

# UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO



## FACULTAD DE INGENIERÍA

### CARRERA DE INGENIERÍA AMBIENTAL

Proyecto de Investigación previo a la obtención del título de Ingeniero Ambiental.

#### TRABAJO DE TITULACIÓN

##### Título del proyecto

“DESARROLLO DE UNA METODOLOGIA BASADA EN REFLECTANCIA DIFUSA PARA DETERMINAR CARBONO ORGANICO EN SUELOS DE LA CUENCA DEL CHAMBO”

##### Autor:

Bryan Alexander Sinaluisa Pilataxi

##### Tutor:

Víctor Julio García, PhD.

Riobamba - Ecuador  
Año 2019

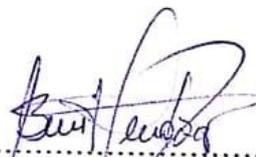
## REVISIÓN DEL TRIBUNAL

Los miembros del Tribunal de Graduación del proyecto de investigación de título: **DESARROLLO DE UNA METODOLOGIA BASADA EN REFLECTANCIA DIFUSA PARA DETERMINAR CARBONO ORGANICO EN SUELOS DE LA CUENCA DEL CHAMBO**, presentado por: Bryan Alexander Sinaluisa Pilataxi, y dirigido por: PhD. Víctor García.

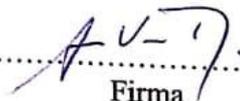
Una vez escuchada la defensa oral y revisado el informe final del proyecto de investigación con fines de graduación escrito en la cual se ha constatado el cumplimiento de las observaciones realizadas, remite la presente para uso y custodia en la biblioteca de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Chimborazo.

Para constancia de lo expuesto firman:

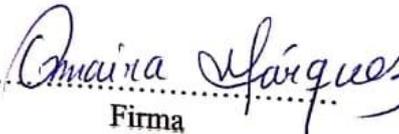
PhD. Benito Mendoza  
Presidente del tribunal

  
.....  
Firma

PhD. Víctor García  
Tutor del Proyecto

  
.....  
Firma

PhD. Omaira Márquez  
Miembro del Tribunal

  
.....  
Firma

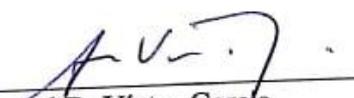
PhD. Fernanda Rivera Velásquez  
Miembro del Tribunal

  
.....  
Firma

## DECLARACIÓN EXPRESA DE TUTORÍA

Por la presente, certifico que el actual trabajo de investigación previo a la obtención del título de **INGENIERO AMBIENTAL**, elaborado por el señor Bryan Alexander Sinaluisa Pilataxi con el tema: **“DESARROLLO DE UNA METODOLOGÍA BASADA EN REFLECTANCIA DIFUSA PARA DETERMINAR CARBONO ORGÁNICO EN SUELOS DE LA CUENCA DEL CHAMBO”**, el mismo que fue analizado y supervisado bajo mi asesoramiento permanente en calidad de Tutor y Guía, por lo que se encuentra apto para ser presentado y defendido.

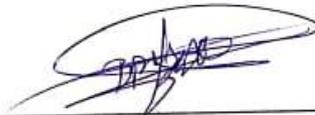
Es todo lo que se puede informar en honor a la verdad.

  
PhD. Víctor García  
C.I: 1757244122

## AUTORÍA DE LA INVESTIGACIÓN

Yo, **BRYAN ALEXANDER SINALUISA PILATAXI**, con cédula de identidad No. 060353006-4, hago referencia como autor del presente trabajo de investigación, titulado: **“DESARROLLO DE UNA METODOLOGÍA BASADA EN REFLECTANCIA DIFUSA PARA DETERMINAR CARBONO ORGÁNICO EN SUELOS DE LA CUENCA DEL CHAMBO”**, dirigido por el tutor del proyecto, PhD. Víctor J. García.

Manifiesto mi responsabilidad y la originalidad en la conceptualización de ideas, interpretación de resultados, y sustento de autores debidamente referenciados en la presente investigación.



---

Bryan Alexander Sinaluisa Pilataxi

CI. 060353006-4

## **AGRADECIMIENTO**

I want to thank me...  
I want to thank me for believing in me  
I want to thank me  
for doing all this hard work  
I want to thank me  
for having no days off  
I want to thank me  
for trying always to give more than I receive  
I want to thank me  
for trying to do more right than wrong  
I want to thank me for just being me at all times!

Está presente investigación ha sido un logro alcanzado por el esfuerzo y aporte entregado por distintas personas que, a través de su ahínco, el tiempo, la sabiduría y apoyo logístico permitieron la culminación de este proyecto.

De manera especial agradecer al PhD. Víctor García y PhD. Omaira Márquez, al ser guías que por medio de sus saberes, consejos y experiencia en el campo de la investigación lograron generar, un punto de apoyo y fuente de motivación que impulsa y a su vez orienta a continuar el camino de la ciencia mediante una preparación profesional; además de haber alcanzado la meta propuesta en el proyecto, agradecer de sobremanera su paciencia, voluntad, y predisposición porque a pesar de tener múltiples ocupaciones, siempre hubo tiempo para atender necesidades y solucionar problemas.

Al grupo técnico del Laboratorio de Servicios Ambientales de la Universidad Nacional de Chimborazo, el cual conforman: Ing. Marco Rodríguez, Ing. Robert Dé ley e Ing. Franklin Cargua quienes, por medio de su guía y predisposición, donde además de brindar su confianza, facilitaron el uso de los equipos e instalaciones.

Por ultimo agradecer a la Universidad Nacional de Chimborazo, mi querida alma máter que me ha sabido acoger como su pupilo, abriéndome las puertas del saber y conocimiento a todas las experiencias adquiridas, necesaria para la culminación de una de las etapas en mi formación profesional.

## DEDICATORIA

Una viejita me contó una vez que ella miraba  
como en las noches de luna llena  
los vientos chiquitos aprendían a gatear  
y que mientras lo hacían,  
iban dando tumbos contra las paredes,  
contra los árboles, contra las veredas.

Me contó como jugaban  
e intentaban saltar entre las personas  
que pasaban a su lado.

La viejita me decía que esos vientos chiquitos  
se metían en los callejones y salían por las rendijas,  
que ella los olía desde lejos y se envolvía de sabores  
y que así un día entre juegos y caídas  
aprendieron a caminar y se fueron libres...

A mis padres María y Víctor,  
personas luchadoras que  
con gran sacrificio y esfuerzo  
me han enseñado que  
no hay mejor herencia que la educación  
acompañado del respeto  
y el servir desinteresadamente.  
a quienes lo necesitan.

A mi hermana Cinthia,  
a mi hermano Iverson,  
porque nosotros estamos  
llamados para cosas grandes,  
entendido!

Con todo mi amor hacia ustedes  
que han sido mi ejemplo y guía,  
este logro es para ustedes.

## LISTA DE SIGLAS Y ABREVIATURAS

<b>C</b>	Carbono
<b>CH4</b>	Metano
<b>CO2</b>	Dióxido de carbono
<b>CNULD</b>	Convención de las Naciones Unidas de Lucha contra la Desertificación
<b>CMNUCC</b>	Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático
<b>GTIS</b>	Grupo Técnico Intergubernamental de Suelos
<b>IPCC</b>	Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático
<b>COP</b>	Conferencia de las Partes de la CMNUCC
<b>GEI</b>	Gases de Efecto Invernadero
<b>COS</b>	Carbono orgánico del suelo
<b>CIS</b>	Carbono inorgánico del suelo
<b>MOS</b>	Materia orgánica del suelo
<b>LOI</b>	Loss on ignition (calcinación o pérdida por ignición)
<b>PgC</b>	Peta gramos de carbono
<b>SIG/GIS</b>	Sistemas de Información Geográfica
<b>IR</b>	Infrarrojo
<b>Vis-NIR</b>	Visible/Infrarrojo cercano
<b>MIR</b>	Infrarrojo Medio
<b>ERD</b>	Espectros De Reflectancia Difusa
<b>IA</b>	Inteligencia Artificial

## ÍNDICE GENERAL

REVISIÓN DEL TRIBUNAL .....	II
DECLARACIÓN EXPRESA DE TUTORÍA.....	III
AUTORÍA DE LA INVESTIGACIÓN .....	IV
AGRADECIMIENTO.....	V
DEDICATORIA.....	VI
LISTA DE SIGLAS Y ABREVIATURAS .....	VII
RESUMEN.....	XIII
ABSTRACT .....	XIV
INTRODUCCIÓN .....	1
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	2
OBJETIVOS.....	4
General	4
Específicos .....	4
ESTADO DEL ARTE.....	4
1. El Suelo .....	4
2. Métodos tradicionales para análisis de suelos.....	5
2.1. Medición de COS.....	5
3. Carbono orgánico del suelo.....	8
3.1. Materia orgánica del Suelo (MOS) .....	8
3.2. Secuestro de carbono orgánico en el suelo .....	9
4. Espectroscopía de reflectancia difusa .....	10
4.1. Dominio Óptico del Espectro.....	12
METODOLOGÍA .....	13
1. Delimitación del área de estudio .....	13
2. Muestreo y registro de Espectro de Reflectancia Difusa .....	13
2.1. Tipificación de muestras usando el mapa de suelos e información previa sobre el contenido de COS en el área de estudio.....	13
2.2. Método de calcinación para obtener muestras con diferentes contenidos de C.....	13
2.3. Registro de ERD .....	15
2.4. Pre-tratamiento de ERD .....	15

3.	Observables más relevantes y procesamiento .....	15
3.1.	Extracción de observables del espectro con VE de 10, 20, 30, 40 y 50 nm.....	15
3.2.	Cálculo de los valores de reflectancia por cada VE y ensamblaje de la matriz de observables.....	16
3.3.	Identificación del AD con el menor error de predicción y el menor número de nodos. ....	16
3.4.	Toma de muestras para validación de la metodología desarrollada usando ERD. ....	17
	RESULTADOS .....	19
1.	Recolección de muestras y registro de ERD .....	19
2.	Unidades geológicas.....	19
3.	Procesamiento de ERD .....	20
4.	Desarrollo del algoritmo de IA para la discriminación de observables relevantes en el ERD.....	21
4.1.	Identificación de ventanas espectrales en el ERD.....	22
4.2.	Test estadístico de McNemar .....	22
4.3.	Atributos del árbol de decisión .....	26
4.4.	Ilustración de observables de importancia respecto al ERD .....	27
5.	Validación .....	32
5.1.	Cuantificación del COS.....	32
5.2.	Tipo de Suelo .....	32
	CONCLUSIONES .....	33
	RECOMENDACIONES .....	34
	BIBLIOGRAFÍA.....	35
	ANEXOS.....	39
	<i>Anexo 1.</i> Ubicación del área de estudio.....	39
	<i>Anexo 2.</i> Distribución de muestras de suelo (0 -30 cm) en el área de estudio. ....	40
	<i>Anexo 3.</i> Muestras de monitoreo pertenecientes a la Subcuenca del Rio Chambo.....	41
	<i>Anexo 4.</i> Tablas de tabulación cruzada que indican el desempeño de la combinación de árboles destinados a la identificación de la mejor ventana espectral en la categorización de COS. ....	43
	<i>Anexo 5.</i> Tablas de tabulación cruzada de la combinación de árboles destinados a la identificación de la mejor ventana espectral para la caracterización del tipo de suelo. ....	44
	<i>Anexo 6.</i> Fotografías.....	45

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Principales métodos para la determinación del contenido de COS.....	6
Tabla 2. Carbono orgánico en los suelos del mundo.....	8
Tabla 3. Tiempo de calcinación de las muestras de suelo.....	14
Tabla 4. Número total de ERD registrados con y sin tratamiento térmico.....	15
Tabla 5. Tabla de tabulación cruzada.....	17
Tabla 6. Muestras de suelo para validación dentro de la Subcuenca del Chambo.....	17
Tabla 7. Ensamble de la matriz de observables.....	22
Tabla 8. Determinación de clases para el % de COS.....	22
Tabla 9. Tabulación cruzada para los árboles (A1 A3).....	23
Tabla 10. Comparación de árboles de decisión generados por algoritmos de IA, por medio del test estadístico de McNemar y precisión de cada árbol.....	23
Tabla 11. Matriz de confusión para la etapa de aprendizaje del árbol A3.....	24
Tabla 12. Matriz de confusión para la etapa de prueba del árbol A3.....	24
Tabla 13. Tabulación cruzada para el árbol de clasificación (A2 A5).....	25
Tabla 14. Comparación de árboles de decisión generados por algoritmos de IA, por medio del test estadístico de McNemar y precisión de cada árbol.....	25
Tabla 15. Matriz de confusión que resulta del aprendizaje del árbol A5.....	26
Tabla 16. Matriz de confusión que resulta de la prueba del árbol A5.....	26
Tabla 17. Atributos de los árboles de decisión seleccionados.....	26
Tabla 18. Importancia de los observables con VE de 30 nm para la identificación del COS.....	27
Tabla 19. Observables relevantes del AD con VE de 30 nm para la identificación del COS.....	28
Tabla 20. Importancia de los observables con VE de 30 nm para la identificación del COS, con la incorporación del TS como un factor de predicción.....	28
Tabla 21. Observables relevantes del AD con VE de 30 nm para la identificación del COS, con la incorporación del TS como un factor de predicción.....	29
Tabla 22. Observables relevantes del AD con VE de 50 nm para la identificación del TS.....	30
Tabla 23. Importancia de los observables con VE de 50 nm para la identificación del TS.....	30
Tabla 24. Tabulación cruzada de los árboles (A1 A5), (A1 A4) y (A1 A2).....	43

Tabla 25. Tabulación cruzada de los árboles (A2 A3), (A2 A4) y (A2 A5). .....	43
Tabla 26. Tabulación cruzada de los árboles (A3 A4) y (A3 A5).....	43
Tabla 27. Tabulación cruzada de los árboles (A1 A5), (A1 A3), (A1 A4) y (A1 A5)...	44
Tabla 28. Tabulación cruzada de los árboles (A2 A3) y (A2 A4).....	44
Tabla 29. Tabulación cruzada de los árboles (A3 A4) y (A3 A5).....	44
Tabla 30. Tabulación cruzada del árbol (A4 A5). .....	44

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Espectro electromagnético con la luz visible e infrarroja (IR) .....	11
Figura 2. Mapa de Geomorfología y taxonomía de la Subcuenca Chambo.....	19
Figura 3. Proceso para la obtención de ERD en conjunto con las muestras a tratar. ....	20
Figura 4. Órdenes de suelo con diferentes muestras respecto al % de COS. ....	21
Figura 5. Error dentro de la curva en relación al costo relativo para la categorización de COS. ....	27
Figura 6. Error dentro de la curva en relación al costo relativo para la identificación de COS. ....	28
Figura 7. Error dentro de la curva en relación al costo relativo para la identificación de Tipo de Suelo.....	29
Figura 8. a) Arbol de decisión para la categorización del COS con una VE de 30 nm.....	31
Figura 9. Identificación de rangos de importancia en la categorización del COS.....	32
Figura 10. Determinación de rangos de importancia en la identificación del Tipo de Suelo.....	32

## RESUMEN

El objetivo de esta investigación es el desarrollo de una metodología basada en reflectancia difusa para determinar el carbono orgánico en el suelo (COS) y el tipo de suelo (Molisol y Andosol). Para lograr nuestro objetivo se colectaron en campo 106 muestras de suelo y registraron 4240 espectros de reflectancia difusa en el rango de 350 nm a 2500 nm. Los espectros fueron segmentados en ventanas o predictores espectrales de 10, 20, 30, 40 y 50 nm. Se definieron cinco clases de carbono y dos de suelo. Con esta información, se generaron 200 árboles de decisión (AD). El conjunto de predictores de 30 nm condujo a un AD con 6 nodos y 5 predictores relevantes que permitieron predecir el COS con una precisión general de 95 %. De igual manera, el conjunto de predictores de 50 nm condujo a un AD con 5 nodos y 4 predictores relevantes que permitieron predecir tipo de suelo con una precisión general de 97 %. En la predicción de COS se encontró que los predictores más relevantes son los valores de reflectancia acumulados en los rangos espectrales que inician en 380, 650, 770 y 920 nm. Mientras que en la predicción del tipo de suelo son importantes los rangos que se inician en 400 y 1850 nm. Medidas de la reflectancia difusa han permitido identificar regiones espectrales de interés en la predicción y categorización del COS y diferenciar entre Andosoles y Molisoles, facilitando el desarrollo de una metodología para la prognosis del COS.

**Palabras Clave:** Carbono orgánico del suelo, andosol, mollisol, espectros de reflectancia difusa, árbol de decisión.

## ABSTRACT

The objective of this research is the development of a methodology based on diffuse reflectance to determine the organic carbon in the soil (SOC) and the type of soil (Mollisol and Andosol). For achieving our objective, 106 soil samples were collected in the field and 4240 spectra of diffuse reflectance were recorded in the range of 350 nm to 2500 nm. The spectra were segmented in windows or spectral predictors of 10, 20, 30, 40 and 50 nm. Five classes of carbon and two of soil were defined. With this information, 200 decision trees (AD) were generated. The set of 30 nm predictors led to an AD with six nodes and five relevant predictors that allowed to predict the COS with an overall accuracy of 95%. Likewise, the set of 50 nm predictors led to an AD with five nodes and four relevant predictors that allowed predicting soil type with an overall accuracy of 97%. In the prediction of COS, the most relevant predictors are the accumulated reflectance values in the spectral ranges that start at 380, 650, 770 and 920 nm was found. While in the prediction of the type of soil, the ranges starting at 400 and 1850 nm are essential. Diffuse reflectance measurements have allowed us to identify spectral regions of interest in the prediction and quantification of COS and differentiate between Andosols and Molecules, facilitating the development of a methodology for the COS prognosis.

**Key Words:** Organic soil carbon, andosol, mollisol, diffuse reflectance spectra, decision tree.

  
Reviewed by: Marcela González R.  
English Professor



## INTRODUCCIÓN

El Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático ha resaltado la importancia que en el marco del cambio climático tiene el mantener el carbono orgánico secuestrado en los suelos (IPCC, 2003). En este sentido, los suelos de los páramos tienen gran relevancia debido a que hasta el 58% de su peso es carbono orgánico. En el suelo, el carbono se encuentra en forma inorgánica y orgánica siendo un gran depósito de nutrientes esenciales de plantas (Reeves, Follett, McCarty, & Kimble, 2006).

El carbono orgánico del suelo (COS) es el carbono que permanece en el suelo después de la descomposición parcial de cualquier material producido por organismos vivos. Constituye un elemento clave del ciclo global del carbono a través de la atmósfera, vegetación, suelo, ríos y océano. El COS es el componente principal de la materia orgánica del suelo (MOS) y, como tal, constituye el combustible de cualquier suelo. La MOS contribuye a funciones clave del suelo, ya que es fundamental para la estabilización de la estructura del suelo, la retención y liberación de nutrientes vegetales, y permite la infiltración y almacenamiento de agua en el suelo. Por lo tanto, es esencial para garantizar la salud del suelo, la fertilidad y la producción de alimentos (FAO, 2017).

El método tradicional para analizar carbono orgánico en suelos es el método de oxidación húmeda (Walkley & Black, 1934). Los métodos de oxidación húmeda requieren instrumentación simple y son relativamente de bajo costo económico. A pesar de ser una metodología rápida y poco costosa, sus desventajas son que utiliza grandes cantidades de ácido sulfúrico y los productos generados son cancerígenos y tóxicos (Eyherabide & Barbieri, 2014).

El método de calcinación permite determinar la materia orgánica a partir de la pérdida de peso de una muestra de suelo luego de someterla a elevadas temperaturas. Es un método rápido y relativamente económico (Abella & Zimmer, 2007), que además, no genera residuos tóxicos. Sin embargo, es cuestionado dado que existen factores inherentes a los suelos que modifican sus valores (Pribyl, 2010). Otro método es el de Dumas o de combustión seca (Monroe & Grewal, 1991), este método permite determinar el carbono orgánico total, es exacto y preciso (McCarty, Reeves, Reeves, Follett, & Kimble, 2002; Reeves et al., 2006), pero requiere personal calificado y es relativamente costoso. Una desventaja de este método es que sobreestima el valor de carbono orgánico total.

En los últimos años ha existido una fuerte motivación por el desarrollo de métodos precisos y exactos que permitan determinar el contenido de carbono de diferente naturaleza en los suelos, debido a la importancia agronómica y medioambiental de este elemento, para ello la espectroscopia de reflectancia difusa del suelo es una técnica bien conocida que evalúa las propiedades del suelo de forma rápida y cuantitativa tanto en el punto como en el espacio. Investigaciones realizadas por McCarty et al, 2002 demostraron que el análisis espectroscópico de reflectancia difusa tanto en el infrarrojo cercano (NIR) como en el infrarrojo medio (MIR) proporciona los medios para medir el carbono total del suelo(C), tanto inorgánico (CIS) como orgánico (COS). Por lo anteriormente planteado, esta investigación propone el uso de la técnica de la reflectancia difusa como un método que permita cuantificar el carbono de una manera precisa y no destructiva.

Tomando estos puntos en cuenta se utilizará un método preciso y rápido, incorporando el uso de firmas espectrales que son gráficas representadas la longitud de onda en el eje de las “x” y la reflectividad en el eje de las “y” basadas en el grado de reflectancia de un determinado objeto en función de una determinada longitud de onda. Estas curvaturas las podemos estudiar registrando el espectro de reflectancia difusa (ERD) entre los rangos de 350 y 2500nm, estas singulares rúbricas permiten distinguir entre varias cubiertas o entre estados diferentes de una misma cubierta(Cedeño, 2017).

## **PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

El carbono orgánico del suelo (COS) es un componente importante del ciclo global del C, ocupando un 69,8 % del C orgánico de la biósfera (FAO, 2001). Debido al intercambio constante de C – biosfera, mundialmente el suelo captura más CO<sub>2</sub> por los aportes de la materia orgánica en las plantas que el liberado mediante microorganismos; eso transforma al suelo en un sumidero potencial de carbono lo que favorece significativamente a mitigar el calentamiento global y por lo tanto el cambio climático (IPCC, 2003).

Es así que, el suelo puede actuar como fuente o reservorio de C dependiendo de su uso y manejo. Esto hace que el suelo tenga papel importante en el almacenamiento y liberación de C dentro del ciclo de C terrestre (Lal, 1995; Olson, Al-Kaisi, Lal, & Lowery, 2014)

Se han utilizado un gran número de herramientas para la clasificación de suelos, sin embargo el análisis del suelo utilizando tecnología de laboratorio tradicional (por ejemplo, química húmeda) puede ser costoso y, a menudo, consumir mucho tiempo en un monitoreo

y seguimiento, debido a que los métodos analíticos actuales no permiten el análisis in situ de propiedades físico-químicas del suelo, cuantiosa mano de obra y expertos para una adecuada clasificación de la taxonomía del suelo además del arduo trabajo en laboratorio como en campo (Reeves et al., 2006). Ante la carencia de información en tiempo real y al menor costo posible, se da la oportunidad para que las políticas y la gestión aborden el papel del suelo en las emisiones globales de carbono (Scharlemann, Tanner, Hiederer, & Kapos, 2014) así identificar el potencial para la gestión dirigida específicamente a COS, que potencialmente se utilizarán a medida que se desarrollen los mercados de C (Viscarra Rossel, Adamchuk, Sudduth, McKenzie, & Lobsey, 2011). Como consecuencia de estos costosos análisis de suelos a menudo se restringen a unas pocas muestras o a muestras que se agrupan en toda el área para proporcionar compuestos representativos, dichos datos tendrán poca o ninguna información sobre la variabilidad espacial del suelo.

En la actualidad los avances tecnológicos nos permiten utilizar herramientas o métodos alternativos y eficientes para medir varias fracciones de COS con un solo instrumento para proporcionar datos de entrada para modelos y otros propósitos, es por eso que existe un amplio interés en el uso de la espectroscopía de reflectancia difusa en el visible y el cercano infrarrojo (vis-NIR) para el análisis del suelo y así lograr datos para un mapeo digital del suelo (MDS). La espectroscopia de reflectancia difusa es una técnica rápida, rentable, y requiere una preparación mínima de la muestra para su uso in situ (Viscarra, 2009), no es destructiva, no se utilizan productos químicos peligrosos y, lo que es más importante, varias propiedades del suelo se pueden medir desde una escaneo único (Viscarra, Walvoort, Mcbratney, Janik, & Skjemstad, 2006). Esta característica de parámetros múltiples de la espectroscopia de reflectancia difusa implica que un espectro contiene información sobre varios constituyentes del suelo y, de hecho, los espectros NIR son sensibles a la composición del suelo tanto orgánico como inorgánico.

El presente trabajo pretende formular el desarrollo de métodos para la predicción rápida y rentable de las características del suelo de la “subcuenca del Rio Chambo” mediante la determinación de un espectro de reflectancia difusa (ERD), las cuales dictan cambios en el entorno o presencia de diferentes atributos en función de la variación de la energía electromagnética. Están basados en datos espectroscópicos de las regiones de frecuencia ultravioleta (UV), visible (Vis), infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo medio (MIR), tienen gran potencial al ser métodos de reflectividad espectral no destructivos, y proporcionan espectros que son altamente característicos del tipo y composición del suelo (Soriano-

Disla, Janik, Viscarra Rossel, MacDonald, & McLaughlin, 2014). Además, permite el análisis de muchas propiedades del suelo a su vez proporciona los medios para medir C total del suelo tanto orgánico (COS) como inorgánico (CIS) en conjunto con imágenes satelitales de alta resolución (Reeves et al., 2006).

## **OBJETIVOS**

### **General**

- Desarrollar una metodología basada en reflectancia difusa para la determinación de carbono orgánico en los suelos de la Cuenca del Chambo, provincia de Chimborazo.

### **Específicos**

- Recolectar muestras y registrar espectros de reflectancia difusa de muestras de suelo con diferente taxonomía y diferente cantidad de carbono orgánico.
- Identificar ventanas espectrales mediante algoritmos de inteligencia artificial en el espectro de reflectancia difusa, que resulten relevantes en la categorización del carbono y en la identificación del tipo de suelo.

## **ESTADO DEL ARTE**

### **1. El Suelo**

El suelo es una entidad que evoluciona, conservada en un flujo de materiales geológicos, biológicos, hidrológicos y meteorológicos (Bonett, 2013). Los cuerpos de suelos individuales y sus correspondientes horizontes juegan papeles diferentes debido a la distribución desigual de materiales. Los suelos se clasifican en base a procesos de formación, de los cuales se derivan sus propiedades físicas, químicas y mineralógicas (Soil Survey Staff, 2003).

La naturaleza de los suelos depende de la interacción de varios factores formadores, quienes actúan como agentes o combinaciones sobre un material parental transformándolo en suelo. Estos factores son el relieve, clima, organismos y tiempo los cuales determinan los procesos que definen las propiedades para cada tipo de suelo a través de procesos

conocidos como transformaciones, translocaciones, pérdidas y adiciones (Jaramillo, Rodríguez, & Díaz, 2002).

## **2. Métodos tradicionales para análisis de suelos**

El mal uso de las técnicas de análisis de suelo convencionales, donde no cuentan las complejas interacciones de los múltiples componentes presentes en el suelo (Viscarra et al., 2006), despertaron el interés por definir los indicadores de calidad para evaluar la gestión sostenible del suelo. Sin embargo, la mayoría de los métodos actuales utilizados para determinar las propiedades son costosos, y requieren equipos especializados, que no están muy difundidos para el análisis de rutina del suelo en laboratorios, ya sea comerciales o de investigación (Cozzolino & Morón, 2006).

A medida que aumentan las variaciones climáticas, aumentan las transformaciones en la formación del suelo, haciendo difícil el seguimiento de las propiedades que en este se encuentran resultando en la reducción de eficiencia en la toma de datos y análisis de muestras (Bonett, 2013).

### **2.1. Medición de COS**

Para facilitar y asegurar el monitoreo de forma regular, la reserva de COS debe ser medida usando un método que sea rentable y pueda cubrir una gran variedad de tipos de suelos. Sin embargo, aplicar un solo método para analizar el COS en diversas circunstancias es un gran desafío ya que el COS no está distribuido uniformemente en amplias superficies, profundidades, tipos de suelos y posiciones de paisaje. Por lo tanto, se han desarrollado varios métodos para medir y evaluar la dinámica del COS.

#### ***2.1.1. Métodos de medición del contenido de COS***

Hasta la fecha, no existe un método estandarizado para medir la concentración total de carbono en el suelo (Lorenz y Lal, 2016). A continuación se ofrece una visión general de los principales métodos de medición del contenido de COS y MOS, descubriendo sus ventajas/desventajas y las aplicaciones actuales (Tabla 1).

**Tabla 1.** Principales métodos para la determinación del contenido de COS.

<b>Método</b>	<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>
Analizador automático de carbono Flash 2000 (Combustión seca)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Estándar actual</li> <li>- Actualmente el más fiable</li> <li>- Rápido</li> <li>- Sencillo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Medición independiente del carbono orgánico y total del suelo raramente disponible (sólo para analizadores nuevos que realizan una combustión en dos etapas)</li> <li>- Requiere un gran número de muestras</li> <li>- Costoso</li> <li>- Alto consumo de energía</li> <li>- Interferencia con los carbonatos</li> </ul>
Pérdida por Calcinación LOI (Combustión seca)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Anteriormente ampliamente utilizado</li> <li>- Método fácil de aplicar</li> <li>- Barato</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- No es fiable debido a reacciones no relacionadas con MO (por ejemplo, interferencia de carbonatos o agua entre celdas)</li> <li>- Sobrevalora el contenido de materia orgánica (probable que ocurra para óxidos y carbonatos debido a las altas temperaturas)</li> <li>- COS obtenido de la MOS con un factor de conversión (0.58) que se sabe que es incorrecto para capas orgánicas</li> </ul>
	<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>
Walkley-Black (Combustión húmeda)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Anteriormente ampliamente utilizado</li> <li>- Barato</li> <li>- Evaluación aproximada rápida</li> <li>- Se dirige selectivamente a los grupos OM</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Destructivo</li> <li>- Oxidación incompleta: factor de corrección necesario</li> <li>- Tiende a subestimar el COS</li> <li>- Interferencia con cloruros y óxidos de Mn<sup>2+</sup> y Fe<sup>2+</sup></li> <li>- Requiere químicos nocivos</li> </ul>

**Tabla 1.** Continuación métodos para la determinación del contenido de COS.

<b>Método</b>	<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>
Espaciales o aéreas (Teledetección)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- De uso sobre extensas superficies</li> <li>- No-destructivo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Limitación en profundidad de muestreo</li> <li>- Índices sustitutivos necesarios</li> </ul>
<b>Método</b>	<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>
Espectroscopia visible e infrarrojo cercano (Vis-NIR) e infrarrojo (SWIR)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Preciso y exacto (menos preciso en la región visible)</li> <li>- Rápido</li> <li>- Rentable</li> <li>- No-destructivo</li> <li>- Uso en laboratorio y campo</li> <li>- Alta capacidad de procesamiento</li> <li>- Potencial para teledetección</li> <li>- Permite una alta densidad de muestreo</li> <li>- Potente técnica de análisis</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Necesidad continua de calibración a un número relativamente grande de muestras necesarias</li> <li>- La humedad del suelo puede limitar la precisión</li> <li>- Necesidad de datos de laboratorio de referencia apropiados, correctos y concordantes</li> <li>- Incapacidad de tratar directamente con interferencias de componentes distintos a COS en muestras de origen desconocido</li> <li>- Análisis químico métrico necesario</li> </ul>

(Modificado de(Chatterjee, Lal, Wielopolski, Martin, & Ebinger, 2009; Lorenz, K. & Lal, 2016; Pallasser, 2013; Secretaría AMS & GTIS., 2016).

**Fuente:** (FAO, 2017)

Se han alcanzado buenos resultados para la predicción del contenido de COS mediante métodos innovadores que pueden caracterizar el COS de manera rápida y económica, como la espectroscopia de reflectancia de infrarrojo visible e infrarrojo cercano (Vis-NIR) y de infrarrojo medio (MIR) (Viscarra Rossel *et al.*, 2006; Miltz y Don, 2012). Al mismo tiempo, los métodos que se han desarrollado en el pasado, como la oxidación en húmedo y en seco son todavía de uso común, especialmente en los países subdesarrollados. Se puede recomendar la combustión seca para la medición de COS en lugar del comúnmente usado y económico método Walkley-Black, debido a que este último requiere factores de corrección para la oxidación incompleta. Sin embargo, la combustión en seco tiene altos costos analíticos, y requiere una laboriosa preparación y destrucción de la muestra.

### 3. Carbono orgánico del suelo

Los suelos contienen más C que la totalidad de C que existe en la vegetación y en la atmósfera. El carbono en los suelos puede encontrarse en forma orgánica e inorgánica. En la Tabla 2, se observa que los suelos que acumulan la mayor cantidad de COS corresponden al orden Histosol y Andosol (Martínez H., Fuentes E., & Acevedo H., 2008).

**Tabla 2.** Carbono orgánico en los suelos del mundo

<b>ORDEN</b>	<b>AREA(10<sup>3</sup> km<sup>2</sup>)</b>	<b>COS(Pg C.)</b>	<b>COS/AREA(PgC 10<sup>-3</sup> km<sup>2</sup>)</b>
Histosol	1.745	357	0.205
Andosol	2.552	78	0.031
Inceptisol	21.580	352	0.016
Spodosol	4.878	71	0.015
Molisol	5.480	72	0.013
Oxisol	11.772	119	0.010
Entisol	14.921	148	0.010
Ultisol	11.330	105	0.009
Alfisol	18.283	127	0.007
Vertisol	3.287	19	0.006
Aridisol	31.743	110	0.003
Gelisol	-	-	-
Misceláneo	7.644	18	0.002
<b>TOTAL</b>	<b>135.215</b>	<b>1.576</b>	<b>0.012</b>

(Modificado de (Martínez H. et al., 2008). *Fuente:* (Soil Survey Staff, 2014)

1 Pg C. = 10<sup>15</sup> Peta gramos de C = mil millones de toneladas métricas de C.

Este descomunal reservorio de carbono orgánico del suelo(COS) no es estático, sino que está constantemente circulando entre las diferentes reservas mundiales de carbono en formas moleculares diversas; la cantidad total de carbono orgánico(CO) almacenada en los suelos ha sido estimada por diversos métodos y su valor es cercano a 1.500 Pg a 1 m de profundidad y otras estimaciones de carbono inorgánico(CI) dan valores de alrededor de 1.700 Pg C, principalmente en formas estables como CaCO<sub>3</sub> y MgCO<sub>3</sub> · CaCO<sub>3</sub>, CO<sub>2</sub>, HCO<sub>3</sub><sup>-</sup> y CO<sub>3</sub><sup>=</sup> (FAO, 2001, 2017; Swift, 2001).

#### 3.1. Materia orgánica del Suelo (MOS)

El término MOS se utiliza para describir los constituyentes orgánicos en el suelo en diversas etapas de descomposición, tales como tejidos de plantas y animales muertos, materiales de menos de 2 mm de tamaño y organismos del suelo. Además que la

renovación de MOS desempeña un papel crucial en el funcionamiento del ecosistema del suelo y el calentamiento global (FAO, 2017). La MOS contiene aproximadamente 55 - 60 % de C en masa. En muchos suelos, este C comprende la mayor parte o la totalidad de las reservas de C, a las que se hace referencia como COS (FAO, 2015).

### **3.2. Secuestro de carbono orgánico en el suelo**

El secuestro de carbono terrestre (C) se puede definir como la captura y el almacenamiento seguro de C atmosférico en depósitos de C bióticos y pedológicos que, de lo contrario, se emitirían o permanecerían en la atmósfera (Lal, Follett, Stewart, & Kimble, 2007).

El secuestro de carbono orgánico del suelo (SOC) también se denomina: “proceso de transferencia de CO<sub>2</sub> de la atmósfera al suelo de una unidad terrestre a través de unidades de plantas, residuos de plantas y otros sólidos orgánicos, que se almacenan o retienen en la unidad como parte de la materia orgánica del suelo (humus). El tiempo de retención del carbono secuestrado en el suelo (grupo terrestre) puede variar a corto plazo (no se devuelve inmediatamente a la atmósfera) a largo plazo (milenios) almacenamiento” (Olson et al., 2014).

Cuando se trata de CO<sub>2</sub>, el secuestro de COS comprende tres etapas como indica (FAO, 2017):

1. La extracción del CO de la atmósfera a través de la fotosíntesis de las plantas
2. La transferencia de carbono del CO a la biomasa vegetal
3. La transferencia de carbono de la biomasa vegetal al suelo donde se almacena en forma de COS en la reserva más lábil.

Entradas de carbono desde el exterior a la unidad de tierra, como los desechos de animales u otras fuentes de C, se considera una redistribución de C ya almacenada y de fuentes externas y no de SOC secuestrado (Olson et al., 2014). Como tal, el secuestro de COS tiene limitaciones espaciales y temporales, ya que es un proceso reversible donde los suelos sin COS tienen el mayor potencial para obtener carbono, pero también la menor propensión a hacerlo (Paustian et al., 2016).

#### 4. Espectroscopía de reflectancia difusa

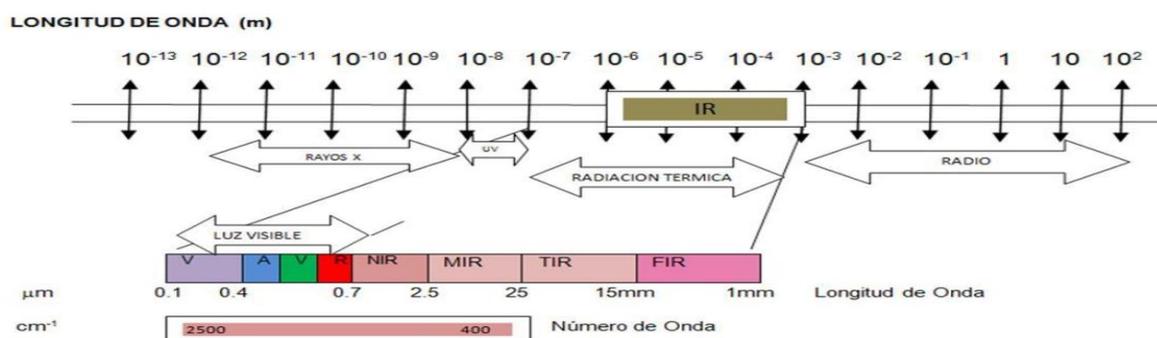
La espectroscopía es el estudio de la luz como función de la longitud de onda ( $\lambda$ ) que ha sido emitida, reflejada o dispersada, desde un sólido, líquido o gas. La espectrometría, en tanto, corresponde a la medición de la distribución de esta luz emitida en un rango espectral determinado, es decir para un intervalo de longitud de onda dado. Por otra parte, la reflectancia se define como la tasa de energía reflejada desde un material con respecto a la energía incidente en el mismo (Figura 1) (Gómez, 2015). Espectrometría de reflectancia es la reflectancia como función de la longitud de onda, además que es una técnica utilizada para la identificación de algunos minerales y compuestos, son relacionados con la composición de las muestras a través de un computador (Bonett, 2013)

A modo de definición la espectroscopia es una técnica robusta, bien establecida para la identificación de los compuestos químicos y / o funcionales específicos. Se basa en la absorción de los grupos C-H, N y O-H-H que se encuentran en materiales orgánicos (Cozzolino & Morón, 2006) generalmente es utilizada para analizar adecuadamente y de manera rápida y simultánea las propiedades biológicas, químicas y físicas de los suelos (Awiti, Walsh, Shepherd, & Kinyamario, 2008).

La Figura 1, muestra la región del espectro electromagnético que corresponde con el espectro visible, encontrándose ésta entre los 400 y 700 nm. Esta región se ha denominado de esta forma por ser la única radiación electromagnética que pueden percibir nuestros ojos. En el espectro visible se suelen distinguirse tres bandas elementales, que se denominan azul (400 a 500 nm); verde (500 a 600 nm), y rojo (600 a 700 nm), en razón de los colores elementales asociados a esas longitudes de onda.

Aunque no hay una definición universalmente aceptada para definir las distintas regiones del Infrarrojo, podemos identificar la región del infrarrojo cercano entre 700 y 1300 nm. El Infrarrojo medio (1300 a 8000 nm), en donde se entremezclan los procesos de reflexión de la luz solar y de emisión de la superficie terrestre. La primera banda se sitúa entre 1300 y 2500 nm y se denomina de Infrarrojo de longitud de onda corta, que resulta idónea para estimar el contenido de humedad en la vegetación o los suelos. La segunda, comprendida principalmente en torno a 3700 nm, se conoce propiamente como Infrarrojo medio, siendo determinante para la detección de focos de alta temperatura (incendios o volcanes activos)

y el Infrarrojo lejano o térmico (8000 a 14000 nm), que incluye la porción emisiva del espectro terrestre. En donde se detecta el calor proveniente de la mayor parte de las cubiertas vegetales(Cedeño, 2017).



**Figura 1.** Espectro electromagnético con la luz visible e infrarroja (IR)

**Fuente:** (Bonett, 2013)

El NIR requiere una mínima o nula preparación de la muestra y ofrece un análisis cuantitativo sin consumir o destruir la muestra, con frecuencia se combina con un espectrofotómetro Visible-Ultravioleta y dispositivos de fibra óptica para análisis remoto, encontrándose un interés especial en control de los procesos.

A partir de esto los investigadores han logrado predecir varios parámetros ya que puede relacionarse con múltiples propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo (McBratney, Minasny, & Viscarra Rossel, 2006) como la fertilidad para la determinación de carbono orgánico (SOC), inorgánico, nitrógeno total (NT), capacidad de intercambio catiónica (CIC), pH, K, Mg, Ca, Zn, Fe y Mn, con varios niveles de exactitud en la predicción (Brown, Shepherd, Walsh, Mays, & Reinsch, 2006; Viscarra et al., 2006).

Por lo tanto, un modelo matemático se establece, el cual se utiliza posteriormente para la predicción de las propiedades en otras muestras que no fueron utilizadas para la calibración del modelo, pero que permiten validarlo (Cobo et al., 2010).

El resultado de las mediciones se resume en un espectro o firma espectral como la longitud de onda de reflectancia, que luego se relacionan por medio de modelos de calibración, a partir del comportamiento de las propiedades de interés de las muestras de referencia tomadas en laboratorio o registros de campo. Los ERD tiene la ventaja adicional de que la información espectral se puede utilizar como una medida integradora de la calidad del suelo y por lo tanto empleado como una herramienta de evaluación de las condiciones del suelo (Shepherd & Walsh, 2007).

#### **4.1. Dominio Óptico del Espectro**

Para mejorar la exactitud de la medición del método de espectroscopía en el infrarrojo, en relación con las propiedades del suelo, es necesario una selección adecuada de la instrumentación como el espectrofotómetro, accesorios ópticos y diseño de la sonda óptica (Mouazen et al., 2009), espectros de mejor filtrado y tratamiento previo (Maleki, Mouazen, De Ketelaere, Ramon, & De Baerdemaeker, 2008), tratar de controlar las condiciones ambientales, así como el desarrollo de los modelos de calibración (Mouazen, Kuang, De Baerdemaeker, & Ramon, 2010).

El uso de la espectroscopia de reflectancia difusa (ERD) en los rangos visible e infrarrojo para la estimación de las propiedades del suelo, en muchos casos, puede ser más sencilla y precisa que las técnicas de análisis convencionales (McCauley, Engel, Scudder, Morgan, & Elliott, 1993).

## **METODOLOGÍA**

### **1. Delimitación del área de estudio**

Las muestras de suelo utilizadas para esta investigación proceden del proyecto “Soil Organic Carbon Evaluation and Sequestration in Ecuadorian Páramo Ecosystems” en el cual está adscrito la Universidad Nacional de Chimborazo.

### **2. Muestreo y registro de Espectro de Reflectancia Difusa**

#### **2.1. Tipificación de muestras usando el mapa de suelos e información previa sobre el contenido de COS en el área de estudio.**

Estas muestras provienen de suelos de la Subcuenca del río Chambo, correspondientes a la totalidad de las muestras analizadas por (Hernández, 2017; Muñoz, 2018; Orozco, 2018). Considerando el contenido de COS, en rangos de entre 0 - 15%, estas muestras fueron seleccionadas aleatoriamente en los órdenes Molisol y Andosol.

Para el análisis de la selección de la muestra se consideraron las formaciones geológicas presentes en el área de estudio y la representatividad por cada una de ellas, para distinguir un total de 60 muestras a profundidad de 0 – 30 cm como se indica en el Anexo 3.

#### **2.2. Método de calcinación para obtener muestras con diferentes contenidos de C.**

##### ***2.2.1. Tratamiento térmico***

El método LOI se usa ampliamente para estimar el contenido total de carbono de los suelos. Para la determinación de la materia orgánica (MO), en los órdenes Andosol y Molisol se procede a secar las 48 muestras de suelo en el horno a una temperatura de 105 °C durante 24 horas. La pérdida de peso durante las reacciones se mide fácilmente pesando las muestras antes y después del calentamiento.

A continuación, las muestras se colocan en un horno de mufla en distintas temperaturas con un intervalo de 1 a 4 horas, como lo indica la Tabla 3. Consecutivamente se colocan en un desecador para enfriar y registrar su peso seco (Eyherabide, Saínz, Barbieri, & Echeverría, 2014).

**Tabla 3.** Tiempo de calcinación de las muestras de suelo.

<b>Temperatura (°C)</b>	<b>Tiempo (horas)</b>			
360	1	2		
450	1	2	3	4
550	2	4		

**Elaboración:** Autor

Antes de determinar el peso, las muestras se colocaron en un desecador con gel de sílice para alcanzar la temperatura ambiente y no absorbieron la humedad, la diferencia de peso corresponde a materia orgánica (MO). El cálculo de MO se determinará mediante la siguiente ecuación 1:

$$\% MO = \frac{((\text{peso } 105^{\circ}\text{C} - \text{peso } 360^{\circ}\text{C}))}{\text{peso } 105^{\circ}\text{C}} \quad (1)$$

#### **2.2.1.1. Cálculo del porcentaje de carbono orgánico.**

De acuerdo a (Martínez H. et al., 2008), para la identificación del % de CO se determinó dividiendo la MO para el factor de conversión Van Bemmelen de 1.724, siendo este uno de los métodos más utilizados para este tipo de cálculo (ecuación 2), el cual hace referencia a que el 58% de la MO está compuesta por C orgánico (Reeves et al., 2006).

$$\% CO = \frac{\% MO}{1.724} \quad (2)$$

#### **2.2.2. Método de combustión FLASH 2000**

Para la determinación del CO total (TOC) se realizó en el equipo de Análisis elemental orgánico FLASH 2000, que utiliza gases de alta pureza, como el oxígeno (para la cámara de combustión) y el helio (gas de transporte). Además, el equipo se calibró utilizando 2-3 mg del estándar BBOT (6.51% N, 72.53% C, 6.09% H y 7.44% S) (Cargua, Rodríguez, Damián, Moreno, & Santillán, 2017).

Para el análisis de las 58 muestras restantes de suelo, se pesaron 5 mg de suelo y se quemaron en el horno a una temperatura de 950° C durante un tiempo aproximado de 12 a 15 minutos, dependiendo del tipo de suelo. Las muestras recolectadas se analizaron en el Laboratorio de Servicios Ambientales de la Universidad Nacional de Chimborazo (LSA - UNACH), Ecuador.

### 2.3. Registro de ERD

Se elaboró una base de datos de los ERD en un registro de 10 veces consecutivas sin modificar la posición de la muestra, luego la muestra se rotará 90° y se registrarán nuevamente un total de 10 ERD, así sucesivamente hasta registrar 40 ERD logrando obtener al final un total de 4240 ERD correspondiente a las 106 muestras (Tabla 4).

**Tabla 4.** Número total de ERD registrados con y sin tratamiento térmico.

Nº de muestras	Posición Angular	Nº de repeticiones	Espectros por muestra	Nº total de muestras	Nº total de espectros
CT <sup>1</sup>	48	0° 90°	10 10	40	106
ST <sup>2</sup>	58	180° 270°	10 10		
<b>TOTAL</b>				106	4240

<sup>1</sup> *CT*: Con tratamiento térmico. <sup>2</sup> *ST*: Sin tratamiento térmico.

*Elaboración:* Autor

### 2.4. Pre-tratamiento de ERD

El espectrómetro de marca *FieldSpec 4* usa tres ventanas espectrales para registrar los ERD desde los 350 a los 2500 nm. El rango de longitudes de onda de estas ventanas corresponde con 350 – 1000 nm; 1000 -1800 nm y 1800 – 2500 nm. En cada una de estas ventanas espectral, el sistema auto calibra su ganancia y produce – algunas veces – desplazamientos verticales indeseados de segmento completos del ERD.

Para corregir el ERD de estos desplazamientos se utilizó el programa *View Spec Pro* a través del comando *Splice Correction* con el que fue posible empalmar los segmentos desplazados del ERD y así obtener un ERD sin discontinuidades (Cedeño, 2017).

## 3. Observables más relevantes y procesamiento

### 3.1. Extracción de observables del espectro con VE de 10, 20, 30, 40 y 50 nm.

Los datos se adquieren mediante el programa RS3<sup>TM</sup> en formato .asd, luego se procesan mediante ASD ViewSpec, donde se exporta las firmas espectrales en formato .dat, para la segmentación de ventanas espectrales de 10, 20, 30, 40 y 50 nm; a partir del acumulado estadístico se realizó una distribución equitativa usando Minitab 7.0 de los ERD por muestra.

### 3.2. Cálculo de los valores de reflectancia por cada VE y ensamblaje de la matriz de observables.

Para el cálculo de valores acumulados, se realiza por medio de la siguiente ecuación (3):

$$O = \sum_{j=(m-1)b+1}^{mb} R_j \quad (3)$$

Dónde:

$O$ : Observable.

$m$ : Identificador del observable.

$b$ : Ancho de la ventana espectral.

$R_j$ : Valor de reflectancia acumulado en la posición  $j$ .

Finalmente, cada muestra acumulada es exportada al programa Excel 2010 para organizar una matriz de observables mediante un análisis estadístico.

### 3.3. Identificación del AD con el menor error de predicción y el menor número de nodos.

Este análisis se realizó para las muestras de los suelos Andosoles y Molisoles, donde se contará con las coordenadas geográficas para cada muestra. La tendencia geográfica, se estimara usando el software Salford Predictive en su versión de prueba para generar 200 árboles de decisiones llevados a cabo cada uno de estos, agrupando los valores de clasificación y así lograr una optimización máxima de los observables de alto grado de importancia que acompañaron a la reflectancia para lograr la clasificación con el que se montarán árboles de decisión para elegir el mejor modelo que conduce al menor error de predicción y con el menor número de nodos.

#### 3.3.1. Test estadístico de McNemar

Para aplicar la prueba de McNemar, dividimos nuestra base de datos de muestras disponibles, en un conjunto de entrenamiento y uno de prueba. Entrenamos con los algoritmos A y B en el conjunto de entrenamiento que produce clasificadores y a continuación probamos estos clasificadores en el conjunto de prueba. De esta manera se estructura la tabla de tabulación cruzada (Tabla 5)(Díaz, 2006).

**Tabla 5.** Tabla de tabulación cruzada

Verdadero negativo "a"	Falso positivo. "b"
Falso negativo. "c"	Verdadero positivo. "d"

El siguiente modelo estadístico se distribuye con un grado de libertad además de contar con la corrección de continuidad como indica la ecuación (4).

$$S^2 = \frac{(|b-c|-1)^2}{b+c} \quad (4)$$

**Ecuación 4.** Chi cuadrado corregido

**Hipótesis nula: Ho:** No hay diferencia significativa entre los dos algoritmos

Si  $\chi^2_{1,0.95}$  es  $> 3.84$ : la Ho se rechaza : Hay diferencia significativa.

Si  $\chi^2_{1,0.95}$  es  $< 3.84$ : la Ho se acepta : No hay una diferencia significativa.

### 3.4. Toma de muestras para validación de la metodología desarrollada usando ERD.

Para la validación se procederá a establecer las zonas donde se recolectaron las muestras representativas con el fin de validar la metodología desarrollada. De esta manera en la Tabla 6 se indica las muestras a tratar.

**Tabla 6.** Muestras de suelo para validación dentro de la Subcuenca del Chambo.

N° muestra	Código muestra	% COS	Taxonomía	Formación Geológica/ taxonómica
1	12	12.26	Andosol	Tarqui HMTq
2	23	11.24	Andosol	Tarqui EMTq
3	53	9.81	Andosol	Tarqui IMTq
4	54	10.08	Andosol	Tarqui IMTq
5	85	4.46	Mollisol	Pelpetec EJAp
6	115	2.44	Mollisol	Cebadas MJGc
7	119	2.42	Mollisol	Cebadas MJGc
8	150	1.51	Mollisol	Cebadas IJGc
9	181	3.21	Mollisol	Alao IJAa
10	260	5.81	Mollisol	Alao IJAa
11	432	6.19	Mollisol	Piroclasticos Ch IPC3

**Elaboración:** Autor / **Fuente:** (Hernández, 2017; Muñoz, 2018; Orozco, 2018)

Los criterios a tomar en cuenta para la validación son:

- Muestreo aleatorio de suelos en la Subcuenca del Río Chambo.
- Clasificación taxonómica en el sitio de estudio.

La herramienta permite evaluar la precisión de la clasificación utilizando una matriz de confusión, que, al comparar los resultados de la clasificación con los diferentes conjuntos de muestras de referencia, se pudo determinar el índice de similitud que identifica el contenido de carbono y el tipo de suelo en su orden taxonómico. La información que arroja se muestra en un matriz de error o de confusión, en donde el número de filas y columnas en la matriz de error debe ser igual al número de categorías cuya exactitud de clasificación está siendo evaluada (Al-Ahmadi & Hames, 2009).

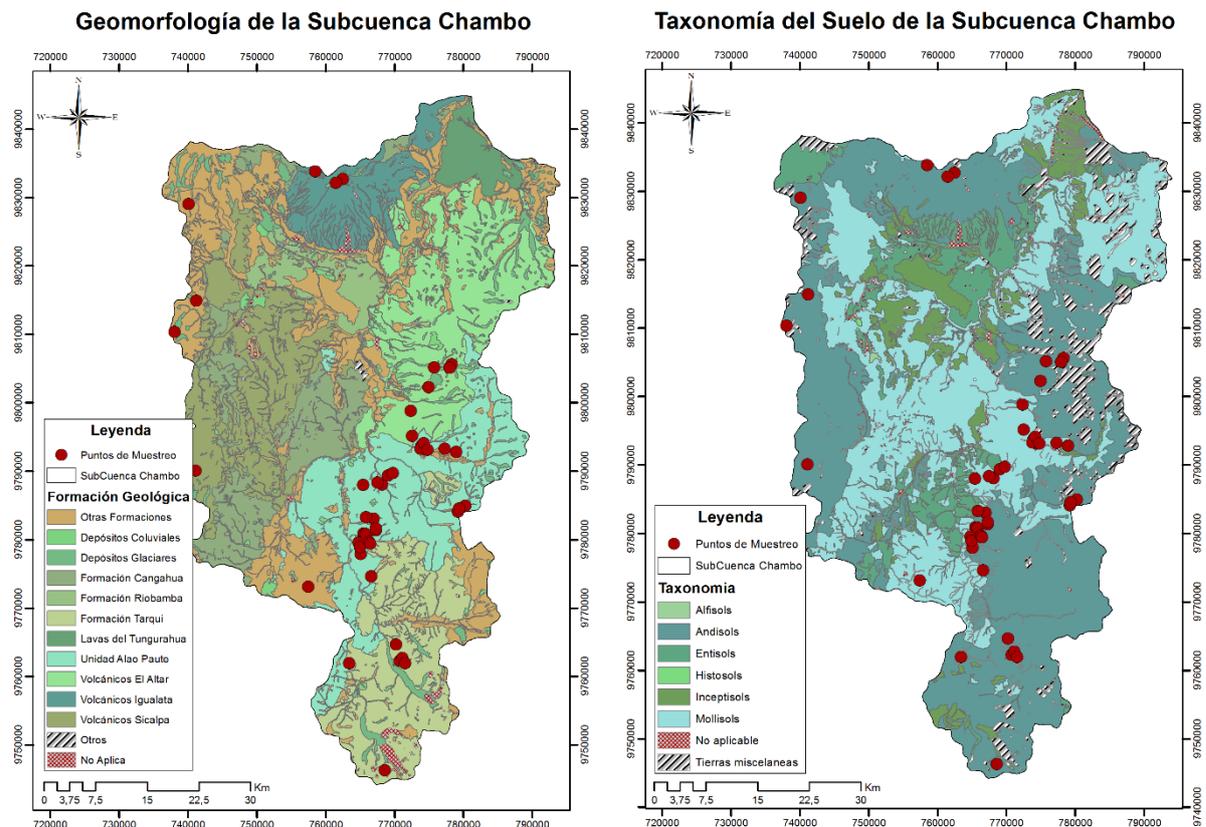
## RESULTADOS

### 1. Recolección de muestras y registro de ERD

A fin de dar cumplimiento de los objetivos planteados se desarrolló una metodología tomando en cuenta la reflectancia difusa del suelo, mismo que fue recolectado en la Subcuenca del Chambo mediante la estratificación tomando en cuenta el % de COS, su taxonomía y la formación geológica (Anexo 1).

### 2. Unidades geológicas

Con la ayuda de información geográfica y por medio de la herramienta ArcGis 10.3 se tomaron 60 puntos de muestreo en distintas unidades geológicas (Figura 2). Del resultado de la estratificación de la zona de estudio se obtuvieron 11 unidades geológicas, las cuales pueden contener 2 o más unidades taxonómicas, pero solo se seleccionó 11 muestras de manera aleatoria que pertenecían a las ordenes Molisol y Andosol en función de su contenido de COS que varía entre 0 y 15% (Tabla 7).



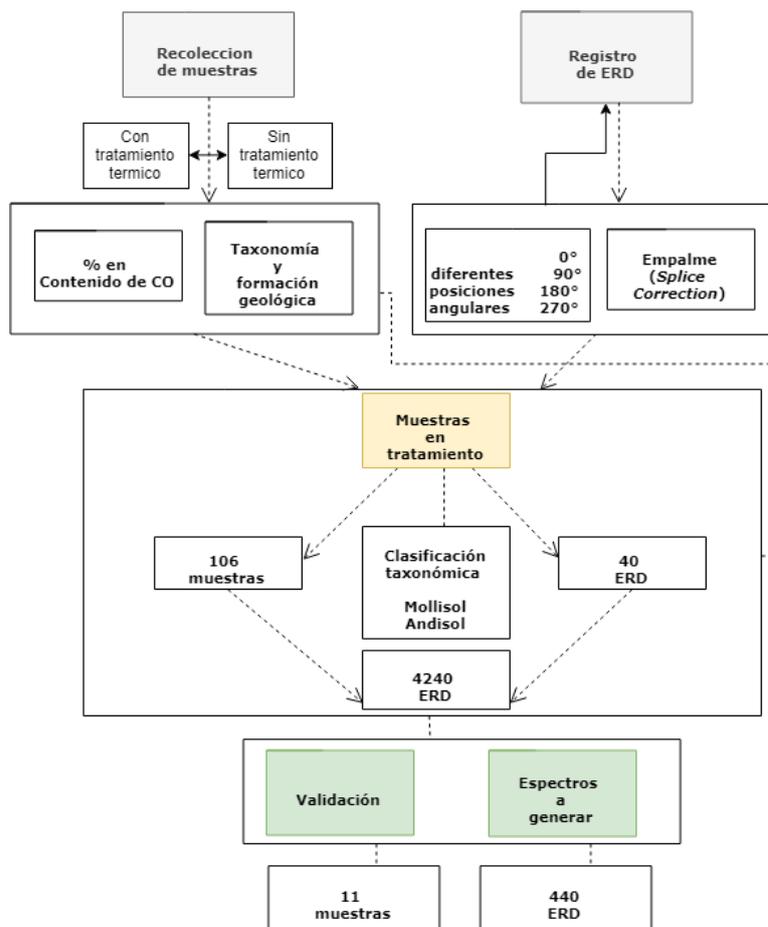
**Figura 2.** Mapa de Geomorfología y taxonomía de la Subcuenca Chambo.

**Elaboración:** Autor

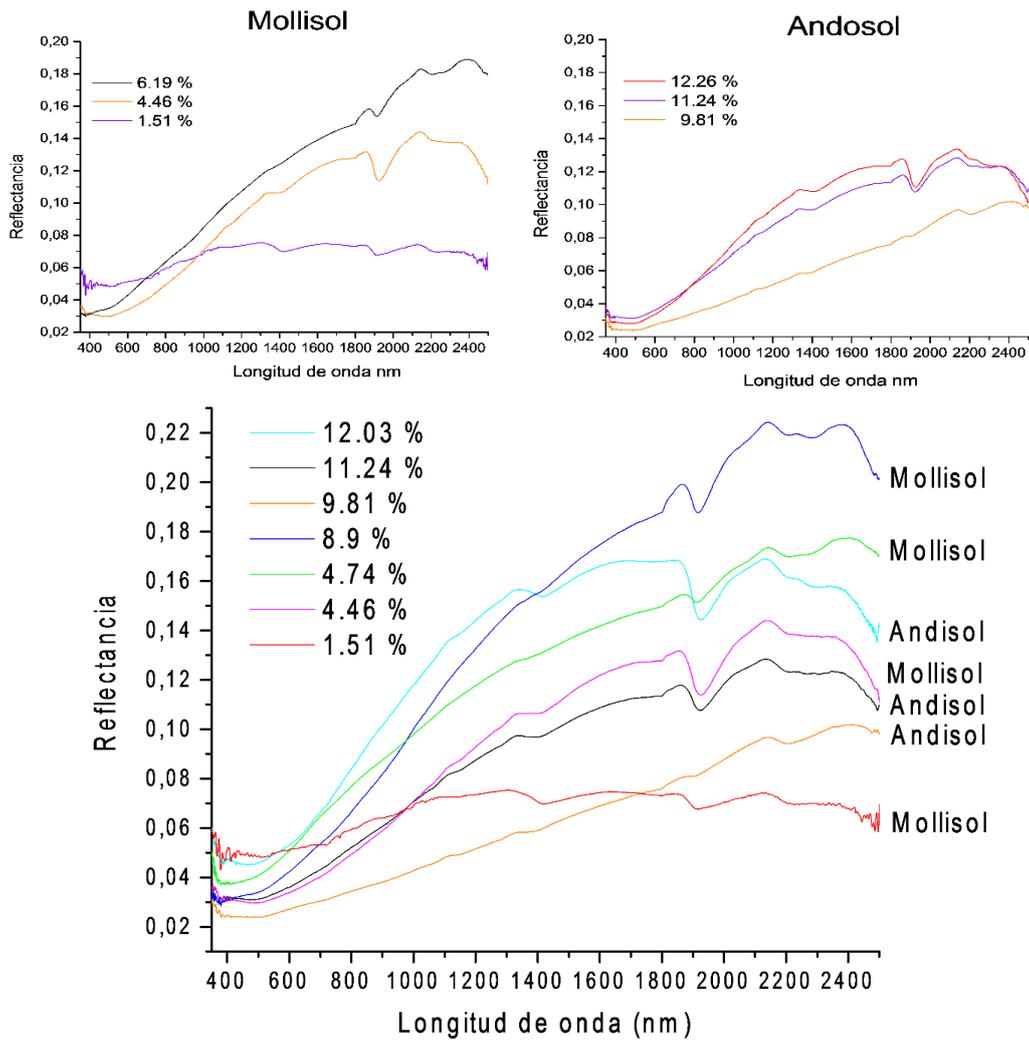
### 3. Procesamiento de ERD

En la Figura 3, se ilustra el proceso básico para la obtención y registro de los ERD, después en el software View Spec Pro 6.2 se da la lectura del espectro, producto de ello tener la visualización de las firmas espectrales a tratar.

Los ERD fueron tomados en base a la clasificación taxonómica dentro del sitio de estudio, tomando como referencia el espectro generado en base al % de COS de las órdenes Mollisol y Andosol mostrado en la Figura 4.



**Figura 3.** Proceso para la obtención de ERD en conjunto con las muestras a tratar.



**Figura 4.** Órdenes de suelo con diferentes muestras respecto al % de COS.

Para la corrección de cada espectro generado se debe aplicar un suavizado o *smoothing* para que estos no presenten ruidos externos o mediciones en rangos fuera de onda y de este modo tener una firma espectral sólida (Maleki, 2008).

#### **4. Desarrollo del algoritmo de IA para la discriminación de observables relevantes en el ERD**

Se tomó la matriz de observables, mismos que contenían valores de clasificación para la categorización de COS, clasificación taxonómica y la reflectancia media, fueron ingresados al software Salford Predictive Modeler en su versión de prueba para generar 200 árboles de decisiones llevados a cabo cada uno de estos, logrando una optimización máxima de 5 clases de alto grado de importancia que acompañaron a la reflectancia para lograr la clasificación.

#### 4.1. Identificación de ventanas espectrales en el ERD

Por medio de los ERD y el análisis estadístico, se ensambla la matriz de observables con sus distintas variables en relación al ancho de ventana espectral (VE) a tratar siendo de 10, 20, 30, 40 y 50 nm por cada muestra. En representación la Tabla 7 de la VE y el ancho de banda en conjunto con sus factores en análisis.

**Tabla 7.** Ensamble de la matriz de observables

<b>Matriz de observables</b>								
<b>Muestra</b>	<b>O 1</b>	<b>O 2</b>	<b>O 3</b>	<b>O...</b>	<b>O n</b>	<b>Tipo de suelo</b>	<b>Clase de carbono</b>	<b>% COS</b>
E 1	O 1	O 2	O 3	O...	O n	A	C1	2.3
E 2	O 1	O 2	O 3	O...	O n	M	C2	3.5
E 3	O 1	O 2	O 3	O...	O n	A	C3	5.7
E 4	O 1	O 2	O 3	O...	O n	M	C4	8.9
E ...	O 1	O 2	O 3	O...	O n	A	C5	11.2
E 4240	O 1	O 2	O 3	O...	O n	M	C4	4.74

*Elaboración:* Autor

Después por medio de la aplicación de un análisis de varianza ANOVA que prueba la hipótesis de que las medias de dos o más poblaciones son iguales, de esta manera el procedimiento funciona comparando la varianza entre las medias de los grupos y la varianza dentro de los grupos como una manera de determinar si los grupos son todos parte de una población más grande o poblaciones separadas con características diferentes (Tabla 8). De esta manera por medio de letras diferentes se indica que existe diferencia significativa entre las medias poblacionales.

**Tabla 8.** Determinación de clases para el % de COS.

<b>Clases</b>	<b>Nº de muestras</b>	<b>Letras diferentes indican diferencia significativa</b>	<b>Categorización %</b>
C1	800	A	0 - 2.5 %
C2	810	B	2.5 - 4.5 %
C3	910	C	4.5 - 6.5 %
C4	810	D	6.5 - 10.5 %
C5	910	E	10.5 - 12.5%

*Elaboración:* Autor

#### 4.2. Test estadístico de McNemar

El siguiente modelo estadístico se distribuye con un grado de libertad además de contar con la corrección de continuidad como indica la ecuación (4).

A continuación, en el Anexo 4 y Tabla 9, las tablas de tabulación cruzada donde se indica el desempeño de la combinación de árboles destinados a la identificación de la mejor ventana espectral para la categorización de COS.

**Tabla 9.** Tabulación cruzada para los árboles (A1 A3).

Árbol de decisión		A3		TOTAL
		I	C	
A1	I	436	0	436
	C	3	1	4
TOTAL		439	1	440

**Test de McNemar:**  $S^2 = 1.333$

*I= Incorrecto. C= Correcto.*

**Elaboración:** Autor

Por medio del test estadístico McNemar se identificó la combinación de árboles de decisión, producto de esto en la Tabla 10 se observa los 10 pares de árboles para su clasificación seleccionando los pares (A1 A3) y (A4 A5) como los únicos que se acepta la  $H_0$  al no indicar diferencia significativa en la comparación de cada uno de los árboles de decisión, por presentar un  $S^2 < 3.84$  con un nivel de significancia del 95%. El resto de comparación de algoritmos al presentar unos cambios estadísticamente significativos y poseer un  $S^2 > 3.84$  se rechazan.

**Tabla 10.** Comparación de árboles de decisión generados por algoritmos de IA, por medio del test estadístico de McNemar y precisión de cada árbol

Algoritmos (Arboles)	Precisión general %	Mejor desempeño	$\rho$ Value	$S^2$	Decisión estadística	Nivel de significancia	Significancia estadística
A1 A2	99.09 % 94.46 %	A1	0.05	13.96	Rechaza $H_0$	95%	Significante
A1 A3	99.09 % 99.77 %	A3	0.05	1.333	Acepta $H_0$	95%	No Significante
A1 A4	99.09 % 92.92 %	A1	0.05	9.714	Rechaza $H_0$	95%	Significante
A1 A5	99.09 % 94.23 %	A1	0.05	4.301	Rechaza $H_0$	95%	Significante
A2 A3	94.46 % 99.77 %	A3	0.05	14.25	Rechaza $H_0$	95%	Significante
A2 A4	94.46 % 92.92 %	A2	0.05	45.78	Rechaza $H_0$	95%	Significante
A2 A5	94.46 % 94.23 %	A2	0.05	37.87	Rechaza $H_0$	95%	Significante
A3 A4	99.77 % 92.92 %	A3	0.05	17.68	Rechaza $H_0$	95%	Significante

A3	<u>99.77 %</u>	A3	0.05	8.445	Rechaza Ho	95%	Significante
A5	<u>94.23 %</u>						
A4	<u>92.92 %</u>	A5	0.05	1.797	Acepta Ho	95%	No
A5	<u>94.23 %</u>						Significante

*Elaboración:* Autor

De esta manera, de los pares de árboles seleccionados se identifica la precisión general para su posterior comparación en cada uno de los árboles y así determinar el que mejor precisión posea en combinación con su desempeño. Siendo así el algoritmo del árbol de decisión segmentado con ventana espectral de 30 nm el de mejor desempeño con una precisión general de 99.55% en la etapa de aprendizaje (Tabla 11) y 99.77% para la matriz de confusión en la etapa de prueba (Tabla 12) respecto a la categorización del % en COS del suelo.

**Tabla 11.** Matriz de confusión para la etapa de aprendizaje del árbol A3.

		Numero de datos	% Correcto	Predicción				
				C1	C2	C3	C4	C5
Clase Actual	C1	120	100	120	0	0	0	0
	C2	80	98.75	1	79	0	0	0
	C3	80	100	0	0	80	0	0
	C4	80	100	0	0	0	80	0
	C5	80	100	0	0	0	0	80
Total		440						
		<b>Promedio</b>	99.55					

*Elaboración:* Autor

**Tabla 12.** Matriz de confusión para la etapa de prueba del árbol A3

		Numero de datos	% Correcto	Predicción				
				C1	C2	C3	C4	C5
Clase Actual	C1	120	100	120	0	0	0	0
	C2	80	97.5	2	78	0	0	0
	C3	80	100	0	0	80	0	0
	C4	80	100	0	0	0	80	0
	C5	80	100	0	0	0	0	80
Total		440						
		<b>Promedio</b>	99.77					

*Elaboración:* Autor

Respecto a la identificación del tipo de suelo, las tablas de tabulación cruzada con el mejor desempeño de acuerdo a la clasificación taxonómica se indican en la Tabla 13.

**Tabla 13.** Tabulación cruzada para el árbol de clasificación (A2 A5).

Árbol de decisión	A5			
	I	C	TOTAL	
A2	I	404	9	413
	C	13	14	27
TOTAL	417	23	440	

**Test de McNemar:**  $S^2 = 0.4090$

*I = Incorrecto. C = Correcto.*

**Elaboración:** Autor

En la Tabla 14 se identifica la combinación de árboles de decisión para la identificación de la VE en la identificación del tipo de suelo, de los cuales todos los árboles de decisión se aceptan al tener un  $S^2 < 3.84$ , de esta manera determinar el AD en base a la precisión.

**Tabla 14.** Comparación de árboles de decisión generados por algoritmos de IA, por medio del test estadístico de McNemar y precisión de cada árbol.

Algoritmos (Árboles)	Precisión general %	Mejor desempeño	$\rho$ Value	$S^2$	Decisión estadística	Nivel de significancia	Significancia estadística
A1	95.06 %	A1	0.05	1.51	Acepta Ho	95%	No
A2	99.15 %						Significante
A1	95.06 %	A3	0.05	1.40	Acepta Ho	95%	No
A3	96.54 %						Significante
A1	95.06 %	A4	0.05	1.40	Acepta Ho	95%	No
A4	96.70 %						Significante
A1	95.06 %	A5	0.05	2.50	Acepta Ho	95%	No
A5	99.33 %						Significante
A2	99.15 %	A3	0.05	3.39	Acepta Ho	95%	No
A3	96.54 %						Significante
A2	99.15 %	A4	0.05	3.34	Acepta Ho	95%	No
A4	96.70 %						Significante
A2	99.15 %	A5	0.05	0.409	Acepta Ho	95%	Significante
A5	99.33 %						
A3	96.54 %	A4	0.05	0.50	Acepta Ho	95%	No
A4	96.70 %						Significante
A3	96.54 %	A5	0.05	2.25	Acepta Ho	95%	No
A5	99.33 %						Significante
A4	96.70 %	A5	0.05	1.50	Acepta Ho	95%	No
A5	99.33 %						Significante

**Elaboración:** Autor

La ventana espectral de 50 nm tiene una precisión de 99.15% para la etapa de aprendizaje (Tabla 15), y 99.33 % en la etapa de prueba (Tabla 16), lo que reporta que árbol de decisión A5 es el de mejor predicción en cuanto al suelo se refiere.

**Tabla 15.** Matriz de confusión que resulta del aprendizaje del árbol A5.

Clase	Actual	A	M	Numero	%	Predicción	
				de datos	Correcto	A	M
		A	M	160	99.38	159	1
		M		280	98.93	3	277
Total				440			
				<b>Promedio</b>	99.15		

*A = Andosol. M = Mollisol.*

**Elaboración:** Autor

**Tabla 16.** Matriz de confusión que resulta de la prueba del árbol A5.

Clase	Actual	A	M	Numero	%	Predicción	
				de datos	Correcto	A	M
		A	M	160	99.38	158	2
		M		280	99.29	1	279
Total				440			
				<b>Promedio</b>	99.33		

*A = Andosol. M = Mollisol.*

**Elaboración:** Autor

### 4.3. Atributos del árbol de decisión

En la Tabla 17 se analiza precisión, sensibilidad, especificidad y tasa de clasificación mediante la evaluación de las matrices de confusión de cada AD seleccionado en la categorización del contenido de COS como el tipo de suelo.

**Tabla 17.** Atributos de los árboles de decisión seleccionados.

Atributos	Fórmula	Árbol segmentado con ventana espectral de 30 nm	Árbol segmentado con ventana espectral de 50 nm
Precisión %	$\frac{a + d}{a + b + c + d}$	98.7	99.3
Tasa de clasificación de incorrectas %	$\frac{b + c}{a + b + c + d}$	0.0068	0.045
Sensibilidad %	$\frac{d}{c + d}$	0.96	0.99
Especificidad %	$\frac{a}{a + b}$	0.91	0.81

**Elaboración:** Autor

En la categorización del carbono la ventana espectral de 30nm es el de mejor desempeño por tanto el mejor árbol debido a que tiene una precisión de 98%, una sensibilidad de 0.96, especificidad de 0.91, y con 0.0068% en la tasa de clasificación. Para la identificación del tipo de suelo la ventana espectral de 50 nm es la más idónea para el tratamiento por tener precisión de 99%, una sensibilidad de 0.99, especificidad de 0.81 y 0.045 en la tasa de clasificación de incorrectas.

#### 4.4. Ilustración de observables de importancia respecto al ERD

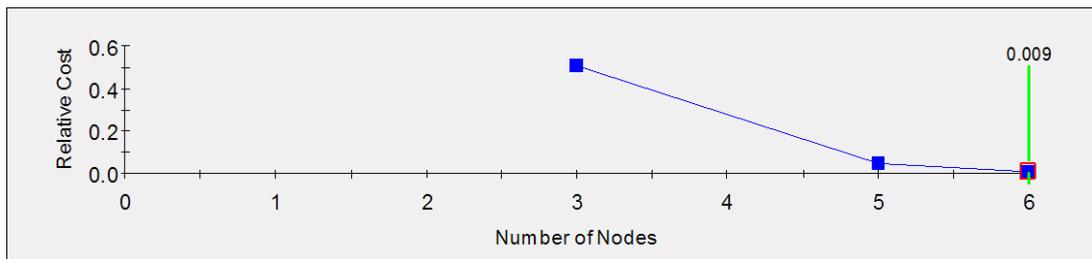
La adición de estos rangos detallados en la tabla 9 y 10, permitió la categorización mediante un árbol de decisión tomando en cuenta 440 datos segmentados. Es así que cada observable presenta un porcentaje de importancia en la región de estudio y en el problema planteado, detallado en la Tabla 18.

**Tabla 18.** Importancia de los observables con VE de 30 nm para la identificación del COS.

<b>Observables primarios</b>	<b><math>\lambda</math> (nm)</b>	<b>Importancia (%)</b>
<b>O301</b>	650	100
<b>O421</b>	770	80.35
<b>O571</b>	920	75.69
<b>O31</b>	380	63.37

*Elaboración:* Autor

Perteneciente a la VE con un ancho de 30 nm, de esta manera el árbol de decisión posee 0.009% de error dentro de la curva en relación al costo relativo (Figura 5), y con 6 nodos para el tratamiento en el árbol de clasificación (Tabla 19).



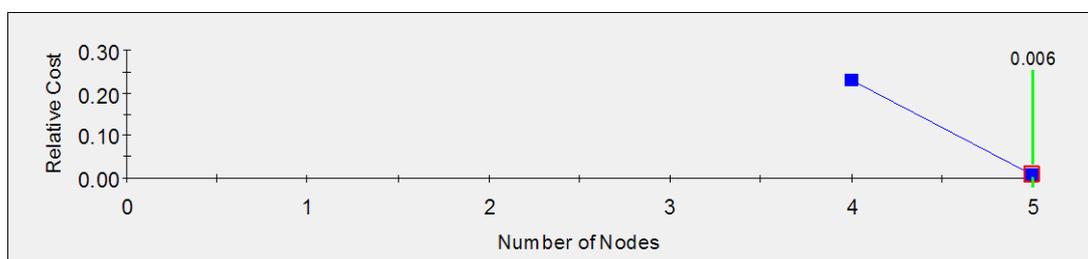
**Figura 5.** Error dentro de la curva en relación al costo relativo para la categorización de COS.

**Tabla 19.** Observables relevantes del AD con VE de 30 nm para la identificación del COS.

Observables primarios	Longitud de onda $\lambda$ (nm)	Importancia %
O601	950	100
O571	920	100
O541	890	98.87
O121	470	89.12
O451	800	82.74
O151	500	81.10
O421	770	64.92
O31	380	64.14
O301	650	64.08
O331	680	63.51

*Elaboración:* Autor

En el proceso de categorización del COS, el tipo de suelo (TS) toma un papel importante en la predicción primeramente al reducir a un 0.006% de error dentro de la curva (Figura 6), después aumento el OA (Overall Accuracy) a un 99.77%, además de reducir a 5 nodos para el árbol de clasificación.



**Figura 6.** Error dentro de la curva en relación al costo relativo para la identificación de COS.

Para este caso resulta esencial la VE de 30 nm al identificar observables que serán de importancia en la lectura del COS como se detalla en la Tabla 20.

**Tabla 20.** Importancia de los observables con VE de 30 nm para la identificación del COS, con la incorporación del TS como un factor de predicción.

Observables primarios	$\lambda$ (nm)	Importancia (%)
O421	770	100
O1561	1910	100
O TS (A – M)	-	100
O211	560	97.53

*Elaboración:* Autor

Se identificó rangos que cubren parte del espectro VIS, mismo que comienzan en 560 nm y 770 nm. De igual manera se registran observables con rangos a partir de 1910 nm cubriendo parte de la región NIR (Tabla 21).

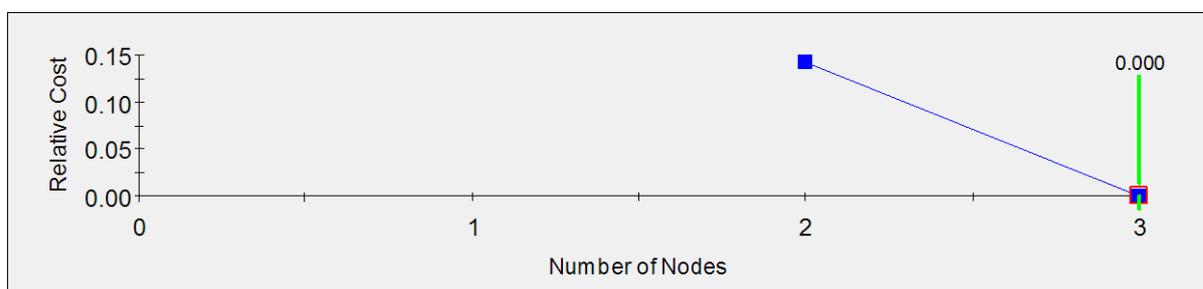
**Tabla 21.** Observables relevantes del AD con VE de 30 nm para la identificación del COS, con la incorporación del TS como un factor de predicción.

Observables primarios	Longitud de onda $\lambda$ (nm)	Importancia %
O151	500	100
O121	470	87.41
O31	380	85.57
O811	1160	59.36
O421	770	59.36
TS (A - M)	-	59.36
O1561	1910	57.90
O301	650	57.90
O211	560	56.47
O361	710	56.47

**A:** Andosol. **M:** Mollisol. **TS:** Tipo de suelo.

**Elaboración:** Autor

En la identificación del tipo de suelo, por medio del tratamiento de las 440 muestras se obtuvo como producto la predicción perfecta determinando que cualquier VE es válida con el uso de 3 nodos para el AD.



**Figura 7.** Error dentro de la curva en relación al costo relativo para la identificación de Tipo de Suelo.

La clasificación del tipo de suelo se observa en la Tabla 22, se realizó mediante los observables O51 ubicados en rangos a partir de 400 nm cubriendo parte del espectro VIS, mientras tanto en el rango espectral NIR se obtuvo observables como O1501 cubriendo intervalos de importancia a partir de 1850 nm.

**Tabla 22.** Observables relevantes del AD con VE de 50 nm para la identificación del TS.

<b>Observables primarios</b>	<b>Longitud de onda <math>\lambda</math> (nm)</b>	<b>Importancia %</b>
O101	450	100
O51	400	100
O1751	2100	86.67
O1501	1850	86.67
O1451	1800	76.79
O651	1000	14.23

**TS:** Tipo de suelo

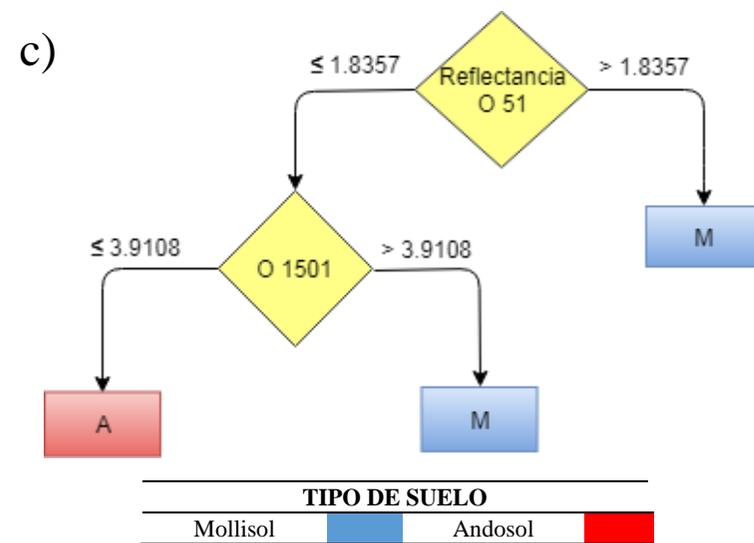
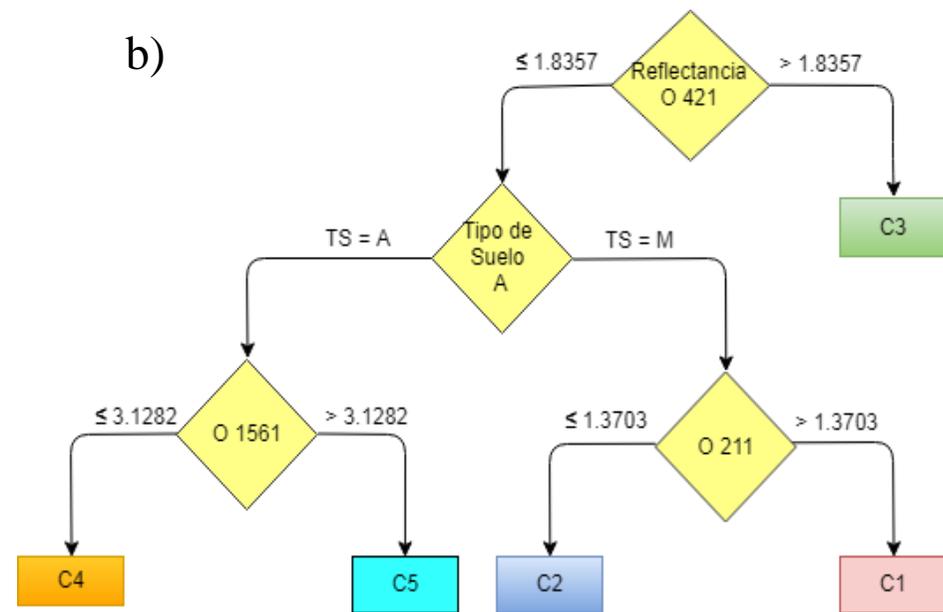
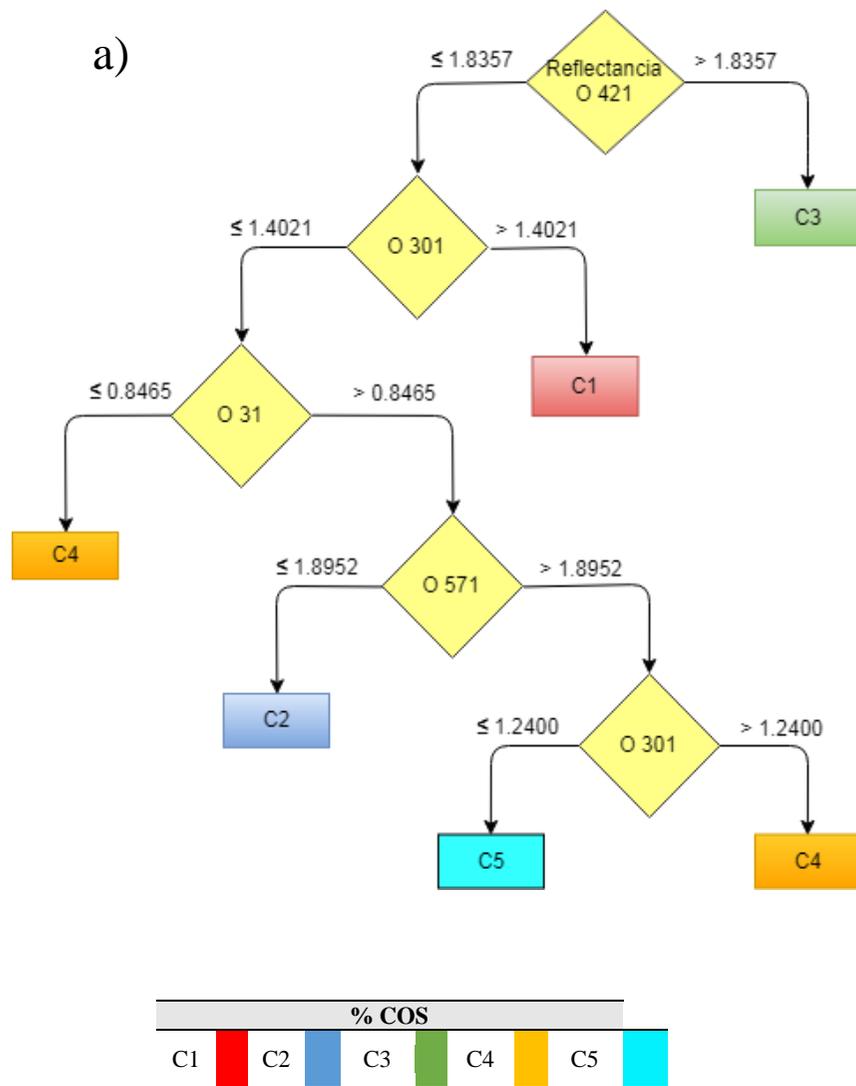
*Elaboración:* Autor

De esta manera se seleccionó los observables pertenecientes al ancho de ventana espectral de 50 nm, al ser los que mayor cantidad de observables cubren dentro del espectro VIS como del NIR, a continuación, se detalla en orden de importancia (Tabla 23).

**Tabla 23.** Importancia de los observables con VE de 50 nm para la identificación del TS.

<b>Observables primarios</b>	<b><math>\lambda</math> (nm)</b>	<b>Puntuación (%)</b>
O51	400	100
O1501	1850	33.33

*Elaboración:* Autor



**Figura 8.** a) Arbol de decisión para la categorización del COS con una VE de 30 nm.

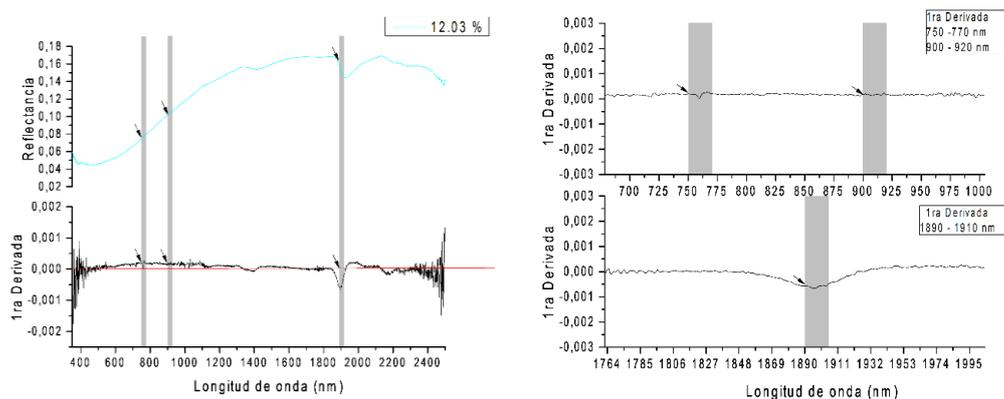
b) Arbol de decisión para la categorización del COS con una VE de 30 nm, incorporando al TS como predictor.

c) Arbol de decisión para la caracterización del suelo con una VE de 50 nm.

## 5. Validación

### 5.1. Cuantificación del COS

Se considera de manera precisa que en rangos de 750 nm y 900 nm (Figura 9), a pesar de las diferencias intrínsecas que existen en la categorización del COS existe una similitud que se manifiesta en forma de una “S” invertida y representa la forma en la que se observa la presencia del COS, sin dejar de lado las condiciones del suelo que son un factor grande al poder ser estos también identificados por la coloración que poseen como se observó en los rangos de la región VIS.

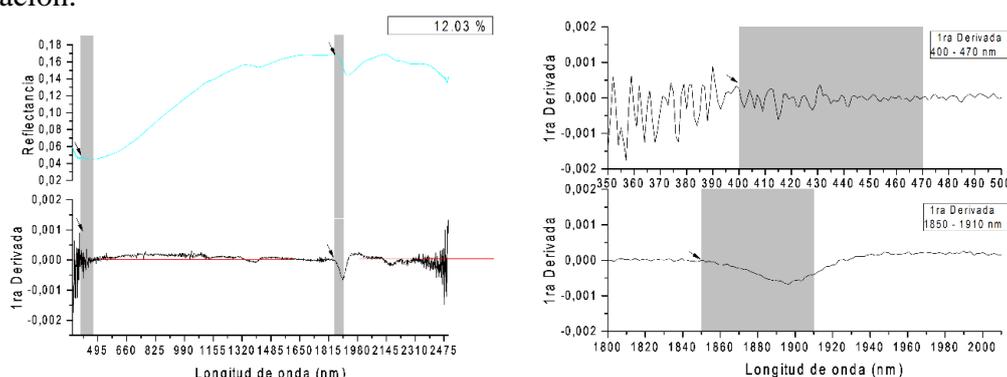


**Figura 9.** Identificación de rangos de importancia en la categorización del COS.

Incorporando como predictor al tipo de suelo (TS) en la categorización de COS, de forma adicional se identificó rangos a partir de 1910 nm (Figura 10) que nos permiten cuantificar el % de COS en intervalos más altos de la firma espectral.

### 5.2. Tipo de Suelo

Una vez identificado los observables de importancia, se ha determinado rangos a partir de 400 nm y 1850 nm (Figura 10). Resultando ser los más óptimos para la identificación del tipo de suelo, siendo los rangos del espectro VIS más natural de reconocer gracias a su coloración.



**Figura 10.** Determinación de rangos de importancia en la identificación del Tipo de Suelo.

## CONCLUSIONES

- Se desarrolló un método basado en el uso de ERD, para la categorización del COS e identificación del tipo de suelo como un método nuevo de evaluación y monitoreo en tiempo real, los cuales se pueden registrar con ayuda de instrumentos portátiles además de imágenes satelitales multi espectrales.
- De los cálculos realizados para la determinación del error en los índices mediante el test estadístico de McNemar, se observa cómo se marca la de los valores calculados para los indicadores evidenciándose pocos datos de error calculado que se desajustan respecto a las mediciones hechas dentro de la matriz de observables por cada ancho de ventana espectral de 10, 20, 30, 40 y 50 nm.
- El árbol utilizado para la categorización del COS es A3 con el ancho de 30 nm, así para la identificación del tipo de suelo se encarga el árbol A5, con un ancho de 50 nm que por medio del test estadístico de McNemar y distintas combinaciones, se seleccionó el AD con el mejor desempeño y precisión.
- El uso de “big data” por medio de minería de datos, permitió obtener una clasificación de predicción superior al 90% gracias a la optimización en el uso de clases, y la generación del árbol de decisión que fue fundamental en la identificación del tipo de suelo y categorización en %COS.

## RECOMENDACIONES

- Aplicar la metodología a áreas ecológicamente vulnerables, de esta manera crear una base de datos que sea fiable y este actualizada, a su vez alta precisión en una clasificación que no requiera alta inversión.
- Desarrollar programas y proyectos de gestión en base a la metodología desarrollada, ante posibles cambios en ecosistemas con alto grado de sensibilidad, de esta manera continuar con el monitoreo del COS en la Subcuenca del Río Chambo de tal forma cuantificar la tasa de cambio de carbono almacenado en el suelo por año.
- Ampliar los estudios orientados a la identificación de la firma espectral y su relación existente entre el tipo de suelo y los componentes de la misma para la obtención de nuevas tecnologías de monitoreo.
- Difundir los resultados del proyecto de investigación en la academia y los pobladores de estas áreas, para que conozcan los servicios ecosistémicos que genera el COS, con la finalidad de crear conciencia ambiental y una cultura de conservación de ecosistemas frágiles.

## BIBLIOGRAFÍA

- Abella, S. R., & Zimmer, B. W. (2007). Estimating organic carbon from loss-on-ignition in northern Arizona forest soils, 71.
- Al-Ahmadi, F. S., & Hames, A. S. (2009). Comparison of four classification methods to extract land use and land cover from raw satellite images for some remote arid areas, Kingdom of Saudi Arabia. *Journal of King Abdulaziz University, Earth Sciences*, 20(1), 167–191. <https://doi.org/10.4197/Ear.20-1.9>
- Awiti, A. O., Walsh, M. G., Shepherd, K. D., & Kinyamario, J. (2008). Soil condition classification using infrared spectroscopy: A proposition for assessment of soil condition along a tropical forest-cropland chronosequence. *Geoderma*, 143(1–2), 73–84. <https://doi.org/10.1016/J.GEODERMA.2007.08.021>
- Bonett, J. P. (2013). Uso de la espectroscopía de reflectancia difusa (MIR) para la determinación de las propiedades químicas en suelos agrícolas de Colombia, 104. Retrieved from <http://www.bdigital.unal.edu.co/45658/>
- Brown, D. J., Shepherd, K. D., Walsh, M. G., Dewayne Mays, M., & Reinsch, T. G. (2006). Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*, 132(3–4), 273–290. <https://doi.org/10.1016/J.GEODERMA.2005.04.025>
- Cargua, F., Rodríguez, M., Damián, D., Moreno, G., & Santillán, P. (2017). Analytical methods comparison for soil organic carbon determination in Andean Forest of Sangay National Park-. *Acta Agronómica*, 66, 408–413.
- Cedeño, A. (2017). *Desarrollo de una metodología basada en reflectancia difusa para evaluar suelo contaminados con fuel oil 6*. Universidad Nacional de Chimborazo. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7610.2010.02280.x>
- Chatterjee, A., Lal, R., Wielopolski, L., Martin, M. Z., & Ebinger, M. H. (2009). Evaluation of Different Soil Carbon Determination Methods. *Critical Reviews in Plant Sciences*, 28(3), 164–178. <https://doi.org/10.1080/07352680902776556>
- Cobo, J. G., Dercon, G., Yekeye, T., Chapungu, L., Kadzere, C., Murwira, A., ... Cadisch, G. (2010). Integration of mid-infrared spectroscopy and geostatistics in the assessment of soil spatial variability at landscape level. *Geoderma*, 158(3–4), 398–411. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.06.013>
- Cozzolino, D., & Morón, A. (2006). Potential of near-infrared reflectance spectroscopy and chemometrics to predict soil organic carbon fractions. *Soil and Tillage Research*, 85(1–2), 78–85. <https://doi.org/10.1016/J.STILL.2004.12.006>
- Crespo, P., Céleri, R., Buytaert, W., Ochoa, B., Cárdenas, I., Vicente, I., ... Bert, B. (2014). Impactos\_del\_cambio\_de\_uso\_de\_la\_tierra Paramos.
- Díaz, N. C. (2006). *Comparación de proporciones*. Retrieved from <http://www.revistaseden.org/files/11-CAP 11.pdf>
- Eyherabide, M., & Barbieri, P. (2014). Comparación de métodos para determinar carbono orgánico en suelo, (February).
- Eyherabide, M., Saíenz, H., Barbieri, P., & Echeverría, H. (2014). Comparación De Métodos Para Determinar Carbono Orgánico En Suelo. *Cienc Suelo (Argentina)*, 32(1), 13–19.

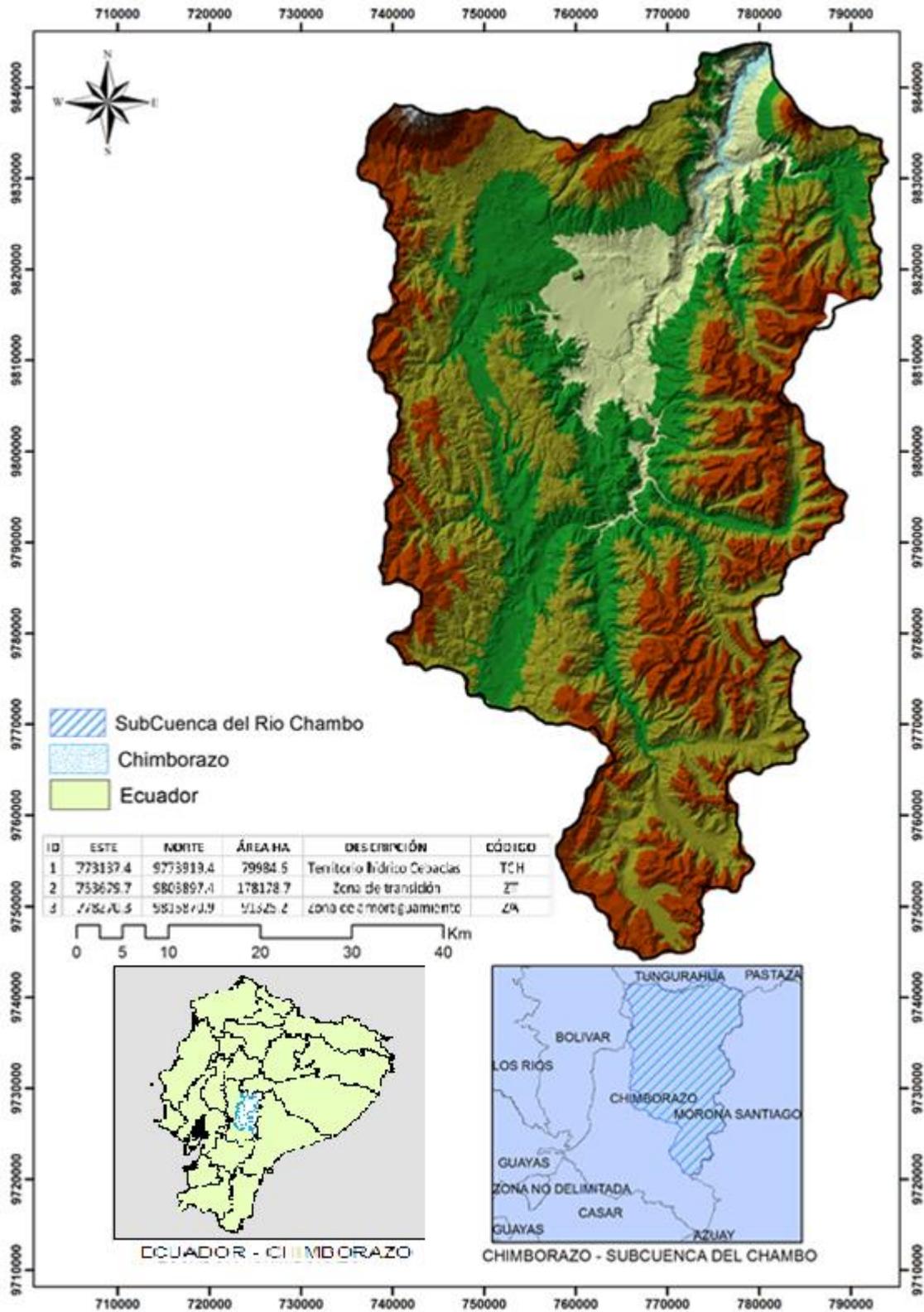
- FAO. (2001). The state of Food and Agriculture. Retrieved November 8, 2018, from <http://www.fao.org/docrep/003/x9800e/x9800e00.htm>
- FAO. (2015). *The State of Food Insecurity in the World*. Rome.
- FAO. (2017). *Carbono Orgánico del Suelo: el potencial oculto*. Roma, Italia: Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y Agricultura.
- FAO, FIDA, & PMA. (2015). *El estado de la inseguridad alimentaria en el mundo 2015. Cumplimiento de los objetivos internacionales para 2015 en relación con el hambre: balance de los desiguales progresos*. Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (Vol. 2). Roma. Retrieved from <http://www.fao.org/docrep/017/i3027s/i3027s.pdf>
- Gómez, P. (2015). *Correlaciones Entre Espectrometría De Reflectancia, Geoquímica Y Mineralogía De Sedimentos Fluviales De La Cuenca Del Río Elqui, Iv Región, Chile*. Retrieved from <http://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/133271/Correlaciones-entre-espectrometria-de-reflectancia-geoquimica.pdf?sequence=1>
- Hernández, C. (2017). *Estimación del secuestro de carbono edáfico en el ecosistema herbazal de páramo del territorio hídrico del Río Cebadas, Chimborazo, Ecuador*. Universidad Nacional de Chimborazo.
- IPCC. (2003). *Good Practice Guidance for Land Use, Land-Use Change and Forestry*. Retrieved from <http://www.ipcc-nggip.iges.or.jp>
- Jaramillo, D., Rodriguez, E., & Diaz, K. (2002). Introducción a la ciencia del suelo. *Facultad de Ciencias. Universidad Nacional de Colombia*, 619. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Lal, R. (1995). *Soil management and greenhouse effect*. Lewis Publishers.
- Lal, R., Follett, R. F., Stewart, B. A., & Kimble, J. M. (2007). Soil carbon sequestration to mitigate climate change and advance food security. *Soil Science*, 172(12), 943–956. <https://doi.org/10.1097/ss.0b013e31815cc498>
- Lorenz, K. & Lal, R. (2016). Soil Organic Carbon - An appropriate Indicator to Monitor Trends of Land and Soil Degradation within the SDG Framework? *IOSR Journal of Economics and Finance*, 3(1), 56. <https://doi.org/https://doi.org/10.3929/ethz-b-000238666>
- Maleki, M. R., Mouazen, A. M., De Ketelaere, B., Ramon, H., & De Baerdemaeker, J. (2008). On-the-go variable-rate phosphorus fertilisation based on a visible and near-infrared soil sensor. *Biosystems Engineering*, 99(1), 35–46. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2007.09.007>
- Martínez H., E., Fuentes E., J. P., & Acevedo H., E. (2008). Carbono Orgánico Y Propiedades Del Suelo. *Revista de La Ciencia Del Suelo y Nutrición Vegetal*, 8(1), 68–96. <https://doi.org/10.4067/S0718-27912008000100006>
- McBratney, A. B., Minasny, B., & Viscarra Rossel, R. (2006). Spectral soil analysis and inference systems: A powerful combination for solving the soil data crisis. *Geoderma*, 136(1–2), 272–278. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2006.03.051>
- McCarty, G., Reeves, J., Reeves, V., Follett, R. F., & Kimble, J. M. (2002). Mid-Infrared and Near-Infrared Diffuse Reflectance Spectroscopy for Soil Carbon Measurement. *Soil Science Society of America Journal*, (66), 640–646. Retrieved from

- <https://dl.sciencesocieties.org/publications/sssaj/abstracts/66/2/640>
- McCauley, J. D., Engel, B. A., Scudder, C. E., Morgan, M. T., & Elliott, P. W. (1993). *Assessing the spatial variability of organic matter. American Society of Agricultural Engineers. Meeting (USA)*. St. Joseph, MI, USA: American Society of Agricultural Engineers. Retrieved from <http://agris.fao.org/agris-search/search.do?recordID=US9546994>
- Monroe, K., & Grewal, D. (1991). Effects of Price, Brand, and Store Information on Buyers' Product Evaluations, (August). <https://doi.org/10.2307/3172866>
- Mouazen, A. M., Kuang, B., De Baerdemaeker, J., & Ramon, H. (2010). Comparison among principal component, partial least squares and back propagation neural network analyses for accuracy of measurement of selected soil properties with visible and near infrared spectroscopy. *Geoderma*, 158(1–2), 23–31. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.03.001>
- Mouazen, A. M., Maleki, M. R., Cockx, L., Van Meirvenne, M., Van Holm, L. H. J., Merckx, R., ... Ramon, H. (2009). Optimum three-point linkage set up for improving the quality of soil spectra and the accuracy of soil phosphorus measured using an on-line visible and near infrared sensor. *Soil and Tillage Research*, 103(1), 144–152. <https://doi.org/10.1016/j.still.2008.10.006>
- Muñoz, M. A. (2018). *Almacenamiento de carbono edáfico, en diferentes unidades geológicas en el ecosistema herbazal de páramo, subcuena del Río Chambo, Chimborazo-Ecuador*. Universidad Nacional de Chimborazo, 2018. Retrieved from <http://dspace.unach.edu.ec/handle/51000/4748>
- Olson, K. R., Al-Kaisi, M. M., Lal, R., & Lowery, B. (2014). Experimental Consideration, Treatments, and Methods in Determining Soil Organic Carbon Sequestration Rates. *Soil Science Society of America Journal*, 78(2), 348. <https://doi.org/10.2136/sssaj2013.09.0412>
- Orozco, J. J. (2018). *Almacenamiento de carbono edáfico, en diferentes unidades geológicas en el ecosistema herbazal de páramo, zona hídrica chambo - Penipe*. Universidad Nacional de Chimborazo, 2018. Retrieved from <http://dspace.unach.edu.ec/handle/51000/4844>
- Pallasser, R. (2013). *Technique innovation in soil carbon measurement*. University of Sydney.
- Paustian, K., Lehmann, J., Ogle, S., Reay, D., Robertson, G. P., & Smith, P. (2016). Climate-smart soils. *Nature*, 532(7597), 49–57. <https://doi.org/10.1038/nature17174>
- Pribyl, D. W. (2010). Geoderma A critical review of the conventional SOC to SOM conversion factor, *156*, 75–83. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.02.003>
- Reeves, J. B., Follett, R. F., McCarty, G. W., & Kimble, J. M. (2006). Can near or mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy be used to determine soil carbon pools? *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 37(15–20), 2307–2325. <https://doi.org/10.1080/00103620600819461>
- Scharlemann, J. P. W., Tanner, E. V. J., Hiederer, R., & Kapos, V. (2014). Global soil carbon: Understanding and managing the largest terrestrial carbon pool. *Carbon Management*, 5(1), 81–91. <https://doi.org/10.4155/cmt.13.77>
- Secretaría AMS & GTIS. (2016). GSP Guidelines for sharing national data / information to

- compile a Global Soil Organic Carbon map ( GSOC17 ), (February), 25.
- Shepherd, K. D., & Walsh, M. G. (2007). Infrared Spectroscopy—Enabling an Evidence-Based Diagnostic Surveillance Approach to Agricultural and Environmental Management in Developing Countries. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 15(1), 1–19. <https://doi.org/10.1255/jnirs.716>
- Soil Survey Staff. (2003). Keys to Soil Taxonomy 9th Edition. Retrieved November 8, 2018, from <https://www.amazon.com/Keys-Soil-Taxonomy-9th-2003/dp/B001CL0290>
- Soil Survey Staff. (2014). Claves para la Taxonomía de Suelos. Retrieved from [https://www.nrcs.usda.gov/Internet/FSE\\_DOCUMENTS/nrcs142p2\\_051546.pdf](https://www.nrcs.usda.gov/Internet/FSE_DOCUMENTS/nrcs142p2_051546.pdf)
- Soriano-Disla, J. M., Janik, L. J., Viscarra Rossel, R. A., MacDonald, L. M., & McLaughlin, M. J. (2014). The performance of visible, near-, and mid-infrared reflectance spectroscopy for prediction of soil physical, chemical, and biological properties. *Applied Spectroscopy Reviews*, 49(2), 139–186. <https://doi.org/10.1080/05704928.2013.811081>
- Swift, R. S. (2001). Sequestration of carbon by soil. *Journals.Lww.Com*, (11), 858–871. Retrieved from [https://journals.lww.com/soilsci/Abstract/2001/11000/Sequestration\\_of\\_Carbon\\_By\\_Soil.10.aspx](https://journals.lww.com/soilsci/Abstract/2001/11000/Sequestration_of_Carbon_By_Soil.10.aspx)
- Viscarra, R. (2009). The Soil Spectroscopy Group and the development of a global soil spectral library. *Geophysical Research Abstracts*, 11(4), 14. <https://doi.org/10.1255/nirn.1131>
- Viscarra, 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, 131, 59–75. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.007>
- Viscarra Rossel, R. A., Adamchuk, V. I., Sudduth, K. A., McKenzie, N. J., & Lobsey, C. (2011). Proximal Soil Sensing: An Effective Approach for Soil Measurements in Space and Time. *Advances in Agronomy*, 113, 243–291. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-386473-4.00005-1>
- Viscarra Rossel, 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(1–2), 59–75. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.007>
- Walkley, A., & Armstrong Black, I. (1934). An Examination Of The Degtjareff Method For Determining Soil Organic Matter, And A Proposed Modification Of The Chromic Acid Titration Method. *Soil Science*, 37(1), 29–38. Retrieved from <https://insights.ovid.com/crossref?an=00010694-193401000-00003>

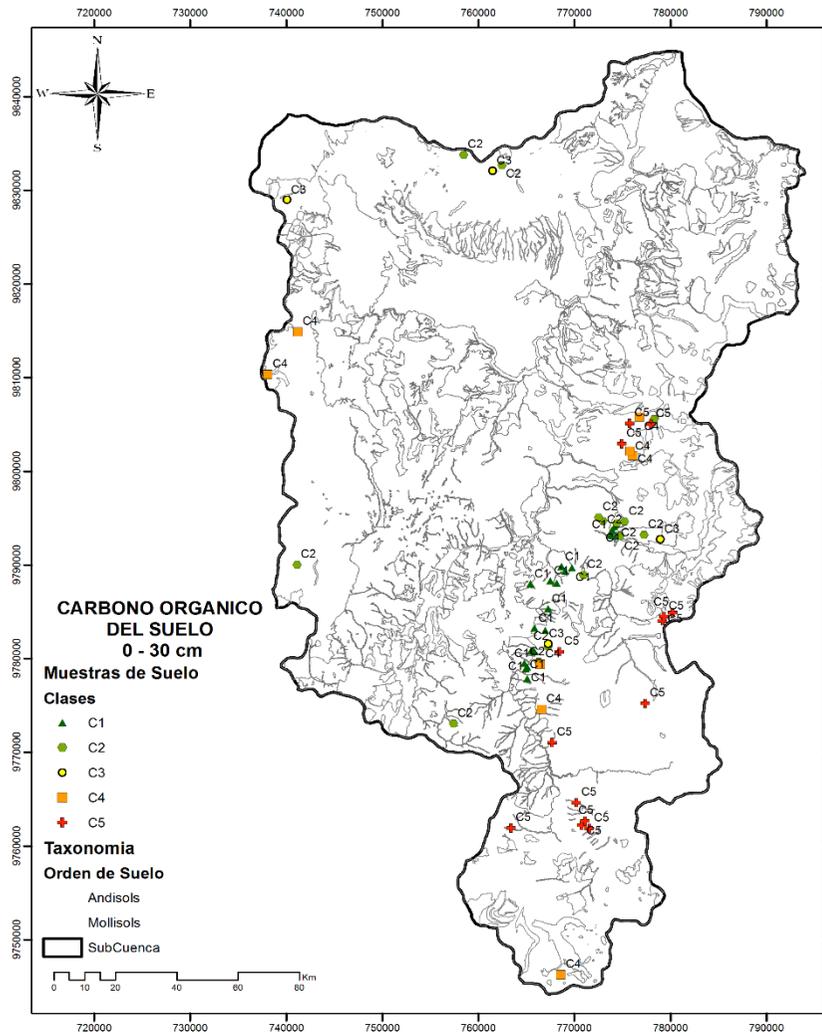
# ANEXOS

Anexo I. Ubicación del área de estudio.

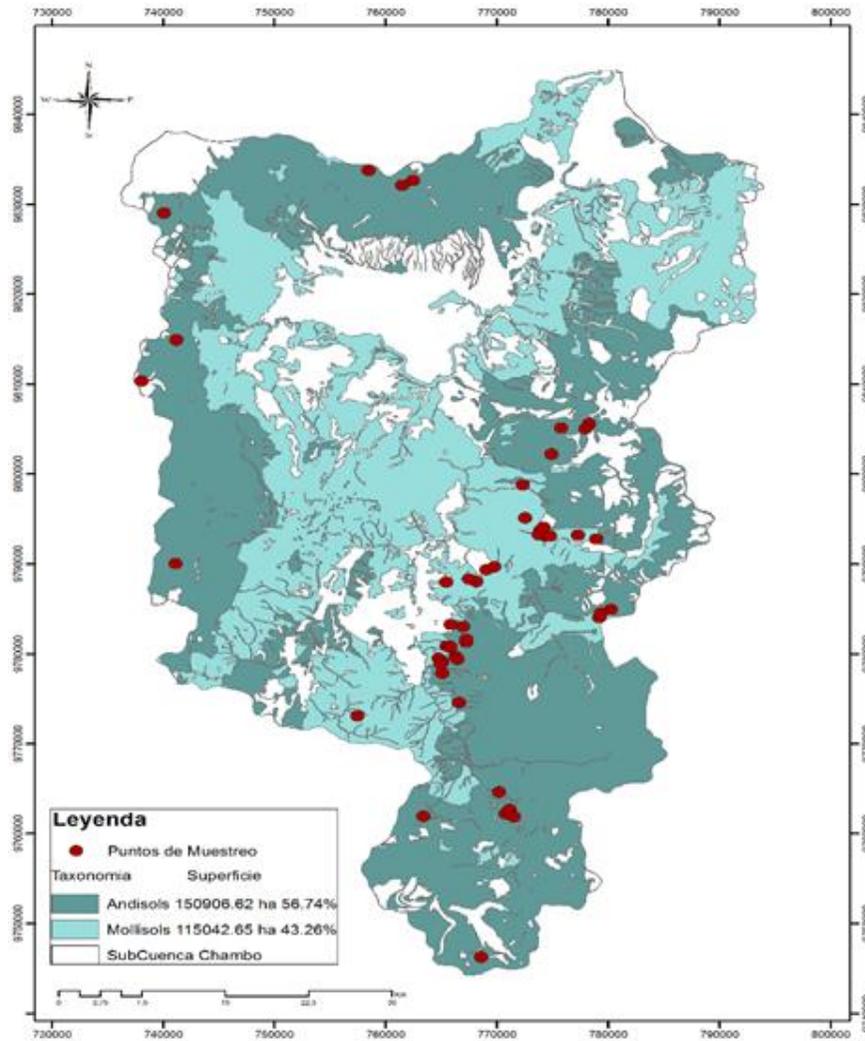


**Anexo 2.** Distribución de muestras de suelo (0 -30 cm) en el área de estudio.

Distribución por clases en % de COS de la Subcuenca Chambo.



Distribución de muestras en las diferentes unidades taxonómicas.



**Anexo 3.** Muestras de monitoreo pertenecientes a la Subcuenca del Rio Chambo.

N° de muestra	Código de muestra	Coordenadas geográficas		Altura msnm	% COS	Taxonomía	Formación Geológica/ taxonómica	
		x	y					
1	139	768168	9788014	3566	0.89	Mollisol	Cebadas	EJGc
2	127	765094	9779073	3640	1.02	Mollisol	Cebadas	EJGc
3	151	765504	9780849	3566	1.10	Mollisol	Cebadas	IJGc
4	136	766980	9782991	3880	1.28	Mollisol	Cebadas	EJGc
5	160	765461	9787962	3600	1.32	Mollisol	Cebadas	IJGc
6	152	765708	9780851	3548	1.36	Mollisol	Cebadas	IJGc
7	128	764793	9779485	3560	1.38	Mollisol	Cebadas	EJGc
8	146	765100	9777827	3619	1.43	Mollisol	Cebadas	IJGc
9	150	765857	9780714	3533	1.51	Mollisol	Cebadas	IJGc
10	114	773938	9793706	3322	1.64	Mollisol	Cebadas	MJGc
11	161	769057	9789335	3619	1.74	Mollisol	Cebadas	IJGc
12	149	764968	9778873	3480	1.77	Mollisol	Cebadas	IJGc
13	137	765873	9783244	3587	1.93	Mollisol	Cebadas	EJGc
14	122	769767	9789683	3641	1.99	Mollisol	Cebadas	MJGc
15	120	768667	9789814	3567	2.07	Mollisol	Cebadas	MJGc
16	112	774375	9793104	3214	2.12	Mollisol	Cebadas	MJGc
17	110	773768	9793220	3115	2.22	Mollisol	Cebadas	MJGc
18	119	767511	9788297	3586	2.42	Mollisol	Cebadas	MJGc
19	158	767278	9785299	3670	2.42	Mollisol	Cebadas	IJGc
20	115	774216	9794067	3384	2.44	Mollisol	Cebadas	MJGc
21	113	774791	9793101	3251	2.59	Mollisol	Cebadas	MJGc
22	117	774467	9794444	3571	2.71	Mollisol	Cebadas	MJGc
23	447	758490	9833784	3825	2.86	Mollisol	Volcánicos igualata	IPLi
24	460	762476	9832666	3857	2.90	Mollisol	Depósitos aluviales	IDa
25	181	777289	9793205	3477	3.21	Mollisol	Alao	IJAa
26	185	775268	9794623	3498	3.26	Mollisol	Alao	IJAa
27	76	773014	9794723	3377	3.30	Mollisol	Pelpetec	EJAp
28	388	757453	9773058	3774	3.32	Mollisol	Cisaran	MMcn
29	381	741121	9790021	3968	3.35	Mollisol	Cisaran	IMcn
30	68	770952	9788933	3801	3.91	Mollisol	Pelpetec	IJAp
31	80	772544	9795100	3550	3.96	Mollisol	Pelpetec	EJAp
32	90	766307	9779634	3703	3.96	Mollisol	Pelpetec	EJAp
33	211	778318	9805568	3786	4.06	Mollisol	Deposito Glacial	Idg
34	85	767279	9781280	3981	4.46	Mollisol	Pelpetec	EJAp
35	64	767273	9781609	3926	4.74	Mollisol	Pelpetec	IJAp
36	260	778974	9792770	3592	5.81	Mollisol	Alao	IJAa
37	450	761507	9832104	3760	5.90	Mollisol	Volcánicos igualata	IPLi
38	432	740095	9829013	4023	6.19	Mollisol	Piroclásticos Ch	IPC3
39	413	741212	9814888	3994	8.90	Mollisol	Yunguilla	IKy
40	417	738064	9810322	4230	9.20	Mollisol	Apagua	IPCEa

41	19	766475	9779361	3692	9.44	Andosol	Tarqui	EMTq
42	307	776783	9805808	3757	9.49	Andosol	Volcánicos Altar	EPA
43	331	776118	9801662	4014	9.56	Andosol	Volcánicos Altar	Idg
44	272	775826	9802137	4080	9.78	Andosol	Volcánicos Altar	IPA
45	53	768609	9746247	4000	9.81	Andosol	Tarqui	IMTq
46	54	766609	9774560	3657	10.08	Andosol	Tarqui	IMTq
47	333	774934	9802945	3725	10.76	Andosol	Volcánicos Altar	Idg
48	341	763415	9761899	3985	11.19	Andosol	Volcánicos Altar	IMTq
49	23	770779	9762210	3823	11.24	Andosol	Tarqui	EMTq
50	43	777378	9775203	3920	11.29	Andosol	Tarqui	IMTq
51	301	777980	9805053	3794	11.31	Andosol	Volcánicos Altar	EJAa
52	41	770227	9764599	3663	11.82	Andosol	Tarqui	IMTq
53	11	780265	9784903	3610	12.03	Andosol	Tarqui	HMTq
54	95	767704	9771038	3501	12.20	Andosol	Maguazo	IJAa
55	33	771135	9762659	3894	12.21	Andosol	Tarqui	EMTq
56	97	768449	9780737	3953	12.21	Andosol	Maguazo	IJAa
57	27	771555	9761873	4043	12.22	Andosol	Tarqui	EMTq
58	12	779213	9784019	3680	12.26	Andosol	Tarqui	HMTq
59	17	779350	9784493	3649	12.57	Andosol	Tarqui	HMTq
60	278	775781	9805119	3742	12.78	Andosol	Volcánicos Altar	HPA

**Anexo 4.** Tablas de tabulación cruzada que indican el desempeño de la combinación de árboles destinados a la identificación de la mejor ventana espectral en la categorización de COS.

**Tabla 24.** Tabulación cruzada de los árboles (A1 A5), (A1 A4) y (A1 A2).

Árbol de decisión	A5		TOTAL	
	I	C		
A1	I	80	356	436
	C	0	4	4
<b>TOTAL</b>		80	360	440

**Test de McNemar:  $x^2 = 9,714$**

Árbol de decisión	A4		TOTAL	
	I	C		
A1	I	90	346	436
	C	0	4	4
<b>TOTAL</b>		90	350	440

**Test de McNemar:  $x^2 = 4,301$**

Árbol de decisión	A2		TOTAL	
	I	C		
A1	I	81	355	436
	C	0	4	4
<b>TOTAL</b>		81	359	440

**Test de McNemar:  $x^2 = 13,96$**

**Tabla 25.** Tabulación cruzada de los árboles (A2 A3), (A2 A4) y (A2 A5).

Árbol de decisión	A3		TOTAL	
	I	C		
A2	Incorrecta	81	0	81
	Correcta	358	1	359
<b>TOTAL</b>		439	1	440

**Test de McNemar:  $x^2 = 14,254$**

Árbol de decisión	A4		TOTAL	
	I	C		
A2	I	80	1	81
	C	10	349	359
<b>TOTAL</b>		90	350	440

**Test de McNemar:  $x^2 = 45,782$**

Árbol de decisión	A5		TOTAL	
	I	C		
A2	I	80	1	81
	C	0	359	359
<b>TOTAL</b>		80	360	440

**Test de McNemar:  $x^2 = 37,870$**

**Tabla 26.** Tabulación cruzada de los árboles (A3 A4) y (A3 A5).

Árbol de decisión	A4		TOTAL	
	I	C		
A3	I	90	349	439
	C	0	1	1
<b>TOTAL</b>		90	350	440

**Test de McNemar:  $x^2 = 17,686$**   
*Elaboración: Autor*

Árbol de decisión	A5		TOTAL	
	I	C		
A3	I	80	359	439
	C	0	1	1
<b>TOTAL</b>		80	360	440

**Test de McNemar:  $x^2 = 8,445$**

**Anexo 5.** Tablas de tabulación cruzada de la combinación de árboles destinados a la identificación de la mejor ventana espectral para la caracterización del tipo de suelo.

**Tabla 27.** Tabulación cruzada de los árboles (A1 A5), (A1 A3), (A1 A4) y (A1 A5).

Árbol de decisión	A2		TOTAL	
	I	C		
A1	I	404	9	413
	C	13	14	27
<b>TOTAL</b>		417	23	440
<b>Test de McNemar: <math>x^2 = 1.512</math></b>				

Árbol de decisión	A3		TOTAL	
	I	C		
A1	I	404	9	413
	C	13	14	27
<b>TOTAL</b>		417	23	440
<b>Test de McNemar: <math>x^2 = 1.406</math></b>				

Árbol de decisión	A4		TOTAL	
	I	C		
A1	I	404	9	413
	C	13	14	27
<b>TOTAL</b>		417	23	440
<b>Test de McNemar: <math>x^2 = 1.407</math></b>				

Árbol de decisión	A5		TOTAL	
	I	C		
A1	I	404	9	413
	C	13	14	27
<b>TOTAL</b>		417	23	440
<b>Test de McNemar: <math>x^2 = 2.5</math></b>				

**Tabla 28.** Tabulación cruzada de los árboles (A2 A3) y (A2 A4).

Árbol de decisión	A3		TOTAL	
	I	C		
A2	I	404	9	413
	C	13	14	27
<b>TOTAL</b>		417	23	440
<b>Test de McNemar: <math>x^2 = 3.391</math></b>				

Árbol de decisión	A4		TOTAL	
	I	C		
A2	I	404	9	413
	C	13	14	27
<b>TOTAL</b>		417	23	440
<b>Test de McNemar: <math>x^2 = 3.348</math></b>				

**Tabla 29.** Tabulación cruzada de los árboles (A3 A4) y (A3 A5).

Árbol de decisión	A4		TOTAL	
	I	C		
A3	I	404	9	413
	C	13	14	27
<b>TOTAL</b>		417	23	440
<b>Test de McNemar: <math>x^2 = 0.5</math></b>				

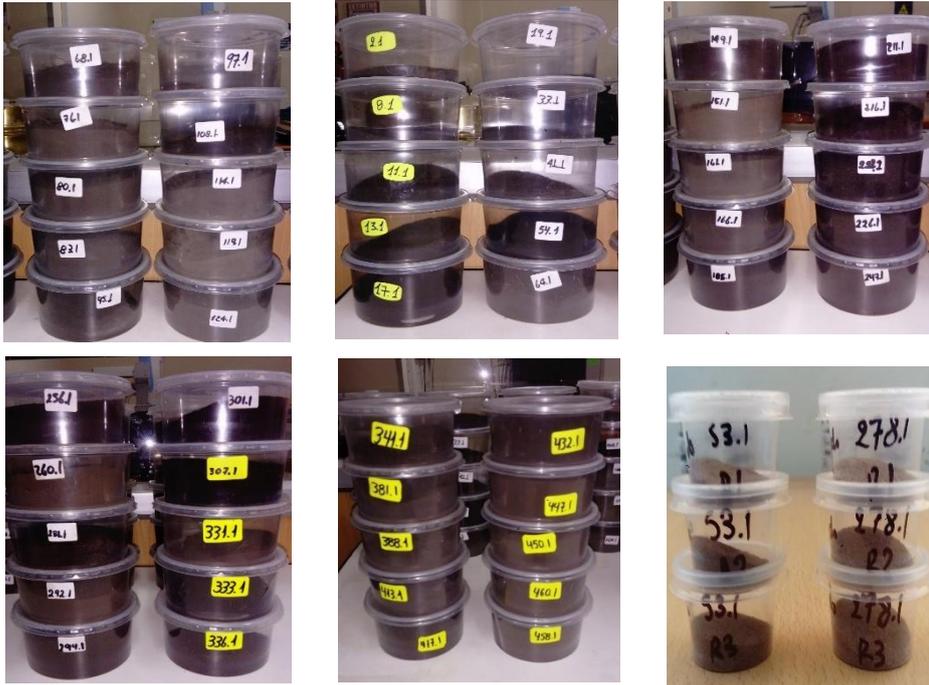
Árbol de decisión	A5		TOTAL	
	I	C		
A3	I	404	9	413
	C	13	14	27
<b>TOTAL</b>		417	23	440
<b>Test de McNemar: <math>x^2 = 2.25</math></b>				

**Tabla 30.** Tabulación cruzada del árbol (A4 A5).

Árbol de decisión	A5		TOTAL	
	I	C		
A4	I	404	9	413
	C	13	14	27
<b>TOTAL</b>		417	23	440
<b>Test de McNemar: <math>x^2 = 1,5</math></b>				

*Elaboración:* Autor

## Anexo 6. Fotografías



**Fotografía 1.** Muestras en tratamiento y la biblioteca de suelos perteneciente al LSA (Unach).



**Fotografía 2.** Pre-tratamiento realizado en las muestras de suelo.



**Fotografía 3.** Proceso de armado y toma de ERD para su posterior extracción por cada muestra de suelo.