

APLICACIÓN DE MODELOS LINEALES MIXTOS PARA EVALUAR LA VARIABILIDAD ESPACIAL EN UN SUELO SODICO

Nicolás Battistón¹, Juan P. Velez², Paola Salvatierra^{1,3}

¹IAPCBA-Universidad Nacional de Villa María. Villa María, Cba. Argentina.

²INTA EEA Manfredi, CR Córdoba

³IAPCH-Universidad Nacional de Villa María. Villa María, Cba. Argentina

nicolasjbattiston@gmail.com

INTRODUCCION

El concepto de variabilidad de las propiedades edáficas, es entendido como el producto de factores formadores que operan e interactúan en una escala espacial y temporal continua (Trangmar et al., 1985). El origen está marcado por múltiples causas entre ellas las intrínsecas o naturales, constituidas como el resultado de la interacción entre el clima, el material parental, la topografía, el material biológico y el tiempo cronológico actuante en la formación del suelo, y por otro lado, la variabilidad de origen antrópico o extrínseca ocasionada por el historial de manejo de los lotes (Burrough, 1983; Rao y Wagenet, 1985). El pH del suelo presenta una estrecha relación con otras propiedades del suelo que influyen en el desarrollo de los cultivos (Havlin et al., 1999). La alcalinización del suelo es un proceso que está asociado al exceso de Na⁺ en el complejo de cambio. Las arcillas saturadas en sodio en presencia de agua de lluvia y CO₂ disueltos, hidrolizan liberando Na⁺ y OH⁻ a la solución del suelo incrementando el pH del suelo a valores superiores a 8 (Cisneros et al. 2008), provocando un efecto perjudicial sobre las propiedades físicas y químicas ocasionado por la dispersión de las arcillas y deterioro de la estructura (Porta Casanellas, 2005). La conductividad eléctrica (CE) es uno de los parámetros más utilizados en la estimación de la salinidad. Esta propiedad depende de una combinación de factores tales como el contenido de agua del suelo, contenido de sales disueltas, contenido de arcillas, mineralogía y temperatura del suelo (Tarr et al., 2005). Describir esta variabilidad a través de técnicas geoestadísticas es de suma importancia para generar estrategias de muestreo, diseños de experimentos, como así también mejorar la capacidad productiva y tomar decisiones sustentables en el uso y manejo de suelos. Las herramientas geoestadísticas modernas se ubican en el marco teórico de los modelos lineales mixtos (MLM) (Balzarini, 2002), estos ajustes permiten obtener los parámetros del semivariograma y en simultáneo, aquellas cuestiones que explican las tendencias espaciales a gran escala en una o más dimensiones (Gili, 2013). El beneficio de utilizar MLM es que la modelación espacial se realiza sobre los datos, mientras que los parámetros en las técnicas geoestadísticas clásicas se obtienen sobre valores de semivarianza creados a partir de los datos, es decir, la forma en la que se realizan las estimaciones son bien diferenciadas, teniendo mayor potencia los MLM (Córdoba, 2014). Los resultados del presente trabajo significan aportar información útil de referencia en el campo de la investigación como también para el ámbito de la producción, para optimizar distancias de muestreo, desarrollar diseños de experimento o simplemente aplicar prácticas de uso y manejo adecuadas para mejorar su productividad.

OBJETIVOS

Objetivo General

- Caracterizar la distribución espacial de conductividad eléctrica y pH en un suelo sódico de la región centro Éste de Córdoba.

Objetivos Específicos

- Determinar los parámetros de distribución espacial mediante un muestreo en grilla georreferenciado para las variables $\text{pH}_{1-2,5}$ y CE_{1-1} en dos zonas con características edáficas contrastantes a distintas profundidades un suelo sódico.
- Realizar mapas de contorno para cada propiedad y por horizonte en cada grilla de muestreo.
- Comparar mapas de contorno para cada propiedad en profundidad y determinar zonas de variabilidad espacial conjunta para CE_{1-1} y $\text{pH}_{1-2,5}$.

MATERIALES Y METODOS

Ubicación y descripción del área de estudio

El estudio se llevó a cabo en la estancia “El Tigre” en un lote de 63,5 ha ubicado en las coordenadas ($32^{\circ} 08' 22.83'' \text{ S}$; $63^{\circ} 15' 04.17'' \text{ O}$) cercano a las localidades de Arroyo Algodón y de Los Zorros, a 28 km al noreste de la ciudad de Villa María, Departamento San Martín, Córdoba. El establecimiento se encuentra ubicado dentro de la gran unidad fisiográfica denominada Pampa Loessica Plana en la parte central este de la provincia de Córdoba. Dentro de esta unidad, se encuentra el ambiente denominado derrames del Río Tercero. Los suelos desarrollados sobre estos ambientes son arenosos no alcalinos en las partes altas de los albardones; alcalinos y salinos con o sin estratificadas en las antiguas llanuras de inundación y por último en las terrazas dominan suelos hidromórficos. Los suelos del área en estudio corresponden al complejo indeterminado Pampayasta (INTA, 1991).

Ubicación de las grillas georreferenciadas

Mediante el análisis de los valores obtenidos por el equipo Veris (modelo 3100, VerisTech Inc., EEUU) (Veris technologies, 2001) y DGPS (Raven P300 con corrección de señal Omnistar, de precisión submétrica) a través del software Qgis 2.18.11 (2017), se determinaron tres zonas diferenciadas en altimetría y CEa. Las mismas fueron definidas como zona loma, media loma y bajo. En la Figura 1 se muestra la ubicación de las grillas georreferenciadas; Grilla 1 (G1) ubicada en la zona más alta del lote (Loma), y Grilla 2 (G2) ubicada en la media loma, en la zona mas baja no se pudo llevar adelante el muestreo en grilla debido a las condiciones de anegamiento.

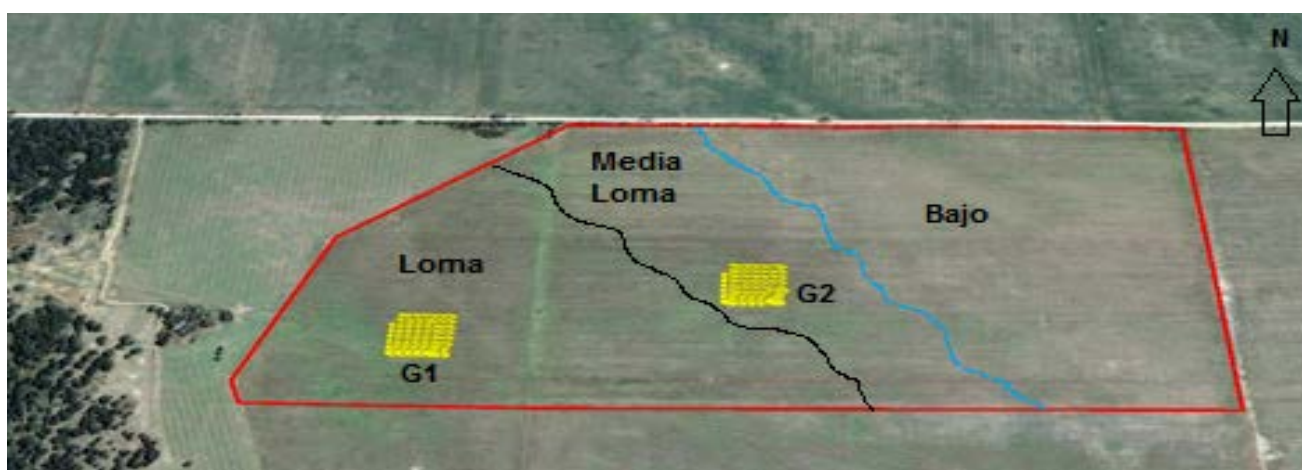


Figura 1. Ubicación de las grillas en zonas con difentes altimetrías y rangos de valores de CEa (Google earth, 2017) y Qgis (2017).

Muestreo de suelo

El muestreo de suelo se llevó a cabo mediante grillas georreferenciadas 10 x 10 m orientadas en dirección Noreste. Al momento del muestreo el lote se encontraba con maíz (*Zea maíz*) implantado en estado fenológico V6 según escala de Ritchie y Hanway (1982). Por cada grilla se tomaron 36 puntos georreferenciados mediante GPS Garmin ET RexLegend H, y se tomaron muestras realizando entre 3 y 5 piques con barreno helicoidal a tres profundidades, 0-20 cm (P1); 20-40 cm (P2) y 40-60 cm (P3). Cada muestra se colocó en bolsas de polietileno debidamente identificada, y se secaron al aire hasta peso constante.

Determinaciones

Por cada muestra se determinó en laboratorio conductividad eléctrica en dilución 1:1 (CE) y pH en dilución 1:2,5 (Klute, 1986).

Análisis de datos

En primer lugar, se realizó la transformación de coordenadas geográficas en coordenadas cartesianas de cada georreferenciación por medio del software R (R Core Team, 2013). Con los datos obtenidos de CE₁₋₁ y pH_{1-2,5} se realizó un análisis exploratorio donde se calcularon estadísticos descriptivos tales como media, mediana, desvío estándar, varianza y coeficiente de variación (CV%). para controlar la normalidad de los datos de todas las variables estudiadas se realizaron gráficos Q-Q plot. Por medio de análisis inferencial a través de MLM se evaluaron por un lado existencias de tendencias espaciales mediante estimadores ML. Para cada variable se compararon los ajustes obtenidos basado en estimadores REML de los modelos de correlación espacial Exponencial, Gaussiano, Lineal, Esférico (ambos con y sin efecto nugget), incorporando también el modelo de errores independientes o puro nugget mediante software Infostat (Di Rienzo et al.2017) y su interfaz en R (R Core Team, 2013). Se controlaron supuestos clásicos de independencia y homogeneidad de varianzas para los términos aleatorios del modelo. La selección de modelos de mejor ajuste se realizó utilizando los criterios Akaike (AIC) (Akaike, 1973), Criterio Bayesiano (BIC) (Schwarz, 1978) y la prueba de cociente de verosimilitud (LRT) basada en los estimadores REML de los parámetros de varianza y covarianza. Establecidos los parámetros de semivariograma se realizaron interpolaciones mediante Kriging ordinario. Este análisis se realizó por medio de software Infostat (Di Rienzo et al.2017) y su interfaz con R (R Development Core Team, 2013). Luego se compararon los mapas de ambas propiedades para determinar si sus distribuciones espaciales son similares entre sí para determinar una zona de variabilidad conjunta para ambas propiedades en sus distintas profundidades.

RESULTADOS

Estimaciones de los parámetros de semivariograma a través de MLM

Los modelos de correlación espacial para ambas grillas fueron principalmente Lineal, Exponencial y Gaussiano. Los rangos para CEG1 oscilaron desde 14,38 a 10 m mientras que para la variable pHG1, se encontraron en 11,10 y 10 m. Todas las variables presentaron variabilidad de tipo estructurada más efecto Nugget a excepción de la CEP1G1 que solo presentó variabilidad de tipo estructurada.

Tabla 1. Estimaciones de los parámetros de semivariograma a través de MLM ajustado para datos espaciales de CE y pH a distintas profundidades en G1.

GRILLA 1

Parámetros	CEP1	CEP2	CEP3	pH P1	pH P2	pH P3
Modelo	Lineal	Lineal	Exponencial	Lineal	Lineal	Lineal
Pepita (Co)	0	0,51	1,29 e-07	0,64	0,10	0,48
Meseta (Co+C)	0,09	0,62	0,251	1.04	0,36	0,70
Rp (m)	14,38	10	12	10	11,10	10
RSV % (C/Co+C)	100	17	100	38	72	31

Co: Varianza Nugget; C: Varianza estructural; Rp: Rango Practico (m); RSV: Varianza Estructural Relativa; GDE: Grado de dependencia espacial; CE: solución 1:1 (dSm-1); pH solución 1:2,5; (P1); (P2) y (P3): profundidad de la muestra (cm).

Tabla 2. Estimaciones de los parámetros de semivariograma a través de MLM ajustado para datos espaciales de CE₁₋₁ y pH_{1-2,5} a distintas profundidades en G2

GRILLA 2

Parámetros	CEP1	CEP2	CEP3	pH P1	pH P2	pH P3
Modelo	Lineal	Exponencial	Lineal	Lineal	Gaussiano	Lineal
Pepita (Co)	0,68	2,58e-08	0,43	0,09	0,29	0,11
Meseta (Co+C)	0,73	0,10	0,75	0,79	0,46	0,65
Rp	10	12	10	11,14	18,79	14,43
RSV (C/Co+C)	92	100	20	87	38	81

Co: Varianza Nugget; C: Varianza estructural; Rp: Rango Practico (m); RSV: Varianza Estructural Relativa; GDE: Grado de dependencia espacial; CE: solución 1:1 (dSm-1); pH solución 1:2,5; (P1); (P2) y (P3): profundidad de la muestra (cm).

En cuanto a la G2 para la propiedad CE₁₋₁ los rangos se encuentran desde 10 a 12 m. Para la variable pH_{1-2,5}, los rangos fueron similares a CE₁₋₁ principalmente en P1 y P2 a 11,14 y 14,43 m respectivamente. Para P3 el rango se encontró más dispar con respecto a las otras profundidades, con un valor de 18,79 m. Todas las variables presentaron variabilidad de tipo estructurada más efecto Nugget.

Mapas Kriging de variabilidad espacial

Mediante el análisis de los mapas se pudo observar que las variables en estudio presentan dos tipos de variabilidad, una de tipo horizontal, es decir, en superficie y una variabilidad vertical o en profundidad. Para la variable CE₁₋₁ tanto en G1 como en la G2 se observa un patrón espacial diferenciado en la P1, mientras que en P2 y P3 los patrones espaciales mantienen relativamente similares.

En la P3 de ambas grillas, se observó que los valores más elevados de pH_{1-2,5} y CE₁₋₁ presentaron patrones de distribución similares entre sí. En cuanto a la G2 los patrones espaciales para la variable pH_{1-2,5} se presentan patrones diferenciados en todas sus profundidades.

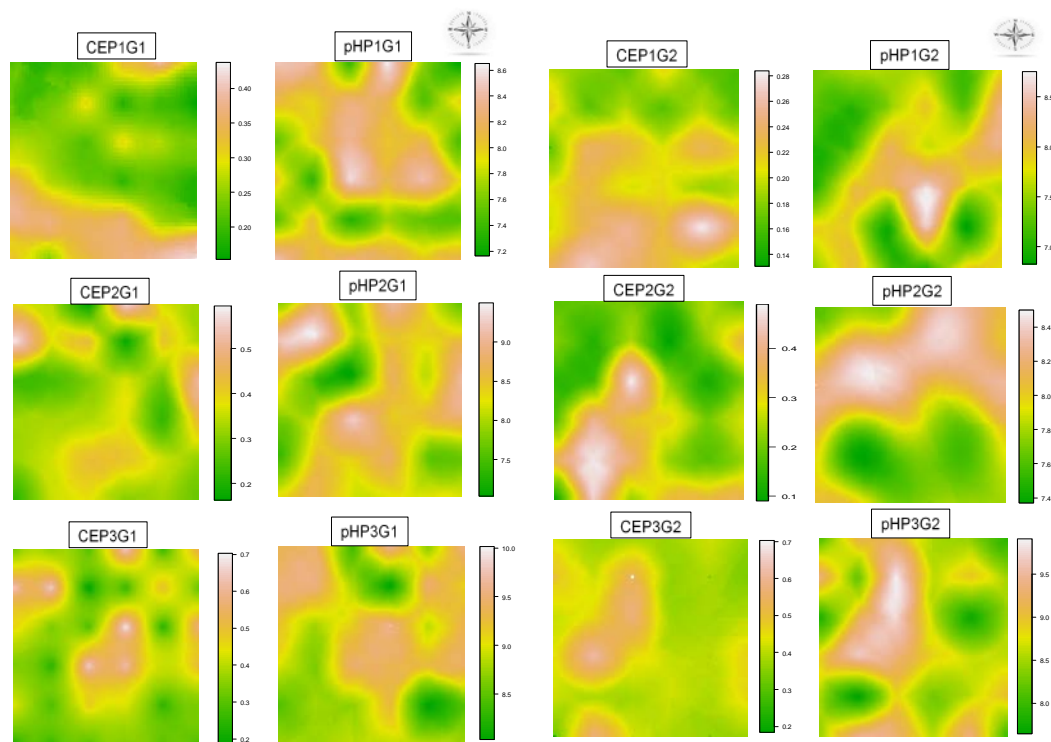


Figura 2. Mapas de variabilidad espacial para las variables de CE_{1-1} y $pH_{1-2,5}$ en G1 y G2 obtenidos mediante la interpolación por kriging ordinario utilizando parámetros del semivariograma estimados con MLM. CE: solución 1:1 (dSm-1); pH solución 1:2,5; (P1); (P2) y (P3): profundidad de la muestra. G1: Grilla 1; G2: Grilla 2

CONCLUSIONES

El muestreo intensivo con distancias de 10 m entre cada punto fue acorde para captar la variabilidad espacial de las propiedades en estudio. Las técnicas geoestadísticas modernas aplicadas en el marco de los MLM permitieron ajustar los modelos a los datos de una manera simple y simultánea, además poder ilustrar, mediante interpoladores Kriging ordinario, los atributos edáficos en el espacio.

En cuanto a los rangos de distribución tanto para $pH_{1-2,5}$ como para CE_{1-1} oscilaron entre 10 y 18 m. Estos valores no se vieron modificados ni por la profundidad de la muestra, ni por la altimetría y CEa.

Si bien ambas propiedades poseen rangos similares, al momento de ilustrar las zonas a través interpoladores kriging, se observó que ambas propiedades en las dos grillas presentaron un patrón espacial diferenciado en los primeros 20 cm de profundidad (P1) con respecto al resto de las profundidades. Esto podría explicar que la variabilidad del suelo, en la primera capa esta principalmente atribuida al uso antrópico del suelo (Labranzas, uso de fertilizantes), mientras que el resto de las profundidades estarían más bien sujetas a factores naturales o intrínsecos de variabilidad. En cuanto a la P3 en ambas grillas se visualizaron patrones relativamente similares en ambas propiedades estudiadas, lo cual podría deberse a los procesos naturales de los suelos sódicos, principalmente debido a que muchas sales presentes en estos suelos son de carácter sódico. Otro factor importante en los cambios de patrones espaciales asociados a $pH_{1-2,5}$, es la variabilidad inherente de los suelos sódicos, en el cual se presentan “manchones” con elevado nivel de sódico, alternados con zonas “normales” o de menores niveles de sodio. Este fenómeno ocurre no solo en superficie, sino que también se presenta con patrones espaciales diferenciados en profundidad, tal como se observó en los mapas de la G2.

La estimación del rango es quizás uno de los tópicos más importantes cuando se tiene como objetivo la determinación de estrategias de muestreo, principalmente es una buena medida para la determinación del número de muestras de suelo, además indica el radio de actuación donde los valores de las muestras son tan semejantes que pueden estar correlacionadas.

Definir estrategias de muestreo en un suelo sódico quizás resulte complejo, pues, son suelos altamente variables en pequeñas distancias condicionados por el microrelieve, la vegetación actuante, las prácticas de manejo y además su variabilidad inherente, vinculada al fenómeno de manchoneo. La importancia de los estudios en escala fina o de microvariabilidad en suelos sódicos radica principalmente en obtener una mirada muy detallada de lo que sucede con las propiedades en su funcionalismo y a partir de ello poder definir o elegir estrategias acertadas que permitan un uso y manejo adecuado y sustentable de los mismos.

BIBLIOGRAFÍA

AKAIKE, H. 1973. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle, in 2nd International Symposium on Information Theory and Control, Petrov, E. B. N. and Csaki, F, pp267.

BALZARINI, M. 2002. Applications of Mixed Models in Plant Breeding. En: Quantitative Genetics, Genomics, and Plant Breeding. Kang, M.S. (ed.) CABI Publishing.

BURROUGH, P. A. 1983. Multiscale sources of spatial variation in soil. I. The application of fractal concepts to nested levels of soil variation. *European Journal of Soil Science*, 34(3): 577-597.

CISNEROS, J. M.; DEGIOANNI, A.; CANTERO, J.J.; CANTERO, A. 2008. Caracterización y manejo de suelos salinos en el área Pampa Central. *Salinización de suelos en la Argentina: su impacto en la producción agropecuaria*. Universidad Católica de Córdoba. Córdoba. 17-46

CÓRDOBA, M. A. 2014. Herramientas estadísticas para el monitoreo y uso de la variabilidad espacial del rendimiento y propiedades de suelo intralote. Tesis doctoral en ciencias agropecuarias. Argentina. Universidad Nacional de Córdoba.

DI RIENZO J.A., CASANOVES F., BALZARINI M.G., GONZALEZ L., TABLADA M., ROBLEDO C.W. InfoStat versión 2017. Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. URL <http://www.infostat.com.ar>

GILI A.A.; 2013. Modelación de la variación espacial de variables edáficas y su aplicación en el diseño de planes de muestreo de suelos. Tesis doctoral en Ciencias Agropecuarias. Argentina. Universidad Nacional de Córdoba.

HAVLIN, J. L.; BEATON J. D.; TISDALE, S.; NELSON, L. 1999. Soil fertility and fertilizers. An introduction to nutrient management. Prentice Hall. Upper Saddle River, NJ, USA.

INTA. 1991. Secretaria de Agricultura y ganadería de la Nación Carta de suelos de la República Argentina. Hoja 3363-9 James Craik. Plan Mapa de suelos Córdoba - Argentina.

KLUTE, A. 1986. Methods of soil analysis. (Ed.). Part 3. Chemical methods. 2nd ed. Agron. Monograph N° 9 ASA, SSSA. Madison, Wisconsin USA.

PORTA CASANELLAS, J.; LÓPEZ-ACEVEDO REGUERÍN M.; ROQUERO DE LABURU, C. 2005. Edafología para la agricultura y el medio ambiente. 3ra ed. Ed. Mundi Prensa. Barcelona, España.

- QGIS 2.18.11 (QUANTUM GIS DEVELOPMENT TEAM), 2017. Quantum GIS Geographic Information System. v.2.12,3 Lyon. Open Source Geospatial Foundation Project. <http://qgis.osgeo.org>.
- R DEVELOPMENT CORE TEAM. 2013. 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/>.
- RAO P.S.C. Y WAGENET R.J. 1985. Spatial variability of pesticides in field soils: methods for data analysis and consequences. *Weed Sci.* 33:18–24.
- RITCHIE, S.W.; HANWAY, J.J. 1982. How a corn plant develops. Coop. Extension S. Iowa state univ. Of science and technology, Ames, Iowa. Special report 48
- SCHWARZ, G. 1978. Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, 6(2), 461-464.
- TARR, A. B., MOORE, K. J., BULLOCK, D. G., DIXON, P. M., Y BURRAS, C. L. 2005. Improving map accuracy of soil variables using soil electrical conductivity as a covariate. *Precision Agriculture*, 6(3), 255-270.
- TRANGMAR B.B.; YOST R.S. AND UEHARA G. 1985. Application to geostatistics to spatial studies of soil properties. *Advances in agronomy* 38: 45-94.
- VERIS TECHNOLOGIES. 2001. Frequently asked questions about soil electrical conductivity. <Http://www.veristech.com>. Veris Technologies, Salina. KS. Accessed 29 April 2017.