



Validación de un modelo para la estimación del contenido de agua del suelo mediante espectroscopía en el infrarrojo cercano

Validation of a model for the estimation of soil water content by infrared spectroscopy

Andrea Katherín Carranza-Díaz¹ ; Jesús Hernán Camacho-Tamayo^{1*} ; Yolanda Rubiano-Sanabria²

¹Universidad Nacional de Colombia, sede Bogotá, Facultad de Ingeniería. Bogotá D.C., Colombia; e-mail: akcarranzad@unal.edu.co; jhcamachot@unal.edu.co

²Universidad Nacional de Colombia, sede Bogotá, Facultad de Ciencia Agrarias. Bogotá D.C., Colombia; e-mail: yrubianos@unal.edu.co

*autor de correspondencia: jhcamachot@unal.edu.co

Cómo citar: Carranza-Díaz, A.K.; Camacho-Tamayo, J.H.; Rubiano-Sanabria, Y. 2023. Validación de un modelo para la estimación del contenido de agua del suelo mediante espectroscopía en el infrarrojo cercano. Rev. U.D.C.A Act. & Div. Cient. 26(1):e2329. <http://doi.org/10.31910/rudca.v26.n1.2023.2329>

Artículo de acceso abierto publicado por Revista U.D.C.A Actualidad & Divulgación Científica, bajo una Licencia Creative Commons CC BY-NC 4.0

Publicación oficial de la Universidad de Ciencias Aplicadas y Ambientales U.D.C.A, Institución de Educación Superior Acreditada de Alta Calidad por el Ministerio de Educación Nacional.

Recibido: junio 20 de 2022

Aceptado: junio 22 de 2023

Editado por: Helber Adrián Arévalo Maldonado

RESUMEN

El monitoreo del contenido de humedad en el suelo es especialmente importante, ya que proporciona información relevante para tomar decisiones acertadas, en cuanto a riego, fertirriego y manejo del estrés hídrico. Este trabajo tiene como objetivo validar un modelo de estimación del contenido de agua en el suelo, mediante espectroscopía de reflectancia difusa en el rango del infrarrojo cercano. Los suelos evaluados provienen de los municipios de Puerto Gaitán (Meta), Espinal (Tolima) y Mosquera (Cundinamarca). En los dos primeros se establecieron redes rígidas, para seleccionar los puntos de muestreo y empleando dos profundidades en cada caso (0-10 y 10-30; 0-10 y 10-25 cm, respectivamente). Para el tercero, se describieron 77 calicatas y se tomaron muestras a 0-10 y 10-35 cm de profundidad. Posteriormente, se evaluó el contenido de humedad considerando 0, 15 y 30 % de humedad. Los datos obtenidos se analizaron con estadística descriptiva. Se empleó la validación cruzada y externa para cada modelo y se obtuvo un modelo general, a partir de los datos de los tres sitios. Los modelos obtenidos para cada sitio de muestreo y el modelo general tienen buena capacidad predictiva. Según los resultados, se afirma que la espectroscopía de reflectancia difusa NIR es una excelente opción para determinar el contenido de agua en el suelo. De igual manera, a partir del análisis de componentes principales, se identificó una diferenciación entre contenidos de agua de los suelos estudiados.

Palabras clave: Agricultura de precisión; Espectroscopia de reflectancia difusa; Infrarrojo cercano; Método de estimación; Suelo agrícola

ABSTRACT

Monitoring soil moisture content is especially important as it provides relevant information for making informed decisions regarding irrigation, fertigation, and water stress management. This study aims to validate a model for estimating soil water content using diffuse reflectance spectroscopy in the near-infrared range. The evaluated soils come from the municipalities of Puerto Gaitán (Meta), Espinal (Tolima), and Mosquera (Cundinamarca). In the first two municipalities, rigid networks were established to select sampling points, with two depths considered for each case (0-10 and 10-30 cm; 0-10 and 10-25 cm, respectively). For the third municipality, 77 soil pits were described, and samples were taken at depths of 0-10 and 10-35 cm. Subsequently, moisture content was evaluated at 0, 15, and 30 % moisture levels. The obtained data were analyzed using descriptive statistics. Cross-validation and external validation were applied to each model, and a general model was developed based on the data from all three sites. The obtained models for each sampling site and the general model demonstrated good predictive capacity. Based on the results, it is affirmed that near-infrared diffuse reflectance spectroscopy is an excellent option for determining soil water content. Similarly, principal component analysis identified differentiation between water contents of the studied soils.

Keywords: Agricultural soil; Diffuse reflectance spectroscopy; Estimation Model; Near infrared; Precision agriculture.

INTRODUCCIÓN

El contenido de agua del suelo (CAS) es una propiedad edáfica relacionada con múltiples procesos biofísicos asociados al crecimiento y al desarrollo de las plantas desde su germinación, adsorción de agua y nutrientes, procesos de transpiración y de evaporación, entre otros, por lo tanto, la determinación de la humedad en el suelo es uno de los principales componentes para tener en cuenta a la hora de implementar diferentes actividades de manejo integrado para la producción de cultivos, como por ejemplo, en el momento de realizar los cálculos para: i) determinar la cantidad y el costo de las láminas de riego; ii) la frecuencia de riego y iii) los requerimientos nutricionales para los sistemas de fertirriego (Anbazhagan *et al.* 2020).

Los métodos convencionales para la medición del CAS son costosos, debido al uso de insumos químicos y, en algunos casos, altamente contaminantes (Martínez Sepúlveda *et al.* 2021). También tiene como desventaja la necesidad de la destrucción de las muestras para la extracción del elemento a ser analizado, requieren de la perturbación del suelo, ya sea para la extracción de muestras a diferentes profundidades o para la instalación de sensores y a la vez estos métodos demandan mucho tiempo para su ejecución (Curto *et al.* 2016; Peng *et al.* 2020). Esto hace que la precisión de los datos disminuya, en especial, teniendo en cuenta que el suelo es un medio cambiante, tanto en el espacio como en el tiempo, debido a los factores de formación (Castillo-Valdez *et al.* 2021) y que requiere de una adecuada interpretación de sus características, para lograr un manejo eficiente del mismo (Peña Vanegas, 2020).

En lo que respecta a la ingeniería de irrigación, la medición del CAS cumple un papel fundamental para el seguimiento en el terreno de los sistemas de riego de los cultivos. La aplicación excesiva o deficiente de agua puede ocasionar alteraciones en el metabolismo de las plantas, siendo más crítico cuando se llega a niveles de estrés hídrico (Anbazhagan *et al.* 2020). Por esto, es necesario contar con una técnica rápida, precisa y de bajo costo, que permita monitorear, de manera eficiente, el suelo y que se pueda considerar como una herramienta para la toma de decisiones, a la hora de implementar estrategias de uso y manejo edáfico.

La espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIRS por sus siglas en idioma inglés), dado que no genera residuos; se puede considerar como una tecnología limpia, a la vanguardia del contexto actual de cambio climático y sostenibilidad, pues se adquiere una señal (huella espectral), que es única para cada muestra de suelo. Ante esto, diferentes autores, como Skoog *et al.* (2007), Stenberg *et al.* (2010) y Peng *et al.* (2020), afirman que la NIRS es una tecnología promisoría para el mapeo digital de suelos de alta resolución y la agricultura de precisión, que incluye la determinación del CAS, ya que a partir del espectro de una sola muestra es posible evaluar múltiples propiedades del suelo y así analizar un mayor número de muestras, en un corto período de tiempo y a menor costo por muestra (Marakkala Manage *et al.* 2018). Esta técnica se fundamenta en el análisis e interpretación de sobretonos y combinación de vibraciones generadas como respuesta a un estímulo de luz, en

el cual, se identifican diferentes bandas de adsorción producidas, principalmente, por los grupos funcionales -CH, -NH y -OH (Afara *et al.* 2021).

Existen diferentes trabajos que muestran la relación entre el contenido de humedad del suelo y la respuesta espectral de la muestra de suelo; por ejemplo, Darra *et al.* (2021) evidenciaron una relación inversamente proporcional entre el CAS y la respuesta espectral del suelo en el intervalo de VIS-NIR, atribuido, principalmente, a las respuestas espectrales de los minerales primarios y secundarios a diferentes concentraciones de humedad. Este fenómeno ha sido explicado por Zhan *et al.* (2007), quienes concluyeron que el CAS muestra un comportamiento inversamente proporcional a la respuesta espectral de las muestras de suelo en el rango visible e infrarrojo cercano, disminuyendo cuando el CAS aumenta. Otras alteraciones ligadas al CAS han sido expuestas por Nocita *et al.* (2015), quienes han identificado que, bajo condiciones de campo, la variación en el CAS puede enmascarar de manera variable la respuesta espectral de otros componentes del suelo, como es el caso de la materia orgánica, ocasionando una disminución en la precisión de predicción de los modelos de estimación del contenido de materia orgánica y del carbono orgánico del suelo, debido a que la curva espectral que se obtiene del suelo presenta comportamiento similar en suelos con alto contenido de materia orgánica o con altos contenidos de agua.

Específicamente en Colombia, se han desarrollado diferentes investigaciones empleando la espectroscopía como técnica de análisis de suelos; sin embargo, ninguno ha reportado la evaluación de la incidencia del CAS en suelos colombianos. A partir de lo expuesto anteriormente, la finalidad de esta investigación fue validar un modelo de estimación del contenido de agua del suelo, mediante espectroscopía de reflectancia difusa NIR.

MATERIALES Y MÉTODOS

Zona de Estudio. Este trabajo se desarrolló empleando tres suelos diferentes, provenientes de los departamentos del Meta, Tolima y Cundinamarca, en Colombia, de los cuales, se extrajeron las muestras a la mitad de los dos primeros horizontes, para cada tipo de suelo. Los dos primeros, fueron extraídos previamente de dos centros de investigación de la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria - AGROSAVIA: a) Centro de Investigación Carimagua, ubicado en el municipio de Puerto Gaitán (Meta) 4°34'01,6" N 71°19'58,0" O, a 170 m s.n.m. y b) Centro Agropecuario "La Granja", ubicado en la región del Espinal (Tolima) 4°10'17,6" N 74°55'44,4" O, a 312 m s.n.m. El tercero fue tomado del Centro Agropecuario Marengo, finca experimental de la Universidad Nacional de Colombia, en el municipio de Mosquera (Cundinamarca), 4°42'52,0" N 74°12'60,0" O, a 2.516 m s.n.m.

Para la toma de muestras en el Centro de Investigación Carimagua (C.I.C) y en el Centro Agropecuario "La Granja" (C.A.G.), cuya extensión es de 5.100 ha y 50 ha, respectivamente, se estableció un sistema de red rígida, teniendo en cuenta la información disponible de la zona de estudio del Instituto Geográfico Agustín Codazzi

(IGAC) y AGROSAVIA, a partir de la cual, se seleccionaron 40 puntos, para el C.I.C. y 74 puntos, para el C.A.G., tomando las muestras a 10 y 30 cm y 10 y 25 cm de profundidad, respectivamente.

En cuanto al Centro Agropecuario Marengo (C.A.M.), que cuenta con un área de 94,6 ha, se realizaron 77 cajuelas georreferenciadas, por medio de un Sistema de Posicionamiento Global, en 16 de los 17 lotes, extensión equivalente a 72,8 ha, en total. En cada cajuela, las muestras fueron recolectadas a 10 y a 35 cm de profundidad.

Determinación de contenido de agua. Todas las muestras fueron secadas al aire durante 72 horas hasta alcanzar la humedad de equilibrio. Posteriormente, se procedió a su molienda y tamizaje, empleando una malla de 2 mm, para remover el material detrítico y homogenizar cada muestra (Zhan *et al.* 2007). En cada caso, se analizaron tres tratamientos consistentes CAS de 0, 15, 30 %, realizando un pre-secado a 60 °C, durante 48 horas, con el fin de homogenizar las muestras, a un contenido de agua cercano a 0 % (Nocita *et al.* 2015).

La determinación del peso de agua (ca_{apl}) a agregar por gramo de suelo, se realizó por medio de la ecuación 1. Después de aplicar ca_{apl} correspondiente, las muestras se dejaron en reposo en recipientes herméticos por 24 horas, permitiendo la distribución uniforme del agua; luego, se obtuvieron las curvas espectrales, por medio del espectrómetro FT-NIR modular NIRFlex N-500.

$$ca_{apl} = m_T \left(\frac{\omega_d + 1}{\omega_i + 1} - 1 \right) \quad \text{ecuación 1}$$

Donde, ca_{apl} es el peso total de agua a agregar a cada muestra (g); m_T , el peso total de cada muestra (g); ω_d el contenido de agua (%) al que se desea llegar en cada caso; ω_i el contenido de agua (%) inicial de cada muestra determinado previamente por el método de la estufa.

Después de la toma de espectros, se seleccionaron submuestras para cada sitio de muestreo, secadas a 105 °C, durante 24 horas; se calculó la humedad gravimétrica de cada una y se realizaron las pruebas convencionales (Alviz *et al.* 2014). El CAS fue determinado empleando la norma colombiana INVE-122-07 (INVIAS, 2012). Los resultados fueron analizados mediante estadística descriptiva y aplicando la prueba de Grubbs ($p < 0,05$).

Procesamiento y análisis de las curvas espectrales. La figura 1 muestra, de manera detallada, el diagrama de flujo del proceso realizado en la presente investigación, en el cual, el conjunto de calibración se conformó por el 75 % de las muestras que pasaron la prueba de Grubbs y el 25 % restante, se emplearon como el conjunto de validación. Todas las curvas espectrales fueron preprocesadas para reducir y corregir los efectos de dispersión y ruido, empleando la derivada de Savitzky – Golay (Wang *et al.* 2022), la SNV (Standard Normal Variation) y la Normalización (Wang *et al.* 2020).

La calibración de cada uno de los modelos se llevó a cabo, mediante la regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR), teniendo en cuenta la ecuación descrita por Zossi & Sorol (2010). Para la linealización de los parámetros se utilizó el algoritmo iterativo no lineal de mínimos cuadrados parciales (NIPALS-Nonlinear Iterative Partial Least Squares). Luego, se realizó la validación de los tres modelos, a través de una validación cruzada y una validación externa. Por último, se generó un modelo, cuya base de entrada fue los datos de los suelos de los tres orígenes.

Posteriormente, se seleccionó el modelo con mejor ajuste, teniendo en cuenta: el error medio (ME), el coeficiente de determinación (R^2), la desviación estándar del error (SDE), la raíz del error medio cuadrático de la predicción (RMSE), el coeficiente de variación CV, bias y la desviación residual de la predicción RPD. De igual manera, los resultados de la validación de los modelos fueron empleados como criterio para determinar el número de factores PLSR, los cuales, se escogieron usando los resultados de la validación de los modelos, donde se consideró el coeficiente de determinación, para el conjunto de validación (R^2) y el error estándar, para el conjunto de validación (SEP).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Palmer & Williams (1974) exponen que la cuantificación del CAS empleando espectroscopía NIR, está basada en los sobretonos existentes de las bandas de absorción de agua a 1.450, 1.950 y 2.950 nm; sin embargo, el rango espectral del espectrofotómetro FT-NIR modular NIRFlex N-500 es de 800 – 2.500 nm, con medidas simultáneas para todos los anchos de las ondas, lo que solo permitió analizar las muestras en 1.450 y 1.950 nm.

A continuación, se muestra los espectros correspondientes a los tres tipos de suelos evaluados (Figura 2), en los cuales, el valor de reflectancia disminuye respecto al aumento del CAS, representado por los picos de grupos hidroxilo en cada suelo, comportamiento identificado por Neema *et al.* (1987), quienes identificaron que, cuando la película de agua cubre cada partícula del suelo, la relación entre la reflectancia y la humedad del suelo vuelve al límite higroscópico, es decir que, en ese punto, existe una directa relación entre el contenido de humedad del suelo y la capacidad de retención a capacidad de campo (Zhu, 1984).

También, se identifica una tendencia de suavizado de los picos característicos de estas curvas espectrales, comportamiento que concuerda con lo expuesto por Ogen *et al.* (2019), quienes afirman que el CAS distorsiona la forma espectral general y enmascara las principales absorciones espectrales del suelo. El contenido de humedad del suelo afecta el espectro al amplificar la absorción de agua a 1.400, 1.900 nm y en 2.300 - 2.500 nm y al disminuir el albedo general, a través de él (Twomey *et al.* 1986; Lobell & Asner, 2002; Ge *et al.* 2014).

Por otra parte, los resultados (Tabla 1) permiten identificar que el rango de reflectancia de los espectros con el mismo CAS es mayor, a medida que el contenido de agua aumenta (Weidong *et al.* 2002).

Esta tendencia, se origina por la afectación del albedo derivada de la humedad de las muestras, como lo mencionan autores, como Nocita *et al.* (2013). En suelos con mayor porcentaje de humedad se identifica un albedo cercano a 1,50, correspondiente al índice de refracción del suelo y otro de aproximadamente 1,33, asociado al

índice de refracción del agua, valores inferiores a los esperados para suelos con un bajo CAS, en los que las partículas están rodeadas de aire y su albedo es cercano a 1,00 (Bach & Mauser, 1994). Dicha disminución en el índice de refracción en las superficies suelo-agua-aire genera una menor dispersión de la luz incidente.

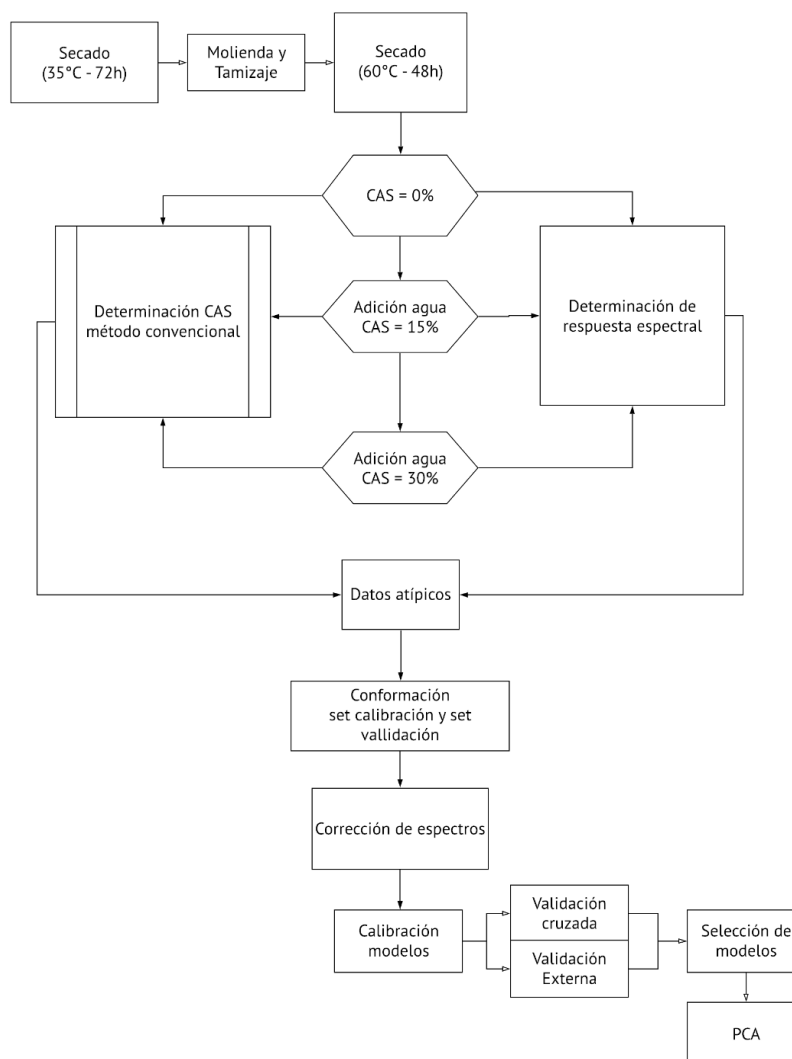


Figura 1. Proceso para la obtención de los modelos de predicción.

Tabla 1. Nivel de reflectancia para diferentes contenidos de agua del suelo en cada localidad.

Suelo	Contenido de Agua		
	0 %	15 %	30 %
Centro de Investigación Carimagua (C.I.C.)	0,17	0,34	0,29
Centro Agropecuario La Granja (C.A.G.)	0,23	0,27	0,28
Centro Agropecuario Marengo (C.A.M.)	0,18	0,31	0,31

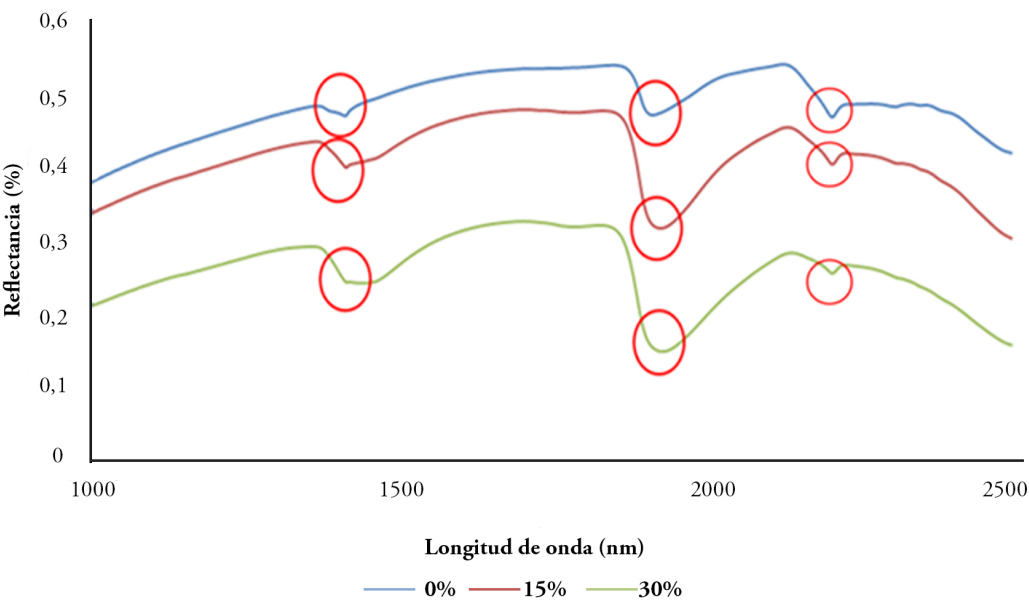


Figura 2. Curvas espectrales de los tres suelos a diferentes contenidos de agua.

En los tres tipos de suelos se evidencia una disminución de la reflectancia ligada al aumento del CAS; sin embargo, esta no es lineal e independiente de los tipos de suelo (Zhang *et al.* 2021). La variación es más pronunciada a 1.940 nm en los tres suelos y para las tres concentraciones de humedad; no obstante, a los 2.300 nm, este comportamiento se revierte (Weidong *et al.* 2002). Adicionalmente, una mayor proporción de la luz se propaga de manera más profunda en el suelo, gracias al reflejo adicional de la

energía dispersa en la interfaz agua-aire, ligada a la película de agua que rodea las partículas del suelo (Somers *et al.* 2010).

Calibración de modelos. La tabla 2 contiene los parámetros estadísticos que permitieron seleccionar el modelo de predicción y los valores de los coeficientes β obtenidos a partir de la ecuación 1, para cada uno de los suelos evaluados.

Tabla 2. Parámetros estadísticos para la calibración y validación de los modelos obtenidos para los tres tipos de suelo.

	Centro Agropecuario Marengo			Centro Agropecuario la Granja			Centro de Investigación Carimagua		
Parámetro estadístico	Calibración	Validación Cruzada	Validación Externa	Calibración	Validación Cruzada	Validación Externa	Calibración	Validación Cruzada	Validación Externa
R ²	0,97	0,96	0,95	0,85	0,84	0,81	0,97	0,96	0,95
RMSE	0,02	0,02	0,02	0,04	0,04	0,05	0,02	0,02	0,03
SE	0,02	0,02	0,02	0,04	0,04	0,05	0,02	0,02	0,03
Bias	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
SD	0,10	-	0,10	0,11	-	0,11	0,12	-	0,12
RPD	5,16	-	5,00	2,75	-	2,20	5,83	-	4,00

R²: R cuadrado; RMSE: error de raíz cuadrada media; SE: error estándar; SD: desviación estándar; RPD: desviación residual de predicción.

Específicamente, en el caso de los suelos provenientes del C.A.M y del C.I.C., los coeficientes de regresión de Pearson, para los modelos de calibración, validación cruzada y externa obtenidos, fueron de 0,97, 0,96 y 0,95, respectivamente, indicando una alta correlación, resultados consecuentes con los resultados reportados por autores, como Mouazen *et al.* (2006), quienes reportaron un R² de 0,98, Slaughter *et al.* (2001), con un R² de 0,89 y Somers *et al.* (2010), con un R² de 0,82. Por otra parte, los suelos originarios del C.A.G. mostraron coeficientes de regresión de Pearson más bajos que los reportados por la literatura, pero se consideran aceptables.

Respecto a los RMSE observados, el modelo del C.A.M. fue el más bajo con 0,02, valor inferior al reportado por Whiting *et al.* (2004), quienes obtuvieron un RMSE de calibración de 0,031, mientras que el modelo del C.I.C., cuenta con un RMSE de calibración similar al reportado por estos autores y el modelo del C.A.G., muestra los valores más altos (entre 0,04 y 0,05), para los suelos estudiados, superando los reportados en la literatura.

Considerando los criterios de predicción de RPD propuestos por Chang *et al.* (2001), para propiedades edáficas identificadas con

espectroscopía NIR, valores mayores a 2,0, permiten considerar la predicción del modelo como buena, si los valores se encuentran entre 1,4-2,0, su predicción es razonable y valores inferiores a 1,4, indican una predicción no confiable. Por lo tanto, los tres modelos cuentan con una predicción robusta al presentar valores mayores a 2,0, tanto para la calibración como para la validación externa (Tabla 2). Estos resultados se reafirman con los valores a 0,8 del coeficiente de determinación y valores del RMSE cercanos a cero.

Análisis de componentes principales. Para identificar las muestras con el mismo CAS, se realizó un análisis de componentes principales (ACP) a los cuatro tipos de modelos generados para cada suelo. En el caso de los suelos del C.A.M., los CAS son diferenciables (Figura 3a) y después del ACP, se evidenció que los dos primeros componentes explican un 89 % de la varianza total del modelo. Específicamente, el componente principal 1, discrimina en un 68 % el total de las muestras para los tres contenidos de agua y el componente principal 2, tan solo diferencia las muestras en un 21 %.

Por otra parte, los suelos del C.A.G. (Figura 3b) muestran gran diferencia entre las muestras con un 0 % de CAS y los otros dos porcentajes, los cuales, se diferencian entre sí, en menor medida. Para estos suelos, los dos primeros componentes explican el 90 % de la variación total de estas muestras.

En este caso, el modelo con mejor diferenciación de los tres contenidos de agua es el de los suelos del C.I.C. (Figura 3c), en el cual, la variación de las muestras de suelos es explicada en un 96 %, por los dos principales componentes.

Por último, el modelo generado a partir de los datos de estos tres tipos de suelos presenta altos coeficientes de regresión y errores relativamente bajos, similares a los alcanzados por otros autores (Tabla 3). El RPD obtenido es mayor a 2,0, lo que indica que tiene una alta capacidad predictiva.

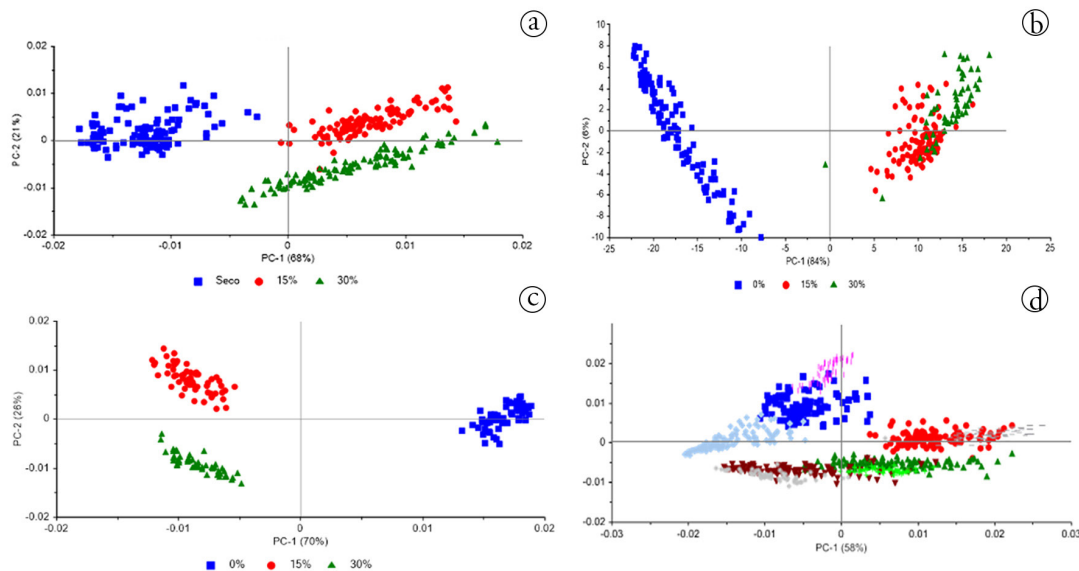


Figura 3. Análisis de componentes principales (ACP) para: a) Centro Agropecuario Marengo (C.A.M.); b) Centro Agropecuario La Granja (C.A.G.); c) modelo de los suelos del Centro de Investigación Carimagua (C.I.C.) y d) modelo general derivado del conjunto de datos de los tres tipos de suelos.

Tabla 3. Parámetros estadísticos para la calibración y validación del modelo general, obtenido a partir del conjunto de datos de los tres tipos de suelo.

Parámetro estadístico	Calibración	Validación Cruzada	Validación Externa
R^2	0,87	0,88	0,90
RMSE	0,04	0,04	0,03
SE	0,04	0,04	0,03
Bias	0,00	0,00	0,00
SD	0,11	-	0,11
RPD	2,75	-	3,67

R^2 : R cuadrado; RMSE: error de raíz cuadrada media; SE: error estándar; SD: desviación estándar; RPD: desviación residual de predicción.

La varianza del conjunto de datos que generó el modelo conjunto (Figura 3d) puede ser explicada en un 58 %, por el componente principal 1 y en un 29 %, por el componente principal 2.

Gracias a los resultados obtenidos se puede afirmar que todos los modelos generados para predecir el contenido de agua de los suelos del C.A.M, C.I.C. y C.A.G. poseen una alta capacidad predictiva, a partir del conjunto de datos los tres tipos de suelos.

Los modelos de predicción generados muestran que, sin importar la clase del suelo, es posible generar y validar un modelo robusto para determinar el CAS, a partir de espectroscopía de reflectancia difusa NIR. Este potencial permite usar los resultados para la gestión asociadas al manejo de suelos y cultivos y, en particular, monitorear propiedades, así como condiciones de riego, permitiendo que la toma de decisiones asociadas a la cuantificación de riego.

Es necesario continuar retroalimentando las bases de datos de este tipo de modelos, para robustecerlos y aumentar su capacidad predictiva. Para esto, se puede considerar la toma de espectros *in situ* y comparar los resultados obtenidos, al trabajar con muestras inalteradas y alteradas y concluir cuáles son más adecuadas para el mejoramiento de los modelos.

Conflicto de intereses: El presente artículo es derivado de un documento de trabajo de grado, que lleva por título “Espectroscopía de reflectancia difusa – NIR para la determinación del contenido de agua en el suelo”. **Contribución de autores:** Andrea Katherín Carranza Díaz: estuvo a cargo de la conceptualización, desarrollo y validación de la investigación y realizó el borrador del documento. Jesús Hernán Camacho Tamayo y Yolanda Rubiano Sanabria: supervisaron y apoyaron el desarrollo de la investigación y revisaron la escritura del documento.

REFERENCIAS

1. AFARA, I.O.; SHAIK, R.; NIPPOLEINEN, E.; QUERIDO, W.; TORNIAINEN, J.; SARIN, J.K.; KANDEL, S.; PLESHKO, N.; TÖYRÄS, J. 2021. Characterization of connective tissues using near-infrared spectroscopy and imaging. *Nature Protocols*. 16:1297-1329. <https://doi.org/10.1038/s41596-020-00468-z>
2. ALVIZ, H.; FIGUEROA, J.; RUIZ, N. 2014. Efecto del secado en las fronteras del estado plástico de tres materiales arcillosos situados en la cuenca del arroyo grande de corozal (departamento de Sucre-Colombia). *Revista Colombiana de Materiales*. 5:124-129. <https://doi.org/10.17533/udea.rcm.19374>
3. ANBAZHAGAN, P.; BITELLI, M.; PALLEPATI, R.R.; MAHAJAN, P. 2020. Comparison of soil water content estimation equations using ground penetrating radar. *Journal of Hydrology*. 588:125039. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125039>
4. BACH, H.; MAUSER, W. 1994. Modelling and model verification of the spectral reflectance of soils under varying moisture conditions. *Proceedings of IGARSS '94 - 1994 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 4:2354-2356. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.1994.399735>
5. CASTILLO-VALDEZ, X.; ETCHEVERS, J.D.; HIDALGO-MORENO, C.M.I.; AGUIRRE-GÓMEZ, A. 2021. Evaluación de la calidad de suelo: generación e interpretación de indicadores. *Terra Latinoamericana*. 39:e698. <https://doi.org/10.28940/terra.v39i0.698>
6. CHANG, C.W.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH, C.R. 2001. Near-infrared reflectance spectroscopy—principal components regression analyses of soil properties. *Soil Science Society of America Journal*. 65(2):480. <https://doi.org/10.2136/sssaj2001.652480x>
7. CURTO, L.; COVI, M.; GASSMANN, M.I.; CAMBARERI, M.A.; DELLA MAGGIORA, A.I. 2016. Calibración de datos observados de contenido de agua en el suelo con sensores capacitivos. *Meteorológica*. 41(2):49-63.
8. DARRA, N.; PSOMIADIS, E.; KASIMATI, A.; ANASTAIIOU, A.; ANASTASIOU, E.; FOUNTAS, S. 2021. Remote and proximal sensing-derived spectral indices and biophysical variables for spatial variation determination in vineyards. *Agronomy*. 11(4):11040741. <https://doi.org/10.3390/agronomy11040741>
9. GE, Y.; MORGAN, C.L.S.; ACKERSON, J.P. 2014. VisNIR spectra of dried ground soils predict properties of soils scanned moist and intact. *Geoderma*. 221–222:61–69. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.01.011>
10. INSTITUTO NACIONAL DE VIAS - INVIAS. 2012. Norma INV-E-122-07. Determinación en laboratorio del contenido de agua (humedad) del suelo, roca y mezclas de suelo -agregado. 5p.
11. LOBELL, D.; ASNER, G.P. 2002. Moisture effects on soil reflectance. *Soil Science Society of America Journal*. 66(3):722-727. <https://doi.org/10.2136/sssaj2002.7220>
12. MARAKKALA MANAGE, L.P.; GREVE, M.H.; KNADEL, M.; MOLDRUP, P.; DE JONGE, L.W.; KATUWAL, S. 2018. Visible-near-infrared spectroscopy prediction of soil characteristics as affected by soil-water content. *Soil Science Society of America Journal*. 82(6):1333-1346. <https://doi.org/10.2136/sssaj2018.01.0052>
13. MARTÍNEZ SEPÚLVEDA, J.A.; SÁNCHEZ-YÁÑEZ, J.M.; VOLKE-SEPÚLVEDA, T.; VALLEJO QUINTERO, V.E.; PÉREZ JUNCO, L.M.; DUARTE BAUTISTA, P.A.; UMBACÍA, M.; MÁRQUEZ-BENAVIDES,

- L.; VILLASEÑOR CAMACHO, J.; CASTAÑEDA GARCÍA, L.F.; REINALDO CASALLAS, M.R. 2021. *Remediación de suelos contaminados: fundamentos y casos de estudio*. Ediciones EAN. (Colombia). 190p. <https://doi.org/10.21158/9789587566116>
14. MOUAZEN, A.M.; KAROUI, R.; DE BAERDEMAEKER, J.; RAMON, H. 2006. Characterization of soil water content using measured visible and near infrared spectra. *Soil Science Society of America Journal*. 70(4):1295. <https://doi.org/10.2136/sssaj2005.0297>
15. NEEMA, D.L.; SHAH, A.; PATEL, A.N. 1987. A statistical optical model for light reflection and penetration through sand. *International Journal of Remote Sensing*. 8(8):1209-1217. <https://doi.org/10.1080/01431168708954765>
16. NOCITA, M.; STEVENS, A.; NOON, C.; VAN WESEMAEL, B. 2013. Prediction of soil organic carbon for different levels of soil moisture using Vis-NIR spectroscopy. *Geoderma*. 199:37-42. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.07.020>
17. NOCITA, M.; STEVENS, A.; VAN WESEMAEL, B.; BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; TOWETT, E.; VARGAS, R.; MONTANARELLA, L. 2015. Soil spectroscopy: An opportunity to be seized. *Global Change Biology*. 21(1):10-11. <https://doi.org/10.1111/gcb.12632>
18. OGEN, Y.; FAIGENBAUM-GOLOVIN, S.; GRANOT, A.; SHKOLNISKY, Y.; GOLDSHLEGER, N.; BEN-DOR, E. 2019. Removing moisture effect on soil reflectance properties: A case study of clay content prediction. *Pedosphere*. 29(4):421-431. [https://doi.org/10.1016/S1002-0160\(19\)60811-8](https://doi.org/10.1016/S1002-0160(19)60811-8)
19. PALMER, K.F.; WILLIAMS, D. 1974. Optical properties of water in the near infrared. *Journal of the Optical Society of America*. 64(8):1107-1110. <https://doi.org/10.1364/JOSA.64.001107>
20. PENG, L.; CHENG, H.; WANG, L.J.; ZHU, D. 2020. Comparisons of the prediction results of soil properties based on fuzzy c-means clustering and expert knowledge from laboratory Visible-Near-Infrared reflectance spectroscopy data. *Canadian Journal of Soil Science*. 101(1):33-44. <https://doi.org/10.1139/cjss-2020-0025>
21. PEÑA VANEGAS, R.A. 2020. *Manual técnico para la interpretación de análisis de suelos y fertilización de cultivos*. Número 86. Universidad de la Salle. (Colombia). 60p.
22. SKOOG, D.A.; HOLLER, F.J.; CROUCH, S.R. 2007. *Principles of instrumental analysis*. Thomson Brooks. (EE.UU.) 1039p.
23. SLAUGHTER, D.C.; PELLETIER, M.G.; UPADHYAYA, S.K. 2001. Sensing soil moisture using NIR spectroscopy. *Applied Engineering in Agriculture*. 17(2):241-247. <https://doi.org/10.13031/2013.5449>
24. SOMERS, B.; GYSELS, V.; VERSTRAETEN, W.W.; DELALIEUX, S.; COPPIN, P. 2010. Modelling moisture-induced soil reflectance changes in cultivated sandy soils: a case study in citrus orchards. *European Journal of Soil Science*. 61(6):1091-1105. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2010.01305.x>
25. STENBERG, B.; VISCARRA ROSSEL, R.A.; MOUAZEN, A.M.; WETTERLIND, J. 2010. Visible and near infrared spectroscopy in soil science. In *Advances in Agronomy* 107:163-215. [https://doi.org/10.1016/S0065-2113\(10\)07005-7](https://doi.org/10.1016/S0065-2113(10)07005-7)
26. TWOMEY, S.A.; BOHREN, C.F.; MERGENTHALER, J.L. 1986. Reflectance and albedo differences between wet and dry surfaces. *Applied Optics*. 25(3):431-437. <https://doi.org/10.1364/AO.25.000431>
27. WANG, L.; XU, H.; WANG, X.; DING, X. 2022. Multisource uncertain dynamic load identification fitted by Legendre polynomial based on precise integration and the Savitzky-Golay filters. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*. 123(20):4974-5006. <https://doi.org/10.1002/nme.7071>
28. WANG, Y.J.; LI, T.H.; LI, L.Q.; NING, J.M.; ZHANG, Z.Z. 2020. Micro-NIR spectrometer for quality assessment of tea: Comparison of local and global models. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*. 237:118403. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2020.118403>
29. WEIDONG, L.; BARET, F.; XINGFA, G.; QINGXI, T.; LANFEN, Z.; BING, Z. 2002. Relating soil surface moisture to reflectance. *Remote sensing of environment*. 81(2-3):238-246. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00347-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00347-9)
30. WHITING, M.L.; LI, L.; USTIN, S.L. 2004. Predicting water content using Gaussian model on soil spectra. *Remote Sensing of Environment*. 89(4):535-552. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2003.11.009>
31. ZHAN, Z.; QIN, Q.; GHULAN, A.; WANG, D. 2007. NIR-red spectral space based new method for soil moisture monitoring. *Science in China Series D: Earth Sciences*. 50(2):283-289. <https://doi.org/10.1007/s11430-007-2004-6>
32. ZHANG, F.; WU, S.; LIU, J.; WANG, C.; GUO, Z.; XU, A.; PAN, K.; PAN, X. 2021. Predicting soil moisture content over partially vegetation covered

- surfaces from hyperspectral data with deep learning. *Soil Science Society of America Journal*. 85(4):989-1001. <https://doi.org/10.1002/saj2.20193>
33. ZHU, Y. 1984. Study on the rule of soil reflectance varied with different soil moisture. *Soil Journal (Chine)*. 21:194-202.
34. ZOSSI, S.; SOROL, N. 2010. Espectroscopia por infrarrojo cercano (NIRS): Su aplicación en análisis de jugos de caña de azúcar. *Revista Industrial y Agrícola de Tucumán*. 87(1):01-06.