



Terra Nueva Etapa
ISSN: 1012-7089
vidal.saezsaez@gmail.com
Universidad Central de Venezuela
Venezuela

Aplicación de la teoría de conjuntos borrosos en el agrupamiento de suelos de ladera en la cuenca del río Caramacate, estado Aragua

Ferrer E., J. C.; Valera Valera, A. R.; Flores, B. Y.

Aplicación de la teoría de conjuntos borrosos en el agrupamiento de suelos de ladera en la cuenca del río Caramacate, estado Aragua

Terra Nueva Etapa, vol. XXXIV, núm. 55, 2018

Universidad Central de Venezuela, Venezuela

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=72156172011>



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivar 4.0 Internacional.

Artículos

Aplicación de la teoría de conjuntos borrosos en el agrupamiento de suelos de ladera en la cuenca del río Caramacate, estado Aragua

Application of the Theory of Fuzzy Sets in The Grouping of Ladera Soils in the Caramacate River basin, Aragua State

J. C. Ferrer E.

*Universidad Rómulo Gallegos (UNERG), Venezuela
jferrer@unerg.edu.ve*

Redalyc: [https://www.redalyc.org/articulo.oa?
id=72156172011](https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=72156172011)

A. R. Valera Valera

*Universidad Rómulo Gallegos (UNERG), Venezuela
valeraangel2@gmail.com*

B. Y. Flores

*Universidad Rómulo Gallegos (UNERG), Venezuela
b.flores@unerg.edu.ve*

Recepción: 26 Septiembre 2017
Aprobación: 14 Noviembre 2017

RESUMEN:

En este estudio se organiza un conjunto de datos edáficos a través de procesos de sistematización y clasificación, empleando una técnica de inteligencia artificial basada en la teoría de los conjuntos borrosos (fuzzy set) con la finalidad de evaluar la aplicación de las técnicas de agrupamiento para la obtención y separación de clases locales de suelos de ladera en unidades de paisaje representativas de la cuenca del río Caramacate en el estado Aragua. La clasificación de los suelos en un sector representativo de la cuenca del río Caramacate es el resultado de la integración de diversos tipos de muestreo, aunados a información complementaria obtenida en las formaciones geológicas predominantes, bajo un esquema de muestreo anidado. Este conjunto de datos incluye principalmente, suelos procedentes de las laderas de montaña, que tuvo como punto de partida las divisiones del paisaje en clases digitales de superficie de terreno (Clases DST). El uso de unidades de paisaje a nivel de tipos de relieve derivadas de la delimitación de Clases DST, resultó como un marco geográfico adecuado para la correlación de las clases borrosas de suelos. Los parámetros estadísticos del análisis discriminante canónico determinaron que la variabilidad entre las clases de suelos es superior a la variabilidad dentro de las clases. Las correlaciones canónicas del agrupamiento borroso indicaron que las variaciones dentro de las clases de suelo de laderas de montaña fueron tres veces mayor que las variaciones internas de las clases.

PALABRAS CLAVE: Lógica borrosa, taxonomía de suelos, análisis discriminante canónico.

ABSTRACT:

In this study, a set of edaphic data is organized through systematization and classification processes, using an artificial intelligence technique based on the fuzzy set theory with the purpose of evaluating the application of grouping techniques to obtain and

NOTAS DE AUTOR

Jairo César Ferrer Espy. Ingeniero Agrónomo, Universidad Central de Venezuela (UCV), Especialista en Ciencia del Suelo (UCV), Profesor de Agrología en la Universidad Rómulo Gallegos (UNERG), Investigador del Centro de Investigación y Extensión en Suelos y Aguas (CIESA-UNERG), E-mail: jferrer@unerg.edu.ve.

Ángel Rafael Valera Valera. Ingeniero Agrónomo, Universidad Rómulo Gallegos (UNERG), Especialista en Docencia Universitaria (UNERG), MSc. en Ciencia del Suelo Universidad Central de Venezuela (UCV), Dr. en Ciencia del Suelo Universidad Central de Venezuela (UCV), Investigador del Centro de Investigación y Extensión en Suelos y Aguas (CIESA-UNERG). Profesor del Postgrado Desarrollo de Sistemas de Producción Animal (UNERG), E-mail: valeraangel2@gmail.com, angelvalera@cantv.net.

Bestalia Yakelina Flores. Ingeniero Agrónomo, Universidad Rómulo Gallegos (UNERG), MSc. en Ciencia del Suelo Universidad Central de Venezuela (UCV), Profesora de Edafología en la Universidad Rómulo Gallegos (UNERG), Investigadora del Centro de Investigación y Extensión en Suelos y Aguas (CIESA-UNERG). E-mail: b.flores@unerg.edu.ve

separate local classes of hillside soils in landscape units representative of the Caramacate river basin in the Aragua State. The classification of soils in a representative area of the Caramacate river basin is the result of the integration of different types of sampling, together with complementary information obtained in the predominant geological formations, under a nested sampling scheme. This dataset mainly includes soils from mountain hillsides, which had as its starting point the landscape divisions in digital terrain classes (DST Classes). The use of landscape units at the level of relief types derived from the delimitation of DST Classes resulted as a suitable geographic framework for the correlation of the fuzzy classes of soils. The statistical parameters of the canonical discriminant analysis determined that the variability among the soil classes is greater than the variability within the classes. The canonical correlations of the fuzzy grouping indicated that the variations within the soil classes of mountain slopes were three times greater than the internal variations of the classes.

KEYWORDS: Fuzzy logic, soil taxonomy, canonical discriminant analysis.

INTRODUCCIÓN

La clasificación de suelos puede reducir eficazmente la complejidad de la información y contribuir al entendimiento de las principales características de los grupos de suelos. Aunque en este proceso siempre se pierde alguna información, también es importante considerar que proporciona un medio conveniente para la identificación de grupos naturales de individuos que tienen propiedades comunes y para la transferencia sistemática de dicha información.

El agrupamiento ayuda a entender la complejidad mediante la búsqueda de propiedades o comportamientos similares. Esto con la finalidad de establecer clases significativas que contribuyan a organizar el conocimiento y simplificar la toma de decisiones. En el área relacionada con la ciencia del suelo se utilizan las clasificaciones jerárquicas, donde los objetos individuales como los perfiles de suelo, se agrupan en clases, por ejemplo las series de suelo. Estas clases entonces forman otros objetos, que a su vez pueden ser clasificadas en clases aún más generales, como por ejemplo, grupos de suelos de referencia (Rossiter, 2001).

Este estudio consistió en la aplicabilidad de una técnica de inteligencia computacional basada en el enfoque de la teoría de los conjuntos borrosos (Zadeh, 1965) a través del algoritmo c-medias borroso (FCM, *Fuzzy C-Means*) para generar una clasificación de suelos en un sector de la cuenca del río Caramacate, estado Aragua. También se determina el grado de asociación entre las categorías borrosas de suelos con los tipos de relieve dominantes en la zona, y se evalúa la capacidad de las clases borrosas para predecir algunas propiedades del suelo de gran utilidad con fines interpretativos.

METODOLOGÍA EMPLEADA

Área de estudio

La cuenca del río Caramacate está ubicada entre los municipios Santos Michelena y San Sebastián de los Reyes del estado Aragua, Venezuela. Geográficamente localizada entre las coordenadas UTM 696.879-712.415 Norte y 1.098.310-1.123.583 Este, Huso 19N (figura 1). Tiene una extensión aproximada de 17888 ha y representa el 8,5 % de la cuenca alta del río Guárico. La cuenca alta del río Guárico abastece el 60 % del agua que consume el área metropolitana de Caracas, está sometida a intensos procesos de degradación ambiental y carece de suficiente información para apoyar la implantación de planes de manejo (Jácome, 2002; Ochoa, 2003; Valera, 2015).

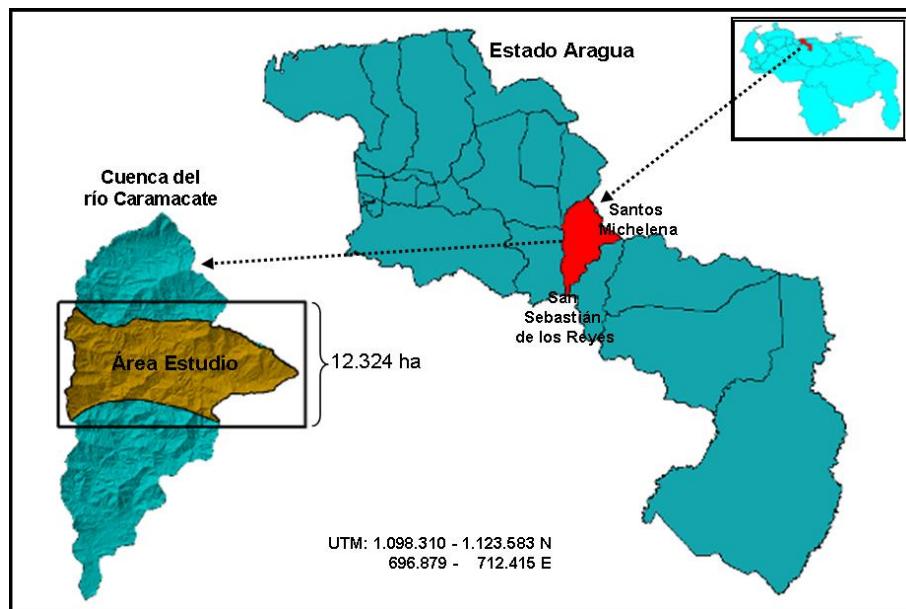


FIGURA 1

Ubicación relativa del área de estudio dentro de la cuenca del río Caramacate, estado Aragua, Venezuela

DATOS EDAFOLÓGICOS

El conjunto de datos está conformado por un total de 124 perfiles de suelo en una superficie de 6760 ha, basada en la información inventariada por Prada et al. (2004), Jácome (2002), Pineda (2008) y Valera y Viloria (2011). Ello incluyen observaciones de calicatas, cortes y barrenos agrológicos, equivalentes a una densidad de muestreo cercana a 2 observaciones/km² (1 observación/0,5 km² o 1 observación/2 cm² de mapa a escala 1:50.000). En la presente investigación se hizo énfasis principalmente en los suelos de laderas de los paisajes de montaña, equivalentes a clases digitales de superficie de terreno (DST), los cuales presentan el mayor impacto de la intervención antrópica y de los procesos erosivos y, por consiguiente, reflejan la mayor variabilidad de los suelos.

ALGORITMO C-MEANS BORROSO (FCM)

El algoritmo de clasificación borrosa más comúnmente aplicado a la cartografía digital del suelo es *fuzzy c-means* o *fuzzy k-means* (FCM, c-medias borroso), el cual produce una clasificación no supervisada de individuos en clases borrosas (Valera, 2015). Este algoritmo requiere de un previo proceso de entrenamiento con un determinado número de clases y coeficientes de borrosidad, y generalmente finaliza cuando alcanza el número máximo de iteraciones o cuando el resultado de una iteración y la anterior es menor o igual al coeficiente de convergencia, los cuales son parámetros de aprendizaje definidos por el usuario.

El objetivo del modelo FCM (Bezdek, 1981; Bezdek et al., 1984) es minimizar la suma media cuadrática ponderada de las distancias entre los puntos Z_k y el centro de la clase C_i , y las distancias D_{ik}^2 , son ponderadas con el valor de pertenencia i,k (ecuación 1) Por consiguiente, la función objetivo es:

$$J(Z; U, C) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{jk})^q D_{jk}^2 \quad (1)$$

onde $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$ son los datos que deben ser clasificados, $U = [\mu_{ik}]$, es la matriz de partición borrosa de Z , $C = [c_1, c_2, \dots, c_c]$ es el vector de centros (centroides) o patrones de las clases a determinar, $D^2 i_k$ es la distancia al cuadrado entre ik , y θ e $[1, infinito)$ es un exponente de ponderación que determina el grado de borrosidad de las clases resultantes.

La función de membresía μ del i -ésimo objeto al k -ésimo cluster en el algoritmo *k-means* borroso ordinario emplea la distancia D utilizada para la similitud, y el exponente borroso θ para determinar la cantidad de borrosidad (ecuación 2):

$$\mu_{ic} = [(D_{ik})^2]^{-1/(\theta-1)} / \sum_{c=1}^k [(D_{ik})^2]^{-1/(\theta-1)} \quad (2)$$

En cuanto al proceso de inicialización, el FCM trabaja por medio de un procedimiento iterativo que inicia con una distribución aleatoria de los objetos a ser clasificados en k clases. Dada la distribución de las clases, el centro de cada uno es calculado como el promedio de los valores atributivos de los objetos. En el siguiente paso, los objetos son redistribuidos entre las clases de acuerdo a su similitud relativa. El índice de similitud es usualmente una medida de distancia (D) como: la distancia Euclídea, la Diagonal o la de Mahalanobis (De Gruijter y McBratney, 1988).

En el presente estudio, el algoritmo de agrupamiento borroso FCM se aplicó para la obtención del número óptimo de clases de suelos, a través de un entrenamiento al conjunto de datos edáficos con el programa FuzME® (Minasny y McBratney, 2002). El entrenamiento se realizó utilizando los siguientes parámetros: a) un número de clases ($c = 2$ a 15), b) un exponente borroso $\theta = 1,1$ a $1,7$ con incrementos de $0,1$; c) un máximo de 300 iteraciones y un criterio de detención ($\epsilon = 0,0001$). La distancia métrica utilizada fue la de Mahalanobis, la cual toma en consideración la correlación encontrada entre algunos atributos presentes en los suelos de la cuenca del río Caramacate.

Para la selección del número óptimo de clases y el exponente de borrosidad se calculó el índice de rendimiento borroso (FPI). El FPI estima el grado de borrosidad generado por cada número específico de clases, y su representación genera un punto de inflexión en la cual la minimización del índice de borrosidad, determina la clase menos borrosa y más organizada internamente.

PROPIEDADES UTILIZADAS EN LA CLASIFICACIÓN BORROSA

Se consideraron varios atributos morfológicos seleccionados en función de criterios pedológicos relevantes, y se incluyeron algunos datos del tamaño de partículas menores y mayores a 2 mm y carbono orgánico, ya que fueron los atributos comunes presentes entre los resultados analíticos de un conjunto de 124 perfiles de suelos evaluados en relieve de laderas de paisajes de montaña, en un sector de la cuenca del río Caramacate. Esto incluye un total de 9 variables donde destacan: tipo de perfil (secuencias 1: A/C, 2: A/AC/C, 3: A/Bw/C, 4: A/Bw1/Bw2/C, 5: A mólico/Bt1/C, 6: A ócrico/Bt1/C, 7: A/Bt1/Bt2/C), profundidad efectiva (PEF), espesor del horizonte A (Esp_A), espesor del horizonte B (Esp_B), espesor del *solum* (Esp_AB), los contenidos de arcilla (%A), de arena (%a), de esqueleto grueso (%EG) y del porcentaje de carbono orgánico (CO%).

CAPACIDAD PREDICTIVA DE LAS CLASES BORROSAS

Para evaluar la capacidad predictiva de las clasificaciones obtenidas, se aplicaron métodos multivariados mediante el análisis discriminante canónico (ADC) y el análisis de correlación canónica de variables edáficas y clases locales de suelos (Viloria *et al.*, 2001). Los estadísticos descriptivos multivariantes para la diferenciación

entre clases fueron: a) la M de Box para probar la igualdad de las matrices de covarianza de las variables independientes entre los grupos que forman la variable dependiente, b) el estadístico Lambda de Wilk (λ) para evaluar si las funciones discriminantes canónicas contribuyen significativamente en la separación de las clases, c) Chi-cuadrado de Bartlett (B), el cual es el valor transformado del estadístico Lambda, y d) distancia de Mahalanobis (D^2) como criterio de selección de variables, con clasificaciones basadas en validaciones cruzadas. También se aplicaron métodos univariados, a través del análisis de varianza de una sola vía, mediante el coeficiente de correlación intra-clase y el complemento de la varianza relativa ($1-r_v$) (Beckett y Burrough, 1971; Webster, 2008).

Para evaluar la asociación entre las clases de suelo y las unidades de paisaje se utilizó el estadístico *Chi-cuadrado de Pearson* y el coeficiente de contingencia (CC). En tal sentido, se definieron 20 unidades de paisaje (formato *vectorial*) a nivel de tipo de relieve, por medio de una clasificación jerárquica de la región en unidades geomorfológicas, tomando como base la clasificación sistemática de categorías de paisajes propuesta por Elizalde (1983), y la información geológica suministrada por el Léxico Estratigráfico de Venezuela (Urbani y Rodríguez, 2004).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN NÚMERO ÓPTIMO DE CLASES BORROSAS

Número óptimo de clases borrosas

La exploración del número óptimo de clases de suelos indicó que para el conjunto de 124 perfiles de suelos de ladera, son necesarias 11 clases para lograr una adecuada clasificación, en combinación con un exponente borroso $\beta = 1,3$. En la figura 2 se observa que el FPI se acerca a la unidad (1) para todas las clases con valores β comprendidos entre 1,5 a 1,7.

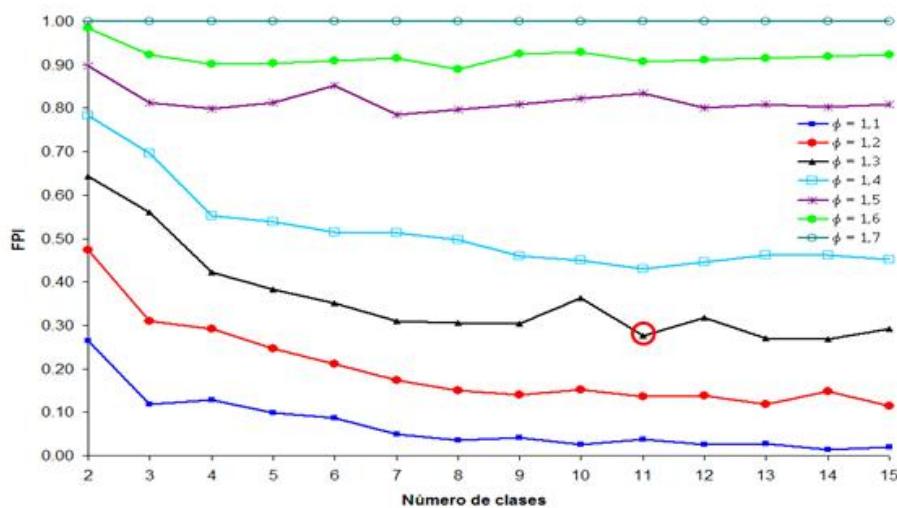


FIGURA 2
Variación del índice de rendimiento borroso (FPI) en función del número de clases para nueve variables de suelo

Esto indica que la borrosidad lograda es máxima y no hay distinción entre clases, por lo que estos resultados son descartados. Cuando el FPI se aproxima a cero ($\beta = 1,10$) se pierde la borrosidad, y los límites de las clases obtenidas tienden a ser más bruscos, lo cual tampoco es adecuado como modelo representativo. Por estas razones, el $\beta = 1,30$ fue el más apropiado para las variables utilizadas.

Centros de las clases de suelo

Los resultados de los centroides o el núcleo central de cada una de las clases borrosas de suelo empleando los 124 perfiles se indican en el cuadro 1. Se observa que las clases son diferentes principalmente por la influencia de las variables EspB, PEF y la secuencia de horizontes del suelo (Perfil), seguido de las partículas >2 mm (%EG). Sin embargo, las diferencias en granulometría y en el espesor del horizonte superficial son moderadamente influyentes en la distinción de dichas clases, aunque la menor expresión la presenta el %CO, cuya representación es muy evidente en la diferenciación de la clase G.

Clase	EspA	EspB	EspAB	PEF	Perfil	%EG	%a	%A	%CO
A	14	0	17	35	1	46	26,6	15,2	1,88
B	23	28	51	67	6	27	29,7	16,2	1,78
C	33	45	79	101	5	19	21,5	17,6	1,66
D	14	29	43	62	4	18	24,1	20,1	1,69
E	16	24	40	66	4	21	23,8	21,7	1,66
F	28	36	64	80	4	25	24,3	52,5	1,68
G	23	18	41	55	4	10	22,4	15,1	3,93
H	10	0	12	30	1	54	39,1	21,5	1,68
I	15	106	121	148	5	15	40,6	17,6	1,95
J	14	0	16	31	1	16	25,2	17,5	1,76
K	17	20	37	51	3	19	53,7	13,6	1,77

CUADRO 1

Centroides del modelo generado con 11 clases de suelo borrosas en la cuenca del río Caramacate

En las agrupaciones borrosas, el concepto central de las clases está representado por el centroide de dicha clase, en el que los individuos están relacionados en diferentes grados. En este sentido, los perfiles de suelo más cercanos al núcleo son similares a él, y los ubicados en el margen presentan mayor disimilitud con el concepto central, aunque se encuentran más ligados al núcleo de esa clase, que a los de otras clases (Valera, 2015). Estas aseveraciones se exemplifican en el cuadro 2, donde se aprecian los diferentes valores de similitud o grados de pertenencia que muestran los perfiles de suelo clasificados a las clases de suelos borrosas, los cuales varían continuamente entre 0 y 1.

Perfil	Clase Asignada	IC	Grado de pertenencia a las diferentes clases										
			A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
G60	A	0,007	0,996	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,003	0,000
CA010	B	0,525	0,053	0,659	0,011	0,184	0,009	0,002	0,007	0,043	0,003	0,017	0,011
II291	C	0,644	0,117	0,011	0,498	0,116	0,010	0,002	0,009	0,021	0,048	0,143	0,024
G37	D	0,001	0,000	0,000	0,000	0,999	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
II654	E	0,219	0,029	0,008	0,028	0,013	0,823	0,002	0,006	0,017	0,004	0,027	0,042
CHI05	F	0,032	0,003	0,001	0,003	0,003	0,001	0,975	0,001	0,004	0,000	0,007	0,001
II602	G	0,957	0,057	0,042	0,043	0,121	0,029	0,102	0,193	0,107	0,096	0,061	0,150
G17	H	0,150	0,001	0,001	0,025	0,000	0,000	0,000	0,612	0,000	0,186	0,024	0,575
II731	I	0,001	0,000	0,002	0,001	0,001	0,000	0,000	0,001	0,989	0,001	0,003	0,014
G54	J	0,007	0,000	0,002	0,005	0,000	0,000	0,000	0,005	0,000	0,978	0,003	0,029
II653	K	0,026	0,177	0,016	0,046	0,013	0,006	0,028	0,047	0,002	0,043	0,597	0,581

IC: Índice de confusión

CUADRO 2

Segmento de la matriz de valores de similitud de los 124 perfiles de suelo a las 11 clases borrosas

Los perfiles que tienen un alto grado de pertenencia a una determinada clase y por consiguiente un índice de confusión muy bajo (e.g. G60, G37, CHI005, II731, G54), son considerados perfiles modales, ya que tienen una alta correspondencia con el concepto central de las clases a las que han sido asignados, sin presentar confusión con otras clases. Los perfiles con valores bajos de grados de pertenencia a las clases y un mayor índice de confusión (e.g. II602), indican la existencia de un fuerte solapamiento entre las clases; sin embargo, los perfiles CA010, II291 y II653, se corresponden con perfiles de transición con un moderado solapamiento entre las clases.

La descripción del concepto central de las clases de suelo borrosas se presenta en el cuadro 3, los cuales se correlacionaron con las familias de la taxonomía de suelos (Soil Survey Staff, 2010) considerando los más altos valores del grado de pertenencia a cada clase, con la finalidad de facilitar la comprensión de su significado.

Clase	Descripción	Familia ¹ correlacionada
A	Suelos superficiales, con horizonte A muy delgado, de textura franco limosa, sin horizonte subsuperficial, muy abundantes fragmentos gruesos en superficie y altos contenidos de carbono orgánico.	Lithic Ustorthents, francesa fina
B	Suelos muy profundos, con horizonte A grueso de textura franco limosa, con horizonte subsuperficial Bt, altos contenidos de carbono orgánico y frecuentes fragmentos gruesos en superficie.	Typic Haplustalfs, francesa fina
C	Suelos muy profundos, con horizonte A muy grueso de textura franco limosa, con horizonte transicional Bw, frecuentes fragmentos gruesos en superficie y contenidos medios de carbono orgánico.	Typic Haplustepts, francesa fina
D	Suelos profundos, con horizonte A delgado de textura franco limosa, con horizonte subsuperficial Bw, frecuentes fragmentos gruesos en superficie y contenidos medios de carbono orgánico.	Lithic Haplustepts, francesa fina
E	Suelos profundos, con horizonte A muy delgado de textura franco limosa, con horizonte subsuperficial Bw, frecuentes fragmentos gruesos en superficie y contenidos medios de carbono orgánico.	Lithic Haplustepts, limosa fina
F	Suelos profundos, con horizonte A grueso de textura franco limosa, con horizonte subsuperficial Bw, frecuentes fragmentos gruesos en superficie y contenidos medios de carbono orgánico.	Typic Haplustolls, fina
G	Suelos poco profundos, con horizonte A grueso de textura franco limosa, con horizonte subsuperficial Bw, pocos fragmentos gruesos en superficie y muy altos contenidos de carbono orgánico.	Lithic Haplustepts, francesa fina; Lithic Dystrusteps, francesa fina.
H	Suelos superficiales, con horizonte A muy delgado de textura franca, sin horizonte subsuperficial y muy abundantes fragmentos gruesos en superficie.	Lithic Ustorthents, francesa fina
I	Suelos muy profundos, con horizonte A delgado de textura franca, con horizonte subsuperficial Bt muy grueso y pocos fragmentos gruesos en superficie.	Typic Argiustolls, francesa fina
J	Suelos superficiales, con horizonte A muy delgado de textura franco limosa, sin horizonte subsuperficial y frecuentes fragmentos gruesos en superficie.	Lithic Ustorthents, francesa gruesa
K	Suelos poco profundos, con horizonte A delgado de textura franco arenosa, con horizonte transicional AC o BC y frecuentes fragmentos gruesos en superficie.	Lithic Ustorthents, francesa gruesa; Lithic Haplustepts, francesa gruesa.

CUADRO 3
Descripción de los centroides de las clases de suelo borrosas

Donde: Familia1: Se refiere al nivel de clasificación de Familia de la Taxonomía de Suelos (Soil Survey Staff, 2010).

CAPACIDAD PREDICTIVA DE LAS CLASES BORROSAS

Análisis multivariado discriminante canónico

Los estadísticos multivariados obtenidos con la aplicación del ADC se resumen en el cuadro 4. Lo primero que se destaca es que la prueba M de Box y el estadístico F permitió rechazar la hipótesis de igualdad de varianzas-covarianzas ($p < 0,05$), ya que algunas de las clases de suelo son más variables.

Los resultados del estadístico Lambda (λ) relacionados con los autovalores, en las situaciones planteadas presentan valores muy cercanos a cero, lo cual indica que existen grandes diferencias entre las clases de suelo. Así mismo, los valores transformados de λ equivalentes a $\lambda^{1/2}$ (sig. $< 0,05$) indican que las clases comparadas tienen promedios diferentes en sus variables discriminantes (cuadro 4), lo que permitió corroborar la existencia de diferencias entre ellas.

Parámetros estadísticos	Valor
M de Box (M)	559
Prueba F	3,609
p<0,05	0,000
Valor Propio ¹	3,075
% Varianza ²	25,0
Correlación Canónica	0,870
Lambda Wilks (λ)	0,001
χ^2 de Barlett (B)	772
p<0,05	0,000

¹ Autovalores para la primera función discriminante canónica. ² Se ha empleado la primera función discriminante canónica en el análisis. N: Incluye todos los perfiles de suelo.

CUADRO 4

Estadísticos obtenidos con el análisis discriminante canónico en el agrupamiento de los suelos

Las primeras correlaciones canónicas de los diferentes agrupamientos borrosos presentan autovalores que varían entre 3,1 y 4,6. Estos resultados indican que las variaciones dentro de las clases de suelo de laderas de montaña (intraclases) son de tres a cinco veces menores que las variaciones internas de dichas clases. Es decir, la variabilidad entre las clases es superior a la variabilidad dentro de las clases.

En cuanto a la valoración de la capacidad predictiva de las funciones discriminantes, los resultados de la clasificación realizada se señalan en el cuadro 5. La distancia de Mahalanobis (D^2) basada en las funciones canónicas para los datos originales arrojó valores superiores al 89 % con bajos errores. La D^2 basada en las observaciones para los datos validados mediante validación cruzada refleja resultados ligeramente menores que las clasificaciones originales, pero superiores a 81 % para los perfiles de suelo.

Clases	Variables discriminantes	Clasificación (%) ¹	Error (%)	Validación Cruzada (%) ²
11	EspA, EspB, Perfil, %EG, %a, %A, %CO.	89,5	10,5	81,5

¹ Clasificados correctamente según los casos agrupados originales. ² Clasificados correctamente según los casos agrupados validados mediante validación cruzada.

CUADRO 5

Resultados de la clasificación basada en los tamaños de las clases de suelo borrosas

Análisis de correlación canónica de agrupaciones borrosas

Los resultados del cuadro 6 indican que la primera correlación canónica es alta ($r = 0,87$), al igual que las restantes, y en conjunto, las seis primeras correlaciones explican el 95 % de la interrelación entre las propiedades del suelo y las clases de suelo borrosas. La séptima correlación canónica es moderada, ya que solamente explica cerca del 40 % de la variabilidad presente entre las variables edáficas y las clases locales de suelo. De acuerdo con los resultados de los valores propios y la primera correlación canónica, la variación dentro de las clases locales de suelo es tres veces menor que la variación entre ellas.

Función	Autovalor ¹	% de varianza	% acumulado	Correlación canónica (r)	R^2
1	3,075	25,0	25,0	0,869	0,755
2	2,951	24,0	49,1	0,864	0,747
3	1,653	13,5	62,5	0,789	0,623
4	1,512	12,3	74,8	0,776	0,602
5	1,299	10,6	85,4	0,752	0,565
6	1,146	9,3	94,7	0,731	0,534
7	0,646	5,3	100,0	0,627	0,393

¹ En el análisis se emplearon las 7 primeras funciones discriminantes canónicas.

CUADRO 6

Correlación canónica entre las clases borrosas y las propiedades del suelo

Las correlaciones indicadas en el cuadro 7 señalan que el contenido de carbono orgánico contribuye con un peso moderado a la primera correlación canónica; la segunda correlación canónica está relacionada principalmente con la secuencia de horizontes en el perfil y la profundidad efectiva de los suelos. La tercera y cuarta correlación canónica con el contenido de carbono orgánico y arena total, respectivamente; las variables % de esqueleto grueso, espesor del horizonte B y espesor del *solum*, son las que más contribuyen a la quinta correlación canónica, y el porcentaje de arcilla tiene la más alta contribución a nivel de la séptima correlación canónica. En general, la contribución de los atributos PEF, EspB y EspAB a la correlación canónica es moderada.

Atributos	Matriz de estructura						
	Variables Canónicas (Función Discriminante) ¹						
	1	2	3	4	5	6	7
Perfil	-0,025	-0,663*	0,167	0,518	0,450	-0,245	0,015
PEF ²	-0,154	-0,499*	0,240	0,307	0,438	-0,272	-0,064
%CO	0,438	-0,221	0,671*	-0,494	-0,060	-0,239	-0,062
%a	0,257	0,546	0,257	0,576*	0,131	-0,304	0,358
%EG	0,285	0,422	-0,458	-0,201	0,614*	0,318	0,111
EspAB ²	-0,307	-0,409	0,453	0,297	0,572*	-0,333	-0,079
EspB	-0,257	-0,329	0,410	0,347	0,548*	-0,336	-0,353
%A	-0,102	-0,118	0,265	0,169	0,213	0,908*	-0,088

¹ Correlaciones intraclasses combinadas entre las variables discriminantes y las funciones discriminantes canónicas tipificadas. ² Esta variable no se emplea en el análisis. * Mayor correlación absoluta entre cada variable y cualquier función discriminante.

CUADRO 7
Correlación entre las variables canónicas y las propiedades del suelo

Las descripciones anteriores se argumentan con los datos indicados en el cuadro 8, donde se señalan los valores de las variables estandarizadas, los cuales no dependen de las unidades de medida. Al respecto, la magnitud de los coeficientes (ignorando su signo) corrobora la importancia de las variables morfológicas (Perfil, EspB) y %CO, en la discriminación de las clases de suelo, en las primeras tres funciones canónicas.

Atributo	Función Discriminante						
	1	2	3	4	5	6	7
EspA	-0,698	-0,012	0,241	-0,400	0,255	-0,053	0,852
EspB	-1,093	0,600	0,563	-0,287	0,750	-0,397	-0,683
Perfil	1,237	-1,149	-0,604	0,760	-0,032	0,044	0,123
%EG	0,410	0,174	-0,385	-0,373	0,877	0,049	0,039
%a	0,356	0,581	0,416	0,630	-0,058	-0,082	0,290
%A	0,022	-0,003	0,502	0,270	-0,007	0,905	-0,037
%CO	0,816	-0,177	0,566	-0,433	0,056	-0,036	-0,077

CUADRO 8
Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas del conjunto de datos de suelo

La figura 3 muestra un diagrama de dispersión de los 124 puntos de muestreo con relación a los dos primeros ejes canónicos, en combinación con los centroides de cada clase de suelo. Cada punto de muestreo ha sido identificado por medio de un color que caracteriza a la clase de suelo borrosa a la cual pertenece.

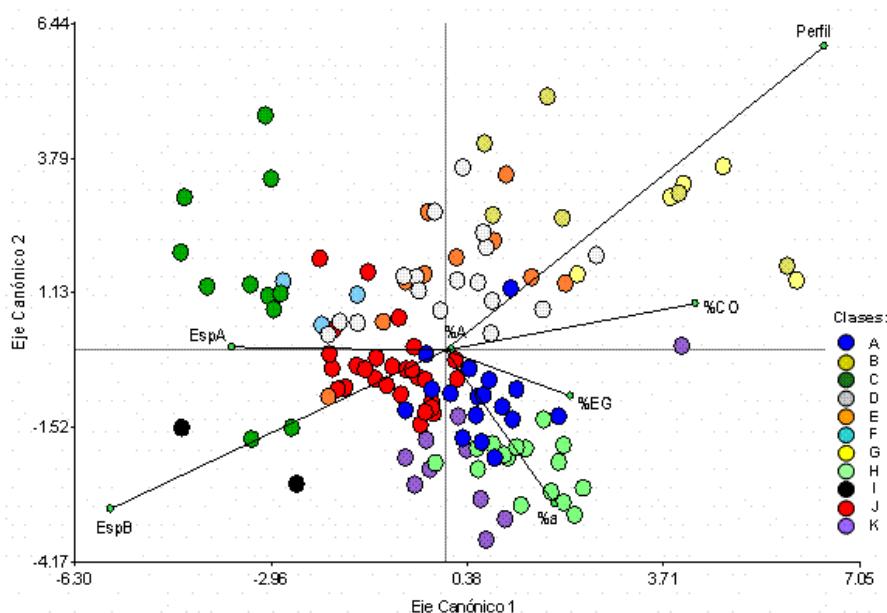


FIGURA 5
Diagrama de dispersión de los puntos de observación con relación a los ejes canónicos 1 y 2 de las clases locales de suelo

De acuerdo con la posición de los centroides y las funciones estandarizadas por las covarianzas comunes, se observa que la secuencia de horizontes (tipo de perfil) es la variable más importante en cuanto a las puntuaciones positivas de la función discriminante sobre el eje canónico 1, seguido de %CO, %EG, %a y una pequeña contribución del %A. En sentido contrario, las puntuaciones negativas están representadas por variables relacionadas con el espesor de los horizontes pedogenéticos.

De igual manera, los suelos de las clases B, D, E y G ocupan el primer cuadrante del diagrama, diferenciándose por el tipo de perfil y el %CO. Los suelos de las clases A, H y K ocupan el segundo cuadrante, contrastando principalmente por las proporciones de arena y %EG. En el tercer cuadrante dominan los suelos de las clases I y J, donde la separación está dada por el grado de evolución, Esp_B y PEF. El cuarto cuadrante es ocupado por suelos de las clases C y F, los cuales presentan cierta similitud en cuanto a espesor del horizonte superficial, contenido de esqueleto grueso y %CO.

En la distribución de las diferentes clases de suelos se evidencia el solapamiento existente; así, las clases D y E, presentan suelos con valores muy similares entre los atributos morfológicos, químicos y físicos. Las clases H y K, también se solapan pero los suelos tienen poco grado de evolución y contenidos de arena cercanos al 40 %. Asimismo, las clases F y J tienen similitud en contenidos de carbono orgánico y arena, pero discrepan en cuanto a contenidos de arcilla y desarrollo pedogenético. Las características presentadas por estas clases dejan en claro que la separación entre ellas es gradual, difusa o borrosa, por lo que es complejo establecer límites exactos entre las clases, aunque es de gran utilidad la correlación a posteriori con los aspectos geológicos y fisiográficos de la zona considerada.

Análisis de varianza de una vía

El análisis de varianza para la clasificación de una vía permitió la obtención del coeficiente de correlación intraclasa (ρ_i) de los atributos del suelo por efecto de las clases borrosas, y el complemento de la varianza relativa, los cuales se observan en el cuadro 9. Los resultados indican que en todas las situaciones descritas la varianza intraclasses promedio presenta valores menores que la varianza total, lo cual es un indicativo de que las clasificaciones realizadas son altamente meritorias para las variables consideradas.

Atributos	Media	S^2_B	S^2_W	S^2_T	ρ_i	r_v	$1-r_v$
EspA	16,5	40,4	30,7	498,3	0,568	0,062	0,938
EspB	17,3	390,4	250,4	4724,9	0,609	0,053	0,947
EspAB	33,7	588,3	327,4	7020,6	0,642	0,047	0,953
PEF	53,3	767,7	633,8	9574,4	0,548	0,066	0,934
Perfil	2,8	3,2	1,5	37,7	0,676	0,041	0,959
%EG	27,1	266,8	149,6	3186,6	0,641	0,047	0,953
%a	29,6	104,4	55,0	1239,7	0,655	0,044	0,956
%A	18,8	40,1	33,3	500,7	0,546	0,067	0,933
%CO	1,82	0,20	0,10	2,33	0,657	0,044	0,956

CUADRO 9

Componentes de la varianza de las clases neuronales, correlación intraclasae
y complemento de la varianza relativa para las variables seleccionadas

r_v

En general, para el conjunto de perfiles de suelos de ladera evaluados, los valores ρ_i y $1-r_v$ señalan que la clasificación empleada en este estudio es considerada efectiva en la separación de los conjuntos de datos edáficos. Esto indica que existe cierto grado de homogeneidad dentro de las clases de suelo, lo que permite que las predicciones que pueden ser realizadas a partir de estas sean más precisas.

Correlación entre las clases locales de suelo y las unidades de paisaje

Los resultados de la aplicación del estadístico χ^2 y el CC señalados en el cuadro 10 indicaron que existe una relación entre las clases de suelo y los tipos de relieve. Es evidente la asociación entre clases, ya que todos los valores del CC son cercanos a la unidad. Sin embargo, las asociaciones son de mayor intensidad cuando se establece la relación entre las clases de suelo, con los tipos de relieve definidos por medio de la clasificación sistemática de paisaje. Además, todas las asociaciones consideradas tienen una significación asociada a un estadístico χ^2 menor a 0,05; lo que permite rechazar la hipótesis de independencia entre las clases de suelo y unidades de paisaje, y admitir que ambos grupos están ampliamente relacionados.

Chi-cuadrado de Pearson (χ^2)	Coeficiente de Contingencia (CC)	$p < 0,05$
486,7	0,893	0,000

CUADRO 10

Medidas de asociación entre las clases de suelo y las unidades de paisaje

Conclusiones

Los parámetros estadísticos del análisis discriminante canónico determinaron que la variabilidad entre las clases de suelos es superior a la variabilidad dentro de las clases. Las correlaciones canónicas de los diferentes agrupamientos borrosos indicaron que las variaciones entre las clases de suelo fueron tres veces mayor que las variaciones internas de las clases.

La clasificación cuantitativa basada en la teoría de conjuntos borrosos demostró eficiencia en la agrupación de los suelos del sector estudiado en la cuenca del río Caramacate. Las clases de suelo expresaron un alto grado de homogeneidad, y fueron capaces de predecir las propiedades edáficas consideradas.

El complemento de la varianza relativa indicó que las propiedades EspA, EspB, Perfil, %EG, %a, %A y %CO son útiles en la separación de las clases de suelo.

Se encontró una asociación representativa entre las clases de suelo borrosas con las diferentes unidades de paisaje definidos por medio de la clasificación sistemática de paisaje a nivel de tipos de relieve. Esta relación facilita la capacidad de predicción de propiedades edáficas y la clasificación de los suelos en el área de estudio.

REFERENCIAS

- BECKETT P.H.T. & BURROUGH P.A. (1971). The relation between cost and utility in soil survey. IV. Comparison of the utilities of soil maps produced by different survey procedures, and to different scales. *J. Soil Sci.* 22: 466-480.
- BEZDEK J.C. (1981). Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. Plenum Press, New York. 256 p.
- BEZDEK J.C., EHRLICH R., FULL W. (1984). FCM: the fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers and Geosciences* 10: 191-203.
- De GRUIJTER J.J. & McBRATNEY A.B. (1988). A modified fuzzy k-means method for predictive classification. In: Bock H.H. (ed.): *Classification and Related Methods of Data Analysis*. Elsevier Science Publishers B.V., Amsetrdam.
- ELIZALDE, G. (1983). Ensayo de clasificación sistemática de categorías de paisaje. Primera Aproximación. Instituto de Edafología. Facultad de Agronomía. Universidad Central de Venezuela. Maracay, Venezuela. 46 p.
- JÁCOME, A. (2002). Evaluación del Efecto del cambio de Cobertura y Uso de la Tierra sobre la producción de sedimentos en la Cuenca del río Caramacate (Subcuenca portante del Embalse Camatagua). Trabajo de Ascenso para optar a la categoría de Asistente. Departamento de Edafología. Facultad de Agronomía. (UCV). Maracay. 148 p.
- MINASNY B & McBRATNEY A.B. (2002). FuzME version 2.1. Documento en linea.. Australian Centre for Precision Agriculture. University of Sydney. Australia. Disponible en: www.usyd.edu.au/su/agric/acpa . Consultado 2016, 10, 04.
- OCHOA, J. (2003). Análisis de la cobertura y uso de la tierra a escala semidetallada, a partir del procesamiento visual de una imagen de satélite Landsat, en la cuenca del río Caramacate. Trabajo de Grado. Facultad de Agronomía, Universidad Central de Venezuela, Maracay, Venezuela. 127 p.
- PINEDA, M.C. (2008). Determinación de áreas susceptibles a movimientos en masa y erosión laminar en unidades de paisaje de la subcuenca del río Caramacate, localizada en la Cuenca Alta del Río Guárico. Trabajo de Ascenso (Asistente). Facultad de Agronomía, Universidad Central de Venezuela. Maracay. 313 p.
- PRADA, R.M., VILORIA J., ROSO R., PÉREZ J., RAMOS J.A., PEÑA J., NÚÑEZ M.E. (2004). Características de los suelos de la subcuenca Caramacate, principales variaciones y relaciones con atributos del paisaje. Proyecto Iniciativa Científica del Milenio. Núcleo de Investigación y Excelencia Manejo Integral de la cuenca alta del Río Guárico. Maracay. 108 p.
- ROSSITER, D.G. (2001). Assessing the thematic accuracy of area-class soil maps. Documento en linea. Soil Science Division, ITC. Enschede The Netherlands. 31-August-2001. Disponible en: <http://www.itc.nl/personal/rossiter/> . Consultado 2015, 05, 10.

- SOIL SURVEY STAFF. (2010). Keys to Soil Taxonomy. Eleventh Edition. United States Department of Agriculture. Natural Resources Conservation Service. NRCS-USDA. Washington DC.346 p.
- URBANI, F. & RODRÍGUEZ J. A. (2004). Atlas geológico de la Cordillera de la Costa, Venezuela. Mapas a escala 1:25.000. Versión Digital. Edic. Fundación Geos, UCV. Caracas.
- VALERA, A. &; VILORIA J. (2011). Estructura de variación de atributos edáficos y topográficos en unidades geomorfométricas de la cuenca del río Caramacate, estado Aragua. XIX Congreso Venezolano de la Ciencia del Suelo. Calabozo, 21 al 25 de noviembre de 2011. 6 p.
- VALERA, A. (2015). Inventario de suelos y paisajes con apoyo de técnicas de cartografía digital en áreas montañosas. Caso cuenca del río Caramacate, estado Aragua. Tesis doctoral en Ciencia del Suelo, Facultad de Agronomía, Universidad Central de Venezuela, Maracay, Venezuela. 241p.
- VILORIA, J., JÁCOME A., ELIZALDE G., RANGEL L. (2001). Utilidad de la subdivisión de la Depresión del Lago de Valencia en unidades de paisaje para la correlación de suelos. Agronomía Tropical 51(3): 283-300.
- WEBSTER, R. (2008). El muestreo en los estudios del suelo. 1ra edición. Trad. Christine Siebe. Universidad Nacional Autónoma de México. Sociedad Mexicana de la Ciencia del Suelo. México, DF. 98 p.
- ZADEH, L. A. (1965). Fuzzy sets. Inform. Control. 8: 338-353.

NOTAS

[1] Recibido 26.09.2017. Aceptado 14.11.2017 *Terra Nueva Etapa 34(55), 2018, pp. 97-117.*