



Corpoica. Ciencia y Tecnología
Agropecuaria

ISSN: 0122-8706

revista_corpoica@corpoica.org.co

Corporación Colombiana de Investigación
Agropecuaria
Colombia

Córdoba, Mariano; Balzarini, Mónica; Bruno, Cecilia; Costa, José Luis
Identificación de zonas de manejo sitio-específico a partir de la combinación de variables
de suelo

Corpoica. Ciencia y Tecnología Agropecuaria, vol. 13, núm. 1, enero-junio, 2012, pp. 47-
54

Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria
Cundinamarca, Colombia

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=449945032006>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

 redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

ARTÍCULO CIENTÍFICO

Identification of site-specific management zones from combination of soil variables

ABSTRACT

Site-specific management demands the identification of homogeneous subfield regions within the field or management zones (MZ). However, due to the spatial variability of soil variables, determination of MZ from several variables, is often complex. Although the zonification or delimitation of MZ may be univariate, it is more appropriate to consider all variables simultaneously. Fuzzy k-means clustering (KM) and principal component analysis (PCA) are multivariate analyses that have been used for zonification. Nevertheless, PCA and KM have not been explicitly developed for georeferenced data. Novel versions of PCA, known as MULTISPATI-PCA (PCAE), incorporate spatial autocorrelation among data of neighbor sites of regionalized variables. The objective of this study was to propose a new analytical tool to identify homogeneous zones from the combination of KM and PCAE on multiple soil variable data. The performance of proposed method was assessed through comparison of the average yields obtained in each zone delimited by combination of KM with PCA, as well as KM on the original variables and the new proposed method KM-PCAE. The results showed that KM-PCAE was the only method able to identify zones statistically different in terms of production potential. PCAE and its combination with KM are useful tools to map spatial variability and to identify MZ within fields from georeferenced data.

Keywords: precision agriculture, regionalized variables, spatially correlated data

Identificación de zonas de manejo sitio-específico a partir de la combinación de variables de suelo

Mariano Córdoba¹, Mónica Balzarini¹, Cecilia Bruno¹, José Luis Costa²

RESUMEN

El manejo sitio-específico demanda la identificación de sub-regiones homogéneas, o zonas de manejo (ZM), dentro del espacio productivo. Sin embargo, definir ZM suele ser complejo debido a que la variabilidad espacial del suelo puede depender de varias variables. La zonificación o delimitación de ZM puede realizarse utilizando una variable de suelo a la vez o considerando varias variables simultáneamente. Entre los métodos de análisis multivariado, difundido para la zonificación, se encuentra el análisis de conglomerados fuzzy k-means (KM) y el análisis de componentes principales (PCA). No obstante, como otros métodos multivariados, éstos no han sido desarrollados específicamente para datos georreferenciados. Una nueva versión del PCA, conocido como MULTISPATI-PCA (PCAE), permite contemplar la autocorrelación espacial entre datos de variables regionalizadas. El objetivo de este estudio fue proponer una nueva estrategia de análisis para la identificación de ZM, combinando la aplicación KM y PCAE sobre datos de múltiples variables de suelo. La capacidad del método propuesto se evaluó en base a la comparación de los rendimientos promedios alcanzados en cada zona delimitada, tanto para la combinación de KM con PCA, la aplicación tradicional de KM sobre las variables originales y la nueva propuesta KM-PCAE. Los resultados mostraron que KM-PCAE fue el único método que permitió distinguir zonas estadísticamente diferentes en cuanto al potencial productivo. Se concluye que la combinación propuesta constituye una herramienta importante para el mapeo de la variabilidad espacial y la identificación de ZM a partir de datos georreferenciados.

Palabras clave: agricultura de precisión, variables regionalizadas, datos correlacionados espacialmente

INTRODUCCIÓN

La agricultura de precisión (AP) es un concepto moderno de gestión agrícola que se basa en el uso de variables regionalizadas para contemplar la variabilidad espacial de las mismas en el espacio productivo (lote). Para ello, se utilizan tecnologías electrónicas de información espacial (sistemas de información geográficos, sensores remotos y herramientas geoespaciales).

¹ Facultad de Ciencias Agropecuarias, Universidad Nacional de Córdoba-UNC y Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas-CONICET. Córdoba (Argentina). mbalzari@agro.unc.edu.ar

² Estación Experimental Balcarce, Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria-INTA. Buenos Aires (Argentina).

El monitoreo intensivo de propiedades del suelo y los rendimientos, son pautas para planificar los manejos óptimos y para maximizar el rendimiento alcanzable en cada sitio del lote. En contraste con el manejo uniforme del lote, la AP permite la aplicación por sitio-específico de prácticas agronómicas como fertilización, control de malezas y control de plagas, mejorando de esta forma la eficiencia productiva y optimizando el uso de insumos en términos agronómicos, económicos y ambientales (Corwin y Lesch, 2010).

El manejo sitio-específico demanda la identificación de subregiones homogéneas dentro del lote (intralote). A menudo se refiere a éstas como ZM y suelen representar sitios del lote con características similares, tales como textura, topografía, estado hídrico y niveles de nutrientes del suelo (Moral *et al.*, 2011). Sin embargo definir ZM suele ser complejo debido a la variabilidad espacial de los factores que podrían afectar el rendimiento del cultivo y sus interacciones.

Diferentes aspectos deben ser considerados en la delimitación de ZM (Fridgen *et al.*, 2004). Algunos de éstos son la información inicial, como variables o factores utilizados como base para la delimitación de las zonas en el lote, los métodos a utilizar para analizar la variabilidad intralote y clasificar la información y el número de ZM en el que el lote será dividido, que responde a la variabilidad espacial subyacente y a cuestiones de logística.

La mayoría de los algoritmos estadísticos y computacionales para análisis de la variabilidad intralote, trabajan con datos espaciales es decir, datos acompañados por coordenadas que dan cuenta de la localización del sitio en que se registró el dato. No obstante, pocos algoritmos permiten el procesamiento conjunto de todos los datos disponibles para un sitio produciendo mapas de variabilidad univariados.

Dentro de las variables regionalizadas vinculadas con los rendimientos y cuya variabilidad puede resultar predecibles en el tiempo se destacan varias variables de suelo. La conductividad eléctrica aparente (CEa) ha sido usada como indicador de la distribución espacial de otras propiedades de suelo y, por tanto, para delimitar zonas de manejo sitio-específico (Corwin *et al.*, 2006; Corwin y Lesh, 2010; Moral *et al.*, 2011; Rodríguez-Pérez *et al.*, 2011).

La elevación del terreno y otras propiedades topográficas simples (pendiente, curvatura, índices de humedad) estimadas a partir de modelos digitales de elevación, pueden también estar disponibles para una grilla fina de sitios en los lotes bajo AP. Estas variables también han sido usadas como indicadores de variabilidad espacial de rendimiento (Jaynes *et al.*, 2005; Gregoret *et al.*, 2011) ya que afectan directamente el crecimiento y desarrollo de los

cultivos por el flujo y acumulación del agua en diferentes posiciones del terreno, así como por la redistribución de partículas minerales del suelo y materia orgánica, a través de la erosión y deposición del suelo.

En suelos pampeanos bajo cultivo de granos, la profundidad de tosca, es decir la profundidad a la que se encuentran acumulaciones calcáreas más o menos endurecidas, es otra variable utilizada para la delimitación de ZM (Peralta *et al.*, 2011) dado que interviene directamente en la distribución espacial del agua en el suelo y consecuentemente en los rendimientos de los cultivos. La presencia de tosca limita el volumen de suelo que puede ser explorado por las raíces restringiendo la cantidad de agua y nutrientes accesibles para los cultivos.

El rendimiento de los cultivos logrados en los distintos sitios del lote, por si mismo puede actuar como indicador de la variabilidad en productividad del suelo en las distintas subregiones del lote. En este sentido, los mapas de rendimiento suministran información para la delineación de ZM (Jaynes *et al.*, 2005). No obstante, estos deben analizarse simultáneamente con el patrón de variabilidad de otras variables, ya que de usar sólo mapas de rendimiento para la identificación de ZM, introduce el sesgo dado por las variaciones intralote asociadas con cambios menos predecibles como los atribuibles al clima.

A pesar de ello, es posible realizar la zonificación utilizando una sola variable (análisis univariado), mediante la categorización de ésta en clases, usualmente tres (valores altos, medios y bajos) logrando una partición o reclasificación de los sitios del lote según estas clases. Sin embargo, resulta más apropiado considerar todas las variables medidas simultáneamente ya que sólo de esta forma se contemplan las interacciones y las relaciones que existen entre ellas.

Un método de análisis multivariado, difundido para la delimitación de ZM, es el análisis de conglomerados (Johnson y Wichern, 2007). A través de este método el punto del lote, sobre el cual se han registrado diferentes variables, es asignado a un grupo en particular (Fridgen *et al.*, 2004; Ortega y Santibáñez, 2007; Gregoret *et al.*, 2011). Un software basado en el análisis de conglomerados especialmente desarrollado para la delimitación de ZM es MZA (por sus siglas en inglés *Management Zone Analyst*, Fridgen *et al.*, 2004); el cual forma los grupos con el algoritmo no supervisado fuzzy k-means (KM).

Otro método multivariado que permite analizar la variabilidad de múltiples variables de suelo conjuntamente, es el análisis de componentes principales (PCA) (Hotelling, 1936). En la AP se ha usado para analizar no sólo la variabilidad multivariada sino también la correlación

de valores de propiedades del suelo y atributos del terreno con el rendimiento (Moral *et al.*, 2011; Córdoba *et al.*, 2012). Evaluando un componente principal (CP) en cada uno de los sitios georreferenciados del lote, es posible obtener mapas de variabilidad espacial multivariada por interpolación (Córdoba *et al.*, 2012) como así también utilizar los CP para generar ZM a partir del análisis de conglomerados (Li *et al.*, 2007; Xin-Zhong *et al.*, 2009; Moral *et al.*, 2010).

Ninguno de estos análisis multivariados tiene en cuenta las relaciones entre datos debidas a la presencia de correlaciones espaciales. Dray *et al.* (2008), proponen una forma de PCA que incorpora la información espacial previo a la conformación de los componentes principales, el método es conocido como MULTISPATI-PCA (PCAE). 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. PCAE ha resultado provechoso en estudios de ecología y suelos realizados a escala macrogeográfica (Dray *et al.*, 2008; Arrouays *et al.*, 2011), pero su aplicación en AP es pobre.

El objetivo de este trabajo es proponer una nueva estrategia de análisis para la identificación de ZM combinando la aplicación de KM y PCAE sobre bases de datos que contienen múltiples variables de suelo. La capacidad de la diferenciación de zonas homogéneas se evaluó en base a la comparación de los rendimientos alcanzados en cada zona, tanto para la combinación de KM con PCA, la aplicación tradicional de KM sobre las variables originales y la nueva propuesta KM-PCAE.

MATERIALES Y MÉTODOS

Datos

Se trabajó con datos provenientes de un lote de 65,4 ha en producción de trigo y soja, ubicado al sudeste pampeano de la provincia de Buenos Aires, Argentina ($31^{\circ} 55' 19''$ S, $59^{\circ} 07' 60''$ O). El clima de esta región es subhúmedo-húmedo, según índice hídrico de Thornthwaite (Burgos y Vidal, 1951), con una precipitación de 880 mm por año y una temperatura media anual de $13,3^{\circ}\text{C}$. Los suelos predominantes de esta región pertenecen al orden de los Molisoles, gran grupo Argiudoles o Paleudoles, desarrollados sobre sedimentos loessicos, bajo régimen údico-térmico. El sitio experimental está principalmente constituido por la serie Azul (fina, mixta, térmica, Paleudol Petrocalcico) (SAGyP-INTA, 1989).

Se compilaron valores georreferenciados de conductividad eléctrica aparente (CEa, mS m^{-1}) en dos profundidades 0-30

cm (CE30) y 0-90 cm (CE90), elevación [m], profundidad de tosca (Tosca, cm) y rendimiento de soja (Rto_Sj) [t ha^{-1}] y trigo (Rto_Tg) [t ha^{-1}]. Los valores de CEa 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 transectos paralelos espaciados a intervalos de 15 a 20 m, debido a que una separación de más de 20 m genera errores de medición (Farahani y Flynn, 2007). El instrumento fue calibrado, según las instrucciones del fabricante, antes de la recolección de los datos. Los datos de CEa 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 (Giddings) 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-plot para la identificación de valores aberrantes (valores fuera del intervalo media ± 4 desvíos estándares). Así se excluyeron los valores fuera de dicho intervalo. Debido a las diferentes resoluciones espaciales de las variables medidas, se promediaron los datos de CE30, CE90, elevación, Rto_Sj y Rto_Tg, que se encontraban dentro de un radio de 14 m desde cada uno de los 672 sitios, dentro del lote, donde se había registrado la variable Tosca (Figura 1). 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).

Procedimientos estadísticos comparados

Zonificación univariada

Cada una de las variables de suelo, fue categorizada de acuerdo a los percentiles 33 y 66 obteniendo tres zonas en las que se clasificaron los 672 sitios.

Zonificación multivariada

Se realizó un PCA y un PCAE con las variables de suelo, reteniéndose los tres primeros componentes principales (CP1, CP2, CP3) y los tres primeros componentes principales espaciales (CPE1, CPE2 y CPE3), respectivamente. La li-

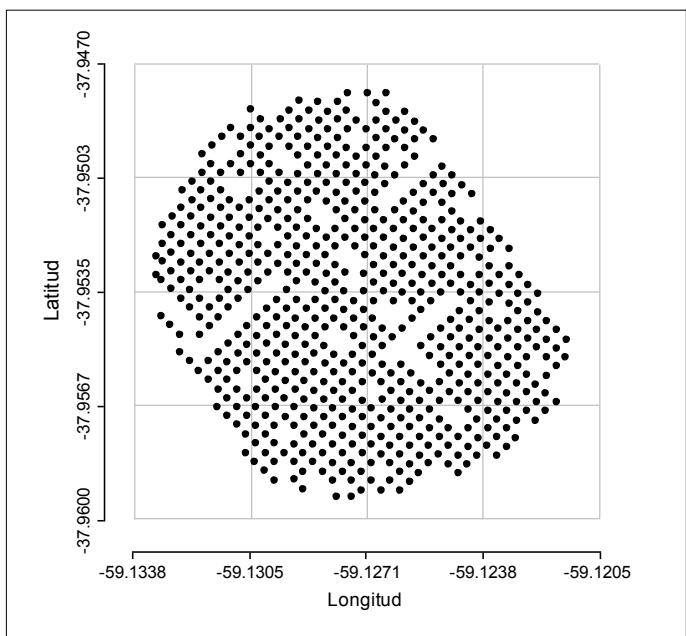


Figura 1. Sitios de muestreo de la variable profundidad de tosca

brería ade4 (Chessel *et al.*, 2004) del software libre R (www.r-project.org) fue utilizada para el PCA y PCAe; para este último análisis también se usó la librería spdep (Bivand *et al.*, 2010). Posteriormente se llevó a cabo un análisis de conglomerados fuzzy k-means utilizando el software MZA y definiendo *a priori* la conformación de tres zonas. Este análisis se realizó sobre tres conjuntos de variables: 1) KM-VS: variables de suelo originales (CE30, CE90, elevación y Tosca), 2) KM-PCA: componentes principales del PCA y 3) KM-PCAE: componentes principales espaciales del PCAe.

Criterio de evaluación de las zonificaciones

Para comparar el desempeño de los métodos implementados 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. 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). Previo al ANOVA los rendimientos de los distintos cultivos cosechados sobre el mismo sitio fueron centrados por cultivo y promediados por sitio.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Valores medios, variabilidad y correlación espacial univariada

En la Tabla 1 se presentan los promedios, coeficiente de variación (Cv) e índice de autocorrelación espacial de

Moran (IM) para las variables de suelo y rendimiento medidas. Puede observarse que la Elevación fue la variable de suelo que presentó menor variabilidad relativa ($Cv=1,26$) y mayor correlación espacial ($IM=0,44$). Para el resto de las variables edáficas incluidas en este trabajo, la autocorrelación espacial también fue estadísticamente significativa ($P<0,001$). Luego, cualquiera de estas, o lo que es mejor una combinación de éstas podría ser usado para mapear variabilidad espacial intralote a nivel de las variables de suelo. A diferencia de la elevación, de poca variabilidad en los lotes pampeanos dedicados al cultivo extensivo de grano, el Cv de CEa y de Tosca fue sustancialmente mayor. Alta variabilidad intralote en una variable como CEa, que se ha encontrado fuertemente relacionada con el rendimiento (Corwin y Lesch, 2010), indica que el manejo uniforme del lote no sería eficiente. Respecto a los valores de rendimiento, se encontró que Rto_Tg tuvo mayor correlación espacial ($IM=0,56$) que Rto_Sj ($IM=0,39$), pero nuevamente ambos coeficientes de autocorrelación espacial fueron significativos.

Tabla 1. Media, coeficiente de variación (Cv) e índice de Moran (IM) de variables de rendimiento y de suelo

| Variables | Media | Cv(%) | IM |
|---|--------|-------|-------|
| Rendimiento | | | |
| Soja (Rto_Sj) [t ha ⁻¹] | 1,80 | 19,07 | 0,39* |
| Trigo (Rto_Tg) [t ha ⁻¹] | 3,74 | 18,47 | 0,56* |
| Suelo | | | |
| Conductividad eléctrica aparente 30 cm (CE30) [mS m ⁻¹] | 30,41 | 19,60 | 0,34* |
| Conductividad eléctrica aparente 90 cm (CE90) [mS m ⁻¹] | 31,05 | 23,01 | 0,23* |
| Elevación [m] | 141,78 | 1,26 | 0,44* |
| Tosca [cm] | 73,84 | 29,83 | 0,27* |

*Significativo para $\alpha=0,05$.

Correlación entre variables

En la Tabla 2 se muestra la significancia de los coeficientes de correlación lineal simple entre las variables originales. Se observa una correlación significativa y positiva entre los rendimientos (Rto_Sj y Rto_Tg) ($r=0,43$). La CE30 fue la variable de suelo que más se correlacionó en forma negativa con Rto_Sj ($r=-0,43$) y Rto_Tg ($r=-0,38$). Estos resultados son coincidentes con otros trabajos (Johnson *et al.*, 2003; Peralta *et al.*, 2011). La CEa es una de las variables del suelo más utilizadas en AP, ya que es indicador de humedad del suelo, capacidad de intercambio catiónico, textura, materia orgánica y salinidad que influyen sobre el rendimiento (Corwin *et al.*, 2006). La CEa resulta un buen estimador de la variabilidad del rendimiento del cultivo dentro del lote que estaría asociada a variabilidad espacial permanente.

Tabla 2. Coeficientes de correlación de las variables de rendimiento y de suelo

| Variables | Rto_Sj | Rto_Tg | CE30 | CE90 | Elevación | Tosca |
|---|--------|--------|-------|-------|-----------|-------|
| Rendimiento | | | | | | |
| Soja (Rto_Sj) | 1 | | | | | |
| Trigo (Rto_Tg) | 0,43* | 1 | | | | |
| Suelo | | | | | | |
| Conductividad eléctrica aparente 30 cm (CE30) | -0,43* | -0,38* | 1 | | | |
| Conductividad eléctrica aparente 90 cm (CE90) | 0,13* | 0,25* | 0,11 | 1 | | |
| Elevación | -0,03 | -0,06 | 0,14* | -0,05 | 1 | |
| Tosca | 0,10 | 0,03 | -0,05 | -0,03 | -0,02 | 1 |

*Significativo para $\alpha=0,05$ (con corrección por multiplicidad, según criterio de Bonferroni).

Análisis de la combinación de variables de suelo (Componentes Principales)

En la Tabla 3, se presentan las varianzas y los coeficientes de autocorrelación de cada una de las variables sintéticas (CP) generadas a partir del PCA y PCAe. Como se establece en la literatura, PCAe maximiza el producto entre la varianza espacial y la autocorrelación (Dray *et al.*, 2008) mientras que PCA maximiza la varianza total (Hotelling, 1936). Por ello, con PCAe se explica una menor proporción de la varianza acumulada en el primer CP, respecto a PCA (1,13 vs. 1,17). No obstante, los valores del índice de Moran calculados para los CP sugieren que la estimación de autocorrelación aumentó cuando se usó PCAe respecto a PCA (0,46 vs. 0,36). Por el contrario, para el CP2 este comportamiento fue inverso, sugiriendo que no siempre la varianza disminuye a causa de la estimación de autocorrelación y que la estimación de la variabilidad espacial intralote depende de las características de la autocorrelación.

El aumento en la correlación espacial observado cuando se usó PCAe respecto a PCA, no fue alto, pero sí significativo. Este resultado es coincidente con los publicados en un análisis de variabilidad espacial de propiedades de suelo a escala macrogeográfica (Arrouays *et al.*, 2011). La autocorrelación espacial en variables de suelo resultó más fuerte que la reportada en los estudios ecológicos de Dray *et al.* (2008), donde se enfatiza la necesidad de considerar las correlaciones espaciales en la estimación de variabilidad. PCAe puede producir valores negativos de los CPe (debido a la posible autocorrelación negativa en los datos), hecho poco probable en estudios de propiedades edáficas donde se espera autocorrelación positiva o mayor similitud en los valores de la variable registrados en sitios más cercanos que en los más alejados espacialmente (Gili *et al.*, 2010).

Tabla 3. Varianza, proporción de varianza total explicada e índices de Moran (IM) de los tres primeros componentes principales (CP o CPe) generados a partir del análisis de componentes principales (PCA) y MULTISPATI-PCA (PCAE)

| Variables | Varianza | Proporción (%) | IM |
|-------------|----------|----------------|-------|
| PCA | | | |
| CP1 | 1,17 | 29,35 | 0,36* |
| CP2 | 1,05 | 26,36 | 0,31* |
| CP3 | 0,98 | 24,40 | 0,27* |
| PCAE | | | |
| CPe1 | 1,13 | 28,18 | 0,46* |
| CPe2 | 0,97 | 24,34 | 0,29* |
| CPe3 | 0,86 | 21,47 | 0,31* |

*Significativo para $\alpha=0,05$.

En la Tabla 4, se presentan los autovectores que representan los coeficientes con que cada variable original de suelo fue ponderada para conformar las combinaciones lineales que produjeron los componentes principales. Al construir el CP1, las variables CE30 y elevación recibieron los pesos positivos más altos. La variación en el CPe1, fue impulsada por las mismas variables. No obstante, la elevación es la variable que más contribuyó en la construcción del CPe1, siendo la misma en términos relativos del 57% vs. 20% en el CP1 del PCA. Por otra parte la CE90 y elevación fueron las variables más importantes en la explicación de la variación a nivel del CP2, mientras que en el CPe2 la variable que recibió el peso más alto fue la Tosca. Estos cambios en los pesos con que cada variable fue ponderada para construir los CP y CPe, sumado a los diferentes IM de las variables originales (Tabla 1), permiten explicar los aumentos y disminuciones en los índices de autocorrelación de los componentes principales. Los resultados obtenidos a partir del análisis PCAe indican que la elevación, aunque su coeficiente de variación es pequeño, es una variable importante de considerar en la evaluación de la variabilidad espacial de los datos, sin embargo esta evidencia fue menos clara cuando la información espacial no fue incorporada *a priori* en el PCA.

Tabla 4. Autovectores del análisis de componentes principales (PCA) y MULTISPATI-PCA (PCAE) de los tres primeros componentes principales (CP y CPe respectivamente). Se subrayan los coeficientes más importantes

| Variable | CE30 | CE90 | Elevación | Tosca |
|-------------|-------------|--------------|-------------|-------------|
| PCA | | | | |
| CP1 | <u>0,72</u> | 0,36 | 0,49 | -0,34 |
| CP2 | -0,01 | <u>-0,74</u> | <u>0,66</u> | 0,13 |
| CP3 | 0,24 | 0,26 | 0,11 | <u>0,93</u> |
| PCAE | | | | |
| CPe1 | 0,56 | -0,07 | <u>0,82</u> | -0,05 |
| CPe2 | -0,50 | 0,01 | 0,38 | <u>0,78</u> |
| CPe3 | <u>0,61</u> | -0,31 | -0,41 | <u>0,60</u> |

Evaluación de las zonificaciones

Zonificación basadas en una única variable

En la Tabla 5, se presentan los resultados del ANAVA usados para comparar los rendimientos promedios de las ZM delimitadas por cada procedimiento.

Cuando se trabajó con la zonificación univariada, sólo para CE30 la zonificación se relacionó con diferencias estadísticamente significativas a nivel de rendimiento entre las ZM. Las otras variables utilizadas en forma individual definieron zonas que no se encontraron relacionadas con la capacidad productiva intralote.

Zonificación multivariada

KM-PCAe fue el único método, entre los comparados, que detectó tres ZM con diferencias estadísticamente significativas en rendimiento promedio. Esta propuesta de combinación del método KM con PCAe fue también la herramienta analítica que presentó menor desviación estándar de rendimiento entre sitios de una misma ZM. Mientras que la combinación de KM con PCA (KM-PCA), la cual ha sido utilizada en otros trabajos para delimitar ZM sitio-específico (Li *et al.*, 2007; Xin-Zhong *et al.*, 2009; Moral *et al.*, 2010), tuvo un desempeño más bajo que KM-PCAe (Tabla 5).

Tabla 5. Rendimientos promedios de soja y trigo, para ZM según el método de zonificación utilizado

| Método | Zona I | | Zona II | | Zona III | |
|---------------------|--------|----------|---------|----------|----------|----------|
| | Rend* | Signif** | Rend* | Signif** | Rend* | Signif** |
| Univariado | | | | | | |
| CE30 | 1,97 | a | 1,78 | b | 1,66 | c |
| | 3,91 | | 3,62 | | 3,54 | |
| CE90 | 1,77 | a | 1,79 | b | 1,85 | b |
| | 3,63 | | 3,73 | | 3,73 | |
| Elevación | 1,81 | a | 1,80 | a | 1,80 | a |
| | 3,67 | | 3,72 | | 3,68 | |
| Tosca | 1,78 | a | 1,81 | a | 1,82 | a |
| | 3,66 | | 3,70 | | 3,70 | |
| Multivariado | | | | | | |
| KM-VS | 1,81 | a | 1,78 | a | 1,81 | a |
| | 3,70 | | 3,66 | | 3,70 | |
| KM-PCA | 1,77 | a | 1,78 | a | 1,87 | b |
| | 3,66 | | 3,61 | | 3,80 | |
| KM-PCAe | 1,79 | a | 1,70 | b | 1,90 | c |
| | 3,70 | | 3,52 | | 3,83 | |

* Para cada variable se presenta el rendimiento medio de soja (arriba) y el rendimiento medio de trigo (abajo).

** Letras diferentes indican diferencias estadísticamente significativas ($P<0,05$) entre zonas para el promedio de los rendimientos de soja y trigo centrados.

Tanto para el cultivo de soja como de trigo, la Zona II fue la que presentó menores rendimientos promedios (1,70 y 3,52 t ha^{-1} , respectivamente), mientras que la Zona III presentó los rendimientos promedios más altos (1,90 y 3,83 t ha^{-1} , respectivamente) (Tabla 5).

Aunque KM es frecuentemente utilizado en AP debido a que es una técnica simple de aplicar y se encuentra disponible en la mayoría de los programas, el método no resultó útil en este trabajo para delimitar ZM con diferencias estadísticamente significativas respecto a su potencial productivo (Tabla 5). Se debe esperar un mejor resultado cuando los métodos multivariados tienen en cuenta la información espacial en el análisis (PCAe) ya que las variables de suelo comúnmente presentan alta autocorrelación.

El mapa de la Figura 2 muestra las ZM homogéneas definidas a partir del método KM-PCAe, estas zonas indican diferentes condiciones de suelo que impactan de manera significativa sobre la productividad de los cultivos.

Luego de caracterizar la variabilidad espacial intralote e identificar ZM, es necesario continuar los análisis de datos para encontrar las principales variables de suelo que limitan el rendimiento en las ZM identificadas. La obtención de estos datos puede realizarse a través de un muestreo de suelo por zonas (dirigido).

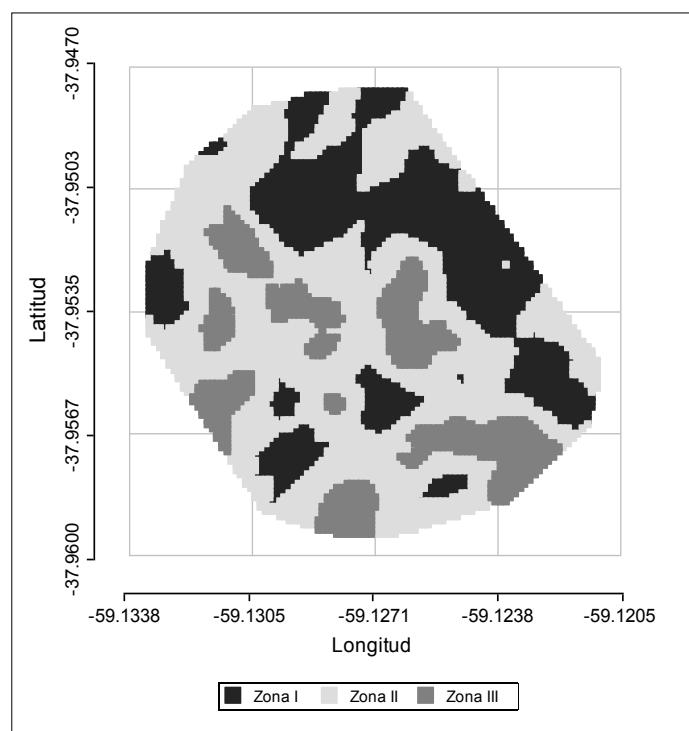


Figura 2. Mapa de zonas homogéneas dentro de un lote. Algoritmo aplicado para la delimitación de zonas: análisis de conglomerados fuzzy k-means combinado con MULTISPATI-PCA (KM-PCAe), implementado sobre una matriz de variables de suelo (CE30, CE90, elevación, Tosca)

La identificación del número ZM y su tamaño está fuertemente relacionada a la variabilidad existente a nivel de lote y a los resultados de indicadores que acompañan los métodos de zonificación (Li *et al.*, 2007). Las ZM no son necesariamente estáticas y posiblemente varíen ante cambios que van surgiendo en el manejo del lote a través de las campañas agrícolas. Por ello, los mapas de variabilidad y la clasificación de los sitios en zonas constituyen prácticas iterativas que deben ser constantemente evaluadas y ajustadas.

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). Sin embargo, no existen reglas fijas para la elección del tamaño y la forma de las zonas de manejo.

La limitación suele estar dada por la habilidad del productor para manejarlas individualmente, lo que está muy relacionado a las dimensiones y capacidades del parque de maquinaria, a las características físicas del lote y a la dirección o patrón de trabajo de la maquinaria (Roel y Terra, 2007). En este trabajo el tamaño total de las ZM obtenidos con KM-PCAe fueron para la zona I, II y III de 21, 33,7 y 10,7 ha, que es necesario evaluar desde las posibilidades prácticas de manejo de las mismas.

CONCLUSIONES

El análisis multivariado que incorporó la naturaleza espacial de los datos *a priori* de la combinación de va-

riables de suelo permitió distinguir zonas que son estadísticamente diferentes en cuanto al potencial productivo, según mostraron la comparación de medias de rendimientos centrados por cultivo y promediados por sitio. El uso de KM-PCAe, permite identificar las variables que explican la variabilidad espacial global y aquellas de mayor autocorrelación espacial ayudando a comprender las relaciones entre zonas y propiedades del suelo. La identificación de ZM es una etapa necesaria para aplicar el manejo sitio-específico, pero debe ser complementado con restricciones logísticas y con muestreos de suelo dirigido a planificar un manejo diferencial de las mismas. Por ejemplo, disminuir la fertilización en la zona menos productiva y/o reducir al mínimo la aplicación de agroquímicos como una estrategia que posibilitará aumentar la eficiencia productiva y optimizar el uso de insumos en términos agronómicos, económicos, ambientales y energéticos.

A G R A D E C I M I E N T O S

Los autores expresan sus agradecimientos a los productores, personal técnico y 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 fue posible gracias al financiamiento de las investigaciones sobre metodologías estadísticas aplicables a la agricultura de precisión del Ministerio de Ciencia y Tecnología de la Provincia de Córdoba y Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET).

R E F E R E N C I A S B I B L I O G R Á F I C A S

- Arrouays D, Saby NPA, 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 RS. 2012. Spdep: spatial dependence: weighting schemes, statistics and models. R package version 0.5-46. En: <http://CRAN.R-project.org/package=spdep>; consulta: junio de 2012.
- Burgos JJ, Vidal AL. 1951. Los climas de la República Argentina según la nueva clasificación de Thornthwaite. *Meteoros* 1:3-32.
- Chessel D, Dufour AB, Thioulouse J. 2004. The ade4 package-I- One-table methods. *R News* 4:5-10.
- Córdoba M, Balzarini M, Bruno C, Costa JL. 2012. Análisis de componentes principales con datos georreferenciados. Una aplicación en agricultura de precisión. *Rev FCA UNCuyo*. 44(1):27-39.
- Corwin DL, Lesch SM, Oster JD, Kaffka SR. 2006. Monitoring management-induced spatio-temporal changes in soil quality through soil sampling directed by apparent electrical conductivity. *Geoderma* 131:369-387.
- Corwin DL, Lesch SM. 2010. Delineating site-specific management units with proximal sensors. In: Oliver MO, editores. *Geostatistical applications for precision agriculture*. New York, NY: Springer. pp. 139-165.
- 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 JR. 2009. IDRISI Taiga. Worcester, MA: Clark University.
- Farahani HJ, Flynn RL. 2007. Map Quality & Zone Delineation as affected by width of parallel swaths of mobile agricultural sensors. *Biosyst Eng* 96 (2):151-159.
- Fridgen JJ, Kitchen NR, Sudduth KA, Drummond ST, Wiebold WJ, Fraisse CW. 2004. Management zone analyst (MZA): software for subfield management zone delineation. *Agron J* 96:100-108.
- Gili A, Balzarini M, Buschiazzo D. 2010. Variabilidad espacial de parámetros edáficos en distintos Sistemas de labranza. En: XXII Congreso Argentino de la Ciencia del Suelo. Rosario, Argentina.
- Gregoret M, Díaz Zorita M, Dardanelli J, Bongiovanni R. 2011. Regional model for nitrogen fertilization of site-specific rainfed corn in haplustolls of the central Pampas, Argentina. *Precis Agric* 12(6):831-849.
- Hotelling H. 1936. Relations between two sets of variables. *Biometrika* 28:321-377.

- Jaynes DB, Colvin TS, Kaspar TC. 2005. Identifying potential soybean management zones from multi-year yield data. *Comp Electron Agric* 46:309-327.
- Johnson CK, Mortensen DA, Wienhold BJ, Shanahan JR, Doran JW. 2003. Site-specific management zones based on soil electrical conductivity in a semiarid cropping system. *Agron J* 95:303-315.
- Johnson RA, Wichern DW. 2007. Applied multivariate statistical analysis. 6a ed. New York, NY: Prentice Hall.
- Li Y, Shi Z, Li F, Li HY. 2007. Delineation of site-specific management zones using fuzzy clustering analysis in a coastal saline land. *Comp Electron Agric* 56:174-186.
- Moral FJ, Terrón JM, Marques da Silva JR. 2010. Delineation of management zones using mobile measurements of soil apparent electrical conductivity and multivariate geostatistical techniques. *Soil Till Res* 106:335-343.
- Moral FJ, Terrón JM, Rebollo FJ. 2011. Site-specific management zones based on the Rasch model and geostatistical techniques. *Comput Electron Agric* 75(2):223-230.
- Ortega RA, Santibañez OA. 2007. Determination of management zones in corn (*Zea mays* L.) based on soil fertility. *Comp Electron Agric* 58:49-59.
- Peralta NR, Castro Franco M, Costa JL. 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: JAIO. pp. 58-69.
- Rodríguez-Pérez JR, Plant RE, Lambert JJ, Smart DR. 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. Introducción a la agricultura de precisión. En: Bongiovanni R, Mantovani EC, Best S, Roel A, editores. *Agricultura de Precisión: Integrando conocimientos para una agricultura moderna y sustentable*. Montevideo: PROCISUR; IICA. pp. 65-80.
- SAGyP, Secretaría de Agricultura, Ganadería y Pesca de la Nación Argentina; INTA, Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. 1989. Mapa de suelos de provincia de Buenos Aires. Escala 1: 500000. Buenos Aires: Proyecto PNUD Arg. 85/019.
- Schabenberger O, Pierce FJ. 2002. *Contemporary statistical models for the plant and soil sciences*. New York, NY: CRC Press.
- 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.