



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y LA
CONSTRUCCIÓN**

**CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO
AMBIENTE**

**TRABAJO DE TITULACIÓN, PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE INGENIERO GEÓGRAFO Y DEL MEDIO AMBIENTE**

**TEMA: ANÁLISIS DE LA ESPECTROSCOPIA DE REFLECTANCIA
PARA LA DETERMINACIÓN DE LAS PROPIEDADES QUÍMICAS DE
SUELOS AGRÍCOLAS EN LA PARROQUIA DE LLOA**

**AUTORES: MANZANO LAMAR, DANIELA ALEXANDRA
OÑA HIDALGO, DANIELA LIZETH**

DIRECTOR: PADILLA ALMEIDA, OSWALDO VINICIO

SANGOLQUÍ

2018

CERTIFICACIÓN DEL DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN



DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y CONSTRUCCIÓN

CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO AMBIENTE

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, *“ANÁLISIS DE LA ESPECTROSCOPIA DE REFLECTANCIA PARA LA DETERMINACIÓN DE LAS PROPIEDADES QUÍMICAS DE SUELOS AGRÍCOLAS EN LA PARROQUIA DE LLOA”* realizado por las señoritas Manzano Lamar Daniela Alexandra y Oña Hidalgo Daniela Lizeth, el mismo que sido ha sido revisado en su totalidad, analizado por la herramienta de verificación de similitud de contenido; por lo tanto cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, razón por la cual me permito acreditar y autorizar a las señoritas para que lo sustenten públicamente.

Sangolquí, 16 de octubre del 2018

Ing. Oswaldo Vinicio Padilla Almeida Ph.D

DIRECTOR

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD



DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y CONSTRUCCIÓN

CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO AMBIENTE

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

Nosotras, Daniela Alexandra Manzano Lamar y Daniela Lizeth Oña Hidalgo, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación “*ANÁLISIS DE LA ESPECTROSCOPIA DE REFLECTANCIA PARA LA DETERMINACIÓN DE LAS PROPIEDADES QUÍMICAS DE SUELOS AGRÍCOLAS EN LA PARROQUIA DE LLOA*” es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Consecuentemente el contenido de la investigación mencionada es veraz.

Sangolquí, 16 de octubre del 2018

Daniela Alexandra Manzano Lamar

CI: 1723307540

Daniela Lizeth Oña Hidalgo

CI: 1723335095

AUTORIZACIÓN



DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y CONSTRUCCIÓN

CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO AMBIENTE

AUTORIZACIÓN

Nosotras, Daniela Alexandra Manzano Lamar y Daniela Lizeth Oña Hidalgo, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación "*ANÁLISIS DE LA ESPECTROSCOPIA DE REFLECTANCIA PARA LA DETERMINACIÓN DE LAS PROPIEDADES QUÍMICAS DE SUELOS AGRÍCOLAS EN LA PARROQUIA DE LLOA*" en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra autoría y responsabilidad.

Sangolquí, 16 de octubre del 2018

Daniela Alexandra Manzano Lamar

CI: 1723307540

Daniela Lizeth Oña Hidalgo

CI: 1723335095

DEDICATORIA

A Dios, por ser la fuerza que siempre me ha impulsado a creer y seguir adelante, por su infinito amor y las bendiciones que ha puesto en mi vida.

A mis padres, quienes son mi motor y guía para hacer las cosas bien y jamás defraudarlos, ustedes se merecen todas las alegrías y triunfos que pueda llegar a conseguir porque han luchado por mis hermanos y por mí, por sacarnos adelante y forjarnos un futuro. A mi mami Alicia, mamita usted es el ejemplo de todas las cosas buenas que pueden existir en el mundo, me ha apoyado incondicionalmente y sobre todo me ha amado con equivocaciones y aciertos. A mi papi Alonso, porque siempre ha estado para mí a su manera, siempre ha sabido mostrarle una sonrisa a la adversidad y me ha enseñado a verle el lado bueno y divertido a la vida. Por esto y más quiero dedicarles este logro en mi vida porque es el comienzo de todas las cosas buenas que están por llegar, y el inicio de los sueños y promesas que les he hecho.

A mis hermanos, porque a pesar de las diferencias que podamos tener son mi mayor tesoro, con ustedes he compartido tanto, me han enseñado, apoyado y protegido a lo largo de mi vida ¡Gracias por tanto! A ti Gaby, porque eres como mi segunda mamá, aunque no pude culminar esta meta antes de que te fueras, sabes que sin ti no lo hubiera logrado, estoy muy orgullosa de ti, ya verás como todos nuestros anhelos se cumplen. A ti Tibi, porque eres mi amigo y confidente, porque con peleas, enojos, risas y llantos me has ayudado a crecer, eres con quien mejor me comprendo y te agradezco por el mejor regalo que me pudiste dar: mi sobrino, quién desde que nació ha sido luz y alegría en nuestras vidas. A mi sobrino, porque ha llenado mi corazón del amor más puro con su inocencia y ocurrencias y sobre todo por ayudarme a su “tiya” a hacer la “tisis”. A mi cuñada Michu, porque eres mi nueva familia y has estado conmigo en este proceso.

A todos mis familiares, que me han demostrado su apoyo y cariño incondicional.

A mi compañera de tesis Danio, porque sin tu paciencia, comprensión, apoyo y esfuerzo no hubiéramos culminado este proyecto con éxito, gracias por compartir conmigo horas de conocimiento, desvelo y amistad para alcanzar este logro.

Daniela Manzano.

DEDICATORIA

Todos los grandes sueños empiezan siempre con un objetivo en mente y también con un poco de miedo e incertidumbre, pero cuando se logran, nos damos cuenta que todo el esfuerzo y sacrificio vale la pena. Para mí este logro no solo significa el primer paso en mi carrera profesional, también representa un objetivo cumplido y un sueño más grande en proceso.

En primer lugar, a Dios, porque con su infinito amor ha sabido guiarme siempre, y me ha dado todo lo que necesito en esta vida para ser feliz, una familia hermosa y la fuerza para enfrentar cada día.

A mi familia, porque me puede faltar cualquier cosa, pero llegar a casa y encontrarme con ustedes definitivamente es la bendición más grande que tengo, son mi apoyo y mi motor.

A mi mamita linda, por ser siempre mi apoyo incondicional, el lugar seguro en el que me refugio. A tí te dedico y te dedicaré todos mis triunfos porque me enseñaste que siempre puedo dar más, porque siempre has tenido una fe ciega en mí y en lo que puedo lograr y lo más importante porque me has amado sin importar mis equivocaciones.

A mi papito bonito, por ser mi fan número uno toda mi vida y por enseñarme con el ejemplo que la humildad y el trabajo duro es lo que forja a una persona. Este logro te lo dedico a ti también como una forma de retribuirte el trabajo incansable que has hecho para que nunca nos falte nada, y te prometo que seguiré recompensándote con más todo tu esfuerzo y tu gran amor.

A mi ñaño, porque inconscientemente desde que naciste me impulsas siempre a ser mejor, a ser la hermana de la que te sientas orgulloso y porque siempre serás mi bebé y mi compañero de vida, a quien cuidaré y del cual intentaré ser una guía. Gracias por ser como eres y por todo lo que me has enseñado en tu corta vida, sé que llegarás muy lejos y solo quiero decirte que los límites no existen, solo son miedos que debemos vencer.

A mis abuelitas hermosas, mi Mamá Luquita y Lucita mis segundas madres, dos mujeres inmensamente fuertes y amorosas que siempre me han protegido y consentido. También a todas mis tías, mujeres realmente asombrosas que siempre han estado para mí.

A mi compañera de tesis Daniba por todas las noches de desvelos, las largas caminatas en el centro o en cualquier lado, por las risas, por las buenas discusiones, por enseñarme a esperar siempre lo mejor de las cosas, por exigirme siempre más, por ser comprometida y lo más importante por brindarme una amistad sincera. ¡Gracias Danibacita lo logramos!

Daniela Oña.

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad de las Fuerzas Armadas y a los docentes de la Carrera de Ingeniería Geográfica y Medio Ambiente, que me han formado como profesional y me han brindado lecciones de vida, sin duda estoy orgullosa de culminar mis estudios en esta excelente Universidad.

A nuestro tutor, Ing. Oswaldo Padilla, PhD, por su tiempo y apoyo en el desarrollo de este proyecto. A los ingenieros, Marco Luna e Izar Sinde quienes nos ayudaron a solventar dudas y nos guiaron de la mejor manera en nuestra tesis.

Al MSc. Lenin Ramírez, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, quien nos brindó su tiempo y conocimiento en R.

Al laboratorio AGROCALIDAD, por apoyarnos con el análisis químico de las muestras de suelo, esenciales para nuestra investigación.

Al Instituto Espacial Ecuatoriano (IEE), por abrirnos las puertas. De manera muy especial al Ing. Javier Maiguashca quien nos ayudó a la consolidación del tema de nuestra investigación y quien con mucha paciencia nos colaboró siempre durante el desarrollo de la misma, gracias por su apoyo y amistad durante todo este proceso. También quiero agradecer a la Ing. Lorena Lasso y Axel Oviedo, por ayudarnos con sus conocimientos en partes fundamentales de nuestra investigación.

A mis padres y a Joha por ayudarme en la fase de campo, gracias por acompañarme a recorrer los paisajes de Lloa. Y a Peter por llevarnos al reconocimiento de campo y estar siempre dispuesto a ayudarnos.

Quiero agradecer a mis amigas y compañeras de fútbol, sin lugar a duda, compartir en la cancha con ustedes es uno de los mejores y más felices recuerdos que me llevó de la Universidad. Gracias por enseñarme a jugar con el corazón y con amistad. Siempre serán las mejores para mí.

A mis amigos, Aly, Raque, Omar, Lucho, Peter, Danio, por todos los momentos que vivimos dentro y fuera de la Universidad. A Kerby, Joha y Alex por escucharme, apoyarme siempre y ser mis confidentes. A Vane, que no solo llegó a complementarnos en el fútbol si no que fue luz y esperanza cuando más lo necesitaba. En fin, gracias a todos ustedes por su amistad porque hicieron que los días malos fueran llevaderos y que la vida universitaria fuera la mejor etapa.

A Eri, Ale, Shushu y Dennys que, a pesar de los percances, siempre han estado para mí, brindándome apoyo moral o ayudándome de la manera que sea y compartiendo conmigo este proceso.

A mis amigos mejores amigos, Daniel, Mabe, Byron, Santy y Vivi porque cerca o lejos sé que cuento con ustedes para cualquier cosa.

También quiero agradecer a todas las personas con las que tuve el gusto de cruzar mi camino durante esta etapa, me enseñaron grandes lecciones y ocupan un lugar en mi corazón.

Daniela Manzano.

AGRADECIMIENTOS

Gracias a la Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE, por permitirme ser parte de tan notable institución, a los docentes de la Carrera de Ingeniería Geográfica y del Medio Ambiente, quienes fueron responsables de mi formación no solo profesional sino personal.

Al Ing. Oswaldo Padilla, PhD, director de nuestra tesis, por su tiempo y su guía en la elaboración del presente proyecto. También al Ing Marco Luna e Ing. Izar Sinde quienes siempre estuvieron prestos a resolver nuestras dudas e inquietudes

Al MSc. Lenin Ramírez, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, quien muy amablemente nos prestó su ayuda y nos compartió su conocimiento.

Al instituto Espacial Ecuatoriano (IEE) por darnos la oportunidad y las facilidades para desarrollar esta investigación. A la Ing. Lorena Lasso por su tiempo y su conocimiento impartido en el desarrollo de este proyecto, también a Axel Oviedo por su ayuda en temas de programación. Quiero reconocer y agradecer la colaboración excepcional del Ing. Javier Maiguashca, quien fue la base fundamental para la consolidación del tema de investigación y además no solo nos brindó su tiempo y su conocimiento, también su amistad.

A mi familia, Luchito y Peter por su indispensable ayuda en la fase de campo y por estar siempre preocupados por todo lo relacionado a mi persona, no sé cómo lo hubiera logrado sin ustedes.

A mis amigos Michu, Vero, Joha, Yandry y Alvarito con quienes compartí tantos momentos, tantas risas, tantas experiencias buenas y malas, gracias por tanto porque sin lugar a dudas el tiempo compartido con ustedes fue el mejor en esta etapa de mi vida y aun que por cosas de la vida estemos separados yo sé que siempre vamos a ser amigos.

A mis chicas del fútbol, siempre estaré agradecida con cada una de ustedes, porque me dieron la oportunidad de ser parte de un grupo de personas tan bonitas, equipo que con cada victoria se alegraba, pero con cada pérdida se fortalecía más y más, me enseñaron a dejarlo todo en la cancha y que el marcador no importa cuando se juega con el corazón.

A mis amigos Peter, Raque, Aly, Kerby, Omar, Daniba y Vane, amigos que estuvieron conmigo llenándome de risas y apoyo siempre, también supieron escucharme y contenerme cuando lo necesité. Gracias a ustedes por todo lo vivido y por hacer de mi vida universitaria algo increíble.

Finalmente quiero agradecer a Luchito por ser mi compañero de experiencias a lo largo de todos estos años, gracias por todo lo que hemos aprendido juntos y lo que me has enseñado, por ser la persona más especial en esta parte mi vida y haberme cuidado y apoyado siempre, por ser más que mi novio mi mejor amigo ¡Gracias por quererme y motivarme día a día!

Daniela Oña.

ÍNDICE

CERTIFICACIÓN DEL DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN	i
AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD	ii
AUTORIZACIÓN.....	iii
DEDICATORIA.....	iv
AGRADECIMIENTOS	vi
ÍNDICE	viii
ÍNDICE DE TABLAS	x
ÍNDICE DE FIGURAS	xii
CAPÍTULO I ASPECTOS GENERALES	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 Estudios relacionados	3
1.3 Planteamiento del problema	3
1.4 Justificación e importancia.....	4
1.5 Descripción del área de estudio.....	4
1.6 Objetivos	6
1.6.1 Objetivo General.....	6
1.6.2 Objetivos Específicos	6
1.7 Metas del proyecto	6
CAPITULO II MARCO TEÓRICO	7
2.1 Teledetección	7
2.2 Espectro electromagnético	8
2.2.1 Luz o radiación visible (VIS)	10
2.2.2 Luz o radiación infrarroja (IR)	10
2.3 Espectroscopia.....	10
2.4 Firmas espectrales	11
2.4.1 Firma espectral característica del suelo	12
2.5 Imágenes satelitales.....	13
2.6 Misión Sentinel	14
2.6.1 Sentinel 2	14
2.7 Resoluciones.....	16
2.8 Correcciones de las imágenes	17
2.8.1 Corrección geométrica.....	17

2.8.2 Corrección radiométrica	18
2.8.3 Corrección atmosférica.....	18
2.8.4 Corrección topográfica	18
2.9 Índices Radiométricos	19
2.9.1 Índice de suelo desnudo (BSI).....	19
2.9.2 Índice de Coloración (CI)	20
2.10 El Suelo	20
2.11 Edafología	21
2.12 Propiedades Físicas del Suelo	21
2.13 Propiedades Químicas del Suelo	21
2.13.1 pH	22
2.13.2 Capacidad de Intercambio Catiónico (CIC)	22
2.13.3 Conductividad Eléctrica (CE).....	23
2.13.4 Materia Orgánica (MO)	23
2.13.5 Elementos Minerales- Nutrientes	23
a. Macronutrientes.....	24
b. Micronutrientes	24
2.14 Clasificación de los Suelos.....	25
2.15 Clasificación de Suelos en Ecuador	27
2.16 Variabilidad Espacial de los Suelos	28
2.17 Geoestadística.....	28
2.18 Diseño experimental.....	31
2.18.1 Diseño completamente al azar (DCA).....	32
2.19 Prueba de comparaciones múltiples: Prueba de Tukey	34
2.20 Mínimos Cuadrados Parciales (PLS)	34
CAPITULO III METODOLOGÍA.....	38
3.1 Zonificación	38
3.2 Muestreo de suelos	38
3.3 Análisis de laboratorio	40
3.4 Análisis de datos radiométricos.....	40
3.5 Procesamiento digital de una imagen satelital	42
3.5.1 Corrección de la imagen	42
3.6 Cálculo de índices radiométricos	44
3.6.1 Obtención de índices en SNAP	44

3.6.2 Obtención de índices a partir de las respuestas espectrales	45
3.7 Análisis estadístico	46
3.7.1 Prueba de Hipótesis ANOVA	46
3.7.2 Análisis de mínimos cuadrados parciales (PLS)	47
a. Estructuración de matrices multivariantes	47
b. Análisis y visualización del proceso predictivo	48
c. Cálculo del modelo de predicción	49
3.7.3 Representación Geoestadística del modelo de predicción.....	50
CAPITULO IV RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	52
4.1 Caracterización química del suelo.....	52
4.1.1 Análisis cartográfico.....	52
4.1.2 Análisis de laboratorio.....	54
4.1.3 Análisis de Varianza (ANOVA).....	56
4.1.4 Prueba de Tukey	57
a. Materia Orgánica (MO).....	57
b. Nitrógeno (N).....	58
c. Fósforo (P)	59
4.2 Caracterización espectral del suelo	61
4.2.1 Índices de suelo	62
4.2.2 Análisis de varianzas (ANOVA)	65
4.2.3 Prueba de Tukey	65
a. BSI (Bare Soil Index).....	65
b. CI (Coloration Index).....	66
4.3 Validación de la información espectral	67
4.4 Análisis de mínimos cuadrados parciales (PLS)	69
4.5 Representación Geoestadística del modelo de predicción	76
CAPITULO V CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	79
5.1 Conclusiones	79
5.2 Recomendaciones.....	81
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	82

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. <i>Proyectos relacionados a nivel nacional e internacional</i>	3
Tabla 2. <i>División del espectro electromagnético</i>	9
Tabla 3. <i>Bandas del sensor Sentinel 2A y 2B</i>	15
Tabla 4. <i>Características de la clasificación USDA de órdenes de suelos</i>	26
Tabla 5. <i>Modelos teóricos del semivariograma</i>	30
Tabla 6. <i>Tabla Anova</i>	33
Tabla 7. <i>Algunos estudios relacinados con PLS</i>	36
Tabla 8. <i>Métodos de análisis de los parámetros químicos</i>	40
Tabla 9. <i>Características determinadas de Sentinel 2B</i>	45
Tabla 10. <i>Características Geopedológicas de las zonas obtenidas de la cartografía</i>	52
Tabla 11. <i>Promedios de las muestras de los análisis de laboratorio por cada zona</i>	54
Tabla 12. <i>Promedios de las muestras de los análisis de laboratorio por cada zona</i>	56
Tabla 13. <i>P-valor para los índices radiométricos</i>	65
Tabla 14. <i>RMS para los modelos de MO y N</i>	73

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Localización geográfica del área de estudio	5
Figura 2. Flujo de radiación en función a su origen.....	7
Figura 3. El espectro electromagnético	9
Figura 4. Firmas espectrales de diferentes coberturas	11
Figura 5. Curva espectral de un Oxisol en la región VIS-NIR-MIR	13
Figura 6. Resolución espacial	16
Figura 7. Resolución espectral	16
Figura 8. Resolución radiométrica	17
Figura 9. Disponibilidad de nutrientes según el pH del suelo.....	22
Figura 10. Niveles jerárquicos y cantidad de taxas	25
Figura 11. Mapa de Órdenes de Suelos del Ecuador	27
Figura 12. Parámetros básicos del semivariograma.....	29
Figura 13. Zonas homogéneas y distribución de puntos de muestreo.....	39
Figura 14. Tratamiento previo de las muestras de suelo	41
Figura 15. Captura de firmas espectrales	41
Figura 16. Herramienta Sen2Cor	43
Figura 17. Herramienta Specify Product Subset	43
Figura 18. Imagen corregida.	44
Figura 19. Cálculo de índices en el software SNAP	45
Figura 20. Extracto tabla de bandas e índices simulados.....	46
Figura 21. Extracto de matriz multivariable	48
Figura 22. Obtención del modelo predictivo en el software R	49
Figura 23. Comparación de valores medidos y predichos en el software R	50
Figura 24. Análisis en “Geostatistical Wizard”	51
Figura 25. Modelo con Kriging para la zona de estudio	51
Figura 26. Caracterización de pH.....	54
Figura 27. Caracterización de MO	55
Figura 28. Caracterización de N.....	55
Figura 29. Caracterización de P	56
Figura 30. Caracterización de K.....	56
Figura 31. Representación gráfica de la prueba de Tukey para MO.....	58
Figura 32. Representación gráfica de la prueba de Tukey para N	59
Figura 33. Representación gráfica de la prueba de Tukey para P	60
Figura 34. Promedio de firmas espectrales por zona obtenidas en comparación con la firma característica del suelo.....	61
Figura 35. Índice BSI del software SNAP	63
Figura 36. Índice CI del software SNAP	64
Figura 37. Representación gráfica de la prueba de Tukey 5% para BSI.....	66
Figura 38. Representación gráfica de la prueba de Tukey 5% para CI.....	67
Figura 39. Mapa comparativo del índice BSI con imagen y firmas espectrales	68
Figura 40. Mapa comparativo del índice CI con imagen y firmas espectrales	69
Figura 41. Loadings o cargas por componente	70

Figura 42. R^2 de los modelos	71
Figura 43. RMSEP de los modelos	71
Figura 44. Relación entre valores predichos y medidos	72
Figura 45. Histogramas de residuales de los modelos	75
Figura 46. Coeficientes de regresión de MO	75
Figura 47. Coeficientes de regresión de N	76
Figura 48. Variabilidad de Materia Orgánica	77
Figura 49. Variabilidad de Nitrógeno	78

RESUMEN

Este estudio tiene por objetivo evaluar el potencial de la espectroscopia de reflectancia en contraste con métodos convencionales de laboratorio en suelos agrícolas de la parroquia de Lloa, para esto se formaron cinco zonas homogéneas que comparten geomorfología, pendiente y orden de suelo, sobre las cuales se ubicaron al azar 60 puntos de muestreo para analizar pH, materia orgánica (MO), nitrógeno (N), fósforo (P) y potasio (K), con ambas metodologías. Los análisis químicos fueron realizados en un laboratorio certificado, mientras que el análisis espectral fue desarrollado mediante regresión de mínimos cuadrados parciales (PLS) y técnicas geoespaciales. Una vez obtenidos los resultados, se caracterizó química y espectralmente las zonas homogéneas con la ayuda del análisis de varianzas (ANOVA) y la prueba de Tukey al 5% y posteriormente se aplicó la regresión PLS para generar modelos predictivos de las propiedades químicas y luego representarlas a través de kriging. En la caracterización se encontraron diferencias estadísticas entre todas zonas y en base al proceso predictivo se elaboraron modelos únicamente para MO y N, propiedades con un R^2 de 0,66 y 0,67 y con un RMS de 1,02 y 0,08 respectivamente, considerados valores apropiados para la predicción. Finalmente, se concluyó que la zonificación redujo la variabilidad del suelo al intentar homogenizar el comportamiento de las propiedades químicas y que el uso de la espectroscopia de reflectancia hace posible identificar y cuantificar MO y N de suelos agrícolas de Lloa, además permite tener una conveniente aproximación Geoestadística con un bajo número de muestras.

PALABRAS CLAVE:

- **ZONAS HOMOGÉNEAS**
- **ESPECTROSCOPIA DE REFLECTANCIA**
- **PROPIEDADES QUÍMICAS DEL SUELO**
- **ANÁLISIS DE LABORATORIO**
- **MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES (PLS)**

ABSTRACT

The objective of this study is to evaluate the potential of reflectance spectroscopy in contrast with laboratory methods in the soils of the Lloa parish, for this five homogeneous zones were formed that shared geomorphology, slope and order of soil, on the which were randomly located 60 sampling points to analyze pH, organic matter (OM), nitrogen (N), phosphorus (P) and potassium (K), with both methodologies. The chemical analyzes were carried out in a certified laboratory, while the spectral analysis was developed through the regression of least squares (PLS) and geospatial techniques. Once the results were obtained, the homogeneous zones were characterized chemically and spectrally with the help of the analysis of variances (ANOVA) and the Tukey test at 5% and subsequently the PLS regression was applied to generate predictive model of the chemical properties and then represent them through kriging. In the characterization, statistical differences were found between all zones and based on the predictive process models were developed only for MO and N, properties with an R^2 of 0.66 and 0.67 and with an RMS of 1.02 and 0.08 respectively, considered appropriate values for prediction. Finally, it was concluded that zonification reduced the soil variability when trying to homogenize the behavior of chemical properties and that the use of reflectance spectroscopy makes possible to identify and quantify MO and N of the agricultural soils in Lloa, it also allows to have a convenient Geostatistical approach with a low number of samples.

KEY WORDS:

- **HOMOGENEOUS ZONES**
- **REFLECTANCE SPECTROSCOPY**
- **CHEMICAL SOIL PROPERTIES**
- **LABORATORY ANALYSIS**
- **PARTIAL LEAST SQUARES (PLS)**

CAPÍTULO I

ASPECTOS GENERALES

La espectroscopia de reflectancia se presenta como una técnica de uso potencial aplicable a suelos agrícolas; por lo tanto, en el presente capítulo se exponen los aspectos generales de los cuales partirá este estudio enfocado a evaluar el uso de esta técnica en suelos agrícolas del Ecuador.

1.1 Antecedentes

El sector agrícola es uno de los principales motores productivos de la economía ecuatoriana, el cual depende de manera indiscutible del suelo; el mismo, ha sido gravemente afectado por el uso indiscriminado de químicos y la mecanización agrícola, procesos que provocan alteraciones en parámetros químicos como nitrógeno (N), fósforo (P), potasio (K), materia orgánica y pH, factores estrechamente ligados a la fertilidad del suelo (XI Congreso Ecuatoriano de la Ciencia del Suelo, 2008). Debido a que las características químicas del suelo no son estáticas ni uniformes en el espacio y en el tiempo, se requiere de un elevado número de muestras para su análisis (Plant, 2001). Dicho análisis se realiza generalmente mediante técnicas de laboratorio complejas, costosas, lentas y que requieren de una alta inversión económica (Viscarra & McBratney, 1998). Aunque, poco a poco estas técnicas de laboratorio se han ido innovando con el uso de nuevas tecnologías como la espectroscopia de reflectancia (Camacho, 2013).

La espectroscopia de reflectancia es la medición de la longitud de onda e intensidad de la absorción de luz, que tiene un objeto (Valenciaga & Salib, 2006). Según Givens & Deaville (1999), esta técnica analiza el fenómeno que ocurre cuando la luz incide sobre el objeto, una parte de los fotones es transmitida a través de la misma, siendo el resto absorbido. Es así que a través de este método se logra el registro y análisis del comportamiento espectral para determinar diferentes características químicas del suelo permitiendo caracterizar y evaluar su estado en tiempo real e inferir en posibles carencias nutricionales (Antoni & Almorox, 2009). La espectroscopia del suelo es rápida, eficaz, no destructiva y en ocasiones más precisa que los análisis de laboratorio, fortalecida con el uso de otras técnicas como la estadística multivariada y la geoestadística (Tittonell, Shepherd, Vanlauwe, & Giller, 2008).

A nivel global se han realizado estudios de aplicabilidad de espectroscopia de reflectancia en la estimación de diferentes características químicas de suelos agrícolas combinados con modelos matemáticos y estadísticos para generar predicciones (Quinteros, 2012). Según Camacho (2013) el uso potencial de la espectroscopia de reflectancia en la agricultura y específicamente en el estudio de las propiedades del suelo, ha sido empleado por varios autores, mediante el uso de espectros en las regiones VIS, NIR, MIR. Existen importantes estudios utilizando espectroscopia de reflectancia, como el de Bonett (2013), en el cual, se logró identificar las clases y propiedades de suelos agrícolas en el valle, la cordillera y la altillanura de Colombia, de igual manera el estudio realizado por Camacho (2013) determinó las propiedades físicas y químicas de un Typic Hapludox usando espectroscopia de reflectancia difusa NIR. Por otra parte, Qiao & Zhang (2012), especificó que el uso de la espectroscopia de reflectancia NIR es un método factible para predecir el contenido de materia orgánica del suelo en China; otro estudio relevante es el de He, Huang, García, Hernández, & Songa (2007), en el cual se utilizó la espectroscopia infrarroja cercana para predecir los macronutrientes del suelo, concluyendo que esta técnica tiene un buen potencial para la evaluación del nitrógeno, materia orgánica y pH.

En el Ecuador, la aplicación de técnicas de teledetección ha tenido gran acogida en los últimos años, especialmente dirigidas a la identificación de coberturas, generación de geoinformación y cartografía, además en planificación y ordenamiento territorial en zonas tanto urbanas como rurales. Con respecto al uso de la espectroscopia de reflectancia en el país, se han realizado estudios en diversas áreas de la ciencia, como la investigación realizada por Montesdeoca (2018) en la cual detalló la metodología para monitorear el proceso de biorremediación de suelos contaminados con Fueloil 6, usando espectrometría de reflectancia difusa en el UV-VIS. Por otra parte, Quinteros (2012), determinó que la espectroscopia de reflectancia es una opción rápida y económica en comparación con el análisis de laboratorio, para la caracterización de suelo de diferentes coberturas vegetales en el Parque Nacional Cajas (PNC).

Por lo tanto, el uso de la espectroscopia de reflectancia aplicada al estudio de suelo contribuye a la investigación como una técnica de evaluación y manejo de la calidad del suelo, además de constituirse como una alternativa adecuada para análisis en suelos agrícolas (Bonett, 2013). En este contexto, ya que la parroquia de Lloa cuenta con una gran extensión de territorio sumamente fértil y productivo destinado a una constante actividad agrícola; se lo considera una

zona de relevancia para la aplicación de esta técnica además de sentar una base para generar metodologías con el uso de la espectroscopia de reflectancia para la determinación de características de suelos agrícolas en el Ecuador (GAD Lloa, 2015).

1.2 Estudios relacionados

Diversas investigaciones se han desarrollado en relación a la espectroscopia de reflectancia aplicada al estudio de suelos, algunas de ellas se muestran en la Tabla 1, pues complementan y respaldan la presente investigación; una de ellas se realizó en el Ecuador como tesis de pregrado y el resto a nivel internacional.

Tabla 1.

Proyectos relacionados a nivel nacional e internacional

Tema	Autor	Institución/Año
Uso de la espectroscopia de reflectancia difusa (MIR) para la determinación de las propiedades químicas en suelos agrícolas de Colombia.	Bonett, Johana	Universidad Nacional de Colombia, 2013
Estimation of Organic Matter Content in Coastal Soil Using Reflectance Spectroscopy.	Guanghui, Zheng; Ryui, Dongryeol; Caixia, Jiao; Changqiao, Hong	Nanjing University of Information Science & Technology, 2015
Near-infrared spectroscopy technology for Soil nutrients detection based on LS-SVM.	Qiao, Yandan; Zhang, Shujuan	Shanxi Agricultural University, 2012
Efectos del fuego y su comportamiento espectral: Estudio sobre el potencial de la radiometría para estimar la severidad del fuego sobre las propiedades de los suelos.	Arroyo, L.; Hinojosa, M.	Universidad Politécnica de Madrid; Universidad de Jaén, 2012
Comparación físico-química de suelos en distintas coberturas vegetales del PNC mediante métodos tradicionales y por espectroscopia infrarroja.	Quinteros, Pablo	Universidad del Azuay, 2012

1.3 Planteamiento del problema

El proceso de caracterización de las propiedades químicas del suelo, consiste en la toma de muestras en campo y el posterior análisis en laboratorios, lo cual constituye un método tradicional que demanda tiempo y recursos, muchas veces excesivos, aparte de ser destructivo y espacialmente limitado (Guanghui, Dongryeol, Caixia, & Changqiao, 2016).

Considerando una inversión excesiva de recursos, tiempo y las limitaciones que presenta este método tradicional, se propone aplicar una técnica alternativa para el análisis químico del suelo, que sea más eficaz y económica, como lo es la espectroscopia de reflectancia que según Bonett (2013), ha mostrado ser una técnica rápida, de bajo costo, no contaminante, no destructiva y reproducible.

1.4 Justificación e importancia

El sector agrícola es un eje fundamental sobre el que se desenvuelve el Ecuador, tanto en el ámbito económico como en el alimenticio. El reporte de productividad agrícola señala que este sector aporta un promedio de 8.5% al PIB (UTN, 2017). Relacionando esto, la parroquia de Lloa se caracteriza por poseer suelos ricos en humus y calcio, lo que permite que la ganadería y agricultura sean fuentes económicas fundamentales (GAD Lloa, 2015). Por lo cual, es necesario realizar evaluaciones de la capacidad del suelo para la producción agrícola, en este contexto, según Ulloa, Abreu & Paz (2001), el análisis químico del suelo, posibilita el conocimiento de la disponibilidad de nutrientes previo a la implantación de un determinado cultivo, es decir, el diagnóstico acerca del estado actual de la fertilidad.

La importancia de este estudio radica en el uso de la espectroscopia de reflectancia como técnica alternativa para la determinación de características químicas en suelos agrícolas. El uso de esta técnica, en los estudios de suelo, permite una optimización de procesos y recursos, debido a su versatilidad al usar información espectral que se puede correlacionar con la mayoría de las composiciones de la cobertura terrestre (Cozzolino & Morón, 2006).

Se pretende con esta metodología, analizar la correlación de los datos radiométricos con algunas propiedades químicas del suelo relacionadas a la fertilidad, con la finalidad de abaratar costos de muestreo y la obtención de datos con tecnologías más eficaces y amigables con el ambiente.

1.5 Descripción del área de estudio

El área de estudio se encuentra en la provincia de Pichincha, en el cantón Quito, en la parroquia de Lloa la cual es una de las más extensas del cantón. Debido a que su altura oscila entre 1.800 msnm y 4.675 msnm presenta condiciones geográficas diversas como diferentes pisos climáticos y variados paisajes. La superficie natural de la parroquia se caracteriza por ser

empinada con algunas formas como colinas, declives y laderas. Debido a la diversidad de microclimas el suelo de la parroquia es sumamente fértil y productivo (GAD Lloa, 2015).

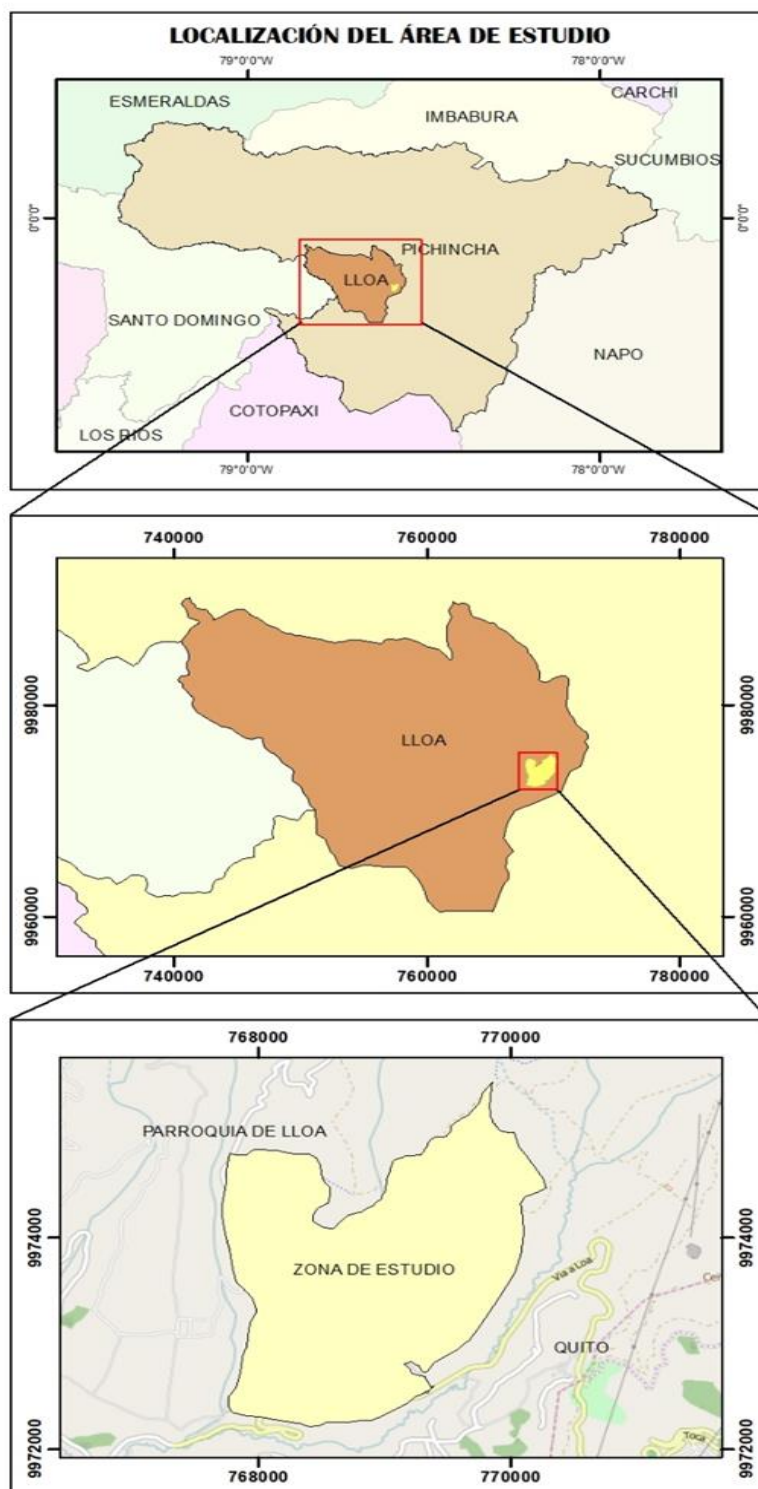


Figura 1. Localización geográfica del área de estudio

1.6 Objetivos

1.6.1 Objetivo General

Analizar las propiedades químicas de suelos agrícolas mediante espectroscopia de reflectancia y los métodos convencionales de laboratorio, con el fin de comparar ambas metodologías y obtener información detallada de los suelos agrícolas de la parroquia de Lloa.

1.6.2 Objetivos Específicos

- Determinar las propiedades químicas del suelo, mediante la toma de muestras y análisis en laboratorio para caracterizar los suelos de la zona.
- Obtener las firmas espectrales de las muestras de suelo, por medio de un espectro radiómetro, para determinar su comportamiento espectral.
- Validar la información espectral en una imagen satelital a través del cálculo de índices de suelo para identificar así áreas con similares respuestas espectrales.
- Generar un modelo de estimación para al menos una propiedad química en función de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS), con el fin de evaluar la capacidad de la espectroscopia de reflectancia en la determinación de propiedades químicas del suelo.
- Representar los datos predichos a partir de los modelos obtenidos de PLS mediante técnicas geoestadísticas para obtener y visualizar información de la zona de estudio.

1.7 Metas del proyecto

- Una tabla de las muestras de suelo georreferenciadas.
- Un reporte de laboratorio de la caracterización química de los suelos.
- Una base de datos digital de firmas espectrales de las muestras de suelo.
- Un informe y un manual de la determinación del modelo de predicción PLS.
- Un mapa del modelo de predicción estadístico obtenido para cada variable.
- Un mapa comparativo de los índices calculados a partir de la imagen satelital y de datos radiométricos obtenidos.
- Una base de datos digital de las propiedades químicas estimadas a partir de PLS.

CAPITULO II

MARCO TEÓRICO

El marco teórico propuesto en este capítulo, permite conocer las bases y fundamentos necesarios para el entendimiento y desarrollo de este estudio. El marco teórico se estructura en tres partes: la primera, conceptos ligados a la teledetección; la segunda, a definiciones referidas al recurso suelo y la tercera, al análisis estadístico necesario para la interpretación y validación de la información.

2.1 Teledetección

El término teledetección o remote sensing en inglés se refiere a una técnica que permite la captura, procesamiento y análisis de información de un objeto, fenómeno o superficie sin estar en contacto directo con el mismo, este proceso se realiza a través de sensores acoplados a una plataforma aérea o espacial (Chuvieco, 2008). La obtención de información a distancia requiere una interacción entre el sensor y el objeto a estudiar, a este flujo de información se lo conoce como radiación electromagnética (Vivancos, Llastarri, Grau, & Vivancos, 2006).

Según Sarría & Palazón (2008) el flujo de radiación en función a su origen puede comportarse de tres formas diferentes; **reflejarse** (radiación del sol que impacta sobre el objeto y es reflejada), **emitirse** (radiación que parte del objeto de acuerdo a sus características) y **emitirse-reflejarse** (radiación propia de sensor emitida hacia el objeto y reflejada por el mismo), como se muestra en la figura 2.

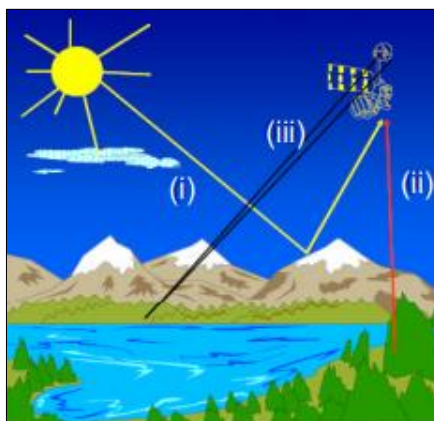


Figura 2. Flujo de radiación en función a su origen
Fuente: (Sarría & Palazón, 2008)

Un sensor es un aparato que puede captar información a distancia, frecuentemente se encuentra adaptado a una plataforma. La información que se obtiene se encuentra en diferentes regiones del espectro electromagnético. Los sensores de acuerdo al origen de la radiación pueden ser activos (generan su propia radiación y la reciben de los objetos observados) y los pasivos (únicamente reciben radiación emitida o reflejada) (Palazón, 2004).

Dentro del estudio de la teledetección existen términos y unidades que ayudan a la comprensión de varios fenómenos que se explicaran a continuación, según varios autores como Chuvieco (2008) y Sarría & Palazón (2008) los principales son:

- Emitancia (M). es la energía total radiada desde una unidad de área en todas las direcciones por unidad de tiempo. Se mide en ($J \cdot s^{-1} \cdot m^{-2}$)
- Irradiancia (E). se refiere a energía radiada sobre una unidad de área por una unidad de tiempo. Se mide en ($J \cdot s^{-1} \cdot m^{-2}$)
- Radiancia (L) es el flujo de energía que es radiado en una dirección específica desde una unidad de área siguiendo un ángulo sólido en particular, se define como también como la energía que capta el sensor.
- Reflectancia (ρ) denominado albedo, es la relación entre la energía incidente y reflejada por una superficie.
- Absorbancia (α) relación entre el flujo de energía que incide y el que absorbe la superficie.
- Transmitancia (τ) es la relación entre el flujo de energía que incide y aquel que es transmitido por una superficie.

2.2 Espectro electromagnético

El espectro electromagnético es el conjunto de frecuencias existentes agrupadas en bandas o regiones, en las cuales la radiación electromagnética se comporta de manera similar (Chuvieco, 2008). Mediante el desarrollo de técnicas actuales se ha podido determinar que la longitud de onda más pequeña posible corresponde a la longitud de Planck ($\lambda_p \approx 1,616252 \cdot 10^{-35}$ m) y la más grande es del tamaño del universo (Luque J. , 2017). A través de los años y la profundización en el estudio del espectro se determinó que el límite inferior es 0 debido a que no existen frecuencias negativas y el límite superior es el infinito positivo (Ramirez S. , 2015).

La división del espectro electromagnético no es exacta ya que las ondas electromagnéticas no tienen un comportamiento uniforme, debido a que no tienen la misma procedencia (natural o artificial) o no reaccionan de igual manera con la materia (Luque J. , 2017). Generalmente el espectro se divide en 7 regiones como se muestra en la figura 3. Las longitudes de onda más cortas son a partir de los rayos cósmicos y las longitudes más grandes corresponden a las de Radio en adelante.



Figura 3. El espectro electromagnético

Fuente: (Ramirez S. , 2015)

Existen varios estudios destinados al análisis de cada una de las regiones del espectro relacionadas con diferentes campos de la ciencia y generalmente la división del espectro es la expuesta en la Tabla 2:

Tabla 2.

División del espectro electromagnético

	Denominación	Longitud de onda
Radiación indirectamente ionizante	Rayos Gamma	< 10pm
	Rayos X	10 pm – 10 nm
Luz ultravioleta	Ultravioleta extremo	10 - 280 nm
	Ultravioleta medio	280 – 315nm
	Ultravioleta cercano	315- 400 nm
Luz visible	Luz visible	0,4 – 0,7 μ m
Luz infrarroja	Infrarrojo Cercano	0,7 μ m – 1,3 μ m
	Infrarrojo medio	1,3 μ m – 8 μ m
	Infrarrojo Lejano	8 μ m – 14 μ m
Microondas	Microondas	14 μ m – 30 cm
Radio	Ultra alta frecuencia de radio (UHF)	30 cm – 1 cm
	Muy alta frecuencia de radio (VHF)	1 cm – 10 m
	Radio de onda corta	10 m – 180 m
	Radio de onda media (AM)	180 m – 650 m
	Radio de onda larga	650 m – 1 km
	Radio de onda muy larga	>10 km

Fuente: (Ordiales, 2007)

A continuación, se presenta una ampliación en el estudio de las regiones; visible e infrarrojo las cuales fueron utilizadas para el desarrollo del presente estudio.

2.2.1 Luz o radiación visible (VIS)

Es la única región del espectro electromagnético que puede percibir el ojo humano, se encuentra entre la luz ultravioleta y luz infrarroja, comprende una longitud de onda desde 400 nm a 700 nm y dentro de esta región se pueden identificar tres bandas elementales que corresponden a los colores azul (0,4 a 0,5 μm), rojo (0,6 a 0,7 μm) y verde (0,5 a 0,6 μm) (Núñez, 2013). También puede definirse como la radiación que el sol y otras fuentes de energía (natural o artificial) emiten, la misma que es absorbida y reflejada por las moléculas y átomos de materia por lo cual se perciben los colores de los objetos (Luque J. , 2017).

2.2.2 Luz o radiación infrarroja (IR)

La radiación infrarroja es un tipo de radiación electromagnética percibida desde 0,7 μm hasta 1mm, comprendida entre la luz visible y las microondas. Es llamada también radiación térmica ya que es emitida por cualquier cuerpo que tenga una temperatura superior al cero absoluto 0°K (-273°C), se asocia al calor por la modificación en la temperatura de los cuerpos. (Sendra & Martinez, 2008)

Existen tres diferentes bandas dentro de la región infrarroja que se clasifican de acuerdo a su longitud de onda; Infrarrojo cercano (NIR), infrarrojo medio (MIR) e infrarrojo lejano (SWIR), su división depende de cada autor (ver tabla 2) (Arcenegui, Guerrero, Mataix-Solera, Zornoza, & Mataix-Beneyto, 2007).

2.3 Espectroscopia

La espectroscopia es una técnica utilizada para el estudio, análisis e interpretación del espectro mediante el registro de la cantidad de energía que absorbe y refleja un objeto en función a la longitud de onda (García, 2013). Es una herramienta que permite realizar análisis cuantitativos y cualitativos, los cuales describen y explican la composición de cualquier objeto y evalúan su estado en tiempo real (Antoni & Almorox, 2009; González & Montaña, 2015).

La espectroscopia se fundamenta en la incidencia de la luz sobre un objeto, donde, una parte es transmitida a través de la misma y otra es absorbida. La absorción de esta energía se produce en función de los compuestos presentes en el objeto y a su vez provoca que los enlaces entre C-H, O-H y N-H (elementos principales de la estructura de cualquier compuesto orgánico) vibren de distintas formas permitiendo el registro del comportamiento espectral (Givens & Deaville, 1999). El espectroradiómetro es el instrumento diseñado para medir la variación de radiación en un objeto y presenta el resultado en función de la longitud de onda, este resultado se denomina firma espectral o respuesta espectral (García, 2013).

El interés entre los investigadores en el empleo de la espectroscopia de reflectancia en la ciencia del suelo ha aumentado en las últimas dos décadas, debido a las ventajas que existen en el uso de esta técnica (Wetterlind, Stenberg, & Viscarra, 2013). No es una técnica destructiva, requiere un mínimo de preparación de muestras y no involucra sustancias químicas peligrosas, las mediciones toman poco tiempo y varias propiedades del suelo se pueden estimar a partir de un solo escaneo (Mohamed, Saleh, Belal, & Gad, 2018).

2.4 Firmas espectrales

La firma espectral es la variación entre la radiación incidente y reflejada (reflectancia) en función a la longitud de onda (Instituto de hidráulica ambiental, 2016). Generalmente se la representa con un gráfico bidimensional ubicando en el eje Y el porcentaje de reflectancia y en el eje X la longitud de onda (λ) (ver figura 4). Debido a los fenómenos de reflexión, absorción o transmisión, cada tipo de material interactúa de manera diferente con la energía electromagnética generando una respuesta espectral particular y única (Hernández, 2011).

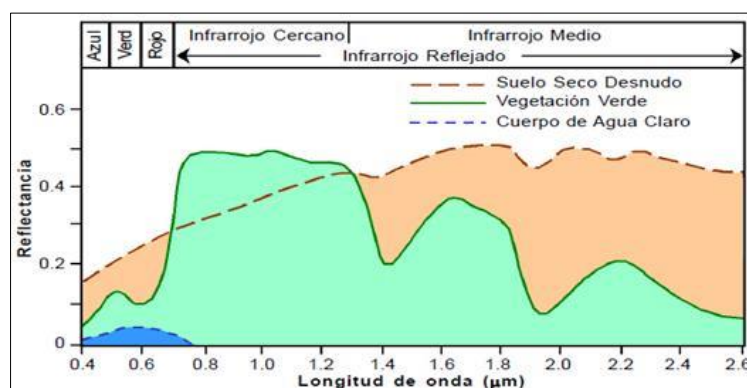


Figura 4. Firmas espectrales de diferentes coberturas

Fuente: (Memenza, 2016)

El comportamiento espectral de un objeto depende de varios factores como: la variabilidad temporal de su firma espectral; las condiciones climáticas; las características propias del objeto, entre otras (Instituto de hidráulica ambiental, 2016).

2.4.1 Firma espectral característica del suelo

El suelo constituye un sistema complejo de analizar ya que posee materiales orgánicos e inorgánicos que tienen propiedades físicas y químicas que pueden afectar a la absorción y reflectancia del mismo (Machuca, 2015). Por lo tanto, su respuesta espectral es difícil de interpretar debido a que depende de varios factores que modifican su reflectancia como; sus características físicas, su composición química y su génesis (Cetina, 2017).

Las características físicas que modifican la reflectancia de los suelos son: humedad, color, textura y estructura, disposición vertical y horizontal, así como los ángulos de iluminación y observación de éstos (Hernández, 2011). Con respecto a la composición química del suelo uno de los factores de mayor importancia es el contenido de materia orgánica, ya que tiene una estrecha relación con la reflectividad mientras más humus tenga un suelo más oscuro se presenta y por lo tanto tiene menor reflectividad (Sarría & Palazón, 2008). El contenido de sal también es un factor que modifica la reflectancia de los suelos, debido a que las sales cuando se encuentran en la superficie se presentan de manera más brillante en las imágenes y con una alta reflectividad (Girón, 2009). Según Qiao & Zhang (2012) las propiedades químicas que presentan una alta correlación con la respuesta espectral del suelo son el pH y nitrógeno. Cabe resaltar que para el análisis de la composición química del suelo se debe recurrir al uso de espectros en las regiones VIS, NIR, MIR ya que existen propiedades que se presentan de manera más clara y precisa en bandas específicas (Camacho, 2013).

Desde el punto de vista del génesis del suelo se toman en cuenta el comportamiento espectral de los minerales debido a que se encuentran relacionados con su color, los minerales blancos poseen una alta reflectividad mientras que los minerales más oscuros una baja reflectividad, por ejemplo la mica biotita posee una baja reflectancia ya que absorbe la mayor parte de la energía (Hernández, 2011). El análisis del comportamiento espectral de los minerales es relevante ya que la composición química de algunos de ellos ofrecen información

sobre el material parental y por lo tanto sobre el aporte nutricional que el mineral puede brindar al suelo (Ramirez E. , 2012).

Las regiones del espectro que permiten identificar de manera rápida propiedades como Ca, Mg, K, Al, CIC,N,C, limo, arena, materia orgánica, arcilla, mineralogía, entre otras son el VIS, NIR y MIR (Camacho, 2013) (ver figura 5).

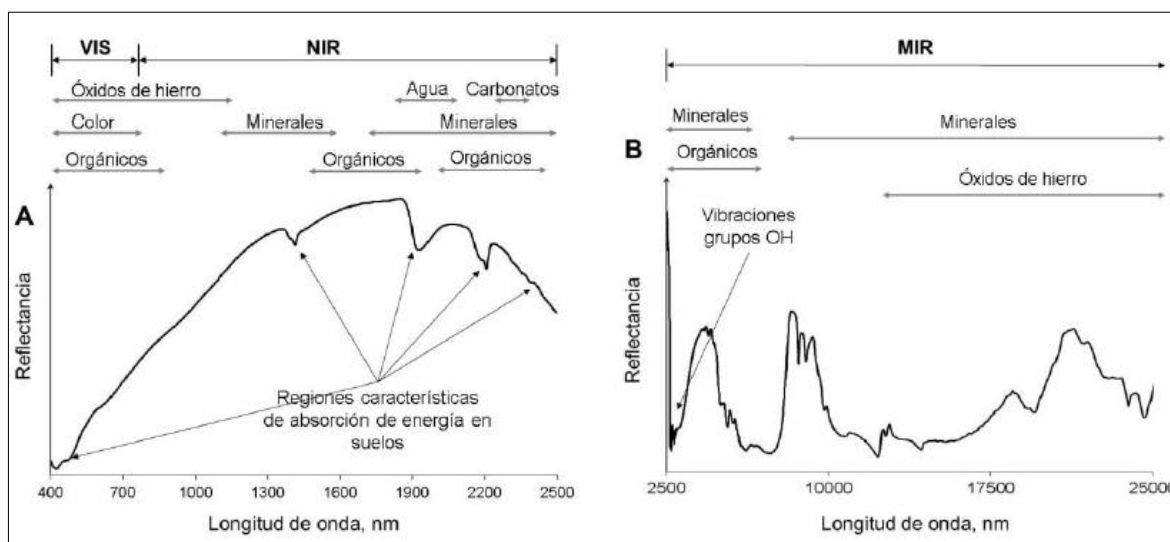


Figura 5. Curva espectral de un Oxisol en la región VIS-NIR-MIR

Fuente: (Camacho, 2013)

Según Viscarra & Chen (2011) el carbono del suelo y los óxidos de hierro principalmente provenientes de minerales como la hematita y geotita presentan absorción de energía en las regiones del visible e infrarrojo mientras que en el NIR se puede identificar los contenidos de agua, minerales de arcilla, carbonatos y materia orgánica y en el MIR de puede determinar el comportamiento de minerales relacionados con grupos OH y algunos elementos como azufre y fosforo (McDowell, Bruland, Deenik, Grunwald, & Knox, 2012).

2.5 Imágenes satelitales

Son una representación gráfica de la información capturada mediante un sensor adaptado a una plataforma o satélite artificial (INEGI, 2014). Esta información corresponde a la radiación reflejada o emitida por la superficie terrestre, la misma que es enviada desde el satélite a una estación de recepción terrestre donde se procesa y se convierte en imágenes (León Y. , 2012). El satélite transforma la radiación electromagnética en números enteros denominados niveles digitales, a partir de los cuales la estación de recepción puede volver a

obtener la radiación a través de una transformación lineal sencilla (Hernández, 2011). La información es registrada por el sensor en distintos canales o bandas espectrales (León Y. , 2012).

Es así que una imagen satelital es un arreglo o matriz de datos estructurados en una malla bidimensional formada por celdas cuadradas o rectangulares llamados píxeles, a los cuales se les asigna un valor digital o nivel digital que corresponde a la radiación capturada (Sarría & Palazón, 2008).

Existe una diversa gama de satélites disponibles para teledetección aplicable en diferentes campos como: recursos naturales, Landsat, SPOT y Sentinel; meteorología, GOES, NOAA, Seawifs y MODIS y ordenamiento territorial con imágenes de alta resolución, Ikonos, Quickbird, Geoeye y WorldView (INEGI, 2010). Esta investigación utiliza imágenes del satélite Sentinel, que generalmente son empleadas en estudios de agricultura y recursos naturales.

2.6 Misión Sentinel

Según la ESA (2015) (Agencia Espacial Europea) la misión Sentinel se desarrolló como parte del programa Copérnico con el objetivo de brindar una cobertura total y sistemática de la superficie terrestre, incluidas las principales islas del mundo con la característica principal de proporcionar productos libres de nubes, con una periodicidad más corta y con mayor definición.

Las nuevas misiones Sentinel portan tecnologías más avanzadas como instrumentos radar o multiespectrales que permitirán monitorizar cualquier cambio en el terreno, en los océanos o en la atmósfera (ESA, 2015).

2.6.1 Sentinel 2

Sentinel 2 provee imágenes multiespectrales de alta resolución en órbita polar que proporcionan diversa información sobre la superficie terrestre como imágenes de vegetación, cubierta del suelo y del agua, vías navegables y las zonas costeras (ESA, 2015). La información proporcionada por la misión tiene varias aplicaciones en distintos campos como para el sector agrario, para la cartografía de la superficie terrestre y para temas de seguridad fronteriza en selva. Además, sirve como una herramienta práctica para la identificación de

contaminación en lagos y aguas costeras. Las imágenes contribuyen a gestionar emergencias naturales relacionadas a inundaciones, erupciones volcánicas, deslizamientos y ayudan en las tareas de ayuda humanitaria (Geodim, 2016). Esta misión se encuentra dividida en dos Sentinel 2A que se lanzó el 23 de junio del 2015 y Sentinel 2B el 7 de marzo del 2017 (ESA, 2015)

Sentinel 2A tiene una cámara multispectral de alta resolución con 13 bandas espectrales (ver tabla 3), utiliza un sistema de barrido de larga trayectoria (push-broom) para obtener una imagen de 290 kilómetros de ancho, además su cámara cuenta dos planos focales, uno que capta información en las bandas del visible (VIS) y del infrarrojo próximo (NIR) y el otro en el infrarrojo medio (MIR) (Geodim, 2016)

Sentinel 2B captura imágenes en 13 bandas espectrales cubriendo una superficie de 290 kilómetros de ancho y al igual que Sentinel 2A tiene una resolución espacial de 10, 20 y 60 metros respectivamente para cada banda (ver tabla 3). Está situado en una órbita polar heliosincrónica de 786 kilómetros de altura, su vida útil aproximada es de siete años y tres meses pero posee combustible para permanecer en el espacio doce años, además tiene incorporado un sensor MSI (Multi Spectral Instrument) y tres espejos con apertura equivalente de 150 mm (Marín, 2017).

Tabla 3.
Bandas del sensor Sentinel 2A y 2B

MISION SENTINEL		SENTINEL 2A	SENTINEL 2B
Sensor	Tamaño del pixel (m)	Centro de banda (nm)	Centro de banda (nm)
Banda 2 - Blue	10	496,6	492,1
Banda 3 - Green	10	560	559
Banda 4 - Red	10	664,5	665
Banda 8 – NIR	10	835,1	833
Banda 5 – Vegetación Red Edge	20	703,9	703,8
Banda 6 – Vegetación Red Edge	20	740,2	739,1
Banda 7 – Vegetación Red Edge	20	783,5	779,7
Banda 8A – Vegetación Red Edge	20	864,8	864
Banda 11 – SWIR	20	1613,7	1610,4
Banda 12 – SWIR	20	2202,4	2185,7
Banda 1 – Coastal aerosol	60	443,9	442,3
Banda 9 – Water vapor	60	945	943,2
Banda 10 – SWIR	60	1373,5	1376,9

Fuente: (ESA, 2015)

2.7 Resoluciones

Según Chuvieco (2008) define a la resolución de una imagen satelital como la capacidad de un sensor para capturar la información a detalle, permitiendo su clara discriminación.

La radiación emitida o reflejada de la superficie terrestre se comporta de manera continua en cuatro dimensiones (espacio, tiempo, longitud de onda y radiancia) (Sarría & Palazón, 2008). Por lo tanto, un sensor debe tener la capacidad para discriminar la información en función de estas cuatro dimensiones. De acuerdo a esto se ha determinado cuatro tipos de resoluciones:

- La resolución espacial está en función al tamaño mínimo que se puede identificar en una imagen con respecto al terreno real, se utiliza el pixel como referencia, tomando en cuenta que no es una medida definida ya que puede ir desde centímetros hasta kilómetros (INEGI, 2014) (ver figura 6).

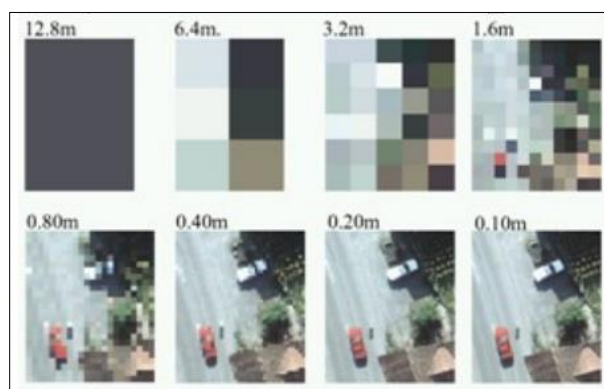


Figura 6. Resolución espacial

Fuente: (Medina, 2011)

- La resolución espectral es el ancho y al número de bandas espectrales registradas por un sensor, existen sensores que registran algunas bandas del espectro electromagnético y se denominan multiespectrales y otros sensores que registran cientos de bandas estos se denominan hiperespectrales (Rodríguez & Arredondo, 2005) (ver figura 7).

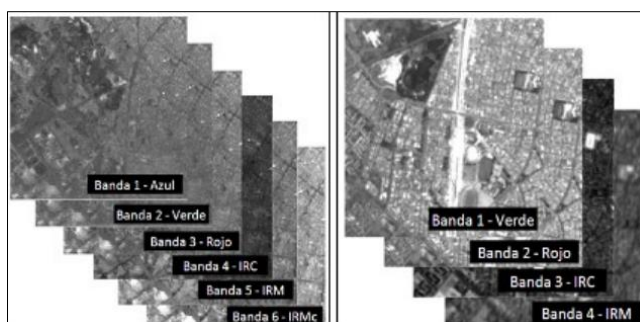


Figura 7. Resolución espectral

Fuente: (Medina, 2011)

- La resolución temporal se refiere a la periodicidad con la que un sensor captura información de un punto determinado, es dependiente de la órbita sobre la que se encuentra dicho sensor (León Y. , 2012).
- La resolución radiométrica corresponde al número de intervalos de intensidad que puede captar el sensor, o el número máximo de niveles digitales que se puede identificar en una imagen (Hernández, 2011) (ver figura 8).

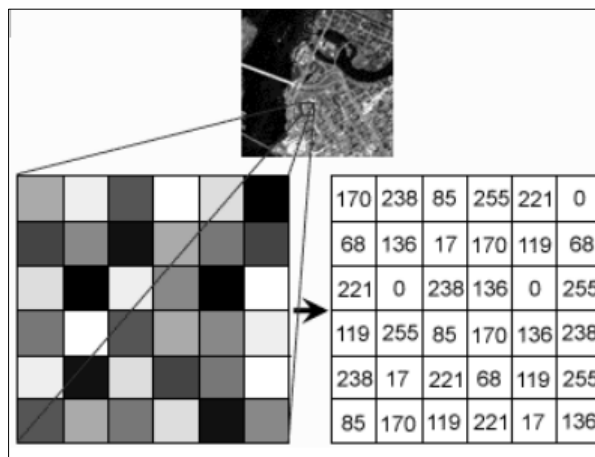


Figura 8. Resolución radiométrica

Fuente: (Medina, 2011)

2.8 Correcciones de las imágenes

Debido a que la obtención de imágenes satelitales se realiza de forma indirecta, y generalmente los satélites o plataformas se encuentran a miles de kilómetros de la superficie terrestre, se presentan varios errores que pueden modificar o distorsionar las imágenes estos errores pueden deberse a fallos técnicos de los sensores, alteraciones de la imagen por el movimiento del satélite, interferencia por las condiciones atmosféricas, entre otros (Basterra, 2011). Por lo cual se debe realizar un procesamiento a las imágenes a través de un conjunto de métodos numéricos para corregir estos errores producidos en el proceso de captura de la información digital.

2.8.1 Corrección geométrica

La corrección geométrica permite obtener productos con fines cartográficos a partir de una imagen satelital, lo cual se logra a través de la rectificación de diferentes distorsiones que se producen en el momento de la captura de la imagen (Pinilla, 2006). Las principales

fuentes de error son el cabeceo (pitch), alabeo (roll), giro lateral (yaw), también existen distorsiones provocadas por la trayectoria, altura y velocidad de la plataforma además este tipo de corrección toma en cuenta los efectos del relieve y la esfericidad terrestre (Rejas, 2008).

2.8.2 Corrección radiométrica

La corrección radiométrica corrige los valores o niveles digitales (ND) erróneos capturados por sensor en la fase de registro de información. Esta corrección aplica varios modelos matemáticos que relacionan el valor capturado ND con los valores reales sobre el terreno (Arozarena, 2010). También se encarga de restaurar líneas de píxeles perdidos o bandeado en la imagen (Mariot, 2016).

2.8.3 Corrección atmosférica

Este tipo de corrección está diseñada para evaluar y eliminar las distorsiones que la atmósfera produce, en especial los fenómenos de absorción y distorsión debido a los gases y aerosoles presentes en la atmósfera (Muñoz, Sobrino, & Sòria, 2011).

Cuando se pretende obtener cartografía en base a una imagen digital y realizar sobre ella mediciones de parámetros físicos, es preciso establecer la relación cuantitativa entre los ND de la imagen y los parámetros a estudiar, es decir, se necesita convertir los ND en valores de reflectancia para poder modelar dichos parámetros en función a su comportamiento espectral (Rejas, 2008).

2.8.4 Corrección topográfica

La corrección topográfica permite compensar la variación de la iluminación en el momento de captura de la información, dicha variación se produce por la diferencia en la altitud del terreno analizado (Barrera & García, 2015). Existen varios métodos para minimizar el efecto de la topografía en la radiancia global, se pueden dividir en dos grupos: métodos empíricos, que no necesitan de datos adicionales y métodos semi-empíricos requieren información como el ángulo de incidencia solar en cada punto y requieren de un modelo de elevaciones (MDE) para corregir la imagen (Riaño, Salas, & Chuvieco, 2000).

2.9 Índices Radiométricos

Son medidas cuantitativas, en base a los valores de los niveles digitales, que se calculan a partir de valores de reflectividad a diferentes longitudes de onda. Usualmente los índices radiométricos consisten en realizar operaciones aritméticas entre bandas, con el fin de resaltar las diferencias entre coberturas, y tratando de minimizar los efectos atmosféricos o del suelo (Díaz García-Cervigón, 2015; Pérez Graterol, 2018).

Los índices radiométricos son ampliamente utilizados con diversos fines; los índices de vegetación son los más numerosos y difundidos, pero existen también índices que evalúan las características del suelo y discriminan el contenido de humedad (Pérez Graterol, 2018).

A continuación, se describen algunos de ellos que son de gran relevancia para el presente estudio:

2.9.1 Índice de suelo desnudo (BSI)

El índice de suelo desnudo (Bare Soil Index, BSI) fue diseñado para identificar la diferencia en el comportamiento espectral entre áreas de suelo desnudo y áreas con escasa vegetación, además según Kapil & Pal (2018) también se ha empleado este índice en la discriminación de áreas urbanas y suelo desnudo. El BSI intenta minimizar la influencia de la humedad del suelo debido a lluvia o riego y normalizar las diferencias de iluminación en el suelo debido las condiciones del ángulo del sol al momento de la toma de la imagen (Bhunja, Shit, & Pourghasemi, 2017; Shabou, Mougenot, Chabaane, & Walter, 2015).

El índice de suelo desnudo se expresa de la siguiente forma (1):

$$BSI = \frac{[(SWIR + R) - (NIR + B)]}{[(SWIR + R) + (NIR + B)]} \quad (1)$$

Donde SWIR corresponde a la banda del infrarrojo lejano, R a la banda roja, NIR a la banda del infrarrojo cercano y B a la banda azul. (Chen, Liu, Zhang, Wang, & Pan, 2004)

Los valores bajos de BSI están asociados a suelos cubiertos con vegetación, agua, entre otras coberturas, mientras que los valores altos significan áreas correspondientes a suelo desnudo (Kumar, et al, 2016).

2.9.2 Índice de Coloración (CI)

El índice de coloración (Coloration index, CI) corresponde a la proporción normalizada de las bandas roja y verde. En este rango espectral las curvas de la reflectancia del suelo se ven afectadas principalmente por la absorción de óxidos de hierro como goetita y hematita, dos de los constituyentes más importantes para la coloración del suelo (Mathieu, Pouget, Cervelle, & Escadafal, 1998).

Según Ouerchefani, Dhaoud, Abdeljaoued, Delaitre, & Callot (2009), el CI fue desarrollado para diferenciar los suelos en el campo y se calcula de la siguiente manera (2):

$$CI = \frac{(R-G)}{(R+G)} \quad (2)$$

Valores bajos del CI han demostrado estar correlacionados con la presencia de una alta concentración de carbonatos o sulfatos y valores más altos están correlacionados con suelos y arenas en regiones áridas (Escadafal R. , 1989).

El desarrollo de la teledetección y las tecnologías digitales en los últimos años han permitido la gestión de recursos naturales, contribuyendo a varias ramas de la ciencia, en especial al estudio del suelo, el cual es objeto de investigación en este apartado, a través de varias técnicas y herramientas que facilitan el análisis de información obtenida de sensores; como imágenes satelitales que abarcan grandes extensiones e incluyen regiones más allá del rango visible del espectro electromagnético, índices radiométricos y la espectroscopia de reflectancia que permiten caracterizar, interpretar y entender el comportamiento del suelo en base a propiedades características del mismo.

2.10 El Suelo

El suelo es considerado una entidad natural dinámica, constituida por elementos sólidos, líquidos y gaseosos, y se caracteriza por la distribución desigual de materiales en sus capas u horizontes, resultado de las interacciones de energía y materia con el pasar del tiempo (Sposito, 1989; Schaetzl & Anderson, 2005). El suelo es el resultado de un cúmulo de procesos físicos, químicos y biológicos sobre la roca madre, conocidos como meteorización, este proceso tarda de cientos a miles de años, por tal razón, se considera al suelo como un recurso natural no renovable (FAO, 1996; Cotler, et al, 2007).

Las características y propiedades de los suelos son determinadas por: el clima, material parental, organismos, relieve y tiempo, conocidos como factores formadores; en consecuencia, los suelos no son uniformes, al contrario, estos muestran una gran variación en el paisaje (Jaramillo D. , 2002). La heterogeneidad de los suelos, asimismo puede verse afectada por el uso que se le da a la tierra; se sabe que los suelos agrícolas y la productividad de cultivos varían dentro del terreno, puesto que el rendimiento del cultivo establece una vasta y compleja combinación de factores, que pueden modificar la capacidad potencial y características del suelo (Bonett, 2013)

2.11 Edafología

Según Europe AID (2011), la Edafología es el estudio del suelo desde todos sus aspectos: “*morfología, composición, propiedades físicas, químicas y biológicas, formación, evolución, taxonomía, distribución, utilidad, recuperación y conservación*”, como medio donde se desarrollan todos los factores relacionados con los recursos naturales y la producción vegetal (Conti & Giuffré, 2011).

2.12 Propiedades Físicas del Suelo

Las propiedades físicas pueden ser analizadas sin modificar la composición del suelo y están relacionadas con los nutrientes, raíces, agua, aire y calor, determinando la condición física del suelo en características como: textura, color, profundidad, estructura, densidad, porosidad y temperatura; las cuales permiten determinar la capacidad de uso de los suelos (Rucks, García, Kaplán, León, & Hill, 2004).

2.13 Propiedades Químicas del Suelo

Las propiedades químicas resultan del proceso de formación y evolución del suelo y su conocimiento permite interpretar como sus reacciones afectan a la capacidad de almacenar y liberar nutrientes. Estas propiedades son importantes para la fertilidad y el crecimiento de la planta (Fassbender, 1975; Adams, 1995).

Estas propiedades se pueden observar o medir a partir de los cambios químicos que ocurren en el suelo, describiendo el comportamiento de los elementos, componentes y

sustancias que lo constituyen (López & Estrada, 2015); esencialmente el pH, capacidad de intercambio catiónico (CIC), conductividad eléctrica (CE), contenido de materia orgánica (MO) y elementos minerales que se clasifican en macro y micro nutrientes (Ulloa, et al, 2001).

2.13.1 pH

Indica el grado de acidez o alcalinidad de la solución del suelo, uno de los principales efectos del pH tiene relación con la nutrición vegetal pues este controla las actividades químicas y biológicas que ocurren en el suelo (Casanova, 2005).

El pH dentro de un rango específico permite que la mayoría de los nutrientes mantengan su máxima disponibilidad, debajo de dicho rango pueden existir problemas de deficiencia de macronutrientes y por encima del mismo rango la disponibilidad de micronutrientes decrece (ver figura 9) (Ramírez, 1997).

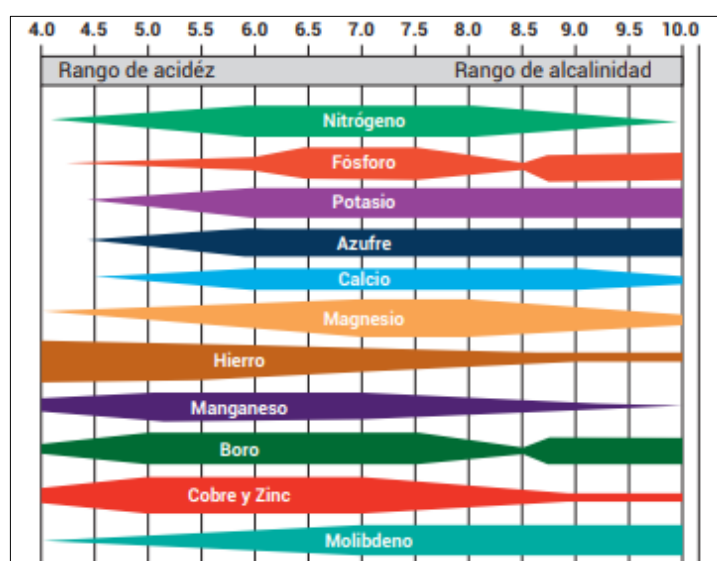


Figura 9. Disponibilidad de nutrientes según el pH del suelo
Fuente: (Castellanos J. , 2000)

2.13.2 Capacidad de Intercambio Catiónico (CIC)

La CIC es la capacidad del suelo de retener cationes y, por lo tanto, el potencial de un suelo para retener e intercambiar nutrientes. La mayor influencia sobre la CIC proviene de las arcillas y la materia orgánica (Lizcano, et al, 2017; Europe AID, 2011).

Según López y Estrada (2015) un valor adecuado de CIC se encuentra entre 15 y 25 meq/100g de suelo. Los suelos arenosos y/o con escasa materia orgánica suelen tener baja CIC.

2.13.3 Conductividad Eléctrica (CE)

Es un parámetro que permite determinar la concentración de sales solubles presentes en el suelo y se expresa en dS/m, también mide la capacidad de un material para conducir la corriente eléctrica (Castellanos J. , 2015) . Mientras más fácil se mueva la corriente a través de un material más alto será el valor de CE, es decir, a mayor CE, mayor es la concentración de sales (Barbaro, Karlanian, & Mata, 2015).

Según Machado (2009) la CE puede verse influenciada por diversos factores del suelo como la porosidad, concentración de electrólitos disueltos, textura, composición y cantidad de coloides, materia orgánica y contenido de agua.

2.13.4 Materia Orgánica (MO)

La MO está constituida principalmente por residuos de organismos vegetales y animales, en diferentes estados de descomposición. La descomposición de la MO del suelo se debe principalmente a la acción de los microorganismos, estos la transforman en dióxido de carbono y a los residuos más resistentes en humus (Pascual & Venegas, 2009).

La MO y el humus dan el color oscuro a los suelos, y tienen una influencia beneficiosa en muchas de sus propiedades, principalmente en la estructura, aireación y capacidad de retención de agua y nutrientes; así mismo, es fuente de energía y nutrientes para los microorganismos del suelo y lo protege de cambios bruscos de pH (Lizcano, et al, 2017). Según Pascual & Venegas (2009) los contenidos de MO del suelo dependen del clima, la vegetación, la textura, drenaje y laboreo del suelo.

2.13.5 Elementos Minerales- Nutrientes

Son elementos esenciales para el desarrollo vegetal, estos provienen del aire y del suelo circundante (Dirección de Fomento de Tierras y Aguas, 2002). Todos los nutrientes son fundamentales para que las plantas puedan desarrollarse debidamente y no sean propensas a

enfermedades o ataques de insectos. Sin embargo, por la cantidad en que son requeridos por las plantas, estos se dividen en dos categorías: macro y micronutrientes (Europe AID, 2011).

a. Macronutrientes

Se requieren en grandes cantidades, y en grandes cantidades deben ser aplicadas si el suelo es deficiente en uno o más de ellos. Los suelos pueden naturalmente tener escasez de nutrientes, o pueden llegar a estar desprovistos por la extracción de nutrientes debido a los cultivos a lo largo de los años. Los nutrientes primarios son: Nitrógeno (N), Fósforo (P) y Potasio (K) (Dirección de Fomento de Tierras y Aguas, 2002).

i. Nitrógeno (N): La disponibilidad de N depende de la mineralización de MO por parte de los microorganismos (INIA, 1999), como consecuencia de este proceso, en el suelo se encuentra N en tres formas según INTA (2012): a) Nitratos: asimilable por las raíces de las plantas, b) Amoniacal: es una forma de transición y no abunda en el suelo y c) Orgánica: está disponible en la materia orgánica y es la única reserva o fuente permanente de N en el suelo.

ii. Fósforo (P): El contenido de P está definido por el material madre, en consecuencia, por el tipo de suelo. Parte del P total puede estar fijado en los minerales del suelo, haciendo que sea deficiente en la mayoría de suelos naturales o agrícolas porque su fijación limita la disponibilidad para la planta (Lizcano, et al, 2017).

iii. Potasio (K): Según INIA (1999) K se encuentra en el suelo en cuatro formas: soluble, intercambiable, no intercambiable y mineral; dependiendo de la composición mineralógica del suelo. El K en suelo puede provenir de la meteorización de los minerales, minerales arcillosos y la mineralización de los residuos orgánicos (Europe AID, 2011).

b. Micronutrientes

Se requieren en reducidas cantidades para el desarrollo correcto de la planta y deben ser aplicados en cantidades muy pequeñas cuando el suelo no cuenta con ellos. Cuando los micronutrientes no se encuentran en las concentraciones apropiadas en el suelo, estos pueden causar deformaciones y amarillamientos en las hojas de las plantas (Europe AID, 2011).

Entre los micronutrientes se encuentra: Boro (B), Zinc (Zn), Hierro (Fe), Manganeso (Mn), Cobre (Cu), Molibdeno (Mo) y Cloro (Cl).

2.14 Clasificación de los Suelos

La clasificación de los suelos nace con la finalidad de ordenar y transmitir el conocimiento de éstos, para generalizar la información de suelos con similares características y establecer relaciones entre el suelo y los factores de su entorno que lo caracterizan (Sghirla, 2010; Porta & López, 2005).

Asignar un nombre a un suelo está relacionado con el objetivo de conocer su ubicación y establecer la superficie que ocupa, para poder representar esta información en un mapa y de este modo, facilitar su entendimiento y uso, con la ayuda de un sistema de información geográfica (SIG) (Sotelo, Gutiérrez, Cruz, Ortiz, & Segura, 2008).

Hoy en día, debido a sus aportes y facilidad de aplicación existe la propensión a utilizar dos sistemas taxonómicos internacionales, propuestos, por el Departamento de Agricultura de los Estados Unidos (USDA) conocido como la “Soil Taxonomy”; y por la FAO/UNESCO para la generación de un mapa de suelos global (Ruiz, 2010). Para el desarrollo del presente estudio se utilizará la clasificación presentada por la USDA.

La USDA (1999) establece en la “Soil Taxonomy” seis jerarquías de homogeneidad y cantidad creciente entre los suelos incluidos en cada una de ellas (ver figura 10).

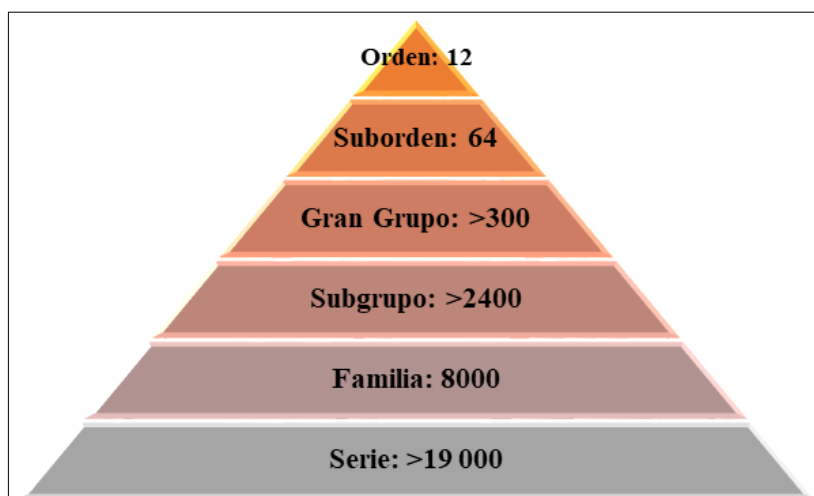


Figura 10. Niveles jerárquicos y cantidad de taxones
Fuente: Información obtenida de (USDA, 1999)

Estos niveles están basados en características del suelo observables en campo o laboratorio y son:

- **Orden:** procesos de formación del suelo (ver Tabla 4).

Tabla 4.

Características de la clasificación USDA de órdenes de suelos

Orden	Característica
Alfisol	Suelos enriquecidos en arcillas, suelos jóvenes
Andisol	Suelos derivados de cenizas volcánicas
Aridisol	Suelos que permanecen secos por más de la mitad del tiempo y no tienen horizonte mólico
Entisol	Suelos no evolucionados, casi nula diferenciación de horizontes
Gelisol	Suelos permanentemente congelados de regiones árticas y antárticas
Histosol	Suelos con más de 30% de materia orgánica hasta 40 cm de profundidad
Inceptisol	Suelos con débil desarrollo de horizontes
Mollisol	Suelos de zonas de pradera en climas templados; horizonte superficial blando; rico en materia orgánica
Oxisol	Suelos tropicales y subtropicales, intensamente meteorizados
Spodosol	Suelos forestales húmedos, con un horizonte enriquecido en materia orgánica y aluminio
Ultisol	Suelos con un horizonte de acumulación de arcillas y bajo contenido de sales minerales
Vertisol	Suelos con más del 30% de arcilla en todos los horizontes; grietas cuando seco a 50 cm

Fuente: Recopilado y modificado de (USDA, 1999)& (Buol, Hole, & McCracken, 1988)

- **Suborden:** presencia o ausencia de características vinculadas a la humedad, condiciones climáticas, material originario y vegetación.
- **Gran Grupo:** presencia o ausencia de características de diagnóstico específicas, el estado base, temperatura y regímenes de humedad.
- **Subgrupo:** identifica propiedades críticas comunes en suelos de algunos órdenes, subórdenes y grandes grupos.
- **Familia:** diferenciación de textura, minerales, temperatura y profundidad.
- **Serie:** propiedades de los horizontes como: color, consistencia, textura, estructura, reacciones, química y minerales.

2.15 Clasificación de Suelos en Ecuador

Ecuador cuenta con una cartografía de suelos a escala 1:25 000 para su territorio continental. Con el uso de esta cartografía SIGTIERRAS ha desarrollado el “Mapa de Órdenes de Suelos del Ecuador” (ver figura 8), mediante el cual se puede conocer y entender los principales tipos de suelos del Ecuador y sus características más significativas (SIGTIERRAS, 2015).

La cartografía de suelos en Ecuador ha sido generada a una escala 1:25 000, utilizando la clasificación “Soil Taxonomy” y llegando hasta el nivel de Subgrupo (figura 11). La información de apoyo que ha sido utilizada para el “Mapa de Órdenes de Suelos del Ecuador” incluye la generada por el Ministerio de Agricultura y Ganadería a través de MAG-SIGTIERRAS y de la Coordinación General del Sistema de Información Nacional (CGSIN) con el Instituto Espacial Ecuatoriano (SIGTIERRAS, 2015).

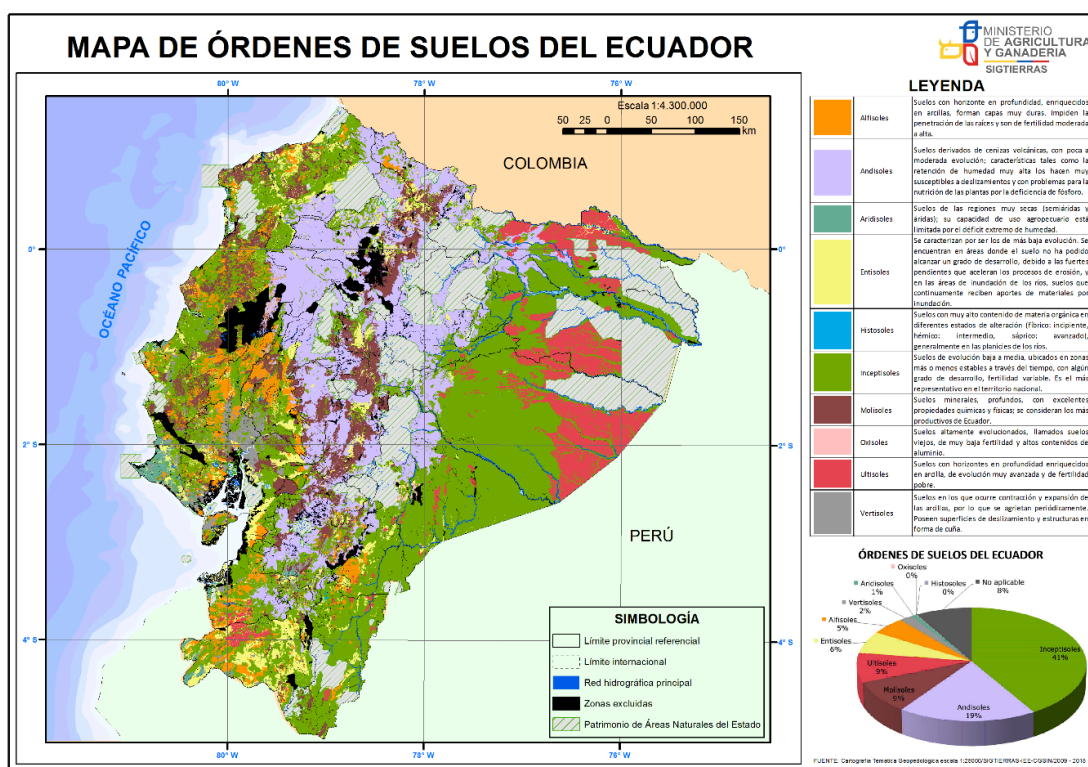


Figura 11. Mapa de Órdenes de Suelos del Ecuador
Fuente: (SIGTIERRAS, 2015)

2.16 Variabilidad Espacial de los Suelos

La variabilidad espacial de los suelos ocurre naturalmente como resultado de complejas interacciones entre geología, topografía y clima (Ferreira, Panagopoulos, Andrade, Guerrero, & Loures, 2015). Estas interacciones son muy diversas lo que da como resultado una gran variedad de tipos de suelos (Jaramillo D. F., 2012).

Los factores ecológicos de formación, permiten hacer predicciones acerca de la probabilidad de encontrar características puntuales y comportamientos en los suelos de un determinado paisaje, así como sobre su distribución espacial (Iqbal, Thomasson, Jenkins, Owens, & Whisler, 2005). Por el contrario, aquellas propiedades relacionadas con las actividades humanas, tales como el uso del suelo en agricultura, movimientos de tierra, vertidos, contaminaciones, ocupaciones con infraestructuras urbanas e industriales, entre otras, determinan una variación ligada al uso y, para poder llegar a conclusiones válidas respecto a esta clase de suelos, se requieren muestreos sistemáticos de alta densidad, tratamientos estadísticos de los datos y estudios geoestadísticos (McBratney, Odeh, Bishop, Dunbar, & Shatar, 2000; Wang, Zhang, & Huang, 2009).

El suelo es un importante recurso natural debido a los esenciales servicios ambientales que presta, tanto para la vida humana, como para el funcionamiento del ecosistema. Debido a que el suelo cumple con la función primordial de soporte y suministro de nutrientes a las plantas, se ve afectado con una constante degradación que influye de manera negativa a su desarrollo sostenible y la producción de alimentos. Por lo cual, es fundamental el estudio del suelo como un sistema dinámico y cambiante, para comprender el conjunto de factores y procesos que ocurren dentro y poder realizar una correcta planeación, monitoreo y manejo del suelo.

2.17 Geoestadística

Es una rama de la estadística aplicada que estudia los fenómenos espaciales, su principal interés es la estimación, predicción y simulación de dichos fenómenos (Journel & Huijbregts, 1978). Actualmente, la Geoestadística es una herramienta que analiza y predice los valores de una variable distribuida en tiempo y/o espacio, estos valores son considerados dependientes, es decir, que de forma implícita están correlacionados espacialmente entre sí (Díaz Viera, 2002).

Según Díaz Viera (2002); Luna (2012); Guajala & Zambrano (2016) y Arellano (2017) un análisis geoestadístico comprende tres etapas: a) Análisis exploratorio de datos, b) Análisis estructural y c) Predicciones.

a) Análisis exploratorio de datos: se lo realiza para identificar la variabilidad, forma y observaciones extremas o datos atípicos con la aplicación de técnicas descriptivas de la estadística clásica al conjunto de datos disponibles, pero sin tomar en cuenta su distribución geográfica.

b) Análisis estructural: estima y modela una función que exprese la correlación espacial de la variable en estudio; conocido también como el cálculo y modelación del variograma y semivariograma.

El semivariograma indica el cambio de una variable con relación a la distancia, este puede variar de forma continua o discontinua dependiendo de algunos parámetros como: meseta o sill, rango o alcance y efecto pepita o nugget (ver figura 12) (Oliver, 2010).

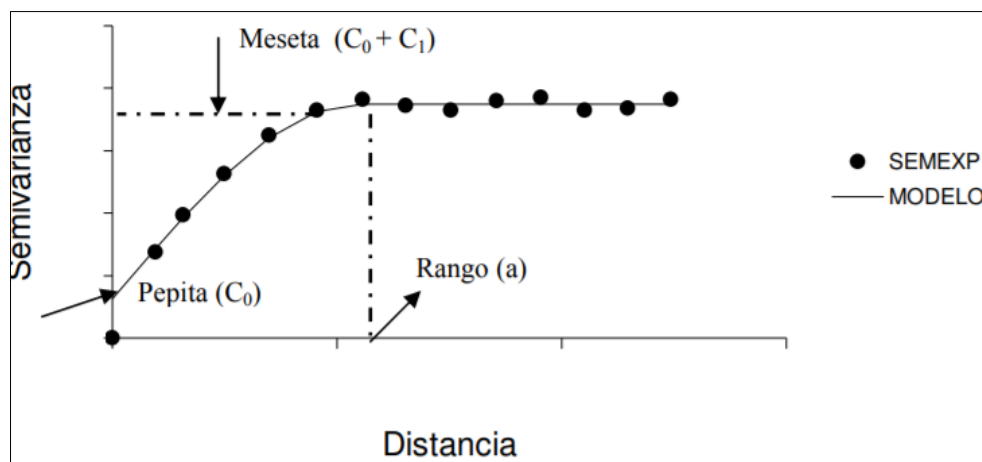


Figura 12. Parámetros básicos del semivariograma.

SEMEXP, corresponde al semivariograma experimental y MODELO al teórico.

Fuente: (Giraldo, 2001)

- **Rango (a):** Es la distancia hasta la cual existe una dependencia espacial en las muestras. Cuando el semivariograma alcanza 95% de la meseta se lo denominada rango efectivo.
- **Meseta ($C_0 + C_1$):** Es el límite del semivariograma cuando la distancia tiende al infinito. Está conformado por la variabilidad estructural (C_1) y el nugget (C_0). Los semivariogramas que presentan meseta finita cumplen con la hipótesis de estacionalidad fuerte.

- **Efecto pepita (C_0):** Es un indicativo de carencia de correlación espacial entre las muestras. La pepita no debería representar más del 50% de la meseta.

Existen diferentes modelos básicos de los semivariogramas que son capaces de explicar los distintos comportamientos que pueden presentar las variables en estudio; entre los modelos más utilizados se tiene (ver Tabla 5):

Tabla 5.
Modelos teóricos del semivariograma

Modelo	Ecuación	Representación Gráfica
Esférico	$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left(\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right) & ; h \leq a \\ C_0 + C_1 & ; h > a \end{cases}$	
Exponencial	$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left(1 - e^{-\frac{3h}{a}} \right)$	
Gaussiano	$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left(1 - e^{-\frac{h^2}{a^2}} \right)$	

Fuente: Recopilado y modificado de (Luna, 2012; Andrade & Moncayo, 2017)

c) **Predicciones:** tiene como objetivo estimar valores de una variable distribuida en el espacio en lugares no muestreados, en otras palabras, estimar valores desconocidos a partir de su estructura de continuidad espacial y valores conocidos. Con la información generada de la estimación se pueden realizar mapas sobre la distribución de la variable en estudio, por medio de kriging que es una técnica de estimación local que analiza la geometría de localización, distancia y logra dar pesos a las muestras.

2.18 Diseño experimental

Es un procedimiento que se realiza para la planeación y ejecución de un experimento, y suministra información válida para el análisis estadístico y la evaluación de resultados con la finalidad de obtener conclusiones objetivas y confiables (Mellardo, 2014; Condo & Pazmiño, 2015). La necesidad de implementar un diseño experimental radica en determinar si existe una diferencia significativa entre diferentes tratamientos del experimento, identificar las variables que tienen mayor influencia y minimizar la variabilidad de los resultados (Badii, Castillo, Rodríguez, Wong, & Villalpando, 2007).

Es necesario explicar algunos términos para la comprensión de los diseños experimentales, según varios autores Badii, et al (2007); (Montoya, Sánchez, & Torres, 2013) (Granados, 2003) Mellardo (2014) la terminología básica es:

- **Experimento:** procedimiento que permite verificar una hipótesis estableciendo condiciones controladas por el investigador.
- **Unidad experimental (UE):** elemento sobre el cual se modificarán distintos factores para registrar su respuesta.
- **Tratamiento:** condición específica de la unidad experimental que será medida y comparada.
- **Repetición:** número de veces que aparece un tratamiento en diseño experimental.
- **Bloque:** conjunto de unidades experimentales

Para la correcta aplicación de un diseño experimental se debe tomar en cuenta el tipo de información experimental sobre la cual se efectúa el experimento y según Lara (2001) existen tres principios básicos importantes:

- **Aleatorización:** los tratamientos se deben asignar de manera aleatoria a cada unidad experimental con el objetivo de no sesgar el comportamiento de los datos.
- **Replicación:** repetir tratamientos para aumentar la certeza.
- **Homogeneidad:** las unidades experimentales deben ser homogéneas y se debe aplicar tratamientos uniformes.

Generalmente la mayoría de diseños experimentales se estructuran en unidades experimentales que se organizan o se agrupan de diferente manera, teniendo en cuenta el elemento a analizar y el objetivo de la investigación, se clasifican en bloques, filas, parcelas y otras modalidades, de acuerdo a esto existen varios tipos de diseños como: los diseño factorial, diseño completamente aleatorio, diseño en bloques completos o incompletos entre otros (Badii, et al, 2007), pero el presente estudio ampliara únicamente el diseño completamente aleatorio o al azar, el mismo que se utilizó para su desarrollo.

2.18.1 Diseño completamente al azar (DCA)

El diseño completamente al azar consiste en asignar de manera aleatoria tratamientos a cada unidad experimental, así las unidades experimentales tienen la misma probabilidad de recibir cualquier tratamiento, para evaluar si existe una diferencia significativa o no entre tratamientos o unidades experimentales (Mellardo, 2014). Este tipo de diseño es útil cuando el material experimental es homogéneo y además de ser un análisis sencillo también es flexible ya que puede tener n número de tratamientos y de repeticiones dependiendo del criterio del investigador y presenta un análisis estadístico simple (Gabriel, Castro, Valverde, & Indacochea, 2017).

El modelo estadístico lineal que describe el DCA es (3):

$$Y_{ij} = u + \tau_i + E_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, t \quad j = 1, 2, \dots, n_i \quad (3)$$

Donde Y_{ij} es la variable aleatoria que representa la observación j-ésima del i-ésimo tratamiento, u es la media poblacional de la variable de respuesta y τ_i el efecto del tratamiento i-ésimo y E_{ij} es el error aleatorio por observación, variación causada por los efectos no controlados (Ramos, 2016).

El DCA está basado en la técnica de análisis de varianzas (ANAVA o ANOVA, por sus siglas en inglés, Analysis of Variance) donde se pretende contrastar la hipótesis de igualdad de medias poblacionales entre los distintos tratamientos (UNC, 2017), se logra mediante la comparación de la varianza de los tratamientos y la varianza del error para determinar si existe una diferencia significativa entre los tratamientos, dicha comparación de dos varianzas se realiza mediante una prueba F (Condo & Pazmiño, 2015).

Según los autores Badii, et al (2007) el esquema general del ANOVA para un DCA se construye a través de los siguientes componentes:

$$\text{Suma de cuadrados para el tratamiento } SC_{TRAT} = \sum_{i=1}^t n_i (\bar{Y}_i - \bar{Y}_{..})^2 \quad (4)$$

$$\text{Suma de cuadrados para el total } SC_{TOTAL} = \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{..})^2 \quad (5)$$

$$\text{Suma de cuadrados para error } SC_{ERROR} = SC_{TOTAL} - SC_{TRAT} \quad (6)$$

$$\text{Cuadrados Medios de los Tratamientos } CM_{TRAT} = \frac{SC_{TRAT}}{gl_{TRAT}} \quad (7)$$

$$\text{Cuadrados Medios del error } CM_{error} = \frac{SC_{ERROR}}{gl_{ERROR}} \quad (8)$$

$$\text{Factor de corrección } FC = \frac{CM_{TRAT}}{CM_{error}} \quad (9)$$

Posterior a la obtención de cada componente el esquema general de ANOVA se estructura como se muestra en la Tabla 6:

Tabla 6.
Tabla Anova

Fuentes de Variación	Grados de Libertad	Suma de Cuadrados	Cuadrados Medios	F Cal.	Ft req
Tratamientos	$gl_{TRAT} = t - 1$	SC_{TOTAL}	CM_{TRAT}	$\frac{FC}{CM_{err.}}$	
Error	$gl_{ERROR} = n - t$	SC_{ERROR}	CM_{error}		
Total	$gl_{TOTAL} = n - 1$	SC_{TRAT}			

Fuente: (UNC, 2017)

2.19 Prueba de comparaciones múltiples: Prueba de Tukey

La prueba múltiple de comparación de Tukey es una de las pruebas que pueden ser usadas para determinar en qué media existe diferencia o cuales tienen un comportamiento similar. La forma correcta de realizar esta prueba, es una vez que se ha realizado un análisis de varianza ANOVA y está muestra la existencia de diferencias significativas (Ollevent, 1999).

La prueba de Tukey es robusta y estricta y se recomienda su aplicación cuando existen más de seis tratamientos o se necesiten resultados de separaciones muy confiables (Dicovski, 2010). El modelo matemático de la prueba de Tukey es la siguiente (10):

$$Tukey = \rho_{\alpha, gl\ error, "t"} * \sqrt{\frac{CME_{error}}{r}} \quad (10)$$

Donde ρ es un valor tabulado dependiente de los niveles de significancia, horizontalmente se colocan los grados de libertad de los tratamientos y verticalmente los grados de libertad del error; CME_{error} es el cuadrado medio del error y r son el número de tratamientos.

2.20 Mínimos Cuadrados Parciales (PLS)

Es un método estadístico multivariado que permite solucionar los problemas de multicolinealidad y alta dimensionalidad de sus variables predictoras con relación de extrema dependencia entre ellas; vinculando dos matrices de datos, la primera como conjunto de variables dependientes o respuesta y la segunda conformada por variables predictoras que pueden explicar a las variables de respuesta (Vega-Vilca & Guzmán, 2011).

Es una técnica que combina y generaliza características a partir de la regresión múltiple y el análisis de componentes principales (PCA) (Balzarini, Bruno, Córdoba, & Tech, 2015). El método es particularmente útil cuando se necesita predecir un conjunto de variables dependientes de un conjunto de variables independientes y describir su estructura común; proponiendo identificar las combinaciones lineales que mejor modelen las variables dependientes (Abdi, 2004; Alciaturi, Cruz, & Rincón, 2003).

Según Milton & Arnold (2004) el modelo lineal general se puede expresar en forma de matriz como (11):

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (11)$$

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{2k} \\ 1 & x_{31} & x_{32} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{3k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdot & \cdot & \cdot & \vdots \\ x_1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{nk} \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} \quad \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

Donde Y es la variable dependiente; X la variable independiente; β el vector solución y ε el error o residual.

De acuerdo a Valdéz (2010) y Maitra & Yan (2008), PLS realiza una consideración básica en cuanto al pequeño número de variables latentes de las cuales depende el sistema. Estas variables, son calculadas como combinaciones lineales de las variables observadas. PLS intenta encontrar una descomposición lineal de X y Y (12) y (13):

$$X = TP' + E \quad (12)$$

$$Y = UQ' + F \quad (13)$$

Donde T y U muestran los “scores” o resultados; P y Q son las matrices de “loadings” o cargas y E y F los residuales. De esta manera, las matrices X y Y se descomponen para maximizar la covarianza entre T y U .

Otros vectores estimados durante la construcción del modelo son: w , denominado “pesos” de X ; y b , llamado “sensibilidades”, estos son necesarios para la predicción de la variable dependiente. En ese caso, se determina experimentalmente X y se calcula T , como indica la ecuación (14). El vector y se calcula usando los coeficientes de b previamente estimados por mínimos cuadrados:

$$y = Tb + \varepsilon \quad (14)$$

Si se consideran todas las variables latentes, los coeficientes del vector b son idénticos a los del modelo de regresión múltiple (15):

$$\beta = (X'X)^{-1}X'Y \quad (15)$$

Con lo expuesto, según Gaviria (2015) al aplicar PLS con una sola variable respuesta, el procedimiento es el siguiente:

1. Se estima la primera componente PLS como la variable latente que mayor covarianza tiene entre los “scores” y la respuesta.
2. Se elimina la información de esta componente de las variables explicativas.
3. Partiendo de la matriz de residuos, se calcula la siguiente componente.
4. Este proceso, continua hasta haber extraído todas las posibles variables latentes y se observe que el modelamiento de la respuesta no tenga mejoras.

Según Valdéz (2010) la debilidad de PLS es ser correlativa y no causal, es decir que las relaciones serán aplicables exclusivamente en muestras similares a las utilizadas en la generación del modelo.

Diferentes autores en sus investigaciones han aplicado el PLS para predecir y modelar las propiedades químicas del suelo, algunos de estos se han recopilado en la Tabla 7.

Tabla 7.
Algunos estudios relacionados con PLS

Propiedad	Región Espectral	Método Estadístico	Autores
pH (H ₂ O)	VIS-NIR	PLS	(Awiti, Walsh, Shepherd, & Kinyamario, 2008)
	MIR	PLS	(Cobo, et al., 2010)
	VIS-NIR	PLS	(He, et al, 2007)
	MIR	PLS	(Minasny, Tranter, McBratney, Brough, & Murphy, 2009)
P	MIR	PLS	(Cobo, et al., 2010)
	VIS-NIR	PLS	(He, et al., 2007)
	VIS NIR	PCR-BPNN	(Moauzen, Kuang, Baerdemaeker, & Ramón, 2010)
MO	VIS-NIR	PLS	(He, et al., 2007)
	VIS-NIR	MARS	(Volkan, Es, Akbas, Durak, & Hively, 2010)
K	VIS-NIR	PLS	(Awiti, et al., 2008)
	MIR	PLS	(Cobo, et al., 2010)
	VIS-NIR	PLS	(He, et al., 2007)
	VIS-NIR	PCR-BPNN	(Moauzen, et al., 2010)

Fuente: Recopilado y modificado de (Camacho, 2013)

En base a estos estudios Camacho J. (2013) afirma que “*PLS ha destacado como el método más eficiente para calibrar modelos de cuantificación de propiedades del suelo, a partir de respuestas espectrales, debido a su simplicidad, robustez, predictibilidad y precisión*”.

La combinación de técnicas de análisis estadístico y geoestadístico junto con la espectroscopia de reflectancia han demostrado ser una herramienta versátil en cuanto a la determinación y cuantificación de propiedades químicas del suelo, tomando en cuenta que la interpretación y el uso óptimo de las herramientas estadísticas son esenciales en el desarrollo de una investigación para validar la información y relacionar la misma espacialmente, facilitando la toma de decisiones acorde al contexto en que se desarrolla la investigación.

CAPITULO III

METODOLOGÍA

El presente capítulo estructura y detalla la metodología implementada para el desarrollo del estudio. El proyecto empleó diversos procesos como: zonificación y muestreo; análisis de laboratorio y de datos radiométricos; análisis estadístico y validación de la información.

3.1 Zonificación

La zona de estudio se ubica en la parroquia de Lloa y comprende 493 ha (cap. I; apartado 1.5), de las cuales se trabajó sobre 448 ha, eliminando 45 ha pertenecientes a la zona urbana.

Tomando en cuenta la variabilidad espacial del suelo, se realizó una zonificación para lograr así una delimitación de unidades homogéneas que compartan características similares, específicamente para este estudio se consideró: pendiente, geomorfología y clasificación de los suelos de Ecuador. Según Mallarino & Wittry (2014) y Thompson, Shaw, Mask, Thouchton, & Rickman (2004) existe una disminución en la variabilidad al integrar distintas capas de información para seleccionar las zonas de muestreo.

Para la determinación de dichas zonas se empleó el programa ArcGis 9.3 y en base a una integración cartográfica se realizó el análisis espacial mediante la herramienta “Identity” utilizando la información contenida en la Geodatabase denominada “GEOPEDOLOGÍA” del cantón Quito a una escala 1:25 000 del año 2013 provista por el Instituto Espacial Ecuatoriano, de la cual se tomaron en cuenta los siguientes factores: 1) Geomorfología; 2) Pendiente y 3) Orden de suelos.

3.2 Muestreo de suelos

Con el fin de facilitar el muestreo y conseguir información relevante de las cinco zonas homogéneas se aplicó el DCA, donde se fijaron estas zonas como tratamientos y se definió doce observaciones para cada una, dando un total de sesenta puntos que fueron determinados a través de un muestreo al azar para cada zona y seleccionados en función de su accesibilidad y criterio de los autores (ver figura 13). Debido a la disminución de variabilidad por el establecimiento

de zonas homogéneas es un método satisfactorio para ser aplicado en este estudio (Schweizer, 2011).

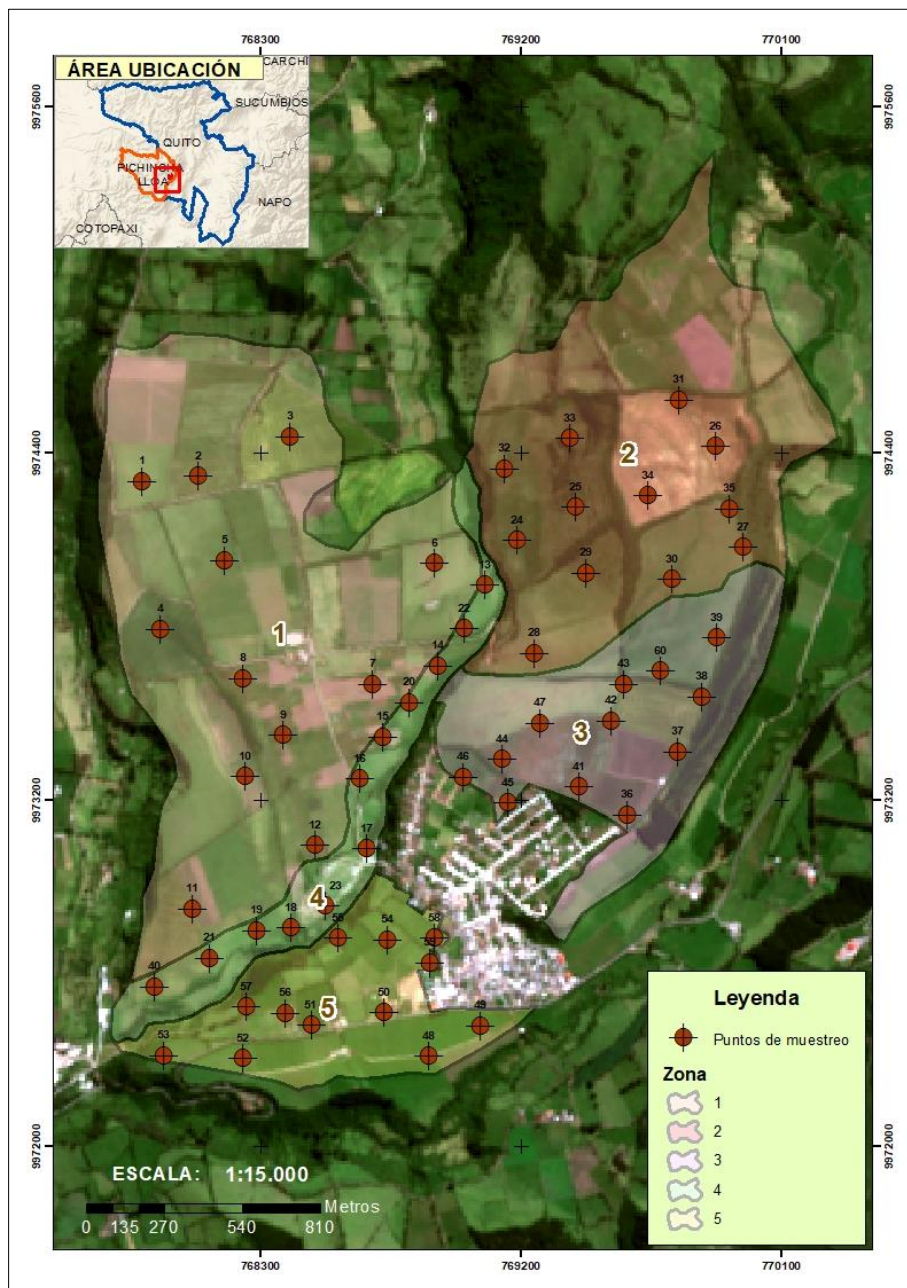


Figura 13. Zonas homogéneas y distribución de puntos de muestreo

Previo a la toma de muestras se realizó una visita de campo para corroborar la ubicación de los puntos preestablecidos, verificando su accesibilidad en el terreno y también tomando en cuenta el uso y cobertura del suelo. En la recolección de muestras se georreferenció cada punto con un GPS navegador GARMIN, con precisión de ± 3 metros (ver Anexo 1).

Para la toma de muestras representativas se siguieron las guías descritas en INIAP (2006) y DMQ (2013), donde se establecen materiales y métodos necesarios para la recolección adecuada de muestras. En base a la información de estas guías, se determinó la profundidad de 0 a 30 cm, debido a que este estudio se enfoca a suelos agrícolas y en el estrato superficial se encuentran la mayoría de nutrientes y propiedades características del suelo.

3.3 Análisis de laboratorio

Las muestras recolectadas fueron enviadas al laboratorio de suelos, foliares y aguas de la Agencia de Regulación y Control Fito y Zoosanitario - AGROCALIDAD, laboratorio de ensayo acreditado por el SAE con acreditación N° SAE-LEN-16-006.

Las propiedades químicas determinadas fueron pH, materia orgánica (MO), Nitrógeno (N), Fósforo (P) y Potasio (K), de acuerdo a los métodos detallados en la Tabla 8:

Tabla 8.

Métodos de análisis de los parámetros químicos

Parámetro Analizado	Método	Unidad
pH	Electrométrico	---
Materia Orgánica	Volumétrico	%
Nitrógeno	Volumétrico	%
Fósforo	Colorimétrico	mg/kg
Potasio	Absorción Atómica	cmol/kg

Fuente: Informe de análisis de laboratorio de Agrocalidad (2018)

3.4 Análisis de datos radiométricos

Para la captura de firmas espectrales de cada muestra de suelo se realizó el tratamiento previo conforme a lo detallado en Camacho (2013) y Viscarra Rossel, et al (2016), las muestras fueron secadas al aire por un lapso de dos a tres días y tamizadas con una malla de 2 mm con el fin de homogenizar las muestras y eliminar particulados mayores (ver figura 14).



Figura 14. Tratamiento previo de las muestras de suelo

Se colocaron 50 gr de cada muestra de suelo en una caja Petri de plástico debidamente rotulada, las respuestas espectrales se tomaron mediante el espectroradiómetro ASD Fieldspec-3 VNIR, calibrado al inicio de la medición y posteriormente cada tres lecturas, el equipo registró información en un intervalo de 1nm, con diez lecturas por muestra, en el rango comprendido entre 350 a 2500 nm (ver figura 15).



Figura 15. Captura de firmas espectrales
a) Preparación de muestras; **b)** Calibración del equipo

Se obtuvo la media de las diez lecturas por cada muestra y se exportó la información en formato ASCII para su posterior análisis y consolidación de una base de datos digital de firmas

espectrales de las muestras de suelo que van de 450 a 2500 nm (ver Anexo 2), eliminando previamente el 3% que (Viscarra Rossel, et al, 2016) aseguran que corresponde a ruido.

3.5 Procesamiento digital de una imagen satelital

El proyecto utilizó una imagen satelital Sentinel 2B, obtenida del sitio web Copernicus Open Access Hub, página oficial de descargas de la ESA, la imagen descargada cuenta con un procesamiento de nivel 1C y la fecha de toma de la imagen fue el 16 de Julio de 2018, fecha más cercana a la toma de muestras en campo y la más óptima en cuanto a nubosidad.

3.5.1 Corrección de la imagen

Para el procesamiento y análisis de imágenes Sentinel el único software disponible es Sentinels Application Platform (SNAP) el cual es de acceso libre. Las imágenes Sentinel 2 se encuentran a un nivel de corrección 1C, nivel que contiene datos radiométrica y geoméricamente corregidos (Martínez, 2018). Para pasar de un nivel de corrección 1C a 2A es necesario la aplicación de la herramienta Sen2Cor (ver figura 16), la cual realiza la corrección atmosférica y topográfica simultáneamente, en el entorno de SNAP. En la corrección atmosférica, en el nivel 1C los datos de reflectividad se encuentran medidos en Techo de Atmósfera (TOA) y en el nivel 2A en nivel de superficie (BOA), es decir, la corrección utiliza los datos de radiancia y reflectividad pasando de TOA a BOA y generando un duplicado de bandas corregidas en resoluciones de 10, 20 y 60 metros. En la corrección topográfica, se utiliza el modelo digital de elevación SRTM de CGIAR-CSI de 90 metros, generado originalmente por la NASA y de acceso libre. Como resultado, se obtuvo una imagen más nítida y con valores de píxeles corregidos (Matellanes, 2018).

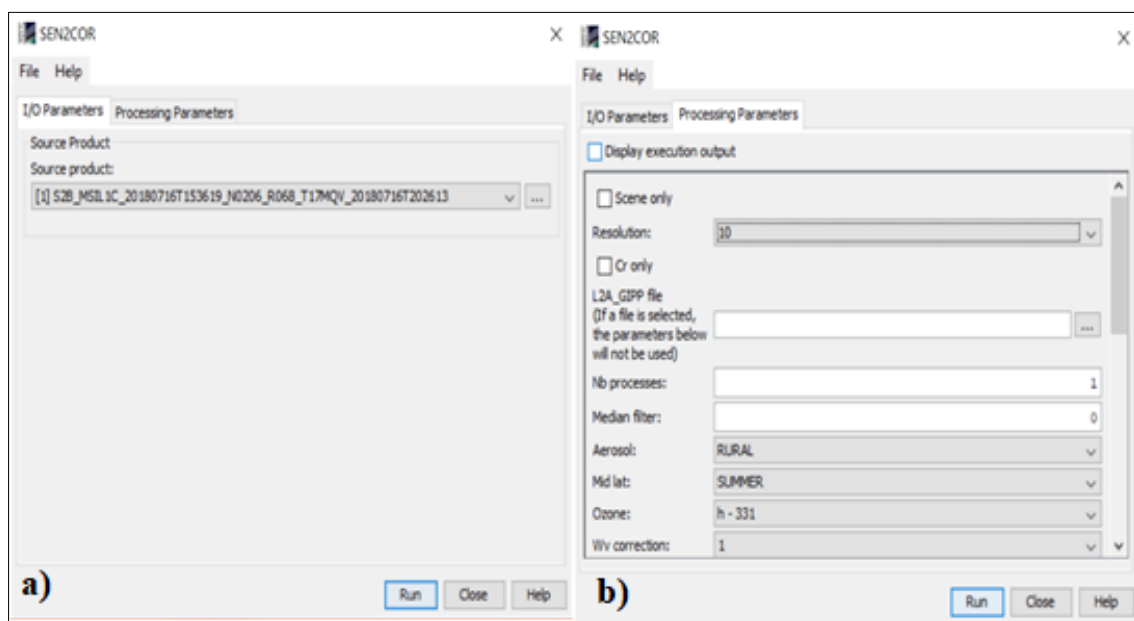


Figura 16. Herramienta Sen2Cor
a) I/O Parameters, b) Processing Parameters

Una vez corregida la imagen, se procedió a realizar un corte rectangular que contiene a la zona de estudio a través de la herramienta Specify Product Subset (ver figura 17), con la finalidad de facilitar el empleo de la imagen y también homogenizar la resolución espacial.

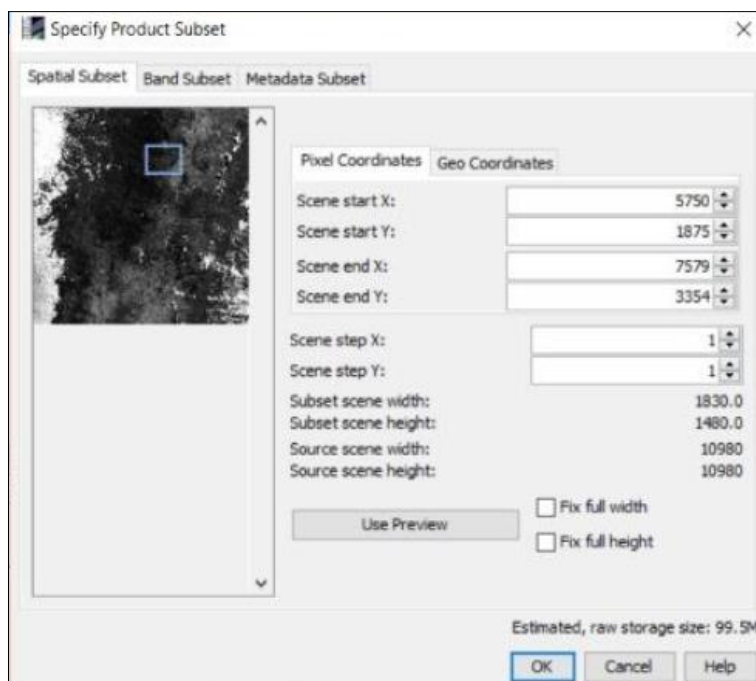


Figura 17. Herramienta Specify Product Subset

Después de la aplicación del proceso de corrección de imagen se generó una imagen a nivel de corrección 2A y con una resolución espacial en todas sus bandas de 10 m como se muestra en la figura 18.

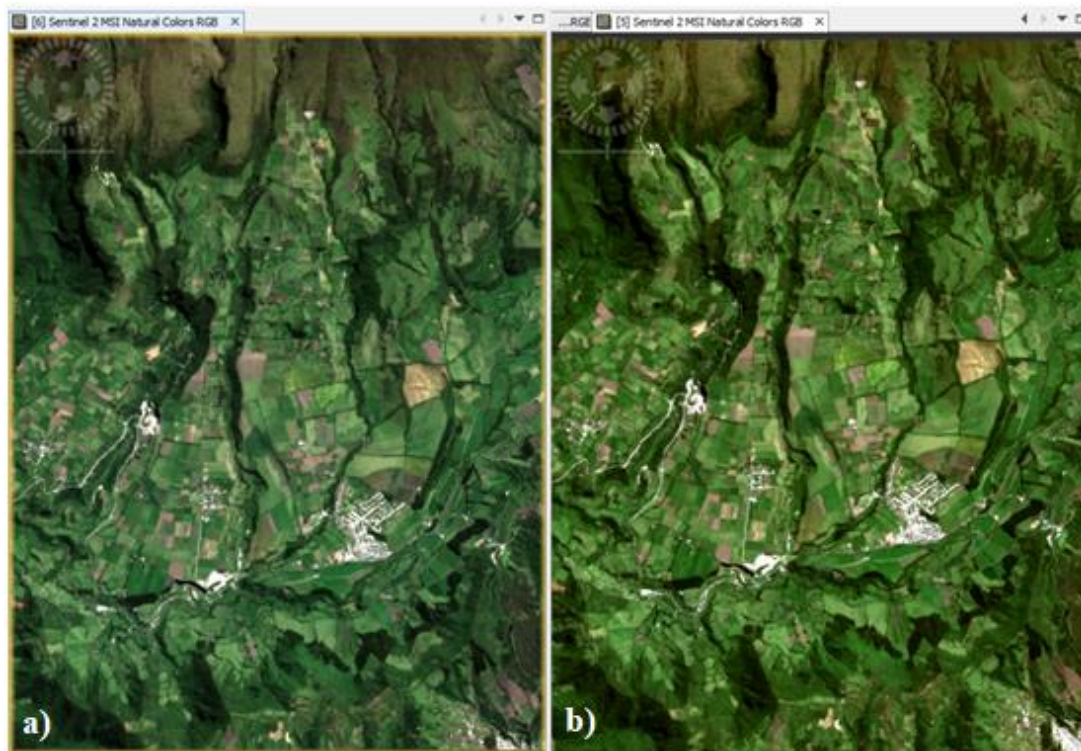


Figura 18. Imagen corregida.
a) Sentinel 1C; b) Sentinel 2A

3.6 Cálculo de índices radiométricos

3.6.1 Obtención de índices en SNAP

Las imágenes Sentinel con procesamiento 2A pueden ser utilizadas para la obtención de índices normalizados, operaciones de bandas y variables biofísicas (Villa, 2017). Los índices BSI y CI fueron calculados de acuerdo a las ecuaciones (1), (2) del cap. II, apartado 2.10 y se les añadió un factor ($*100+100$), para eliminar ambigüedades y establecer un rango de valores de respuesta (Bhunja, et al, 2017), dichas ecuaciones fueron ingresadas a la herramienta “Band Math” del software SNAP (ver figura 19).

Band Maths

Target product:
[2] subset_1_of_subset_0_of_S2B_MSIL2A_20180716T153619_N0206_R068_T17MQV_20180716T202613_resampled

Name: BSI

Description: Bare Soil Index

Unit:

Spectral wavelength: 0.0

Virtual (save expression only, don't store data)

Replace NaN and infinity results by NaN

Generate associated uncertainty band

Band maths expression:
((((B11+B4)-(B8+B2))/((B11+B4)+(B8+B2)))*100)+100

Buttons: Load... Save... Edit Expression... OK Cancel Help

Figura 19. Cálculo de índices en el software SNAP

3.6.2 Obtención de índices a partir de las respuestas espectrales

Tomando en cuenta que se utilizó una imagen Sentinel 2B fue necesario considerar el centro y el ancho de las bandas Rojo, Verde, Azul, NIR y SWIR obtenidas de los metadatos de la imagen, para posteriormente elaborar los intervalos de longitudes de banda, que se muestran en la Tabla 9.

Tabla 9.
Características determinadas de Sentinel 2B

SENTINEL 2B				
Banda	Centro de banda (nm)	Ancho de banda (nm)	Intervalo	
			Min	Max
Banda 2 - Blue	490	130	425	555
Banda 3 - Green	560	100	510	610
Banda 4 - Red	665	90	620	710
Banda 8 – NIR	842	175	754,5	929,5
Banda 11 – SWIR	1610	172	1524	1696

A partir de los mismos se calculó el promedio con los datos espectrales de cada una de las firmas pertenecientes a una muestra de suelo (ver Anexo 3), es decir, se simularon

bandas las cuales se utilizaron para el cálculo de índices con las ecuaciones (1), (2) (cap. II, apartado 2.10), que se muestra en la figura 20.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	Wavelength	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
2154	b3	0,22130998	0,17799287	0,14942079	0,17866287	0,14921591	0,18844717	0,23019361	0,25943536	0,20625118	0,19611972	0,19260902
2155	b4	0,30835353	0,2415778	0,20991737	0,23771735	0,20288405	0,25593963	0,30898524	0,35810922	0,27547787	0,27012457	0,26710682
2156	b8 NIR	0,45589411	0,35837834	0,32557826	0,3429547	0,30437564	0,38504994	0,45804081	0,53284974	0,40751284	0,38961921	0,40495164
2157	b2	0,17812978	0,14608054	0,12195672	0,14682906	0,12287075	0,15673096	0,1892962	0,20944913	0,17093873	0,15948498	0,15651536
2158	b5	0,34846905	0,27079689	0,23927841	0,26361425	0,22831081	0,28853658	0,34488471	0,40341817	0,3071496	0,3040033	0,30206938
2159	b6	0,38112411	0,29532431	0,26447375	0,28513926	0,24971706	0,31613675	0,37546079	0,44109637	0,33386937	0,33240724	0,33149008
2160	b7	0,41734302	0,32438309	0,29370565	0,3111517	0,27492144	0,3485354	0,41312768	0,48449957	0,36679125	0,36242703	0,3659643
2161	b8a	0,47210199	0,37233324	0,33895354	0,35583505	0,31647995	0,4002333	0,47643566	0,55297983	0,42396563	0,40151917	0,42113277
2162	b11	0,68105372	0,5885898	0,48539635	0,59936131	0,50570904	0,60319044	0,75749306	0,82224439	0,72067077	0,51922046	0,63785359
2163	b12	0,66771309	0,59067093	0,47176079	0,59986354	0,50659838	0,60543308	0,74524586	0,81644165	0,73133271	0,52871411	0,62054078
2164	b1	0,15418119	0,12802924	0,10736454	0,12831151	0,10780476	0,13932997	0,16681614	0,18135996	0,15122329	0,13996252	0,13676542
2165	b9	0,5112722	0,41064996	0,37155494	0,39383124	0,34971178	0,4390974	0,52749525	0,60383125	0,47297984	0,42404897	0,46310197
2166												
2167	INDICES							Z1				
2171	CI	116,433744	115,15476	116,835558	114,182825	115,242301	115,187774	114,613265	115,978419	114,370462	115,872549	116,205184
2172	BSI	121,89088	124,404485	121,680801	126,174146	124,769935	122,653058	124,45662	122,783875	126,527183	117,949194	123,423826

Figura 20. Extracto tabla de bandas e índices simulados

Los índices obtenidos por ambas metodologías fueron comparados con la finalidad de validar la información espectral y se verificó que se puedan identificar respuestas espectrales similares en la imagen.

3.7 Análisis estadístico

3.7.1 Prueba de Hipótesis ANOVA

Se realizó un análisis de varianzas en el software Infostat, con el fin de determinar si existen o no diferencias significativas estadísticamente entre las zonas homogéneas establecidas en el DCA, para lo cual se empleó ANOVA. Las pruebas de hipótesis para ANOVA fueron establecidas tanto para las propiedades químicas como para los índices radiométricos.

La prueba de hipótesis para propiedades químicas de laboratorio se plantea a continuación:

Ho: No existen diferencias significativas entre zonas homogéneas en función a las propiedades químicas de suelo obtenidas en laboratorio.

Ha: Si existen diferencias significativas entre zonas homogéneas en función a las propiedades químicas de suelo obtenidas en laboratorio.

La prueba de hipótesis para los índices radiométricos son las siguientes:

Ho: No existen diferencias significativas entre zonas homogéneas en función a los índices radiométricos calculados a partir de respuestas espectrales.

Ha: Si existen diferencias significativas entre zonas homogéneas en función a los índices radiométricos calculados a partir de respuestas espectrales.

En la comprobación de las hipótesis planteadas se utilizó el valor estadístico p , a un nivel de significancia 0.05 ($\alpha=5\%$), debido a que p corresponde al nivel de significancia más pequeño para rechazar la H_o , en otras palabras, aceptar que existen diferencias significativas entre zonas homogéneas en base a sus propiedades químicas.

Según Cañarte & Mora (2017) la regla de decisión para la prueba de hipótesis es:

$$\begin{cases} H_o = p > 0.05 \\ H_a = p \leq 0.05 \end{cases}$$

Una vez que se estableció que existen diferencias entre las zonas homogéneas se aplicó la prueba de Tukey al 5%, misma que clasifica en grupos los datos de cada zona que se comportan de igual manera estadísticamente.

3.7.2 Análisis de mínimos cuadrados parciales (PLS)

Se empleó este método estadístico multivariado con el objetivo de generar un modelo predictivo para las propiedades químicas analizadas en este proyecto en función de las firmas espectrales características de cada muestra de suelo. El desarrollo de cada modelo siguió tres etapas: estructuración de las matrices por propiedad química; el análisis y visualización del proceso predictivo y finalmente, el cálculo del modelo más óptimo.

a. Estructuración de matrices multivariantes

Las matrices fueron creadas para los datos de propiedades químicas que tuvieron una diferencia estadística significativa en el análisis de varianzas (ANOVA) y para las longitudes de onda respectivas de cada punto de muestreo (ver figura 21).

La regresión PLS divide la información en dos matrices, Y es la matriz dependiente o de respuesta, en este caso las propiedades químicas a predecir y X la matriz independiente o predictora compuesta por las longitudes de onda (450 a 2500 nm).

	A	B	C	BB	BC	BD	BE	BF	BG	BH	BI	BJ	BK	BL
1	Tratamiento	Punto	N	450	451	452	453	454	455	456	457	458	459	460
2	Z1	1	0,26	0,15690047	0,15660639	0,15754545	0,15801585	0,15801655	0,15945017	0,16006701	0,15945923	0,15848377	0,16022293	0,16046891
3		2	0,28	0,13106041	0,12991652	0,13113398	0,13168067	0,13093607	0,13134646	0,13161312	0,13245195	0,13386492	0,13324377	0,13365094
4		3	0,35	0,11010239	0,10937996	0,10862495	0,10920872	0,11045785	0,10980827	0,11018714	0,11106575	0,11159533	0,1117095	0,11235321
5		4	0,21	0,12972002	0,13237393	0,13179775	0,13210402	0,13370353	0,13258143	0,13233012	0,1333022	0,13469458	0,13454726	0,13405637
6		5	0,37	0,10824756	0,11051992	0,11053201	0,11082952	0,11179207	0,11109988	0,1111127	0,11158525	0,11193924	0,11235477	0,11251229
7		6	0,33	0,14062263	0,14155082	0,14212579	0,14302059	0,14419539	0,14472073	0,14322694	0,1427376	0,14439425	0,14276099	0,14303897
8		7	0,23	0,16919363	0,17120092	0,17121521	0,17088053	0,17119576	0,17194653	0,17139027	0,17163761	0,1735428	0,17316721	0,1737338
9		8	0,3	0,18554714	0,1845424	0,1861179	0,1870876	0,1866198	0,18684179	0,18696585	0,18799603	0,18986723	0,18923572	0,18949208
10		9	0,29	0,15278141	0,15327314	0,15415166	0,15461905	0,15491953	0,1562601	0,15584183	0,15461218	0,15421945	0,15645754	0,15658084
11		10	0,22	0,14242135	0,14194492	0,1430335	0,14365861	0,1435174	0,14440368	0,14420116	0,14451133	0,14607568	0,14593913	0,14621489
12		11	0,36	0,1386801	0,14028701	0,14059824	0,14017713	0,14005262	0,14131649	0,14106037	0,14121692	0,14284864	0,14267896	0,14316906
13		12	0,33	0,13131638	0,13131611	0,13170606	0,1322752	0,13254505	0,13192672	0,13245587	0,13325937	0,13349123	0,1337329	0,13420276
14	24	0,35	0,13923867	0,13998643	0,1391602	0,13851495	0,13892409	0,13993068	0,14051753	0,14066531	0,14075404	0,14161322	0,14195627	
15	25	0,41	0,10445262	0,10439094	0,10579415	0,10663697	0,10627413	0,10571943	0,10492895	0,10492598	0,10588817	0,1056876	0,10549255	
16	26	0,39	0,1491234	0,14956014	0,14883886	0,14918566	0,15054294	0,15032856	0,1497917	0,14951009	0,14975537	0,15036589	0,1515256	
17	27	0,33	0,12834948	0,12976129	0,12998445	0,12962492	0,12966833	0,13104859	0,13132831	0,13057536	0,12973796	0,13064437	0,13126177	
18	28	0,21	0,12655072	0,12624307	0,12783477	0,12805904	0,12705365	0,1286436	0,12884974	0,1282735	0,12818609	0,12951244	0,12938696	
19	29	0,39	0,11226385	0,11223163	0,11323253	0,11426859	0,11493862	0,11554433	0,11371956	0,11277869	0,11429831	0,11312719	0,11347862	
20	30	0,38	0,13266577	0,13219833	0,13297401	0,13339362	0,13314125	0,13345382	0,13459048	0,13477241	0,1333984	0,13337408	0,13423973	
21	31	0,44	0,13603325	0,1369004	0,13649254	0,13578042	0,13580054	0,13727653	0,13816671	0,13819078	0,13787186	0,1387931	0,13909242	
22	32	0,32	0,12448674	0,12513176	0,12585931	0,12557714	0,12490663	0,12614007	0,12731124	0,12745528	0,12661839	0,12656356	0,12761065	
23	33	0,32	0,10969364	0,108859	0,10929728	0,10979438	0,10962129	0,10891408	0,11029073	0,11098304	0,10940161	0,10894928	0,10993769	

Figura 21. Extracto de matriz multivariable

b. Análisis y visualización del proceso predictivo

El modelo de predicción de cada propiedad química se obtuvo por medio de la regresión de mínimos cuadrado parciales, en el software R 3.5.1, con la ayuda del paquete “pls”, en el ambiente RStudio se realizó el script (ver Anexo 4) con cual se pudo analizar cada fase del proceso predictivo incluyendo gráficas y parámetros de validación como indica la figura 22.

PLS descompone la matriz X en un conjunto de componentes (vectores latentes) que son relevantes para Y que intentan explicar tanto como sea posible la covarianza entre ambas matrices. Los componentes se conforman con cargas o “loadings” que representan la cantidad de información que contribuye cada variable predictora (longitud de onda) dentro del componente a la matriz inicial más no al modelo.

Para la determinación del número de componentes que se utilizó en el modelo se recurrió al método de validación “leave one-out” basado en el re-muestreo, a partir de validación cruzada, mismo que se emplea cuando el número de muestras es limitado haciendo que en la construcción del modelo todas las muestras hayan sido excluidas y predichas una vez almacenando su desviación, elaborándose así con la media de estas la raíz del error medio cuadrático de predicción (RMSEP), además se calcula el coeficiente de determinación (R^2) para medir la bondad de ajuste. Ambas medidas brindan información sobre la incertidumbre de los modelos (Araujo-Andrade, Campos-Cantón, Martínez, Ortega-Zarzoza, & Ruiz, 2005).

R^2 mide el grado de ajuste al conjunto de observaciones indicando cuánto de la variancia contenida en el conjunto de datos original es explicada por el modelo PLS. R^2 es una medida que fluctúa entre 0 y 1; donde 1 expresa un ajuste lineal perfecto, en cambio 0 implica que el modelo no explica la variación total de la variable Y . Por otro lado, el RMSEP representa la calidad del ajuste entre los valores conocidos y los predichos, siendo así que mientras más bajo sea el valor mejor calidad de ajuste tendrá el modelo (Araujo-Andrade, et al, 2005).



Figura 22. Obtención del modelo predictivo en el software R

c. Cálculo del modelo de predicción

Finalmente, se seleccionó el modelo con los parámetros estadísticos más óptimos para las propiedades químicas en estudio además se diferenció la magnitud y el signo de los coeficientes de los modelos; conforme a Ferré (2013) si los coeficientes tienen un valor pequeño su contribución al modelo es escasa, y los coeficientes elevados aportan notablemente a la predicción.

Los coeficientes facilitan la interpretación de la solución del modelo predictivo representando la respuesta general de las variables espectrales en función de un vector único, los coeficientes de regresión PLS se definen como la correlación que existe entre la variable de respuesta (MO y N) y el conjunto de variables predictoras (longitudes de onda), denotándose como la covarianza entre ambas variables. (Izquierdo, 2011; Arias, 2015).

La diferencia entre los valores medidos y predichos da como resultado los residuales, estos representan la desviación entre los datos y el ajuste, e intenta explicar la variabilidad de la datos respuesta (López G. , 2013)

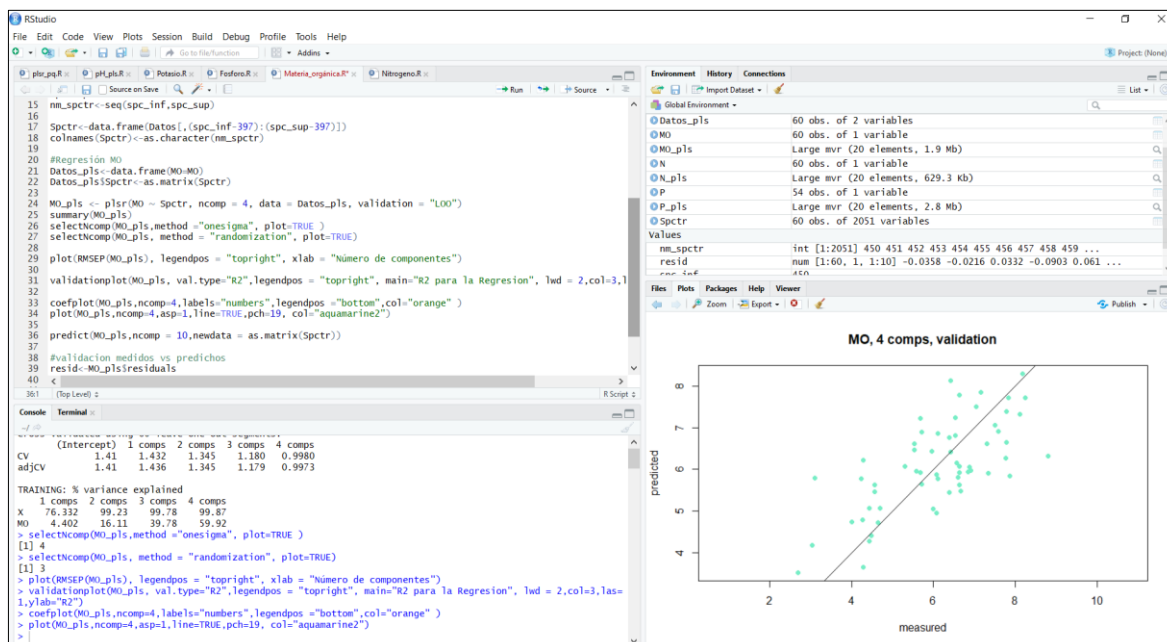


Figura 23. Comparación de valores medidos y predichos en el software R

Una vez obtenidos los valores predichos a partir del modelo (ver figura 23), se compararon con los valores medidos en laboratorio con la intención de contrastar las metodologías analizadas en este estudio.

3.7.3 Representación Geoestadística del modelo de predicción

Con el modelo de predicción definido para las propiedades químicas, se estimaron veinte nuevas muestras de las cuales solo se contó con su firma espectral, esto con el propósito de evaluar su potencial en la cuantificación de las propiedades y poder aplicar técnicas geoestadísticas.

A continuación, se realizó una interpolación mediante Kriging Ordinario con todos los valores predichos de cada propiedad química con el comando “Geostatistical Analysis” del software ArcGis 9.3 (ver figura 24); donde se eligió el modelo con mejor ajuste.

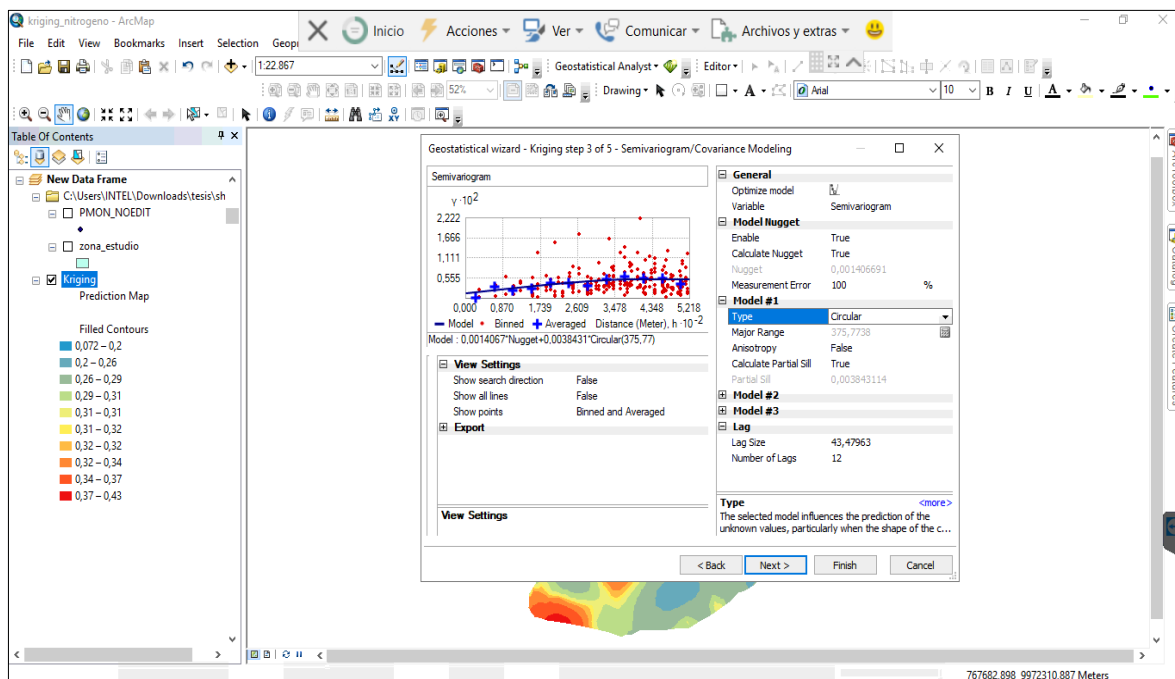


Figura 24. Análisis en “Geostatistical Wizard”

Por último, se generan “feature classes” (ver figura 25) de las propiedades modeladas, con valores estimados para cualquier punto dentro del área de estudio.

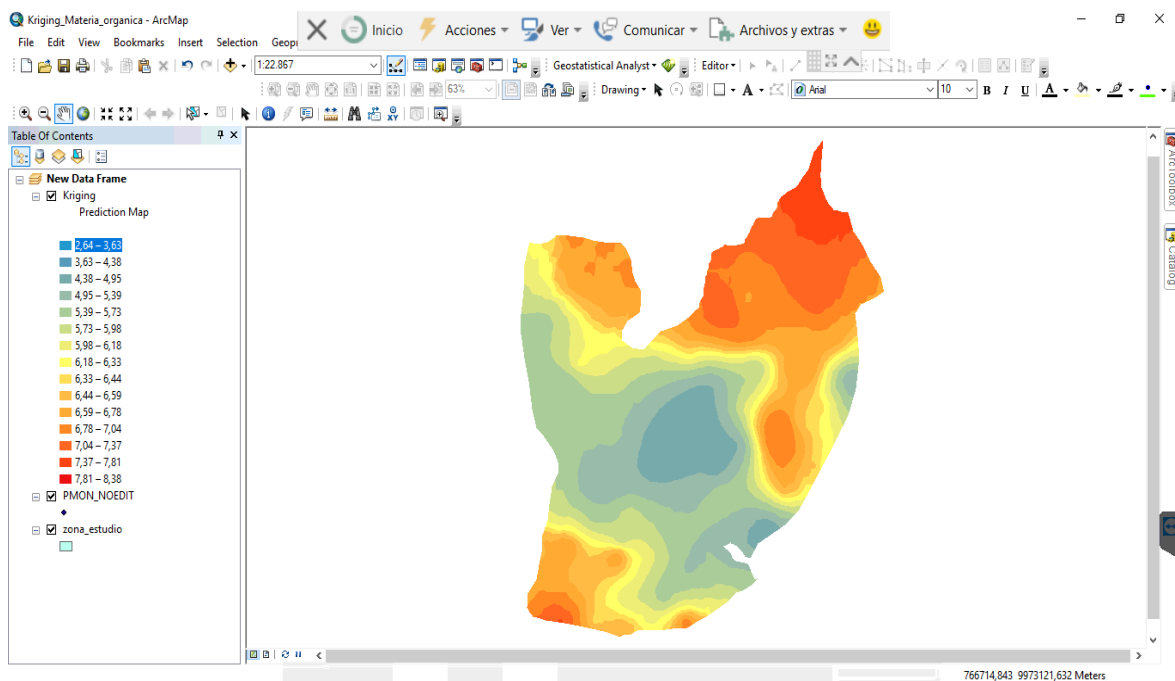


Figura 25. Modelo con Kriging para la zona de estudio

CAPITULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Este capítulo expone los resultados derivados de la metodología que abarca lo referente a la recolección de datos en campo, caracterización del suelo con respecto al análisis químico y espectral, su validación a través de técnicas de teledetección y herramientas estadísticas. Para finalmente comprobar si el uso de la espectroscopia de reflectancia permite o no la identificación y cuantificación de las propiedades químicas de los suelos.

4.1 Caracterización química del suelo

Del análisis cartográfico en base a la combinación de los atributos:

- Geomorfología
- Pendiente
- Orden de suelo

Se desprende que la superficie total de estudio correspondió a 448 ha aproximadamente, en esta superficie no se consideró las áreas del centro poblado; como resultado, se obtuvo cinco zonas homogéneas en las cuales se colectaron sesenta muestras que fueron analizadas en laboratorio, los resultados se describen en resumen a continuación (ver Tabla 10 y 11) (ver Anexo 5):

4.1.1 Análisis cartográfico

Tabla 10.

Características Geopedológicas de las zonas obtenidas de la cartografía

Zona	Área (ha)	Geomorfología	Pendiente (%)	Orden
1	173,35	Flujo de Piroclastos	5 – 12 (Suave)	Molisol
2	126,15	Relieve Volcánico Colinado Muy Alto	25 – 40 (Media a Fuerte)	Andisol
3	68,81	Relieve Volcánico Colinado Medio	25 – 40 (Media a Fuerte)	Andisol
4	32,85	Vertiente de Flujo de Piroclastos	25 – 40 (Media a Fuerte)	Andisol
5	47,66	Superficie Disectada de Meseta Volcánica	5 – 12 (Suave)	Andisol

Fuente: Recopilado y elaborado de (IEE, 2016)

A continuación, se presenta una descripción de la información contenida en la Geodatabase elaborada por IEE en 2016, con respecto a las zonas homogéneas:

- **Zona 1:** En esta zona se encuentran suelos francos en superficie y franco arenosos a profundidad, bien drenados, moderadamente profundos, presencia de vidrio volcánico, pH medianamente ácido, fertilidad mediana, con pendiente entre 5-12%, la geomorfología de esta zona corresponde a flujo de piroclastos y el orden presente corresponde a Molisol.
- **Zona 2:** Presenta suelos franco arcillosos en la superficie y franco arcillo-arenosos a profundidad, bien drenados, profundos, presencia de vidrio volcánico, pH moderadamente ácido, fertilidad mediana correspondiente a Andisoles, con una pendiente entre 25-40% y en relieves volcánicos colinados muy altos.
- **Zona 3:** Los suelos son franco arcillosos en la superficie y franco arcillo-limosos a profundidad, bien drenados, profundos, presencia de vidrios volcánicos, grava gruesa común a profundidad, pH medianamente ácido, fertilidad mediana, con pendiente de 25-40%, en relieves volcánicos colinados medios y su orden es Andisol.
- **Zona 4:** Los suelos son francos en superficie y franco arcillo arenosos a profundidad, bien drenados, profundos, presencia de horizontes enterrados, pH medianamente ácido, fertilidad mediana, con pendiente de 25-40%, se encuentra en una vertiente de flujo de piroclastos y de orden Andisol.
- **Zona 5:** Tiene la presencia de suelos franco arcillosos en la superficie y franco arcillo-limosos a profundidad, bien drenados, profundos, presencia de vidrio volcánico, grava gruesa común a profundidad, pH medianamente ácido, fertilidad media, ubicado en una superficie disectada de meseta volcánica, con pendiente de 5-12% y de orden Andisol.

4.1.2 Análisis de laboratorio

La Tabla 11 muestra los valores promedio por zona de los análisis de laboratorio para cada propiedad química.

Tabla 11.

Promedios de las muestras de los análisis de laboratorio por cada zona

Zonas	pH	MO (%)	N (%)	P (mg/kg)	K (cmol/kg)
1	5,998	5,897	0,294	32,983	0,621
2	5,986	6,986	0,350	7,125	0,480
3	5,863	6,121	0,306	10,417	0,538
4	5,963	5,040	0,251	16,375	0,419
5	6,031	6,357	0,318	55,883	0,803

Fuente: Informe de análisis de laboratorio Agrocalidad (2018)

La interpretación de los resultados se efectuó en base a los parámetros definidos en el informe de análisis de laboratorio de suelos de AGROCALIDAD asociado a las zonas homogéneas (ver Anexo 6):

Como se observa en la figura 26, para el pH todas las zonas muestran diferentes valores, a pesar de ello, todos corresponden al rango ligeramente ácido, la zona 5 muestra el valor de pH más alto cercano al neutro (6,03) y la zona 3 el valor más bajo de pH (5,86).

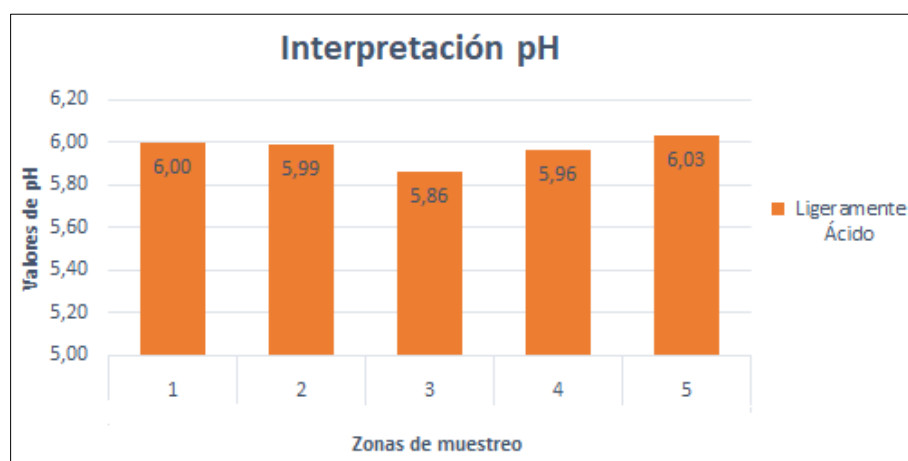


Figura 26. Caracterización de pH

En cuanto a materia orgánica (MO) los valores superiores al 2% de contenido se consideran altos, se puede apreciar en la figura 27 que la zona 4 presenta el valor más bajo (5,04 %) y la zona 2 el valor más alto (6,98%); sin embargo, todas las zonas de estudio corresponden a un contenido alto de MO.



Figura 27. Caracterización de MO

Para el nitrógeno (N), el contenido medio se encuentra entre 0,16 y 0,30% y contenidos altos > 0,31%; de esto se desprende que las zonas 1,3 y 4 corresponden a valores medios de contenido de N, y las zonas 2 y 5 poseen valores altos como se expone en la figura 28.

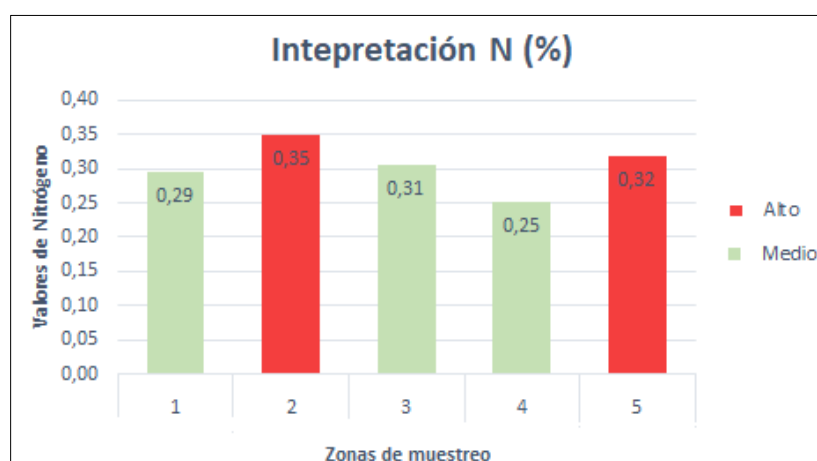


Figura 28. Caracterización de N

Para el contenido de fósforo total, los valores se clasifican en: bajos entre 0 y 10 mg/kg, medios de 11 a 20 mg/kg y altos > 21 mg/kg; por lo tanto, la zona 1 y 5 tienen valores altos; la zona 4 valor medio y las zonas 2 y 3 valores bajos como se representa en la figura 29.

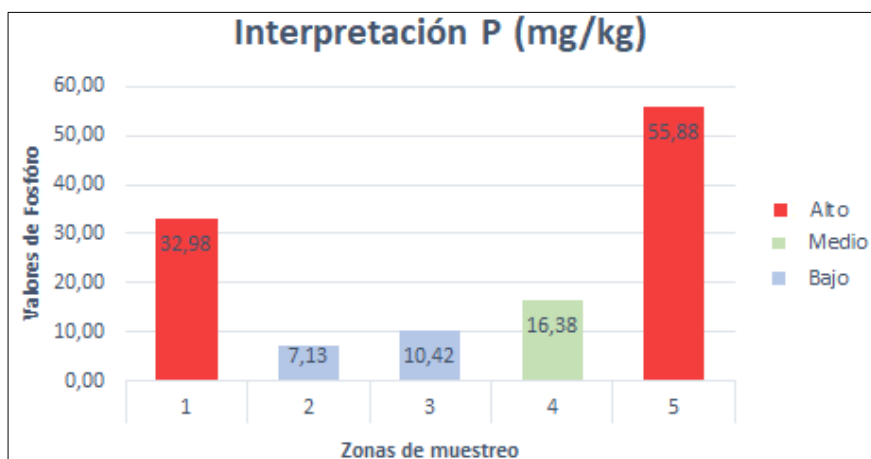


Figura 29. Caracterización de P

Finalmente, el potasio posee valores $> 0,4$ cmol/kg, lo cual se interpreta como un alto contenido de potasio en todas las zonas de estudio (ver figura 30).

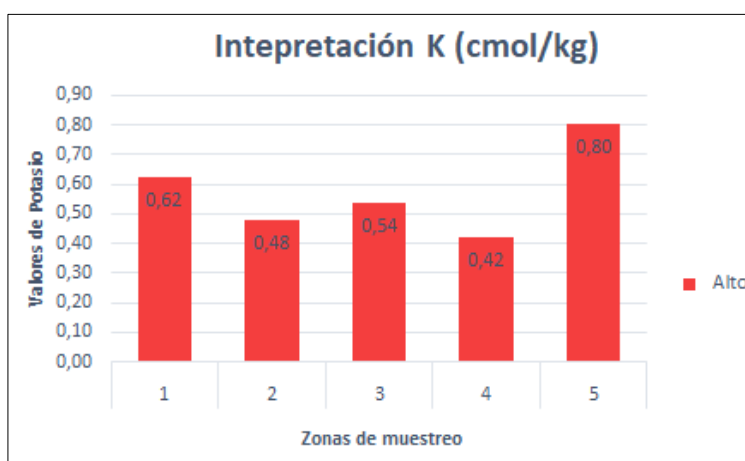


Figura 30. Caracterización de K

4.1.3 Análisis de Varianza (ANOVA)

Con la información de los parámetros químicos de laboratorio, se realizó el análisis de varianza (ver Anexo 7) para determinar cuál de las hipótesis expuestas en el apartado 3.7.1 es aceptada, los resultados del p-valor se presentan en la Tabla 12:

Tabla 12.

P-valor para las propiedades químicas

F.V	p-valor				
	pH	MO	N	P	K
Tratamientos (Zonas)	0,5566	0,0105*	0,0095*	0,0015*	0,1931

*Significancia Estadística p-valor $< 0,05$

Como se aprecia en la Tabla 12, se encuentra significancia estadística para los tratamientos en los parámetros químicos MO, N y P, en consecuencia, se acepta la hipótesis alternativa (H_a) “*Si existen diferencias significativas entre zonas homogéneas en función a las propiedades químicas de suelo obtenidas en laboratorio*”; una vez establecida la diferencia estadística se procedió a aplicar una prueba de Tukey al 5% (ver Anexo 8) para identificar el comportamiento de las zonas.

En el análisis de la varianza, para pH y K los p-valor son superiores a 0,05, por ende, se acepta la hipótesis nula (H_0) “*No existen diferencias significativas entre zonas homogéneas en función a las propiedades químicas de suelo obtenidas en laboratorio*”. Según Ollevent (1999) la manera adecuada de llevar a cabo esta prueba es únicamente si existió diferencias significativas en el análisis ANOVA; por esta razón no se aplicó la prueba de Tukey al 5% para estos parámetros.

4.1.4 Prueba de Tukey

a. Materia Orgánica (MO)

En la prueba de Tukey al 5%, se puede observar en la figura 31 que las zonas se distribuyen en dos grupos (A-B), siendo la zona 2 la que posee el valor más alto de contenido de MO con 6,99% en el promedio, en tanto la zona 4 presenta el promedio más bajo con 5,04% ubicándose en el grupo B, las zonas 1,3 y 5, comparten características tanto de A como de B, a pesar de esta clasificación todos los valores de las zonas fueron catalogados como altos en el análisis de laboratorio. Esto es concordante con lo reportado por Quichimbo, et al (2015) y Winckell, et al (1997) quienes mencionan que los suelos ubicados sobre relieves volcánicos y a mayor altitud acumulan cenizas volcánicas, dando como resultado un alto contenido de MO y confiriéndoles un color más oscuro.

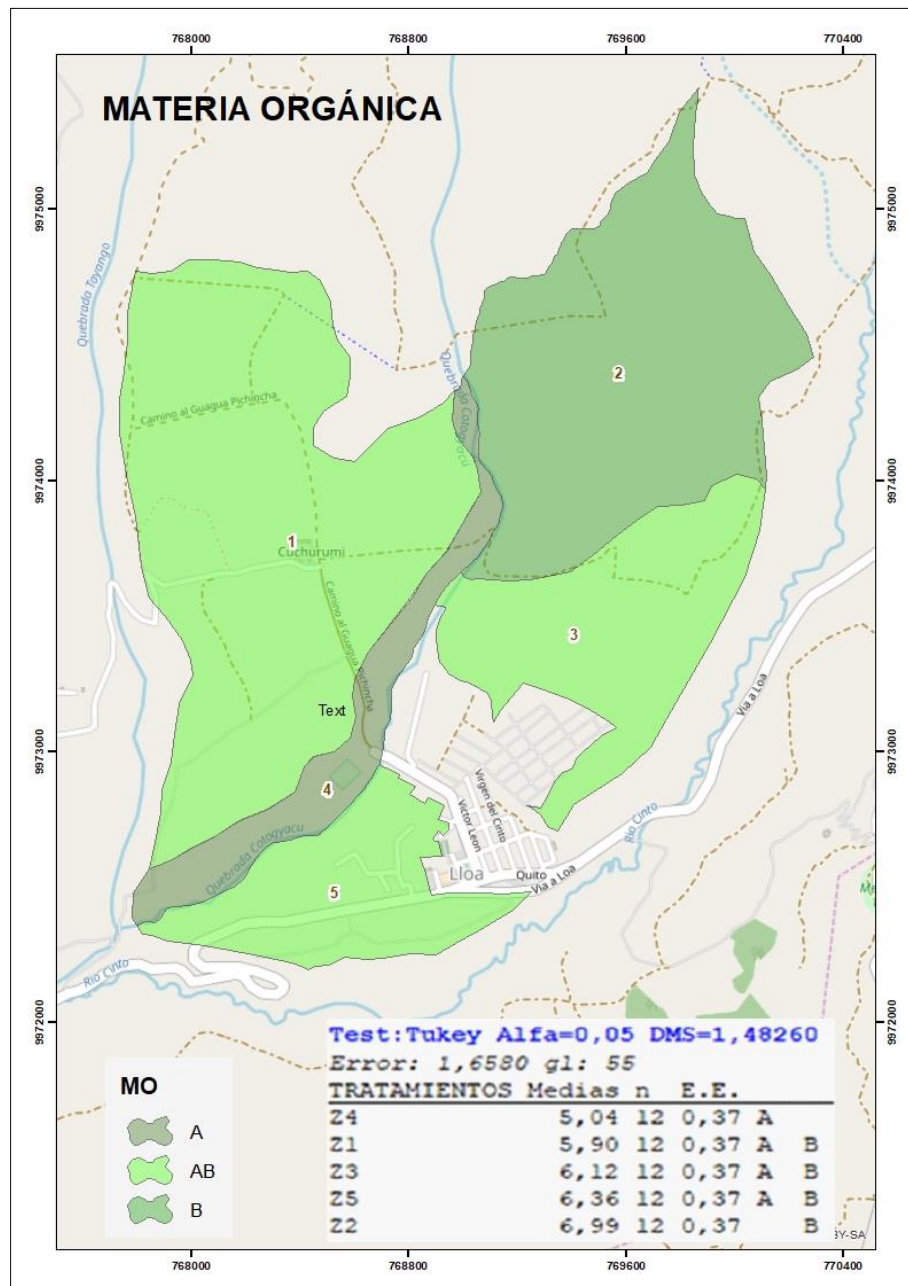


Figura 31. Representación gráfica de la prueba de Tukey para MO

b. Nitrógeno (N)

Se puede apreciar en la figura 32, que el nitrógeno tiene la misma distribución de tratamientos que la materia orgánica y que también se divide en dos grupos, la zona 2 ocupa el grupo B con el valor promedio más alto de N (0,35%) esta zona se encuentra clasificada como Andisol. Por lo tanto, lo encontrado se corrobora con lo expuesto por Ishizuka & Black (1980) quienes expresan que los Andisoles son ricos en contenidos de MO y N en forma natural, esta estrecha relación se debe al aporte de aniones como nitrato (NO_3) que

con el contenido de carbono y varía según el tipo de arcilla presente (Espinosa, J., 2017). Tomando en cuenta que la zona 5 tiene los valores de media más altos de fósforo (55,88 mg/kg) y también valores altos en materia orgánica, se puede inferir que en dicha zona existe una mayor fijación de P ya que de acuerdo con Valverde & Alvarado (2009) y Espinosa (1987) un mayor contenido de materia orgánica corresponde a una mayor capacidad de fijación de este elemento.

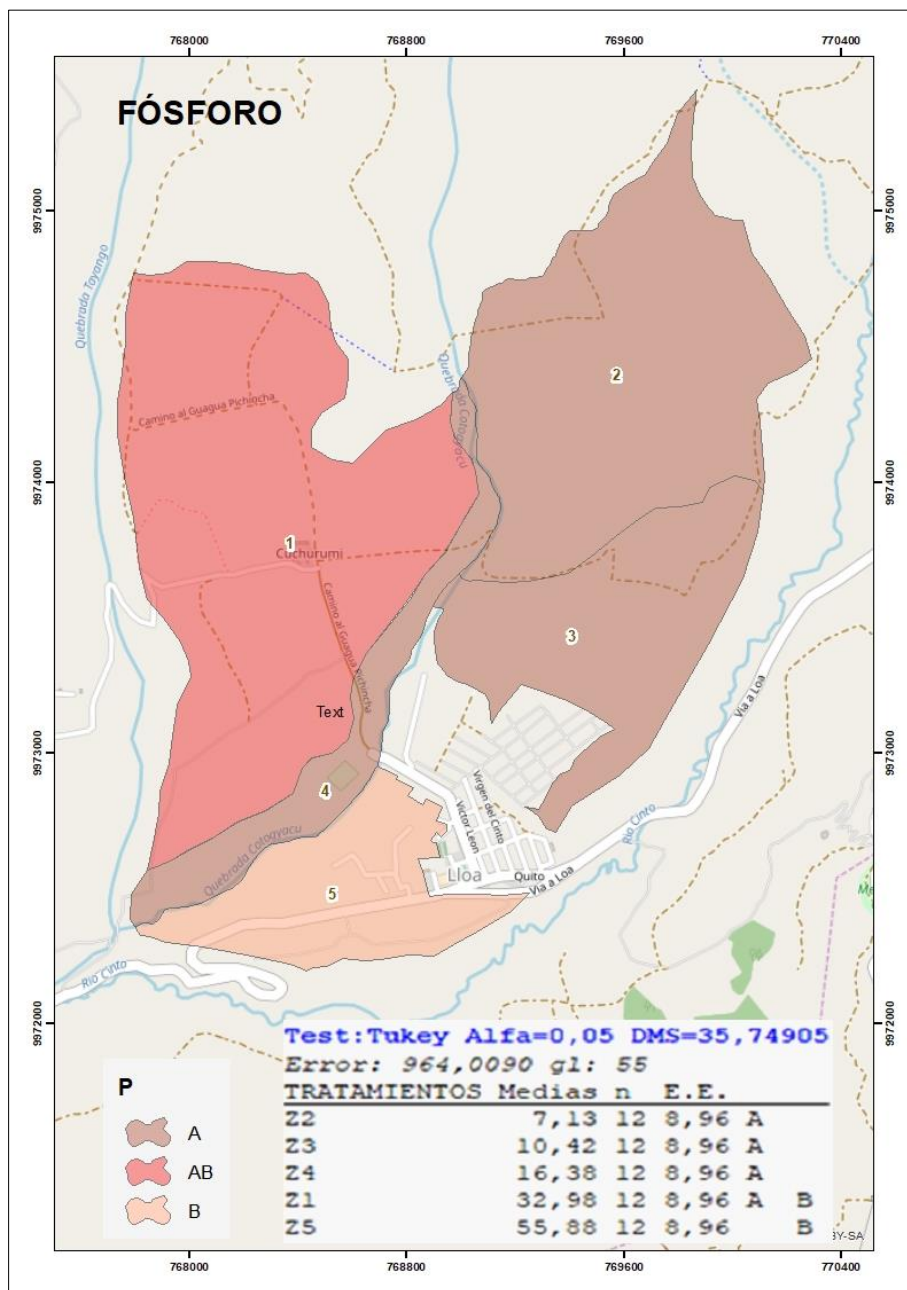


Figura 33. Representación gráfica de la prueba de Tukey para P

4.2 Caracterización espectral del suelo

La respuesta espectral de cada una de las zonas se obtuvo del promedio de las muestras colectadas, mismas que se encuentran en el rango comprendido entre 450 y 2500 nm.

Como se puede apreciar en la figura 29 las respuestas obtenidas concuerdan con la firma espectral característica del suelo (ver figura 4), con variaciones debido a los tipos de suelo encontrados en este estudio clasificados como Andisoles y Molisoles los mismos que se caracterizan por sus altos contenidos de materia orgánicas y coloración oscura; puesto que Hernández (2011) manifiesta que los principales factores que modifican la reflectancia son la materia orgánica, textura, estructura, contenido de humedad y el color. Las respuestas espectrales evidencian una baja reflectividad en el rango de 1875 a 1925 nm que podrían indicar las longitudes de onda con la máxima absorción de agua pues Karszenbaum & Barraza (2014) sugieren que la humedad se diferencia de mejor manera en las secciones del VNIR y SWIR. Dicho de otra manera, la reflectividad disminuye cuando el contenido de agua aumenta y viceversa.

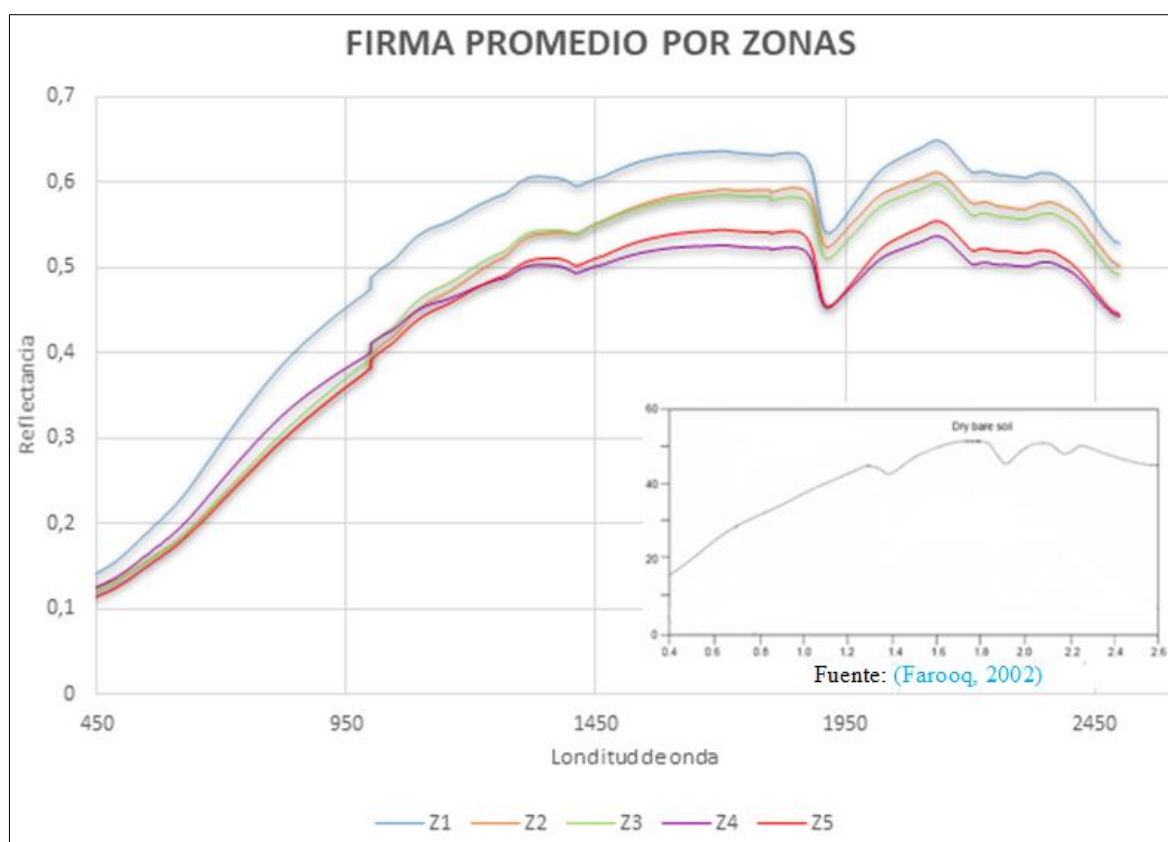


Figura 34. Promedio de firmas espectrales por zona obtenidas en comparación con la firma característica del suelo

4.2.1 Índices de suelo

Debido a que los datos radiométricos no pueden ser analizados como longitudes de onda individuales; se estructuraron índices de suelo (BSI y CI) que son especializados en la discriminación de suelo desnudo, las muestras de suelo colectadas en campo fueron previamente procesadas antes de la captura de datos espectrales.

Estos índices fueron calculados con la ecuación (1) y (2) (Cap.II; apartado 2.9), en dos procedimientos:

- 1) Con las bandas de la imagen satelital en el software SNAP y;
- 2) Con las respuestas espectrales de los puntos de muestreo generando bandas.

El primero fue desarrollado con la intención de delimitar los intervalos de ambos índices para interpretar de manera más específica sus resultados. El segundo para su posterior estudio estadístico en relación al comportamiento espectral de cada zona.

Siguiendo un análisis empírico a través de una comparación visual con la imagen y un reconocimiento en campo, se interpretaron los índices obtenidos de SNAP de forma detallada y gráfica:

- **BSI:** valores comprendidos entre 93,11 y 136,94 permiten una mejor discriminación de suelo desnudo; la mayoría de suelos con vegetación de alto vigor están presentes entre valores de 44,57 a 67,39 (ver figura 35), lo cual está acorde con Kumar, et al (2016) quienes mencionan que valores bajos pertenecen a suelos con vegetación y valores altos están asociados a suelo desnudo.

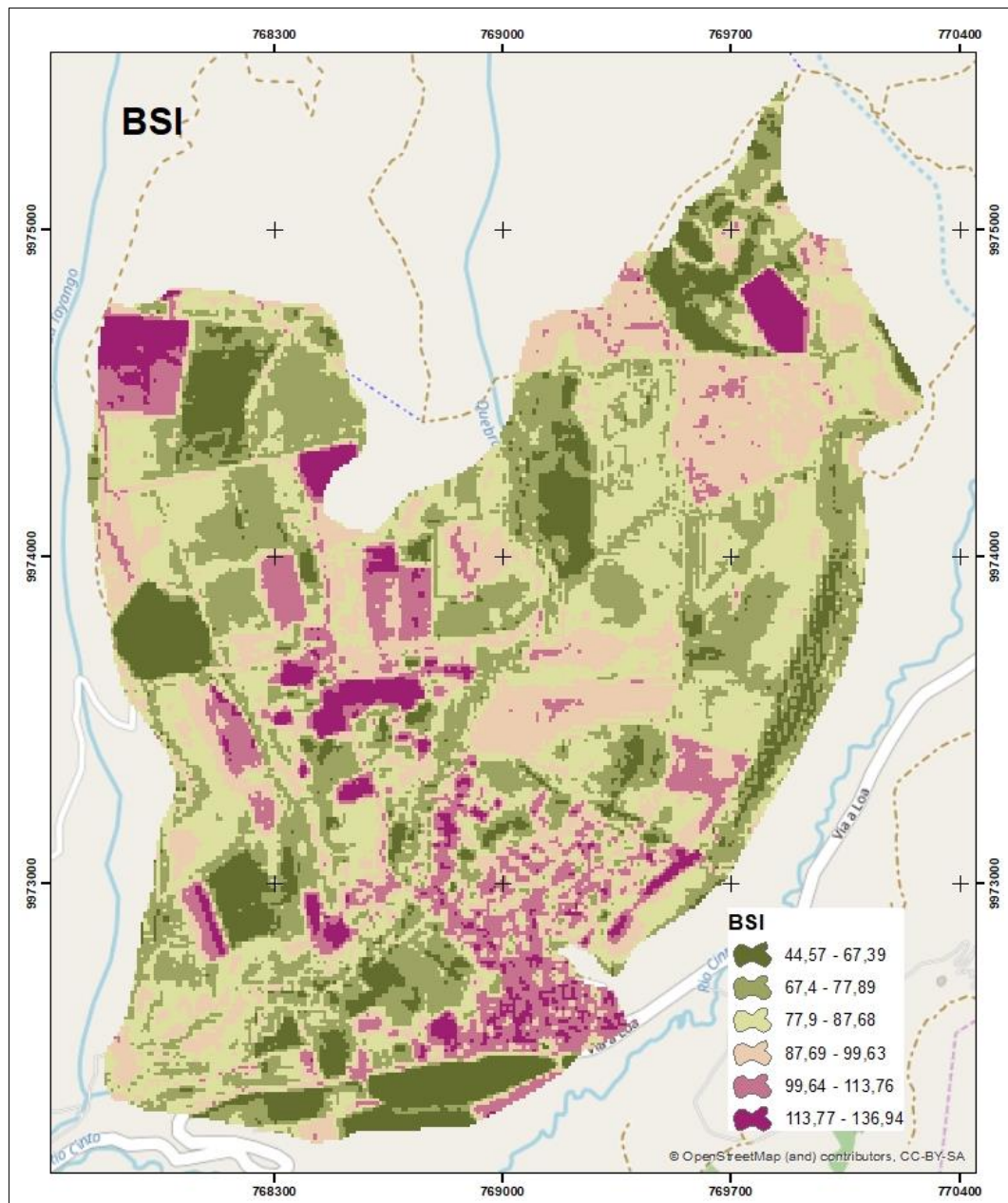


Figura 35. Índice BSI del software SNAP

- **CI:** valores de 101,98 a 186,66 corresponden a suelos sin vegetación y valores de 46,43 a 70,63 a suelo con vegetación de alto vigor (ver figura 36), por esta razón se vincula con lo manifestado por Escadafal R. (1989) quien relaciona la presencia de una alta concentración de sulfatos o carbonatos a valores bajos y suelos en regiones áridas a valores altos.

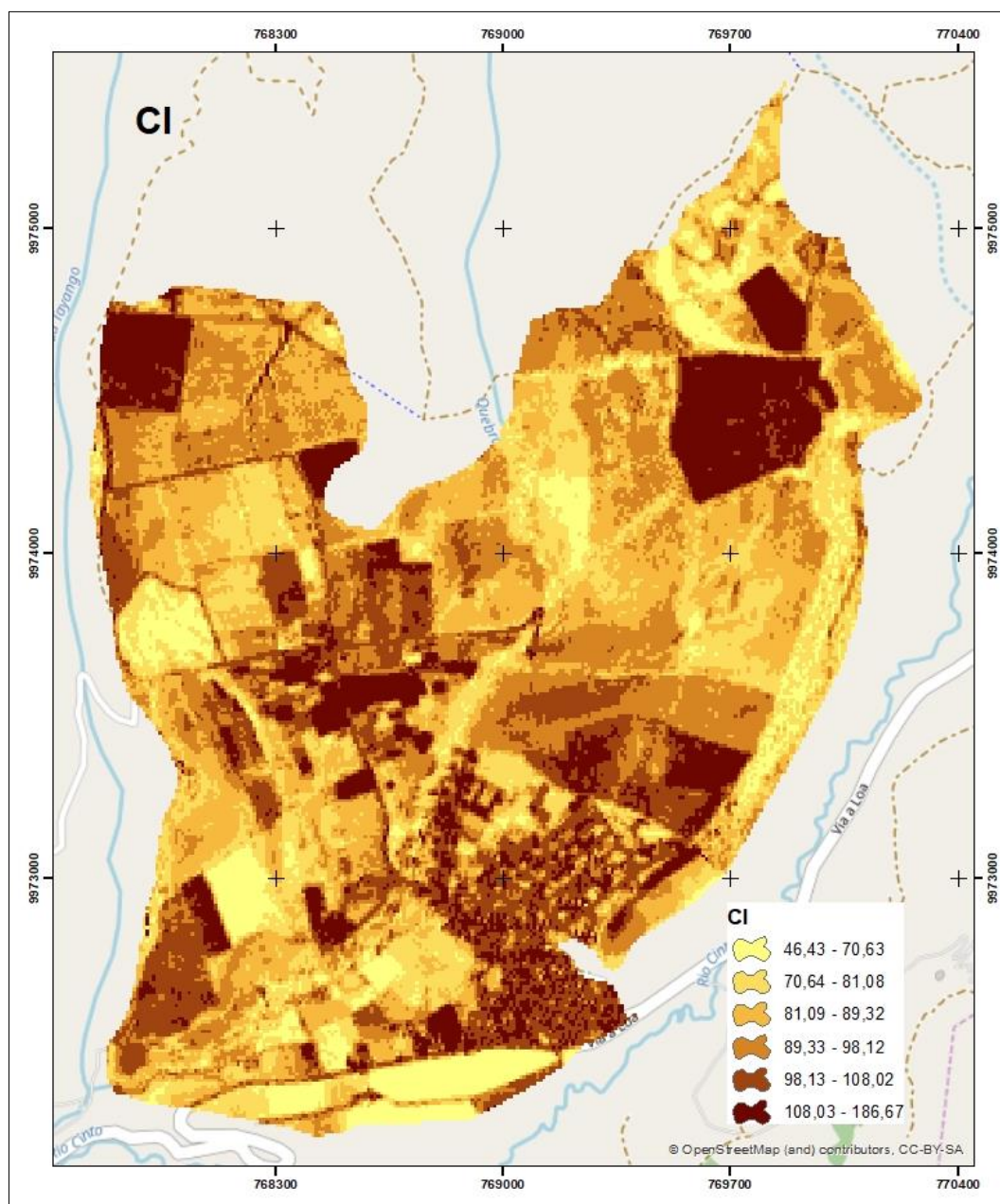


Figura 36. Índice CI del software SNAP

Los índices BSI y CI permiten distinguir las áreas con suelo desnudo de forma óptima, cabe recalcar que se presentan valores cercanos a suelo descubierto que corresponden a coberturas con presencia de vegetación con poco vigor o vegetación en estados de senescencia, como es el caso de algunas áreas dentro de la zona de estudio con cultivos de cebada, trigo y maíz (ver Anexo 9), que gran parte de las mismas fueron ubicadas dentro de los valores que discriminan suelo desnudo. Sin embargo, CI tiene una mayor amplitud en los intervalos de discriminación, en consecuencia, su capacidad de separar coberturas es más baja en comparación a BSI.

4.2.2 Análisis de varianzas (ANOVA)

Con el propósito de encontrar una diferencia en el comportamiento espectral de cada zona expresada en índices de suelo desnudo, se aplicó el análisis de varianzas (ver Anexo 7); con la finalidad de definir cuál de las hipótesis planteadas en el apartado 3.7.1 es aceptada. Los resultados del p-valor se presentan en la Tabla 13:

Tabla 13.

P-valor para los índices radiométricos

F.V	p-valor	
	BSI	CI
Tratamientos (Zonas)	0,0001*	0,0001*

*Significancia Estadística p-valor < 0,05

En la Tabla 13, los p-valor obtenido para los índices son < 0,05 por este motivo se acepta la Ha “*Si existen diferencias significativas entre zonas homogéneas en función a los índices radiométricos calculados a partir de respuestas espectrales*”.

Determinada la diferencia entre zonas se efectuó una prueba de Tukey al 5% para definir el comportamiento espectral de las mismas (ver Anexo 8).

4.2.3 Prueba de Tukey

a. BSI (Bare Soil Index)

De acuerdo a la prueba de Tukey al 5% (ver figura 37), el índice BSI las zonas se distribuyen en tres grupos (A, B, C), de los cuales a las zonas 2 y 3 se les atribuyen los valores más altos de la media 127,86 y 127 respectivamente formando parte del grupo C; la zona 4 con una media de 122,57 se asigna como el valor más bajo perteneciente al grupo A, mientras que las zonas 1 y 5 comparten características de A-B y B-C correspondientemente. Como se explica en el punto 4.2.1 (BSI) los valores medios del rango C clasifican de mejor forma los suelos desnudos.

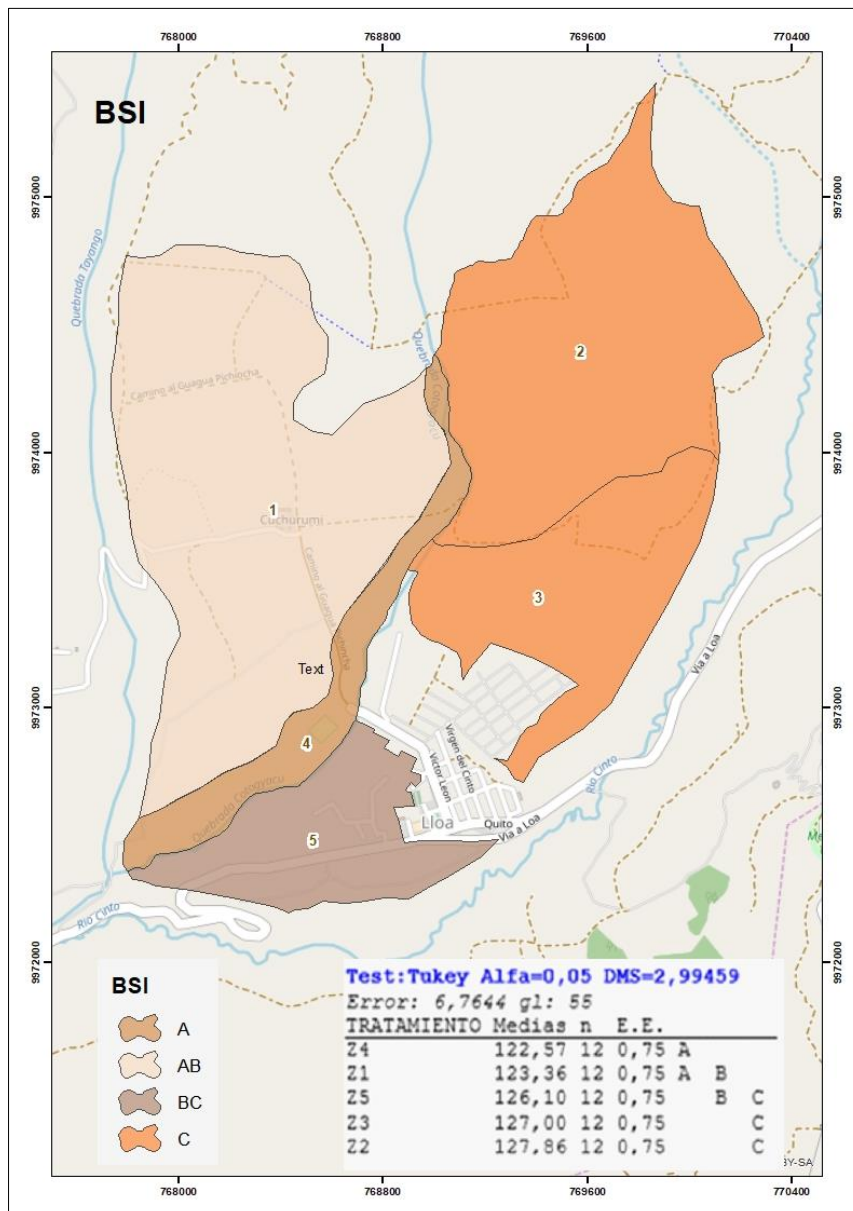


Figura 37. Representación gráfica de la prueba de Tukey 5% para BSI

b. CI (Coloration Index)

Con la prueba de Tukey al 5% se pudo clasificar los valores del índice CI en tres grupos (A, B, C), al igual que en BSI el grupo C contiene los valores más altos y el grupo A los más bajos, no obstante, todas las zonas se distribuyen en grupos diferentes, la zona 1 con el valor de 115,48 representa al grupo C, mientras que la zona 2 con 113,13 al grupo A, y las zonas 3, 5, 4 tienen un comportamiento similar entre los grupos A-B y B-C. Del mismo modo todas las medias están dentro del rango de suelo desnudo para este índice (ver figura 38). Como se explica en el punto 4.2.1 (CI) los valores medios del rango C clasifican de mejor forma los suelos desnudos.

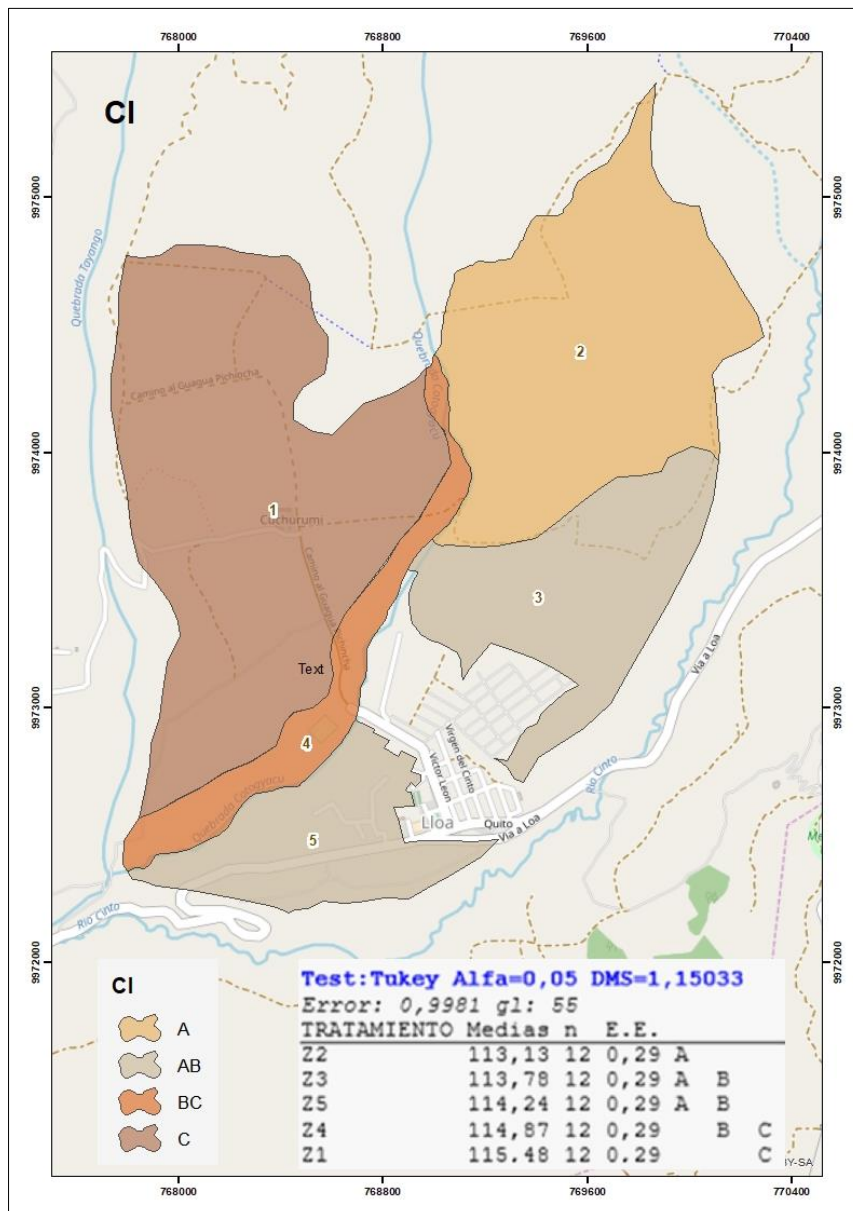


Figura 38. Representación gráfica de la prueba de Tukey 5% para CI

4.3 Validación de la información espectral

En las figuras 39 y 40 se presenta la diferencia entre los índices BSI y CI calculados por datos radiométricos y a partir de la imagen satelital; los datos de los índices que se obtienen por radiometría son más altos, esto se debe a que las muestras fueron capturas directamente de suelos desnudos con un tratamiento previo, en tanto que los índices adquiridos de la imagen resultan de la cobertura presente en el momento de la toma, estos valores son bajos e influenciados por las actividades agrícolas que se desarrollan en la zona.

En las figuras 39 y 40, se representa en pastel los valores de los índices, visualmente se observa que en todas las muestras los valores de radiometría son superiores a los de BSI y CI adquiridos en la imagen. Los valores numéricos se pueden apreciar de mejor manera en el Anexo 10.

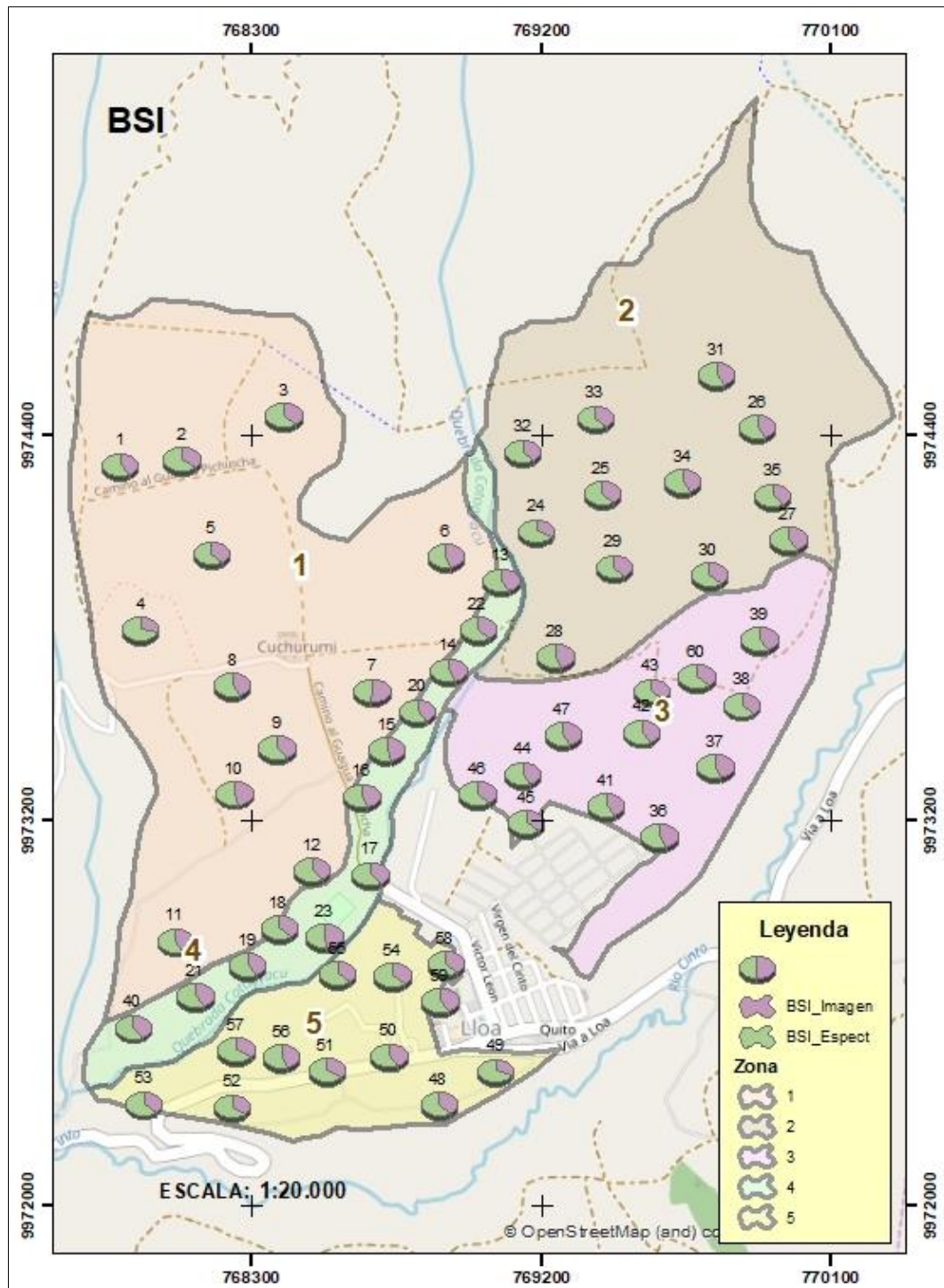


Figura 39. Mapa comparativo del índice BSI con imagen y firmas espectrales

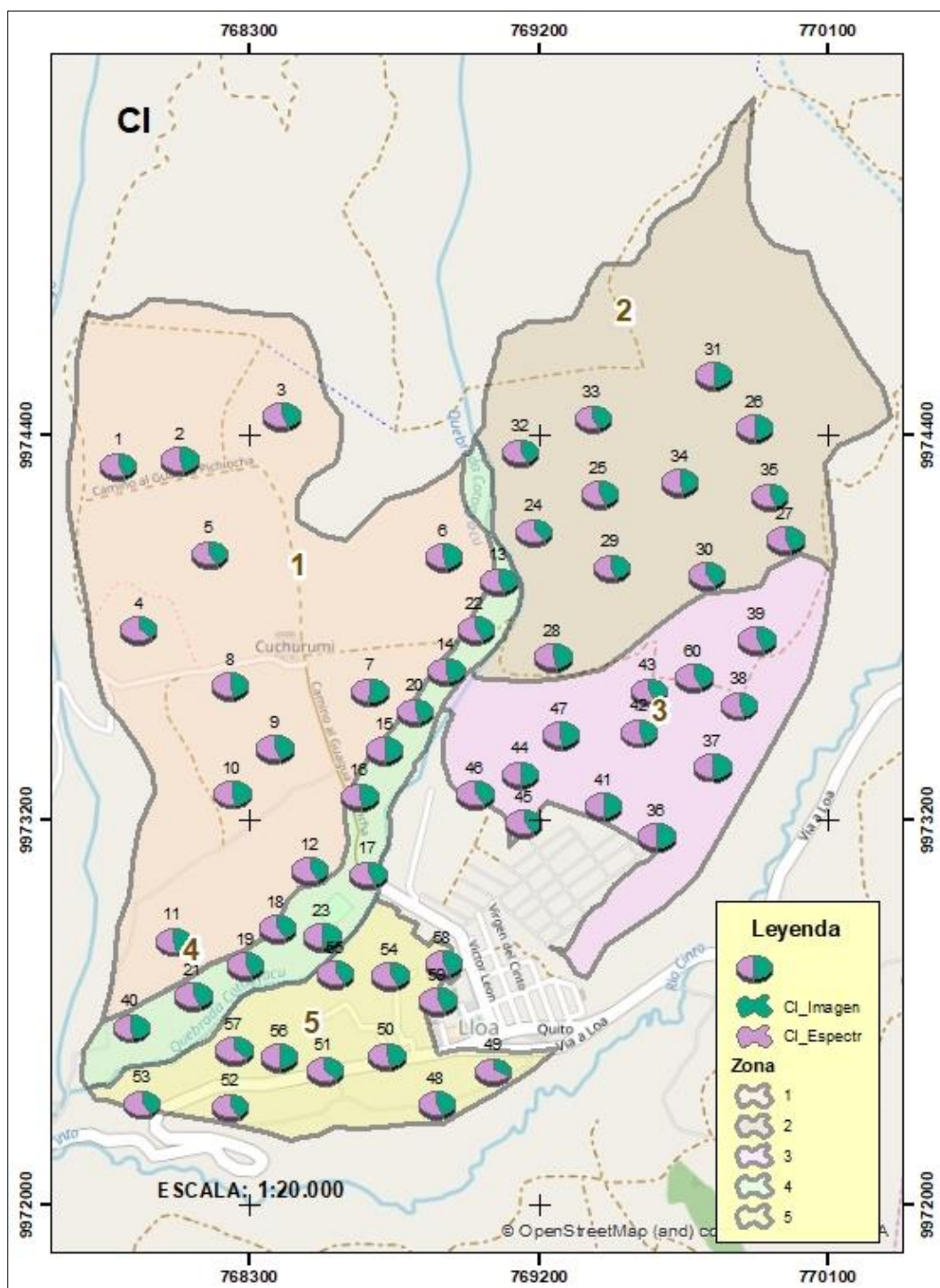


Figura 40. Mapa comparativo del índice CI con imagen y firmas espectrales

4.4 Análisis de mínimos cuadrados parciales (PLS)

A continuación, se muestra el análisis de la generación del modelo predictivo para MO, N y P, exceptuando a pH y K por no presentar significancia estadística como se describe en el punto 4.1.3.

Los modelos predictivos constan de diez componentes, conformados por cargas o “loadings” que demuestran que no todas las variables independientes (longitudes de onda) aportan a la construcción del modelo, en otras palabras, no son la mejor alternativa para definir las variables que expliquen el vector respuesta, sin embargo, son necesarias para la estructuración de las componentes (Burgos & Copo, 2017).

Seguidamente en la figura 41 se enseña un extracto de la tabla que se genera por componentes y sus respectivas cargas, se omiten valores en vista de que son muy extensos.

```
> MO_pls$loadings
```

	Comp 1	Comp 2	Comp 3	Comp 4	Comp 5	Comp 6	Comp 7	Comp 8	Comp 9	Comp 10
450									-0.135	
451									-0.107	
452									-0.117	
453									-0.121	
454									-0.113	
455									-0.135	
456									-0.130	
457									-0.108	
458										
459										
460									-0.106	
:										
:										
1384									0.114	
1385									0.117	-0.101
1386									0.119	-0.102
1387									0.119	-0.100
1388									0.121	-0.100
1389									0.122	
1390									0.124	
:										
:										
1825				0.100						
1826				0.101						
1827				0.101						
1828				0.102						
1829				0.102						
1830				0.102						
1831				0.102						
1832				0.102						
1833				0.102						
1834				0.102						
1835				0.103						
1836				0.103						
1837				0.103						
:										
:										
1996									-0.109	
1997									-0.108	
1998									-0.108	
1999									-0.105	
2000									-0.102	
:										
:										

Figura 41. Loadings o cargas por componente

Como se nota en la figura 42 para el modelo de MO desde dos componentes existe un incremento significativo hasta llegar al mejor ajuste con un valor de 0,66 con diez componentes; de igual forma para el modelo de N, con diez componentes se llega al valor máximo de ajuste de 0,67 y el modelo de P indica valores positivos cercanos a cero en las componentes seis y siete y valores negativos en el resto de componentes lo que significa que el programa no logró encontrar mayor relación entre longitudes de onda y contenidos de fósforo.

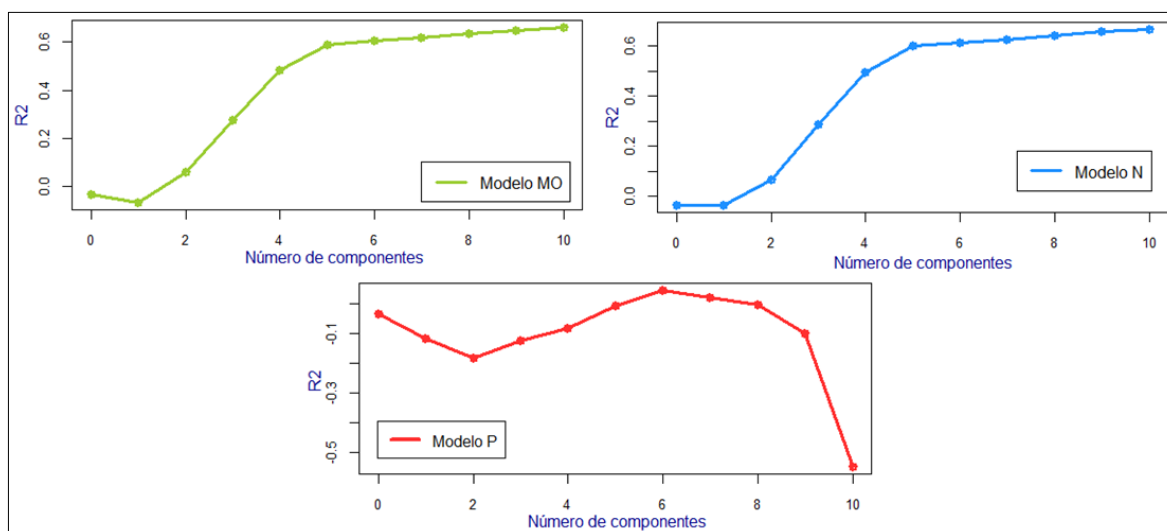


Figura 42. R^2 de los modelos

Williams (2003) considera que un valor de R^2 entre 0,66 y 0,81 indica un valor predictivo adecuado, es decir que más del 50% de la varianza en Y es explicada por la varianza en X , por consiguiente, los modelos de MO y N poseen una bondad de ajuste apropiada, al contrario del modelo para P que refleja valores demasiado bajos.

La figura 43 señala que los modelos de MO y N evidencian una disminución considerable a partir de cinco componentes llegando al valor mínimo en diez componentes, en tanto que el modelo de P describe variaciones con valores muy altos (35.35 a 43.25) mostrando diferencias excesivas entre los valores medidos y predichos.

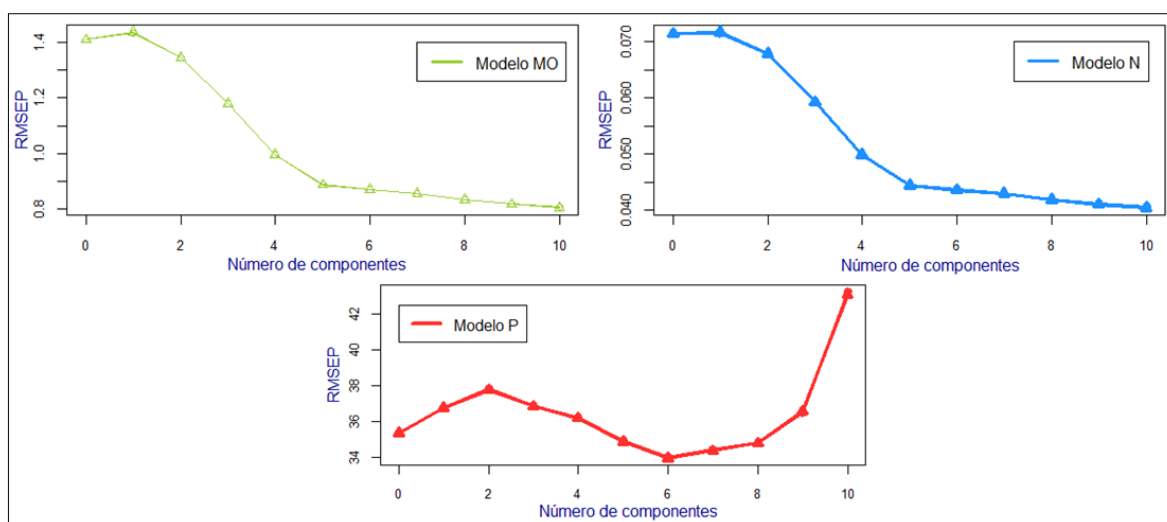


Figura 43. RMSEP de los modelos

Los modelos de MO y N presentan una bondad de ajuste relevante para continuar con el proceso de predicción, opuesto al ajuste del modelo de P que sus resultados conllevarían a una predicción deficiente e incorrecta, de tal modo que no se le tomó en cuenta para los siguientes procesos.

Para una mejor apreciación del RMSEP Esbensen, Guyot, Westad, & Houmoller (2002) sugieren graficar la relación entre los valores predichos y los medidos; donde en un modelo perfecto se puede distinguir que los valores son los mismos y caen sobre una línea recta diagonal, que nace en el origen y tiene pendiente 1, es por esto, que cuanto más apartado están los puntos de la línea, mayor es el error de predicción (Ferré, 2013).

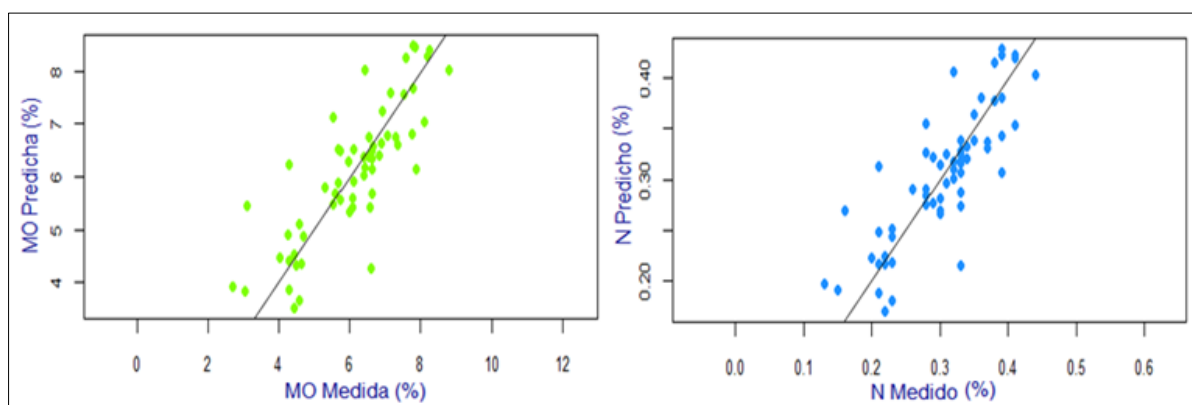


Figura 44. Relación entre valores predichos y medidos

La figura 44 ilustra que la mayoría de datos tanto para MO como N, se encuentran cercanos a la línea de tendencia, y el resto más alejados con respecto a esta, situación que puede ser explicada por el grado de bondad de ajuste que presentan los modelos 0.66 y 0.67 respectivamente.

En la Tabla 14 se evidencia los residuos elevados al cuadrado de los valores medidos menos los predichos, con ellos se conformó el RMS, señalando que para MO el valor es 1,02 y para N es 0,08, considerados valores bajos, que ofrecen una medida apropiada de la precisión con la que el modelo predice la respuesta.

Tabla 14.
RMS para los modelos de MO y N

Muestra	MO			N		
	Medidos	Predichos	Residuos ²	Medidos	Predichos	Residuos ²
1	5,3	5,49	0,0361	0,26	0,28	0,0004
2	5,58	5,63	0,0025	0,28	0,28	0,0000
3	7,05	6,85	0,04	0,35	0,34	0,0001
4	4,24	4,62	0,1444	0,21	0,24	0,0009
5	7,34	6,86	0,2304	0,37	0,34	0,0009
6	6,67	6,57	0,01	0,33	0,35	0,0004
7	4,56	4,92	0,1296	0,23	0,23	0,0000
8	6,07	5,76	0,0961	0,3	0,28	0,0004
9	5,72	5,54	0,0324	0,29	0,29	0,0000
10	4,44	4	0,1936	0,22	0,19	0,0009
11	7,16	7,48	0,1024	0,36	0,37	0,0001
12	6,63	6,49	0,0196	0,33	0,32	0,0001
13	4,49	4,3	0,0361	0,22	0,35	0,0169
14	4,44	4,52	0,0064	0,22	0,36	0,0196
15	4,01	4,25	0,0576	0,2	0,32	0,0144
16	4,64	4,47	0,0289	0,23	0,32	0,0081
17	4,28	5,6	1,7424	0,21	0,21	0,0000
18	8,25	8,5	0,0625	0,41	0,37	0,0016
19	7,3	6,89	0,1681	0,37	0,39	0,0004
20	2,69	3,34	0,4225	0,13	0,4	0,0729
21	6,1	6,29	0,0361	0,31	0,31	0,0000
22	4,29	3,98	0,0961	0,21	0,32	0,0121
23	3,11	4,63	2,3104	0,16	0,33	0,0289
24	6,91	6,73	0,0324	0,35	0,37	0,0004
25	8,11	7,23	0,7744	0,41	0,33	0,0064
26	7,86	7,6	0,0676	0,39	0,3	0,0081
27	6,53	6,77	0,0576	0,33	0,33	0,0000
28	4,27	6,71	5,9536	0,21	0,3	0,0081
29	7,79	4,33	11,9716	0,39	0,32	0,0049
30	7,51	7,8	0,0841	0,38	0,41	0,0009
31	8,81	7,53	1,6384	0,44	0,41	0,0009
32	6,39	8,39	4	0,32	0,23	0,0081
33	6,39	6,08	0,0961	0,32	0,33	0,0001
34	6,84	6,28	0,3136	0,34	0,27	0,0049
35	6,42	6,53	0,0121	0,32	0,17	0,0225
36	5,96	7,41	2,1025	0,3	0,42	0,0144
37	5,72	6,14	0,1764	0,29	0,23	0,0036
38	5,54	6,19	0,4225	0,28	0,22	0,0036
39	6,63	6,53	0,01	0,33	0,23	0,0100

Continúa

40	6,88	6,37	0,2601	0,34	0,22	0,0144
41	5,68	6,26	0,3364	0,28	0,27	0,0001
42	7,58	8,1	0,2704	0,38	0,4	0,0004
43	7,79	8,28	0,2401	0,39	0,35	0,0016
44	4,7	4,83	0,0169	0,23	0,16	0,0049
45	6,63	6,53	0,01	0,33	0,32	0,0001
46	6	5,53	0,2209	0,3	0,19	0,0121
47	3,04	3,48	0,1936	0,15	0,24	0,0081
48	7,76	8,23	0,2209	0,39	0,33	0,0036
49	4,56	7,21	7,0225	0,23	0,36	0,0169
50	6,56	4,53	4,1209	0,33	0,22	0,0121
51	5,68	5,73	0,0025	0,28	0,31	0,0009
52	7,83	5,8	4,1209	0,39	0,29	0,0100
53	6,63	8,19	2,4336	0,33	0,43	0,0100
54	6,42	5,96	0,2116	0,32	0,31	0,0001
55	6,1	6,24	0,0196	0,31	0,32	0,0001
56	6,53	5,9	0,3969	0,33	0,32	0,0001
57	5,54	6,44	0,81	0,28	0,32	0,0016
58	6,6	5,45	1,3225	0,33	0,27	0,0036
59	6,07	4,75	1,7424	0,3	0,25	0,0025
60	8,18	5,76	5,8564	0,41	0,29	0,0144
RMS			1,029	0		0,0810

Es conveniente analizar gráficamente los residuales para determinar su distribución y detectar patrones para comprobar si el modelo predice bien a las variables a explicar; mediante la hipótesis de normalidad que aumenta la probabilidad de que los valores de observación sean parte del conjunto de datos del modelo (Márquez, 2017). De manera que se validaron los modelos de MO y N a través de la figura 45 que señala la distribución de los residuos de ambos modelos por medio de histogramas de frecuencia.

Los histogramas de frecuencia de MO y N expuestos en la figura 45 cumplen con características de una distribución normal como: tener la media igual cero; tienen forma semejante a la campana de Gauss con un solo pico en centro de la distribución, lo que expresa mayor cantidad de valores alrededor de la media (Luque B. , 2014).

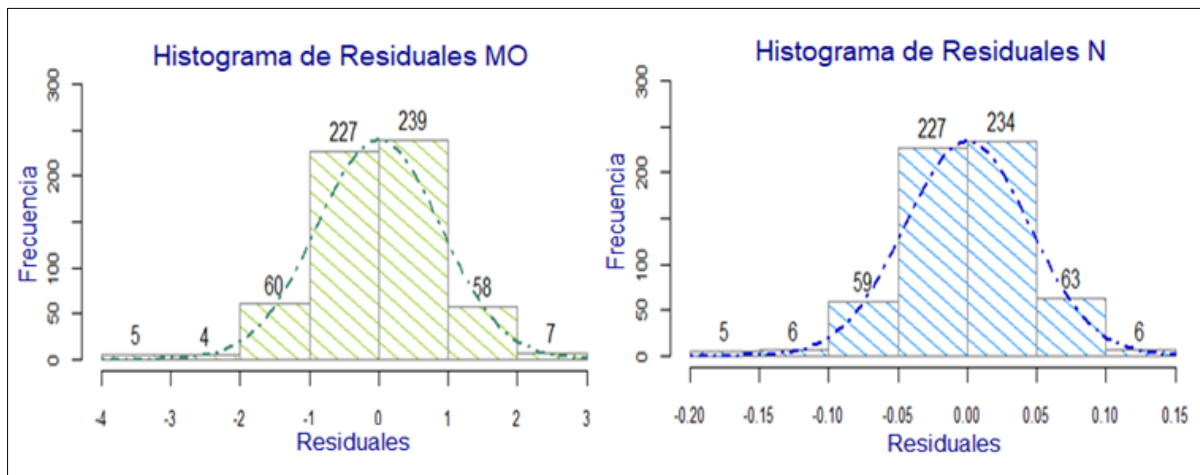


Figura 45. Histogramas de residuales de los modelos

En este estudio el comportamiento de las variables predictoras (longitudes de onda) es similar tanto para MO como para N pero con diferentes intervalos para los coeficientes; esto puede deberse a la estrecha relación química que existe entre estas propiedades (León & Etchevers, 1999).

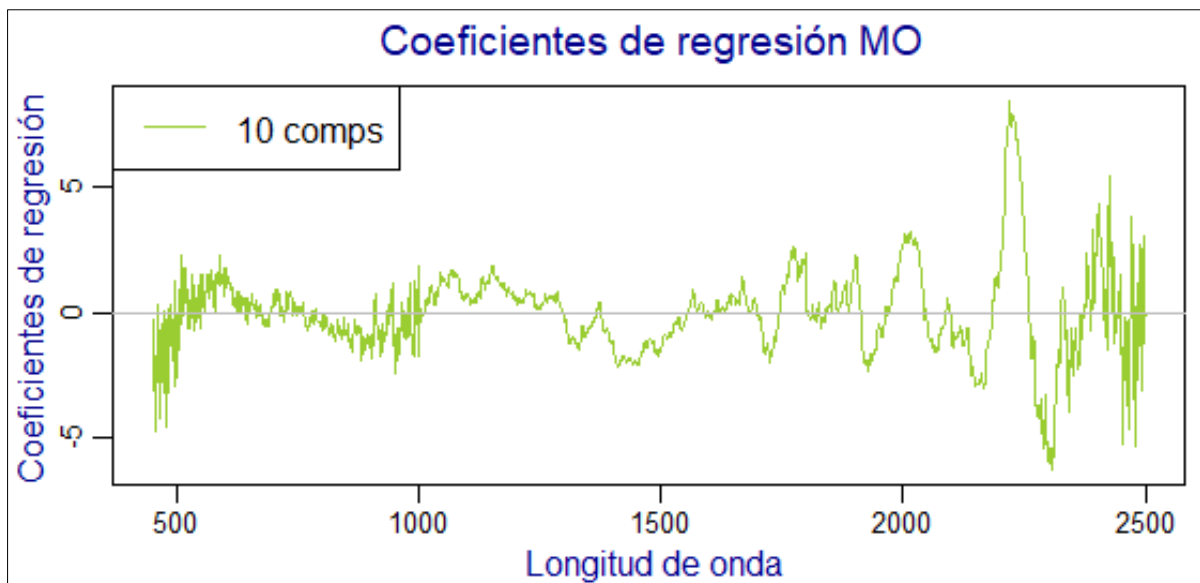


Figura 46. Coeficientes de regresión de MO

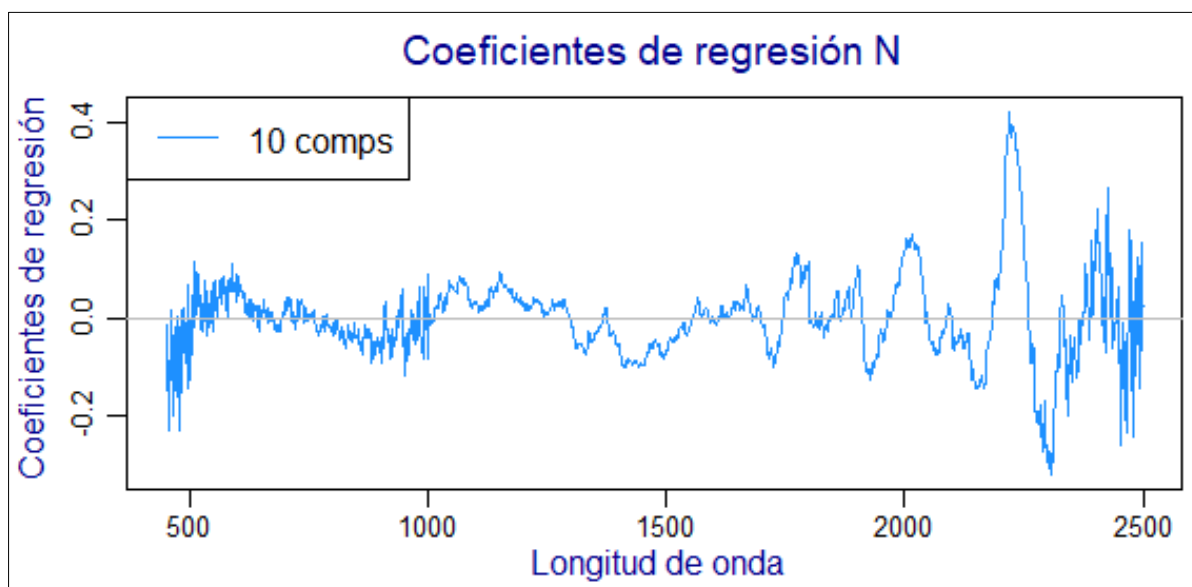


Figura 47. Coeficientes de regresión de N

En las figuras 46 y 47 las longitudes con mayor relevancia son a partir de 1950 a 2250 nm, también se encontró un segmento de 450 a 550 nm que aporta de manera notable, el resto de longitudes de onda no tiene mayor influencia en el modelo. Los picos más pronunciados se ubican en 2200, 2300, 2440 y 2450 nm; lo que tiene concordancia con los estudios de Camacho (2013); McDowell, et al, (2012) y Viscarra-Rossel, McBratney, Janik, & Skjemstad (2006); quienes hallaron que los compuestos orgánicos y los minerales de las arcillas se relacionan con la región espectral de 2200 a 2250 nm y así mismo Karszenbaum & Barraza (2014) aseguran que en 2100 nm los residuos de cultivos (materia orgánica) tienen mayor absorción. Los intervalos con mayor importancia para este estudio específicamente se encuentran dentro del visible y el infrarrojo, lo que guarda relación con lo concluido por He, et al (2007) (ver Tabla 7, Cap. II, apartado 2.20).

4.5 Representación Geoestadística del modelo de predicción

Con todos los puntos predichos por los modelos de MO y N se generaron mapas para estas propiedades (ver Anexo 11), en los cuales se pudo visualizar su comportamiento en la zona de estudio, como se observa en las figuras 48 y 49.

Para cada propiedad se eligió los modelos teóricos que mejor se ajustaron, teniendo para MO un modelo exponencial con valores de meseta de 1,28; efecto pepita de 0,78 y rango de

1207,7, y para N un modelo circular con valores de meseta de 0,0038; efecto pepita de 0,0014 y rango de 375,77.

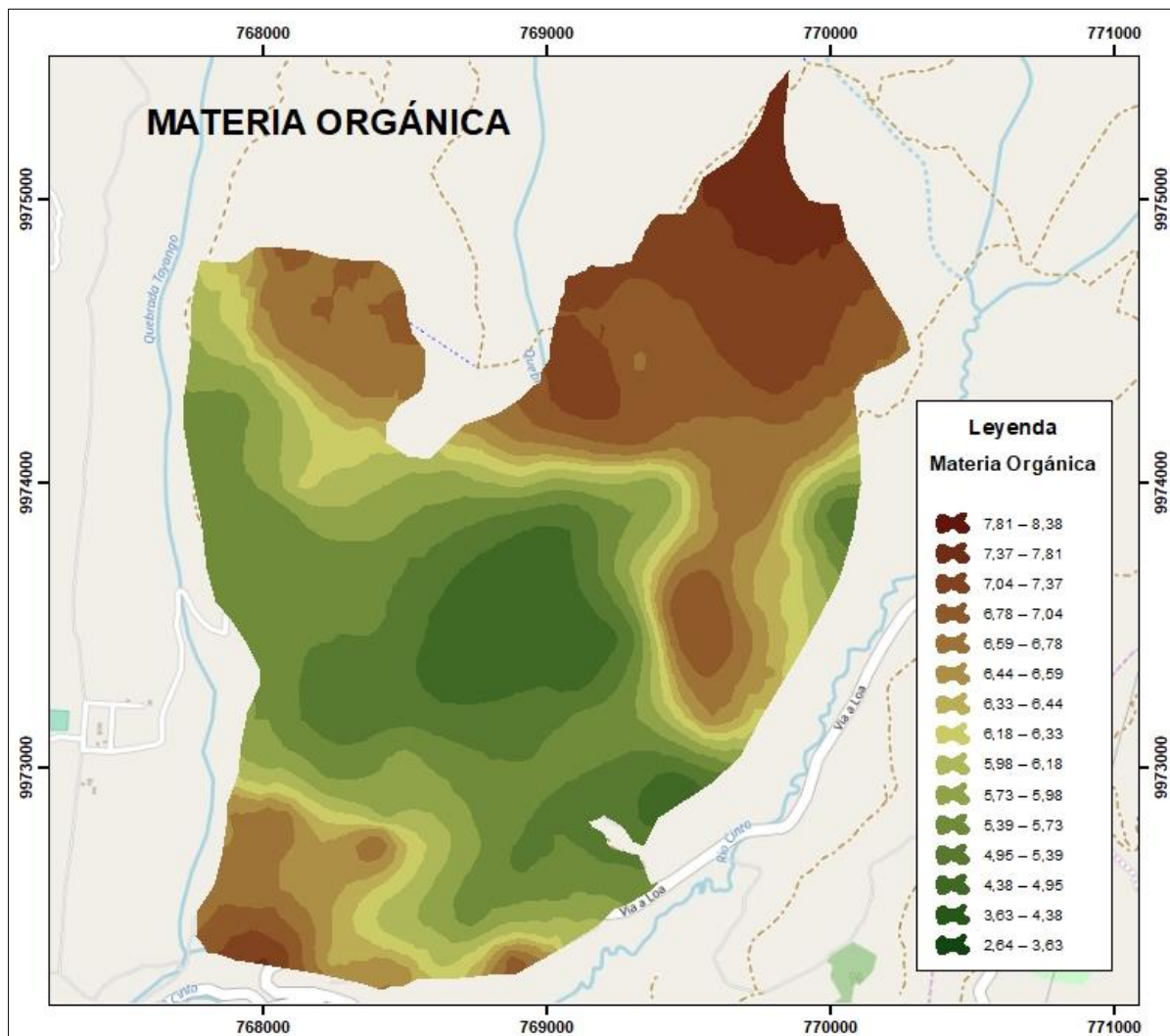


Figura 48. Variabilidad de Materia Orgánica

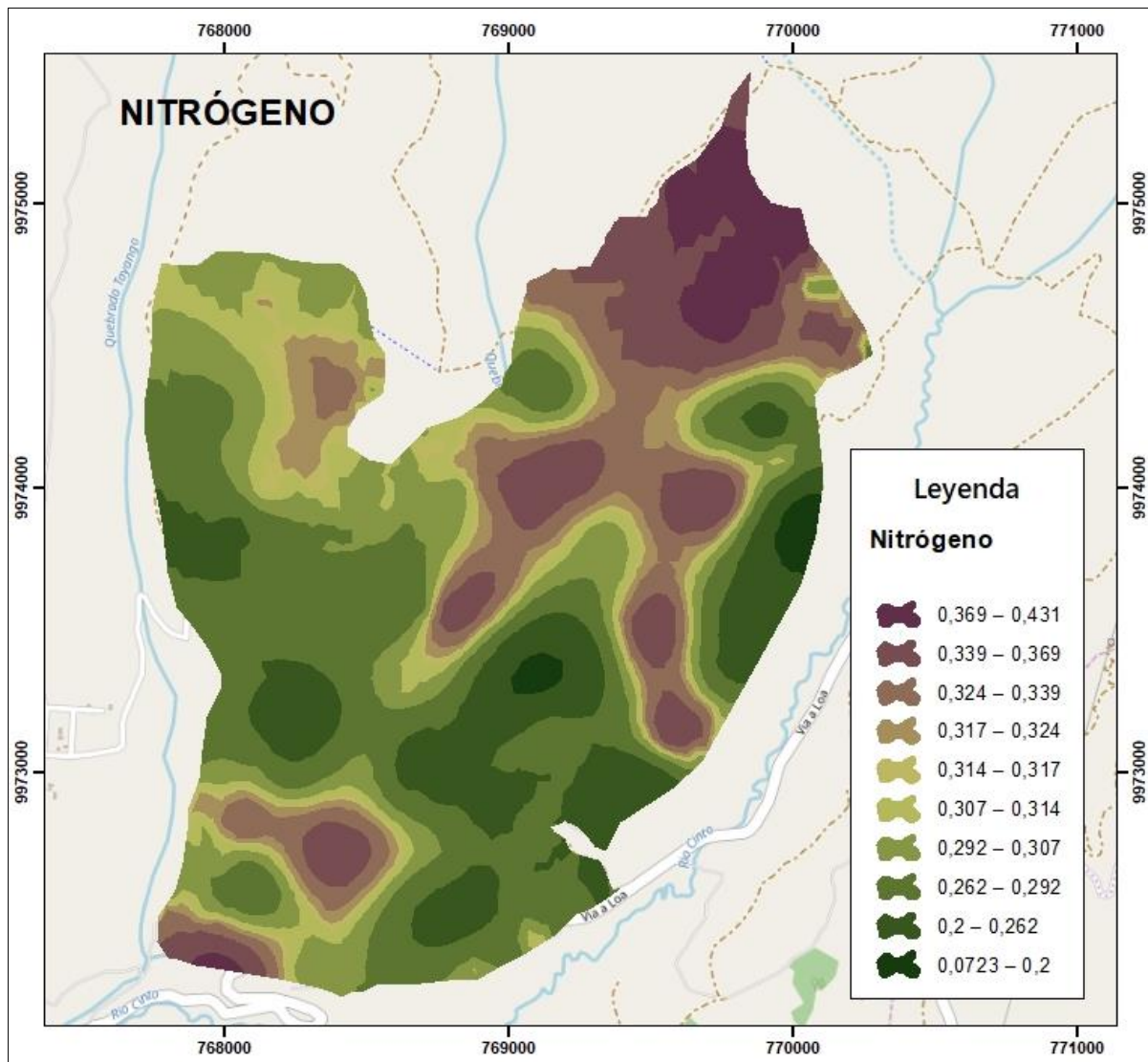


Figura 49. Variabilidad de Nitrógeno

El comportamiento de MO y N es similar en la zona de estudio; como se puede observar los valores bajos se ubican en la parte central mientras que los valores altos están distribuidos en los extremos, N muestra claramente una mayor estratificación en los valores.

CAPITULO V

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones

- Los suelos de Lloa en estudio son de origen volcánico con contenidos altos de MO y K, con un pH ligeramente ácido y poseen una gran variabilidad en los contenidos de P y N (ver Tabla 10 y 11), lo que se puede atribuir al manejo y uso agropecuario del suelo. Existen diferencias significativas entre zonas homogéneas con respecto a MO, N y P (ver figuras 31, 32 y 33) de este modo los resultados comprueban la disminución de la variabilidad intrínseca del suelo al intentar homogenizar el comportamiento de las propiedades químicas integrando distintas capas de información. Por el contrario, para pH y K (ver Tabla 12) no se encontró diferencias significativas, esto se debe a que el pH es la propiedad química del suelo que menos varía pues está sujeta a la génesis del mismo, mientras que los resultados de K revelan un posible número insuficiente de muestras o que esta propiedad no se encuentra sujeta a los factores que conformaron las zonas homogéneas.
- Las respuestas espectrales colectadas, corresponden a respuestas típicas de suelos (ver figura 34), presentando una baja reflectividad en el rango de 1875 a 1925 nm y en el visible lo que se atribuye a una mayor absorción de agua y también indicaría los altos contenidos de MO reportados en este estudio. Por otro lado, se encontraron diferencias significativas entre zonas homogéneas en función a los índices radiométricos calculados a partir de respuestas espectrales (ver Tabla 13), es decir, que cada zona tiene un comportamiento espectral distinto y se podría discriminar las zonas con mayor o menor porcentaje de cobertura vegetal.
- Del cálculo de los índices en la imagen se pudo determinar que valores más altos corresponden a suelo desnudo (ver figuras 35 y 36). No obstante, BSI tiene una menor amplitud en el intervalo lo que potencializa su capacidad de discriminar suelo desnudo a diferencia de CI que al presentar mayor amplitud generaliza coberturas. La comparación de los índices por ambas metodologías demuestra que los valores calculados por radiometría son mayores que los de la imagen debido a que esta presenta suelos con

cubierta vegetal mientras que las firmas espectrales fueron capturadas directamente de suelos con un tratamiento previo (ver figuras 39 y 40); por lo tanto, no se puede contrastar estas metodologías pese a que coincidan en que valores altos corresponden a suelo desnudo.

- Los modelos generados y validados a partir del proceso predictivo de PLS fueron únicamente para MO y N pues presentan valores de R^2 (ver figura 42) y RMS (ver Tabla 14) considerados como adecuados para el modelamiento. Además, se encontró que ambas propiedades presentan comportamientos espectrales similares esto se debe a que la disponibilidad de N depende de la cantidad de MO en el suelo, siendo así que las longitudes de onda con mayor relevancia para estas propiedades son de 1950 a 2250 nm (ver figuras 46 y 47), dicho de otro modo, es el rango donde mejor se puede identificar su comportamiento. Cabe mencionar que estos modelos pueden ser aplicables exclusivamente en áreas con características similares.
- Gracias a los resultados derivados de PLS (ver apartado 4.4), se puede aseverar que el uso de la espectroscopia de reflectancia permite identificar y cuantificar MO y N de suelos agrícolas de la parroquia de Lloa. Esta técnica reduciría la cantidad de muestras necesarias para caracterizar suelos, sustituyendo parcialmente a los métodos convencionales de laboratorio, ya que no se los puede eliminar por completo porque se requiere de ellos para la elaboración de los modelos.
- Los resultados mostraron que los datos obtenidos por medio de los modelos predictivos PLS pueden integrarse directamente en las evaluaciones geoestadísticas (ver figuras 48 y 49). Este enfoque es eficiente cuando los recursos y el tiempo son limitados, puesto que permite tener una conveniente aproximación Geoestadística con un bajo número de muestras.

5.2 Recomendaciones

- Una limitación para este estudio fue la gran variabilidad en la mayoría de las propiedades químicas, lo que se puede atribuir al manejo del suelo y su uso agropecuario; por este motivo se recomienda una mejor distribución de los puntos de muestreo o a su vez la elección de un área de estudio más pequeña.
- La Geoestadística intenta describir un fenómeno natural geográficamente distribuido, asumiendo que las variables en estudio tienen dependencia espacial lo cual no se cumple en suelos con fines agrícolas pues estos presentarían variabilidad según el uso y cobertura que tengan, es por esto que se recomienda el uso de nuevas técnicas como mínimos cuadrados parciales (PLS) y regresión ponderada geográficamente (GWR).
- Se recomienda el seguimiento de investigaciones como la presente, que demuestren el potencial de la espectroscopia de reflectancia en diversos campos de la Ciencia para que puedan ser aplicados en situaciones de interés nacional.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdi, H. (2004). *Partial Least Squares (PLS) Regression*. Dallas: The University of Texas at Dallas.
- Adams, M. (1995). Propiedades Químicas. En *Fundamentos de Química de Suelos* (págs. 121-). Caracas, Venezuela: Anauco Ediciones.
- Agrocalidad. (2018). *Informe de Análisis de Suelo*. Quito: Laboratorio de Suelos Foliare y Aguas.
- Alciaturi, C., Cruz, M. E., & Rincón, C. (2003). Partial least squares (PLS) regression and its application to coal analysis. *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería*, 197-204.
- Andrade, B., & Moncayo, N. (2017). *Análisis de NDVI contrastando diferentes metodologías de toma de datos espectrales, en cultivos de pastos en etapa previa a pastoreo*. Sangolquí: Universidad de las Fuerzas Armadas. Tesis de Pregrado.
- Antoni, S., & Almorox. (2009). *APLICACIÓN DE SENSORES REMOTOS EN LA DETECCIÓN Y EVALUACIÓN DE PLAGAS Y ENFERMEDADES EN LA VEGETACIÓN*. España: VIII Congreso nacional de teledeteccion.
- Araujo-Andrade, C., Campos-Cantón, I., Martínez, J., Ortega-Zarzoza, G., & Ruiz, F. (2005). Modelo de predicción basado en análisis multivariante para la determinación de cocentración de azúcar en solución. *Revista Mexicana de Física*, 67-73.
- Arcenegui, V., Guerrero, C., Mataix-Solera, J., Zornoza, R., & Mataix-Beneyto, J. (2007). El uso de la espectroscopia en el infrarrojo cercano (NIR) para la estimación de las temperaturas registradas en el suelo durante el incendio. *Researchgate*, 155 - 175.
- Arellano, J. (2017). *Predicción espacial de los parámetros pH y conductividad eléctrica, en el suelodel cantón Montecristi, mediante técnicas geoestadísticas y mínimos cuadrado colocación (LSC)*. Sangolquí: Universidad de las Fuerzas Armadas. Tesis de Pregrado.
- Arias, Á. (2015). *Universidad de Sevilla*. Obtenido de Regresión lineal múltiple: personal.us.es/averalde/analisisdos/Regresionmultiple.pdf
- Arozarena, A. (2010). *Teledeteccion: sistemas de tratamiento digital de imágenes*. Madrid: Universidad Politécnica de Madrid.
- Awiti, A., Walsh, M., Shepherd, K., & Kinyamario, J. (2008). Soil Condition classification using infrared spectroscopy: a proposition for assesment of soil condition along a tropical forest-cropland chronosequence. *Geoderma*, 143, 73-84.
- Badii, M., Castillo, J., Rodríguez, M., Wong, A., & Villalpando, P. (2007). Diseños experimentales e investigación científica. *Innovaciones de Negocio*, 4(2), 283-330.
- Balzarini, M., Bruno, C., Córdoba, M., & Tech, I. (2015). *Herramientas en el Análisis Estadístico Multivariado*. Córdoba, Argentina: Escuela Virtual Internacional CAVILA. Facultad de Ciencias Agropecuarias, Universidad Nacional de Córdoba.

- Barbaro, L., Karlanian, M., & Mata, D. (2015). *Importancia del pH y la Conductividad Eléctrica (CE) en los sustratos para plantas*. Obtenido de Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria: https://inta.gob.ar/sites/default/files/script-tmp-inta_-_importancia_del_ph_y_la_conductividad_elctrica.pdf
- Barrera, R., & García, D. (2015). *Procesamiento, interpretación y análisis de imágenes satelitales en la banda de los 400 a 700 nanómetros para aplicaciones de percepción remota*. Mexico D.F.: Instituto Politécnico Nacional .
- Basterra, I. (2011). *Teledetección-Imágenes satelitales-Procesamiento-Imágenes Digitales*. Argentina: Universidad Nacional del Nordeste.
- Bhunja, G. S., Shit, P. K., & Pourghasemi, H. R. (2017). Soil organic carbon mapping using remote sensing techniques and multivariate regression model. *Geocarto International*, 2-25.
- Bonett, J. (2013). *Uso de la espectroscopía de reflectancia difusa (MIR) para la determinación de las propiedades químicas en suelos agrícolas de Colombia*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia .
- Buol, S., Hole, F., & McCracken, R. (1988). *Génesis y Clasificación de Suelos*. Iowa: Trillas.
- Burgos, M., & Copo, K. (2017). *Estimación de la concentración de Ozono troposférico (O3), mediante análisis geoespacial de imágenes satelitales y mínimos cuadrados parciales (PLS), para las parroquias urbanas del Cantón Quito*. Sangolquí: Universidad de las Fuerzas Armadas. Tesis de Pregrado.
- Camacho, J. (2013). *Uso de la reflectancia difusa - NIR en la determinación de características físicas y químicas de un Oxisol. Carimagua - Meta*. Bogotá: Tesis de Posgrados. Universidad Nacional de Colombia.
- Cañarte, D., & Mora, G. (2017). *Relacion de la variación espectral mediante índices de vegetación en quinua (Chenopodium quinoa) en un ensayo controlado y en un cultivo comercial*. Sangolquí, Ecuador : Universidad de las Fuerzas Armadas. Tesis de Pregrado.
- Casanova, E. (2005). *Introducción a la ciencia del suelo*. Caracas, Venezuela : Consejo de Desarrollo Científico y Humanístico.
- Castellanos, J. (2000). *Manual de interpretación de análisis de suelos y aguas*. México: Instituto de Capacitación para la Productividad Agrícola.
- Castellanos, J. (2015). *Guía para la interpretación del análisis de suelo y agua*. Obtenido de INTAGRI : http://fec-chiapas.com.mx/sistema/biblioteca_digital/guia-de-interpretacion-de-analisis-de-suelos-y-aguas-intagri-3.pdf
- Cetina, N. (2017). *Generación de curvas de vegetación, suelo y agua, a partir del análisis de imágenes multiespectrales como herramienta indirecta de evaluación del estado de humedal "El ocho" y paramo de letras*. Manizales : Universidad Católica de Manizales .

- Chen, W., Liu, L., Zhang, C., Wang, J., & Pan, Y. (2004). Monitoring the seasonal bare soil areas in Beijing using multi-temporal TM images. *IGARSS Proceeding*, 5, 3379-3382.
- Chuvieco, E. (2008). *Teledetección Ambiental*. Barcelona: Ariel S.A.
- Cobo, J., Dercon, G., Yekeye, T., Chapungu, L., Kadzere, C., Murwira, A., . . . Cadisch, G. (2010). integration of mid-infrared spectroscopy and geostatistics in the assesment of soil spatial variability at landscape level. *Geoderma*, 158, 398-411.
- Condo, L., & Pazmiño, J. (2015). *Diseño Experimental en el desarrollo del conocimiento científico de las ciencias agropecuarias*. Riobamba - Ecuador: Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.
- Conti, M., & Giuffré, L. (2011). *Edafología, bases y aplicaciones ambientales argentinas*. Obtenido de Universidad Católica de Córdoba: http://blog.ucc.edu.ar/edafologia/files/2014/08/TEORICO1_-2014_UCC.pdf
- Cotler, H., Sotelo, E., Dominguez, J., Zorrilla, M., Cortina, S., & Quiñones, L. (2007). La conservación de suelos: un asunto de interés público. *Gaceta Ecológica*(83), 5-71.
- Cozzolino, D., & Morón, A. (2006). Potential of near - infrared reflectance spectroscopy and chemometrics to predict soil organic carbon fractions. *Soil and Tillage Research*, 85, 78-85.
- Díaz García-Cervigón, J. J. (2015). *Estudio de Índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de estos a la agricultura de precisión*. Madrid: Tesis de Posgrado. Universidad Complutense de Madrid.
- Díaz Viera, M. (2002). *Geoestadística Aplicada*. Cuba: Instituto de Geofísica y Astronomía (CITMA).
- Dicovski, L. (2010). *Introducción al Diseño Experimental*. Recuperado el 01 de Agosto de 2018, de Universidad Nacional de Ingeniería: <https://luisdi.files.wordpress.com/2008/08/unidad-3.pdf>
- Dirección de Fomento de Tierras y Aguas. (2002). *Los fertilizantes y su uso* . Obtenido de FAO: <http://www.fao.org/3/a-x4781s.pdf>
- DMQ. (2013). *Norma Técnica del Suelo*. Quito, Ecuador : Distrito Metropolitano de Quito.
- ESA. (2015). *European Spacial Agency*. Recuperado el 10 de 07 de 2018, de Sentinel online: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions>
- Esbensen, K., Guyot, D., Westad, F., & Houmoller, L. (2002). *Multivariate Data Analysis: In Practice, an Introduction to Multivariate Data Analysis and Experimental Design*. Esbjerg: Alborg University.
- Escadafal, R. (1987). Remote sensing of soil colour: principles and applications. *Remote Sensing*, 7, 261-279.

- Escadafal, R. (1989). *Caractérisation de la surface des sols arides par observations de terrains et par télédétection; application: exemple de la région de Tataouine (Tunisie)*. Paris: l'ORSTOM, , collection : études et thèses.
- Espinosa, J. (1987). *Evaluación agronómica de fertilizantes fosfatados en zonas*. Cali - Colombia: L. León y O. Arregocés (eds.).
- Espinosa, J. (2017). *Suelos volcánicos, dinámica del fósforo y producción de papa*. Quito: International Potato Center.
- Espinoza, J., & Molina, E. (1999). *Acidez y encalado de los suelos* . San José - Costa Rica : International Plan Nutrition Institute.
- Europe AID. (2011). *Edafología I*. Obtenido de Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo: <https://www.uaeh.edu.mx/investigacion/productos/4776/edafologia.pdf>
- FAO. (1996). *Ecología y enseñanza rural. Nociones ambientales básicas para profesores rurales y extensionistas*. Obtenido de Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación: <http://www.fao.org/docrep/006/W1309S/w1309s00.htm#TopOfPage>
- Farooq, S. (2002). *Aligarh Muslim University*. Obtenido de Spectral Reflectance of Land Covers: www.geol-amu.org/notes/m1r-1-8.htm
- Fassbender, H. (1975). Propiedades Químicas del Suelo. En H. Fassbender, *Química de Suelos con énfasis en suelos de América Latina* (págs. 117-119). Turrialba, Costa Rica: Editorial IICA.
- Ferré, J. (Junio de 2013). *Calibración multivariante en análisis cuantitativo El modelo inverso*. Obtenido de Universidad Rovira i Virgili: http://www.quimica.urv.es/quimio/general/AD_TL_Calibracisn%20Multivariante.%20EI%20modelo%20inverso.pdf
- Ferreira, V., Panagopoulos, T., Andrade, R., Guerrero, C., & Loures, L. (2015). Spatial variability of soil properties and soil erodibility in the Alqueva reservoir watershed. *Solid Earth*, 383-392.
- Gabriel, J., Castro, C., Valverde, A., & Indacochea, B. (2017). *Diseños experimentales: Teoría y practica para experimentos Agropecuarios*. Jipijapa - Ecuador: Grupo Compas.
- GAD Lloa. (2015). *Plan de desarrollo y ordenamiento territorial del gobierno autónomo de la parroquia Lloa*. Lloa, Ecuador: Gobierno Autónomo de la Parroquia Lloa.
- García, A. (2013). *Química*. Recuperado el 04 de 07 de 2018, de Espectroscopía y estructura: <https://www.liceoagb.es/quimiorq/docencia/textos/TEMA5.pdf>
- Gaviria, C. (2015). *Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales PLS Aplicada a Datos Variedad Valuados*. Medellín, Colombia: Universidad Nacional de Colombia. Tesis de postgrado .
- Geodim. (2016). *Satélites*. España: Sm Geodim.

- Giraldo, R. (2001). *Introducción a la Geoestadística. Teoría y Aplicación*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia.
- Girón, Y. (2009). *Análisis multiescalar de reflectancia de los suelos salinos en el ex lago de Texacoco*. México D.F.: Universidad Autónoma de México .
- Givens, D. I., & Deaville, E. R. (1999). The current and future role of near infrared reflectance spectroscopy in animal nutrition: a review. *Australian Journal of Agricultural Research*, 50(7), 1131-1145.
- González, M., & Montaña, L. (2015). La espectroscopia y su tecnología: Un repaso histórico y su importancia para el siglo XXI. *Latin-American Journal of Physics Education*, 9(4).
- Granados, D. (2003). *Mejoras en el proceso de laminado, para una empresa del ramo de confitería*. Puebla, México: Universidad de las Américas Puebla.
- Guajala, H., & Zambrano, M. J. (2016). *Determinación de modelos de predicción espacial para la transformación de coordenadas entre los sistemas PSAD56 e ITRF94, época 1995.4, utilizando técnicas geoestadísticas*. Sangolquí: Universidad de las Fuerzas Armadas-ESPE. Tesis de pregrado.
- Guanghui, Z., Dongryeol, R., Caixia, J., & Changqiao, H. (2016). Estimation of organic matter content in coastal soil using Reflectance spectroscopy. *Pedosphere*, 26(1), 130-136.
- He, Y., Huang, M., García, A., Hernández, A., & Song, H. (2007). Prediction of soil macronutrients content using near-infrared spectroscopy. *Computer and electronics in agriculture*, 58, 144-153.
- Hernández, J. (2011). *Procesamiento digital de imágenes*. Universidad de Chile.
- IEE. (2016). *IDEPORTAL*. Obtenido de Cartografía Geopedológica: www.ideportal.iee.gob.ec/nacional/cantonal/quito.html
- INEGI. (2010). *Imágenes del territorio*. Recuperado el 03 de Junio de 2018, de Instituto Nacional de Estadística y Geología: <http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/imgpercepcion/default.aspx>
- INEGI. (2014). *Instituto Nacional de Estadística y Geografía*. Recuperado el 03 de Junio de 2018, de Imágenes de satélite: Elementos de percepción remota: http://www3.inegi.org.mx/contenidos/temas/mapas/imagenes/imgsatelite/metadatos/el_em_per_rem.pdf
- INIA. (1999). *Manejo y fertilidad de suelos*. Obtenido de Instituto Nacional de Investigación Agropecuaria: <http://www.inia.uy/Publicaciones/Documentos%20compartidos/111219240807135249.pdf>
- INIAP. (2006). *Muestreo de suelos para análisis químico con fines agrícolas*. Guayas, Ecuador: Instituto Nacional Autónomo de Investigaciones Agropecuarias. Departamento de Manejo de Suelos y Aguas.

- Instituto de hidráulica ambiental. (2016). *Laboratorio de radiometría espectral*. España: Universidad de Cantabria.
- INTA. (2012). *Manual de fertilidad y evaluación de suelos*. Obtenido de Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria: https://inta.gob.ar/sites/default/files/script-tmp-inta_pt_89_manual_de_fertilidad_1___1_.pdf
- Iqbal, J., Thomasson, J., Jenkins, J., Owens, P., & Whisler, F. (2005). Spatial Variability Analysis of Soil Physical Properties of Alluvial Soils. *Soil Science Society of America*, 69, 1-14.
- Ishizuka, Y., & Black, C. (1980). Suelos derivados de cenizas volcánicas en Japón. *CYMMYT*, 15-90.
- Izquierdo, J. (2011). *Análisis metabinómico para la identificación de biomarcadores en enfermedades respiratorias*. Madrid, España: Universidad Complutense de Madrid. Tesis Doctoral.
- Jaramillo, D. (2002). *Introducción a la Ciencia del Suelo*. Medellín: Universidad Nacional de Colombia.
- Jaramillo, D. F. (2012). Variabilidad espacial del suelo: Bases para su estudio. *Revista de la Facultad de Ciencias. Universidad Nacional de Colombia*, 73-87.
- Journel, A., & Huijbregts, C. J. (1978). *Mining Geostatistics*. New York : Academic Press.
- Kapil, & Pal, M. (2018). Comparison of landsat 8 and sentinel 2 data for accurate. *Asian Journal of Geomatics*.
- Karszenbaum, H., & Barraza, V. (Agosto de 2014). *CONICET*. Obtenido de Introducción a la Teledetección Cuantitativa: <http://files.especializacion-tig.webnode.com/200000032-25950268dd/5.-Firmas%20espectrales.pdf>
- Kumar, P., Pandey, P. C., Singh, B., Katiyar, S., Mandal, V., Rani, M., . . . Patariya, S. (2016). Estimation of accumulated soil organic carbon stock in tropical forest using geospatial strategy. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 2-15.
- León, F. d., & Etchevers, J. (1999). Materia Orgánica en el Suelo y Disponibilidad de Nitrógeno. *XIV Congreso Latinoamericano de la Ciencia del Suelo* (págs. 1-20). Pucón, Chile: Universidad Autónoma Metropolitana-Xochimilco.
- León, Y. (2012). *Introducción a las imágenes satelitales* . República Dominicana: Centro de Investigaciones Geoespaciales .
- Lizcano, R., Olivera, D., Saavedra, D., Machado, L., Rolando, E., Moreno, M., & Fidel, M. (2017). *Muestreo de suelos, técnicas de laboratorio*. Neiva: Servicio Nacional de Aprendizaje (SENA).
- López, G. (2013). *Análisis de regresión para la estimación del secuestro de carbono orgánico en suelos*. Puebla, México : Benemérita Universidad Autónoma de Puebla. Tesis de Pregrado.

- López, M., & Estrada, H. (2015). Propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo. *Bioagrociencias*, 8(1), 3-11.
- Luna, M. (2012). *Análisis y aplicación de técnicas geoestadísticas para la clasificación agrológica de suelos de la hacienda El Prado IASA-ESPE*. Quito: Escuela Politécnica Nacional. Tesis de Postgrado.
- Luque, B. (2014). *Universidad Politécnica de Madrid*. Obtenido de Distribución Normal: https://matap.dmae.upm.es/WebpersonalBartolo/Probabilidad/7_distribucion_normal.pdf
- Luque, J. (2017). *El espectro electromagnético y radiométrico*. Recuperado el 02 de 07 de 2018, de https://www.acta.es/medios/articulos/ciencias_y_tecnologia/062017.pdf
- Machado, G. (2009). *Medida de la Conductividad Eléctrica aparante del suelo por inducción electromagnética y variabilidad espacial de propiedades físicas y químicas del suelo*. Santiago de Compostela : Universidad Santiago de Compostela .
- Machuca, J. (2015). *Interpretación de Vegetación, Suelo y Agua*. Argentina: Universidad Nacional de Nordeste.
- Maitra, S., & Yan, J. (2008). Principle Component Analysis and Partial Least Squares: Two Dimension Reduction Techniques for Regression. *Casualty Acturial Society*, 79-90.
- Mallarino, A., & Wittry, D. (2014). Efficacy of grid and zone soil sampling approaches for side-specific assessment of phosphorus, potassium, pH, and organic matter. *Precision Agriculture*, 131-144.
- Marín, D. (2017). *Naukas*. Recuperado el 19 de 07 de 2018, de Sentinel 2B: <https://danielmarin.naukas.com/2017/03/07/puesto-en-orbita-el-sentinel-2b-vega-vv09/>
- Mariot, V. (2016). *Procesamiento digital de imágenes* . Santiago del Estero - Argentina : Universidad Nacional Santiago del Estero.
- Márquez, C. (2017). *Modelo de Regresión PLS*. Sevilla, España: Universidad de Sevilla. Tesos de Pregrado.
- Martínez, M. (2018). *Evaluación mediante sensores remotos del impacto de las medidas silvícolas en Obaga de Coll de Deu (Lérida) en el vigor de la masa* . Valladolid: Universidad de Valladolid. Tesis de Postgrado.
- Matellanes, R. (2018). Recuperado el 30 de Julio de 2018, de Sen2Cor para corrección atmosférica de Sentinel 2: <http://www.gisandbeers.com/sen2cor-correccion-atmosferica-sentinel-2/>
- Mathieu, R., Pouget, J., Cervelle, B., & Escadafal, R. (1998). Relationships between Satellite-Based Radiometric Indices Simulated Using Laboratory Reflectance Data and Typic Soil Color of an Arid Environment. *Remote Sensing of Environment* , 17-28.

- McBratney, A., Odeh, I., Bishop, T., Dunbar, M., & Shatar, T. (2000). An overview of pedometric techniques for use in soil survey. *Geoderma*, 293-327.
- McDowell, M., Bruland, G., Deenik, J., Grunwald, S., & Knox, N. (2012). Soil total carbon analysis in Hawaiian soils with visible, near-infrared and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*(189), 312-320.
- Medina, A. (2011). *Fusión de imágenes de satélites de muy alta resolución*. Las Palmas - España: Universidad de las Palmas de Gran Canaria. Máster Universitario en Tecnologías de Telecomunicación.
- Mellardo, J. (2014). *Diseños Experimentales* . Mexico: Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro.
- Memenza, G. (2016). *Cartografía automatizada y teledetección*. Recuperado el 04 de 07 de 2018, de Firma espectral: <http://giulliana-mv.blogspot.com/2016/>
- Milton, S., & Arnold, J. (2004). *Probabilidad y Estadística con aplicaciones para ingeniería y ciencias computacionales*. Virginia, USA: McGraw-Hill Interamericana.
- Minasny, B., Tranter, G., McBratney, A., Brough, D., & Murphy, B. (2009). Regional transferability of mid-infrared diffuse reflectance spectroscopic prediction for soil chemical properties. *Geoderma*, 153, 155-162.
- Moauzen, A., Kuang, B., Baerdemaeker, J. D., & Ramón, 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, 23-31.
- Mohamed, E., Saleh, A., Belal, A., & Gad, A. (2018). Application of near-infrared reflectance for quantitative assessment of soil properties. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 1-14.
- Montesdeoca, K. (2018). *Bioremediación y monitoreo de suelos contaminados con Fueloil 6*. Riobamba: Universidad Nacional de Chimborazo.
- Montoya, J., Sánchez, L., & Torres, P. (2013). Diseños experimentales ¿qué son y cómo se utilizan en las ciencias acuáticas? *Ciencia y mar*, 61-70.
- Muñoz, J. C., Sobrino, J. A., & Sòria, G. (2011). *Procesamiento digital de imágenes de satélite* . España: Universidad de Valencia .
- Núñez, L. (2013). *Blog Uv*. (U. Veracruziana, Ed.) Recuperado el 03 de 07 de 2018, de Nociones básicas de luz: <https://www.uv.mx/personal/lenunez/files/2013/06/luz.pdf>
- Oliver, M. (2010). *Geostatistical applications for precision agriculture*. Londres: Springer.
- Ollevent, N. (1999). Tukey Multiple Comparison test. *Journal of Clinical Nursing* , 299-304.
- Ordiales, R. (2007). Prontuario de la Radiación Electromagnética . *EEZA*, 44.

- Ouerchefani, D., Dhaoud, H., Abdeljaoued, S., Delaitre, E., & Callot, Y. (2009). Radiometric Indices for Monitoring Soil Surfaces in South Tunisia. *Journal of Arid Land Studies*, 19(1), 73-76.
- Palazón, J. (2004). *Plataformas, Sensores y Canales*. (U. d. Murcia, Ed.) Recuperado el 03 de 07 de 2018, de Licenciatura en Geografía: <http://www.um.es/geograf/sigmur/teledet/tema03.pdf>
- Pascual, R., & Venegas, S. (2009). *La materia orgánica del suelo. Papel de los microorganismos*. Obtenido de Universidad de Granada: <http://www.ugr.es/~cjl/MO%20en%20suelos.pdf>
- Patiño, R. (2002). *Instituto Tecnológico de Celaya*. Obtenido de Distribución F: <http://www.iqcelaya.itc.mx/~roosph/pye/u4/eu4t8.pdf>
- Pérez Graterol, L. E. (2018). *ArcGeek*. Obtenido de ¿Cómo calcular 18 índices radiométricos en un solo paso?: <https://acolita.com/como-calcular-18-indices-radiometricos-solo-paso/>
- Pinilla, C. (2006). *Georreferenciación*. Jaén: Universidad de Jaén .
- Plant, R. (2001). *Site-specific management: the application of information technology to crop production*. Estados Unidos : University of California.
- Porta, J., & López, M. (2005). *Agenda de campo de suelos. Información de suelos para la agricultura y el medio ambiente* . Madrid: Ediciones Mundi Prensa .
- Qiao, Y., & Zhang, S. (2012). *Near-infrared spectroscopy technology for Soil nutrients detection based on LS-SVM*. Berlin: Computer and Computing Technologies in Agriculture V.
- Quichimbo, P., Tenorio, G., Borja, P., Cárdenas, I., Crespo, P., & Célleri, R. (2015). Efectos sobre las propiedades físicas y químicas de los suelos por el cambio de la cobertura vegetal y uso del suelo: páramo de Quimsacocha al sur del Ecuador. *Suelos Ecuatoriales*, 138-153.
- Quinteros, P. (2012). *Comparación físico-química de suelos en distintas coberturas vegetales en el PNC mediante metodos tradicionales y espectroscopía infrarroja*. Cuenca: Universidad del Azuay.
- Ramirez, E. (2012). *Ciencia del suelo*. Recuperado el 08 de 07 de 2018, de Génesis del suelo: <http://sueloscience.blogspot.com/2012/05/genesis-de-los-suelos.html>
- Ramírez, R. (1997). *Propiedades físicas químicas y biológicas de los suelos* (Carlos Naranjo ed.). Santafé de Bogotá: Convenio FENALCE -SENA -SAC.
- Ramirez, S. (2015). El Espectro. *Conversus*(115), 6,7.
- Ramos, J. (2016). *Probabilidad y Estadística II*. Lima - Perú: Universidad de Lima .
- Rejas, J. (2008). *Tratamiento DIgital previo de imágenes* . España: EOIMaster en Ingeniería Medioambiental y Gestión del Agua.

- Riaño, D., Salas, J., & Chuvieco, E. (2000). *Corrección Atmosférica y Topográfica, Información Multitemporal y Auxiliar Aplicadas a la Cartografía de Modelos de Combustibles con Imágenes Landsat-TM*. Alcalá: Departamento de Geografía. Universidad de Alcalá.
- Rodríguez, O., & Arredondo, H. (2005). *Manual para el manejo y procesamiento de imágenes satelitales obtenidas del sensor remoto modis de la nasa, aplicado en estudios de ingeniería civil*. Bogota-Colombia : Pontificia Universidad Javeriana.
- Rucks, L., García, F., Kaplán, A., León, J. P., & Hill, M. (2004). *Propiedades físicas del suelo*. Montevideo : Universidad de la República. Obtenido de Facultad de Agronomía. Universidad de la República: <http://bibliofagro.pbworks.com/f/propiedades+fisicas+del+suelo.pdf>
- Ruiz, S. (2010). *Recuperación de suelos deteriorados por actividades agrícolas en la palmicultura "Palmera España", en la ciudad de La joya de los Sachas, provincia de Orellana, mediante la aplicación de humatos y tamices moleculares*. Obtenido de Universidad de las Américas : <http://dspace.udla.edu.ec/bitstream/33000/2286/1/UDLA-EC-TIAM-2010-14.pdf>
- Sarría, F., & Palazón, J. (2008). *Fundamentos de Teledetección*. Recuperado el 26 de 06 de 2018, de Licenciatura en geografía: http://www.um.es/geograf/sigmur/sigpdf/temario_10.pdf
- Schaetzl, R., & Anderson, S. (2005). *Soils: Genesis and Geomorphology*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Schweizer, S. (2011). *Muestreo y análisis de suelos para diagnóstico de fertilidad* . San José, Costa Rica : Instituto Nacional de Innovación y Transferencia en Tecnología Agropecuaria.
- Sendra, F., & Martínez, M. (2008). *Red de salud de Cuba*. Recuperado el 03 de 07 de 2018, de Radiación Infrarroja: http://www.sld.cu/galerias/pdf/sitios/rehabilitacion-fis/radiacion_infrarroja.pdf
- Sghirla, S. (2010). *Diferencias entre taxonomía de suelos (Soil Survey Staff) y base referencia mundial de suelos (FAO/UNESCO)*. Santo Domingo : XII Congreso Ecuatoriano de la Ciencia del Suelo.
- Shabou, M., Mougnot, B., Chabaane, Z. L., & Walter, C. (2015). Soil Clay Content Mapping Using a Time Series of Landsat TM Data in Semi-Arid Lands . *Remote sensing*, 6059-6078.
- SIGTIERRAS. (2015). *Mapa de Órdenes de Suelos del Ecuador*. Obtenido de Sistema Nacional de Información de Tierras Rurales e Infraestructura Tecnológica: <http://www.sigtierras.gob.ec/mapa-de-ordenes-de-suelos/>
- Sotelo, E., Gutiérrez, M. d., Cruz, G., Ortiz, C., & Segura, M. (2008). Historia y desarrollo de la clasificación de vertisoles en el sistema FAO y la taxonomía. *Terra Latinoamericana [en línea]*, 325-332.

- Sposito, G. (1989). *The Chemistry of Soils* (Illustrated ed.). Oxford: Oxford University Press.
- Thompson, A., Shaw, J., Mask, P., Thouchton, J., & Rickman, D. (2004). Soil sampling techniques for Alabama, USA Grain Fields. *Precision Agriculture*, 345-358.
- Tittonell, P., Shepherd, K., Vanlauwe, B., & Giller, K. (2008). *Unravelling the effects of soil and crop management on maize productivity in smallholder agricultural systems of western Kenya: An application of classification and regression tree analysis*. 123:137-150.: Agriculture, Ecosystems and Environment.
- Ulloa, M., Abreu, C., & Paz, A. (2001). Disponibilidad de macro- y micronutrientes en un suelo de cultivo de Mabegondo (A Coruña). *Cadernos do Laboratorio. Xeolóxico de Laxe*, 26, 243-254.
- UNC. (2017). *Facultad de Ciencias Agropecuarias*. Recuperado el 01 de agosto de 2018, de Análisis de varianza. DCA, en bloques y Factorial: <http://www.fca.proed.unc.edu.ar/mod/book/tool/print/index.php?id=6305>
- USDA. (1999). *Soil Taxonomy. A Basic System of Soil Classification for Making and Interpreting Soil Surveys*. Obtenido de United States Department of Agriculture : https://www.nrcs.usda.gov/Internet/FSE_DOCUMENTS/nrcs142p2_051232.pdf
- UTN. (2017). *La importancia de la Agricultura en nuestro país*. Recuperado el 15 de marzo de 2018, de <http://www.utn.edu.ec/ficaya/carreras/agropecuaria/?p=1091>
- Valdéz, D. (2010). Regresión por mínimos cuadrados parciales. *Revista Varianza*, 18-22.
- Valenciaga, D., & Salib, E. d. (2006). La espectroscopia de reflectancia en el infrarojocercano (NIRS) y sus potencialidades para la evaluación de forrajes. *Revista Cubana de Ciencia Agrícola*, 40(3), 259-267.
- Valverde, F., & Alvarado, S. (2009). *Manejo del suelo y la fertilización en el cultivo de papa: experiencias del DMSA*. Santa Catalina: INIAP.
- Vega-Vilca, J., & Guzmán, J. (2011). Regresión PLS y PCA como solución al problema de multicolinealidad en regresión múltiple. *Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones*, 9-20.
- Villa, L. (2017). *Geoinformación*. Recuperado el 30 de Junio de 2018, de Sentinel-2: La revolución de la teledetección satelital de libre acceso (Parte I): <http://www.gisandbeers.com/sen2cor-correccion-atmosferica-sentinel-2/>
- Viscarra Rossel, R., Behrens, T., Ben-Dor, E., Brown, D., Dematte, J., Shepherd, K., . . . otros. (2016). A global spectral library to characterize the world's soil. *Earth Science Reviews*, 198-230.
- Viscarra, & McBratney. (1998). Soil chemical analytical accuracy and costs: implications from precision agriculture. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, 765-777.

- Viscarra, R., & Chen, C. (2011). DIgitally mapping information content of visible-near infrared spectra of surficial Australian soils. *Remote Sensing of Environment*(115), 1443-1445.
- Viscarra-Rossel, R., McBratney, D. W., Janik, L., & Skjemstad, L. (2006). Visible near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, 59-75.
- Vivancos, J., Llastarri, A., Grau, M., & Vivancos, D. (2006). *Tierra a vista de satélite*. Obtenido de Introducción a la Teledetección : <http://concurso.cnice.mec.es/cnice2006/material121/>
- Volkan, A., Es, H. V., Akbas, F., Durak, A., & Hively, W. (2010). Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey. *Journal of Arid Environments*, 74, 229-238.
- Wang, Y., Zhang, X., & Huang, C. (2009). Spatial variability of soil total nitrogen and soil total phosphorus under different land uses in a small watershed on the Loess Plateau, China. *Geoderma*, 141-149.
- Wetterlind, J., Stenberg, B., & Viscarra, R. (2013). Soil analysis using visible and near infrared spectroscopy. En F. Maathuis, *Plant Mineral Nutrients: methods and protocols* (págs. 95-107). New York : Humana Press, Springer.
- Williams, B. (2003). *Near-infrared Technology-Getting the Best Out of Light*. Nanaimo, Canadá: PDK Grain.
- Winckell, A., Marocco, R., Winter, T., Huttel, C., Pourrut, P., Zebrowski, C., & Sourdats, M. (1997). *Los paisajes naturales del Ecuador. Volumen 1. Las condiciones generales del medio natural*. Quito: IPGH.
- XI Congreso Ecuatoriano de la Ciencia del Suelo . (29-31 de octubre de 2008). Deterioro de los suelos en Ecuador y la producción agrícola. Quito, Pichincha, Ecuador.