



COLEGIO DE POSTGRADUADOS

INSTITUCIÓN DE ENSEÑANZA E INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS AGRÍCOLAS

CAMPUS TABASCO

PROGRAMA PRODUCCIÓN AGROALIMENTARIA EN EL TRÓPICO

**MODELOS DE CALIBRACIÓN NIRS PARA EVALUAR LA CALIDAD
DE LOS SUELOS FORESTALES DE VERACRUZ Y QUINTANA ROO.**

JUANA OLAN CORDOVA

T E S I S

PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL
PARA OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRA EN CIENCIAS

H. CÁRDENAS, TABASCO, MÉXICO

2020



COLEGIO DE POSTGRADUADOS

Institución de Enseñanza e Investigación en Ciencias Agrícolas
Campeche-Córdoba-Montecillo-Puebla-San Luis Potosí-Tabasco-Veracruz

SADER
SECRETARÍA DE AGRICULTURA
Y DESARROLLO RURAL



"2020, Año de Leona Vicario, Benemérita Madre de la Patria"

CARTA DE CONSENTIMIENTO DE USO DE LOS DERECHOS DE AUTOR Y DE LAS REGALÍAS COMERCIALES DE PRODUCTOS DE INVESTIGACIÓN

En adición al beneficio ético, moral y académico que he obtenido durante mis estudios en el Colegio de Postgraduados, la que suscribe Juana Olán Córdova, alumna de esta Institución, estoy de acuerdo en ser partícipe de las regalías económicas y/o académicas, de procedencia nacional e internacional, que se deriven del trabajo de investigación que realicé en esta Institución, bajo la dirección del Profesor Armando Guerrero Peña, por lo que otorgo los derechos de autor de mi tesis "Modelos de calibración NIRS para evaluar la calidad de los suelos forestales de Veracruz y Quintana Roo" y de los productos de dicha investigación al Colegio de Postgraduados. Las patentes y secretos industriales que se puedan derivar serán registrados a nombre del Colegio de Postgraduados y las regalías económicas que se deriven serán distribuidas entre la Institución, El Consejero y la que suscribe, de acuerdo a las negociaciones entre las tres partes, por ello me comprometo a no realizar ninguna acción que dañe el proceso de explotación comercial de dichos productos a favor de esta Institución.

H. Cárdenas, Tabasco, a 12 de junio de 2020.


Juana Olán Córdova

Nombre completo y Firma


Dr. Armando Guerrero Peña

Vo. Bo. Profesor Consejero
Nombre completo y Firma

La presente tesis, titulada “**MODELOS DE CALIBRACIÓN NIRS PARA EVALUAR LA CALIDAD DE LOS SUELOS FORESTALES DE VERACRUZ Y QUINTANA ROO**”, realizada por la alumna: Juana Olán Córdova, bajo la dirección del Consejo Particular indicado, ha sido aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

MAESTRA EN CIENCIAS

POSTGRADO EN PRODUCCIÓN AGROALIMENTARIA EN EL TRÓPICO

CONSEJO PARTICULAR

CONSEJERO:



DR. ARMANDO GUERRERO PEÑA

ASESORA:



DRA. EDITH HERNÁNDEZ NATAREN

ASESOR:



DR. JOEL VELASCO VELASCO

H. CÁRDENAS, TABASCO, MÉXICO, 26 DE JUNIO DE 2020

MODELOS DE CALIBRACIÓN NIRS PARA EVALUAR LA CALIDAD DE LOS SUELOS FORESTALES DE VERACRUZ Y QUINTANA ROO.

**Juana Olán Córdova, M.C.
Colegio de Postgraduados 2020.**

RESUMEN

En la actualidad aumenta el interés por la calidad de los suelos forestales de forma rápida, precisa y a bajo costo; sin embargo, la mayoría de las técnicas analíticas tradicionales son laboriosas, consumen mucho tiempo y generan residuos químicos de laboratorio. En este sentido, la espectroscopia en el infrarrojo cercano (NIRS), se utiliza como un método rápido, que no genera residuos y con bajo costo analítico. Esta tecnología genera espectros que contienen la información física, química y biológica de los suelos; información que mediante un procesamiento quimiométrico es posible generar modelos de calibración o de clasificación.

Los objetivos del presente trabajo fueron desarrollar índices de calidad de los suelos forestales de Veracruz y de Quintana Roo; así como obtener modelos para predecir índices de calidad de los suelos de estos dos estados, a partir del tratamiento quimiométricos de los espectros NIR.

Se emplearon muestras pertenecientes al Inventario Nacional Forestal y de Suelo, correspondiente a los estados de Veracruz y Quintana Roo para evaluar la calidad de los suelos mediante índices generados con la relación entre el carbono oxidable y la fracción mineral (arcilla + limo); además se realizó la modelación de los espectros NIR para predecir el índice de calidad de estos suelos. Los resultados muestran que los índices de calidad generados en los suelos forestales de Veracruz y Quintana Roo, son más sensibles para predecir el deterioro, cuando se compara con la evaluación de calidad del suelo basada, solamente, en el contenido de carbono oxidable. Los modelos generados,

para los suelos de cada estado, a partir de los espectros NIR son confiables para predecir el índice de calidad de los suelos forestales de Veracruz y Quintana Roo.

Palabras claves: índice de calidad de suelo, NIRS, quimiometría.

NIRS CALIBRATION MODELS FOR EVALUATING THE QUALITY OF FOREST SOILS IN VERACRUZ AND QUINTANA ROO.

**Juana Olán Córdova, M.C.
Colegio de Postgraduados 2020.**

ABSTRACT

Interest in forest soil quality is growing rapidly, accurately and at low cost; however, most traditional analytical techniques are time-consuming, time-consuming and generate laboratory chemical waste. In this sense, near-infrared spectroscopy (NIRS) is used as a fast, residue-free and low-cost analytical method. This technology generates spectra that contain the physical, chemical and biological information of soils; information that through chemometric processing is possible to generate calibration or classification models.

The objectives of this work were to develop quality indices of the forest soils of Veracruz and Quintana Roo; as well as to obtain models to predict soil quality indices of these two states, from the chemometric treatment of the NIR spectra.

Samples belonging to the National Forest and Soil Inventory, corresponding to the states of Veracruz and Quintana Roo, were used to evaluate the quality of the soils using indices generated with the relationship between the oxidizable carbon and the mineral fraction (clay + silt); in addition, modelling of the NIR spectra to predict the quality index of these soils was carried out. Los resultados muestran que los índices de calidad generados en los suelos forestales de Veracruz y Quintana Roo, son más sensibles para predecir el deterioro, cuando se compara con la evaluación de calidad del suelo, basada solamente, en el contenido de carbono oxidable. Los modelos generados, para los suelos de cada estado, a partir de los espectros NIR son confiables para predecir el índice de calidad de los suelos forestales de Veracruz y Quintana Roo.

Keywords: soil quality index, NIRS, chemometry.

AGRADECIMIENTO

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por la beca otorgada para la realización de mis estudios de Maestría en Ciencias.

Al Colegio de Postgraduados por permitir mi formación profesional y por el apoyo recibido en sus instalaciones.

Al Dr. Armando Guerrero Peña por todas las facilidades proporcionadas para la realización de este trabajo, por toda su dedicación, preocupación y sobre todo paciencia para mi persona.

A la Dra. Edith Hernández Nataren por su valiosa colaboración en la realización de este trabajo.

Al Dr. Joel Velasco Velasco por su disposición y apoyo a esta investigación.

A mi Sinodal el Dr. Joel Zavala Cruz por su aportación y valiosos comentarios para la terminación de este trabajo.

Al personal del Laboratorio Agroindustrial Suelo, Planta y Agua, a los técnicos: Esteban y Bernardo por el apoyo que siempre sin pensarlo me brindaron.

A la Dra. Lorena Hernández Nataren por su aportación y comentarios en la realización de la tesis.

A mi Compañero de Maestría Everardo, gracias por los buenos y malos momentos que pasamos.

A mis compañeros de Laboratorio: Carolina, Daniela y Alondra por la ayuda brindada y por los ánimos recibidos.

Al personal de servicios escolares, en especial a las licenciadas Deyanira y Elsy por todo el apoyo y paciencia.

DEDICATORIA

A Dios, por su infinito amor y misericordia, por darme la fuerza necesaria y por ser mi guía durante el transcurso de este caminar.

A mis padres por ser mi pilar fundamental, por su amor, trabajo y sacrificio, gracias a ustedes he logrado llegar hasta aquí, pero sobre todo gracias por la confianza que tuvieron en mí, los amo.

A mi esposo por ser mi apoyo en cada paso que di, por nunca cortarme las alas, por tu gran paciencia y por la confianza puesta en mí. Te amo.

A mis hermanos Ildefonso, Matilde y José Antonio, por el apoyo moral que me brindaron en esta etapa.

A mis sobrinos Eduardo, Esteban y Dafne, porque ustedes son una inspiración para mí.

CONTENIDO

RESUMEN	iii
ABSTRACT	v
AGRADECIMIENTO	vi
DEDICATORIA	viii
LISTA DE CUADROS	xiv
LISTA DE FIGURAS	xvi
CAPITULO I. INTRODUCCIÓN GENERAL	1
1.2. OBJETIVOS	3
1.2.1. Objetivo general	3
1.2.2. Objetivos específicos.....	3
1.3. HIPOTESIS.....	3
CAPITULO II. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	4
2.1. Concepto de calidad de suelo.....	4
2.2. Indicadores de calidad de suelo	4
2.3. Materia orgánica del suelo.....	7
2.4. Textura del suelo	8
2.5. Textura del suelo y su importancia con la materia orgánica	8
2.6. Índice de calidad de suelo	9
2.7. Espectroscopia de Reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIRS)	10
2.8. Espectroscopia de Reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIRS) en suelo.....	11
2.9. Quimiometría	12
2.10. Reconocimiento de patrones	12
2.11. Modelos de calibración	14
2.11.1. Calibración univariante.....	14

2.11.2. Regresión lineal múltiple (MLR)	15
2.11.3. Regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS)	15
2.12. Modelos de clasificación	16
2.12.1. PLS-DA (<i>partial least squares-discriminant analysis</i>).....	16
2.12.2. SIMCA (<i>soft independent modeling of class analogy</i>).....	17
2.13. Validación de modelos.....	17
2.14. Literatura citada	18
CAPITULO III. ÍNDICE DE FORESTALES CALIDAD DE LOS SUELOS DE VERACRUZ Y QUINTANA ROO, MÉXICO	28
3.1. ABSTRACT.....	28
3.2. RESUMEN.....	29
3.3. INTRODUCCIÓN.....	30
3.4. MATERIALES Y MÉTODOS.....	31
3.4.1. Sitio de Muestreo	31
3.4.2. Estrategia de Muestreo	32
3.4.3. Preparación de las Muestras.....	33
3.4.4. Análisis Químico	33
3.4.5. Clasificación del Contenido de Carbono Oxidable en los Suelos.....	33
3.4.6. Generación del Índice de Calidad del Suelo Forestal de Veracruz y Quintana Roo	34
3.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	35
3.5.1. Granulometría y Textura de los Suelos Forestales de Veracruz y Quintana Roo	35
3.5.2. Relación del COX y la Arcilla + Limo.....	35
3.5.3. Calidad de los Suelos Forestales de Veracruz.....	37

3.5.4. Calidad de los Suelos Forestales de Quintana Roo	39
3.6. CONCLUSIÓN.....	41
3.7. LITERATURA CITADA	41
CAPITULO IV: MODELO DE CALIBRACIÓN PARA MEDIR LA CALIDAD DE LOS SUELOS FORESTALES DE VERACRUZ MEDIANTE ESPECTROSCOPIA VIS- NIR-SWIR Y QUIMIOMETRÍA.....	47
4.1. ABSTRACT.....	47
4.2. RESUMEN.....	48
4.3. INTRODUCCIÓN.....	49
4.4. MATERIALES Y MÉTODOS.....	51
4.4.1. Sitio de muestreo	51
4.4.2. Estrategia de muestreo	51
4.4.3. Preparación de las muestras.....	52
4.4.4. Análisis químico	52
4.4.5. Índice de calidad del suelo forestal	53
4.4.6. Clasificación de la vegetación	53
4.4.7. Modelo de calibración para predecir el índice de calidad de los suelos	54
4.4.7.1. Obtención de los espectros de las muestras de suelo.	54
4.4.7.2. Construcción del modelo	54
4.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	56
4.5.1. Clasificación de la vegetación de los conglomerados	56
4.5.2. Granulometría y textura de los suelos forestales de Veracruz.....	58
4.5.3. Relación del COX y la arcilla + limo.	58
4.5.4. Índice de calidad de los suelos forestales de Veracruz.....	59

4.5.5. Modelo de calibración para predecir el índice de calidad de los suelos Forestales de Veracruz	60
4.6. CONCLUSIÓN.....	62
4.7. LITERATURA CITADA	63
CAPITULO V. FUENTES ESPECTRALES COMBINADAS PARA PREDECIR EL ÍNDICE DE CALIDAD DE SUELOS FORESTALES DE QUINTANA ROO, MÉXICO.	68
5.1. ABSTRACT.....	68
5.2. RESUMEN.....	69
5.3. INTRODUCCIÓN.....	70
5.4. MATERIALES Y MÉTODOS.....	73
5.4.1. Sitio y estrategia de muestreo.....	73
5.4.2. Preparación y análisis químico de muestras	74
5.4.3. Interpretación del carbono oxidable en las muestras de suelo de Quintana Roo	74
5.4.4. Generación del índice de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo	75
5.4.5. Clasificación de la vegetación	75
5.4.6. Obtención de espectros combinados para predecir el índice de calidad de los suelos.....	76
5.4.6.1. Construcción del modelo	76
5.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	77
5.5.1. Clasificación de la vegetación de los conglomerados	77
5.5.2. El Carbono oxidable en los suelos de Quintana Roo	80
5.5.3. Clase textural de los suelos forestales de Quintana Roo	80
5.5.4. Índice de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo	80

5.5.5. Modelo de calibración NIRS para predecir el índice de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo	81
5.5.5.1. Obtención de espectros NIR-SWIR	81
5.5.5.2. Tratamiento matemático de los espectros	82
5.5.5.3. Validación interna	83
5.5.5.4. Validación externa	83
5.6. CONCLUSIONES	85
5.7. LITERATURA CITADA	85
CAPITULO VI. CONCLUSIONES GENERALES.....	90

LISTA DE CUADROS

Cuadro 1. Conjunto de indicadores físicos, químicos y biológicos (adaptado de Bautista et al., 2004).....	6
Cuadro 2. Clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002) utilizadas para calificar el contenido de carbono oxidable en los suelos de Veracruz y Quintana Roo.....	34
Cuadro 3. Clase definidas por Piere (1995) para evaluar el índice de calidad de suelo.	34
Cuadro 4. Distribución de los suelos forestales de Veracruz, México basada en la concentración de COX, en las clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002).	37
Cuadro 5. Clasificación de los suelos forestales del estado de Veracruz, México, basada en el índice de calidad de suelo establecido por Piere (1995).....	38
Cuadro 6. Clasificación de los suelos forestales de Quintana Roo, México con base en la concentración de materia orgánica y con las clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002).	39
Cuadro 7. Clasificación de los suelos forestales de Quintana Roo, México con base en el índice de calidad de suelo establecido por Piere (1995).	40
Cuadro 8. Clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2000) utilizadas para calificar el contenido de carbono oxidable en los suelos de Veracruz.	52
Cuadro 9. Clase para evaluar el índice de calidad de suelo (Piere, 1995).....	53
Cuadro 10. Indicadores estadísticos para seleccionar y evaluar el modelo de calibración.	55
Cuadro 11. Indicadores estadísticos para evaluar el modelo de calibración.....	55
Cuadro 12. Relación de la vegetación y su clave, numero de perfiles y máximo de capas en cada conglomerado.	57

Cuadro 13. Clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2000) utilizadas para calificar el contenido de carbono oxidable en los suelos de Quintana Roo.....	74
Cuadro 14. Clase para evaluar el índice de calidad de suelo (Piere, 1995).....	75
Cuadro 15. Indicadores estadísticos para seleccionar y evaluar el modelo de calibración	77
Cuadro 16. Relación de la vegetación y su clave, número de perfiles y máximo de capas en cada conglomerado.	79
Cuadro 17. Clasificación de los suelos forestales de Quintana Roo con base en el índice de calidad de establecido por Piere (1995).	81

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Ubicación geográfica del sitio de muestreo y la distribución de los puntos de muestreo en el conglomerado.	32
Figura 2. Relación entre el contenido de materia orgánica (MO) y la arcilla + limo (R+L) de los suelos forestales de Veracruz, México.....	36
Figura 3. Relación entre el contenido de materia orgánica (MO) y la arcilla + limo (R+L) de los suelos forestales Quintana Roo, México.....	36
Figura 4. Ubicación geográfica del sitio de muestreo y la distribución de los puntos de muestreo en el conglomerado.	51
Figura 5. Relación entre el contenido de carbono oxidable y la suma de arcilla + limo de los suelos del estado de Veracruz.....	59
Figura 6. Espectros obtenidos con el infrarrojo cercano en los suelos forestales de Veracruz.	60
Figura 7. Indicadores estadísticos de la validación interna (cross validation) del modelo de calibración del índice de calidad del suelo.....	61
Figura 8. Indicadores estadísticos de la validación externa del modelo de calibración del índice de calidad de suelo.	62
Figura 9. Ubicación geográfica del sitio de muestreo y la distribución de los puntos de muestreo de suelos en el conglomerado.	73
Figura 10. Espectros obtenidos con el infrarrojo cercano en los suelos forestales de Quintana Roo.....	82
Figura 11. Indicadores estadísticos de la validación interna (cross validation) del modelo de calibración del índice de calidad del suelo (ICS) en suelos de Quintana Roo. ...	83
Figura 12. Indicadores estadísticos de la validación externa del modelo de calibración del índice de calidad del suelo.	84

CAPITULO I. INTRODUCCIÓN GENERAL

El suelo es un recurso natural no renovable, de muy lenta regeneración, y constantemente sometido a procesos de destrucción y degradación. Es un elemento que interviene en los ciclos del agua, carbono, nitrógeno, fósforo, etcétera (Novillo *et al.*, 2018). Por lo tanto, el uso del suelo debe realizarse con el objetivo de incrementar su calidad, y mantener o incrementar la capacidad del suelo para proveer alimentos y servicios ambientales (Gartzia, 2009).

La calidad del suelo es una capacidad del mismo para funcionar en un límite del ecosistema natural o gestionado, y para mantener la productividad de la planta mientras se reduce la degradación del suelo (AbdelRahman *et al.*, 2019).

En la actualidad, aumenta el interés en conocer las propiedades del suelo de una manera rápida, precisa y a bajo costo. Contar con información en tiempo real permite a los productores, científicos y otros grupos interesados, implementar estrategias de manejo de las propiedades del suelo (Sørensen y Dalsgaard, 2005).

La mayoría de las técnicas analíticas convencionales del análisis de suelos son laboriosas, consumen mucho tiempo y generan subproductos y residuos que si no son manejados y desechados adecuadamente tienen efectos adversos en el ambiente y la salud (Ramaroson *et al.*, 2018; Tümsavaş *et al.*, 2018). Esto es importante en países donde las tecnologías de tratamiento de residuos no están disponibles; o bien en donde el manejo y desecho de residuos no está regulado y ni debidamente implementado (Macias *et al.*, 2015). Por lo tanto, los métodos analíticos capaces de generar resultados tan precisos como los métodos convencionales, pero a menor precio y con menor impacto ambiental, son necesarios (Viscarra *et al.*, 2006).

La tecnología NIR es empleada a en diversos países para la predicción de propiedades del suelo; ejemplo de ello son los trabajos en Australia, donde se modelan las propiedades: pH, carbono orgánico (CO), arcilla, limo arena, capacidad de intercambio

catiónico (CIC), calcio intercambiable, aluminio intercambiable, nitrato (NO_3) y fósforo disponible (Viscarra *et al.*, 2006). En Brasil es modelado N total y C total (Brunet *et al.*, 2007). En Canadá: P-total, C total, N total, pH, K, Al, Fe, Ca, Mg, Mn, Cu, Zn, (Abdi *et al.*, 2012); N total, C orgánico y la relación C/N (St. Luce *et al.*, 2012). En Dinamarca modelan la predicción de la arcilla (Sørensen y Dalsgaard, 2005). Y en Estados Unidos: Carbono orgánico y N total (Chaudhary *et al.*, 2012).

En México, la tecnología NIR es poco utilizada en este tipo de investigaciones. Sin embargo, debido a la gran extensión del territorio y la diversidad de suelos que existe en el país y que varía de regiones áridas a selvas y humedales, es importante crear un inventario de suelos nacional y librerías regionales de espectros NIR, las cuales podrían ser empleadas posteriormente para caracterizar los suelos de manera más rápida, eficiente y a menor costo (Macías, 2015).

Por lo anterior, en este trabajo se desarrollaron índices de calidad y modelos de predicción mediante la tecnología NIR y la quimiometría, capaces de estimar la calidad de los suelos forestales de Veracruz y Quintana Roo.

1.2. OBJETIVOS

1.2.1. Objetivo general

Evaluar la calidad de los suelos forestales mediante modelos de predicción generados por la técnica NIRS.

1.2.2. Objetivos específicos

- ❖ Determinar materia orgánica y granulometría de las muestras de los suelos forestales mediante las técnicas convencionales.
- ❖ Generar índices de calidad de los suelos forestales de Veracruz y Quintana Roo.
- ❖ Crear las librerías espectrales NIR de las muestras de suelos forestales.
- ❖ Obtener modelos de predicción NIR para evaluar la calidad de los suelos forestales.

1.3. HIPOTESIS

El análisis por espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS), aporta información suficiente y confiable para generar modelos de predicción de calidad de los suelos forestales mediante técnicas quimiométricas.

CAPITULO II. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

2.1. Concepto de calidad de suelo

El suelo es un componente crítico de la biósfera no renovable a escala humana (Miralles, 2006). El concepto de calidad del suelo está relacionado con las funciones y el uso del mismo (Seifu y Elias, 2019), siendo atributo de sus propiedades físicas, químicas y biológicas (Li *et al.*, 2020).

El concepto de calidad de suelo, entendido como la capacidad del mismo para realizar sus funciones (en general, de producción biológica, protección ambiental y mantenimiento de la salud humana), es básico para el desarrollo sostenible, pues ha demostrado ser de utilidad en temas relativos a sostenibilidad productiva y medioambiental (Papendick y Parr, 1992).

El Comité para la Salud del Suelo, de la Sociedad Americana de la Ciencia del Suelo, define la calidad del suelo como su capacidad para funcionar dentro de los límites de un ecosistema natural o manejado, lo cual implica: 1) sostener la productividad de plantas y animales, 2) mantener o mejorar la calidad del aire y del agua, 3) sostener la salud humana y el hábitat (Karlen *et al.*, 1997), 4) sostener la actividad biológica, la biodiversidad y la productividad, 5) filtrar, amortiguar, degradar e inmovilizar contaminantes, 6) almacenar y reciclar nutrientes y, 7) soportar estructuras socioeconómicas asociadas con el hábitat humano (Doran y Parkin, 1996; Karlen *et al.*, 1997).

2.2. Indicadores de calidad de suelo

El concepto de calidad es funcional, incluye variables que sirven para evaluar la condición del suelo o de los indicadores de calidad de suelo. Los indicadores de calidad de suelo son atributos de medición que ofrecen información de las propiedades, procesos y características del suelo; estos atributos medibles revelan la respuesta de la productividad o funcionalidad del suelo al ambiente, e indican si la calidad del suelo

mejora, permanece constante o decrece. Proveen información sobre el efecto del cambio en el uso del suelo y el impacto que tienen las prácticas agrícolas sobre la degradación o su funcionamiento (Estrada *et al.*, 2017).

Vallejo (2013) menciona que los indicadores de calidad se consideran una fuente de conocimiento importante porque facilitan la formulación de estrategias y acciones para la planeación territorial, proveen información preventiva temprana y anticipan condiciones adversas. De igual manera, son indispensables en la toma de decisiones para ganaderos y agricultores, así como para el establecimiento de políticas de conservación del recurso suelo.

Los indicadores de la calidad del suelo pueden ser propiedades físicas, químicas y biológicas (García *et al.*, 2012). Las propiedades físicas que pueden ser utilizadas como indicadores de la calidad del suelo son aquellas que reflejan la manera en que este recurso acepta, retiene y transmite agua a las plantas, así como las limitaciones que se pueden encontrar en el crecimiento de las raíces, la emergencia de las plántulas, la infiltración o el movimiento del agua dentro del perfil, y que además estén relacionadas con el arreglo de las partículas y los poros (Estrada *et al.*, 2017).

Los indicadores químicos se refieren a condiciones que afecta la relación suelo-planta, la calidad del agua, la capacidad amortiguadora del suelo, la disponibilidad el agua y nutrimentos para las plantas y microorganismos (SQI, 1996).

Finalmente, los indicadores biológicos se relacionan con la eficacia de los organismos edáficos para descomponer los residuos animales y vegetales incorporados al suelo (Cuadro 1). A partir de lo anterior se cumple una función muy importante porque se controla el suministro de nutrientes (vía mineralización de la materia orgánica) y el humus (humificación de los residuos orgánicos frescos) al cultivo o ecosistema natural, lo que se relaciona con la fertilidad edáfica (Vallejo, 2013).

Cuadro 1. Conjunto de indicadores físicos, químicos y biológicos (adaptado de Bautista et al., 2004).

Propiedad	Condición y función del suelo	Valores relevantes ecológicamente; comparación para evaluación.
Físicas		
Textura	Retención y transporte de agua y compuestos químicos; erosión del suelo	% de arena, limo y arcilla; pérdida del sitio o posición del paisaje
Profundidad del suelo, suelos superficiales y raíces.	Estima la productividad, potencial y la erosión	cm o m
Infiltración y densidad aparente	Potencial de lavado; productividad y erosividad	minutos/2.5 cm de agua y g/cm ³
Capacidad de retención de agua	Relación con la retención de agua, transporte, y erosividad; humedad aprovechable, textura y materia orgánica	% (cm ³ /cm ³), cm de humedad aprovechable/30 cm; intensidad de precipitación
Químicas		
Materia orgánica (N y C total)	Define la fertilidad del suelo; estabilidad; erosión	Kg de C o N ha ⁻¹
pH	Define la actividad química y biológica	Comparación entre los límites superiores e inferiores para la actividad vegetal y microbiana
Conductividad eléctrica	Define la actividad vegetal y microbiana	dSm ⁻¹ ; comparación entre los límites superiores e inferiores para la actividad vegetal y microbiana
P, N, y K extractables	Nutrientes disponibles para la planta, pérdida potencial de N; productividad e indicadores de la calidad ambiental	Kg ha ⁻¹ ; niveles suficientes para el desarrollo de los cultivos
Biológicas		
C y N de la biomasa microbiana	Potencial microbiano catalítico y depósito para el C y N, cambios tempranos de los efectos del manejo sobre la materia orgánica	Kg de N o C ha ⁻¹ relativo al C y N total o CO ₂ producidos
Respiración, contenido de humedad y temperatura	Mide la actividad microbiana; estima la actividad de la biomasa	Kg de C ha ⁻¹ d ⁻¹ relativo a la actividad de la biomasa microbiana; pérdida de C contra entrada al reservorio total de C
N mineralizable	Productividad del suelo y suministro potencial de N	Kg de N ha ⁻¹ d ⁻¹ relativo al contenido de C y N total

2.3. Materia orgánica del suelo

La materia orgánica del suelo constituye un sistema complejo y heterogéneo, con una dinámica propia e integrada por diversos grupos de sustancias. Se compone de vegetales, animales y microorganismos vivos, sus restos, y las sustancias resultantes de su degradación físico-química (Jordán, 2005). Normalmente representa del 1 al 6 % en peso, lo que significa de 20 000 a 120 000 kg de materia orgánica en una hectárea; aunque esta proporción puede ser variable dependiendo del momento del año, tanto en suelos agrícolas como naturales (dependiendo en este caso de la presencia de especies caducifolias o perennes) (Thompson y Troeh, 1988). Es de importancia por su influencia en la estructura, en la capacidad de retención de agua y nutrientes; y en los efectos bioquímicos que causa sobre los vegetales, incrementación de la capacidad de amortiguación del suelo y estimula la diversidad y actividad del suelo (FAO, 2017).

La materia orgánica del suelo incluye la fracción de residuos orgánicos de plantas, animales o microorganismos en diferentes fases de descomposición (Killham, 1994). La cantidad de MO ó C-orgánico presente en un suelo depende del balance entre las entradas mediante hojarasca (aérea y subterránea) y rizodeposición; y de las salidas que se producen principalmente por la liberación de C durante la descomposición (Jandl *et al.*, 2007), así como por lixiviado y erosión.

Tan pronto como los desechos orgánicos de plantas y animales son adicionados a la superficie del suelo; se inicia una cadena compleja de procesos de descomposición y transformación que finalizan con la liberación de la energía almacenada en los enlaces químicos producto de la fotosíntesis (Thiers *et al.*, 2014). El contenido total de materia orgánica del horizonte superficial de un suelo en las primeras etapas de su desarrollo es insignificante (Lukac y Godbold, 2011). Por otro lado, los suelos orgánicos anegados, donde se impide la descomposición de la materia orgánica por la deficiencia de oxígeno, pueden contener casi 100 % de material orgánico (turberas). En conjunto, la cantidad de carbono orgánico en los suelos del mundo supera la cantidad de carbono retenido en la atmósfera y la biósfera combinados (Schlesinger, 1997; Schulze *et al.*, 2005).

La materia orgánica del suelo se considera una reserva importante de carbono en el ecosistema que se va agotando. Generalmente su contenido tiende a correlacionarse positivamente con la concentración de arcilla del suelo (McLauchlan, 2006).

2.4. Textura del suelo

La textura del suelo es una propiedad de interés relacionada directamente con los procesos de degradación y potencial productivo; además, es esencial para determinar su manejo y planificación agrícola (Camacho *et al.*, 2017). La textura indica el contenido de partículas elementales del suelo: arena, limo y arcilla. Así mismo, influye en otras propiedades del suelo como la densidad aparente, la porosidad y, por lo tanto, el movimiento y el almacenamiento de fluidos (agua y aire); y contenido de materia orgánica (Novillo *et al.*, 2018).

2.5. Textura del suelo y su importancia con la materia orgánica

La textura del suelo está asociada con el almacenamiento del carbono orgánico del suelo, por el secuestro y mineralización de carbono (Dong *et al.*, 2018).

La influencia de la textura del suelo en la descomposición de la materia orgánica tiene una relación altamente significativa, ya que los resultados indican que la tasa de descomposición y mineralización neta depende de la accesibilidad de los sustratos orgánicos a los organismos del suelo (Avilés *et al.*, 2007). Aunque los estudios de descomposición de la materia orgánica son numerosos, pocos han abordado la importancia relativa de los mecanismos directos e indirectos de control de la textura del suelo en la estabilización de la materia orgánica. En general, la cantidad y la naturaleza de la arcilla del suelo afectan la cantidad de C estabilizado en el suelo. Los suelos de textura fina (arcillas) a menudo contienen mayores cantidades de materia orgánica que los suelos arenosos (Mtambanengwe *et al.*, 2004).

El efecto de la textura del suelo sobre la descomposición de la materia orgánica se puede explicar tanto por la acción protectora de las arcillas contra la degradación de la materia orgánica mediante la formación de complejos entre iones metálicos asociados con grandes superficies arcillosas y alta capacidad de intercambio catiónico, como por la accesibilidad de los microbios del suelo (Van Veen y Kuikman, 1990).

2.6. Índice de calidad de suelo

El análisis granulométrico tiende a cuantificar las fracciones texturales de los componentes minerales del suelo (Anunciato *et al.*, 2019). La importancia de conocer la proporción de las distintas fracciones está relacionada con la capacidad de retención de agua, infiltración, tamaño de poros, capacidad de intercambio catiónico, etcétera. Estudios recientes están mostrando que la relación entre la materia orgánica (MO) y la textura es un buen indicador de la calidad de los suelos (Quiroga *et al.*, 2012). Este índice ($MO/(limo+arcilla)*100$) aparece como un indicador promisorio de la calidad del suelo, más aún cuando el mismo puede ser determinado previo a la siembra (Barbeito y Bono, 2006).

En cualquier tipo de manejo, la MO está fuertemente relacionado con el contenido de arcilla + limo del suelo (Zhao *et al.*, 2006). Para cualquier textura de suelo dada, la relación $MO / \text{arcilla} + \text{limo}$ será alta en suelos con buenas condiciones para el crecimiento de las plantas, mientras que en suelos deteriorados los valores serán bajos (Fernández, 2014). Los niveles críticos de MO dependen del contenido de arcilla + limo. Se asume que la pérdida de materia orgánica del suelo con cultivo y el cambio resultante en la relación entre MO y la textura (expresada como arcilla más contenido de limo), se debe principalmente a la disminución de la MO joven, que afecta las propiedades físicas del suelo y la nutrición de las plantas (Quiroga *et al.*, 2006).

2.7. Espectroscopia de Reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIRS)

La palabra espectroscopia se deriva de la combinación latina de spectrum 'imagen' y del griego *skopia* 'ver' (Skrabal, 2012). De esta forma, la espectroscopia infrarroja es un tipo de espectroscopia vibracional, que permite el análisis de las vibraciones moleculares (Valenciaga y Simoes, 2006).

Específicamente, la espectroscopia de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS) es la medición de la longitud de onda e intensidad de la absorción de luz infrarroja cercana, que realizan determinados componentes químicos de la muestra. La luz infrarroja cercana se extiende en un rango de 700 nm–2500 nm y tiene energía suficiente para excitar sobre tonos y combinaciones de vibraciones moleculares a altos niveles de energía. Se usa típicamente para medir de forma cuantitativa grupos funcionales orgánicos, especialmente O-H, N-H y C=O (Deaville y Flinn., 2000).

Cuando la luz incide en una muestra, una parte de los fotones puede transmitirse a través de la misma, y el resto se absorbe por algunos enlaces covalentes que actúan como resortes oscilantes, acoplados con la frecuencia o longitud de onda exacta de la radiación lumínica (Cajarville *et al.*, 2003). Al absorber energía, los enlaces de las moléculas vibran en dos formas fundamentales: se extienden, aumentando la distancia interatómica a lo largo del eje entre dos átomos (lo que ocurre a frecuencias más altas o a menor longitud de onda), o se doblan (a frecuencias más bajas o mayor longitud de onda) cambiando el ángulo de enlace entre dos átomos (Alomar y Fuchslocher, 1998). La energía resultante se disipa y se provoca un calentamiento de la muestra. La absorción es selectiva y depende de los grupos moleculares involucrados. Así, la absorción de luz se estima por diferencia entre la luz incidente y la reflejada o transmitida.

La interacción de la energía con la materia obedece a la ley de Lambert-Beer, la cual establece que la absorbancia, a cualquier longitud de onda, es proporcional al número o concentración de las moléculas absorbentes presentes en el camino que recorre la radiación (Cozzolino y Fassio, 2003). Esto determina que, para una muestra de

naturaleza química heterogénea, o con numerosos componentes químicos, el espectro obtenido en la región del infrarrojo cercano sea una compleja combinación de bandas sobrepuestas o muy cercanas, o picos de absorción parciales. Estos suelen confundirse en una línea suavizada, en la que se encuentran picos, valles y curvaturas en forma de hombros (Alomar y Fuchslocher, 1998 y Deaville y Flinn, 2000) y que sólo tienen sentido cuando dicha información se puede interpretar con la ayuda de una computadora.

La espectroscopía de reflectancia en infrarrojo proporciona señales sorprendentes, que se pueden utilizar para predecir muchos atributos físicos, químicos y biológicos del suelo con una predicción aceptable (Maris *et al.*, 2012).

2.8. Espectroscopia de Reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIRS) en suelo

Las técnicas tradicionales para análisis de propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo llegan a tener un costo elevado y requieren de procedimientos complicados que llevan mucho tiempo. La espectroscopia NIR ha aumentado su popularidad dado que proporciona análisis rápido, de bajo costo, no destructivo y preciso particularmente para aplicaciones en el campo y donde se requiere una amplia densidad espacial de muestreos. Como técnica de análisis rápida, económica y precisa, los espectros visibles y del infrarrojo cercano (vis-NIR) han demostrado grandes ventajas para determinar una amplia variedad de propiedades del suelo (Xu *et al.*, 2018).

Algunos estudios como los publicados por (Xuemei y Jianshe, 2013; Terra, *et al.*, 2019) entre otros, han demostrado la capacidad predictiva de la espectroscopía vis-NIR para materia orgánica del suelo, minerales arcillosos, textura del suelo, humedad del suelo y otras propiedades del suelo (Stenberg *et al.*, 2010). Además, la espectroscopía vis-NIR puede predecir varias propiedades del suelo simultáneamente (Xu *et al.*, 2018). Por lo tanto, esta técnica se está volviendo cada vez más popular en la ciencia del suelo.

2.9. Quimiometría

La Quimiometría es la disciplina química que utiliza métodos matemáticos y estadísticos para diseñar o seleccionar procedimientos de medida y experimentos óptimos, y para proporcionar la máxima información química mediante el análisis de datos químicos (Ramis y García, 2001).

Massart (1997) define a la quimiometría como la disciplina química que utiliza las matemáticas, la estadística y la lógica formal para diseñar o seleccionar procedimientos experimentales óptimos, proporcionar la información química relevante con base en datos químicos y obtener conocimientos a partir de sistemas químicos.

Dentro de la quimiometría pueden citarse los métodos de diseño experimental y exploración de datos, los métodos de reconocimiento, calibración y regresión simple entre otros (Talavera *et al.*, 2013).

En el análisis multivariante cada muestra puede considerarse como un punto en el espacio multidimensional. El objetivo es extraer la información útil de todo el conjunto de variables medidas en una experiencia. El diseño de experimentos es un complemento de este análisis porque proporciona una estrategia para diseñar la experimentación de un proceso. Esto permite obtener la mayor información útil posible con el menor número de experimentos. Además, la calidad de los parámetros calculados depende exclusivamente del diseño seleccionado y esta es óptima (menor varianza) cuando la matriz del diseño es ortogonal, es decir, las concentraciones de los diferentes compuestos no están correlacionadas (Villegas, 2010).

2.10. Reconocimiento de patrones

La clasificación y el reconocimiento de patrones se usan ampliamente en la resolución de un amplio rango de problemas (Reynaga y Mayta, 2009). Para el químico, los objetos a clasificar pueden ser muestras para las que se obtienen análisis químicos de sus

componentes o los datos espectrales medidos para un compuesto. En el reconocimiento de patrones, conjunto de objetos para los que hay datos químicos disponibles, los objetos deben clasificarse en grupos de muestras "similares". Básicamente, existen dos enfoques para los problemas de ordenar los objetos según lo que se conoce a priori, el reconocimiento de patrón no supervisado y supervisados (Hopke, 2003).

El reconocimiento de patrones no supervisados es aquel donde la clasificación no cuenta con información a priori sobre la existencia de clases entre los objetos (Reynaga y Mayta, 2009). Se tiene entonces como tarea, encontrar las posibles clases existentes en la matriz de datos a partir del agrupamiento de objetos con similares características. Entre estos métodos se encuentran el análisis de agrupamiento, una de cuyas modalidades está el análisis de conglomerados jerárquico (HCA) en el que las muestras se asocian en función de unos índices de similitud, y el análisis de componentes principales (PCA), en el que se reduce la dimensión de un conjunto de datos mediante el cálculo de combinaciones lineales de las variables originales (Talavera y Rodríguez, 2008).

Las técnicas supervisadas de reconocimiento de patrones se basan en una variable de agrupación (información de membresía de clase) para estimar y asignar membresías de clase (Rácz *et al.*, 2018).

En una clasificación supervisada se siguen los siguientes pasos: (1) Selección de un conjunto de entrenamiento, calibración y prueba, que consisten en objetos de membresías de clase conocida para los cuales se miden variables. (2) Selección variable. Se mantienen aquellas variables que contienen información para la clasificación deseada, mientras que se eliminan las variables que codifican el ruido y/o sin poder discriminante. (3) Construcción de un modelo utilizando el conjunto de entrenamiento. Se deriva un modelo matemático entre un cierto número de variables medidas en las muestras que constituyen el conjunto de entrenamiento y sus categorías conocidas. (4) Validación del modelo utilizando un conjunto de muestras de prueba independiente, para evaluar la confiabilidad de la clasificación lograda (Berrueta *et al.*, 2007).

2.11. Modelos de calibración

2.11.1. Calibración univariante

La calibración univariada implica relacionarse con variables individuales entre sí, y a menudo se denomina regresión lineal (Brereton, 2003). La calibración univariante permite obtener modelos capaces de predecir una variable respuesta conociendo valores de otra correlacionada con ella (Anguebes, 2013).

La expresión característica de este tipo de calibración es:

$$X \approx C . S$$

Donde, x es un vector que consiste en absorbancias en una longitud de onda para un número de muestras (o la respuesta), y c es de las concentraciones correspondientes (Brereton, 2000).

En muchas situaciones será apropiado incluir el término adicional en el modelo de calibración, la ordenada en el origen. La calidad de las predicciones puede determinarse mediante la expresión:

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^I (c_i - \hat{c}_i)^2}{d}}$$

Donde:

$(C_i - \hat{C}_i)$ = es la diferencia entre las concentraciones añadidas y predichas para la muestra i.

d = son los grados de libertad (Villegas, 2010).

2.11.2. Regresión lineal múltiple (MLR)

La regresión lineal múltiple, es el tratamiento multivariable más sencillo, calcula la relación lineal entre la señal analítica y la concentración aplicando el método de mínimos cuadrados y se utiliza tanto en la calibración directa como en la inversa (Porcel, 2001).

Las principales razones para utilizar tipos de regresión son: en primer lugar, que exista más de un compuesto en las muestras que se quieren analizar. En estas circunstancias es necesario utilizar más de una respuesta (la excepción es si se sabe que las concentraciones de algunos de los componentes están correlacionadas) para N componentes, normalmente se deben usar al menos N longitudes de onda; y, en segundo lugar, es que cada detector contiene información adicional, y a menudo complementaria, algunas longitudes de onda individuales en un espectro pueden estar influenciadas por ruido o interferencias desconocidas. El uso, por ejemplo, de 100 longitudes de onda promedia la información, y a menudo proporcionará un mejor resultado, lo contrario de solo usar una sola longitud de onda (Brereton, 2003).

2.11.3. Regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS)

La regresión de mínimos cuadrados parciales (PLS) utiliza combinaciones lineales de las variables predictoras en lugar de las variables originales (Carrascal, *et al.*, 2009). Sin embargo, la forma en que se eligen estas combinaciones lineales es diferente. En la PCR, los componentes principales se eligen de modo que describan la mayor cantidad posible de variación en los predictores, independientemente de la fuerza de las relaciones entre el predictor y las variables de respuesta (Jolliffe, 2002). En PLS, las variables que muestran una alta correlación con las variables de respuesta reciben un peso adicional porque serán más efectivas en la predicción. De esta manera, se eligen combinaciones lineales de las variables predictoras que están altamente correlacionadas con las variables de respuesta y también explican la variación en las variables predictoras (Miller y Miller, 2005).

2.12. Modelos de clasificación

En un análisis clasificatorio se construyen modelos capaces de pronosticar la pertenencia de un objeto a una categoría sobre la base de las características del objeto (Talavera y Rodríguez, 2008).

2.12.1. PLS-DA (*partial least squares-discriminant analysis*)

Los métodos de análisis discriminante (DA) son enfoques quimiométricos conocidos para resolver problemas de clasificación de uno o más conjuntos (Mendoza *et al.*, 2017). Para tratar de manera eficiente una gran cantidad de variables medidas se usa el método PLS-DA, el cual proporciona reducción de dimensión y discriminación basada en respuestas instrumentales relacionadas al bloque codificado ten binario de clases de muestras (Monakhova *et al.*, 2016).

El análisis discriminante de mínimos cuadrados parciales (PLS-DA) es un algoritmo versátil que se puede utilizar para el modelado predictivo, descriptivo y para la selección discriminativa de variables (Chuen *et al.*, 2018).

El PLS-DA es la combinación de regresión de mínimos cuadrados parciales y la técnica de clasificación, es el método de análisis discriminante más utilizado (Chen *et al.*, 2020).

El análisis discriminante de mínimos cuadrados parciales (PLS-DA) es un método de análisis multivariante efectivo para el análisis de datos espectrales, que extrae variables latentes y las usa para predecir respuestas. En particular, es un método efectivo para manejar datos espectrales colineales y de alta dimensión (Song *et al.*, 2018).

2.12.2. SIMCA (*soft independent modeling of class analogy*)

El modelo SIMCA (*soft independent modeling of class analogy*) es un método importante para la autenticación, se trata de desarrollar modelos multivariados para determinar la pertenencia de un objeto en función de la variable medida (Chen y Harrington, 2019). Se ha utilizado con frecuencia como un método de reconocimiento de patrones supervisado en el campo de la quimiometría en las últimas décadas (Rácz *et al.*, 2018).

El SIMCA es una técnica de modelado de clases, se basa en la estadística de análisis de componentes principales (PCA) que se utiliza para establecer una regla de decisión para la detección de objetos (Pomerantsev y Rodionova, 2020).

Esas clases se modelan por una o series de estructuras lineales puede ser una recta, o un plano, dependiendo del número de componentes requeridos para la clase. Es posible definir superficies enlazadas alrededor de estas estructuras lineales basados en los residuos de los datos después de fijados los componentes, nuevos objetos pueden ser cuantitativamente probados por sus miembros en las clases definidas (Talavera y Rodriguez, 2008).

2.13. Validación de modelos

La validación del modelo es importante para verificar que el modelo seleccionado sea el correcto (por ejemplo, si el modelo es realmente una línea recta o los datos están mejor descritos por una línea curva) y verificar los supuestos (Massart *et al.*, 1997)

Existen dos modos de validación, externa e interna. La validación interna es menos estricta pues usa los datos de los sujetos a partir de los cuales se ha desarrollado el modelo predictivo, pero no necesita del esfuerzo añadido de reclutar nuevos individuos y, por tanto, está al alcance del propio investigador en el momento que desarrolla el modelo. No obstante, la validación interna debe evaluarse en todos los modelos predictivos. De este modo, muchas validaciones externas fallidas podrían ser resueltas

previamente gracias a una rigurosa validación interna, con el ahorro que supone en tiempo y recursos invertidos (Fernández, 2018).

La validación externa consiste en la comparación estadística del valor verdadero (datos de referencia) y el valor estimado (ecuación de calibración) (Fonseca, 2012).

2.14. Literatura citada

- AbdelRahman, M. A. E., Shalaby, A. & Mohamed, E. S. 2019. Comparison of two soil quality indices using two methods based on geographic information system. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*. 22: 127-136. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2018.03.001>.
- Abdi, D., Tremblay, F. G., Ziadi, N., Belanger, G. & Parent, L. E. 2012. Predicting soil phosphorus-related properties using near-infrared reflectance spectroscopy. *Soil Science Society of America Journal*. 76: 2318-2326. doi:10.2136/sssaj2012.0155.
- Alomar, D. & Fuchslocher, R. 1998. Fundamentos de la Espectroscopia de Reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIRS) como método de análisis de forrajes. *Agro Sur* 26(1). 88-104. <https://doi.org/10.4206/agrosur.1998.v26n1-11>.
- Anguebes, F. F. 2013. Estudio de las variables de proceso mediante superficie de respuesta para la optimización de la producción de biodiesel utilizando aceite de palma africana (*elaeis guineensis jacq*) como materia prima. Tesis Doctoral. Colegio de Postgraduados. Campus Tabasco. Cárdenas, Tabasco, México. 143.
- Anunciato, M. J. C., Linhares, F. C. E. & Sousa, O. L. 2019. Pipette method: errors resulting from aliquot collection depth in soil clay quantification. *Journal of Agricultural Science*. 11(2): 244-250. doi:10.5539/jas.v11n2p244.
- Avilés, M.S., Galvis, M. S., Hernández, T. M. y Arévalo, G. G. 2007. Relación de la textura y superficie específica con la materia orgánica del suelo en selvas. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*. 13(2): 109-113. Disponible

http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S20074018200700000109&lng=es&tlng=es.

- Barbeito, V. y Bono, A. 2006. Determinación de fracciones texturales para suelos de la región semiárida pampeana usando variaciones al método de Bouyoucos: Aspectos de la evaluación y el manejo de los suelos en la región semiárida pampeana. INTA. 1ra Ed. Buenos Aires. 44 p.
- Bautista, C. A., y Etchevers, B. J., Castillo, R. F. y Gutiérrez, C. 2004. La calidad del suelo y sus indicadores. *Ecosistemas*. 13(2):90-97. Disponible en <https://www.revistaecosistemas.net/index.php/ecosistemas/article/view/572>.
- Berrueta, A. L., Alonso, S.M.R. & Héberger K. 2007. Supervised pattern recognition in food analysis. *Journal of Chromatography A*. 1158:196–214. doi: 10.1016/j.chroma.2007.05.024.
- Brereton, G. R. 2000. Introduction to multivariate calibration in analytical chemistry. *The Analyst*. 125: 2125-2154. DOI: 10.1039/b003805i.
- Brereton, G. R. 2003. Chemometrics: Data analysis for the laboratory and chemical plant. Ed. John Wiley y Sons Ltd. Chichester, England. 504 p.
- Brunet, D., Barthes, B. G., Chotte, J. L. & Feller, C. 2007. Determination of carbon and nitrogen contents in Alfisols, Oxisols and Ultisols from Africa and Brazil using NIRS analysis: Effects of sample grinding and set heterogeneity. *Geoderma*. 139. 106-117. doi:10.1016/j.geoderma.2007.01.007.
- Cajarville, C., Repetto, J. P., Curbelo, A., Soto, C. & Cozzolino, D. 2003. Determination of dry matter (DM) and nitrogen (N) degradability in forages by near infrared reflectance spectroscopy (NIRS). *Proceedings of the British Society of Animal Science*. 2003:154. doi:10.1017/S1752756200013132.
- Camacho, T. J. H., Forero, C. N. M., Ramírez, L. L. y Rubiano, Y. 2017. Evaluación de textura del suelo con espectroscopía de infrarrojo cercano en un Oxisol de Colombia. *Colombia Forestal*. 20(1). 5-18. <http://dx.doi.org/10.14483/uditristal.jour.colomb.for.2017.1.a01>.

- Carrascal, L. M., Galvan, I. & Gordo, O. 2008. Partial least squares regression as an alternative to current regression methods used in ecology. *Oikos*. 118:681-690. doi: 10.1111/j.1600-0706.2008.16881.x,.
- Chaudhary, V.P., Sudduth, K.A., Kitchen, N.R. & Kremer, R.J. 2012. Reflectance spectroscopy detects management and landscape differences in soil carbon and nitrogen. *Soil Science Society of America Journal*. 76(2): 597-606. <https://doi.org/10.2136/sssaj2011.0112>.
- Chen, X., Xu, Y., Meng, L., Chen, X., Yuan, L., Cai, Q., Shi, W. & Huang, G. 2020. Non-parametric partial least squares–discriminant analysis model based on sum of ranking difference algorithm for tea grade identification using electronic tongue data. *Sensors and Actuators B: Chemical*. 311:1-8. <https://doi.org/10.1016/j.snb.2020.127924>.
- Chen, Z. & Harrington, P. B. 2019. Automatic soft independent modeling for class analogies. *Analytica Chimica Acta*. 1090: 47-56. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2019.09.035>.
- Chuen, L. L., Yeun, L. C. & Aziz, J. A. 2018. Partial Least Squares-Discriminant Analysis (PLS-DA) for Classification of high-dimensional (HD) data: a review of contemporary practice strategies and knowledge gaps. *The Analyst*. 143(15):1-14. DOI: 10.1039/C8AN00599K-14.
- Cozzolino, D. & Fassio, A. 2003. Prediction of chemical composition on maize silage by near infrared reflectance spectroscopy in Uruguay. *Proceedings of the British Society of Animal Science*. 2003: 152. <https://doi.org/10.1017/S1752756200013119>.
- Deville, E. R. & Flinn, P. C. 2000. Near- Infrared (NIR) Spectroscopy: an alternative approach for the estimation of forage quality and voluntary intake. *Forage Evaluation in Ruminant Nutrition*. 301-320. DOI.10.1079/9780851993447.0301.
- Dong, L., Zhang, H., Wang, L., Yu, D., Yang, F., Shi, X., Saleem, H. & Saleem, M.A. 2018. Irrigation with sediment-laden river water affects the soil texture and composition

- of organic matter fractions in arid and semi-arid areas of Northwest China. *Geoderma*.328: 10-19. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.05.002>.
- Doran, W. J. & Parkin, B. T. 1996. Quantitative indicators of soil quality: a minimum data set. In: Doran, J. W., and A. Jones J. (eds). *Methods for assessing soil quality*. SSSA Special Publication Number 49. *Soil Science Society of America*. USA. 25-37.
- Estrada, H. I. R., Hidalgo, M. C., Guzman, P. R., Almaraz, S. J. J., Navarro, G. H. y Etchevers, B. J. D. 2017. Indicadores de calidad de suelo para evaluar su fertilidad. *Agrociencia*. 51(8):813-831. Disponible en <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=30253817001>.
- FAO. 2017. *Soil Organic Carbon: the hidden potential*. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Roma, Italia. 1-91.
- Fernández, De A. L. 2014. Aplicación del índice de estabilidad estructural de Piere (1995) a suelos montañosos de Venezuela. *Terra Nueva Etapa*. 30(48): 143-153. Disponible en <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=72132517007>.
- Fernández, F. B. M. 2018. Validación interna de modelos predictivos de regresión logística. Comando Validation (Stata). Trabajo Fin de Máster. Universidad Complutense de Madrid.
- Fonseca, B. I. 2012. Caracterización y tratamiento de la señal espectroscópica NIRS obtenida in-situ/on-line, para el desarrollo de modelos quimiométricos y su aplicación en la valoración nutritiva del ensilado de maíz. Trabajo Fin Master. Universidad de Oviedo.
- García, Y., Ramírez, W. y Sánchez, S. 2012. Indicadores de la calidad de los suelos: una nueva manera de evaluar este recurso. *Pastos y Forrajes*. 35(2): 125-138. Disponible en http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S086403942012000200001&lng=es&tlng=es.
- Gartzia, B. N. 2009. Estructura y dinámica de la materia orgánica del suelo en ecosistemas forestales templados: de lo particular a lo general. Eusko

- Jauraritzaren Argitalpen Zerbitzu Nagusia. Servicio Central de Publicaciones del Gobierno Vasco. 1-167.
- Hopke, P. K. 2003. The evolution of chemometrics. *Analytica Chimica Acta*. 500: 365-377. [https://doi.org/10.1016/S0003-2670\(03\)00944-9](https://doi.org/10.1016/S0003-2670(03)00944-9).
- Jandl, R., Lindner, M., Vesterdal, L., Bauwens, B., Baritz, R., Hagedorn, F., Johnson, D.W., Minkinen, K. & Byrne, K.A. 2007. How strongly can forest management influence soil carbon sequestration? *Geoderma*. 137: 253-268. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2006.09.003>
- Jolliffe, I. T. 2002. Principal component analysis. Second edition Springer. Verlag New York. 518 p.
- Jordán, L. A. 2005. Manual de edafología. Departamento de Cristalografía, Mineralogía y Química Agrícola de la Universidad de Sevilla. Sevilla España. 143.
- Karlen, D. L., Mausbach, M. J., Doran, J. W., Cline, R. G., Harris, R. F. & Shuman, G. E. 1997. Soil quality: A concept, definition, and framework for evaluation (A Guest Editorial). *Soil Science Society of America Journal* 61. 4-10. <https://doi.org/10.2136/sssaj1997.03615995006100010001x>.
- Killham, K. 1994. Soil ecology. *Analysis of Botany*. 75(1):102-103. doi:[https://doi.org/10.1016/S0305-7364\(05\)80017-4](https://doi.org/10.1016/S0305-7364(05)80017-4).
- Li, P., Wu, M., Kang, G., Zhu, B., Li, H., Hu, F. & Jiao, J. 2020. Soil quality response to organic amendments on dryland red soil in subtropical China. *Geoderma*. 373:1-12. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114416>.
- Lukac, M. & Godbold, L. D. 2011. Soil ecology in Northern Forests: A belowground view of a changing world. Cambridge University Press. 256 p.
- Macías, M., Cueto, A., Muñoz, J. y Landeros, O. 2015. Predicción de propiedades del suelo de importancia agronómica por espectroscopia de reflectancia de infrarrojo cercano. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. 6(6). 1317-1329. Disponible en http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2007-09342015000600014&lng=pt&tlng=es.

- Maris, F. T., Lopes, S. W. T., Martin, N. L., Marques, S. P. y Eموke, M. B. 2012. espectroscopia de infravermelho na determinação da textura do solo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*. 36(6),1769-1777. Disponible en <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=1802/180225136020>.
- Massart, D. L., Vandeginste, B. G., Buydens, L. M., De Jong, S., Lewi, P. J. & Verbeke, S. 1997. Handbook of chemometrics and qualimetrics. part A. 2nd edition. 887 p.
- McLauchlan, K. K. 2006. Effects of soil texture on soil carbon and nitrogen dynamics after cessation of agriculture. *Geoderma*. 136(1): 289-299. [https://doi:10.1016/j.geoderma.2006.03.053](https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2006.03.053).
- Mendoza, M. R. V., Dorantes, C. E. J., Cedillo, M. J. y Jasso, A. X. 2017. Método estadístico de análisis discriminante como herramienta de interpretación del estudio de adicción al móvil, realizado a los alumnos de la Licenciatura en Informática Administrativa del Centro Universitario UAEM Temascaltepec. *Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo*. 7(14):1-26. DOI: <http://dx.doi.org/10.23913/ride.v7i14.282>.
- Miller, N. J. & Miller, C. J. 2005. Statistics and Chemometrics for analytical chemistry. Pearson Education Limited. 5th ed. 268 p.
- Miralles, M. I. 2006. Calidad de suelos en ambientes calizos mediterraneos: Parque Natural de Sierra Maria los Vélez. Tesis Doctoral. Facultat de Farmacia. Departamento de Edafología y Química Agrícola. Granada, España.
- Monakhova, B. Y., Hohmann, M., Christop, N., Wachter, H. & Rutledge, N. D. 2016. Improved classification of fused data: Synergetic effect of partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) and common components and specific weights analysis (CCSWA) combination as applied to tomato profiles (NMR, IR and IRMS). *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 156:1-6. doi:10.1016/j.chemolab.2016.05.006.

- Mtambanengwe, F., Mapfumo, P. & Kirchmann, H. 2004. Decomposition of organic matter in soil as influenced by texture and pore size distribution. Managing nutrient cycles to sustain soil fertility in Sub-Saharan Africa. Edición CIAT. 608 p.
- Novillo, E. I. D., Carrillo, M. D. Cargua J. E., Nabel V. M. Alban K. E. y Morales F. L. 2018. Propiedades físicas del suelo en diferentes sistemas agrícolas en la provincia de los Ríos, Ecuador. *Temas Agrarios*. 23(2): 177-187. <https://doi.org/10.21897/rta.v23i2.1301>.
- Papendick, R. I. & Parr, J. F. 1992. Soil Quality: The key to a sustainable agriculture. *American Journal of Alternative Agriculture*. 7(1-2):2-3. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0889189300004343>.
- Pomerantsev, L. A. & Rodionova, O. 2020. Popular decision rules in SIMCA: Critical review. *Journal of Chemometrics*. 1-14. <https://doi.org/10.1002/cem.3250>.
- Porcel, G. M. 2001. Aplicación de técnicas quimiométricas para el desarrollo de nuevos métodos cinético-espectrofotométricos de análisis. Tesis Doctoral. Universidad Autónoma de Barcelona. Barcelona, España. 85.
- Quiroga, A., Bono, A. y Frasier, I. 2012. Materia orgánica del suelo: Manual de fertilidad y evaluación de suelos. Ediciones INTA. 26-34.
- Quiroga, A., Funaro, D., Noellemeyer, E. & Peinemann, N. 2006. Barley yield response to soil organic matter and texture in the Pampas of Argentina. *Soil and Tillage Research*. 90(1-2), 63-68. <https://doi.org/10.1016/j.still.2005.08.019>.
- Rácz, A., Gere, A., Bajusz, D. & Heberger, K. 2018. Is soft independent modeling of class analogies a reasonable choice for supervised pattern recognition? *The Royal Society of Chemistry*. 8:10-21. DOI: 10.1039/c7ra08901e.
- Ramaroson, H. V., Becquer, T., Oliveira, S. S., Razafimahatratra, H., Larvy, D. J., Blavet, D., Vendrame, R. S. P., Rabeharisoa, L. & Rakotondrazafy, F. M. A. 2018. Mineralogical analysis of ferralitic soils in Madagascar using NIR spectroscopy. *Catena*. 168: 102-109. <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2017.07.016>.
- Ramis, R. G. y García, A. C. C. 2001. Quimiometría. Ed. Síntesis. Madrid, España. 231p.

- Reynaga, R. y Mayta, W. 2009. Introducción al reconocimiento de patrones. *Fides Et Ratio* 3(3): 41-44. Disponible en http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2071-081X2009000100005&lng=es&tlng=es.
- Schlesinger W. H. 1997. Biogeochemistry. An analysis of global change. 2nd Edition. Academic Press, San Diego, London, Boston, New York, Sydney, Tokyo, Toronto, 588 p.
- Schulze E. D., Beck, E. & Müller H. K. 2005. Plant ecology. *Analysis of botany*. 97(1): 153. <https://doi.org/10.1093/aob/mcj018>.
- Seifu, W. & Elias, E. 2019. Soil Quality Attributes and Their Role in Sustainable Agriculture: A Review. *International Journal of Plant & Soil Science*. 26(3): 1-26. DOI: 10.9734/IJPSS/2018/41589.
- Skrabal, M. P. 2012. Spectroscopy: An interdisciplinary integral description of spectroscopy from UV to NMR. Edición Ilustrada. Editor vdf Hochschulverlag. 352 p.
- Song, W., Wang, H., Maguire, P. & Nibouche, O. 2018. Nearest clusters based partial least squares discriminant analysis for the classification of spectral data. *Analytica Chimica Acta*. 1009:2-38. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2018.01.023>.
- Sørensen, L. K. & Dalsgaard, S. 2005. Determination of clay and soil properties by near-infrared spectroscopy. *Soil Science Society of America Journal*. 69:159-167. <https://doi.org/10.2136/sssaj2005.0159>.
- SQI. 1996. Indicators for soil quality evaluation. USDA Natural Resources Conservation Service. 1-2.
- St. Luce, M., Ziadi, N., Nyiraneza, J., Tremblay, G., Zebarth, B. J., Whalen, J. K. & Laterriere, M. 2012. Near infrared reflectance spectroscopy prediction of soil nitrogen supply in humid temperate regions of Canada. *Soil Science Society of America Journal*. 76:1454-1461. doi:10.2136/sssaj2011.0443.

- Stenberg, B., Viscarra, R. R. A., Mounem, M. A. & Wetterlind, J. 2010. Visible and near infrared spectroscopy in soil science. *Advances in Agronomy*. 107: 163-215. DOI: 10.1016/S0065-2113(10)07005-7.
- Talavera, B. I. y Rodríguez, H. L. J. 2008. Reconocimiento de patrones: Estado del arte del reconocimiento de patrones en la quimiometría. CENATAV. Habana, Cuba. 1-54.
- Talavera, B. I., Bustio, M. L., Coma, P. Y. y Hernández, G. N. 2013. QUIMIOMETRIX II, una plataforma automatizada para el procesamiento multivariante de datos químicos y bioquímicos. Experiencias de aplicación. *Revista Cubana de Química*. 25(39): 257-265. Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=443543736001>.
- Terra, S. F., Viscarra, R. R. A. & Demantte, A. M. J. 2019. Spectral fusion by Outer Product Analysis (OPA) to improve predictions of soil organic C. *Geoderma*. 335: 35-46. doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.08.005.
- Thiers, O., Reyes, J., Gerding, V. y Schlatter, J. 2014. Suelos en ecosistemas forestales. Ecología Forestal. Bases para el manejo sustentable y conservación de los bosques nativos de Chile. Edición UACH. 133-178.
- Thompson, L. M. y Troeh, F. R. 1988. Los suelos y su fertilidad. Cuarta edición. Editorial Reverté. España. 650 p.
- Tümsavaş, Z., Tekin, Y., Ulusoy, Y. & Mouazen, A. M. 2018. Prediction and mapping of soil clay and sand contents using visible and near-infrared spectroscopy. *Biosystems Engineering*. 177: 90-100. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.06.008>.
- Valenciaga, D. y Simoes, S. E. O. 2006. La espectroscopia de reflectancia en el infrarojo cercano (NIRS) y sus potencialidades para la evaluación de forrajes. *Revista Cubana de Ciencia Agrícola*. 40(3): 259-267. Disponible en <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=193017723001>.

- Vallejo, Q. V. E. 2013. Importance and utility of microbial elements in evaluating soil quality: case studies in silvopastoral systems. *Colombia Forestal* 16(1): 83 – 99. DOI: <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.colomb.for.2013.1.a06>.
- Van Veen, J. A. & Kuikman, P. J. 1990. Soil structural aspects of decomposition of organic matter by micro-organisms. *Biogeochemistry*. 11(3):213-233. <https://doi.org/10.1007/BF00004497>.
- Villegas, C. M. V. 2010. Estudio de la degradación de Hidrocarburos en suelos mediante la técnica de infrarrojo cercano. Tesis Maestría en Ciencias. Colegio de Postgraduados. Campus Tabasco. Cárdenas Tabasco. 142 p.
- Viscarra, R. R. A., Walvoort, D. J. J., McBratney, A. B., Janik, L. J. & Skjemstad, J. O. 2006. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*. 131:59-75. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.007>.
- Xu, D., Ma, W., Chen, S., Jiang, Q., He, K. & Shi, Z. 2018. Assessment of important soil properties related to Chinese Soil Taxonomy based on vis–NIR reflectance spectroscopy. *Computers and Electronics in Agriculture* 144: 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.11.029>.
- Xuemei, L. & Jianshe, L. 2013. Measurement of soil properties using visible and short wave-near infrared spectroscopy and multivariate calibration. *Measurement*. 46 3808–3814. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2013.07.007>.
- Zhao, L., Sun, Y., Zhang, X., Yanng, X. & Drury, C. F. 2006. Soil organic carbon in clay and silt sized particles in Chinese mollisols: Relationship to the predicted capacity. *Geoderma*. 132: 315-323. doi:10.1016/j.geoderma.2005.04.026.

CAPITULO III. QUALITY INDEX OF THE FOREST SOILS OF VERACRUZ AND QUINTANA ROO, MÉXICO

CAPITULO III. ÍNDICE DE CALIDAD DE LOS SUELOS FORESTALES DE VERACRUZ Y QUINTANA ROO, MÉXICO

Juana Olan-Córdova¹, Armando Guerrero-Peña^{1*}, Edith Hernández-Nataren¹, Joel Velasco-Velasco²

¹Colegio de Postgraduados – Campus Tabasco. Periférico Carlos A. Molina S/N. H. Cárdenas, Tabasco, México. C.P. 86500.

²Colegio de Postgraduados – Campus Tabasco. Km 348 Carretera Federal Córdoba-Veracruz, Congregación Manuel León, Municipio de Amatlán de los Reyes, Ver. México, C.P. 94946.

*Corresponding author: garmando@colpos.mx, tel.: 595 (937) 3722386 ext 5066

Highlights

1. Uso de la materia orgánica y la granulometría para generar índices de calidad de suelo.
2. El carbono oxidable del suelo, indicador de renovación de la materia orgánica.
3. El índice de calidad de suelos es útil para identificar suelos forestales degradados.
4. Manejo sustentable de los suelos forestales con base en índices de calidad de suelo.

3.1. ABSTRACT

Introduction: Oxidizable carbon (COX) from the soil is used as a Soil Quality Index (SQI), but its relationship to other properties is not always considered. Reason why indices have been proposed that combine more than one property, such as the COX / ratio (clay + silt).

Objetive: The objective of the present study was to evaluate the quality of the forest soils of the state of Veracruz and those of the state of Quintana Roo, using the SQI generated with the oxidizable carbon ratio and the mineral fraction (clay+silt), and with COX.

Materials and methods: Soil samples from the National Forest and Soil Inventory of the states of Veracruz and Quintana Roo were used. COX and granulometry were determined to generate the SQI.

Results and discussion: Base on the SQI, 30 % of soil samples from the state of Veracruz show degradation, and with COX, only 2% show a low level. For Quintana Roo, with QSI 5 %presents a risk of physical degradation and 7 % is degraded; and with COX only 3 % of soil have low and very low level.

Conclusions: SQI is more sensitive for evaluating soil quality when compared to evaluation based only on COX content; and it must be the basis for establishing public policies in the sustainable management of forest soils.

Keywords: oxidizable carbon, texture, SQI, soil degradation.

3.2. RESUMEN

Introducción: El carbono oxidable (COX) del suelo es usado como un Índice de la calidad del suelo (ICS), pero no siempre se considera su relación con otras propiedades. Razón por la cual se han propuesto índices que conjugan más de una propiedad, como la relación COX / (arcilla + limo).

Objetivo: El objetivo del presente estudio fue evaluar la calidad de los suelos forestales del estado de Veracruz y los del estado de Quintana Roo, mediante el ICS generado con la relación carbono oxidable y la fracción mineral (arcilla + limo), y con el COX.

Materiales y métodos: Se emplearon muestras de suelos del Inventario Nacional Forestal y de Suelo, de los estados de Veracruz y Quintana Roo. Se determinó el COX y la granulometría para general el ICS.

Resultados y discusión: Con base en el ICS el 30% de muestras de suelos del estado de Veracruz presentan degradación, y con el COX, únicamente el 2 % presenta un nivel bajo. Para Quintana Roo, con el ICS el 5 % presenta riesgo de degradación física y el 7% está degradado; y con el COX solo el 3 % de los suelos presentan un nivel bajo y muy bajo.

Conclusión: El ICS es más sensible para evaluar la calidad de suelo cuando se compara con la evaluación basada solo en el contenido de COX; y debe ser la base para establecer políticas públicas en el manejo sustentable de los suelos forestales.

Palabras clave: carbono oxidable, textura, ICS, degradación de suelos.

3.3. INTRODUCCIÓN

El suelo es uno de los recursos importantes para la vida en el planeta (García *et al.*, 2012), ya que es la base material para la supervivencia de animales y plantas (Yan *et al.*, 2019). Los procesos en el suelo están ligados a servicios ecosistémicos como la cantidad y calidad del agua, el intercambio de gases atmosféricos, y forman parte de los ciclos biogeoquímicos de los nutrientes y del carbono (Taboada, 2018). Por lo tanto, el objetivo es mantener o incrementar la capacidad del suelo en sus servicios ambientales (Gartzia, 2009).

La calidad del suelo se define como su capacidad para mantener la productividad de las plantas y los animales, la calidad ambiental y apoyar la salud humana y la habitación dentro de los límites naturales o gestionados (Li, *et al.*, 2019). La calidad del suelo se considera un indicador del manejo sostenible de este recurso (Boafo *et al.*, 2019). Para la evaluación de la calidad del suelo, los indicadores de calidad incluyen las propiedades y procesos del suelo que contribuyen a delinear un conjunto mínimo de datos de este recurso (Banegas *et al.*, 2019). La evaluación de la calidad del suelo incrementa su importancia por la necesidad de protegerlo y preservarlo (Santos *et al.*, 2019).

La materia orgánica (MO) es de los principales componentes de los ciclos biogeoquímicos, que además coadyuva al mantenimiento de la calidad del suelo (Avilés *et al.*, 2007). Y es un componente importante para el desarrollo de la agricultura, en la formación del suelo y el desarrollo de su fertilidad, en la capacidad de infiltración y de retención hídrica, etcétera (Gerónimo *et al.*, 2018). Por la incidencia de la materia orgánica (MO) sobre propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo, es considerada de los principales indicadores de la calidad (Vanzolini *et al.*, 2015).

Por otra parte, la aptitud o vocación de los suelos para actividades agrícolas o forestales están asociadas con la textura del suelo (Phogat *et al.*, 2015); ya que explica el

comportamiento de las propiedades físicas, químicas y biológicas del mismo. De igual manera, la estructura, agregación, retención de agua y nutrientes, la actividad microbiana, entre otros, están asociados con la textura del suelo (Jaconi *et al.*, 2019).

La textura está asociada con el almacenamiento del carbono orgánico del suelo mediante el secuestro y mineralización de carbono (Dong *et al.*, 2018); ya que el contenido de MO tiende a correlacionarse positivamente con la concentración de arcilla del suelo (McLauchlan, 2006). Por tanto, los niveles de MO pueden resultar altos, medios o bajos, dependiendo de la textura del suelo.

Para integrar estos dos componentes del suelo, se han elaborado índices compuestos, como el de MO / arcilla + limo (Vanzolini *et al.*, 2015). Este índice expresa la susceptibilidad del suelo a la degradación, y es recomendable su uso cuando los suelos difieren en su granulometría (Guerrero *et al.*, 2017 y Novillo *et al.*, 2018).

El objetivo del presente estudio fue evaluar la calidad de los suelos forestales del estado de Veracruz y los del estado de Quintana Roo, mediante el ICS generado con la relación carbono oxidable y la fracción mineral (arcilla + limo), y con el COX.

3.4. MATERIALES Y MÉTODOS

3.4.1. Sitio de Muestreo

El muestreo se realizó de acuerdo con el Inventario Nacional Forestal y de Suelos, propuesto por la CONAFOR (Comisión Nacional Forestal, 2015). El estado de Veracruz se ubica entre las coordenadas: al norte 22°28'18", al sur 17°08'13", al este 93°36'29" y al oeste 98°40'54". El estado de Quintana Roo se ubica entre las coordenadas: al norte 21°36'19.8", al sur 17°53'38.4", al este 86°42'37.44" y al oeste 89°17'47.76" (Figura 1).

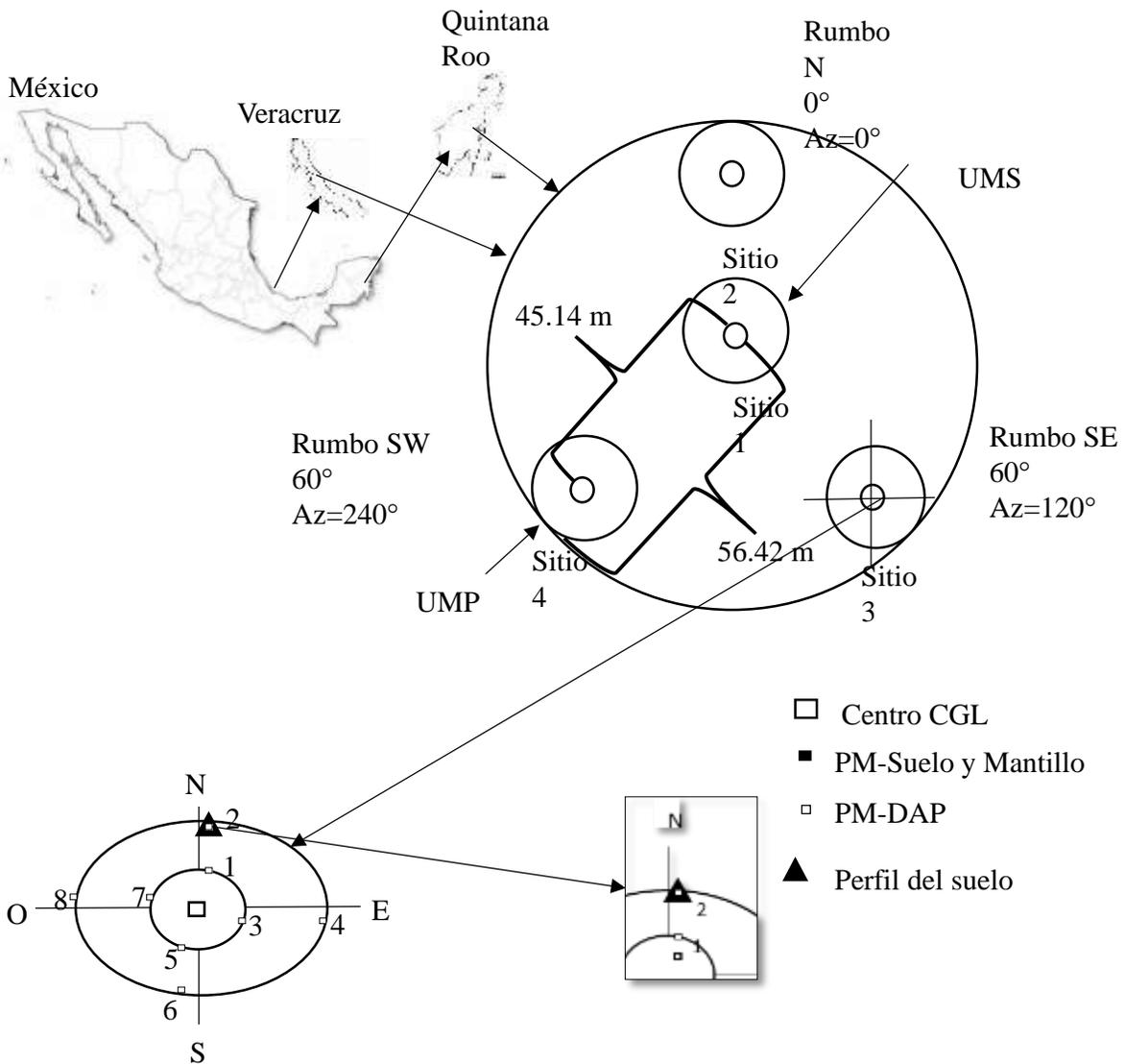


Figura 1. Ubicación geográfica del sitio de muestreo y la distribución de los puntos de muestreo en el conglomerado.

3.4.2. Estrategia de Muestreo

La Comisión Nacional Forestal (2015) emplea un muestreo de suelos estratificado sistemático por conglomerados, el cual está regido en una red de puntos de cobertura nacional equidistante cada 2.5 km. El conglomerado (CGL) es una parcela circular de una hectárea (56.42 m de radio), en la cual se consideran cuatro unidades de muestreo

secundarias (UMS) o sitios, dispuestos geométricamente en forma de “Y” invertida con respecto al norte. Las muestras de suelo se tomaron en el sitio 3, y cuando este no es accesible se traslada al siguiente punto en el sentido de las manecillas del reloj (4, 2, 1), en transectos con rumbos cardinales (norte, sur, este, oeste). En el presente estudio se utilizaron 50 muestras de suelo de Veracruz, y 231 muestras de suelo de Quintana Roo.

3.4.3. Preparación de las Muestras

Las muestras de suelo se secaron en estufa con circulación de aire (marca Felisa, modelo FE-292AD), a una temperatura de 40 °C, posteriormente se molieron y tamizaron en mallas 10 (2 mm) para granulometría (y definición de la clase de textura) y malla 60 (0.250 mm) para el carbono oxidable.

3.4.4. Análisis Químico

La determinación de carbono oxidable se realizó mediante el método AS-07 y la determinación de la granulometría del suelo se realizó con el método AS-09, establecidos en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002).

3.4.5. Clasificación del Contenido de Carbono Oxidable en los Suelos

El COX cuantificado en las muestras de los suelos forestales de Veracruz y Quintana Roo, fue clasificado con base en los criterios de la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002) (Cuadro 2).

Cuadro 2. Clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002) utilizadas para calificar el contenido de carbono oxidable en los suelos de Veracruz y Quintana Roo.

Clase	Materia orgánica (%)
Muy bajo	<0.5
Bajo	0.6-1.5
Medio	1.6-3.5
Alto	3.6-6.0
Muy alto	>6.0

3.4.6. Generación del Índice de Calidad del Suelo Forestal de Veracruz y Quintana Roo

El índice de calidad de los suelos forestales de Veracruz y Quintana Roo se determinó con la formula siguiente:

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

Donde:

ICS = Índice de Calidad del Suelo

COX= carbono oxidable

R+L= suma del porcentaje de arcilla y limo, respectivamente.

La interpretación del índice de calidad de suelo utiliza la propuesta de Piere (1995) (Cuadro 3).

Cuadro 3. Clase definidas por Piere (1995) para evaluar el índice de calidad de suelo.

Clases	Valor	Estado de suelo
1	<5	Degradado
2	5-7	Riesgo de degradación física
3	7-9	Moderado riesgo a la degradación
4	>9	Estructuralmente estable

3.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.5.1. Granulometría y Textura de los Suelos Forestales de Veracruz y Quintana Roo

Los resultados del análisis de la granulometría de los suelos del estado de Veracruz, muestran dos clases texturales (arcilloso y arcillo arenoso); los suelos forestales arcillo arenosos son los que predominan en este estado con un 54 %, mientras que los suelos forestales arcillosos ocupan el 46 %, esto coincide con datos encontrados por Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (Conabio, 2011).

Por otra parte, los resultados correspondientes a las muestras del estado de Quintana Roo indican la existencia de tres clases texturales (arcilloso, arcillo arenoso y franco arcilloso). Los suelos forestales arcillosos dominan con un 61%, seguidos de los arcillo arenosos que se encuentran en un 35 % y finalmente los francos arcillosos representan el 3 % de los suelos; los resultados son similares a los que reportan Cortina *et al.* (1999) e INEGI (2017).

3.5.2. Relación del COX y la Arcilla + Limo.

La relación entre el contenido de COX y la suma de arcilla y limo de todos los suelos evaluados para estado de Veracruz, se muestran en la Figura 2; donde puede observarse que la variabilidad de COX y la arcilla+limo va de 0.62 a 27.21 y de 43 a 79 %, respectivamente. Se observa que al aumentar la suma de la fracción mineral aumenta el COX disminuye; De acuerdo con Imbellone *et al.* (2010) esto puede deberse a que, al aumentar el material fino (arcilla+ limo), el COX queda protegido por la formación de complejos órgano-mineral, pero con una disminución de sustancias húmicas.

La Figura 3 muestra la distribución de los suelos forestales de Quintana Roo en función del contenido de COX y arcilla + limo. Se observa una relación inversa entre el COX y la suma de R+L; el COX disminuye, mientras que la suma de R+L aumenta. El COX va de

0.07 a 39.25 %, es decir, de suelos forestales extremadamente pobres a suelos extremadamente ricos, en carbono oxidable, con base en lo establecido en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002). Mientras que la suma de arcilla + limo es de 37 a 78 %. Así mismo, se evidencia que el carbono oxidable disminuye conforme aumenta la suma de R+L, coincidiendo con lo reportado por Imbellone *et al.* (2010). Cardona *et al.* (2016) quienes indican que los suelos pobres en COX van a formar agregados poco estables.

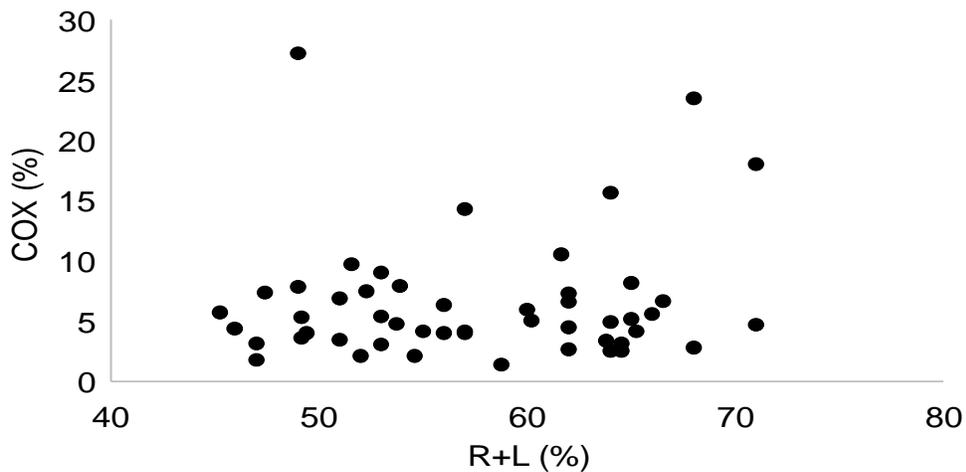


Figura 2. Relación entre el contenido de materia orgánica (MO) y la arcilla + limo (R+L) de los suelos forestales de Veracruz, México.

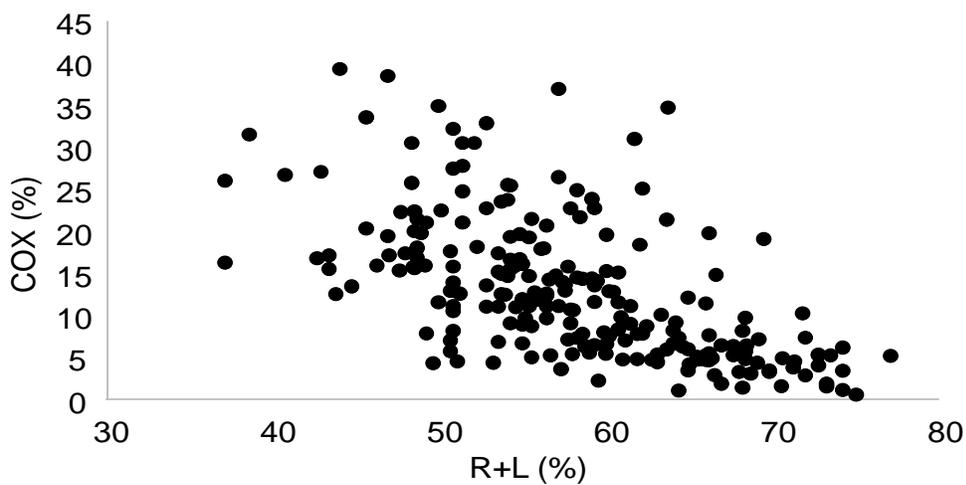


Figura 3. Relación entre el contenido de materia orgánica (MO) y la arcilla + limo (R+L) de los suelos forestales Quintana Roo, México.

3.5.3. Calidad de los Suelos Forestales de Veracruz

La calidad de los suelos forestales del estado de Veracruz, se muestra en el Cuadro 4. Se presenta el número de muestras para cada una de las clases establecidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002), con base en el porcentaje de COX. El 36 % de las muestras presentan concentraciones muy altas de COX, un 36 % tiene alto contenido de COX, el 26 % presentan medio COX y solo el 2 % presenta bajo nivel de COX. Esto indica que solo el 1 % de los suelos forestales de Veracruz, México presentan problemas en el contenido de COX. Cristóbal *et al.* (2019) mencionan que estas diferencias, en el carbono orgánico del suelo, pueden ser atribuidas al tipo de cubierta vegetal.

Cuadro 4. Distribución de los suelos forestales de Veracruz, México basada en la concentración de COX, en las clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002).

Clase	Intervalo de COX identificado en la clase	Número de muestras
Muy baja	0	0
Baja	1.36	1
Media	1.77 - 3.59	13
Alto	4.01 – 5.95	18
Muy alto	6.33 – 27.21	18

Con los datos generados de COX y la suma de R+L de suelos forestales de Veracruz, México se generó el índice de calidad que se presenta en el Cuadro 5; y de acuerdo con la clasificación propuesta por Piere (1995) (Cuadro 3) se establece el porcentaje de muestras que corresponden a cada clase. El 46 % de los suelos corresponde a la clase 4, esto significa que son suelos estables estructuralmente; mientras que un 24 % de las muestras analizadas corresponde a la clase 3, considerada con moderado riesgo a la

degradación. Fernández *et al.* (2016) indican que estos suelos deben ser atendidos para detener o disminuir el proceso de degradación física.

Cuadro 5. Clasificación de los suelos forestales del estado de Veracruz, México, basada en el índice de calidad de suelo establecido por Piere (1995).

Clase	Intervalo del ICS identificado en la clase	Número de muestras
1	2.32 – 4.85	9
2	5.28 – 6.80	6
3	7.04 – 8.86	12
4	9.47 – 55.53	23

Por otra parte, 12 % de las muestras corresponden a la Clase 2, que son suelos con alto riesgo de degradación física; Al respecto Fernández (2014) indica que el riesgo a la degradación se debe a la formación de costras duras arcillosas, a la compactación o a la erosión. Finalmente, el 18 % de los suelos se clasifican como Clase 1; y son suelos degradados y altamente susceptibles a la erosión.

Con el ICS fue posible identificar dos clases (2 y 1), con riesgo de degradación, que en conjunto suman un 30 % de muestras. En estos suelos 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 en los suelos forestales de Veracruz. A nivel mundial el uso de indicadores de calidad de suelo, como valores de referencia, resulta en propuestas de manejo (Bünemann *et al.*, 2018).

El índice de calidad de suelo (Cuadro 5) es más sensible para detectar problemas de degradación en los suelos forestales del estado de Veracruz, cuando se compara con los resultados obtenidos con las clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002) (Cuadro 4). Con el ICS se identificó que el 30 % de las muestras

presentan degradación (Clase 1 y 2); mientras que, con la clasificación basada en COX, únicamente el 2 % de las muestras presenta un nivel bajo.

3.5.4. Calidad de los Suelos Forestales de Quintana Roo

En el Cuadro 6 se presenta el número de muestras de los suelos forestales de Quintana Roo en las clases definidas por el contenido de COX, establecidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002). Se observa que el 75 % corresponde a muestras con un contenido de COX, muy alto, mientras que en el 17 % es alto, el 5 % medio, el 2% bajo y solo el 1 % es muy bajo. Esto significa que solo en el 3 % se presentan problemas por el contenido de COX de los suelos forestales de Quintana, Roo. Estas diferencias, en el carbono orgánico del suelo, son atribuidas al tipo de cubierta vegetal (Cristóbal *et al.*, 2019).

Cuadro 6. Clasificación de los suelos forestales de Quintana Roo, México con base en la concentración de materia orgánica y con las clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002).

Clase	Intervalo de COX identificado en la clase	Número de muestras
Muy bajo	0.54	1
Bajo	1.02 – 1.53	5
Medio	1.84 – 3.57	12
Alto	3.74 – 5.95	39
Muy alto	6.05 – 39.25	174

El Índice de Calidad de Suelo de los suelos forestales de Quintana Roo, México se presentan en el Cuadro 7, donde se muestra la clasificación que de acuerdo con las clases establecidas por Piere (1995); el 77 % de los suelos son sitios con suelos estructuralmente estables; el 11 % son suelos con moderado riesgo a la degradación, el

5 % de este grupo de muestras pertenecen a suelos en riesgo de degradación física; y el 7 % de muestras corresponde a sitios con suelos degradados.

Para los suelos de la clase 3 se debe implementar un sistema de alerta temprana de medidas efectivas en gestión de riesgo, tal como lo están realizando en suelos de China (Li *et al.*, 2020).

Con el ICS fue posible identificar, en Quintana Roo, México, un 12 % de muestras con un nivel de degradación de riesgo alto (Clase 2) y degradados (Clase 1). Para estas dos últimas clases se deben proponer programas de mejoramiento con estrategias apropiadas de manejo del suelo, así como políticas de conservación como lo proponen Van Leeuwen *et al.* (2019).

Los trabajos realizados con el índice de calidad de suelo propuesto por Piere (1995), en Kerman, Irán por Hojjatnooghi *et al.* (2019), y en los suelos semiáridos de Buenos Aires, Argentina por Duval *et al.* (2020), demostraron la sensibilidad del ICS para identificar suelos degradados de las clases 1 y 2. La aplicación de este índice en los suelos de forestales de Veracruz y Quintana Roo, identifica mayor la degradación de los suelos comparados con los dos estudios mencionados.

Cuadro 7. Clasificación de los suelos forestales de Quintana Roo, México con base en el índice de calidad de suelo establecido por Piere (1995).

Clase	Intervalo del ICS identificado en la clase	Número de muestras
1	0.72 – 4.87	16
2	5.24 – 6.99	12
3	7.08 – 8.97	25
4	9.17 -89.13	178

Novillo et al. (2018) indican que los índices de calidad de suelos son más sensibles que la MO por sí sola, con respecto al estado del suelo; y esto fue lo observado cuando se comparan los resultados obtenidos con la clasificación de la NOM-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002) y los obtenidos con el índice de calidad de suelo de Veracruz y Quintana Roo. Con ello, queda demostrado que el ICS es más sensible para detectar problemas de degradación de los suelos.

Veracruz y Quintana Roo suman un 25 % de suelos forestales con problemas de degradación (clase 1), y un 17 % con riesgo de degradación física (clase 2), cuando se utiliza el ICS. Mientras que con la NOM-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2002) solo el 5 % presentan problemas de bajo y muy bajo contenido de COX.

3.6. CONCLUSIÓN

El índice de calidad de los suelos forestales (ICS), generado con la relación MO/ (arcilla + limo) en los estados de Veracruz y Quintana Roo, México, es más sensible para cuantificar el nivel de degradación de los suelos cuando se comparó con la evaluación basada únicamente en el contenido de COX. El ICS del estado de Veracruz indica que es mayor porcentaje de degradación de los suelos forestales, que los de Quintana Roo. El ICS debe ser la base para establecer políticas públicas para el mejoramiento de los suelos estudiados; así como para programas manejo sustentable de los sistemas forestales.

3.7. LITERATURA CITADA

Avilés M.S., Galvis, S, A., Hernández, M. T. M., y Arévalo, G. G. 2007. Relación de la textura y superficie específica con la materia orgánica del suelo en selvas. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 13(2), 109-113. Retrieved from:

<https://revistas.chapingo.mx/forestales/?section=articles&subsec=issues&numero=36&articulo=475>

- Banegas, N., Maza, M., Viruel E., Nasca, J., Canteros, F., & Corbella, R. 2019. Long-term impact of grazing and tillage on soil quality in the semi-arid Chaco (Argentina). *SJSS. Spanish Journal of Soil Science*, 9(1), 24-41. DOI: 10.3232/SJSS.2019.V9.N1.02.
- Boafo, D. K., Kraisornpornson, B., Panphon, S., Owusu, B. E., & Amaniampong, P.N. 2020. Effect organic soil amendments on soil quality in oil palm production. *Applied Soil Ecology*, 147, (article 103358). doi.org/10.1016/j.apsoil.2019.09.008.
- Bünemann, E. K., Bongiorno, G., Bai Z., Creamer, R. E., De Deyn, G., Goede, R., Fleskens, L., Geissen, V., Kuyper, T. W., Mader, Pulleman, M., Sukkel, W., van Groenigen, J. W., & Brussaard, L. 2018. Soil- quality- A critical review. *Soil Biology and Biochemistry*, 120, 105-125. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2018.01.030>.
- Cardona, W. A., Benavides, M. B., y Montoya, W. C. 2016. Efecto de fertilizantes químicos y orgánicos sobre la agregación de un suelo cultivado con *Musa acuminata* AA. *Acta Agronómica*, 65(2), 144-148. doi: <http://dx.doi.org/10.15446/acag.v65n2.44493>.
- Comisión Nacional Forestal. 2015. Inventario Nacional Forestal y de Suelos. Procedimientos de muestreo. Guadalajara, Jalisco, México: CONAFOR. 1-261. Retrieved from: <https://snigf.cnf.gob.mx/wp-content/uploads/Documentos%20metodologicos/2015/Anexo%20procedimientos%20muestreo%202015.pdf>
- Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (Conabio). 2011. La biodiversidad en Veracruz: Estudio de Estado. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad, Gobierno del Estado de Veracruz, Universidad Veracruzana, Instituto de Ecología, A.C. México. Retrieved from: <http://siaversedema.org.mx/wp-content/uploads/2018/04/publicacion/Biodiversidad%20Estudio%20Estado%20Vol%201.pdf>

- Cortina, V. S., Mendoza, P. M. y Orgneva, H. Y. 1999. Cambios en el uso del suelo y deforestación en el sur de los estados de Campeche y Quintana Roo, México. *Investigaciones Geográficas*. 38: 41-56. Retrieved from: <http://www.investigacionesgeograficas.unam.mx/index.php/rig/article/view/59077/52064>
- Cristóbal, A. D., Tinoco, R. J. Á., Prado, H. J. V., & Hernández, A. E. 2019. Soil carbon and nitrogen in tropical montane cloud forest, agroforestry and coffee monoculture systems. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 25(2), 169-184. doi: 10.5154/r.rchscfa.2018.09.070.
- Dong, L., Zhang, H., Wang, L., Yu, D., Yang, F., Shi, X., Saleem, H., & Saleem, M. A. 2018. Irrigation with sediment-laden river water affects the soil texture and composition of organic matter fractions in arid and semi-arid areas of Northwest China. *Geoderma*, 328, 10-19. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.05.002>.
- Duval, E. M., Martínez, M. J., & Galantini, A. J. 2020. Assessing soil quality index based on soil organic carbon fractions in different long-term heat systems under semiarid conditions. *Soil Used and Management*, 36, 71-82. DOI: 10.1111/sum.12532.
- Fernández, de A. L. 2014. Aplicación del índice de estabilidad estructural de Piere (1995) a suelos montañosos de Venezuela. *Terra Nueva Etapa*, 30(48), 143-153. Retrieved from: http://190.169.94.12/ojs/index.php/rev_terr/article/view/7689/7612
- Fernández, L., González, M., y Sáez, S. 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. Retrieved from: http://190.169.94.12/ojs/index.php/rev_terr/article/view/11710/11404
- García, Y., Ramírez, W. & Sánchez, S. 2012. Indicadores de la calidad de los suelos: una nueva manera de evaluar este recurso. *Pastos y Forrajes*, 35(2), 125-138. Retrieved from: <https://payfo.ihatuey.cu/index.php?journal=pasto&page=article&op=view&path%5B%5D=1499&path%5B%5D=1084>

- Gartzia, B. N. 2009. Estructura y dinámica de la materia orgánica del suelo en ecosistemas forestales templados: de lo particular a lo general. Eusko Jaurlaritzaren Argitalpen Zerbitzu Nagusia. Servicio Central de Publicaciones del Gobierno Vasco. 1-167.
- Gerónimo, P. F., Videla, C. C. y Laclau, P. 2018. Distribución de carbono y nitrógeno orgánico en fracciones granulométricas de suelos bajo pastizales, agricultura y forestaciones. *Ciencia del Suelo*. Argentina, 36(1), 11-22. Retrieved from: <http://www.suelos.org.ar/publicaciones/volumen3612018/pag%2011-22%20CS499%20DISTRIBUCI%C3%93N%20DE%20CARBONO%20Y%20NITR%C3%93GENO%20ORG%C3%81NICO%20EN%20FRACCIONES.pdf>.
- Guerrero, P. A., de la Cruz, P. A y Velasco, V. J. 2017. Interpretación del análisis de suelo cañeros basado en las relaciones entre propiedades y elementos. *Agroproductividad*, 10(11), 87-92. Disponible en <https://revista-agroproductividad.org/index.php/agroproductividad/article/view/59/54>.
- Hojjatnooghi, F., Shirani, H., Pazira, E., Asghar, A., Torkashvand, A. M., Land, A., & Province, K. 2019. Identification of soil properties influencing some soil physical quality indicators using hybrid PSO-ICA-SVR algorithm in some agricultural land uses of Kerman Province, Iran. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 50(16), 1986-2002. DOI:10.1080/00103624.2019.1648658
- Imbellone, P. A., Giménez, J. E., y Panigatti, J. L. 2010. Suelos de la región Pampeña. Procesos de formación. Ediciones Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. Buenos Aires. 320 pp.
- INEGI. 2017. Anuario estadístico y geográfico de Quintana Roo 2017. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. México. INEGI. 405.
- Jaconi, A., Cora, C. & Don, A. 2019. Near infrared spectroscopy as an easy and precise method to estimate soil texture. *Geoderma*, 337, 906-913. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.10.038>.

- Li, X., Cudy, A. B., Chen, W., Liu, R., & Lv, S. 2020. Dynamic Capacity Modelling of Soil Environment Carrying Capacity, and Developing a Soil Quality Early Warning Framework for Development Land in China. *Journal of Cleaner Production*, 57,1-12,[120450]. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120450>.
- Li, X., Wang, D., Ren, Y., Wang, Z. & Zhou, Y. 2019. Soil quality assessment of croplands in the black soil zone of Jilin Province, China: Establishing a minimum data set model. *Ecological Indicators*, 107, 1-13.
- McLauchlan, K. K. 2006. Effects of soil texture on soil carbon and nitrogen dynamics after cessation of agriculture. *Geoderma*. 136, 289-299. doi: 10.1016/j.geoderma.2006.03.053.
- Novillo, E. I., Carrillo, M. D., Cargua, J. E., Nabel, V. M., Alban, K. E., y Morales, F. L. 2018. Propiedades físicas del suelo en diferentes sistemas agrícolas en la provincia de los Ríos, Ecuador. *Temas Agrarios*, 23(2), 177-187. <https://doi.org/10.21897/rta.v23i2.1301>.
- Phogat, V. K., Dahir, R. & Tomar, V. S. 2015. Soil physical properties. *Soil Science*. 135-171. Disponible en <https://www.researchgate.net/publication/297737054>.
- Piere, C. 1995. Long-term soil management experiments in semi-arid Francophone Africa. In: *Soil Management: experimental basis for sustainability and environmental quality*. R. Lal and B. Steward. Lewis Publishers. Boca Raton, Florida. 225-264.
- Santos, F. F., Martínez, A. G., Ávila, C. Z., Criado, M., & Sánchez, Y. 2019. Comparison of methods for evaluating soil quality of semiarid ecosystem and evaluation of the effects of physic-chemical properties and factor soil erodibility (Northern Plateau, Spain). *Geoderma*, 354, 1-14. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.07.030>.
- SEMARNAT. 2002. Norma Oficial Mexicana NOM-021-SEMARNAT-2000 que establece las especificaciones de fertilidad, salinidad y clasificación de suelos, estudio, muestreo y análisis. Diario Oficial de la Federación, 31 de diciembre de 2002. México. Retrieved from: https://www.cmic.org.mx/comisiones/Sectoriales/medioambiente/Varios/Leyes_y

_Normas_SEMARNAT/NOM/Elaboraci%C3%B3n%20Conjunta%20con%20otras%20Secretar%C3%ADas/5.%202005.pdf

- Taboada, M. A. 2018. El suelo como recurso natural. ¿En qué marco se inserta la biorremediación? *In*: Brutti, L. N., Beltran, M. J. & García de Salamone, I. Biorremediación de los Recursos Naturales. Ediciones Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. Buenos Aires. P. 13-32.
- Van Leewen, C. E., Cammeraat, H. L., Vente, J. De, & Boix, C. F. 2019. The evolution of soil conservation policies targeting land abandonment and soil erosion in Spain: A review. *Land Use Policy*, 83, 174-186. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.01.018>.
- Vanzolini, J., Zubiaga, L., Storniolo, R., Dunel, L., Ombrosis, D., Cuello, S., Álvarez, C., y Quiroga, A. 2015. Evaluación expeditiva del estado de la calidad de los suelos con manejo agrícola en el área de secano de partido de Villarino. Asociación Argentina de la Ciencia del Suelo. Buenos Aires. Retrieved from: https://inta.gob.ar/sites/default/files/inta-evaluacion_expeditiva_del_estado_de_la_calidad_de_suelos_con_manejo_agricola_en_el_area_de_secano_del_partido_de_villarino_0.pdf.
- Yan, Y., Dai, Q., Wang, X., Jin, L. & Mei, L. 2019. Response of shallow karst fissure soil quality to secondary succession in a degraded karst area of southwestern China. *Geoderma*, 348, 76-85. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.04.017>.

CAPITULO IV. CALIBRATION MODEL TO MEASURE THE QUALITY OF VERACRUZ FOREST SOILS USING VIS-NIR-SWIR AND CHEMOMETRY

CAPITULO IV: MODELO DE CALIBRACIÓN PARA MEDIR LA CALIDAD DE LOS SUELOS FORESTALES DE VERACRUZ MEDIANTE ESPECTROSCOPIA VIS-NIR-SWIR Y QUIMIOMETRÍA

Juana Olan-Córdova¹, Armando Guerrero-Peña^{1*}, Edith Hernández-Nataren¹, Joel Velasco-Velasco²

¹Colegio de Postgraduados – Campus Tabasco. Periférico Carlos A. Molina S/N. H. Cárdenas, Tabasco, México. C.P. 86500.

²Colegio de Postgraduados – Campus Tabasco. Km 348 Carretera Federal Córdoba-Veracruz, Congregación Manuel León, Municipio de Amatlán de los Reyes, Ver. México, C.P. 94946.

*Corresponding author: garmando@colpos.mx, tel.: 595 (937) 3722386 ext 5066

Highlights

1. La espectroscopia en el infrarrojo cercano se considera una alternativa para estimar el COX y la textura.
2. La tecnología NIR es útil para generar modelos de calibración y predecir índices de calidad de suelos.
3. El análisis NIR es confiable para estimar calidad de suelos.

4.1. ABSTRACT

Introduction: Soil organic matter is considered as the most significant indicator for soil quality, which can result from high to low depending on the texture it has. To adjust this variability, indices such as MO / clay + silt have been developed. Visible and near-infrared spectroscopy is a promising alternative to soil quality assessment methods, because of its low cost and speed.

Objective: The objective of this study is to use the NIRS-SWIR technique to generate a calibration model to predict the quality index of Veracruz forest soils, from the ratio MO / clay + silt, quickly and reliably.

Materials and methods: 50 soil samples were selected from the National Forest and Soil Inventory of the state of Veracruz, were ground and sifted for conventional analysis and by the NIR technique using the PLS regression method.

Conclusions: The predictions obtained with the model have good correlation with the results of the quality index, so it can be concluded that the analysis carried out with the NIR method is necessary to measure quality of the forest soils of Veracruz, Mexico.

Keywords: Spectroscopy, NIR-SWIR, Soil quality index, model, PLS.

4.2. RESUMEN

Introducción: La materia orgánica del suelo está considerada como el indicador más significativo para la calidad del suelo, el cual puede resultar de alto a bajo dependiendo de la textura que tenga. Para ajustar esta variabilidad se han elaborados índices como el de MO / arcilla + limo. La espectroscopia visible e infrarroja cercana es una alternativa prometedora a los métodos de evaluación de calidad de suelos, esto por su bajo costo y rapidez.

Objetivo: El objetivo del presente estudio es usar la técnica NIRS-SWIR para generar un modelo de calibración para predecir el índice de calidad de los suelos forestales de Veracruz, a partir de la relación MO / arcilla + limo, de manera rápida y confiable.

Materiales y métodos: Se seleccionaron 50 muestras de suelo del Inventario Nacional Forestal y de Suelo del estado de Veracruz, se molieron y tamizaron para los análisis convencionales y por la técnica NIR utilizando el método de regresión PLS.

Conclusión: Las predicciones obtenidas con el modelo tienen buena correlación con los resultados del índice de calidad, por lo que se puede concluir que el análisis realizado con el método NIR es preciso para medir calidad de los suelos forestales de Veracruz, México.

Palabras claves: Espectroscopía, NIR-SWIR, Índice de calidad de suelo, modelo, PLS.

4.3. INTRODUCCIÓN

El suelo es de los recursos importantes para la vida en el planeta (García *et al.*, 2012), ya que es la base material para la supervivencia de animales y plantas (Yan *et al.*, 2019); los procesos que tienen lugar dentro del suelo están ligados a servicios ecosistémicos como la cantidad y calidad del agua, el intercambio de gases atmosféricos, y son centrales en los ciclos biogeoquímicos de los nutrientes y el carbono que sostiene la vida (Taboada, 2018). Por lo tanto, es importante mantener o incrementar la capacidad del suelo para proveer de una buena función es un objetivo primordial del uso del suelo para incrementar su calidad (Gartzia, 2009).

La calidad del suelo se puede definir como la capacidad de un tipo específico de suelo para mantener la productividad de las plantas y los animales, mantener la calidad ambiental y apoyar la salud humana y la habitación dentro de los límites naturales o gestionados (Li, *et al.*, 2019). La calidad del suelo se considera un indicador del manejo sostenible del suelo (Boafo *et al.*, 2019). Los indicadores de calidad del suelo abarcan propiedades y procesos del suelo que contribuyen a delinear un conjunto mínimo de datos para la evaluación de la calidad del suelo (Banegas *et al.*, 2019). En los últimos años ha ganado un importante interés y se espera que su importancia aumente a medida que se cumpla con las necesidades de proteger y preservar el suelo (Santos *et al.*, 2019).

La materia orgánica (MO) es considerada de los principales componentes de los ciclos biogeoquímicos, coadyuva al mantenimiento de la calidad del suelo (Avilés *et al.*, 2007); y es un componente fundamental para el desarrollo de la agricultura, es clave en la formación del suelo, así como para el desarrollo de la fertilidad del mismo, capacidad de infiltración y de retención hídrica, entre otras (Gerónimo *et al.*, 2018). Es por eso que la influencia de la MO sobre propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo, determina su importancia como principal indicador de la calidad del suelo (Vanzolini *et al.*, 2015).

La MO del suelo es una reserva importante de carbono en el ecosistema que a menudo se va agotando. Generalmente su contenido tiende a correlacionarse positivamente con la concentración de arcilla del suelo (McLauchlan, 2006).

La textura del suelo está íntimamente asociada con el almacenamiento del carbono orgánico del suelo por su papel en el secuestro y mineralización de carbono (Dong *et al.*, 2018). Los niveles de MO por tanto pueden resultar alto, medio o bajo, dependiendo de la textura del suelo. Para ajustar esta variabilidad se han elaborado índices compuestos, como el de MO / arcilla + limo suelo (Vanzolini *et al.*, 2015). Este índice expresa la susceptibilidad del suelo a la degradación, siendo un indicador más sensible que la MO con respecto al estado del suelo; además de que puede usarse cuando los suelos difieren en su granulometría (Novillo *et al.*, 2018).

Otro factor importante en la calidad de los suelos es la cubierta vegetal la cual protege al suelo de la erosión. Por tanto, el tipo de vegetación también aporta a las propiedades físicas, químicas e hidrológicas del suelo por el mantillo y hojarasca. Una zona con buena vegetación indica mayores contenidos de materia orgánica lo cual favorece que haya suelos de mejor calidad (Mongil *et al.*, 2017).

En las últimas décadas, la espectroscopia en el infrarrojo cercano se ha considerado una alternativa para estimar el COX y la textura debido a su rapidez, no destrucción y relativamente bajo costo (Hong *et al.*, 2018). Con la tecnología NIR se obtiene información en el rango espectral visible - Infrarrojo Cercano - Infrarrojo de Onda Corta (VIS-NIR-SWIR); y es necesario el uso de técnicas matemáticas y estadísticas para la interpretación del resultado, y para generar modelos de predicción del elemento de interés (Biancolillo y Marini, 2018).

El objetivo del presente estudio fue usar la tecnología NIR para generar un modelo de calibración para predecir el índice de calidad de los suelos forestales de Veracruz.

4.4. MATERIALES Y MÉTODOS

4.4.1. Sitio de muestreo

El muestreo se realizó en los estados de Veracruz de acuerdo con el protocolo del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) propuesto por Comisión Nacional Forestal, (2015) ubicado entre las coordenadas 17°08'13" y 22°28'18" de latitud norte; y 93°36'29" y 98°40'54" de longitud oeste (Figura 4).

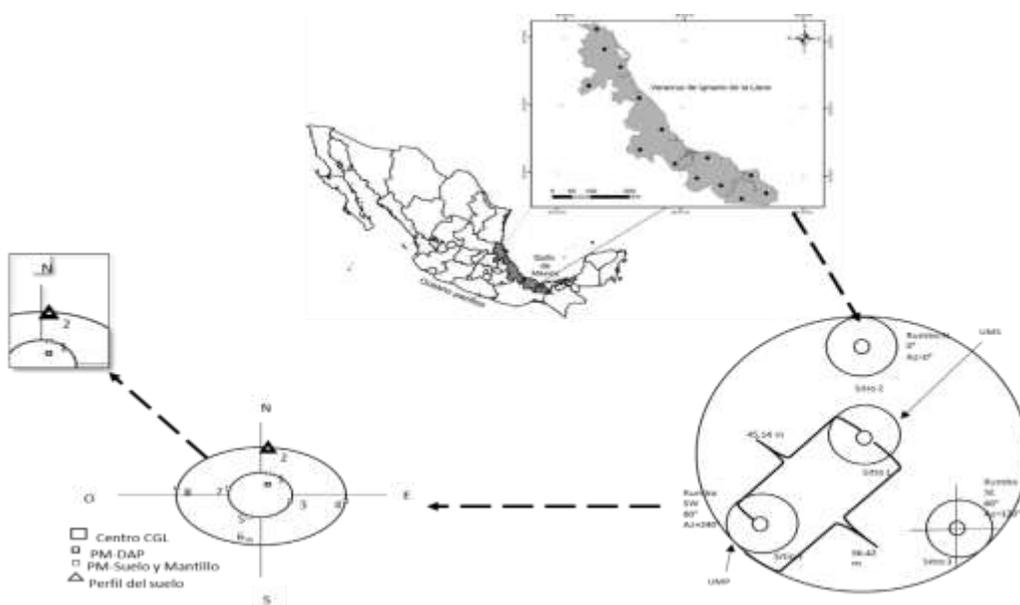


Figura 4. Ubicación geográfica del sitio de muestreo y la distribución de los puntos de muestreo en el conglomerado.

4.4.2. Estrategia de muestreo

La Comisión Nacional Forestal, (2015) emplea un muestreo estratificado sistemático por conglomerados, el cual está regido en una red de puntos de cobertura nacional equidistante a cada 2.5 km. El conglomerado (CGL) es una parcela circular de una hectárea (56.42 m de radio), en la cual se evalúan cuatro unidades de muestreo

secundarias (UMS) o sitios, dispuestos geométricamente en forma de una “Y” invertida con respecto al norte.

De acuerdo con Comisión Nacional Forestal, (2015), se tomaron las muestras de suelos del sitio 3 para los parámetros a analizar cuando este sea inaccesible se trasladará en el sentido de las manecillas del reloj (4,2,1) sobre transectos con rumbos cardinales (norte, sur, este, oeste). Para este estudio se tomaron 50 muestras de suelo del Inventario Nacional Forestal y de Suelos.

4.4.3. Preparación de las muestras

Las muestras de suelo se secaron en estufa con circulación de aire marca Felisa, modelo FE-292AD, a una temperatura de 40 °C, posteriormente se molieron y tamizaron en mallas de 10 (2 mm) para granulometría (definición de la clase de textura) malla 60 (0.250 mm) para el carbono oxidable.

4.4.4. Análisis químico

La determinación de carbono oxidable se realizó mediante el método AS-07 y la determinación de la granulometría del suelo se hizo con el método AS-09, de acuerdo con la NOM-021-RECNAT-2000 (SEMARNAT 2002); y para la definición de clases, se utilizó lo establecido en el Cuadro 8.

Cuadro 8. Clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2000) utilizadas para calificar el contenido de carbono oxidable en los suelos de Veracruz.

Clase	Materia orgánica (%)
Muy bajo	<0.5
Bajo	0.6-1.5
Medio	1.6-3.5
Alto	3.6-6.0
Muy alto	>6.0

4.4.5. Índice de calidad del suelo forestal

El índice de calidad de los suelos forestales de Veracruz se determinó con la fórmula:

$$ICS = \frac{COX}{R + L} * 100$$

Donde:

ICS= Índice de calidad del suelo

COX= Carbono oxidable

R+L= Suma del porcentaje de arcilla y limo, respectivamente.

Para definir las Clases e interpretar del índice de calidad de suelo utilizó la propuesta de Piere (1995), que se muestra en el Cuadro 9.

Cuadro 9. Clase para evaluar el índice de calidad de suelo (Piere, 1995).

Clases	Valor	Estado de suelo
1	<5	Degradado
2	5-7	Riesgo de degradación física
3	7-9	Moderado riesgo a la degradación
4	>9	Estructuralmente estable

4.4.6. Clasificación de la vegetación

Con el objetivo de contar con un registro de la vegetación predominante para el estado de Veracruz se realizó una clasificación de los tipos de vegetación y sus respectivas claves, esto con la finalidad de conocer los usos reales de las comunidades vegetales (por ejemplo, forestal, agrícola, pecuario, etc.) y de esta manera conocer la calidad de estos suelos en base al contenido de materia orgánica. El muestreo fue estratificado

sistemático por conglomerado y el tipo de vegetación se clasificó de acuerdo con INEGI (1981), INEGI (2010).

4.4.7. Modelo de calibración para predecir el índice de calidad de los suelos

4.4.7.1. Obtención de los espectros de las muestras de suelo.

Los espectros de las muestras de suelo se obtuvieron mediante espectroscopía de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS), para la región visible-infrarrojo cercano-infrarrojo de onda corta (VIS-NIR-SWIR); el NIRS empleado fue de la marca Foss NIRSystems, modelo Versatile Agri Analyzer 6500 System II Vertical Type 461008; empleando una celda porta muestra rectangular de 24 cm³ con ventana de cuarzo con capacidad para ~50 g de suelo.

Los registros fueron obtenidos con el programa ISIscan (Infrasoft. 2008. ISIscan, Quick Start Guide for System II Analyzer. Version 2.81. Infrasoft International LLC. State College, PA USA). Las lecturas de la reflectancia se realizaron de 400 a 2498 nm de longitud de onda y a intervalos de 2 nm; obteniendo un total de 1050 datos por muestra.

4.4.7.2. Construcción del modelo

Una vez obtenidos los espectros vis-NIR-SWIR y con los índices de calidad de los suelos forestales del estado de Veracruz, generados previamente, fue seleccionado el mejor modelo de calibración, aplicando los siguientes tratamientos matemáticos: Mean center, MSC (Multiplicative Scatter Correction), Normalize, Aling, Smooth, 2nd Derivative, Log10, para calibrar el modelo se usó el método de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS, siglas en inglés), construido con el programa Pirouette 4.11 (Chemometrics Software versión 4.5 para Windows de infometrix Inc. Copyright, 2007). Los indicadores estadísticos que se utilizaron para seleccionar y calificar el mejor modelo (validación interna y externa), se presentan en los cuadros 10 y 11.

En este estudio, se aplicó el método PLS para la construcción del modelo de predicción de la calidad de los suelos forestales. Para ello se utilizó el 90 % de los datos en la construcción del modelo de calibración. El 10 % de los datos fue el conjunto de validación externa, que califica la robustez del modelo.

Cuadro 10. Indicadores estadísticos para seleccionar y evaluar el modelo de calibración.

Validación interna	
Calificadores estadísticos	Ecuación
RSQ (coeficiente de correlación múltiple)	$R^2 = 1 - \frac{SEC^2}{SD^2}$
SEC (error estándar de calibración)	$SEC = \frac{\sqrt{\sum i(y_i - Y_i)^2}}{n - t - 1}$
SECV (error estándar de validación cruzada)	$SECV = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - Y_i)^2}}{N}$
PRESS (suma del error residual predicho)	$\sum_i^n \hat{S}_i^2$

Cuadro 11. Indicadores estadísticos para evaluar el modelo de calibración.

Validación externa	
Calificadores estadísticos	Ecuación
SEP (error estándar de predicción)	$SEP = \frac{\sqrt{\sum i(y_i - Y_i)^2}}{n}$
RPD (relación de desviación de la predicción)	$SD/SECV$
SEPC (error estándar de predicción corregido por BIAS)	$SEPC = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - Y_i)^2 \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - Y_i)^2}{N}}}}{N - 1}$
SEC/SEP	$\frac{\sqrt{\sum i(y_i - Y_i)^2}}{n}$

4.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.5.1. Clasificación de la vegetación de los conglomerados

Los tipos de vegetación predominantes en Veracruz se muestran en el Cuadro 12, junto con los perfiles muestreados, clave y el máximo de capas u horizontes por cada tipo de vegetación. La vegetación dominante del estado son los Pastizales Inducidos (PI), que representa el 29 % de los suelos muestreados, seguido de la Vegetación secundaria Arbórea de Selva Mediana Subperennifolia (VSA/SMQ) con el 7 % de los suelos muestreados, el resto de las vegetaciones corresponde al 3.57 % de los suelos que se muestrearon.

Los pastizales inducidos de acuerdo con INEGI (2017), ocupan el 49.9 % de la superficie del estado y sobresalen de las comunidades vegetales originales, y están asociados generalmente con árboles aislados y cercas vivas con diversas especies arbóreas de entre las cuales destaca las de ficus, *Tabebuia rosea*, *Spondias mombin*, entre otras.

Por otra parte el porcentaje de MO en promedio fue mayor en la Vegetación de Manglar (VM) con 23.47 %, en lo que corresponde a esta vegetación constituye un importante recurso forestal en toda la banda intertropical del planeta (Moreno *et al.*, 2002), los manglares constituyen uno de los ecosistemas del territorio nacional; son humedales costeros que ocupan un lugar privilegiado por su riqueza natural y los servicios ambientales que prestan (Domínguez *et al.*, 2011), es típico de desembocaduras de ríos y de márgenes de laguna con influencia de agua marina, ocupa 2306 (10.3 %) sobre Solonchak e Histosol, este último corresponde a suelos constituidos por material orgánico procedente de una acumulación superficial del mismo (García *et al.*, 2006).

La Vegetación Secundaria Herbácea de Selva Mediana Subcaducifolia (VSh/SMS) obtuvo el valor más bajo de materia orgánica con 3.37 %, datos similares encontraron Suárez *et al.* (2015).

Cuadro 12. Relación de la vegetación y su clave, numero de perfiles y máximo de capas en cada conglomerado.

Vegetación	Clave	Perfiles	Máximo de Capa por perfil
Selva mediana subperennifolia	SMQ	1	4
Vegetación secundaria arbórea de selva alta perennifolia	VSA/SAP	1	2
Selva alta perennifolia	SAP	1	4
Vegetación secundaria arbórea de selva mediana subperennifolia	VSA/SMQ	2	4
Vegetación manglar	VM	1	3
Selva de galería	SG	1	3
Vegetación secundaria arbórea de bosque de oyamel	VSA/BA	1	4
Vegetación secundaria arbustiva de bosque de encino	Vsa/BQ	1	3
Vegetación secundaria arbórea de bosque de pino-encino	VSA/BPQ	1	3
Vegetación secundaria arbórea bosque mesófilo de montaña	VSA/BM	1	6
Vegetación secundaria arbórea selva baja subcaducifolia	VSA/SBS	1	5
Vegetación secundaria arbórea de selva mediana subperennifolia	VSA/SMQ	1	4
Vegetación secundaria arbórea de selva mediana perennifolia	VSA/SMP	1	6
Vegetación secundaria arbórea de selva baja caducifolia	VSA/SBC	1	4
Pastizal inducido	PI	8	6
Vegetación de bosque-encino	BQ	1	1
Vegetación secundaria herbácea de selva mediana subcaducifolia	VSh/SMS	1	6
Vegetación secundaria herbácea de selva mediana subperennifolia	VSh/SMQ	1	6
Vegetación secundaria arbustiva de selva mediana subcaducifolia	VSa/SMS	1	5

4.5.2. Granulometría y textura de los suelos forestales de Veracruz

Con respecto a la granulometría estudiada en los suelos del estado de Veracruz, se encontraron dos clases texturales (arcilloso y arcilloso arenoso); los suelos arcillosos que predominan en un 54 %, son suelos con un gran potencial de escurrimiento y mal drenaje, estos suelos son ocupados por praderas y cultivos de caña que ocasionan degradación del suelo, mientras que los suelos arcillosos arenosos ocupan el 46 %, esto coincide con lo reportado por CONABIO (2011), son suelos de uso ganadero y de cultivo de caña por lo que es necesario la aplicación de material orgánico que ayudara a la formación de sustancias orgánicas en la estructura del suelo.

4.5.3. Relación del COX y la arcilla + limo.

La Figura 5 muestra la distribución de todos los suelos evaluados en función del contenido de COX y arcilla + limo. Se observa que la variabilidad en COX va de 1.36 a 27.21 % y la R+L de 45 a 71 %, es decir, que cuando la suma de minerales aumenta el COX disminuye, esto puede deberse a que el efecto de la textura sobre la MO se relaciona con la cantidad, distribución de fracciones y calidad, al aumentar el material fino (arcilla + limo) la MO queda protegida por la formación de complejos órgano-minerales y por la reducción en el tamaño de los poros que limita el acceso de los microorganismos. Asimismo, hay aumento de la aromaticidad y de la cantidad de N y S del suelo, pero una disminución dentro de la molécula de las sustancias húmicas (Imbellone *et al.*, 2010).

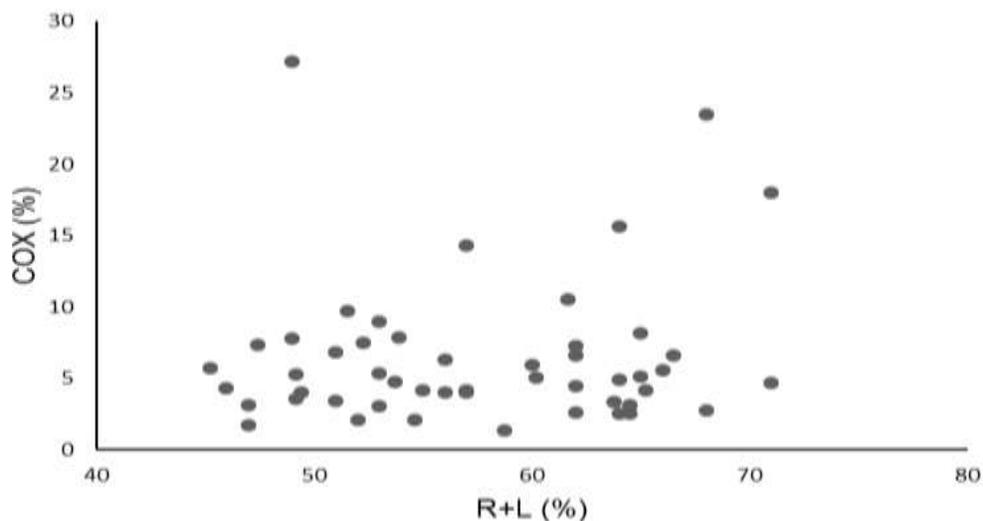


Figura 5. Relación entre el contenido de carbono oxidable y la suma de arcilla + limo de los suelos del estado de Veracruz.

4.5.4. Índice de calidad de los suelos forestales de Veracruz

Con base en el índice de calidad propuesto por Piere (1995) de los suelos forestales de Veracruz, el 46 % de los suelos estudiados corresponden a la Clase 4 es decir que se consideran estructuralmente estables; el 24 % a la Clase 3, suelos ligeramente susceptibles, es decir con un leve riesgo a la degradación física; el 12 % corresponden a la Clase 2 con suelos altamente susceptibles, con alto riesgo a la degradación física, lo cual puede deberse a la formación de suelo con estructura masiva por compactación siendo está la forma más grave de degradación del suelo, causada por prácticas de labranza convencional (Villa *et al.*, 2018) o a la erosión; y el 18 % a la Clase 1, que corresponde a suelos altamente susceptibles a la erosión y a la degradación física.

4.5.5. Modelo de calibración para predecir el índice de calidad de los suelos Forestales de Veracruz

En la Figura 6, se muestran los espectros de las 50 muestras de suelo analizadas en el NIRS sin ningún tratamiento matemático. Los espectros VIS-NIR-SWIR fueron pretratados matemáticamente para minimizar las contribuciones no deseadas presentes en las señales como los efectos de la dispersión de la luz y las características físicas de la muestra (efecto matriz) (Barnes *et al.*, 1989); para lo cual, se emplearon los siguientes algoritmos: Mean center, MSC, Normalize, Aling, Smooth, 2nd Derivative, Log10.

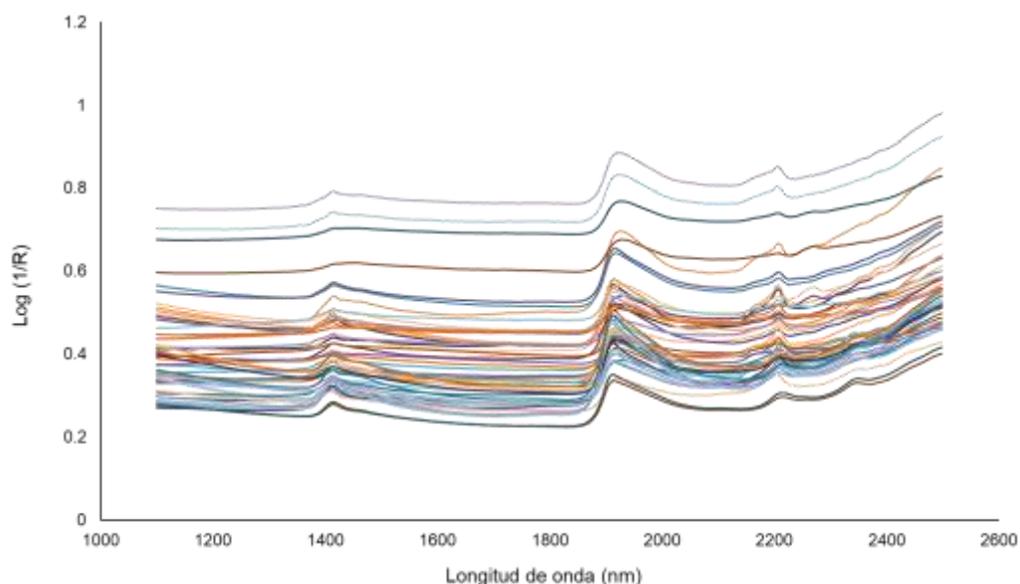


Figura 6. Espectros obtenidos con el infrarrojo cercano en los suelos forestales de Veracruz.

Los resultados se ilustran en las Figuras 7 y 8, donde se presentan los indicadores estadísticos de la validación interna o cruzada. Se obtuvo un RSQ, R cal y R val superiores a 0.9; y un coeficiente de determinación muy cercano a 1, nos indica la linealidad de la predicción (buena correlación entre las clases predichas y las clases de referencia). Mientras que el SEC y SECV muy bajos (ceranos al cero) confirma la capacidad de predicción del modelo.

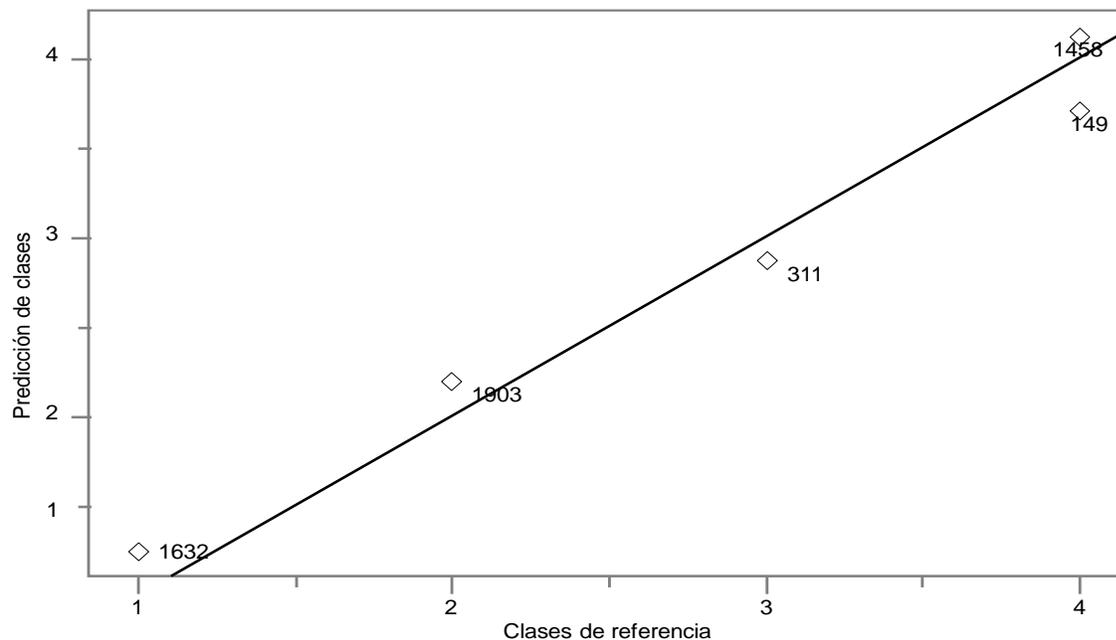


Figura 8. Indicadores estadísticos de la validación externa del modelo de calibración del índice de calidad de suelo.

Con los resultados obtenidos se concluye que el modelo establecido con los espectros VIS-NIR-SWIR puede ser utilizado para predecir la calidad de los suelos del estado de Veracruz. Con la ventaja de que no utiliza reactivos y por tanto no generar residuos de laboratorio, reduce el tiempo de análisis y uso de infraestructura del laboratorio. Caso contrario sucede con los métodos convencionales.

4.6. CONCLUSIÓN

Los resultados obtenidos mediante el modelo de predicción generados con los espectros NIR-SWIR correlaciona bien con los resultados obtenidos del índice de calidad con la técnica convencional. Por lo tanto, se considera que el análisis por NIR es confiable, rápido y sencillo para estimar calidad de los suelos del estado de Veracruz.

4.7. LITERATURA CITADA

- Avilés, M. S. M., Galvis, S. A., Hernández, M. T. M. y Arévalo G. G. 2007. Relación de la textura y superficie específica con la materia orgánica del suelo en selvas. *Revista Chapingo Ciencias Forestales y del Ambiente* 13 (2): 109-113. Disponible http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S20074018200700000109&lng=es&tlng=es.
- Banegas, N., Maza M., Viruel, E., Nasca, J., Canteros, F., Corbella, R. & Dos Santos, D. A. 2019. Long-term impact of grazing and tillage on soil quality in the semi-arid Chaco (Argentina). *SJSS. Spanish Journal of Soil Science*. 9(1): 24-41. DOI: 10.3232/SJSS.2019.V9.N1.02.
- Barnes, R. J, Dhaona, M. S. & Lister, S. J. 1989. Standard normal variate transformation and de-trending of near-infrared diffuse reflectance spectra. *Applied Spectroscopy*. 43(5). 772-777. Doi: 10.1366/0003702894202201.
- Biancolillo, A. & Marini, F. 2018. Chemometrics methods for spectroscopy- based pharmaceutical analysis. *Frontiers in Chemistry*. 6 (576): 1-14. Doi: 10.3389/fchem.2018.00576.
- Boafo, D. K., Kraisornpornson, B., Panphon, S., Owusu, E. B. & Amaniampong, N. P. 2019. Effect of organic soil amendments on soil quality in oil palm production. *Applied Soil Ecology*. 147: 1-9. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.apsoil.2019.09.008>.
- Comisión Nacional Forestal. 2015. Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS). Procedimientos de muestreo. Guadalajara, Jalisco., México: CONAFOR. 261 p.
- Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (Conabio). 2011. La biodiversidad en Veracruz: Estudio de Estado. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad, Gobierno del Estado de Veracruz, Universidad Veracruzana, Instituto de Ecología, A.C. México. Retrieved from: <http://siaversedema.org.mx/wp->

content/uploads/2018/04/publicacion/Biodiversidad%20Estudio%20Estado%20Vol%20I.pdf.

- Domínguez, D. M., Zavala, C. J. y Martínez, Z. P. 2011. Manejo forestal sustentable de los manglares de Tabasco. Secretaría de Recursos Naturales y Protección Ambiental. Colegio de Postgraduados. Villahermosa, Tabasco, México. 137 p. Disponible en <https://www.researchgate.net/publication/265468497>.
- Dong, L., Zhang, H., Wang, L., Yu, D., Yang, F., Shi, X., Saleem, H. & Saleem, M. A. 2018. Irrigation with sediment-laden river water affects the soil texture and composition of organic matter fractions in arid and semi-arid areas of Northwest China. *Geoderma*. 328:10–19. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.05.002>.
- García, L. E., Zavala, C. J. y Palma, L. D. J. 2006. Caracterización de las comunidades vegetales en un área afectada por derrames de hidrocarburos. *Terra Latinoamericana*. 24(1): 17-26. Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=57311494003>.
- García, Y., Ramírez, W. y Sánchez, S. 2012. Indicadores de la calidad de los suelos: una nueva manera de evaluar este recurso. *Pastos y Forrajes*. 35(2): 125-138. Disponible en http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S086403942012000200001&lng=es&tlng=es.
- Gartzia, B. N. 2009. Estructura y dinámica de la materia orgánica del suelo en ecosistemas forestales templados: de lo particular a lo general. Eusko Jaurlaritzaren Argitalpen Zerbitzu Nagusia. Servicio Central de Publicaciones del Gobierno Vasco. 1-167.
- Gerónimo, P. F., Videla, C. C. y Laclau, P. 2018. Distribución de carbono y nitrógeno orgánico en fracciones granulométricas de suelos bajo pastizales, agricultura y forestaciones. *Ciencia del Suelo (Argentina)*. 36(1): 11-22. Disponible en <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6541222>.
- Hong, Y., Chen, S., Zhang, Y., Chen, Y., Yu, L., Liu, Y., Liu, Y., Cheng, H. & Liu, Y. 2018. Rapid identification of soil organic matter level via visible and near-infrared

- spectroscopy: Effects of two-dimensional correlation coefficient and extreme learning machine. *Science of the Total Environment*. 644: 1232-1243. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.06.319>.
- Imbellone, P. A., Giménez, J. E. y Panigatti, J. L. 2010. Suelos de la región Pampeana. Procesos de formación. Buenos Aires. Edición INTA -GESyC 320 p.
- INEGI. 1981. Instructivo para la elaboración de la carta de uso del suelo y vegetación. Escala 1:250 000. p 120
- INEGI. 2010. Diccionario de datos uso de suelo y vegetación serie IV. Escala 1:250 000. Anexo 16. p 84.
- INEGI. 2017. Anuario estadístico y geográfico de Veracruz de Ignacio de la Llave 2017. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. México. 1222.
- Li, X., Wang, D., Ren, Y., Wang, Z. & Zhou, Y. 2019. Soil quality assessment of croplands in the black soil zone of Jilin Province, China: Establishing a minimum data set model. *Ecological Indicators*. 107: 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.03.028>.
- McLauchlan, K. K. 2006. Effects of soil texture on soil carbon and nitrogen dynamics after cessation of agriculture. *Geoderma*. 136: 289-299. doi: 10.1016/j.geoderma.2006.03.053.
- Mongil, M. J., Navarro, H. J., Díaz, G. V., Cruz, A. V. y Ramos, D. I. 2017. Efectos sobre el suelo y la vegetación de la restauración de las cárcavas de tortoles (Ávila) después de 50 años. *TRIM: Revista Investigación Multidisciplinar*. 12:59-69. Disponible en <http://uvadoc.uva.es/handle/10324/23592>.
- Moreno, C. E., Guerrero, P. A., Gutiérrez, C. M. C., Ortiz, S. C. A. y Palma, L. D. J. 2002. Los manglares de Tabasco, una reserva natural de carbono. *Madera y Bosques*. 8(1): 115-128. Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=61780107>.
- Novillo, E. I., Carrillo, M. D., Cargua, J. E., Nabel, V. M., Alban, K. E. y Morales, F. L. 2018. Propiedades físicas del suelo en diferentes sistemas agrícolas en la provincia de los Ríos, Ecuador. *Temas Agrarios*. 23(2): 177-

187.<https://doi.org/10.21897/rta.v23i2.1301>.

- Ostovari, Y., Ghorbani, D. S., Bahrami, H. A., Abbasi, M., Demattê, M. A., Arthur, E. & Panagos, P. 2018. Towards prediction of soil erodibility, SOM and CaCO₃ using laboratory Vis-NIR spectra: A case study in a semi-arid region of Iran. *Geoderma*. 314: 102-112. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.11.014>.
- Piere, C. 1995. Long-term soil management experiments in semi-arid Francophone Africa. In: *Soil Management: experimental basis for sustainability and environmental quality*. R. Lal and B. Steward. Lewis Publishers. Boca Raton, Florida. 225-264.
- Qiao, X. X., Wang, C., Feng, C. M., Yang, W. De., Ding, G. W., Sun, H., Liang, Z. & Shi, C.C. 2017. Hyperspectral estimation of soil organic matter based on different spectral preprocessing techniques. *Spectroscopy Letters*. 50 (3): 156-163. Doi: <http://dx.doi.org/10.1080/00387010.2017.1297958>.
- Santos, F. F., Martínez, G. A., Ávila, Z. C., Criado, M. & Sánchez, Y. 2019. Comparison of methods for evaluating soil quality of semiarid ecosystem and evaluation of the effects of physico-chemical properties and factor soil erodibility (Northern Plateau, Spain). *Geoderma*. 354: 1-14. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.07.030>.
- SEMARNAT. 2002. NOM-021-RECNAT-2000-. Norma oficial mexicana NOM-021-RECNAT-2000 que establece las especificaciones de fertilidad, salinidad y clasificación de suelos. Estudios, muestreos y análisis. Diario Oficial de la Nación. México, D.F. 73 p.
- Suárez, M. G., Campos, C. A. y Cruz, H. L. 2015. Dinámica del carbono y nitrógeno del suelo en ecosistemas de la costa tropical seca, En La Mancha (Cicolma), Veracruz, México. *Tropical and Subtropical Agroecosystems*. 18(3), 347–361. Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=93944043009>.
- Taboada, M. A. 2018. El suelo como recurso natural. ¿En qué marco se inserta la biorremediación? INTA. *Biorremediación de los Recursos Naturales*. 1ed. Buenos Aires. INTA. 13-32.

- Vanzolini, J., Zubiaga, L., Storniolo, R., Dunel, L., Ombrosi, D., Cuello, S., Álvarez, C. y Quiroga, A. 2015. Evaluación expeditiva del estado de la calidad de los suelos con manejo agrícola en el área de secano de partido de Villarino. INTA. Buenos Aires.
- Villa, G. P. E., Chabla, C. J. E. y Villaseñor, O. D. R. 2018. Efecto de riegos presurizados sobre propiedades físicas de un suelo bananero asociado con kudzu (*Pueraria phaseoloides* benth). *Revista Científica Agroecosistemas*, 6(1), 34-45. Disponible en <https://aes.ucf.edu.cu/index.php/aes>.
- Yan, Y., Dai, Q., Wang, X., Jin, L. & Mei, L. 2019. Response of shallow karst fissure soil quality to secondary succession in a degraded karst area of southwestern China. *Geoderma*. 348: 76-85. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.04.017>.

CAPITULO V: COMBINED SPECTRAL SOURCES FOR PREDICTING THE FOREST SOIL QUALITY INDEX OF QUINTANA ROO, MÉXICO.

CAPITULO V. FUENTES ESPECTRALES COMBINADAS PARA PREDECIR EL ÍNDICE DE CALIDAD DE SUELOS FORESTALES DE QUINTANA ROO, MÉXICO.

Juana Olan-Córdova¹, Armando Guerrero-Peña^{1*}, Edith Hernández-Nataren¹, Joel Velasco-Velasco²

¹Colegio de Postgraduados – Campus Tabasco. Periférico Carlos A. Molina S/N. H. Cárdenas, Tabasco, México. C.P. 86500.

²Colegio de Postgraduados – Campus Tabasco. Km 348 Carretera Federal Córdoba-Veracruz, Congregación Manuel León, Municipio de Amatlán de los Reyes, Ver. México, C.P. 94946.

*Corresponding author: garmando@colpos.mx, tel.: 595 (937) 3722386 ext 5066

Highlights

1. El NIR es una alternativa novedosa y rápida para medir los componentes del suelo en comparación de los métodos convencionales.
2. Con la tecnología NIR y a partir de la relación COX y la suma de A + L se pueden generar modelos de predicción de calidad de suelo.
3. La información NIR- SWIR es suficiente para predecir índices de calidad de suelo.

5.1. ABSTRACT

Introduction: Soil carbon content is an important resource in the quantity of goods and services that are integral to ecosystems and human well-being. And along with the texture, they complement each other to explain the behavior of the physical, chemical, and biological properties of the soil; the structure, aggregation, water and nutrient retention, microbial activity, among others. For this reason soil quality assessment should

not be considered separately. To this end, it is proposed to use the COX/ clay + silt ratio as a soil quality index.

Objective: In this paper, it is proposed to generate a calibration model based on NIR spectroscopy to predict the quality of forest soils in Quintana Roo, Mexico.

Materials and methods: 231 samples were analyzed for Quintana Roo in which the COX and the granulometry were analyzed; and the NIR-SWIR spectra of each sample were obtained. The percentage of accuracy of the predicted quality index with the NIR-SWIR spectra is 100 % when compared with the reference values of the forest soil quality index of Quintana Roo, Mexico.

Conclusions: The spectral information NIR-SWIR allows to reduce the analysis time, eliminates the analysis of COX and granulometry of soils with conventional methods, and thus omits the consumption of reagents and the emission of pollutants to the environment.

Keywords: Granulometry, Oxidizable carbon, NIRS-SWIR.

5.2. RESUMEN

Introducción: El contenido de carbono en el suelo es un recurso importante en la cantidad de bienes y servicios integrales para los ecosistemas y el bienestar humano. Y junto con la textura se complementan para explicar el comportamiento de las propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo; la estructura, agregación, retención de agua y nutrientes, la actividad microbiana, entre otros. Por esta razón en la evaluación de la calidad de suelo no deben considerarse por separado. Para ello se propone utilizar la relación COX / arcilla + limo como índice de calidad de los suelos.

Objetivo: En el presente trabajo se propone generar un modelo de calibración basado en la espectroscopia NIR para predecir la calidad de los suelos forestales de Quintana Roo, México.

Materiales y métodos: Se analizaron 231 muestras para Quintana Roo en las cuales se analizó el COX y la granulometría; y se obtuvieron los espectros NIR-SWIR de cada muestra. El porcentaje de aciertos del índice de calidad predicho con los espectros NIR-

SWIR es del 100 % cuando se comparó con los valores de referencia del índice de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo, México.

Conclusiones: La información espectral NIR-SWIR permite reducir el tiempo de análisis, se elimina el análisis de COX y granulometría de los suelos con los métodos convencionales, y con ello se omite el consumo de reactivos y la emisión de contaminantes al ambiente.

Palabras claves: Granulometría, carbono oxidable, NIRS-SWIR.

5.3. INTRODUCCIÓN

El suelo es en uno de los recursos vulnerables del mundo frente al cambio climático, la degradación de la tierra y la pérdida de biodiversidad. El contenido de carbono en el suelo es más importante que el carbono en la atmósfera y la vegetación terrestre (FAO, 2017); y es un recurso clave que permite gran cantidad de bienes y servicios integrales para los ecosistemas y el bienestar humano (Pham *et al.*, 2018).

Mantener o incrementar la capacidad del suelo para proveer de una buena función es un objetivo primordial del uso del suelo para incrementar su calidad (Gartzia, 2009). Además del carbono, la textura es el complemento para explicar el comportamiento de las propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo; la estructura, agregación, retención de agua y nutrientes, la actividad microbiana, entre otros, están asociados con la textura del suelo (Jaconi *et al.*, 2019). La aptitud de los suelos para actividades agrícolas o forestales están asociadas con la textura (Phogat *et al.*, 2015).

La calidad del suelo es uno de los indicadores importantes del sostenimiento global de la biósfera y del desarrollo de prácticas agrícolas sustentables (Quiroga *et al.*, 2006). La calidad del suelo se define como la capacidad de un suelo para funcionar dentro de los límites del ecosistema y el uso de la tierra para mantener la productividad biológica, mantener la calidad ambiental y promover la salud de plantas y animales (Bünemann *et*

al., 2018); la cual debe interpretarse como la utilidad del suelo para un propósito específico en una escala amplia de tiempo (Bautista *et al.*, 2004).

Los indicadores de calidad del suelo abarcan las propiedades y procesos del suelo que contribuyen a delinear un conjunto mínimo de datos para la evaluación de la calidad del suelo (Banegas, 2019). Por ello, no se mide directamente, sino a través de indicadores cuantitativos o cualitativos (Jiménez y González, 2006). La evaluación de la calidad del suelo ha incrementado su interés en los últimos años y se espera que su aplicación aumente a medida que se cumpla con las necesidades de proteger y preservar el suelo (Santos *et al.*, 2019).

La materia orgánica y la proporción de arcilla, limo y arena (que definen la textura) son parámetros fundamentales que determinan las principales propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo (Jaconi *et al.*, 2019).

La materia orgánica del suelo es un componente clave de los ecosistemas suelo-planta, y está estrechamente asociada con la calidad del suelo (Kooch y Bayranvand, 2019); y es uno de los principales componentes de los ciclos biogeoquímicos y coadyuva al mantenimiento de la calidad del suelo (Avilés *et al.*, 2007). Universalmente la materia orgánica está considerada como uno de los atributos de calidad del suelo que más se evalúa (Toledo *et al.*, 2018), debido a esto se determina como el principal indicador de la calidad del suelo (Vanzolini *et al.*, 2015).

En el caso de la textura participa en la diferenciación de horizontes (información necesaria para clasificación y análisis de riesgo de erosión, de suelos) (Souza *et al.*, 2020), determina la estructura del suelo, agregación, retención de agua, capacidad de infiltración, retención de nutrientes, resistencia a la penetración de raíces, y define la idoneidad de los suelos para la producción agrícola y forestal (Jaconi *et al.*, 2019).

Adicionalmente, el contenido de MO tiende a correlacionarse con la concentración de arcilla del suelo (McLauchlan, 2006) con lo cual es posible establecer índices de calidad de suelos como el que propone Vanzolini *et al.* (2015) mediante la relación MO / arcilla

+ limo. Este índice expresa la susceptibilidad del suelo a la degradación; siendo un indicador más sensible que el dato de carbono oxidable (COX), o lo que se conoce como materia orgánica del suelo (MOS), con respecto al estado del suelo. Este índice es recomendable cuando los suelos difieren en su granulometría (Novillo *et al.*, 2018).

Por su parte la cubierta vegetal juega un papel importante en la formación de la materia orgánica y la composición química del suelo (Bierbaß *et al.*, 2014), las especies vegetales establecen dinámicas particulares de la materia orgánica del suelo y condicionan su actividad microbiana, especialmente por las cantidades y naturaleza de los residuos aportados (Vázquez *et al.*, 2001), la pérdida de la cubierta vegetal es el primer paso del proceso de deterioro del suelo; si éste no se controla a tiempo, provocará que el suelo se desertifique (Muñoz *et al.*, 2009).

La tendencia actual en el estudio de los suelos es la aplicación de métodos instrumentales y su interpretación con técnicas quimiométricas. La espectroscopia NIR-SWIR mejora la capacidad de medir y monitorear los componentes del suelo, reconocido como un enfoque novedoso, eficiente y rentable en comparación con métodos convencionales (Nocita *et al.*, 2015). Los espectros infrarrojos de longitud de onda corta (SWIR) surgen del sobretono de las moléculas y las vibraciones combinadas (Clark, 1999; Hollas, 2004) en el rango espectral de 760 nm a 2600 nm y es utilizado en muchas aplicaciones que requieren información química (Kosec *et al.*, 2012).

El objetivo de este trabajo es generar un modelo de calibración para predecir el índice de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo con los espectros obtenidos con la tecnología de infrarrojo cercano y la quimiometría.

5.4. MATERIALES Y MÉTODOS

5.4.1. Sitio y estrategia de muestreo

El muestreo se realizó, de acuerdo con el Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) propuesto por la Comisión Nacional Forestal, (2015), en el estado de Quintana Roo (Figura 1). El estado se ubica entre las coordenadas $17^{\circ}53'38.4''$ y $21^{\circ}36'19.8''$ de latitud norte y $86^{\circ}42'37.44''$ y $89^{\circ}17'47.76''$ de longitud oeste.

Para el INFyS se emplea un muestreo estratificado sistemático por conglomerados, el cual está regido por una red de puntos de cobertura nacional equidistante a cada 2.5 km. El conglomerado (CGL) es una parcela circular de una hectárea (56.42 m de radio), en el cual se evalúan cuatro unidades de muestreo secundarias (UMS) o sitios, dispuestos geométricamente en forma de una "Y" invertida con respecto al norte. De acuerdo con el INFyS, las muestras de suelos se tomaron del sitio 3, indicados en la Figura 9; y cuando este fue inaccesible se trasladaron en el sentido de las manecillas del reloj (4, 2, 1) sobre transectos con rumbos cardinales (norte, sur, este, oeste). En total se tomaron 231 muestras de suelos para la presente investigación.

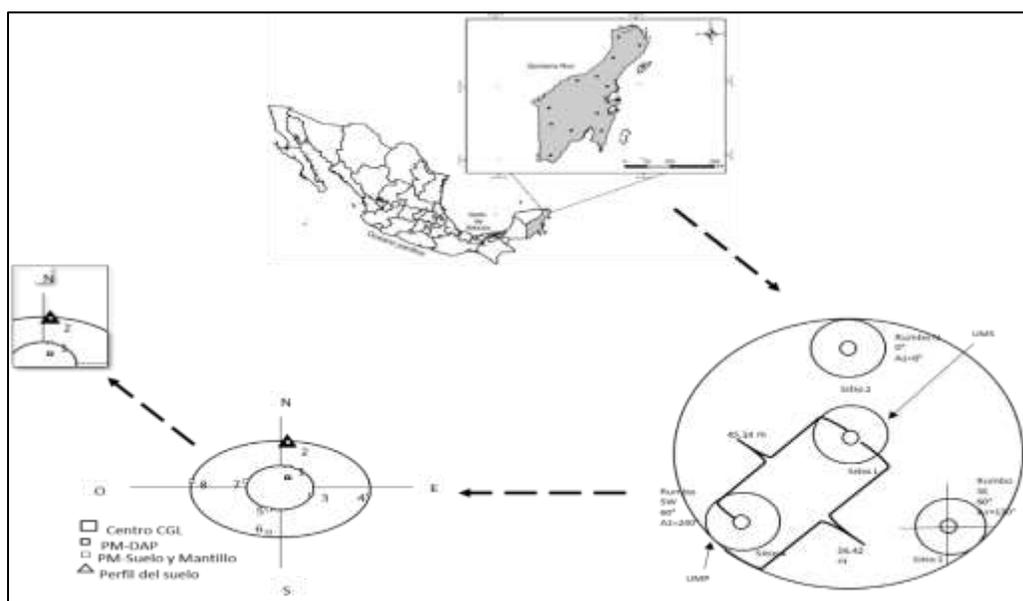


Figura 9. Ubicación geográfica del sitio de muestreo y la distribución de los puntos de muestreo de suelos en el conglomerado.

5.4.2. Preparación y análisis químico de muestras

Las muestras de suelo se secaron en estufa con circulación forzada de aire marca Felisa, modelo FE-292AD y a una temperatura de 40 °C. Posteriormente se molieron y tamizaron en mallas de 10 (2 mm) para granulometría (definición de la clase textura) y malla 60 (0.250 mm) para carbono oxidable. La determinación de COX se realizó mediante el método AS-07 y la determinación de la granulometría se realizó con el método AS-09, de la NOM-021-RECNAT-2000 (SEMARNAT 2002).

5.4.3. Interpretación del carbono oxidable en las muestras de suelo de Quintana Roo

La calificación del porcentaje de COX se realizó con base en los intervalos de clases establecidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT. 2000); y a partir de esta información se definieron los porcentajes de muestras en las cinco clases indicadas en el Cuadro 13.

Cuadro 13. Clases definidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000 (SEMARNAT, 2000) utilizadas para calificar el contenido de carbono oxidable en los suelos de Quintana Roo.

Clase	Materia orgánica (%)
Muy bajo	<0.5
Bajo	0.6-1.5
Medio	1.6-3.5
Alto	3.6-6.0
Muy alto	>6.0

5.4.4. Generación del índice de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo

El índice de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo se determinó con la fórmula:

$$ICS = \frac{COX}{R + L} * 100$$

Donde:

ICS = Índice de calidad del suelo

COX= Carbono oxidable

R+L= Suma del porcentaje de arcilla y limo, respectivamente.

Para definir las clases e interpretar el índice de calidad de suelo se utilizó la propuesta de Piere (1995), que se muestra en el Cuadro 14.

Cuadro 14. Clase para evaluar el índice de calidad de suelo (Piere, 1995).

Clases	Valor	Estado de suelo
1	<5	Degradado
2	5-7	Riesgo de degradación física
3	7-9	Moderado riesgo a la degradación
4	>9	Estructuralmente estable

5.4.5. Clasificación de la vegetación

Con el objetivo de contar con un registro de la vegetación predominante para el estado de Quintana Roo se realizó una clasificación de los tipos de vegetación y sus respectivas claves, esto con la finalidad de conocer los usos reales de las comunidades vegetales (por ejemplo, forestal, agrícola, pecuario, etc.) y de esta manera conocer la calidad de

estos suelos. El muestreo fue estratificado sistemático por conglomerado, los tipos de vegetación se clasificaron de acuerdo con INEGI (1981) e INEGI (2010).

5.4.6. Obtención de espectros combinados para predecir el índice de calidad de los suelos

El espectrofotómetro de reflectancia en el infrarrojo cercano-infrarrojo de onda corta (NIR-SWIR) que se utilizó para obtener los espectros es marca Foss NIRSystems, modelo Versatile Agri Analyzer 6500 System II Vertical Type 461008. Los registros fueron obtenidos con el programa ISIScan (Infrasoft. 2008. ISIScan, Quick Start Guide for System II Analyzer. Version 2.81. Infrasoft International LLC. State College, PA USA). La medición de la reflectancia fue en el intervalo de longitud de 400-2498 nm, en intervalos de 2 nm; dando como resultado un total de 1050 datos por muestra. La celda porta muestras fue rectangular de 24 cm³ con ventana de cuarzo (con una capacidad aproximada de ~50 g de muestra).

5.4.6.1. Construcción del modelo

Una vez obtenidos los espectros UV-NIRS-SWIR y con los índices de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo, generados previamente, fue seleccionado el mejor modelo de calibración, aplicando los siguientes tratamientos matemáticos: Mean center, MSC (Multiplicative Scatter Correction), Normalize, Align, Smooth, 2nd Derivative, Log10.

Se usó el método de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS, siglas en inglés), construido con el programa Pirouette 4.11 (Chemometrics Software versión 4.5 para Windows de Infometrix Inc. Copyright, 2007).

Los indicadores estadísticos que se utilizaron para seleccionar y calificar el mejor modelo (validación interna y externa), se presentan en el Cuadro 15.

Cuadro 15. Indicadores estadísticos para seleccionar y evaluar el modelo de calibración

Validación interna (90%)		Validación externa (10%)	
Calificadores estadísticos	Ecuación	Calificadores estadísticos	Ecuación
RSQ (coeficiente de correlación múltiple)	$R^2 = 1 - \frac{SEC^2}{SD^2}$	SEP (error estándar de predicción)	$SEP = \frac{\sqrt{\sum_i (y_i - Y_i)^2}}{n}$
SEC (error estándar de calibración)	$SEC = \frac{\sqrt{\sum_i (y_i - Y_i)^2}}{n-t-1}$	RPD (relación de desviación de la predicción)	SD/SECV
SECV (error estándar de validación cruzada)	$SECV = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - Y_i)^2}}{N}$	SEPC (error estándar de predicción corregido por BIAS)	$SEPC = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - Y_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - Y_i)^2}}{N-1}$
PRESS (suma del error residual predicho)	$\sum_i \hat{s}_i^2$	SEC/SEP	$\frac{\sqrt{\sum_i (y_i - Y_i)^2}}{n-t-1} / \frac{\sqrt{\sum_i (y_i - Y_i)^2}}{n}$

5.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.5.1. Clasificación de la vegetación de los conglomerados

Los tipos de vegetación predominantes, su clave, el número de perfiles muestreados y el máximo de capas u horizontes por cada tipo de vegetación, presente en los suelos de Quintana Roo se muestran en el Cuadro 16, con esta información se deduce que la vegetación dominante en el estado es la Vegetación secundaria Arbórea de Selva Mediana Subperennifolia (VSA/SMQ), ya que está presente en el 54 % de los conglomerados muestreados; seguido de la vegetación Selva Mediana Subperennifolia (SMQ), presente en el 21 % de los conglomerados.

Por otra parte la Vegetación secundaria Arbórea de Selva Mediana Subcaducifolia (VSA/SMS), está presente en el 8 % de los conglomerados; la Vegetación secundaria Arbórea de selva baja subperennifolia (VSA/SBQP) 3 % de los conglomerados y las

vegetaciones: Vegetación primaria de selva baja subperennifolia (SBQP), Vegetación Tular (VT), Vegetación Secundaria Arbórea de Manglar (VSA/VM), Pastizales Inducidos (PI), Agricultura de Riego (R), y Selva Baja Subcaducifolia (SBS) con el 1 % de conglomerados muestreados. La información de la vegetación de este estudio es similar a la reportada por Pozo *et al* (2011) quien identifico a la selva mediana subperennifolia como una de las vegetaciones que predomina en el estado.

Con respecto a la vegetación que más contenido de materia orgánica presenta es la VSA/SBS (Vegetación Secundaria Arbórea Selva Baja Subcaducifolia) con 21.72 % y la vegetación con menos contenido de materia orgánica corresponde a los PC (pastizales cultivados) con 4.67 %.

Cuadro 16. Relación de la vegetación y su clave, número de perfiles y máximo de capas en cada conglomerado.

Vegetación	Clave	Perfiles	Máximo de capas por perfil
Selva mediana subperennifolia	SMQ	29	6
Pastizal cultivado	PC	1	4
Vegetación primaria de selva baja subperennifolia	SBQP	1	6
Vegetación tular	VT	2	4
Vegetación secundaria arbórea de manglar	VSA/VM	1	4
Pastizal inducido	PI	1	2
Agricultura de riego	R	1	4
Vegetación secundaria arbórea de selva mediana subperennifolia	VSA/SMQ	74	6
Agricultura de temporal	T	1	3
Vegetación secundaria arbórea selva baja subcaducifolia	VSA/SBS	4	3
Vegetación secundaria arbórea de selva mediana subcaducifolia	VSA/SMS	11	4
Vegetación secundaria arbórea de selva baja subperennifolia	VSA/SBQP	5	5
Selva baja subcaducifolia	SBS	2	3
Vegetación manglar	VM	4	4

5.5.2. El Carbono oxidable en los suelos de Quintana Roo

De acuerdo con las clases establecidas en la NOM-021-SEMARNAT-2000, el contenido de carbono oxidable en los suelos forestal de Quintana Roo es muy bajo en el 0.4 % de los suelos (0.54 en una muestra); es bajo en el 2.16 % de los suelos (en un intervalo de COX de 1.02-1.53 %); medio en el 5.2 % de los suelos (en un intervalo de COX de 1.84-3.57 %); alta en el 16.9 % de los suelos (en un intervalo de COX de 3.74-5.95 %) y muy alto en el 75.3 % de los suelos (en un intervalo de COX de 6.05-39.25 %). Estos resultados son debido al uso del suelo, las prácticas de manejo, al tipo de suelo y vegetación los que influyen en los contenidos de carbono del suelo (Cristóbal *et al.*, 2019)

5.5.3. Clase textural de los suelos forestales de Quintana Roo

En el estado de Quintana Roo se encontraron tres clases texturales en los suelos forestales estudiados (arcilloso, arcillo arenoso y franco arcilloso). Los suelos arcillosos son los que dominan con un 61 %, los arcillo arenosos se encuentran en un 35 % y finalmente los francos arcillosos representan el 3 % de los suelos forestales del estado, estos resultados son similares a datos reportados por Cortina *et al.* (1999) e INEGI (2017).

5.5.4. Índice de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo

Con base en el índice de calidad de suelo generado con los datos de COX y R+L, de las muestras de los suelos forestales de Quintana Roo, se elaboró el Cuadro 17; en el cual se presentan el número de muestras y el porcentaje de suelos en cada una de las cuatro clases establecidas por Piere (1995). Los suelos estructuralmente estables (Clase 4) están en mayor porcentaje seguidos de los suelos con moderado riesgo a la degradación (Clase 3), los suelos degradados (Clase 1) y los suelos moderadamente degradados (Clase 2). Con esta información es posible tomar decisiones de políticas públicas para un programa de manejo, y mejoramiento de estos ecosistemas.

Cuadro 17. Clasificación de los suelos forestales de Quintana Roo con base en el índice de calidad de establecido por Piere (1995).

Clase	Intervalo	No. de muestras	%
1	0.54-3.40	12	7
2	3.40-5.14	16	5
3	4.29-6.16	25	11
4	5.20-39.25	178	77

5.5.5. Modelo de calibración NIRS para predecir el índice de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo

5.5.5.1. Obtención de espectros NIR-SWIR

En la Figura 10 se presentan los espectros NIR-SWIR de las 231 muestras de suelos forestales de Quintana Roo. Los espectros provienen de leer 231 muestras X 450 datos, generando una matriz de 103,950 datos. Observándose en la parte del infrarrojo cercano uniformidad en el espectro del conjunto de las muestras y picos bien definidos en las diferentes longitudes de onda debido al estrechamiento y ensanchamiento de bandas. Los espectros de las muestras de suelos presentan un patrón de respuesta espectral (reflectancia) similar e intercorrelacionadas para todo el conjunto de muestras, sin importar el tipo de suelo u origen de muestreo, debido al efecto matricial de la serie de suelos usados.

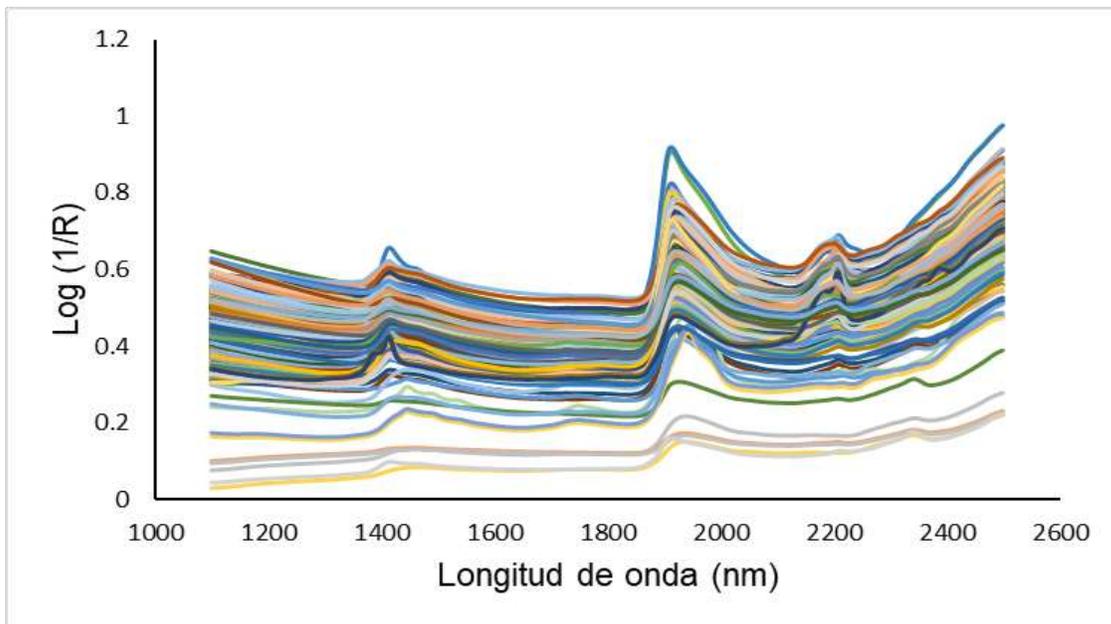


Figura 10. Espectros obtenidos con el infrarrojo cercano en los suelos forestales de Quintana Roo.

Este efecto matricial fue reportado por Leone y Sommer, (2000) y Demattê *et al.* (2004) quienes mencionan que los espectros presentan intercorrelación con la materia orgánica, textura y carbonatos.

5.5.5.2. Tratamiento matemático de los espectros

Los espectros fueron divididos en dos grupos, uno para la construcción del modelo (90 % de las muestras) y otro para la validación externa del modelo (10 % de las muestras). Así mismo los espectros NIR-SWIR fueron pre-tratados matemáticamente para minimizar las contribuciones no deseadas presentes en las señales como los efectos de la dispersión de la luz y las características físicas de la muestra (efecto matriz) (Barnes *et al.*, 1989); para lo cual, se emplearon siete algoritmos en el orden que se indican, Mean center, MSC, Normalize, Aling, Smooth, 2nd Derivative, Log10. Con el tratamiento matemático es posible obtener un modelo de predicción (Figura 11) de la clase a la que pertenece cada uno de los suelos, de acuerdo con su calidad.

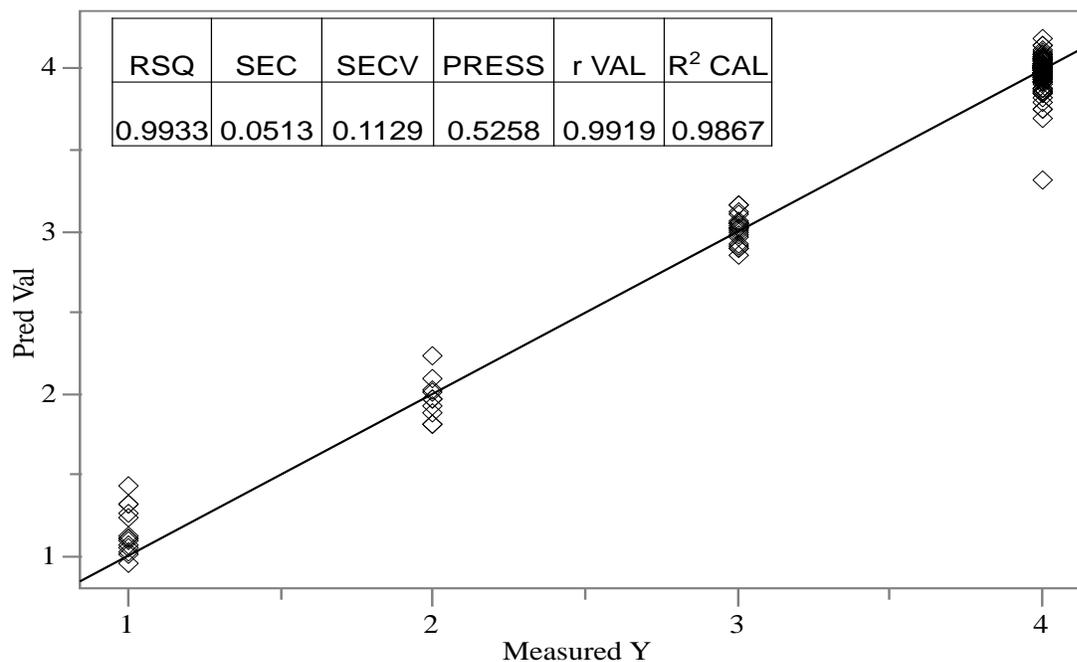


Figura 11. Indicadores estadísticos de la validación interna (cross validation) del modelo de calibración del índice de calidad del suelo (ICS) en suelos de Quinta Roo.

5.5.5.3. Validación interna

El tratamiento matemático fue suficiente para establecer un modelo de predicción de la calidad de los suelos forestales de Quintana Roo. Los indicadores estadísticos de la validación interna (*cross validation*) RSQ, R val y R² val, presentan valores cercanos a la unidad, lo cual indica que la linealidad las clases predichas y las clases de referencia. Adicionalmente, los estadísticos SEC, SECV y PRESS presentan valores muy bajos que confirman la buena capacidad predictiva del modelo.

5.5.5.4. Validación externa

En la Figura 12 es la representación gráfica de la correlación entre la clase predicha por el modelo y clase de referencia. Para ello se utilizaron nueve factores o componentes

principales; con lo cual se logra un coeficiente de correlación del 0.9966; lo cual indica una tendencia lineal entre la referencia y lo predicho.

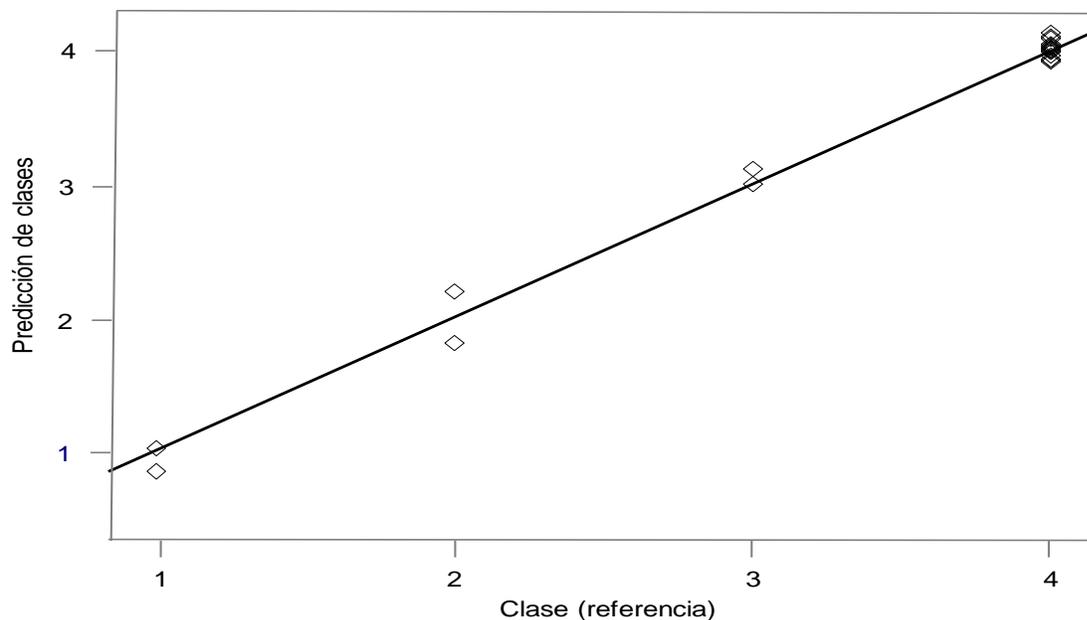


Figura 12. Indicadores estadísticos de la validación externa del modelo de calibración del índice de calidad del suelo.

Los estadísticos de la validación externa, como el error estándar de predicción presentan un valor bajo (0.0846), al igual que la predicción de la suma de cuadrados del error de los residuales (0.1647); lo cual se atribuye a que la diferencia entre los ICS estimados y los ICS de referencia son bajos; un sesgo bajo significa una alta fidelidad de la medición (Bellon *et al.*, (2010). La relación SEC/SEP es de 0.6064, la cual, al encontrarse en el intervalo de 0.5 y 1 indica que el modelo presente buen ajuste. En el caso de la RPD (relación de desviación de la predicción) fue mayor a 2.0; y de acuerdo con Bellon *et al.*, (2010) al ser mayor a 2 se considera un modelo confiable. Por lo que se asume que el modelo de calibración es excelente para predecir el ICS. Lo anterior, indica que el modelo establecido es lo suficientemente robusto y por ello es posible predecir al 100 % las muestras desconocidas, con las cuales se realizó la validación externa, en el ICS correspondiente.

5.6. CONCLUSIONES

La información espectral NIR-SWIR generada con la tecnología de infrarrojo cercano es suficiente para predecir el índice de calidad de los suelos forestales de Quintana Roo. El porcentaje de aciertos del índice de calidad predicho con los espectros NIR.SWIR es del 100 % cuando se comparó con los valores de referencia del índice de calidad de los suelos. La información espectral NIR-SWIR reduce el tiempo de análisis, se elimina el análisis de COX y granulometría de los suelos con los métodos convencionales y con ello se elimina el consumo de reactivos y la emisión de contaminantes al ambiente.

5.7. LITERATURA CITADA

- Avilés, M. S., Galvis S. A., Hernández, M. T. M. y Arévalo, G. G. 2007. Relación de la textura y superficie específica con la materia orgánica del suelo en selvas. *Revista Chapingo Ciencias Forestales y del Ambiente* 13 (2): 109-113. Disponible http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S20074018200700000109&lng=es&tlng=es.
- Banegas, N., Maza, M., Viruel, E., Nasca, J., Canteros, F., Corbella, R. & Dos Santos, D. A. 2019. Long-term impact of grazing and tillage on soil quality in the semi-arid Chaco (Argentina). *SJSS. Spanish Journal of Soil Science*. 9(1): 24-41. DOI: 10.3232/SJSS.2019.V9.N1.02.
- Barnes, R.J, Dhaona, M.S. & Lister, S.J. 1989. Standard normal variate transformation and de-trending of near-infrared diffuse reflectance spectra. *Applied Spectroscopy*. 43(5). 772-777. Doi: 10.1366/0003702894202201.
- Bautista, C.A., Etchevers, B. J., Castillo, R.F. y Gutiérrez, C. 2004. La calidad del suelo y sus indicadores. *Ecosistema*. 13(2). 90-97. Disponible en <https://www.revistaecosistemas.net/index.php/ecosistemas/article/view/572>.
- Bellon M. V., Fernandez, A. E., Palagos, B., Jean, M. R. & McBratney, A. 2010. Critical review of chemometric indicators commonly used for assessing the quality of the

- prediction of soil attributes by NIR spectroscopy. *Trends Anal Chem* 29(9):1073-1081. doi: 10.1016/j.trac.2010.05.006.
- Bierbaß, P., Wündsche, M. & Michalzik, B. 2014. The impact of vegetation on the stability of dispersive material forming biancane badlands in Val d'Orcia, Tuscany, Central Italy. *Catena*. 113:260-266. <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2013.08.003>.
- Bünemann, E. K., Bongiorno, G., Bai, Z., Creamer, E. R., De Deyn, G., Goede, R., Fleskens, L., Geissen, V., Kuyper, T. W., Mader, P., Pulleman, M., Sukkel, W., van Groenigen, J. W. & Brussaard, L. 2018. Soil- quality- A critical review. *Soil Biology and Biochemistry*. 120. 105-125. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2018.01.030>.
- Clark, R. N. 1999. Spectroscopy of rock and minerals, and principles of spectroscopy. Manual of Remote Sensing. Vol. 3, pp. Edición John Wiley and Sons, New York, NY, USA, 3:3.58.
- Comisión Nacional Forestal. 2015. Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS). Procedimientos de muestreo. Guadalajara, Jalisco., México: CONAFOR. 1-261.
- Cortina, V. S., Mendoza, P. M. y Ogneva, H. Y. 1999. Cambios en el uso del suelo y deforestación en el sur de los estados de Campeche y Quintana Roo, México. *Investigaciones Geográficas*. 38: 41-56. DOI: <http://dx.doi.org/10.14350/rig.59077>.
- Cristóbal, A. D., Tinoco, R. J. A., Prado, H. J. V. & Hernández, A. E. 2019. Soil carbon and nitrogen in tropical montane cloud forest, agroforestry and coffee monoculture systems. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*. 25(2): 169-184. doi: 10.5154/r.rchscfa.2018.09.070.
- Demattê, J. A. M., Gama, M. A. P., Cooper, M., Araujo, J. C., Nanni, M. R. & Fiore, P. R. 2004. Effect of fermentation residue on the spectral reflectance properties of soils. *Geoderma*. 120:187-200. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2003.08.016>.
- FAO. 2017. Soil Organic Carbon: the hidden potential. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Roma, Italia. 1-91.
- Gartzia, B. N. 2009. Estructura y dinámica de la materia orgánica del suelo en ecosistemas forestales templados: de lo particular a lo general. Eusko

- Jauraritzaren Argitalpen Zerbitzu Nagusia. Servicio Central de Publicaciones del Gobierno Vasco. 1-167.
- Hollas, J. M. 2004. *Modern spectroscopy*. 4 edición. Jhon Wiley y Sons. 480 p.
- INEGI. 1981. Instructivo para la elaboración de la carta de uso del suelo y vegetación. Escala 1:250 000. p 120
- INEGI. 2010. Diccionario de datos uso de suelo y vegetación serie IV. Escala 1:250 000. Anexo 16. p 84.
- INEGI. 2017. Anuario estadístico y geográfico de Quintana Roo 2017. Instituto nacional de Estadística y Geografía. p 408.
- Jaconi, A., Cora, C. & Don, A. Near infrared spectroscopy as an easy and precise method to estimate soil texture. *Geoderma*. 337:906-913. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.10.038>.
- Jiménez, B. R. y González, Q. V. 2006. La calidad de suelo como medida para su conservación. *Edafología*. 13 (3): 125-138.
- Kooch, Y. & Bayranvand, M. 2019. Labile soil organic matter changes related to forest floor quality of tree species mixtures in Oriental beech forests. *Ecological Indicators*. 107:1-10. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105598>.
- Kosec, M., Burmen, M., Tomazevi, D., Pernus, F. & Likar, B. 2012. Automated model-based calibration of short-wavelength infrared (SWIR) imaging spectrographs. *Applied Spectroscopy*. 66(10): 1128-1135. DOI: 10.1366/12-06618.
- Leone, P. A. & Sommer, S. 2000. Multivariate analysis of laboratory spectra for the assessment of soil development and soil degradation in the southern Apennines (Italy). *Spectral Assessment of Soil Degradation*. 72(3): 346-359. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00110-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00110-8).
- McLauchlan, K. K. 2006. Effects of soil texture on soil carbon and nitrogen dynamics after cessation of agriculture. *Geoderma*. 136:289-299. Doi: 10.1016/j.geoderma.2006.03.053.

- Muñoz, I. D. J., López, G. F., Hernández, M. M., Soler, A. A. y López, G. J. 2009. Impacto de la pérdida de la vegetación sobre las propiedades de un suelo aluvial. *Terra Latinoamericana*. 27(3):237-246. Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=573/57313037008>.
- Nocita, M., Kooistra, L., Bachmann, M., Müller, A., Powell, M. & Weel, S. 2011. predictions of soil Surface and topsoil organic carbon content through the use of laboratory and field spectroscopy in the Albany thicket biome of Eastern Cape Province of South Africa. *Geoderma*.167-168:295-302. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2011.09.018>.
- Novillo, E. I. D., Carrillo, M. D. Cargua, J. E., Nabel, V. M. Alban, K. E. y Morales, F. L. 2018. Propiedades físicas del suelo en diferentes sistemas agrícolas en la provincia de los Ríos, Ecuador. *Temas Agrarios*. 23(2):177-187. <https://doi.org/10.21897/rta.v23i2.1301>.
- Pham, T. G., Nguyen, H. T. & Kappas, M. 2018. Assessment of soil quality indicators under different agricultural land uses and topographic aspects in Central Vietnam. *International Soil and Water Conservation Research*. 6:280–288. <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2018.08.001>.
- Phogat, V. K., Dahira, R. & Tomar, V. S. 2015. Soil physical properties. *Soil Science*. 135-171. Disponible en <https://www.researchgate.net/publication/297737054>.
- Piere, C. 1995. Long-term soil management experiments in semi-arid Francophone Africa. In: Soil Management: experimental basis for sustainability and environmental quality. R.Lal and B. Steward. Lewis Publishers. Boca Raton, Florida. 225-264.
- Pozo, C., Armijo, C. N. y Calmes, S. 2011. Riqueza biológica de Quintana Roo. Un análisis para su conservación. Tomo I. Mexico, D.F.
- Quiroga, A., Funaro, D., Noellemeyer, E. & Peinemann, N. 2006. Barley yield response to soil organic matter and texture in the Pampas of Argentina. *Soil and Tillage Research*. 90(1–2), 63–68. <https://doi.org/10.1016/j.still.2005.08.019>.

- Santos, F. F., Martínez, G. A., Ávila, Z. C., Criado, M. & Sánchez, Y. 2019. Comparison of methods for evaluating soil quality of semiarid ecosystem and evaluation of the effects of physico-chemical properties and factor soil erodibility (Northern Plateau, Spain). *Geoderma*. 354: 1-14. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.07.030>.
- SEMARNAT. 2002. NOM-021-RECNAT-2000. Norma oficial mexicana NOM-021-RECNAT-2000 que establece las especificaciones de fertilidad, salinidad y clasificación de suelos. Estudios, muestreos y análisis. Diario Oficial de la Nación. México, D.F. 73 p.
- Souza, B. A., Demattê, J. A. M., Mello, F. A. O., Salazar, D. U., Mendes, W. S. & Safanelli, J. L. 2020. Ratio of clay spectroscopic Indices and its approach on soil morphometry. *Geoderma*. 357:1-5. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.113963>.
- Toledo, D. M., Arzuaga, S. A., Galantini, J. S. y Vázquez, S. 2018. Indicadores e índices biológicos de calidad de suelo en sistemas forestales. *Ciencia del Suelo (Argentina)*. 36(2):1-12. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/330093437_Indicadores_e_indices_biologicos_de_calidad_de_suelo_en_sistemas_forestales.
- Vanzolini, J., Zubiaga, L., Storniolo, R., Dunel, L., Ombrosi, D., Cuello, S., Álvarez, C. y Quiroga, A. 2015. Evaluación expeditiva del estado de la calidad de suelos con manejo agrícola en el área de secano del partido de Villarino. Asociación Argentina Ciencia del Suelo. Buenos Aires.
- Vázquez, E. M., Pellegrini, E. A. y Diosma, G. 2001. Efecto de la vegetación y tamaño de los agregados sobre formas orgánicas del suelo. *Agricultura Técnica*. 61(1): 61-69. <http://dx.doi.org/10.4067/S0365-28072001000100007>.

CAPITULO VI. CONCLUSIONES GENERALES

Se demostró que la relación MO / (arcilla + limo) resulto ser un excelente indicador para evaluar la calidad de los suelos de Veracruz y Quintana Roo, que la evaluación de la calidad de suelos con el COX establecida por la NOM-021-SEMARNAT. La información espectral NIR-SWIR genera información suficiente para establecer modelos de predicción. Los modelos establecidos para Veracruz y Quintana Roo predicen de manera confiable el índice de calidad de los suelos y es igual a la clase de referencia.