

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA FACULTAD DE CIENCIAS AGROPECUARIAS

ÁREA DE CONSOLIDACIÓN: MÉTODOS CUANTITATIVOS PARA LA INVESTIGACIÓN AGROPECUARIA

Comparación de métodos de clasificación para la delimitación de zonas de manejo en lotes agrícolas

Autores:

Cavagna, Cristian
Montecchiesi, Sergio
Roca, Nicolás

Tutor:

Córdoba, Mariano



2020

Resumen

La topografía del terreno, la profundidad de suelo y la conductividad eléctrica aparente (CEa) son propiedades de sitio que permiten explicar la variabilidad espacial del rendimiento de los cultivos intralote. Estas propiedades se pueden medir de una manera rápida, fácil y también brindan información para la determinación de zonas de manejo (ZM) homogéneas en lotes de producción. Diferentes métodos estadísticos son empleados para este fin, entre estos aquellos basados en análisis de conglomerados son los de mayor implementación. El presente estudio tuvo como objetivo comparar métodos de clasificación para delimitar ZM en lotes agrícolas comerciales. Se utilizaron seis bases de datos (lotes) con mediciones de variables topográficas, profundidad del suelo y CEa. Se analizó la concordancia entre las zonificaciones obtenidas con los métodos k-means, fuzzy k-means y KM-SPC, este último calculado a partir de dos tipos de distancias (Euclídea y Mahalanobis). Además, se evaluó el grado de compactación de las zonas delimitadas y la capacidad para captar diferencias en rendimiento entre ZM. Los resultados mostraron que KM y KM-SPC (E) fueron los métodos que delimitaron ZM con alta concordancia siendo KM-SPC (M) el que generó zonificaciones más compactas. En uno de los seis lotes evaluados se observaron diferencias importantes en rendimiento entre las ZM delimitadas por cada método, siendo mayor para KM y de menor magnitud para FKM.

Palabras claves: agricultura de precisión, zonificación, variabilidad espacial, análisis de conglomerados.

Índice

Resumen.....	2
Introducción.....	4
Objetivos.....	5
Materiales y métodos.....	5
Datos.....	5
Análisis estadístico.....	6
Resultados y discusión.....	7
Conclusión.....	11
Bibliografía.....	12

Introducción

La agricultura mundial viene enfrentando, a lo largo del tiempo, el desafío constante de aumentar la producción agrícola en respuesta a la creciente demanda de la población. El rendimiento de los cultivos es producto de la combinación de factores bióticos y abióticos que condicionan el crecimiento y desarrollo de los cultivos. Estos factores dependen por un lado de las condiciones naturales de la zona agrícola como son las características climáticas, el relieve, las propiedades físico-químicas del suelo y, por otro lado, dependen de condiciones inducidas como pueden ser las características del cultivo, las prácticas de manejo o la presencia de plagas y malezas. Estos factores tienen una distribución variable en el espacio, razón por la cual la expresión de la productividad de los cultivos también varía, a esto se lo denomina variabilidad espacial. La agricultura de precisión o agricultura por sitio es un concepto que se define como la aplicación de tecnologías de información y principios agronómicos para el manejo de la variabilidad espacial asociada con todos los aspectos de la producción agrícola con el propósito de mejorar el rendimiento de los cultivos y la calidad ambiental. Para manejar agronómicamente la variabilidad espacial hay que identificarla y medirla. Para ello lo primero es identificar a escala de lote aquellas “subregiones o ambientes” que expresan una combinación homogénea y funcional de los factores limitantes del rendimiento de manera de ajustar prácticas de manejo a los requerimientos del suelo y cultivos que permita alcanzar el mejor rendimiento, con el mejor resultado económico y cuidando los factores de la producción. (Valdez, 2013)

Diferentes aspectos deben ser considerados en la delimitación de ambientes o zonas de manejo (ZM) (Fridgen et al., 2004). Algunos de éstos son la información inicial (variables o factores utilizados como base para la delimitación de zonas), 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. 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 ZM 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 (como la pendiente e índices de humedad) 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. El rendimiento de los cultivos logrados en los distintos sitios del lote, por sí 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.

Existen diversos algoritmos para la delimitación de ZM 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. 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; Córdoba et al., 2016). Entre las variantes del análisis de conglomerados los de mayor difusión son el algoritmo k-mean (KM) y fuzzy k-means (FKM). Este último se encuentra disponible en el software Management Zone Analyst (Fridge et al., 2004). Sin embargo, estos métodos no tienen en cuenta las correlaciones entre datos, debido a la presencia de estructuras de dependencia esperable en datos espaciales. Córdoba et al. (2013) publicaron un protocolo de zonificación de naturaleza multivariada (KM-sPC), basado en un análisis de cluster FKM sobre las componentes principales espaciales (MULTISPATI-PCA) de las variables de sitio. Cuando los agrupamientos de sitios se realizan a partir de estas combinaciones, las cuales capturan información espacial, las clasificaciones de sitio producen zonas más continuas y de mayores diferencias en rendimiento (Córdoba et al. 2013; Córdoba et al. 2016).

Objetivo general

- Evaluar el desempeño de métodos estadísticos basados en análisis de conglomerados para la delimitación de zonas homogéneas en lotes agrícolas con tecnologías de agricultura de precisión.

Objetivos específicos

- Evaluar la concordancia entre zonificaciones obtenidos con métodos de clasificación multivariada.
- Comparar el grado de compactación de las zonas delimitadas.
- Evaluar la magnitud de las diferencias en rendimiento entre las zonas delimitadas por cada método de clasificación implementado.

Materiales y Métodos

Datos

Se trabajó con seis bases provenientes de lotes ubicados en el sudoeste de Buenos Aires. Se compilaron valores geo-referenciados de conductividad eléctrica aparente (CEa) [mS m^{-1}] en dos profundidades 0-30 cm (CEa30) y 0-90 cm (CEa90), Elevación [m], índice topográfico de humedad (TWI), Pendiente [%], profundidad de Tosca [cm] y Rendimiento [t ha^{-1}] del cultivo predecesor a la toma de datos. En la tabla 1 se enumeran las variables que se relevaron en cada lote, tres con cultivó de trigo y los restantes con soja.

Tabla 1. Lotes con las variables relevadas, cultivo presente y año en el que se realizó el relevamiento.

	Lote					
	A	B	C	D	E	F
Cultivo	Soja	Soja	Trigo	Soja	Trigo	Trigo
Año	2004-2005	2008-2009	2009	2007-2008	2012	2007
Variables	CEa30, CEa90, Elevación, TWI, Pendiente	CEa30, CEa90, Elevación	CEa30, CEa90, Elevación, Tosca	CEa30, CEa90, Elevación, Tosca	CEa30, CEa90, Elevación	CEa30, CEa90, Elevación, Tosca

Los valores de CEa30 y CEa90 se obtuvieron por medio de pasadas de la rastra Veris 3100. Esta posee discos de corte que emiten una corriente eléctrica que circula por la fase líquida y sólida del suelo, censando la CEa. La medición de la elevación del terreno se realizó utilizando un GPS diferencial (Trimble R3, Trimble Navegation Ltd., EEUU). El equipo fue configurado para tomar posición satelital cada segundo y montado a una camioneta pick-up para recorrer el lote en dirección a los surcos de siembra en transectas paralelas distanciadas entre 15 y 20m, porque mayores distancias a 20m podrían generar errores de medición y pérdida de información (Farahani et al., 2007).

A partir de un modelo digital de elevación (DEM) se calculó el índice de humedad topográfica (TWI), el cual es un índice de humedad en estado estacionario. Se usa para cuantificar el control topográfico de los procesos hidrológicos. Es una función tanto de la pendiente como del área contribuyente aguas arriba y está altamente correlacionado con varios atributos del suelo como la profundidad del horizonte, el porcentaje de limo, el contenido de materia orgánica y el fósforo. La medición de la profundidad del horizonte petrocálcico (tosca) fue realizada con un muestreador manual acoplado a un GPS (Juno ST; Trimble Navigation Ltd., EEUU). Para cuantificar el rendimiento de los cultivos se utilizó un monitor de rendimiento acoplado a una cosechadora.

Los datos fueron depurados debido a que durante el proceso de la toma de los mismos se generan diferentes tipos de errores como error de registro, valores fuera de rango (outliers), rendimientos fuera de rango biológico definido por el usuario, pequeños parches o franjas angostas con rendimientos extremadamente altos o bajos que no están relacionados con sus vecinos inmediatos, pequeños segmentos y puntos de rendimientos superpuestos (grabados con iguales coordenadas) (Albarenque y Velez 2011). La limpieza de todos los datos se realizó siguiendo el protocolo propuesto por Córdoba et al. (2016). Utilizando técnicas de interpolación espacial (kriging) los datos de todas las variables fueron llevados a una grilla regular de 10×10 m, lo que permitió trabajar a la misma escala (Peralta et al., 2011).

Análisis estadístico

Se compararon los resultados de cuatro métodos de zonificación: análisis de conglomerados no jerárquico KM, FKM y KMs-PC, este último calculado a partir de dos tipos de distancias (Euclídea y Mahalanobis). Fridgen et al. (2004) aconsejan tomar la distancia Euclídea, cuando las variables sean estadísticamente independientes y presenten la misma varianza. En el caso de que las varianzas de las variables sean distintas, es recomendable la utilización de la distancia diagonal. Finalmente, cuando las variables de clasificación no solo muestran varianzas distintas, sino que están correlacionadas entre sí, se recomienda utilizar la distancia

de Mahalanobis. Para realizar estos análisis se utilizaron los softwares InfoStat (Di Rienzo et al., 2014) y MZA.

Para evaluar la clasificación conseguida con un determinado número de grupos, se utilizaron diferentes índices como el coeficiente de partición (o fuzziness performance index FPI, Bezdek, 1981), el índice de entropía de la clasificación (o normalized classification entropy-NCE, Bezdek, 1981), el índice de Xie-Beni (Xie y Beni, 1991) y el de Fukuyama Sugeno (Fukuyama y Sugeno, 1989), y un índice resumen que contempla posibles discordancias entre los anteriores (Córdoba et al., 2016).

Se evaluó la correlación entre las distintas zonas calculadas por cada método mediante la elaboración de tablas de contingencia y el cálculo del índice de concordancia kappa de Cohen. Dicho índice mide el grado de concordancia entre dos variables categóricas en una escala de 0 a 1. A mayor cantidad de observaciones en la diagonal de la tabla de contingencia entre dos clasificaciones, mayor es el grado de concordancia y por lo tanto el índice tiende a 1. Por el contrario, valores de kappa cercanos a 0 indican independencia entre ambas clasificaciones. (Boydell & McBratney, 2002)

Luego se realizó un análisis descriptivo para evaluar la magnitud de las diferencias en rendimiento entre las zonas delimitadas por cada uno de los métodos de clasificación empleados. Este análisis tuvo como objetivo observar si algún método tiene la capacidad de captar en la zonificación diferencias importantes de rendimiento. Finalmente se procedió a generar mapas con las zonas delimitadas por cada método en los distintos lotes para poder visualizar la concordancia entre ellos, y para diferenciar el método que calcule las zonas más compactas. Mientras más compactas sean las zonas, más simple será el manejo diferenciado del lote.

Resultados y Discusión

En la Tabla 2 se muestran los coeficientes kappa, entre los distintos métodos de clasificación. En los lotes A, B y C el método FKM fue el que más se diferenció respecto a la zonificación lograda debido a que presentó menor concordancia con los otros métodos evaluados (valores más bajos de kappa). En el lote C se encuentran los valores más altos de kappa de todos los métodos, mientras que los valores más bajos se encuentran en los lotes D y F. Los valores de kappa entre KM y KM-sPC con distancia Euclides (KM-sPC (E)) fue el de mayor estabilidad, ya que fue mayor o igual a 0.88 en todos los lotes, lo que nos indica que la zonificación entre ambos métodos es similar. En los lotes D y F se produjo un cambio importante en la concordancia de las zonificaciones cuando se utiliza KM-sPC con distancia Euclidea o Mahalanobis (KM-sPC (M)). Esto puede reflejar la importancia de la selección de la medida de distancia cuando se realiza la clasificación. En el caso de MZA la distancia Euclidea es la marcada por defecto. Es necesario que previo a la delimitación de ZM se evalúe las varianzas y las correlaciones entre las variables usadas como input de los análisis de cluster. En el caso de KM-sPC utiliza las componentes principales espaciales las cuales son combinaciones lineales independientes pero que presentan varianzas distintas. En este caso puede ser necesario usar la distancia diagonal.

Tabla 2. Coeficientes kappa de Cohen entre los distintos métodos para la delimitación de zonas de manejo en seis lotes agrícolas.

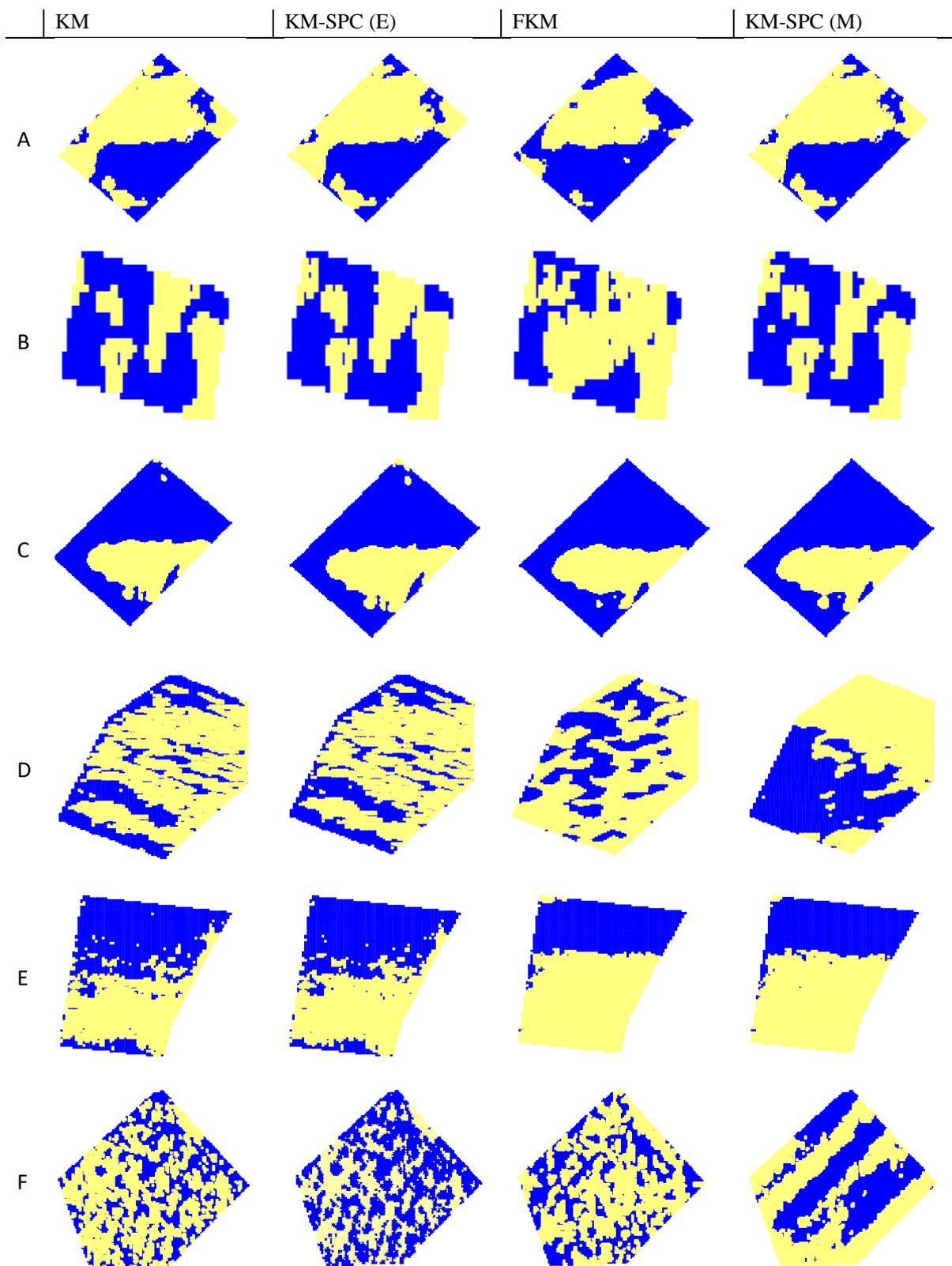
Lote	Método	KM	KM-SPC (E)	FKM	KM-SPC (M)
A	KM	1			
	KM-SPC (E)	0.96	1		
	FKM	0.71	0.68	1	
	KM-SPC (M)	0.97	0.98	0.68	1
B	KM	1			
	KM-SPC (E)	0.88	1		
	FKM	0.36	0.37	1	
	KM-SPC (M)	0.90	0.84	0.32	1
C	KM	1			
	KM-SPC (E)	0.98	1		
	FKM	0.89	0.87	1	
	KM-SPC (M)	0.93	0.92	0.95	1
D	KM	1			
	KM-SPC (E)	0.95	1		
	FKM	0.04	0.02	1	
	KM-SPC (M)	0.01	0.03	0.20	1
E	KM	1			
	KM-SPC (E)	0.94	1		
	FKM	0.56	0.62	1	
	KM-SPC (M)	0.58	0.63	0.96	1
F	KM	1			
	KM-SPC (E)	0.88	1		
	FKM	0.20	0.31	1	
	KM-SPC (M)	0.15	0.16	0.12	1

En la Tabla 3 se muestran las medias de los rendimientos de cada zonificación con su coeficiente de variación. En el Lote A las diferencias en rendimiento de las zonas fueron similares entre los métodos KM, KM-sPC (E) y KM-sPC (M) (0.11 t ha^{-1}) y de mayor magnitud respecto a FKM (0.05 t ha^{-1}). El lote B todos los métodos tuvieron diferencias marcadas de rendimiento entre zonas, destacándose KM (1.65 t ha^{-1}), y siendo el de menor diferencia FKM (1.23 t ha^{-1}). Este lote presentó también una mayor variabilidad en el rendimiento (CV) dentro de cada ZM (24 a 42%). En el lote C todos los métodos mostraron diferencias similares (entre 0.11 t ha^{-1} para KM y KM-sPC (E) y 0.15 t ha^{-1} para FKM). En el lote D los métodos KM y KM-sPC euclídea, mostraron las mayores diferencias entre zonas (0.13 t ha^{-1}) mientras que FKM presentó promedios de rendimiento similares entre ambas zonas delimitadas. En los lotes E y F el método FKM presentó mayores diferencias en rendimiento, 0.31 t ha^{-1} y 0.22 t ha^{-1} respectivamente. La variabilidad en rendimiento fue intermedia respecto a los otros lotes evaluados (entre 16 y 20%).

Tabla 3. Media de rendimiento y Coeficiente de variación de las zonas que calculo cada método.

Lote	Método	Zona	Rendimiento en t ha ⁻¹ (CV)
A	KM	1	2.50 (9.25)
		2	2.39 (8.45)
	KM-SPC (E)	1	2.50 (9.27)
		2	2.39 (8.40)
	FKM	1	2.46 (10.10)
		2	2.41 (7.23)
	KM-SPC (M)	1	2.50 (9.24)
		2	2.39 (8.42)
B	KM	1	2.65 (36.91)
		2	4.30 (24.20)
	KM-SPC (E)	1	2.63 (37.18)
		2	4.14 (27.09)
	FKM	1	2.49 (42.55)
		2	3.72 (31.32)
	KM-SPC (M)	1	2.70 (39.84)
		2	4.15 (25.02)
C	KM	1	3.72 (6.24)
		2	3.83 (5.71)
	KM-SPC (E)	1	3.72 (6.25)
		2	3.83 (5.72)
	FKM	1	3.71 (6.13)
		2	3.86 (5.60)
	KM-SPC (M)	1	3.71 (6.19)
		2	3.85 (5.60)
D	KM	1	2.77 (6.62)
		2	2.90 (5.65)
	KM-SPC (E)	1	2.77 (6.63)
		2	2.90 (5.65)
	FKM	1	2.85 (6.26)
		2	2.85 (6.58)
	KM-SPC (M)	1	2.89 (6.76)
		2	2.80 (5.73)
E	KM	1	2.07 (19.18)
		2	2.26 (16.31)
	KM-SPC (E)	1	2.06 (19.31)
		2	2.26 (16.24)
	FKM	1	1.97 (19.26)
		2	2.28 (15.71)
	KM-SPC (M)	1	1.97 (19.23)
		2	2.28 (15.65)
F	KM	1	3.40 (17.05)
		2	3.38 (17.79)
	KM-SPC (E)	1	3.37 (17.25)
		2	3.40 (17.60)
	FKM	1	3.27 (18.09)
		2	3.49 (16.31)
	KM-SPC (M)	1	3.40 (16.07)
		2	3.37 (18.70)

Figura 1. Mapas de la zonificación realizada por los métodos en cada lote. En azul zona 1 y en amarillo zona 2.



En los mapas de la Figura 1 se observa que, para todos los lotes, las zonificaciones de KM y KM-SPC (E) fueron similares. En los lotes A, B y C los métodos FKM y KM-SPC (M) presentaron leves diferencias respecto a KM y KM-SPC (E). El lote C es el que menos diferencias presenta en las ZM delimitadas por cada método. Estos resultados confirman lo observado en los valores de kappa de la Tabla 1. Las mayores diferencias en los patrones de las zonas delimitadas se observan en los lotes D y F. Así mismo, el método KM-sPC (Mahalanobis) presentó mayor grado de compactación, en particular, en los lotes D, E y F.

Conclusión

KM y KM-SPC (E) generaron zonificaciones similares manteniendo una alta concordancia en todos los lotes evaluados. La concordancia de FKM y KM-SPC (M) con los otros métodos fue muy variable al cambiar de lote. Además, KM-SPC (M) fue el método que generó zonas más compactas, lo que se puede traducir en manejo agronómico más simple y factible de llevar a cabo. Las diferencias en rendimiento entre las ZM delimitadas fueron importantes en uno de los seis lotes evaluados. Además, los métodos que mostraron las mayores diferencias fueron dependiente del lote evaluado. Se requieren varios mapas de rendimiento de distintas campañas para evaluar el desempeño de las ZM incluyendo también variables de suelo que permiten explicar las diferencias entre ZM. Los análisis para evaluar estas diferencias debieran incluir métodos inferenciales que contemplen la estructura de correlación espacial.

Bibliografía

- Bezdek, J. C., Coray, C., Gunderson, R., & Watson, J. (1981). Detection and Characterization of Cluster Substructure I. Linear Structure: Fuzzy c -Lines . *SIAM Journal on Applied Mathematics*. <https://doi.org/10.1137/0140029>
- Boydell, B., & McBratney, A. B. (2002). Identifying potential within-field management zones from cotton-yield estimates. *Precision Agriculture*. <https://doi.org/10.1023/A:1013318002609>
- Córdoba, M., Balzarini, M., Bruno, C., & Costa, J. L. (2012). Identificación de zonas de manejo sitio-específico a partir de la combinación de variables de suelo. *Corpoica Ciencia y Tecnología Agropecuaria*, 13(1), 47. https://doi.org/10.21930/rcta.vol13_num1_art:239
- 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.
- Córdoba M, Bruno C, Aguate F, Tablada M, Balzarini M. 2014. Análisis de la variabilidad espacial en lotes agrícolas. Manual de Buenas Prácticas. Ed. Balzarini, M. Eudecor. Córdoba, Argentina.
- Córdoba, M. A., Bruno, C. I., Costa, J. L., Peralta, N. R., & Balzarini, M. G. (2016). Protocol for multivariate homogeneous zone delineation in precision agriculture. *Biosystems Engineering*, 143(March), 95–107. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2015.12.008>
- 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.
- Di Rienzo, J. A., Casanoves, F., Balzarini, M. G., Gonzalez, L., Tablada, M., & Robledo, C. W. (2014). InfoStat.
- 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.
- 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.
- Jaynes DB, Colvin TS, Kaspar TC. 2005. Identifying potential soybean management zones from multi-year yield data. *Comp Electron Agric* 46:309-327.

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, Terron JM, Rebollo FJ. 2011. Site-specific management zones based on the Rasch model and geostatistical techniques. *Comput Electron Agric* 75(2):223-230.

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.

Valdez, G. (2013). Agricultura por Ambientes. *Grupo Legumbres y Cultivos Extensivos, VAO INTA Salta*, 1–36.

Xie, X. lisa, & Beni, G. (1991). A new fuzzy clustering validity criterion and its application to color image segmentation. *Proceedings of the 1991 IEEE International Symposium on Intelligent Control*. <https://doi.org/10.1109/isic.1991.187401>