

Mapeo digital de carbono orgánico del suelo para una profundidad de 5 cm Cuenca de la Laguna Merín y Cuenca Atlántica, Uruguay

Varela, Sebastián¹ y Dell'Acqua, Martín²

Definición:

Mapeo Digital de Suelos (Digital Mapping)

*“Es la creación de una base de datos del suelo geográficamente referenciada, generada en una resolución dada, mediante el uso de métodos de observación de campo y de laboratorio junto con los datos ambientales y vinculados a través de relaciones cuantitativas”.*³

1. Introducción

Este trabajo se realizó en el marco del compromiso asumido a través del Sistema de Información de Suelos de Latinoamérica (SISLAC 2)⁴ en la generación de mapas de atributos de suelo utilizando técnicas de mapeo digital de suelo (Digital mapping).

El área piloto comprende la Cuenca de la Laguna Merín (CLM) y Cuenca Atlántica (CA). Ambas cuencas están ubicadas en el sector sureste del país y ocupan una superficie de 37.118 km², que representa un 21 % de la superficie del país.

Se presenta a continuación la zona piloto para la elaboración del mapa digital de carbono orgánico (C.org g/kg).

Fig. 1



¹ SIG-RENARE-MGAP - svarela@mgap.gub.uy

² SIG-RENARE- MGAP - mdellacqua@mgap.gub.uy

³ McBratney, A. B., Medonca Santos, M.L., and Minasny, B. 2003. “On digital soil mapping.” *Geoderma* 117: 3-52.

⁴ Proyecto financiado por la FAO. La Dirección General de Recursos Naturales Renovables (RENARE) representa a Uruguay en el SISLAC, los Técnicos de esta Dirección autores del presente artículo, recibieron capacitación en mapeo digital de suelos a través del proyecto.

2. Materiales y Métodos

Los materiales utilizados fueron los siguientes:

- Perfiles armonizados en profundidad a través de la función de profundidad (depth function, software R). De este modo se expresa el valor de C.org de los horizontes por segmento de profundidad (0-5), (5-15), (15-30), (30-60), (60-100) cm. Esta operación es necesaria para comparar los trabajos de los distintos países, ya que la información analítica de los perfiles está expresada por horizonte del suelo.
- Modelo digital de elevación MDE: (SRTM de la NASA, resol. espacial 90mts)
- Mosaico de imágenes Landsat ETM+ (Landsat Geocover Mosaic, NASA), bandas 2, 4, 7. (resol. espacial original 14,25 mts).
http://glcf.umd.edu/library/guide/GeoCover_circa_2000_Product_Description.pdf
- Información de calicatas:

Comprende 294 calicatas georeferenciadas con información descriptiva y analítica proveniente del archivo de la División Suelos y Aguas (DSA) de la Dirección General de Recursos Naturales Renovables (RENARE). Previo al inicio del mapeo, se revisó la localización de los perfiles y su correspondencia con los datos de análisis de laboratorio.

Se calcularon covariables ambientales⁵ derivadas del Modelo Digital Elevación SRTM y del mosaico de imágenes Landsat utilizando los programas: Saga Gis y R (software Open Source).

Covariables generadas derivadas del SRTM, 90m:

- Analytical hillshade (Modelo de sombras según el relieve y la fuente de luz)
- Slope (Mapa de pendientes)
- Aspect (Aspecto)
- LS Factor (Factor topográfico, USLE/RUSLE, según la longitud y el porcentaje de la pendiente)
- Catchment area (Area de captura hidrológica de las cuencas)
- Curvature (Modelo de la curvatura de la superficie, superficies cóncavas y convexas)
- Plan Curvature (Modelo de curvatura en el plano)
- Profile Curvature (Modelo de curvatura en el perfil)
- Wetness Index (Indice de Humedad topográfico)

Covariables generadas del mosaico Landsat, de 30m de pixel, degradadas a 90 m, Bandas separadas:

- Band 2
- Band 4
- Band 7

En el cuadro siguiente se visualizan a través de SAGA GIS los mapas derivados del SRTM: ASPECT, CONVERGENCE INDEX, PLAN CURVATURE INDEX, WET INDEX, HILLSHADE, LS FACTOR. PROFILE CURVATURE, SLOPE, CATCHM.AREA

⁵ variables continuas independientes que junto a una o más variables sirven para explicar una variable de respuesta continua.

Fig. 2

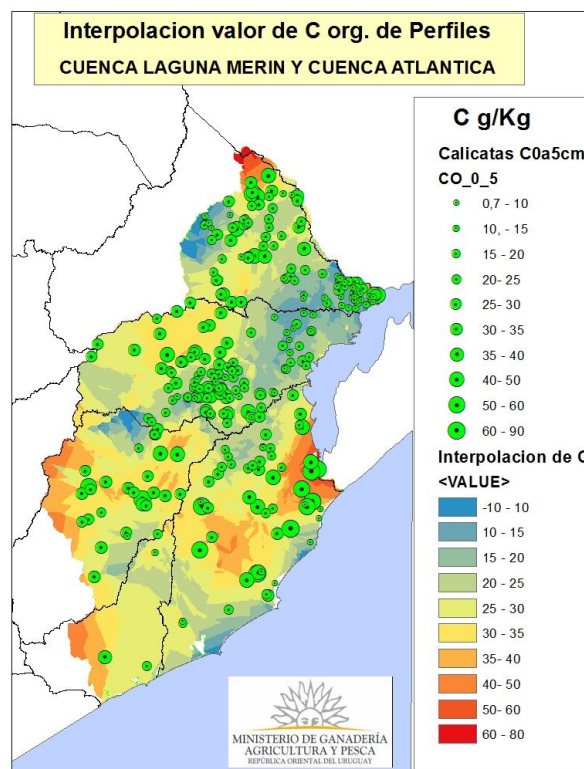
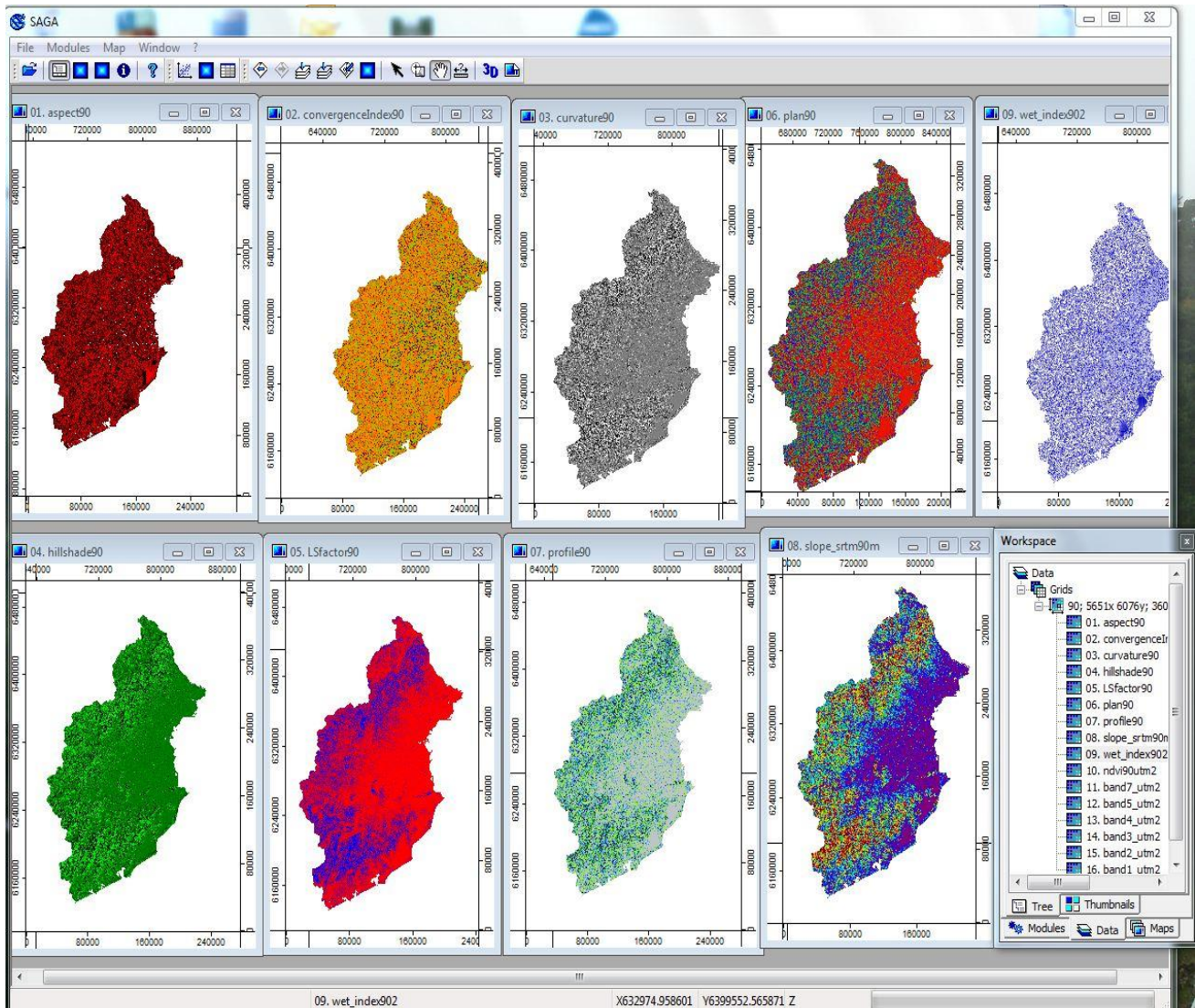


Fig. 3 MAPAS DERIVADOS DEL MODELO DIGITAL DE TERRENO SRTM



Mediante el procedimiento “stepwise” del software R, se seleccionó durante el proceso estadístico aquella Regresión Lineal Múltiple (RLM) que incluía las covariables ambientales que explicaran mejor la respuesta en la variable dependiente Carbono (según coef. R^2), así finalmente quedaron en la ecuación seis covariables de las trece iniciales. Siete covariables ambientales fueron descartadas durante el análisis estadístico.

Se interpolaron los residuos de la regresión⁶ usando el método de Kriging⁷. Para cada perfil de suelos se obtiene un valor estimado de C a partir de la regresión, a su vez estos perfiles tienen su propio valor determinado por análisis de laboratorio, (valor observado). Las diferencias entre ambos valores son los residuos, éstos se extrapolan al universo del estudio mediante Kriging. A partir de la suma de los residuos del Kriging de carbono y los valores de estimación de carbono a partir de la RLM se obtuvo un mapa final predictivo de carbono orgánico en el suelo (en los primeros 5 cm), el cual permite predecir el contenido de carbono de toda la cuenca, de forma continua en celdas de tamaño 90 x 90 metros

⁶ Los residuos de una Regresión Lineal Múltiple (RLM) son los desvíos entre los valores observados y los estimados por la regresión.

⁷ El método Kriging es un método geo estadístico de estimación de puntos que utiliza un modelo de variograma para la obtención de datos

3. Resultados

En base a la información de suelos disponible y la covariables ambientales se generó un mapa predictivo de carbono orgánico para los primeros 5 cm del suelo.

Las covariables que mejor se correlacionaron con la variable dependiente C orgánico fueron:

- Banda 4 del mosaico landsat (banda Roja, 90m)
- Valores de altitud del MDE, SRTM 90m
- Catchment area
- Slope
- Profile Curvature
- Plan Curvature

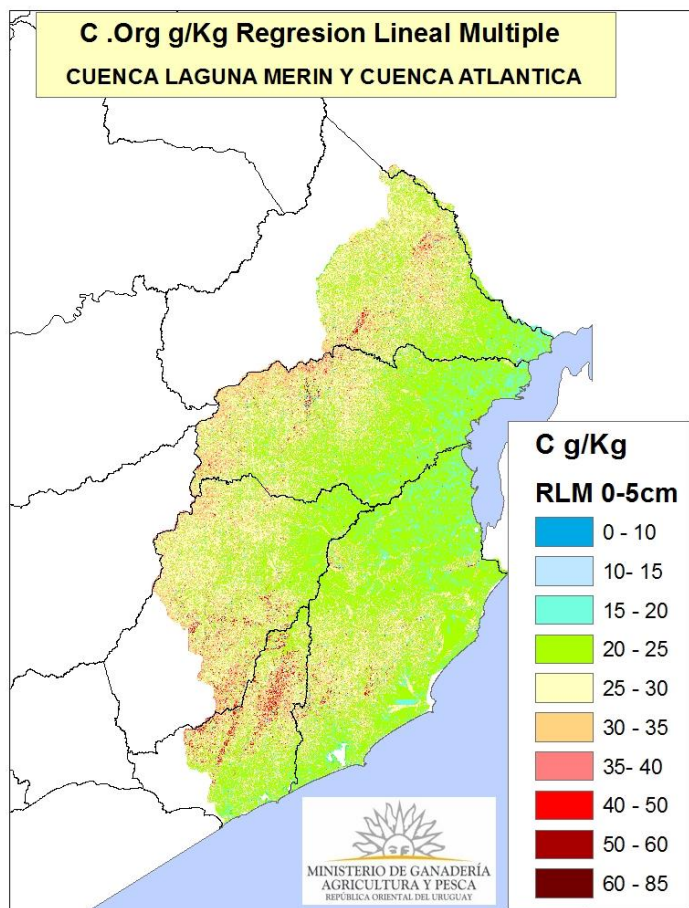
1) Ajuste de la RLM con las covariables disponibles y los datos de suelos.

$$Y \text{ (g/kg)} = 18.727 + (0.016 \cdot \text{band4}) + (183.232 \cdot \text{catchment area}) + (4204.920 \cdot \text{profile curvature}) - (2214.144 \cdot \text{plan curvature}) + (0.031 \cdot \text{srtm}) - (154.086 \cdot \text{slope})$$

$R^2 = 0.21$

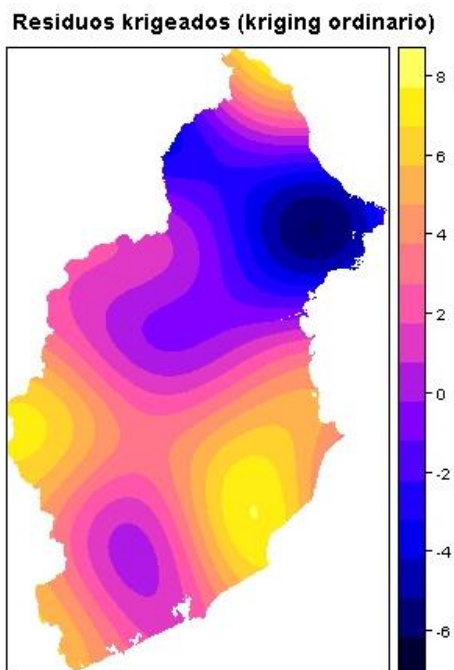
El coeficiente R2 de la regresión, si bien es bajo, está en el rango esperado de la mayoría de los trabajos de predicción de atributos de suelos.

Fig. 4 MAPA DE CARBONO OBTENIDO A PARTIR DE LA RLM.



- 2) Kriging (método de interpolación espacial) de los residuos de la RLM (g/kg C)
Ver la siguiente Figura.

Fig. 5



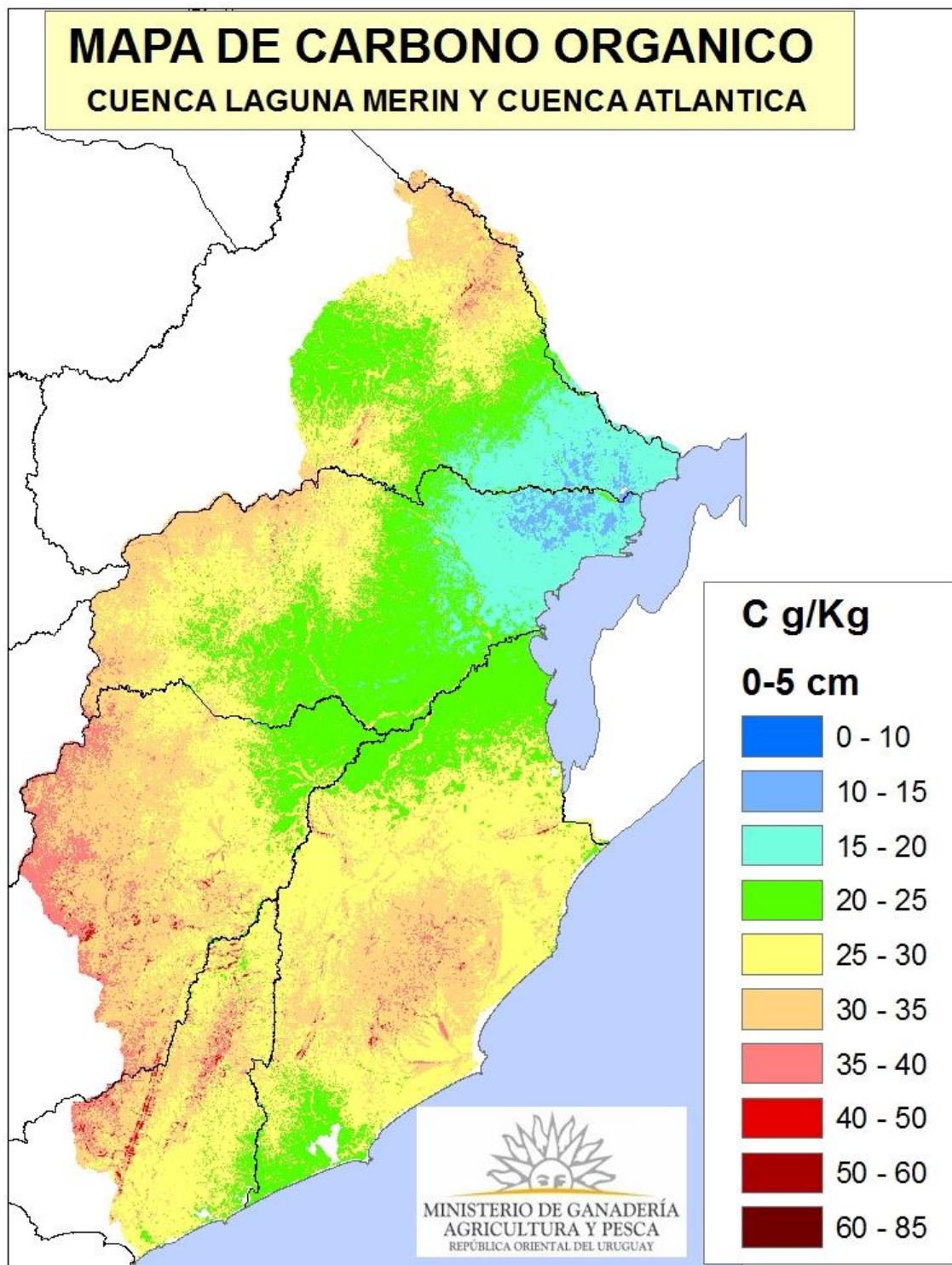
Los residuos de la RLM son la diferencia entre el valor observado y el estimado de C. De acuerdo al mapa de interpolación Kriging de los residuos de la RLM se observa que en la zona NE de la cuenca de la Laguna Merín la regresión (RLM) sobrestima el carbono entre 6 y 2 g/kg, en tanto que en la zona SE ocurre la situación contraria, se subestima entre 5 y 8 g/kg.

3) Mapa predictivo de Carbono Orgánico (C.org) (resolución espacial de 90 mts)

Mediante la siguiente operación se obtiene el resultado final del Mapa de Carbono:

Regresión lineal múltiple (RLM) + Residuos krigeados = **“Regresión kriging”** (Mapa final predictivo de C.org)

Fig. 6 MAPA PREDICTIVO DE CARBONO ORGANICO 0-5 cm DE PROFUNDIDAD



4. Conclusiones

Tal cual resulta de la técnica de “digital mapping”, los valores de C.org muestran una tendencia de sobreestimación de los valores bajos y subestimación en los valores predictivos altos, respecto a los valores observados en la Regresión Lineal Múltiple. Esto es debido a la naturaleza de la propia RLM obtenida para la predicción. La Interpolación Kriging (desvíos entre los valores observados y los estimados) de los residuos de la RLM intenta subsanar en parte la situación descrita.

El SRTM, la banda 4 de imagen satelital, la curvatura del perfil y el área de captura hidrológica se correlacionan positivamente con el modelo de predicción. Por otra parte, la pendiente y la curvatura plana se correlacionan de manera inversa. Se descartaron durante el proceso de análisis estadístico algunas covariables que mostraban baja respuesta estadística, tales como: Aspecto, Índice de Convergencia topográfico, hillshade, Factor LS, bandas 2 y 7 de Landsat.

En las zonas de cota más elevada el mapa final predice un contenido elevado de C.org influenciado por el SRTM y las covariables derivadas del mismo, será necesario un estudio más detallado de esta zona, para obtener más información de calicatas, ya que esta zona presenta suelos de basamento cristalino con una gran heterogeneidad en su composición, variando desde suelos algo profundos a suelos muy superficiales.

En las zonas de las planicies, de influencia de chacras arroz-pasturas, sobre el este de la cuenca (norte de Laguna Merín), el mapa final presenta valores estimados bajos, heredando el bajo contenido de C de los Planosoles. En cambio hacia el sur los valores predictivos de C.org se mantienen con una tendencia más elevada que el resto de la planicie. En general se observa que la predicción final sigue la tendencia de los valores del C.org de las propias calicatas. (ver Figura2)

Dado que se trata del primer mapa de Carbono elaborado a partir de la técnica predictiva de “Digital Mapping” y que la información de las calicatas está en un proceso de revisión y mejora, resulta importante resaltar que el mapa obtenido debe de ser considerado como un trabajo preliminar. Además el objetivo del mismo fue incursionar en la metodología por primera vez y lograr un manejo adecuado de este sistema de mapeo. Técnica que intenta ser complementaria y potenciar la cartografía tradicional. A las limitantes presentes y heredadas de la cartografía tradicional (exactitud en la localización de las calicatas), se suman las imprecisiones debido al factor escala (distancia en el terreno de la información de suelos presente de un punto a otro). El método se torna impreciso cuando la presencia de calicatas es muy dispersa.

5. Anexo

Digital Soil Mapping:

El estudio del recurso suelo desde tiempos pasados ha sido de principal relevancia para el desarrollo de las distintas sociedades, las mismas han desarrollado sus métodos de estudio de acuerdo a sus objetivos específicos, principalmente con fines agrícolas. Varios enfoques han sido utilizados para generar información de suelos, el principal corresponde al “método convencional” que se basa en generar un modelo mental de la relación suelo-paisaje y correlacionar con los demás factores formadores del suelo.

Actualmente existe una demanda creciente de geo-información de suelos, cada vez a escalas más grandes y con un enfoque más cuantitativo, por tanto, el desarrollo de herramientas y enfoques modernos generan un escenario potencial para brindar información de suelos más rápida, objetiva y que represente con mayor precisión la real variabilidad de este recurso y sus propiedades.

Jenny (1941) publicó su monografía “Factores de la formación de suelos: un sistema de pedología cuantitativa”, en la que presenta la evidencia de que los suelos no ocurren o se encuentran al azar dentro del paisaje; más bien, son el producto de factores formadores específicos, tradicionalmente conocidos como el modelo clorpt (por sus siglas en inglés): clima, organismos (plantas, animales y microbiología), relieve, material parental y el tiempo en el que estos se dan. La idea general es que cada suelo se encuentra en un lugar por un motivo y si nosotros podemos determinar la historia del ambiente en que se encuentra ese suelo, podremos predecir al propio suelo. Esta constituye la idea básica del modelo.

Este enfoque, como lo menciona Rossiter (2005), se basa sólo en los datos y desarrolla modelos geoestadísticos que después pueden ser aplicados para predecir las propiedades de los suelos en lugares que no fueron visitados en el muestreo. Éste ha sido desarrollado en una propuesta comprensible con ejemplos preliminares por McBratney et al., (2003). La Geoestadística, se define como una ciencia aplicada que estudia las variables distribuidas espacialmente, partiendo de una muestra representativa del fenómeno en estudio (Valbuena et al., 2007). Se basa en el hecho de que los datos se correlacionan espacialmente, es decir, un dato se relaciona con otros cercanos, pero a medida que se alejan del mismo, la dependencia espacial disminuye (Cressie, 1991). Luego de las primeras aplicaciones de la Geoestadística a datos edafológicos en la década de los 80 (Webster y Burges, 1980), se popularizó el uso de los métodos geoestadísticos aplicados a la ciencia del suelo, como se ha evidenciado con el incremento de estudios reportados en la literatura (Goovaerts, 1998). Según (Wilding y Drees 1983), los pedólogos deben estudiar la variabilidad espacial con el fin de representar de una forma más adecuada, real y precisa el suelo y sus propiedades.

6. Bibliografía

Jenny, H. 1941. Factors of soil formation - a system of quantitative pedology. New York, McGraw-Hill.

Rossiter, D. g. 2005. Digital Soil Mapping: towards a multiple use of Soil Information System. Semana de la geomática 2005, Santa Fe de Bogotá, Colombia.

McBratney, A. B., Medonca Santos, M.L., and Minasny, B. 2003. “On digital soil mapping.” *Geoderma* 117: 3-52.

Valbuena, C., Martinez, L., y Giraldo, R. 2007. Variabilidad espacial de la fertilidad del suelo y elrendimiento en un cultivo de mango (*Mangifera indica* L.) localizado en la Mesa Cundinamarca.Semana Geomática 2007. Colombia.

Cressie, N. 1991. *Statistics for spatial data*. New York, John Wiley.

Webster, R., y Burgess, T.M. 1980. “Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. III. Changing drift and Universal Kriging.” *European Journal of Soil Science* 31(3): 505-524.

Goovaerts, P. 1999. “Geostatistics in soil science: state of the art and perspectives.” *Geoderma* 89 (1-2): 1-45.

Wilding, L. P., y Drees, L.R. 1983. Spatial variability and pedology. *Pedogenesis and soil*