

Variabilidad espacial de suelo a escala de lote y su relación con los rendimientos

CÓRDOBA, M.¹; BRUNO, C.¹; COSTA, J.²; BALZARINI, M.¹

RESUMEN

El manejo sitio-específico dentro de un lote requiere delimitar zonas homogéneas. Múltiples variables, tales como algunas propiedades del suelo, son usadas para la zonificación. El análisis de “*cluster fuzzy k-means*” (CFK) es aquí utilizado para la delimitación de zonas. El CFK puede aplicarse sobre las variables originales o sobre variables sintéticas derivadas del análisis de componentes principales (PCA). Sin embargo, PCA no considera la presencia de correlaciones espaciales. Por ello, proponemos el uso del método MULTISPATI-PCA, una nueva forma de PCA que contempla la información espacial. El método también es usado en el análisis de correlaciones canónicas para cuantificar la magnitud de la relación lineal entre variables de suelo y rendimientos. En este trabajo evaluamos la capacidad de cinco procedimientos multivariados para delimitar zonas homogéneas dentro de un lote: el análisis CFK sobre variables de suelo originales, CFK sobre componentes principales del PCA y sobre componentes principales espaciales. Finalmente incluimos particiones de los sitios del lote basadas en percentiles de variables canónicas que correlacionan rendimientos con componentes principales o con componentes principales espaciales, alternativamente. Se compararon las diferencias de rendimientos entre las zonas delimitadas por cada método. Se trabajó con datos de conductividad eléctrica aparente en dos profundidades (0-30 cm y 0-90 cm), elevación, profundidad de tosca y rendimientos de soja y trigo. El análisis de conglomerados sobre las componentes principales espaciales fue el mejor procedimiento para delimitar zonas homogéneas.

Palabras clave: datos espaciales, componentes principales, MULTISPATI-PCA.

ABSTRACT

Site-specific management requires delineation of homogeneous zones within the field. Several variables, such as some soil properties, are used for zonification. Fuzzy k-means cluster analysis (FKC) is here used to delimit zones. FKC is applied to original variables and to synthetic variables obtained with regular principal component analysis (PCA). However, PCA does not consider the presence of spatial correlations. We propose to use, MULTISPATI-PCA as an extension of PCA that considers spatial information. The method is also used in a canonical correlation analysis to quantify the magnitude of the linear relationship between crop yields and soil variables. In this paper, we evaluate the capacity of five multivariate procedures to delineate zones: FKC on soil variables, FKC on principal components and FKC on spatial principal components. Finally, we include field-site partitions based on percentiles of canonical variables that correlate yields with principal components or spatial principal components, alternatively. Yield differences between the delineated zones by each method were compared. We worked with apparent electrical conductivity data in two depths 0-30 cm and 0-90 cm, el-

¹Cátedra de Estadística y Biometría, FCA-UNC y CONICET, Av. Valparaíso s/n. (5000) Ciudad Universitaria, Córdoba, Argentina. E-mail: mbalzari@agro.unc.edu.ar

²Estación experimental Balcarce INTA, Ruta 226 Km 73,5 (7620) Balcarce, Buenos Aires, Argentina.

evation, hardpan depth and soybean and wheat yields. Cluster analysis on spatial principal components, was the best procedure to delineate zones.

Keywords: spatial data, principal components, MULTISPATI-PCA.

INTRODUCCIÓN

El conocimiento de la variabilidad del rendimiento dentro de lotes en producción agrícola es esencial para el manejo sitio específico (MSE), uno de los objetivos de la agricultura de precisión (AP). El punto de partida para aplicar este tipo de manejo es delimitar zonas homogéneas dentro de los lotes. Estas subregiones constituyen áreas con características similares, tales como textura, topografía, estado hídrico y niveles de nutrientes del suelo (Moral *et al.*, 2010). Las propiedades físicas y químicas del suelo y la topografía son frecuentemente utilizadas para delimitar zonas de manejo (ZM). La conductividad eléctrica aparente (CE) a distintas profundidades es una importante variable para delimitar zonas, ya que su variabilidad es indicador de la distribución espacial de otras propiedades de suelo (Corwin y Lesch 2010; Moral *et al.*, 2010; Rodríguez-Pérez *et al.*, 2011). Asimismo, la elevación del terreno también provee información para la delimitación de zonas homogéneas, debido a que afecta el crecimiento y desarrollo de los cultivos y por tanto es buena indicadora de la variabilidad espacial del rendimiento. En suelos pampeanos, bajo cultivo de granos, la profundidad del horizonte petrocálcico –conocido localmente como tosca– es otra variable que puede resultar útil para la delimitación de ZM. La profundidad de tosca afecta la distribución espacial del agua acumulada en el perfil y, consecuentemente, determina la variabilidad espacial de los rendimientos de los cultivos (Peralta *et al.*, 2011).

Dado que en cada sitio del lote se recolecta un conjunto de variables y que el rendimiento depende de todas estas y sus correlaciones, resulta apropiado analizarlas simultáneamente. El método de análisis multivariado más difundido para este fin es el análisis de conglomerados mediante el cual cada sitio del lote es asignado a un conglomerado o *cluster* y estos pueden ser usados como ZM (Li *et al.*, 2007; Ortega y Santibáñez, 2007; Arno *et al.*, 2011). Un software especialmente desarrollado para la delimitación de ZM es Management Zone Analyst (MZA) el cual forma conglomerados con el algoritmo no supervisado *fuzzy k-means* (CFK) (Fridge *et al.*, 2004).

El método CFK suele aplicarse usando como inputs las variables de suelo medidas originalmente o, alternativamente, combinaciones lineales de estas que tienen en cuenta las correlaciones esperables entre las variables. El análisis de componentes principales (PCA) es comúnmente usado para construir estas combinaciones lineales o componentes principales (Schepers *et al.*, 2004; Li *et al.*, 2007; Xin-Zhong *et al.*, 2009; Moral *et al.*, 2010). Sin

embargo, estos métodos no tienen en cuenta las correlaciones entre datos, debido a la presencia de estructuras de dependencia esperable en datos espaciales. Dray *et al.* (2008) proponen una forma de PCA que incorpora la información espacial previa a la conformación de las variables sintéticas, el método es conocido como MULTISPATI-PCA. La restricción dada por los datos espaciales se incorpora mediante el índice de Moran que mide la dependencia o correlación espacial entre las observaciones en un sitio y el promedio de las observaciones en el vecindario de ese sitio. MULTISPATI-PCA ha resultado provechoso en estudios de suelos realizados a escala macrogeográfica (Arrouays *et al.*, 2011), pero su aplicación en una escala fina como la del lote agrícola es poco conocida.

Otra técnica basada en correlaciones entre variables es el análisis de correlaciones canónicas (ACC). El ACC permite cuantificar la magnitud de la relación lineal entre dos grupos de variables métricas, unas consideradas como variables dependientes y otras como independientes. Dado que para un mismo clima, los rendimientos están fuertemente determinados por las variables de suelo, se supone que las variables canónicas asociadas a la correlación entre datos de rendimientos cosechados en los distintos sitios de un lote y las variables edáficas de los mismos sitios podrían suministrar información para la partición de sitios en función de su potencial productivo a escala fina. Debido a que el ACC tampoco tiene en cuenta las correlaciones atribuidas a estructuras espaciales (uni o multivariadas), incorporar información espacial también podría realizarse usando componentes principalmente espaciales para la construcción de las variables canónicas. En este trabajo proponemos usar los componentes principales espaciales obtenidos de un análisis MULTISPATI-PCA sobre las variables edáficas. Las variables sintéticas canónicas del grupo de atributos edáficos –derivadas desde PCA o desde MULTISPATI-PCA– son posteriormente usadas para particionar los sitios y delimitar zonas homogéneas. El objetivo de este estudio es evaluar el desempeño de esta gama amplia de procedimientos estadísticos propuestos para la delimitación de zonas homogéneas en un lote a partir de datos de suelo georreferenciados.

MATERIALES Y MÉTODOS

Datos

Se trabajó con un lote de 65,4 ha en producción de trigo y soja de segunda, ubicado al sudeste pampeano de la

provincia de Buenos Aires, Argentina. Se compilaron valores georreferenciados de conductividad eléctrica aparente (CE) [mS m^{-1}] en dos profundidades 0-30 cm (CE30) y 0-90 cm (CE90), elevación [m], profundidad de tosca [cm] y rendimiento de soja [t ha^{-1}] y trigo [t ha^{-1}]. Los valores de CE fueron tomados utilizando un sensor (Veris 3100, Division of Geoprobe Systems, Salina, KS) que utiliza el principio de la inducción electromagnética. El sensor Veris 3100 recorrió el lote en una serie de transectas paralelas espaciadas a intervalos de 15 a 20 m. El instrumento fue calibrado, según las instrucciones del fabricante, antes de la recolección de los datos. Los datos de CE fueron simultáneamente georreferenciados con un DGPS (Trimble R3, Trimble Navigation Limited, USA) con una exactitud de medición submétrica y configurado para tomar la posición del satélite cada segundo. 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.

Los datos fueron sometidos a procedimientos de depuración vía la construcción de gráficos box-plots para la identificación de valores extremos. Debido a las diferentes resoluciones espaciales de las variables medidas, se promediaron los datos de CE30, CE90, elevación, rendimientos de soja y de trigo, que se encontraban dentro de un radio de 14 m desde cada uno de los 664 sitios, dentro del lote, donde se había registrado la profundidad de la tosca. Este procedimiento se realizó utilizando el software Idrisi Taiga (Eastman *et al.*, 2009). La matriz de datos resultante estuvo conformada por $n=672$ sitios (filas) y $p=5$ variables (columnas).

Simulación

Para complementar la evaluación de los procedimientos realizadas sobre datos reales, también se trabajó con datos simulados. Se generó un proceso aleatorio Gaussiano bajo un modelo espacial utilizando un variograma exponencial para simular valores de CE30, CE90, elevación, profundidad de tosca y rendimiento de soja. Se simularon 100 realizaciones utilizando para cada variable los parámetros estimados a partir de los datos reales. En cada realización se obtuvo una matriz de datos de dimensión 700×5 . La simulación se realizó de manera que las variables presentaran una componente espacial individual y una componente común para generar correlación espacial entre ellas (Diggle y Ribeiro, 2007). Las simulaciones se realizaron utilizando el paquete geoR (Ribeiro y Diggle, 2001) del software libre R (R Development Core Team, 2012).

Procedimientos analíticos

Se realizó un análisis de conglomerados fuzzy-k means (CFK) a partir de las variables de suelo medidas inicialmen-

te (CFK-VS) con el software Management Zone Analyst 1.0.1 (MZA) (Fridgen *et al.*, 2004). Debido a que las variables de suelo presentaban varianzas desiguales y covarianzas no nulas, se utilizó como medida de similitud la distancia de Mahalanobis. Otras opciones de configuración del software, utilizadas para nuestro estudio, fueron: número máximo de iteraciones=300, criterio de convergencia=0.0001, mínimo número de zonas=2 y número máximo de zonas=6. El exponente difuso se fijó en el valor convencional de 1,30 (Odeh *et al.*, 1992). Para determinar el número de zonas dentro del lote, se utilizaron dos índices de desempeño; la entropía normalizada de la clasificación (Normalized Classification Entropy, NCE) y el índice de rendimiento difuso (Fuzziness Performance Index, FPI) (Odeh *et al.*, 1992). El número seleccionado de zonas se determinó cuando ambos índices, NCE y FPI, se redujeron al mínimo, lo que representa el menor grado de solapamiento (FPI) o la mayor cantidad de organización (NCE) creada por la partición difusa de la matriz de datos original (Fridgen *et al.*, 2004).

El método CFK también fue implementado sobre componentes principales de variables de suelo. Para el procedimiento denotado como CFK-CP, se seleccionaron las tres primeras componentes principales (CP1, CP2 y CP3) y estas fueron usadas en MZA para el análisis de cluster. Adicionalmente se obtuvieron tres nuevas variables sintéticas a partir de MULTISPATI-PCA (CPe1, CPe2 y CPe3) que también fueron usadas como inputs de MZA con una configuración de parámetros idéntica a la clasificación anterior, el procedimiento fue denotado como CFK-CPe. Finalmente, se utilizó el ACC para evaluar la relación entre las variables de rendimiento y las tres primeras componentes principales de cada tipo de análisis de componentes principales. Se obtuvieron nuevas variables sintéticas de la primera correlación canónica significativa, tanto con el ACP (ACC-CP) como desde las derivadas de MULTISPATI-PCA (ACC-CPe). Las variables canónicas fueron posteriormente clasificadas por el percentil 50. El software Infostat (Di Rienzo *et al.*, 2012) y la librería ade4 (Chessel *et al.*, 2004) del software R (R Development Core Team, 2012) fue utilizada para el ACC, PCA y MULTISPATI-PCA; para este último análisis también se usó la librería spdep (Bivand *et al.*, 2012).

Criterio de evaluación de los procedimientos

Para comparar el desempeño de los métodos implementados basándose en las variables de suelo se realizó un análisis de la varianza (ANOVA) evaluando la significancia estadística ($\alpha=0,05$) de las diferencias entre rendimiento promedio de las zonas delimitadas por cada método. Este análisis fue aplicado sobre la base de datos real y sobre cada una de las 100 simulaciones. El ANOVA se realizó bajo un modelo de clasificación lineal mixto considerando las correlaciones espaciales entre las observaciones vía un modelo exponencial (Schabenberger y Pierce, 2002). Se compararon no solo la magnitud de las diferencias en rendimiento de las zonas delimitadas, sino también la va-

rianza residual (desviación estándar dentro de la zona y error estándar –EE– de la diferencia de medias de zonas).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Comparación de los métodos multivariados para la delimitación de zonas homogéneas

Se representaron gráficamente los valores de FPI y NCE y el número de cluster k (número de zonas) para cada método de cluster usado (figura 1). El número óptimo de zonas se determina cuando FPI y NCE alcanzan el valor mínimo. Como mencionan Arno *et al.* (2011), mientras que la minimización de la FPI es útil porque el solapamiento entre cluster disminuye, la minimización de NCE es importante porque el grado de organización aumenta como consecuencia de la partición de la matriz de datos. La expectativa inicial de obtener un resultado coincidente para ambos índices no se cumplió. Por lo tanto, como recomienda Lark

y Stafford, (1997), se seleccionó el menor número de clases que en este caso fue de dos.

En la tabla 1 se presentan los resultados del ANOVA usado para comparar los rendimientos promedios entre las dos zonas definidas por cada método. El análisis de cluster basado en las componentes principales de variables de suelo así como las particiones basadas en ACC fueron los métodos, entre los comparados, que delimitaron zonas con diferencias estadísticamente significativas de rendimiento tanto para soja como para trigo. CFK-CPe permitió identificar zonas con mayores diferencias entre las medias ajustadas de rendimiento y menor variabilidad residual, en consecuencia, el EE para las medias de zonas es menor.

En la figura 2 se muestra las dos zonas definidas a partir de cada uno de los cinco procedimientos comparados. Aun cuando las diferencias visuales entre los mapas no son grandes, los rendimientos difirieron entre una y otra zona en los mapas 2c, 2d y 2e.

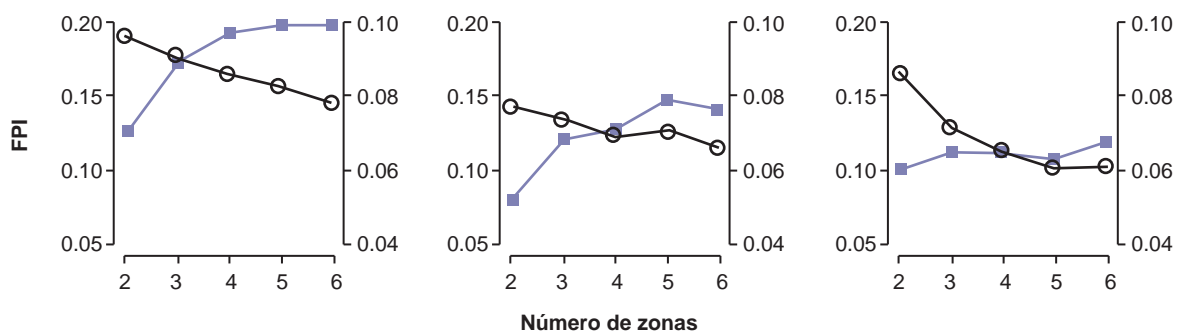


Figura 1. Fuzziness Performance Index (FPI, círculos) y Normalized Classification Entropy (NCE, cuadrados) para tres métodos de zonificación basados en el análisis de cluster fuzzy k-means (CFK) sobre variables de suelo originales, componentes principales y componentes principales espaciales (CFK-VS, CFK-CP y CFK-CPe).

Método	Estimaciones	Rendimiento de Soja (RS)		Rendimiento de Trigo (RT)	
		Zona I	Zona II	Zona I	Zona II
CFK-VS	Media	1.792 ^a	1.814 ^a	3.680 ^a	3.691 ^a
	EE	0,035	0,036	0,125	0,125
CFK-CP	Media	1.781 ^a	1.827 ^a	3.672 ^a	3.702 ^a
	EE	0,035	0,036	0,125	0,125
CFK-CPe	Media	1.675 ^a	1.910 ^b	3.563 ^a	3.805 ^b
	EE	0,031	0,03	0,11	0,11
ACC-CP	Media	1.730 ^a	1.876 ^b	3.637 ^a	3.746 ^b
	EE	0,034	0,034	0,118	0,119
ACC-CPe	Media	1.687 ^a	1.918 ^b	3.579 ^a	3.814 ^b
	EE	0,03	0,031	0,11	0,11

Tabla 1. Rendimientos promedios de soja y trigo, para dos zonas homogéneas delimitadas, según método de zonificación.

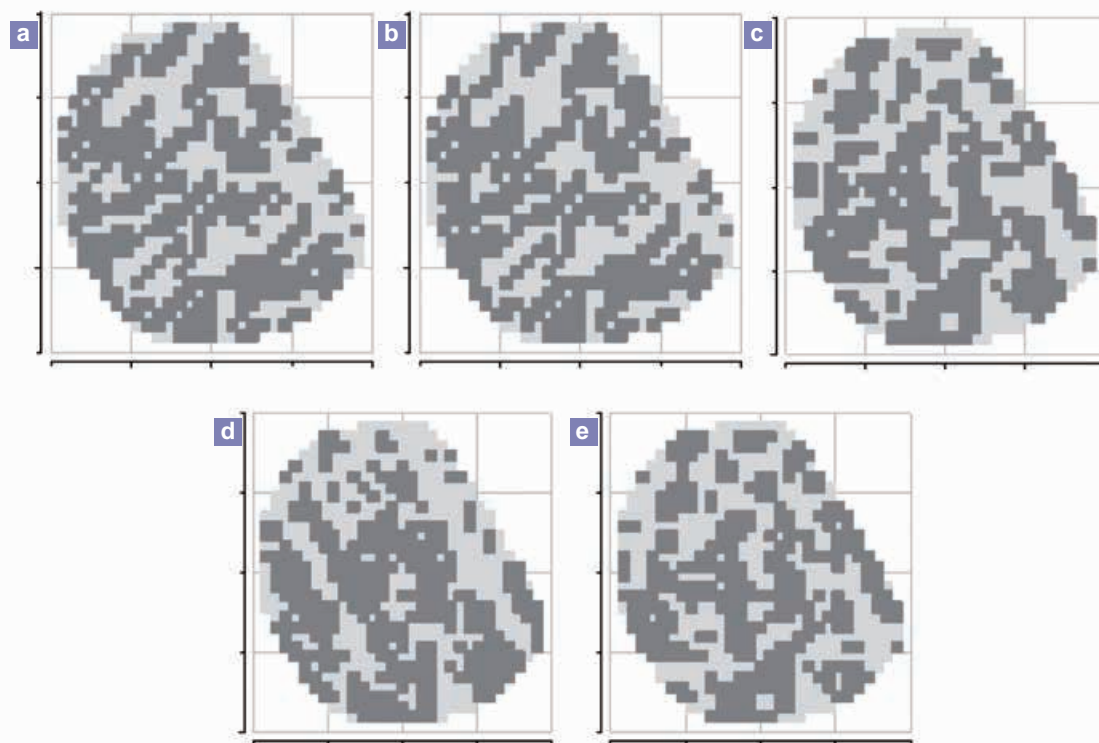


Figura 2. Zona 1 (gris claro) y zona 2 (gris oscuro) de un lote según cinco métodos de zonificación: a) CFK-VS, b) CFK-CP, c) CFK-CPe, d) ACC-CP y e) ACC-CPe.

Método	ZM con diferencias en rendimiento (%)	> Magnitud Diferencias (%)	< Variabilidad residual dentro de cada ZM (%)
CFK-VS	67	27	21
CFK-CP	79	34	36
CFK-CPe	81	39	43

Tabla 2. Resultados de la simulación. Porcentaje de simulaciones que identifican zonas homogéneas con diferencias significativas de rendimiento.

*Letras diferentes indican diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$) entre las medias ajustadas de rendimiento para las distintas zonas de manejo delimitadas

El advenimiento de las nuevas tecnologías de información espacial utilizadas en la AP, proporcionan a los productores la posibilidad de obtener información y manejar de manera diferencial pequeñas áreas dentro del lote (Bullock *et al.*, 2007). Las zonas de manejo no son necesariamente estáticas y posiblemente varíen ante cambios que surgen en el manejo del lote a través de las campañas. Por ello, los mapas de variabilidad y la clasificación de los sitios en zonas constituyen una práctica iterativa constantemente evaluada y ajustada, por lo que es importante utilizar los métodos estadísticos más apropiados para la delimitación de zonas.

Sin bien no existen reglas fijas para la elección del tamaño y la forma de las zonas de manejo y la limitación suele estar dada por la habilidad del productor de poder

manejarlas individualmente (dimensiones y capacidades del parque de maquinaria, características físicas del lote y patrón de trabajo de la maquinaria) (Roel *et al.*, 2007), siempre interesan zonas cuyas diferencias se expresen en los rendimientos. En este trabajo el tamaño total de las zonas delimitadas con el método CFK-CPe fueron 30.08 y 35.32 ha para la zona I y II, respectivamente, con diferencias de rendimiento del 10% entre zonas tanto para soja como para trigo.

Resultados de simulaciones

En la tabla 2 se presentan indicadores de la performance relativa de los procedimientos de cluster comparados, ob-

tenidos desde las simulaciones. El método CFK-CPe detectó diferencias estadísticamente significativas entre rendimiento de las zonas delimitadas en un 81% de las base de datos simuladas, mientras que CFK-CP y CFK-VS en el 79 y 67%, respectivamente. Además CFK-CPe en el 39% de las simulaciones identificó zonas con mayor magnitud en las diferencias de medias de rendimiento. En el 43% de los análisis realizados sobre datos simulados, CFK-CPe generó zonas con menor variabilidad residual.

CONCLUSIONES

En la base de datos reales usada en este trabajo, el método CFK sobre variables de suelo no resultó el mejor método para delimitar zonas homogéneas con diferencias estadísticamente significativas respecto a su potencial productivo. El mismo resultado se obtuvo con CFK-CP, el cual ha sido ampliamente utilizado en trabajos para delimitar zonas de manejo. El análisis de cluster fuzzy k-means aplicado a las componentes principales espaciales delimitó zonas dentro del lote con mayores diferencias en rendimiento y menor variabilidad de rendimiento dentro de las zonas. El resultado observado en la aplicación de este procedimiento sobre una base de datos experimental fue corroborado con un estudio de simulación.

AGRADECIMIENTOS

Los autores expresan sus agradecimientos al Ing. Agr. Nahuel Peralta de la EEA INTA Balcarce, por su ayuda en la recopilación de los datos que se ofrecen en los campos donde se realizó el estudio. El presente trabajo forma parte de la tesis doctoral de Mariano Córdoba (becario de posgrado del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)) para obtener el doctorado en Ciencias Agropecuarias de la Universidad Nacional de Córdoba.

ABREVIATURAS

ACC: análisis de correlaciones canónicas.

ACC-CP: clasificación basada en el percentil 50 de variables canónicas que correlacionan rendimientos con componentes principales de variables de suelo.

ACC-CPe: clasificación basada en el percentil 50 de variables canónicas que correlacionan rendimientos con componentes principales espaciales de variables de suelo.

AP: agricultura de precisión.

CE: conductividad eléctrica aparente.

CE30: conductividad eléctrica aparente a 30 cm de profundidad.

CE90: conductividad eléctrica aparente a 90 cm de profundidad.

CFK: Cluster fuzzy k-means.

CFK-CP: Cluster fuzzy k-means aplicado a componentes principales.

CFK-CPe: Cluster fuzzy k-means aplicado a componentes principales espaciales.

CFK-VS: Cluster fuzzy k-means aplicado a variables de suelo originales.

EE: error estándar.

MSE: manejo sitio específico.

PCA: análisis de componentes principales.

ZM: zonas de manejo.

BIBLIOGRAFÍA

- ARNO, J.; MARTÍNEZ-CASASNOVAS, J.A.; RIBES-DASI, M.; ROSELL, J.R. 2011. Clustering of grape yield maps to delineate site-specific management zones. *Span. J. Agric. Res.* 9(3), 721–729.
- ARROUAYS, D.; SABY, N.P.A.; THIOULOUSE, J.; JOLIVET, C.; BOULONNE, L.; RATIÉ, C. 2011. Large trends in French topsoil characteristics are revealed by spatially constrained multivariate analysis. *Geoderma* 161:107–114.
- BIVAND, R.S. 2012. *spdep: Spatial Dependence: Weighting Schemes, Statistics and Models*. R package version 0.5-46, URL <http://CRAN.R-project.org/package=spdep>.
- BULLOCK, D.S.; KITCHEN, N.; BULLOCK, D.G. 2007. Multidisciplinary Teams: A Necessity for Research in Precision Agriculture Systems. *Crop Sci.* 47:1765–1769.
- CHEssel, D.; DUFOUR A.B.; THIOULOUSE, J. 2004. The *ade4* package-I- One-table methods. *R News* 4:5–10.
- CORWIN, D.L.; LESCH, S.M. 2010. Delineating site-specific management units with proximal sensors. En: OLIVER, M. (Ed.) *Geostatistical applications in precision agriculture*. Springer. Nueva York. pp. 139–165.
- DI RIENZO, J.A.; CASANOVES, F.; BALZARINI, M.G.; GONZALEZ, L.; TABLADA, M.; ROBLEDO, C.W. *InfoStat* versión 2012. Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. URL <http://www.infostat.com.ar>
- DIGGLE, P.J.; RIBEIRO JNR, P.J. 2007. *Model-based Geostatistics*. Springer, Nueva York, p. 228.
- DRAY, S.; SAID, S.; DEBIAS, F. 2008. Spatial ordination of vegetation data using a generalization of Wartenberg's multivariate spatial correlation. *J. Veg. Sci.* 19:45–56.
- EASTMAN, J.R. 2009. *IDRISI Taiga* (Worcester, MA: Clark University).
- FRIDGEN, J.J.; KITCHEN, N.R.; SUDDUTH, K.A.; DRUMMOND, S.T.; WIEBOLD, W.J.; FRAISSE, C.W. 2004. Management Zone Analyst (MZA): Software for Subfield Management Zone Delineation. *Agron. J.* 96:100–108.
- LARK, R.M.; STAFFORD, J.V. 1997. Classification as a first step in the interpretation of temporal and spatial variation of crop yield. *Ann. Appl. Biol.* 130:111–121.
- LI, Y.; SHI, Z.; LI, F.; LI, H.Y. 2007. Delineation of site-specific management zones using fuzzy clustering analysis in a coastal saline land. *Comp. Electron. Agric.* 56:174–186.
- MORAL, F.J.; TERRÓN, J.M.; MARQUES DA SILVA, J.R. 2010. Delineation of management zones using mobile measurements of soil apparent electrical conductivity and multivariate geostatistical techniques. *Soil Till. Res.* 106:335–343.

- ODEH, I.O.A.; MCBRATNEY, A.B.; CHITTLEBOROUGH, D.J. 1992. Soil pattern recognition with fuzzy c-means: application to classification and soil-landform interrelationship. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 56:505–516.
- ORTEGA, R.A.; SANTIBAÑEZ, O.A. 2007. Determination of management zones in corn (*Zea mays* L.) based on soil fertility. *Comp. Electron. Agric.* 58:49–59.
- PERALTA, N.R.; CASTRO FRANCO, M.; Costa, J.L. 2011. Relación espacial entre variables de sitio y rendimiento para la delimitación de zonas de manejo mediante el uso de herramientas informáticas. Congreso AgroInformática. Córdoba, Argentina.
- R DEVELOPMENT CORE TEAM 2012. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org/>.
- RIBEIRO JNR, P.J.; DIGGLE, P.J. 2001. geoR: A package for geostatistical analysis. *R News*, 1(2):15–18.
- RODRÍGUEZ-PÉREZ, J.R.; PLANT, R.E.; LAMBERT, J.J.; SMART, D.R. 2011. Using apparent soil electrical conductivity (ECa) to characterize vineyard soils of high clay content. *Precis. Agric.* 12(6): 775–794.
- ROEL, A.; TERRA, J. 2007. Muestreo de suelos y factores limitantes del rendimiento. En: BONGIOVANNI, R. *et al.*, (Eds.) *Agricultura de Precisión: Integrando conocimientos para una agricultura moderna y sustentable*. PROCISUR/IICA, Montevideo. pp. 65–80.
- SCHABENBERGER, O.; PIERCE, F.J. 2002. Contemporary statistical models for the plant and soil sciences. Taylor and Francis, CRC Press, Florida, p. 738.
- SCHEPERS, A.R.; SHANAHAN J.F.; LIEBIG M.A.; SCHEPERS J.S.; JOHNSON S.H.; LUCHIARI Jr A. 2004. Appropriateness of management zones for characterizing spatial variability of soil properties and irrigated corn yields across years. *Agron. J.* 96:195–203.
- XIN-ZHONG, W.; GUO-SHUN, L.; HONG-CHAO, H.; ZHEN-HAI, W.; QING-HUA, L.; XU-FENG, L.; WEI-HONG, H.; YAN-TAO, L. 2009. Determination of management zones for a tobacco field based on soil fertility. *Comp. Electron. Agric.* 65:168–175.