



## Evaluación de la calidad de suelo de Tabasco, México, con métodos convencionales, espectroscopia de infrarrojo cercano y quimiometría Assessment of the soil quality of Tabasco, Mexico using conventional methods, near-infrared spectroscopy, and chemometrics

Alex Ricardo Ramírez-García<sup>1</sup>, Armando Guerrero-Peña<sup>1±</sup>, Joel Zavala-Cruz<sup>1</sup>,  
Eustolia García-López<sup>1</sup>, Rufo Sánchez-Hernández<sup>2</sup> y Joaquín Alberto Rincón-Ramírez<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Colegio de Postgraduados, Campus Tabasco. Periférico Carlos A. Molina s/n, km 3.5. Cárdenas-Huimanguillo. 86500 Cárdenas, Tabasco, México.

<sup>‡</sup> Autor para correspondencia (garmando@colpos.mx)

<sup>2</sup> División Académica de Ciencias Agropecuarias-UJAT. Carretera Villahermosa-Teapa km 25, Ranchería La Huasteca. 86280 Villahermosa, Tabasco, México.

Editor de Sección: Dr. Fabián Fernández Luqueño

### RESUMEN

Se realizó una investigación retrospectiva - prospectiva, para establecer un índice de calidad de los suelos (ICS) de la región de los Ríos (RR) en Tabasco, México y su modelación con la tecnología de infrarrojo cercano (NIR) y la quimiometría. Con la relación MO / (arcilla + limo) se estableció el ICS para evaluar los suelos Cambisoles de la RR. El porcentaje de MO y el ICS fueron comparados para definir el mejor calificador de la calidad de los suelos. Con base en el ICS, el 58% de los suelos de la RR presentan degradación, mientras que, solo el 14% de los suelos indican que presentan baja concentración de MO. Por lo que se concluye que el ICS es más sensible para cuantificar la degradación de los suelos cuando se comparó con la evaluación basada en la MO. Se recomienda un programa de manejo sostenible del suelo y prácticas edafológicas adaptadas a las condiciones locales, ambientales, sociales y económicas, para incrementar la MO y mejorar el ICS. Con el ICS se estableció un modelo de clasificación mediante espectroscopía de infrarrojo cercano y quimiometría. Se registraron los espectros de cada muestra de suelo y mediante interpretación quimiométrica se demostró que es posible establecer un modelo de análisis discriminante por mínimos cuadrados parciales (PLS-DA) para predecir el ICS. El modelo cumple con todos los calificadores estadísticos y predice correctamente el ICS en el 100% de los casos. Se concluye que la tecnología NIR genera información suficiente para predecir el ICS; con la ventaja de, eliminar el consumo de reactivos, no se generan residuos de laboratorio, se reduce el tiempo de análisis a minutos y no se destruye la muestra en estudio. Y solo se necesita secar, moler y tamizar las muestras de suelos para evaluar la calidad estructural de suelos.



check for  
updates

#### Cita recomendada:

Ramírez-García, A. R., Guerrero-Peña, A., Zavala-Cruz, J., García-López, E., Sánchez-Hernández, R., & Rincón-Ramírez, J. A. (2023). Evaluación de la calidad de suelo de Tabasco, México, con métodos convencionales, espectroscopia de infrarrojo cercano y quimiometría. *Terra Latinoamericana*, 41, 1-12. e1616. <https://doi.org/10.28940/terra.v41i0.1616>

Recibido: 14 de junio de 2022.  
Aceptado: 22 de octubre de 2022.  
Artículo. Volumen 41.  
Marzo de 2023.

### SUMMARY

A retrospective-prospective research was carried out to establish a soil quality index (SQI) of Los Ríos region (RR), Tabasco, Mexico, and its modeling with the near infrared technology (NIR) and chemometrics. The SQI was determined with the OM / (clay + silt) relationship to evaluate the Cambisol soils of RR. The OM percentage and the SQI were compared to define the best soil quality qualifier. Based on the SQI, 58% of the soils in RR exhibit degradation, while only 14% indicates a low concentration of OM. Therefore, we conclude that the SQI is more sensitive to quantify soil degradation compared to the evaluation based on OM. A sustainable soil management program and soil practices adapted to local environmental, social

and economic conditions are recommended to increase OM and improve SQI. With the SQL, a classification model was established using near-infrared spectroscopy and chemometrics. The spectra of each soil sample were recorded and through chemometric interpretation, it was shown that it is possible to conduct a partial least squares discriminant analysis model (PLS-DA) to predict the SQI. The model meets all statistical qualifiers and correctly predicts the SQI in 100% of cases. We conclude that the NIR technology provides sufficient information to predict the SQI with the advantage of eliminating the consumption of reagents, no laboratory waste is generated, the analysis time is reduced to minutes, and the sample under study is not destroyed. In addition, the procedure is simple as it consists of drying, grinding and sieving the soil samples to assess the structural quality of the soil.

**Index words:** *soil degradation, granulometry, organic matter, PLS-DA classification model.*

## INTRODUCCIÓN

El suelo es el recurso más explotado del planeta, impactado por el cambio de uso, mediante el crecimiento de actividades humanas como urbanización, deforestación, sobrepastoreo, labranza y prácticas agrícolas inadecuadas (Borrelli *et al.*, 2017). Es uno de los recursos clave que sostienen la vida en la tierra, y es la base de casi todos los suministros de alimentos (Hayhoe, 2013). Su calidad es de importancia para la agricultura y es esencial para cubrir las necesidades humanas en el siglo veintiuno (Demattê, Dotto, Bedin, Sayão y Souza, 2019). La erosión del suelo ha provocado la pérdida de este recurso en grandes magnitudes y no se están creando los mecanismos que ayuden a recuperarlo (Amundson *et al.*, 2015). Por lo anterior, es importante conocer el estado en el que se encuentra el suelo, para garantizar que su calidad beneficie a las generaciones futuras (Mirghaed y Souri, 2022).

La calidad del suelo, se define como la capacidad de un suelo para funcionar y promover la productividad de las plantas y los animales y mantener o mejorar la calidad del agua y el aire (Bünemann *et al.*, 2018), es un concepto que ayuda a su evaluación utilizando indicadores que pueden obtenerse con enfoques cualitativos o cuantitativos (Muñoz-Rojas, 2018). Los indicadores seleccionados deben ser lo más simples posible para facilitar su aplicación e interpretación (Mukhopadhyay, Maiti y Masto, 2014).

Las metodologías para la determinación de estos indicadores deben proporcionar resultados rápidos y tener una capacidad de predicción comparable a los análisis de laboratorios convencionales o tradicionales, para que se obtengan análisis rápidos y rentables (Demattê *et al.*, 2019; Recena, Fernández y Delgado, 2019). Para cumplir lo anterior, se tiene al espectrofotómetro de infrarrojo cercano (NIRS, Near Infrared Spectrometers, siglas en inglés) y el análisis quimiométrico que se destacan por sus aplicaciones exitosas en estudio de las propiedades físicas y químicas del suelo y la evaluación de su calidad, de manera rápida, confiable y económica; lo cual facilita la toma de decisiones con respecto a su manejo y conservación (Liu *et al.*, 2020; Gruszczyński y Gruszczyński, 2022). NIRS y quimiometría pueden utilizar el análisis de laboratorio híbrido para optimizar el estudio del suelo, con un mejor control de calidad (Demattê *et al.*, 2019; Recena *et al.*, 2019). Por lo tanto, se realizó la investigación con el objetivo de evaluar los suelos de la región de los Ríos (RR) en Tabasco, México mediante un ICS generado con métodos convencionales y con este índice establecer un modelo de clasificación mediante espectroscopia de infrarrojo cercano y quimiometría. Lo cual; reducirá el tiempo de análisis a minutos y la emisión de residuos de laboratorio y sin destruir la muestra.

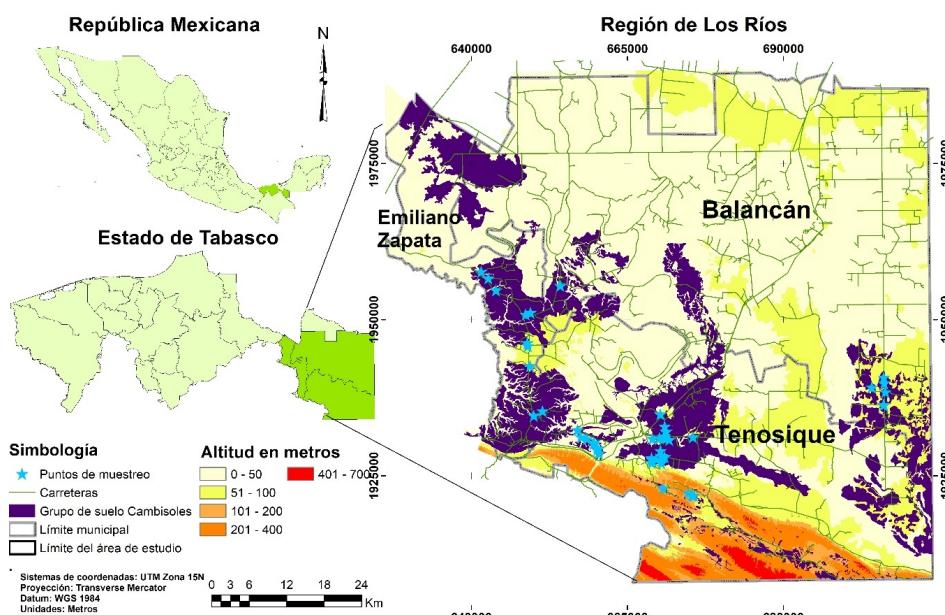
En México, se ha aplicado la espectrometría de infrarrojo cercano y la quimiometría para establecer modelos de regresión múltiple para estimar: la abundancia del <sup>13</sup>C en

suelos (Fuentes et al., 2009), el nitrógeno total (Jarquín-Sánchez, Salgado, Palma, Camacho y Guerrero, 2011), la materia orgánica (Jarquín-Sánchez, Salgado, Palma y Camacho, 2012), el carbono y nitrógeno total, el  $\delta^{13}\text{C}$  y el  $\delta^{15}\text{N}$  (Fuentes et al., 2012), el carbono y el nitrógeno en suelos forestales (Esquivel-Valenzuela et al., 2018); sin embargo, no se encontraron aplicaciones de la NIRS para establecer modelos de clasificación, o para estimar propiedades físicas y biológicas de los suelos. Y a nivel internacional son escasos los modelos de clasificación en el estudio del suelo; lo cual, da relevancia a la presente investigación.

## MATERIALES Y MÉTODOS

### Sitio de Muestreo

El estudio se realizó con un diseño descriptivo, retrospectivo, prospectivo, transversal y no experimental (Méndez-Ramírez, Namihira, Moreno y Sosa, 2014), en la RR en Tabasco, México, que está integrada por los municipios de Balancán, Emiliano Zapata y Tenosique, con un área de 6 234.2 km<sup>2</sup> (24.7% del estado de Tabasco); colinda al norte y oeste con los estados de Campeche y Chiapas, y al este y sur con la República de Guatemala (Figura 1). Prevalecen los climas cálido húmedo con lluvias abundantes todo el año (Af), al sur, cálido húmedo con lluvias abundantes en verano (Am), al centro y noroeste, y cálido subhúmedo con lluvias en verano (Aw), al noreste. De noreste a sur, la precipitación media anual varía de 1600 mm a 2000 mm, y la temperatura media anual oscila entre 26 a 28 °C (Aceves-Navarro y Rivera-Hernández, 2019). Los edafopaisajes corresponden a terrazas costeras con Luvisoles, Lixisoles y Cambisoles; terrazas y montañas Kársticas con Leptosoles, Cambisoles y Vertisoles; y planicies fluviales con Gleysoles y Fluvisoles (Salgado-García et al., 2017).



**Figura 1. Ubicación geográfica del área de estudio y la distribución de los puntos de muestreo de los suelos de la Región de Los Ríos, Tabasco, México.**

**Figure 1. Geographic location of the study area and soil sampling points of the Los Ríos Region, Tabasco, Mexico.**

## Muestreo de Suelos

Se seleccionó el tipo de suelo Cambisol por ocupar la mayor superficie con usos agropecuarios en la RR de acuerdo con el mapa de suelo publicado por Salgado-García *et al.* (2017) (Figura 1). Posteriormente mediante superposición con un mapa de cambio de uso de suelo (Ramírez-García *et al.*, 2022), se seleccionaron 48 sitios de muestreo, de 2 ha cada uno de ellos, en cuatro tipos de usos: agricultura temporal (maíz, frijol, calabaza, etc.), agricultura anual (caña de azúcar), pastizal (ganadería extensiva) y vegetación secundaria, cada tipo de uso con tres tiempos de establecimiento: 1984, 2000, 2019.

En cada sitio, el muestreo se realizó mediante un recorrido con un diseño probabilístico sistemático en dos direcciones semi-alineado en zigzag. Para la toma de muestras de suelo se utilizó una barrena tipo holandesa, a una profundidad de muestreo de 30 cm y los puntos de muestreo se registraron con el sistema de posicionamiento global (navegador portátil) GPSMAP 64s® con su antena de cuatro hélices y su receptor GPS y GLONASS de alta sensibilidad, con una precisión  $\pm 1$  m. Para la obtención de las muestras, se tomaron 15 sub muestras, para formar con ellas una muestra compuesta, por sitio de muestreo, y se redujo el tamaño de muestra mediante cuarteo, para obtener un 1 kg, aproximadamente (Rodríguez y Burguete, 1987). Las muestras de suelo se conservaron en bolsas de plástico (calibre 200 micras, de 26.8 × 27.3 cm, resellable) para su traslado inmediato al laboratorio, para su posterior análisis.

## Análisis de los Suelos y Obtención de Espectros VIS-NIR-SWIR

Las muestras de suelo recolectadas se secaron al aire y a temperatura ambiente. Se molieron y se tamizaron a través de una malla número 10 (2 mm) para la determinación de la granulometría con el método AS-09 (Bouyoucos), de la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002); y con una malla 35 (0.5 mm) para el análisis de materia orgánica (MO) o carbono oxidable (COX) con el método AS-07 de Walkley - Black (SEMARNAT, 2002).

Los espectros NIR se obtuvieron con un espectrofotómetro marca Foss (modelo Versatile Agri Analyzer 6500 System II Vertical Type 461008). El equipo tiene detectores de silicio (400 a 1100 nm) y PbS (1100 a 2500 nm), que registran la cantidad de luz reflejada o transmitida, para transformarla en una señal que se registra mediante el programa ISIScan (2008). Cuenta a una computadora (Acer AMD Sempron™ Processor 3200+ 1.81 GHz, 448 MB de RAM). El espectrofotómetro está acoplado a una computadora Acer AMD Sempron™ con Procesador 3200+ 1.81GHz, con 448 MB de RAM). Se colocaron 50 g de suelo en una celda porta muestra de cuarzo de 24 cm<sup>3</sup>. El espectrofotómetro se programó en el rango espectral de 400 a 2498 nanómetros (nm), con intervalos de muestreo de 2 nm, lo que produce un espectro de 1050 datos.

## Clasificación del Contenido de Materia Orgánica en los Suelos

La MO de los suelos de la RR, fue cuantificada y clasificada con el método AS-07 (Walkley-Black) establecido en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002). Así mismo, la granulometría de los suelos fue cuantificada con el método AS-09 establecido en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002).

Los resultados de los análisis de suelos se utilizaron para generar el índice de calidad de los suelos en la RR aplicando la fórmula indicada en Fernández (2014):

$$ICS = \frac{COX}{(R + L)} \times 100 \quad (1)$$

Donde: ICS = Índice de calidad del suelo, COX= carbono oxidable, R+L= suma del porcentaje de arcilla y limo, respectivamente.

Para la interpretación del índice de calidad de suelo se utilizó la clasificación indicada en Fernández (2014), la cual se basa en cuatro categorías: 1) suelo degradado, 2) suelo con alto riesgo de degradación física, 3) moderado riesgo a la degradación y 4) estructuralmente estable.

### **Modelo de Clasificación del Índice de Calidad de Suelo Mediante la Tecnología NIR**

Con los espectros VIS-NIR-SWIR y los datos del ICS se realizó la modelación de análisis discriminante por mínimos cuadrados parciales (PLS-DA, por sus siglas en inglés). La técnica se propone por su capacidad para generar patrones de reconocimiento basado en el método de regresión. Donde, las clases del ICS funcionan como vectores para desarrollar el modelo de predicción de una propiedad de interés, y es lo que permite generar grupos de individuos por clases (Brereton y Lloyd, 2014).

La validación del modelo de clasificación del suelo se realizó en dos etapas. En la primera, con un grupo de entrenamiento constituido por el 90% de las muestras de suelo, y en la segunda con un grupo de validación externa formado por el 10% restante de muestras de suelo. Las muestras de cada grupo fueron asignadas aleatoriamente (Lopo, Dos Santos, Páscoa, Graça y Lopes, 2018; Gozukara et al., 2022).

En la construcción del modelo se utilizaron técnicas de preprocesado y transformaciones, como lo propone Perret et al. (2020), integradas en el programa de quimiometría Pirouette (Infometrix, 2014), como lo indican Castro, Babos y Pereira-Filho (2020). Para la evaluación (interna y externa) del modelo, se utilizaron el coeficiente de determinación en la calibración ( $R^2$ ), suma de cuadrado del error residual de predicción (PRESS), el error estándar de calibración (SEC) y el porcentaje del error promedio (PERCENT).

El resultado del modelo de clasificación PLS-DA es un diagrama de dispersión en el que cada muestra se clasifica en una de las clases predeterminadas (ICS) y una evaluación estadística de diferencias significativas entre clases (Brereton y Lloyd, 2014; Levi, Karniel y Paz, 2020).

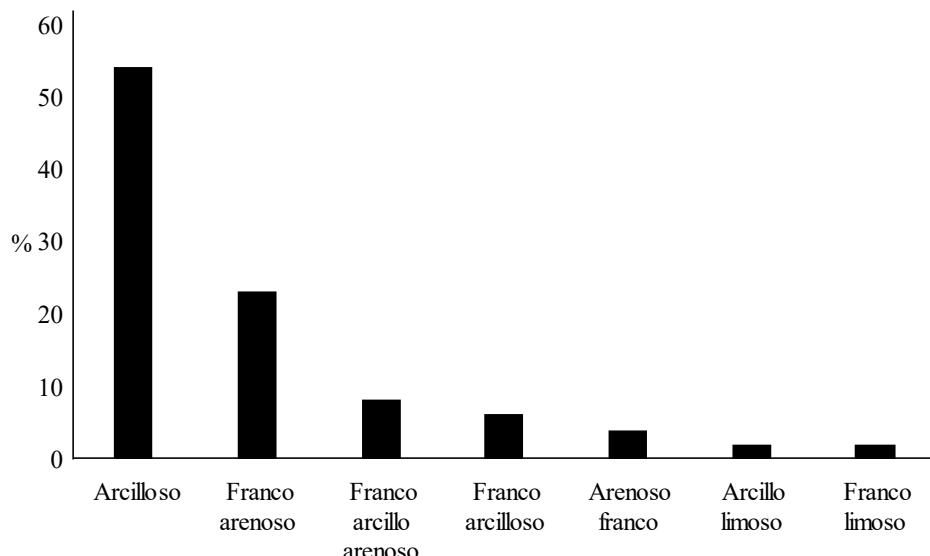
## **RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

Los suelos de la RR se clasificaron en siete clases texturales (Figura 2). Los resultados son consistentes con lo reportado por López-Castañeda et al. (2017) para los suelos arcillosos.

En cultivos temporales, los suelos arcillosos son dominantes (6 de 12); en cultivos anuales, los arcillosos también domina con 11 de los 12 sitios muestreados; en pastizales se encontraron 4 de los 12 sitios y en vegetación secundaria se presentan en 5 sitios de los 12 similar a lo encontrado por Geissen et al. (2009), donde señalan que los suelos con caña de azúcar y agricultura de temporal mostraron contenidos de arcilla significativamente mayores.

### **Materia Orgánica e Índice de Calidad de los Suelos de la RR de Tabasco**

El contenido de MO muy alto y alto se encuentra en suelos con uso continuo, desde 1984, de vegetación secundaria y pastizales. Contrastando con los suelos utilizados con cultivos de temporal y anual que muestran un nivel de bajo a medio. Con base en las clases de MO establecidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002), el 10% de los suelos de RR pertenecen a la clase muy alta, un 54%



**Figura 2. Porcentaje de muestras en las siete clases texturales identificadas en el estudio de los suelos de la región de Los Ríos, Tabasco, México.**

**Figure 2. Percentage of samples in the seven textural classes identified in the study of soils of the Los Ríos region, Tabasco, Mexico.**

a la clase alto, el 21% a la clase media y el 2% a la clase baja (Cuadro 1). Dorji, Odeh y Field (2015) mencionan que las diferencias en el contenido de carbono orgánico del suelo, son atribuidas al tipo de cubierta vegetal, así como al tipo de textura (Imbellone, Giménez y Panigatti, 2010). De acuerdo con Imbellone *et al.* (2010), al aumentar el material fino (arcilla+limo), el COX queda protegido por la formación de complejos orgánico-minerales y el efecto de la textura sobre el COX se relaciona con la cantidad, distribución de fracciones y calidad. Por lo que se, deduce que la estructura del suelo influye en el almacenamiento del COX (Ramírez, Alvarado, Pujol, McHugh y Brenes, 2008).

Con base en el índice de calidad de suelo (ICS) y la calificación de Fernández, González y Sáez (2016), el 58% de los suelos de la RR presentan degradación, donde el 29% de los suelos pertenecen a la clase 1, calificado como degradado; otro 29%

**Cuadro 1. Muestras clasificadas con el índice de calidad de suelo y la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002).**

**Table 1. Samples classified with the soil quality index and NOM-021-SEMARNAT-2000(SEMARNAT, 2000).**

Índice de calidad	ICS (Número de muestras)	Clases de COX según (SEMARNAT, 2002)	Número de muestras clasificadas con la SEMARNAT (2002)
1.-Degradado	14	Muy bajo	0
2.-Alto riesgo de degradación física	14	Bajo	7
3.-Moderado riesgo a la degradación	10	Medio	10
4.-Estructuralmente estable	10	Alto	26
		Muy alto	5
Total	48		48

corresponde a la clase 2, que presenta alto riesgo de degradación física; el 21% de las muestras analizadas corresponde a la clase 3, considerada con moderado riesgo a la degradación y el 21% de los suelos restantes corresponden a la clase 4, que significa que son suelos estables estructuralmente.

De acuerdo con Gozukara *et al.* (2022) el COX es el indicador más utilizado en la evaluación de la calidad del suelo. Pero con los resultados obtenidos se deduce que el ICS es más sensible para identificar suelos con problemas de degradación, cuando se compara con los resultados obtenidos contra clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002). Con el ICS se identifican un número mayor de suelos degradados y con alto riesgo de degradación física (Cuadro 1).

En el suelo Cambisol, para las clases 1 y 2 del ICS, se recomienda un programa de manejo sostenible del suelo y prácticas edafológicas adaptadas a las condiciones locales, ambientales, sociales y económicas, para incrementar el COX y mejorar el ICS como se recomiendan a nivel mundial (Bünemann *et al.*, 2018). Los suelos que corresponden a la clase 3, deben ser atendidos para detener o disminuir el proceso de degradación física con prácticas de restauración ecológica basada en la mejora de las propiedades del suelo y el aumento de la cubierta vegetal para la recuperación de la productividad y la sostenibilidad (Bai, Zha y Chen, 2020). Finalmente, los suelos que corresponden a la clase 4, se mantienen estables estructuralmente (Fernández, 2014) pero se requiere conservar la cubierta vegetal para evitar su degradación.

### **Modelo de Clasificación del Índice de Calidad de Suelo Mediante la Tecnología NIRS y la Quimiometría**

Para generar estos índices es necesario realizar el análisis de la granulometría y el COX con métodos convencionales establecidos en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002); estos análisis requieren horas para su ejecución, reactivos, personal y generan residuos de laboratorio (Levi *et al.*, 2020); además de que destruyen la muestra.

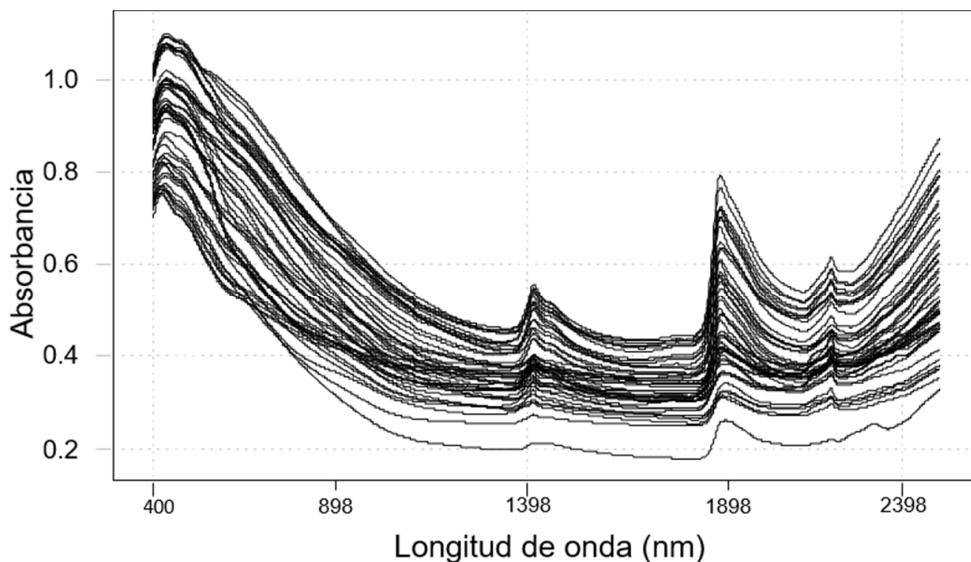
La tecnología NIRS es una alternativa a los métodos convencionales en el análisis de suelos. Por lo cual, se planteó esta investigación como una alternativa para predecir el ICS en minutos, sin destruir la muestra y sin generar residuos de laboratorio.

En la Figura 3 se muestran los 48 espectros NIRS de los suelos, uno por cada muestra. Los resultados se presentan en unidades de absorbancia ( $A = \log 10(1/\text{Reflectancia})$ ), de acuerdo con Liu *et al.* (2020), es una alternativa para mejorar la linealidad de los espectros.

Con los valores del índice de calidad (Cuadro 1) y los espectros VIS-NIR-SWIR (Figura 3) se obtuvo un modelo clasificadorio-discriminante de mínimos cuadrados parciales (PLS-DA).

Para establecer el modelo PLS-DA se utilizaron transformaciones de segunda y primera derivada, y logaritmo base 10, transformaciones similares a las utilizadas por Nespeca, Piassalonga y De Oliveira (2018). Las transformaciones aumentan la covarianza de los datos espectrales con las clases del ICS por lo que es un modelo de clasificación confiable para predicciones (Levi *et al.*, 2020).

Con el modelo de clasificación PLS-DA se obtuvo un 100% de las variables correlacionadas, para los suelos Cambisoles incluidos de este estudio, similar a lo obtenido por Soares, Alves, Linhares, Filho y Fontes (2017). Para la extrapolación del modelo, a otras regiones, deben incluirse espectros que integren la variabilidad de los suelos, para una mejor predicción. Las 48 muestras fueron debidamente clasificadas conforme al ICS obteniendo mejores resultados estadísticos que los reportados por Levi *et al.* (2020); y resultados del  $R^2$  mayores a 0.90; que es similar a los obtenidos por Lopo *et al.* (2018). En el grupo de entrenamiento se obtuvieron valores de RMSE bajos y coeficientes de determinación altos (cercanos a 1) (Cuadro 2). Mientras que, en la validación externa con el 10% de las muestras seleccionadas se obtuvo el 100%



**Figura 3. Espectros VIS-NIR-SWIR de las muestras de suelos de la Región de los Ríos Tabasco, México.**  
**Figure 3. VIS-NIR-SWIR spectra of the samples from the Los Ríos Region Tabasco, Mexico.**

de las predicciones de las clases, lo que confirma la robustez y confiabilidad del modelo como lo recomiendan Javadi, Munnaf y Mouazen (2021). La sensibilidad y la selectividad indican que el modelo clasificó correctamente todas las muestras (clases contra predicción Cuadro 2). Por tanto, el modelo PLS-DA clasificó correctamente el 100% de las muestras de calibración y de validación. Con este tipo de modelo es posible predecir los valores tanto para los datos originales (autopredicción) como para muestras futuras de orígenes desconocidos, o muestras de pruebas de orígenes conocidos (Brereton y Lloyd, 2014).

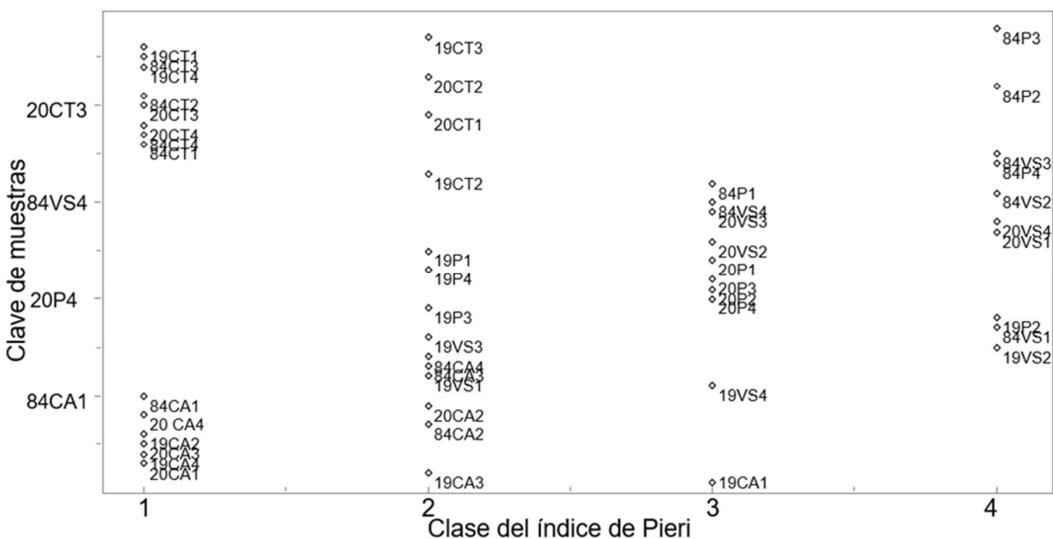
El grupo de entrenamiento y el de validación externa presentaron coeficientes de determinación altos (Cuadro 2), los cuales son buenos, de acuerdo con Soares *et al.* (2017). Las predicciones de las muestras obtuvieron valores de SEC bajos y

**Cuadro 2. Resultados de las métricas para evaluar la calidad de las predicciones del PLS-DA con el ICS.**  
**Table 2. Results of the metrics to assess the quality of the PLS-DA predictions with SQL.**

Clases	Predicción 1	Predicción 2	Predicción 3	Predicción 4	No coinciden
Clase 1	14	0	0	0	0
Clase 2	0	14	0	0	0
Clase 3	0	0	10	0	0
Clase 4	0	0	0	10	0
R2	0.99				
PRESS	0.024				
SEC	0.024				
PERCENT	0.005				
SEC de la calibración interna del 90%	0.024				
SEC de la validación externa del 10%	0.024				

R<sup>2</sup> = coeficiente de determinación en la calibración; PRESS = suma de cuadrado del error residual de predicción; SEC = error estándar de calibración; PERCENT = porcentaje del error promedio.

R<sup>2</sup> = coefficient of determination in the calibration; PRESS = sum of squares of the residual prediction error; SEC = standard error of calibration; PERCENT = average error percentage.



**Figura 4. Grupos por clases del ICS para las muestras tomadas en la región de Los Ríos, Tabasco, México.**  
**Figure 4. Groups by SQI classes for the samples collected in the Los Rios region, Tabasco, Mexico.**

coeficientes de determinación en la calibración altos, por lo que la discriminación entre las muestras y clases presentan buen ajuste y, por lo tanto, mayor confiabilidad analítica (Demattê *et al.*, 2019). Resultados similares (alta correlación) fueron obtenidos por Nespeca *et al.* (2018) cuando utilizaron PLS-DA para clasificar muestras de suelo contaminados por hidrocarburos.

Las predicciones del modelo PLS-DA, son iguales a los generados con el ICS del método convencional (COX / (arcilla+limo)). Con la ventaja de ser más rápido y económico, sin consumo de reactivos, sin emisión de residuos de laboratorio y no destructivo. Solo se realizó un proceso de secado y molido de la muestra de suelo (Levi et al., 2020).

Con los espectros del NIR, los datos de ICS y la quimiometría, es posible generar modelos PLS-DA para identificar suelos que se encuentren degradados (clase 1), con alto riesgo de degradación física (clase 2), moderado riesgo a la degradación (clase 3) o estructuralmente estable (clase 4) (Figura 4). Los resultados del modelo PLS-DA corroboran que con los espectros VIS-NIR-SWIR es posible clasificar satisfactoriamente los tipos de suelo dentro de una región geográfica conocida (Lopo *et al.*, 2018). Esto demuestra que la calidad del suelo se puede diagnosticar con la espectroscopía de infrarrojo cercano. Al respecto, Levi *et al.* (2020) indican que un método integral con modelos matemáticos puede tener resultados aplicables, tal como sucede con las muestras de suelos de la RR. Siempre que presenten características similares en cuanto a granulometría y porcentajes de carbono orgánico para predecir los índices de calidad de suelo (Gozukara *et al.*, 2022). Con el análisis espectral de muestras de suelo es posible generar modelos de clasificación PLS-DA como un método confiable, rápido y accesible para evaluar la calidad del recurso. Lo anterior es posible debido a las diferencias espectrales de las muestras de suelo (Perret *et al.*, 2020).

## **CONCLUSIONES**

Con la relación MO / (arcilla + limo) fue posible establecer un índice de calidad de suelo (ICS) con el cual evaluar los suelos Cambisoles de la Región de los Ríos en el estado de Tabasco, México. El porcentaje de MO y el ICS fueron comparados para definir el mejor calificador de la calidad de los suelos. Con base en el ICS, el 58% de los suelos de la RR presentan degradación, mientras que, solo el 14% de

los suelos indica que presentan baja concentración de MO. Por lo que se concluye que el ICS es más sensible para cuantificar la degradación de los suelos cuando se comparó con la evaluación basada en la MO. Se recomienda un programa de manejo sostenible del suelo y prácticas edafológicas adaptadas a las condiciones locales, ambientales, sociales y económicas, para incrementar el COX y mejorar el ICS. Con el ICS se estableció un modelo de clasificación mediante espectroscopía de infrarrojo cercano y quimiometría. Se registraron los espectros de cada muestra de suelo y mediante interpretación quimiométrica se demostró que es posible establecer un modelo de análisis discriminante por mínimos cuadrados parciales (PLS-DA) para predecir el ICS. El modelo cumple con todos los calificadores estadísticos y logra predecir correctamente el ICS en el 100% de los casos. Se concluye que la tecnología NIR genera información suficiente para predecir el ICS; con la ventaja de reducir el tiempo de análisis a minutos, eliminar el consumo de reactivos, no se generan residuos de laboratorio, y no se destruye la muestra en estudio. Y solo se necesita secar, moler y tamizar las muestras de suelos para evaluar la calidad estructural de suelos.

## **DECLARACIÓN DE ÉTICA**

No aplicable.

## **CONSENTIMIENTO PARA PUBLICACIÓN**

No aplicable.

## **DISPONIBILIDAD DE DATOS**

Los conjuntos de datos utilizados o analizados durante el estudio actual están disponibles del autor correspondiente a solicitud razonable.

## **CONFLICTO DE INTERESES**

Los autores declaran que no tienen intereses en competencia.

## **FONDOS**

No aplicable.

## **CONTRIBUCIÓN DE LOS AUTORES**

Investigación, realizó el muestreo de suelos y análisis de muestras; escritura: preparación del borrador original: A.R.R.G. Conceptualización, propuso el tema de investigación; metodología, definió las metodologías analíticas de laboratorio y estadísticas; análisis formal, revisó el primer borrador y los resultados obtenidos; revisión y edición (revisión de correcciones y adecuación del documento a la plantilla propuesta por la revista): A.G.P. Metodología, definió la metodología de muestreo; validación, validó la información de campo y laboratorio; recursos, gestionó los recursos para el muestreo y análisis de laboratorio; supervisión, de la etapa de muestreo de los suelos: J.Z.C. Análisis formal, revisión detallada de escrito y los datos que se presentan; escritura: revisión y edición, trabajo en la revisión del documento y su edición: E.G.L. Validación, revisó los resultados de laboratorio; análisis formal, de los resultados estadísticos y su interpretación; escritura: revisión y edición, del documento entregado por A.R.R.G.: R.S.H. Metodología, coordinó la estrategia para elaborar el mapa de la zona de estudio; validación, revisó el mapa del área de estudio; análisis formal, de los resultados estadísticos y su interpretación; escritura: revisión y edición, del documento entregado por A.R.R.G.: J.A.R.R.

## AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por la beca de doctorado para Alex Ricardo Ramírez-García. Al Colegio de Postgraduados, por los recursos brindados para esta investigación.

## LITERATURA CITADA

- Aceves-Navarro, L. A., & Rivera-Hernández, B. (2019). Clima. En A. Cruz-Angón, J. Cruz-Medina, J. Valero-Padilla, F. P. Rodríguez-Reynaga, & E. D. Melgarejo (Coord.). *La biodiversidad en Tabasco. Estudio de estado*. Vol. I (pp. 61-68). México: CONABIO. ISBN: 9786078570195
- Amundson, R., Berhe, A. A., Hopmans, J. W., Olson, C., Sztein, A. E., & Sparks, D. L. (2015). Soil and human security in the 21st century. *Science*, 348(6235), 1261071. <https://doi.org/10.1126/science>
- Bai, Y., Zha, X., & Chen, S. (2020). Effects of the vegetation restoration years on soil microbial community composition and biomass in degraded lands in Changting County, China. *Journal of Forestry Research*, 31(4), 1295-1308. <https://doi.org/10.1007/s11676-019-00879-z>
- Borrelli, P., Robinson, D. A., Fleischer, L. R., Lugato, E., Ballabio, C., Alewell, Ch., ... Panagos, P. (2017). An assessment of the global impact of 21st century land use change on soil erosion. *Nature Communications*, 8, 2013. <http://doi.org/10.1038/s41467-017-02142-7>
- Brereton, R. G., & Lloyd, G. R. (2014). Partial least squares discriminant analysis: taking the magic away. *Journal of Chemometrics*, 28(4), 213-225. <https://doi.org/10.1002/cem.2609>
- Bünemann, E. K., Bongiorno, G., Baic, Z., Creamer, R. E., De Deyn, G., De Goede, R., ... Brussaard L. (2018). "Soil Quality - A Critical Review. *Soil Biology and Biochemistry*, 120, 105-25. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2018.01.030>
- Castro, J. P., Babos, D. V., & Pereira-Filho E. R. (2020). Calibration strategies for the direct determination of rare earth elements in hard disk magnets using laser-induced breakdown spectroscopy. *Talanta*, 208, 120443. <https://doi.org/10.1016/j.talanta.2019.120443>
- Dematté, M. J. A., Dotto, C. A., Bedin, L. G., Sayão, V. M., & Souza, A. B. (2019). Soil analytical quality control by traditional and spectroscopy techniques: Constructing the future of a hybrid laboratory for low environmental impact. *Geoderma*, 337, 111-121. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.09.010>
- Dorji, T., Odeh, I. O. A., & Field, D. J. (2015). Elucidating the complex interrelationships of soil organic carbon fractions with land use/land cover types and landform attributes in a montane ecosystem. *Journal of Soils and Sediments*, 15, 1039-1054. <https://doi.org/10.1007/s11368-015-1088-4>
- Esquivel-Valenzuela, B., Cueto-Wong, J. A., Cruz-Gaistardo, C. O., Guerrero-Peña, A., Jarquín-Sánchez, A., & Burgos-Córdoba, D. (2018). Carbono orgánico y nitrógeno total en suelos forestales de México mediante espectroscopía VIS-NIR. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 9(47), 295-313. <https://doi.org/10.29298/rmcf.v9i47.158>
- Fernández-De Andrade, L. (2014). Aplicación del índice de estabilidad estructural de Pieri (1995) a suelos montañosos de Venezuela. *Terra Nueva Etapa*, 30(48), 143-153.
- Fernández, L., González, M., & Sáez-Sáez, V. (2016). Relación entre un índice de estabilidad estructural de suelo, la zona bioclimática y la posición fisiográfica en Venezuela. *Terra. Nueva Etapa*, 32(52), 139-149.
- Fuentes, M., González-Martín, I., Hernández-Hierro, J. M., Hidalgo, C., Govaerts, B., Etchevers, J., ... Dendooven, L. (2009). The natural abundance of <sup>13</sup>C with different agricultural management by NIRS with fibre optic probe technology. *Talanta*, 79(1), 32-37. <https://doi:10.1016/j.talanta.2009.03.002>
- Fuentes, M., Hidalgo, C., González-Martín, I., Hernández-Hierro, J. M., Govaerts, B., Sayre, K. D., & Etchevers, J. (2012). NIR Spectroscopy: An Alternative for Soil Analysis. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 43(1-2), 346-356. <https://doi.org/10.1080/00103624.2012.641471>
- Geissen, V., Sánchez-Hernández, R., Kampichler, C., Ramos-Reyes, R., Sepulveda-Lozada, A., Ochoa-Goana, S., ... Hernández-Daumas, S. (2009). Effects of land-use change on some properties of tropical soils-An example from Southeast Mexico. *Geoderma*, 151(3-4), 87-97. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.03.011>
- Gozukara, G., Acar, M., Ozlu, E., Dengiz, O., Hartemink, A. E., & Zhang, Y. (2022). A soil quality index using Vis-NIR and pXRF spectra of a soil profile. *Catena*, 211, 105954. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105954>
- Gruszczyński, S., & Gruszczyński, W. (2022). Supporting soil and land assessment with machine learning models using the Vis-NIR spectral response. *Geoderma*, 405, 115451. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115451>
- Hayhoe, D. (2013). Surprising Facts About Soils, Students and Teachers! A Survey of Educational Research and Resources. In: Lichtfouse, E. (eds). *Sustainable Agriculture Reviews*. vol 12 (pp.1-40). Dordrecht, Netherlands: Springer. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-5961-9\\_1](https://doi.org/10.1007/978-94-007-5961-9_1)
- Imbellone, P. A., Giménez, J. E., & Panigatti J. L. (2010). *Suelos de la Región Pampeana: procesos de formación*. Buenos Aires, Argentina: Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. ISBN: 978-987-1623-40-2
- ISISCAN (2008). *User's Guide versión 2.81*. State College, PA USA: Infrasoft International LLC.
- Jarquín-Sánchez, A., Salgado-García, S., Palma-López, D. J., Camacho-Chiu, W., & Guerrero-Peña, A. (2011). Análisis de nitrógeno total en suelos tropicales por espectroscopía de infrarrojo cercano (NIRS) y quimiometría. *Agrociencia*, 45(6), 653-662.

- Jarquín-Sánchez, A., Salgado-García, S., Palma-López, D. J., & Camacho-Chiu, W. (2012). Analysis of soil organic matter in tropical soils with near-infrared spectroscopy (NIRS) and chemometrics. *Revista Latinoamericana de Ciencias de la Agricultura*, 39(2), 387-394.
- Javadi, S. H., Munna, M. A., & Mouazen, A. M. (2021). Fusion of Vis-NIR and XRF spectra for estimation of key soil attributes. *Geoderma*, 385, 114851. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114851>
- Levi, N., Karniel, A., & Paz-Kagan, T. (2020). Using reflectance spectroscopy for detecting land-use effects on soil quality in drylands. *Soil and Tillage Research*, 199, 104571. <https://doi.org/10.1016/j.still.2020.104571>
- Liu, J., Xie, J., Han, J., Wang, H., Sun, J., Li, R., & Li, S. (2020). Visible and near-infrared spectroscopy with chemometrics are able to predict soil physical and chemical properties. *Journal of Soils and Sediments*, 20, 2749-2760. <https://doi.org/10.1007/s11368-020-02623-1>
- López-Castañeda, A., Palma-López, D. J., Zavala-Cruz, J., Ortiz-Solorio, C. A., Tinal-Ortiz, S., & Valdez-Lazalde, J. R. (2017). Cartografía de suelos en la región de Los Ríos, Tabasco, México; uso del modelo digital de elevación. *Agroproductividad*, 10(12), 22-28.
- Lopo, M., Dos Santos, T., Páscoa, R. N. M. J., Graça, A. R., & Lopes, J. A. (2018). Near infrared spectroscopy as a tool for intensive mapping of vineyards soil. *Precision Agriculture*, 19, 445-462. <https://doi.org/10.1007/s11119-017-9529-2>
- Méndez-Ramírez, I., Namihira-Guerrero, D., Moreno-Altamirano, L., & Sosa de Martínez, C. (2014). *El Protocolo de Investigación: lineamientos para su elaboración y análisis*. Distrito Federal, México: Trillas. ISBN: 968-24-4100-5
- Mirghaed, F. A., & Souri, B. (2022). Spatial analysis of soil quality through landscape patterns in the Shoor River Basin, Southwestern Iran. *CATENA*, 211, 106028. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106028>
- Mukhopadhyay, S., Maiti, S. K., & Masto, R. E. (2014). Development of mine soil quality index (MSQI) for evaluation of reclamation success: a chronosequence study. *Ecological Engineering*, 71, 10-20. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2014.07.001>
- Muñoz-Rojas, M. (2018). Soil quality indicators: critical tools in ecosystem restoration. *Current Opinion in Environmental Science & Health*, 5, 47-52. <https://doi.org/10.1016/j.coesh.2018.04.007>
- Nespeca, M. G., Piassalonga, G. B., & De Oliveira, J. E. (2018). Infrared spectroscopy and multivariate methods as a tool for identification and quantification of fuels and lubricant oils in soil. *Environmental Monitoring and Assessment*, 190(2), 1-12. <https://doi.org/10.1007/s10661-017-6454-9>
- Perret, J., Villalobos-Leandro, J. E., Abdalla-Bolaños, K., Fuentes-Fallas, C. L., Cuarezma-Espinoza, K. M., Macas-Amaya, E. N., ... Darren, D. (2020). Desarrollo de métodos de análisis de espectroscopía y algoritmos de aprendizaje automático para la evaluación de algunas propiedades del suelo en Costa Rica. *Agronomía Costarricense*, 44(2), 139-154. <https://doi.org/10.15517/RAC.V44I2.43108>
- Infometrix (2014). *Pirouette Software para quimiometría, User's Guide versión 4.11*. Bothell, WA, USA: Infometrix Inc.
- Ramírez-García, A. R., Zavala-Cruz, J., Rincón-Ramírez, J. A., Guerrero-Peña, A., García-López, E., Sánchez-Hernández, R., ... Ortiz-Pérez, M. A. (2022). Cambio de uso agrícola y vegetación (1947-2019) en la región de Los Ríos, Tabasco, México. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 28(3), 465-481. <https://doi.org/10.5154/r.rchscfa.2022.01.001>
- Ramírez, L., Alvarado, A., Pujol, R., McHugh, A., & Brenes, L. G. (2008). Indicadores para estimar la sostenibilidad agrícola de la cuenca media del Río Reventado, Cartago, Costa Rica. *Agronomía Costarricense*, 32(2), 93-118.
- Recena, R., Fernández-Cabanás, V. M., & Delgado, A. (2019). Soil fertility assessment by Vis-NIR spectroscopy: Predicting soil functioning rather than availability indices. *Geoderma*, 337, 368-374. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.09.049>
- Rodríguez, N. F., & Burguete, F. (1987). Muestreo de suelos. Pp. 1-15. En A. Aguilar-Santelises, J. D. Echevers-Barra, J. Z. Castellanos-Ramos (Eds.). *Análisis químico para evaluar la fertilidad del suelo* (pp. 1-15). Chapingo, Estado de México, México: Sociedad Mexicana de la Ciencia del Suelo. ISBN: 9789686201000
- Salgado-García, S., Palma-López, D. J., Zavala-Cruz, J., Lagunes-Espinoza, L. C., Córdova-Sánchez, S., Castelán-Estrada M., & Martínez-Becerra, A. (2017). *Recomendaciones de fertilizantes en palma de aceite en la Región de los Ríos de Tabasco*. Cárdenas, Tabasco, México: Colegio de postgraduados.
- SEMARNAT (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales). (2002). Norma Oficial Mexicana NOM-021-SEMARNAT-2000 antes NOM-021-RECNAT-2000. Que establece las especificaciones de fertilidad, salinidad y clasificación de suelos. Estudio, muestreo y análisis. *Diario Oficial de la Federación*. D. F., México: SEGOB.
- Soares, L. C., Alves, J. de O., Linhares, L. A., Filho-Egreja, F. B., & Fontes, M. P. (2017). Vulnerability of tropical soils to heavy metals: A PLS-DA classification model for Lead. *Microchemical Journal*, 133, 258-264. <https://doi.org/10.1016/j.microc.2017.03.028>