



Universidad  
Nacional  
de Córdoba

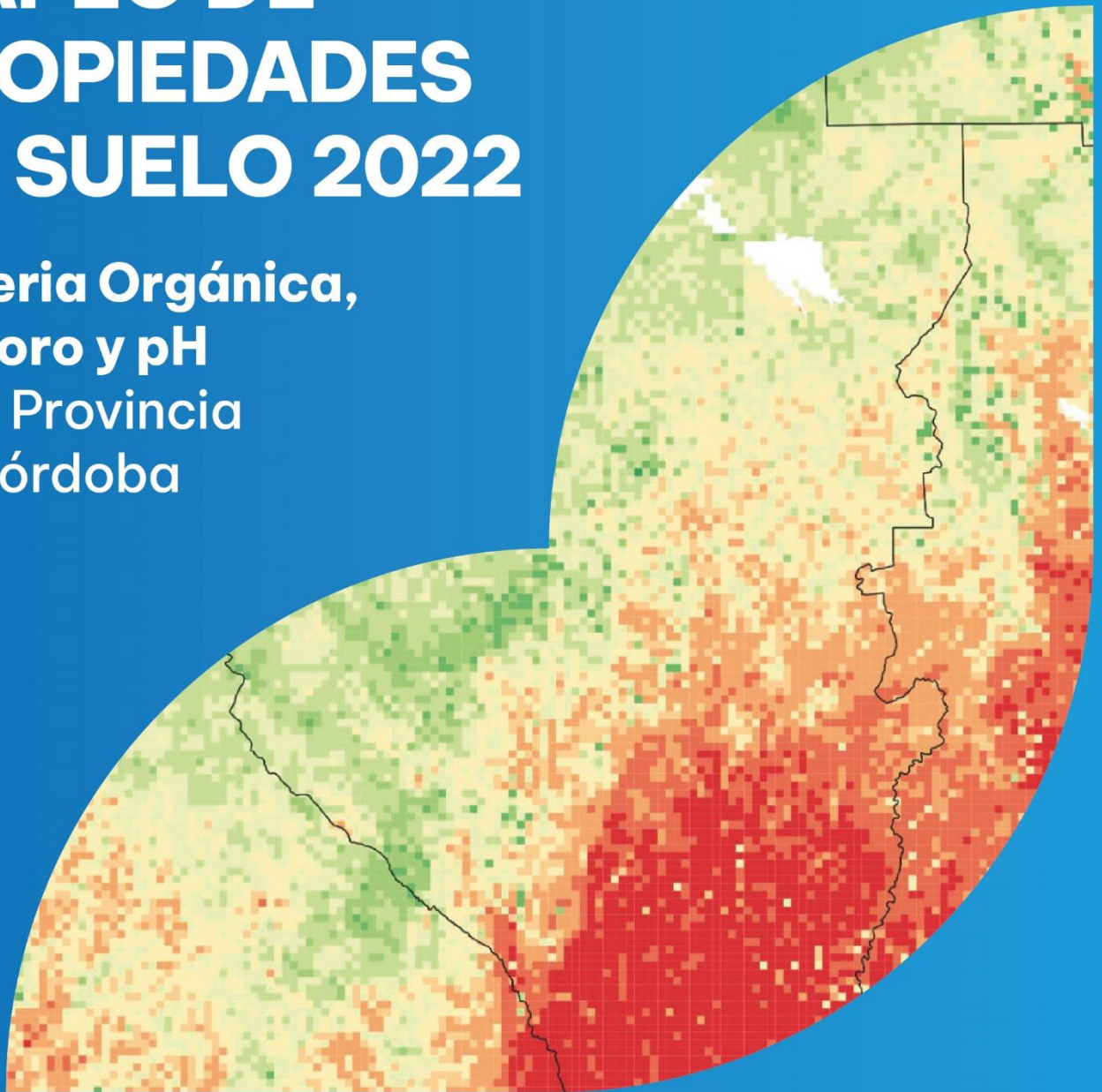


FCA  
Facultad de Ciencias  
Agropecuarias

INFORME

# MAPEO DE PROPIEDADES DE SUELO 2022

Materia Orgánica,  
Fósforo y pH  
en la Provincia  
de Córdoba



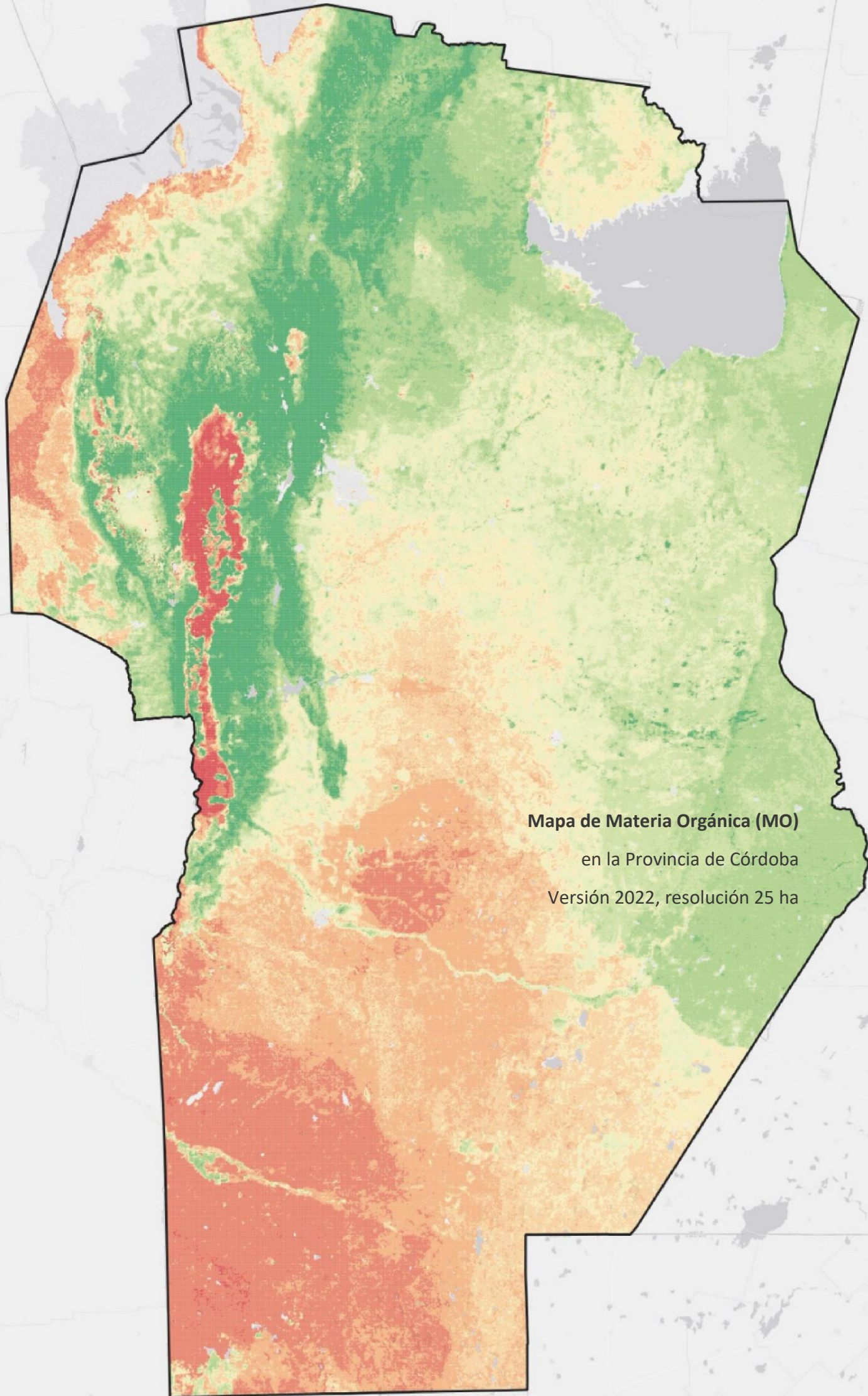
ABRIL 2023



CÓRDOBA  
entre todos

Hacemos

IDECOR - INFRAESTRUCTURA DE DATOS ESPACIALES  
GOBIERNO DE LA PROVINCIA DE CÓRDOBA



**Mapa de Materia Orgánica (MO)**  
en la Provincia de Córdoba  
Versión 2022, resolución 25 ha

## Organismos participantes y equipo de trabajo

### Desarrollo, covariables, apoyo científico e infraestructura tecnológica

IDECOR (Infraestructura de Datos Espaciales de la Provincia de Córdoba), en convenio con CONICET.

### Equipo de trabajo

Mariano Córdoba, Investigador Adjunto UFYMA CONICET-INTA, FCA-UNC (responsable técnico).

Carolina Álvarez y Lautaro Faule, INTA Manfredi.

Santiago Dellarossa, Matías Godino y Maximiliano Pérez, Ministerio de Agricultura y Ganadería de la Provincia de Córdoba.

Hernán Morales y Ezequiel Pozzi (desarrollo de datos y covariables), Juan Pablo Carranza y Federico Monzani (apoyo metodológico) y Mario Piumetto, IDECOR.

### Instituciones participantes que dieron seguimiento al proceso y aportaron datos para el estudio

- Ministerio de Agricultura y Ganadería de la Provincia de Córdoba (Marcos Blanda, Santiago Dellarossa, Matías Godino, Maximiliano Pérez).
- Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria - INTA (Juan Cruz Molina, Carolina Alvarez, Lautaro Faule).
- Facultad de Agronomía y Veterinaria, Universidad Nacional de Río Cuarto (Catalina Bozzer, Marcos Bongiovanni).
- Facultad de Ciencias Agropecuarias, Universidad Nacional de Córdoba (Susana Hang).
- Instituto Multidisciplinario de Biología Vegetal - IMBIV CONICET (Esteban Kowaljow).
- Servicios Tecnológicos AGD S.A. (Sebastián Storti, Mariano Granatelli).
- RAVIT (Esteban Tronfi).
- Orbely (Franco Vizzio).
- Seiker (Manuel Reynoso).

## **Versión y Licencia**

Versión 2, año 2022. Publicada en abril de 2023.

MAPEO DE PROPIEDADES DE SUELO EN LA PROVINCIA DE CÓRDOBA, V. 2022. Distribuido bajo Licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional. Libre para compartir, distribuir, copiar y adaptar, siempre y cuando se otorguen los créditos correspondientes.



Córdoba M., Alvarez C., Faule L., Godino M., Pérez M., Pozzi E., Morales H., Carranza J., Monzani F. Mapeo de Propiedades de Suelo en la Provincia de Córdoba, V. 2022. Infraestructura de Datos Espaciales de Córdoba (IDECOR), abril de 2023.

## **Aviso de uso**

Los datos desarrollados en el marco del presente trabajo son parte del proyecto mapeo de variables de suelo, llevado adelante por IDECOR con el apoyo de CONICET, y la participación del MAyG de la Provincia de Córdoba y el INTA Córdoba, para la realización de diversos estudios territoriales. No obstante, las características técnicas de los resultados obtenidos posibilitan otros usos científicos y técnicos, quedando éstos a criterio y responsabilidad de los usuarios.

Los mapas se diseñaron para servir como herramienta cartográfica a escala regional y provincial; no fueron creados con objetivos específicos y/o para trabajos que demanden escalas y detalles mayores.

El equipo técnico se desliga de cualquier uso indebido que pueda realizarse de los mapas y datos desarrollados fuera del ámbito para el cual fueron diseñados y/o sus características técnicas posibilitan, quedando estos otros usos bajo responsabilidad de los usuarios.

## Contenido

1. Resumen .....	5
2. ¿Porque es importante contar con información digital de las propiedades del suelo? .....	6
3. Datos .....	8
4. Metodología .....	11
4.1. Covariables .....	11
4.2. Modelación .....	14
5. Resultados .....	15
6. Antecedentes .....	21
7. Referencias bibliográficas .....	23

## 1. Resumen

Como parte del plan de trabajo 2022 de IDECOR en apoyo a la Secretaría de Agricultura de la Provincia de Córdoba e INTA Regional Córdoba, y el soporte científico brindado por CONICET, se fijó como objetivo actualizar los mapas de variables de suelo correspondientes a materia orgánica (MO), fósforo (P) y pH. Los mismos informan los niveles de las variables en el horizonte superficial (20 cm) a escala provincial y para una resolución de 25 ha (celdas de 500 m), junto con los respectivos mapas de incertidumbre de la predicción, a fin de ponderar en forma local la calidad de las estimaciones obtenidas. La primera versión de estos mapas fue publicada en 2021, con una versión preliminar del mapa de MO en 2020.

Para la versión 2022 se incorporaron nuevos datos y se actualizaron las covariables calculadas por la IDE. Entre los avances a destacar, debe señalarse el incremento sostenido de los datos utilizados para el modelado, llegando a sistematizarse más de 6.300 datos para cada variable. Esto representa un incremento del 26% en MO y más del 50% para P y pH, respecto a 2021. A nivel de las covariables usadas en el modelado, se incorporó la versión definitiva de Land Cover provincial 2020/21, con una resolución de 1 ha, y se actualizaron aquellas provenientes de cartas de suelo. Los protocolos analíticos se basaron en métodos probados, los cuales se sustentan en el uso de modelos de aprendizaje computacional enmarcados en el mapeo digital del suelo. En esta edición, no se actualizan los mapas de Arcilla, Limo y Arena, publicados en 2021 como Variables Granulométricas<sup>1</sup>, en consideración de que la cantidad de datos recolectados para estas variables no fueron significativos.

Los resultados del mapeo de variables de suelo en 2022 mostraron que el contenido promedio de MO para la provincia de Córdoba fue del 2,32%, un 5% del área en la cual se realizó la predicción tuvieron valores menores a 1,3% de MO, mientras que un 5% tuvo valores mayores al 3,75%. Para P y pH los valores promedio de la predicción fueron de 24,7 ppm y 6,64, respectivamente. En el ajuste de los modelados predictivos los errores de predicción fueron de 0,59%, 15,3 ppm y 0,48, para MO, P y pH, respectivamente. Los niveles de incertidumbre de predicción fueron mayores en P y menores en pH, encontrándose los valores de incertidumbre más altos en la zona de las sierras, donde se reconoce una baja densidad de datos para el modelado.

El presente informe documenta en detalle las actividades desarrolladas entre abril de 2022 y febrero de 2023, y comparte los resultados completos, al tiempo que acompaña la publicación online y en formato de datos abiertos, de los mapas de MO, P y pH de los suelos de la Provincia de Córdoba Edición 2022.

---

<sup>1</sup> Mapas de Variables Granulométricas 2021 <https://mapascordoba.gob.ar/viewer/#/mapa/351>  
Informe Mapeo de Propiedades del Suelo 2021 [https://www.idecor.gob.ar/wp-content/uploads/2021/12/Informe-VARIABLES-de-Suelo\\_2021.pdf](https://www.idecor.gob.ar/wp-content/uploads/2021/12/Informe-VARIABLES-de-Suelo_2021.pdf)

## 2. ¿Porque es importante contar con información digital de las propiedades del suelo?<sup>2</sup>

El mapeo digital de suelos permite predecir y monitorear variables edáficas de carácter dinámico como la MO y nutrientes como el P, que resultan fundamentales para el diagnóstico de la salud del suelo, ya que permiten expresar la condición actual de este recurso y su evolución. La MO juega un rol importante en la determinación de la salud y productividad de los suelos. Está estrechamente asociado con la fertilidad del suelo a través de su control sobre las propiedades físico, químicas y biológicas. La diversidad, cantidad y actividad de la fauna del suelo y de los microorganismos están directamente relacionadas con ella. La MO y la actividad biológica que ésta genera, tienen gran influencia sobre las propiedades de los suelos. La agregación y la estabilidad de la estructura mejoran cuando se incrementa y como consecuencia aumenta la resistencia contra la erosión hídrica y eólica. También favorece la dinámica y la biodisponibilidad de los principales nutrientes para las plantas. Por estas razones es uno de los principales indicadores de la calidad y productividad del suelo.

Por otra parte, el incremento de la MO en el suelo tiene un efecto beneficioso en la lucha contra el cambio climático. El suelo almacena carbono orgánico, que se produce a través de la fijación de CO<sub>2</sub> de la atmósfera por las plantas. Estas depositan sus residuos orgánicos en el suelo, donde son descompuestos por la actividad biológica y las partículas minerales, lo que resulta en la retención del carbono en el suelo. Este proceso ayuda a reducir la cantidad de CO<sub>2</sub> en la atmósfera, lo que es esencial para mitigar los efectos del cambio climático. La dinámica de la MO está influenciada principalmente por el clima, tipo de suelo y manejo agronómico. Para usar los suelos de manera eficiente y mantener su productividad es esencial lograr estimaciones precisas del contenido de MO y de su variación espacio-temporal. La información digital contribuye al diagnóstico de la tendencia en el comportamiento de las propiedades de suelo, como la MO. A modo de ejemplo, en la Figura 1, se presentan mapas que muestran la variabilidad espacio-temporal de la MO entre 1970 y 2022, para los departamentos Unión y Marcos Juárez.

---

<sup>2</sup> Esta sección fue elaborada a partir de las siguientes notas publicadas previamente en IDECOR, con la participación de diversos profesionales:

<https://www.idecor.gob.ar/la-importancia-estrategica-de-un-mapa-de-materia-organica-del-suelo-miradas-desde-inta/>

<https://www.idecor.gob.ar/fosforo-el-nuevo-mapa-de-la-serie-de-propiedades-de-suelo-de-la-provincia-de-cordoba/>

<https://www.idecor.gob.ar/nuevos-mapas-ph-y-granulometria-de-los-suelos-de-cordoba/>

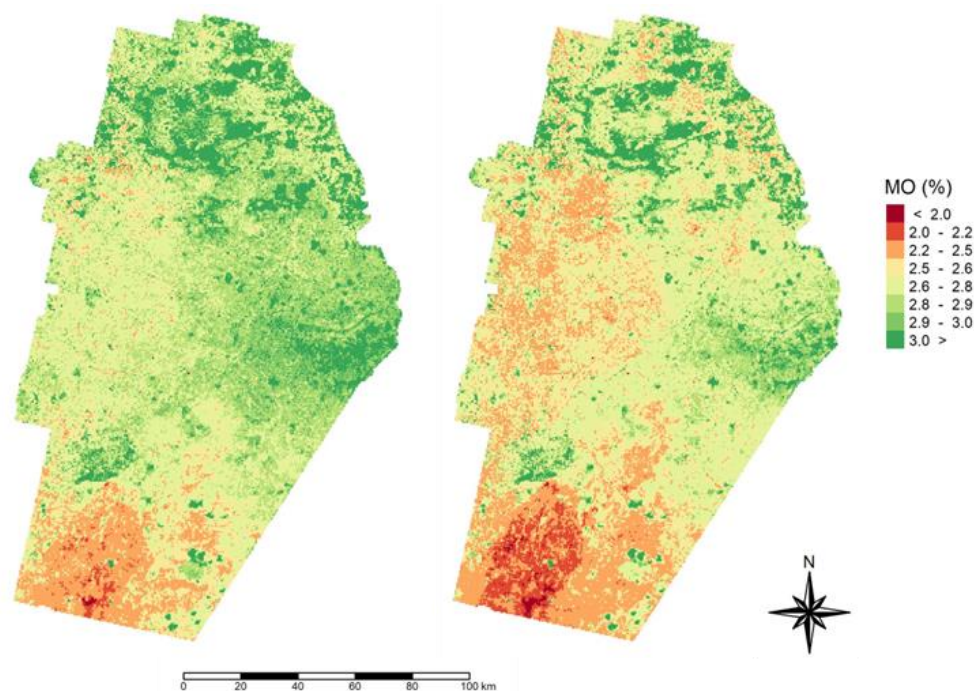


Figura 1. Mapa de variabilidad espacial del contenido de MO en 1970 (izquierda) y 2022 (derecha).

En cuanto al P, su disponibilidad en el suelo es crucial para el crecimiento y la producción de cultivos en la agricultura. El P es considerado uno de los 17 macronutrientes esenciales para el crecimiento de las plantas, junto con el nitrógeno y el potasio. Esta clasificación le fue otorgada por la cantidad en que los cultivos lo requieren y por la frecuencia con la cual se presenta como deficiente en los suelos de distintas regiones del mundo. Los niveles críticos de P extraíble, por debajo de los cuales se presentan deficiencias, dependen de cada cultivo y del tipo de suelo. Si bien existen valores de referencia, niveles de P menores de 15 ppm se consideran deficientes para la mayor parte de los cultivos de grano y pasturas. En la provincia de Córdoba los resultados del mapeo de P muestran una importante área en el centro, sudoeste y sudeste de la provincia con niveles de P extractable menores de 15 ppm. Los niveles de P son elevados hacia el noreste de la provincia, principalmente de las sierras hacia la laguna de Mar Chiquita. En las sierras, por su parte, los niveles de P son bajos y vuelven a ser más altos hacia el noroeste provincial. Si se considera el área cultivable, aproximadamente 7,83 millones de ha (según datos de la última campaña, 21-22), los niveles de P son deficientes en 1.3 millones de ha, es decir un 17% de la superficie cultivable. Los que manifiestan un uso extractivo de la actividad agropecuaria y los bajos niveles de reposición de este nutriente.

Por su parte, la reacción del suelo se refiere a la actividad del hidrógeno (H+) presente en la solución del suelo y se mide a través del pH del suelo. Numerosos procesos del suelo físicos químicos y biológico están gobernados por la acidez, neutralidad o alcalinidad del suelo. Es considerado un buen indicador de la disponibilidad de nutrientes, ya que afecta la presencia de ciertos iones que son determinantes de la solubilidad de los nutrientes en el suelo, controlando, la



disponibilidad para las plantas de las formas asimilables de los macro y micro nutrientes como el P. La extracción de estos nutrientes por los cultivos puede provocar una acidificación de los suelos, principalmente en suelos arenosos, pobres en arcillas o de arcillas simples, donde la cantidad de bases del complejo es menor. Conocer el pH de suelo y monitorearlo brinda una medida del estado de salud del mismo, principalmente en suelos de gran historia agrícola.

El logro de altos rendimientos en el marco de una agricultura sostenible debe basarse en los principios científicos y tecnológicos que sustentan el manejo responsable de la nutrición de plantas. El diagnóstico de fertilidad es central en este manejo responsable de la nutrición y el análisis de suelo es el paso inicial para un diagnóstico correcto. Así como estos mapas muestran los contenidos de MO (%), la disponibilidad de P o el nivel de pH de los suelos con gran detalle y para toda la provincia, el análisis del lote de producción nos indica la oferta de los nutrientes para el cultivo y para la rotación de cultivos con que cada sistema productivo esté trabajando. La información digital generada resulta también complementaria a las Cartas de Suelos y su uso conjunto será útil para diseñar estrategias de manejo que permitan mantener o mejorar la capacidad productiva de los sistemas. Así mismo, la complementariedad de estos mapas permitirá contar con una mayor cantidad de elementos técnico-científicos para la detección temprana de procesos de degradación del suelo, a partir de los cuales se puedan instrumentar condiciones de manejo apropiadas y políticas públicas adecuadas de planificación del uso de la tierra.

### 3. Datos

Los datos utilizados para el mapeo de variables de suelo fueron apartados por distintas instituciones públicas y privadas, logrando sistematizar para la versión 2022 más de 6.300 datos para cada variable. Las fuentes fueron el Programa de Buenas Prácticas Agrícolas (BPA, Secretaría de Agricultura de Córdoba), el Plan Mapas de Suelo (Ministerio de Agricultura y Ganadería de Córdoba-INTA), la Facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad Nacional de Córdoba, la Facultad de Agronomía y Veterinaria de la Universidad Nacional de Río Cuarto y el Instituto Multidisciplinario de Biología Vegetal. Por su parte, las empresas privadas aportantes fueron Seiker (en 2020 y 2021), Orbely (2020 a 2022), RAVIT (2021 y 2022) y AGD (2020).

Las unidades seleccionadas para expresar los valores fueron partes por millón (ppm) para P y porcentaje (%) para MO. Todos los datos recolectados de perfiles de suelo o con más de una medición en profundidad, fueron estandarizados en una profundidad de 0-20 cm mediante funciones de suavizado de áreas equivalentes (*splines*) (Malone et al., 2009). Se descartaron datos de mediciones de más de 10 años, en particular para las variables MO y P. Así los registros de las muestras recolectadas entre los años 2017 y 2022 representaron el 93% de los datos de MO y 95% en P y pH. Las bases de datos (muestras) finales usadas

como input para el mapeo de las variables presentaron entre 5.816 (pH) a 6.048 (MO) observaciones (Tabla 1).

Tabla 1. Cantidad de observaciones (n), media, coeficiente de variación (CV), valor mínimo (Mín), máximo (Max) y percentiles 25, 50 y 75 (P(25), P(50) y P(75), respectivamente) para la muestra de valores de variables de suelo de la Provincia de Córdoba.

Variable	N	Media	CV	Mín.	Máx.	P(25)	P(50)	P(75)
MO (%)	5606	2,17	53	0,10	13,2	1,56	2,03	2,56
P (ppm)	6048	25.46	86	0,10	152,0	10,93	18,00	32,39
pH	5816	6,54	10	4,10	11,0	6,10	6,45	6,87

Las medidas resumen (Tabla 1) muestran que el valor promedio del contenido de MO fue de 2,17%, con una variabilidad relativa a la media del 53%. Los valores mínimos y máximos fueron de 0.10% y 13.20%, respectivamente. Un 25% de los datos tuvieron valores por encima de 2,56% (P(75)) o por debajo de 1.56% (P(25)). La variable P fue la de mayor variabilidad relativa (CV=86%) con un valor promedio de 25,5 ppm, siendo la mediana o percentil 50 (P(50)) de 18 ppm. Para el pH la media fue de 6,54 con valores mínimos y máximos de 4,1 y 11, respectivamente. La distribución espacial de las muestras de MO, P y pH se presentan en las Figuras 2, 3 y 4.

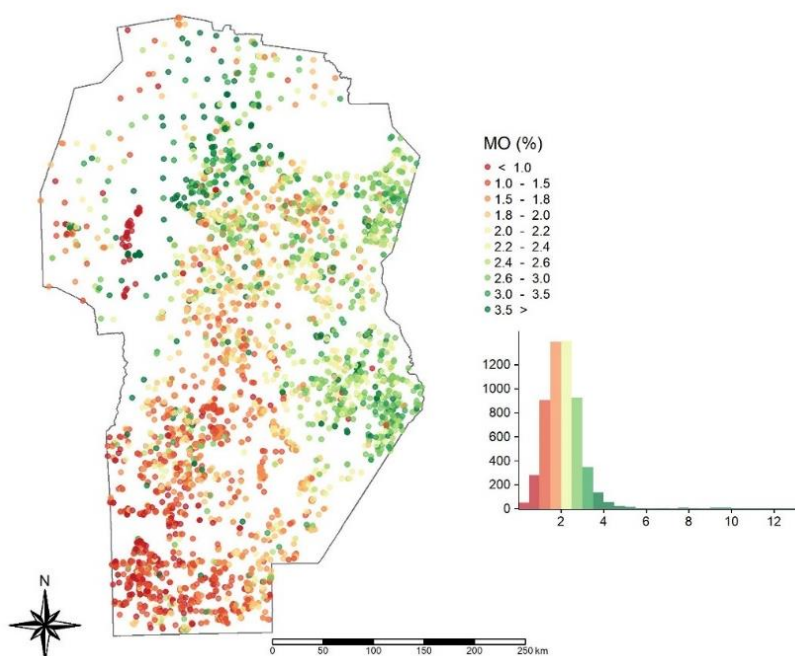


Figura 2. Distribución espacial de puntos de muestreo e histograma de frecuencias absolutas de valores de materia orgánica del suelo (MO) en la Provincia de Córdoba.

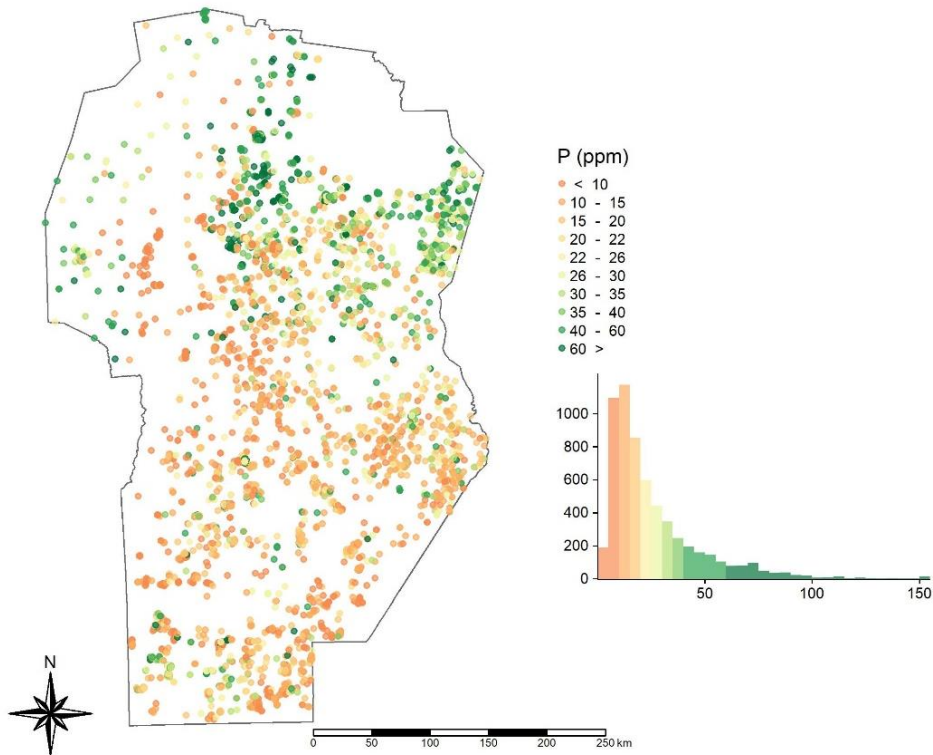


Figura 3. Distribución espacial de puntos de muestreo e histograma de frecuencias absolutas de valores de fósforo (P) del suelo en la Provincia de Córdoba.

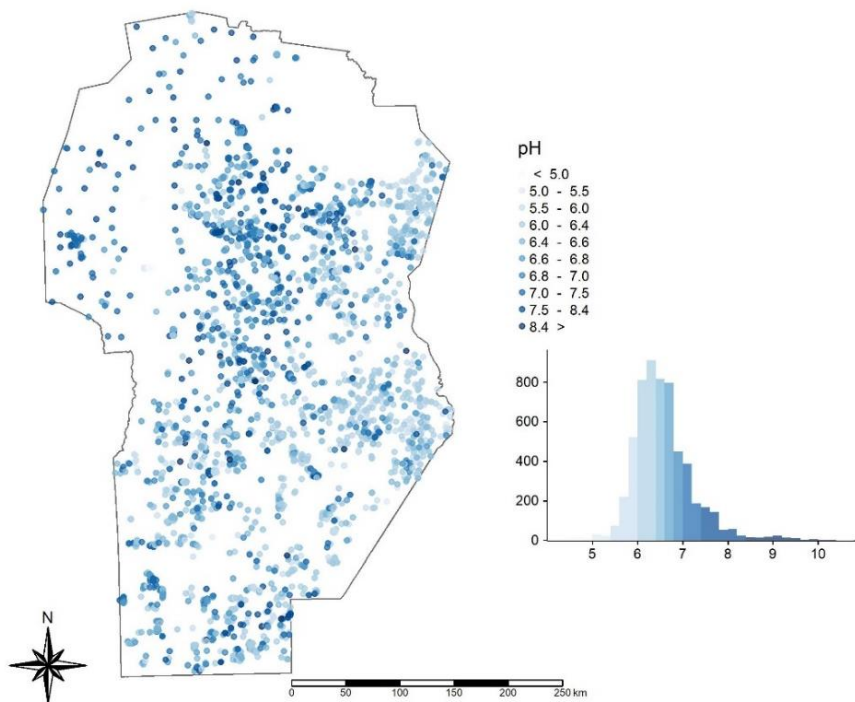


Figura 4. Distribución espacial de puntos de muestreo e histograma de frecuencias absolutas de valores de pH del suelo en la Provincia de Córdoba.

## 4. Metodología

El enfoque metodológico utilizado para la predicción de las variables se basó en técnicas de mapeo digital de suelos (MDS), ya aplicadas en la versión 2021 con resultados satisfactorios (Córdoba et al., 2021). El concepto de MDS hace referencia a la creación de sistemas de información espacial del suelo basados en modelos estadísticos que permiten explicar la variación espacial de propiedades y tipos de suelo. Los fundamentos teóricos del MDS radican en el esquema conceptual SCORPAN (1) (McBratney et al., 2003) que sintetiza y hace una analogía entre los factores formadores de suelo clásicos y las covariables necesarias para predecir características edáficas.

$$S = f(s, c, o, r, p, a, n) + e \quad (1)$$

donde  $S$  representa la clase o propiedad del suelo a predecir,  $s$  otras propiedades del suelo;  $c$  el clima;  $o$  los organismos, vegetación biomasa, fauna, actividad humana;  $r$  el relieve;  $p$  el material parental, litología;  $a$  la edad, el factor tiempo;  $n$  el espacio, posición espacial y  $e$  la parte no explicada por el modelo (error). Dada la geolocalización de los datos, es posible incorporar en el modelo predictivo la estructura de correlación espacial entre los errores, asociados a las observaciones registradas en distintos sitios del dominio espacial en estudio.

En resumen, el enfoque del modelo predictivo de los valores de cada propiedad de suelo mantiene la línea de los estudios realizados en años anteriores, donde en base a una muestra de valores de MO, P y pH y de las covariables seleccionadas se entrenan algoritmos de aprendizaje computacional para realizar las predicciones y posterior mapeo sobre una grilla regular de 500 metros (consistente en 652.727 celdas de 25 ha) que abarca la totalidad de la provincia de Córdoba.

### 4.1. Covariables

Un punto crucial en el modelado es la identificación de variables explicativas (covariables) que presentan mayor contribución en la explicación de la variabilidad espacial de la propiedad de suelo a predecir (Yigini et al., 2018). Para la elaboración de las covariables se recopilaron datos de diversas fuentes relacionadas al clima, vegetación, suelo, topografía y litología. Este proceso implicó el cálculo de 36 covariables (Tabla 2) sobre las 652.727 celdas que componen el territorio provincial. Las variables climáticas se obtuvieron a partir de productos derivados de la base de datos WorldClim, la cual contiene datos sobre temperatura, precipitaciones y radiación solar para el período entre 1970 y 2000 y con una resolución de 1 km, las que fueron re-escaladas a una resolución de 500m mediante el método Convolución Cúbica. Además, se complementaron con cálculos de precipitaciones media, máxima, mínima,

déficit hídrico, índices de severidad de sequía y evapotranspiración, obtenidos a partir de la base de datos climáticos global TerraClimate (Abatzoglou et al., 2018) y de productos elaborados por el Servicio Geológico de Estados Unidos utilizando datos del sensor MODIS.

Entre las variables vegetación se destacan los datos satelitales de MODIS 5 a partir de los cuales se calculó el índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) promedio para la serie histórica 2001 a 2020. También se calcularon el índice de provisión de servicios ecosistémicos (ESPI) y de tendencia a largo plazo en la productividad de la tierra (LTT) (Teich et al., 2019) y el mapa de cobertura de Suelo (Land Cover) de la Provincia de Córdoba para el período 2020/2021, con una unidad mínima mapeable de 1 ha. Las variables topográficas se calcularon a partir de modelos digitales de elevación (MERIT DEM) que representa las elevaciones del terreno con una resolución de 3 segundos (~ 90 m en el Ecuador). El mismo fue desarrollado incorporando la eliminación de múltiples componentes de error (sesgo absoluto, ruido de banda, ruido de moteado y sesgo de altura de árbol). Se obtuvieron atributos topográficos primarios y secundarios (elevación, orientación, pendiente, índice topográfico de humedad -TWI, dirección y acumulación de flujo, factor de pérdida de suelo, entre otros). Las variables de suelo y litología se obtuvieron de las versiones actualizadas de las Cartas de Suelo y el Mapa Geológico de la Provincia de Córdoba, ambos productos disponibles en el portal MapasCordoba.

Tabla 2. Covariables utilizadas para la predicción de variables de suelo Versión 2022, Provincia de Córdoba

Tipo	Descripción variable	Fuente
<b>Clima</b>	Temperatura media anual (1970-2000)	World Clim version 2
	Radiación solar media (1970-2000)	
	Precipitación media acumulada anual (2001-2020)	TerraClimate
	Temperatura máxima media anual (2001-2020)	
	Temperatura mínima media anual (2001-2020)	
	Déficit hídrico media anual (2001-2020)	
	Índice de Severidad de Sequía media anual (2001-2020)	
	Evapotranspiración media mensual acum. (2001-2020)	MOD16 o TerraClimate
<b>Vegetación</b>	NDVI mediana, serie 2001-2020	Producto MOD13Q1 V6 (Teich et al. 2019)
	SWATI (ESPI). Tendencia NDVI 2001-2018	

	SWATI (AM). Tendencia NDVI 2001-2018	
	SSWATI (ESPI). Tendencia NDVI 2001-2018	
	SSWATI (AM). Tendencia NDVI 2001-2018	
	LTT (ESPI). Tendencia NDVI 2001-2018	
	LTT (AM). Tendencia NDVI 2001-2018	
	Land Cover 2020/2021 (1 ha)	IDECOR / <a href="#">MapasCordoba</a>
<b>Suelo</b>	Índice Productividad de suelo	Cartas de Suelo
	Textura	
<b>Topografía</b>	Altura (m.s.n.m.)	MERIT DEM
	Pendiente (%)	
	Orientación (gr)	
	Índice de humedad topográfico (TWI)	
	Índice de Posición Topográfica ( <i>Topographic Position Index</i> )	
	Posición relativa de la pendiente ( <i>Relative Slope Position</i> )	
	Curvatura longitudinal ( <i>Longitudinal Curvature</i> )	
	Acumulación de Flujo ( <i>Flow Accumulate</i> )	
	Depresiones cerradas ( <i>Closed Depressions</i> )	
	Zona de captación ( <i>Catchment area</i> )	
	Zona de captación modificada ( <i>Modified catchment area</i> )	
	Pendiente de captación ( <i>Catchment Slope</i> )	
	Índice de convergencia ( <i>Convergence Index</i> )	
	Distancia a la red de canales ( <i>Channel Network Distance</i> )	

	Distancia vertical a la red de canales ( <i>Vertical Distance</i> )	
	LS-Factor	
	Profundidad del Valle ( <i>Valley Depth</i> )	
<b>Litología</b>	Mapa Geológico de la Provincia de Córdoba, Edición 2021	SEGEMAR y Secretaría de Minería de la Prov. Córdoba
<b>Tiempo</b>	Año toma de muestra	
<b>Posición</b>	Coordenadas x e y	

Para llevar a cabo la predicción espacial y mapeo, los valores de las covariables fueron calculados para cada punto de la muestra de MO, P y pH. Del total de celdas de la grilla (652.727 celdas) se excluyeron áreas correspondientes a cuerpos de agua, zonas urbanas y salinas. De esta forma la grilla de predicción quedó conformada por 620.069 celdas.

## 4.2. Modelación

Para el modelado se implementaron algoritmos de aprendizaje automático, entre los que se destacan los métodos basados en árboles como *Random Forest* (RF) (Breiman, 2001), *Quantile Regression Forest* (QRF) (Meinshausen, 2006) y *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) (Chen and Guestrin, 2016), también se usaron métodos de regresión como *Support Vector Machine* (SVM) (Zhang et al., 2004) y *Cubist* (Kuhn et al., 2016). La implementación de estos algoritmos incluyó el ajuste de sus versiones clásicas (no incluyen la información espacial en el análisis) y alternativas basadas en la complementación con técnicas geoestadísticas que permiten contemplar la estructura de correlación espacial residual (Guo et al., 2015; Silatsa et al., 2020; Córdoba et al., 2021).

El ajuste y la evaluación de los hiperparámetros de los modelos ajustados, así como la comparación de su capacidad predictiva, se realizó mediante procedimientos de validación cruzada del tipo *k-fold* ( $k=10$ ) repetido 10 veces. Distintas medidas de cuantificación del error fueron calculadas, entre ellas: error absoluto medio (MAE), raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), error porcentual absoluto medio (MAPE), porcentaje de varianza explicada (AVE) y coeficiente de concordancia de Lin (LCC).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$$

$$AVE = 1 - \frac{\sum_1^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_1^n (y_i - \underline{y})^2}$$

$$LCC = \frac{2 \cdot \rho \cdot \sigma_{\hat{y}} \cdot \sigma_y}{\sigma_{\hat{y}}^2 + \sigma_y^2 + (\underline{\hat{y}} - \underline{y})^2}$$

donde  $N$  es el número de observaciones,  $y_i$  es el valor verdadero en la posición  $i$ ,  $\hat{y}_i$  es el valor predicho en ese punto,  $\underline{y}$  y  $\underline{\hat{y}}$  es el promedio general de los valores observados y predichos de la variable de suelo modelada.

Realizada la elección del modelo mediante estadísticas globales, se procedió a efectuar la predicción de cada variable empleando la grilla de predicción generada previamente y al cálculo de la incertidumbre de predicción, empleando la metodología sugerida en el contexto del mapeo digital de suelo (Yigini et al., 2018; Hengl et al., 2018). De esta forma se calcularon los valores predichos y el desvío estándar de la predicción relativo al valor predicho (incertidumbre de predicción en %).

## 5. Resultados

Si bien las diferencias entre algunos de los métodos evaluados no fueron importantes, el algoritmo Random Forest mostró un mejor desempeño para todas las variables relevadas, en la mayoría de las métricas utilizadas para la comparación de los modelos (Tabla 3). Los residuos de los modelos ajustados no mostraron estructura de correlación espacial, por lo que no fue necesario la modelación de éstos mediante técnicas geoestadísticas complementarias. Los valores más bajos y altos de error de predicción absoluto promedio (MAPE) para los algoritmos predictivos seleccionados fue de 4,7% y 30,6% en pH y P. Los mayores niveles de LCC y AVE se observaron para la variable MO (0,85 y 0,73; respectivamente).



Tabla 3. Evaluación de la capacidad predictiva de los modelos implementados. Se resaltan los valores óptimos de los criterios de comparación de los modelos predictivos en cada variable de suelo.

Variable	Método	MAE	MAPE	RMSE	LCC	AVE
<b>MO</b>	RF	<b>0,39</b>	19,96	<b>0,59</b>	<b>0,85</b>	<b>0,73</b>
	QRF	0,40	<b>19,36</b>	0,61	0,84	0,71
	SVM	0,42	20,87	0,64	0,82	0,68
	XGB	0,41	21,01	0,62	0,83	0,70
	Cubist	0,40	20,20	0,60	0,84	0,72
<b>P</b>	RF	9,67	30,56	<b>15,32</b>	<b>0,69</b>	<b>0,51</b>
	QRF	<b>9,23</b>	<b>28,03</b>	15,72	0,69	0,48
	SVM	10,19	32,54	16,66	0,61	0,41
	XGB	10,25	35,60	15,70	0,66	0,49
	Cubist	9,82	31,77	15,41	0,69	0,50
<b>pH</b>	RF	<b>0,31</b>	4,75	<b>0,48</b>	<b>0,68</b>	<b>0,50</b>
	QRF	0,32	<b>4,73</b>	0,50	0,67	0,46
	SVM	0,34	5,06	0,50	0,63	0,44
	XGB	0,33	5,00	0,49	0,66	0,48
	Cubist	0,32	4,81	0,48	0,68	0,48

Los valores predichos de las variables de suelo se presentan en la Tabla 4. La cantidad de celdas de 25 ha sobre las cuales se obtuvieron los valores de predicción fue de 620.069. La media de los valores predichos fue similar a la muestra. Las mayores diferencias entre ambas bases de datos se encuentran a nivel de los valores extremos de la distribución (mínimo y máximo).

Tabla 4. Media, coeficiente de variación (CV), valor mínimo (Mín.), máximo (Max.) y percentiles 25, 50 y 75 (P(25), P(50) y P(75)) respectivamente) para valores de predicción de variables de suelo de la Provincia de Córdoba.

Variable	Media	CV	Mín.	Máx.	P(25)	P(50)	P(75)
MO (%)	2,32	32	0,10	8,15	1,82	2,27	2,65
P (ppm)	24,73	37	0,10	117,56	17,52	22,71	31,48
pH	6,64	6	4,40	9,45	6,39	6,64	6,89

El mapa de predicción de MO se presenta en la Figura 5. Del total de datos predichos, el 5% de los mismos tuvieron valores menores a 1,3% de MO, mientras que un 5% tuvo valores mayores al 3,75%. Los valores más bajos (<0,5%) se ubicaron en la zona de sierras con cobertura predominante de tipo roca (Land

Cover 2020/21) y en la zona de piedemonte se registraron los valores más altos (> 4%). Valores en el rango de 1% a 1,5% se ubicaron en la zona sudoeste, mientras que en el centro norte, noreste y sudeste se observan valores entre 2,4% y 3%.

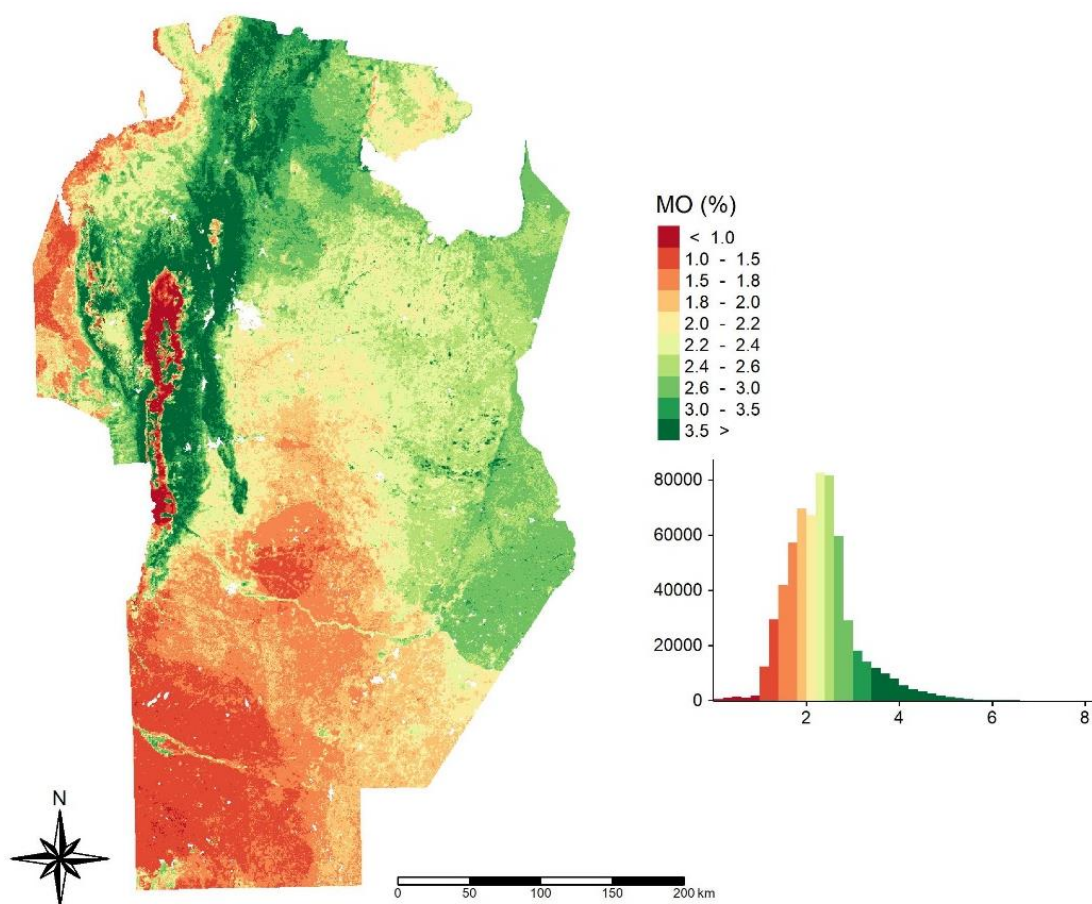


Figura 5. Mapa de predicción de la materia orgánica (MO) del suelo en la provincia de Córdoba.

En la Figura 6 se presenta el mapa del desvío estándar de la predicción relativo al valor predicho de MO. Los valores de incertidumbre de predicción tuvieron un valor promedio del 27%. Las áreas donde la incertidumbre de predicción fue alta ( $CV > 40$ ) corresponde a la zona noroeste de la provincia donde se dispone de una menor densidad de muestras para realizar la predicción espacial.

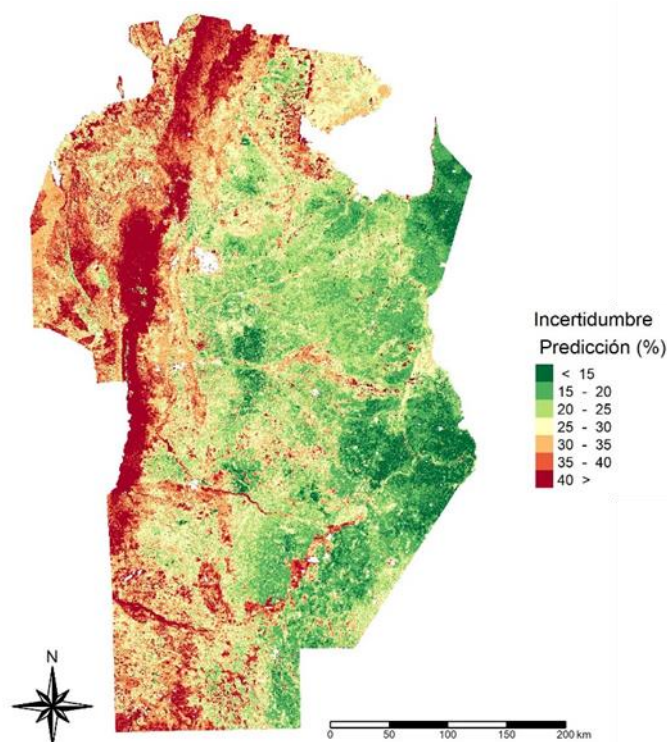


Figura 6. Mapa de incertidumbre de predicción de la materia orgánica (MO) del suelo en la Provincia de Córdoba. Valor porcentual expresado como el desvío estándar de la predicción relativo al valor predicho.

En la Figura 7 se presenta el mapa de predicción de P. Los valores promedios estimados para la Provincia de Córdoba se ubicaron entorno a las 24,7 ppm. El 25% de los datos predichos tuvieron valores menores a 17,5 ppm, mientras que el mismo porcentaje tuvo valores mayores al 31,5 ppm. Los valores más bajos (<10 ppm) se ubicaron en la zona alta de la provincia (sierras), valores entre 10 y 20 ppm se presentan en la zona centro y hacia el sur provincial, mientras que valores por encima de 30 ppm se ubican en el norte, noreste y noroeste provincial. La Figura 8 presenta los mapas de incertidumbre de predicción. Al igual que para la variable MO, los valores de incertidumbre más altos se ubican en la zona de las sierras, donde se reconoce una baja densidad de datos para el modelado.

El mapa del pH del suelo se muestra en la Figura 9. El valor promedio de la predicción fue de 6,64. Los valores más bajos (<5), menos del 1% de los datos, se ubicaron en la zona de las sierras, mientras que valores por encima de 7 se presentaron en la zona noroeste de la provincia y en áreas de bañados y lagunas del sureste. Los valores de incertidumbre de predicción de esta variable fueron en promedio del 8%. Las áreas de mayor incertidumbre (Figura 10) se corresponden a las mismas para MO y P.

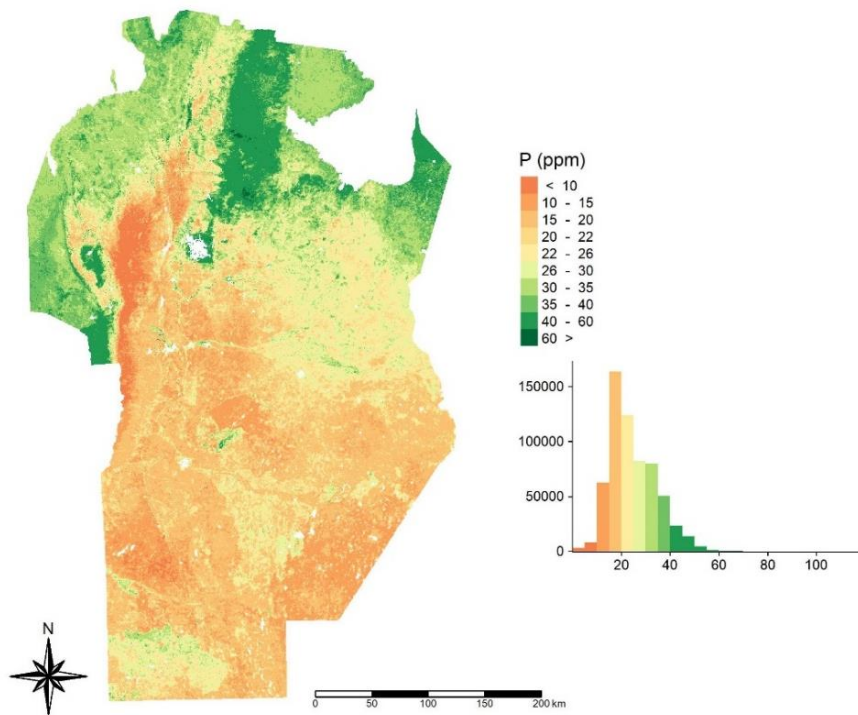


Figura 7. Mapa de predicción del contenido de Fósforo (P) del suelo en la provincia de Córdoba.

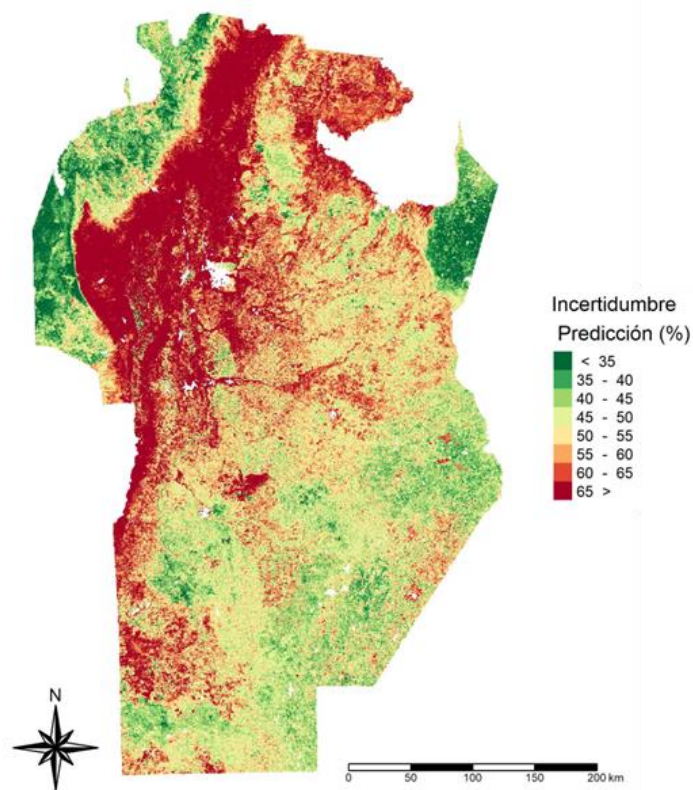


Figura 8. Mapa de incertidumbre de predicción del contenido de Fósforo (P) del suelo en la Provincia de Córdoba. Valor porcentual expresado como el desvío estándar de la predicción relativo al valor predicho.

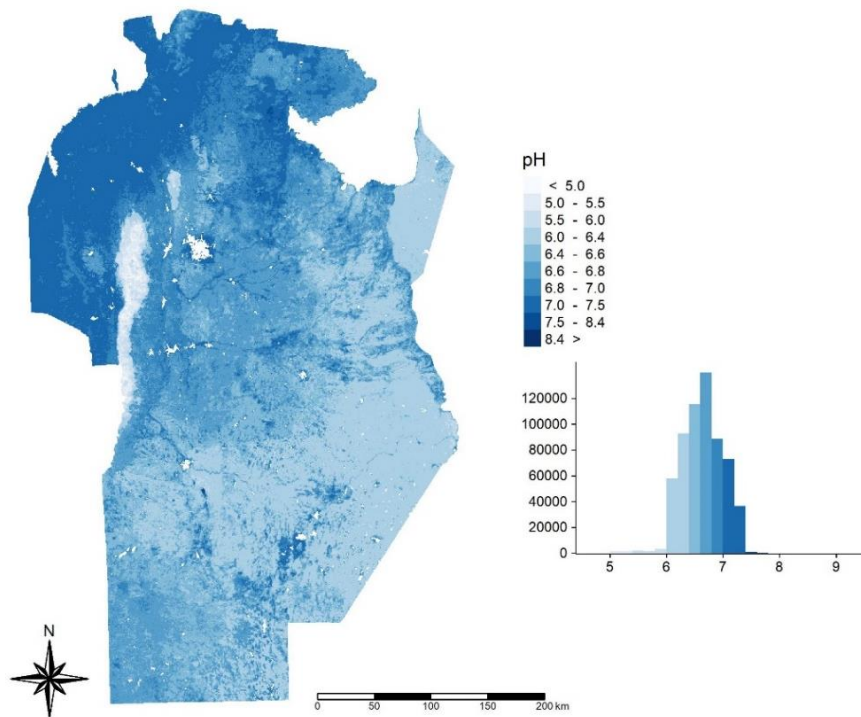


Figura 9. Mapa de predicción del pH del suelo en la provincia de Córdoba.

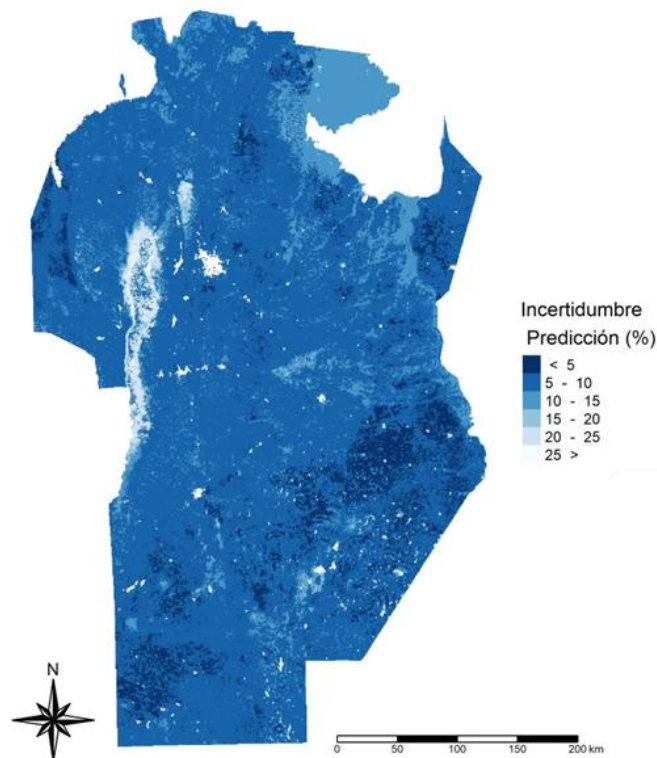


Figura 10. Mapa de incertidumbre de predicción del pH del suelo en la Provincia de Córdoba. Valor porcentual expresado como el desvío estándar de la predicción relativo al valor predicho.

## 6. Antecedentes

En 2015, el Centro de Transferencia Terra de la Facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad Nacional de Córdoba (FCA-UNC) presentó el libro Suelos de Córdoba, resultado de tres años de trabajo en que se tomaron 354 muestras a lo largo de 20.000 km de la provincia de Córdoba. Mediante el empleo de estas muestras, se caracterizaron los suelos de la provincia a partir de 11 variables, entre las que se destacan: materia orgánica, pH, conductividad eléctrica, micro y macronutrientes. Esta información fue publicada y se encuentra disponible desde la web de la FCA ([agro.unc.edu.ar](http://agro.unc.edu.ar)). La idea inicial de este proyecto fue disponer de datos reales de propiedades edáficas y climáticas, para avanzar en la modelación del comportamiento de fitosanitarios.

En 2018, se iniciaron estudios específicos en el sector rural que alcanzaron a zonas de usos agropecuarios, sectores naturales y sectores con perfil de usos más intensivos (turismo, residencial rural, actividades periurbanas), en el marco de un análisis integral de la dinámica territorial e inmobiliaria de la Provincia de Córdoba, llevado adelante por IDECOR para la Dirección General de Catastro. El enfoque de dicho estudio implicó el modelado de distintas variables utilizando algoritmos de aprendizaje computacional (*machine learning*) y gran cantidad y diversidad de datos, como estructura de la propiedad (catastro), usos del suelo, ambiente, tipos de suelos, topografía, clima, entre otros. A partir de un primer conjunto de datos del Programa Buenas Prácticas Agropecuarias (BPA) de la Provincia de Córdoba y de la FCA-UNC, se desarrollaron mapas actualizados de diversas propiedades, como el contenido de materia orgánica (MO) en suelo, pero fueron igualmente acotados considerando el volumen de muestras utilizadas, las técnicas aplicadas y el tiempo disponible.

Como parte del plan de trabajo 2019-2020 de IDECOR, en conjunto con la Secretaría de Agricultura de la Provincia e INTA Regional Córdoba, se fijó como objetivo profundizar la investigación en metodologías para el mapeo de estas variables y en particular, desarrollar un mapa de MO maximizando la cantidad de datos de suelo posibles de integrar, mejorando los enfoques de procesamiento y considerando la inclusión, en el modelado, de covariables disponibles o desarrollables desde la IDE provincial. En ese marco, la Secretaría de Agricultura facilitó el acceso a la base de datos del Programa BPA, como también INTA a sus datos disponibles. Se realizaron, además, gestiones para integrar datos de instituciones públicas, como la FCA-UNC, el IMBIV (Instituto Multidisciplinario de Biología Vegetal, CONICET-UNC), la Universidad Nacional de Río Cuarto (UNRC) y de empresas privadas, participando AGD, Seiker y Orbely.

Durante dicho período, se trabajó adicionalmente en la construcción de covariables específicas que en muchos casos implicó el desarrollo de modelos en sí mismos. Entre estas, pueden mencionarse la mejora del Mapa de Cobertura de Suelo (*Land Cover*) de la Provincia de Córdoba elaborado por IDECOR en 2018, llevando la unidad mínima mapeable (UMM) de 2,5 ha a 1 ha; también, el

desarrollo de datos topográficos de mayor detalle, a partir de la incorporación de un Modelo Digital de Elevaciones (DEM) de 5 m para la zona central de la provincia (derivado de un vuelo del Instituto Geográfico Nacional) y el DEM Merit, de mejor calidad en zonas de llanura. También se trabajó para la incorporación de información de humedad en suelo, a partir de series históricas desde 2015 del programa SMAP (NASA), facilitadas por CONAE.

Las versiones iniciales de 2018 se basaron esencialmente en un modelado geoestadístico, mientras que los desarrollos iniciados en 2019 tuvieron importantes innovaciones en el proceso de modelado. Se incorporaron algoritmos de aprendizaje computacional, que fueron ajustados siguiendo el esquema metodológico del Mapeo Digital de Suelo. De esta forma en octubre de 2020 fue publicada la primera versión del mapa de MO ([ver publicación](#)), el cual informó los niveles de MO en el horizonte superficial (en %) a escala provincial y para una resolución de 25 ha (celdas de 500 m de lado). El trabajo fue realizado a partir de más de 3.200 muestras de suelo, utilizando en el modelo predictivo una serie de variables explicativas que fueron procesadas y desarrolladas por la IDE provincial.

En 2021 se tuvo como objetivo actualizar el mapa creado a partir de la recolección de una mayor cantidad de muestras y generar otros mapas, de fósforo, pH y las fracciones granulométricas arena, arcilla y limo ([ver informe técnico](#)),. A la iniciativa se sumaron otras empresas privadas como RAVIT. Para estos nuevos desarrollos se actualizaron las covariables calculadas por la IDE además de incorporar otras de importancia, como el mapa geológico de la provincia de Córdoba, edición 2021 (SEGEMAR y Minería de Córdoba).

Para 2022 se planificó continuar con el proceso de recolección de datos brindados por las instituciones públicas y privadas para de esta forma mantener y consolidar la red de trabajo colaborativa. En este sentido se acordó elaborar mapas de las propiedades de suelo con las que se contara con información suficiente y actualizada, generando una nueva versión de los mapas de MO, P y pH publicados en 2021.

Estos desarrollos se suman a otras acciones y proyectos llevados adelante en la Provincia de Córdoba vinculados al cuidado de los suelos, como la reactivación y sostenimiento del Plan Mapa de Suelos entre INTA y el Gobierno de la Provincia de Córdoba, que genera información fundamental para conocer los suelos y su distribución; el Programa BPA de la Secretaría de Agricultura, que desde 2017 incorporó más de 2.300.000 ha en un trabajo, que contribuye al desarrollo sostenible de la actividad agropecuaria y el mapeo de cobertura de suelo (*Land Cover*) iniciado en 2018 por IDECOR, como herramienta de apoyo a diversos estudios territoriales, que tuvo una versión 2017-2018, luego una 2020-2021 y actualmente, en desarrollo, la versión 2022-2023.

## 7. Referencias bibliográficas

- Abatzoglou, J.T., S.Z. Dobrowski, S.A. Parks, K.C. Hegewisch, 2018, Terraclimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958-2015, Scientific Data,
- Breiman, L. 2001. Random Forests. *Mach. Learn.* 45(1): 5-32.
- Chen, T., and C. Guestrin. 2016. XGBoost. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, New York, NY, USA. p. 785-794
- Córdoba, M., J.P. Carranza, M. Piumetto, F. Monzani, and M. Balzarini. 2021. A spatially based quantile regression forest model for mapping rural land values. *J. Environ. Manage.* 289(November 2020):
- Córdoba, M., Morales, H., Álvarez, C., Carranza, J., Monzani, F. Mapeo de Propiedades de Suelo en la Provincia de Córdoba, 2021. Infraestructura de Datos Espaciales de Córdoba (IDECOR), noviembre de 2021.
- Guo, P.T., M.F. Li, W. Luo, Q.F. Tang, Z.W. Liu, et al. 2015. Digital mapping of soil organic matter for rubber plantation at regional scale: An application of random forest plus residuals kriging approach. *Geoderma* 237-238: 49-59.
- Hengl, T., M. Nussbaum, M.N. Wright, G.B.M. Heuvelink, and B. Gräler. 2018. Random forest as a generic framework for predictive modeling of spatial and spatio-temporal variables. *PeerJ* 6: e5518.
- Kuhn, M., S. Weston, C. Keefer, and N. Coulter. 2016. Cubist Models For Regression. R Packag. Vignette R Packag. version 0.0 (1992).
- Malone, B.P., A.B. Mcbratney, B. Minasny, and G.M. Laslett. 2009. Geoderma Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma* 154(1-2): 138-152.
- McBratney, A.B., M.L.M. Santos, and B. Minasny. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma* 117(1-2): 3-52.
- Meinshausen, N. 2006. Quantile regression forests. *J. Mach. Learn. Res.* 7(Jun): 983-999.
- Silatsa, F.B.T., M. Yemefack, F.O. Tabi, G.B.M. Heuvelink, and J.G.B. Leenaars. 2020. Assessing countrywide soil organic carbon stock using hybrid machine learning modelling and legacy soil data in Cameroon. *Geoderma* 367(September 2019): 114260.
- Teich, I., M.G. Roglich, M.L. Corso, and C.L. García. 2019. Combining earth observations, cloud computing, and expert knowledge to inform national level degradation assessments in support of the 2030 development agenda. *Remote Sens.* 11(24).
- Yigini, Y., G.F. Olmedo, S. Reiter, R. Baritz, K. Viatkin, et al. 2018. Soil Organic Carbon Mapping Cookbook 2nd edition (R. Olmedo, G.F., Reiter, S., Baritz, R., Viatkin, K. and Vargas, editor). FAO. Rome.
- Zhang, L., W. Zhou, and L. Jiao. 2004. Wavelet support vector machine. *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part B* 34(1): 34-39.





Ministerio de  
**AGRICULTURA  
Y GANADERÍA**



Ministerio de  
**FINANZAS**



**CÓRDOBA**  
*entre todos*

Hacemos



Universidad  
Nacional  
de Córdoba



**FCA**  
Facultad de Ciencias  
Agropecuarias

---

✉ [mapascordoba.gob.ar](mailto:mapascordoba.gob.ar)

🌐 [idecor.cba.gov.ar](http://idecor.cba.gov.ar)

🌐 [idecor@cba.gov.ar](mailto:idecor@cba.gov.ar)