



Universidad  
Nacional  
de Córdoba



**FCA**  
Facultad de Ciencias  
Agropecuarias

# Metodos cuantitativos para la investigación agropecuaria

# *Delimitación de zonas de manejo utilizando variables topográficas y mapas de rendimiento*

---

*Autor/es: Mozzicafreddo, Santiago*

*Ortega, Jeremías*

*Papa, Nicolas*

*Torre, Pablo José*

*Tutor/es: Córdoba, Mariano*

*Cotutor: Vega, Andrés*



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons  
Atribución – No Comercial – Sin Obra Derivada 4.0 Internacional.

Optimizar recursos en agricultura, tanto para mejorar los beneficios económicos como, minimizar el efecto de esta con en el medio ambiente, han llevado a la búsqueda de algoritmos de agrupamientos para la diferenciación de zonas de manejo homogéneas. La finalidad de esta delimitación es encontrar zonas con diferencias en cuanto a rendimiento esperado. Con este fin múltiples variables como aquellas relacionadas a la topografía del terreno son utilizadas. Estas variables son generadas con software especializado mediante la generación de modelos digitales de elevación. En este trabajo se compararon dos algoritmos de agrupamiento fuzzy k-means y KM-sPC para la delimitación de zonas de manejo intralote utilizando variables derivadas de DEM. Los resultados mostraron que el algoritmo KMsPC que incorpora la información espacial para generar las zonas de manejo, delimitó zonas con mayores diferencias en rendimiento. La combinación de variables topográficas junto a datos de monitores de rendimiento representó la mejor estrategia para la zonificación.

*Palabras claves: manejo sitio-especifico, fuzzy k-means, KM-sPC, modelo digital de elevación.*

## Tabla de contenido

Introducción .....	5
Materiales y métodos .....	7
<b>Datos</b> .....	7
<b>Pre procesamiento</b> .....	8
<b>Delimitación de zonas de manejo</b> .....	10
Resultados y Discusión.....	11
Conclusiones.....	15
Bibliografía.....	17

## Introducción

La agricultura de precisión (AP) puede definirse como el conjunto de tecnologías de la información, como imágenes satelitales, sensores, sistemas de posicionamiento global (GPS) y en general información geográfica para obtener datos del cultivo georreferenciados intralote. Estas tecnologías permiten entender la variabilidad espacial del suelo, la cual está dada por la interacción simultánea de factores físicos, químicos y biológicos. En función de la escala de la observación, el estudio de la variabilidad espacial es diferente, por ejemplo, para un reconocimiento de suelos a nivel de campo o lote, para separar potreros, o bien, a nivel de cuenca (Valle, 2014). Los factores que explican la variabilidad intralote han sido utilizados para delimitar zonas de manejo (ZM) sitio-específico las cuales permiten optimizar manejo agronómico del lote. El reconocimiento de la importancia de esta variabilidad es fundamental para realizar prácticas de manejo que apunten a hacer un uso más eficiente de los recursos disponibles, como agua y nutrientes, y con menor impacto ambiental (Castro et al. 2015; Espósito, 2014). 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 variables de suelo (Córdoba et al. 2012). Sahabiev et al. 2018 estudiaron la estructuración espacial de las variables topográficas en campos de producción agrícola, algunas de las variables que estudiaron se puede mencionar el Factor LS o índice de erosión, pendiente (Slope),

índice topográfico de humedad (TWI) distancia vertical al canal (Vertical Distance to Channel). La topografía es uno de los principales factores que se relacionan con el rendimiento (Kravchenko y Bullock 2000; Castro Franco et al. 2012; Mantovani and Magdalena 2014; Espain 2013). La geomorfología es la ciencia de la cuantificación de la topografía y algunos de los estos atributos pueden obtenerse desde modelo digital de elevación (DEM) (Castro Franco et al. 2012). Con los atributos topográficos obtenidos gracias a la aplicación de la geomorfología se puede explicar la variabilidad del rendimiento (Castro Franco et al. 2012). Estas variables 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 (Córdoba et al., 2012).

Respecto a los métodos para la clasificación de los sitios intralote, varios algoritmos del análisis de cluster no jerárquicos como k-means (Anderberg, 1973), han sido usados en AP (Stafford et al., 1998). Adicionalmente, el software Management Zone Analyst (MZA) especialmente desarrollado para la delimitación de ZM el cual forma conglomerados utilizando el algoritmo fuzzy k-means (Córdoba 2014). El análisis de cluster agrupa sitios similares dentro de distintas clases llamadas “clusters” en el espacio p-dimensional de los atributos o variables de sitio medidas sobre cada sitio intralote. Los métodos de clasificación basados en la teoría difusa (Burrough, 1989) permiten que cada observación pueda ser asignada a más de un cluster, con diferentes grados de pertenencia y han sido adoptados en AP ya que permiten contemplar la variación continua de las variables del suelo (Córdoba, 2014). Otro de los algoritmos utilizados frecuentemente es el KM-sPC, basado en análisis multivariado restringido espacialmente. Este método es potente para detectar estructuración espacial,

mejorando la delimitación de ZM (Córdoba, 2014). Un aspecto importante de la clasificación de sitios es determinar el número óptimo de grupos que permita para explicar y describir la variabilidad espacial multivariada. Diferentes índices estadísticos como el coeficiente de partición y entropía de la clasificación (conocidos también como fuzziness performance index-FPI y normalized classification entropy-NCE) (Bezdek, 1981) son frecuentemente utilizados en estudios de agricultura de precisión para determinar el número óptimo de clases de manejo (Córdoba, 2014). En este trabajo se comparan dos algoritmos de clasificación para delimitar ZM, *fuzzy k-means* y *KMc-PC* utilizando como inputs variables topográficas y se determina el número de zonas según índices estadísticos que definen la cantidad óptimas de cluster.

## Materiales y métodos

### Datos

Se trabajó con dos bases de datos de rendimiento georreferenciados ubicados en la zona del sureste de Córdoba. La primera base, denominada como establecimiento “El Mimoso” (43 h) se realizó soja de primera en la campaña 12-13 mientras que, en la segunda base, “La Josefina” (182 ha), se cultivó trigo durante la campaña 2008-2009 (Figura 1).



Figura 1. A la izquierda lote “La Josefina” (trigo 2008-2009); a la derecha lote “El Mimoso” (soja 2012-2013).

Utilizando DEM se obtuvieron índices topográficos los cuales fueron complemento para el análisis. Así mismo, en cada base de datos se obtuvo el valor de rendimiento y las coordenadas geográficas utilizando monitores de rendimiento acoplados a las cosechadoras.

### Pre procesamiento

Los DEM utilizados para la generación de mapas y modelos tridimensionales de la superficie terrestre provinieron del Instituto Geográfico Nacional de Argentina (IGN). El mismo cuenta con una resolución espacial de 30x30 m. Los dos lotes fueron localizados en las hojas correspondientes y, posteriormente, se procesaron los mapas de elevación mediante sistema de análisis geocientíficos automatizados (SAGA-GIS). Se utilizó el módulo de análisis básicos del terreno obteniéndose una serie de variables topográficas de las cuales seleccionamos aplicando criterio agronómico en favor de los objetivos. Los índices escogidos que complementan al dato de rendimiento fueron: Factor LS, Distancia vertical al canal, índice topográfico de humedad y pendiente. Este último, se caracteriza por crear una cuadrícula de la pendiente la cual se puede visualizar en grados. El índice



Factor LS es una combinación de la pendiente y la longitud de la pendiente que combinada es un atributo útil para predecir el potencial de erosión a mayor índice mayor probabilidad de pérdida de suelo o redistribución y deposición de partículas (Castro Franco et al. 2012; Jones and Griggs 1991). El índice topográfico de humedad (TWI) permite identificar los potenciales lugares donde se concentra la humedad o las zonas de acumulación de agua. La distancia vertical a la red de canales como su nombre lo dice, calcula las distancias de flujo terrestre a una red de canales en función de los datos de elevación digital cuadrículados y la información de la red de canales. La pendiente es una forma de medir el grado de inclinación del terreno a mayor inclinación mayor valor de pendiente el cálculo de estas medidas se pueden ver en (Moore et al., 1991).

Los mapas de rendimiento fueron depurados debido a que durante el proceso de toma de datos se generan diferentes tipos de errores como error de registro por altura de cabezal, retardos en el inicio y fin de la cosecha, 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 and Velez 2011). La limpieza de los datos de rendimiento se realizó siguiendo el protocolo propuesto por Córdoba et al. (2016).

Finalmente, se tomaron como referencia los puntos de los mapas de rendimiento para extraer los parámetros obtenidos del análisis de terreno, obteniendo para cada dato de rendimiento georreferenciado los índices topográficos.

## Delimitación de zonas de manejo

Para la zonificación se compararon dos técnicas de cluster, la primera, fuzzy k-means (Agrupamiento difuso) agrupa variables en  $n$  grupos reduciendo la variabilidad dentro de cada grupo y presentando mayor variabilidad entre grupos o conglomerados. Córdoba (2014), se observó que el algoritmo puede presentar el inconveniente de una alta fragmentación de zonas porque, como la mayoría de los algoritmos de clasificación, ignora la naturaleza espacial de los datos georreferenciados. Para evitar este problema es recomendable utilizar un análisis de cluster fuzzy k-means sobre las componentes principales obtenidas desde un análisis de componentes principales espaciales (Balzarini et al., 2014; Córdoba et al., 2016). Este algoritmo denominado *KM-sPC*, permite clasificar clases de sitios intralote teniendo en cuenta la autocorrelación espacial de los datos. *KM-sPC* es potente para detectar estructuración espacial y mejora la delimitación de ZM. (Córdoba, 2014; Córdoba et al., 2016).

Para determinar el número óptimo de ZM se utilizaron índices como el coeficiente de partición o *fuzziness performance index*- FPI, y el índice de entropía de la clasificación o *normalized classification entropy*-NCE (Bezdek, 1981). El coeficiente de partición (CP) mide el grado de separación o solapamiento (grado de fuzziness) entre los grupos formados. Se considera que mientras menos difusa es la partición, mejor es la clasificación (Córdoba, 2014). La entropía de la partición (EP) estima la cantidad de desorganización creada por la partición difusa de la matriz de datos con un número específico de clusters. Para este índice los valores de EP próximos a 0 son indicativos de una mejor clasificación, es decir, con mayor grado de organización (Córdoba, 2014).

## Resultados y Discusión

Los resultados de la Tabla 1 muestran los valores promedios de las variables en estudio, representadas en cada lote. Los valores de rendimiento para soja y trigo fueron 2,95 y 2,51 t /ha respectivamente. En relación a las variables topográficas se puede decir que, valores mayores de TWI se relaciona a mayor captación de agua por parte del suelo, lo que permitirá mayores rendimientos (Castro Franco et al. 2012; SACyTA 2015), en cuanto a LS Factor o índice de erosión, no siempre valores más altos están correlacionados con bajos rendimiento, porque también puede deberse a mayor deposición de partículas de suelo (Castro Franco et al., 2012). En el lote correspondiente al cultivo de trigo se visualizó que en la zona más baja y de menor distancia vertical a la red de canales se obtuvieron los menores rendimientos, esto puede ser explicado desde el punto de vista de que la zona mencionada contaba con la presencia de eflorescencias salinas.

Tabla 1. Medidas resumen de las variables rendimiento, LS factor, TWI, Verdis y

<b>Variable</b>	<b>Lote</b>	<b>Media</b>	<b>CV</b>	<b>Min</b>	<b>Max</b>
LS Factor	Soja	2,35	39,59	1,42	5,67
	Trigo	2,25	31,25	0	5
TWI	Soja	-15,02	14,36	-17,96	-8,17
	Trigo	-14,03	16,1	-17,46	-2,51
Verdis	Soja	1,8	83,05	0	6,35
	Trigo	1,66	73,88	0	5,15
Slope	Soja	1,42	33,07	0	1,57
	Trigo	1,29	47	0	1,57

Para cada algoritmo de zonificación, se realizaron 22 zonificaciones por cultivo, De tal manera que se hicieron todas las posibles combinaciones con dos, tres y cuatro variables topográficas para dos y tres cluster. Cada una de estas zonificaciones probadas incluyó también como variable input del análisis de cluster el rendimiento histórico. Las

22 zonificaciones fueron probadas para delimitar dos y tres ZM. Los índices calculados para definir el número óptimo de cluster mostró que para la mayoría de las zonificaciones el número de cluster (zonas) óptimo fue de dos zonas.

En las Tablas 2 y 3 se presentan los valores promedios de rendimiento según la zonificación realizada. Se observa que las diferencias entre las zonas obtenidas para el lote de trigo pueden ser despreciable (0,10 t/ha) desde el punto de vista agronómico, debido que la ganancia económica obtenida haciendo un manejo sito-especifico no cubriría los gastos de gestión (INTA 2012). Por lo cual a continuación solo se discuten los resultados para el lote de soja.

Usando el algoritmo de fuzzy k-means las ZM con mayor diferencia en rendimiento se obtuvo con las combinaciones Slope-Verdis, LS Factor-Verdis (0,47t/ha) y Slope-Verdis-LsFactor (0,48 t/ha) (Tabla 2). Cuando se adiciona el rendimiento en la clasificación esta diferencia, como era de esperar, fue mayor (0,58 t/ha). Para las zonificaciones con KM-sPC la diferencia en rendimiento fue levemente superior con la combinación Slope-Verdis (0,49 t/ha) respecto a las obtenidas con fuzzy k-means (Tabla 3), siendo la máxima diferencia incorporando el rendimiento para la combinación de las variables topográficas LsFactor- Verdis (0,76t/ha).

La diferencia entre zonificar utilizando o no la información espacial no tuvo mayor diferencia entre todas las diferentes zonificaciones que no incluyeron la variable rendimiento. Sin embargo, la inclusión de esta última aumentó la diferencia entre las zonas delimitadas con el algoritmo KM-sPC. El mapa con la zonificación realizada con fuzzy k-means y KM-sPC se presenta en la Figura 2. En los mapas obtenidos se pudo ver que el realizado con fuzzy k-means presento una mayor fragmentación, debido a que ignora la restricción espacial.

Tabla 2. Múltiples zonificaciones utilizando *fuzzy k-means* con dos, tres y cuatro variables; índice de erosión (LS factor), pendiente (Slope), índice topográfico de humedad(TWI) y Distancia vertical al canal más cercano (Verdis). Se muestran los rendimientos promedio para cada zona de manejo.

Cultivo	Variables	Rendimiento tres zonas de manejo (t/ha)									Número De zonas óptimo
		Rendimiento dos zonas de manejo (t/ha)			Rendimiento tres zonas de manejo (t/ha)						
		Zona 1	Zona 2	Dif Z1 y Z2	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Dif Z1 y Z2	Dif Z1 y Z3	Dif Z2 y Z3	
Soja	Slope- LS Factor	2,98 (3,02)*	2,76 (2,71)*	0,22 (0,31)*	3,02 (3,67)*	2,74 (2,72)*	2,72 (2,43)*	0,28 (0,95)*	0,30 (1,24)*	0,02 (0,29)*	2
	Slope-Verdis	3,26 (3,31)	2,79 (2,75)	<u>0,47 (0,56)</u>	3,24 (3,48)	2,82 (2,72)	2,72 (2,60)	0,42 (0,76)	0,52 (0,88)	0,10 (0,12)	2
	Slope-TWI	3,03 (3,04)	2,72 (2,72)	0,31 (0,32)	3,04 (3,46)	2,75 (2,72)	2,72 (2,38)	0,29 (0,74)	0,32 (1,08)	0,03 (0,34)	2
	LS Factor-Verdis	3,24 (3,30)	2,77 (2,72)	<u>0,47 (0,58)</u>	3,28 (3,50)	2,85 (2,80)	2,74 (2,57)	0,43 (0,70)	0,54 (0,93)	0,11 (0,23)	2
	LS Factor-TWI	3,02 (3,03)	2,74 (2,74)	0,28 (0,29)	3,09 (3,77)	2,81 (2,75)	2,75 (2,48)	0,28 (1,02)	0,34 (1,29)	0,06 (0,27)	2
	Verdis-TWI	3,05 (3,06)	2,74 (2,73)	0,31 (0,33)	3,26 (3,49)	2,87 (2,79)	2,74 (2,58)	0,39 (0,70)	0,52 (0,91)	0,13 (0,21)	2
	Slope-Verdis-LsFactor	3,25 (3,29)	2,77 (2,72)	<u>0,48 (0,57)</u>	3,26 (3,43)	2,78 (2,72)	2,72 (2,60)	0,48 (0,71)	0,54 (0,83)	0,06 (0,12)	2
	Slope- Verdis-TWI	3,05 (3,06)	2,74 (2,72)	0,31 (0,34)	3,24 (3,72)	2,78 (3,62)	2,72 (3,40)	0,46 (0,10)	0,52 (0,32)	0,06 (0,22)	2
	Verdis-LsFactor-TWI	3,04 (3,04)	2,74 (2,74)	0,30 (0,30)	3,26 (3,47)	2,83 (2,77)	2,77 (2,60)	0,43 (0,70)	0,49 (0,87)	0,06 (0,17)	2
	LsFactor-TWI-Slope	3,02 (3,03)	2,74 (2,74)	0,28 (0,29)	3,02 (3,76)	2,74 (2,68)	2,72 (2,49)	0,28 (1,08)	0,30 (1,27)	0,02 (0,19)	2
	Todas	3,04 (3,04)	2,75 (2,74)	0,29 (0,30)	3,07 (3,45)	2,73 (2,71)	2,72 (2,64)	0,34 (0,74)	0,35 (0,81)	0,01 (0,07)	2
Trigo	Slope- LS Factor	2,52 (2,53)	2,50 (2,50)	0,02 (0,03)	2,51 (2,55)	2,51 (2,51)	2,48 (2,48)	0,00 (0,04)	0,03 (0,07)	0,03 (0,03)	3/2*
	Slope-Verdis	2,56 (2,56)	2,46 (2,46)	0,10 (0,10)	2,55 (2,62)	2,54 (2,55)	2,44 (2,31)	0,01 (0,07)	0,11 (0,31)	0,10 (0,24)	2
	Slope-TWI	2,52 (2,52)	2,51 (2,51)	0,01 (0,01)	2,55 (2,64)	2,50 (2,56)	2,49 (1,68)	0,05 (0,08)	0,06 (0,96)	0,01 (0,88)	2
	LS Factor-Verdis	2,57 (2,57)	2,45 (2,45)	0,12 (0,12)	2,57 (2,68)	2,52 (2,60)	2,45 (1,72)	0,05 (0,08)	0,12 (0,96)	0,07 (0,88)	2
	LS Factor-TWI	2,52 (2,52)	2,50 (2,50)	0,02 (0,02)	2,52 (2,63)	2,52 (2,63)	2,50 (1,64)	0,00 (0,00)	0,02 (0,99)	0,02 (0,99)	2
	Verdis-TWI	2,51 (2,51)	2,51 (2,51)	0,00 (0,00)	2,55 (2,67)	2,49 (2,61)	2,49 (1,67)	0,06 (0,06)	0,06 (1,00)	0,00 (0,94)	2
	Slope-Verdis-LsFactor	2,57 (2,57)	2,45 (2,45)	0,12 (0,12)	2,55 (2,55)	2,53 (2,55)	2,46 (2,43)	0,02 (0,00)	0,09 (0,12)	0,07 (0,12)	2
	Slope- Verdis-TWI	2,51 (2,51)	2,51 (2,51)	0,00 (0,00)	2,55 (2,60)	2,55 (2,55)	2,46 (2,39)	0,00 (0,05)	0,09 (0,21)	0,09 (0,16)	2
	Verdis-LsFactor-TWI	2,52 (2,52)	2,51 (2,51)	0,01 (0,01)	2,54 (2,65)	2,49 (2,63)	2,49 (1,88)	0,05 (0,02)	0,05 (0,77)	0,00 (0,75)	2
	LsFactor-TWI-Slope	2,52 (2,52)	2,50 (2,50)	0,02 (0,02)	2,55 (2,55)	2,51 (2,51)	2,48 (2,48)	0,04 (0,04)	0,07 (0,07)	0,03 (0,03)	2
	Todas	2,51 (2,51)	2,51 (2,51)	0,00 (0,00)	2,55 (2,55)	2,50 (2,51)	2,50 (2,48)	0,05 (0,04)	0,05 (0,07)	0,00 (0,03)	2

\*En paréntesis, se presentan las diferencias incorporando en la zonificación los valores de rendimiento.

Tabla 3. Múltiples zonificaciones utilizando KM-SPC con dos, tres y cuatro variables; índice de erosión (LS factor), pendiente (Slope), índice topográfico de humedad (TWI) y Distancia vertical al canal más cercano (Verdis). Se muestran los rendimientos promedio para cada zonas de manejo.

Cultivo	Variables	Rendimiento dos zonas de manejo (t/ha)			Rendimiento tres zonas de manejo (t/ha)						Número De zonas óptimo
		Zona 1	Zona 2	Dif Z1 y Z2	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Dif Z1 y Z2	Dif Z1 y Z3	Dif Z2 y Z3	
Soja	Slope- LS Factor	2,98 (2,98)*	2,71 (2,69)*	0,27 (0,29)*	3,02 (3,67)*	2,74 (2,72)*	2,72 (2,43)*	0,28 (0,95)*	0,30 (1,24)*	0,02 (0,29)*	2
	Slope-Verdis	3,27 (2,97)	2,78 (2,72)	0,49 (0,25)	3,24 (3,48)	2,82 (2,72)	2,72 (2,60)	0,42 (0,76)	0,52 (0,88)	0,10 (0,12)	2
	Slope-TWI	2,97 (2,97)	2,72 (2,72)	0,25 (0,25)	3,04 (3,46)	2,75 (2,72)	2,72 (2,38)	0,29 (0,74)	0,32 (1,08)	0,03 (0,34)	2
	LS Factor-Verdis	3,05 (3,33)	2,73 (2,57)	0,32 (0,76)	3,28 (3,50)	2,85 (2,80)	2,74 (2,57)	0,43 (0,70)	0,54 (0,93)	0,11 (0,23)	2
	LS Factor-TWI	3,00 (3,01)	2,77 (2,75)	0,23 (0,26)	3,09 (3,77)	2,81 (2,75)	2,75 (2,48)	0,28 (1,02)	0,34 (1,29)	0,06 (0,27)	2
	Verdis-TWI	3,11 (3,34)	2,72 (2,60)	0,39 (0,74)	3,26 (3,49)	2,87 (2,79)	2,74 (2,58)	0,39 (0,70)	0,52 (0,91)	0,13 (0,21)	2
	Slope-Verdis-LsFactor	3,02 (3,03)	2,69 (2,64)	0,33 (0,39)	3,26 (3,43)	2,78 (2,72)	2,72 (2,60)	0,48 (0,71)	0,54 (0,83)	0,06 (0,12)	2
	Slope- Verdis-TWI	3,04 (3,13)	2,71 (2,59)	0,33 (0,54)	3,24 (3,72)	2,78 (3,62)	2,72 (3,40)	0,46 (0,10)	0,52 (0,32)	0,06 (0,22)	2
	Verdis-LsFactor-TWI	3,02 (3,06)	2,75 (2,69)	0,27 (0,37)	3,26 (3,47)	2,83 (2,77)	2,77 (2,60)	0,43 (0,70)	0,49 (0,87)	0,06 (0,17)	2
	LsFactor-TWI-Slope	3,02 (3,03)	2,72 (2,68)	0,30 (0,35)	3,02 (3,76)	2,74 (2,68)	2,72 (2,49)	0,28 (1,08)	0,30 (1,27)	0,02 (0,19)	2
Todas	3,02 (3,04)	2,73 (2,68)	0,29 (0,36)	3,07 (3,45)	2,73 (2,71)	2,72 (2,64)	0,34 (0,74)	0,35 (0,81)	0,01 (0,07)	2	
Trigo	Slope- LS Factor	2,55 (2,53)	2,50 (2,50)	0,05 (0,03)	2,51 (2,55)	2,51 (2,51)	2,48 (2,48)	0,00 (0,04)	0,03 (0,07)	0,03 (0,03)	2
	Slope-Verdis	2,55 (2,55)	2,46 (2,50)	0,09 (0,05)	2,55 (2,62)	2,54 (2,55)	2,44 (2,31)	0,01 (0,07)	0,11 (0,31)	0,10 (0,24)	2
	Slope-TWI	2,51 (2,55)	2,51 (2,50)	0,00 (0,05)	2,55 (2,64)	2,50 (2,56)	2,49 (1,68)	0,05 (0,08)	0,06 (0,96)	0,01 (0,88)	3/2*
	LS Factor-Verdis	2,54 (2,58)	2,48 (2,44)	0,06 (0,14)	2,57 (2,68)	2,52 (2,60)	2,45 (1,72)	0,05 (0,08)	0,12 (0,96)	0,07 (0,88)	2
	LS Factor-TWI	2,52 (2,53)	2,50 (2,50)	0,02 (0,03)	2,52 (2,63)	2,52 (2,63)	2,50 (1,64)	0,00 (0,00)	0,02 (0,99)	0,02 (0,99)	2
	Verdis-TWI	2,54 (2,55)	2,48 (2,48)	0,06 (0,07)	2,55 (2,67)	2,49 (2,61)	2,49 (1,67)	0,06 (0,06)	0,06 (1,00)	0,00 (0,94)	2
	Slope-Verdis-LsFactor	2,53 (2,53)	2,48 (2,48)	0,05 (0,05)	2,55 (2,55)	2,53 (2,55)	2,46 (2,43)	0,02 (0,00)	0,09 (0,12)	0,07 (0,12)	2
	Slope- Verdis-TWI	2,51 (2,51)	2,51 (2,51)	0,00 (0,00)	2,55 (2,60)	2,55 (2,55)	2,46 (2,39)	0,00 (0,05)	0,09 (0,21)	0,09 (0,16)	2
	Verdis-LsFactor-TWI	2,52 (2,51)	2,50 (2,51)	0,02 (0,00)	2,54 (2,65)	2,49 (2,63)	2,49 (1,88)	0,05 (0,02)	0,05 (0,77)	0,00 (0,75)	2
	LsFactor-TWI-Slope	2,51 (2,51)	2,51 (2,51)	0,00 (0,00)	2,55 (2,55)	2,51 (2,51)	2,48 (2,48)	0,04 (0,04)	0,07 (0,07)	0,03 (0,03)	2
Todas	2,52 (2,52)	2,51 (2,51)	0,01 (0,01)	2,55 (2,55)	2,50 (2,51)	2,50 (2,48)	0,05 (0,04)	0,05 (0,07)	0,00 (0,03)	2	

\*En paréntesis, se presentan las diferencias incorporando en la zonificación los valores de rendimiento.

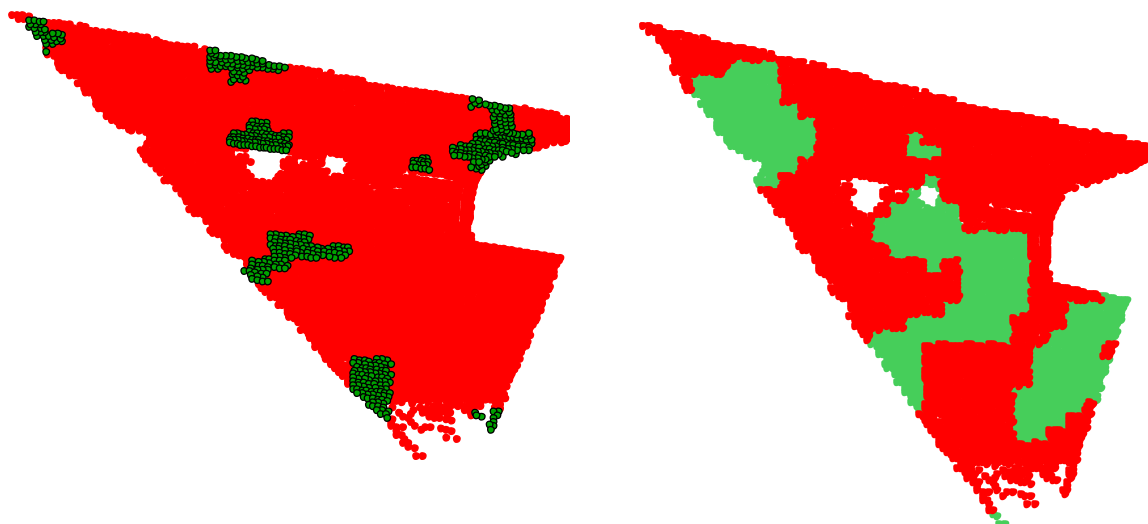


Figura 2: Zonas de manejo homogéneas (ZMH) en el lote de soja, obtenidas con el método fuzzy k-means (izquierda) y KM-sPC (derecha), utilizando la combinación de variables que presentaron mayor diferencia en las medias de rendimiento de cada zona.

## Conclusiones

El número óptimo de ZM teniendo en cuenta los índices estadísticos fue de dos, este criterio coincide con lo esperado en cuanto al manejo agronómico teniendo en cuenta el tamaño del lote y la fragmentación de las ZM. En cuanto a los métodos comparados, no se observan diferencias importantes cuando los algoritmos utilizan sólo variables topográficas. Cuando se incluye el rendimiento se mejoran las diferencias entre las zonas y el algoritmo con restricción espacial mostró las mayores diferencias en el rendimiento promedio. Es necesario utilizar una mayor cantidad de bases de datos para realizar una mejor comparación de los algoritmos. Las variables topográficas mostraron que la pendiente, índice de erosión y distancia vertical al canal presentan un buen potencial para la discriminación de ZM, aunque se recomienda la

inclusión de otro tipo de variables químicas y climáticas, debido a que la interpretación de la correlación de estas variables con el rendimiento está relacionada con propiedades químicas del suelo y precipitaciones.



## Bibliografía

- 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
- Di Rienzo J.A., Casanoves F., Balzarini M.G., Gonzalez L., Tablada M., Robledo C.W. (InfoStat versión 2018). Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. <<http://www.infostat.com.ar>>
- SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA. (n.d.). <https://langleruben.wordpress.com/¿que-es-un-sig/>
- Basic Terrain Analysis – Saga GIS tutorials. (n.d.). <https://sagatutorials.wordpress.com/basic-terrain-analysis/>
- 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>
- 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, 13, 47–54.
- Desmet, P. J. J.; Govers, G.; 1996. Comparison of Routing Algorithms for Digital Elevation Models and Their Applications for Predicting Ephemeral Gullies. *International Journal of GIS*. 10, 311
- Instituto Geográfico Nacional de Argentina. (2014). Modelo Digital de Elevaciones de la República Argentina, 32.
- Moore, I.D., Grayson, R.B., Ladson, A.R. (1991): 'Digital terrain modelling: a review of hydrological, geomorphological, and biological applications' *Hydrological Processes*, Vol.5, No.1
- Leiva Gutiérrez, N. (2012). Metodología para el cálculo de la humedad del suelo usando parámetros topográficos(MDE), climáticos y edáficos en un sector del piedemonte depositacional del municipio de Villavicencio. *Universidad Nacional de Colombia*. Retrieved from <http://www.bdigital.unal.edu.co/8910/1/795068.2012.pdf>
- Susana M. Albarenque Juan P. Velez i. (2011).
- Valle T. Susana. (2014). La importancia de la variabilidad espacial de los suelos.
- Castro Franco, M., Peralta, N., Domenech, M., & Costa, J. (2012). Relación Cuantitativa Entre Atributos Topográficos Y Rendimiento. *Inta.Gob.Ar*, 1–8.

- Balzarini, M., Córdoba, M., Bruno, C., Aguante, F., & Tablada, M. (2014). *Manual de buenas prácticas: Análisis de la variabilidad espacial en lotes agrícolas*. Córdoba. Albarenque, S. M., & Velez, J. P. (2011). *Técnicas para el procesamiento de mapas de rendimiento*.
- Balzarini, M., Córdoba, M., Bruno, C., Aguante, F., & Tablada, M. (2014). *Manual de buenas prácticas: Análisis de la variabilidad espacial en lotes agrícolas*. Córdoba.
- Castro Franco, M., Peralta, N., Domenech, M., & Costa, J. (2012). Relación Cuantitativa Entre Atributos Topográficos Y Rendimiento. *Inta.Gob.Ar*, 1–8.  
[http://inta.gob.ar/documentos/relacion-cuantitativa-entre-atributos-topograficos-y-rendimiento/at\\_multi\\_download/file/INTA-Relación atriburos topográficos y rendimiento.pdf](http://inta.gob.ar/documentos/relacion-cuantitativa-entre-atributos-topograficos-y-rendimiento/at_multi_download/file/INTA-Relación atriburos topográficos y rendimiento.pdf)
- Castro, M., Agr, I., Marisa, M., Domenech, B., Experimental, C., & Barrow, I. (2015). Nuevas técnicas generadas por el INTA podrían ayudar a los productores a mejorar la cartografía de suelos de sus campos., 55–56.
- Córdoba, M. (2014). De Suelo Intralote. *Tese de doutorado*.
- 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, *13*, 47–54.
- Spain, T. (2013). Trabajo Final De Virtualización.  
[http://mercurio.ugr.es/pedro/docencia/dec/trabajosdyec2012/22m\\_virtualizacion\\_texto.pdf](http://mercurio.ugr.es/pedro/docencia/dec/trabajosdyec2012/22m_virtualizacion_texto.pdf)
- Espósito, G. (2014). Beneficios ambientales y sociales de la agricultura de precisión | Sociedad Rural de Río Cuarto. <https://www.sruralrc.org/2014/10/28/beneficios-ambientales-y-sociales-de-la-agricultura-de-precision/>. Accessed 9 December 2018
- Gisandbeers. (2018). Índice Topográfico de Humedad TWI. <http://www.gisandbeers.com/calculo-del-indice-topografico-de-humedad-twi/>. Accessed 28 November 2018
- INTA. (2012). Agricultura de Precisión y Máquinas Precisas tecnología en permanente expansión.
- Jones, C. ., & Griggs, R. . (1991). Predicción de la erosión de suelos.  
<http://www.fao.org/docrep/t2351s/T2351S03.htm>. Accessed 9 December 2018
- Kravchenko, A. N., & Bullock, D. G. (2000). Correlation of corn and soybean grain yield with topography and soil properties. *Agronomy Journal*, *92*(1), 75–83. doi:10.1007/s100870050010
- Mantovani, E. C., & Magdalena, C. (2014). *Manual de agricultura de precisión*. Procisur.
- SACyTA. (2015). *Sustentabilidad del Ambiente*.
- Sahabiev, I. A., Ryazanov, S. S., Kolcova, T. G., & Grigoryan, B. R. (2018). Selection of a Geostatistical Method to Interpolate Soil Properties of the State Crop Testing Fields using Attributes of a Digital Terrain Model. *Eurasian Soil Science*, *51*(3), 255–267. doi:10.1134/S1064229318030122