{2-} , Ca^{2+} y Na^+ asociados a un elevado pH (Cuadros 2-5).

Las relaciones estadísticas encontradas fueron más altas para el grupo CFD con algunos de los parámetros físicos y químicos, que mostraron fuertes relaciones positivas y significativas ($p\leq 0.05$) entre los atributos del color del sistema CIELAB, L^* con PE



($R^2=1.0$), mejorando estadísticamente ($p<0.01$) para b^* con CIR ($R^2=1.00$) como se observa en el Cuadro 8. Lo señalado es consistente con los resultados que asocian la más alta luminosidad de las curvas espectrales con el más alto valor de L^* (68.87) y un valor alto de b^* (0.70).

Fuertes relaciones aunque no significativas fueron encontradas entre los parámetros del color y la PE, el value ($r=1.00$) y el croma ($r=0.95$) del sistema Munsell, así como con a^* ($r=1.00$) del sistema CIELAB. Estos resultados sugieren que existe una alta dependencia de las longitudes de onda de luz visible y los parámetros del color Munsell y CIELAB en el rango del rojo al verde del espectro EM, tomando en cuenta que PE mide la pendiente general de un espectro a partir de las longitudes de onda del rojo (650 nm) hacia el verde (480 nm), es decir, sus desviaciones relativas hacia las características espectrales de un color neutral semejante a los colores grises. Estos resultados coinciden con los encontrados por *Mathieu et al., [1998]* quienes utilizaron ecuaciones colorimétricas basados en diferentes índices radiométricos que incluyeron el rango de longitud de onda en el VIS y una variable de iluminación con significado similar al sistema Munsell (hue, croma y value) el análisis de regresión lineal entre el color y los índices radiométricos empleados mostró correlaciones (r) de 0.7 a más de 0.9 respectivamente.

6.4. Conclusiones

La clasificación de los grupos de costras salinas realizada con base en su rugosidad superficial extraída a partir de las imágenes digitales a escala de campo, resultó ser adecuada para la aplicación de las técnicas de espectroscopía de reflectancia a una escala puntual (en laboratorio) comprobando de esta forma la naturaleza multiescalar de la estructura de los suelos salinos. Los cambios espectrales significativos se han derivado de las diferencias estructurales de las costras salinas estudiadas. Las respuestas espectrales de las costras de los cuatro grupos son producto de la interacción entre sus diversas propiedades tales como el contenido de humedad, tipo de sal, o indirectamente, de otras



propiedades del suelo relacionadas con la presencia de sal, como por ejemplo, la materia orgánica, tamaño y contenido de las partículas del suelo que causan cambios no siempre significativos estadísticamente de las curvas espectrales. Se concluyó que una evaluación precisa es necesaria para entender la naturaleza de las reacciones físicas y químicas de un suelo salino de las cuales se derivan los espectros de reflectancia. El uso de espectrógrafos de imagen con un amplio rango de longitud de onda en el visible e infrarrojo cercano es un factor clave para precisar las prácticas del monitoreo de los suelos afectados por sales. Sin embargo, los resultados presentados en este trabajo abarcan los datos espectrales adquiridos en condiciones de laboratorio y en muestras de suelo sin alterar. Este enfoque es fundamental para determinar el potencial óptimo de diferentes configuraciones espectrales vistas como fuente de información sobre la rugosidad superficial de las estructuras naturales y representativas de los suelos salinos. La geometría fractal enriquece la percepción remota con una caja de herramientas para el estudio de los procesos de degradación del suelo en tiempo real y con precisión mayor que los métodos destructivos del análisis físico y químico. El desarrollo de los nuevos métodos analíticos y la sinergia de los datos son claves para el análisis cuantitativo de las propiedades del suelo a partir de sus respuestas espectrales, aplicando las técnicas de geometría fractal. Los dos coeficientes de reflectancia utilizados: el coeficiente integral de reflectancia (CIR) y la pendiente del espectro (PE), han sido buenos indicadores complementarios del comportamiento de las curvas espectrales que están constituidas por los múltiples reflejos de los suelos de interés. La Firma Fractal (FER) de los espectros de Reflectancia cuantificada mediante la dimensión fractal del rango de re-escalado ($D_{R/S}$) y el parámetro de Hurst (H) correspondiente, mide de una manera aceptable la rugosidad multiescalar de las curvas espectrales. Los valores mínimos de la rugosidad medida por la técnica del $D_{R/S}$ corresponde a los grupos de costras CLD que presentan una mezcla de sales y suelo más suave o homogénea pero que penetra a todos los poros por pequeños que sean, traducándose a una mayor rugosidad de la imagen y consecuentemente a una menor de CIR y PE. Lo contrario se observó para los grupos CD, CMD y CFD con mayores valores de H, CIR y PE. Sin embargo, la rugosidad de los grupos de costras



formados a través del análisis del comportamiento de H derivado de la técnica de la dimensión de ondoleta (D_w) y sobre las mismas curvas espectrales de las FER no mostró las relaciones significativas con los coeficientes de reflectancia CIR y PE. Las relaciones establecidas entre el CIR y la PE con los parámetros fisicoquímicos fueron más significativas para los dos grupos con características contrastantes de la rugosidad superficial de las costras salinas: ligeramente desarrolladas (CLD) y fuertemente desarrolladas (CFD). Estos resultados son válidos para los suelos salinos estudiados en el área de interés. No obstante, la información de la capacidad de iluminación y brillantez evaluada a través del CIR y la PE no es común en la literatura por lo que las diversas mediciones son necesarias para los distintos tipos de suelos, que permitirán establecer las relaciones genéricas entre las curvas de reflectancia y los parámetros físicos y químicos del suelo. La alta calidad de los espectros obtenidos en el presente estudio permite recomendar el uso de los nuevos métodos matemáticos, tales como la conversión de datos a otros espacios de color y técnicas de análisis multivariados, entre otros, que pueden mejorar la interpretación de los resultados obtenidos.



VII. CARACTERIZACIÓN DE LA ESTRUCTURA DE LAS COSTRAS SALINAS A PARTIR DE UN ANÁLISIS DE CONGLOMERADO

7.1. Introducción

Los mecanismos que causan la acumulación de sales en el suelo son variables por naturaleza y dinámicos en tiempo y espacio. El proceso de la salinización es producto de la concentración y precipitación de las sales solubles en forma de cloruros, sulfatos y carbonatos de sodio, magnesio o calcio, localizados en los estratos superficiales del suelo o en el subsuelo o bien, en los mantos freáticos [Crowley, 1993; Taylor et al., 1996]. La acumulación de las sales sobre la superficie del suelo está influenciada por las condiciones climáticas adversas como la baja precipitación y las altas tasas de evaporación típicas de las zonas áridas y semi-áridas. El proceso de salinización es el producto de una interacción compleja de varios factores, que causan cambios dentro de un período de tiempo, generalmente irreversible con una reducción en la extensión y la productividad agrícola de los suelos [Szabolcs, 1979; 1989].

La información sobre la distribución espacial con respecto a la expansión y severidad de la salinidad, es fundamental para su identificación y mapeo a gran escala, así como para el monitoreo de los suelos afectados por condiciones de salinidad. Las investigaciones con sensores remotos para la identificación y mapeo de las áreas afectadas por sales, han sido llevadas a cabo con éxito utilizando las regiones visible (VIS) e infrarrojo (IR) del espectro electromagnético (EM). Los países con antecedentes registrados de estas investigaciones son: Cuba [Utset et al., 1998], India [Sethi et al., 2006], Bolivia [Metternicht y Zinck, 1996; 2003], Australia [Bell et al., 2001; Dehann y Taylor, 2002] y México [Fernández-Buces et al., 2006], entre otros. Los autores de estos trabajos han utilizando diferentes técnicas matemáticas que ayudan a identificar la



distribución espacial y temporal de las áreas afectadas por sales y determinar o estimar su concentración promedio.

La detección de la distribución irregular y única de las sales sobre los estratos superficial y sub-superficial del suelo depende de la capacidad de los sensores remotos para identificar y monitorear las sales en el suelo, así como de las técnicas analíticas empleadas, cuyos procedimientos permiten predecir los procesos y factores inherentes al comportamiento de las sales en el suelo y mantos freáticos [*Metternicht y Zinck, 2003*].

El mapeo de los suelos afectados por sales es una tarea difícil ya que su distribución se intercala con la superficie de los suelos no salinos formando modelos no continuos. Además, las variaciones de la concentración de la salinidad sobre el terreno es extensiva, haciendo más difícil su monitoreo [*Farifteh et al., 2006*]. Estas razones implican que las técnicas actuales disponibles para el mapeo y monitoreo de los suelos afectados por sales resulten inadecuadas y poco precisas, por lo que se requiere la implementación de nuevas técnicas que sean viables para la exploración y la caracterización de los suelos con presencia de sales.

El monitoreo de la presencia de sales sobre la superficie del terreno es relativamente fácil de identificar con los datos de reflectancia provenientes de los sensores remotos. Sin embargo, el origen de las sales también se encuentra con frecuencia en las capas profundas del manto edáfico y que están en contacto con el material parental o las aguas freáticas, cuyo estudio requiere un trabajo de campo detallado para diagnosticar el problema.

El fenómeno de la salinidad se ha investigado utilizando técnicas comunes de laboratorio y estableciendo límites concisos para su clasificación [*Szabolcs, 1989; Richards, 1985*]; el análisis de la salinidad se enfoca como un fenómeno determinístico y su estudio se complica más debido a que el modelado con las técnicas de matemáticas



clásica resulta impreciso. El avance en el desarrollo de las metodologías estadísticas espaciales, conjuntamente con la combinación de los conocimientos edafológicos y la aplicación de la geometría fractal surgen como herramientas especialmente útiles para el estudio de la distribución de las sales en los suelos [Oleschko *et al.*, 2002; 2004; Flores, 2004; Giron *et al.*, 2009], integrando con alta precisión la información de diferentes fuentes de datos multiescalar y las firmas espectrales lo cual asegura una eficiente identificación y clasificación del tipo y grado de salinidad en cada caso de interés.

La determinación del grado de ocurrencia de las sales, su distribución espacial y temporal, así como la identificación de los rasgos comunes como la presencia de las costras salinas, el color y la rugosidad superficial de los suelos, son indicadores importantes que contribuyen en la identificación, evaluación y delimitación de áreas afectadas por salinidad. El estudio de estos indicadores puede realizarse con métodos de análisis modernos que permitan extraer la información de las imágenes de las ondas electromagnéticas reflejadas por la superficie terrestre que son captadas por los sensores remotos como es la reflectancia espectral.

El análisis multivariado se ha usado con regularidad para evaluar la salinidad en los suelos [De Jong, 1992; Fernández-Buces 2006]. Este método facilita la interpretación de datos físicos y químicos cuando se analiza un gran número de variables en un conjunto de muestras, ya que distingue las variables que mejor caracterizan al conjunto. Por ejemplo, el análisis de agrupaciones o conglomerados jerárquicos (cluster) se ha aplicado con éxito en resultados analíticos y la clasificación de las propiedades físicas del suelo como el color, el contenido de humedad y el albedo del suelo [Post *et al.*, 2000; Méndez *et al.*, 2004].

En el presente estudio se considera que la aplicación conjunta de las técnicas de análisis de cluster jerárquico junto con las técnicas de la geometría fractal para medir la rugosidad de los suelos salinos de interés, es básica para su estudio. Esto puede ser aún



mejor utilizando que para fines prácticos en esta investigación se consideran dos escalas de observación; la primera, a escala puntual en el orden de medición de nanómetros (nm), en donde se evalúa la rugosidad de las firmas fractales (FER) de la reflectancia y la segunda, a escala de campo, para el análisis de la rugosidad de los píxeles de las imágenes adquiridas a partir de fotografías digitales tomadas de las costras salinas superficiales. El alcance de la geometría fractal en este trabajo se extiende a la descripción de la teoría de las mediciones auto-similares, conceptos y técnicas prácticas disponibles para un análisis de procesos irregulares.

7.2. Definición del conglomerado o cluster jerárquico

La técnica multivariada es un procedimiento estadístico cuya finalidad es el análisis simultáneo de varios conjuntos de datos mediante n variables medidas para cada objeto estudiado. La caracterización de cada unidad de observación se realiza por diversas variables, las cuales permiten estudiar los cambios en algunas propiedades simultáneamente [Cuadras, 1999]. La propiedad más determinante en el análisis multivariado es que n variables son dependientes (en sentido estocástico), de naturaleza similar y que ninguna de ellas tiene una importancia superior a las demás.

Dentro de la técnica multivariada está el análisis de agrupaciones o conglomerados (clusters); que consiste en agrupar un conjunto de datos multidimensionales en conjuntos de grupos homogéneos, utilizando las funciones de similitud ó similaridad. Por ejemplo, los píxeles en una imagen con un comportamiento espectral homogéneo pueden formar grupos con diversas clases temáticas [Alzate, 2001], ó bien definir variables físicas como el albedo y el color del suelo [Post et al., 2000].

Los métodos jerárquicos ordenan la información por niveles de manera que los niveles superiores contienen a los inferiores, además tienen la opción de emplear o no emplear un modelo estadístico definido para el análisis de los datos [Faybishenko et al., 2003]. Con



la estructura jerárquica resultante se puede obtener a su vez una nueva partición de los datos y generar nuevos grupos; esto es posible mediante el empleo de la matriz de distancias o similitudes aplicada a los elementos de la matriz.

El análisis de cluster (AC) es un método métrico de interdependencia que considera las variables que están relacionadas entre sí. El AC clasifica una muestra de variables en un número más pequeño de grupos, de forma que las observaciones pertenecientes a un grupo sean muy similares entre sí y distintas del resto. En la formación de los grupos se conoce el número y la composición de cada grupo [Lawson y Denison, 2002].

La delimitación de cada grupo espectral se inicia señalando dos criterios: el primero mide la similitud entre las respuestas espectrales y el segundo marca las condiciones del proceso de agrupamiento. El criterio más usado en las técnicas multivariadas para medir la distancia entre los grupos similares, es el de la distancia Euclidiana al cuadrado, la cual calcula las distancias relativas entre dos puntos del plano y el cuadrado de la longitud de la porción de recta que los une; este concepto puede generalizarse al espacio, y a un número mayor de dimensiones [Cuadras, 1999].

Los métodos para determinar el número de clusters son: 1) Los métodos del vecino más alejado y el más cercano, los cuales calculan la distancia entre dos conglomerados. El primer método corresponde la distancia mínima, mientras que la distancia máxima corresponde al segundo método de las distancias entre los puntos de un cluster. Estos dos métodos producen grupos alargados y esféricos, 2) el método del promedio, calcula la distancia entre los conglomerados, como el promedio de las distancias entre los puntos de un cluster, 3) el método de Ward o método de la suma de cuadrados, mediante el cual, los nuevos conglomerados se crean de tal manera de que se minimiza la suma de cuadrados total de las distancias dentro de cada cluster y 4) el método del centroide, la distancia entre dos conglomerados es la distancia entre sus centros (centroides) cuyas coordenadas son las medias de las observaciones que integran el grupo, lo cual requiere adicionalmente



tener establecida una medida de tendencia central [Cuadras, 1999; Martín-Fernández et al., 2003]. De este modo, la distancia entre dos grupos es la distancia entre sus centroides, medida de acuerdo a la distancia Euclidiana; éste último método es el empleado en el presente estudio.

El interés de una clasificación radica fundamentalmente en descubrir, analizar e interpretar la estructura de los datos. Aplicando esta técnica puede obtenerse una reducción del número de datos de la muestra asimilando cada individuo al representante de cada grupo, habitualmente el centroide y además, la clasificación puede dar lugar a un análisis estadístico e interpretación de las características de cada grupo por separado [Martín-Fernández et al., 2003].

7.3. Materiales y Métodos

La extracción de los patrones estructurales de los suelos del ex Lago de Texcoco se realizó a escala de campo y a escala puntual mediante el análisis de la rugosidad de las imágenes fotográficas de las costras salinas y sus respectivas firmas espectrales.

El análisis de la rugosidad a escala de campo se realizó con las imágenes multiescalares de las costras salinas superficiales, utilizando el procedimiento descrito en el capítulo V, para patrones evidentes de salinidad y para la determinación de un transecto de muestreo de las costras salinas georreferenciadas en la misma área salina (figura 11b). Para el análisis de la estructura de los suelos salinos a escala de campo se consideraron la serie de 30 imágenes individuales de costras salinas de acuerdo a la posición geográfica ya establecida. La caracterización de las propiedades físicas y químicas del conjunto de muestras (Anexo A1) se llevó a cabo en el laboratorio siguiendo los procedimientos y métodos descritos anteriormente.



Para el análisis de la estructura de los suelos a escala puntual se obtuvieron las firmas espectrales de reflectancia de las muestras inalteradas de las costras salinas, de acuerdo con el procedimiento descrito. Los materiales y métodos utilizados para la toma de las muestras así como la determinación de las firmas espectrales se encuentran detallados en el capítulo VI.

7.4. Análisis estadístico de las propiedades físico-químicas de los suelos y de las firmas espectrales

7.4.1. Correlación entre las variables analizadas (análisis de regresión)

En el análisis de los clusters se usaron las técnicas multivariadas con el objeto de hacer la comparación de las propiedades físicas y químicas de las costras salinas con sus respectivas firmas espectrales. La región del espectro de 450 a 968 nm se dividió para el análisis en cuatro sub-regiones a partir de las longitudes de onda correspondientes a las bandas del Mapeador Temático Landsat TM4. Estas cuatro sub-regiones se definieron de acuerdo a la metodología propuesta por *Post et al. [2000]* de la siguiente manera: la región azul de 400 a 520 nm, la región verde de 520 a 600 nm, la región rojo de 630 a 690 nm y la región infrarrojo (IR) cercano de 760 a 900 nm. La agrupación del valor promedio de los 30 espectros de reflectancia de cada sub-región, se realizó con la técnica del centroide cuadrado, cuyo algoritmo describe la distancia entre los grupos comparados [*Lawson y Denison, 2002*] y permite agrupar los valores en clusters. Para formar los clusters el procedimiento empezó con cada observación en un grupo separado. Luego combinó las dos observaciones que estaban más próximas entre sí para formar un nuevo grupo. Después de volver a calcular la distancia entre los grupos, se combinaron los dos grupos más cercanos.

El método del centroide puede aplicarse a variables descriptivas [*Lawson y Denison, 2002*], como en el caso de las respuestas espectrales de las costras salinas obtenidas en el presente estudio. En este espacio multivariado se contempla encontrar los k de espectros



con valores radiométrico similares, para luego relacionarlos con los parámetros que describen la salinidad (por ejemplo, CE, PSI, pH, aniones y cationes, entre otros).

El algoritmo jerárquico utilizado en el análisis, asume en primer lugar que todos los datos están contenidos dentro de un solo conglomerado. Conforme avanza el análisis, el cluster se va dividiendo sucesivamente en conglomerados más pequeños de acuerdo con el criterio seleccionado previamente. El resultado de este procedimiento se presenta gráficamente en un dendograma, cuya escala vertical corresponde a la distancia que hay entre los conglomerados formados; el cálculo de esta distancia se realiza de acuerdo con el algoritmo empleado [Timm, 2002].

A partir de la energía reflejada por las costras salinas en el rango espectral de 450 a 968 nm (1771 datos) se construyó *la Firma Fractal (FER) de Reflectancia*. Este conjunto de datos es un perfil que en el contexto de este trabajo se considera como similar a una serie de tiempo, cuya rugosidad se midió con las técnicas definidas para los conjuntos fractales auto-afines del paquete Benoit 1.3, [2006]. Las dos técnicas utilizadas fueron: el rango de re-escalado ($D_{R/S}$) y el de ondoletas (D_w) definidas en el capítulo II del marco teórico conceptual. Los valores tanto de las FER como de las propiedades físicas y químicas de las costras salinas obtenidas en el laboratorio, se analizaron por clusters siguiendo los pasos del análisis multivariado.

Los conglomerados jerárquicos (clusters) y el análisis estadístico de las propiedades físicas y químicas se llevó a cabo con el paquete de computo especializado Statgraphics Plus versión 5.1 (Statistical Graphics, Rockville, MD), calculando los parámetros estadísticos comunes de tendencia central y dispersión (valores mínimos y máximos, promedio, desviación estándar y coeficiente de variación), además de las medidas de asimetría y curtosis.



También se realizó un análisis de varianza (ANOVA) para conocer la significancia estadística de las diferencias observadas entre las propiedades de las costras salinas representativas de los diferentes clusters, así como para establecer la asociación (R^2) y el grado de probabilidad (p) estadística entre las propiedades físicas y químicas y los valores de las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w) estudiadas.

7.5. Extracción de los tonos de gris de las imágenes fotográficas y su análisis fractal

Las imágenes fotográficas tomadas en el campo con un tamaño de 1280×960 píxeles (24 bits) y un formato original *.jpg* fueron transformadas a un tamaño de 748×794 (8 bits) y codificadas en un archivo con extensión *.raw*. El programa utilizado en el procesamiento de las imágenes digitales fue el *Paint Shop Pro Ver. 7* siguiendo la metodología especificada en el tratamiento y segmentación de las imágenes fotográficas del capítulo V. La variación espacial y temporal de la estructura de las costras salinas representada por la textura y sus respectivas intensidades de los tonos de gris [TDG, Turnet et al., 1998], fue extraída utilizando los algoritmos Histograma Generalizado y Frecuencia del Histograma [**Histo-Gen** y **Frequ-Hist**, Parrot, 2003b; 2003c, respectivamente]. Con estos dos algoritmos (descritos en el Capítulo IV) se extrajeron las series de observaciones (espaciales) de cada una de las imágenes fotográficas, mismas que fueron traducidas a TDG siguiendo el orden espacial de los píxeles línea por línea.

Al aplicar el algoritmo **Histo-Gen** se genera un archivo con extensión *.ts*, el cual presenta 65,536 datos para una imagen de tamaño de 748×794 píxeles. La naturaleza auto-afin de la estructura de las costras salinas representadas por los TDG se confirmó al aplicar los algoritmos para el análisis de trazas y al calcular la dimensión fractal del intervalo del rango de re-escalado ($D_{R/S}$) y la dimensión de ondoletas (D_w) estimadas para cada imagen.

Al archivo generado por el procedimiento anterior se sometió a el segundo algoritmo denominado **Frequ-Hist** que elabora un archivo con extensión *.xls* y proporciona un



arreglo de dos columnas de datos. La primera contiene las frecuencias de los TDG y la segunda, su porcentaje. Los datos de las frecuencias de los TDG son utilizados para calcular la naturaleza auto-afin de la serie de tiempo en el paquete comercial Benoit 1.3 y determinar las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w).

El análisis de la rugosidad de las imágenes fotográficas así como el análisis de las diferencias estadísticas derivado de la prueba de ANOVA entre las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w) y las propiedades físicas y químicas fue siguiendo la técnica metodológica multivariante para la formación de los grupos como resultado de la aplicación del método del centroide al cuadrado efectuado a las firmas fractales de reflectancia (FER).

7.6. Relación entre la rugosidad de las imágenes fotográficas y las propiedades fisico-químicas de los suelos.

Las dimensiones fractales $D_{R/S}$ y D_w obtenidas de cada serie temporal a partir de las fotografías de campo fueron agrupadas de acuerdo a los cinco clusters (g1, g2, g3, g4 y g5) formados con el procedimiento anterior para el análisis espectral fractal (FER), además se realizó un análisis de varianza con el objeto de conocer el grado de dependencia estadística entre las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w) con las propiedades físicas y químicas de cada cluster.

7.7 Resultados y Discusión

7.7.1. Curvas espectrales de las costras salinas

Los resultados del análisis físico y químico de las costras salinas se presentan en el Anexo A1. La mayoría de las variables estudiadas se ajustó a la distribución normal, excepto los datos del Hue y D_w del cluster g1; Hue y contenido de arena del cluster g2; el croma y SO_4^{2-} del cluster g3; Hue y pH del cluster g4 y CO_3^{2-} y MO del cluster g5, que se especifican con un asterisco (*), y cuyos valores de asimetría y curtosis están fuera del



rango de ± 2 (Anexos B1-B3). La caracterización de los atributos físicos y químicos de los suelos de interés se encuentra detallada en el capítulo V.

En la Figura 23a se observa el dendograma resultante de la aplicación del análisis multivariado por el método del centroide cuadrado con un nivel de corte de árbol que dio lugar a cinco grupos (g1, g2, g3, g4 y g5) jerárquicos. Es importante resaltar que en las etapas iniciales de este trabajo se consideró la posibilidad de tener un número diferente de grupos; sin embargo, los resultados obtenidos del análisis del dendograma demostró que los cinco grupos formados muestran claramente las relaciones de agrupación entre los datos y entre grupos más razonable que otras, ya que manifestó un patrón diferenciador entre los grupos (con base al análisis visual de las respuestas espectrales de las costras salinas). Además, con el objeto de ilustrar las diferencias entre los cinco grupos resultantes de la clasificación, también se representan las medias geométricas composicionales mediante un diagrama de puntos como se observa en la Figura 23b, y en el Cuadro 9 se describe las respuestas espectrales en la región del espectro EM estudiada para cada uno de los clusters obtenidos.

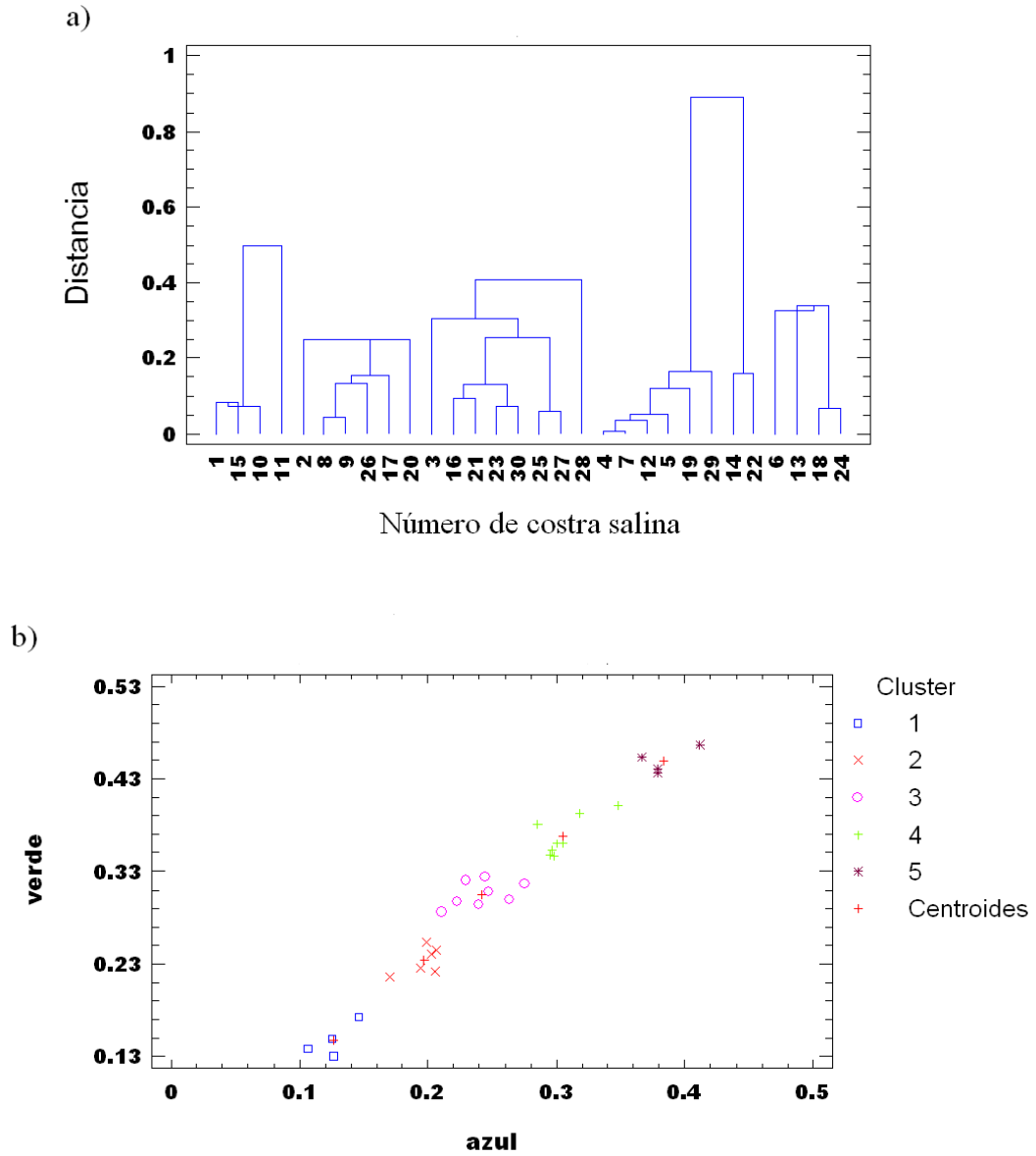


Figura 23. Análisis de conglomerado jerárquico por el método del centroide: a) Dendrograma utilizando la distancia euclidiana cuadrada como medición de similitud; y b) diagrama de dispersión a partir de las medias geométricas de cada punto.



Cuadro 9. Datos espectrales en la región visible (azul, verde y rojo) e infrarrojo (IR) cercano del espectro electromagnético (EM) a partir de los espectros de reflectancia de las 30 costras salinas clasificadas por cluster.

<i>Costra salina</i>	<i>(0.4500 - 0.5201nm) azul</i>	<i>(0.5204 - 0.6001nm) Verde</i>	<i>(0.6004 - 0.6904nm) Rojo</i>	<i>(0.6907 - 0.9682nm) IR cercano</i>	<i>No. cluster</i>
01	0.1260	0.1307	0.1619	0.1972	g1
10	0.1254	0.1489	0.1831	0.2091	g1
11	0.1460	0.1730	0.2091	0.2370	g1
15	0.1061	0.1382	0.1728	0.2010	g1
02	0.2060	0.2221	0.2557	0.2803	g2
08	0.2071	0.2457	0.2827	0.2858	g2
09	0.2031	0.2407	0.2841	0.3043	g2
17	0.1990	0.2527	0.3044	0.3319	g2
20	0.1699	0.2159	0.2642	0.2993	g2
26	0.1942	0.2260	0.2814	0.3226	g2
03	0.2750	0.3169	0.3721	0.3912	g3
16	0.2394	0.2946	0.3483	0.3665	g3
21	0.2479	0.3087	0.3634	0.3856	g3
23	0.2109	0.2857	0.3441	0.3756	g3
25	0.2446	0.3241	0.3872	0.4130	g3
27	0.2298	0.3206	0.3822	0.3987	g3
28	0.2636	0.2992	0.3377	0.3410	g3
30	0.2228	0.2973	0.3595	0.3858	g3
04	0.2978	0.3467	0.4058	0.4268	g4
05	0.2959	0.3533	0.4047	0.4037	g4
07	0.2949	0.3475	0.4016	0.4234	g4
12	0.3049	0.3600	0.4100	0.4273	g4
14	0.3475	0.4014	0.4568	0.4736	g4
19	0.3001	0.3597	0.4207	0.4499	g4
22	0.3177	0.3933	0.4564	0.4849	g4
29	0.2850	0.3801	0.4296	0.4158	g4
06	0.3786	0.4362	0.4925	0.4951	g5
13	0.4115	0.4668	0.5164	0.5259	g5
18	0.3785	0.4413	0.5143	0.5563	g5
24	0.3667	0.4534	0.5213	0.5418	g5

Las cinco curvas espectrales de los clusters o agrupaciones de costras (g) se muestran en la Figura 24. De acuerdo al índice de color Munsell en las curvas espectrales g1, g2 y g4 predomina el *Hue* -longitud de onda dominante característico para el suelo- en Y (amarillo) y YR (rojo amarillo), mientras que los clusters g3 y g5 solo presentan Hue en Y. En el sistema de color CIELAB, los cinco clusters mencionados tienen una



luminosidad muy similar con valores de L^* que varían entre 61.3 a 71.4 (Figura 24) lo cual indica que en este espacio de color los clusters del suelo tienden a ser claros con una brillantez mayor al suelo que los rodea, mientras que los parámetros $+a^*$ y $+b^*$ marcan una tendencia al color rojo-amarillo, coincidiendo con las tendencias de la dinámica del Hue del índice Munsell, mencionado anteriormente.

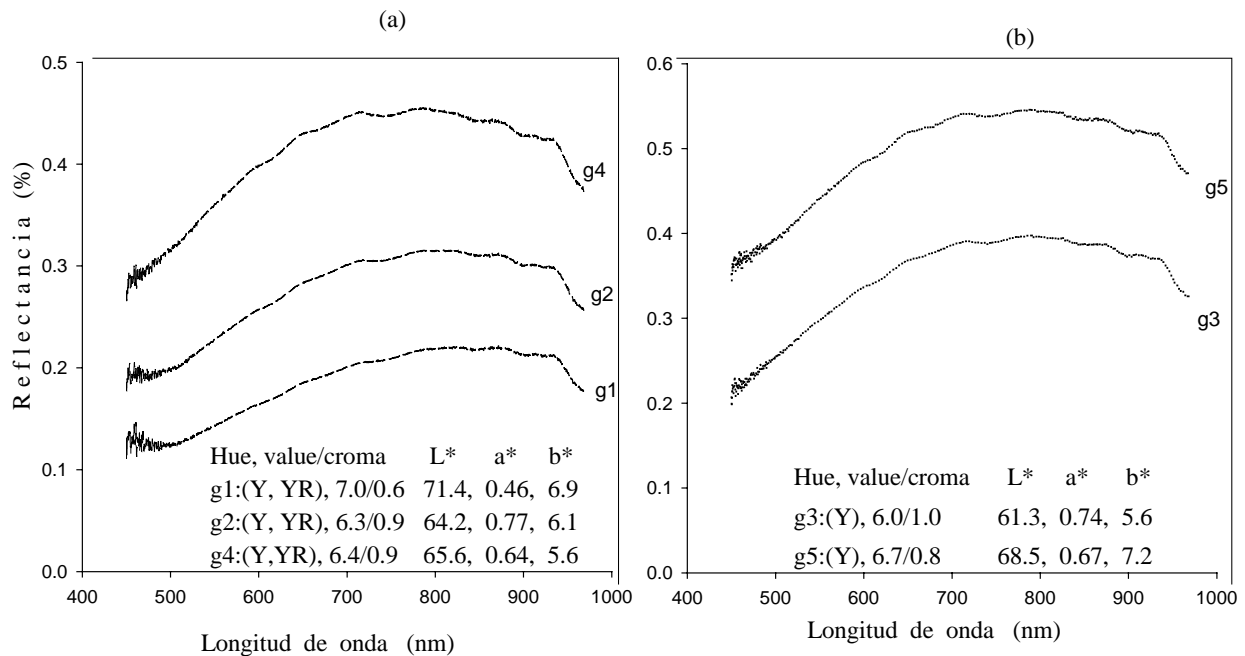


Figura 24. Espectros de reflectancia que representan los cinco grupos formados en el análisis de conglomerado jerárquico. Se muestran los valores promedios del color en el índice Munsell y el sistema de color CIELAB.

7.7.2. Firmas fractales espectrales (FER) de los espectros de reflectancia

Los parámetros fractales extraídos de las curvas espectrales correspondientes a los cinco clusters de los identificados también fueron diferentes. La máxima dimensión fractal correspondió al cluster g1 ($D_{R/S}=1.73$ y $D_w=1.80$), que presentó el menor nivel de reflectancia (Figura 24a) y que también se identificó por el valor más bajo del componente croma (0.6) del sistema Munsell. Sobre la reducción de los valores de croma



y su efecto en la reflectancia *Metternicht* y *Zinck* [2003] documentaron que con un decremento de al menos dos unidades cromáticas (6/5 a 6/3) en el sistema Munsell la reflectancia disminuía. Los valores mínimos de dimensión fractal extraídos con el método $D_{R/S}$ se encontraron para los clusters g4 y g5 (1.66 y 1.67, respectivamente), mientras que la magnitud de D_w para ambos clusters fue significativamente mayor de 1.89. Cabe señalar que estos dos cluster presentaron las curvas de reflectancia más altas (Figuras 24a y 24b), cuyo comportamiento coincidió con los valores altos de value del índice Munsell (6.4 y 6.7, respectivamente) y con los valores intermedios de la luminosidad (L^*) del sistema color CIELAB (65.6 y 68.5 respectivamente) lo cual origina que el suelo tenga mayor luminosidad y por lo tanto un mayor nivel de reflectancia. El value del índice Munsell y L^* del sistema CIELAB miden la luminosidad con las técnicas similares [Sharma, 2003].

Los valores intermedios de las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w) corresponden a los clusters g2 (1.70 y 1.86, respectivamente) y g3 (1.67 y 1.77, respectivamente), lo cual también coincide con su respuesta espectral que se define como intermedia. Cada uno de los clusters mencionados está definido por su color, principalmente en el índice Munsell con el value de croma de 0.9 para el cluster g2 y 1.0 para g3. La diferencia de 0.1 unidades cromáticas corresponde a un aumento en la respuesta espectral del cluster g3. Cuando se compararon los cinco clusters (Figura 25a) de acuerdo a sus respuestas espectrales y el value promedio de las dimensiones $D_{R/S}$, las correlaciones fueron significativas. En cambio, las relaciones entre la dimensión fractal de ondoletas (D_w) y la reflectancia de los clusters salinos no se llegó a ningún tipo de asociación (Figura 25b).

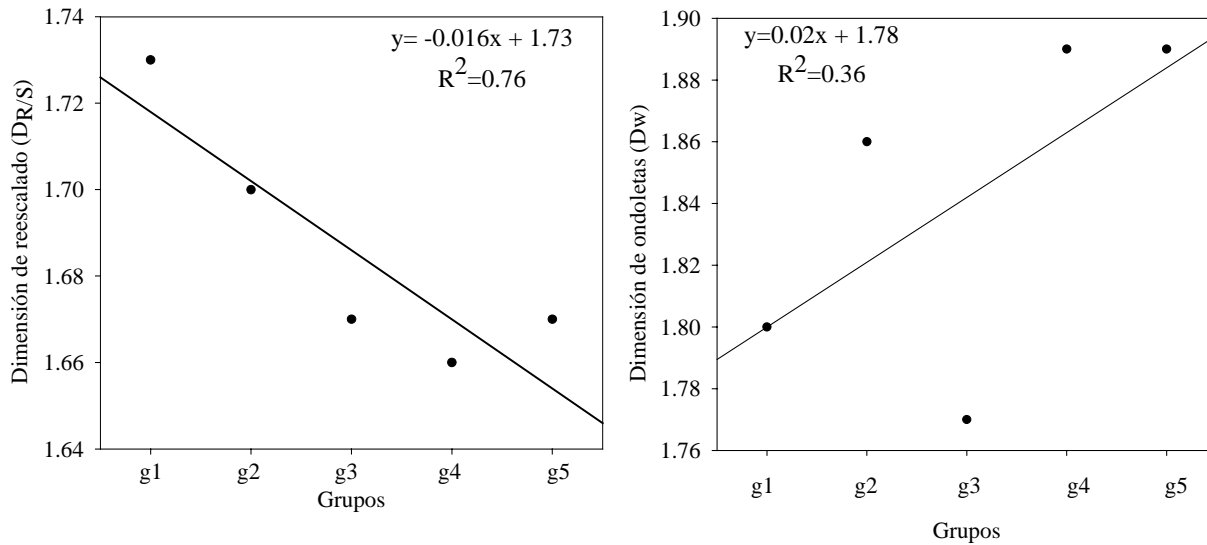


Figura 25. Relación entre los grupos formados con las firmas fractales (FER) de los espectros de reflectancia: a) Dimensión fractal de re-escalado ($D_{R/S}$) y b) dimensión fractal de ondoletas (D_w).

En el Cuadro 10 se presentan los valores medios de las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w) extraídas de las curvas espectrales correspondientes a los cinco grupos de costras estudiados. A pesar de la similitud aparente de los valores de dimensiones $D_{R/S}$ y D_w de los grupos analizados éstos fueron estadísticamente diferentes ($p \leq 0.05$). Las diferencias significativas se obtuvieron para los valores medios de la dimensión $D_{R/S}$, mientras que para D_w los cambios en el valor promedio no fueron significativos.

Cuadro 10. Comparación de medias de las dimensiones fractales obtenidas a partir de las firmas de los espectros de reflectancia (FER).

Dimensión fractal	Grupos				
	g1	g2	g3	g4	g5
D_w	1.80ab	1.86ab	1.77a	1.89b	1.89ab
$D_{R/S}$	1.73a	1.70b	1.67c	1.66c	1.67c

Medias con diferente letra es una columna son significativamente diferentes de acuerdo a la prueba de Fisher ($p \leq 0.05$; LSD).



7.7.3. Relación entre las firmas de los espectros de reflectancia (FER) y rangos espectrales, color, textura y propiedades químicas de las costras

Las asociaciones entre los clusters de suelo y las firmas fractales (FER) de las porciones del espectro visible (VIS) e infrarrojo (IR) cercano, así como de las relaciones con las propiedades físicas y químicas se muestran en los Cuadros 11 y 12, respectivamente. Todas las correlaciones son de tipo lineal, y debido a que este es uno de los primeros estudios en donde se utilizó datos espectrales de los suelos explorados junto con las técnicas de la geometría fractal se consideró analizar todas y cada una de las variables que presentaron un coeficiente de determinación (R^2) ≥ 0.33 .

Para el grupo g1, se encontró una diferencia significativa estadísticamente ($p \leq 0.05$) entre la dimensión fractal $D_{R/S}$ y el rango azul del espectro visible, siendo ésta no significativa con los rangos verde, rojo e IR cercano ($p > 0.05$). El alto valor de R^2 documentado entre la dimensión fractal del rango re-escalado y el rango azul del espectro visible sugiere un mejor ajuste lineal en comparación con el resto de los rangos del espectro de la región estudiada (Cuadro 11). Por otra parte, el coeficiente de determinación (R^2) de la asociación entre $D_{R/S}$ y los parámetros de color calculados en ambos sistemas fue menor de 0.33, mejorando para la textura (Cuadro 11). A excepción de la CE y MO los parámetros químicos fueron significativamente diferentes entre las costras con distinta dimensión $D_{R/S}$, presentando la concentración del ión Cl^- , PSI y RAS, altos valores de R^2 (Cuadro 12). El efecto de la materia orgánica y el contenido de arcilla sobre la respuesta espectral ha sido ampliamente discutido en la literatura [Ben-Dor et al., 1999; Hummel et al., 2001], llegando a la conclusión de que el incremento en valores de estas variables ocasiona un decremento en la respuesta espectral de los suelos, refiriéndose principalmente a la región visible del espectro. La misma tendencia se ha observado para las costras salinas formadas por el cloruro de sodio [Clark, 1999; Howari et al., 2002], cuyo comportamiento es similar al grupo g1 donde los valores promedio de Cl^- (447.8 meq L^{-1}), CE (33 dS m^{-1}) y arcilla (47.18%), son altos (Anexo B1). Es factible



concluir que el grupo de costras g1 se caracteriza por una menor reflectancia en comparación con el resto de los grupos analizados (Figura 24). La estrecha asociación entre la dimensión fractal ($D_{R/S}$) y el contenido de arcilla sugiere que las máximas dimensiones fractales en este grupo se deben al dominio de las partículas de arcilla del suelo, sobre otros elementos texturales. El efecto documentado de la arcilla sobre la dimensión fractal en el presente estudio, es similar al encontrado por *Oleschko et al. [2000]*. Cabe mencionar que el valor promedio de la dimensión fractal $D_{R/S}$ del grupo de costras salinas g1 es significativamente diferente al resto de los grupos (Cuadro 10).



Cuadro 11. Análisis estadístico de la asociación entre las firmas fractales (FER) y las longitudes de onda del visible (VIS) e infrarrojo (IR) cercano, el color y la textura de las costras salinas.

<i>Variables</i>	<i>FER</i>					<i>por</i>					
	<i>D_(R/S)</i>	<i>g1</i>	<i>g2</i>	<i>g3</i>	<i>g4</i>	<i>D_(w)</i>	<i>g1</i>	<i>G2</i>	<i>g3</i>	<i>g4</i>	<i>g5</i>
Azul		0.96 *	(-)	(-)	0.33	0.34	(-)	(-)	(-)	(-)	0.35
Verde		0.39	0.80 *	(-)	(-)	0.94 *	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
Rojo		0.34	0.89 **	0.59 *	(-)	(-)	0.33	(-)	(-)	0.44	(-)
IR cercano		0.49	0.38	0.75 *	(-)	(-)	(-)	0.39	(-)	0.40	0.86
Munsell											
Hue		(-)	0.34	0.65 *	(-)	0.77	0.97 *	(-)	(-)	(-)	(-)
value		(-)	(-)	0.45	0.62 *	0.42	0.88	(-)	(-)	(-)	(-)
croma		(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.57	(-)	(-)	(-)	0.34
CIELAB											
L*		(-)	(-)	0.46	0.59 *	0.40	0.85	(-)	(-)	(-)	(-)
a*		(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
b*		(-)	(-)	0.49 *	(-)	(-)	0.33	0.37	(-)	0.56 *	(-)
Textura											
Arena		0.43	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.63	0.47	0.74 *	(-)
Limo		(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.62	(-)	0.68 *	(-)
arcilla		0.65	(-)	(-)	(-)	0.59	(-)	(-)	0.54 *	0.38	(-)

g: número de grupo; (-): $R^2 < 0.33$; *: significativo ($p \leq 0.05$); **: significativo ($p < 0.01$) según la prueba de Fisher (LSD).



Cuadro 12. Análisis estadístico de la asociación entre las firmas fractales (FER) y las propiedades químicas de las costras salinas.

Variables	FER					Por				
	g1	g2	g3	g4	g5	g1	g2	g3	g4	g5
CO ₃ ²⁻	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
HCO ₃ ⁻	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.60	(-)	(-)	0.37	0.35
Cl ⁻	0.91 *	(-)	(-)	0.41	0.70	(-)	(-)	0.69	(-)	(-)
NO ₃ ⁻	(-)	0.95 **	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.87 *	(-)	(-)
SO ₄ ²⁻	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.84 *	(-)	(-)	0.51
PH	(-)	(-)	(-)	(-)	0.49	(-)	0.40	(-)	(-)	(-)
CE	0.71	0.49	(-)	(-)	(-)	(-)	0.36	(-)	(-)	(-)
PSI	0.96 *	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.68
RAS	0.91 *	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.72
MO	0.47	0.55	(-)	(-)	(-)	0.41	(-)	0.54 *	(-)	0.81

g: número de grupo; (-): R²<0.33; *: significativo (p≤0.05); **: significativo (p<0.01) según la prueba de Fisher (LSD).

El grupo g2 presentó diferencias estadísticamente significativas entre D_{R/S} y la región verde y altamente significativas (p<0.01) en la región rojo del espectro EM. La magnitud de R² para los rangos del espectro mencionado fue alta (Cuadro 11). Esta diferencia se asoció al incremento en la respuesta espectral del grupo g2 (Figura 24a).

La asociación entre D_{R/S} y NO₃⁻, también es altamente significativa estadísticamente aunque entre D_{R/S} y MO no lo es (Cuadro 11), a pesar de que el valor promedio de concentración de NO₃⁻ en las costras estudiadas es alto (144.7 meq L⁻¹) y coincide con un valor alto de MO (3.0%). En cambio la relación entre MO y NO₃⁻ es negativa y significativa estadísticamente (R²=0.74). La ecuación del modelo ajustado que describe esta última correlación es: NO₃⁻=-36.15(MO) + 252.10, indicando que a mayor contenido de MO corresponde una menor concentración de NO₃⁻. Esta misma tendencia fue observada para la función derivada de la relación entre D_{R/S} y NO₃⁻ (NO₃⁻=-



2073($D_{R/S}$)+3659), lo cual indica un incremento de $D_{R/S}$ (mayor rugosidad de la superficie) con la disminución de la concentración de NO_3^- en la costra salina.

Los datos de la dimensión fractal de ondoletas (D_w) para el mismo grupo g2 se asociaron de manera significativa estadísticamente con el contenido de SO_4^{2-} (Cuadro 12). *Crowley [1993]* y *Howari et al. [2002]* reportan que las costras más desarrolladas morfológicamente y por ende más fácilmente identificables a nivel visual son aquellas constituidas por sales que contienen SO_4^{2-} , cuya presencia aumenta la reflectancia de los suelos a partir de 500 nm de longitud de onda. Las costras con alto contenido de SO_4^{2-} además forman las superficies con apariencia más abultada, hecho que también coincide con el incremento de su reflectancia en la región VIS [*Szalbocs, 1979; Metternicht y Zinck, 2003*]. Se ha documentado que la estructura y el grado del desarrollo de las costras cambian con el contenido y presencia de las sales originando una redistribución de las partículas por el tamaño y por consiguiente de la textura en general [*Howari et al., 2002; Ben-Dor et al., 2003*]. El grupo de costras g2 presenta promedios altos de SO_4^{2-} (1441.5 meq L^{-1}) asociados al mayor contenido de arena (28.17%), ambas variables superiores a las encontradas en el grupo g1 que, al contrario, se caracterizó por tener el más alto contenido de arcilla (47.18%, Anexos B1-B3). El valor medio de la dimensión $D_{R/S}$ establecido para este grupo mostró una diferencia estadísticamente significativa con los valores medios de la misma variable de las costras de los grupos g1 y g3 (Cuadro 10).

En el grupo g4, la asociación entre la dimensión fractal $D_{R/S}$ y los parámetros value del índice Munsell y L^* del sistema CIELAB resultaron ser significativas estadísticamente y con altos valores de R^2 (Cuadro 11). Estas tendencias concuerdan con las relaciones genéricas establecidas entre el tamaño de la partícula y el color de las costras salinas, donde el limo (33.06%) es el principal responsable del aumento de la luminosidad de la superficie expresado en los valores de value y L^* de ambos sistemas de color estudiados, a cuyo cambio se asoció el incremento en la reflectancia total del suelo [*Viscarra et al., 2006*]. Las texturas dominadas por el limo han movido la respuesta espectral de las



costras hacia las regiones verde y rojo del espectro EM, lo cual coincide con lo reportado por otros autores [Hummel *et al.*, 2001; Sánchez-Marañón *et al.*, 2004]. Lo discutido es consistente con la respuesta espectral del grupo g4 como se observa en el comportamiento de la pendiente de la curva del espectro de reflectancia (Figura 24a).

En el caso del análisis de ondoletas, para este mismo grupo de costras (g4) se han establecido las siguientes dos relaciones significativas estadísticamente; entre la dimensión fractal D_w y el contenido de arena y limo; entre la dimensión fractal y el valor del componente b^* del color CIELAB (Cuadro 11). El efecto de la textura y brillantez sobre la energía reflejada ha sido estudiado en el laboratorio por Ben-Dor *et al.* [1999]. Se ha observado que conforme la costra evoluciona las partículas del suelo se dispersan y se redistribuyen sobre la superficie [Ben-Dor *et al.*, 2003]. Este fenómeno se ha relacionado más con el contenido del limo que de la arena, así como con los efectos ocasionados por la presencia de SO_4^{2-} ($1421.3 \text{ meq L}^{-1}$) en el suelo. Cabe destacar que el valor medio de la dimensión $D_{R/S}$ de las costras g4 es estadísticamente diferente a los grupos g1 y g2 (Cuadro 10) justificando en parte su posición en la respuesta espectral de los suelos analizados (Figura 24a).

En el grupo g3 las relaciones establecidas entre la dimensión $D_{R/S}$ y las regiones rojo e IR cercano del espectro EM, también fueron significativas. Así como entre la dimensión $D_{R/S}$ y los parámetros Hue del índice Munsell y b^* del sistema CIELAB, aunque en este último caso el valor de R^2 resultó ser uno de los más bajos. De acuerdo con lo anterior se infiere que la respuesta espectral del grupo de costras g3 está definida mayormente por la cantidad de luz reflejada en los rangos espectrales de la región rojo e IR cercano, asociado a su vez a la estructura homogénea de la costra, de la cual se derivan los parámetros de color en ambos sistemas (Munsell y CIELAB) comparados (Figura 24b). Cabe mencionar que el grupo g3 tiene un alto contenido de arena (31.11%) entre los elementos texturales, en comparación con los otros grupos (Anexos B1-B3) lo cual permite suponer que de esta diferencia se derivó el incremento en la respuesta espectral de las costras salinas correspondientes (Figura 24b). Se ha documentado que la arena facilita el paso de luz a



través del suelo al presentarse una mayor concentración de partículas transparentes del cuarzo, lo cual aumenta la respuesta espectral del suelo [Metternicht y Zinck, 2003]. Además, el grupo g3 se caracteriza por tener altos contenidos de MO, Cl⁻, y especialmente NO₃⁻ (2.9%, 451.9 y 151.1 meq L⁻¹, respectivamente), presentando los mejores ajustes al modelo de regresión lineal. La presencia del NO₃⁻ explica en mayor parte las diferencias estadísticas significativas encontradas entre los parámetros químicos y la dimensión D_w (Cuadro 12).

Para el grupo g5 se encontró una diferencia también significativa entre la dimensión D_{R/S} y la energía reflejada en la región verde (con un alto valor de R² que indica una tendencia lineal estadísticamente confirmada). Sin embargo, para los parámetros de color value (6.7) y L* (68.5) la asociación con D_{R/S} no fue significativa siendo estos valores responsables de una alta respuesta espectral de este grupo de costras, lo cual lo hizo diferente al resto de costras comparadas. Se observó que el grupo g5 está formado por un solo Hue cuyas propiedades se asemejan a las del grupo g3 (Figura 24b).

La dimensión D_{R/S} presentó una cierta relación no significativa con el contenido de las partículas de arcilla, así como también la asociación entre la dimensión D_w con el IR cercano no es significativa (Cuadro 11). En los estudios previos se ha comprobado que en el espacio poroso de los suelos con texturas más finas se precipitan los cristales de sal más finos, sumándose a las superficies más brillantes en comparación con las del suelo con textura gruesa [Howari et al., 2002]. A lo señalado también se le atribuye una mayor reflectancia en la región IR cercano. Se concluyó que en el grupo de costras g5 se distinguen tres costras arcillosas y una limo-arcillosa, por lo cual el aumento de la reflectancia y de la brillantez de la costra se debe probablemente a los contenidos superiores de limo y arcilla (Anexo B1-B3), de los cuales se deriva el mayor grado del desarrollo de las costras salinas.

Para este último grupo de costras (g5), no se observaron diferencias significativas entre la dimensión D_w y la MO, RAS, PSI, SO₄²⁻ y HCO₃⁻; sin embargo, el valor de R² de estos



parámetros químicos indica un cierto ajuste lineal entre las variables mencionadas (Cuadro 11). Por otra parte, se sabe que los bicarbonatos (HCO_3^-) elevan considerablemente la respuesta espectral del suelo en la región VIS [Clark, 1999; Metternicht y Zinck, 2003]. Este alto contenido de HCO_3^- (74.2 meq L^{-1}) en el grupo g5, seguido por el grupo g3 (71.7 meq L^{-1} , Anexos B1-B3), contribuye al entendimiento de la naturaleza de la respuesta espectral de la reflectancia tan peculiar de los suelos estudiados. Las asociaciones encontradas entre las dimensiones fractales y las variables químicas estudiadas, demuestran que el grupo g5 es uno de los más salinos ($\text{CE}=27.2 \text{ dS m}^{-1}$) en comparación con las otras costras, a pesar que estas últimas están mejor estructuradas y desarrolladas morfológicamente, lo cual provoca cambios significativos en su respuesta espectral.

No se han encontrado las diferencias significativas entre los valores medios de la dimensión fractal $D_{R/S}$ de las costras de los grupos g3 y g5 (Cuadro 10), lo cual justifica en parte la necesidad de formar los grupos independientes g1, g2 y g4 (Figura 24) con base en su diferente respuesta espectral.

En el presente estudio se demostró que las texturas finas dominadas por la arcilla coincide con los altos valores de dimensiones fractales $D_{R/S}$ (1.73 y 1.70) como se observó en los grupos g1 y g2. El efecto contrario se documentó para las texturas gruesas (arena y limo) que corresponden a los valores menores de la dimensión $D_{R/S}$ (1.67, 1.66 y 1.67 para los grupos g3, g4 y g5, respectivamente).

En general se puede concluir que para suelos de diversa génesis es factible obtener una asociación estadísticamente significativa entre la reflectancia y la composición química, la distribución de las partículas por el tamaño (textura) y microestructura lo cual ha sido documentado por numerosos autores [Shepherd y Walsh, 2002; Sánchez-Marañón et al., 2004]. De este modo, varias propiedades básicas del suelo pueden ser derivadas del análisis de reflectancia, abarcando este último un amplio rango de longitudes de onda del espectro electromagnético [Post et al., 2000; Viscarra et al., 2006b]. A pesar de esto, hasta la fecha no existen los estudios que comprueben la posibilidad de extraer la



información cuantitativa sobre la estructura de suelos o de costras salinas a partir de la rugosidad de sus firmas espectrales. La dimensión fractal, resulta ser una medida precisa para llevar a cabo este tipo de deducciones.

7.7.4. Dimensiones fractales de las imágenes fotográficas

El análisis cuantitativo de la distribución de los tonos de gris da una visión general de la imagen, mostrando los cambios en las propiedades físicas y químicas que ocurren a través de las costras salinas estudiadas. La rugosidad superficial puede ser evaluada a través de las técnicas fractales aplicadas a las imágenes fotográficas, que proveen información en diferentes aspectos de su morfología superficial [Taylor et al., 1996; Oleschko et al., 2000]. Esto permite seleccionar los parámetros de interés específicos para extraer y medir la geometría de las propiedades de los suelos a diferentes escalas de observación.

Las costras salinas del grupo g1 y g2 se distinguen por tener una rugosidad superficial representada por los valores más altos de las dimensiones fractales de $D_{R/S}$ (1.17 y 1.20, respectivamente) y de D_w (1.21 y 1.27, respectivamente), los cuales sugieren que las costras salinas de estos grupos tienen una alta irregularidad en la distribución de las sales en la superficie del suelo con una mayor ocupación del espacio. Las dimensiones intermedias de $D_{R/S}$ y D_w fueron determinadas para los grupos g3 (1.09 y 1.17, respectivamente) y g4 (1.10 y 1.16, respectivamente) que coinciden con una morfología superficial menos rugosa de la distribución de las sales y el suelo. En contraste con lo anterior, la dimensión fractal más baja con $D_{R/S}$ (1.00) correspondiente al grupo g5 y con valor un poco mayor para D_w (1.42); este grupo está caracterizado por tener una mayor cantidad de grietas y un abultamiento superficial causadas por una redistribución de las partículas del suelo y de la sal producto de su desarrollo morfológico señalado anteriormente.



Estos resultados contrastan con lo encontrado por *Taylor et al.*, [1996] quienes cuantificaron la relación entre la rugosidad superficial de diferentes zonas afectadas por sales utilizando la dimensión fractal. Quienes concluyeron que la rugosidad superficial de los suelos analizados disminuye conforme aumenta el valor de la dimensión fractal, siendo siempre menor la dimensión fractal en zonas altamente afectadas.

Los resultados de los cinco grupos formados mostraron una relación significativa ($p \leq 0.05$) con tendencia negativa cuando se compararon los valores promedio de la dimensión fractal con el método del rango re-escalado $D_{R/S}$ (Figura 26a). El comportamiento de la tendencia negativa de la información indica que existe un decremento de la dimensión fractal conforme aumenta el grado de desarrollo de las costras salinas con una morfología superficial más suave. En contraste, la relación entre el valor promedio de la dimensión de ondoletas (D_w) con el grado de desarrollo de cada grupo formado fue con tendencia positiva pero con un coeficiente de R^2 menor (Figura 26b).

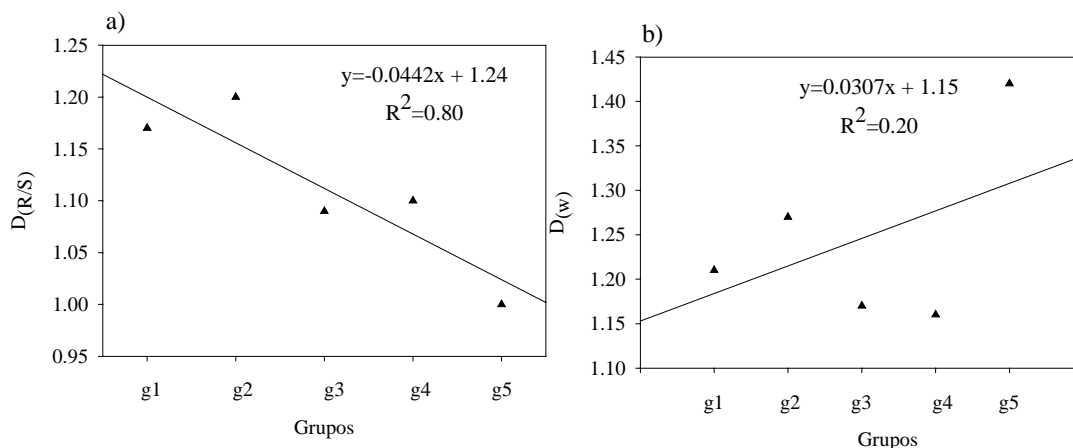


Figura 26. Relación entre los grupos formados de acuerdo al grado de desarrollo de las costras salinas con sus respectivas dimensiones fractales extraídas de las imágenes fotográficas: a) Dimensión fractal del rango re-escalado ($D_{R/S}$); y b) dimensión fractal de ondoletas (D_w).



En el Cuadro 13 se presentan los valores medios de las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w) extraídas de las imágenes fotográficas correspondientes a los cinco grupos de costras estudiados. Existen diferencias estadísticas ($p \leq 0.05$) entre los valores de dimensiones $D_{R/S}$ y D_w . Las diferencias significativas se obtuvieron para los valores medios de la dimensión D_w , mientras que para $D_{R/S}$ los cambios en el valor promedio no fueron significativos.

Cuadro 13. Comparación de medias de las dimensiones fractales obtenidas a partir de las imágenes fotográficas.

<i>Dimensión fractal</i>	<i>Grupos</i>				
	g1	g2	g3	g4	g5
D_w	1.21a	1.27ab	1.17a	1.16a	1.42b
$D_{R/S}$	1.17a	1.20a	1.09a	1.10a	1.00a

Medias con diferente letra es una columna son significativamente diferentes ($p \leq 0.05$; LSD).

7.7.4.1 Firmas fractales de las imágenes de campo

La rugosidad de las imágenes fotográficas puede observarse en forma cualitativa en la Figura 27, la cual muestra el ejemplo para cada una de las imágenes digitales representativas de los grupos formados (g1, g2, g3, g4 y g5). En las imágenes referidas se observa mayor variabilidad en la rugosidad superficial representada por los tonos de gris (TDG), con pequeños contrastes que van desde los tonos de gris oscuros (color negro) a los tonos de gris brillantes (color blanco). Las frecuencias de los tonos de gris obtenida para cada imagen se observa cuantitativamente en el histograma correspondiente, donde también se presentan las dimensiones fractales $D_{R/S}$ y D_w que pueden ser particularmente útiles para propósitos comparativos (Figura 27).

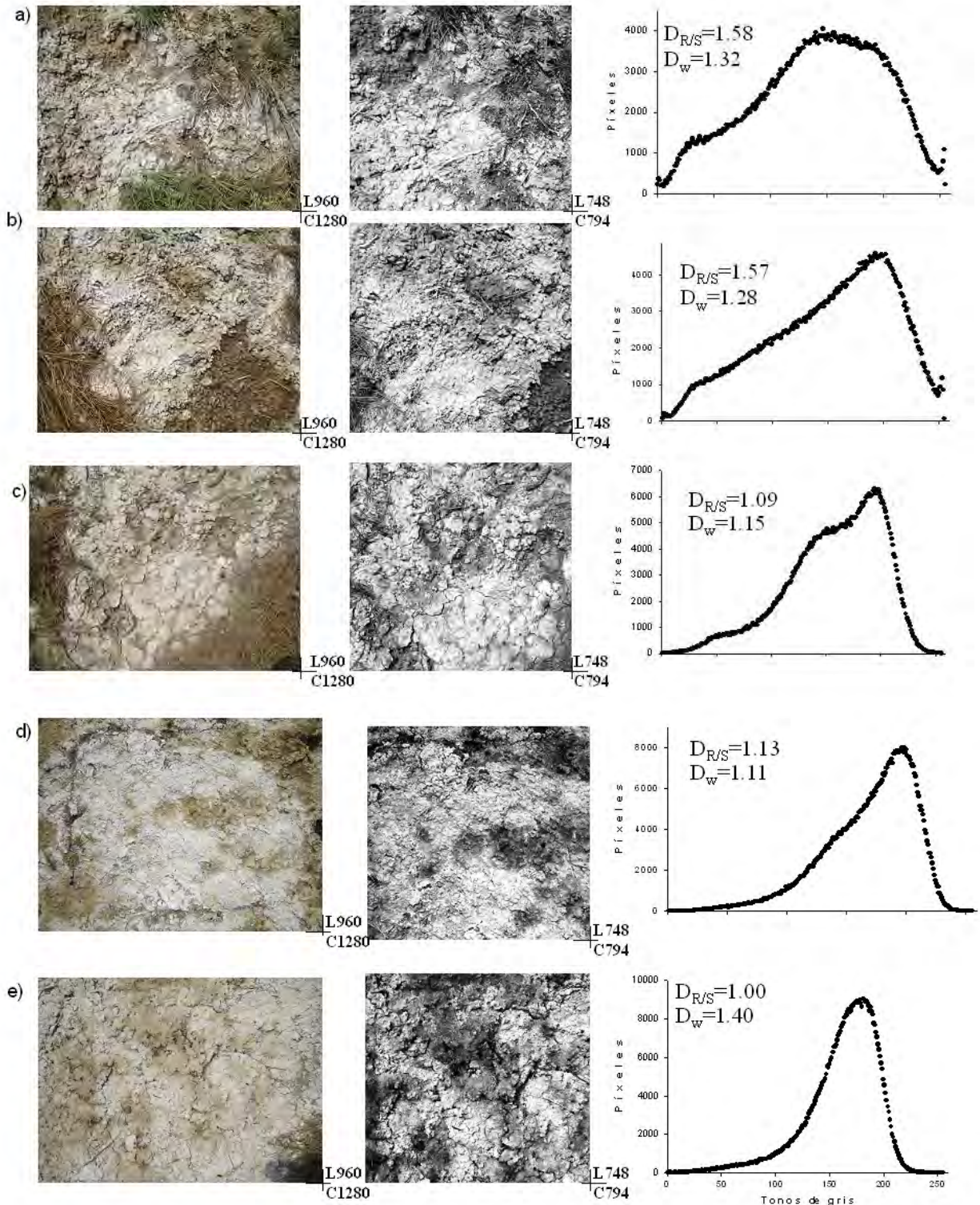


Figura 27. Ejemplos de las gráficas con sus frecuencias de los tonos de gris obtenidas a partir de las imágenes fotográficas y sus dimensiones fractales correspondientes: a) Grupo g1, b) grupo g2, c) grupo g3, d) grupo g4 y e) grupo g5.



Los histogramas se construyen con los valores digitales (valores radiométricos) que fluctúan alrededor de 2^8 bits repartidos en la escala de gris que abarca de 0 a 255 tonos de gris y la frecuencia de cada valor cuya forma depende de cada imagen digital. Considerando lo anterior, en general, las imágenes fotográficas representativas de cada grupo presentan histogramas con un contraste relativamente alto, dentro de la escala de valores de gris los valores cercanos a cero corresponden a tonos de gris más oscuro (negro) y representan la presencia de grietas formadas en la superficie del suelo y los valores cercanos a 250 corresponden a los tonos de gris más brillantes (blanco) y representan las sales en el suelo como se observa en las imágenes digitales de las costras salinas (Figura 27).

Por ejemplo la imagen de la Figura 27a correspondiente al grupo g1, tiene una superficie rugosa con una distribución heterogénea del conjunto suelo-sales, lo cual se traduce por comparación con su histograma en un aumento irregular en los valores de gris a partir de 0 a 250 y una mayor concentración de valores de tonos de gris en el rango de 125 a 200, lo que confirma el color negro y blanco presente en la imagen.

En contraste a lo anterior las imágenes del grupo g2 y g3 presentan una distribución intermedia tanto de sales y suelo, con una superficie menos rugosa que la imagen del grupo g1 (Figuras 27b y 27c). Al interior de las imágenes de los grupos g2 y g3 se pueden observar pequeñas áreas oscuras que se encuentran rodeadas por áreas más blancas. La mayor amplitud de los TDG para la imagen del grupo g2 es de 92 y 200, y para la imagen del grupo g3 es de 90 a 201, lo que confirma una mayor presencia de los tonos de gris de color blanco que los tonos de gris de color negro.

La distribución de los TDG de la imagen del grupo g4 (Figura 27d) presenta una gran diferencia si se le compara con la distribución de los TDG de la imagen del grupo g1 (Figura 27a); la distribución está ligeramente sesgada a la derecha, con una concentración



de valores de TDG entre los 100 y 235. Este comportamiento de acuerdo a la superficie de la imagen está representado por un ligero abultamiento y presencia de grietas superficiales.

En cambio la imagen del grupo g5 tiene una superficie más regular en la distribución del mosaico suelo-sales, con un evidente agrietamiento superficial. La mayor concentración de áreas oscuras está localizada en la parte central y a la izquierda de la imagen, las cuales se encuentran rodeadas de grandes áreas blancas (Figura 27e). La mayor amplitud de los valores de tonos de gris se encuentra en el rango que va desde 100 a 216 que corresponden a los tonos de gris blancos y evidencian la mayor presencia de sales en la superficie de las costras salinas.

Los resultados anteriores confirman que el análisis de los histogramas es una buena herramienta para cuantificar la rugosidad extraída de las imágenes digitales de las costras salinas. Un mejor indicador del grado de ocupación del espacio fue determinado por la dimensión $D_{R/S}$ debido a que su valor disminuye conforme la rugosidad superficial de las costras salinas disminuye, siendo menor para la imagen del grupo g4 y g5 ($D_{R/S}=1.13$ y 1.00 , respectivamente), intermedia para la imagen del grupo g2 y g3 ($D_{R/S}=1.57$ y 1.09 , respectivamente) y máxima para la imagen del grupo g1 ($D_{R/S}=1.58$) como se observa en la figura 27.

7.7.4.2. Relación entre la dimensión fractal de las imágenes digitales y rangos espectrales, las propiedades físicas y químicas del suelo.

Las relaciones entre las longitudes de onda y los parámetros físicos y químicos con las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w) extraídas a partir de las series de tiempo de las imágenes digitales se presentan en los cuadros 14 y 15. Los valores del coeficiente de determinación (R^2) indican que algunas asociaciones de estos parámetros son coincidentes con las asociaciones encontradas a partir de las firmas espectrales fractales (FER) mencionadas previamente (Cuadros 11 y 12). Por ejemplo, el grupo g1 presenta una



asociación entre la dimensión $D_{R/S}$ con la textura representada por la arena así como con MO, Cl, y CE continúan siendo importantes. Incluso valores más altos del coeficiente R^2 se encontraron para la textura representada por la arena y el limo, la asociación llegó a mejorar aún más cuando se analizó NO_3^- con la dimensión $D_{R/S}$ (Cuadros 14 y 15) comparadas con las asociaciones encontradas para los mismos parámetros con $D_{R/S}$ en el análisis de las FER (Cuadros 11 y 12).

Es notorio observar en el Cuadro 14 las relaciones entre $D_{R/S}$ y los parámetros del color Hue y value del sistema Munsell y los parámetros L^* y b^* del sistema CIELAB, siendo la relación con b^* altamente significativa ($p < 0.01$). Estos mismos parámetros del color tuvieron un bajo significado en el análisis de las relaciones de las FER (Cuadro 11).

Con respecto al color se ha documentado que es una propiedad utilizada como indicador de las propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo así como la ocurrencia de los procesos superficiales inherentes en su desarrollo [Escadafal *et al.*, 1989; Sánchez-Marañón *et al.*; 1995; Mattikalli, 1997]. También se ha mencionado que los suelos luminosos o blancos son susceptibles a la degradación natural o antropogénica; lo contrario ocurre para los suelos más oscuros con un alto contenido de MO y NO_3^- , los cuales son considerados aptos para la agricultura [Viscarra *et al.*, 2006b]. En este estudio, el suelo de las costras salinas evaluadas del grupo g1 se encuentra caracterizado por una alta luminosidad como lo indican los parámetros del color value (7.0) y L^* (71.4) de los sistemas Munsell y CIELAB respectivamente, como un producto de la alta concentración de las sales solubles principalmente Cl^- ($447.82 \text{ meq L}^{-1}$), cuantificada a través de la CE (33 dS m^{-1}) siendo esta concentración la más alta cuando se compara con los grupos restantes (Anexos B1-B3). Estos resultados justifican en parte el origen del color blanco de las costras salinas del grupo g1 que es un indicador de la tendencia hacia la degradación natural de estos suelos.



Por otra parte, se observa que existen relaciones entre D_w con las longitudes de onda de las regiones verde y rojo del espectro EM. También se observa una asociación significativa ($p < 0.05$) con los componentes del color Hue, value y L^* de los dos sistemas de color comparados, así como con b^* y la textura de la arena (Cuadro 14). Algunas asociaciones con los parámetros químicos fueron consistentes entre D_w con HCO_3^- , CE y MO (Cuadro 15). La presencia de sales solubles como NaHCO_3 y NaCl provocan que los suelos sean más susceptibles a una pobre estructura, baja fertilidad y una alta tasa de erosión [Ben-Dor et al., 1999]. Relaciones similares fueron encontradas para el suelo del grupo g1 con un alto contenido de Cl^- y de Na^+ (447.82 y 1904.0 meq L^{-1} , respectivamente).



Cuadro 14. Análisis estadístico de las relaciones entre las firmas fractales de las imágenes fotográficas con las longitudes de onda del visible (VIS) e infrarrojo (IR) cercano, el color y la textura de las costras salinas.

<i>Variables</i>	<i>Técnica por</i> $D_{(R/S)}$					<i>Técnica por</i> $D_{(w)}$				
	g1	g2	g3	g4	g5	g1	g2	g3	g4	g5
Azul	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.49	(-)	(-)	0.80
Verde	(-)	0.65*	(-)	(-)	(-)	0.33	0.74*	(-)	(-)	(-)
Rojo	(-)	0.74*	(-)	0.31	(-)	0.37	0.50	(-)	(-)	(-)
IR cercano	(-)	(-)	(-)	0.41	0.45	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
Munsell										
Hue	0.36	(-)	(-)	(-)	(-)	0.94*	0.65*	0.36	(-)	(-)
value	0.49	(-)	0.61*	(-)	(-)	0.92*	(-)	(-)	(-)	0.80
croma	(-)	(-)	0.95**	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.34
CIELAB										
L*	0.49	(-)	0.60*	(-)	(-)	0.89*	(-)	(-)	(-)	0.74
a*	0.33	(-)	(-)	(-)	0.34	(-)	(-)	(-)	(-)	0.62
b*	1.0**	(-)	(-)	0.37	(-)	0.64	(-)	(-)	(-)	0.82
Textura										
arena	0.87	(-)	(-)	(-)	(-)	0.53	(-)	(-)	(-)	0.72
limo	0.43	0.39	0.30	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.88
arcilla	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.37	(-)	(-)	0.41

g: número de grupo; (-): $R^2 < 0.33$; *: significativo ($p \leq 0.05$); **: significativo ($p < 0.01$) según la prueba de Fisher (LSD).



Cuadro 15. Análisis estadístico de las relaciones entre las firmas fractales de las imágenes fotográficas con las propiedades químicas de las costras salinas.

Variables	Técnica por $D_{(R/S)}$					Técnica Por $D_{(w)}$				
	g1	g2	g3	g4	g5	g1	g2	g3	g4	g5
CO_3^{2-}	(-)	(-)	(-)	0.66*	0.48	(-)	0.76*	(-)	0.33	0.70
HCO_3^-	(-)	(-)	(-)	0.43	(-)	0.34	(-)	(-)	(-)	(-)
Cl^-	0.36	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
NO_3^-	(-)	0.54	(-)	(-)	(-)	(-)	0.37	(-)	(-)	0.41
SO_4^{2-}	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	0.54
pH	(-)	(-)	(-)	(-)	0.87*	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
CE	0.58	0.76*	(-)	0.44	(-)	0.43	(-)	(-)	(-)	0.73
PSI	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
RAS	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
MO	0.66	(-)	(-)	(-)	(-)	0.81	(-)	0.46	(-)	(-)

g: número de grupo; (-): $R^2 < 0.33$; *: significativo ($p \leq 0.05$); **: significativo ($p < 0.01$) según la prueba de Fisher (LSD).

Para el grupo g2 existe una asociación significativa entre las relaciones de la dimensión $D_{R/S}$ con las longitudes de onda verde y rojo del espectro (Cuadro 14) y no se encontró ninguna asociación estadística ($R^2 \geq 0.33$) con el value y L^* de ambos sistemas analizados (Munsell y CIELAB, respectivamente); sin embargo, *Sánchez-Marañón et al., [1995]* mencionan que los rasgos morfológicos y las irregularidades superficiales de los agregados causan cambios sutiles en la variabilidad de L^* ; las superficies irregulares generan áreas de sombreado que disminuyen la luminosidad, así como el tamaño del poro del suelo que afecta el valor de L^* . Lo anterior justifica los resultados encontrados para el grupo g2 que tiene una superficie irregular y un valor menor de L^* (64.2). También se observaron asociaciones entre $D_{R/S}$ con los parámetros químicos como son NO_3^- , así como una asociación significativa con CE (Cuadro 15). Para este mismo grupo se encontraron una cercana asociación entre D_w con las longitudes de onda azul y rojo, y una asociación



significativa con la región verde del espectro EM y una asociación significativa con el parámetro del color Hue del sistema Munsell (Cuadro 14).

Otras cercanas relaciones aunque no significativas fueron encontradas entre D_w con el tamaño de la partícula de arcilla y NO_3^- , mientras que la relación con CO_3^{2-} resultó ser significativa estadísticamente (Cuadros 14 y 15). Las costras salinas del grupo g2 se caracterizan por presentar una superficie irregular que se atribuye a una cantidad alta de MO (3.0%) comparada al grupo g1 (2.6%) lo que provoca una mayor rugosidad en la superficie del suelo. Está documentado que la materia orgánica (MO) en el suelo provoca cambios en la rugosidad superficial (Velázquez, 2006). Las observaciones de campo y la inspección de las imágenes completas sugieren que las asociaciones encontradas entre los parámetros físicos y químicos con las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w) son principalmente debido al desarrollo de las costras salinas que causa una reestructuración y distribución de la textura (analizada arriba) con cambios significativos en los parámetros del color y con cambios estructurales progresivos de la rugosidad superficial del grupo g2. En el estudio realizado por *Howari et al. [2002]* se concluyó que en etapas avanzadas del desarrollo de las costras salinas la morfología superficial cambia y de acuerdo a los resultados encontrados en el presente estudio esta morfología es detectada por su rugosidad.

Las asociaciones para el grupo g3 entre la dimensión $D_{R/S}$ y D_w con los parámetros físicos y químicos se observan en los Cuadros 14 y 15. Algunas relaciones interesantes son aquellas donde se involucran las dimensiones fractales con los parámetros del color Hue, value, croma, L^* del sistema Munsell y CIELAB, así como con la textura del limo y de la MO, sin embargo, dado que la distribución de los datos de las dimensiones $D_{R/S}$ y D_w para este grupo (g3) se encuentran claramente fuera de los límites establecidos (-2 y +2) para una distribución normal (Anexo B2); estos resultados no son discutidos con detalle.



El grupo g4 presenta algunas cercanas asociaciones aunque no significativas entre la dimensión fractal $D_{R/S}$ con la longitud de onda de la región rojo e IR cercano del espectro EM y también ocurren relaciones de esta dimensión fractal con el parámetro b^* del sistema CIELAB y con el de la textura del limo (Cuadro 14). Con respecto a las propiedades químicas las asociaciones son entre $D_{R/S}$ con HCO_3^- y CE así como una relación significativa con CO_3^{2-} (Cuadro 15). La importancia del color en la interpretación de las propiedades químicas del suelo es puntualizada por algunos autores como *Leone y Escadafal [2001]* quienes mencionan que los suelos con altos contenidos de carbonatos y sulfatos de sodio dan un color más luminoso al suelo. Lo anterior ayuda a explicar los resultados encontrados para el grupo g4 que es uno de los grupos que presenta luminosidad alta con valores del value (6.4) en el sistema Munsell y L^* (65.6) del sistema CIELAB seguido del grupo g1 y g5 (Figura 24). Este mismo grupo (g4) está caracterizado por un alto contenido de CO_3^{2-} , SO_4^{2-} y RAS (232.3, 1421.3 meq L^{-1} y 2071, respectivamente). Sin embargo, cuando se relacionó el parámetro fractal D_w y CO_3^{2-} , se encontró una asociación no significativa (Cuadros 14 y 15).

Ciertas relaciones de interés para el grupo g5 se dan entre $D_{R/S}$ y la región IR cercano y el parámetro a^* del sistema CIELAB (Cuadro 14) así como entre la misma dimensión con CO_3^{2-} y el pH fue estadísticamente significativa (Cuadro 15).

Un nivel de asociación se encontró entre la mayoría de las variables físicas y químicas con la dimensión fractal de D_w del grupo g5 (Tablas 14 y 15). Los resultados muestran altas asociaciones entre D_w con la región azul y con los componentes del color value, L^* y b^* así como relaciones con croma del sistema Munsell y a^* del sistema CIELAB. También se encontraron relaciones con alto valor del coeficiente R^2 para los parámetros de la textura arena y limo, aunque para la textura de la arcilla el coeficiente R^2 fue bajo. Otras asociaciones resultantes fueron entre D_w con CO_3^{2-} , SO_4^{2-} y CE, así como y con NO_3^- . Estos resultados son consistentes con el mayor desarrollo de las costras salinas alcanzado



para este grupo que son discutidos en el análisis de las relaciones entre las FER con los parámetros físicos y químicos.

7.9. Conclusiones

El presente trabajo se enfocó a la discusión de las similitudes del análisis de la rugosidad de las firmas fractales (FER) de los espectros de reflectancia y su relación con algunas propiedades físicas y químicas del suelo de interés del ex Lago de Texcoco. La dimensión fractal (D) de las costras salinas extraída a partir de las imágenes digitales resultó ser una medida cuantitativa de la naturaleza integral de su estructura. La composición química y algunos atributos físicos básicos de la costra se correlacionan significativamente bien con D . La comparación de la dimensión fractal con los espectros de reflectancia del rango visible e infrarrojo cercano producto del análisis multivariado, se utilizó como base para construir un esquema jerárquico de agrupamiento (cluster) entre las partículas elementales del suelo (textura) y sales. Esta nueva clasificación se propone como una alternativa viable para clasificar las costras salinas a través de las firmas fractales (FER) extraídas de los espectros de reflectancia. También se documentó que la información extraída del análisis de las FER es estadísticamente representativa de la rugosidad de las costras, confirmando su invariancia al escalado y por ende su naturaleza fractal. El análisis estadístico de regresión simple resultó útil para establecer las asociaciones entre FER y algunas propiedades físicas y químicas de los grupos salinos. El color del suelo medido en los sistemas Munsell y CIELAB, proporcionó información representativa para diferenciar los grupos, complementando el estudio de las estructuras fractales con los datos cuantitativos de los atributos del color difíciles de apreciar a simple vista. El análisis de re-escalado ($D_{R/S}$) fue más preciso para discriminar estructuras salinas en comparación con el de ondoletas (D_w). Sin embargo, ambas técnicas son recomendables para complementar la medición de la rugosidad de las costras salinas estudiadas.

Algunas asociaciones encontradas entre las dimensiones del rango re-escalado y de ondoletas ($D_{R/S}$ y D_w) a escala de campo son complementarias con las asociaciones



encontradas entre las firmas espectrales fractales (FER) con los parámetros físicos y químicos a una escala local puntual. La asociación encontrada entre la dimensión D_w con los cinco grupos formados fue significativa estadísticamente, aunque la relación entre la dimensión $D_{R/S}$ con los grupos señalados fue alta pero no significativa. Sin embargo, las dimensiones promedio de los cinco grupos extraída a partir de las series de tiempo de las imágenes digitales de campo son consistentes con el desarrollo de las costras salinas, mostrando una “alta predicción” disponible como un indicador de la salinidad y de la estructura de los suelos analizados. Además la rugosidad y los valores de las dimensiones fractales de las costras salinas demostraron que estas propiedades son atributos consistentes particulares del área de estudio. El análisis del histograma resultó ser una representación gráfica útil de la información contenida en las imágenes y es una apreciación de calidad de los datos de la imagen original. Los procesos que afectan la superficie de los suelos salinos pueden ser detectados por modificaciones en el color a una escala de campo. El análisis de la información obtenida de las relaciones encontradas entre la $D_{R/S}$ y D_w con los parámetros del color de los sistemas Munsell y CIELAB demuestra que se han considerado los valores de los TDG contenidos en cada píxel de la imagen.



VIII. CONCEPTOS BÁSICOS DE ESPECTROSCOPIA Y CALIBRACIÓN DE UN SISTEMA DE MEDICIÓN DE REFLECTANCIA ESPECTRAL

8.1. Introducción

El suelo es un sistema heterogéneo con procesos y mecanismos complejos que son difíciles de entender. Diversas técnicas convencionales son utilizadas en un intento de establecer las relaciones entre las propiedades físicas y químicas así como los componentes del suelo, frecuentemente desconociendo las complejas interacciones de sus multi-componentes [Sumner, 2000]. Además las determinaciones de sus propiedades físicas y químicas alteran el equilibrio del medio poroso y sólido que pueden complicar la interpretación de los resultados.

Tradicionalmente el empleo de técnicas de rutina son empleadas para entender el sistema suelo evaluando su calidad y función, por lo que se necesita desarrollar técnicas analíticas para entender el suelo como un sistema complejo. Las técnicas espectroscópicas, tales como espectroscopía de masa (MS), resonancia magnética (NMR), espectroscopía en el visible (VIS), infrarrojo (IR, cercano y medio) del espectro electromagnético (EM) son consideradas como posibles alternativas ó sugeridas para complementar junto con las técnicas de laboratorio convencionales la información de la estructura física de los sistemas naturales como el suelo [Viscarra et al., 2006b].

La espectroscopía es una técnica no destructiva que preserva la integridad básica del sistema suelo. Además, la espectroscopía en el VIS y en el IR del espectro EM permite la caracterización de varios constituyentes del suelo y la ventaja sobre técnicas convencionales del análisis es rápida en tiempo real, económica y eficiente cuando una gran cantidad de números de datos y muestras son requeridas [Shepherd y Walsh, 2002; Cozzolino y Morón, 2003]. Los análisis convencionales frecuentemente requieren de



muestras procesadas con soluciones químicas que dañan la estructura del sistema, la espectroscopía en el VIS e IR es más sencilla y en ocasiones es más exacta que las técnicas de rutina que se siguen en laboratorio [Hummel et al., 2001; Viscarra et al., 2006b].

Su importancia actualmente es notoria con el incremento de la gran cantidad de volúmenes de datos espaciales y temporales que son usados en el monitoreo ambiental, modelación de sistemas naturales y en la agricultura de precisión [Dwivedi, 2001; Galvao et al., 2001; Lévesque y King, 2002; Demattê et al., 2003; Shupe y Marsh, 2004].

La información generada a partir del análisis de las señales electromagnéticas emitidas y/o recibidas por los diferentes sensores a través del espectro EM ha llegado ha ser una poderosa herramienta que establece las relaciones de la interacción de la energía con la materia [Alzate, 2001]. El análisis espectral de esta interacción determina las propiedades físicas y químicas de los objetos observados, sus variaciones en el espacio y tiempo que ocurren dentro de un amplio rango de escalas [Khawlie et al., 2002; Moreau y Toan, 2003].

8.2. Consideraciones prácticas de los sensores remotos terrestres

El análisis de las señales dispersadas obtenidas por los sensores remotos en campo y/o en laboratorio han contribuido a incrementar datos del comportamiento espectral de los sistemas naturales y hasta la fecha han sido desarrolladas diferentes técnicas de espectroscopía en el VIS y IR del espectro EM [Orueta y Ustin, 1998; Hummel et al., 2001]. Los sistemas utilizados en la adquisición de los datos espectrales difieren en la geometría del sensor y detectores, la resolución espectral y espacial, la fuente de iluminación, el sistema óptico y la fuente de energía que emplean, así como la forma de registrar los datos espectrales [Adderley et al., 2002; Barrett, 2002].



La respuesta espectral del suelo depende de sus propiedades básicas y la longitud de onda utilizada para la exploración. La calibración de los sensores previas al análisis, su resolución y cobertura espectral, la relación señal ruido, y su orientación, son algunos factores importantes que tienen que ser tomados en cuenta antes de interpretar los resultados [Stokman et al., 2000; Peddle et al., 2001].

El análisis espectral cuantitativo del suelo usando espectroscopía de reflectancia en la región VIS e IR requiere de sofisticadas técnicas para separar las respuestas de los atributos del suelo a partir de sus características espectrales. La caracterización del sensor, la estandarización y valorización de datos garantizan la calidad de la información proveniente de las firmas espectrales obtenidas, que ayudan a intensificar los vínculos en la toma de decisiones en diferentes áreas en relación con las tecnologías en observación terrestre [Teillet et al., 2005].

Para realizar el proceso de corrección o calibración de un sensor es necesario conocer además de su geometría, disposición y funcionamiento, la configuración del hardware y la utilización del software, parámetros que sincronizan las señales procesadas del sensor de la respuesta espectral de los objetos de interés, básicos para monitorear en forma cuantitativa, eficaz y rápida grandes extensiones de suelos [Castro-Esau et al., 2006].

Diversos softwares han sido desarrollados y proveen un rápido y fácil uso para el análisis de datos. Uno de estos software implementado es el MultiSpec que lleva a cabo un análisis complejo de los datos provenientes de diferentes sistemas como el Espectrógrafo de Imagen Visible/Infrarrojo (AVIRIS) que también despliega y analiza datos de otros tipos de imágenes digitales no espaciales [Biehl y Landgrebe, 2002]. Otro software utilizado es el LineSpec que analiza las señales dispersadas provenientes de sensores terrestres para el uso de laboratorio y campo [LineSpec, 1997, Stokman et al., 2000].



La instrumentación de la percepción remota moderna requiere el uso de detectores capaces de registrar espectros en un formato digital y ser desplegados en tiempo real en la pantalla de un microprocesador de datos, así que la resolución espectral y espacial del sensor tiene que ser bien definida. Los nuevos datos obtenidos también son digitales así que su modelamiento espectral puede ser realizado para el análisis de los diversos sistemas naturales, de esta forma una base de datos espectral se necesita para realizar datos de percepción remota moderna [Clark, et al., 1990].

Sin embargo, existe poca información disponible en la literatura sobre la resolución espectral y la exactitud de longitud de onda empleada en la obtención de espectros de reflectancia. Se requieren de diversos estudios que proporcionen información de las técnicas empleadas en los sensores remotos para la adquisición de datos digitales que proporcionen una alta precisión y corrección absoluta de espectros de reflectancia.

Alguno de estos estudios han comparado índices espectrales obtenidos de material vegetal usando tres diferentes espectralradiómetros de uso múltiple: el sistema analítico espectral FieldSpec Pro FR, el sistema FieldSpec HandHeld y el sistema de análisis espectral UniSpec (con resolución espectral de 3, 3.5 nm, y mayor de 10 nm, respectivamente), las lecturas espectrales fueron comparadas utilizando diferente geometría de iluminación, ángulo de iluminación y campo de visión, con diferencias significativas en los índices espectrales evaluados [Castro-Esau et al., 2006].

Price, [1995a] realizó un procedimiento de selección de banda aplicado para una alta resolución espectral (0.01 μm) en imágenes obtenidas por un Espectrométero de Imagen Visible/Infrarrojo (AVIRIS), y encontró que 30 a 40 bandas espectrales pueden caracterizar la variabilidad de datos, dependiendo del estudio. Además, sugiere que una resolución espectral más baja y una resolución espacial más alta son preferibles que lo contrario.



Un número de técnicas y equipos analíticos han sido implementados para medir información espectral de suelos tanto en laboratorio y en campo. Su diseño, geometría y los diferentes accesorios que utilizan difieren de un equipo a otro, de igual forma su operación y funcionamiento [Barrett, 2002].

Los instrumentos utilizados extraen la respuesta espectral a partir de un área o objeto de interés en el rango de diferentes longitudes de onda y se convierten a valores de reflectancia espectral si existen factores de calibración apropiados para cada equipo especial [Curran, 1985]. Los espectrómetros y radiómetros permiten la caracterización física del rayo de luz dispersado del material del suelo en términos de flujo espectral absoluto o en términos relativos de reflectancia espectral. Estos instrumentos permiten medir, graficar, reconocer y analizar la reflectancia espectral del suelo [Coulson y Reynolds, 1971; Jackson et al., 1992].

Generalmente, los espectrómetros son instrumentos ópticos usados para medir propiedades de la luz sobre una porción específica del espectro EM. La variable a medir es más la intensidad de luz ó el estado de polarización. Un espectrómetro es usado en espectroscopía para producir líneas espectrales y medir las longitudes de onda y sus intensidades [Shepherd y Walsh, 2002]. El espectrómetro es un término aplicado a los instrumentos que operan sobre un amplio rango de longitudes de onda desde rayos gama, rayos-X, visible, infrarrojo y la región de las microondas.

Los espectrómetros conocidos como espectroscopios son usados para identificar materiales y para análisis químico. Los primeros espectroscopios fueron muy simples y presentaban un prisma con graduaciones que marcan las longitudes de onda de luz. Los espectroscopios modernos generalmente usan una rejilla de difracción, una ranura móvil y algún tipo de fotodetector, automatizado y controlado por una computadora. El funcionamiento de los espectroscopios originales permite el paso de luz por una ranura, los lentes colimadores transforman la luz entrante en un conjunto de rayos paralelos. La



luz pasa a través de un prisma que refleja el rayo dentro de un espectro en diferentes longitudes de onda refractadas y en diferentes cantidades debido a la dispersión [Elachi y Zyl, 2006].

En cambio, los espectrógrafos separan la luz entrante de acuerdo a sus longitudes de onda y registran el resultado en un espectro utilizando un detector. Es un tipo de espectrómetro y espectroscopio para aplicaciones científicas. Más recientemente los espectrógrafos usan detectores electrónicos, tales como CCDs los cuales son usados para detectar luz ultravioleta o visible [Shibusawa, 2003; Elachi y Zyl, 2006]. En tales sistemas han llegado a ser importantes como herramientas científicas para el análisis de la composición de materiales o en el estudio de fenómenos naturales.

Orueta y Ustin [1998], realizaron mediciones de reflectancia con un espectroradiómetro (dependientes de la luz ambiental). Reportan la relación entre la reflexión de la muestra y una superficie blanca uniforme. Con la utilización de este equipo correlacionan la respuesta espectral de contenidos de materia orgánica (0.76 a 6.16%), la presencia de hierro (1.89 a 5.23%) y textura; las bandas dentro del rango de 1.4 – 1.9 μm muestran una fuerte correlación cuando el contenido de hierro es más alto con un porcentaje bajo de materia orgánica y contenido de arena.

Otros resultados reportan que los métodos computacionales y de laboratorio, para procesar las mediciones espectroradiométricas de campo de la radiación espectral, se basan en la calibración absoluta de los valores de reflectancia. Las mediciones de radiación del objeto, se obtienen bajo iluminación directa y difusa. La calibración toma en consideración cinco principales etapas: a) calibración del panel, b) ángulo del zenith solar computacional, c) interpolación angular y espectral, d) reflectancia computacional y e) automatización de ejecución de las etapas (b) y (c) para procesar los grandes volúmenes de datos [Peddle et al., 2001].



Estudios realizados en campo y en laboratorio para determinar la reflectancia y absorción espectral con contenidos de 4 a 6% de materia orgánica, utilizando para las mediciones de campo un espectrofotómetro portátil y un panel cubierto con BaSO₄ usado como referencia para la calibración de las lecturas de reflectancia, el aparato abarca un rango de 0.4 – 1.05 μm . Contiene una fuente de luz estándar, y mide la relación entre la luz reflejada de la muestra y un estándar calibrado de trabajo. Para las condiciones de laboratorio se utilizó un espectroradiómetro; este instrumento es calibrado para medir las longitudes de onda dentro del rango espectral de 0.4 - 1.19 μm y a un intervalo de 0.01 μm . El instrumento utiliza un blanco estándar con 97% de reflectancia. La información espectral relacionada con la materia orgánica del suelo para la reflectancia fue alrededor de las bandas de 0.96 – 1.12 μm , y para el análisis de absorción fue la determinada en la banda de 0.5 μm [Daniel et al., 2001].

Esta parte del trabajo representa una investigación de la determinación de parámetros necesarios para la calibración de un monocromador con arreglo de diodos “tipo espectrógrafo” que mide reflectancia en el visible (VIS) e infrarrojo (IR) cercano del espectro EM y que pretende incrementar la base de datos moderna de librerías espectrales. La resolución alcanzada y longitud de onda empleada se detallarán posteriormente. Cabe destacar que esta investigación representa una parte de otros estudios de espectroscopía que serán abordados con mayor profundidad en trabajos futuros de investigación para espectroscopía de absorción, transmisión y radianza espectral.

También se pretende contribuir a incrementar información significativa en la toma de decisiones y estrategias ambientales, la calibración del sistema y estandarización de datos representan un papel importante, ya que provee datos de referencia del análisis de espectroscopía óptica, necesarios para validar estimaciones de las variables superficiales obtenidas vía los sensores remotos, los datos obtenidos de los sistemas de medición múltiple pretenden ser físicamente auto consistentes.



8.3. Estudio de las propiedades de reflexión de un objeto

La espectroscopía en el VIS e IR cercano ($0.4 - 1.1 \mu\text{m}$) y IR medio ($1.1 - 2.5 \mu\text{m}$) (Figura 28) es una poderosa herramienta en la teledetección de las superficies terrestre; estas regiones espectrales representan casi todos los datos que los sensores pasivos y activos proveen [Viscarra *et al.*, 2006a; 2006b]. En cambio, la región IR termal ($3 - 5 \mu\text{m}$ y de $8 - 12 \mu\text{m}$) contiene información acerca de los materiales del suelo, la región espectral del VIS y IR medio abarca la espectroscopía de reflectancia y el IR termal la espectroscopía de emitancia [Ben-Dor, 1999].

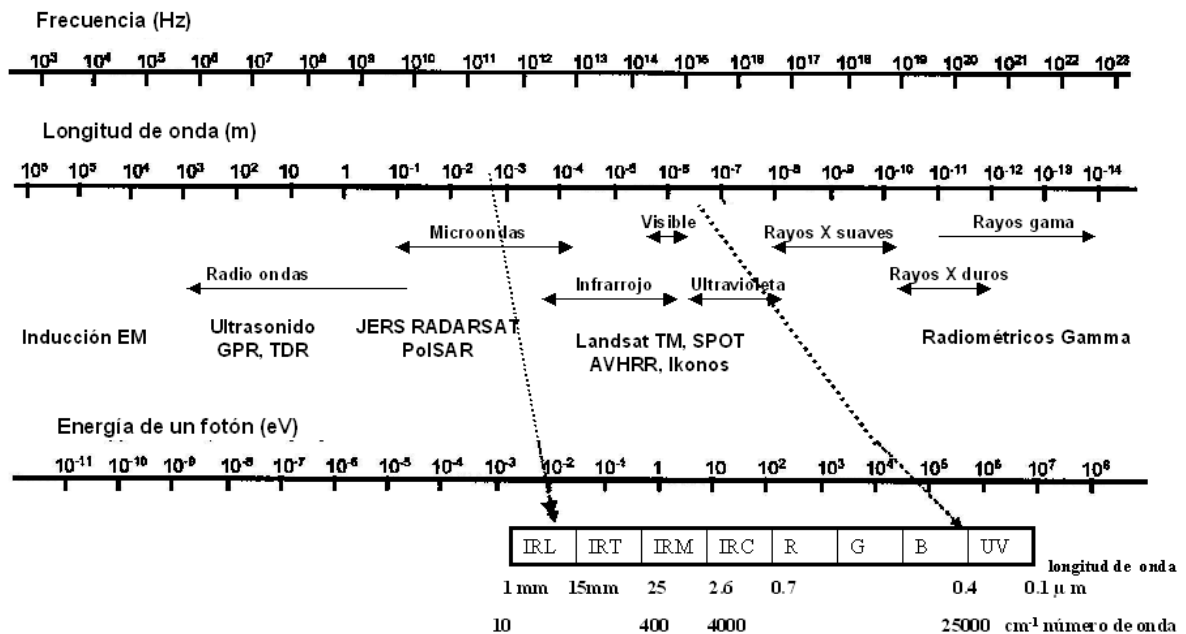


Figura 28. El espectro electromagnético (EM) que detalla las regiones visible (VIS) e infrarrojo (IR) [McBratney *et al.*, 2003; Viscarra *et al.*, 2006b].

La energía electromagnética que interactúa con la materia es llamada radiación incidente, su intensidad, dirección, longitud de onda, polarización y fase son detectadas, y registradas por los sensores remotos. Sus resultados en la adquisición de las imágenes o en el análisis de las señales dispersadas determinan las características de la materia que interactúan con la energía incidente. Durante las interacciones entre la radiación electromagnética y la materia, la masa y la energía son conservadas de acuerdo a los



principios físicos. La radiación incidente puede ser transmitida, absorbida, emitida, dispersada y reflejada por las superficies [Alzate, 2001].

La reflexión es causada por las superficies que son suaves en relación a la longitud de onda de la energía incidente. La emisión, dispersión y reflexión son llamados fenómenos de superficie ya que estas interacciones son determinadas primeramente por propiedades de la superficie, tales como el color y la rugosidad. La transmisión y absorción son llamados fenómenos de volumen ya que están determinados por las características internas de la materia, tales como densidad y conductividad [Sabins, 1996].

Un aspecto importante de la percepción remota es la adquisición de datos conocidos como curvas de reflectancia espectral, o reflectancia espectral de los objetos explorados, que registra los porcentajes de energía incidente, típicamente la luz solar, que es reflejada por un material como una función de longitud de onda de la energía; la Figura 29 muestra espectros de reflectancia de diferentes objetos como suelos y vegetación.

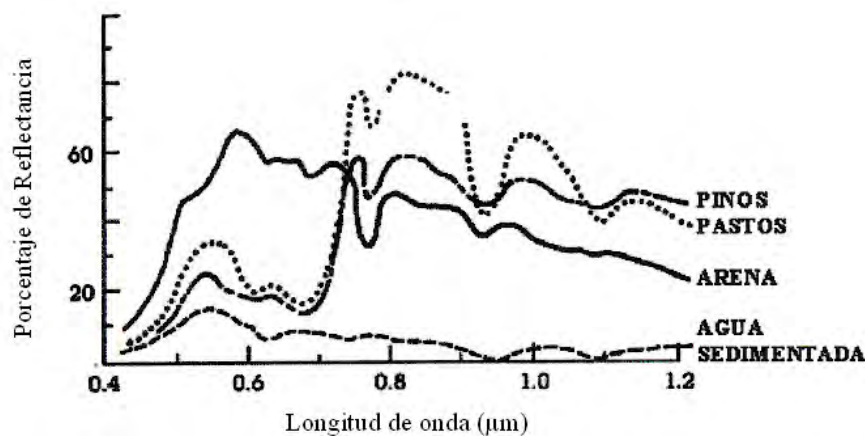


Figura 29. Firmas espectrales (curvas, respuestas) de pinos, pastizales, arena y agua sedimentada [Alzate, 2001].

El eje horizontal muestra la longitud de onda de la energía incidente, cuyo rango abarca generalmente desde el VIS hasta el IR; el eje vertical muestra el porcentaje de energía incidente reflejado por las diferentes longitudes de onda. Los picos en forma descendente



son llamados rasgos de absorción ya que representan energía incidente absorbida y los picos ascendentes son llamados picos de reflectancia. Estos rasgos son valiosos para reconocer materiales en las imágenes o en las señales dispersadas [Sabins, 1996].

Los rasgos de absorción y reflexión de un material dependen de la propiedad óptica de la luz por aquel material y de sus componentes suelo, roca, vegetación y agua, ponderada por sus propias proporciones respectivas en la superficie. El valor de cada rasgo de absorción depende primero de la estructura cristalológica del material: contenidos, valencias y coordinación de los metales de transición (Fe^2 , Fe^3 , Cu y Ni) y de la frecuencia de vibración de las moléculas (agua, hidróxilos, carbonatos y silicatos). La segunda propiedad que condiciona la señal reflejada es el estado morfológico de la superficie, tomando en cuenta distintos parámetros; granulometría, rugosidad y relieve [Cervelle et al., 1996].

Diversos estudios han detallado las interacciones de la energía con la materia, la dispersión de la radiación por una superficie, así como los numerosos y complejos mecanismos responsables de las alteraciones de la energía incidente con los objetos explorados tales como los procesos de transiciones vibratorias, las frecuencias asociadas con transiciones entre un nivel y otro de mayor energía (bandas fundamentales), las frecuencias de absorción o emisión, bandas de combinación y transiciones electrónicas que ocurren en la región ultravioleta y VIS del espectro EM [Hunt y Salisbury, 1971; Bend-Dor, 1999; Clark, 1999; Shepherd y Walsh, 2002]. Algunas de estas características de radiación y dispersión de los suelos pueden ser atribuidas a mecanismos específicos.

Los más grandes datos publicados de las propiedades ópticas de minerales y rocas han sido realizados por Hunt y Salisbury [1976], referidos como base de datos espectrales HS y Hunt y Ashley [1979] son frecuentemente usados en la percepción remota explicando las interacciones de la energía con la materia que causan los rasgos espectrales en diferentes longitudes de onda. Price [1995b] describe espectros de reflectancia de



minerales, rocas, vegetación y otros materiales. Realizando espectroscopía en laboratorio y observando las causas de los rasgos de absorción de los minerales espectrales, se elaboró una base de datos de librería espectral que son disponibles en formato digital [Clark, 1999; Clark et al., 2003].

8.4. Materiales y Métodos

8.4.1. Geometría y automatización del sistema de medición de reflectancia

La reflectancia es una medición integradora de las propiedades físicas, químicas y biológicas de los sistemas naturales, también se considera la unidad básica de la percepción remota (Ver Capítulo II). La geométrica y calibración de los sensores remotos son parámetros básicos que se deben tomar en cuenta para una óptima determinación de las lecturas de reflectancia. Esta parte del trabajo se enfoca a la calibración de un Sensor Monocromador 77480 MS127i™ con un detector LineSpec™ CCD 77850, Termo Oriel, el monocromador es un “tipo espectrógrafo”¹ con arreglo de diodos que mide la reflectancia espectral en cierta dirección y que es reflejada por los objetos sólidos; también mide emitancia, transmitancia, absorbancia y radiancia espectral. El equipo, métodos y lecturas para llevar a cabo la calibración del monocromador son presentados e ilustrados con ejemplos de espectros adquiridos en laboratorio como resultado del procedimiento desarrollado. La calibración del sistema es comprobada con base en la determinación de los rasgos espectrales de suelo de origen salino y laminillas de color midiendo su respuesta espectral y se comparan sus mediciones espectrales con las efectuadas en un espectrofotómetro Cary Varian 5000, cuyo rango espectral comprende la región ultravioleta e IR medio del espectro (EM, UV-VIS-IR) (390 – 3300 nm). También

¹ El sistema de Espectrógrafo de Imagen tiene diferente significado dependiendo del campo de aplicación y está diseñado para espectroscopía de multicanales; esta técnica proporciona una imagen multiespectral con señales espectrales múltiples, con excelente separación espectral. El espectrógrafo de imagen registra la información espacial de una línea de referencia, y el espectro de cada píxel a lo largo de la línea es proyectado a lo largo de un segundo eje, reconstruyendo la imagen total [Goetz, 1992; Leitner et al., 2003]. En cambio, el sistema Monocromador Multicanal con arreglo de diodos “tipo espectrógrafo”, relaciona en una línea cada punto de longitud de onda con cada dato de reflectancia en particular, es la replica de cada punto por punto del arreglo de diodos (2048) a un plano del Monocromador [Jensen, 1996].



se asume que el procedimiento de los métodos para la adquisición de espectros de reflectancia en este escrito puede ser aplicado a otros objetos sólidos como vegetación, rocas o bien ser ampliados en áreas de geología, agricultura, paisajes (ordenamiento) y ciencias terrestres.

El monocromador presenta un rango espectral de 180 – 1100 nm y una resolución espectral de 0.4 nm. Este instrumento consiste de una rejilla de difracción y un conjunto óptico *Czerny-Turner*; el sistema completo dispersa la luz reflejada entrante a través de una apertura ajustable (0 a 5 mm). Como resultado se obtiene un espectro de reflectancia con 2048 elementos lineales a lo largo de la línea de observación en el eje de longitud de onda. El sistema óptico presenta 4 espejos (Figura 30), el primero de ellos es un espejo colimador cóncavo que alinea la luz entrante reflejada por la superficie al sistema óptico; otro espejo es corrector de astigmatismo que aumenta la resolución espacial y espectral en el centro del campo plano de visión (FOV) del detector CCD, el tercer espejo enfoca o centra la luz proveniente de la rejilla diseñada para separarla en sus componentes primarios: azul, verde y rojo y el último espejo de forma plana dirige la luz hacia los diodos del CCD montado al monocromador; el CCD detecta en forma de pulsos sincronizados la señal. El sistema lo completa un contenedor óptico para colocar la muestra diseñada para materiales sólidos, una lámpara de filamentos de halógeno tungsteno cubierta de cuarzo (TH) de amplio espectro para mediciones de reflectancia que ilumina la muestra en la región UV-VIS-IR. El rayo de luz de la lámpara es dirigida hacia el área de 1.25 cm de diámetro donde se coloca la muestra para determinar sus propiedades ópticas, una fibra óptica es utilizada para dirigir la luz reflejada con una dirección dada de la muestra hacia el sensor (Figura 31). El sistema es alimentado por una fuente de poder suplente estable de 100-240 V con salida al interruptor de corriente estable de +12 V que completa el sistema de iluminación.

El manual del usuario (Imaging Spectrograph, 1996) describe como montar y calibrar el monocromador. El manual del usuario (LineSpecTM para detectores CCD, 1997)



describe el software de imagen espectral. Ambos manuales dan una descripción de la calibración del monocromador.

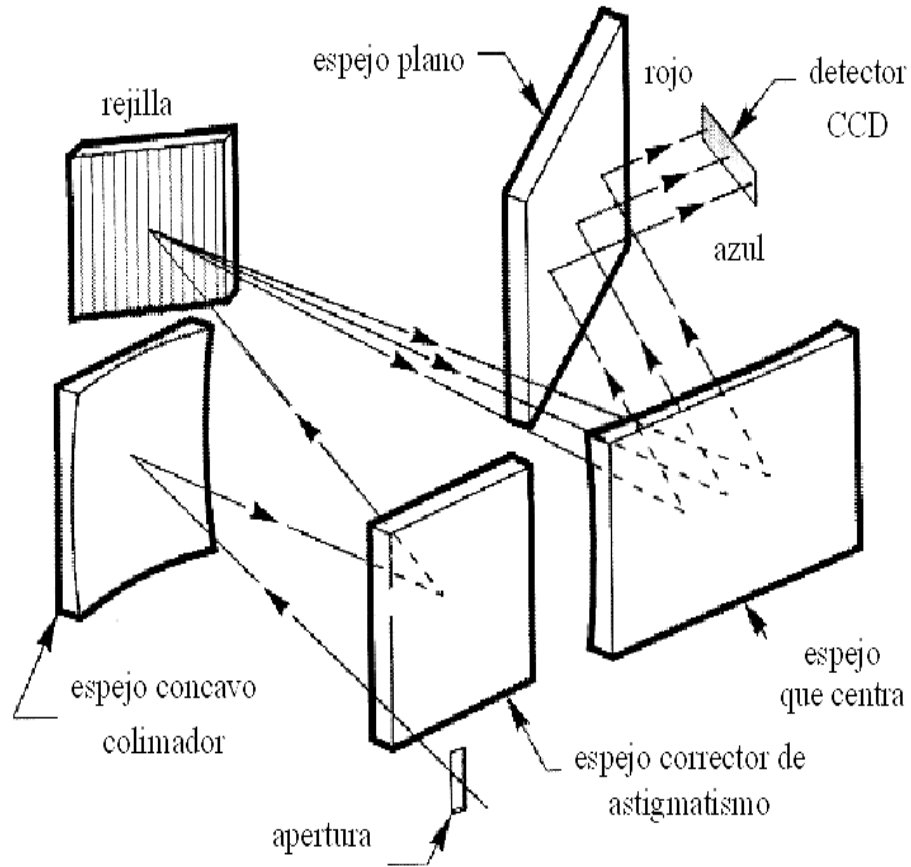


Figura 30. Sistema óptico Czerny-Turner del Monocromador MS127i™.

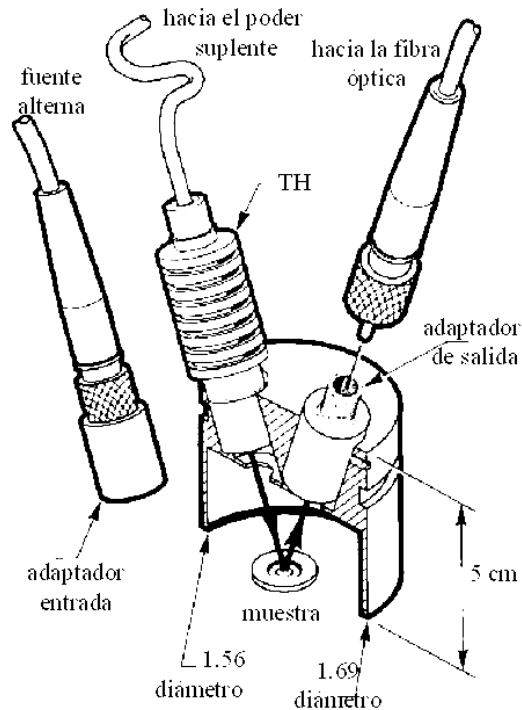


Figura 31. Sistema contenedor óptico de materiales sólidos y para determinar reflectancia.

8.4.2. Calibración de la rejilla de difracción

8.4.2.1. Calibración de la escala de longitud de onda central

Las rejillas de difracción son usadas para dispersar la luz, que es especialmente separada en diferentes longitudes de onda. Una rejilla de difracción consiste de un sustrato de un “material óptico”, con un gran número de ranuras paralelas y con materiales reflejantes como el aluminio. Pueden estar cubiertas de oro, plata y fluoruro de magnesio (MgF_2). El espaciamiento de las ranuras es importante en el rendimiento de la rejilla, y su ecuación básica puede ser obtenida a partir de una sección a través de la superficie normal a la dirección predominante como un modelo de “sierra” (Figura 32).

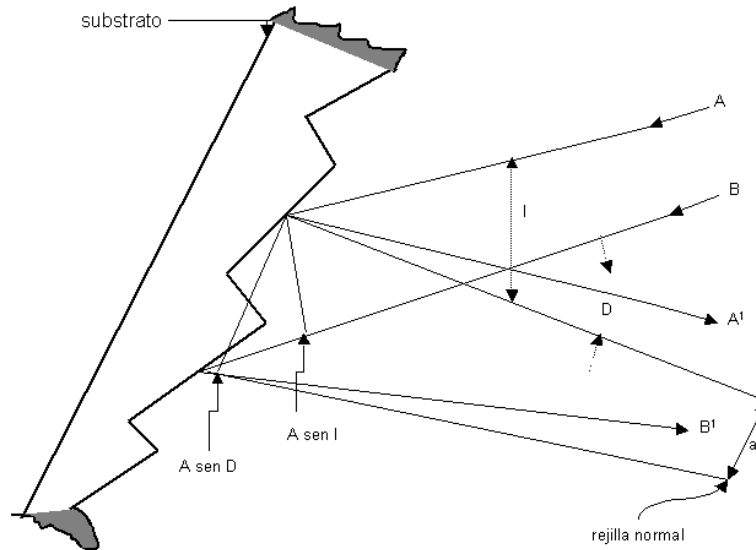


Figura 32. Modelo de una sección de rejilla tipo “diente de sierra”.

Los rayos de luz A y B, de longitud de onda λ , inciden en las ranuras adyacentes y forman con la línea normal el ángulo I . El ángulo D se origina a partir de los rayos de luz A^1 y B^1 que son reflejados por rayos de luz A y B que golpean la rejilla. La diferencia de la trayectoria entre los rayos de luz de A^1 y B^1 puede ser expresada como:

$$a \operatorname{sen} I + a \operatorname{sen} D \quad (10)$$

Sumando los rayos A^1 y B^1 el resultado en una interferencia constructiva, si la diferencia de la trayectoria es igual a un entero múltiplo de longitud de onda λ :

$$a (\operatorname{sen} I + \operatorname{sen} D) = m\lambda \quad (11)$$

Donde m es igual a un entero y determina el orden de difracción. Si D está del lado opuesto de la normal de la rejilla a partir I , es opuesto en signo.



Se han considerado sólo dos ranuras, pero la ecuación básica se cumple para todas las ranuras de la rejilla así como para la luz monocromática y la policromática, la luz que incide en la rejilla es dispersada, de tal manera que cada longitud de onda satisface la ecuación básica de la rejilla de difracción.

El espejo colimador y la apertura fija la entrada del rayo de luz que golpea la rejilla (Figura 30). El espejo centra mientras la apertura fija la dirección. Sólo las longitudes de onda que satisfacen la ecuación de la rejilla pasan por la ranura, el resto se dispersa y absorbe dentro del monocromador. La rejilla es fácilmente rotada y entonces los ángulos I y D cambian, aunque la diferencia entre ellos permanece constante y es fijada por la geometría del sensor.

Una más conveniente forma de la ecuación de la rejilla usada en el monocromador es:

$$m\lambda = 2 \times a \times \cos \phi \times \sin \theta \quad (12)$$

Donde ϕ es igual al ángulo medio entre el rayo incidente y el rayo difractado de la rejilla y θ es igual al ángulo de la rejilla relativo al orden cero. Estos términos están relacionados al ángulo incidente I y al ángulo difractado por D :

$$I = \phi + \theta \text{ y } D = \phi - \theta \quad (13)$$

m adquiere el valor positivo o negativo, la luz incidente, la luz difractada y la rotación de la rejilla puede tener ángulos negativos o positivos dependiendo de que lado de la rejilla se encuentren; el ángulo medio es siempre reconocido como positivo. Si el ángulo D es igual al ángulo I y de signo opuesto, entonces el ángulo de la rejilla es cero, y la luz es simplemente reflejada. Si el ángulo de la rejilla es positivo entonces el orden es positivo



($m = 1$); el mismo comportamiento se presenta cuando el ángulo de la rejilla es negativo, entonces el orden es negativo ($m = -1$).

La rejilla de difracción utilizada para completar la calibración del sistema monocromador es del tipo “Blazed Ruled” (BI) está diseñada para una difracción eficiente dentro del primer orden ($m = 1$) de acuerdo a la ecuación (5) y (6). La BI presenta una longitud de onda de 300 nm y su rango más eficiente es de 200 - 1000 nm.

Cabe mencionar que la BI, la apertura, la óptica del sensor, el ancho de banda así como la dispersión de luz entrante intervienen en la resolución espectral final del sensor. Conociendo la longitud de onda central de la rejilla y el ancho de banda se puede obtener una aceptable calibración del monocromador.

El ancho de banda es la amplitud espectral (por cada pulgada del detector) que pasa por el monocromador cuando se ilumina por una fuente de luz con un espectro continuo y esta luz alcanza el detector CCD e indica como se resuelve la longitud de onda que se mide en cada diodo. El ancho de banda puede decrecer reduciendo la amplitud de la apertura hasta que el límite del ancho de banda es alcanzado. El límite de ancho de banda es llamada resolución del instrumento; en el análisis espectral, la resolución es una medición de la habilidad del sensor para separar dos líneas espectrales las cuales están muy cerca, y es generalmente determinada por amplitud de la apertura.

En la calibración de la rejilla se requiere encontrar una posición adecuada de longitud de onda que permita la difracción de la luz reflejada en el rango de la longitud deseada. La posición de la rejilla es única para las tres lecturas de espectros (mencionadas más adelante) que son determinadas por el software, lo que permite garantizar la obtención del espectro con una señal máxima.



La longitud de onda central para todas las posiciones de la rejilla es calibrada por un factor e indicada en una escala espacial del dial que es la parte saliente del instrumento, el cual es usado para rotar la rejilla. A continuación se describen los detalles de las pruebas realizadas con el propósito de validar los resultados obtenidos.

Una rejilla de difracción con líneas de densidad de 300 l/mm, y con una longitud de onda λ de 300 nm que presenta un rango espectral de 180 a 1000 nm y con una amplitud de apertura de 25 nm fueron empleados para iniciar el procedimiento en la calibración del equipo. Se requiere encontrar la longitud de onda central que permita abrir el rango espectral hacia los diodos del CCD del detector (Figuras 30). El centro de longitud de onda puede ser encontrada multiplicando el valor de la escala por un factor de conversión. Debido a que el rango espectral de la rejilla es a partir de 180 nm, se consideró iniciar con una posición de dial de 200 nm que es multiplicado por un factor de 4 de acuerdo a las tablas de conversión, la longitud de onda central alcanzada es de 800 nm, el rayo de luz que entre por la apertura llegará a esta longitud de onda de la rejilla y el rayo de luz será difractado dentro de un rango espectral de 180 a 1000 nm hacia los diodos del CCD.

8.4.2.2. Calibración de longitud de onda espectral.

El monocromador esta diseñado para determinar propiedades ópticas dentro del rango espectral de 180 a 1100 nm (VIS-IR) conociendo la longitud de onda central y el ancho de banda del rayo de luz que entra por la apertura. La rejilla utilizada transmite 600 nm (ancho de banda) de intervalos de longitud de onda; el rayo de luz llega a la longitud de onda central determinada en los 800 nm y se difracta en “dos direcciones opuestas” (se difracta a partir del rango azul hasta el rojo); la amplitud obtenida es de $600 \text{ nm} / 2 = \pm 300 \text{ nm}$, el rango espectral que cubre el detector es de 500 nm (longitud de onda central 800 nm menos el ancho de banda 300 nm en una dirección) a 1100 nm (longitud de onda central de 800 nm más el ancho de banda 300 nm en la dirección opuesta). Generalmente se puede asignar a 500 nm el valor de 180 nm y 1100 nm el valor final de la escala de



longitud de onda espectral del Monocromador. Los elementos lineales que presenta el CCD (2048 diodos) se encuentran dentro del rango espectral de 180 a 1100 nm; sin embargo, estos valores suelen ser aproximados debido a los factores geométricos del sensor (cambios de dispersión recíproca a lo largo de la dirección del FOV con el ángulo de la rejilla y su rotación, y a la posición incierta del detector debido a su montaje).

8.5. Lecturas espectrales registradas

Tres lecturas son registradas: la primera registra el espectro del Background (BG), que es la señal de la carga del detector y el ruido intrínseco que se acumulan en el sensor. La segunda registra el espectro de referencia (REF) que es generalmente una medición de la intensidad espectral de la fuente de luz de iluminación. La tercera registra el espectro de la muestra cuando es iluminada por la lámpara en el contenedor óptico. Los espectros de acumulación de las lecturas del Background (BG), Referencia (REF) y Muestra (Figura 33) después de varias pruebas realizadas se obtuvieron con 20 barridos y con un tiempo de integración de 100 ms a una temperatura constante ².

Existe corrección automatizada de las tres lecturas registradas. El espectro de BG es sustraído del espectro de la REF, así mismo, el espectro de la muestra es sustraído del espectro del BG. Estas relaciones se llevan a cabo por ecuaciones lineales ya establecidas:

1) El espectro del BG es la señal de la carga acumulada en el detector, compuesta sólo por la luz y el ruido intrínseco del detector. La señal del fondo es definida por la siguiente ecuación (LineSpec™ for Windows 95/98, 1997):

$$S_{BG}^i = S_{BG}^i + B + D(t_{int}, T)^i + N_{bg} + N_{ro}, \quad (14)$$

² El espectro de acumulación se refiere a los datos que son adquiridos y acumulados por mediciones espectrales basadas en el número de barridos realizados. La sensibilidad del CCD registra en forma de pulsaciones la señal de la onda espectral. Estas pulsaciones están determinadas por los parámetros de calibración establecidos mediante el software. El tiempo de integración de las pulsaciones se refiere al tiempo que tarda en adquirir el software las pulsaciones del CCD.



donde S_{BG}^i es el nivel de la señal debida a la luz de fondo para el detector en el canal i ; i es el índice que etiqueta cada uno de los canales detectores; B es una constante para la línea de referencia del estado inicial del detector; t_{int} es el tiempo de integración del detector; T es la temperatura; $D(t_{int}, T)^i$ es el ruido estático intrínseco para el detector, en el canal i ; N_{bg} es la amplitud del ruido del componente de la luz de fondo (ruido del disparo); N_{ro} es la amplitud característica del detector asociada a las incertidumbres introducidas durante la transferencia de cargas entre los registros almacenados (ruido de presentación de los datos en forma digital).

2) El espectro REF es generalmente una medida de la intensidad del espectro de iluminación de la fuente de luz. El total para la señal de referencia, (S_{Ref}), puede ser expresado por la siguiente ecuación (LineSpec™ for Windows 95/98, 1997):

$$S_{Ref}^i = S_{bg}^i + S_{ls}^i + B + D(t_{int}, T)^i + N'_{bg} + N'_{ls} + N'_{ro} \quad (15)$$

donde S_{Ref}^i es el nivel de señal debido a la luz de fondo para el detector del canal i ; S_{ls}^i es el nivel de señal debido a la fuente luz para el detector del canal i ; N'_{bg} es la amplitud del ruido del componente de la luz de fondo (ruido de disparo); N'_{ls} es la amplitud del ruido del componente de la fuente de luz (ruido de disparo); N'_{ro} es la amplitud característica del detector asociada con incertidumbres introducidas durante la transferencia de cargas entre los registros almacenados (ruido de presentación de datos en forma digital).

3) El total de la señal de la muestra, S_{SAMPLE} puede ser expresada por la siguiente ecuación (LineSpec™ for Windows 95/98, 1997):

$$S_{SAMPLE}^i = S_{bg}^i + S_s^i + B + D(t_{int}, T)^i + N''_{bg} + N_s + N''_{ro}, \quad (16)$$



donde S_{SAMPLE}^i es el total del nivel de la señal de la muestra para el detector en el canal i ; S_s^i es el nivel de señal de la fuente de luz que pasa a través de la muestra por el detector del canal i ; N''_{bg} es la amplitud del ruido del componente de la luz de fondo (ruido de disparo); N_s es la amplitud del ruido de la fuente de luz pasando a través de la muestra (ruido de disparo), N''_{ro} es la amplitud característica de el detector asociado con incertidumbres introducidas durante la transferencia de cargas entre los registros almacenados (ruido de presentación de datos en forma digital).

8.6. Modos de calibración de las señales

El monocromador presenta tres modos de calibrar las señales: a) Calibración de fábrica o por default (DE), b) calibración por Oriel, considera tipo de rejilla (300l/mm) y su eficiencia máxima (Bl de 300 nm), posición del dial (200 nm) y modelo del equipo y c) calibración por líneas espectrales (LE) que relacionan cada punto de longitud de onda con cada dato de lectura espectral correspondiente.

Existe un conjunto de coeficientes de calibración para el CCD utilizado y sus relaciones son llevadas a cabo automáticamente por el software LineSpec™ entre la coordenada x en nm, X , y los elementos lineales en el CCD, x , esta dada por:

$$X = C_0 + C_1x + C_2x^2 \quad (17)$$

Donde la calibración de los coeficientes C_0 , C_1 y C_2 está determina por una ecuación polinomial de segundo orden.

Para el presente estudio el monocromador fue preparado para trabajar en el modo de calibración por líneas espectrales. Esto permite llegar a la máxima representación de la rugosidad de la señal recibida a partir de la fuente de luz de láser (532 nm).



8.7. Calibración de la señal utilizando una fuente de luz de láser

Considerando los parámetros de calibración ya establecidos como la longitud de onda central y la calibración de la longitud de onda espectral de la rejilla de difracción, así como los parámetros de adquisición de las lecturas BG, REF y Muestra que permiten una región útil de 180 a 1100 nm presentes en el CCD del detector. Dentro de este rango espectral se ubica la señal de la fuente de luz del láser de 532 nm como se muestra en la Figura 33, la lectura que se obtiene es en forma de referencia.

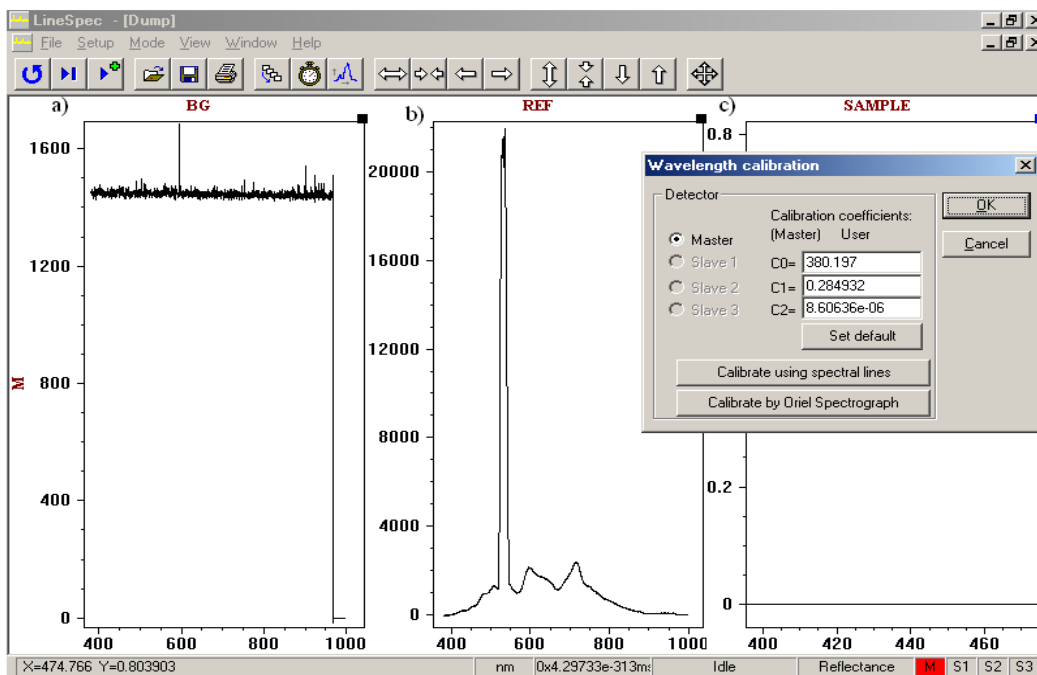


Figura 33. Lecturas espectrales registradas en el monocromador: a) Background, BG, b) referencia, REF, en donde se muestra la señal de luz del señalador láser de 532 nm y c) muestra.

Las líneas espectrales (LE) se relacionaron con cada punto de longitud de onda determinada para cada línea espectral (λ_x); también se determinaron los coeficientes de calibración (C_0 , C_1 y C_2) como se muestran en la Cuadro 16.



Cuadro 16. Resultados de la calibración del monocromador por líneas espectrales.

<i>LE</i>	<i>λx(nm)</i>	<i>λx ajustado (nm)</i>
1	380	379.95
520	532	532.137
1024	680	679.896
2048	980	980.017

Coeficientes determinados de acuerdo a la ecuación (17)

$C_0 = 379.656$

$C_1 = 0.29326132$

$C_2 = -5.686007866 \text{ e } -08$

donde X es igual a

$X = 379.949261 \times 10^7$

Alcanzando una calibración completa del equipo que permitirá obtener espectros de reflectancia con un rango de longitud de onda útil de 379 a 979.72 nm (Figura 33) y con una resolución espectral de 0.293 nm suficiente para nuestro propósito. Sin embargo, con la finalidad de comprobar los resultados obtenidos en la calibración completa del sistema monocromador se presentan lecturas espectrales tomadas por calibración de fábrica o por default (DE, Cuadro 17). Los coeficientes determinados C_0 , C_1 y C_2 en la calibración por DE indican un rango de longitud de onda útil de 228 a 1160.05 nm y con una resolución espectral de 0.59 nm.

Cuadro 17. Resultados de la calibración del monocromador por el modo de default.

Coeficientes determinados de acuerdo a la ecuación (17)
$C_0 = 228.258$
$C_1 = 0.5933$
$C_2 = -6.426 \text{ e } -05$
donde X es igual a
$X = 228.8511 \times 10^4$



8.8. Calibración y obtención de las lecturas de reflectancia

Las curvas de reflectancia son determinadas a partir de la relación de la energía reflejada por una superficie sobre la energía reflejada por un material brillante de referencia. Esto requiere que las superficies de referencia y muestra tienen que ser iluminadas y observadas exactamente de la misma manera con respecto a las posiciones del sensor y la fuente de iluminación [Barrett, 2002].

El material de referencia utilizado en el estudio de espectroscopía óptica está disponible comercialmente como Spectralon Lasphere, compuesto de polytetrafluoroethylene [Weidner y Hsia, 1981; Jackson, et al., 1992]. Este material se ha empleado con gran éxito como material de blancos de Reflectancia Difusa Spectralon (SRT) y con una alta reflexión de 99% para la calibración de un espectrógrafo de imagen que mide el color de los objetos [Stokman et al., 2000]. En cambio, el material de referencia recomendado para la calibración de las lecturas espectrales de reflectancia para el monocromador “tipo Espectrógrafo” es un Spectralon Lasphere (Estándar Reflectancia Difusa, RSS), con 80% de reflexión y que presenta propiedades lambertiana el cual refleja la energía incidente, por igual, en todas direcciones sobre el UV-VIS-IR del espectro EM; este material es una resina termoplástica y su dureza es similar al polietileno de alta densidad. La firma espectral de los suelos salinos y las laminillas de color analizados se cuantificó como una relación entre el flujo radiante reflejado por la muestra y el flujo radiante espectral del RSS de acuerdo a la ecuación 18.

$$\frac{\text{muestra} - \text{background}}{\text{referencia}} \quad (18)$$

Establecidos los parámetros necesarios (mencionados arriba) para la calibración completa del sensor monocromador se inició la sección de lecturas con la utilización del material de referencia Spectralon Lasphere como es indicado en el manual del usuario



LineSpec™ para detectores CCD. La referencia utilizada es iluminada por la fuente de luz y genera un espectro de referencia que representa la intensidad de iluminación de la misma fuente de luz. Los diodos del CCD están diseñados para registrar hasta 40000 unidades de intensidad de luz. Debido a que la referencia utilizada presenta una alta reflectancia (80%), los pulsos sincronizados de la señal de onda reflejada por ésta no pueden ser registrados adecuadamente por el CCD como se puede observar en la forma aplanada del límite superior del espectro marcado como REF de la Figura 34.

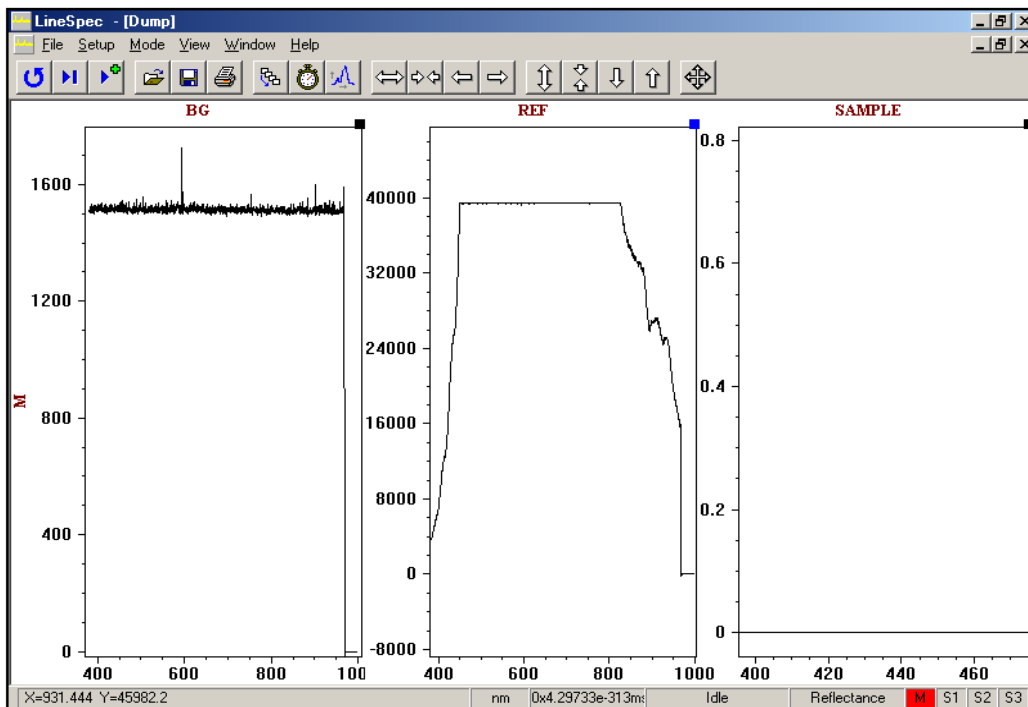


Figura 34. Lectura del espectro de referencia (REF) utilizando un material Espectralon Labsphere con 80% de reflectancia y con apertura de 3.45 mm.

La estandarización adecuada del lecturas de la REF se alcanzó en la reducción gradual del apertura de 3.45 a 3.22 nm; con esto se reduce la intensidad de luz entrante al sistema. La precisión de reducir la apertura depende de la habilidad de obtener un espectro sin forma aplanada en el límite determinado en las 40000 unidades de intensidad de luz y con valores constantes que se obtuvieron por varias repeticiones realizadas como se observa en la Figura 35.

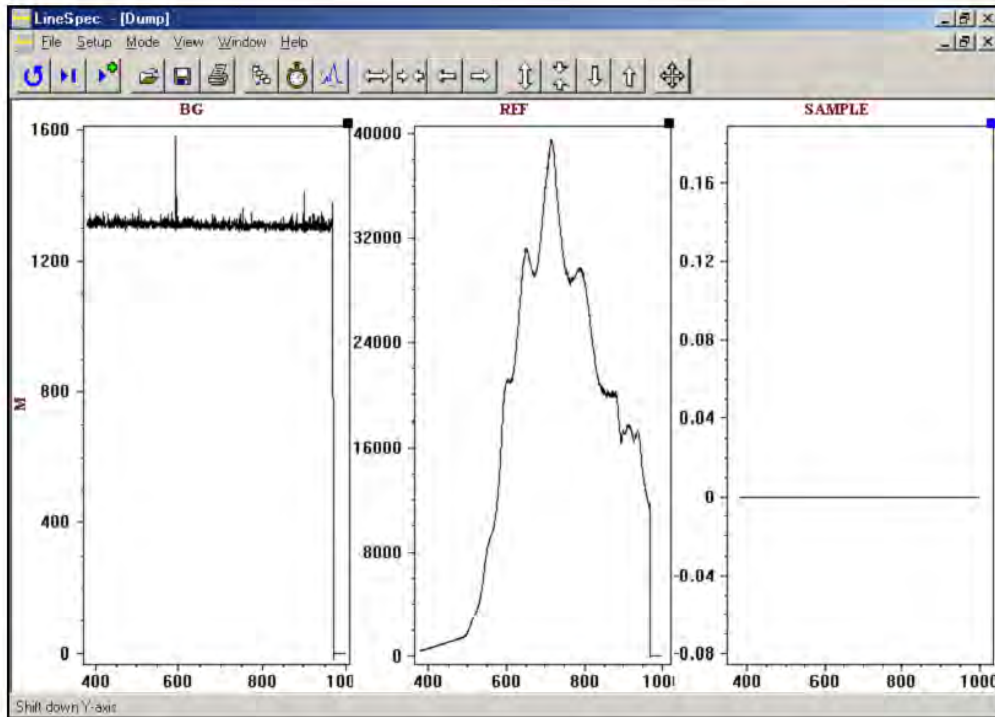


Figura 35. Lectura del espectro de referencia (REF) utilizando un material Espectralon Labsphere con 80% de reflectancia y con una apertura de 3.22 mm.

8.9. Comprobación de la calibración del monocromador

8.9.1. Mediciones espectrales de laminillas de color

De acuerdo a la automatización del sistema de medición de reflectancia establecido y siguiendo su evaluación metodológica a través de las pruebas de desempeño como son: repetitividad y reproducibilidad de datos que permiten la confiabilidad en las mediciones del sistema. Estos estudios de acuerdo a *Hernández [2001]* se refieren a lo siguiente: la repetitividad, es la proximidad de concordancia entre los resultados de mediciones del mismo mesurado sucesivas y realizadas bajo las mismas condiciones de medición que incluye; mismo procedimiento de medición, el mismo observador, el mismo equipo de medición utiliza bajo las mismas condiciones, el mismo lugar y repetición en un período corto de tiempo. La reproducibilidad es la proximidad de concordancia entre los



resultados de mediciones del mismo mensurado realizadas bajo variables de medición las cuales pueden ser principios de medición, método de medición, observador, instrumento de medición, patrón de referencia, lugar, condiciones de uso y tiempo.

Para la realización del estudio de repetitividad del sistema en esta investigación, se midieron los espectros de reflectancia de laminillas de cartón de color: azul, verde y rojo determinados en el espacio de la muestra del sistema monocromador. Estas laminillas de color presentan respuestas espectrales conocidas en la región VIS del espectro EM.

Como ya se había indicado anteriormente al iniciarse una sesión de lecturas para los espectros del background, referencia y muestra, la lectura final de reflectancia es corregida automáticamente por una relación determinada por el software. Esta que consiste en sustraer el espectro del fondo del espectro de la referencia (ecuación 15 menos ecuación 14), siendo también el espectro del fondo sustraído del espectro de la muestra (ecuación 16 menos ecuación 14). De esta manera el dato de la reflectancia para cada punto de longitud de onda es procesado basándose en la ecuación 18.

Relaciones similares fueron utilizadas por *Monygomery y Baumgardner, [1974]* en el análisis de espectros de reflectancia de suelos obtenidos en el rango de longitud de onda de 520 – 2320 nm y utilizando una referencia estándar de sulfato de bario (BaSO_4); la relación de energía radiante de la referencia estándar y la energía radiante de la muestra es definida como:

$$\% R = \frac{(R_{\text{muestra}})}{(R_{\text{e estándar}})} \times 100 \quad (19)$$

donde R es la reflectancia obtenida.



Castro-Esau et al., [2006] utilizaron un panel estándar cubierto de un material Spectralon con 99% de reflectancia en el rango de 325 - 1075 nm y registra el espectro de reflectancia del panel estándar como:

$$\frac{(muestra)}{(reflectancia)} \quad (20)$$

Para el estudio de reproducibilidad de resultados de la reflectancia se llevó a cabo bajo las variables de medición que son las siguientes: se utilizó un sistema espectrofotómetro 5000 Cary/Varian con rango espectral de 380-3300 nm; este equipo mide reflectancia especular de objetos sólidos y líquidos, utiliza una lámpara de luz monocromática de Deuterio (D2) y está calibrado para medir la intensidad de dos haces de luz. El primer haz se utiliza para calibrar las lecturas de reflectancia cuando se genera un rayo de luz que es dirigida por una fibra óptica hacia una apertura 2 mm montada en el interior del espectrofotómetro, el rayo de luz es registrado por el software, el resultado es una señal constante de referencia que es llamada línea base, así que la señal de reflectancia de la muestra es proporcional a su línea base. El segundo haz es la luz reflejada por la muestra. Las lecturas de reflectancia son adquiridas fuera del espectrofotómetro ya que la muestra se colocó en el centro de una placa de acero de 3 cm² y su cantidad requerida es de 3 gr aproximadamente; cuando se ilumina la muestra la parte reflejada es captada por un accesorio que presenta un conjunto de espejos con una segunda fibra óptica que dirige la luz reflejada nuevamente hacia el espectrofotómetro y hacia la misma apertura de 2 mm. Las lecturas de reflectancia son automatizadas por el software y registradas bajo la línea base considerada como el 100% de luz, la cual es única para el conjunto de lecturas de reflectancia. Cabe mencionar que para fines prácticos de este estudio el espectrofotómetro fue calibrado dentro del rango espectral de 380 a 890 nm. Las laminillas de cartón de color azul, verde y rojo fueron colocadas directamente bajo el accesorio del conjunto de espejos y la fibra óptica. Todas las lecturas de reflectancia fueron tomadas en un cuarto oscuro para evitar interferencia de luz en la adquisición de los espectros de reflectancia.



8.9.2. Medición espectral de los suelos de origen salino

Treinta muestras de suelo tomadas de cada una de las costras salinas seleccionadas que fueron caracterizadas en sus propiedades físicas y químicas siguiendo la metodología especificada en el capítulo V y VI fueron consideradas para el estudio de repetitividad. También se determinaron sus respuestas espectrales en el sensor monocromador con la calibración establecida tanto en el modo de líneas espectrales (LE) como por default (DE). En las lecturas de BG, REF y muestra se asume trabajar con los parámetros siguientes: (1) El tiempo de integración de 100 nano segundos (ns), (2) con la opción de adquirir el espectro de acumulación y (3) número de barridos igual a 20.

De las treinta muestras de suelo siete fueron seleccionadas para el estudio de reproducibilidad tanto en el sistema monocromador como en el espectrofotómetro. Para este último se tomó una cantidad suficiente de suelo hasta llenar el contenedor de muestra (3g aproximadamente) cuidando de no alterar su estructura original y se procedió a la toma de lecturas de reflectancia bajo las especificaciones del sistema espectrofotómetro anteriormente mencionadas. El tiempo de integración utilizado para el espectrofotómetro que determina las lecturas de reflectancia cuando la línea base se completa es en 3 min.

8.10. Resultados y Discusión

En el sistema monocromador se determinaron lecturas de BG, REF y muestra; esta última lectura correspondió a las laminillas de color azul, verde y rojo. Los valores de reflectancia obtenidos con la calibración por LE fueron más altas para el color azul, verde y rojo dentro del rango de 465.87, 509.85 y 660.54 nm, respectivamente. Al contrario, para la calibración por DE, las lecturas de reflectancia fueron bajas para el azul (420.90 nm) y verde (496.11 nm) a excepción del color rojo (839.32 nm) como se observa en las Figuras 36-37.

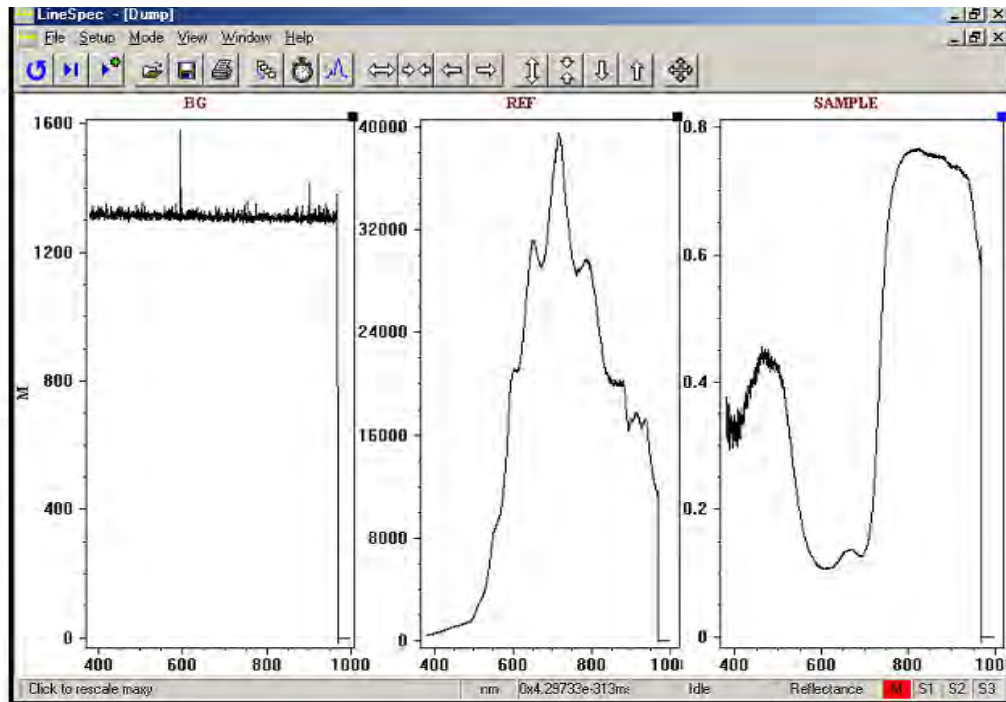


Figura 36. Lecturas del sistema monocrómador en la calibración de líneas espectrales: Background (BG), Referencia (REF) y Muestra (laminilla azul).

En cambio, las mediciones de reflectancia determinadas en el espectrofotómetro mostraron que los picos más altos de reflectancia de las laminillas de color azul, verde y rojo se ubicaron en la longitud de onda de 464.09, 518.70 y 800 nm, respectivamente (Figura 36).

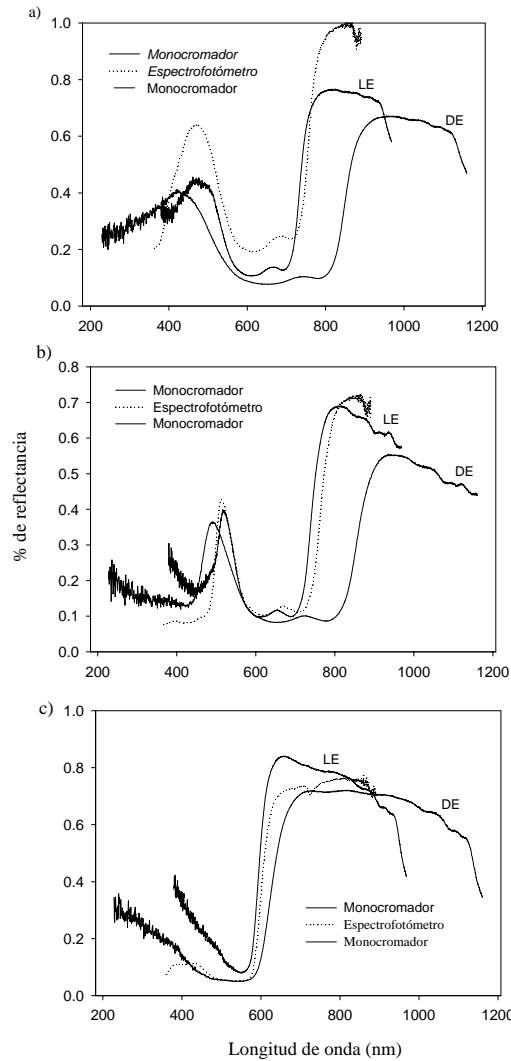


Figura 37. Espectros de reflectancia de laminillas de color; a) Azul, b) verde y c) rojo. LE se refiere a la calibración por líneas espectrales y DE a la calibración por default.

Las mediciones espectrales de los dos instrumentos para las laminillas de color (azul, verde y rojo, Figuras 36-37) se asemejan en la forma de las curvas para los colores evaluados. Las lecturas de reflectancia son comparadas con los determinados por la Comisión Internacional de Claridad (Commission Internationale I'Éclairage, CIE, 1931) [CIE, 1978] que relaciona la distribución espectral de un color para los tres colores en los ejes espaciales. En la Figura 38 se puede observar que las lecturas de reflectancia de las laminillas de color azul, verde y rojo se encuentran dentro del rango especificado de acuerdo a CIE.

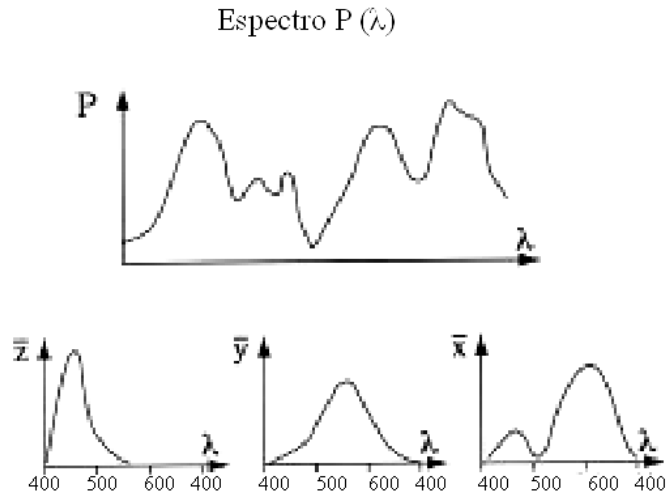


Figura 38. Se presentan las lecturas de reflectancia de los colores primarios con las funciones de color XYZ para un observador estándar de acuerdo a *CIE*, [1931].

Sin embargo, existe una pequeña diferencia en las lecturas de los valores más altos de reflectancia para las laminillas de color evaluadas en ambos instrumentos (Figura 37), explicadas con base en las diferencias de la sensibilidad de cada uno de ellos, la resolución espectral es menor de 0.29 nm para LE, que la resolución de 0.59 nm para DE en el sistema monocromador y de 0.33 nm para el espectrofotómetro. Por lo tanto, el intervalo de muestreo en la resolución espectral es doblemente menor para LE que para DE. Relaciones similares fueron encontradas por *Price* [1995a] y *Campbell* [2002] quienes mencionan que es preferible utilizar resoluciones espectrales más bajas que mayores. Lo que explica en parte los resultados encontrados en las lecturas de reflectancia de las laminillas de color adquiridas por ambos sistemas espectrofotómetro y monocromador (LE y DE) en donde se observa que las lecturas de la respuesta espectral para cada una de las laminillas de color tienen un ajuste adecuado (Figuras 36-37). Así como los rasgos espectrales son mejor diferenciables en la calibración por LE cuando se comparan con las obtenidas por calibración por DE en el sensor monocromador y en el espectrofotómetro.



Con base a lo anterior, los estudios de repetitividad y reproducibilidad efectuados en las laminillas de color exploradas demuestran que ambos instrumentos (monocromador y espectrofotómetro) son consistentes en registrar lecturas espectrales, por lo que se consideran básicos en la determinación de las lecturas de reflectancia de las costras salinas estudiadas.

Las costras salinas muestran una única respuesta espectral en los dos instrumentos de medición: monocromador y espectrofotómetro (Figura 39). Existe un incremento de reflectancia a través de la región VIS hasta el IR cercano para las tres curvas de reflectancia evaluadas (LE, DE y espectrofotómetro). Las lecturas de reflectancia medidas con el espectrofotómetro permanecen por debajo de las lecturas tomadas con el monocromador a excepción de la costra salina 10, 11 y 29 (Figura 39). La lectura de reflectancia de la costra 11 registrada en el espectrofotómetro exhibe entre los 800 y 900 nm cuando se compara a las lecturas de reflectancia tomadas con el sensor monocromador en ambas calibraciones (DE y LE).

Las lecturas de reflectancia de las siete costras salinas evaluadas demuestra que existe un mejor ajuste de las curvas espectrales obtenidas por el sensor monocromador para las calibraciones LE y DE, que demostraron que las condiciones y los parámetros de calibración realizadas son constantes y adecuadas para la adquisición de los espectros de reflectancia. Los rangos espectrales más pequeños así como ciertos rasgos de absorción son mejor definidos en el sensor monocromador que en el espectrofotómetro (Figura 39).

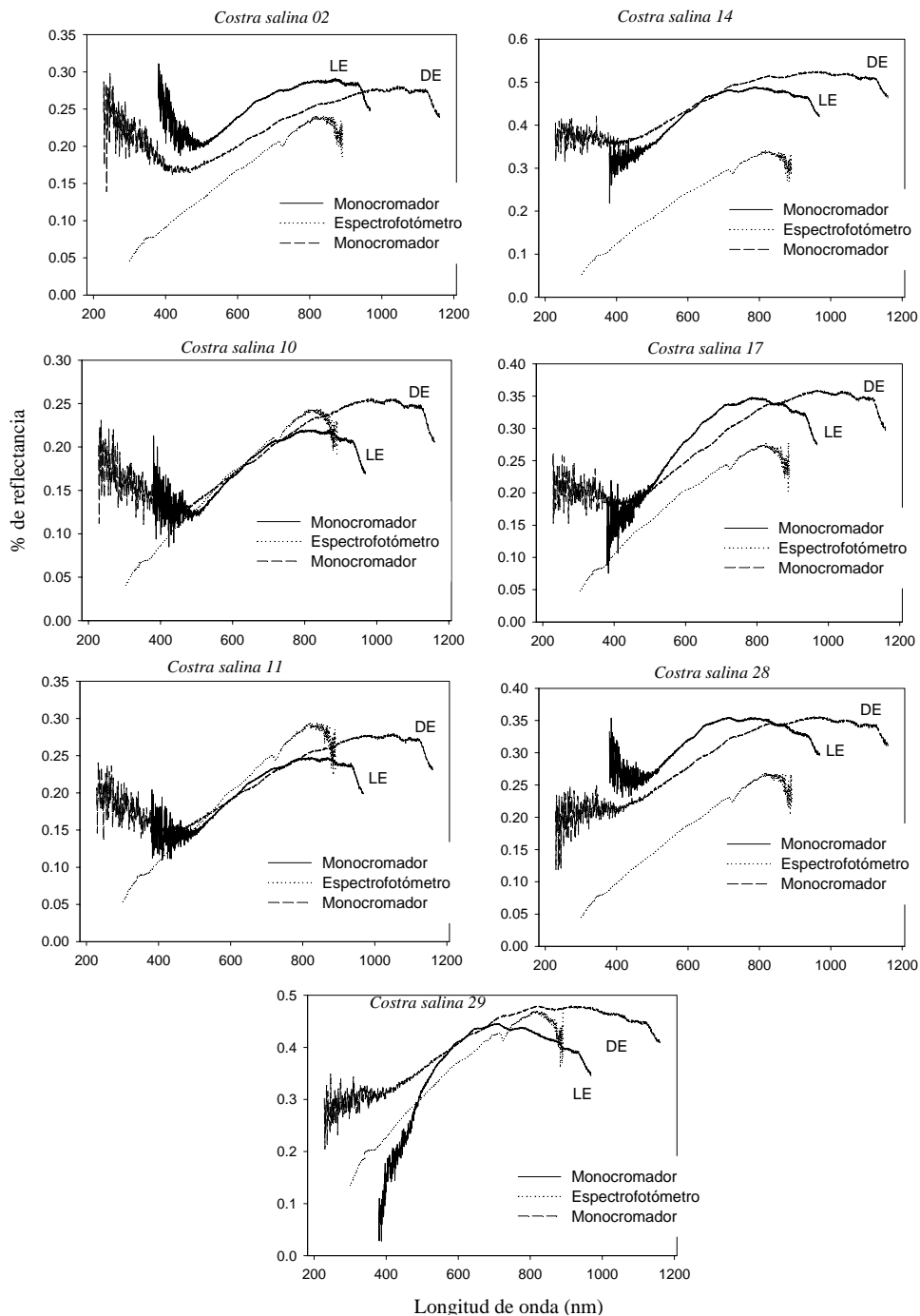


Figura 39. Espectros de reflectancia de las siete muestras de suelo de las costras salinas estudiadas medidas por dos sistemas de medición monocromador y espectrofotómetro.

La relación señal ruido (RSR) aunque no fue evaluada en este trabajo también difiere entre los instrumentos; en el sensor monocromador se redujo con el número de barridos



utilizados (20) para la calibración de DE y LE, sin embargo, existe un pequeño ruido en el rango de 228 a 426 nm y de 379 a 476 nm, respectivamente. Estos resultados se explican en parte al apertura (3.22 mm) utilizada que impidió la entrada de luz en la región espectral correspondiente (Figura 39).

8.11. Conclusiones

En este estudio se presentó un enfoque de la calibración flexible y automatizada de un sistema de reflectancia monocromador con arreglo de diodos que mide valores espectrales con una calidad alta para las laminillas de color y muestras de suelo sin alterar de las costras salinas seleccionadas. La metodología empleada en la calibración del sensor demostró ser adecuada para identificar los diferentes rasgos espectrales de los objetos sólidos en el rango espectral visible e infrarrojo cercano; esta calibración puede ser un complemento en el análisis de los suelos cuando se compara con curvas de reflectancia de librerías espectrales. Abriendo una nueva posibilidad para modelar el sistema suelo para diversas aplicaciones en la agricultura, ambiental e ingeniería, sosteniendo que la calibración realizada puede ser base para otros equipos y materiales utilizados para medir reflectancia espectral y otras aplicaciones de la percepción remota en ciencias de la tierra. El modo de calibración requerido depende del nivel de exactitud y la estimación de los atributos estructurales del suelo. Las fluctuaciones de las lecturas de reflectancia medidas en el monocromador y el espectrofotómetro están relacionadas con las diferencias geométricas de los instrumentos utilizados y con las condiciones de medición como son: toma de las lecturas de reflectancia en muestras de suelo (inalteradas y alteradas), uso de un material de referencia (Espectralon Lasphere y a una línea base), tiempo de adquisición de los espectros, que contribuyeron a las diferencias espectrales determinadas para las laminillas de color y las muestras de suelo. Las curvas de reflectancia de las lamillas de color y de los suelos analizados sugieren que una alta resolución espectral es alcanzada cuando se utiliza el sensor monocromador más que en el caso del espectrofotómetro. La espectroscopía de reflectancia en laboratorio predice en una forma



rápida y simultanea de varios atributos funcionales del suelo. Se considera que las firmas espectrales de los suelos salinos obtenidas en este estudio son el resultado de la sal misma, o indirectamente, de otros cromóforos relacionados a la presencia de la sal materia orgánica, distribución de tamaño de partícula entre otros.



IX. CONCLUSIONES GENERALES

9.1. Conclusiones generales

- En la presente investigación se documentó que los parámetros fractales analizados: dimensión del rango de re-escalado ($D_{R/S}$), dimensión de ondoletas (D_w) y por ende el exponente de Hurst que se deriva por ambas técnicas, miden en forma exacta la variabilidad de la estructura de los suelos salinos estudiados dentro del tiempo-espacio sobre un amplio rango de escalas.
- La rugosidad de las imágenes multiescalares (referidas a escala satelital) medida en términos del exponente de Hurst mostró la invariancia al escalado y cuantificó de un modo estadísticamente aceptable el grado de persistencia ó antipersistencia de los datos.
- La clasificación de las imágenes de las costras salinas (escala de campo) facilitó el análisis de la rugosidad superficial de las costras, evaluada a través de los firmagramas y líneas de referencia utilizando la dimensión fractal del rango de re-escalado ($D_{R/S}$), los valores obtenidos se ajustaron a una relación lineal de $R^2=0.65$ para los firmagramas. En cambio, para las líneas de referencia los resultados mejoraron con los valores de la dimensión ajustada ($D_{R/S}A$ y HA), encontrando una relación lineal de $R^2=0.97$ y 0.92 respectivamente, cuando se reconsideró la clasificación morfológica de las mismas imágenes digitales.
- Los firmagramas y líneas de referencias extraídas de las imágenes de campo fueron técnicas rápidas y precisas para el análisis de la rugosidad de las costras salinas. El análisis de los firmagramas y líneas de referencias mantuvieron una clara relación con los valores de los tonos de gris y con la distribución del mosaico suelo-sales de las costras, así como con la apreciación visual de la rugosidad de las mismas imágenes digitales.
- Se documentó relaciones estadísticas entre algunas propiedades físicas y químicas y la rugosidad medida vía la dimensión fractal $D_{R/S}$ de las costras salinas



superficiales. Destacando entre ellas principalmente la textura y el color, así como algunas propiedades químicas analizadas a través de los grupos formados. Se demostró que el grado de desarrollo morfológico de las costras salinas está caracterizado por la rugosidad superficial que se deriva de sus propiedades físicas y químicas.

- Se comprobó la naturaleza multiescalar de la estructura de los suelos salinos cuando se analizó los cambios espectrales significativos de las diferencias estructurales de las costras salinas con base a su agrupamiento morfológico realizado a escala de campo. Una técnica nueva e innovadora fue la obtención de las firmas fractales (FER) de los espectros de reflectancia que se extrajo de una manera aceptable a partir de los valores de la respuesta espectral de las costras salinas, la rugosidad de la curva espectral fue medida utilizando las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w). Los indicadores del comportamiento espectral como el coeficiente integral de reflectancia (CIR) y la pendiente del espectro (PE) fueron útiles para describir el comportamiento de las curvas espectrales y complementan el estudio de la rugosidad de las costras salinas evaluadas.
- Una mejor interpretación de los resultados en el análisis de la rugosidad de las firmas fractales (FER) de los espectros de reflectancia (escala puntual) se logró utilizando técnicas de análisis multivariante que permitió establecer a partir de las características similares de las costras salinas diferentes grupos jerárquicos con base a su respuesta espectral. La rugosidad de las FER fue evaluada a través de las dimensiones del rango de re-escalado ($D_{R/S}$) y ondoletas (D_w) que fueron indicadores estadísticamente precisos del patrón estructural de los suelos salinos. Logrando así una mayor precisión y exactitud en la caracterización estructural de las costras salinas, así como en la clasificación cuantitativa de ésta.
- La dimensión $D_{R/S}$ explicó la variación de la rugosidad del suelo en cada grupo formado y su grado de influencia en la respuesta espectral del suelo, mientras que la dimensión de ondoletas (D_w) presentó un papel complementario en el análisis de la rugosidad de las costras salinas pero solo en algunos casos.



- Se estableció que las FER también dependen del color y de la luz reflejada por la superficie del suelo, así como del contenido de sales presentes y del grado de desarrollo de las costras salinas. Se establecieron relaciones estadísticas con las propiedades físicas y químicas para cada grupo formado que influyeron de forma significativa en la respuesta espectral de los suelos.
- Las variaciones en la reflectancia espectral que registran las costras salinas superficiales estudiadas no pueden ser atribuidas a una sola propiedad del suelo. El contenido de sal, pH, conductividad eléctrica (CE) y porcentaje de saturación de sodio (PSI) determinan el estatus de salinidad, la cual se refleja en el espectro de reflectancia de las muestras superficiales que además interactúan con el contenido de humedad, materia orgánica, arcilla, y el tipo y cantidad de sal.
- Para complementar el análisis de la rugosidad de la estructura de las costras salinas las imágenes de campo fueron agrupadas de acuerdo a la técnica multivariante utilizada en la determinación de las FER, y las series de tiempo de las imágenes digitales fueron extraídas. Se midió la rugosidad mediante las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w) y algunas asociaciones fueron encontradas entre las propiedades físicas y químicas similares a las encontradas con las FER. La dimensión de ondoletas (D_w) destacó significativamente para medir la rugosidad de las costras salinas. Se documentó que la fragmentación, la presencia de grietas sobre la superficie y la alta porosidad de las costras abultadas y polvorientas están relacionadas con las dimensiones fractales extraídas de las imágenes de los diferentes grupos.
- La importancia de los resultados discutidos sobre la asociación entre las dimensiones fractales ($D_{R/S}$ y D_w) y propiedades físicas y químicas del objeto de estudio reside en la posibilidad de extraer estas últimas a partir de las imágenes multiescales. Esta información puede ser de mayor utilidad para los futuros estudios de espectroscopia principalmente en las regiones visible e infrarrojo cercano del espectro electromagnético, cuando se trata de modelar los atributos de



la estructura de las costras salinas y su relación con las variables físicas y químicas del suelo de interés.

- Los atributos del color se midieron de un modo preciso en los sistemas de color Munsell y CIELAB del colorímetro utilizado en el presente estudio, lo cual no es posible con una apreciación visual de las cartas de color que se utilizan tradicionalmente. Las lecturas del color tomadas con el colorímetro, así como el análisis multivariante realizado, facilitaron la comparación entre los diversos atributos del sistema estudiado. Las asociaciones establecidas entre los atributos del color del sistema Munsell y del sistema CIELAB son útiles para caracterizar las estructuras complejas de costras estudiadas y para establecer las relaciones entre costras y las variables físicas y químicas de los suelos de interés con una mayor exactitud. Los dos sistemas de color evaluados proveen información acerca de la composición individual de cada costra salina e identifican su color, así como sus atributos básicos útiles para clasificar los suelos salinos.
- La metodología empleada para la calibración de los sensores remotos utilizados en este estudio se consideró adecuada para identificar y caracterizar las firmas espectrales de reflectancia de los suelos analizados. La espectroscopia de reflectancia en el visible e infrarrojo cercano proporcionó de una forma rápida, eficaz y económica datos de los atributos funcionales del suelo y junto con las técnicas de la geometría fractal utilizadas evaluaron los indicadores precisos de la rugosidad estructural de los suelos salinos.



CAPITULO X. LITERATURA CITADA

- Aceves, E. 1979. El ensalitramiento de los suelos bajo riego. Colegio de Postgraduados, Chapingo, México.
- Adderley, W.P, Simpson, I.A, Davidson, D.A. 2002. Colour description and quantification in mosaic images of soil thin sections. *Geoderma*, 108:181-195
- Álvarez, R., Bonifaz, R., Lunetta, R.S., García, C., Gómez, G., Castro, R., Bernal, A., and A.L. Cabrera. 2003. Multitemporal land-cover classification of México using Landsat MSS imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(12):2501-2514
- Alzate, A.B.E, 2001. Notas de clases para la asignatura sensores remotos. Imágenes espaciales de la superficie terrestre. Procesamiento digital, análisis y extracción de información temática. Universidad nacional de Colombia. Facultad de Ciencias Humanas, Dept. Geografía. p. 150.
- AOACH (Association of Official Agricultural Chemists). 1950. Association of official agricultural chemists. 31.27. p. 541.
- APHA (American Public Health Association). 1946. American public health association and American water works association. p.9.
- Aplin, P. 2006. On scales and dynamics in observing the environment. *International Journal of Remote Sensing*, 27 (11): 2123-2140
- Arizabalo, S.R.D. 2004. Modelación fractal multiescalar de un yacimiento petrolero (Canterell). Tesis Doctoral en Ciencias. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). 235 p.
- Bartoli, F., Philippy, R., Doirisse, M., Niquet, S., and M. Dubuit. 1991. Structure and self-similarity in silty and sandy soils: the fractal approach. *European Journal of Soil Science*, 42(2):167-185
- Barret, E.C., and Curtis, L.F. 1992. Introduction to environmental remote sensing. Edit. Chapman & Hall London 3th. Edc. 426 p.
- Barrett, I.R. 2002. Spectrophotometric color measurement in situ in well drained sandy soils. *Geoderma*, 108:49-79
- Bastes, R. G. 1978. Concept and determination of pH. In: *Treatise on Analytical Chemistry*. Kolthoff, I. M., and P. J. Elving. (Eds). Wiley Interscience, New York. P. 821.
- Bassols, B. 1983. Recursos naturales de México. Teoría, conocimiento y uso. Ed. Nuestro Tiempo. 347 p.
- Bastian, O., Beierkuhnlein, C., Klink, H.J., Löffler, J., Steinhsrdt, U., Volk, M., and M. Wilmking. 2002. Landscape structures and processes. In: Bastian, O., and U. Steinhardt (Eds.). *Development and perspectives of landscape ecology*. Kluwer Academies Publishers, Netherlands. p. 49-112
- Baumgarder, M.F., Silva, L.F., Biehl, L.L., and E.R. Stoner. 1985. Reflectance properties of soils *Advances in Agronomy*, 38:1-44
- Baveye, P., Boast, C. 1998. Fractal geometry, fragmentation processes and the physics of scale-invariance: an introduction. In: Baveye, P., Parlange, J., and B. Stewart (Eds.). *Fractals in soil science, advances in soil science*, CRC Press, Boca Raton. p. 1-54.



- Bell, D., Menges, C., Ahmad, W., and J.J. van Zyl. 2001. The application of dielectric retrieval algorithms for mapping soil salinity in a tropical coastal environment using airborne polarimetric SAR. *Remote Sensing of Environment*, 75:375-384
- Ben-Dor, E., Irons, J. R., Epema, G. F. 1999. Soil reflectance. In: Rencz, A.N., and R.A. Ryerson (Eds.). *Manual of Remote sensing for the earth sciences*. Vol. 3. John Wiley & Sons, Inc., New York, p. 111-188.
- Ben-Dor, E., Patkin, K., Banin, A., and A. Karnieli. 2002. Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data-A case study over clayey soils in Israel. *International Journal of Remote Sensing*, 23(6):1043-1062
- Ben-Dor, E., Goldsheger, N., Benyamini, Y., Agassi, M., Blumberg, D.G. 2003. The spectral reflectance properties of soil structural crusts in the 1.2 to 2.5 μm spectral region. *Soil Science Society America Journal*, 67:289-299
- Ben-Dor, E., Kindel, B., and A.F.H. Goetz. 2004. Quality assessment of several methods to recover surface reflectance using synthetic imaging spectroscopy data. *Remote Sensing of Environment*, 90:389-404
- Benoit. 2006. Benoit fractal analysis systems. Ver. 1.3 Trusoft International Inc.
- Biehl, L., and D. Landgrebe. 2002. MultiSpec-a Tool for Multispectral-Hyperspectral Image Data. *Computers & Geosciences*, 28:1153-1159
- Bighman, J.M., and E.J. Ciolkosz. 1993. Soil color. Soil Science Society of America, Inc. (SSSA), Madison, Wisconsin, USA. Publication Special Number 31. 159 p.
- Blumberg, D.G., and V. Freilikher. 2001. Soil water-content and surface roughness retrieval using ERS-2 SAR data in the Negev Desert, Israel. *Journal of Arid Environments*, 49:449-464
- Bolós, i C.M., Tura, B.P.M., Estruch, G.X., Pena I. V.R., Soler, I.J. 1992. *Manual de ciencia del paisaje. Teoría, métodos y aplicaciones*. Colección de Geografía. Barcelona, Edt. Masson. Edc. 1er. 273 p.
- Bouyoucos, G. S. 1936. Directions for making mechanical analysis of soils by hydrometer method. *Soil Science* 4: 225-228
- Bresler, E., Meneal, D., Carter, I. 1982. *Saline and sodic soils: Principles dynamics modelling*. Berlin, Springer. 236 p.
- Brown, J.H., Gupta, V.K., Li, B-L., Milne, B.T., Restrepo, C., and G.B. West. 2002. The fractal nature of nature: power laws, ecological complexity and biodiversity. *Philosophical Transactions of the Royal Society Lond. B.*, 357:619-626
- Bryksina, N.A., and W.M. Last. 2005. Fractal analysis of the grey scale intensity data of finely laminated sediments from Bainbridge crater lake, Galápagos. *Mathematical Geology*, 37(4):237-336
- Bullmore, Ed., Fadili, J., Maxim, V., Sendur, L., Whitcher, B., Suckling, J., Brammer, M., and M. Breakspear. 2004. Wavelets and functional magnetic resonance imaging of the human brain. *NeuroImagen*, 23:S234-S249
- Campbell, J.B. 2002. *Introduction to remote sensing*. The Guilford Press. Ney York, London. 3er. Edt. 621p.



- Casto-Esau, K.L., Sánchez-Azofeifa, G.A., Rivard, B. 2006. Comparison of spectral indices obtained using multiple spectroradiometers. *Remote Sensing of Environment*, 103:276-288
- Cervelle, B., Bédidi, A., Flay, N. 1996. Propiedades de reflexión difusa de las superficies minerales. In: Pouget, M.-J., and G. Guyot (Edts.). *Photo interpretation. Images aériennes et spatiales. Propriétés Spectrales et télédétection des sols et des roches. Numéro spécial. SPECTEL 95. Editions ESKA. p. 35-57.*
- Chan, L.W., Chan, W.Y., and P.W.S Heng. 2001. An improved method for the measurement of colour uniformity in pellet coating. *International Journal of Pharmaceutics*, 213:63-74
- Chapman, J.E., Routhery, D.A., Francis, P.W., and A. Pontual. 1989. Remote sensing of evaporite mineral zonation in salt flats (salars). *International Journal of Remote Sensing*, 10(1): 245-255
- Chuvienco, E. 1996. *Fundamentos de teledetección espacial. Tema de percepción remota. 3er. Edc. Madrid. 451 p.*
- Clark, R.N., Traude, V., King, V., Klejwa, M., and G.A. Swayze. 1990. High spectral resolution reflectance spectroscopy of minerals. *Journal of Geophysical Research*, 95(B8), 12653-12680
- Clark, R.N. 1999. Spectroscopy of rocks and minerals and Principles of Spectroscopy. In: Rencz, A.N., and R.A. Ryerson (Eds.). *Manual of Remote Sensing for the Earth Sciences, Vol 3. John Wiley & Sons, Inc., New York, p. 1-58. Disponible en: Inc. <http://speclab.cr.usgs.gov/PAPERS.refl-mrs/refl4.html>*
- Clark, R.N., Swayze, G.A., Livo, K.E., Kokaly, R.F., Sutley, S.J., Dalton, J.B., McDougal, R.R., and C.A. Gent. 2003. Imaging spectroscopy: earth and planetary remote sensing with the USGS Tetracorder and expert systems. *Journal of Geophysical. Research* 108 (E12), 5131 disponible en: (<http://speclab.cr.usgs.gov/PAPERS/tetracorder>).
- Clarke, K.C., Brass, J.A., and P.J. Riggan. 1994. A cellular automaton model of wildfire propagation and extinction. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 60:1355-1367
- Clevers, J.G.P.W. 1999. The use of imaging spectrometry for agricultural applications. *Photogrammetry & Remote Sensing*, 54:299-304
- CNA, 2005. Proyecto Lago de Texcoco. Rescate hidroecológico. Comisión Nacional del Agua (CNA), Gerencia Regional de Aguas del Valle de México y Sistema Cutzamala, Gerencia Lago de Texcoco. IV Foro Mundial del Agua. 140 p.
- Commission International de l'Eclairage (CIE). 1931. *CIE Proceedings. Cambridge University Press. Cambridge. UK.*
- Commission International de l'Eclairage (CIE). 1978. *Recommendations on uniform color space, color-difference equations and psychometric color terms. Supplement 2 Publication No. 15. Paris.*
- Corwin, D.L., Kaffka, S.R., Hopmans, J.W., Mori, Y., Lesch, S.M., Oster, J.D. 2003. Assessment and field-scale mapping of soil quality properties of a saline-sodic soil. *Geoderma*, 114(3-4):231-259



- Coulson, L.K., and W.D. Reynolds. 1971. Data compilation. The spectral reflectance of natural surfaces. Dept. of Agricultural Engineering, University of California, Davis. *Journal of Applied Meteorology*, 10:1285-1295
- Cozzolino, D., and A. Morón. 2003. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy to analyse soil chemical and physical characteristics. *Journal of Agricultural Science*, 140:65-71
- Cracknell, A.P. 1998. Review article. Synergy en remote sensing-wat's in a pixel?. *International Journal of Remote Sensing*, 19(11):2025-2047
- Crowley, K.J., 1993. Mapping playa evaporite minerals with AVIRIS data: A first report from death valley, California. *Remote Sensing of Environment*, 44:337-356
- Cruickshank, G.G. 1998. Proyecto Lago de Texcoco. Rescate hidroecológico. Comisión Nacional del Agua (CNA), 2ad. Edc. 137 p.
- Csillag, F., Pásztor, L., and L.L. Biehl. 1993. Spectral band selection for the characterization of salinity status of soils. *Remote Sensing of Environment*, 43:231-242
- CSTPA. 1980. Handbook on reference methods for soil testing. Council on Soil Testing and Plant Analysis, Athens, Georgia.
- Cuadras, A.C.M. 1999. Métodos de análisis multivariante. Barcelona EUB. 1er. Edc. 643 p.
- Curran, P. J. 1985. Principles of remote sensing. Longman, London. 282 p.
- Daniel, K., Tripath, N. K., Honda, K., Apisit, E. 2001. Analysis of spectral reflectance and absorption patterns of soil organic matter. Singapore Institute of Surveyors and Valuers (SISV); Asian Association on Remote Sensing (AARS).
- Daughtry, C.S.T., E.R. Hunt Jr., and J.E. McMurtrey. 2004. Assessing crop residue cover using shortwave infrared reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 90:126-134
- De Jong, S.M. 1992. The analysis of spectroscopical data to map soil types and soil crusts of Mediterranean erode soils. *Soil Technology*, 5:199-211
- Dehaan, R.L., and G.R. Taylor. 2002. Field-derived spectra of salinized soils and vegetation as indicators of irrigarion-induced soil salinization. *Remote Sensing of Environment*, 80:406-417
- Dehaan, R.L., and G.R. Taylor. 2003. Image-derived spatial endmembers as indicators of salinization. *International Journal Remote Sensing*, 24(4):775-794
- Demattê, J.A.M., Hamilton, S.P., Nanni, R.M., Cooper, M., Fiore, P.R. 2003. Soil chemical alterations promoted by fertilizer application assessed by spectral reflectance. *Soil Science*, 168(10):730-747
- Dregne, H.E. 1994. Degradation y restoration of arid lands. Texas tech University. International Center for Arid and Semiarid Land Studies. 289 p.
- Dexter, A.R. 1988. Advances in characterization if soil structure. *Soil & Tillage Research*, 11:199-238
- Dolan, S.S., Christopher, J.B, and B. Riollet. 1998. The broad-band fractal nature of heterogeneity in the upper crust from petrophysical logs. *Geophysical in Journal International*, 132: 489-507
- Du, G., and T. Soon. 2002. A novel lacunarity estimation method applied to SAR image segmentation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing*, 40(12):2687-2691



- Dumac, 2006. Humedales en el centro de México, Lago de Texcoco. Ducks unlimited de México 24A. Disponible en: www.dumag.org
- Dwivedi, R.S., and K. Sreenivas. 1998. Image transforms as a tool for the study of soil salinity and alkalinity dynamics. *International of Journal Remote Sensing*, 19(4):605-619
- Dwivedi, R.S., 2001. Soil resources mapping: A remote sensing perspective. *Remote Sensing Reviews*, 20:89-122
- Eghbalm, M.K., Southard, J., Whitting, L.D. 1989. Dynamics of evaporite distribution in soils on a fan-playa transect in the Carizo Plain California. *Soil Science Society of America Journal*, 53:898-903
- Elachi, C., and J.van Zyl, 2006. Introduction to the physics and techniques of remote sensing. Edt. Wiley Interscience, INC., 2ad. Edc. 552 p.
- Escadafal, R.G., Girard, M.C., Courault, D. 1989. Munsell soil color and soil reflectance in the visible spectral bands of landsat MSS and TM data. *Remote Sensing of Environment*, 27:37-46
- Etchevers, J.D. 1992. Manual de métodos para análisis de suelos, plantas, aguas y fertilizantes. Análisis rutinarios en studios y programs de fertilidad. Laboratorio de Fertilidad de Suelos. Colegio de Postgraduados. Montecillo, Estado de México.
- Ezurra, E. 1991. De las chinampas a la megalópolis. El medio ambiente en la cuenca de México. La ciencia desde México. Fondo de Cultura Económica, S.A: 1er. Edc. 119p.
- Farifteh, J., Farsahad, A., and R.J. George. 2006. Assessing salt-affected soils using remote sensing, solute modelling, and geophysics. *Geoderma*, 130:191-206
- Farifteh, J., Van der Meer, F., Atzberger, C, and E.J.M. Carranza. 2007. Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: Comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN). *Remote Sensing of Environment*, 11:59-78
- Farina, A. 1998. Principles and methods in landscape ecology, Chapman and Hail, London, N. Y. 235 p.
- Farina, A. 2000. Landscape ecology in action. Kluwer Academic Publishers, Netherlands, London. 317 p.
- FAO/UNESCO. 1973. Irrigation. Drainage and Salinity, FAO, ROME.
- FAO. 1996. Prognosis of salinity and alkalinity. Repost of an Expert Consultation, Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), Rome. *Soils Bulletin*, 31.
- Fanning, D.S., and M.C.B. Fanning. 1989. Soil Morphology genesis and classification. Jonh Wiley and Sons. 365 p.
- Faybishenko, B., Bodvarsson, G.S., Hinds, J., and P.A. Witherspoon. 2003. Scaling and hierarchy of models for flow processes in unsaturated fractured rock. In: Pachepsky, Y., Radcliffe, D.E., Selim, H.M. (Eds.). *Scaling methods in soil physics*, CRC Press, p. 373-417.
- Feder, J. 1988. Fractals. New York and London, Plenum Press. 283 p.
- Fernández, R.N., and D.G. Schulze. 1987. Calculation of soil color from reflectance spectra. *Soil Science Society America Journal*, 51:1277-1282
- Fernández-Buces, N.L. 2006. Variabilidad espacial de la salinidad y su efecto en la vegetación en el ex Lago de Texcoco: Implicaciones para su monitoreo por percepción



- temota. Tesis Doctoral en Ciencias. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). 210 p.
- Fernández-Buces, N.L., Siebe, Ch., Palacios, J.L., and S. Cram. 2006. Mapping soil salinity using a combined spectral response index for bare soil and vegetation; a case study in the former lake Texcoco, México. *Journal of Arid Environments*. 65:644-667
- Fisher, P. 1997. The pixel: a snare and a delusion. *International Journal of Remote Sensing*, 18(3):679-685
- Fleming, W.R., Dror, O.R., Adelson, H. E. 2003. Real-world illumination and the perception of surface reflectance properties. *Journal of Vision*, 3:347-368
- Flores, D.L. 2003. Dinámica de la estructura de suelo y sedimentos del ex Lago de Texcoco: Enfoque fractal. Tesis Doctoral en Ciencias. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) 171 p.
- Galvao, L.S., M.A. Pizarro, J.N. Epifhanio. 2001. Variations in reflectance of tropical soils: Spectral-chemical composition relationships from AVIRIS data. *Remote Sensing of Environment*, 75:245-255
- García, E. 1988. Modificaciones al sistema de clasificación climática de Köppen, para adaptarlas a las condiciones de la República Mexicana. Instituto de Geografía, Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). México. 246 p.
- Ghassemi, F., Jakeman, A.J., and H.A. Nix. 1995. Salinisation of land and water resources: human causes, extent, management and case studies. Canberra, Australia: Australian National University, Edt. Wallingford, Oxon, UK: CAB International. 526 p.
- Giron, R.Y. 2002. Genesis, degradación y dinámica de suelos salinos sodicos en Nextlalpan, Estado de México. Tesis de Maestria en Ciencias. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). 120 p.
- Giron, R.Y., Oleschko, L.K., Parrot, J-F, Hernández, A.J.M., García, C.E., and G.J.J. Velázquez. 2009. Reflectance fractal analysis of saline soils. *Agrociencia*, 43:403-416
- Goetz, A.F.H., 1992. Imaging spectroscopy fundamentals and prospective applications. Kluwer, European Communities. *Olumen* 2. 259 p.
- Gülser, C., 2006. Effect of forage cropping treatments on soil structure and relationships with fractal dimensions. *Geoderma*, 131:33-44
- Gutierrez, C.C. 1997. Los suelos de la ribera oriental del ex Lago de Texcoco (macro y micromorfología). Tesis Doctoral en Ciencias. Colegio de Postgraduados. Montecillo México. 158 p.
- Gutiérrez, C.C., Stoops, G.G., Ortiz, S.A. 1998. Carbonato de calcio en los suelos del ex Lago de Texcoco. *Terra Latinoamericana*, 16(1):11-19
- Hardy, G.H. 1916. Weierstrass's non-differentiable function. *American Mathematical Society*, 17:301-325
- Hashigami, H., Itakura, Yu., and T. Saitoh. 2003. Effect of illumination conditions on czochralski-grown silicon solar cell degradation. *Journal of Applied Physics*, 93:4240-4242
- Hastings, H.M., and G. Sugihara. 1993. *Fractals. A user's guide for the natural sciences*. Oxford University Press. 235 p.



- Hanzen, A. 1889. On the determination of chloride in water. *America Chemical Journal*. 11: 409.
- Hernández, G.M.P. 2001. Diseño de un sistema de medición de las propiedades de la reflectancia espectral difusa; para ser incorporados en el cálculo de coordenadas cromáticas de objetos con macro rugosidades. Tesis de Licenciatura. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). 94 p.
- Horritt, M.S., Mason, D.C., Cobby, D.M.I. Davenport, J., Bates, P.D. 2003. Waterline mapping in flooded vegetation from airborne SAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 85: 271-281
- Howari, F.M., Goodell, P.C., Miyamoto, S. 2002. Spectral properties of salt crusts formed on saline soils. *Journal of Environment Quality*, 31:1453-1461
- Huete, A.R. 1996. Extension of soil spectra to the satellite: Atmosphere, geometric, and sensor considerations. In: Pouget, M.-J., and G. Guyot (Eds.). *Photo interpretation. images aériennes et spatiales. Propriétés Spectrales et télédétection des sols et des roches. Numéro spécial. SPECTEL 95. Editions ESKA.* p. 101-118
- Hummel, W.J., .A.K. Sudduth, E.S. Hollinger. 2001. Soil moisture and organic matter prediction of surface and subsurface soils using an NIR soil sensor. *Computers and Electronics in Agriculture*, 32:149-165
- Hunt, G.R., and J.W. Salisbury. 1970. Visible and near-infrared spectra of minerals and rocks: I. Silicate minerals. *Modern Geology*, 1:283-300
- Hunt, G.R., and J.W. Salisbury. 1971. Visible and near-infrared spectra of minerals and rocks. II. Carbonatos. *Modern Geology*, 2:23-30
- Hunt, G., Salisbury, J., and C. Lenhoff. 1972. Visible and near infrared spectra of minerals an rocks. *Modern Geology*, 3:121-132
- Hunt y Salisbury 1976. Visibel and near infrared spectra of minerals and rocks: XII. Metamorphic rocks. *Modern Geology*, 5:219-228
- Hunt G.R., and R.P. Ashley. 1979. Spectra of altered rocks in the visible and near infrared. *Economic Geology*, 74:1613-1629
- Hubbard, B.E., Crowley, J.K., and D.R. Zimbelman. 2003. Comparative alteration mineral mapping using visible to shortwave infrared (0.4-2.4 μm) Hyperion, Ali, and Aster Imagery. *IEEE: Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(6):1401-1410
- Imaging spectrograph MS 127!TM, 1996. Oriel instruments 77480-M.
- Jackson, R.D., Clarke, T.R., and M.S. Moran. 1992. Bidirectional calibration results for 11 spectralon and 16 BaSO₄ reference reflectance panels. *Remote Sensing of Environment*, 40:231-239
- Jeffrey, J.P., Rivard, B., and M. D'Toro. 1999. Radar: Sensores and case estudies. In: Rencz, A.N., and R.A. Ryerson (Eds.). *Remote sensing for the earth sciences Manual of remote sensing.* John Wiley & Sons, Inc., 3er. Ed., Vol. 3, p. 613-642.
- Jensen J.R., Christensen, E., Mackey, H.E., Tinney, L., and R. Sharitz. 1986. Remote sensing of Inland wetlands: a multispectral approach. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52:87-100
- Jensen, J.R. 1996. *Introductory digital image processing a remote sensing perspective.* Edt. Inc. New York, 2cd. 318 p.



- Jones, G., and B. C., Bradshaw. 1933. The measurement of the conductance of electrolytes, V.A. redetermination of the conductance of standard potassium chloride solutions in absolute units. *Journal America Chemic Society*. 55: 1780.
- Karmanov, I.I. 1974. La capacidad de la reflectancia espectral y color de los suelos como indicadores de sus propiedades (en Ruso). Editorial Kolos. 351 p.
- Kartikeyan, B., Sarkar, A., and K.L. Majumder. 1998. A segmentation approach to classification of remote sensing imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 19(9):1695-1709
- Karavanova, E.I. 2001. Spectral reflectance as a tool to study soils in semi-arid regions. In: Stott, D.E., Mohtar, R.H., and G.C. Steinhardt (Eds.). *Sustaining the Global Farm*. Purdue University and the USDA-ARS National Soil Erosion Research Laboratory. p 217-222
- Khawlie, M., Awad, M., Shaban, A., Kheir, B.R., Abdallah, C. 2002. Remote sensing for environmental protection of the eastern Mediterranean rugged mountainous areas, Lebanon. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 57:13-23
- Kelly, R.E.J., Davie, T.J.A., and P.M. Atkinson. 2003. Explaining temporal and spatial variation in soil moisture en a bare field using SAR imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(5):3059-3074
- Kim, G., and A.P. Barros. 2002. Downscaling of remotely sensed soil moisture with a modified fractal interpolation method using contraction mapping and ancillary data. *Remote Sensing of Environment*, 83:400-413
- Kokhanovsky, A.A. 2005. Reflection of light from particulate media with irregularly shaped particles. *Journal of Quantitative Spectroscopy & Radiative Transfer*, 96:1-10
- Konen, M.E., Burras, C.L., and A. Sandor. 2003. Organic carbon, texture and quantitative color measurement relationships for cultivated soils in north central Iowa. *Soil Science society America Journal*, 67:1823-1830
- Kooistran, M.J., and M. van-Noordwijk. 1996. Soil architecture and distribution of organic matter. In: Carte, M.R., and B.A. Stewart (Eds.). *Advances in soil science. Structure and organic matter storage in agricultural soils*. CRCC Press, Lewis publishers. p. 15-55.
- Korvin, G., 1992. *Fractal models in the earth science*. Elsevier Science Publishers B. V. Ámsterdam, Netherlands. 395 p.
- Kumar, P. 2003. Multiple scale conditional simulation. In: Pahepsky, Y., Radcliffe, D.E., Selim, H.M. (Eds.). *Scaling methods in soil physics*. Boca Raton, CRC Press. p. 179-191.
- Lark, R.M., Kaffka, S.R., Corwin, D.L. 2003. Multiresolution analysis of data on electrical conductivity of soil using wavelets. *Journal of Hydrology*, 272:276-290
- Lawson, A.B. and Denison, D.G.T., 2002. *Spatial cluster modelling*. Chapman Hall/CRC. Boca Ratón, London, 287 pp.
- Leitner, R., H. Mairer, A. Kercek. 2003. Real-time classification of polymers with NIR spectral imaging and blob analysis. *Real-Time Imaging*, 9:245-251
- Leone, A.P., and R. Escadafal. 2001. Statistical analysis of soil colour and spectroradiometric data for hyperspectral remote sensing of soil properties (example in a southern Italy Mediterranean ecosystem). *International Journal Remote Sensing*, 22(12):2311-2328



- Lévesque, J., and D. J. King. 2002. Spatial analysis of radiometric fractions from high-resolution multispectral imagery for modeling individual, tree crown and forest canopy structure and health. *Remote Sensing of Environment*, 5806:1-14
- Lhermitte, S., Verbesselt, J., Jonckheere, I., Nackaerts, K., van Aardt, J.A.N., Verstraeten, W.W., Coppin, P. 2008. Hierarchical image segmentation based on similarity of NDVI time series. *Remote Sensing of Environment*, 112:506-521
- Li, J., Chen, G., and Z. Chi. 2002. A fuzzy image metric with application to fractal coding. *IEEE, Transactions on Image Processing*, 11(6):636-643
- Lin, H., and S. Rathbun. 2003. Hierarchical frameworks for multiscale bridging in hydrogeology. In: Pachepsky, Y., Radcliffe, D.E., Selim, H.M. (Eds.). *Scaling methods in soil physics*, CRC Press. p. 347-372.
- LineSpec. 1997. Manual del usuario LineSpec™ for Windows™ 95/98 spectroscopic data acquisition and display software for LineSpec™ for CCD detectors.
- Luna, O.P. 1980. Clasificación campesina de los terrenos del ex-lago de Texcoco y su relación con el levantamiento de suelo. Tesis de licenciatura. Universidad Autónoma de Chapingo, México, 112 p.
- Gutiérrez, M.C.C. Publicación Especial No. 3. Sociedad Mexicana de la Ciencia del Suelo. Chapingo, México. 305 p.
- Malamud, B.D., and D.L. Turcotte. 1999. Self-affine time series: Measures of weak and strong persistence. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 80:173-196
- Mandelbrot, B.B. 1977. *Fractals, form, chance, and dimension*. Freeman, San Francisco. 365p
- Mandelbrot, B.B., 1983. *The fractal geometry of nature*. W. H. Freeman and Company, New York. 464 p.
- Mandelbrot. B.B., 2002. *Gaussian self-affinity and fractals. Globality, the earth, 1/f Noise, and R/S*. Springer, New York. 654 p.
- Martínez, P., Vinagre, B. 2002. Aplicación del análisis de Hurst al estudio del comportamiento de lechos fluidizados gas-sólido. Departamento de química analítica e ingeniería química Universidad de Alcalá. p. 1-25.
- Marrull, J., 2003. La vulnerabilidad del territorio en la región metropolitana de Barcelona. Parámetros e instrumentos de análisis. In: Folch, R. (Edt.). *El territorio como sistema. Conceptos y herramientas de ordenación*. Diputación de Barcelona. 291 p.
- Mathieu, R., Pouget, M., Cervelle, B., and R. Escadafal. 1998. Relationships between satellite-based radiometric indices simulated using laboratory reflectance data and typical soil color of an arid environment. *Remote Sensing of Environment*, 66:17-28
- Matthias, A.D., A. Fimbres, E.E. Sano, D.F. Post, L. Accioly, Batchily, A.K., and L.G. Ferreira. 2000. Surface roughness effects on soil albedo. *Soil Science Society America Journal*, 64:1035-1041
- Mattikalli, N.M. 1997. Soil color modeling for the visible and near infrared bands of landsat sensors using laboratory spectral measurements. *Remote Sensing of Environment*, 59:14-28
- McBratney, A.B. 1998. Some considerations on methods for spatially aggregating and disaggregating soil information. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 50:51-62



- McBratney, A.B., M.L. Mendonca Santos, B. Minasny. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117:3-52
- Metternicht, G.I., and J.A. Zinck. 1996. Modelling salinity-alkalinity classes for mapping salt-affected topsoils in the semiarid valleys of Cochabamba (Bolivia), *International Journal*, 2:125-135
- Metternicht, G.I., and J.A. Zinck. 1997. Spatial discrimination of salt- and sodium-affected soil surfaces. *International Journal of Remote Sensing*, 12(18):2571-2586
- Metternicht, G.I. 1998. Fuzzy classification of JERS-1 SAR data: an evaluation of its performance for soil salinity mapping. *Ecological Modelling*, 111:61-74
- Metternicht, G.I., and J.A. Zinck. 1998. Evaluating the information content of JERS-1 SAR and Landsat TM data for discrimination of soil erosion features. *Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 53:143-153.
- Metternicht, G.I., and J.A. Zinck. 2003. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. *Remote Sensing of Environment*, 85(1):1-20
- Méndez, J., González, M., Lobo, M.G., and A. Carnero. 2004. Color quality of pigments in cochineals (*Dactylopius coccus* Costa). Geographical origin characterization using multivariate statistical analysis. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 52:1331-1337
- Miranda, M.E. 2006. Análisis fractal de imágenes digitales de medios porosos: firma fractal de los tonos de gris (FIFRATOG). Tesis Doctoral en Ciencias de la Tierra. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). 198 p.
- Miranda, M.E., Oleschko, K., Parrot, J-F., Castrejón, V.F., Taud, H., Brambila, P.F. 2006. Porosidad de los yacimientos naturalmente fracturados: una clasificación fractal. *Revista Nacional de Ciencias Geológicas*, 23(2):199-214
- Montgomery O.L., and M.F. Baumgardner. 1974. The effects of the physical and chemical properties of soil on the spectral reflectance of soil. LARS Information Note 112674. Purdue University, West Lafayette, Indiana.
- Moreau, S., and T. Le Toan. 2003. Biomass quantification of Andean wetland forages using ERS satellite SAR data for optimizing livestock management. *Remote Sensing of Environment*, 84:477-492
- Moosser, F. 1987. Geología. Garza, G. (comp.). Atlas de la Ciudad de México. Departamento del Distrito Federal y el Colegio de México. México. p. 23-29.
- Muller, E., and H. Décamps, H. 2000. Modeling soil moisture-reflectance. *Remote Sensing or Environment*, 76:173-180
- Mulders, M.A. 1987. Remote sensing in soil science. *Developments in Soil Science* 15. Elsevier Science Publishers B.V. Amsterdam, the Netherlands. 379 p.
- Munsell, Color Company. 1975. Munsell soil color charts, Ed Munsell Color Co., Baltimore, MD.
- Muños, J. San M. 2005. Autoafinidad en series temporales. Departamento de Economía Aplicada. Universidad de Sevilla. 18p. Disponible en www.asepelt.org/.../Anales/2005%20%20Badajoz/comunicaciones/autoafinidad%20en%20series%20temporales.pdf



- Mzezewa, J., Gotosa, J., and B. Nyamwanza. 2003. Characterisation of a sodic soil catena for reclamation and improvement strategies. *Geoderma*, 113:161-175
- Okin, G.S., and T.H. Painter, 2004. Effect of grain size on remotely sensed spectral reflectance of sandy desert surfaces. *Remote Sensing of Environment*, 89:272-280
- Oleschko, K., Brambila, F., Aceff, F, Mora, L. 1998. From fractal analysis along a line to three Mexican soils in different management systems. *Soil Technology*, 10:207-223
- Oleschko, K., Figueroa. B., Miranda, M.E., Vuelvas, M.A., Solleiro, R.E. 2000a. Mass fractal dimensions and some selected physical properties of contrasting soils and sediments of México. *Soil & Tillage Research*, 55:43-61
- Oleschko, K., Brambila, R., Brambila, F., Parrot, J-F., and P. López. 2000b. Fractal analysis of Teotihuacan, México. *Journal of Archaeological Science*, 27:1007-1016
- Oleschko, K., Korvin, G., Balankin, A.S. Khachaturov, R.V, Flores, L., Figueroa, B., Urrutia, J., and F. Brambila. 2002. Fractal scattering of microwaves from soils. *Physical Review Letters*, 89(18):1-4
- Oleschko, K., Korvin, G., Figueroa, S. B., Vuelvas, M. A., Balankin, S. A., Flores, L., and D. Carreón. 2003. Fractal radar scattering from soil. *Physical Review E.*, 67(041403):1-13
- Oleschko K., Parrot, J.-F., Ronquillo, G., Shoba, S., Stoops, G., and M. Vera. 2004. Weathering: toward a fractal quantifying. *Mathematical Geology*, 36(5):607-627
- Oleschko, K., and A.M. Tarquis. 2007. Fractal metrology for images, signals and time series processing in geosciences. *Geophysical Research Abstracts European Geosciences Union*. Disponible en Vol. 9. SRef-ID: 1607-7962/gra/EGU2007-A-10516.
- Oleschko K., Zamora-Castro, S.A., Flores, L., Ventura, E., and J.F. Parrot. 2008. Fractal mapping of pore and solid attributes. *Vadose Zone Journal*, 7(2):473-492
- O'Neill, R.V., D.E. Angeleis, D.L. Waide, J.B., and T.F.H. Allen. 1986. Hierarchical concept of ecosystems. Princeton, New Jersey. 251 p.
- Ortega, M. 1993. Causas de ensalitramiento y su efecto sobre los suelos. Colegio de Postgraduados, Montecillo, México.
- Ortiz, O.M. 1992. Distribución y extensión de los suelos afectados por sales en México y el mundo. Publicaciones del departamento de suelos No.63. Universidad Autónoma de Chapingo, México. 36 p.
- Ortiz, O.M. 1999. Acumulación de iones y desarrollo de halófitas en suelos salino-sódicos del ex Lago de Texcoco, México. Tesis Doctoral en Ciencias. Universidad Nacional Autónoma de México. 265 p.
- Orueta, P.A., and L.S. Ustin. 1998. Remote sensing of soil properties in the Santa Monica Mountains. I. Spectral analysis. *Remote Sensing of Environment*, 65:170-183
- Pachepsky, Y., Crawford, J.W., and W.J. Rawls. 2000. Fractals in soil science. *Developments in soil science 27*. Elsevier Science. Amsterdam, the Netherlands.
- Pachepsky, Y., Rawls, W.J., and F. Giménez. 2001. Comparison of soil water retention at field and laboratory scales. *Soil Science Society America Journal*, 65:460-462
- Pachepsky, Y., Radcliffe, D.E., and H.M. Selim. 2003. *Scaling methods in soil physics*, CRC Press. 434 p.
- Pachepsky, Y., Perfect, E., Martin, M.A. 2006. Preface. *Fractal geometry applied to soil and related hierarchical systems*. *Geoderma*, 134:237-239



- Palacios, O.A., and L.S. Ustin. 1998. Remote sensing of soil properties in the Santa Monica Mountains I. Spectral Analysis. *Remote Sensing of Environment*, 65:170-183
- Panahi, A., and Q. Cheng. 2004. Multifractality as a measure of spatial distribution of geochemical patterns. *Mathematical Geology*, 36(7):829-846
- Parrot, J.F. 1998. Implementación y operación del algoritmo "LecerS1" instituto de Geografía. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). México, D. F. No publicado.
- Parrot, J.F. 2003a. Implementación y operación del algoritmo "Extract". Instituto de Geografía. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). México, D. F. No publicado.
- Parrot, J.F. 2003b. Implementación y operación del algoritmo "Histo-Gen 3". Instituto de Geografía. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). México, D. F. No publicado.
- Parrot, J.F. 2003c. Implementación y operación del algoritmo "Frequ_Hist". Instituto de Geografía. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). México, D. F. No publicado.
- Peddle, D.R., White, P.H., Soffer, J.R., Miller, R. J., and F.E. LeDrew. 2001. Reflectance processing of remote sensing spectroradiometer data. *Computers & Geosciences*, 27:203-213
- Perrier, E.M.A., and N.R.A. Bird. 2003. The PSF model of soil structure: A multiscale approach. Pahepsky, Y., Radcliffe, D.E., Selim, H.M. (Eds.) *Scaling methods in soil physics*. Boca Raton, CRC Press. p. 1-18.
- Post, D.F., Lucas, W.M., White, S.A., Ehasz M.J., and A.K. Batchily. 1994. Relations between soil color and Landsat reflectance on semiarid rangelands. *Soil Science Society America Journal*, 58:1809-1816.
- Post, D.F., A. Fimbres, A.D. Matthias, E.E. Sano, L. Accioly, Batchily, A.K., and L.G. Ferreira. 2000. Predicting soil albedo from soil color and spectral reflectance data. *Soil Science Society America Journal*, 64:1027-1034
- Price, C.J. 1995a. Spectral band selection for visible-near and infrared remote sensing: Spectral-spatial resolution tradeoffs. *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(5):1277-1285
- Price, C.J. 1995b. Examples of high resolution visible to near-infrared reflectance spectra and a standardized collection for remote sensing studies. *International Journal of Remote Sensing*, 16(6):993-1000
- Richards, L.A. 1985. *Diagnostico y Rehabilitación de Suelos Salinos y Sódicos*. Departamento de Agricultura de los Estados Unidos de América. 6a. Ed. Limusa. México. 172 p.
- Rieu, M., Sposito, G. 1991. Fractal fragmentation, soil porosity and soil water properties. I. Theory. *Soil Science Society America Journal*, 55:1231-1238
- Rivera, J.M. 1975. Estudio de las propiedades mineralógicas y termodinámicas de los sedimentos superficiales del ex Lago de Texcoco. Tesis de Maestría. Colegio de Postgraduados, Chapingo México.



- Robarge, W. P., A. Edwards, B. Johnson. 1933. Water and wast water analysis for nitrate via nitration of salicylic acid. *Communications Soil Science Plant Anal.* 14: 1207-1215
- Romero, V.M. 2004. Análisis de los cambios de la estructura del paisaje de A'l Empordá en el período 1957-2001. Tesis Doctoral en Ciencias. Universidad de Girona. 313 p.
- Rozanov, B.G., 1983. *Morfologiya pochv.* Moscu, MGU. 320 p.
- Sabins, F.F. 1996. *Remote Sensing. Principles and Inerpretation.* FREEMAN, N.Y. 3er. Edc. 494 p.
- Sakai, T., and A.M. Nakamura. 2004. Effect of roughness on visible reflectance spectra of planetary surface. *Lunar and Planetary Science Conference.* Houston, Tx. USA. 1731. Disponible en Pdf.
- Sainato, C., Galindo, G., Pomposiello, C., Malleville, H., Abelleira, D., Losinno, B. 2003. Electrical conductivity and depth of groundwater at the Pergamino zone (Buenos Aires province, Argentina) through vertical electrical soundings and geostatistical analysis. *Journal South American Earth Sciences*, 16:177-186
- Sala, C.J. 1986. La localización de la capital de nueva España, como problema científico y tecnológico. *Quipu*, 3:279-298
- Sachdev, S. L., and P. W. West. 1970. Concentration of trace metals by solvent extraction and their determination by atomic absorption spectrophotometru. *Environment Science Technology.* 4: 749
- Sánchez-Marañón, M., G. Delgado, R. Delgado, Pérez, M., and M. Melgosa. 1995. Spectroradiometric and visual color measurements of disturbed and undisturbed soil samples. *Soil Science*, 160(4): 291-303
- Sánchez-Marañón, M., M, Soriano, M, Melgosa, Delgado, G., and R. Delgado. 2004. Quantifying the effects of aggregation, particle size and components on the colour of Mediterranean soils. *European Journal of Soil Science*, 55:551-565
- Santoyo, V.E., E.S. Ovando, F.H. Mooser, E.P. León. 2005. Síntesis geotécnica de la cuenca del valle de México. Edt. tgc. México. p. 56-57.
- SARH. 1981. Estudio agrológico detallado del ex Lago de Texcoco. Secretaría de Agricultura y Recursos Hidráulico (SARH), Comisión del Lago de Texcoco, Programa Agrícola, Departamento de Salinidad y Drenaje, Ciudad de México, 135p.
- SARH. 1984. Jerarquización de los principales distritos afectados por sales. Secretaria de Recursos Hidráulicos, México, D.F.
- Scott, M., and S.E. March. 2004. Cover-and density-based vegetation classifications of the Sonora Desert using Landsat TM and ERS-1 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 93:131-149
- Schimid, T., Koch, M., and G.J. Gummuzzio. 2005. Multisensor approach to determine changes of wetland characteristics in semiarid environments (Central Spain). *IEEE. Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(11):2516-2524
- Scheinost, A.C., and U. Schwetmann. 1999. Color identification of iron oxides and hidroxysulfates: Use and limitations. *Soil Science Society of America Journal*, 63:1463-1471



- Sethi, M., G.S., Dasog, A.Van., Lieshout, and S.B. Salimath. 2006. Salinity appraisal using IRS images in Shorapur Taluka, upper Krishna irrigation project, phase I, Gulbarga district, Karnataka, India. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14):2917-2926
- Sharma, G. 2003. *Digital Color Imagen. Handbook*. CRC Press Boca Raton. London. 797pp.
- Shepherd, K.D., and M.G. Walsh. 2002. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. *Soil Science Society of America Journal*, 66:988-998
- Shibusawa, S., 2003. On-line real time soil sensor. *IEEE/ASME International Conference on Advance Intelligent Mechatronics*, 0-7803-7759-1/03, 1061-1066
- Shih, T-Y. 1995. The reversibility of six geometric color spaces. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 61(10):1223-1232
- Shupe, M.S., and E.S. Marsh. 2004. Cover-and density-based vegetation classifications of the Sonora desert using Landsat TM and ERS-1 SAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 93:131-149
- Si, B.C. 2003. Scale- and location-dependent soil hydraulic properties in a hummocky landscape: A wavelet approach. In: Pahepsky, Y., Radcliffe, D.E., Selim, H.M. (Eds.). *Scaling methods in soil physics*. Boca Raton, CRC Press. p. 163-178.
- Soares, L.G., Pizarro, A.M., and E.C. Neves. 2001. Variations in reflectance of tropical soils: espectral-chemical composition relationships from AVIRIS data. *Remote Sensing of Environment*, 75:245-255
- Soil Survey Division Staff, 1993. *Soil Survey Manual*, USDA-SCS Agricultural Handbook 436, U.S. Government Printing Office, Washington. D.C.
- Soil Survey Staff. 1994. *Claves para la taxonomía de suelos*. Trad. Carlos A. Ortiz S.Y.
- Sommer, M., Wehrhan, M., Zipprich, M., Weller, V., zuCastell, W., Ehrlich, S., Tandler, B., Selige, T. 2003. Hierarchical data fusion for mapping soil units at field scale. *Geoderma*, 112:179-196
- Sposito, G., and R. Reginato. 1992. Opportunities in basic soil science research. *Soil Science Society of America*. USA. 109 p
- Sproull, R.C. 2001. Color matching in dentistry. Part I. The three-dimensional nature of color. Reprinted from *J. Prosthet. Dent.* 1973;29:(4)16-24. *The Journal of Prosthetic Dentistry*, 86(5):453-457. Disponible en PDF.
- SRH, Secretaria de Recursos Hidráulicos (SRH). 1971. *Estudio agrológico especial del ex Lago de Texcoco, Estado de México*. Dirección General de Grande Irrigación y Control de Rios. Serie Estudios. Publicación Núm. 2. 145 p.
- Sethi, M., G.S., Dasog, A.Van., Lieshout, and S.B. Salimath. 2006. Salinity appraisal using IRS images in Shorapur Taluka, upper Krishna irrigation project, phase I, Gulbarga district, Karnataka, India. *International Journal of Remote Sensing*. 27(14):2917-2926.
- Stokman, H.M.G., Gevers, Th., and J.J. Koenderink. 2000. Color measurement by imaging spectrometry. *Computers Vision and Image Understanding*, 79: 236-249
- Sumner, M. E, R. Naidu. 1998. *Sodic Soils. Distribution, Properties, Management, and Environmental Consequences*. New York. Oxford. 207 p.
- Sumner, M.E. 2000. *Handbook of Soil Science*. CRC, Press Boca Raton.
- Szabolcs, I., 1979. *Review of research on salt-affected soils*. United Nations Educational Scientific and Culture Organization (UNESCO), Paris, 137 p.



- Szabolcs, I. 1989. Salt-affected soils CRC Press Inc. Boca Raton, Fla. 274 p.
- Tate, J.N., and M.P. Atkinson. 2001. Modeling Scale in Geographical Information science. Wiley New York, 277 p.
- Tarquis, A.M., Giménez, D., Saa, A., Díaz, M.C., and J.M. Gascó. 2003. Scaling and multiscaling of pore systems determined. In: Pachepsky, Y., D.E., Radcliffe, H.M., Selim (Eds.). Scaling Methods in Soil Physics. CRC, Press Boca Raton, London. p. 19-34.
- Taylor, R.G., Mah, H.A., Kruse, A.F., Kierein-Young, S.K., Hewson, D.R., and A.B. Bennett. 1996. Characterization of saline soils using airborne radar imagery. Remote Sensing of Environment, 57:127-142
- Teillet, M.P., Fedosejevs, G., Gauthier, R.P, Gibson, J., Hawkins, R.K, Lukowski, T.I, Neville, R.A., Staenz, K., Toutin, Th., Touzi, R., White, H.P., Wolfe, J., Brazile, J., Carbonneau, Y, Chéneir, R., Filfil, R., Murnaghan, K.P., Nedelcu, S., Short, N., Sun, L., and B. Yue. 2005. Recent Advances in data calibration and standardisation in support of sustainable development of natural resources. IEEE, Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 0-7803-9050-4/05:4160-4163
- Timm, N.H. 2002. Applied multivariate analysis. Texts in statistics. Springer INC. Verlag, N. Y. Edt. Board. 600 p.
- Torrent, J., and V. Barron. 1993. Laboratory measurement of soil color: Theory and practice. In: Bigham, J. M., and E. J. Ciolkosz (Eds.). Soil Color. Special Publication Soil Color No. 31. p. 21-33. Soil Science Society of A. Madison, WI.
- Turner, M.J., Blackledge, J.M., Andrews, P.R., 1998. Fractal geometry in digital imaging: Academic Press, Cambridge, UK, 328 pp.
- Udelhoven, T., Emmerling, C., and T. Jarmer. 2003. Quantitative analysis of soil chemical properties with diffuse reflectance spectrometry and partial least-square regression: A feasibility study. Plant and Soil, 251:319-329
- Utset, A., Ruiz, M.E., Herrera, J., D.P. Leon. 1998. A geostatistical method for soil salinity sample site spacing. Geoderma, 86:143-151
- van_Lynden, G.W.J., and S. Mantel. 2001. The role of GIS and remote sensing in land degradation assessment and conservation mapping: Some user experiences and expectations. Geoderma, 3(1):61-68
- Vázquez A.A. 1997. Guía para interpretar el análisis físico del agua y suelo. Departamento de Suelos, Universidad Autónoma de Chapingo, México, 31 p.
- Velázquez, G.J.J. 2006. Reflectancia multiescalar de un andosol en función de su manejo. Tesis Doctoral en Ciencias. Colegio de Postgraduados, Chapingo México. 171 p.
- Verma, K.S., Saxena, R.K., Barthwal, A.K., Deshmukh, S.N. 1994. Remote sensing technique for mapping SALT affected soils. International journal of Remote Sensing, 15(9):1901-1914
- Villalpando. J.L. 1998. La ciencia del suelo y su importancia en la arqueología. Tesis de Maestría. Facultad de Ciencias. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). 187 p.
- Viscarra, R.R.A., McBratney, A.B. 1998. Laboratory evaluation of a proximal sensing technique for simultaneous measurement of soil clay and water content. Geoderma, 85(1):19-39



- Viscarra, R.R.A., B. Minasny, Roudier, P., and A.B. McBratney. 2006a. Colour space models for soil science. *Geoderma*, 133:320-337
- Viscarra, R.R.A., D.J.J. Walvoort, A.B. McBratney, Janik, L.J., and J.O. Skjemstad. 2006b. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, 131:59-71
- Vitorello, I., and G.L Soares. 1996. Spectral properties of geologic materials in the 400 to 2,500 nm range: Review for applications to mineral exploration and lithologic mapping. *Photo interpretation. Images aériennes et spatiales. Numéro spécial. Spectel 95. ORSTOM. Editions ESKA.* 34:1-27
- Vladusich, T., Broerser, J. 2002. Color constancy and the functional significance of McCollugh effects. *Neural Networks*, 15:775-809
- Vogel, H.J., Roth, K. 2003. Moving trough scales of flow and transport in soil. *Journal of Hidrology*, 272:95-106
- Walkley, A., and T. A, Black. 1934. An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Science* 37: 29-38.
- Wang, C., Qi, J., Moran, S., Marsett, R. 2004. Soil moisture estimation in a semiarid rangeland using ERS-2 and TM imagery. *Remote Sensing of Environment*, 90:178-189.
- Wasseige, C., and P. Defourny. 2002. Retrieval of tropical forest structure characteristics from bi-directional reflectance of SPOT images. *Remote Sensing of Environment*, 83:362-375
- Weidner, V.R., and J.J. Hsia. 1981. Reflection properties of pressend polytetrafluoroethylene powder. *Journal of the Optical Society of America*, 71:856-861
- Weidong, L.F., Xingfa, G., Quingxi, T., Lanfenf, Z., Bing, Z. 2002. Relating soil surface moisture to reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 81:238-246
- Williams, K.K., and R. Greeley. 2004. Laboratory and field measurements of the modification of radar backscatter by sand. *Remote Sensing of Environment*, 89:29-40
- WRB. 1994. *Dratf. Wageningen/Rome. World Reference for Soil Resources (WRB). Presentado en la Reunión Internacional de Suelos, Acapulco.* 160 p.
- WRB. 1998. *World soil resources reports 84. World Reference for Soil Resources (WRB). Food and Agriculture Organization of the United Nations: Rome.*
- Xiaohua, Z., Yunlong, C., and Y. Xiuchun. 2004. On fractal dimensions of China's coastlines. *Mathematical Geology*, 36:448-461
- Yam, K.L., and S.E. Papadaskis. 2004. A simple digital imaging method for measuring and analyzing color of food surfaces. *Journal of Food Engineering*, 61:137-142
- Yang, Li., Egawa M., Akimoto, M., and M. Miyakawa. 2003. An imaging colorimeter for noncontact skin color measurement. *Optical Review*, 10(6):554-561
- Zeiliger, A.M. 1995. *Los modelos estructurales de suelos y sus características hidrofísicas. MGO, Facultad Pochovovedemie, Moscú, Rusia.* 38 p
- Zelege, T.B., and B.C. Si. 2005. Scaling relationships between saturated hydraulic conductivity and soil physical properties. *Soil Science Society America Journal*, 69:1691-1702



- Zhou, G., Lam, N.S.-N. 2005. A comparison of fractal dimension estimators base on multiple surface generation algorithms. *Computers & Geosciences*, 31:1260-1269
- Zinck, A., 2005. Suelos, información y sociedad. *Gaceta Ecológica*. Instituto Nacional de Ecología. México, ISSN: 1405-2849, Num. 076. p. 7-22.



ANEXOS

- Anexo A1. Determinaciones físicas y químicas de las 30 costras salinas
- Anexo A2. Dimensiones fractales de los Firmagramas y Líneas de referencia de las imágenes fotográficas de las 30 costras salinas
- Anexo B1. Resumen estadístico de medidas de medidas de tendencia central y dispersión de los datos de los grupos 1 y 2
- Anexo B2. Resumen estadístico de medidas de medidas de tendencia central y dispersión de los datos de los grupos 3 y 4
- Anexo B3. Resumen estadístico de medidas de medidas de tendencia central y dispersión de los datos de los grupos 5

Determinaciones físicas y químicas de las 30 costras salinas

grupo/No. costra	pH	pH 1:2 H ₂ O	CE (dSm ⁻¹)	CO ₃ ²⁻ ←	HCO ₃ ⁻ meq L ⁻¹	Cl ⁻	NO ₃ ⁻	SO ₄ ²⁻ →	K ⁺ ←	Ca ²⁺ meq/L	Mg ²⁺ →	Na ⁺ (cmoles+L ⁻¹)	RAS	PSI	M.O. %	Color Hue	Color valor	Color CIELAB			Textura (%)			Clasificación Textural	
																		L*	a*	b*	←	→			
CLD/1	9.5	9.9	34.9	0.0	53.5	678.3	38.3	1454.5	56.6	3.19	0.24	2170	1657	96.1	3.1	0.5Y	6.2	0.6	64	0.52	3.92	17	37	47	arcilla
CLD/2	9.3	9.7	39.3	0.0	43.8	550.0	89.1	1716.3	53.5	5.42	0.37	2345	1379	95.3	4.2	1.1Y	5.9	0.8	60	0.62	5.93	21	35	45	arcilla
CLD/4	10.0	10.4	28.7	457.3	82.7	335.4	68.4	1255.9	81.8	1.80	0.19	2121	2126	96.9	2.8	0.4Y	6.2	0.9	64	0.89	6.07	27	41	33	franco-arcilloso
CLD/5	9.9	10.5	23.2	311.3	82.7	357.8	112.5	1503.5	103	1.36	0.19	2268	2753	97.6	2.8	0.7Y	6.6	1.2	68	0.89	7.95	21	37	43	arcilla
CLD/10	10.1	10.4	32.7	194.6	68.1	395.1	194.4	1065.5	72.4	2.76	0.16	1826	1512	95.7	2.6	1.5Y	6.7	1.0	69	0.33	7.23	23	27	51	arcilla
CLD/11	10.0	10.0	33.8	19.5	48.6	693.2	155.0	1218.8	66.3	1.80	0.05	1916	1991	96.7	2.6	8.9YR	7.7	0.4	79	0.52	2.82	21	29	51	arcilla
CLD/12	10.2	10.4	37.1	330.8	63.2	246.0	119.3	1268.5	70.4	2.16	0.09	1960	1849	96.5	2.6	0.7Y	7.0	0.5	72	0.29	3.58	9	43	49	arcilla-limosa
CLD/15	9.7	9.7	30.5	0.0	38.9	24.7	48.8	1633.0	47.8	2.93	0.14	1700	1373	95.3	2.1	10YR	7.3	0.5	74	0.45	3.55	25	35	41	arcilla
CD/16	10.2	10.4	23.2	282.1	58.4	45.0	29.7	1653.9	90.0	2.10	0.13	2242	2122	96.9	2.0	1.8Y	5.0	1.2	51	0.79	7.95	25	33	43	arcilla
CD/18	10.2	10.4	30.0	233.5	73.0	372.7	127.2	1284.1	108	2.27	0.10	1986	1823	96.4	2.8	0.6Y	6.6	0.8	68	0.61	5.54	23	35	43	arcilla
CD/19	10.2	10.4	24.3	253.0	48.6	365.2	149.6	1444.5	105	1.59	0.06	2160	2380	97.2	2.3	1.2Y	6.3	0.9	64	0.49	6.15	35	31	35	franco-arcilloso
CD/20	10.2	10.4	32.7	398.9	58.4	164.0	127.2	1436.6	88.1	1.84	0.10	2100	2132	96.9	2.5	0.3Y	7.0	0.6	71	0.48	4.10	29	33	39	franco-arcilloso
CD/21	10.0	10.3	27.3	204.3	58.4	641.0	165.2	1415.1	76.7	1.94	0.11	2410	2383	97.2	2.5	1.6Y	5.8	1.1	59	0.57	7.46	27	33	41	arcilla
CD/22	10.1	10.4	27.3	204.3	48.6	328.0	79.3	1477.9	74.2	2.07	0.12	2067	1971	96.7	3.2	0.3Y	6.5	1.0	66	0.97	6.83	39	25	37	franco-arcilloso
CD/27	10.1	10.3	23.2	145.9	77.8	492.0	194.5	1329.0	108	2.10	0.10	2059	1966	96.7	3.6	0.5Y	6.0	1.1	62	1.07	7.38	35	29	37	franco-arcilloso
CD/28	10.0	10.3	26.5	233.5	102.2	723.0	194.5	1394.9	126	2.93	0.15	2524	2034	96.8	3.3	2.6Y	5.0	1.2	52	0.42	8.37	47	19	35	fco-arc-arenoso
CD/29	10.0	10.3	27.6	194.6	43.8	484.5	194.5	1296.8	92.9	2.05	0.11	2124	2044	96.8	2.5	3Y	5.4	0.9	56	0.01	6.22	43	21	37	franco-arcilloso
CMD/3	10.0	10.5	16.6	58.4	82.7	298.2	60.7	819.9	62.1	1.24	0.10	1261	1543	95.8	2.8	0.5Y	6.3	1.0	65	0.90	6.81	25	35	41	arcilla
CMD/7	10.0	10.4	18.5	107.0	68.1	231.1	120.3	1249.1	80.8	1.38	0.08	1773	2075	96.8	2.8	0.8Y	6.3	1.2	64	0.91	8.11	25	35	41	arcilla
CMD/8	10.0	10.4	20.7	126.5	63.2	342.9	165.2	1508.4	92.1	2.03	0.12	2072	1999	96.7	2.8	0.9Y	6.0	1.2	61	0.98	8.16	21	43	37	franco-arcilloso
CMD/9	10.1	10.3	21.8	87.6	38.9	410.0	173.1	1428.1	77.9	2.51	0.12	2054	1791	96.4	2.3	0.8Y	6.4	0.8	65	0.58	5.38	25	31	45	arcilla
CMD/17	9.8	9.9	28.9	0.0	58.4	75.0	194.5	1492.0	71.6	2.57	0.15	1806	1549	95.8	2.0	10YR	7.0	0.7	72	0.63	4.56	23	31	47	arcilla
CMD/23	10.2	10.4	28.4	330.8	63.2	596.3	175.0	1335.7	99.9	1.53	0.10	2309	2639	97.5	3.2	0.4Y	6.2	1.1	64	1.09	7.40	29	33	39	franco-arcilloso
CMD/24	10.1	10.3	21.8	87.6	58.4	313.1	151.6	1194.7	70.7	2.02	0.14	1761	1695	96.2	2.8	0.5Y	6.4	0.9	66	0.77	5.99	31	27	43	arcilla
CMD/25	10.1	10.4	26.5	253.0	53.5	484.5	194.5	1307.6	94.6	2.19	0.10	2158	2019	96.7	3.3	0.5Y	6.3	1.0	65	0.91	6.64	39	23	39	franco-arcilloso
CMD/26	9.9	10.3	23.2	175.1	58.4	790.1	119.3	1061.6	99.2	2.74	0.16	2183	1813	96.4	4.1	0.9Y	5.3	1.3	55	1.30	8.83	51	15	35	fco-arc-arenoso
CFD/6	9.8	10.3	27.6	77.8	92.4	514.3	194.5	1374.8	88.4	1.77	0.12	2169	2229	97.0	2.4	0.8Y	6.3	1.1	64	0.85	7.59	21	35	45	arcilla
CFD/13	10.1	10.3	29.5	204.3	73.0	231.1	122.3	1427.2	70.2	1.76	0.07	1991	2084	96.8	2.4	0.3Y	7.0	0.8	71	0.62	5.25	17	43	41	arcilla-limosa
CFD/14	9.5	9.8	17.7	0.0	34.1	60.0	93.9	1874.2	55.1	3.60	0.07	1860	1373	95.3	2.6	10YR	6.9	0.7	71	0.63	4.39	25	35	41	arcilla
NI/30	10.0	10.3	30.9	214.0	77.8	335.4	194.5	1468.6	69.3	1.75	0.07	2224	2329	97.2	2.4	1Y	7.1	0.5	73	0.19	3.43	35	23	43	arcilla
promedio	10.0	10.3	27.1	172.9	62.4	385.9	134.9	1379.7	81.7	2.25	0.13	2053	1954	96.5	2.8	2.1	6.4	0.9	65	0.68	6.12	28	31	41	
mínimo	9.30	9.7	16.6	0.0	34.1	24.7	29.7	819.9	47.8	1.24	0.05	1261	1373	95.3	2.0	0.3	5.0	0.4	51	0.01	2.82	9	15	33	
máximo	10.2	10.5	39.3	457.3	102.2	790.1	194.5	1874.2	126	5.42	0.37	2524	2753	97.6	4.2	10.0	7.7	1.3	79	1.30	8.83	51	43	51	
rango	0.90	0.8	22.7	457.3	68.1	765.4	164.8	1054.3	77.9	4.18	0.32	1263	1380	2.3	2.2	9.7	2.7	0.9	27	1.29	6.01	42	28	18	
desv. estándar.	0.23	0.2	5.59	125.3	16.5	206.1	52.6	205.3	18.7	0.82	0.06	249	352	0.6	0.53	3.1	0.6	0.3	6.5	0.29	1.70	9.3	7.0	4.8	

NI: costra no incluida en el análisis fracta

CLD: costras ligeramente desarrolladas.

CD: costras desarrolladas.

DMD: costras muy desarrolladas.

CFD: costras fuertemente desarrolladas.

Dimensiones fractales de los Firmagramas y Líneas de Referencia de las imágenes fotográficas de las 30 costras salinas.

Grupo/No.	FIRMAGRAMA CALCULADO				LINEA DE REFERENCIA CALCULADO			FIRMAGRAMA AJUSTADO			LINEA DE REFERENCIA AJUSTADA		
	CLD	H	D _{R/S}	SD	H	D _{R/S}	SD	H	D _{R/S}	SD	H	D _{R/S}	SD
1	0.08		1.93	0.84	0.20	1.80	0.03	0.25	1.76	0.02	0.24	1.76	0.01
2	0.08		1.92	0.84	0.22	1.78	0.03	0.15	1.85	0.02	0.29	1.71	0.01
4	0.08		1.92	0.90	0.13	1.87	0.07	0.15	1.85	0.02	0.31	1.69	0.01
5	0.11		1.89	1.11	0.29	1.71	0.04	0.20		0.02	0.39	1.61	0.01
10	0.13		1.86	1.40	0.28	1.72	0.03	0.26	1.74	0.02	0.35	1.65	0.01
11	0.14		1.86	1.33	0.32	1.68	0.01	0.27	1.73	0.02	0.32	1.68	0.00
12	0.10		1.90	0.91	0.21	1.79	0.02	0.22	1.78	0.02	0.20	1.80	0.01
15	0.14		1.86	1.12	0.27	1.73	0.03	0.25	1.75	0.02	0.32	1.69	0.01
promedio	0.11		1.89	1.06	0.24	1.76	0.03	0.22	1.78	0.02	0.30	1.70	0.01
CD													
16	0.15		1.85	1.20	0.36	1.64	0.02	0.28	1.72	0.02	0.38	1.63	0.01
18	0.14		1.86	1.18	0.27	1.73	0.03	0.26	1.75	0.02	0.27	1.73	0.01
19	0.14		1.86	1.06	0.29	1.71	0.03	0.24	1.76	0.02	0.29	1.71	0.01
20	0.11		1.89	1.03	0.27	1.73	0.02	0.18	1.82	0.02	0.25	1.75	0.01
21	0.13		1.87	1.03	0.26	1.74	0.03	0.24	1.76	0.02	0.25	1.75	0.01
22	0.10		1.90	0.92	0.15	1.85	0.04	0.19	1.81	0.02	0.11	1.89	0.01
27	0.13		1.87	1.03	0.26	1.74	0.03	0.24	1.76	0.02	0.30	1.70	0.01
28	0.12		1.88	0.86	0.21	1.79	0.03	0.21	1.79	0.02	0.25	1.75	0.01
29	0.13		1.87	0.94	0.23	1.77	0.04	0.22	1.78	0.02	0.33	1.67	0.01
promedio	0.13		1.87	1.03	0.26	1.74	0.03	0.23	1.77	0.02	0.27	1.73	0.01
CMD													
3	0.10		1.90	0.92	0.22	1.78	0.03	0.23	1.77	0.02	0.30	1.70	0.01
7	0.12		1.88	1.08	0.30	1.71	0.02	0.21	1.79	0.02	0.32	1.68	0.01
8	0.11		1.89	0.99	0.23	1.77	0.05	0.19	1.81	0.02	0.34	1.66	0.01
9	0.11		1.89	1.02	0.30	1.70	0.02	0.19	1.81	0.02	0.32	1.68	0.01
17	0.15		1.85	1.14	0.26	1.74	0.02	0.28	1.72	0.02	0.23	1.77	0.01
23	0.12		1.88	1.07	0.23	1.77	0.05	0.21	1.79	0.02	0.24	1.76	0.01
24	0.12		1.88	0.93	0.21	1.80	0.03	0.20	1.80	0.02	0.23	1.78	0.01
25	0.12		1.88	1.03	0.25	1.75	0.04	0.21	1.79	0.02	0.34	1.66	0.01
26	0.14		1.87	1.05	0.25	1.75	0.03	0.24	1.76	0.02	0.30	1.40	0.01
promedio	0.12		1.88	1.02	0.25	1.75	0.03	0.22	1.78	0.02	0.29	1.68	0.01
CFD													
6	0.13		1.87	1.14	0.29	1.71	0.05	0.30	1.70	0.02	0.38	1.62	0.01
13	0.13		1.87	0.91	0.19	1.81	0.04	0.22	1.78	0.02	0.26	1.74	0.01
14	0.12		1.88	1.26	0.24	1.76	0.05	0.22	1.79	0.02	0.26	1.74	0.01
promedio	0.13		1.87	1.10	0.24	1.76	0.04	0.25	1.75	0.02	0.30	1.70	0.01

CLD; costras ligeramente desarrollada.

CD; costras desarrolladas.

DMD; costras muy desarrolladas.
CFD; costras fuertemente desarrolladas.

Capítulo V. Escala de Campo.

Resumen estadístico de medidas de tendencia central y dispersión de los datos de los grupos 1 y 2.

Grupo 1	Variables	mínimo	máximo	Media	Desviación estándar	Coefficiente de Variación (%)	Asimetría	Curtosis
Propiedades								
Color Munsell	Hue	0.50	10.00	5.23	4.92	94.09	0.01	-2.27
	value	6.20	7.70	6.98	0.66	9.46	-0.13	-0.83
	croma	0.40	1.00	0.63	0.26	42.08	1.18	0.91
CIELAB	L	63.81	78.75	71.41	6.45	9.03	-0.08	-0.54
	a*	0.33	0.52	0.46	0.09	19.70	-1.06	0.39
	b*	3.92	8.16	6.905	2.00	29.02	-1.57	1.52
textura	arena	16.8	24.8	21.26	3.42	16.07	-0.61	0.14
	limo	26.6	36.6	31.56	4.76	15.09	0.00	-1.77
	arcilla	40.7	50.7	47.18	4.73	17.79	-1.19	-0.97
Aniones intercambiables	CO ₃ ²⁻	0.00	194.58	53.51	94.49	176.59	1.59	1.55
	HCO ₃	38.92	68.10	52.29	12.16	23.26	0.46	0.38
	Cl	24.69	693.21	447.82	313.67	70.04	-0.86	-0.10
	NO ₃	38.28	194.44	109.14	77.54	71.05	0.17	-1.90
	SO ₄ ²⁻	1065.48	1632.98	1342.95	250.97	18.69	0.09	-0.92
Determinaciones	pH(H ₂ O)	9.74	10.35	10.00	0.26	2.58	0.77	0.50
	CE(dSm ⁻¹)	30.55	34.91	33.00	1.86	5.65	-0.61	0.14
	RAS	1372.57	1990.66	1633.10	265.24	16.24	0.77	0.31
	PSI	95.29	96.71	95.94	0.60	0.63	0.39	0.01
	MO (%)	2.09	3.09	2.59	0.41	15.74	0.00	0.56
Firmas fractales Espectrales	D _(R/S)	1.71	1.74	1.73	0.01	0.58	-0.33	0.18
	D _w	1.69	1.91	1.80	0.12	6.55	0.01	-2.40
Imágenes fotográficas	D _(R/S)	1.00	1.58	1.17	0.28	23.78	1.53	1.43
	D _w	1.14	1.32	1.21	0.87	7.16	0.42	-1.25

Grupo 2	Variables	mínimo	máximo	Media	Desviación estándar	Coefficiente de Variación (%)	Asimetría	Curtosis
Propiedades								
Color Munsell	Hue	0.30	10.00	2.33	3.77	161.38	2.42	2.95
	value	5.30	7.00	6.27	0.67	10.66	-0.18	-0.54
	croma	0.60	1.30	0.90	0.28	31.43	0.72	-0.74
CIELAB	L	54.70	71.64	64.15	6.66	10.38	-0.11	-0.60
	a*	0.48	1.30	0.77	0.31	40.80	1.26	0.29
	b*	3.58	8.83	6.12	2.01	32.84	-0.08	-0.65
textura	arena	20.76	50.92	28.17	11.55	41.00	2.10	2.27
	limo	14.56	42.56	30.89	9.16	29.64	-1.06	1.35
	arcilla	34.52	46.52	40.93	4.99	12.18	-0.18	-1.19
Aniones intercambiables	CO ₃ ²⁻	0.00	398.89	131.34	148.28	112.90	1.35	1.02
	HCO ₃	38.92	63.24	53.51	9.73	18.18	-0.90	-0.59
	Cl	75.00	790.11	388.66	260.23	66.96	0.45	-0.16
	NO ₃	89.07	194.53	144.73	39.38	27.21	-0.19	0.64
	SO ₄ ²⁻	1061.6	1716.3	1440.5	213.11	14.79	-1.02	1.36
Determinaciones	pH(H ₂ O)	9.67	10.40	10.17	0.30	2.97	-1.20	-0.10
	CE(dSm ⁻¹)	20.73	39.27	27.78	7.27	26.18	0.77	-0.34
	RAS	1378.84	2132.20	1777.06	278.34	15.66	-0.27	-0.43
	PSI	95.31	96.92	96.25	0.60	0.62	-0.72	-0.18
	MO (%)	1.96	4.16	2.97	0.94	31.52	0.59	-0.92
Firmas fractales Espectrales	D _(R/S)	1.67	1.72	1.70	0.02	1.09	0.31	-0.58
	D _w	1.72	2.00	1.86	0.10	5.35	0.16	0.36
Imágenes fotográficas	D _(R/S)	1.00	1.57	1.20	0.29	24.30	0.96	-0.94
	D _w	1.04	1.51	1.27	0.15	11.92	0.09	0.82

D_{R/S} método del rango de re-escalado.

D_w método de ondoletas.

Resumen estadístico de medidas de tendencia central y dispersión de los datos de los grupos 3 y 4.

Grupo 3	Variables	mínimo	máximo	Media	Desviación estándar	Coefficiente de Variación (%)	Asimetría	Curtosis
Propiedades								
Color Munsell	HUE	0.40	2.60	1.11	0.81	72.62	1.12	-0.11
	VALUE	5.00	7.10	5.96	0.70	11.79	0.14	-0.06
CIELAB	CROMA	0.50	1.20	1.03	0.23	21.97	-2.56	3.17
	L	51.40	72.78	61.32	7.17	11.70	-0.20	-0.10
	a*	0.19	1.09	0.74	0.32	43.26	-0.81	-0.37
textura	b*	3.43	7.95	5.64	1.64	29.13	0.07	-0.60
	arena	22.56	46.92	31.11	8.45	27.16	1.20	0.10
	limo	18.56	42.52	30.56	7.40	24.21	-0.24	0.19
Aniones intercambiables	arcilla	34.52	42.52	39.29	2.83	7.19	-0.57	-0.34
	CO ₃ ²⁻	58.37	330.78	215.25	83.76	38.91	-0.86	0.51
	HCO ₃	53.51	102.15	71.75	16.39	22.85	0.92	0.05
	Cl	45.00	723.03	451.93	218.95	48.45	-0.90	0.21
Determinaciones	NO ₃	29.69	194.53	151.10	66.78	44.20	-1.61	0.14
	SO ₄ ²⁻	819.9	1653.9	1340.6	237.68	17.73	-1.77	2.35
	pH(H ₂ O)	10.26	10.48	10.37	0.07	0.69	-0.01	-0.38
	CE(dSm ⁻¹)	16.55	30.90	25.30	4.36	17.23	-1.26	1.00
	RAS	1542.70	2638.89	2129.40	328.57	15.43	-0.32	0.44
Firmas fractales Espectrales	PSI	95.79	97.49	96.85	0.51	0.53	-1.35	1.36
	MO (%)	2.03	3.56	2.89	0.53	18.47	-0.51	-0.67
Imágenes fotográficas	D _(R/S)	1.65	1.71	1.67	0.02	1.06	0.84	0.91
	D _w	1.63	1.98	1.77	0.11	6.21	1.10	0.40

Grupo 4	Variables	mínimo	máximo	Media	Desviación Típica	Coefficiente de Variación (%)	Asimetría Típica	Curtosis Típificada
Propiedades								
Color Munsell	Hue	0.30	10.00	2.14	3.29	153.91	2.88	3.69
	value	5.40	7.00	6.40	0.50	7.75	-1.19	1.09
CIELAB	croma	0.50	1.20	0.91	0.24	25.83	-0.53	0.04
	L	55.58	71.61	65.58	5.04	7.68	-1.08	0.92
	a*	0.01	0.97	0.64	0.35	54.83	-1.02	-0.22
textura	b*	2.82	8.11	5.64	1.64	29.15	-0.43	0.05
	arena	8.76	42.92	27.82	10.92	39.25	-0.37	0.02
	limo	20.56	42.56	33.06	7.54	22.81	-0.64	-0.31
Aniones intercambiables	arcilla	32.68	48.68	39.12	5.14	13.14	0.85	0.22
	CO ₃ ²⁻	0.00	457.26	232.28	140.84	60.63	-0.14	0.12
	HCO ₃	34.05	82.70	58.98	18.10	30.68	0.23	-0.79
	Cl	60.00	484.50	301.00	124.75	41.45	-0.89	0.91
Determinaciones	NO ₃	68.36	194.53	117.24	40.41	34.47	1.04	0.50
	SO ₄ ²⁻	1249.1	1874.2	1421.3	210.95	14.84	1.84	1.62
	pH(H ₂ O)	9.79	10.49	10.31	0.22	2.11	-2.78	3.62
	CE(dSm ⁻¹)	17.66	37.09	25.54	6.20	24.27	0.69	0.42
	RAS	1373.30	2752.95	2071.50	398.25	19.23	-0.02	0.83
Firmas fractales Espectrales	PSI	95.29	97.60	96.72	0.67	0.70	-1.54	1.79
	MO (%)	2.29	3.16	2.69	0.26	9.70	0.39	0.34
Imágenes fotográficas	D _(R/S)	1.63	1.68	1.66	0.02	1.27	-0.93	-0.59
	D _w	1.75	1.99	1.89	0.08	4.18	-0.67	-0.24

D_{R/S} método del rango de re-escalado.

D_w método de ondoletas.

Resumen estadístico de medidas de tendencia central y dispersión de los datos del grupo 5.

Grupo 5	VARIABLES	mínimo	máximo	Media	Desviación estándar	Coefficiente de Variación (%)	Asimetría	Curtosis
Propiedades								
Color Munsell	Hue	0.30	0.60	0.47	0.47	0.38	0.00	0.16
	value	6.40	7.00	6.67	6.67	4.71	0.93	0.31
	chroma	0.80	0.90	0.83	0.83	15.71	1.15	0.61
CIELAB	L	66.08	71.36	68.50	68.50	4.47	0.52	-0.06
	a*	0.61	0.77	0.67	0.67	16.46	0.31	-1.54
	b*	5.99	8.37	7.20	7.20	13.48	-0.31	0.60
textura	arena	16.76	30.92	23.53	23.53	26.10	0.76	0.58
	limo	26.56	42.56	34.56	34.56	18.90	0.00	0.61
	arcilla	40.68	42.52	41.91	41.91	3.84	0.30	0.63
Aniones intercambiables	CO ₃ ²⁻	87.56	233.49	175.12	175.12	52.81	0.08	-2.15
	HCO ₃	58.37	72.97	68.10	68.10	18.83	0.42	0.67
	Cl	231.07	372.69	305.61	305.61	33.38	0.55	0.26
	NO ₃	122.27	151.57	133.66	133.66	22.18	1.00	0.29
	SO ₄ ²⁻	1194.7	1427.2	1302.0	1302.02	7.76	-0.32	-0.70
Determinaciones	pH(H ₂ O)	10.31	10.39	10.34	10.34	0.33	0.98	0.81
	CE(dSm ⁻¹)	21.82	30.05	27.11	27.11	13.79	-1.28	0.95
	RAS	1695.31	2083.81	1867.26	1867.26	12.40	0.06	-1.29
	PSI	96.15	96.85	96.47	96.47	0.42	-0.11	-1.27
	MO (%)	2.43	2.83	2.67	2.67	9.00	0.00	-2.13
Firmas fractales								
Espectrales	D _{R/S}	1.66	1.68	1.67	1.67	0.65	0.34	-1.38
	D _w	1.76	1.96	1.85	1.85	5.71	-0.35	-1.14
Imágenes fotográficas	D _{R/S}	1.00	1.00	1.00	0.01	1.08	-1.62	1.62
	D _w	1.36	1.49	1.42	0.05	3.70	0.10	-0.68

D_{R/S} método del rango de re-escalado.

D_w método de ondoletas.