Agraria

AGRARIA VOL. 23, NÚM. 3, E778 (2026)

Artículo de divulgación

Avances en el manejo de la variabilidad del suelo mediante tecnologías de IoT y teledetección

Advances in the management of soil variability through IoT and remote sensing technologies

Nestor Magdaleno Montoya Pineda [1], Alejandro Isabel Luna Maldonado [1,*], Mario Alberto Méndez Dorado [2,*], Eduardo Osorio Hernández [3], Celestino García Gómez [1], Héctor Flores Breceda [1]

[1] Universidad Autónoma de Nuevo León, Facultad de Agronomía, Departamento de Ingeniería Agrícola y Alimentaria. Av. Francisco I. Madero S/N, Coronel Ex Hacienda del Cañada, CP. 66050 Cdad. Gral. Escobedo, Nuevo León, México.
[2] Departamento de Maquinaria Agrícola. Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro. Calzada Antonio Narro 1923, Buenavista, C.P. 25315. Saltillo, Coahuila, México.
[3] Facultad de Ingeniería y Ciencias, Universidad Autónoma de Tamaulipas. Centro Universitario, C.P. 87149. Ciudad Victoria, Tamaulipas, México.
* Autores para correspondencia: alejandro.lunaml@uanl.edu.mx, mario.mendez@uaaan.edu.mx

Recibido:
30/08/2026
Aceptado:
27/10/2026
Publicado:
3/11/2026

RESUMEN

El suelo presenta una alta variabilidad espacial, incluso dentro de una misma parcela, debido a diferencias en la textura, la humedad, la fertilidad y la capacidad productiva. Comprender y gestionar esta heterogeneidad es uno de los principales desafíos de la agricultura de precisión. En este contexto, la teledetección y el internet de las cosas (IoT) se han consolidado como herramientas fundamentales para caracterizar y monitorear las propiedades del suelo. La teledetección, mediante satélites y drones, permite generar mapas digitales de suelos y analizar la relación entre el relieve y el rendimiento de los cultivos a escalas espaciales amplias. Complementariamente, los sensores proximales, como la conductividad eléctrica aparente, la espectroscopía y el radar de penetración terrestre (GPR), facilitan la evaluación de las propiedades físicas y químicas del suelo. Por su parte, los sensores IoT instalados en campo registran en tiempo real variables como la humedad y los nutrientes, y envían información que apoya la toma de decisiones sobre riego y fertilización. La integración de estas tecnologías ha impulsado estrategias de manejo sitio-específico que contribuyen a optimizar el uso de agua e insumos y, en ciertos casos, incrementar la productividad. No obstante, persisten desafíos relacionados con los costos, la capacitación técnica y la integración de datos. Este artículo revisa los avances recientes en la aplicación de la teledetección y de los sensores IoT para la gestión de la variabilidad espacial del suelo en la agricultura de precisión.

Palabras clave: variabilidad espacial del suelo; teledetección; internet de las cosas (IoT); agricultura de precisión; mapeo digital de suelos; sensores proximales.

CC BY SA

ABSTRACT

Soil exhibits high spatial variability, even within a single field, due to differences in texture, moisture, fertility, and productive capacity. Understanding and managing this heterogeneity is one of the main challenges in precision agriculture. In this context, remote sensing and the Internet of Things (IoT) have become essential tools for characterizing and monitoring soil properties. Remote sensing using satellites and drones makes it possible to generate digital soil maps and analyze the relationship between topography and crop yields across large spatial scales. In addition, proximal sensors, such as those measuring apparent electrical conductivity, spectroscopy, and ground-penetrating radar (GPR), facilitate the assessment of soil's physical and chemical properties. Meanwhile, IoT sensors installed in the field record variables such as moisture and nutrients in real time and transmit information that supports irrigation and fertilization decisions. Integrating these technologies has advanced site-specific management strategies that help optimize the use of water and other inputs and, in some cases, increase productivity. However, challenges remain, including costs, technical training, and data integration. This article reviews recent advances in applying remote sensing and IoT sensors to manage soil spatial variability in precision agriculture.

Keywords: soil spatial variability; remote sensing; Internet of Things (IoT); precision agriculture; digital soil mapping; proximal sensors.

INTRODUCCIÓN

Desde un punto de vista agronómico, el suelo es más que un simple soporte físico para las plantas. Es un medio formado por minerales, materia orgánica y microorganismos y macroorganismos del suelo que, además, evoluciona a través de la interacción entre el clima, la fauna y las actividades humanas. Comprender esta dinámica es fundamental para explicar por qué las propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo pueden variar incluso dentro de una misma parcela.

Durante décadas, el manejo agrícola de las parcelas se consideró homogéneo: se aplicaron el mismo riego, la misma fertilización y el mismo manejo a toda la parcela, aunque las condiciones cambiaran de una zona a otra y pese al conocimiento empírico que los agricultores tenían sobre estas variaciones.

Diversos estudios muestran que la variabilidad de los suelos se debe a la combinación de factores naturales, como el clima y el relieve (Certini y Scalenghe, 2023). Un aspecto importante que modifica las propiedades del suelo es la topografía, por lo que es necesario conocerla. La geomorfología es la ciencia que estudia las formas del terreno y ayuda a entender por qué el suelo en la cima de una colina suele ser delgado y pedregoso, mientras que en un valle puede ser más profundo y fértil. Estas diferencias influyen en la cantidad de agua retenida, en la de materia orgánica acumulada y, en consecuencia, en la productividad agrícola (Wysocki et al., 2011).

Las tecnologías más recientes se han incorporado a la aplicación de técnicas de agricultura de precisión. La combinación de redes de sensores inalámbricos (WSN), IoT y sensores montados en vehículos aéreos no tripulados (UAV) permite medir la variabilidad del suelo y conocer en tiempo real el estado de salud de los cultivos (Diaz-Manriquez et al., 2026).

Este artículo presenta una síntesis narrativa de la literatura científica sobre el uso de la teledetección, los sensores proximales y las tecnologías del IoT para caracterizar y gestionar la variabilidad espacial del suelo. Se consultaron Scopus, Web of Science y Google Scholar, priorizando publicaciones recientes, principalmente de 2021 a 2026, e incorporando estudios previos relevantes para comprender los fundamentos y la evolución de estas tecnologías. Se seleccionaron trabajos relacionados con el mapeo digital de suelos, la estimación de propiedades físicas y químicas, el monitoreo de la humedad y los nutrientes, y la aplicación de información espacial al manejo agrícola. Se dio preferencia a los estudios que describen aplicaciones, métodos de evaluación o resultados pertinentes para la toma de decisiones agronómicas. Debido al carácter narrativo de la revisión,

la selección no pretende ser exhaustiva y los trabajos incluidos constituyen una síntesis de los avances y las limitaciones identificados en los temas abordados.

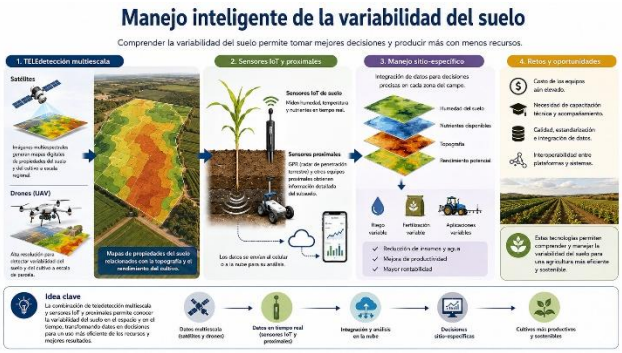


Figura 1. Tecnologías para el monitoreo y el manejo de la variabilidad espacial del suelo en la agricultura de precisión**.**

El mapeo digital de suelos: la teledetección como herramienta central

Saber cómo varían las propiedades del suelo en una misma parcela es clave para mejorar la producción agrícola. Antes, los mapas de suelo se elaboraban recorriendo el campo e interpretando fotografías aéreas, un trabajo lento que requería mucha experiencia técnica. Hoy, gracias a las tecnologías geoespaciales, los sensores remotos y los modelos estadísticos, este proceso es más preciso, más rápido y fácil de replicar: el llamado mapeo digital de suelos combina datos de campo, variables ambientales y modelos matemáticos para predecir cómo se distribuyen las propiedades del suelo en el espacio (Lagacherie y McBratney, 2006).

Este tipo de mapeo combina información del suelo, la topografía, el clima y las imágenes captadas a distancia para generar mapas de alta resolución mediante modelos estadísticos y de aprendizaje automático, es decir, algoritmos capaces de aprender patrones a partir de los datos (Baltensweiler et al., 2021). En esta línea, Sridevy et al. (2023) lograron estimar el contenido de nutrientes del suelo al relacionar la firma espectral de las muestras, es decir, la manera en que reflejan la luz, con mediciones de laboratorio, utilizando tanto técnicas de aprendizaje automático más simples como redes neuronales profundas. Por su parte, Poggio et al. (2021), con el proyecto SoilGrids 2.0, y Hengl et al. (2015) demostraron que alimentar estos modelos con datos de suelo, clima, topografía, geología y vegetación permite generar mapas de alta resolución y calcular propiedades del suelo en zonas remotas, con una precisión comparable a la de los levantamientos convencionales. McBratney et al. (2003) señalan que el uso del GPS en el muestreo de campo permite localizar con precisión los puntos de observación y generar información confiable para el modelado espacial de las propiedades del suelo.

El mapeo digital de suelos ayuda a tomar mejores decisiones de manejo, contribuye a la seguridad alimentaria y aporta información útil para enfrentar los efectos del cambio climático, al mostrar con detalle cómo varían las propiedades del suelo en el espacio. Sin embargo, Mitran et al. (2024) y Zhu et al. (2025) advierten que aún es necesario medir y comunicar con claridad el margen de error de estos modelos antes de usarlos como única base para tomar decisiones de manejo.

Topografía, radar y satélites: prediciendo el rendimiento desde el aire

Uno de los usos más directos de la teledetección es analizar la relación entre la topografía del terreno y el rendimiento de los cultivos. En este sentido, Chang et al. (2025) evaluaron cómo la variabilidad topográfica y la distribución del agua influyen en el rendimiento dentro de una misma parcela, mediante la combinación de modelos digitales de elevación de alta resolución obtenidos con radar de penetración terrestre (GPR) e imágenes satelitales. Cabe precisar que el GPR es un sensor geofísico proximal que se desplaza sobre el terreno y que, en este estudio, se combinó con imágenes satelitales, de modo que la información proviene de dos niveles de observación distintos. Los resultados mostraron que las posiciones más bajas del terreno, asociadas a una mayor acumulación de humedad, tendieron a presentar rendimientos más altos, mientras que las zonas elevadas y las laderas registraron rendimientos más bajos. Estos hallazgos evidencian el potencial de la teledetección para apoyar estrategias de agricultura de precisión orientadas al manejo diferenciado del riego y de la fertilización.

En conjunto, las propiedades químicas (carbono orgánico, nitrógeno) se estiman con mayor confiabilidad que las físicas, como limo y arcilla, y ninguna tecnología basta por sí sola: los autores revisados coinciden en combinar sensores que aporten precisión puntual con otros de mayor cobertura espacial. Además, Macdonald et al. (2025) reportaron que la topografía y las propiedades del suelo explican solo el 23% de la variabilidad del rendimiento, utilizando el índice de posición topográfica (TPI) para diferenciar las áreas elevadas de las depresiones del terreno. Cuando el TPI es negativo, indica una mayor acumulación de humedad y, por lo general, mayores rendimientos; en cambio, las zonas más altas tienden a rendir menos debido a la falta de agua. Li et al. (2025) analizaron la relación entre las principales limitaciones químicas del suelo y la productividad de los cultivos, y encontraron que la conductividad eléctrica del extracto de saturación (CEe), el pH, la concentración de Cl^- y el porcentaje de sodio intercambiable (ESP) influyen significativamente en la fertilidad del suelo, especialmente en los horizontes subsuperficiales (D3-D5).

Sensores proximales: leyendo la textura, el pH y la fertilidad sin excavar

Los sensores proximales complementan la teledetección al medir el suelo desde muy cerca, mediante equipos que se arrastran sobre el terreno, se montan en tractores o se transportan de forma portátil. De acuerdo con Scudiero et al. (2025), la conductividad eléctrica aparente del suelo (ECa) es una alternativa eficaz para mapear la textura en sistemas agrícolas no salinos; la espectrometría de rayos gamma (GRS) también es útil, aunque depende en gran medida de la variabilidad de los minerales del lugar, por lo que combinar varios sensores puede mejorar significativamente la precisión de los mapas del suelo y la gestión de los recursos agrícolas.

Rosso et al. (2025) combinaron sensores móviles de campo, que generan mapas de textura del suelo, con un modelo que simula el crecimiento del cultivo y lograron predecir el rendimiento con un margen de error cercano al 10%. Goffart et al. (2022), por su parte, utilizaron imágenes tomadas con drones en campos de trigo de invierno para generar índices de vegetación y relacionarlos con la textura del suelo, demostrando que incluso pequeños cambios en esta se reflejan en el crecimiento del cultivo. Estos índices miden la respuesta del cultivo, no la del suelo; por eso se interpretan como una señal indirecta asociada a la textura, no como una medición directa de esta.

De manera similar, la espectroscopía y otras técnicas geofísicas permiten estimar propiedades del suelo, como la textura, los nutrientes y la salinidad, sin necesidad de tomar muestras físicas (Pradipta et al., 2022). Esto es muy útil para superar las limitaciones de los métodos tradicionales, que son lentos, laboriosos y no captan cómo varía el terreno a gran escala. Tras una revisión sistemática, Ahmadi et al. (2021) confirman que las técnicas espectroscópicas en el rango visible e infrarrojo cercano son especialmente precisas para predecir propiedades químicas del suelo, como el carbono orgánico y el nitrógeno total, aunque su desempeño es menor al estimar propiedades físicas de la textura, como el contenido de limo y arcilla. En la misma lógica, Bönecke et al. (2021) generaron mapas de pH, textura y materia orgánica con sensores proximales para aplicar un encalado sitio-específico, y demostraron que este manejo más preciso redujo el uso de cal en seis toneladas respecto al encalado uniforme, además de mejorar el pH justo en las zonas que más lo necesitaban. Grenzdörffer et al. (2025), a su vez, probaron una herramienta de análisis de suelo con múltiples sensores para diagnosticar el suelo y elaborar mapas de estructura mucho más rápido que con los métodos convencionales; sin embargo, sus limitaciones en la fiabilidad de las mediciones aún impiden su uso operativo en la agricultura de precisión.

La utilidad de estas tecnologías depende de la propiedad que se desea estimar y de las condiciones del terreno. La espectroscopía visible e infrarroja cercana puede ofrecer estimaciones útiles de propiedades químicas, como el carbono orgánico y el nitrógeno, mientras que la conductividad eléctrica aparente y la espectrometría de rayos gamma requieren interpretar las características particulares del suelo y del entorno. La textura, la salinidad, la humedad y la profundidad de medición pueden modificar la respuesta de los sensores, por lo que las relaciones obtenidas en un sitio no necesariamente se reproducen en otro. Asimismo, los sensores proximales proporcionan mediciones detalladas en puntos específicos, mientras que los satélites y drones permiten cubrir superficies más extensas, aunque la información obtenida puede requerir calibración y verificación en

campo. Por ello, combinar mediciones directas, información remota y análisis convencionales del suelo permite aprovechar las ventajas de cada método y reducir el riesgo de tomar decisiones basadas en estimaciones inciertas.

Sensores IoT: agua y nutrientes en tiempo real

Si la teledetección observa el suelo desde arriba, los sensores IoT lo hacen desde el interior, con sensores enterrados que transmiten datos en tiempo real. Por eso son especialmente relevantes las soluciones de bajo costo, como el tensiómetro IoT de Abdelmoneim et al. (2023), que automatiza el monitoreo del potencial hídrico del suelo, con visualización remota de los resultados, alta precisión (R^2 = 0.9) en un rango de 0 a −80 kPa y la capacidad de funcionar de manera autónoma en términos de consumo de energía. Esto facilita conocer cómo varía el agua del suelo en el espacio y programar el riego con mayor precisión. De acuerdo con Yao et al. (2025), las revisiones sobre tecnologías para medir la humedad del suelo coinciden en que no existe un sensor ideal para todas las situaciones, por lo que la mejor estrategia es combinar varias técnicas que complementen la precisión puntual con una mayor cobertura espacial.

Estos sensores de humedad y de potencial hídrico también permiten optimizar el riego. Bhatti et al. (2023) instalaron radiómetros infrarrojos (IRTs) para detectar el estrés de las plantas y sensores de humedad del suelo, conectados a un sistema de riego automatizado que decidía cuándo regar en función del estrés real de las plantas, en lugar de un programa fijo, lo que redujo el consumo de agua sin afectar el rendimiento. Piernicke et al. (2025) combinaron datos meteorológicos con imágenes satelitales y de drones para construir un modelo de balance hídrico para el cultivo de papa, de modo que el agricultor puede saber, en cada punto del campo, si es necesario regar o no.

El IoT también se ha extendido al monitoreo de nutrientes. Singh et al. (2023) desarrollaron sensores portátiles de bajo costo para la medición cualitativa de nitrógeno y fósforo, cuyos resultados resultaron estadísticamente válidos en comparación con el análisis espectrofotométrico de laboratorio. Bristow et al. (2022) instalaron sensores de nitrato conectados a la nube mediante la tecnología LoRaWAN, una red inalámbrica de largo alcance y bajo consumo de energía, de modo que el agricultor puede ver en su celular, en tiempo real, cómo cambia la concentración de nitratos después del riego o de una lluvia, y ajustar la fertilización en consecuencia. Jat et al. (2021) ajustaron las dosis de nitrógeno con el modelo de sitio específico Nutrient Expert y con mediciones del sensor óptico GreenSeeker, y lograron aumentar en 31.2% la productividad del sistema maíz-trigo y en 49.7% las ganancias netas, en comparación con la práctica tradicional del agricultor.

En las unidades de producción pequeñas, que predominan en buena parte de México, la incorporación de estas herramientas debe responder a necesidades concretas y a los recursos disponibles. Para el pequeño productor, la barrera no es solo el costo del equipo: también pesan la conectividad rural, el acceso a asistencia técnica y el tamaño de las parcelas, que, en superficies reducidas, puede hacer poco rentable el uso de drones o de redes extensas de sensores. La inversión no depende únicamente del precio inicial de los equipos, sino también de su instalación, mantenimiento, conectividad, procesamiento de datos y capacitación del personal.

Conclusión

En conjunto, la teledetección, los sensores proximales y el internet de las cosas ofrecen al productor herramientas complementarias para conocer la variabilidad del suelo en su parcela: la teledetección permite identificar diferencias entre sectores a gran escala, los sensores proximales aportan mediciones detalladas de propiedades como la textura o el pH, y los sensores IoT dan seguimiento continuo a la humedad y los nutrientes. En los estudios revisados, esta información sirvió para ajustar el riego, el encalado y la fertilización por zonas, con ahorros de agua e insumos y, en algunos casos, mejoras en la productividad y las ganancias.

Sin embargo, su utilidad depende de la propiedad que se mida y de las condiciones del sitio: las propiedades químicas se estiman con mayor confiabilidad que las físicas, las relaciones obtenidas en un lugar no siempre se reproducen en otro, y las recomendaciones deben contrastarse con análisis agronómicos convencionales. A ello se suman la incertidumbre de los datos, el costo de los equipos, la conectividad en zonas rurales y la falta de capacitación técnica, que limitan su adopción, sobre todo en la agricultura a pequeña escala. El futuro del manejo de la variabilidad del suelo dependerá, en gran parte, de

ISSN: 3061-8754 https://doi.org/10.59741/agraria.v23i3.778

que estas tecnologías sean más accesibles, se integren mejor entre sí y con el conocimiento agronómico tradicional, y se traduzcan en recomendaciones prácticas y económicamente viables para el agricultor.

Agradecimientos

El NMMP reconoce a SECTIHI por el apoyo brindado mediante la beca doctoral.

Literatura citada

Abdelmoneim, A.A., Khadra, R., Derardja, B., Dragonetti, G. 2023. Internet of Things (IoT) for Soil Moisture Tensiometer Automation. Micromachines, 14(2), 263. https://doi.org/10.3390/mi14020263

Ahmadi, A., Emami, M., Daccache, A., He, L. 2021. Soil properties prediction for precision agriculture using visible and near-infrared spectroscopy: A systematic review and meta-analysis. Agronomy, 11(3), 433. https://doi.org/10.3390/agronomy11030433

Baltensweiler, A., Walthert, L., Hanewinkel, M., Zimmermann, S., Nussbaum, M. 2021. Machine learning based soil maps for a wide range of soil properties for the forested area of Switzerland. Geoderma Regional, 27, e00437. https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2021.e00437

Bhatti, S., Heeren, D.M., O'Shaughnessy, S.A., Neale, C.M.U., LaRue, J., Melvin, S., Wilkening, E., Bai, G. 2023. Toward automated irrigation management with integrated crop water stress index and spatial soil water balance. Precision Agriculture, 24, 2223–2247. https://doi.org/10.1007/s11119-023-10038-4

Bönecke, E., Meyer, S., Vogel, S., Schröter, I., Gebbers, R., Kling, C., Kramer, E., Lück, K., Nagel, A., Philipp, G., Gerlach, F., Palme, S., Scheibe, D., Zieger, K., Rühlmann, J. 2021. Guidelines for precise lime management based on high-resolution soil pH, texture and SOM maps generated from proximal soil sensing data. Precision Agriculture, 22(2), 493–523. https://doi.org/10.1007/s11119-020-09766-8

Bristow, N., Rengaraj, S., Chadwick, D.R., Kettle, J., Jones, D.L. 2022. Development of a LoRaWAN IoT Node with Ion-Selective Electrode Soil Nitrate Sensors for Precision Agriculture. Sensors, 22(23), 9100. https://doi.org/10.3390/s22239100

Certini G.; Scalenghe, R. 2023. The crucial interactions between climate and soil. Science of The Total Environment, 856(Part 2), 159169. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.159169

Chang, J.G., Anderson, M., Gao, F., Russ, A., Zhao, H., Cirone, R., Pachepsky, Y., Johnson, D.M. 2025. Hydro-Topographic Contribution to In-Field Crop Yield Variation Using High-Resolution Surface and GPR-Derived Subsurface DEMs. Remote Sensing, 17(17), 3061. https://doi.org/10.3390/rs17173061

Diaz-Manriquez, A., Saldivar-Alonso, V.P., Elizondo-Leal, J.C. et al. 2026. Digital Convergence in Agriculture: A Review and Integrative Framework for Emerging Technologies. Archives of Computational Methods in Engineering, 33, 13905–13922. https://doi.org/10.1007/s11831-026-10764-8

Goffart, D., Dvorakova, K., Crucil, G., Curnel, Y., Limbourg, Q., Van Oost, K., Castaldi, F., Planchon, V., Goffart, J.-P.; van Wesemael, B. 2022. UAV Remote Sensing for Detecting within-Field Spatial Variation of Winter Wheat Growth and Links to Soil Properties and Historical Management Practices. A Case Study on Belgian Loamy Soil. Remote Sensing, 14(12), 2806. https://doi.org/10.3390/rs14122806

Grenzdörffer, G.J., Wienken, J.S., Steiger, A. 2025. Spatial and Temporal Field-Scale Accuracy Assessment of a Multi-Sensor Spade for In Situ Soil Diagnostics: Performance and Limitations of the Stenon FarmLab for Precision Agriculture. Sensors, 25(24), 7430. https://doi.org/10.3390/s25247430

Hengl, T., Heuvelink, G.B.M., Kempen, B., Leenaars, J.G.B., Walsh, M.G., Shepherd, K.D., Sila, A., MacMillan, R.A., De Jesus, J.M., Tamene, L., Tondoh, J.E. 2015. Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: Random forests

significantly improve current predictions. PLoS One, 10(6), e0125814. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0125814

Jat, R.K., Bijarniya, D., Kakraliya, S.K., Sapkota, T.B., Kakraliya, M., Jat, M.L. 2021. Precision nutrient rates and placement in conservation maize-wheat system: Effects on crop productivity, profitability, nutrient-use efficiency, and environmental footprints. Agronomy, 11(11), 2320. https://doi.org/10.3390/agronomy11112320

Lagacherie P.; McBratney A.B. 2006. Spatial Soil Information Systems and Spatial Soil Inference Systems: Perspectives for Digital Soil Mapping. In Lagacherie P.; McBratney A.B.; Voltz M. (Eds.) Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective (Vol. 14). Amsterdam: Elsevier, pp. 3–22. https://doi.org/10.1016/S0166-2481(06)31001-X

Li, T., Cui, L., Wehr, B., Lai, Y., Liu, H., He, C., Tang, C., Filipović, V., Singh, R. K., McLaren, T. I., Dalal, R. C.; Dang, Y. P. 2025. Decoding soil constraints in Queensland, Australia: Strategies for precision management to enhance crop productivity. Land Degradation & Development, 37(1), 302–312. https://doi.org/10.1002/ldr.70111

Macdonald, J.A., Barnard, D.M., Mankin, K.R., Miner, G.L., Erskine, R.H., Poss, D.J., Mehan, S., Mahood, A.L., Mikha, M.M. 2025. Topographic Position Index Predicts Within-Field Yield Variation in a Dryland Cereal Production System. Agronomy, 15(6), 1304. https://doi.org/10.3390/agronomy15061304

McBratney, A.B., Mendonça Santos, M.L., Minasny, B. 2003. On digital soil mapping. Geoderma, 117(1–2), 3–52. https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00223-4

Mitran, T., Suresh, J., Sujatha, G., Sreenivas, K., Karak, S., Kumar, R., Chauhan, P., Meena, R.S. 2024. Digital Soil Mapping: A Tool for Sustainable Soil Management, In: Rahman, M.M., Biswas, J.C., Meena, R.S. (eds) Climate Change and Soil-Water-Plant Nexus (pp. 51–95). Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-97-6635-2_3

Piernicke, T., Kunz, M., Itzerott, S., Wenzel, J.L., Pöhlitz, J., Conrad, C. 2025. A Spatially Comprehensive Water Balance Model for Starch Potato from Combining Multispectral Ground Station and Remote Sensing Data in Precision Agriculture. Remote Sensing, 17(18), 3227. https://doi.org/10.3390/rs17183227

Poggio, L., De Sousa, L.M., Batjes, N.H., Heuvelink, G.B.M., Kempen, B., Ribeiro, E., Rossiter, D. 2021. SoilGrids 2.0: Producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty. SOIL, 7(1), 217–240. https://doi.org/10.5194/soil-7-217-2021

Pradipta, A., Soupios, P., Kourgialas, N., Doula, M., Dokou, Z., Makkawi, M., Alfarhan, M., Tawabini, B., Kirmizakis, P., Yassin, M. 2022. Remote Sensing, Geophysics, and Modeling to Support Precision Agriculture—Part 1: Soil Applications. Water, 14(7), 1158. https://doi.org/10.3390/w14071158

Rosso, P., Huang, S., Inforsato, L., Bönecke, E., Gebbers, R., Vogel, S., Rühlmann, J., Kersebaum, K.C. 2025. Combining mobile proximal soil sensors and a crop model to produce high spatial resolution yield prediction maps. Precision Agriculture, 26, 79. https://doi.org/10.1007/s11119-025-10274-w

Scudiero, E., Schmidt, M.P., Skaggs, T.H., Ferreira, J.F.S., Zaccaria, D., Pourreza, A., Corwin, D.L. 2025. Apparent soil electrical conductivity and gamma-ray spectrometry to map particle size fraction in micro-irrigated citrus orchards in California. Frontiers in Plant Science, 16, 1512598. https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1512598

Singh, H., Halder, N., Singh, B., Singh, J., Sharma, S., Shacham-Diamand, Y. 2023. Smart Farming Revolution: Portable and Real-Time Soil Nitrogen and Phosphorus Monitoring for Sustainable Agriculture. Sensors, 23(13), 5914. https://doi.org/10.3390/s23135914

Sridevy, S., Raj, M.N., Kumaresan, P., Balakrishnan, N., Tilak, M., Raj, J.A.S., Rani, P.J.I. 2023. Mapping of Soil Properties Using Machine Learning Techniques. International Journal of

Environment and Climate Change, 13(8), 684–700. https://doi.org/10.9734/ijecc/2023/v13i81997

Wysocki D.A.; Schoeneberger P.J.; Hirmas D.R.; LaGarry H.E. 2011. Geomorphology of soil landscapes. In Huang P.M.; Li Y.; Sumner M.E. (Eds.) Handbook of Soil Sciences: Properties and Processes. Boca Raton: CRC Press, pp. 29.1-29.26. https://doi.org/10.1201/b11267

Yao, Y., Fan, J., Li, J. 2025. A Review of Advanced Soil Moisture Monitoring Techniques for Slope Stability Assessment. Water, 17(3), 390. https://doi.org/10.3390/w17030390

Zhu, A.-X., Ma, T., Zhao, F.-H., Yang, X.; Xia, Y. 2025. Uncertainty quantification for digital soil mapping: An overview. Pedosphere. https://doi.org/10.1016/j.pedsph.2025.12.011

Aviso legal/Nota del editor: Las declaraciones, opiniones y datos contenidos en todas las publicaciones son exclusivamente de los autores y colaboradores, y no de Agraria ni de sus editores. Agraria y sus editores no se responsabilizan de ningún daño a personas o bienes que resulte de las ideas, métodos, instrucciones o productos mencionados en el contenido.