



*Universidad Nacional de Córdoba*  
*Facultad de Ciencias Agropecuarias*



*Trabajo Final de Área Métodos Cuantitativos para la Investigación  
Agropecuaria.*

**“Zonificación y validación de Zonas de Manejo Homogéneas  
(ZMH) en un lote del Sudeste Bonaerense”**

Arnaudo José, Marcili Mauro, Passadore Franco.

**Tutor:** Dr. Córdoba, Mariano.

**Ayudante:** Vega, Andrés.

*Córdoba, 2017*

## RESUMEN

Existen diversos algoritmos para la delimitación de zonas de manejo homogéneas sin embargo lograr una zonificación eficiente, en el sentido de que las zonas delimitadas sean diferentes en cuanto al rendimiento y/o propiedades del suelo que lo determinan, representa una tarea compleja. Esto se debe al gran número de factores que interactúan en forma simultánea en la definición de la capacidad productiva diferencial dentro del lote. Estos factores en general se correlacionan y en muchos casos de forma no lineal. La no linealidad del problema combinado con la ocurrencia de errores e inconsistencias espacio-temporales en los mapas de rendimiento así como en los mapas de suelos, indicarían que el uso de técnicas de inteligencia artificial presentan una alto potencial para ser utilizadas en el contexto de Agricultura de Precisión.

# CONTENIDOS

*I. Introducción*

*II. Materiales y Métodos*

*II.I. Datos*

*II.II. Análisis Estadístico*

*III. Resultados y Discusión*

*IV. Conclusión*

*V. Referencias Bibliográficas*

## I. INTRODUCCIÓN

La variabilidad espacial de los suelos es causada por interacciones entre procesos físicos, químicos y biológicos que actúan simultáneamente con diferente intensidad. El manejo uniforme de los lotes no es una estrategia de manejo eficiente de los recursos ya que no tiene en cuenta la variabilidad existente (Moral *et al.*, 2010). El manejo de cultivos sitio-específico es una forma de agricultura de precisión (AP), en la que las decisiones sobre la aplicación de insumos y prácticas agronómicas se realizan considerando la variabilidad espacial de la fertilidad del suelo y los requerimientos de los cultivos. Este manejo supone que se puede clasificar a un lote en áreas homogéneas (referidas a zonas) en función de la medición de uno o más atributos del suelo que reflejen diferencias entre las zonas y, por lo tanto, en los factores que determinan el rendimiento final del cultivo (Moral *et al.*, 2010). Sin embargo, es difícil determinar las zonas de manejo homogéneas (ZMH) debido a las complejas interacciones de los factores edáficos que pueden afectar el rendimiento de los cultivos.

La conductividad eléctrica aparente del suelo (CEa) ha sido ampliamente utilizada para delimitar ZMH, ya que está influenciada por una combinación de propiedades físicas del suelo que determinan su fertilidad y, por ende, el rendimiento de los cultivos (Sudduth *et al.*, 1995; Corwin *et al.*, 2005; Moral *et al.*, 2010). Una ventaja que posee este método es que los patrones de distribución espacial de la CEa no cambian en el tiempo, por lo que las áreas delimitadas son repetibles aún bajo distintas condiciones de suelo (Veris Technologies, 2001; Sudduth *et al.*, 2001; Sudduth *et al.*, 2003; Farahani *et al.*, 2007). Peralta *et al.* (2012) encontraron que en ambientes del Sudeste Bonaerense, la CEa se relaciona al contenido de arcilla, materia orgánica, capacidad de intercambio catiónico y a la profundidad efectiva del suelo. Es decir que la CEa se relaciona con la fertilidad físico-química y a la capacidad de acumulación de agua del suelo. Por lo tanto, la CEa podría convertirse en un potencial estimador de la variabilidad espacial del rendimiento de los cultivos, pudiendo determinar ZMH de una manera rápida y confiable.

Existen diversos algoritmos para la delimitación de ZMH (Córdoba, 2014), sin embargo, lograr una zonificación eficiente en el sentido de que las zonas delimitadas sean diferentes en cuanto al rendimiento y/o propiedades del suelo que lo determinan, representa una tarea compleja. Esto se debe al gran número de factores que interactúan en forma simultánea en la definición de la capacidad productiva diferencial dentro del lote. Estos factores en general se correlacionan y en muchos casos de forma no lineal. La no linealidad del problema combinado con

la ocurrencia de errores e inconsistencias espacio-temporales en los mapas de rendimiento así como en los mapas de suelos, indicarían que el uso de técnicas de inteligencia artificial presentan una alto potencial para ser utilizadas en el contexto de AP (Santos *et al.*, 2012). Varias técnicas de inteligencia artificial han sido utilizadas para la delimitación de ZMH (Guastafarro *et al.*, 2010; Fu *et al.*, 2010; Moral *et al.*, 2011; Pedroso *et al.*, 2010; Rodrigues *et al.*, 2011). Entre ellas el algoritmo SOM (Self Organizing Map) (Kohonen, 1997) ha probado ser superior, en aplicaciones agrícolas, comparado con otros clasificadores estadísticos y del tipo de redes neuronales (Dimirios *et al.*, 2001).

Un aspecto importante en el proceso de delimitación de ZMH es determinar el número de ZMH en el que el lote será dividido y la validación de las mismas. Utilizando el conocimiento "experto" del productor o asesor suele hacerse una determinación subjetiva del número de zonas. Además, diferentes índices estadísticos son frecuentemente utilizados en estudios de AP para determinar el número óptimo de ZMH (Córdoba, 2014). Otra estrategia recomendada consiste en determinar si existen diferencias significativas entre las ZMH delimitadas en cuanto a las variables utilizadas en la zonificación (Taylor *et al.*, 2007). Una vez determinado el número de zonas óptimo se procede a realizar la validación de las mismas. Para ello es recomendable disponer de datos de suelo y/o rendimientos recolectados a partir de un muestreo aleatorio estratificado usando las ZMH como estratos (Córdoba, 2014). Para determinar las diferencias entre las zonas de manejo, se pueden utilizar Modelos Lineales Mixtos (MLM) (West *et al.*, 2007) que permiten contemplar la correlación espacial entre las observaciones, aspecto que frecuentemente se encuentra cuando se analizan datos geo-referenciados en AP. En este contexto, los objetivos de este trabajo son: 1) comparar dos algoritmos de clasificación para delineación de ZMH utilizando variables de suelo y topografía medidas intensivamente sobre un lote del sudeste bonaerense, 2) determinar el número de zonas óptimas y 3) validar las ZMH a partir de un muestreo de propiedades de suelo.

## **II. MATERIALES Y MÉTODOS**

### **II.I. DATOS**

Se trabajó con datos provenientes de un lote en producción (81 has) ubicado al sudeste bonaerense de la República Argentina, disponiendo de información de 5982 sitios dentro del lote. Se compilaron valores geo-referenciados de

conductividad eléctrica aparente (CEa) [ $\text{mS m}^{-1}$ ] en dos profundidades 0-30 cm (CEa30) y 0-90 cm (CEa90), Elevación [m], profundidad efectiva (PE) [cm] y rendimiento de trigo (RTO) [Tn]. La medición de la Cea se realizó utilizando el Veris 3100® (Veris 3100, Division of Geoprobe Systems, Salina, KS). La unidad Veris fue traccionada por una pick-up y simultáneamente fue midiendo y geo-referenciando la CEa con un DGPS (Trimble R3, Trimble Navigation Limited, USA) con una precisión de medición submétrica y configurado para tomar posición satelital cada 1-s. Para maniobrar fácilmente, los lotes se recorrieron en dirección a los surcos de siembra en transectas paralelas distanciadas entre 15-20 m ya que mayores distancias a 20 m pueden generar errores de medición y pérdida de información. La velocidad promedio de avance tuvo un rango entre 15 y 20 km/h. Los datos de elevación del terreno también se midieron con un DGPS y se procesaron para obtener una precisión vertical de entre 3 y 5 cm aproximadamente. Las mediciones de profundidad de tosca se realizaron utilizando un penetrómetro hidráulico (Gidding) acoplado a un DGPS en una grilla regular de 30 m. Para cuantificar el rendimiento en grano del cultivo se utilizó un monitor de rendimiento acoplado a un equipo de cosecha conectados a un DGPS. Utilizando técnicas de interpolación espacial (kriging) los datos de CEa, Elevación, PE y RTO fueron llevados a una grilla regular de 10x10 m. Posteriormente, sobre el mismo lote se realizó un muestreo en grilla en 126 puntos obteniendo valores de Materia Orgánica (MO) [%], Arena (Ar) [%], Limo (Li) [%] y Arcilla (As) [%], siendo estas tres últimas a los 20 y 40 cm.

## II.II. ANÁLISIS ESTADÍSTICO

Previo a la delimitación de ZMH, se realizó un análisis exploratorio de los datos utilizando medidas resumen (media, CV, mínimo y máximo) y gráfico Biplot obtenido a partir del Análisis de Componentes Principales (ACP). Las variables usadas en estos análisis fueron las medidas intensivamente (PE, CEa30, CEa90, Elevación y RTO). Observando los ángulos que forman los vectores de dos variables representadas en los ejes del biplot, se determinó cómo se comportan las variables en estudio y las relaciones existentes entre ellas.

Para realizar la delimitación de ZMH se utilizó PE, CEa30, CEa90 y Elevación. Se compararon los resultados de dos métodos; análisis de conglomerados no jerárquico k-means y algoritmo SOM. En ambos métodos se analizó la formación de 2 y 3 conglomerados (ZMH). Las técnicas de clasificación basadas en agrupamientos implican la distribución de las unidades de estudio en clases o categorías de manera tal que cada clase (conglomerado) reúne unidades cuya

similitud es máxima bajo algún criterio. Es decir, los objetos en un mismo grupo comparten el mayor número permisible de características y los objetos en diferentes grupos tienden a ser distintos (Balzarini *et al.*, 2008). En el método no jerárquico K-means, se obtiene una única descomposición o partición del conjunto original de objetos en base a la optimización de una función objetivo. El algoritmo agrupa objetos en k grupos haciendo máxima la variación entre conglomerados y minimizando la variación dentro de cada conglomerado. Este método comienza con un agrupamiento inicial o con un grupo de puntos semilla (centroides) que formarán los centros de los grupos (partición inicial del grupo de objetos en k ítems). Prosigue asignando cada objeto al grupo que tiene el centroide (media) más cercano. El método de redes neuronales SOM (Self Organizing Map), el cual es un tipo de red neuronal que pertenece al grupo de algoritmos de aprendizaje no supervisado, esta técnica entrena para producir una representación discreta del espacio (Mapa) de las muestras de entrada (capa sensorial). El algoritmo SOM se diferencia de las demás redes neuronales en el sentido que el SOM utiliza funciones de vecindad para poder preservar las propiedades de la muestra de entrada (Kohonen, 1997).

Para determinar el número de zonas óptimas se compararon las medias de las variables utilizadas en la zonificación. El análisis se realizó mediante un MLM con efecto fijo de zona y errores correlacionados espacialmente. Se ajustaron funciones de correlación espacial exponencial y esférica. El modelo de correlación espacial seleccionado se comparó con el modelo de errores independientes. Para la selección de los modelos de mejor ajuste se utilizó el criterio de información de Akaike (AIC) (Akaike, 1973). Debido a la dimensión de la base de datos, los análisis se realizaron a partir de datos de un muestreo aleatorio por ZMH (n=300) (Figura 2). La comparación de medias fue realizada mediante el test LSD de Fisher utilizando un nivel de significación de  $\alpha=0.05$ .

La validación de las ZMH también se realizó mediante el contraste de medias de zonas utilizando datos provenientes del segundo muestreo realizado sobre el lote y datos de rendimiento de trigo. Las variables analizadas en esta instancia fueron las siguientes: materia orgánica (MO) a 20 cm de profundidad, arena a 20 cm (Ar20) y 40 cm (Ar40), arcilla a 20 cm (As20) y 40 cm (As40) y limo a 20 cm (Li20) y 40 cm (Li40). La estrategia de análisis también se basó en el uso de MLM y el ajuste de modelos de correlación espacial exponencial, esférico y gaussiana. Todos los análisis estadísticos fueron realizados utilizando el software InfoStat (Di Rienzo *et*

al., 2014) y la interfase que utiliza al software R (R Core Team, 2014) como motor de cálculo.

### III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados de la Tabla 1, muestran que los valores promedios de CEa fueron mayores al aumentar la profundidad de la medición, siendo la de 30 cm la que presenta mayor CV, lo cual indica una mayor variabilidad relativa. Esto puede deberse a que los primeros 30 cm del suelo presentan mayor influencia de factores climáticos (temperatura, lluvias, viento) y de manejo antrópico (Sudduth *et al.*, 2003). La PE mostró zonas profundas para la exploración de raíces si se considera que suelos entre 50 y 150 cm afectan de manera variable y significativa el rendimiento de los cultivos de acuerdo a su profundidad (Sadras & Calviño, 2001). La PE fue también la variable con mayor variabilidad relativa (CV=23%). Respecto a la elevación, se observó una topografía con poco desnivel, ya que la diferencia entre la máxima y la mínima elevación es de sólo 3 m. Los valores medios de MO se ubicaron dentro de los promedios del sitio experimental (4-5,5 %) (Sainz Rosas *et al.*, 2011). Respecto a las variables texturales, se observó que Li40 y As20 tuvieron la mayor y menor variabilidad relativa, respectivamente (26.5% y 6.1%) (Tabla 1).

Tabla 1. Medidas resumen de las variables conductividad eléctrica aparente a 30 (CEa30) y 90 cm (CEa90), Elevación, profundidad efectiva (PE), rendimiento de trigo (RTO), Materia Orgánica (MO), Arena (Ar), Limo (Li) y Arcilla (As).

Variable	Media	CV	Mín	Máx
CEa30	22,47	13,66	15,05	29,13
CEa90	25,67	8,55	20,26	31,79
Elevac	160,89	0,33	159,28	162,16
PE	92,18	22,97	46,78	141,86
RTO	3,75	6,24	2,91	4,49
MO	4,42	8,38	3,69	5,53
Ar20	36,22	12,56	26,29	46,22
Li20	31,15	11,47	24,75	43,05
As20	33,20	6,09	29,16	38,20
Ar40	36,04	15,91	20,62	47,70
Li40	26,61	26,53	17,65	47,65
As40	38,44	8,70	25,44	45,81

Los resultados del ACP mostraron que las dos primeras componentes explican el 74,6 % de la variabilidad total de los datos (Figura 1). En el análisis del gráfico Biplot puede observarse que el rendimiento de trigo (RTO) presentó una leve correlación negativa respecto a la CEa30, sin embargo, no se observó correlación con CEa90. Las variables RTO y PE presentaron una correlación positiva, esto es coincidente con lo observado por Sadras *et al.*, 2001. Además, se observa que existe correlación negativa entre la PE y CEa30. Esta correlación es esperable ya que, a mayor profundidad efectiva del suelo, menor cantidad de agua en los primeros perfiles, es decir menos Cea (Paggini *et al.*, 2013). Finalmente, la elevación del terreno mostró una correlación negativa con CEa90.

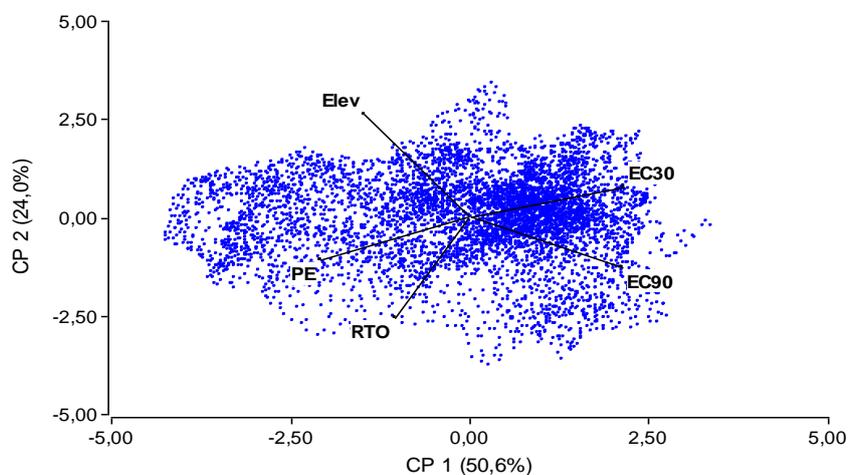


Figura 1. Biplot del análisis de Componentes Principales de las variables conductividad eléctrica aparente a 30cm (CEa30) y 90cm (CEa90), Elevación, profundidad efectiva (PE) y rendimiento de trigo (RTO).

En el análisis para la selección del método de zonificación y número de zonas óptimo, el modelo de correlación espacial exponencial fue el de mejor ajuste de acuerdo a lo indicado por el AIC. Los resultados de la comparación de medias obtenidos con el modelo seleccionado, para definir el método de zonificación y números de ZMH óptimo se muestra en la Tabla 2.

Tabla 2: Comparación de medias para dos métodos de clasificación (K-means y SOM), evaluando dos y tres zonas de manejo homogéneas (ZMH). Variables comparadas: conductividad eléctrica aparente a 30 (CEa30) y 90 cm (CEa90), Elevación y profundidad efectiva (PE).

Método	ZMH	CEa30	CEa90	Elevación	PE	
		----- [mSm m <sup>-1</sup> ] -----		[m]	[cm]	
Kmeans	2	2.1	23,73 ± 2,66 a	26,23 ± 1,64 a	160,78 ± 126,41 a	81,84 ± 0,80 a
		2.2	22,62 ± 2,67 b	25,48 ± 1,65 b	160,81 ± 126,41 a	118,26 ± 0,80 b
	3	3.1	23,90 ± 4,05 a	25,79 ± 2,05 a	160,86 ± 107 ab	121,26 ± 0,73 a
		3.2	24,52 ± 4,05 b	26,05 ± 2,05 b	160,86 ± 107 a	78,90 ± 0,73 b
		3.3	24,75 ± 4,05 c	26,71 ± 2,05 c	160,84 ± 107 a	86,75 ± 0,73 b
	SOM	2	2.1	24,41 ± 2,71 a	26,35 ± 1,92 a	160,81 ± 126,92 a
2.2			23, 24 ± 2,71 b	25,81 ± 1,93 b	160,82 ± 126,92 a	116,04 ± 0,82 b
3		3.1	25,18 ± 5,80 a	26,60 ± 2,83 a	160,82 ± 213,06 a	78,65 ± 0,69 a
		3.2	25,05 ± 5,81 a	26,78 ± 2,83 a	160,77 ± 213,0 ab	94,02 ± 0,69 b
		3.3	24,14 ± 5,81 b	26,14 ± 2,83 b	160,80 ± 213,06 b	117,61 ± 0,69 c

Respecto al número de zonas no se observan diferencias importantes excepto en la variable CE. Cuando se delimitan tres ZMH para la variable CEa30 y CEa90, el método SOM no encuentra diferencias significativas entre dos de las zonas. A partir de este resultado y contemplando cuestiones prácticas de manejo agronómico, se decidió trabajar con dos ZMH (Figura 2). En cuanto a los métodos de zonificación se observa que el algoritmo k-means presenta mayores diferencias entre las medias estimadas de las ZMH y menor EE, para la mayoría de las variables analizadas. Por tanto, el método k-means es más eficiente en el proceso de delimitación de ZMH.

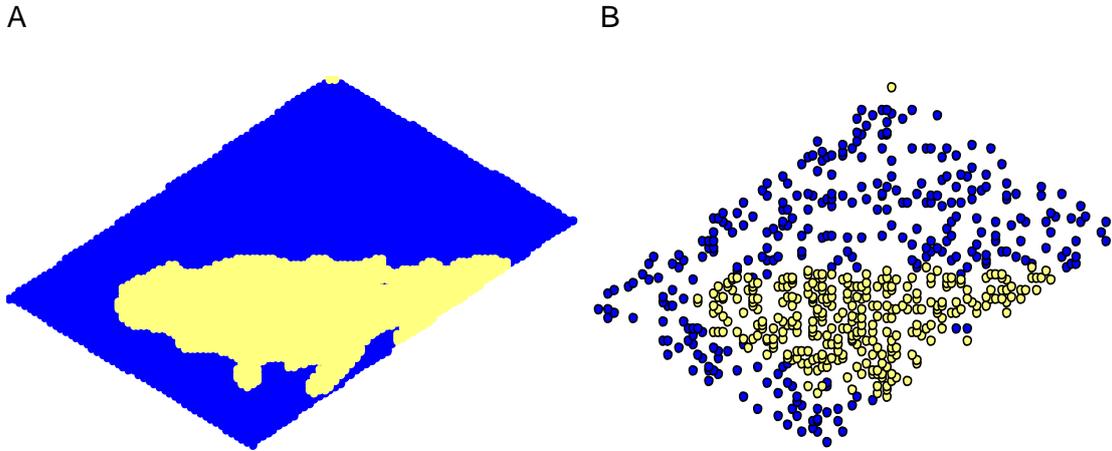
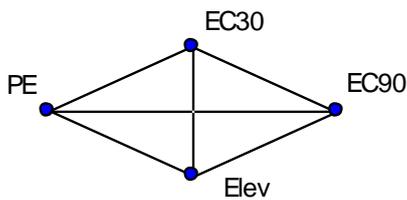


Figura 2: Zonas de manejo homogéneas (ZMH) obtenidas con el método K-means, A Datos completos B Muestreo (n=300).

La caracterización de las ZMH delimitadas muestra que la ZMH1 (Azul) posee mayores valores promedios de CEa30 y CEa90, y menor PE. Siendo la ZMH 2 (amarillo) la que presenta mayor PE, pero menor CEa en ambas profundidades. Respecto a la variable Elevación, puede observarse una mayor altitud en la ZMH 2, aunque esta diferencia no sería importante dado que la topografía del terreno es principalmente plana.

ZMH 1



ZMH 2

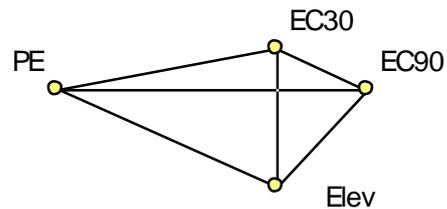


Figura 3: Gráficos de Estrellas para las variables conductividad eléctrica aparente a 30(CEa30) y 90 cm (CEa90), Elevación y profundidad efectiva (PE).

En la etapa de validación de las zonas delimitadas, el modelo de correlación espacial Gaussiana fue el que tuvo menores valores de AIC para todas las variables, excepto Ar20, As20 y Li40 en las que el modelo de correlación exponencial presentó el menor AIC. Sin embargo, para estas tres variables se obtuvo una estimación muy sesgada del rango (distancia hasta la cual dos pares

de puntos pueden considerarse correlacionados espacialmente) el cual fue mayor a la máxima distancia de separación entre los puntos muestreados. Por ello, se decidió realizar la modelación de Ar20, As20 y Li40 con el modelo gaussiano, el cual arroja valores de rango coherentes y presenta mejor ajuste que el modelo de errores independientes para todas las variables analizadas (Tabla 3).

Tabla 3. Criterios de Información de Akaike (AIC) para la selección de modelos. Menor valor de AIC indica mejor ajuste del modelo.

<b>Variable</b>	<b>Modelo de Errores Independientes</b>	<b>Modelo Correlación Espacial Gaussiana</b>
<b>MO</b>	105,68	-48,26
<b>Ar20</b>	691,55	512,53
<b>Li20</b>	639,74	482,07
<b>As20</b>	528,42	374,13
<b>Ar40</b>	726,46	563,87
<b>Li40</b>	801,75	603,98
<b>As40</b>	665,38	465,94
<b>RTO</b>	10,46	-1272,80

En la comparación de medias de las propiedades de suelo usadas en la validación, se observaron diferencias significativas entre Ar20 y As20 (Figura 4). La ZMH1 posee mayor cantidad de As20 (33,34%), a diferencia de la ZMH 2 que presentó mayor cantidad de Ar20 (36,85%). Esto es coincidente con lo expuesto por Martínez et al. (2009) que afirman que la mayor presencia de partículas finas describe una mayor capacidad de retención de agua del suelo aumentando así la CEa, teniendo a su vez un efecto negativo las partículas gruesas. De acuerdo con los valores de arcilla hallados se esperaría que la ZMH 1 tuviera una mayor productividad, sin embargo, los resultados muestran que esta zona tuvo un menor rendimiento promedio (3,74 tn/ha). Esto se debe a que la ZMH 2 se asoció con suelos más profundos y por tanto de mayor rendimiento. En esta zona, se produjo posiblemente una acumulación de material erosionado (Buschiazzo, 1986) y mayor acumulación de agua y humedad del suelo (Kravchenko y Bullock, 2000). En contraste, la ZMH 1 mostró menor rendimiento de trigo que se asoció con suelos menos profundos (Peralta *et al.*, 2015).

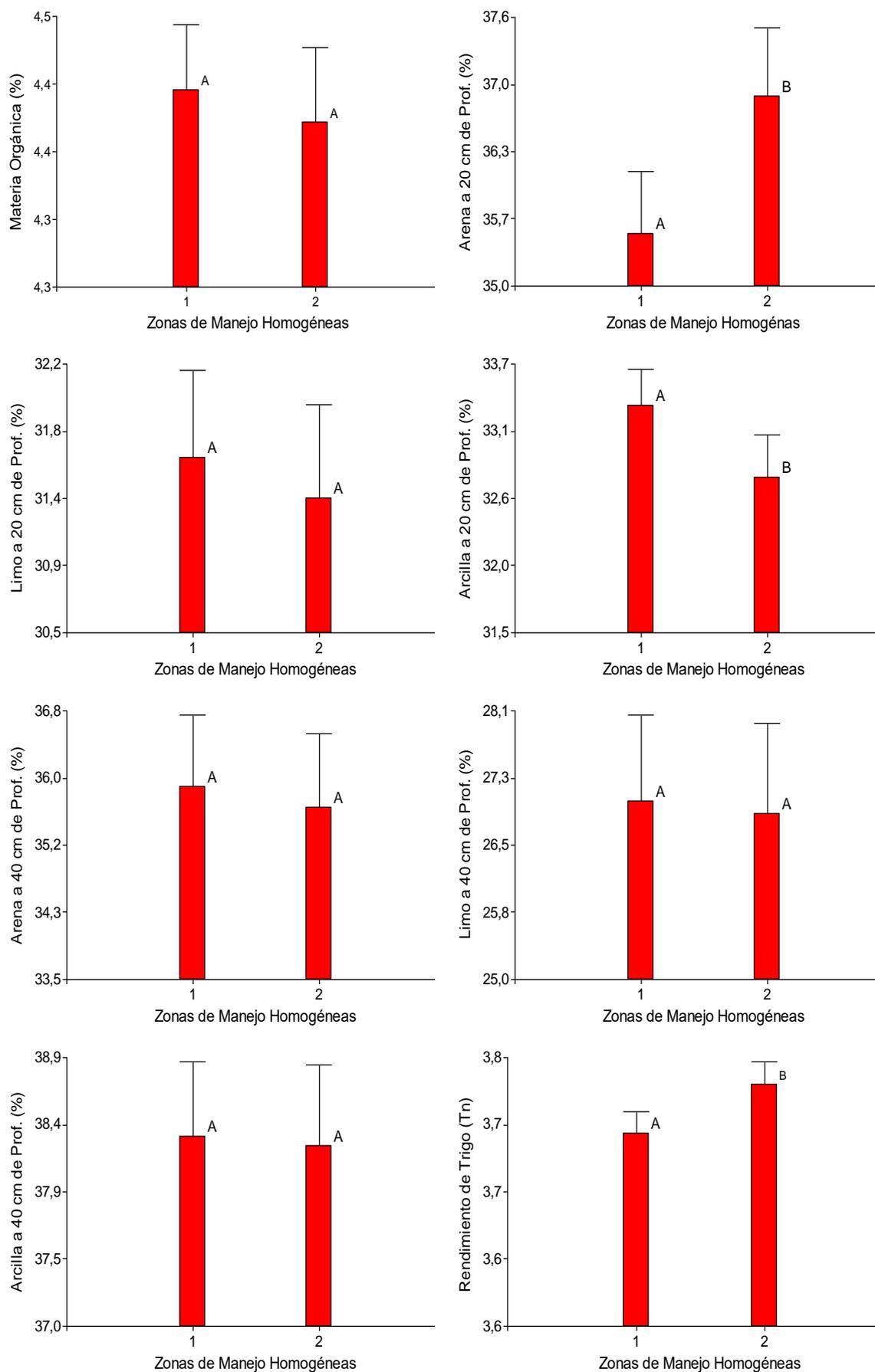


Figura 4. Comparación de medias en dos zonas de manejo homogéneas (ZMH) para las variables materia orgánica, arcilla, limo, arena y rendimiento de trigo.

## IV. CONCLUSIONES

El algoritmo de conglomerados k-means permitió distinguir zonas que son estadísticamente diferentes en cuanto las variables de suelo medidas intensivamente y respecto al potencial productivo del lote, según mostraron la comparación de medias de conductividad eléctrica aparente, profundidad del suelo, elevación, rendimientos del cultivo de trigo y contenido de arcilla y arena.

El proceso de delimitación de ZMH es una etapa necesaria para aplicar el manejo sitio-específico en un lote, que representa un compromiso entre la variabilidad analíticamente perceptible del suelo y la posibilidad de llevarlo a cabo a campo para aplicar manejos agronómicos diferenciados.

## V. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Bullock, DS; N Kitchen & DG Bullock. (2007). Multidisciplinary Teams: A Necessity for research in Precision Agriculture Systems Crop Sci. 47: 1765-1769.

Buschiazzo, D., 1986. Estudio sobre la tosca. Parte I: Evidencias de un movimiento descendente del carbonato en base a la interpretación de características macro y geomorfológicas. Ciencia del Suelo 4, 55–65

Córdoba, M., 2014. Herramientas estadísticas para el monitoreo y uso de la variabilidad espacial del rendimiento y propiedades de suelo intralote. Tesis Doctorado, Universidad Nacional de Córdoba, Córdoba, Argentina. 200 pp

Di Rienzo J.A., Casanoves F., Balzarini M.G., Gonzalez L., Tablada M., Robledo C.W. (InfoStat versión 2014). Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. <<http://www.infostat.com.ar>>

Dimitrios Moshou, Els Vrindts, Bart De Ketelaere, Josse De Baerdemaeker, Herman Ramon: A neural network based plant classifier, Computers and electronics in agriculture, 31, 5–16 (2001)

Guastaferro, F.; Castrignanò, A; Benedetto, D.; Sollitto, D.; Troccoli, A.; Cafarelli B. A comparison of different algorithms for the delineation of management zones. Precision Agriculture, v. 11, n. 6, p. 600-620, Dec 2010. ISSN 1385-2256.

Kitchen NR; K.A Sudduth; DB Myers; ST Drummond & SY Hong. (2005). Delineating productivity zones on clay pan soil fields using apparent soil electrical conductivity. Computer and Electronics in Agriculture. 46(1-3): 285-308.

Kohonen, T. (1997) Self-Organizing Maps. Second Ed. Springer. Berlin.

Kravchenko, A.N., Bullock, D.G., 2000. Correlation of grain yield with topography and soil properties. Agron. J. 92, 75–83.

Moral, F.J., J.M. Terrón, y J.R. Marques da Silva. (2010). Delineation of management zones using mobile measurements of soil apparent electrical conductivity and multivariate geostatistical techniques. Soil and Tillage Research 106:335-343.

Paggi, Mariano et al. (2013). Identificación de series de suelos mediante el uso de sensores de conductividad eléctrica aparente en el Sudeste Bonaerense. Ciencia del suelo., vol.31, n.2, pp. 175-188. ISSN 1850-2067.

Pedroso, M.; Taylor, J.; Tisseyre, B.; Charnomordic, B.; Guillaume, S. A segmentation algorithm for the delineation of agricultural management zones.

Computers and Electronics in Agriculture, v. 70, n. 1, p. 199-208, 2010. ISSN 0168-1699.

Peralta, N. R., Costa, J. L., Balzarini, M., Castro Franco, M., Córdoba, M., Bullock, D., 2015. Delineation of management zones to improve nitrogen management of wheat. *Comp. Electron. Agric.* 110, 103–113.

Rodrigues Junior, F. A.; Vieira, L. B.; Queiroz, D. M.; Santos, N. T. Geração de zonas de manejo para cafeicultura empregando-se sensor SPAD e análise foliar. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v.15, n.8, p.778-787, 2011, Campina Grande, PB, UAEA/UFCEG.

Ruffo M.; Bollero G.; Bullock D.S.; Bullock D.G. (2006). Site-specific production functions for variable rate corn nitrogen fertilization. *Precision Agric*7:327–342.

Sadras, V.O., Calviño, P.A. (2001). Quantification of grain yield response to soil depth in soybean, maize, sunflower and wheat. *Agronomy Journal* 93: 577-583.

Sainz R.; Echeverria H.; Angelini, H. (2011) Niveles de materia orgánica y pH en suelos agrícolas en la región pampeana y extrapampeana de la República Argentina.

Santos R. T., Saraiva and Molin. "Comparison of algorithms for delineating management zones." *Proc. 11<sup>a</sup> International Conference on Precision Agriculture (ICPA 2012)*, pp. 1-15, 2012.

Simón M., Peralta E. N., Costa J. L. (2013). Relación entre la conductividad eléctrica aparente con propiedades del suelo y nutrientes. *Ciencia del suelo.*, vol.31, n.1, pp. 45-55. ISSN 1850-2067.