

**“Universidad 2014”
9no. Congreso Internacional de Educación Superior**

IX Taller Internacional “Universidad, Ciencia y Tecnología”

IX Taller Internacional “Universidad, medio ambiente, energía y desarrollo sostenible”

**METODOLOGÍA DEL ANÁLISIS DE IMÁGENES DIGITALES PARA EL ESTUDIO
DEL CONTENIDO DE HUMEDAD EN VERTISOLES**

**METHODOLOGY OF IMAGE ANALYSIS FOR STUDY OF THE VERTISOLS
MOISTURE CONTENT**

Autores:

Ramiro Alberto Cumbreira González, rcumbrerag@udg.co.cu, Universidad de Granma, Cuba, Doctor en Ciencias.

Humberto Millán Vega, hmillanv@udg.co.cu, Universidad de Granma, Cuba, Doctor en Ciencias.

Ana María Tarquis Alfonso, anamaria.tarquis@upm.es, Universidad Politécnica de Madrid. España, Doctora en Ciencias.

RESUMEN

El principal problema para investigar el drenaje vertical a partir de la distribución de humedad en un perfil de vertisol es la búsqueda de métodos factibles que usen este procedimiento. El objetivo general es implementar una metodología para el procesamiento y análisis de imágenes digitales, que permita caracterizar la distribución del contenido de humedad de un perfil de vertisol.

Para el estudio, doce calicatas fueron excavadas en un Mazic Pellic Vertisol, seis de ellas en mayo 13/2011 y el resto en mayo 19/2011 después de moderados eventos de lluvia. Las imágenes RGB de los perfiles fueron tomadas con una cámara Kodak™; con tamaños seleccionados de 1600 x 945 píxeles cada una fue procesada para homogeneizar el brillo y se aplicaron filtros suavizadores de diferentes tamaños de ventana, hasta obtener el óptimo. Cada imagen se dividió en sus matrices componentes, seleccionando los umbrales de cada una para ser aplicado y obtener el patrón digital binario. Este último fue analizado a través de la estimación de dos exponentes fractales: dimensión de conteo de cajas (D_{BC}) y dimensión fractal de interfase húmedo seco (D_i). Además, fueron determinados tres coeficientes prefractales a la máxima resolución: número total de cajas interceptados en el plano del patrón (A), la lagunaridad fractal (λ_f) y la entropía de Shannon (S_f).

Para todas las imágenes obtenidas, basado en la entropía, los análisis de clúster y de histogramas, el filtro espacial de 9x9 resultó ser el de tamaño de ventana óptimo. Los umbrales fueron seleccionados a partir del carácter bimodal de los histogramas. Los patrones binarios obtenidos mostraron áreas húmedas (blancas) y secas (negras) que permitieron su análisis. Todos los parámetros obtenidos mostraron diferencias significativas entre ambos conjuntos de patrones espaciales. Mientras los exponentes fractales aportan información sobre las características de llenado del patrón de

humedad, los coeficientes prefractales representan propiedades del suelo investigado. La lagunaridad fractal fue el mejor discriminador entre los patrones de humedad aparente del suelo.

Palabras Claves: Procesamiento y Análisis Digital de Imágenes, MatLab, Vertisoles, Fractales.

ABSTRACT

The main problem to study vertical drainage from the moisture distribution, on a vertisol profile, is searching for suitable methods using these procedures. Our aim was to design a digital image processing methodology and its analysis to characterize the moisture content distribution of a vertisol profile.

In this research, twelve soil pits were excavated on a bare Mazic Pellic Vertisol, six of them in May 13/2011 and the rest in May 19/2011 after a moderate rainfall event. Digital RGB images were taken from each vertisol pit using a Kodak™ camera selecting a size of 1600x945 pixels. Each soil image was processed to homogenized brightness and then a spatial filter with several window sizes was applied to select the optimum one. The RGB image obtained were divided in each matrix color selecting the best thresholds for each one, maximum and minimum, to be applied and get a digital binary pattern. This one was analyzed by estimating two fractal scaling exponents: box counting dimension (D_{BC}) and interface fractal dimension (D_i). In addition, three pre-fractal scaling coefficients were determinate at maximum resolution: total number of boxes intercepting the foreground pattern (A), fractal lacunarity (λ_l) and Shannon entropy (S_l).

For all the images processed the spatial filter 9x9 was the optimum based on entropy, cluster and histogram criteria. Thresholds for each color were selected based on bimodal histograms. The binary image obtained shows wet (white) and dry (Hair y otros) areas allowing the pattern analysis. All the scaling parameters identified significant differences between both sets of spatial patterns, before and after rain event. While fractal exponents convey information on pattern space filling characteristics, prefractal coefficients represent the investigated soil property. Fractal lacunarity was the best discriminator between apparent soil moisture patterns.

Keywords: Digital Image Processing, MatLab, Vertisol, Fractals.

1. INTRODUCCIÓN

El suelo, es un cuerpo natural que consta de sólidos (minerales y materia orgánica), líquidos y gases, que ocupa la superficie de la tierra y es caracterizado por la formación de horizontes y capas, que son distinguibles a partir del material inicial como un resultado de la adición, pérdidas, transferencias y transformaciones de energía y sustancia (Soil Survey, 2010).

El análisis de las propiedades del suelo, a diferentes escalas espaciales, se fundamenta en conceptos y técnicas de la física y de las matemáticas. Estas técnicas han sido desarrolladas por la Estadística Clásica, la Geoestadística, la Geometría Fractal y el análisis de los sistemas complejos. Los sistemas complejos tienen dos propiedades genéricas: invariancia al cambio de escala (o autosimilitud) y la universalidad. Para estudiarlos, es necesario analizar sus principales atributos que son: entropía,

lagunaridad, grado de ocupación del espacio de interés, rugosidad y multifractalidad de acuerdo con Bullock y Brennen, (2007), Cheng, (2008) y Logsdon et al. (2008) (Zamora, 2009). Uno de los tipos de suelos más estudiados en la actualidad son los **vertisoles**, que es el tipo de suelo que posee arcillas expansivas pesadas que se hinchan cuando están húmedas.

Si bien los vertisoles pueden almacenar cantidades importantes de agua, el rango aprovechable es muy corto, debido a los problemas de aireación, resistencia a la penetración y la escasa profundidad efectiva de enraizamiento que pueden alcanzar los cultivos. Son susceptibles a la compactación, en particular cuando las operaciones de campo son realizadas con alto contenido de humedad en el suelo (CHS). Sin embargo, en muchos casos, dichos efectos no son reflejados por el aumento en la densidad.

Los vertisoles, entre sus características muy particulares, muestran la alternancia de sus estados estructurales modificando la relación de poros debido a razones tales como las precipitaciones o el riego.

Autores como Oldak et al (2002), Qiu et al. (2003), Martínez-Fernández y Ceballos (2005) y Sheikh et al. (2009), plantean que el CHS es la variable que controla los procesos hidrológicos en o cerca de la superficie de la tierra y es considerada uno de los principales parámetros en los modelos hidrológicos para la superficie, en la erosión y en el clima. El CHS permite comprender los procesos que en ella ocurren, sobre todo en la infiltración, la percolación y la evapotranspiración, por lo que los datos que se obtienen de este importante parámetro para diferentes escalas espaciales reciben mucha atención desde el punto de vista teórico y práctico (Dobriyal y otros, 2012).

La estructura del suelo es una propiedad que cambia de acuerdo con su composición y si el suelo está seco o no, en este caso, si el suelo está seco y penetra el agua, este rompe las estructuras y llena todos los espacios porosos debido a que el aire de los mismos es obligado a salir. Si se trata de un vertisol, la primera dirección preferencial está determinada por la formación de grietas por donde penetra el agua y la segunda por la formación de un frente de humectación que produce la formación de estructuras debido a la dirección preferencial que sigue el agua (Onody y otros, 1995)

Uno de los métodos de estudio para seguir la huella del agua en un suelo es el procesamiento de imágenes digitales (PID), pues transforma la imagen en otra más adecuada para facilitar su posterior interpretación de forma más simple y más fiable (Pajares y de la Cruz, 2001).

En particular, el procesamiento y análisis de imágenes digitales ha sido usado para el estudio de movimiento de los fluidos en el suelo (Bodun y otros, 2000), cuantificación de las propiedades estadísticas de la humedad del suelo (Oldak y otros, 2002), relación en la red de poros en la matriz sólida en los suelos (Rasa y otros, 2012), análisis de imágenes 2D y 3D de suelos (Tarquis y otros, 2009), determinación de espacio poroso, la porosidad de superficie y la densidad aparente (Pires y otros, 2011)

La combinación del procesamiento y el análisis de imágenes digitales, para la determinación de magnitudes fractales, han sido usados para la caracterización de los modelos de densidad (Zeng y otros, 1996) macroporosidad en suelos (Gantzer y Anderson, 2002) y estados estructurales del suelo (Dathe y Thullner, 2005). En casi todos los estudios citados, previos a la investigación, la dimensión del conteo de cajas ha sido considerada como el parámetro principal para la caracterización del comportamiento a escala de los modelos de suelo investigado.

Problema científico la búsqueda de nuevos métodos para el estudio del drenaje vertical, a partir de la distribución del contenido de humedad en un perfil de vertisol, con el uso del procesamiento y el análisis de imágenes digitales.

El Objetivo General consiste en implementar una metodología para el procesamiento y análisis de imágenes digitales, que permita caracterizar la distribución del contenido de humedad de un perfil de vertisol.

2. DESARROLLO

2.1 Materiales y Métodos

2.1.1 Localización, caracterización y variables meteorológicas del área experimental

El estudio se realizó en la zona de Veguitas de la provincia de Granma, Cuba (76° 54' LO; 20° 19' LN), enclavada en la llanura del Cauto que es la cuenca hidrográfica más grande del país. El suelo de la región, es un Mazic Pellic Vertisol (FAO, 2006) y el área de estudio fue de 52 895, 36 m² (5,29 ha).

La caracterización climatológica de la zona de estudios, en los días de los experimentos, se realizó con los datos de las variables meteorológicas que fueron aportados por la base de datos de METEOSERVI del Instituto de Meteorología de Granma, Cuba. La variable más significativa utilizada en los experimentos fue la Lluvia Decenal (mm) con 0,6 y 87,5 en los días 13 y 19 de mayo de 2011, que se corresponde con el antes y después de un evento de lluvia.

2.1.2 Propiedades físicas y químicas del vertisol

Para el desarrollo del experimento, se cavaron 12 calicatas (seis en cada fecha) de dimensiones adecuadas para el estudio, (70,0 cm de longitud por 60,0 cm de ancho por 30,0 cm de profundidad). Las calicatas excavadas, estuvieron separadas a 4 m de distancia, lo cual constituye la precisión del mapa utilizado: 4 m = 1 Px. En los días de experimento, se extrajeron muestras de suelo de cada una de las calicatas con 4 repeticiones (4 perfiles de la calicata), en la superficie (0,0 cm) y a profundidades de 5,0; 15,0 y 30,0 cm para los análisis físicos (textura y humedad gravimétrica del suelo) y químicos (pH y contenido de materia orgánica), que fueron determinados por métodos convencionales y cuyos datos fueron: 54,8 (±6,2) % de arcilla, 31,6 (±5,5) % de limo y 13,6 (±6,3) % de arena; por otra parte el pH fue de 7,2 (±0,25) y la materia orgánica de 3,5 (±0,75) %.

La humedad del suelo varió de acuerdo con los resultados de la tabla 2.1, con diferencias significativas antes y después del evento lluvioso.

Tabla 2.1 Valores medios del contenido de humedad para diferentes profundidades.

Profundidades (cm)	CHS (%)	
	Antes de lluvia	Después de lluvia
0,0	11,83 ^e	22,71 ^c
5,0	17,88 ^{cd}	32,13 ^b
15,0	23,49 ^c	38,54 ^a
30,0	25,91 ^c	40,73 ^a

Desviación Estándar = 1,15 %
Para letras iguales es que no difieren significativamente ($\alpha = 0,05$)

2.1.3 Obtención, clasificación y preprocesamiento de imágenes digitales del vertisol

Con una cámara digital Kodak™ (Kodak EasyShare C182, con 12 Mpx de tamaño de la imagen, sensor 1:2,8), colocada a 50 cm enfrente del perfil del vertisol y a 15 cm de altura sobre el fondo de la calicata, se obtuvieron las imágenes en las que se podían distinguir claramente zonas húmedas (H) y secas (S) (ver Figura 2.1). El valor medio total del número de píxeles fue de 1,512 MPx, con tamaños aproximados de imágenes de 1600 x 945 y fueron recortadas las zonas que estuvieron fuera del perfil objeto de estudio. El tamaño de la imagen del perfil se corresponde con 60.0 cm de ancho y 30.0 cm de profundidad; por lo que un píxel se corresponde con 373 μm .

El trabajo experimental, se desarrolló en condiciones de campo y el proceso de selección a utilizar en los cálculos, comenzó con la elección de 24 imágenes de perfiles, un grupo de 12 antes del evento de lluvia y otro de 12 después de dicho evento, de cada grupo se obtuvieron 6 representativas del resto y posteriormente, con el software ImageJ 1.45s, se les extrajeron a cada una los histogramas de frecuencias para verificar su carácter bimodal.

Con el objetivo de analizar la variabilidad de los datos en cada una de las matrices R (roja), G (verde) y B (azul), se extrajeron las mismas con la implementación de las funciones de MatLab® 7.6 (estado 1 = `xlswrite('Matrix',a(:,1),'color','A1')`). Se aplicó la técnica de análisis multivariado de componentes principales y se determinaron los cuatro primeros autovalores correspondientes a cada una, que son los que realmente las identifican procedimiento utilizado.



Figura 2.1 Imagen RGB del perfil de vertisol objeto de estudio (antes del evento de lluvia)

2.1.4 PID de vertisoles

2.1.5 Selección de los filtros de media

Para seleccionar el filtro de medias más adecuado y utilizarlo en las imágenes RGB con el objetivo de suavizarlas, se llevó a cabo el siguiente procedimiento:

a) Análisis de agrupamiento en siete clústeres a las matrices R, G y B de la imagen “patrón” original antes del evento de lluvia y la resultante del proceso de aplicación de filtros con tamaños de ventana desde 3x3 hasta 9x9 usando Statistica™ 8.0.. (StatSoft, 2007).

b) Extracción de los histogramas de cada una de las matrices R, G, y B de la imagen original tomada y de las suavizadas con filtros con tamaños de ventana desde 3x3 hasta 15x15. Para el cálculo de la entropía, se usó la ecuación:

$$S_i = -\sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (2.1)$$

donde $p_i = \frac{h_i}{M.N}$; con h_i = Número de conteos en cada nivel (se ha calculado para cada una de las matrices R, G y B) y $M.N$ es el tamaño de la imagen. Se construyó una gráfica de entropía en función del tamaño de ventana del filtro aplicado.

c) Análisis de regresión por pares de histogramas con la opción del paquete estadístico Statistica v 8.0. Los resultados se expresaron gráficamente para cada uno de los pares: G vs R, B vs R y B vs G. Además se calculó el ratio.

2.1.6 Proceso de Segmentación

Sezgin y Sankur (2004), han realizado una clasificación de algoritmos de segmentación automática que utilizan diferentes métodos; los que pueden ser aplicados al caso de los suelos (Baveye y otros, 2010). El proceso seleccionado para la investigación fue análogo al de la categoría de métodos de umbralización espacial propuesta por estos autores, pero por un modelo diferente al que se prevé en el software OTIMEC (Sezgin, 2004).

Se tuvo en cuenta un algoritmo de detección de píxeles de humedad, mediante umbralización. Se ofreció como resultado del proceso una imagen binaria con una zona blanca (1) que indica la humedad y otra negra (0), que se corresponde con la parte seca, las sombras y otros objetos que no son suelo húmedo, utilizando el software VertiSoft ® 1.0 (Cumbrera y otros, 2012).

2.2 Análisis de imágenes: cálculo de las magnitudes fractales.

2.2.1 Dimensión de conteo de cajas (capacidad)

La ecuación para el cálculo de la dimensión de conteo de cajas es $N(r) = Ar^{-D_{BC}}$ que finalmente se transforma en $\log(N) = \log(A) - D_{BC} \log(r)$ donde A , es un coeficiente de conteo para el número de cajas interceptadas del patrón considerado a una unidad de la escala (e. g. $r \rightarrow 1$) y el coeficiente D_{BC} , es la dimensión fractal conteo de cajas.

2.2.2 Dimensión Fractal de Interfase Húmedo_Seco

Para calcular D_i (dimensión fractal de la interfase), se utiliza la misma ecuación que para D_{BC} y $N = N_s(r)$ que es el número de cajas que cubren la interfase a cada resolución, r . Para este caso de la interfase húmedo_seco, el valor $N_i(r)$ puede ser calculado usando la misma ecuación 2.3 de Dathe y Thullner (Dathe y Thullner, 2005).

$$N_i(r) = N_h(r) + N_s(r) - N_{m\acute{a}x}(r) \quad (2.2)$$

donde N_h y N_s son el número de cajas cubriendo las zonas húmedas y secas respectivamente y $N_{m\acute{a}x}$ el número total de cajas que cubren la imagen completa a cada resolución r . $N_{m\acute{a}x}(r) = \frac{N_p}{r_i^2}$; $r_i=1, 2, 4, \dots, L$. donde N_p , es el número total de píxeles de la imagen.

2.2.3 Lagunaridad Fractal

La lagunaridad fractal (A), es una medida complementaria para objetos con dimensiones fractales similares (Mandelbrot, 1983; Kaye, 1989). Allain y Cloitre (1991), definieron la lagunaridad como una variable dependiente de la medida de la heterogeneidad de un objeto sea este o no un fractal. Se usará el método de deslizamiento de cajas (Allain y Cloitre, 1991; Przemyslaw, 2009).

$\Lambda(r) = \Lambda_1 r^{-b}$, donde Λ_1 es una unidad de la escala mientras que b es el exponente de escalamiento. Ambos se estimaron por la transformación log-log.
 $\log \Lambda(r) = \log \Lambda_1 - b \log r$. (2.3)

2.2.4 Entropía de Shannon

Para una distribución discreta, el valor de la entropía de Shannon es una función del tamaño de la caja como se expresa por la ecuación 2.1. Desde un punto de vista práctico la ecuación de la entropía puede expresarse en términos de la transformación log-log, de acuerdo con la ecuación 2.4.

$$S(r) = S_1 - \delta \log(r) \quad (2.4)$$

en este caso S_1 es la entropía para una unidad de escala.

En esta investigación se estudian las variaciones de los prefactores de escalamientos (A , Λ_1 y S_1); en todos los casos, como $r \rightarrow 1$, se obtiene el máximo número de cajas en la imagen.

La entropía se calculó con el uso de las ecuaciones 2.1 y 2.4 con un procedimiento similar al mencionado anteriormente y la lagunaridad fractal se obtuvo a partir del procesamiento de los patrones de humedad con la opción de análisis FRACLAC: *Sliding Box Lacunarity*, del software ImageJ.

El valor de θ_c que se puede determinar por la ecuación 2.4, esta constituye una *humedad aparente calculada* y será una medida de la distribución de esta magnitud en el perfil del vertisol.

$$\theta_c = \frac{N_h(r=1)}{N_h(r=1) + N_s(r=1)} \quad (2.5)$$

donde $N_h(r=1)$, es el número total de píxeles en el área húmeda y $N_s(r=1)$ es el número total de píxeles en el área seca (negra) de la imagen. Los valores de la *humedad aparente* del suelo pudieron ser determinados usando el intercepto $\log A$ después de plotear los valores de la ecuación para D_{BC} . Así obtenemos la ecuación 2.6 para la humedad aparente estimada.

$$\theta_e = \frac{A_h(r=1)}{A_h(r=1) + A_s(r=1)}, \quad (2.6)$$

donde θ_e es el valor estimado de la humedad aparente del suelo; $A_h(r=1)$ es el número total de cajas de tamaño $r=1$ para la zona blanca y $A_s(r=1)$ es el número total de cajas de tamaño $r=1$ correspondiente a la zona negra.

En la determinación de los valores de las magnitudes D_{BC} , D_i , θ_c , θ_e , se usó el análisis de regresión lineal y se realizó, además, una prueba de t-student de dos colas ($\alpha < 0,05$).

2.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

2.3.1 Metodología general para la caracterización fractal del contenido de humedad en vertisoles

Con todos los datos e inferencias obtenidas a partir de los resultados obtenidos de los materiales y métodos, es posible resumir una metodología que permita realizar la caracterización fractal de la distribución de humedad en los perfiles de vertisoles a partir del procesamiento y análisis de imágenes digitales (Cumbrera, 2012).

2.3.1.1 Obtención y Clasificación de Imágenes Digitales

- a) Tomar las imágenes con una cámara digital de 7 Mpx o más, de tamaño de la imagen, con sensor 1:2.7 o 1:3.0; con características adecuadas para el procesamiento.
- b) Obtener un número de imágenes óptimo que permita realizar una selección adecuada de las de mayor calidad en iluminación y contraste.

2.3.1.2 Preprocesamiento de Imágenes Digitales

- a) Utilizar un software (ImageJ 1.45s u otro similar), para los análisis de los histogramas R, G, B y homogeneizar la iluminación de las imágenes a partir de una de ellas tomada como “patrón”.
- b) Evaluar, en el caso concreto de cambios en la distribución de la humedad del suelo con diferentes eventos de lluvia, los autovalores de cada una de las matrices R, G y B de una muestra de las imágenes de cada evento.

2.3.1.3 Procesamiento de Imágenes Digitales

I. Selección de los filtros de media

- a) Utilizar filtros de media de tamaños de ventana entre 3x3 y 9x9 después de calcular la entropía utilizando los valores de conteos por niveles de los histogramas de la imagen “patrón” y de las suavizadas con los filtros.
- b) Construir los gráficos, colocando los puntos de cada nivel (0-255), por cada par de histogramas y calcular el ratio para cada una de las curvas resultantes. Valorar en los casos anteriores la saturación de los valores de las magnitudes.

II. Segmentación y Binarización

- a) Determinar el umbral en los histogramas, localizando los niveles de R, G y B en el valle que existe entre los dos máximos (mínimo valor), y en el máximo de mayor número de conteos (máximo valor). Puede realizarse con el software image J.
- b) Colocar los valores de umbral en las inequaciones correspondientes, del algoritmo implementado en MatLab ®7.6 o superior.

$$c1=(R>r_{mín})\&(R<r_{máx})\&(G>g_{mín})\&(G<g_{máx})\&(B>b_{mín})\&(B<b_{máx});$$

donde: $c1$ – valor de la variable en MatLab, $r_{mín}$. – umbral mínimo para la matriz R, $r_{máx}$ umbral máximo para la matriz R, $g_{mín}$. – umbral mínimo para la matriz G, $g_{máx}$. – umbral máximo para la matriz G, $b_{mín}$. – umbral mínimo para la matriz R, $b_{máx}$. – umbral máximo para la matriz R.

- c) Realizar el proceso de segmentación y la obtención del patrón binario de humedad con el uso del software VertiSoft ® 1.0 (Cumbrera y otros 2012).

2.3.1.4 Cálculo de las magnitudes fractales en imágenes binarias

- a) Realizar el análisis fractal del patrón binario de humedad, para lo cual se recomienda el uso del software ImageJ 1.45s o superior. Se sugiere determinar el número de píxeles húmedos y calcular: dimensión fractal de conteo de cajas, D_{BC} , dimensión fractal de interfase húmedo_seco, D_i , el coeficiente de escalamiento b de la lagunaridad Λ ; la entropía S ; la dimensión de información, δ ; y como resultado del procesamiento se pueden calcular A , Λ_I y S_I como prefactores de escalamiento a la más alta resolución para cada una de las magnitudes analizadas.
- b) Determinar por las ecuaciones, la humedad aparente calculada y estimada.

2.4 Validación de la metodología

2.4.1 Proceso de segmentación

En la Figura 3.1 se ilustra una parte importante de los resultados del procesamiento completo, de la imagen RGB que ha sido usada para todos los análisis y a la cual le hemos llamado “patrón”; en la figura, sólo se han tenido en cuenta las correspondientes al filtro de tamaño 9x9. La D es la imagen del patrón obtenido de la imagen original.

2.4.2 Análisis de los patrones digitales de humedad del vertisol

Los resultados obtenidos, después de realizar los análisis de los patrones digitales de humedad, se ofrecen en la tabla 2.2. Se observan variaciones significativas en todos los parámetros calculados para antes y después del evento de lluvia, por lo que el método aplicado es efectivo para caracterizar la distribución del contenido de humedad de los vertisoles.



Figura 3.1 Imágenes resultantes de la imagen original y de la imagen suavizada con filtro de ventana 9x9 (A); segmentadas aplicando el algoritmo de umbralización en RGB, de la suavizada (B) y de la suavizada (C).

Se observa en la tabla 2.2 un aumento de todos los parámetros fractales calculados. Un dato importante es que antes y después de la lluvia D_i resultó ser menor que D_{BC} . De acuerdo con los valores de D_{BC} y los valores de humedad estimada se puede establecer la significativa relación entre estas por análisis de regresión lineal para las 12 imágenes (N=12), y el aparente contenido de humedad como una medida a la unidad de escala (θ_e), por la ecuación 2.7

$$\theta_e = 101,60 (\pm 0,08) D_{BC} - 143,94 (\pm 0,02); \quad (2.7)$$

$$R^2 = 0,967 (\alpha = 0,05), N = 12$$

Tabla 2.2 Comparación estadísticas de los parámetros antes y después del evento de lluvia

Parámetro	Antes	Después
θ (u.e) (%)	18,21 (11,8) ^b	35,47 (4,35) ^a
D_{BC}	1,59 (0,11) ^b	1,77 (0,02) ^a
Λ (u.e)	1,29 (0,24) ^b	1,62 (0,16) ^a
D_i	1,31 (0,09) ^b	1,52 (0,02) ^a
S_1 (u.e)	0,57 (0,20) ^b	0,89 (0,05) ^a

* Valores medios (\pm std.) en la misma fila diferencias significativas ($p < 0.05$) de acuerdo a la prueba t-Student.

(u.e): a la unidad de escala

También se encontró la relación entre el exponente de la lagunaridad y D_{BC} , esto es, cuando b aumenta $\Lambda(r)$ decrece (ver ecuación 1.13, para el ejemplo) y D_{BC} también se incrementa como se esperaba.

$$D_{BC} = 1,46(\pm 0,02) + 3,43(\pm 0,43)b ; \quad (2.8)$$

con $r = 0.931$ ($\alpha < 0.05$) y $N=12$

En el caso particular de que b sea cero, sugiere que los patrones no lagunares pueden poseer estructuras prefractales, lo cual es teóricamente correcto. Podemos también mostrar una relación lineal significativa (entre el exponente b de la ecuación de lagunaridad y la humedad aparente estimada) en la ecuación 2.9

$$\theta_e = 0,026(\pm 0,010) + 3,748(\pm 0,220)b \quad (2.9)$$

con $r = 0,982$ ($\alpha < 0.05$) y $N=12$

La ecuación 2.9, sugiere que el contenido de humedad aparente a la unidad de escala (escala de referencia), depende de la lagunaridad fractal. Esto es, cuando b aumenta (Λ decrece marcadamente como una función de r), θ_e también aumenta. Esto es, bajo el supuesto de invarianza de escala de la complejidad del patrón de humedad, θ_e es replicado cuando la resolución decrece (ejemplo de grandes valores de tamaño de caja).

Finalmente fue encontrada la ecuación 2.10, que relaciona todos los parámetros prefractales, lo que constituye un aporte teórico de la investigación desarrollada.

$$S_1 = -2,449(\pm 0,109) + 0,199(\pm 0,030)\Lambda_1 - 0,761(\pm 0,091)\log B + 1,205(\pm 0,103)\log A \quad (2.10)$$

con $r = 0,998$ y $N=12$.

3. CONCLUSIONES

Concluimos que la metodología diseñada para el procesamiento y análisis digital de imágenes de perfiles de vertisoles, puede convertirse en un valioso instrumento para caracterizar los estados de humedad del suelo y las características del drenaje, más allá del valor en porcentaje. Los exponentes fractales y coeficientes prefractales, permiten completar la información de los procesos de retención de agua y distribución de humedad en el suelo, que puede viabilizar los estudios para un mejor manejo del recurso.

4. RECOMENDACIONES

Se recomiendan las siguientes líneas de actuación para profundizar en la aplicación de la metodología diseñada: optimizar la obtención e implementación de algoritmos de segmentación con los umbrales característicos de las imágenes RGB de los perfiles de suelos así como continuar con los estudios de las propiedades de los suelos que fomente la sistematización de la metodología implementada en este trabajo de investigación.

5. BIBLIOGRAFÍA

Allain, C. y M. Cloitre (1991). Characterizing the lacunarity of random and deterministic fractal sets. Phys. Rev. A(44):pp. 3552 - 3558.

- Baveye, P. y otros (1998). Influence of image resolution and thresholding on the apparent mass fractal characteristics of preferential flow patterns in field soils. *Water Resources Research* **34**(11):pp. 2783-2796.
- Baveye, P. C. y otros (2010). Observer-dependent variability of the thresholding step in the quantitative analysis of soil images and X-ray microtomography data. *Geoderma* **157**(1-2):pp. 51-63.
- Bodun, P. O. y otros (2000). Dredged sludge moisture prediction by textural analysis of the surface image. *Journal of Terramechanics* **37**(1):pp. 3-20.
- Cumbrera, R. A. (2012). Metodología del análisis de imágenes digitales para el estudio del contenido de humedad de vertisoles. Ingeniería Rural. Madrid, Universidad Politécnica de Madrid **PhD**: 149 p.
- Cumbrera, R. A. y otros (2012). VertiSoft 1.0: obtención de patrones digitales de humedad de vertisoles. UDG. Bayamo, CENDA. **2620-2012**.
- Dathe, A. y M. Thullner (2005). The relationship between fractal properties of solid matrix and pore space in porous media. *Geoderma*(129):pp. 279 - 290.
- Dobriyal, P. y otros (2012). A review of the methods available for estimating soil moisture and its implications for water resource management. *Journal of Hydrology*.
- FAO, Ed. (2006). World reference base for soil resources 2006: A framework for international classification, correlation and communication. Roma, World Soil Information. 145 p.
- Gantzer, C. J. y S. H. Anderson (2002). Computed tomographic measurement of macroporosity in chisel-disk and no-tillage seedbeds. *Soil Tillage Res*(64):pp. 101 - 111.
- Hair, J. F. y otros (1999). Análisis Multivariante. 5ª Edición. Madrid, Prentice Hall Iberia. 832 p.
- Kaye, B. H. (1989). A random walk through fractal dimensions. 1ra Edición. New York, VCH. 436 p.
- Mandelbrot, B. B. (1983). The Fractal Geometry of Nature Edición. New York, NY, W. H. Freeman Company p.
- Oldak, A. y otros (2002). Statistical properties of soil moisture images revisited. *Journal of Hydrology* **255**(1-4):pp. 12-24.
- Onody, R. N. y otros (1995). Experimental studies of the fingering phenomena in two dimensions and simulation using a modified invasion percolation model. *J. Appl. Phys* **78**(5):pp. 2970-2976.
- Pajares, G. y J. M. de la Cruz (2001). Visión por computador: imágenes digitales y aplicaciones Edición. Madrid, RA-MA. 727 p.
- Pires, L. F. y otros (2011). Non-destructive image analysis of soil surface porosity and bulk density dynamics. *Radiation Physics and Chemistry* **80**:pp. 561-566.
- Przemyslaw, B. (2009). On the relation between lacunarity and fractal dimension. *Acta physica polonica B* **40**(5):pp. 1485-1490.
- Rasa, K. y otros (2012). Structure and pore system in differently managed clayey surface soil as described by micromorphology and image analysis *Geoderma* **173-174** pp. 10-18.
- Sezgin, M. (2004). OTIMEC: Automatic Image Thresholding Framework Software. Istanbul, Turkia, Istanbul Technical University
- Soil Survey, S., Ed. (2010). Summary of Changes to Keys to Soil Taxonomy January 2010. Washington, D.C., United States Department of Agriculture. 10 p.