

---

## VARIABILIDAD ESPACIAL DEL SUELO Y SU RELACIÓN CON EL RENDIMIENTO DE MAÍZ EN PARCELAS EXPERIMENTALES DE LA UNIVERSIDAD RÓMULO GALLEGOS

Angel Valera<sup>1,2</sup>, Cándido Sumoza<sup>1,2</sup>, William Tovar<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Universidad Rómulo Gallegos, Área de Ingeniería Agronómica, San Juan de los Morros, Estado Guárico, Venezuela, e-mail: [angelvalera@unerg.edu.ve](mailto:angelvalera@unerg.edu.ve), <https://orcid.org/0000-0001-5500-1332>

<sup>2</sup>Centro de Investigación y Extensión en Suelos y Aguas, (CIESA-UNERG). San Juan de los Morros, Estado Guárico, Venezuela, e-mail: [sumagraz@yahoo.es](mailto:sumagraz@yahoo.es), [wuilltov@gmail.com](mailto:wuilltov@gmail.com)

\* Autor de correspondencia

**Recibido:** 12 - 02 - 2024; **Aceptado:** 14 - 04 - 2024; **Publicado:** 28 - 06 - 2024

---

### RESUMEN

En esta investigación se diagnosticaron diversas propiedades relacionadas con la fertilidad del suelo, previo a un ensayo basado en la aplicación de fertilizantes orgánicos e inorgánicos y la combinación de estos, con la finalidad de evaluar la relación con el rendimiento del cultivo maíz. Para ello se aplicó un diseño de bloques al azar de 12 parcelas experimentales con cuatro (4) tratamientos: T0 (sin abonamiento), T1 (fertilización química), T2 (combinación de fertilización química y orgánica foliar) y T3 (fertilización orgánica foliar), con tres repeticiones. En este caso, se realizó un muestreo sistemático para la evaluación de propiedades químicas y físicas del suelo en 48 sitios. Se analizaron los suelos con fines de fertilidad, y se realizó un análisis geoestadístico para generar los mapas de propiedades del suelo mediante la técnica de interpolación de kriging ordinario (KO). Se hizo la estimación del rendimiento tomando en cuenta los valores promedio de las mazorcas en estado inmaduro (jojoto), considerando el número de hileras, el número de granos por hileras, y el total de granos de la mazorca, y se generó un mapa de rendimiento en el área experimental con la misma técnica de interpolación espacial KO. Los mapas individuales se integraron en un modelo final de clases de suelo-rendimiento mediante una red de agrupamiento neuronal-difuso (FKCN). La evaluación permitió la obtención de 5 clases de suelo/rendimiento con variaciones en distribución granulométrica (arcilla, arena y limo), pH, fósforo, potasio, calcio, densidad aparente, porosidad y rendimiento del cultivo. La clase 1 incluyó rendimientos de maíz de 3.918 kg/ha y corresponde al tratamiento testigo (T0), la clase 2 incluyó rendimientos de 4.390 kg/ha y corresponde al tratamiento con materiales orgánicos (T3), las clases 3 y 4 incluyeron rendimientos promedios de 5.050 y 5.161 kg/ha respectivamente, y corresponden al tratamiento con fertilizante convencional (T1), y la clase 5 se caracterizó por presentar rendimientos de 6.893 kg/ha y corresponde al tratamiento combinado de fertilizantes orgánicos e inorgánicos (T2). El mapa final de clases suelo/rendimiento mostró la posibilidad de constituirse en una herramienta para el desarrollo de una agricultura de sitio específico, mediante la delimitación de áreas de manejo homogéneas, de acuerdo con las características de los suelos y la respuesta del cultivo de maíz en áreas experimentales, que puede ser aplicada a nivel de unidades de producción agrícola.

**Palabras clave:** Maíz, Fertilizante orgánico, Rendimiento, Variabilidad espacial, Algoritmo FKCN.

---

### SPATIAL VARIABILITY OF SOIL AND ITS RELATIONSHIP WITH MAIZE YIELDS IN EXPERIMENTAL PLOTS AT THE RÓMULO GALLEGOS UNIVERSITY

#### ABSTRACT

In this research, several properties related to soil fertility were diagnosed prior to a trial based on the

application of organic and inorganic fertilizers and the combination of these, with the aim of evaluating the relationship with the yield of the maize crop. For this purpose, a randomized block design of 12 experimental plots with four (4) treatments was applied: T0 (no fertilization), T1 (chemical fertilization), T2 (combination of chemical and organic foliar fertilization) and T3 (organic foliar fertilization), with three replications in this case, systematic sampling was carried out for the evaluation of chemical and physical properties of the soil in 48 sites. Soils were analyzed for fertility, and a geostatistical analysis was performed to generate soil property maps using the ordinary kriging (OK) interpolation technique. Yield estimation was done taking into account the average values of the immature ears (green maize), considering the number of rows, the number of kernels per row, and the total kernels in the ear, and a yield map was generated in the experimental area with the same OK spatial interpolation technique. The individual maps were integrated into a final soil-yield class model using a fuzzy neural clustering network (FKCN). The evaluation allowed obtaining 5 soil/yield classes with variations in grain size distribution (clay, sand and silt), pH, phosphorus, potassium, calcium, bulk density, porosity and crop yield. Class 1 included maize yields of 3,918 kg/ha and corresponds to the control treatment (T0), class 2 included yields of 4,390 kg/ha and corresponds to the treatment with organic materials (T3), classes 3 and 4 included average yields of 5,050 and 5,161 kg/ha respectively, and correspond to the treatment with conventional fertilizer (T1), and class 5 was characterized by yields of 6,893 kg/ha and corresponds to the combined treatment with organic and inorganic fertilizers (T2). The final soil/yield class map showed the possibility of becoming a tool for the development of site-specific agriculture, through the delimitation of homogeneous management areas, according to soil characteristics and maize crop response in experimental areas, which can be applied at the level of agricultural production units.

**Keywords:** Maize, Organic fertilizer, Yields, Spatial variability, FKCN Algorithm

---

## INTRODUCCIÓN

El cultivo de maíz es de gran importancia en todo el territorio nacional y forma parte de la alimentación diaria de los venezolanos. Sin embargo, debido al manejo dado, cada día los requerimientos del cultivo en zonas de producción agrícola aumentan, y es necesario suplir las necesidades en forma edáfica o foliar. El conocimiento de la variabilidad espacial del suelo es muy importante porque permite la implementación de prácticas de manejo más eficiente de los factores suelo, agua y cultivo, que promueven la sostenibilidad de los sistemas de producción, bajo un enfoque de agricultura de precisión. Son diversas las apreciaciones dadas sobre evaluaciones del comportamiento de materiales y sustancias orgánicas e inorgánicas aplicadas a un cultivo en un determinado tipo de suelo (Ayoola y Makinde, 2007; Afe *et al.*, 2015; Yang *et al.*, 2020; Durukan, 2022); sin embargo, en muchas ocasiones las respuestas no se deben a las aplicaciones *per se*, y los resultados se enmascaran debido fundamentalmente a la variabilidad de los suelos. Esta situación ocurre en cualquier escala de apreciación, y también es apreciable con fines experimentales.

Son numerosos los ensayos que han realizado para evaluar la influencia de materiales orgánicos e inorgánicos en el rendimiento del cultivo maíz, los cuales consideran aplicaciones basadas en la evaluación del suelo con fines de fertilidad. Sin embargo, para tener una radiografía edafológica de las áreas experimentales es importante considerar la influencia de la variabilidad espacial de propiedades del suelo. En tal sentido, en esta investigación se tomó la previsión de realizar un muestreo sistemático con igual número de muestras en cada parcela experimental, con la finalidad de relacionar la variación de

los suelos con el rendimiento del cultivo, mediante la aplicación de técnicas de cartografía digital que incluyen métodos geoestadísticos para la interpolación de propiedades del suelo, y métodos de agrupamiento de variables individuales en clases, que expresan la integración de patrones comunes desde el punto de vista espacial.

Las técnicas geoestadísticas se utilizan desde hace muchas décadas, pero aún permanecen vigentes cuando se trata de visualizar la variación espacial de cualquier propiedad de suelo y del cultivo. Las evaluaciones geoestadísticas permiten conocer la estructura espacial de cualquier variable mediante la función de semivarianza, la cual es una medida de la similitud entre observaciones a una distancia determinada (Ovalles, 1992). De igual manera, los semivariogramas proporcionan información de gran utilidad para estimar valores en sitios no muestreados, mediante técnicas de interpolación (Valera *et al.*, 2008), y generar mapas de cada variable en consideración. Existen diversas técnicas empleadas para el agrupamiento de variables individuales en categorías que facilitan la interpretación y permiten evaluar las relaciones suelo/cultivo, entre las que destacan los algoritmos de aprendizaje estadístico automático (*machine learning*) tales como la regresión lineal múltiple (RLM), bosques aleatorios (RF, *Random Forest*), redes neuronales artificiales (RNA), c-medias difusa (FCM, *Fuzzy c-means*), K vecinos más cercanos (K-NN, *K-Nearest Neighbors*) y máquina de vectores de soporte (SVM, *Support Vector Machines*) (Chen *et al.*, 2019). Sin embargo, uno de los algoritmos de inteligencia artificial que han demostrado una gran capacidad para el análisis espacial, la clasificación de datos espaciales, y para la generación de mapas con alta precisión y detalle es la red neuronal de agrupamiento difuso FKCN (*Fuzzy Kohonen Clustering networks*) (Bezdek, 1992). En Venezuela, este algoritmo ha sido aplicado en clasificaciones geomorfométricas, en la predicción de propiedades y clases de suelo, en la obtención de clases de fertilidad del suelo, y en el mapeo de suelos y su relación con el rendimiento de banano (Rey *et al.*, 2015).

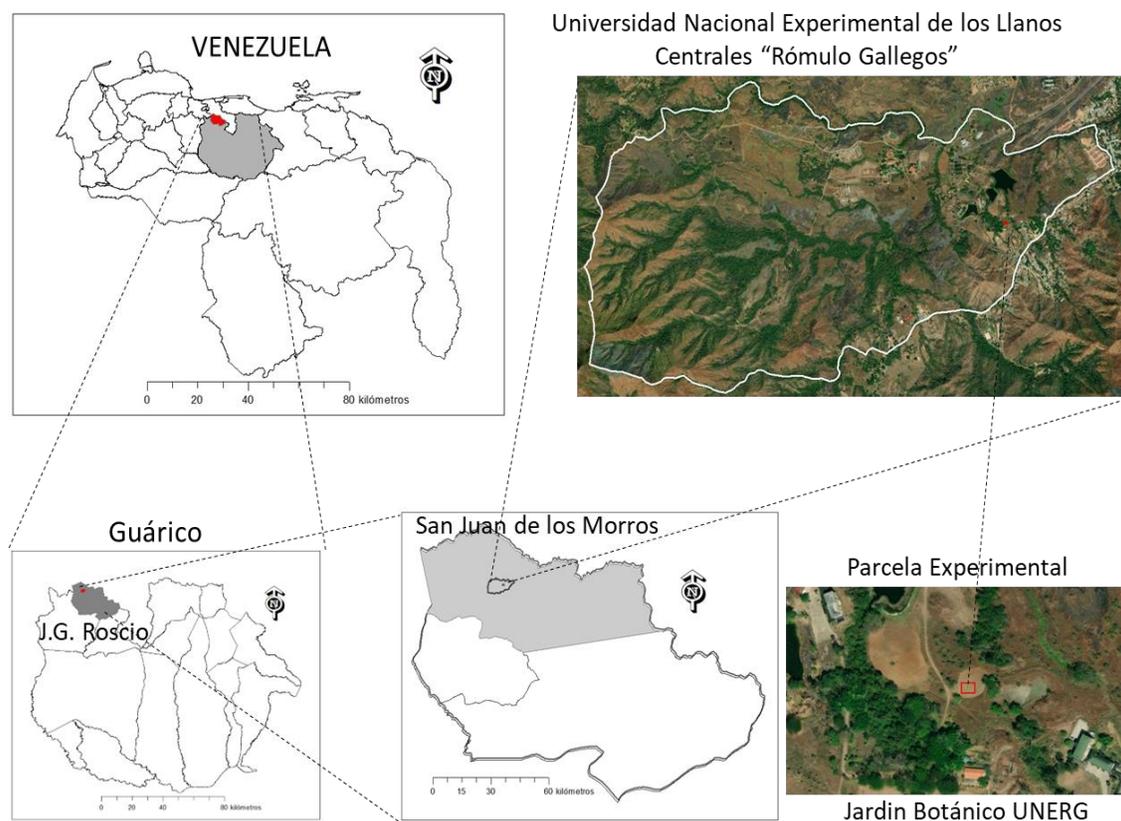
El algoritmo FKCN combina la potencialidad de los conjuntos difusos y las RNA, mediante una técnica integral de clasificación no supervisada que conjuga el algoritmo de mapas autoorganizados o *self organizing map* (SOM) (Kohonen, 1982) y el algoritmo FCM (Bezdek, 1984). En esta investigación se empleó FKCN para realizar el agrupamiento de variables del suelo y del rendimiento de maíz obtenidas con técnicas geoestadísticas, para evaluar la relación suelo-cultivo en parcelas experimentales de la Universidad Rómulo Gallegos, como base para la delimitación de áreas de manejo por sitio específico de acuerdo con las características de los suelos y la respuesta del cultivo, y como aspecto fundamental para la implementación de una agricultura de precisión.

## **MATERIALES Y MÉTODOS**

### **Área de Estudio**

El ensayo se llevó a cabo en los terrenos del Jardín Botánico de la Universidad Nacional Experimental de los Llanos Centrales Rómulo Gallegos, Vía El Castrero, municipio Roscio, San Juan de los Morros estado Guárico, Venezuela. El área experimental es de

192 m<sup>2</sup>, con una superficie efectiva de 165 m<sup>2</sup>, y se encuentra ubicada en las coordenadas Norte 9° 43' 63,163" y Oeste 67° 23', 9,063". En la zona dominan suelos formados sobre materiales derivados de la formación geológica Las Hermanas, conformada por rocas ígneas máficas extrusivas y conglomerados volanoclásticos (MEM, 2021), con una precipitación media anual de 1.280 mm, una altitud de 445 msnm, con dominancia de una vegetación herbácea de pasto yaraguá (*Hyparrhenia rufa*) asociada con arbustos de chapararro (*Curatella americana*). El suelo donde se desarrolló la siembra del cultivo de maíz corresponde a terrazas coluvio aluviales de la cuenca del río San Juan, afluente del río Guárico, donde dominan suelos de los órdenes inceptisoles y alfisoles. Desde el punto de vista de fertilidad los suelos son de clase textural franca (F) con una reacción del suelo ligeramente ácida, baja disponibilidad de fósforo y potasio, y bajos contenidos de materia orgánica. Los contenidos de calcio y magnesio disponible son altos, pero no existen problemas de salinidad debido a la baja conductividad eléctrica de los suelos. El suelo presenta deficiencia de los microelementos zinc, cobre y manganeso, a excepción del elemento hierro (CIESA, 2023).



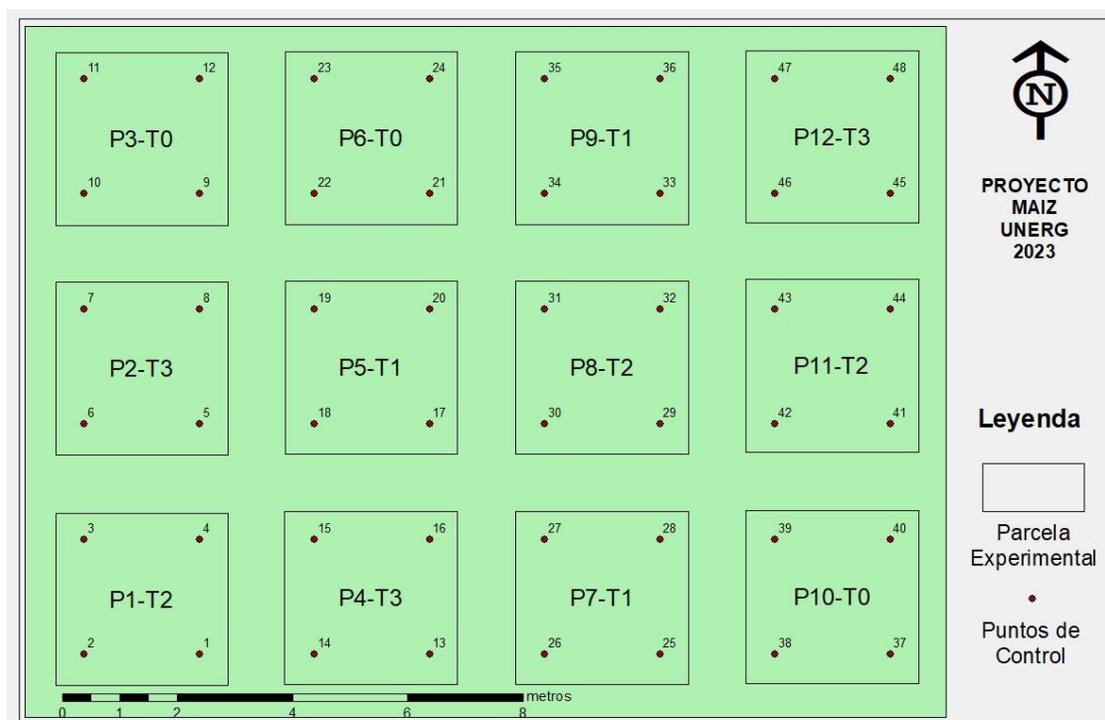
**Figura 1.** Ubicación relativa de las parcelas experimentales de maíz en terrenos del Jardín Botánico de la UNERG.

## Muestreo de suelos

Para la evaluación de los suelos se realizó un muestreo sistemático en el horizonte superficial a 20 cm de profundidad, en cuadrículas espaciadas a 2 m, para un total de 48 muestras de suelo en la superficie total de las parcelas experimentales (Figura 2) con algunos tratamientos preestablecidos. Cada punto de muestreo fue georreferenciado, y a las muestras superficiales se les realizó un diagnóstico con fines de fertilidad, utilizando las metodologías del Laboratorio de análisis de suelos del Centro de Investigación en Suelos y Aguas de la Universidad Rómulo Gallegos (CIESA-UNERG). Se analizaron once (11) variables de suelo: pH en agua (1:2,5), materia orgánica (MO), fósforo disponible (P), potasio asimilable (K), calcio (Ca) y magnesio disponible (Mg), las cantidades relativas de arena, limo y arcilla (%), la densidad aparente del suelo (Da) y el espacio poroso total (%EPT).

## Características del cultivo maíz y fertilizantes utilizados

El cultivar sembrado fue el híbrido Pioneer P4285 (amarillo), el cual proviene de una línea de parentales destinado para la siembra de campos de maíz, con rendimientos favorables en importantes áreas maiceras de diversos países suramericanos, y requiere mediana a alta tecnología para obtener una excelente productividad. La siembra del cultivo se realizó a mediados de abril y la cosecha se llevó a cabo a finales del mes de junio de 2023 (Sumoza *et al.*, 2023).



**Figura 2.** Distribución de las parcelas experimentales (P) y los tratamientos preestablecidos (T) y los sitios de muestreo.

Los fertilizantes utilizados en los tratamientos corresponden a la fórmula completa NPK (10-20-20), complejo granular con altos contenidos de fósforo y potasio, y un aporte complementario de nitrógeno. También se utilizó un fertilizante orgánico denominado Carboplant Plus, el cual es una formulación orgánica foliar y radical, obtenida por un proceso de "digestión química". Es un producto obtenido de la extracción alcalina de Leonardita con hidróxido de potasio (KOH), posee una alta concentración de materia orgánica, aporta un valioso porcentaje de ácidos húmicos y fúlvicos y favorece la producción de los cultivos. Además, es una fuente natural de diversos nutrientes como potasio, hierro, calcio, cobre, zinc y magnesio (Ortega y Rengifo, 2023; Humintech, 2023).

### **Establecimiento de parcelas experimentales**

Para la evaluación de las variables de suelo y del rendimiento de maíz, se consideraron las 12 parcelas de 3m x 3m cada una, con 4 hileras y 45 plantas por parcela, establecidas por Sumoza *et al.* (2023). En cada parcela se realizó la siembra de 5 semillas por metro lineal con una separación entre hileras de 1m, para una densidad de siembra equivalente a 50.000 mil plantas por hectárea, en un área de siembra efectiva de  $11m \times 15m = 165 m^2$ . Para la distribución de las parcelas experimentales en el campo se empleó un diseño de bloques al azar, con 4 tratamientos basados en fuentes de fertilizantes orgánicos e inorgánicos y 3 repeticiones (Figura 2).

De acuerdo con el análisis de suelo con fines de fertilidad, los requerimientos nutricionales del cultivo de maíz fueron de 150 kg/ha de N, 90 kg/ha de  $P_2O_5$  y 90 kg/ha de  $K_2O$  (CIESA-UNERG, 2023), por lo que se establecieron los siguientes tratamientos: una parcela testigo (T0) (sin abonamiento), una parcela con fertilización de fórmula completa comercial (T1), una parcela con la combinación de media dosis de fertilización química y media dosis de abono orgánico foliar (T2) y T3 (fertilización orgánica foliar), con tres repeticiones de cada tratamiento.

### **Estimación del rendimiento de maíz en parcelas experimentales**

Para la estimación del rendimiento de maíz en las parcelas experimentales fue necesaria la recolección de datos precisos como el número de plantas, la cantidad de mazorcas promedio por planta, el número de hileras por mazorca y el número de granos por hilera. En esta investigación se seleccionaron plantas con mazorcas inmaduras (jojoto) con la finalidad de evitar riesgos de pérdidas *a posteriori*, y para estimaciones más precisas se tomaron muestras en cuatro partes de cada parcela, para obtener datos comparativos con los resultados de los análisis de suelo con fines de fertilidad representado por 48 sitios de muestreo (Figura 2).

### **Análisis estadístico y geoestadístico de suelos y del rendimiento del cultivo**

Los datos de las variables químicas y físicas del suelo, y los rendimientos de maíz fueron tabulados y graficados, utilizando el programa estadístico Minitab 20<sup>®</sup> (versión de evaluación). Se realizó un análisis descriptivo de las variables de suelo y del rendimiento del cultivo, pruebas de normalidad de los datos, y un análisis de correlación suelo/rendimiento de maíz.

Para el análisis geoestadístico de los datos se determinaron los semivariogramas compuestos de las propiedades del suelo y del rendimiento de maíz, independientes de la dirección. Para ello se utilizó la técnica de interpolación por kriging ordinario del módulo de análisis geoestadístico del programa ArcMap 10.8® (versión libre), cuyos semivariogramas se ajustaron a los modelos teóricos más representativos. Posteriormente se obtuvieron los mapas de la variación espacial de las variables químicas, físicas y del rendimiento de maíz en toda el área experimental, más los errores asociados a la estimación.

La evaluación de la precisión de los mapas de variables edáficas y del mapa de rendimiento de maíz se realizó con cinco (5) índices: el error medio (EM), el error medio estandarizado (EME), la raíz del error cuadrático medio (RECM), la raíz del error cuadrático medio estandarizado (RECME), y el error estándar promedio (EEP). El EM evalúa el error sistemático e indica la presencia de subestimación (-) o sobrestimación del modelo (+) y el EME muestra la desviación del modelo obtenido. RECM evalúa la precisión de la predicción y mide la cantidad de error que hay entre los conjuntos de datos observados y estimados; es decir, compara un valor predicho y un valor conocido. El índice RECME es más preciso mientras más se aproxime al valor ideal de la unidad (1), si el error estandarizado de la raíz cuadrada media es mayor que 1, existe subestimación de la variabilidad en sus predicciones, y si es menor que 1, se sobreestima la variabilidad en sus predicciones. El EEP indica la variabilidad de las predicciones, cuyas estimaciones serán más adecuadas si sus valores están más cerca del ECM. También se determinó la confiabilidad de los diversos modelos de predicción con base en el error estándar de predicción.

### **Relación espacial entre variables edáficas y el rendimiento del cultivo maíz**

Para el agrupamiento de las variables químicas y físicas del suelo con el rendimiento de maíz se aplicó una técnica de inteligencia artificial basada en un sistema de clasificación por redes neuronales artificiales (Viloria *et al.*, 2012; Viloria *et al.*, 2016) con el algoritmo FKCN (*Fuzzy Kohonen Clustering Network*). Las variables del suelo y del rendimiento de maíz fueron agrupadas en una matriz de datos para la aplicación del algoritmo FKCN, lo que permitió evaluar el agrupamiento de píxeles con diversos números de clases (3 a 8) y diferentes coeficientes difusos ( $\phi = 1, 1$  a  $1, 3$ ).

Para la obtención del mejor modelo de clases neuronales difusas se empleó un enfoque inductivo, basado en el procedimiento de Odeh *et al.* (1992), el cual relaciona el índice de rendimiento difuso (FPI, *Fuzziness Performance Index*) con el número de clases. La selección del número óptimo de clases en FKCN se realizó por repetición de la clasificación para un rango de número de clases. El FPI estima el grado de borrosidad generada por cada número específico de clases y define la estructura más apropiada del conjunto de datos empleados en la separación de categorías. A las clases obtenidas se les asignó el significado edafológico y productivo a través de la interpretación de su distribución espacial, las descripciones de los centros de clase y las matrices de los valores de similitud (mapas del grado de pertenencia a cada clase) obtenidos mediante

el algoritmo FKCN. Para evaluar la capacidad predictiva de las clases obtenidas mediante el agrupamiento neuronal difuso, se realizó un proceso de validación, empleando las funciones discriminantes de cada clase como estadísticas multivariadas derivadas del análisis discriminante canónico. En el proceso de validación cada caso se clasifica mediante las funciones discriminantes derivadas a partir del resto de los casos.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### Análisis estadístico de variables de suelo y rendimiento del cultivo

#### *Datos de suelo y rendimiento de maíz*

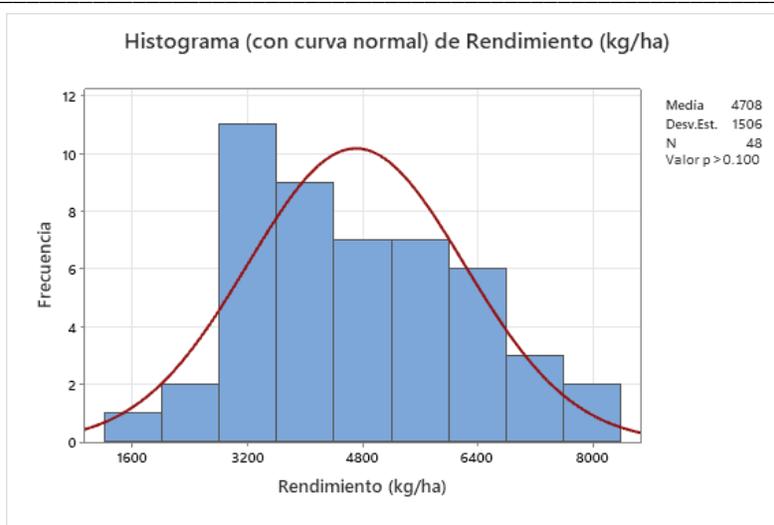
Los estadísticos descriptivos indicaron que los suelos de las parcelas experimentales presentan contenidos de arcilla comprendidos entre 13 y 32% que los ubica en clases de textura variables entre francas, franca arcillosa y franca arcillo arenosa. Las reacciones de los suelos oscilan entre ligeramente a fuertemente ácida, presentan bajos a medianos contenidos de fósforo y moderados a altos contenidos de potasio y calcio; alta disponibilidad de magnesio y bajos contenidos de materia orgánica (Cuadro 1). Las mayores variaciones están determinadas por los contenidos de fósforo disponible, calcio y el % arcilla.

**Cuadro 1.** Estadísticos descriptivos de las variables de suelo y producción en parcelas experimentales.

Variable	Media	E.E.	D.E.	Var	CV (%)	Mín.	Máx.	Mediana	Q1	As	K
pH (1:2,5)	5,74	0,04	0,25	0,06	4,4	5,10	6,52	5,74	5,61	0,06	1,70
MO (%)	1,54	0,01	0,08	0,01	5,3	1,45	1,77	1,51	1,47	0,98	0,13
Ca (mg/kg)	613,3	55,0	381,1	145.248	62,1	160	1.600	510	305,0	1,29	1,03
Mg (mg/kg)	277,9	13,1	90,90	8257	32,7	122,2	460,5	269,1	196,1	0,24	-1,05
K (mg/kg)	52,83	2,46	17,01	289	32,2	20,00	104,0	48,0	41,00	0,98	0,89
P (mg/kg)	5,36	0,58	4,03	16,22	75,2	1,00	15,0	5,00	2,00	0,91	0,07
Arcilla (%)	21,27	0,98	6,80	46,26	32,0	13,04	32,48	22,48	14,08	0,13	-1,43
Limo (%)	32,88	0,86	5,96	35,49	18,1	23,12	43,28	33,28	27,12	0,08	-1,30
Arena (%)	45,86	0,61	4,23	17,91	9,2	38,4	55,68	45,04	42,96	0,47	-0,31
Da (g/cm3)	1,33	0,01	0,08	0,01	5,7	1,19	1,59	1,315	1,28	0,77	1,77
EPT (%)	50,00	0,41	2,85	8,11	5,7	40	55,094	50,38	47,55	-0,77	1,77
Rend. (kg/ha)	4.708	217,0	1.506	2.269.131	32,0	1.662	8.093	4.563	3.467	0,31	-0,43

N: 48 muestras, E.E: error estándar, D.E: desviación estándar, Var: varianza, Min: valor mínimo, Q1: cuartil 1, Max: valor máximo, As: asimetría, K: curtosis, Rend.: rendimiento

Los datos de rendimiento de maíz oscilaron entre 1.662 kg/ha y 8.093, con un valor promedio de 4.708 kg/ha, y un coeficiente de variación superior al 30% que le da un carácter de cierto grado de heterogeneidad de los valores de producción de maíz. Sin embargo, los mismos proceden de poblaciones con una distribución normal (valor  $p > 0,05$ ) (Figura 3).



**Figura 3.** Histograma de la variable rendimiento del cultivo maíz en parcelas experimentales

Es importante destacar que los resultados de la estimación del rendimiento de maíz para cada uno de los tratamientos preestablecidos indicaron la existencia de una secuencia en orden descendente desde el tratamiento 2 bajo la combinación de fertilizantes químicos y orgánicos (6.011 kg/ha), seguido del tratamiento 1 basado en la fertilización convencional (5.024 kg/ha), luego el tratamiento 3 con 4.111 kg/ha, y el testigo con 3.687 kg/ha de maíz. Sin embargo, la estimación se derivó en los 48 sitios de muestreo para establecer posteriormente las relaciones con los datos de suelo.

**Cuadro 2.** Correlaciones entre variables químicas físicas y rendimiento de maíz en parcelas experimentales.

Variable	pH (1:2,5)	MO (%)	Ca (mg/kg)	Mg (mg/kg)	K (mg/kg)	P (mg/kg)	Arcilla (%)	Limo (%)	Arena (%)	Da (g/cm <sup>3</sup> )	EPT (%)
MO (%)	0,116										
Ca (mg/kg)	0,118	0,061									
Mg (mg/kg)	0,239	0,028	-0,155								
K (mg/kg)	-0,186	-0,294	-0,025	0,065							
P (mg/kg)	0,225	0,027	0,221	0,188	-0,378						
Arcilla (%)	-0,008	-0,017	0,412	-0,287	0,346	-0,366					
Limo (%)	-0,106	0,122	-0,348	0,186	-0,437	0,337	-0,788				
Arena (%)	0,163	-0,145	-0,172	0,200	0,059	0,115	-0,498	-0,142			
Da (g/cm <sup>3</sup> )	0,247	-0,333	0,144	0,014	0,003	0,059	0,137	-0,174	0,153		
EPT (%)	-0,247	0,333	-0,144	-0,014	-0,003	-0,059	-0,137	0,174	-0,153	-1,000	
Rend (kg/ha)	<b>0,363</b>	0,151	<b>0,399</b>	0,019	<b>-0,284</b>	<b>0,359</b>	-0,077	-0,054	0,020	-0,007	0,007

En cuanto a las correlaciones de las variables químicas y físicas del suelo con relación al rendimiento de maíz (Cuadro 2), son pocas y bastante bajas, destacando solamente una relación con el pH de los suelos, el contenido de fósforo y el potasio asimilable.

Este aspecto permite ratificar que la heterogeneidad de los suelos marca las diferencias en cuanto a los rendimientos del cultivo, aparte de dejar en claro que las relaciones entre propiedades del suelo y el cultivo no son lineales.

## Evaluación geoestadística de propiedades del suelo y cultivo

### Variación espacial de propiedades del suelo

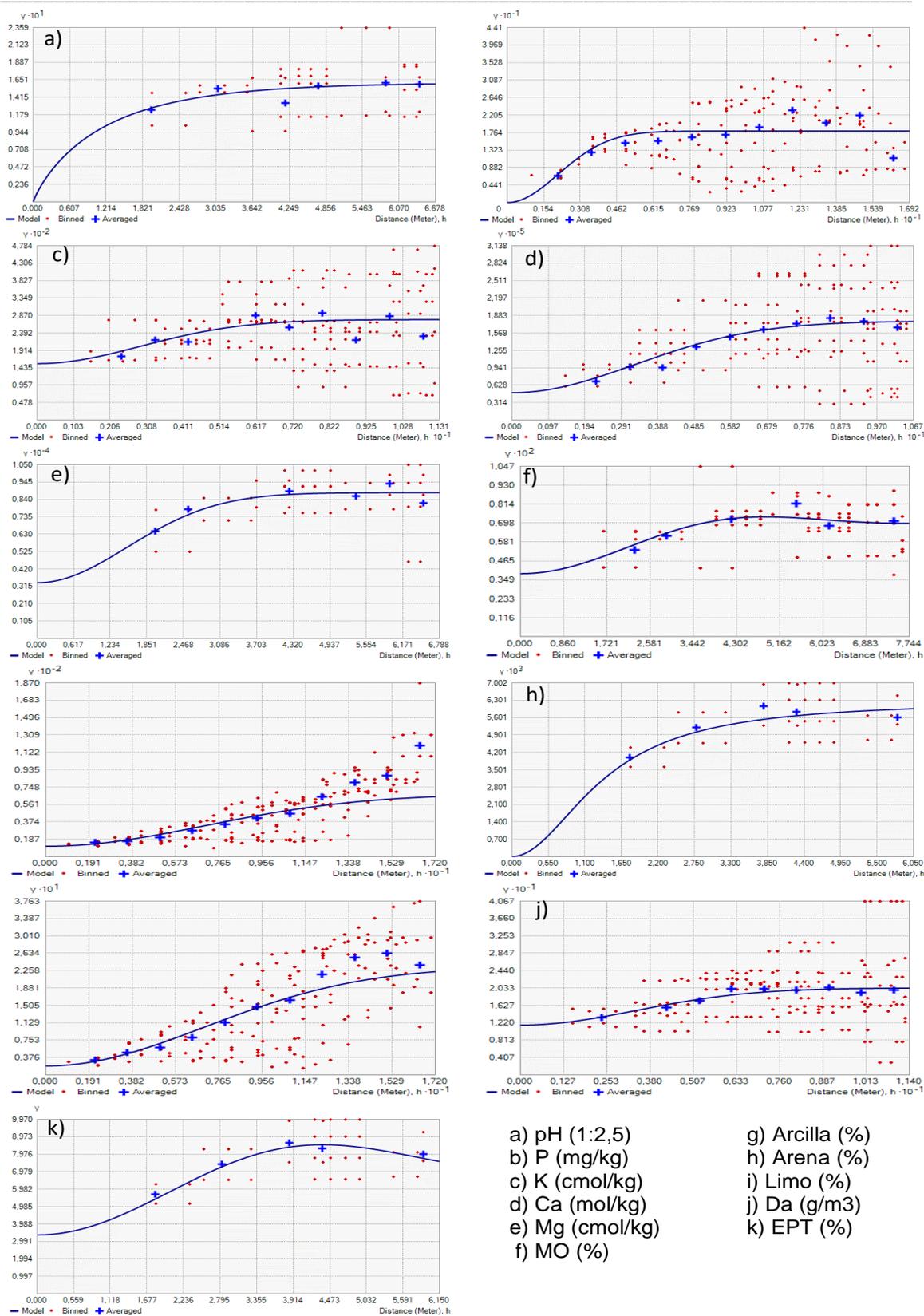
La estimación de los semivariogramas empíricos de las variables del suelo, fueron ajustados a modelos matemáticos gaussianos, estables, cuadráticos racionales y de simetría cilíndrica (Figura 4), considerando el comportamiento isotrópico de las variables. Los parámetros geoestadísticos derivados del ajuste de los semivariogramas a diferentes modelos teóricos, se expresan en el Cuadro 3, y los modelos de cada variable se presentan en la Figura 5.

El análisis estructural de los modelos de semivariogramas indicaron que los modelos de las variables pH, P, arcilla, Limo y Da, presentan una fuerte dependencia espacial (< 25% de efecto aleatorio o *nugget* relativo), aunque las variables Ca, Mg, K, MO, arena y %EPT presentaron una moderada dependencia espacial (varianza relativa entre 25 y 75%). En general, todos los semivariogramas presentan estructura espacial, con un incremento de la varianza total hasta alcanzar una distancia máxima promedio de 6 m para las variables dinámicas; es decir, alta varianza en un corto alcance, exceptuando las variables físicas granulométricas cuyo rango de dependencia espacial varía entre 8 y 17 m, por su naturaleza de carácter permanente.

**Cuadro 3.** Parámetros geoestadísticos de los semivariogramas compuestos de las propiedades del suelo.

Variable	Modelo	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	A <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> +C <sub>1</sub>	NR (%)
pH (1:2,5)	Estable	0,00	0,16	4,2	0,16	0,00
P (mg/kg)	Gaussiano	0,00	18,02	5,2	18,02	0,00
K (cmol/kg)	Estable	0,00	0,00	7,1	0,00	56,2
Ca (cmol/kg)	Gaussiano	1,23	3,22	8,0	4,45	27,7
Mg (cmol/kg)	Estable	0,23	0,38	3,7	0,61	38,2
MO (%)	J-Bessel	0,00	0,00	6,6	0,01	54,7
Arc (%)	Estable	0,02	0,21	17,2	0,23	8,10
Are (%)	Estable	11,64	8,66	8,3	20,30	57,3
Limo (%)	Gaussiano	11,12	56,14	17,2	67,26	16,5
Da (g/m <sup>3</sup> )	Cuadrático	0,00	0,01	6,0	0,01	0,10
EPT (%)	Gaussiano	3,36	4,99	4,1	8,35	40,2

C<sub>0</sub>: Varianza *nugget*, C<sub>1</sub>: Varianza estructural, C<sub>0</sub> + C<sub>1</sub>: Umbral, A<sub>1</sub>: Alcance, NR: *Nugget* relativo ((C<sub>0</sub>/C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub>)\*100), J-Bessel: función de simetría cilíndrica, CM: Confiabilidad del modelo.



**Figura 4.** Semivariogramas de las variables químicas y físicas del suelo.

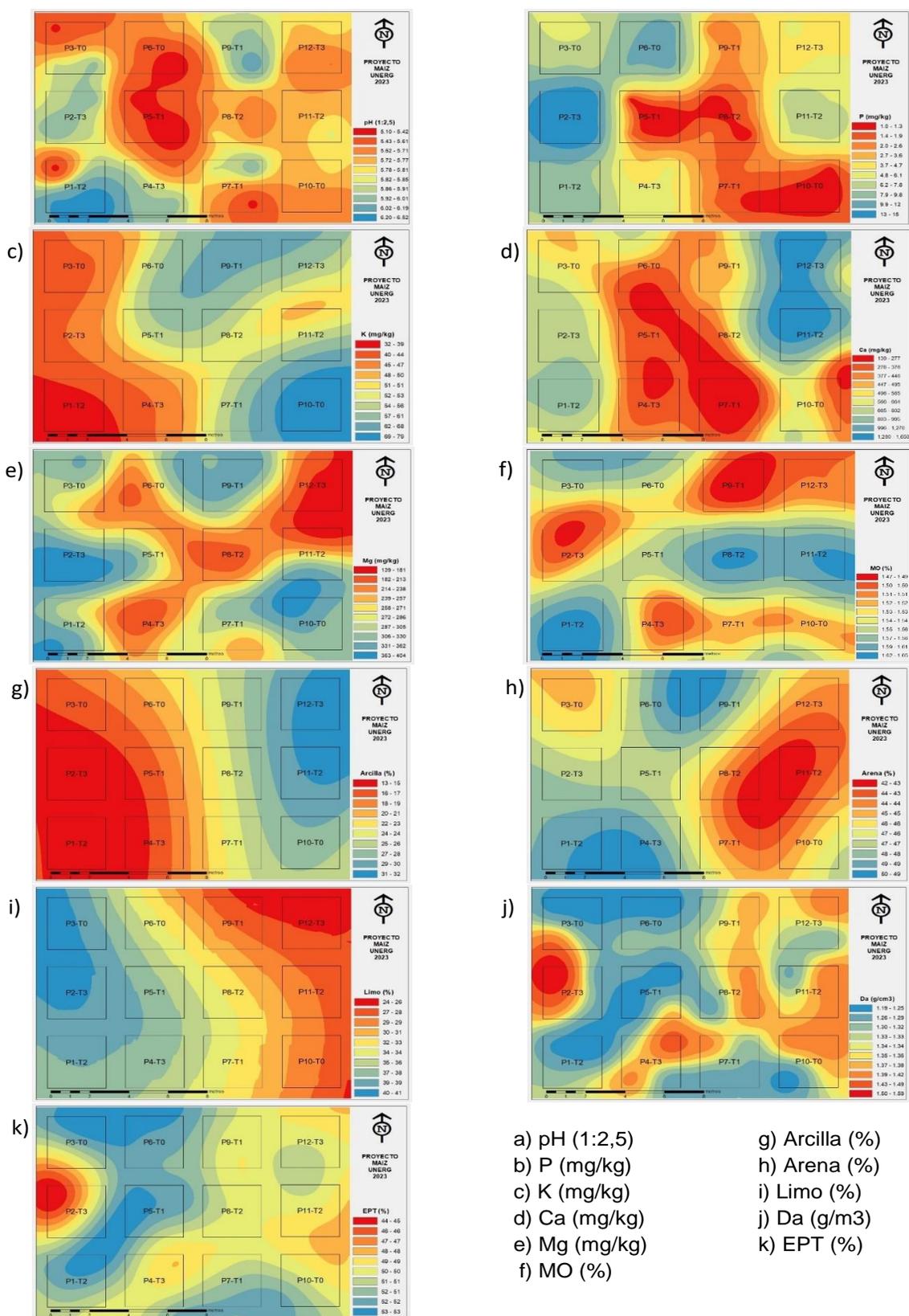


Figura 5. Mapas de variación espacial de atributos químicos y físicos del suelo.

*Evaluación de la confiabilidad de los modelos de predicción de variables del suelo*

Los resultados de las validaciones de las variables del suelo se indican en el Cuadro 4, donde se observan los bajos valores de los errores de predicción, los cuales son muy cercanos a cero para los índices EM, RECM y EEP.

**Cuadro 4.** Error de predicción de las variables del suelo mediante validaciones cruzadas.

Variable (x)	Función de Regresión (y)	EM	RECM	EME	RECME	EPE	CM (%) *
pH (1:2,5)	$0,196 * x + 4,607$	-0,002	0,231	-0,009	0,992	0,233	99,7
P (mg/kg)	$0,905 * x + 0,332$	0,010	2,255	0,001	0,840	2,756	99,4
K (cmol/kg)	$0,285 * x + 0,096$	0.000	0,037	0.000	1,012	0,036	100,0
Ca (cmol/kg)	$0,547 * x + 1,169$	-0.003	1,394	-0.006	1,051	1,330	99,2
Mg (cmol/kg)	$0,145 * x + 1,925$	-0.015	0,723	-0.017	1,010	0,715	99,6
MO (%)	$0,142 * x + 1,320$	0,000	0,078	-0,001	1,018	0,076	100,0
Arc (%)	$0,771 * x + 4,625$	0,039	3,437	-0,023	1,137	3,467	97,2
Are (%)	$0,226 * x + 35,43$	-0,054	3,891	-0,010	1,019	3,795	98,2
Limo (%)	$0,634 * x + 11,34$	0,029	3,744	0,008	1,034	3,652	98,0
Da (g/m <sup>3</sup> )	$0,199 * x + 1,058$	-0,001	0,066	-0,006	0,956	0,069	99,9
EPT (%)	$0,231 * x + 38,49$	0,024	2,441	0,007	0,946	2,577	98,6

EM: error medio, EME: Error medio estandarizado, ECM: error cuadrático medio; ECME: error cuadrático medio estandarizado; EEP: error estándar promedio, CM: confiabilidad del modelo (100-error estándar máximo), \*Valor obtenido del mapa de predicción del error estándar, P: Fósforo disponible, K: Potasio asimilable, Ca: Calcio disponible, Mg: Magnesio disponible, MO: Materia orgánica, Da: densidad aparente, EPT: espacio poroso total.

Se observó que los modelos que mejor se adaptan a los datos empleados cumplen con los requerimientos de RECM pequeño, EEP pequeño o próximo a RECM y RECME cerca de 1. La mayor subestimación la presentaron las variables físicas granulométricas y los contenidos de Ca, Mg, K y MO; mientras que las variables pH, P, Da y EPT presentaron un ligero grado de sobrestimación de los valores de dichas variables. Sin embargo, la confiabilidad de los modelos de variables del suelo es superior al 97%, lo que indicó un alto grado de ajuste de todos mapas de propiedades generados con la técnica KO.

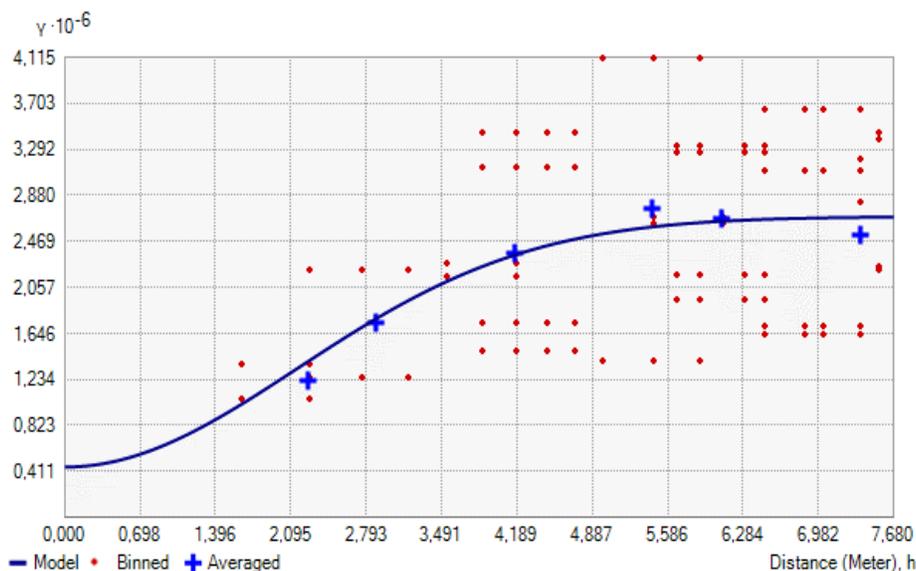
*Variación espacial del rendimiento del cultivo maíz*

En cuanto a la variación espacial de los rendimientos del cultivo en toda el área experimental (expresados en t/ha), los resultados obtenidos con la técnica KO indicaron que el mejor ajuste de los datos se realizó con un modelo matemático tipo gaussiano, una función de regresión  $Y = 0,602 * x + 1,907$ ; con un rango de dependencia espacial de 5,3 metros y una varianza relativa de 16,7% que indica la existencia de una fuerte variabilidad espacial del rendimiento de maíz en los suelos de las parcelas experimentales (Sumoza *et al.*, 2023) (Cuadro 5). La figura 6 señala el semivariograma seleccionado que proporcionó el mejor ajuste visual para las semivarianzas empíricas, con cuyos atributos se generó el mapa de variación espacial del rendimiento de maíz (Figura 7).

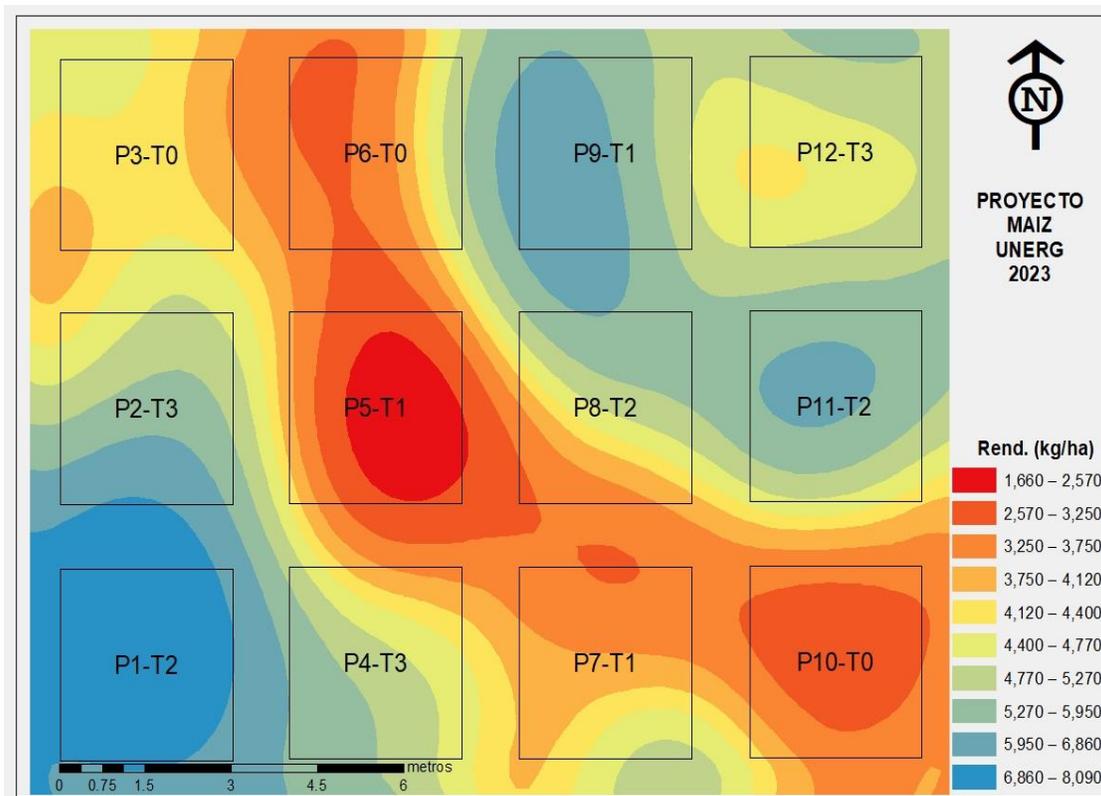
**Cuadro 5.** Parámetros geoestadísticos del semivariograma compuesto del rendimiento de maíz en parcelas experimentales.

Parámetro	Valor
C <sub>0</sub> (varianza aleatoria)	0,45
C <sub>1</sub> (varianza explicada)	2,24
A <sub>1</sub> (rango, m)	5,27
C <sub>0</sub> +C <sub>1</sub> (Umbral)	2,69
Varianza relativa (%)	16,71

$$\text{Varianza relativa: } C_0/(C_0+C_1) \times 100$$

**Figura 6.** Estructura del semivariograma del rendimiento de maíz en parcelas experimentales de la UNERG.

El mapa final de rendimiento del cultivo mostró valores comprendidos entre 1.660 y 8.090 kg/ha de maíz, con clara evidencia de un mayor rendimiento en las parcelas representadas por T2, pero con solapamientos en T1. En contraste, el testigo (T0) presentó los menores valores de rendimiento, pero también se visualiza un marcado efecto en T1. Esta apreciación deja en claro que existe cierto grado de variabilidad espacial en los suelos que enmascara la posible relación lineal entre tratamientos y producción, sugiriendo profundizar en la influencia de las características de los suelos.



**Figura 7.** Variación espacial del rendimiento de maíz con la técnica geoestadística kriging ordinario.

#### *Evaluación de la confiabilidad del modelo de predicción del rendimiento del cultivo*

Los resultados de validación cruzada del modelo de variación espacial por kriging ordinario se indican en el Cuadro 6, donde se observa que el modelo ajustado cumple con los requerimientos de un error medio con cierto grado de subestimación del rendimiento. Sin embargo, la RECM está por el orden de los 1.000 kg/ha, aunque el EEP es muy próximo a RECM, y RECME cercano a la unidad (1).

**Cuadro 6.** Validación del modelo de predicción del rendimiento de maíz estimado por KO en parcelas experimentales.

Error de predicción	Valor
Error medio (EM)	-5,342
Raíz del error cuadrático medio (RECM)	1.086
Error Medio Estandarizado (EME)	-0,004
Raíz del error cuadrático medio estandarizado (RECME)	1,081
Error estándar promedio (EEP)	1.024
Confiabilidad del modelo (%)	99,4

El error estandarizado de la raíz cuadrada media es ligeramente mayor que 1, lo que significa que el modelo reflejó una ligera subestimación de la variabilidad de las

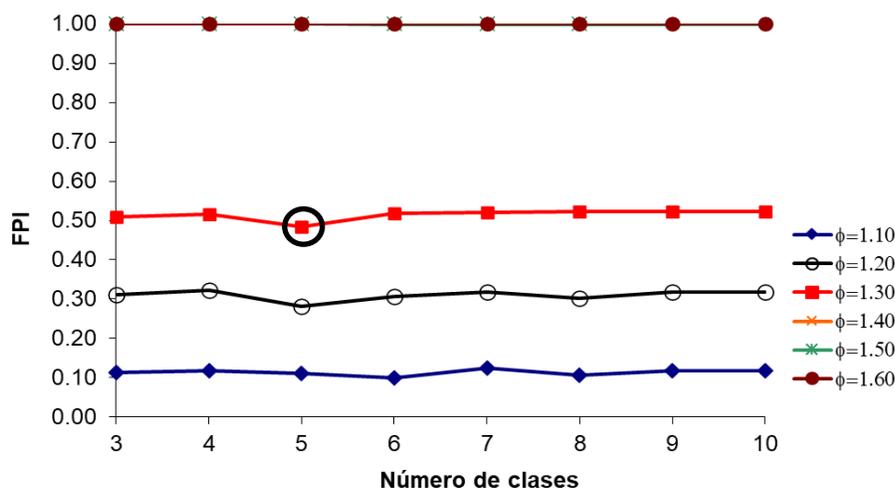
predicciones, o cierto grado de subestimación en las predicciones del rendimiento. (Sumoza *et al.*, 2023).

### Relación espacial entre variables del suelo y el rendimiento del cultivo maíz

Para la evaluación de las relaciones suelo/rendimiento del cultivo maíz se determinó el número apropiado de clases Integración de mapas de variables del suelo y mapa de rendimiento del cultivo, los centroides de cada grupo o categoría, los grados de pertenencia de cada elemento a determinada clase, y el modelo de variación espacial de clases suelo/rendimiento del cultivo.

#### Número de clases de suelo: rendimiento del cultivo

La representación de la variación del índice de rendimiento difuso (FPI) en función del número de clases para diferentes exponentes difusos se señala en la Figura 8. En el esquema se visualiza que el número de clases de suelo más adecuado se obtuvo con 5 clases, combinado con un exponente difuso  $\phi$  de 1,30. El valor del FPI de 0,47 señala el punto de intersección en la cual existe una minimización del grado de borrosidad, que determinó el número óptimo de clases, caracterizadas por ser menos difusas y menos desorganizadas internamente para el conjunto de variables relacionadas con la fertilidad del suelo y el rendimiento del cultivo.



**Figura 8.** Variación del índice de rendimiento difuso (FPI) en función del número de clases de suelo.

#### Agrupamiento de variables de suelo y rendimiento

Los resultados de los valores de los centros de clase (centroides) para cada una de las variables agrupadas, se indican en el Cuadro 7, los cuales se correlacionaron con los tratamientos preestablecidos por Sumoza (2023).

Estos resultados permitieron la extracción de los siguientes aspectos significativos: La clase 1 incluye suelos de clases texturales francas y de pH moderadamente ácido, los valores más bajos de calcio disponible, y bajos valores de densidad aparente. Esta clase incluye rendimientos promedios de 3.918 kg/ha y corresponde al tratamiento testigo (T0).

La clase **2** incluye los suelos de textura franco arcillo-arenosa, con reacciones moderadamente ácidas, pero con altos contenidos de calcio y magnesio y con valores muy bajos de fósforo disponible, pero con la mayor cantidad de potasio asimilable (nivel moderado). Esta clase incluye rendimientos promedios de 4.390 kg/ha y corresponde al tratamiento con materiales orgánicos (T3).

**Cuadro 7.** Centros de clase obtenidas con la aplicación del algoritmo FKCN.

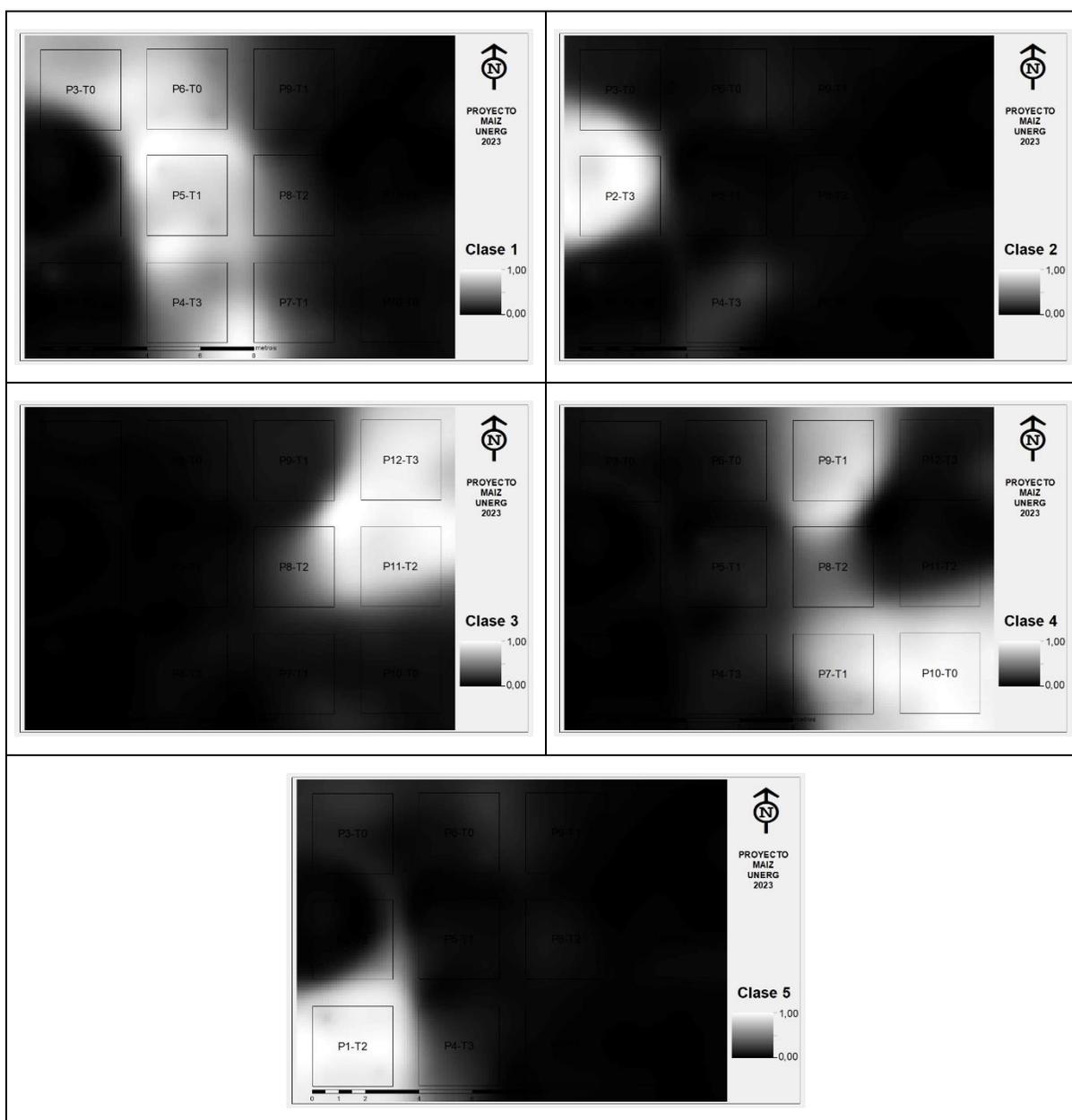
Variable	Clase				
	1	2	3	4	5
pH (1:2,5)	5,53	5,76	5,88	5,74	6,18
P (mg/kg)	5	2	13	5	9
K (mg/kg)	50	64	44	54	39
Ca (mg/kg)	386	473	702	1142	721
Mg (mg/kg)	263	312	331	214	308
MO (%)	1,54	1,53	1,50	1,55	1,59
Arcilla (%)	17,7	25,6	14,3	29,5	13,8
Arena (%)	46,7	45,2	46,6	43,5	48,4
Limo (%)	35,7	29,2	39,5	27,2	37,6
Da (g/m <sup>3</sup> )	1,29	1,34	1,43	1,36	1,29
EPT (%)	51,2	49,6	46,2	48,9	51,2
Rend. (kg/ha)	3.918	4.390	5.050	5.161	6.893
Clase Textura	F	FAa	F	FA	F
Tratamiento	T0	T3	T1	T1	T2

La clase **3** también agrupa los suelos de textura franca, moderados contenidos de fósforo disponible, mayor densidad aparente del suelo y menor espacio poroso total. La clase **4** agrupa los suelos con los contenidos más bajos de arena y limo de todas las categorías, pero con los valores más elevados de calcio disponible. Las clases 3 y 4 incluyen rendimientos promedios de 5.050 y 5.161 kg/ha respectivamente, y corresponden al tratamiento con fertilizante convencional (T1). La clase **5** incluye parte de los suelos de textura franca con los niveles más bajos de potasio asimilable, con los niveles más significativos de materia orgánica, las mayores proporciones de materiales granulométricos finos (arcilla), baja densidad aparente y alta proporción del espacio poroso. Esta clase incluye rendimientos promedios de 6.893 kg/ha y corresponde al tratamiento combinado de fertilizantes orgánicos e inorgánicos (T2).

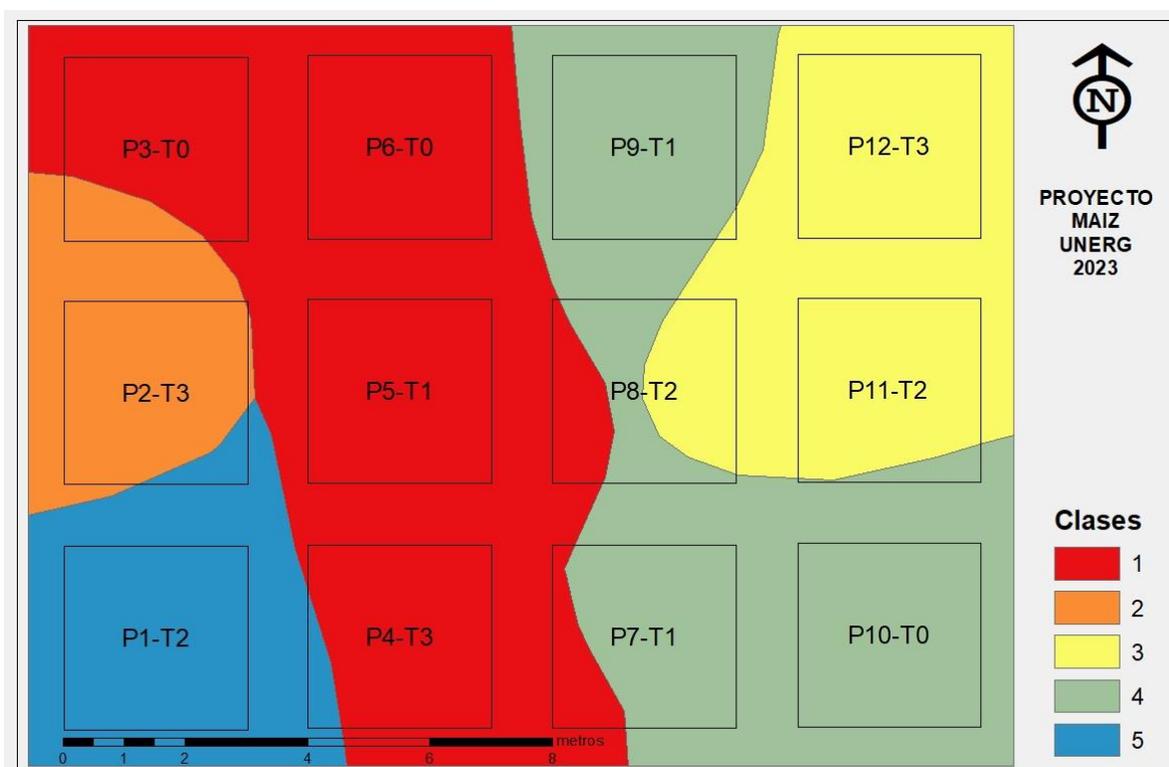
#### *Modelo de variación espacial de suelo-rendimiento*

La aplicación del algoritmo FKCN también generó los valores de grados de pertenencia de cada celda (píxel) a cada una de las clases de suelo. La clasificación produjo vectores de valores de membresía para cada celda del modelo correspondiente a cada clase o grupo suelo/rendimiento. Estos valores fueron representados espacialmente produciendo mapas individuales de los miembros de las clases, las cuales reflejan la variación espacial

de los grados de pertenencia entre 0 (colores oscuros) y 1 (colores claros), a través de mapas en formato raster expresados en la Figura 9. Posteriormente, los mapas individuales de grados de pertenencia a determinada clase, se agruparon en un mapa final que reflejó la asociación de las variables del suelo y el rendimiento del cultivo maíz en toda el área experimental (Figura 10), el cual integra las características descritas en el Cuadro 8.



**Figura 9.** Mapas de valores de la función de pertenencia a cada una de las clases de fertilidad del suelo.



**Figura 10.** Mapa de clases de fertilidad del suelo en parcelas experimentales de maíz.

### Evaluación de la capacidad predictiva del mapa de clases de suelo/rendimiento

Los resultados sobre la valoración de la capacidad predictiva de las clases de suelo con estadísticos multivariados se señalan en el Cuadro 8.

**Cuadro 8.** Resultados de la clasificación (%) basada en los tamaños de las clases neuronales difusas.

Clase	Grupo de pertenencia pronosticado <sup>a</sup>				
	1	2	3	4	5
1	100,0	0,0	0,0	0,0	0,0
2	0,0	100,0	0,0	0,0	0,0
3	0,0	0,0	100,0	0,0	0,0
4	0,0	0,0	0,0	100,0	0,0
5	0,0	0,0	20,0	0,0	80,0

<sup>a</sup> Clasificados correctamente el 97,9% de los casos agrupados originales.

El cálculo de la precisión del modelo arrojó valores equivalentes al 98%, con una incertidumbre equivalente al 2%. Es decir, el proceso de validación del modelo de clases de suelo-rendimiento de maíz indicó que el 98% de los casos fueron clasificados correctamente, con base en la relación de puntos de referencia correctos (47) y el total

de puntos verdaderos (48). El mayor grado de incertidumbre estuvo determinado por la clase 5, donde un punto fue clasificado como parte de la clase 3, que, aunque tienen texturas similares, difieren en reacción del suelo y en rendimiento.

## CONCLUSIONES

Los mapas de las variables analizadas demostraron que existen cambios graduales del suelo con respecto a todos los atributos, los cuales presentaron dependencia espacial, que puede afectar la confiabilidad de las evaluaciones con fines de investigación o producción.

El área evaluada no es internamente homogénea, debido posiblemente a la influencia del manejo de suelo y las prácticas agronómicas realizadas en la zona. Esta variabilidad hay que tenerla presente para evitar un efecto diferencial en los cultivos.

El establecimiento de parcelas productivas no debe ser superior al rango de dependencia espacial de los atributos de fertilidad, cuya moda es de 59 m, para incluir la variabilidad de los suelos evaluados. Por ello, la superficie el establecimiento de parcelas productivas que garanticen la homogeneidad de la estructura interna de los suelos no debe ser superior a 1,0 ha para así permitir la representatividad de la misma.

La evaluación del modelo digital neuro-difuso indicó que la predicción espacial de clases de fertilidad de suelo se corresponde con lo esperado en el sector estudiado, ya que la confiabilidad fue equivalente al 86%.

La información aportada mediante el análisis espacial de las propiedades individuales del suelo y el mapa de clases de fertilidad neuro-difusas es complementaria, y puede ser utilizada como base para el manejo del recurso suelo en la zona.

## AGRADECIMIENTOS

Esta investigación fue apoyada por el Centro de Investigación y Extensión en Suelos y Aguas de la Universidad Nacional Experimental de los Llanos Centrales “Rómulo Gallegos” (CIESA-UNERG).

## REFERENCIAS

- Afe, A.I, S. Atanda, M.O. Aduloju, S.K. Ogundare, A.A. Talabi. (2015). Response of maize (*Zea mays* L.) to combined application of organic and inorganic (soil and foliar applied) fertilizers. *Revista Africana de Biotecnología / Vol. 14 N° 44* (2015) DOI:10.5897/AJB2015.14808
- Ayoola, O.T. and E.A Makinde. (2007). Complementary Organic and Inorganic Fertilizer Application: Influence on Growth and Yield of Cassava/maize/melon Intercrop with a Relayed Cowpea. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 1(3): 187-192, 2007 ISSN 1991-8178.

- Bezdek J.C., R. Ehrlich, Full. W. (1984). FCM: the fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers and Geosciences*. 10: 191-203.
- Bezdek, J.C., E.C. Tsao, Pal, N.R. (1992). Fuzzy Kohonen Clustering Networks, in Proc. IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems 1992 (San Diego), pp. 1035-1043.
- Chen L., Ren, C., Li L., Wang, Y., Zhang, B., Wang, Z., Li, L. (2019). A comparative assessment of geostatistical, machine learning, and hybrid approaches for mapping topsoil organic carbon content. *ISPRS Int. J. Geo Inf.* 8 (4), 174.
- CIESA-UNERG. (2023). Análisis de suelos con fines de fertilidad. Base de datos del Centro de Investigación y Extensión en Suelos y Aguas de la Universidad Nacional Experimental de los Llanos centrales "Rómulo Gallegos". San Juan de los Morros, Guárico, Venezuela.
- Durukan, H., Z. Duran, H. Sarac, A. Demirbas. (2022). The Effects of Different Organic and Inorganic Fertilizer Applications on Yield and Improvement of Maize Plant *Turkish Journal of Agriculture - Food Science and Technology*. Available online, ISSN: 2148-127X. Turkish Science and Technology Publishing (TURSTEP).
- Humintech. (2023). Humic & Fulvic Acids: The Black Gold of Agriculture. Humic Substances Based Products. German technology. On line: [https://www.humintech.com/fileadmin/content\\_images/agriculture/information/articles\\_pdf/humic\\_fulvic\\_acids\\_The\\_Black\\_Gold\\_of\\_Agriculture.pdf](https://www.humintech.com/fileadmin/content_images/agriculture/information/articles_pdf/humic_fulvic_acids_The_Black_Gold_of_Agriculture.pdf)
- Kohonen, T. (1982). Analysis of a simple self-organizing process. *Biological Cybernetics* 44: 135-140.
- MEM. (2021). Léxico Estratigráfico de Venezuela. Tomo I y II. Ministerio de Energía y Minas (MEM). Boletín de Geología Publicación Especial N° 12. Versión digital revisada. MJ. editores, C.A. Tercera Edición, 1997. Caracas, Venezuela.
- Odeh, I.O.A.; A.B. McBratney; D.J. Chittleborough. (1992). Soil pattern recognition with fuzzy c-means: application to classification and soil landform interrelationships. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 56: 505- 516.
- Ortega, V., Rengifo, O. (2023). Carboplant Plus: fertilizante orgánico foliar y radical. Conversación personal. San Juan de los Morros, Guárico, Venezuela.
- Ovalles, F. (1992). Metodología para determinar la superficie representada por muestras tomadas con fines de fertilidad. FONAIAP-CENIAPIIAG. Maracay. Serie B. 44 p.
- Rey, J.C., G. Martínez, E. Micale, N. Fernández, E. Namias, M.A. Polanco, Valera, A. (2015). Mapeo de suelos por medio de lógica difusa y su relación con el rendimiento de banano (musa AAA). XXII Congreso Venezolano de la Ciencia del Suelo. San Cristóbal, Táchira. Venezuela. 6 p.
- Sumoza, C., Valera, A., M. Tovar. (2023). Efecto de la fertilización inorgánica y un bio-activador foliar en la variación del rendimiento del cultivo de maíz (*Zea mays*). *UNERG Agro-Científica* 2023; 4(2): 115-127.

- Valera, A., W. Álvarez, y T. García. (2008). Evaluación de suelos del centro de producción con rumiantes de la UNERG mediante la aplicación de métodos geoestadísticos. *Revista ingeniería UC*. Vol. 15 (2) 61-71.
- Viloria J.A, A. Viloria-Botello, M.C. Pineda, Valera, A. (2016). Digital modelling of landscape and soil in a mountainous region: A neuro-fuzzy approach. *Geomorphology* Vol. 253:199-207.
- Viloria, A., Núñez, H., J. Viloria (2012). Sistema Clasificador del Terreno por Fuzzy Kohonen. Versión 1.0. UCV. Facultad de Ciencias. Escuela de Computación. Centro de Ingeniería de Software y Sistemas. Laboratorio de Inteligencia Artificial. Caracas, Venezuela.
- Yang, Q., Zheng, F. and Jia, X. (2020). The combined application of organic and inorganic fertilizers increases soil organic matter and improves the soil microenvironment in wheat and maize fields. *J Soils Sediments* 20, 2395–2404 <https://doi.org/10.1007/s11368-020-02606-2>.

