SUELOS ECUATORIALES

Sociedad Colombiana de la Ciencia del Suelo

https://doi.org/10.47864/se552025p5275

Predicción de propiedades del suelo mediante espectroscopía Vis-NIR-MIR: avances recientes, oportunidades y desafíos

Prediction of Soil Properties Using Vis–NIR–MIR Spectroscopy: Recent Advances, Opportunities, and Challenges

Jhony Armando Benavides-Bolaños[1*]✉, Oscar Eduardo Trujillo-Obando[2]✉, Elizabeth Patricia Rosero-Cuastumal[3]✉

[1*] Universidad del Valle, Escuela de Ingeniería de los Recursos Naturales y del Ambiente (EIDENAR), Cali, Colombia.
[2] Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD), Escuela de Ciencias Agrícolas, Pecuarias y del Medio Ambiente, Grupo de Investigación Iniciativa Territorial, Palmira, Colombia.
[3] UNINTEP (Institución Universitaria de Roldanillo) sede Florida (Valle del Cauca), Colombia. (Unidad de Ciencias Ambientales y Agropecuarias).

Vol. 55 (1 y 2) de 2025 | pp: 52-75 | ISSN 0562-5351 E-ISSN 2665-6558 | REC.: 05/08/2026 - ACEP.: 28/08/2026

RESUMEN

La espectroscopía de reflectancia permite estimar múltiples propiedades edáficas de forma rápida, no destructiva y con escaso consumo de reactivos, pero su desempeño varía entre propiedades y condiciones de aplicación. Esta revisión narrativa enfocada sintetiza avances recientes en las regiones visible, infrarrojo cercano e infrarrojo medio, identifica las propiedades y estrategias metodológicas con mayor respaldo y examina las condiciones necesarias para convertir calibraciones experimentales en herramientas operativas, con énfasis en suelos tropicales y sistemas agrícolas latinoamericanos. La evidencia es más consistente para carbono y materia orgánica, textura, mineralogía, nitrógeno total y pH; en cambio, nutrientes disponibles, salinidad e indicadores biológicos presentan resultados más variables debido a sus relaciones espectrales predominantemente indirectas. Ningún algoritmo resulta universalmente superior: la calidad de los análisis de referencia, la preparación de las muestras, el preprocesamiento, la representatividad de las bibliotecas y el diseño de validación condicionan tanto o más la precisión. La transferencia entre regiones, profundidades, instrumentos y estados de humedad continúa siendo la principal limitación operativa. Se concluye que la implementación debe basarse en validación externa, delimitación del dominio, estimación de incertidumbre y actualización con muestras locales. Para Colombia, se propone una adopción gradual mediante bibliotecas regionales, protocolos armonizados y sistemas híbridos que integren mediciones espectrales y análisis convencionales.

Palabras clave: Aprendizaje automático; datos espectrales; modelo espectroscópico; percepción remota proximal; predicción de propiedades del suelo.

ABSTRACT

Reflectance spectroscopy enables rapid, nondestructive estimation of multiple soil attributes with minimal reagent consumption, but its performance varies among attributes and application conditions. This focused narrative review synthesizes recent advances across the visible, near-infrared, and mid-infrared regions, identifies the best-supported attributes and methodological strategies, and examines the conditions required to convert experimental calibrations into operational tools, emphasizing tropical soils and Latin American agricultural systems. Evidence is most consistent for carbon and organic matter, texture, mineralogy, total nitrogen, and pH; conversely, available nutrients, salinity, and biological indicators show more variable results because their spectral relationships are predominantly indirect. No algorithm is universally superior: the quality of reference analyses, sample preparation, preprocessing, library representativeness, and validation design influence accuracy as much as or more than model complexity.

Transfer across regions, depths, instruments, and moisture conditions remains the main operational limitation. Implementation should therefore rely on external validation, domain delimitation, uncertainty estimation, and updating with local samples. For Colombia, gradual adoption is proposed through regional libraries, harmonized protocols, and hybrid systems combining spectral measurements with conventional analyses. This approach preserves laboratory methods for calibration and quality control while exploiting spectroscopy to increase sampling density, shorten turnaround times, and support agronomic decisions when predictive uncertainty remains acceptable.

Keywords: Machine learning; proximal remote sensing; soil properties prediction; spectral data; spectroscopic model.

INTRODUCCIÓN

La caracterización de las propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo es fundamental para evaluar su fertilidad, orientar el manejo agrícola y monitorear procesos como la degradación y el almacenamiento de carbono. Los métodos convencionales de laboratorio proporcionan mediciones de referencia con alta especificidad analítica, pero requieren tiempo, reactivos, preparación de muestras y recursos económicos que pueden limitar la cantidad de observaciones disponibles. Esta restricción adquiere especial importancia cuando se necesita representar la variabilidad espacial y temporal del suelo mediante numerosos análisis.

La espectroscopía de reflectancia constituye una alternativa complementaria para generar información edáfica de manera rápida, no destructiva y con un consumo mínimo de reactivos. La técnica registra la interacción de la radiación electromagnética con los componentes orgánicos y minerales del suelo en las regiones visible (Vis), infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo medio (MIR). Los espectros obtenidos contienen información relacionada con enlaces químicos, grupos funcionales, minerales, materia orgánica y agua, que puede extraerse mediante calibración multivariada y métodos de aprendizaje automático. Aunque una estimación espectroscópica individual suele ser menos precisa que una determinación convencional, su menor costo permite analizar más muestras y representar mejor la heterogeneidad del suelo (Viscarra Rossel et al., 2022).

El potencial predictivo varía considerablemente entre propiedades. El carbono y la materia orgánica, la textura, el nitrógeno total, el pH y algunos componentes mineralógicos presentan la evidencia más consolidada. Otras variables, como nutrientes disponibles, elementos traza y propiedades biológicas, generalmente se estiman de manera indirecta mediante su covariación con componentes espectralmente activos. En una revisión de 305 publicaciones, MIR mostró, en promedio, un desempeño superior para varias propiedades, especialmente arena, arcilla, carbono, nitrógeno y capacidad de intercambio catiónico. Sin embargo, la precisión también estuvo condicionada por la profundidad, el tipo de suelo, el instrumento, el intervalo espectral, el método analítico de referencia, el preprocesamiento y el modelo de calibración (Gozukara et al., 2025).

La modelación espectral ha evolucionado desde métodos quimiométricos, como la regresión por mínimos cuadrados parciales, hacia bosques aleatorios, Cubist, máquinas de vectores de soporte, aprendizaje basado en memoria y redes neuronales. No obstante, un modelo complejo no garantiza predicciones más confiables. Las asociaciones identificadas pueden depender de la composición particular de la biblioteca espectral, incluir relaciones fortuitas o carecer de una explicación edáfica plausible. Por esta razón, la calidad de los datos, la representatividad del conjunto de calibración y la incorporación de conocimiento del suelo pueden ser más importantes que la selección de un algoritmo aparentemente superior (Ma et al., 2023).

Las bibliotecas espectrales han ampliado la posibilidad de desarrollar modelos regionales, nacionales y globales, pero también han expuesto dificultades relacionadas con la heterogeneidad de las muestras y la compatibilidad entre instrumentos. La transferencia de calibraciones puede reducir diferencias sistemáticas entre espectrómetros, aunque su conveniencia debe evaluarse para cada propiedad y configuración instrumental. Algunos estudios han obtenido predicciones satisfactorias con transformaciones relativamente simples, mientras que otros muestran que las funciones de transferencia no mejoran consistentemente los modelos y pueden requerir muestras representativas analizadas en ambos equipos (Sanderman et al., 2023; Ng et al., 2024).

Aunque la literatura reciente muestra avances importantes en precisión predictiva, persiste una separación entre el desempeño obtenido bajo condiciones controladas y la capacidad de transferir los modelos entre suelos, regiones, profundidades, instrumentos y condiciones de humedad. Esta revisión narrativa enfocada sintetiza los avances recientes en la predicción de propiedades del suelo mediante espectroscopía Vis–NIR–MIR, identifica las propiedades y estrategias metodológicas con mayor respaldo y analiza las condiciones necesarias para convertir modelos experimentales en herramientas reproducibles y operativas, con especial atención a los suelos tropicales y los sistemas agrícolas latinoamericanos.

METODOLOGÍA

Se realizó una revisión narrativa enfocada y actualizada de literatura científica sobre la predicción de propiedades del suelo mediante espectroscopía Vis–NIR–MIR. Se priorizaron artículos originales y revisiones recientes publicados en revistas arbitradas, complementados con trabajos anteriores que aportaran fundamentos conceptuales o metodológicos indispensables. La literatura se organizó según las propiedades estudiadas, las regiones espectrales, los métodos de preprocesamiento y modelación, el uso de bibliotecas espectrales y las estrategias de validación y transferencia.

Se seleccionaron preferentemente estudios que presentaran predicciones cuantitativas, comparaciones metodológicas, validación independiente, transferencia entre instrumentos o regiones y aplicaciones emergentes. Se excluyeron trabajos alejados de la estimación de propiedades edáficas, documentos con información metodológica insuficiente y publicaciones redundantes. Debido al carácter narrativo de la revisión, la evidencia se sintetizó por tendencias y decisiones metodológicas, sin comparar directamente métricas obtenidas con poblaciones, intervalos de concentración o diseños de validación diferentes.

Del espectro a la predicción de propiedades del suelo

La espectroscopía de reflectancia registra la interacción de la radiación con componentes orgánicos, minerales y acuosos. La región visible (400–700 nm) responde principalmente al color, la materia orgánica y los óxidos de hierro, mientras Vis–NIR–SWIR (700–2500 nm) registra sobretonos y combinaciones de enlaces O–H, C–H, N–H y C–O (Soriano-Disla et al., 2014; Viscarra Rossel et al., 2022). En MIR (2500–20 000 nm), las vibraciones fundamentales son más intensas y específicas; por ello, esta región suele diferenciar mejor componentes químicos y mineralógicos, mientras Vis–NIR ofrece mayor portabilidad para mediciones proximales (Swan et al., 2026; Gozukara et al., 2025).

La relación espectral puede ser directa, como en carbono orgánico, carbonatos, agua y algunos minerales, o indirecta, como en pH, capacidad de intercambio catiónico, nutrientes disponibles e indicadores biológicos.

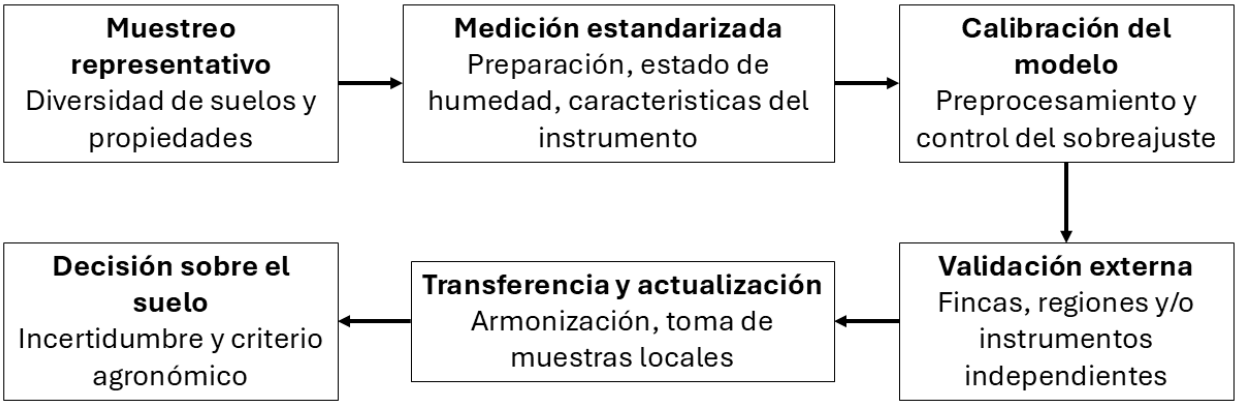
Suelos Ecuatoriales 55 (1 y 2): 52-75. https://doi.org/10.47864/se552025p5275

Estas últimas propiedades se predicen por su covariación con componentes espectralmente activos; por tanto, una precisión elevada no demuestra causalidad ni garantiza transferencia a otra población (Ma et al., 2023; Viscarra Rossel et al., 2022). Además, el agua, los agregados, la rugosidad y la geometría de medición superponen o modifican las señales, especialmente en muestras húmedas o intactas (Xie & Wu, 2025; Park et al., 2024).

La predicción combina análisis convencionales y espectros de una población representativa, seguidos por control de calidad, preprocesamiento, selección de variables, calibración y validación. La regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR, por sus iniciales en inglés) continúa como referencia, junto con métodos no lineales, modelos locales y redes neuronales (Zhang et al., 2023; Wang et al., 2024). La validación debe reproducir el uso previsto: una partición aleatoria estima interpolación interna, pero la transferencia a nuevas fincas, profundidades, regiones o instrumentos exige excluir grupos completos. En consecuencia, el desempeño pertenece al sistema formado por población, protocolo, modelo y dominio de aplicación, no al algoritmo de manera aislada (Weerasekara et al., 2026; Ma et al., 2023; Shu et al., 2026).

La transición desde un modelo experimental hasta una aplicación operativa requiere controlar de forma consecutiva la representatividad, la medición, la calibración, la validación, la transferencia y la incertidumbre asociada con la decisión (Figura 1).

Figura 1. Etapas y factores críticos para convertir una calibración espectroscópica experimental en una herramienta operativa de caracterización del suelo. La transferencia y la toma de decisiones requieren validación independiente, actualización con muestras locales e incertidumbre compatible con el uso agronómico previsto.



Propiedades con mayor potencial de predicción

El potencial predictivo varía según la actividad espectral de cada propiedad y la representatividad de la calibración.

Carbono, materia orgánica y nitrógeno total

El carbono y la materia orgánica son las propiedades más estudiadas y generalmente mejor predichas; su respuesta se relaciona con el oscurecimiento visible y con absorciones de grupos funcionales en NIR y MIR. El nitrógeno total también puede estimarse, en parte por su asociación con la materia orgánica. Un metaanálisis de 134 estudios confirmó el desarrollo alcanzado por Vis–NIR para carbono orgánico, pero mostró que el desempeño cambia significativamente con el preprocesamiento, el entorno de medición y el diseño de validación (Chinilin et al., 2023).

MIR aporta mayor especificidad para separar formas de carbono: en suelos calcáreos iraníes alcanzó R^2 superiores a 0,90 y razones de desempeño a desviación (RPD) iguales o mayores que 3 para carbono total, orgánico e inorgánico. La menor precisión obtenida para fracciones lábiles indica, sin embargo, que un modelo robusto para concentraciones totales no necesariamente representa componentes pequeños o dinámicos (Sepahvand et al., 2019).

En una biblioteca MIR estadounidense con alta diversidad edáfica, los modelos globales de carbono total alcanzaron R^2 de validación entre 0,96 y 0,99. Las redes neuronales convolucionales y Cubist superaron a PLSR, pero esa ventaja dependió del volumen y la distribución de las muestras y no puede extrapolarse automáticamente a bibliotecas pequeñas o regionales (Weerasekara et al., 2026). La espectroscopía también se ha extendido a fracciones de carbono particulado y asociado con microagregados, junto con óxidos de hierro, aluminio y manganeso vinculados con su estabilización; los enfoques composicionales permiten conservar la suma de los componentes y reducir valores extremos (Zhao et al., 2023). La principal barrera de campo continúa siendo la humedad, cuyas absorciones alrededor de 1400 y 1900 nm pueden ocultar rasgos del carbono. La estratificación y las correcciones externas recuperan parte de la precisión, pero los modelos deben representar los intervalos reales de humedad, rugosidad y mineralogía de la aplicación (Xie & Wu, 2025).

Textura, mineralogía y propiedades hidráulicas

La textura puede estimarse por las absorciones de arcillas, óxidos y minerales y por la dispersión asociada con el tamaño de partícula; arcilla y arena suelen predecirse mejor que limo, una fracción sin respuesta mineralógica exclusiva (Soriano-Disla et al., 2014; Gozukara et al., 2025). En una biblioteca de 1535 muestras del sur de Brasil, la estratificación espectral y edáfica elevó el desempeño para arcilla hasta R^2 = 0,84, con errores cercanos a 6 %. Las regiones más informativas se localizaron entre 480–550 y 850–900 nm, además de las zonas próximas a 1400, 1900 y 2200 nm; el desempeño disminuyó en los grupos más heterogéneos, confirmando que el número de muestras no sustituye la representatividad (Costa et al., 2022). En suelos algodoneros australianos, los modelos locales también superaron a los calibrados con seis zonas y evaluados en una séptima no representada. La incorporación dirigida de pocas muestras locales (spiking) mejoró las predicciones, mostrando que incluso una biblioteca extensa puede requerir actualización cuando cambia la mineralogía (Zhao et al., 2018).

Arena, limo y arcilla deben modelarse como datos composicionales cuya suma es 100 %; las transformaciones de razones y los modelos informados por restricciones físicas reducen resultados incompatibles y permiten recuperar distribuciones continuas del tamaño de partícula (Zhao et al., 2023; Norouzi et al., 2026). La señal espectral también integra textura, materia orgánica y mineralogía, factores que controlan la retención de agua. En muestras estadounidenses, MIR alcanzó R^2 = 0,80 tanto para capacidad de campo como para punto de marchitez permanente, frente a 0,65 y 0,70 con Vis–NIR, respectivamente, y superó las funciones de pedotransferencia (Gamagedara et al., 2026). Otra estrategia recuperó la curva de retención durante el secado mediante SWIR, con R^2 = 0,96 y error de 0,03 $m^3\ m^{-3}$ en 21 suelos, reduciendo a horas un procedimiento que puede requerir semanas. Por su tamaño de evaluación y sus supuestos ópticos, todavía debe considerarse una metodología emergente y no un sustituto general de las mediciones hidráulicas de referencia (Norouzi et al., 2022, 2023).

Suelos Ecuatoriales 55 (1 y 2): 52-75. https://doi.org/10.47864/se552025p5275

pH, salinidad, nutrientes y propiedades biológicas

El pH se predice indirectamente mediante asociaciones con materia orgánica, carbonatos, arcillas y óxidos. En suelos negros con concreciones calcáreas, la selección genética de variables combinada con máquinas de aprendizaje extremo alcanzó R^2 = 0,86 y RPD = 2,64 (Wang & Wang, 2022). En suelos colombianos cultivados con caña panelera, Vis–NIR alcanzó R^2 = 0,81 para pH, pero menor precisión para materia orgánica y cationes intercambiables; esto respalda calibraciones regionales, no la transferencia sin ajuste a otras clases de suelo (Delgadillo-Duran et al., 2022). La conductividad eléctrica es más variable: en una biblioteca global, XGBoost obtuvo R^2 = 0,59 frente a 0,39 con PLSR. Estas cifras moderadas y las diferencias regionales muestran que la amplitud geográfica no garantiza una respuesta homogénea para salinidad (Zhou et al., 2022).

Los nutrientes totales suelen predecirse mejor que las formas disponibles. El nitrógeno total se beneficia de su covariación con la materia orgánica, mientras fósforo, potasio y micronutrientes dependen de asociaciones locales con arcillas, óxidos y carbono. En núcleos intactos de arrozales, los modelos no lineales fueron satisfactorios para materia orgánica y nitrógeno total, cuantitativos para fósforo total e insuficientes para potasio total; en otra población agrícola, el carbono orgánico alcanzó R^2 cercanos a 0,82–0,84, mientras fósforo disponible y zinc mostraron desempeños menores (Xu et al., 2018; Singha et al., 2023). Algunas propiedades indirectas mejoran cuando existen gradientes amplios y relaciones estables. Los parámetros de sorción de fósforo alcanzaron R^2 de validación de 0,65–0,85 mediante redes neuronales, con mejoras de 19–59 % respecto a PLSR (Saidi et al., 2025). En viñedos del sur de Brasil, cobre y zinc disponibles presentaron R^2 superiores a 0,90 con bosques aleatorios y primera derivada de Savitzky–Golay. Ambos resultados requieren validación cuando cambian la mineralogía, el manejo o las fuentes de los elementos (Sangoi et al., 2025).

MIR permite estimar simultáneamente numerosas propiedades. En la biblioteca del USDA, un solo espectro produjo alta precisión para 50 propiedades y aproximó otras 44 relacionadas con producción, almacenamiento de carbono y agua, ciclo de nutrientes y hábitat (Ng et al., 2022). En Corea del Sur, MIR generó modelos útiles para materia orgánica, nitrógeno, pH y algunos nutrientes destinados a recomendaciones de fertilización, aunque el desempeño no fue equivalente para todas las variables; la utilidad agronómica depende de que el error no cambie la categoría o la recomendación (Jeon et al., 2024). Las propiedades biológicas siguen siendo una frontera menos consolidada: MIR muestra potencial para respiración, biomasa y actividades enzimáticas (Nath et al., 2021; Ghimire et al., 2025), pero la transferencia entre ecosistemas es limitada y la fusión con NIR aporta mejoras pequeñas, coherentes con relaciones predominantemente indirectas (Irving et al., 2026).

La evidencia más consolidada corresponde al carbono, la materia orgánica, la textura, la mineralogía y el pH, mientras que las propiedades indirectas muestran mayor dependencia del dominio de calibración (Tabla 1).

Tabla 1. Potencial predictivo de diferentes grupos de propiedades del suelo.

Grupo de propiedades	Región espectral más utilizada	Fundamento espectral	Nivel actual de evidencia	Principal limitación	Referencias
Carbono y materia orgánica	Vis–NIR y MIR	Color y absorciones de grupos orgánicos	Alto	Humedad y fracciones lábiles	Chinilin et al. (2023); Sepahvand et al. (2019); Weerasekara et al. (2026)
Textura y mineralogía	MIR y Vis–NIR	Absorciones minerales y dispersión por partículas	Alto para arcilla y arena	Menor precisión para limo y nuevas mineralogías	Soriano-Disla et al. (2014); Costa et al. (2022); Gozukara et al. (2025)
Humedad y propiedades hidráulicas	NIR–SWIR y MIR	Absorciones del agua y relación con la matriz del suelo	Moderado	Sensibilidad al estado y empaquetamiento de la muestra	Norouzi et al. (2022, 2023); Gamagedara et al. (2026)
pH, carbonatos y salinidad	Vis–NIR y MIR	Asociaciones con carbonatos, arcillas, óxidos y sales	Moderado; variable para salinidad	Predicción indirecta y baja transferencia regional	Wang y Wang (2022); Zhou et al. (2022); Delgadillo-Duran et al. (2022)
Nutrientes y elementos traza	Principalmente MIR	Covariación con materia orgánica, arcillas y óxidos	Moderado para totales; variable para disponibles	Relaciones locales y escasa actividad espectral directa	Xu et al. (2018); Singha et al. (2023); Saidi et al. (2025)
Propiedades biológicas y salud del suelo	MIR	Asociaciones con carbono, nitrógeno, arcillas y humedad	Emergente	Predicción indirecta y limitada validación externa	Nath et al. (2021); Ghimire et al. (2025); Irving et al. (2026)

Avances metodológicos: del preprocesamiento a las bibliotecas espectrales

La confiabilidad de los modelos depende del preprocesamiento, la calibración, la biblioteca espectral y la estrategia de validación.

Preprocesamiento y selección de variables

El preprocesamiento busca reducir dispersión, ruido, humedad y efectos de partícula mediante absorbancia, variable normal estándar, corrección multiplicativa, suavizado y derivadas (Rinnan et al., 2009). La variable normal estándar y la corrección multiplicativa actúan principalmente sobre cambios aditivos o multiplicativos; las derivadas separan absorciones y corrigen la línea base, pero pueden amplificar el ruido, especialmente en los extremos espectrales. El suavizado previo atenúa ese efecto, aunque ventanas excesivas pueden eliminar rasgos informativos (Kuang & Mouazen, 2013; Dotto et al., 2018).

Suelos Ecuatoriales 55 (1 y 2): 52-75. https://doi.org/10.47864/se552025p5275

Ningún procedimiento es universalmente superior: una transformación puede beneficiar el carbono y perjudicar pH, arcilla o nutrientes. Por ello, debe seleccionarse para cada propiedad dentro de la calibración y confirmarse posteriormente en un conjunto independiente (Nawar et al., 2016).

La selección de variables y el remuestreo reducen redundancia, multicolinealidad y costo computacional. En algunos conjuntos, menos del 5 % de las longitudes de onda mantuvo un desempeño semejante al espectro completo, lo que favorece sensores portátiles con pocas bandas (Vasques et al., 2008; Nawar et al., 2016). Sin embargo, las bandas útiles y la resolución requerida cambian con la mineralogía, la humedad y la propiedad; una configuración adecuada para carbono puede perder absorciones necesarias para diferenciar minerales o carbonatos (Hateffard et al., 2025). Para evitar fuga de información, el preprocesamiento, las longitudes de onda y los hiperparámetros deben seleccionarse mediante validación cruzada anidada después de reservar un conjunto externo, manteniendo juntas las muestras de una misma finca, localidad o perfil.

De PLSR al aprendizaje automático y profundo

La PLSR continúa como referencia por su estabilidad, rapidez, requerimientos moderados de calibración e interpretación mediante variables latentes, aunque representa principalmente relaciones lineales (Soriano-Disla et al., 2014; Gozukara et al., 2025). Cubist, bosques aleatorios, máquinas de vectores de soporte y XGBoost pueden capturar interacciones y respuestas no lineales. Sus ventajas, sin embargo, cambian con la propiedad, el tamaño y la distribución de la calibración, el preprocesamiento y la validación: un algoritmo superior para carbono puede no serlo para humedad o nitrógeno, y una mejora interna puede desaparecer en muestras externas (Morellos et al., 2016; Tsakiridis et al., 2020; Zhou et al., 2022). Por ello, los métodos complejos deben compararse con PLSR usando exactamente las mismas particiones y métricas.

El aprendizaje basado en memoria ajusta una calibración local para cada muestra usando sus espectros más semejantes, lo que reduce la influencia de observaciones irrelevantes en bibliotecas heterogéneas. Su confiabilidad depende de la métrica, el número de vecinos y, sobre todo, de que existan análogos adecuados; el vecino más cercano no garantiza una predicción válida fuera del dominio (Ramirez-Lopez et al., 2013). Las redes convolucionales aprenden patrones jerárquicos y pueden superar a PLSR en bibliotecas grandes, pero requieren más datos, control del sobreajuste y evaluación independiente (Padarian et al., 2019; Weerasekara et al., 2026). Las técnicas explicables permiten detectar bandas influyentes y covariaciones regionales, aunque no convierten una asociación en un mecanismo causal (Ma et al., 2023). La selección final debe considerar error, sesgo, incertidumbre, transparencia y desempeño en intervalos agronómicos, no solo la precisión promedio.

Bibliotecas espectrales y tamaño de calibración

Las bibliotecas espectrales integran espectros, análisis convencionales y metadatos a escalas local, regional y global, reutilizando referencias analíticas costosas. LUCAS y la biblioteca mundial demuestran la viabilidad de organizar colecciones extensas y geográficamente diversas (Stevens et al., 2013; Viscarra Rossel et al., 2016; Shepherd et al., 2022), pero esa amplitud también introduce variación mineralógica, climática, analítica, de profundidad y manejo. Los modelos globales cubren dominios amplios, aunque pueden describir deficientemente poblaciones locales.

La estratificación y los modelos de vecinos reducen la heterogeneidad si los grupos conservan tamaño suficiente y si la similitud representa los procesos que controlan la propiedad; una partición excesiva puede dejar sin representación los extremos (Ramirez-Lopez et al., 2013; Costa et al., 2022).

La incorporación dirigida de muestras locales (spiking) puede corregir diferencias sistemáticas y ampliar el dominio, pero las muestras deben cubrir la diversidad espectral y los intervalos analíticos relevantes; una selección aleatoria puede aportar información redundante (Seidel et al., 2019; Barthès et al., 2020; Ng et al., 2022; St. Luce et al., 2022). No existe un tamaño universal de calibración. Una evaluación reciente estimó aproximadamente 150–250 muestras para calibraciones regionales, 600–1000 para nacionales y 2000–6000 para continentales, según la propiedad y el algoritmo; estos intervalos describen un diseño particular y no constituyen umbrales generales (Shu et al., 2026). Más importante que alcanzar una cifra fija es comprobar que cada incorporación cubre combinaciones ausentes y reduce el error externo. La selección puede apoyarse en distancias, cobertura y agrupamiento, pero debe integrar región, clase de suelo, profundidad y manejo, no solo similitud espectral (Dorantes et al., 2022). Finalmente, el crecimiento de la biblioteca exige armonizar métodos, unidades y metadatos para evitar que el modelo confunda variación edáfica con incompatibilidad analítica (Shepherd et al., 2022).

Las decisiones metodológicas que condicionan la precisión y la transferibilidad se sintetizan a continuación (Tabla 2).

Tabla 2. Decisiones metodológicas que condicionan la precisión y transferibilidad.

Decisión	Alternativas frecuentes	Efecto observado	Riesgo principal	Recomendación	Referencias
Preparación y humedad de la muestra	Seca y molida; húmeda; *in situ*	Mayor control en laboratorio; menor precisión al aumentar la variabilidad	Aplicar modelos de suelo seco a muestras húmedas	Igualar calibración y uso; incluir el intervalo real de humedad	Xie y Wu (2025); Song et al. (2026)
Preprocesamiento espectral	Espectro original; SNV; MSC; suavizado; derivadas	Mejora variable según propiedad y conjunto	Amplificación de ruido o pérdida de información	Seleccionar por propiedad dentro de la calibración	Dotto et al. (2018); Nawar et al. (2016)
Selección de variables o resolución	Espectro completo; bandas seleccionadas; remuestreo	Menos redundancia y costo, con precisión potencialmente similar	Bandas no transferibles o pérdida de absorciones	Comparar con el espectro completo y validar externamente	Nawar et al. (2016); Hateffard et al. (2025)
Algoritmo de calibración	PLSR; SVM; RF; Cubist; XGBoost; redes profundas	Los métodos no lineales pueden mejorar poblaciones complejas	Sobreajuste y baja interpretabilidad	Comparar con PLSR usando las mismas particiones	Gozukara et al. (2025); Weerasekara et al. (2026)

Suelos Ecuatoriales 55 (1 y 2): 52-75. https://doi.org/10.47864/se552025p5275

Escala y composición de la biblioteca	Local; estratificada; global; calibración local; incorporación dirigida de muestras locales (spiking)	Mayor cobertura, pero también mayor heterogeneidad	Mucha información con escasa representatividad local	Priorizar diversidad y añadir muestras locales dirigidas	Costa et al. (2022); St. Luce et al. (2022)
Estrategia de validación	Aleatoria; cruzada anidada; espacial; externa	El desempeño disminuye al aumentar la independencia	Fuga de información y estimaciones optimistas	Excluir fincas, perfiles, regiones o instrumentos según el uso	Zhou et al. (2022); Tong y Liu (2025)
Transferencia entre instrumentos o regiones	Estandarización; transferencia; recalibración; aprendizaje por transferencia	Puede reducir diferencias, pero no siempre mejora la predicción	Corrección incompleta o transferencia fuera del dominio	Usar muestras representativas y comprobar el resultado externamente	Sanderman et al. (2023); Ng et al. (2024)

Transferibilidad y aplicación operativa

La aplicación operativa exige comprobar la estabilidad del modelo ante cambios de muestra, instrumento, región y profundidad.

Del laboratorio a la medición en campo

El laboratorio mejora la repetibilidad mediante secado, molienda, tamizado y geometría controlada, pero se distancia del suelo intacto. En campo, humedad, estructura, residuos, iluminación, temperatura y contacto irregular modifican la señal; el agua es la interferencia principal por sus absorciones intensas alrededor de 1400 y 1900 nm. La estratificación por humedad, la ortogonalización de parámetros externos y la inclusión de muestras húmedas reducen parte del efecto, pero ninguna corrección funciona universalmente entre texturas, mineralogías y contenidos de carbono (Xie & Wu, 2025). La precisión suele disminuir en el orden laboratorio, medición in situ, vehículo aéreo no tripulado y satélite a medida que aumentan la mezcla espacial y las condiciones ambientales, aunque también crece la cobertura territorial (Song et al., 2026). Por ello, los sensores portátiles deben evaluarse por su capacidad para conservar categorías de fertilidad o recomendaciones, especialmente en propiedades químicas indirectas, y no únicamente por R^2 (Najdenko et al., 2024).

Transferencia entre instrumentos y laboratorios

Instrumentos que cubren la misma región pueden diferir en resolución, detector, óptica, fuente y procedimiento de referencia. En una biblioteca MIR estadounidense, la estandarización mediante muestras compartidas corrigió gran parte de la variación entre dos espectrómetros y permitió predicciones favorables de carbono total, arcilla y pH, aunque necesitó muestras de transferencia representativas y no benefició por igual todas las propiedades (Sanderman et al., 2023). En una evaluación global con cuatro instrumentos MIR, algunas transformaciones armonizaron adecuadamente los espectros sin mejorar de forma consistente las predicciones; en ciertos casos, calibrar directamente el equipo secundario fue comparable o superior (Ng et al., 2024). La heterogeneidad también es procedimental: una evaluación internacional encontró que 62 % de los laboratorios empleaba protocolos

propios de medición. Secado, molienda, tamaño de partícula, recipiente, repeticiones y estándares pueden introducir diferencias aun con el mismo espectrómetro (Sharififar et al., 2025). Protocolos, controles y metadatos comunes son, por tanto, indispensables; bibliotecas abiertas como la húngara aportan la trazabilidad necesaria para comparar y actualizar modelos (Mészáros et al., 2025).

Transferencia entre regiones y profundidades

La extrapolación espacial y vertical es más exigente que la interpolación dentro de una biblioteca. Al cambiar de región se modifican mineralogía, material parental, clima, manejo y las covariaciones que sostienen predicciones indirectas; por ello, añadir coordenadas puede mejorar la evaluación interna y, al mismo tiempo, inducir al modelo a aprender patrones geográficos no transferibles (Tong & Liu, 2025). Los horizontes subsuperficiales suelen contener menos materia orgánica y diferentes proporciones de arcillas, óxidos y carbonatos, de modo que los modelos superficiales pueden producir sesgo sistemático; se requieren bibliotecas multiestrato o profundidad explícita (Renuka et al., 2026). Los atributos del terreno y las covariables ambientales aportan información sobre formación y redistribución del suelo, pero deben estar disponibles con calidad y escala equivalentes en el área objetivo (Rizzo et al., 2016; Dai et al., 2026). El aprendizaje por transferencia puede reutilizar representaciones globales y actualizarlas con pocas muestras locales, aunque continúa necesitando comprobación externa del dominio (Hong et al., 2026).

Validación externa, dominio de aplicación e incertidumbre

La validación debe reproducir el uso previsto y excluir por completo fincas, perfiles, regiones o instrumentos cuando se pretenda transferir el modelo. La diferencia frente a una evaluación interna puede ser considerable: en una biblioteca global de salinidad, XGBoost alcanzó R^2 = 0,59 y aumentó a 0,71 al incorporar covariables ambientales, pero descendió a aproximadamente 0,44–0,45 en dos validaciones regionales. Además, el predominio de suelos no salinos limitó la representación del intervalo más importante para el diagnóstico (Zhou et al., 2022). Antes de predecir, deben comprobarse distancias espectrales, posición en componentes principales, densidad de vecinos y valores atípicos. Fuera del dominio, corresponde señalar la incertidumbre, analizar convencionalmente o actualizar la calibración. El desempeño debe reportarse mediante error cuadrático medio, error absoluto, sesgo e intervalos en unidades relevantes para la decisión, con resultados desagregados por región, profundidad o intervalo de concentración. La operación a gran escala requiere además protocolos, controles y metadatos interoperables (Peng et al., 2025).

La transferibilidad debe comprobarse para cada cambio: campo, instrumento, región o profundidad. El objetivo no es un modelo universal, sino delimitar dónde produce resultados confiables y cómo actualizarlo cuando cambia el dominio (Figura 2).

Oportunidades para Colombia y los suelos tropicales

La diversidad edáfica de Colombia favorece el uso de la espectroscopía, pero exige una implementación regional y estratificada.

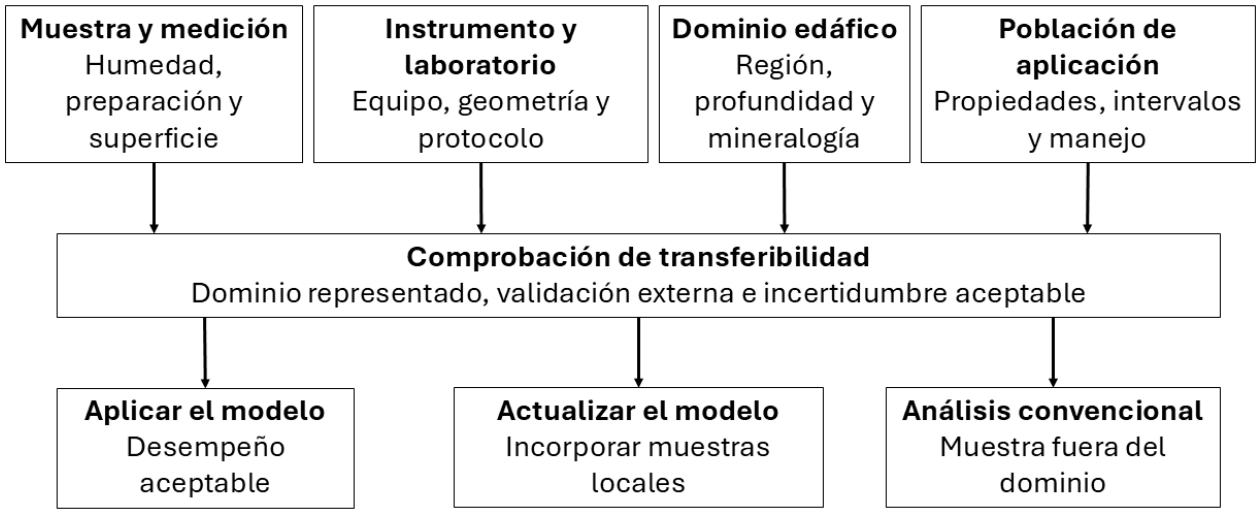
Particularidades de los suelos tropicales

Los suelos tropicales intensamente meteorizados suelen acumular caolinita y óxidos de hierro y aluminio. Sus señales favorecen la predicción de color, mineralogía y textura, pero las arcillas de baja actividad y las superficies de carga variable modifican las relaciones con pH, capacidad de intercambio catiónico y nutrientes. Los óxidos pueden aportar información sobre meteorización y, simultáneamente, dominar la región visible y ocultar variaciones orgánicas más débiles. MIR ofrece mayor especificidad para caolinita, gibbsita y otros minerales, mientras Vis–NIR conserva ventajas operativas por su portabilidad (Mendes et al., 2022). Cenizas volcánicas, materiales aluviales, profundidad

Suelos Ecuatoriales 55 (1 y 2): 52-75. https://doi.org/10.47864/se552025p5275

y régimen hídrico generan dominios distintos; por ello, "suelo tropical" no constituye una población de calibración homogénea. Colombia debería iniciar con muestras secas y controladas, estratificadas por material parental, clase de suelo, profundidad y sistema productivo. La medición de campo puede incorporarse después mediante calibraciones que representen humedad, agregación y residuos; la adaptación de bibliotecas secas a suelos tropicales intactos es posible, pero reduce la precisión y debe verificarse para cada propiedad (Ackerson et al., 2015).

Figura 2. Factores que determinan la transferibilidad de las calibraciones espectroscópicas. Los cambios en la muestra, el sistema instrumental, el dominio edáfico y la población de aplicación deben evaluarse mediante validación externa, comprobación del dominio e incertidumbre compatible con el uso previsto. El resultado determina si el modelo puede aplicarse, requiere muestras locales para su actualización o debe sustituirse por un análisis convencional.



Estudios de caso internacionales

Los estudios de caso internacionales permiten comparar desempeños obtenidos bajo dominios edáficos y objetivos muy distintos. En suelos calcáreos de Irán, la espectroscopía MIR alcanzó R^2 superiores a 0,90 y RPD iguales o mayores que 3 para carbono total, orgánico e inorgánico; las fracciones lábiles de carbono y nitrógeno fueron menos predecibles. El resultado ilustra una ventaja de MIR para componentes con absorciones definidas, pero también advierte que un desempeño alto para concentraciones totales no puede extrapolarse a fracciones pequeñas o dinámicas (Sepahvand et al., 2019).

En Estados Unidos, una biblioteca MIR con elevada diversidad edáfica produjo R^2 de validación entre 0,96 y 0,99 para carbono total. Las redes neuronales convolucionales y Cubist superaron a PLSR, aunque la ventaja dependió del tamaño y de la distribución de la biblioteca (Weerasekara et al., 2026). En otra evaluación estadounidense, MIR alcanzó R^2 = 0,80 para capacidad de campo y punto de marchitez permanente, frente a 0,65 y 0,70 con Vis–NIR, respectivamente, y superó las funciones de pedotransferencia (Gamagedara et al., 2026). Estos resultados respaldan el potencial de modelos multivariable, pero proceden de colecciones amplias y no garantizan igual precisión en una región poco representada.

Australia aporta evidencia sobre actualización local. En suelos algodoneros, los modelos calibrados para cada zona fueron más precisos que una calibración construida con seis zonas y evaluada en una séptima

no representada. La incorporación dirigida de unas pocas muestras del área objetivo (spiking) mejoró las predicciones de arcilla, mostrando que la amplitud geográfica de una biblioteca no sustituye la representación de la mineralogía local (Zhao et al., 2018). De manera complementaria, la predicción MIR de propiedades microbianas en suelos australianos mostró que la fusión con NIR produjo mejoras pequeñas y que el desempeño disminuyó al cambiar de ecosistema, coherente con el carácter predominantemente indirecto de estas relaciones (Irving et al., 2026).

En Corea del Sur, los espectros MIR permitieron desarrollar modelos para materia orgánica, nitrógeno, pH y varios nutrientes orientados a recomendaciones de fertilización. Sin embargo, la capacidad predictiva no fue uniforme entre propiedades, por lo que la evaluación agronómica debe establecer si el error conserva la clase de fertilidad y la recomendación asociada, además de reportar métricas promedio (Jeon et al., 2024). En China, la predicción de pH en suelos negros con concreciones calcáreas alcanzó $R^2 = 0,86$ y RPD = 2,64 mediante selección genética de variables y máquinas de aprendizaje extremo; este desempeño favorable continúa siendo específico de la población y del intervalo químico representados (Wang & Wang, 2022).

La experiencia latinoamericana confirma la misma dependencia del dominio. En Colombia, calibraciones Vis–NIR en suelos de caña panelera alcanzaron $R^2 = 0,81$ para pH y exactitudes de clasificación de 0,87 para pH, 0,73 para materia orgánica y 0,72 para calcio. La clasificación puede, por tanto, conservar utilidad aun cuando la predicción continua sea moderada, siempre que las categorías correspondan a decisiones agronómicas explícitas; el estudio no sustenta todavía una generalización nacional (Delgadillo-Duran et al., 2022). En Brasil, la estratificación de 1535 muestras elevó el desempeño para arcilla hasta $R^2 = 0,84$, con errores cercanos a 6 %, mientras las bibliotecas nacionales Vis–NIR–SWIR y MIR demostraron el valor de integrar colecciones y protocolos institucionales (Costa et al., 2022; Demattê et al., 2019; Mendes et al., 2022). ProBASE formalizó además la cooperación entre espectroscopía y laboratorios convencionales (Paiva et al., 2022), mientras la predicción de elementos potencialmente tóxicos confirmó que el desempeño cambia entre elementos y concentraciones extremas (Saraiva et al., 2025).

Estos casos muestran que la utilidad no depende de un país, algoritmo o región espectral aislados. Los mejores resultados aparecen cuando la propiedad posee una base espectral plausible, la calibración representa la variación edáfica relevante y la validación reproduce el cambio de dominio previsto. Las bibliotecas extensas amplían la cobertura, pero requieren estratificación, transferencia instrumental o actualización local; las propiedades indirectas exigen especial cautela cuando cambian mineralogía, manejo o métodos analíticos. Por ello, la evidencia internacional debe emplearse como referencia para diseñar y verificar sistemas regionales, no como justificación para importar calibraciones sin comprobar su desempeño local.

Aplicaciones prioritarias para Colombia

En Colombia, las primeras aplicaciones deberían concentrarse en carbono orgánico, materia orgánica, arcilla, arena, pH y mineralogía, por su respaldo espectral y su utilidad en fertilidad, zonificación del manejo, cartografía y monitoreo. La evaluación debe vincularse con decisiones: para pH, interesa conservar los intervalos que modifican el encalado; para textura, las clases que condicionan retención de agua y manejo; y para carbono, detectar cambios mayores que la incertidumbre acumulada del muestreo, el

Suelos Ecuatoriales 55 (1 y 2): 52-75. https://doi.org/10.47864/se552025p5275

laboratorio y el modelo. Fósforo disponible, cationes, micronutrientes, salinidad e indicadores biológicos deberían iniciar como herramientas de tamizaje, con una proporción mayor de análisis convencionales en los intervalos críticos.

Una ruta operativa debería comenzar con un piloto regional en un sistema productivo que disponga de muestras archivadas, referencias confiables y variación edáfica suficiente. Un objetivo inicial realista sería calibrar entre tres y cinco propiedades consolidadas y validar excluyendo fincas o localidades completas. Las instituciones participantes podrían conectar colecciones mediante un protocolo mínimo común para secado, molienda, tamizado, número de lecturas, materiales de referencia, control instrumental, unidades, métodos analíticos y metadatos. Las nuevas muestras se seleccionarían para cubrir vacíos espectrales y edáficos, en lugar de aumentar indiscriminadamente el tamaño de la biblioteca.

En la fase de servicio, cada lote debería incluir controles y un subconjunto determinado por métodos convencionales. El sistema tendría que identificar muestras fuera del dominio, reportar incertidumbre y remitir al laboratorio aquellas cuyos intervalos atraviesen umbrales agronómicos. La espectroscopía funcionaría así como una infraestructura híbrida: ampliaría la densidad de información y reduciría tiempos y reactivos, mientras los laboratorios conservarían las funciones de calibración, verificación y actualización. Esta adopción gradual conecta con la principal conclusión de la revisión: para los suelos tropicales colombianos, el avance decisivo no será un modelo universal, sino una red regional reproducible, externamente validada y capaz de generar predicciones con incertidumbre compatible con el uso previsto.

Limitaciones y prioridades de investigación

La aplicación operativa requiere priorizar la validación externa, la interoperabilidad, la incertidumbre decisional, el seguimiento temporal y la viabilidad económica.

Prioridad 1: validación verdaderamente externa

La validación debe excluir poblaciones que hayan intervenido directa o indirectamente en cualquier decisión metodológica. El conjunto externo debe reservarse antes de seleccionar preprocesamiento, bandas, algoritmo o hiperparámetros y corresponder al tipo de transferencia: fincas o localidades completas para uso regional, perfiles o intervalos para profundidad, equipos y laboratorios para interoperabilidad, y campañas para estabilidad temporal. Si se evalúan varios niveles, sus resultados deben reportarse por separado porque una sola métrica oculta qué cambio de dominio produce la pérdida de desempeño. También deben describirse los intervalos de las propiedades, clases de suelo, manejo y cobertura del espacio espectral; una validación dominada por valores medios puede ocultar errores en suelos extremos o categorías agronómicamente críticas. Los ensayos con muestras desconocidas permiten separar error analítico y error predictivo (Tavares et al., 2025). El éxito debe definirse antes de calibrar mediante error y sesgo máximos, proporción mínima dentro del dominio y precisión requerida en cada grupo externo.

Prioridad 2: estándares regionales e interoperabilidad

La interoperabilidad requiere un estándar regional mínimo para preparación, intervalo y geometría espectral, controles, unidades, métodos analíticos y metadatos. No es indispensable imponer un único instrumento, pero sí documentar cambios de lámpara, accesorio, reparación o software. Un conjunto estable de muestras representativas, acompañado por réplicas ciegas y muestras desconocidas, permitiría distinguir repetibilidad dentro del laboratorio, reproducibilidad entre

instituciones y precisión respecto al método de referencia. Armonizar espectros no corrige por sí solo incompatibilidades analíticas: dos laboratorios pueden obtener señales semejantes y discrepar en carbono, textura o nutrientes por sus métodos convencionales. Por ello, ambas fases deben integrarse, como demuestra la Open Soil Spectral Library al armonizar unidades, procedimientos, identificadores y metadatos (Safanelli et al., 2025). Para Colombia, el criterio previo a combinar colecciones sería que varios laboratorios obtuvieran predicciones equivalentes, dentro de tolerancias acordadas, al analizar el mismo conjunto de control.

Prioridad 3: incertidumbre para decisiones agronómicas

La incertidumbre debe expresarse como consecuencia agronómica. Además de R^2 y raíz del error cuadrático medio, conviene evaluar la concordancia entre categorías, la omisión de intervenciones necesarias y las recomendaciones innecesarias. Estos errores pueden tener costos distintos —pérdida de rendimiento, gasto adicional o riesgo ambiental— y compararse mediante funciones de pérdida orientadas a la decisión (Breure et al., 2022). Los intervalos de predicción también deben calibrarse: si se declara una cobertura de 95 %, aproximadamente esa proporción de observaciones externas debería quedar dentro de los límites. La amplitud debe ser suficientemente pequeña para separar los umbrales agronómicos; cuando el intervalo atraviese un umbral, el sistema debería declarar la decisión incierta y remitir la muestra al análisis convencional. El éxito consiste en reducir decisiones equivocadas sin enviar al laboratorio una fracción tan alta que se pierda la ventaja operativa.

Prioridad 4: seguimiento temporal y detección de cambios

El seguimiento temporal exige distinguir cambios reales de la incertidumbre acumulada del muestreo, la variación espacial de corta distancia, la preparación, el análisis de referencia, el instrumento y el modelo. Un modelo puede representar contrastes amplios entre suelos y, aun así, ser incapaz de detectar una variación pequeña dentro de la misma parcela. Los estudios deben conservar ubicación, profundidad, época, preparación e instrumento; incluir controles y réplicas; y estimar previamente el cambio mínimo detectable a partir de la propagación de errores (Ellinger et al., 2019). En carbono, la concentración espectral debe convertirse con cautela a reservas mediante densidad aparente, fragmentos gruesos y profundidad equivalente, porque una predicción precisa de concentración no garantiza igual precisión en el almacenamiento por unidad de área (England & Viscarra Rossel, 2018). El criterio de éxito no es obtener diferencias significativas entre fechas, sino detectar cambios superiores a un umbral predefinido manteniendo controladas las falsas alarmas.

Prioridad 5: evaluación económica y condiciones de adopción

La evaluación económica debe comparar flujos completos y no únicamente el precio de una lectura: análisis convencional, espectroscopía con controles y sistemas adaptativos que remitan al laboratorio los casos inciertos. Debe incluir inversión, preparación, mantenimiento, materiales de referencia, personal, actualización del modelo, volumen anual, tiempo de respuesta y costo de decisiones equivocadas. Para carbono, la espectroscopía puede ser más costo-efectiva al aumentar la densidad de muestreo sin sacrificar excesivamente la precisión, pero el resultado depende del diseño y del nivel de incertidumbre aceptado (Li et al., 2022). Un piloto colombiano debería registrar estos componentes durante al menos un ciclo operativo y compararlos por muestra procesada, por hectárea caracterizada y por decisión confiable. También debe cuantificar

Suelos Ecuatoriales 55 (1 y 2): 52-75. https://doi.org/10.47864/se552025p5275

qué proporción de muestras requiere análisis convencional; si esa fracción es demasiado alta, la ventaja esperada puede desaparecer. Estas prioridades desplazan el énfasis desde mejoras marginales de R^2 hacia resultados verificables: dominio validado, reproducibilidad, decisiones confiables, cambios detectables y sostenibilidad económica.

La transición desde modelos experimentales hacia sistemas espectroscópicos operativos requiere evaluar la cadena completa de generación y uso de la información. Una predicción precisa en una calibración interna no garantiza que el modelo mantenga su desempeño al cambiar la región, el tipo de suelo, la profundidad, el contenido de humedad, el instrumento o el laboratorio. Por esta razón, las futuras investigaciones deben definir explícitamente la población objetivo, representar su variabilidad edáfica y espectral, aplicar validaciones externas y comunicar la incertidumbre asociada con cada resultado. La adopción tampoco debería plantearse como una sustitución inmediata del análisis convencional, sino como un sistema híbrido en el que el laboratorio proporcione datos de referencia, controle la calidad y analice las muestras que se encuentren fuera del dominio de calibración o presenten incertidumbre elevada. En Colombia y otras regiones tropicales, esta estrategia permitiría aprovechar gradualmente las bibliotecas existentes, incorporar muestras locales y priorizar propiedades con utilidad agronómica demostrada. El criterio de éxito no debería limitarse al incremento de indicadores estadísticos, sino considerar la estabilidad entre contextos, la reducción verificable de tiempo y costos, y la capacidad de sustentar decisiones sobre caracterización, monitoreo y manejo del suelo. Así, la espectroscopía podrá consolidarse como una herramienta complementaria, escalable y científicamente controlada, cuya utilidad dependerá de la correspondencia entre el desempeño analítico, el contexto de aplicación y las exigencias de la decisión.

CONCLUSIONES

La espectroscopía Vis–NIR–MIR constituye una alternativa rápida, no destructiva y complementaria para ampliar la caracterización del suelo, con evidencia especialmente consistente para carbono y materia orgánica, textura, mineralogía, nitrógeno total y pH. Su desempeño depende tanto de la calidad de los datos de referencia, la preparación de las muestras, la representatividad de la calibración y el diseño de validación como del algoritmo utilizado. En este sentido, una mayor complejidad computacional no garantiza predicciones más confiables: los modelos avanzados solo ofrecen ventajas cuando se dispone de bibliotecas suficientemente amplias y representativas, procedimientos adecuados para controlar el sobreajuste y evaluaciones que aseguren la independencia entre los conjuntos de calibración, validación y prueba. La comparación entre regiones espectrales también debe responder al contexto de uso. MIR proporciona mayor especificidad analítica y suele alcanzar un desempeño sólido bajo condiciones controladas de laboratorio, mientras que Vis–NIR ofrece ventajas de portabilidad, rapidez y posible aplicación en campo. Por tanto, la selección de la región espectral, el instrumento y el método de modelación debe basarse en la propiedad objetivo, la escala de trabajo, la precisión requerida y las condiciones reales de implementación, y no únicamente en el valor máximo de un indicador estadístico.

La principal limitación operativa continúa siendo la transferencia de las calibraciones entre condiciones de humedad, instrumentos, laboratorios, profundidades, regiones y clases de suelo. Un modelo con buen desempeño interno puede perder precisión cuando se aplica a muestras que no representan

adecuadamente la variabilidad incorporada durante su desarrollo. En consecuencia, toda calibración debe restringirse a un dominio de aplicación explícito, comprobado mediante validación externa, análisis de similitud con la población de calibración, detección de muestras atípicas o no representadas y estimaciones de incertidumbre compatibles con el uso previsto. La evaluación debería incluir, además de coeficientes de determinación, métricas de error, sesgo, estabilidad entre grupos y capacidad para conservar el desempeño en sitios o periodos independientes. Los análisis convencionales siguen siendo indispensables para generar datos de referencia, controlar la calidad, actualizar las bibliotecas y resolver los casos que se encuentren fuera del dominio o presenten incertidumbre elevada. Por ello, la aplicación más realista no consiste en sustituir completamente el laboratorio, sino en establecer sistemas híbridos que utilicen la espectroscopía para procesar grandes volúmenes de muestras y reserven los métodos convencionales para la calibración, la verificación y las situaciones en las que una predicción incorrecta pueda afectar decisiones agronómicas o ambientales.

Para Colombia y otros ambientes tropicales, la elevada diversidad de materiales parentales, grados de meteorización, contenidos de óxidos, condiciones climáticas y sistemas de manejo exige bibliotecas regionales, protocolos armonizados y estrategias de calibración que representen explícitamente esa heterogeneidad. La implementación debería comenzar con propiedades de respuesta consolidada y problemas agronómicos concretos, para los cuales una mayor densidad de información pueda mejorar la caracterización, el monitoreo o la delimitación de áreas de manejo. Una infraestructura colaborativa entre universidades, laboratorios, instituciones públicas y productores permitiría compartir datos de referencia, establecer materiales de control, evaluar la transferencia entre equipos e incorporar progresivamente muestras locales. Los proyectos piloto deberán demostrar no solo precisión analítica, sino también estabilidad temporal, reducción verificable de costos y tiempos, proporción de muestras que todavía requieren análisis convencional y utilidad efectiva para sustentar decisiones sobre el suelo. Asimismo, la investigación futura deberá fortalecer la validación independiente, la cuantificación de incertidumbre, el seguimiento de cambios temporales y la evaluación económica bajo diferentes escalas operativas. Con estas condiciones, la espectroscopía podrá consolidarse como una herramienta científicamente controlada y escalable, capaz de complementar la infraestructura analítica existente y contribuir a una gestión más oportuna, intensiva en información y adaptada a la complejidad de los suelos tropicales.

REFERENCIAS

Ackerson, J. P., Demattê, J. A. M., & Morgan, C. L. S. (2015). Predicting clay content on field-moist intact tropical soils using a dried, ground VisNIR library with external parameter orthogonalization. Geoderma 259-260 , 196-204. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.06.002

Barthès, B. G., Kouakoua, E., Coll, P., Clairotte, M., Moulin, P., Saby, N. P. A., Le Cadre, E., Etayo, A., & Chevallier, T. (2020). Improvement in spectral library-based quantification of soil properties using representative spiking and local calibration – The case of soil inorganic carbon prediction by mid-infrared spectroscopy. Geoderma 369 , 114272. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114272

Breure, T. S., Haefele, S. M., Hannam, J. A., Corstanje, R., Webster, R., Moreno-Rojas, S., & Milne, A. E. (2022). A loss function to evaluate agricultural decision-making under uncertainty: a case study of soil spectroscopy. Precision Agriculture 23 (4), 1333-1353. https://doi.org/10.1007/s11119-022-09887-2

Chinilin, A. V., Vindeker, G. V., & Savin, I. Y. (2023). Vis-NIR Spectroscopy for Soil Organic Carbon Assessment: A Meta-Analysis. Eurasian Soil Science, 56(11), 1605–1617. https://doi.org/10.1134/S1064229323601841

Costa, J. J. F., Giasson, É., da Silva, E. B., Tiecher, T., de Sena, A. F. S., & de Oliveira E Silva, R. G. P. (2022). Soil texture prediction through stratification of a regional soil spectral library. Pedosphere, 32(2), 294–306. https://doi.org/10.1016/S1002-0160(21)60074-7

Dai, J., Yang, H., Maimaitituersun, A., & Maimaitiaili, K. (2026). Development and contribution analysis of a multi-depth soil organic matter prediction model integrating VIS–NIR spectroscopy and environmental covariates. Plant Soil, 520, 1249–1272. https://doi.org/10.1007/s11104-026-08325-w

Delgadillo-Duran, D. A., Vargas-García, C. A., Varón-Ramírez, V. M., Calderón, F., Montenegro, A. C., & Reyes-Herrera, P. H. (2022). Vis-NIR spectroscopy and machine learning methods to diagnose chemical properties in Colombian sugarcane soils. Geoderma Regional, 31, e00588. https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2022.e00588

Demattê, J. A. M., Dotto, A. C., Paiva, A. F. S., Sato, M. V., Dalmolin, R. S. D., de Araújo, M. D. S. B., da Silva, E. B., Nanni, M. R., ten Caten, A., Noronha, N. C., Lacerda, M. P. C., de Araújo Filho, J. C., Rizzo, R., Bellinaso, H., Francelino, M. R., Schaefer, C. E. G. R., Vicente, L. E., dos Santos, U. J., de Sá Barretto Sampaio, E. V., Menezes, R. S. C., de Souza, J. J. L. L., Abrahão, W. A. P., Coelho, R. M., Grego, C. R., Lani, J. L., Fernandes, A. R., Gonçalves, D. A. M., Silva, S. H. G., de Menezes, M. D., Curi, N., Couto, E. G., dos Anjos, L. H. C., Ceddia, M. B., Pinheiro, É. F. M., Grunwald, S., Vasques, G. M., Marques Júnior, J., da Silva, A. J., Barreto, M. C. D. V., Nóbrega, G. N., da Silva, M. Z., de Souza, S. F., Valladares, G. S., Viana, J. H. M., da Silva Terra, F., Horák-Terra, I., Fiorio, P. R., da Silva, R. C., Frade Júnior, E. F., Lima, R. H. C., Alba, J. M. F., de Souza Junior, V. S., Brefin, M. D. L. M. S., Ruivo, M. D. L. P., Ferreira, T. O., Brait, M. A., Caetano, N. R., Bringhenti, I., de Sousa Mendes, W., Safanelli, J. L., Guimarães, C. C. B., Poppiel, R. R., e Souza, A. B., Quesada, C. A., & do Couto, H. T. Z. (2019). The Brazilian Soil Spectral Library (BSSL): A general view, application and challenges. Geoderma 354 , 113793. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.05.043

Demattê, J. A. M., Paiva, A. F. D. S., Poppiel, R. R., Rosin, N. A., Ruiz, L. F. C., Mello, F. A. D. O., Minasny, B., Grunwald, S., Ge, Y., Ben Dor, E., Gholizadeh, A., Gomez, C., Chabrillat, S., Francos, N., Ayoubi, S., Fiantis, D., Biney, J. K. M., Wang, C., Belal, A., Naimi, S., Hafshejani, N. A., Bellinaso, H., Moura-Bueno, J. M., & Silvero, N. E. Q. (2022). The Brazilian Soil Spectral Service (BraSpecS): A User-Friendly System for Global Soil Spectra Communication. Remote Sensing 14 (3), 740. https://doi.org/10.3390/rs14030740

Dorantes, M. J., Fuentes, B. A., & Miller, D. M. (2022). Calibration set optimization and library transfer for soil carbon estimation using soil spectroscopy—A review. Soil Science Society of America Journal 86 (4), 879-903. https://doi.org/10.1002/saj2.20435

Dotto, A. C., Dalmolin, R. S. D., ten Caten, A., & Grunwald, S. (2018). A systematic study on the application of scatter-corrective and spectral-derivative preprocessing for multivariate prediction of soil organic carbon by Vis-NIR spectra. Geoderma 314 , 262-274. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.11.006

Ellinger, M., Merbach, I., Werban, U., & Ließ, M. (2019). Error propagation in spectrometric functions of soil organic carbon. SOIL 5 (2), 275-288. https://doi.org/10.5194/soil-5-275-2019

England, J. R., & Viscarra Rossel, R. A. (2018). Proximal sensing for soil carbon accounting. SOIL 4 (2), 101-122. https://doi.org/10.5194/soil-4-101-2018

Gamagedara, Y., Feng, G., Waiser, T., Williams, M., Tagert, M. L., Martins, V. S., & Wijewardane, N. K. (2026). Spectroscopy-based models outperform pedotransfer functions for estimating soil hydraulic properties. Catena, 269, 110099. https://doi.org/10.1016/j.catena.2026.110099

Ghimire, S., Zhang, Y., Huang, J., Majumder, E. L.-W., Hartemink, A. E., Graham, E. B., Qafoku, O., Andrews, J., & Freedman, Z. B. (2025). Using mid-infrared spectroscopy to estimate soil microbial properties at the continental scale. Applied Soil Ecology, 211, 106110. https://doi.org/10.1016/j.apsoil.2025.106110

Gozukara, G., Hartemink, A. E., Huang, J., & Demattê, J. A. M. (2025). Prediction accuracy of pXRF, MIR, and Vis-NIR spectra for soil properties—A review. Soil Science Society of America Journal, 89, e70028. https://doi.org/10.1002/saj2.70028

Hateffard, F., Gumbricht, T., Ranhem, T., Breure, T., Panagos, P., & Hugelius, G. (2025). Predicting Soil Properties Using Spectral Subsets of LUCAS Visible Near-Infrared Spectroscopy Data. European Journal of Soil Science 76 (6), e70242. https://doi.org/10.1111/ejss.70242

Hong, W., Chen, Y., & Wu, C. (2026). Overcoming soil discrepancy in Vis-NIR soil organic matter prediction: A deep transfer learning framework. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 41, 101942. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2026.101942

Irving, D., Tran, T. K. A., Poudel, S., Tang, Y., Ng, W., Xue, P., McBratney, A. B., & Minasny, B. (2026). Infrared spectroscopy prediction of soil microbial properties across Australian soils: Drivers and limitations. Soil & Environmental Health, 4, 100205. https://doi.org/10.1016/j.seh.2026.100205

Jeon, S. H., Jang, H. J., Ng, W., Minasny, B., Kim, S. H., Shim, J. H., Roh, A., Kwon, S. i., & Yun, J. J. (2024). Predicting soil properties for fertiliser recommendation in South Korea using MIR spectroscopy. Geoderma Regional, 39, e00901. https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2024.e00901

Kuang, B., & Mouazen, A. M. (2013). Effect of spiking strategy and ratio on calibration of on-line visible and near infrared soil sensor for measurement in European farms. Soil and Tillage Research 128 , 125-136. https://doi.org/10.1016/j.still.2012.11.006

Li, S., Viscarra Rossel, R. A., & Webster, R. (2022). The cost-effectiveness of reflectance spectroscopy for estimating soil organic carbon. European Journal of Soil Science 73 (1), e13202. https://doi.org/10.1111/ejss.13202

Ma, Y., Minasny, B., Demattê, J. A. M., & McBratney, A. B. (2023). Incorporating soil knowledge into machine-learning prediction of soil properties from soil spectra. European Journal of Soil Science, 74(6), e13438. https://doi.org/10.1111/ejss.13438

Mendes, W. D. S., Demattê, J. A. M., Rosin, N. A., Terra, F. D. S., Poppiel, R. R., Urbina-Salazar, D. F., Boechat, C. L., Silva, E. B., Curi, N., Silva, S. H. G., José dos Santos, U., & Souza Valladares, G. (2022). The Brazilian soil Mid-infrared Spectral Library: The Power of the Fundamental Range. Geoderma 415 , 115776. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2022.115776

Morellos, A., Pantazi, X.-E., Moshou, D., Alexandridis, T., Whetton, R., Tziotzios, G., Wiebensohn, J., Bill, R., & Mouazen, A. M. (2016). Machine learning based prediction of soil total nitrogen, organic carbon and moisture content by using VIS-NIR spectroscopy. Biosystems Engineering 152 , 104-116. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.04.018

Mészáros, J., Kovács, Z., László, P., Vass-Meyndt, S., Koós, S., Pirkó, B., Szűcs-Vásárhelyi, N., Bakacsi, Z., Laborczi, A., Balog, K., & Pásztor, L. (2025). Vis-NIR soil spectral library of the Hungarian Soil Degradation Observation System. Scientific Data, 12(1), 363. https://doi.org/10.1038/s41597-025-04667-9

Najdenko, E., Lorenz, F., Dittert, K., & Olfs, H.-W. (2024). Rapid in-field soil analysis of plant-available nutrients and pH for precision agriculture a review. Precision Agriculture, 25(6), 3189–3218. https://doi.org/10.1007/s11119-024-10181-6

Nath, D., Laik, R., Meena, V. S., Pramanick, B., & Singh, S. K. (2021). Can mid-infrared (mid-IR) spectroscopy evaluate soil conditions by predicting soil biological properties? Soil Security, 4, 100008. https://doi.org/10.1016/j.soisec.2021.100008

Nawar, S., Buddenbaum, H., Hill, J., Kozak, J., & Mouazen, A. M. (2016). Estimating the soil clay content and organic matter by means of different calibration methods of vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. Soil and Tillage Research 155 , 510-522. https://doi.org/10.1016/j.still.2015.07.021

Ng, W., Minasny, B., Jeon, S. H., & McBratney, A. (2022). Mid-infrared spectroscopy for accurate measurement of an extensive set of soil properties for assessing soil functions. Soil Security, 6, 100043. https://doi.org/10.1016/j.soisec.2022.100043

Ng, W., Winowiecki, L. A., Karari, V., Weullow, E., Ateku, D. A., Vågen, T.-G., Pittaki, Z., & Minasny, B. (2024). Exploring mid-infrared spectral transfer functions for the prediction of multiple soil properties using a global dataset. Soil Science Society of America Journal, 88(4), 1234–1247. https://doi.org/10.1002/saj2.20697

Norouzi, S., Sadeghi, M., Tuller, M., Liaghat, A., Jones, S. B., & Ebrahimian, H. (2022). A novel physical-empirical model linking shortwave infrared reflectance and soil water retention. Journal of Hydrology, 614, 128653. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128653

Norouzi, S., Sadeghi, M., Tuller, M., Ebrahimian, H., Liaghat, A., Jones, S. B., & de Jonge, L. W. (2023). A novel laboratory method for the retrieval of the soil water retention curve from shortwave infrared reflectance. Journal of Hydrology, 626, 130284. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.130284

Norouzi, S., Greve, M. H., Moldrup, P., Minasny, B., Zaresourmanabad, M., Pesch, C., Gomes, L., Arthur, E., Norgaard, T., Knadel, M., Greve, M. B., & de Jonge, L. W. (2026). A Physics-Informed Neural Network for Retrieving the Continuous Soil Particle Size Distribution From Vis-NIR Spectra. European Journal of Soil Science, 77(1), e70264. https://doi.org/10.1111/ejss.70264

Padarian, J., Minasny, B., & McBratney, A. B. (2019). Using deep learning to predict soil properties from regional spectral data. Geoderma Regional 16 , e00198. https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2018.e00198

Paiva, A. F. D. S., Poppiel, R. R., Rosin, N. A., Greschuk, L. T., Rosas, J. T. F., & Demattê, J. A. M. (2022). The Brazilian Program of soil analysis via spectroscopy (ProBASE): Combining spectroscopy and wet laboratories to understand new technologies. Geoderma 421, 115905. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2022.115905

Park, S., Jeon, S., Kwon, N. H., Kwon, M., Shin, J. H., Kim, W. C., & Lee, J. G. (2024). Application of near-infrared spectroscopy to predict chemical properties in clay rich soil: A review. European Journal of Agronomy, 159, 127228. https://doi.org/10.1016/j.eja.2024.127228

Peng, Y., Ben-Dor, E., Biswas, A., Chabrillat, S., Demattê, J. A. M., Ge, Y., Gholizadeh, A., Gomez, C., Guerrero, C., Herrick, J., Maynard, J. J., Mouazen, A. M., Ma, Y., McBratney, A. B., Minasny, B., Ramirez-Lopez, L., Robertson, A. H. J., Rossel, R. A. V., Shi, Z., Stenberg, B., Wadoux, A. M. J.-C., Winowiecki, L. A., & Zhang, G. (2025). Spectroscopic solutions for generating new global soil information. The Innovation, 6(5), 100839. https://doi.org/10.1016/j.xinn.2025.100839

Ramirez-Lopez, L., Behrens, T., Schmidt, K., Stevens, A., Demattê, J. A. M., & Scholten, T. (2013). The spectrum-based learner: A new local approach for modeling soil vis–NIR spectra of complex datasets. Geoderma 195-196 , 268-279. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.12.014

Renuka, K. P., Dharumarajan, S., Lalitha, M., Vasundhara, R., Kalaiselvi, B., & Sathish, A. (2026). Soil Property Prediction with Vis-NIR Spectroscopy in Different Depths: Testing the Robustness of Topsoil-Derived Models. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 54, 3687–3699. https://doi.org/10.1007/s12524-026-02518-7

Rinnan, Å., van den Berg, F. W. J., & Engelsen, S. B. (2009). Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 28(10), 1201–1222. https://doi.org/10.1016/j.trac.2009.07.007

Rizzo, R., Demattê, J. A. M., Lepsch, I. F., Gallo, B. C., & Fongaro, C. T. (2016). Digital soil mapping at local scale using a multi-depth Vis-NIR spectral library and terrain attributes. Geoderma, 274, 18–27. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.03.019

Safanelli, J. L., Hengl, T., Parente, L. L., Minarik, R., Bloom, D. E., Todd-Brown, K., Gholizadeh, A., Mendes, W. D. S., & Sanderman, J. (2025). Open Soil Spectral Library (OSSL): Building reproducible soil calibration models through open development and community engagement. PLOS ONE 20 (1), e0296545. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0296545

Saidi, S., Ayoubi, S., Shirvani, M., Mireei, S. A., Ge, Y., Zhao, K., & Cerda`, A. (2025). Use of Vis-NIR reflectance spectroscopy for estimating soil phosphorus sorption parameters at the watershed scale. Soil & Tillage Research, 248, 106460. https://doi.org/10.1016/j.still.2025.106460

Sanderman, J., Gholizadeh, A., Pittaki-Chrysodonta, Z., Huang, J., Safanelli, J. L., & Ferguson, R. (2023). Transferability of a large mid-infrared soil spectral library between two Fourier-transform infrared spectrometers. Soil Science Society of America Journal, 87(3), 586–599. https://doi.org/10.1002/saj2.20513

Sangoi, D. V. D. S., Dalmolin, R. S. D., Moura-Bueno, J. M., Pedron, F. D. A., Brunetto, G., Hindersmann, J., Grando, D. L., & Fontana, A. E. (2025). Combining Vis-NIR-SWIR Spectroscopy and Machine Learning to Predict Soil Available Copper and Zinc in Southern Brazil Vineyards. Journal of Soil Science and Plant Nutrition, 25(4), 4439–4453. https://doi.org/10.1007/s42729-025-02407-x

Saraiva, P. C., Mendes, W. d. S., Nascimento, C. W. A. d., Morais, P. G. C. d., Cardoso, K. M., Nascimento, C. C., Demattê, J. A. M., & Boechat, C. L. (2025). Estimating potentially toxic elements in Brazilian tropical soils with vis-NIR spectroscopy and machine learning. Soil Security, 21, 100217. https://doi.org/10.1016/j.soisec.2025.100217

Seidel, M., Hutengs, C., Ludwig, B., Thiele-Bruhn, S., & Vohland, M. (2019). Strategies for the efficient estimation of soil organic carbon at the field scale with vis-NIR spectroscopy: Spectral libraries and spiking vs. local calibrations. Geoderma 354 , 113856. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.07.014

Sepahvand, H., Mirzaeitalarposhti, R., Beiranvand, K., Feizian, M., & Müeller, T. (2019). Prediction of soil carbon levels in calcareous soils of Iran by mid-infrared reflectance spectroscopy. Environmental Pollutants and Bioavailability, 31(1), 9–17. https://doi.org/10.1080/09542299.2018.1549961

Sharififar, A., Francos, N., Ng, W., Minasny, B., Gholizadeh, A., Karunaratne, S., & McBratney, A. (2025). Navigating the challenges of spectral soil sensing: Key solutions for success. Soil & Environmental Health, 3, 100160. https://doi.org/10.1016/j.seh.2025.100160

Shepherd, K. D., Ferguson, R., Hoover, D., van Egmond, F., Sanderman, J., & Ge, Y. (2022). A global soil spectral calibration library and estimation service. Soil Security 7 , 100061. https://doi.org/10.1016/j.soisec.2022.100061

Shu, W., Price, G. W., Lynch, D., Burton, D. L., & Heung, B. (2026). Predicting soil health properties across different agricultural land use systems using mid-infrared spectroscopy. Geoderma, 471, 117873. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2026.117873

Singha, C., Swain, K. C., Sahoo, S., & Govind, A. (2023). Prediction of soil nutrients through PLSR and SVMR models by VIs-NIR reflectance spectroscopy. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences, 26, 901–918. https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2023.10.005

Song, Q., Hu, J., Li, L., Li, S., & Lu, X. (2026). Estimation and mapping of soil texture content combining ground-based sensing, UAVs, and satellite imagery. Environmental Earth Sciences, 85(218), 1–22. https://doi.org/10.1007/s12665-026-12944-y

Soriano-Disla, J. M., Janik, L. J., Viscarra Rossel, R. A., Macdonald, L. M., & McLaughlin, M. J. (2014). The Performance of Visible, Near-, and Mid-Infrared Reflectance Spectroscopy for Prediction of Soil Physical, Chemical, and Biological Properties. Applied Spectroscopy Reviews, 49(2), 139–186. https://doi.org/10.1080/05704928.2013.811081

St. Luce, M., Ziadi, N., & Viscarra Rossel, R. A. (2022). GLOBAL-LOCAL: A new approach for local predictions of soil organic carbon content using large soil spectral libraries. Geoderma 425 , 116048. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2022.116048

Stevens, A., Nocita, M., Tóth, G., Montanarella, L., & van Wesemael, B. (2013). Prediction of Soil Organic Carbon at the European Scale by Visible and Near InfraRed Reflectance Spectroscopy. PLoS ONE 8 (6), e66409. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0066409

Swan, T., Jang, H. J., Huang, Y.-C., Fidelis, C., Yinil, D., Bala, B. S., Das, B. S., & Field, D. (2026). Comparative analysis of Vis-NIR and MIR spectroscopy for predicting soil properties and identifying minerals at smallholder cocoa farms across Papua New Guinea. Soil Advances, 5, 100094. https://doi.org/10.1016/j.soilad.2025.100094

Tavares, T. R., Demattê, J. A. M., Mouazen, A. M., Ben-Dor, E., Anselmi, A. A., Campos, V. M. D. A., Minasny, B., Silva, S. H. G., Chabrillat, S., Karyotis, K., Cantarella, H., Andrade, C. A., Cherubin, M. R., de Carvalho, H. W. P., & Lavres, J. (2025). Proficiency tests for soil analysis services via proximal sensing. Geoderma 460 , 117434. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2025.117434

Tong, Z., & Liu, L. (2025). SpatialFormer: A Model to Estimate Soil Organic Carbon Content Using Spectral and Spatial Information. Journal of Soil Science and Plant Nutrition, 25, 3259–3271. https://doi.org/10.1007/s42729-025-02333-y

Tsakiridis, N. L., Keramaris, K. D., Theocharis, J. B., & Zalidis, G. C. (2020). Simultaneous prediction of soil properties from VNIR-SWIR spectra using a localized multi-channel 1-D convolutional neural network. Geoderma 367 , 114208. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114208

Vasques, G. M., Grunwald, S., & Sickman, J. O. (2008). Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra. Geoderma 146 (1-2), 14-25. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.04.007

Viscarra Rossel, R. A., Behrens, T., Ben-Dor, E., Brown, D. J., Demattê, J. A. M., Shepherd, K. D., Shi, Z., Stenberg, B., Stevens, A., Adamchuk, V., Aïchi, H., Barthès, B. G., Bartholomeus, H. M., Bayer, A. D., Bernoux, M., Böttcher, K., Brodský, L., Du, C. W., Chappell, A., Fouad, Y., Genot, V., Gomez, C., Grunwald, S., Gubler, A., Guerrero, C., Hedley, C. B., Knadel, M., Morrás, H. J. M., Nocita, M., Ramirez-Lopez, L., Roudier, P., Campos, E. M. R., Sanborn, P., Sellitto, V. M., Sudduth, K. A., Rawlins, B. G., Walter, C., Winowiecki, L. A., Hong, S. Y., & Ji, W. (2016). A global spectral library to characterize the world's soil. Earth-Science Reviews 155 , 198-230. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2016.01.012

Viscarra Rossel, R. A., Behrens, T., Ben-Dor, E., Chabrillat, S., Demattê, J. A. M., Ge, Y., Gomez, C., Guerrero, C., Peng, Y., Ramirez-Lopez, L., Shi, Z., Stenberg, B., Webster, R., Winowiecki, L., & Shen, Z. (2022). Diffuse reflectance spectroscopy for estimating soil properties: A technology for the 21st century. European Journal of Soil Science, 73(4), e13271. https://doi.org/10.1111/ejss.13271

Wang, L., & Wang, R. (2022). Determination of soil pH from Vis-NIR spectroscopy by extreme learning machine and variable selection: A case study in lime concretion black soil. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 283, 121707. https://doi.org/10.1016/j.saa.2022.121707

Wang, Z., Chen, S., Lu, R., Zhang, X., Ma, Y., & Shi, Z. (2024). Non-linear memory-based learning for predicting soil properties using a regional vis-NIR spectral library. Geoderma, 441, 116752. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2023.116752

Weerasekara, M., Hartemink, A. E., Maynard, J., Demain, E., & Zhang, Y. (2026). Leveraging soil spectral libraries for property prediction: global versus local mid-infrared models and the determinants of predictability. Geoderma, 472, 117950. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2026.117950

Xie, A., & Wu, W. (2025). Evaluating the impact of soil moisture variation on the performance of visible and near-infrared (Vis–NIR) spectroscopy for predicting soil organic carbon content. Environmental Monitoring and Assessment, 197(1221). https://doi.org/10.1007/s10661-025-14726-8

Xu, S., Zhao, Y., Wang, M., & Shi, X. (2018). Comparison of multivariate methods for estimating selected soil properties from intact soil cores of paddy fields by Vis–NIR spectroscopy. Geoderma, 310, 29–43. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.09.013

Zhang, X., Xue, J., Xiao, Y., Shi, Z., & Chen, S. (2023). Towards Optimal Variable Selection Methods for Soil Property Prediction Using a Regional Soil Vis-NIR Spectral Library. Remote Sensing, 15(2), 465. https://doi.org/10.3390/rs15020465

Zhao, D., Zhao, X., Khongnawang, T., Arshad, M., & Triantafilis, J. (2018). A Vis-NIR Spectral Library to Predict Clay in Australian Cotton Growing Soil. Soil Science Society of America Journal. doi:10.2136/sssaj2018.03.0100

Zhao, P., Fallu, D. J., Pears, B. R., Allonsius, C., Lembrechts, J. J., Van de Vondel, S., Meysman, F. J. R., Cucchiaro, S., Tarolli, P., Shi, P., Six, J., Brown, A. G., van Wesemael, B., & Van Oost, K. (2023). Quantifying soil properties relevant to soil organic carbon biogeochemical cycles by infrared spectroscopy: The importance of compositional data analysis. Soil and Tillage Research 231 , 105718. https://doi.org/10.1016/j.still.2023.105718

Zhou, Y., Chen, S., Hu, B., Ji, W., Li, S., Hong, Y., Xu, H., Wang, N., Xue, J., Zhang, X., Xiao, Y., & Shi, Z. (2022). Global Soil Salinity Prediction by Open Soil Vis-NIR Spectral Library. Remote Sensing, 14(21), 5627. https://doi.org/10.3390/rs14215627