

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

**CARRERA:
INGENIERÍA AMBIENTAL**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de:
INGENIERAS AMBIENTALES**

**TEMA:
ESTABLECIMIENTO DE MODELOS PARAMETRIZADOS PARA
ESTIMACIÓN DE POSIBLE PRESENCIA DE CONTAMINACIÓN Y ENFERMEDAD
DEL SUELO MEDIANTE DRONES EN LA ZONA DE
CAYAMBE**

**AUTORAS:
ANDREA NICOLE ATI GUILLEN
KAREN GABRIELA FUENTES IZA**

**TUTOR:
CÉSAR IVÁN ÁLVAREZ MENDOZA**

Quito, enero del 2020

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Nosotras Andrea Nicole Ati Guillen, con documento de identificación N° 1750786707 y Karen Gabriela Fuentes Iza, con documento de identificación N° 1723303937, manifestamos nuestra voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autoras del trabajo de titulación intitulado: **“ESTABLECIMIENTO DE MODELOS PARAMETRIZADOS PARA ESTIMACIÓN DE POSIBLE PRESENCIA DE CONTAMINACIÓN Y ENFERMEDAD DEL SUELO MEDIANTE DRONES EN LA ZONA DE CAYAMBE”**, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de INGENIERAS AMBIENTALES, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en nuestra condición de autoras nos reservamos los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribimos este documento en el momento que hacemos entrega del trabajo final en digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.



Andrea Nicole Ati Guillen

1750786707



Karen Gabriela Fuentes Iza

1723303937

Fecha: Enero, 2020

DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR

Yo declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el trabajo de titulación, **ESTABLECIMIENTO DE MODELOS PARAMETRIZADOS PARA ESTIMACIÓN DE POSIBLE PRESENCIA DE CONTAMINACIÓN Y ENFERMEDAD DEL SUELO MEDIANTE DRONES EN LA ZONA DE CAYAMBE** realizado por Andrea Nicole Ati Guillen y Karen Gabriela Fuentes Iza, obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana, para ser considerados como trabajo final de titulación.

Quito, enero de 2020



CÉSAR IVÁN ÁLVAREZ MENDOZA
C.I. 1720100922

DEDICATORIA

El presente trabajo se lo dedico a Dios quien nos brindó fuerza y vida para lograr cumplir con los objetivos planteados al inicio del proyecto.

A mi padre Edison Ati que, gracias a su esfuerzo y su fortaleza, el cual siempre ha sido un sustento para lograr cada una de mis metas, a mi madre Marcia Guillen que con su amor, dedicación y sabiduría ha sabido guiarme a través de cada etapa de mi vida, a mi abuelito José Ati el cual con su ánimo fuerza, voluntad y principalmente amor, colaboro con la ejecución de la fase de campo del presente proyecto, con su paciencia y motivación para seguir adelante y lograr la culminación de esta etapa.

Andrea

Dedico este proyecto de investigación a mi querida familia, que han sido mi ejemplo a seguir día a día, a mi madre María Dolores, quien con su fortaleza me ayudado a seguir adelante, a pesar de todos los obstáculos, a mi padre Luis, un hombre responsable quien me guio y me apoyo en base a su sacrificio y amor incondicional para cumplir este objetivo, a mi hermano Santiago quien me alentó noche a noche para continuar con el duro trabajo que se presentaba durante la ejecución el proyecto.

A mi Docente Doctor Diego Vallejo quien, con su paciencia, me guió durante la elaboración del modelo, una persona admirable como ser humano y excelente profesional.

Gabriela

AGRADECIMIENTO

En primer lugar, agradecemos a Dios quien nos dio la fuerza y sabiduría para culminar el presente trabajo de investigación.

A nuestros padres que gracias a su amor, motivación y apoyo pudimos lograr culmina el trabajo con éxito esta etapa en nuestras vidas, y sabemos que seguirán ahí para las etapas venideras.

A nuestro tutor PhD Cesar Iván Álvarez, el cual nos supo guiar a lo largo de esta travesía con sus conocimientos concejos y apoyo.

Al MSc. Marcelo Gualavisi, por la guía y paciencia que nos brindó durante el periodo de análisis de muestras de suelo en el laboratorio, de la presente investigación.

Un agradecimiento especial al Dr. Diego Vallejo que, con su paciencia y sabiduría, nos orientó con sus consejos y revisiones, para culminar con el presente trabajo.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	1
2. OBJETIVOS	5
2.1 Objetivo general	5
2.2 Objetivos específicos	5
3. MARCO TEÓRICO.....	6
3.1 Sensores remotos	6
3.2 Clasificación de los sensores remotos	6
3.2.1 Sensores activos	6
3.2.2 Sensores pasivos.....	6
3.3 Interacción de la radiación electromagnética con la Atmósfera	7
3.3.1 Dispersión.....	7
3.3.2 Absorción	8
3.4 Análisis espectral.....	8
3.4.1 Radiación visible	9
3.4.2 Radiación infrarroja.....	9
3.4.3 Microondas.....	10
3.5 Imagen digital	10
3.6 El Suelo.....	11
3.6.1 Calidad de suelo	11
3.7 Pastizales	12

3.7.1	Clasificación de pastos	12
3.8	Minerales del suelo	12
3.9	Estado nutricional del pasto.....	13
3.9.1	Macro elementos	13
3.10	Índices Ambientales	16
3.10.1	Índice de vegetación de diferencia normalizada NDVI	17
3.10.2	Índice de Vegetación Mejorada EVI.....	19
3.10.3	Índice de humedad del suelo SMI	20
3.11	Vehículos aéreos no tripulados.....	21
3.11.1	UAV eBee	22
3.12	Sensor Parrot Sequoia.....	23
3.13	ThermoMap	25
3.14	Softwares empleados	27
3.14.1	EMotion 3.....	27
3.14.2	Software de procesamiento fotogramétrico.....	29
3.14.3	Software GIS	30
3.14.4	R	31
3.14.5	R studio	31
3.15	Muestreo	32
3.15.1	Técnica de muestreo.....	32
3.16	Estadística.....	33

3.16.1	Estadística espacial.....	33
3.16.2	Geoestadística.....	34
3.16.3	Lattices (enmallados)	34
3.16.4	Patrones Espaciales	34
3.17	Análisis exploratorio de datos	34
3.17.1	Introducción	34
3.17.2	Gráficos exploratorios	35
3.17.3	Análisis estructural.....	35
3.18	Análisis de regresión	35
3.18.1	Definición.....	35
3.18.2	Modelos de regresión	36
3.18.3	Error	37
3.18.4	Supuestos de linealidad	37
3.18.5	Diagnóstico de modelo.....	38
3.18.6	Prueba de Shapiro Wilk.....	40
3.18.7	Validación cruzada.....	40
4.	MATERIALES Y MÉTODOS	42
4.1	Generalidades	42
4.2	Área de estudio	42
4.2.1	Área de influencia	42
4.2.2	Localización geográfica	44

4.2.3	Descripción del área de estudio.....	45
4.2.4	Identificación del área de estudio.....	45
4.3	Planificación de vuelos.....	46
4.4	Fase de campo.....	47
4.4.1	Ejecución de vuelos.....	47
4.4.2	Toma de muestras.....	48
4.5	Determinación de parámetros del suelo.....	49
4.6	Procesamiento de imágenes.....	59
4.6.1	Pre proceso.....	59
4.6.2	Procesamiento.....	59
4.7	Diseño de modelo parametrizado.....	63
4.7.1	Tabular datos.....	63
4.7.2	Establecer modelos.....	63
4.7.3	Planteamiento de hipótesis.....	64
4.7.4	Prueba de hipótesis.....	64
4.7.5	Validación.....	64
5.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	66
5.1	Resultados de parámetros del suelo.....	66
5.2	Resultados índices espectrales.....	70
5.3	Análisis de correlación.....	73
5.3.1	Variables empleadas.....	73

5.4	Modelo para estimación de nitrógeno.....	74
5.4.1	Diagnóstico del modelo.....	75
5.4.2	Prueba de diagnostico.....	78
5.4.3	Validación del modelo	79
5.4.4	Ecuación de estimación.....	81
5.5	Modelo para estimación de potasio	82
5.5.1	Diagnóstico del modelo.....	84
5.5.2	Prueba de diagnostico.....	88
5.5.3	Validación del modelo	90
5.5.4	Ecuación de estimación.....	91
5.6	Modelo para estimación de fósforo	92
5.6.1	Diagnóstico del modelo.....	94
5.6.2	Prueba de diagnostico.....	99
5.6.3	Validación del modelo	100
5.6.4	Ecuación de estimación.....	102
5.7	Mapas de estimación	103
5.8	Discusión general	129
6.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	134
6.1	Conclusiones.....	134
6.2	Recomendaciones	135
7.	BIBLIOGRAFÍA	137

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Espectro visible	9
Figura 2: Imagen digital.....	10
Figura 3: Imagen digital en RGB.....	11
Figura 4: Absorción y reluctancia de luz	18
Figura 5: Distribución de EVI en el mundo	20
Figura 6: Dron eBee	23
Figura 7: Características sensor Parrot sequoia.....	24
Figura 8: ThermoMap	26
Figura 9: EMotion 3	28
Figura 10: Vuelo horizontal EMotion 3	29
Figura 11: PIX4D.....	30
Figura 12: Residuales vs Ajustados; a) forma adecuada; b) varianza no constante; c) forma inadecuada.....	38
Figura 13: Gráfica de escala- ubicación.....	39
Figura 14: Grafico normalidad Q – Q	39
Figura 15: Distancia de Cook.....	40
Figura 16: Mapa de uso y cobertura de suelo del cantón Cayambe 2013.....	43
Figura 17: a) Ubicación Pesillo, b) Ubicación de Paquiestancia	44
Figura 18: Partición de muestras.....	49
Figura 19: Grafica de calibración.....	53
Figura 20: Reajuste en el valor de absorbancia.....	54
Figura 21: Pre procesamiento.....	59

Figura 22: NDVI	60
Figura 23: Calculo SMI.....	61
Figura 24: Raster SMI.....	61
Figura 25: Calculo EVI	62
Figura 26: Ráster EVI	63
Figura 27: Metodología.....	65
Figura 28: Orto mosaicos RGB a) Pesillo media y alta producción; b) Pesillo baja producción; c) Paquiestancia alta producción; d) Paquiestancia media y baja producción	66
Figura 29: Regresión de Nitrógeno respecto al NDVI; a) residuales vs ajustados; b) normal Q- Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.	75
Figura 30: Regresión Nitrógeno respecto a SMI; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.....	77
Figura 31: Regresión Nitrógeno respecto a EVI; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.....	78
Figura 32: Valores predichos vs reales	81
Figura 33: Regresión de Potasio respecto al NDVI Pesillo; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook	84
Figura 34: Regresión de Potasio respecto al NDVI Paquiestancia; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.....	85
Figura 35: Regresión de Potasio respecto al SMI Pesillo; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook	86
Figura 36: Regresión de Potasio respecto al SMI Paquiestancia; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.....	87

Figura 37: Regresión de Potasio respecto al EVI; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.....	88
Figura 38: Valores predichos vs valores reales.....	91
Figura 39: Regresión de fósforo respecto al NDVI Pesillo; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook	94
Figura 40: Regresión de fósforo respecto al NDVI Paquiestancia; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.....	95
Figura 41: Regresión de fósforo respecto al SMI Pesillo; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook	96
Figura 42: Regresión de fósforo respecto al SMI Paquiestancia; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.....	97
Figura 43: Regresión de fósforo respecto al EVI Pesillo; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook	98
Figura 44: Regresión de fósforo respecto al EVI Paquiestancia; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.....	99
Figura 45: Valores reales vs valores predichos.....	102
Figura 46: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia alta marzo	105
Figura 47: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia alta abril.....	106
Figura 48: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia alta mayo	107
Figura 49: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia baja y media marzo .	108
Figura 50: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia baja y media abril	109
Figura 51: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia baja y media mayo ..	110
Figura 52: Mapa de estimación de nitrógeno [%] total Pesillo alta y media marzo	111
Figura 53: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Pesillo alta y media abril	112

Figura 54: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Pesillo alta y media mayo.....	113
Figura 55: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Pesillo baja marzo	114
Figura 56: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Pesillo baja abril.....	115
Figura 57: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Pesillo baja mayo	116
Figura 58: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia alta marzo	117
Figura 59: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia alta abril	118
Figura 60: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia alta mayo	119
Figura 61: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia media y baja marzo..	120
Figura 62: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia media y baja abril	121
Figura 63: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia media y baja mayo ...	122
Figura 64: Mapa de estimación de fósforo [ppm] Paquiestancia alta marzo	123
Figura 65: Mapa de estimación de fósforo [ppm] Paquiestancia alta abril.....	124
Figura 66: Mapa de estimación de fosforo [ppm] Paquiestancia alta mayo	125
Figura 67: Mapa de estimación de fosforo [ppm] Paquiestancia media y baja marzo.....	126
Figura 68: Mapa de estimación de fosforo [ppm] Paquiestancia media y baja abril	127
Figura 69: Mapa de estimación de fosforo[ppm] Paquiestancia media y baja mayo.....	128

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Rangos aproximados del espectro visible	8
Tabla 2: Contenido de nitrógeno en la planta.....	13
Tabla 3: Concentración de fosforo	14
Tabla 4: Concentración de potasio	15
Tabla 5: Contenido de materia orgánica en suelos	16
Tabla 6: Características UAV eBee	22
Tabla 7: Especificaciones técnicas Parrot sequoia	24
Tabla 8: Especificaciones técnicas ThermoMap.....	26
Tabla 9: Parámetros de vuelo	46
Tabla 10: Tabla de calibración fósforo.....	52
Tabla 11: Parámetros de suelo Pesillo.....	67
Tabla 12: Parámetros del suelo Paquiestancia	68
Tabla 13: Microorganismos y materia orgánica Pesillo	69
Tabla 14: Microorganismos y materia orgánica Paquiestancia.....	70
Tabla 15: Índices ambientales Pesillo	70
Tabla 16: Índices ambientales Paquiestancia	71
Tabla 17: Correlación.....	73
Tabla 18: Variables dependientes e independientes.....	74
Tabla 19: Resumen de la bondad de ajuste	74
Tabla 20: Prueba de diagnostico	79
Tabla 21: Validación cruzada nitrógeno.....	80
Tabla 22: Ecuaciones para determinar nitrógeno	82
Tabla 23: Resumen de la bondad de ajuste potasio.....	83

Tabla 24: Prueba de diagnostico	89
Tabla 25: Validación cruzada Potasio	90
Tabla 26: Ecuaciones para determinar Potasio.....	92
Tabla 27: Resumen de la bondad de ajuste fosforo.....	93
Tabla 28: Prueba de diagnóstico fósforo	100
Tabla 29: Validación cruzada fósforo	101
Tabla 30: Ecuaciones para determinar fósforo	103
Tabla 31: Mapas de estimación	104

RESUMEN

En la actualidad la producción agrícola es fundamental para asegurar la alimentación, además de ser un medio de subsistencia para varios pueblos dentro del Ecuador y el mundo. Sin embargo, la aplicación desmedida de fertilizantes causa un grave daño al suelo como la erosión de este, conllevando a la disminución de la producción agrícola.

Ante esta problemática, la presente investigación propone la estimación de parámetros de calidad del suelo a través de la elaboración de modelos parametrizados que relacionan los elementos como nitrógeno, fósforo y potasio, mediante el empleo de vehículos aéreos no tripulados (UAV), y cámaras multiespectrales, para hallar los lugares en donde se encuentra exceso o escases de dichos nutrientes.

Los modelos seleccionados para realizar la predicción de los nutrientes del suelo, son: para predecir nitrógeno fue el EVI, con el cual se obtuvo un R^2 de 0.712 y un RMSE de 0,38, en cuanto al fósforo el mejor índice para realizar su predicción fue el NDVI, obteniendo un valor de R^2 de 0.858 y RMSE de 0,38, finalmente el modelo que mejor se ajusta para realizar la predicción de potasio es el NDVI con un R^2 de 0.826 y un RMSE de 0,271.

Se concluye que las variables estudiadas están ampliamente relacionadas con los índices espectrales, por lo cual se puede realizar una estimación del contenido de los macronutrientes en el suelo de forma acertada y con un rango de error relativamente pequeño.

Palabras clave: UAV, NDVI, SMI, EVI, calidad de suelo, nitrógeno, fósforo, potasio

ABSTRACT

At present, agricultural production is essential to ensure food, as well as being a means of subsistence for several peoples within Ecuador and the world. However, the excessive application of fertilizers causes serious damage to the soil such as erosion, leading to a decrease in agricultural production.

Given this problem, the present investigation proposes the estimation of soil quality parameters through the development of parameterized models that relate the elements such as nitrogen, phosphorus and potassium, through the use of unmanned aerial vehicles (UAV), and multispectral cameras, to find the places where excess or shortage of these nutrients is found.

The models selected to make the prediction of soil nutrients are: to predict nitrogen was the EVI, with which an R2 of 0.712 and an RMSE of 0.38 was obtained, in terms of phosphorus the best index to make its prediction it was the NDVI, obtaining an R2 value of 0.858 and RMSE of 0.38, finally the model that best fits to make the potassium prediction is the NDVI with an R2 of 0.826 and an RMSE of 0.271.

It is concluded that the variables studied are broadly related to the spectral indices, so that an estimate of the macronutrient content in the soil can be made correctly and with a relatively small error range.

Keywords: UAV, NDVI, SMI, EVI, soil quality, nitrogen, phosphorus, potassium

1. INTRODUCCIÓN

La aplicación de nuevas tecnologías como lo es, el uso de drones ayuda a identificar de forma rápida áreas contaminadas, por ejemplo, en Estados Unidos se lo utiliza para la detección de aguas contaminadas. (Nash, 2018)

La propuesta para medición de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), índice de humedad del suelo (SMI) e índice de vegetación mejorado (EVI), pueden ser aplicados para medir la salud de las plantas mediante la aplicación de drones, junto con cámaras multiespectrales. Este proceso de reconocimiento de la salud de las plantas se da por las cámaras infrarrojas y térmicas, mediante el espectro electromagnético, permitiendo determinar la cantidad y calidad de los cultivos en base a la intensidad de radiación que se emite (Arai, Gondoh, Shigetomi, & Miura, 2016).

Los vehículos aéreos no tripulados son ampliamente usados en distintas actividades como por ejemplo entretenimiento, comunicación y proyectos ingenieriles en general, por lo cual en la presente investigación se plantea el uso de sensores multiespectrales junto a un vehículo aéreo no tripulado de ala fija con los cuales se puede cubrir áreas más extensas, y conocer el estado del suelo en la zona de estudio planteada, mediante interpolación en un sistema de información geográfica.

Bajo este mismo principio se busca la utilización de un UAV de ala fija junto con sensores multiespectrales y térmicos para proceder a establecer un modelo parametrizado el cual permita detectar posible contaminación en el suelo de la zona de Cayambe.

Con el aumento de la densidad poblacional se requiere que la producción láctea aumente, para lo cual se utilizan fertilizantes en los suelos, con el objetivo de obtener mejor pasto que ayude a mejorar sustancialmente la producción, pero la implementación de estos, sin ningún tipo de control, puede causar degradación del suelo.

Según la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación, el ganado representa el 40% del valor mundial de la producción agrícola y es la base de los medios de subsistencia y la seguridad alimentaria de casi mil millones de personas (FAO, 2019), por lo cual una adecuada generación de pastizales ayuda a la obtención de leche y carne de mayor cantidad y calidad, para satisfacer las necesidades de la población.

Las praderas representan un 70% de la superficie agrícola mundial, lo cual ayuda a la subsistencia de más de 800 millones de personas (Bonifaz, Gutierrez, & León, 2018). En Ecuador, la actividad agropecuaria de pastos representa un 44.83%, de este porcentaje se obtiene que el 73% son pastos mejorados y tan solo el 23 % son pastos naturales, estos datos son estimados en el año 2017 (Bonifaz et al., 2018), para este año se encuentran 1.018 miles de hectáreas cultivadas con pasto del tipo Saboya (Encuesta de Superficie y Producción Agropecuaria Continua ESPAC 2017 Contenidos, 2017), los estudios realizados en la presente investigación, se enfoca en las comunidades de Paquiestancia y Pesillo, ubicados la parroquia Olmedo en el cantón Cayambe, de la provincia de Pichicha, donde la actividad económica principal, es la ganadería para la producción de leche.

La baja concentración de nutrientes en el suelo genera la pérdida de biodiversidad, contaminación en el ambiente y erosión del suelo, además causa la disminución de la producción láctea (Lipiec, 2017), por lo cual es de utilidad la aplicación de tecnologías innovadoras el empleo de drones, con los cuales se pueda obtener valores estimados de nutrientes en el suelo, de manera eficaz y precisa (Diaz Garcia-Cervigon, 2015).

En la actualidad la creciente explotación ganadera, resalta una explotación de recursos la cual genera una serie de consecuencias desde el punto de vista de producción y ambiental, como por ejemplo la baja generación de pastos, de igual manera se propicia la perdida de

hábitats y baja producción de leche, por suelos degradados a consecuencia de la implementación de fertilizantes sin conocimientos previos del estado del suelo.

Ante esta situación se ve a necesidad de implementar nuevos métodos, con los cuales se pueda detectar el daño causado al suelo por las distintas prácticas de cultivo de pastizales, y el uso de fertilizantes en los mismos. Mediante el uso imágenes multiespectrales tomadas a través de un dron ayudan a la implementación de la agricultura de precisión, que en las comunidades de Paquiestancia y Pesillo se aplicará para la verificación del estado del suelo, consiguiendo una eficaz actividad ganadera.

Este proyecto surge debido a la preocupación de las comunidades de Cayambe por el deterioro del suelo a causa de las distintas actividades agrícolas que se practican en dicha área.

Cayambe al ser una zona agrícola, es susceptible a enfermedades y plagas en los cultivos los cuales influyen en la actividad económica de la región, por lo cual se pretende generar modelos a través de patrones estándares, los cuales permitan evaluar la calidad de los cultivos.

Mediante el cálculo del índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, se puede estimar la presencia de enfermedades en los cultivos, formulando modelos de predicción, mediante imágenes obtenidas a través del vehículo aéreo de ala fija en campo, los mismos que serán comparados con análisis de las muestras de suelo que se realizará en el laboratorio.

El criterio para determinar las zonas de muestreo se estableció de acuerdo a los datos obtenidos del centro de acopio de leche para las dos parroquias, donde indica un registro de alta, media y baja producción de leche respectivamente, de tal manera que se establecen parámetros físicos, químicos y biológicos para determinar la calidad de suelo. Entre los parámetros a evaluar son: nitrógeno, fósforo, potasio, pH, conductividad, materia orgánica, microorganismos anaerobios, mesófilos, hongos y levaduras.

La investigación va enfocada a la elaboración de modelos parametrizados mediante los cuales se plantea predecir la cantidad de nutrientes en el suelo, mencionado modelo se elaborará mediante la correlación de parámetros de calidad del suelo e índices ambientales.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo general

Generar un modelo parametrizado para la estimación de la salud del suelo en áreas agrícolas en la zona de Cayambe por medio del análisis de parámetros de calidad del suelo he imágenes con sensores multiespectrales obtenidas a partir de un vehículo aéreo no tripulado.

2.2 Objetivos específicos

- Obtener información georreferenciada del área de estudio a través de recolección de datos por medio de un dron multiespectral y el empleo de ArcGIS
- Generar un modelo parametrizado con la información del cálculo de los índices térmicos y ambientales del área de estudio, y las imágenes multiespectrales obtenidas en campo empleando programas estadísticos como R.
- Conocer por medio de la generación de mapas digitales el grado de afectación del suelo.

3. MARCO TEÓRICO

3.1 Sensores remotos

Los sensores remotos son los que permiten cuantificar y cualificar el flujo de energía proveniente de los objetos observados, esta percepción remota permite adquirir la información acerca de un objeto a la distancia mediante las radiaciones que estos emiten, los sensores pueden ser categorizados como activos y pasivos (Sá, Antonio, & Almorox, 1999), cabe recalcar que estos son utilizados tanto en drones como en satélites ya que con esta tecnología se logra la obtención de imágenes espectrales.

Los procesos de emisión, absorción, reflexión y transmisión ocurren de manera simultánea pero con diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético, por lo cual se obtiene un respuesta espectral diferente según el objeto de estudio, esta respuesta podría ser modificada en caso de condiciones atmosféricas adversas (Parra-Henao, 2010), el tipo de imágenes resultantes pueden dar un rango de banda según el objeto de estudio.

3.2 Clasificación de los sensores remotos

Los sensores remotos tienen varios criterios para ser clasificados en este caso enunciaremos el más utilizados

3.2.1 Sensores activos

Estos son los sensores los cuales poseen una fuente de energía perteneciente al sistema esto quiere decir que emiten energía electromagnética en dirección al objeto de estudio y luego reciben la energía reflejada por estos (Serafini, 2002), una de los ejemplos de este tipo de sensor es el radar el cual utiliza su misma energía.

3.2.2 Sensores pasivos

Estos sensores poseen una fuente de energía independiente del sistema es decir esta energía emitida por la fuente la cual generalmente es el sol, incurre sobre varios objetos de la

superficie terrestre, parte de esta energía ya sea emitida o reflejada será captada por el sistema (Serafini, 2002), un claro ejemplo de este tipo de sensor es una cámara fotográfica la cual utiliza una fuente de energía externa y parte de esta energía es captada por la cámara.

3.3 Interacción de la radiación electromagnética con la Atmósfera

En el universo no existe pérdida de radiación generadas por interferencia con algún medio material, pero en el caso de la atmósfera al ser un medio heterogéneo la cual posee variaciones de temperatura, densidad y presión diferentes en sus diversas capas. Estas variaciones de la atmósfera inciden en la intensidad y composición espectral del rango electromagnético que llega al sensor, los fenómenos que ocurren dentro de la atmósfera son la absorción y dispersión (Arbel, 2006), al existir varias reacciones en la atmósfera por la presencia de absorción y dispersión causa un problema en la detección remota, debido a la casi impermeabilidad de algunas longitudes de onda.

3.3.1 Dispersión

La dispersión es la difusión producida por las partículas la cual tiene el efecto de cambiar la trayectoria de la radiación por el efecto de las partículas de gas en la atmósfera, este fenómeno depende del tamaño de partícula y longitud de onda (Arbel, 2006), en la dispersión se puede identificar 2 tipos principales:

3.3.1.1 Dispersión Raleigh

Esta se da cuando la radiación interactúa con las moléculas atmosféricas y otras partículas las cuales son más pequeñas que el diámetro de la longitud de onda (Arbel, 2006), un ejemplo de este tipo de dispersión es el color azul del cielo.

3.3.1.2 Dispersión Mie

Este tipo de dispersión ocurre cuando el tamaño de las partículas que interactúan con la radiación son de mayor tamaño y las características físicas de dichas partículas están en los rangos de infrarrojos, como el vapor de agua (Arbel, 2006), un ejemplo de este tipo de dispersión es el cielo rojizo al atardecer.

3.3.2 Absorción

La absorción en contraste con la dispersión, esta resulta en una pérdida efectiva de energía en la atmósfera. La absorción se produce en longitudes de onda determinadas (Arbel, 2006).

3.4 Análisis espectral

El objetivo del análisis espectral es obtener las distribuciones espectrales de energía lo que quiere decir que se obtiene un flujo de energía que se refleja sobre la superficie respecto a una longitud de onda (Zamorano, 2015), el análisis espectral se estudia a través de la espectroscopia que como ciencia estudia la emisión y absorción de la radiación electromagnética de la materia.

La energía captada en la absorción y emisión de radiación, está determinada por frecuencia y longitud de onda con carácter ondulatorio.

La tabla 1 se muestran los rangos aproximados de frecuencias y longitudes de onda de las regiones del espectro electromagnético.

Tabla 1: Rangos aproximados del espectro visible

Región	Frecuencia(Hz o ciclos/s)	Longitud de onda (m)
Rayos gamma	$10^{22} - 10^{19}$	$10^{-11} - 10^{-14}$
Rayos X	$10^{17} - 10^{20}$	$10^{-8} - 10^{-11}$
Ultravioleta	$10^{15} - 10^{17}$	$10^{-6} - 10^{-8}$
Visible	$10^{14} - 10^{15}$	$4 \times 10^{-6} - 7 \times 10^{-6}$

Infrarrojo	$10^{11} - 10^{14}$	$10^{-3} - 10^{-5}$
Microondas	$10^9 - 10^{11}$	$10^{-1} - 10^{-3}$
Ondas de radio	$10^3 - 10^9$	$10^5 - 10^{-1}$
Corriente alterna	$10^2 - 10^3$	$10^7 - 10^5$

Fuente: (Fontal, 2017)

3.4.1 Radiación visible

La radiación visible es una pequeña parte del sector electromagnético, se denomina de esta manera ya que es la fracción que puede distinguir el ojo humano (Fontal, 2017), es decir cualquier energía que sea emitida en esta banda será perceptible por los humanos.

Dentro del espectro visible se distinguen las 3 bandas básicas las cuales son roja (R), verde (G) y azul (B) (Agr Carlos Gonzaga Aguilar & Presutti, 2014). Cada banda que forma parte de esta sección da una sensación de color, la división de las bandas del espectro no es abrupta por lo contrario el cambio es gradual tal como se muestra en la figura 3.

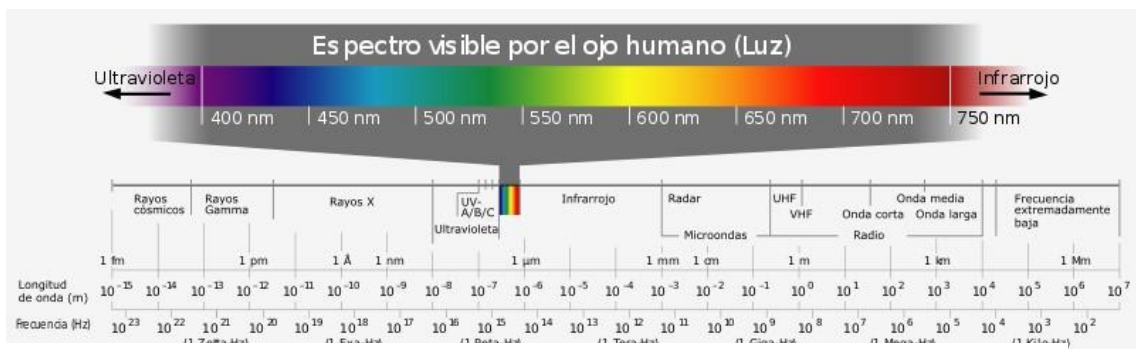


Figura 1: Espectro visible

Fuente: (Wikipedia, 2019)

3.4.2 Radiación infrarroja

La zona del infrarrojo ocupa la región 0.7 y 100 μm y como su nombre lo anuncia está por debajo del rojo, por lo cual es la banda visible de mayor longitud de onda, la banda infrarroja no se puede ver por el ojo humano, pero si se puede percibir. Esta banda se suele subdividir en:

- Infrarrojo cercano (NIR, 780 -3000 nm) (Fontal, 2017);
- Infrarrojo medio (MWIR, 3000-6000 nm) (Fontal, 2017);

c) Infrarrojo lejano (LWIR, 6000- 15000 nm) (Fontal, 2017);

d) Extremo infrarrojo (0,015 -1,0 mm) (Fontal, 2017),

Cabe recalcar que el infrarrojo que se utiliza en para obtener imágenes raster de NDVI es el infrarrojo cercano.

3.4.3 Microondas

Es un tipo de energía el cual es de interés ya que es transparente a la cubierta nubosa, este tipo de onda son mayores a la de infrarrojo, pero menores a las ondas de radio (Agr Carlos Gonzaga Aguilar & Presutti, 2014), esta banda está en un rango de 1GHz a 300 GHz.

3.5 Imagen digital

En esta época la mayoría de imágenes son en formato digital, ya sea por ser captadas por un sensor o porque se transformaron mediante un escáner fotogramétrico. Una imagen digital es un arreglo bidimensional entre una fila y una columna (i, j) como se muestra en la figura 2, y la unión de la fila y columna es un pixel el cual tendrá un valor determinado.

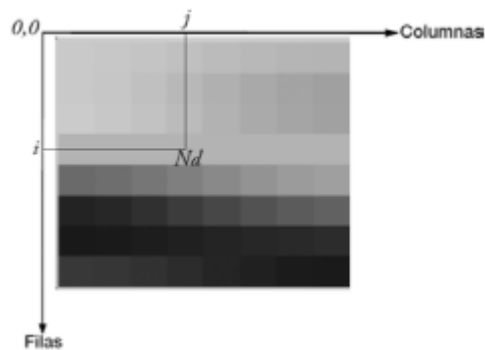


Figura 2: Imagen digital

Fuente (Quirós, 2014)

Para (Quirós, 2014) las imágenes a color (RGB) están compuestas por 3 capas una para el rojo (R), otra para el azul (B) y una última para el verde (G) tal y como se muestra en la figura 5.

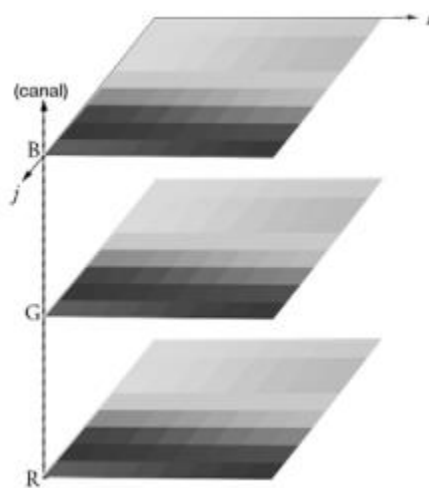


Figura 3: Imagen digital en RGB

Fuente (Quirós, 2014)

3.6 El Suelo

El suelo es una capa delgada superior, formada por una composición de materiales orgánicos e inorgánicos, aire, agua y microorganismos, que se puede considerar que es el medio biótico dinámico, donde se generan reacciones químicas y biológicas. El suelo es la base para la producción agrícola y ganadera, de la misma forma la interacción con los nutrientes es importante para el desarrollo de un suelo sano, con la finalidad de actuar como un sistema vivo (Conklin, 2013).

3.6.1 Calidad de suelo

Entre las propiedades edáficas del suelo son físicas, químicas, biológicas, para determinar la calidad del suelo, dicho término significa capacidad para actuar en un determinado ecosistema (National Research Council, 1993, p. 41), es decir la proporción, el exceso o déficit de los elementos indica la calidad.

La calidad del suelo puede verse alterada por factores externos tales como, la acidificación, salinidad, compactación en actividad agrícola, actividad ganadera he incorporación de sustancias toxicas como fertilizantes, pesticidas para el control de plagas.

3.7 Pastizales

El pastoreo es una de las actividades importantes para la ganadería en el Ecuador, ya que es el medio más económico como parte fundamental en el alimento del ganado. Según la FAO, el 26% de la superficie terrestre mundial y el 70% de la superficie agrícola mundial están cubiertos por praderas, que contribuyen a la subsistencia de más de 800 millones de personas (FAO, 2018).

El desarrollo del pasto se da en superficies que tengan relación entre sus propiedades físicas como textura, propiedades químicas como fertilidad, pH, conductividad y factor biótico como materia orgánica y relación microbiana (Leon, Bonifaz, & Gutierrez, 2018).

3.7.1 Clasificación de pastos

De acuerdo a la encuesta realizada a los propietarios de las fincas elegidas para realizar el estudio tanto en la comunidad de Paquiestancia y Pesillo el 25 y 26 de Febrero del 2019, se determina que existen dos tipos de pasto: pasto natural y pasto mejorado.

Pasto natural

Estos son lo que están formados por pastos nativos o exóticos que se han naturalizado (Bonifaz et al., 2018), eso quiere decir que no necesita ningún tipo de cuidado, ya que este crece en el terreno libremente, sin necesidad de ser sembrado.

Pasto mejorado (pasturas)

Son tierras cultivadas con plantas forrajeras mejoradas, su principal destino debiese ser la utilización en pastoreo directo con el fin de mejorar la producción láctea del ganado que lo va a consumir (Bonifaz et al., 2018). Este tipo de pasto es utilizado en la mayoría del territorio de Cayambe con el fin de incrementar la producción de lácteos.

3.8 Minerales del suelo

El componente vegetal, está constituido por organismos y sustancias ineludibles para el

crecimiento y desarrollo. El análisis de los nutrientes minerales, se realiza en base a los siguientes: nitrógeno, fósforo, potasio, magnesio, azufre, calcio, manganeso, boro, cloro, zinc, cobre, molibdeno y hierro, donde las funciones específicas que lo atribuyen son: reacción enzimática, almacenamiento y transferencia de energía, estructura orgánica y transporte de cargas, (Instituto Colombiano Agropecuario, 1982, p. 12).

Los carbohidratos en el suelo, se forman a partir de la reacción entre el dióxido de carbono y el agua, donde constituye el sostén, estructura y fuente de energía.

3.9 Estado nutricional del pasto

3.9.1 Macro elementos

3.9.1.1 Nitrógeno

El nitrógeno es uno de los nutrientes indispensables, para estimular el crecimiento y mejorar el rendimiento de los cultivos. Las gramíneas absorben el nitrógeno en forma de nitratos, amonio y pasa amoniaco, este proceso se realiza en las hojas. En las raíces se genera una transformación aminoácidos y proteínas, (Bonifaz et al., 2018).

La clorofila está contenida en el nitrógeno, la proporción correcta del nitrógeno en el follaje puede reflejar un color verde intenso y el crecimiento abundante, un adecuado uso de los carbohidratos generados por la fotosíntesis, en el caso de existir un déficit se suspende el crecimiento, al aspecto clorótico, leñoso, y hojas viejas disminuye la producción.

3.9.1.1.1 Concentración de nitrógeno

Tabla 2: Contenido de nitrógeno en la planta

Contenido de nitrógeno en la planta	
Bajo	< 2.9%
Medio	3%
Alto	>4%

Fuente: (Bonifaz et al., 2018)

3.9.1.1.2 Uso

Es un elemento móvil, en las germinas forrajeras absorbe en un 60%, el resto se disipa por escurrimiento, volatilización o denitrificación, (Bonifaz et al., 2018). La introducción de fertilizantes nitrogenados se lo realiza a la primicia del crecimiento para obtener mejores resultados.

3.9.1.2 Fósforo

El fósforo proporciona como fuente de energía la molécula de ADP y ATP, es indispensable en el proceso de fotosíntesis, respiración en la síntesis de las proteínas. El cultivo absorbe fósforo en forma de H_2PO_4 –en medio ácido y $HPO_4 =$ en medio alcalino (Bonifaz et al., 2018).

3.9.1.2.1 Contenido en el suelo

Tabla 3: Concentración de fosforo

Concentración de fósforo ppm	
Bajo	< 10
Medio	10-20
Alto	>21

Fuente: (Bonifaz et al., 2018)

3.9.1.2.2 Uso

El fosforo tiene la propiedad de ser móvil dentro de la planta, estimula la maduración de la plántula, favorece el crecimiento de la raíz y amplía la resistencia a plagas y enfermedades. Es importante considerar el pH del suelo ya que en suelos ácidos se debe encalar alrededor de 5,8 a 6,5.

El síntoma de deficiencia se ve reflejado en el color purpura de las hojas, ya que existe

una retención de azúcares y retarda el crecimiento del pasto.

3.9.1.3 Potasio

El potasio, es un catión univalente y la absorción adapta una ventaja a la movilidad entre células, tejidos y el transporte es por del xilema y floema. el potasio regula la osmosis hídrica y afecta la absorción de otros nutrientes he influye como valor alimenticio para el ganado (Alvarez, Casañeda, & González, 2018).

3.9.1.3.1 Concentración de potasio en el suelo

Tabla 4: Concentración de potasio

Concentración de potasio meq/100 ml	
Bajo	< 0,2
Medio	0.20-0,38
Alto	>0,4

Fuente: (Bonifaz et al., 2018)

3.9.1.3.2 Uso

Incorporar potasio al suelo mejora el rendimiento, ya que se encarga de dar vigor al pasto, estimula el crecimiento radicular, evita alteraciones severas en épocas de sequía y heladas, ayuda a la fijación de nitrógeno y forma parte del alimento del ganado. En el caso de existir exceso de este nutriente puede generar niveles peligrosos ya que la descompensación del balance mineral afecta al ganado por el torrente sanguíneo **(FAO) 2018.**

3.9.1.4 Materia Orgánica

El componente orgánico en el suelo, es un coloide que actúa como un sistema dinámico, donde se generan continuas transformaciones (Bonifaz et al., 2018). El aporte de este factor, proporciona propiedades importantes.

En la agricultura, la implementación de abono, representa una alternativa importante para mejorar el rendimiento de los pastizales. La materia orgánica en el suelo, figura uno de los parámetros de la relación microbiológica, residuos y mezclas de sustancias orgánicas (Alvarado Ochoa, 2008). Antes de empezar la actividad ganadera se atribuyen procesos de fertilización, con la finalidad de obtener nutrientes que puedan ser captados por el pasto con mayor eficiencia.

Los métodos para obtener suelos ricos en nutrientes, son seleccionados dependiendo de la actividad económica que puede ser llevada a cabo en un determinado espacio, las técnicas implementadas pueden ser orgánica y química (Velasco, 2014). La economía base de las Comunidades de Paquiestancia y Pesillo, es la comercialización de leche, para lo cual aplican el estiércol de sus animales como abono orgánico, en aquellos terrenos de baja producción y el fertilizante químico es aplicado en terrenos de alta producción para acelerar el crecimiento del pasto.

Contenidos de materia orgánica en los suelos del Ecuador

Tabla 5: Contenido de materia orgánica en suelos

Nivel	Porcentaje de Materia Orgánica
Muy bajo	< 1.0
Bajo	1.1 a 2.0
Medio	2.1 a 3.0
Alto	>3.0

Fuente: (Espinosa, Sosa, & Rivera, 2015)

3.10 Índices Ambientales

Los índices de vegetación son medidas cuantitativas las cuales se obtienen a través de la combinación de bandas espectrales mediante sumas, restas, multiplicaciones y divisiones,

diseñada para la obtención de un valor de píxel con el cual se puede conocer el estado de la vegetación en un espacio dado, para evaluar el estado de la vegetación a través de la radiación absorbida y reflejada por las plantas (Díaz García-Cervigón, 2015).

Los valores más cercanos a 1 de cualquier índice indican un buen estado de vegetación y por lo contrario un valor cercano a cero o un valor negativo es un indicador de mal estado o nula vegetación.

A continuación, se describen los índices ambientales que van a ser utilizados en el presente estudio.

3.10.1 Índice de vegetación de diferencia normalizada NDVI

El índice de vegetación de diferencia normalizada es un indicador gráfico el cual se puede utilizar para analizar las mediciones realizadas desde sensores remotos.

Este índice puede adoptar los valores de -1 a 1 siendo así que cuando estos son más próximos a uno es decir entre 0,6 a 0,8 indican bosques lluviosos templados y tropicales, mientras que para arbustos y pastizales suele ser entre 0,2 a 0,3, y los valores por debajo de 0,1 corresponden a zonas áridas, roca, nieve o zonas urbanas (Weier, John Herring, 2000), estos valores son referenciales a imágenes tomadas por satélites, pero estos pueden variar al momento de generar imágenes mediante sensores remotos como drones. Sin embargo, una hoja verde jamás dará un valor cercano a cero ya que este valor indica que no hay vegetación o es muy escasa y valores cercanos a 1 como el 0,8 y 0,9 indican zonas con mayor densidad de hojas verdes.

Para determinar la densidad del verde en un sector de la tierra, se debe observar los distintos colores (longitudes de onda) de la luz solar visible e infrarroja cercana reflejada por las plantas. El pigmento en las hojas de las plantas, la clorofila, absorbe fuertemente la luz visible (de 0,4 a 0,7 μm) para uso en la fotosíntesis. La estructura celular de las hojas, por otro

lado, refleja fuertemente la luz del infrarrojo cercano (de 0.7 a 1.1 μm). Cuanto más hojas tiene una planta, más se ven afectadas estas longitudes de onda de luz, respectivamente (Weier & Herring, 2000a) por lo cual para la realización del cálculo de NDVI se necesitan las bandas infrarroja cercana y a banda de luz visible (roja), estas bandas se pueden obtener de sensores, o de los satélites.

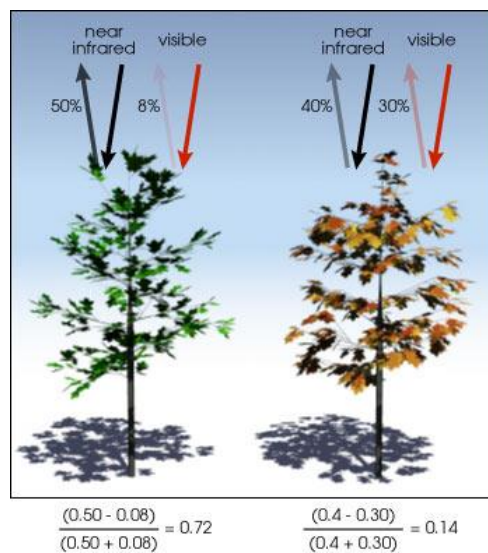


Figura 4: Absorción y reluctancia de luz

Fuente: (earth observatory, 2000)

En la figura 6 se muestra que cuando existe una planta saludable (izquierda) absorbe gran parte de la luz visible y refleja la mayor parte del infrarrojo cercano, mientras que en las plantas menos saludables (derecha), refleja más luz visible y menos infrarroja (Weier & Herring, 2000a), por lo cual el NDVI se usa como un indicador de salud de las plantas.

Para realizar el cálculo del NDVI se aplica la siguiente fórmula:

Ecuación 1 NDVI

$$NDVI = \frac{N - R}{N + R}$$

Donde N es el valor de la banda infrarrojo cercano y R el valor de la banda roja (luz visible).

3.10.2 Índice de Vegetación Mejorada EVI

El EVI fue desarrollado como un producto de vegetación satelital moderada para los espectro radiómetros de imágenes de resolución moderada Terra y Aqua (MODIS), este índice proporciona una resolución espacial mucho más alta (resolución de hasta 250 metros), además mejor la capacidad de los científicos para la medición de crecimiento de las plantas en la tierra (Meneses, Téllez, & Velasquez, 2017), esto fue desarrollado con el fin de mejorar y obtener un pixel más preciso, con el objetivo de optimizar el NDVI.

El índice de vegetación mejorada fue diseñado para la optimización de la señal de la vegetación en sectores con elevada biomasa a través de un desacoplamiento de la señal de fondo del dosel y una reducción en las influencias de la atmósfera (Jiang, Huete, Didan, & Miura, 2008), este índice se calcula mediante la siguiente expresión:

Ecuación 2 EVI

$$EVI = G \frac{N - R}{N + C_1 * R - C_2 * B + L}$$

Donde

Las bandas del espectro electromagnético pueden estar corregidas o parcialmente corregidas por la atmosfera, **G** es un factor de ganancia, **C1**, **C2** son factores que utiliza la banda azul para la corrección de influencias del aerosol en la banda roja y **L** es el factor de ajuste del suelo(Jiang et al., 2008).

El EVI puede adoptar valores de 0 a 1 y referencialmente se sabe que en la zonas áridas, roca, nieve o zonas urbanas el valor se aproxima a cero, para pastizales o lugares con vegetación moderada se encuentra en valores entre 0,2 y 0,4, mientras que los valores más altos es decir

los que son próximos a uno indican bosques tropicales templados, es decir zonas que contienen una gran cantidad de biomasa (Huete & Didan, 2001), cabe recalcar que estos valores son referenciales y al momento de realizarlos con vehículos aéreos no tripulados y con los sensores específicos estos valores pueden variar.

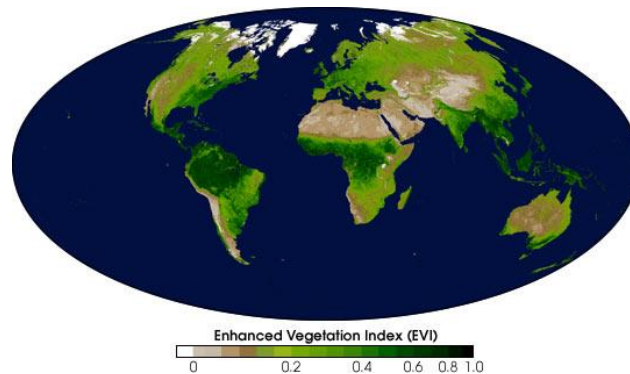


Figura 5: Distribución de EVI en el mundo

Fuente: (Weier & Herring, 2000b)

En la figura 7 se puede apreciar que en general para Latinoamérica la mayor parte se encuentra en valores cercanos a uno, ya que existen grandes cantidades de biomasa como el caso de la selva amazónica.

3.10.3 Índice de humedad del suelo SMI

El índice de humedad del suelo SMI, conocido así por sus siglas en inglés (Soil Moisture Index), representa la cantidad de agua disponible en el suelo, es decir este índice nos permite conocer una aproximación del contenido de agua relativa en el suelo (Hogg, Barr, & Black, 2013), con lo cual este índice nos ayuda a determinar si dentro del área de estudio el ciclo de riego es apropiado.

El SMI también se lo define como la proporción de la diferencia entre la corriente, la humedad del suelo y el punto de marchitamiento permanente a la capacidad del campo y la humedad residual del suelo (Saha, Patil, Goyal, & Rathore, 2018). El cálculo del índice de humedad del suelo se basa en la parametrización empírica de la relación entre la temperatura

de la superficie de la tierra (LST) y el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) (Potié, Bugarski, & Matié-Varenica, 2017), para calcular el SMI se aplica la siguiente ecuación :

Ecuación 3 SMI

$$SMI = \frac{LST_{max} - LST}{LST_{max} - LST_{min}}$$

Donde LST_{max} y LST_{min} , son la temperatura máxima y mínima para un NDVI dado, y LST es la temperatura superficial de un terreno.

Para realizar el cálculo de LST_{max} y LST_{min} se aplican las siguientes ecuaciones:

Ecuación 4

$$LST_{max} = a_1 * NDVI + b_1$$

Ecuación 5

$$LST_{min} = a_2 * NDVI + b_2$$

En donde a_1 , a_2 , b_1 y b_2 son parámetros empíricos obtenidos de una regresión lineal (a sería pendiente y b parámetro de intersección).

Los valores que se puede obtener al cálculo de este índice es de 0 a 1, donde e valor de cero expresa una condición de extrema sequía, y el valor de 1 un expresa una situación de condición de humedad extrema (Saha et al., 2018).

3.11 Vehículos aéreos no tripulados

Los vehículos aéreos no tripulados (UAV), son desarrollados para optimizar la toma de datos tanto en el ámbito comercial como en el de investigación, ya que estos permiten el desarrollo autónomo o semiautónomo de diferentes tipos de misiones que se requieran realiza según el campo de aplicación, algunos tipos de actividades dentro de las cuales se aplica los

UAV son seguridad, agricultura y medio ambiente, dentro de los vehículos aéreos no tripulados se encuentra el de ala fija el cual va a ser utilizado en el presente estudio.

3.11.1 UAV eBee

Este equipo es un UAV el cual se aplica para la obtención de fotografías aéreas sobre un área determinada, con el fin de obtener orto mosaicos en 2D y 3D (tecnitop., 2004).

Tabla 6: Características UAV eBee

UAV eBee	
Características	inteligencia artificial GPS integrado
Autonomía de vuelo	45 minutos
sensores de vuelo	velocidad y dirección del viento
Cámaras	RGB ThermoMap Parrot Sequoia

Fuente: (tecnitop., 2004).
Elaborado Ati A, Fuentes. K (2019)

En la tabla 6 se encuentran las características principales de este equipo, y como se puede apreciar cuenta con grandes ventajas para ejecutar de manera eficiente el presente proyecto.



Figura 6: Dron eBee

Fuente: (Sensefly, 2017)

3.12 Sensor Parrot Sequoia

Esta cámara es un sensor multiespectral el cual fue diseñado por la empresa Parrot, para realizar el análisis de la vitalidad de la vegetación, por medio de sus dos sensores el multiespectral y de luz solar.

La cámara está compuesta de dos sensores uno que es el multiespectral el cual capta la luz reflejada por las plantas en cuatro fragmentos del espectro electromagnético específicamente en las bandas verde, roja, infrarrojo cercano y borde rojo, el segundo sensor denominado “sunshine”, es el que se encarga de captar la luz solar, de igual manera dentro de las mismas 4 bandas (parrot, 2019).

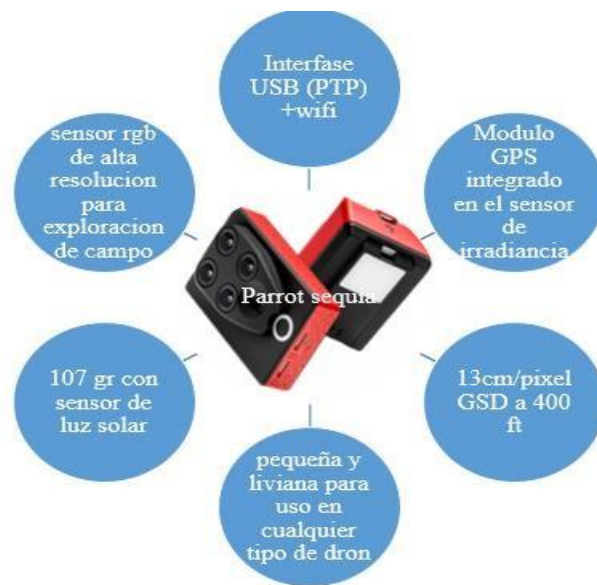


Figura 7: Características sensor Parrot sequoia

Elaborado Ati A, Fuentes. K (2019)

Especificaciones técnicas

Las especificaciones de la cámara se encuentran reunidas en la siguiente tabla:

Tabla 7: Especificaciones técnicas Parrot sequoia

PARROT SEQUOIA	
CÁMARA RGB 16 MPIX	Definición: 4608x3456 píxeles
	HFOV: 63.9°
	VFOV: 50.1° DFOV: 73.5°
DIMENSIONES Y CARACTERÍSTICA	59 mm x 41 mm x 28 mm
	72 g (2,5 oz)
	Hasta 1 imagen por segundo
	Almacenamiento incorporado de 64 GB
	IMU & magnetómetro
	5 W (pico ~12 W)

4 CÁMARAS CON OBTURADOR GLOBAL DE UNA SOLA BANDA DE 1,2 MPIX	Definición: 1280 x 960 píxeles Campo de visión horizontal(HFOV) : 61.9° Campo vertical de visión (VFOV) : 48.5° Campo de visión de pantalla (DFOV) : 73.7°
SENSOR SOLAR	4 sensores espectrales (los mismos filtros que el cuerpo) GPS Ranura para tarjeta SD 47 mm x 39,6 mm x 18,5 mm 35 g (1,2 oz) 1 W
4 BANDAS DISTINTAS	Verde Rojo Borde rojo Infrarrojo cercano

Fuente: (parrot, 2019)

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

3.13 ThermoMap

Esta cámara de senfly permite capturar videos e imágenes fijas térmicas, para la creación de mapas térmicos completos de un lugar específico. ThermoMap se puede utilizar en diversos campos como en la distribución de gestión del agua, comprobación de la irrigación y para la presente investigación la aplicara para el cálculo del índice de humedad del suelo mediante la aplicación de las temperaturas obtenidas por la cámara durante la ejecución del vuelo.



Figura 8:ThermoMap

Fuente: (Agbusiness, 2017)

Características técnicas

Las especificaciones técnicas de la cámara ThermoMap se encuentran especificadas en la tabla 8.

Tabla 8: Especificaciones técnicas ThermoMap

ThermoMap	
Resolución	640 x 512 pixeles
Resolución del terreno a 75 m	14 cm (5,5 in)/pixel
(246 ft)	
Temperatura de escena	-40 °C a 160 °C (-40 °F a 320 °F)
Resolución de la temperatura	0,1 °C (0,2 °F)

Calibración de la temperatura Automática, en vuelo

Formatos de salida TIFF + video MP4

Imágenes

Peso Aprox. 134 g (4,7 oz)

Altitud operativa 75 - 150 m (246 - 492
ft)

Fuente: (Agbusiness, 2017)
Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

3.14 Softwares empleados

3.14.1 EMotion 3

Este software es utilizado de dos formas, la primera es para realizar el plan de vuelo, con la ventaja de poseer una herramienta de simulación para poder guiarse en la forma de cómo se ejecutará el vuelo, mediante esta herramienta se puede minimizar los errores al momento de realizar la misión generada. La segunda función de este programa es controlar en tiempo real los parámetros de vuelo como la velocidad y dirección del viento, el nivel de carga de batería y el progreso de la misión generada (tecnitop., 2004). Este software presenta una gran versatilidad ya que es relativamente fácil generar misiones de vuelo, se pueden generar distintos bloques de misiones para un mismo proyecto.



Figura 9: EMotion 3

Fuente: (Tecnitop, 2019)

3.14.1.1 Plan de vuelo

Un plan de vuelo es la información implementada acerca de un vuelo que se va a realizar, con el fin de obtener la garantía de que se cubrirá la misión de forma correcta (ICAO, 2005).

Para la elaboración del plan de vuelo se fijan algunos parámetros clave como la resolución y el área que se desea cubrir, y se genera un bloque en donde de manera automática se establecen las líneas de vuelo y los puntos de paso del GPS (TecniTop, 2004). Dentro de la planeación del vuelo es fundamental es colocar el punto home en una zona despejada, y controlar el cono de aterrizaje evitando cualquier tipo de obstáculos, para que el aterrizaje se ejecute de forma correcta.

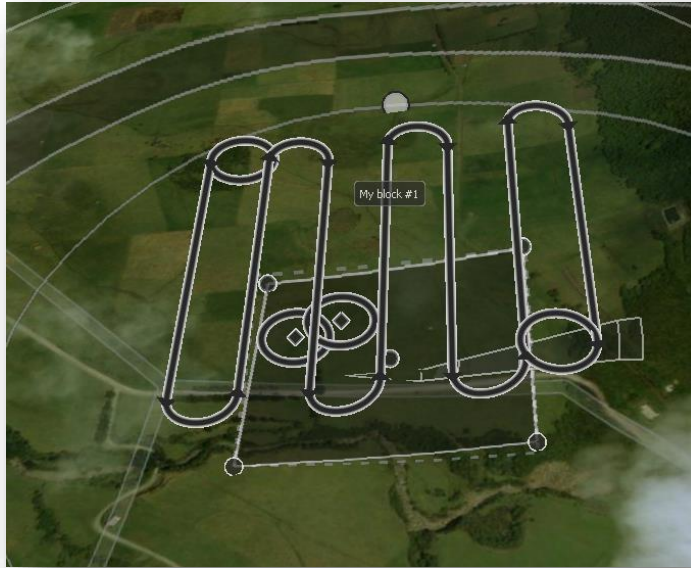


Figura 10: Vuelo horizontal EMotion 3

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

3.14.2 Software de procesamiento fotogramétrico

Este tipo de software son ampliamente utilizados para realizar un proceso de imágenes tomadas por un UAV, con fin de consolidar y obtener productos finales como por ejemplo imágenes RGB (Arriola-Valverde, Ferencz-Appel, & Rimolo-Donadio, 2018).

3.14.2.1 Pix4D

Este software es utilizado para la generación de mapas a través de las fotos obtenidas durante el vuelo del UAV, ya que este permite procesar las fotografías, de forma eficiente a través de la selección de los parámetros requeridos.

Mediante este programa se pueden transformar las imágenes térmicas, multiespectrales y RGB en orto mosaicos bidimensionales georreferenciados, nubes de puntos en 3D, modelos de triangulación y modelos digitales de terrenos (MDT) (tecnitop., 2004), con la aplicación de

este software se obtienen mapas de interés, de una forma precisa, en distintos formatos, los cuales pueden ser aprovechados en distintos programas de información geográfica.

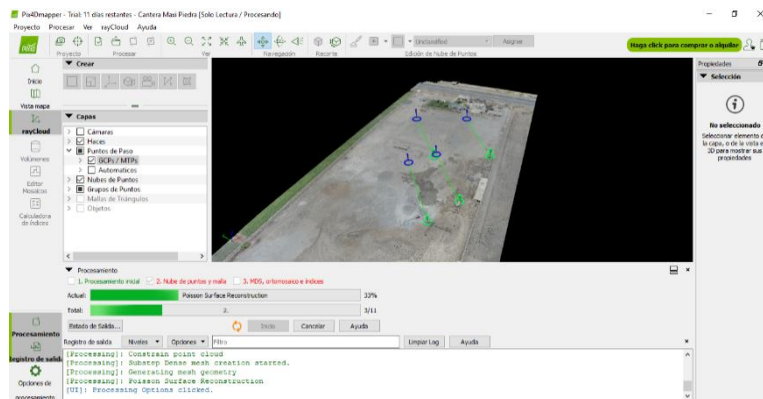


Figura 11: PIX4D

Fuente: (support.pix4d, 2018)

3.14.3 Software GIS

Este es un software el cual permite conectar mapas con bases de datos, permitiendo crear y representar cualquier tipo de información geográfica asociada a un territorio en el cual se requiere trabajar (CEA, n.d.). Existen varios tipos de software GIS, pero en la presente investigación se plantea el uso de ArcGIS.

3.14.3.1 ArcGIS

Este software perteneciente a la empresa ESRI permite generar mapas del mundo, este programa es especialmente útil en cuanto a fotografías obtenidas a través de sensores remotos, ya que permite un análisis espacial de los mapas, cuenta con herramientas que permiten la creación de mapas de predicción en base a un ráster obtenidos de satélites o de vehículos aéreos no tripulados (ESRI, 2019).

3.14.4 R

R es un lenguaje de programación, el cual se utiliza en investigaciones para elaborar análisis estadísticos de datos. Se puede decir que R es el motor de arranque para R studio, ya que es la consola del programa, es decir en donde se ejecutan los códigos generados (Andina, 2016).

3.14.5 R studio

R estudio es un entorno de desarrollo integrado (IDE) dedicado para la computación estadística y gráficos, en este se utiliza el lenguaje de programación R, este incluye una gamma de características, las cuales mejoran la obtención de los resultados requeridos (RStudio Support, 2019).

3.14.5.1 Paquete car

Este paquete se emplea principalmente para realizar el análisis de regresión en modelos lineales y no lineales, cuenta con funciones para elaborar regresiones lineales aplicados a modelos generalizados (Fox, 2009).

3.14.5.2 Paquete caret

Este paquete se aplica para realizar modelos predictivos, ya que cuenta con un conjunto de funciones con las que se busca racionalizar el proceso de la elaboración de los modelos (Kuhn, 2019).

3.14.5.3 Paquete devtools

Este paquete de la librería de r, es utilizado para facilitar las funciones del programa de esta manera agilizando el trabajo requerido (Hester, 2019).

3.14.5.4 Paquete ggplot2

Ggplot 2 es usado para generar gráficos a partir de las variables asignadas, con una estética de gramática de gráficos (Hadley, Chang, Lionel, Pedersen, & RStudio, 2019)..

3.14.5.5 Paquete ggpmisc

Este es utilizado para etiquetar polinomios que utilizan en su estructura `lm()` " u otro tipo de modelos ajustados (Aphalo, 2019).

3.14.5.6 Paquete graphics

Es una función del software R que se aplica para realizar gráficos base (R-core R-core@R-project.org, 2002).

3.14.5.7 Paquete IMTest

Este paquete se emplea para implementar la prueba matriz de información para los modelos generalizados (Harel, 2017).

3.14.5.8 Paquete MASS

Paquete mass se aplica para funciones y conjuntos con los cuales se puede admitir venables (Ripley, 2019).

3.15 Muestreo

Para obtener una muestra representativa, es importante incorporar una metodología, con la finalidad que muestra indique la información necesaria del área de estudio. Según (Díaz Roberto, 1978) establece que para formar una muestra compuesta, se debe tomar un mínimo de 20 sub muestras, ya que la distribución del uso de suelo puede variar, según el manejo o el tipo de cultivo.

3.15.1 Técnica de muestreo

Es preciso continuar con la cadena de custodia para evitar posible alteración o pérdida de muestra, entre los pasos a seguir son los siguientes:

- Separar el predio en áreas homogéneas, según tipo de pasto, uso de suelo.
- Suprimir áreas no representativas como: bebederos, potreros, áreas pantanosas y espacios donde se haya depositado estiércol o materia orgánica.

- Considerar la época de muestreo, es recomendable realizarla en estación seca, para aplicar los correctivos óptimos de nutrientes en época de lluvia.
- Los instrumentos necesarios para la toma de muestra son: pala, excavadora o un barreno, un balde para la mezcla de las sub muestras y recolectar la muestra en bolsas plásticas con su respectiva etiqueta.
- Trazar una línea imaginaria formando parcelas en el lote, en forma de “X”.
- Remover y limpiar la superficie del suelo, se cava surcos en forma de “V” para evitar pérdida en propiedades del suelo. El forraje de siembra es a una profundidad aproximada de 20 cm y se sugiere una toma de muestra de 15 cm.
- Las sub muestras son mezcladas en un balde y se recoge una muestra compuesta por parcela para emitir al laboratorio.

Para (Bonifaz, 2018), incorpora el proceso antes de realizar el análisis de nutrimentos, de tal manera que es importante secar la muestra al aire libre aproximadamente 24 a 48 horas, almacenarla en un lugar fresco y seco antes de tomar las su muestras para sus respectivos análisis.

3.16 Estadística

3.16.1 Estadística espacial

La estadística espacial es un conjunto de metodologías las cuales son apropiadas para realizar un análisis de datos correspondientes a lugar específico en el espacio (Giraldo henao, 2011), es decir que se encuentran georreferenciados, en donde se toma o mide una variable de interés para el investigador.

Para (Giraldo henao, 2011) la estadística espacial se divide en tres grandes grupos, los cuales están determinados por un conjunto de datos (D).

3.16.2 Geoestadística

La geoestadística tiene sus orígenes en la minería, por lo cual en un inicio de esta se utilizó para predecir la concentración de un contaminante en un área específica, sin embargo, en la actualidad la geoestadística se utiliza para predecir y analizar valores de un sector específico. En contraste con la estadística clásica los valores no se los considera de manera independiente si no que por el contrario se interpreta que estos están correlacionados entre sí (Diaz, 2002) es decir entre más lejanos estén los datos están con una correlación menor y si estos por el contrario se encuentran más cercanos existe una mayor correlación.

3.16.3 Lattices (enmallados)

Para (Giraldo henao, 2011) los Lattices son cuando las ubicaciones pertenecen a un conjunto de datos (D) discreto y son seleccionados por el investigador, estos pueden estar regular o irregularmente espaciados por lo tanto este tipo de interpolación espacial podría carecer de sentido al utilizar este tipo de datos.

3.16.4 Patrones Espaciales

Si las ubicaciones pertenecen a conjunto de datos (D) los cuales pueden ser discreto o continuo y la selección de estos no depende del investigador. Por lo general el uso de este tipo de análisis es para la determinación de la distribución de los individuos es decir si esta es aleatoria, agregada o uniforme (Giraldo henao, 2011).

3.17 Análisis exploratorio de datos

3.17.1 Introducción

Para (Figueras & Gargallo, 2003), se requiere elaborar un análisis exploratorio de datos ya que este permite la identificación de datos atípicos (outliers), con lo cual se asegura un mejor entendimiento de los datos.

Es importante considerar la ubicación y la evaluación de forma de distribución de los datos, ya que estos son fundamentales en la estadística para poder definir el procedimiento de predicción más conveniente (Giraldo Henao, 2011), todas las técnicas aplicadas en un análisis exploratorio de datos ayudan a que la bondad de ajuste sea más alta, es decir que los datos se encuentren más cercanos y exista una correlación mayor.

3.17.2 Gráficos exploratorios

De igual manera que en un estudio exploratorio se emplea el uso de gráficos como el histograma, diagramas de caja y diagrama de sectores, siguiendo este mismo esquema de la estadística, se utilizan estos tipos de gráficos para obtener una visión de la relación existente entre 2 variables, además de observar la tendencia que sigue el conjunto de datos (Giraldo Henao, 2011), los gráficos de dispersión son los que se van a utilizar en el presente estudio, para determinación de la tendencia y el nivel de relación entre las variables dispuestas.

3.17.3 Análisis estructural

El análisis estructural es uno de los puntos fundamentales dentro de la geoestadística ya que durante este proceso se obtiene un modelo generado específicamente para la función que se estudia según la correlación espacial de las variables (Díaz Viera & Casar González, 2009), mediante este análisis se puede realizar el modelo en función a la varianza o la covarianza.

3.18 Análisis de regresión

3.18.1 Definición

El análisis de regresión es una técnica estadística la cual permite realizar el modelado e investigación entre dos o más variables cuantitativas, por lo general se lo realiza para conocer si existe una relación entre los datos de interés, de igual manera para saber qué tan relacionados están mediante un coeficiente de correlación, y verificar la forma en la cual se relacionan la

variables de un conjunto de datos (ORELLANA, 2008), con lo cual se puede proponer un modelo para predecir el valor de una variable en función de la otra.

3.18.2 Modelos de regresión

Un modelo de regresión es un patrón matemático el cual es utilizado para determinar la relación que existe entre una variable dependiente (Y) y una variable independiente (X), (Roldán, 2016).

3.18.2.1 Bondad de ajuste (R^2)

El R^2 es un coeficiente de determinación con medida adimensional, el cual se define como la proporción de la varianza total de la variable explicada por la regresión, este refleja la bondad de ajuste de un modelo, es el más utilizado por su fácil cálculo e interpretación (López, 2017).

El R^2 es una medida acotada entre 0 y 1, con lo cual se determina el grado de correlación existente entre 2 conjuntos de datos, siendo así que, si esta toma el valor de 1 es un ajuste perfecto, por el contrario, si adopta el valor de 0 no existe ajuste, lo cual significa que no existe representatividad del modelo (Martínez, 2005).

3.18.2.2 Regresión lineal

Un modelo de regresión lineal es la relación existente entre una variable dependiente y una independiente, si X y Y se relacionan de manera lineal se lo conoce como modelo de regresión lineal simple, la cual sigue la siguiente ecuación $y = a + bx$. Donde a es la ordenada en el origen, es decir, es la altura a la que la recta corta al eje Y y b es la pendiente de la recta (Did, 2006).

3.18.2.3 Regresión exponencial

Una regresión exponencial se da cuando el ajuste de datos no es lineal, la regresión exponencial se utiliza cuando el conjunto de datos sigue la siguiente forma $Y=ab^X$ donde a debe ser distinta de cero (Carollo & Pateiro, 2012).

3.18.2.4 Regresión potencial

la relación potencial de datos se da cuando los datos no siguen una forma lineal, si no que por el contrario se da una forma curva, esto se puede identificar al realizar una nube de puntos y observar la distribución de estos (DE & JALISCO, 2005).

La correlación potencial sigue la siguiente ecuación $Y=aX^b$

3.18.3 Error

3.18.3.1 Error cuadrático medio (RMSE)

Este error mide la cantidad de desviación que existe entre dos conjuntos de datos, es decir compara los valores predichos y los valores reales conocidos. A este error también se lo conoce como la raíz de la desviación cuadrática media (Gabri, 2018). Cuando este valor es menor, más cercanos son los valores reales y predichos.

3.18.3.2 Error cuadrático absoluto

Este error es un puntaje lineal resultado de la diferencia absoluta entre el valor observado y valore predichos. Este error es más sensible a los valores atípicos (Ligdieli, 2018).

3.18.4 Supuestos de linealidad

Para garantizar una validación precisa de los modelos lineales simples es necesario tomar en cuenta los siguientes supuestos tomando en cuenta la ecuación, en donde β_0 y β_1 son coeficientes de la regresión y ϵ_i es el error residual.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon_i$$

Según (Szretter, 2017) se debe cumplir estos 4 supuestos:

1. Los ϵ_i deben tener una distribución normal (normalidad)
2. Que los factores X y Y_i tienen una relación lineal (linealidad)
3. Los ϵ_i deben tener independencia, es decir que no deben estar correlacionados con x.
4. los residuos tienen una varianza constante (homocedasticidad) (kassambara, 2018)

3.18.5 Diagnóstico de modelo

Se ejecuta un diagnóstico del modelo, con el cual se pretende conocer si este va a funcionar para su cometido, la idea de ejecutar un diagnóstico es averiguar si existen datos atípicos dentro de las variables analizadas (ORELLANA, 2008). Este análisis utiliza los errores residuales, y se los puede ejecutar mediante gráficos de diagnóstico o pruebas de error.

3.18.5.1 Grafica residual versus ajustados

Las gráficas de los residuales versus los valores ajustados es utilizada para identificar la linealidad del modelo, si esta se genera una línea horizontal sin patrones es un indicador de linealidad (kassambara, 2018).

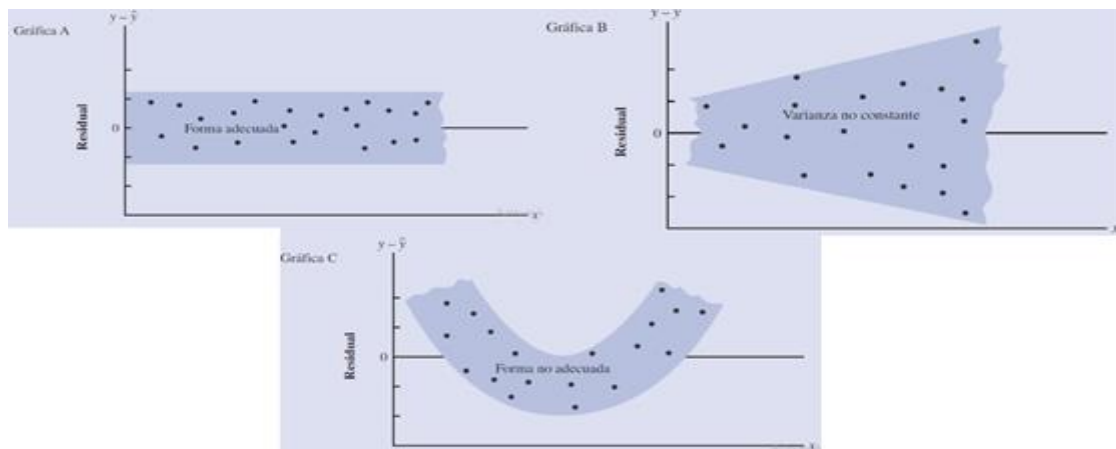


Figura 12:Residuales vs Ajustados; a) forma adecuada; b) varianza no constante; c) forma inadecuada

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

3.18.5.2 Grafica escala – ubicación

Para (kassambara, 2018) este tipo de gráficos se utilizan para comprobar la homogeneidad de la varianza de los residuos.

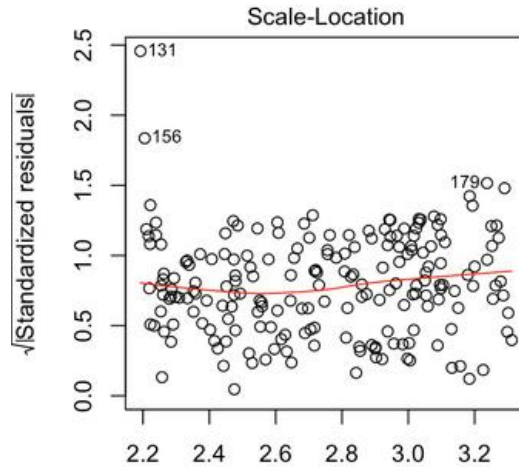


Figura 13: Gráfica de escala- ubicación

Fuente: (sthda, 2011)

3.18.5.3 Grafica de normal Q-Q

Los gráficos Normal Q-Q permiten comparar la distribución de los residuales con la distribución normal teórica, por lo tanto, si el conjunto de datos sigue una distribución normal se debe general una gráfica con una línea recta diagonal (Ferrero, 2018).

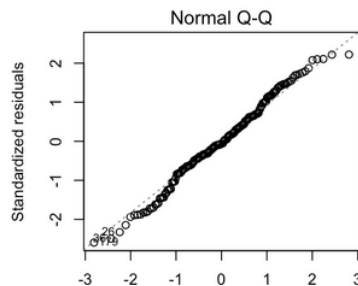


Figura 14: Grafico normalidad Q – Q

Fuente: (sthda, 2011)

3.18.5.4 Grafica distancia de Cook

Este tipo de grafica determina los valores influyentes dentro de un modelo, estos valores por lo general se encuentran ubicados en la esquina superior derecha o esquina inferior izquierda. Los estadísticos han desarrollado una métrica llamada la distancia de Cook para determinar la influencia de un valor (kassambara, 2018)

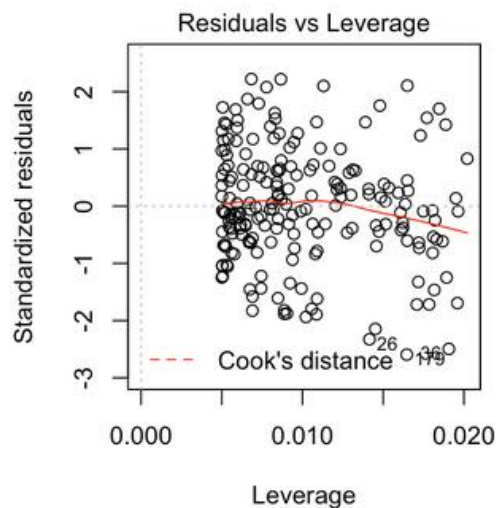


Figura 15: Distancia de Cook

Fuente: (sthda, 2011)

3.18.6 Prueba de Shapiro Wilk

Este tipo de prueba se aplica para determinar la normalidad del modelo, esta prueba acepta la hipótesis de normalidad si el p valúe es mayor 0.05 y se rechaza si este valor es inferior (Herrera, Mendoza, & Gomez, 2011). Esta prueba al rechazarse tiene un 95% de confianza de que los datos no siguen una distribución normal.

3.18.7 Validación cruzada

Para validar los modelos de regresión existen diversas técnicas de comparación de los parámetros predichos obtenidos con modelos matemáticos, comparados con los valores reales u observados (Kozak & Kozak, 2003).

3.18.7.1 Validación k-Fold

La validación cruzada k-Fold consiste en dividir el total de los datos en k subconjuntos, de tal manera que se aplica cada vez un subconjunto distinto para validar el modelo entrenado con los otros k subconjuntos (Jung & Jianhua, 2015).

4. MATERIALES Y MÉTODOS

4.1 Generalidades

Para la elaboración del presente proyecto la metodología se ha dividido en varias partes, cada una de estas partes se puede observar en el flujo de trabajo, Figura 27.

Para la ejecución de la presente investigación primero se realizaron sobrevuelos con el dron eBee durante los meses de marzo, abril y mayo del 2019, en cada mes se efectúa el vuelo del UAV junto con las cámaras multiespectral y térmica, y se va a realizar la toma de muestras de los terrenos, posterior a las salidas se analizarán los parámetros de suelo como fosforo, nitrógeno, potasio materia orgánica y microorganismos. Con los datos obtenidos tanto de los vuelos como de las muestras, se plantea la elaboración de modelos parametrizados en el software R studio para indicar la relación existente entre las variables del suelo y los diferentes índices ambientales.

4.2 Área de estudio

4.2.1 Área de influencia

La presente investigación está enfocada a diferentes predios con pastizales tanto naturales como mejorados en diferentes zonas de las comunidades de Pesillo y Paquiestancia. A pesar de esto el modelo puede ser aplicado a toda el área agrícola del área de Cayambe, para de esta forma optimizar medios de producción de los cultivos.

4.2.2 Localización geográfica

La investigación se realizó en 6 fincas del catón Cayambe de la parroquia Ayora, basados en la producción de leche de estas la distribución fue de 3 fincas en la comunidad de Pesillo y 3 en la comunidad de Paquiestancia, dentro de las cuales se encuentran la mayoría pastizales mejorados.

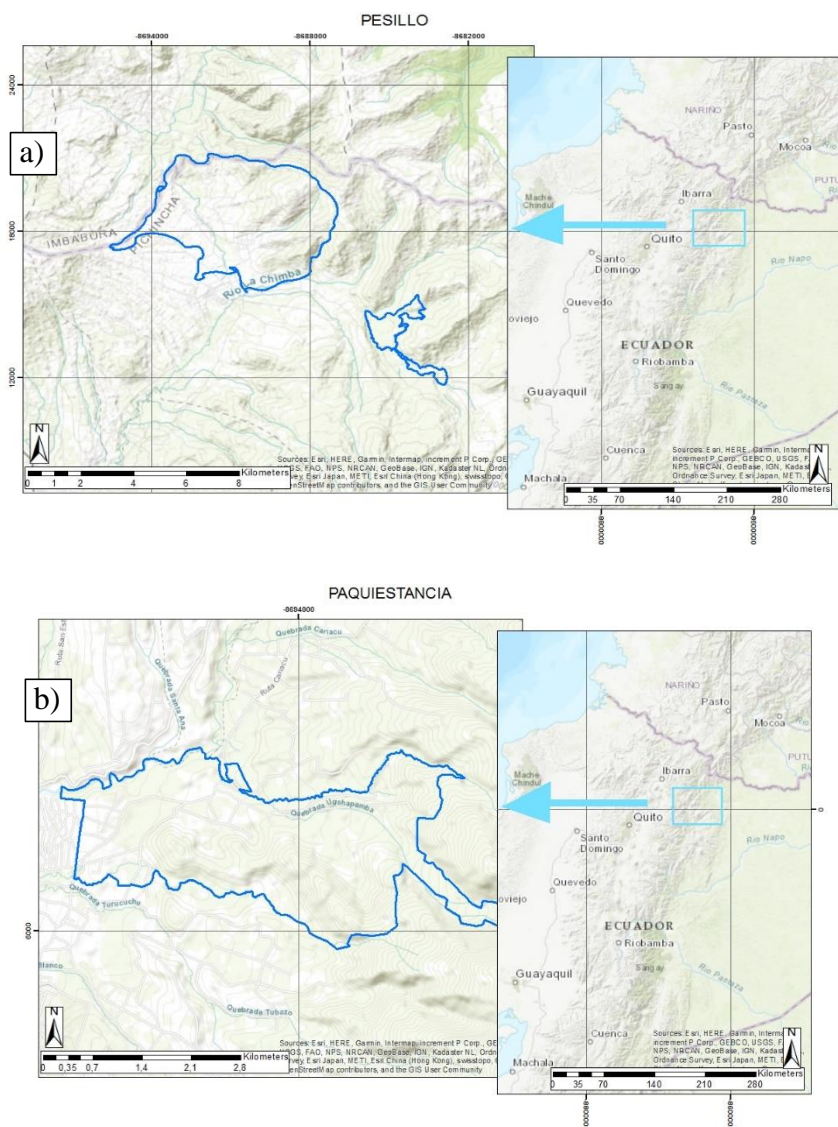


Figura 17: a) Ubicación Pesillo, b) Ubicación de Paquiestancia

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

4.2.3 Descripción del área de estudio

Para la ejecución del proyecto se escogieron fincas en la comunidad de Paquiestancia y en la comunidad de Pesillo, el criterio usado para la selección de estas fue la producción de leche que poseen, de esta forma se eligió una finca donde existe una alta producción láctea, una donde la producción es media, y por ultimo una con una baja producción de leche. Es así que por cada comunidad se eligieron tres fincas.

De las fincas seleccionadas para la presente investigación tres se encuentran en la comunidad de Paquiestancia la cual se ubica a una altura de 2.850 m.s.n.m., La temperatura media anual en esta área se encuentra a 10.1 °C y Precipitaciones promedio de 985 mm (Cayambe turistico, 2017a). Tres fincas del área de estudio se encuentran en la comunidad de Pesillo que se encuentra a una altura de 3.000 m.s.n.m., la temperatura media anual es de 12.3 ° C y la precipitación media es de 896 mm (Cayambe turistico, 2017b).

4.2.4 Identificación del área de estudio

El área de estudio se encuentra ubicada en la provincia de Pichincha, cantón Cayambe en las comunidades de Pesillo y Paquiestancia. En cada una de estas comunidades se establecerá tres fincas las cuales serán clasificadas de acuerdo a la producción láctea que posean, de tal manera se elige las fincas que representen el alta, media y baja producción.

La selección de las fincas se realiza por la información proporcionada por los centros de acopio de leche SUMAK HUAGRA de la comunidad de Pesillo y Nuevo Amanecer de la comunidad de Paquiestancia.

4.2.4.1 Establecimiento del tipo de muestreo

Para realizar el muestreo cada finca seleccionada se las dividirá en 5 partes, posteriormente se procede a realizar el muestreo en cada una de las partes antes mencionadas, para ello se va a aplicar el muestreo en “X”, la cual establece el tomar una sub muestra de cada

esquina y del centro del terreno escogido, después se procede a homogenizar la muestra y tomar la cantidad de un kilogramo de tierra en fundas herméticas para evitar la contaminación de estas.

4.3 Planificación de vuelos

Para la elaboración del plan de vuelo es fundamental el reconocimiento del área de estudio, mediante esta forma se evita posibles accidentes con el dron. Para la elaboración de los planes de vuelo se utilizó el software EMotion 3, en el cual se pueden observar las características que va a tener cada vuelo.

En el área de Paquiestancia se elaboró 2 áreas de vuelo por mes y de igual manera se efectuó en Pesillo, cubriendo así la totalidad del área de estudio, en cada zona de vuelo se realizaron 2 sobrevuelos uno con el sensor Parrot sequoia y otro con la cámara ThermoMap, con lo cual a lo largo de 3 meses se realizaron en total 24 vuelos.

Cabe recalcar que durante el primer mes se establecieron los parámetros de vuelo y estos se repitieron en el segundo y tercer mes.

Los parámetros iniciales con los que se realizaron los vuelos constan en la tabla número 9.

Tabla 9: Parámetros de vuelo

PARAMETROS DE VUELO					
	Parámetro	Alta producción		Baja y media producción	
		Térmica	Sequoia	Térmica	Sequoia
PAQUIESTANCIA	resolución (cm/px)	20	12	25	14
	Altura de Vuelo (m/AED)	105,9	127,4	132,4	148,6
	Traslapo Longitudinal (%)	90%	80%	90%	80%
	Traslapo Transversal (%)	70%	60%	70%	60%
	Área (ha)	25,1	26,7	28	26
	Tiempo de vuelo (min)	17:51	11:59	17:54	13:29
	Número de imágenes	794	283	632	226

	Parámetro	Alta y media producción		Baja producción	
		Térmica	Sequoia	Térmica	Sequoia
PESILLO	resolución (cm/px)	14	11	35	18
	Altura de Vuelo (m/AED)	74,1	116,7	185,3	191
	Traslapo Longitudinal (%)	90%	80%	90%	80%
	Traslapo Transversal (%)	70%	60%	70%	60%
	Área (ha)	38,6	42,1	10,7	10,4
	Tiempo de vuelo (min)	22:57	18:23	6:22	5:52
	Número de imágenes	1389	474	150	69

Elaborado Ati A, Fuentes. K (2019)

4.4 Fase de campo

La fase de campo está dividida en dos partes las cuales son a realización de los vuelos con el UAV de ala fija y la siguiente es la recolección de muestras para realizar el posterior análisis en el laboratorio de suelos de la Universidad Politécnica Salesiana.

A esta fase se la ha dividido de esta manera ya que para la elaboración de un modelo que correlacione los parámetros del suelo con los índices ambientales obtenidos mediante el UAV, es fundamental realizar en forma paralela las dos actividades.

4.4.1 Ejecución de vuelos

Para realizar los vuelos en cada área, primero se debe tomar en cuenta los factores climáticos como la velocidad y dirección de viento. Las condiciones climatológicas tanto en pesillo como Paquiestancia son adversas ya que en general la velocidad del viento es elevada, impidiendo que se ejecute el vuelo del UAV, por este motivo los vuelos fueron realizados a tempranas horas en la mañana (6-8 am), de esta forma se platea evitar posibles daños en el equipo.

Una vez comprobadas las condiciones climáticas, se realiza la instalación de la estación de control del equipo, después se procede a conectar la batería al dron y a cargar la misión que este va a realizar (plan de vuelo), una vez cargada la misión y realizada la evaluación inicial, se

procede encender el equipo e impulsarlo para el vuelo, una vez elevado este realiza solo su misión, y al terminarla aterriza según el cono de aterrizaje ubicado en el plan de vuelo.

Para realizar el vuelo con el sensor Parrot sequoia antes de encender al UAV de ala fija, se debe realizar una calibración radiométrica, con su respectiva tabla.

Al momento del aterrizaje del UAV lo primero que se debe realizar es el desconectar la batería del equipo antes de moverlo para evitar cualquier daño en el mismo.

Obtención de imágenes

La obtención de imágenes aéreas empieza cuando el UAV comienza su misión y se realizan fotografías con los traslapes mencionados en la tabla 9.

4.4.2 Toma de muestras

Desarrollo para obtener las muestras de suelo

Para determinar el sistema dinámico del suelo, fue importante realizar análisis de diferentes parámetros, para lo cual se ha tomado muestras de suelo en forma de “X” a una profundidad de 15 cm mediante una excavadora.

Para caracterizar el ensayo y obtener la muestra representativa se tomó muestras compuestas, conformada de cinco sub muestras de cada parcela, los puntos de muestreo se georreferenciaron mediante un GPS Gis.

4.4.2.1 Técnica de muestreo

La toma de muestras se aplica la técnica de partición, las sub muestras son mezcladas en un balde o una funda. Para el primer descarte se cuartea en forma cruz y se elimina cuadrantes opuestos, posterior a esto se mezcla por segunda vez la mitad de la muestra y se realiza un segundo descarte, se recomienda repetir el proceso para obtener la muestra representativa como se ilustra en la Figura 18.

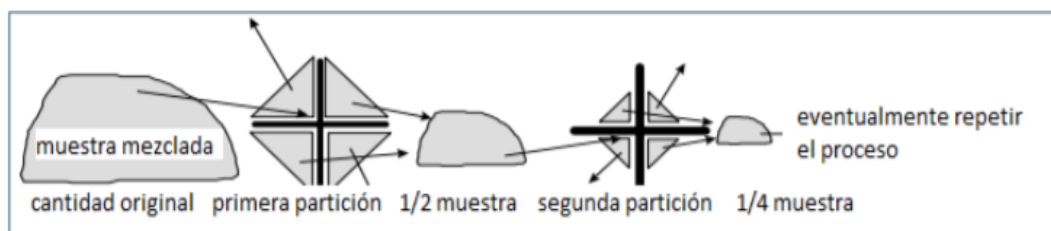


Figura 18: Partición de muestras

Fuente: (LFUmerkblatt, 2010)

4.4.2.2 Recolección de muestra

La muestra representativa de 1 kg recolectada en fundas herméticas, se las etiqueta y son almacenadas en un refrigerador portátil con hielo hasta ser entregadas al laboratorio de esta forma se evita la pérdida de propiedades de cada muestra.

4.5 Determinación de parámetros del suelo

La obtención de los parámetros del suelo se realizó en el laboratorio de leche de la Universidad Politécnica Salesiana Cayambe.

4.5.1.1 Preparación de muestras

La muestra que es ingresada a laboratorio, se identifica con un código y es depositada en bandejas de madera para secarlas a temperatura ambiente, en un tiempo aproximado de 4 a 5 días en espacios ventilados.

Una vez seca la muestra en su totalidad, es vertida sobre un tamiz de 2 mm y posterior a esto sobre un tamiz de 0,5 mm, para lograr una muestra homogénea. Para almacenar la muestra obtenida se coloca en fundas de plástico con su etiqueta en espacios libres de polvo y exceso de humedad.

4.5.1.2 Análisis de muestras

4.5.1.2.1 Análisis físicos de suelo

Determinación de pH

Materiales

- HI 22010 pH Meter
- Balanza de precisión 1mg
- Vasos de plástico de 50 ml
- Espátula

Reactivos

- Agua desmineralizada
- Papel industrial

Para determinar pH, se pesó 20 g de muestra en el vaso de plástico con una balanza de precisión, se añade 100 ml de agua desmineralizada. Dejar en reposo aproximadamente una hora, agitando cada 15 minutos con una espátula y ejecutar la lectura con el medidor de pH.

4.5.1.2.2 Análisis químico de macro elementos en el suelo

4.5.1.2.2.1 Fósforo

La metodología para realizar el análisis en laboratorio será el método Olsen el cual se detalla a continuación.

Método Olsen

Materiales

- Balanza de precisión 1 mg
- Matraz Erlenmeyer de 125 ml

- Pipeta de 10 ml
- Pipeta automática
- Agitador Rotativo
- Papel filtro
- Embudos vástago de 8 cm de diámetro
- Pera de succión
- Probeta de 100 ml
- Espectrofotómetro a una longitud de onda de 600 nm
- Tubos para colorimetría

Reactivos

- Solución bicarbonato de sodio 0.5N
- Solución sulfo-molibdica
- Solución de ácido ascórbico al 1%
- Agua destilada

Extracción

El método de Olsen, permite determinar la cantidad de fósforo que asimila el suelo, el presente método aplica pesar 5g de suelo directamente en un matraz Erlenmeyer de 125 ml, añadir 70 ml de solución de bicarbonato de sodio por medio de una probeta y dejar en el agitador rotativo por 30 minutos. En este tiempo, colocar los embudos con un papel filtro en los balones aforados de 100 ml. Una vez que termine de agitar dejar escurrir toda la muestra y finalmente homogenizarla.

Dilución

Para obtener resultados factibles se realiza diluciones 1/100 y pipetear 1 ml de la solución homogenizada y aforar a 100 ml con agua destilada.

Lectura

A partir de la solución diluida, se toma alícuota de 10 ml en un tubo de ensayo, se pipetea 4 ml de ácido ascórbico y 2 ml de solución molibdica para afinar la coloración azul. Es importante considerar el tiempo de estabilidad es de 2 a 3 horas. Durante este tiempo prender el colorímetro y calibrar a una longitud de onda de 660 nm, ajustar la solución blanco, como indicador del 100% de transmitancia.

El tubo para colorimetría debe estar libre de contaminación, pasar la muestra y anotar cada lectura obtenida. Se recomienda ajustar el colorímetro después de cada gama.

Cálculo

Mediante ensayos realizados en el laboratorio, se determinó tabla de calibración, para determinar el valor de ppm de fósforo obtenido. Como si determina en la tabla 10 y figura 19.

$$\text{ppm de fósforo} = \frac{\text{ppm leído} * \text{dilución} * 100}{\text{peso de la muestra}}$$

Tabla 10: Tabla de calibración fósforo

ABS. (660 nm)	Ppm
0,00	0,00
0,17	5,00
0,33	10,00
0,49	15,00
0,59	20,00
0,69	25,00
0,75	30,00

0,82	35,00
0,91	40,00
0,96	45,00
1,00	50,00
1,09	55,00

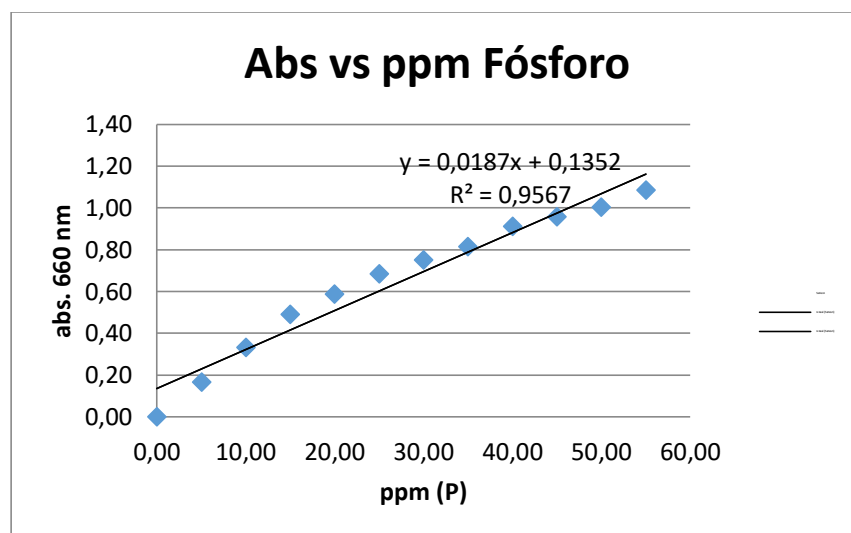


Figura 19: Grafica de calibración

4.5.1.2.2.2 Potasio

El principio para determinar potasio en el suelo, se aplica la metodología para fósforo, hasta la fase de dilución 1/100.

Lectura

Para la lectura de potasio se aplica la metodología por fotometría de emisión de flama. A partir de la dilución se toma alícuota de 25 ml y es llevada al equipo previamente calibrado, donde se anota el valor de cada muestra. El espacio de análisis, debe ser un lugar obscuro ya que el equipo es sensible a la luz.

Cálculo

$$\frac{\text{meq } k}{100 \text{ g}} = \frac{\text{Valor adsorción} * \text{dilucion}}{\text{peso molecular } k}$$

Ecuación 6

4.5.1.2.2.3 Magnesio

El método aplicado para determinar magnesio, fue mediante absorción atómica, donde se utiliza soluciones estándares para calibrar el equipo.

Lectura

la muestra diluida 1/100 que se desarrolló para fósforo, se toma alícuota de 25 ml y es llevada al equipo de absorción atómica, se introduce el tubo de aspiración en la alícuota, esperar alrededor 7 segundos hasta estabilizar la lectura en el software termo solar.

El equipo realiza un reajuste en el valor de absorbancia con respecto a la concentración de magnesio en mg/L, como se visualiza en la figura 20 los datos generados se exportan a un bloc de notas, donde finalmente se realiza una transformación a meq/ 100 g de suelo.

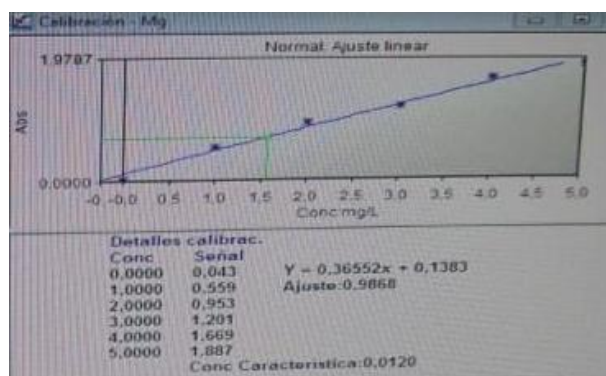


Figura 20: Reajuste en el valor de absorbancia

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

Cálculo

$$\frac{meq\ k}{100\ g} = \frac{Valor\ absorción\ * dilucion}{peso\ molecular\ Mg}$$

Ecuación 7

4.5.1.2.2.4 Nitrógeno

Para realizar el análisis de las muestras de suelo se plantea el uso del método Kjeldahl, el cual por su relativa simplicidad se podrá reducir un rango de error al momento de medir la cantidad de nitrógeno.

Método kjeldahl

Materiales

- Balanza analítica de 1/10 mg
- Equipo Kjeldahl. Digestor y destilación
- Matraces de 800 ml
- Matraz erlenmeyer de 250 ml
- Bureta de precisión de 25 ml
- Probeta de 100 ml
- Pipeta de 10 ml

Reactivos

- Ácido sulfúrico N/10
- tabletas kjeldahl
- hidróxido de sodio N/10
- Ácido bórico
- Ácido clorhídrico

Principio analítico

El método kjeldahl, permite determinar la cantidad de nitrógeno disponible para microorganismos y las plantas. Se realiza una digestión en medio ácido en forma de amonio y la destilación en medio alcalino.

Digestión

La cantidad de muestra para el análisis es 2g de la muestra en una balanza analítica, depositarla en los matraces de 800 ml, añadir 20 ml ácido sulfúrico y dos pastillas kjeldahl, llevar al equipo de digestión, durante una hora a una temperatura de 418°.

Al final del proceso de digestión se debe observar que la muestra no se encuentre en estado sólida ni líquida, el indicador es un color verde esmeralda. Se debe dejar enfriar la muestra antes de realizar el proceso de destilación.

Destilación

La muestra resultante de la digestión es llevada al equipo de destilación, previamente el equipo debe ser lavado con ácido acético para eliminar todo residuo.

Titulación

La solución resultante de la destilación, es titulada con ácido clorhídrico 0.1N, se abre la bureta gota a gota, el punto de viraje a negro púrpura y anotar el desgaste para determinar la cantidad de nitrógeno mineral de la muestra.

4.5.1.2.2.5 Materia Orgánica

Para realizar la obtención del porcentaje de materia orgánica, se aplicara el método Walkley Black.

Método Walkley Black

Material

- Balanza de precisión de 1 mg
- Matraz erlenmeyer de 250 a 500 ml

- Bureta de 25 ml
- Vasos de plástico de 25 ml
- Probeta
- Pipeta de 10 ml

Reactivo

- Bicromato de potasio
- Ácido sulfúrico
- Agua destilada
- Ácido orto fosfórico
- Solución de sal de mohr 0,5N
- Diphenllamine

Principio analítico

Determinar el porcentaje de materia orgánica, sirve para conocer las condiciones estructurales y el medio de desarrollo para los microorganismos, el método consiste en una oxidación en estado frío por el exceso de dicromato de potasio en medio sulfúrico a una dosificación del dicromato no agotado con la sal de Mohr, el reactivo debe ser preparado de acuerdo al número de muestras, no se puede conservar más de una semana.

Extracción

Para el análisis, pesar 0.5 g de la muestra homogenizada en los matraces Erlenmeyer de 500 ml, añadir 10 ml de dicromato de potasio y 20 ml de ácido sulfúrico, colocar lentamente el ácido sobre las paredes del matraz, homogenizar lentamente y ubicar en un espacio oscuro por dos días.

Titulación

Antes de realizar la titulación se añade 10 ml de ácido orto fosfórico a cada muestra y aforar con agua destilada a 200 ml. Se toma alícuotas de 25 ml en vasos de plástico y 11,3 de la muestra con 8 a 10 gotas diphenilamina que actúa como indicador.

En la bureta de 25 ml se introduce la solución de mohl 0.5N y se titula el exceso del dicromato de potasio, el punto de viraje es de azul a una coloración verde. Registrar el desgaste. Es importante realizar por lo menos tres duplicados de muestras diferentes para comprobar el análisis.

Cálculo

El cálculo del porcentaje de carbón se determina de la siguiente ecuación:

$$\% \text{ de carbón} = \frac{\frac{(B * F) - (A * F)}{2}}{P}$$

Ecuación 8

Donde:

A: Desgaste del volumen consumido de la muestra en la sal de Mohr.

B: Desgaste del volumen consumido del blanco en la sal de Mohr.

F: factor de corrección

P: peso de la muestra

El cálculo del porcentaje de materia orgánica se determina de la siguiente ecuación:

$$\% \text{ de materia orgánica} = \% \text{ carbón} * 1.724$$

Donde 1.724: factor de hipótesis

4.6 Procesamiento de imágenes

4.6.1 Pre proceso

Para efectuar el procesamiento de las imágenes lo primero que se va a realizar es un pre procesamiento el programa donde se generan los vuelos es decir el eMotion 3. Para la ejecución del pre procesamiento se requiere poseer los archivos de vuelo tanto de la cámara como del dron, estos dos se deben ingresar en el programa eMotion 3 para generar un archivo pix4d con el cual se procede al procesamiento en dicho software.

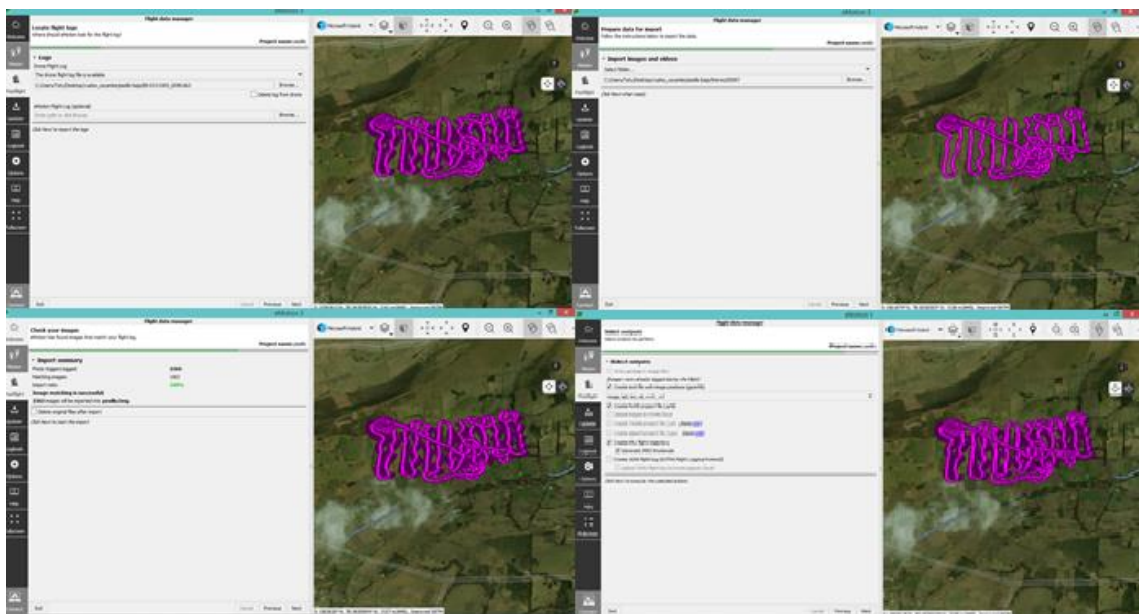


Figura 21: Pre procesamiento

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

4.6.2 Procesamiento

Para la obtención de los mapas de bandas se procede a abrir el archivo pix4d antes generado en el pre proceso y se configuran las características específicas para los vuelos generados ya sea con el sensor Parrot sequoia o para la cámara ThermoMap.

4.6.2.1 Generación del índice NDVI

Para la obtención del ráster del índice de vegetación normalizado se lo hace de forma directa en el software pix4d ya que este cuenta con una calculadora integrada mediante esta se

puede estimar el valor de NDVI, por lo cual este índice se genera de forma automática después de procesar las imágenes aéreas obtenidas con el sensor Parrot sequoia.

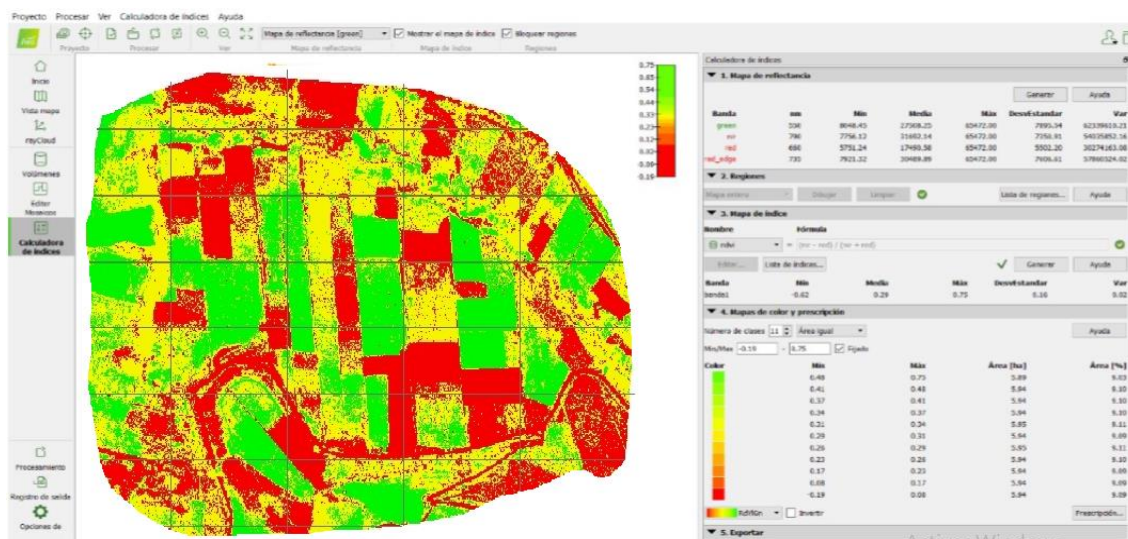


Figura 22: NDVI

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

4.6.2.2 Obtención del índice SMI

El índice de humedad del suelo SMI, conocido así por sus siglas en inglés (Soil Moisture Index), representa la cantidad de agua disponible en el suelo, es decir este índice nos permite conocer la medida del contenido de agua relativa en el suelo, con valor mínimo de 0 y máximo de 1 (Hogg et al., 2013).

Para el cálculo de este índice se emplea la herramienta de ArcGIS raster calculator y el ráster térmico obtenido del procesamiento de imágenes térmicas de la cámara ThermoMap usando la ecuación 3 mencionada en la sección 2.2.3, como se muestra en la figura 23.

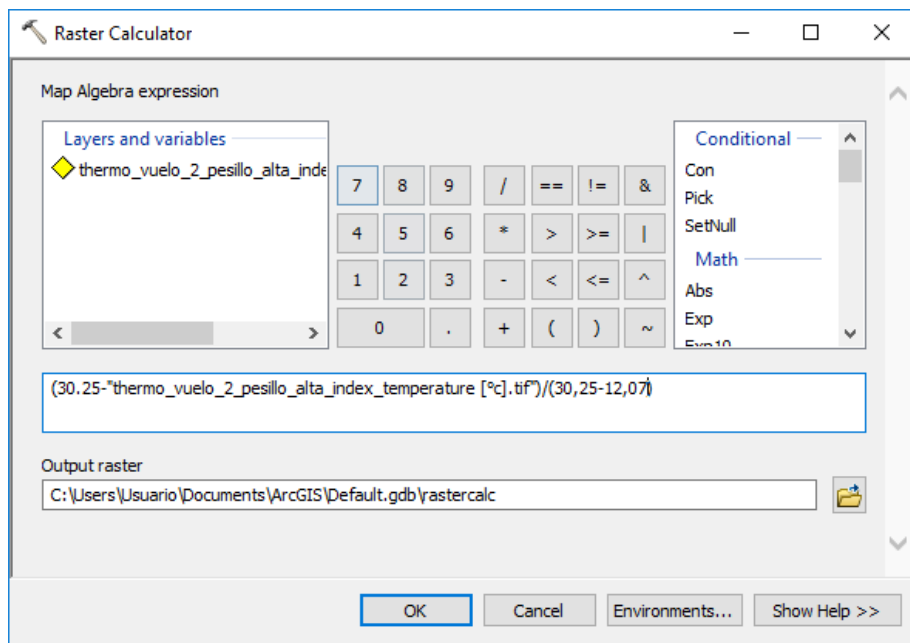


Figura 23: Calculo SMI

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

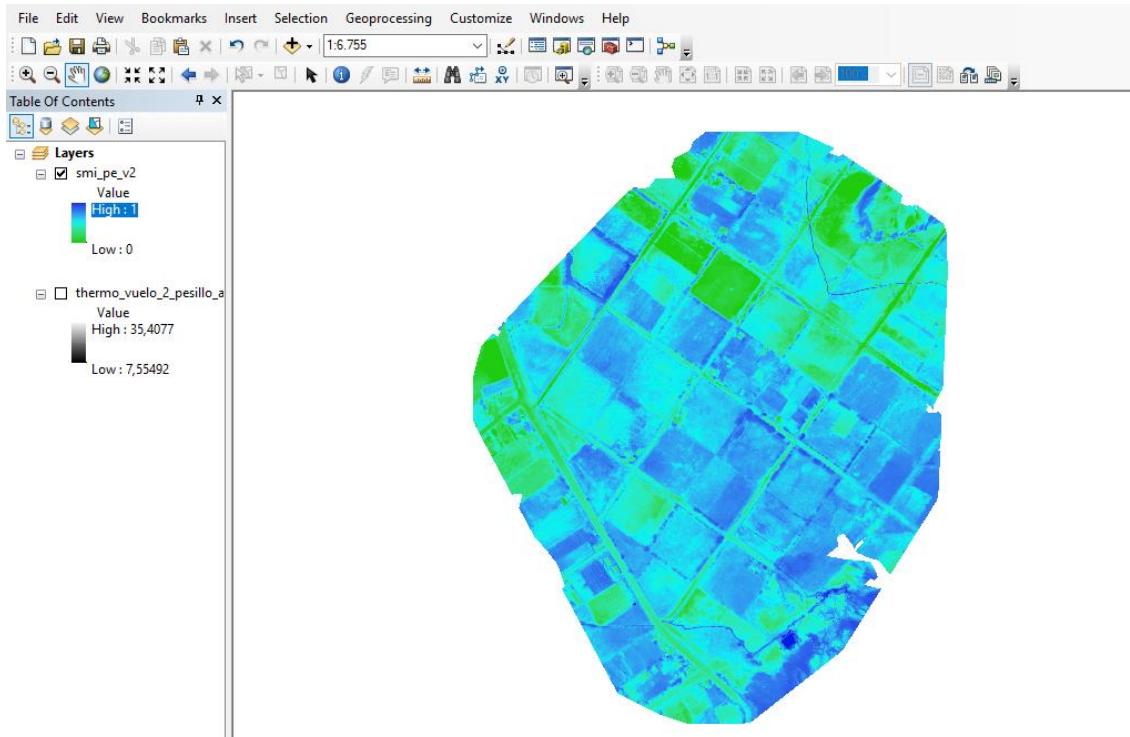


Figura 24: Raster SMI

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

4.6.2.3 Elaboración del índice EVI

El índice de vegetación mejorada fue diseñado para la optimización de la señal de la vegetación en sectores con elevada biomasa a través de un desacoplamiento de la señal de fondo del dosel y una reducción en las influencias de la atmósfera (Jiang et al., 2008).

Para el realizar el cálculo del índice es necesario contar con las bandas roja, azul e infrarrojo cercano, de igual manera que en el índice SMI se aplicó la herramienta de ArcGIS ráster calculator con la aplicación de la Ecuación 2 para obtener el ráster del índice EVI.

En la Ecuación 2 se encuentran los terminaos de G: el cuales un factor de ganancia que adopta el valor de 2,5. **C1**, **C2** son factores de corrección de influencias del aerosol que poseen los valores de 6 y 2 respectivamente, y por último **L** el cual es un factor de ajuste del suelo que toma el valor de 1(Jiang et al., 2008). Los valores antes mencionados fueron consultados en bibliografía, para la correcta obtención de este índice ambiental.

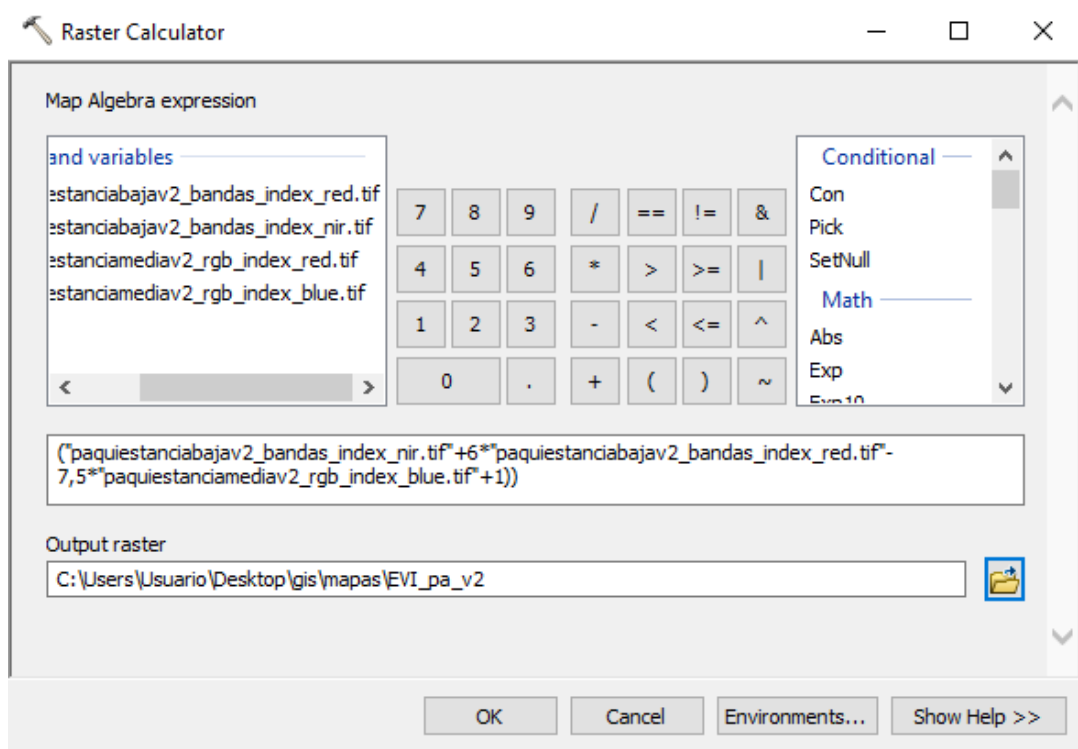


Figura 25: Calculo EVI

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

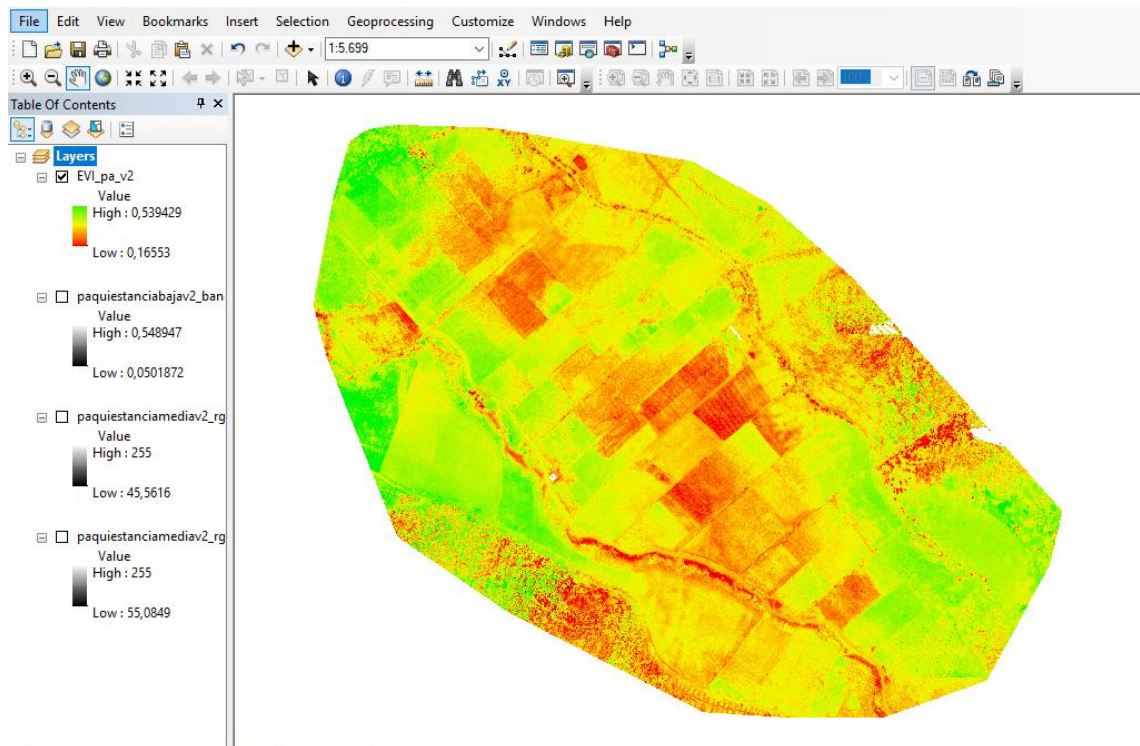


Figura 26: Ráster EVI

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

4.7 Diseño de modelo parametrizado

Para elaborar los modelos se utiliza como datos los parámetros analizados los cuales son nitrógeno total, fósforo, potasio, magnesio, y materia orgánica estos se obtienen a través de realizar un análisis en laboratorio, además se utilizarán los datos de los índices ambientales obtenidos mediante el software ArcGIS.

4.7.1 Tabular datos

Como primer punto en la elaboración del modelo parametrizado, se establece una tabla de datos obtenidos tanto de laboratorio como del ráster generado. Esta tabulación se debe realizar dividida por meses, acorde a el punto de muestreo al cual pertenece los resultados.

4.7.2 Establecer modelos

Mediante la tabulación de datos se puede obtener una visión de la tendencia que sigue cada uno de los parámetros relacionados con los diferentes índices ambientales. En el presente

trabajo para establecer los modelos que más se acercan a los datos obtenidos se va a utilizar gráficos de dispersión elaborados en Excel, para obtener una rápida estimación de la tendencia de datos, con lo cual se entablara los diferentes modelos que se aplicaran y se ejecutaran en el programa R.

4.7.3 Planteamiento de hipótesis

Para determinar la valides del modelo a realizarse se plantearán una hipótesis nula (H_0) y una hipótesis alternativa (H_i), de manera general para todos los modelos a realizase.

Hipótesis nula (H_0): no se puede estimar los nutrientes del suelo mediante el cálculo de índices ambientales de reflectancia espectral.

Hipótesis alternativa (H_i): se puede estimar los nutrientes del suelo mediante el cálculo de índices ambientales de reflectancia espectral.

4.7.4 Prueba de hipótesis

4.7.4.1 Shapiro Wilk

Esta prueba se aplica cuando el número de datos es igual o inferior a 50, mediante esta prueba se utiliza para contrastar la normalidad de los datos, (Romero Saldaña, 2016).

4.7.5 Validación

Para ejecutar la validación de los modelos realizados se va a aplicar la validación cruzada k folder en la cual se genera un cambio aleatorio del conjunto de datos y se divide en k subconjuntos equitativos, de estos subconjuntos se toma uno para probar el modelo y los restantes se usan como datos de entrenamiento (Technology, 2006).

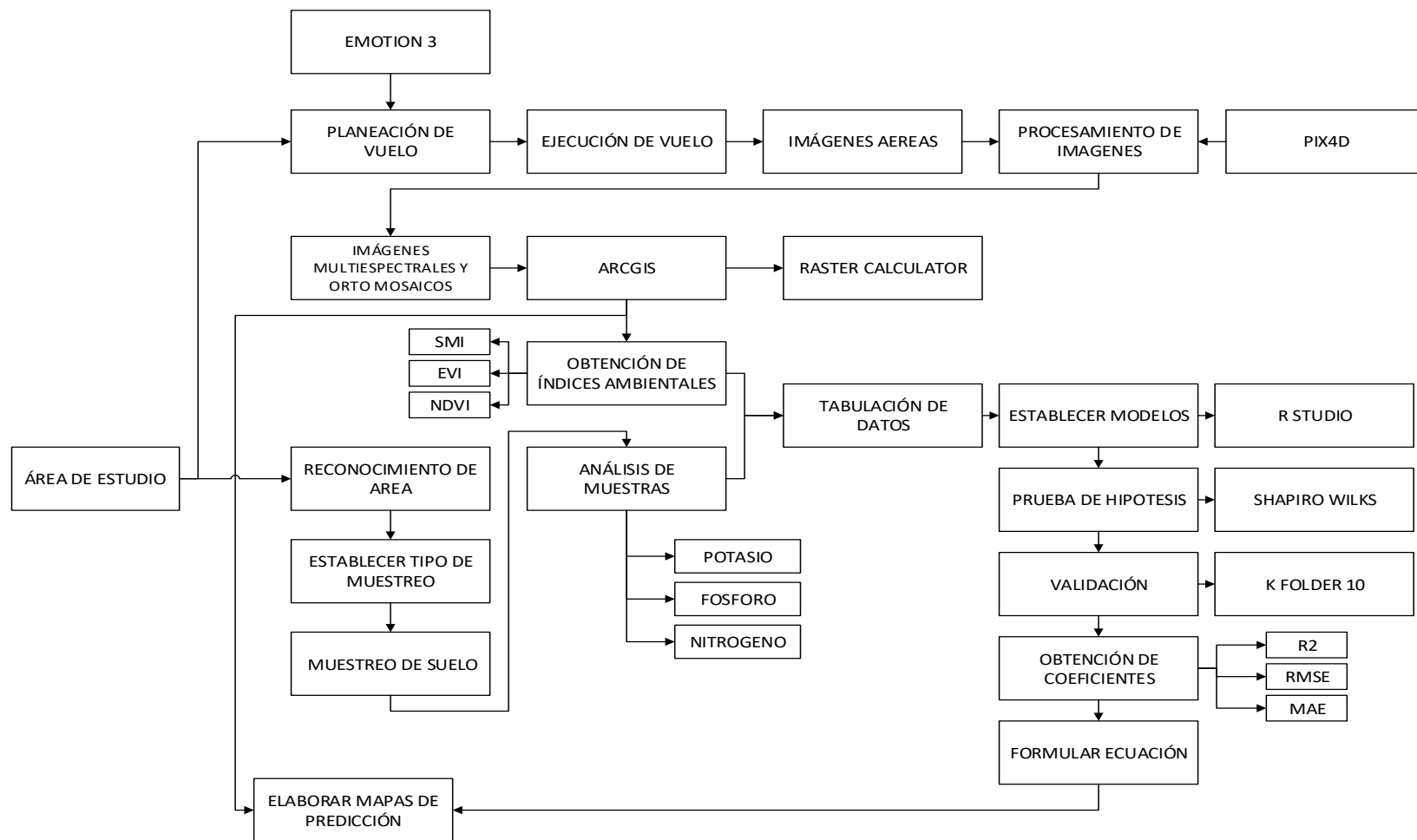


Figura 27: Metodología

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Durante la presente investigación se realizaron vuelos en 3 meses consecutivos con lo cual se obtuvo varias orto mosaicos RGB, y multispectrales de las diferentes áreas de estudio. La figura 28 se muestra los orto mosaicos RGB obtenidos.

La primera salida se realizó 11-14 de marzo 2019, la segunda 14-17 de abril 2019 y la tercera se realizó 7-8 mayo 2019.

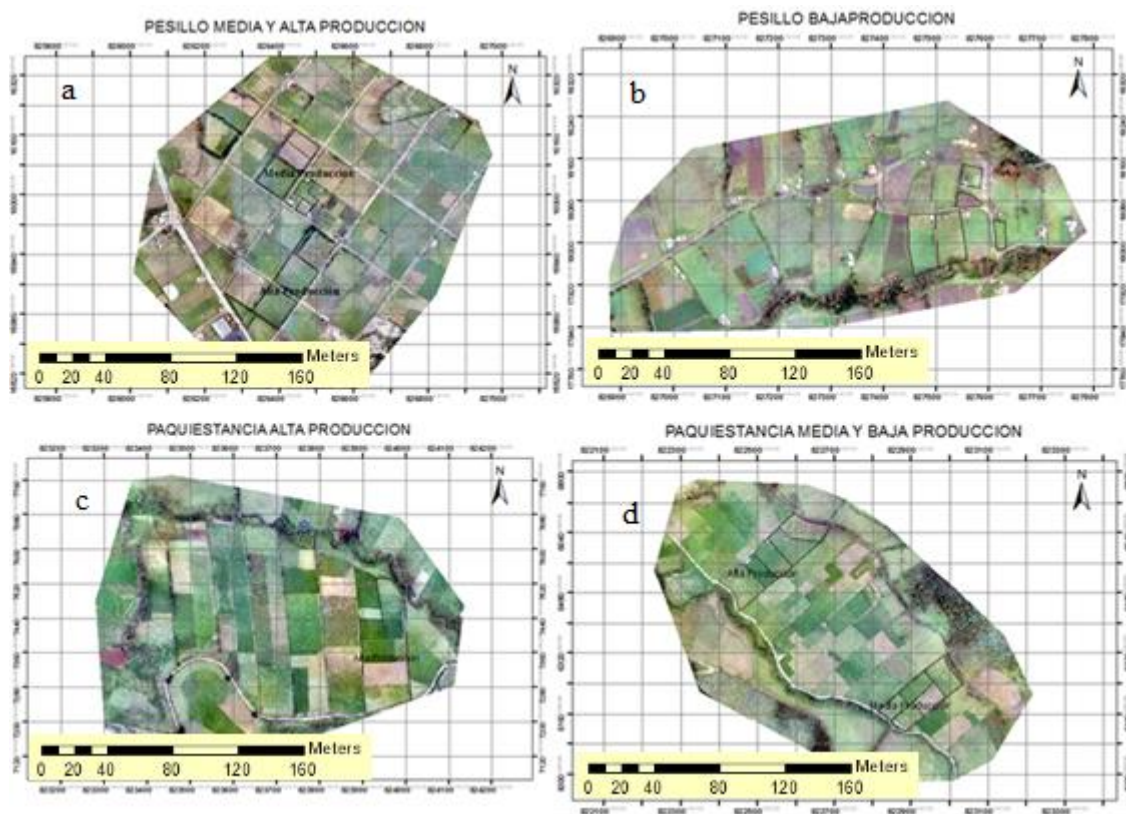


Figura 28: Orto mosaicos RGB a) Pesillo media y alta producción; b) Pesillo baja producción; c) Paquiestancia alta producción; d) Paquiestancia media y baja producción

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

5.1 Resultados de parámetros del suelo

Las muestras de suelo fueron analizadas en el laboratorio de Cayambe, y los resultados que se obtuvieron de cada parámetro se muestran en las tablas 11, 12, 13 y 14.

Tabla 11: Parámetros de suelo Pesillo

PESILLO					
Mes	Muestra	Nitrógeno Total (%)	Fósforo (Ppm)	Potasio (Cmol/Kg)	Magnesio Mg (Cmol/Kg)
Marzo	Alta 1	0,127	24,786	0,409	3,169
	Alta 2	0,251	21,405	0,460	3,134
	Alta 3	0,210	21,679	0,818	3,025
	Alta 4	0,201	18,332	0,700	3,092
	Alta 5	0,225	27,492	1,023	2,924
	Baja 1	0,241	15,450	1,279	2,754
	Baja 2	0,285	5,208	0,742	3,224
	Baja 3	0,280	14,481	0,742	3,686
	Baja 4	0,329	19,983	0,435	3,167
	Baja5	0,217	12,232	0,537	2,806
Abril	Alta 1	0,036	57,286	0,020	3,069
	Alta 2	0,037	58,739	0,043	3,050
	Alta 3	0,020	39,326	0,300	3,426
	Alta 4	0,203	7,146	0,281	3,347
	Alta 5	0,264	9,500	0,665	3,290
	Media 1	0,209	13,548	0,697	3,070
	Media 2	0,217	8,841	0,512	3,277
	Media 3	0,336	16,350	0,939	3,117
	Media 4	0,279	14,897	0,614	3,286
	Media 5	0,299	22,890	0,512	3,120
	Baja 1	0,239	15,139	0,537	2,617
	Baja 2	0,176	23,984	0,303	2,283
	Baja 3	0,286	9,326	1,384	0,027
	Baja 4	0,311	10,052	1,600	2,781
	Baja5	0,229	21,680	1,537	2,633
Mayo	Alta 1	0,215	16,592	0,440	2,801
	Alta 2	0,197	22,268	0,332	2,823
	Alta 3	0,210	20,177	0,600	3,098
	Alta 4	0,191	21,506	0,818	2,511
	Alta 5	0,242	16,834	0,509	2,350
	Media 1	0,265	11,748	0,486	2,833
	Media 2	0,280	10,294	0,327	2,835
	Media 3	0,259	20,088	0,793	2,723
	Media 4	0,282	9,083	0,358	3,078
	Media 5	0,259	17,977	1,015	2,884
	Baja 2	0,230	8,841	0,501	2,230
	Baja 3	0,279	7,872	0,386	2,790
	Baja 4	0,252	30,698	0,404	3,602
	Baja5	0,320	13,443	0,870	2,972

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

El código de muestra que se presenta en las tablas, es de acuerdo a la producción de leche del terreno junto con el número de parcela.

Tabla 12: Parámetros del suelo Paquiestancia

PAQUIESTANCIA					
Mes	Muestra	Nitrógeno Total (%)	Fósforo (Ppm)	Potasio (Cmol/Kg)	Magnesio Mg (Cmol/Kg)
Marzo	Alta 1	0,040	7,872	0,052	2,014
	Alta 2	0,091	10,570	0,151	0,554
	Alta 3	0,111	9,568	0,157	1,068
	Alta 4	0,194	10,270	0,195	0,805
	Alta 5	0,220	15,268	0,308	1,388
	Media 1	0,264	12,474	0,409	2,329
	Media 2	0,340	28,703	0,353	1,633
	Media 3	0,266	18,699	0,353	1,418
	Media 4	0,196	23,859	0,307	1,485
	Media 5	0,234	25,698	0,397	1,490
	Baja 1	0,195	10,606	0,635	2,617
	Baja 2	0,170	23,969	0,512	2,586
	Baja 3	0,231	24,568	0,604	1,966
	Baja 4	0,239	30,957	0,652	1,945
	Baja5	0,256	40,699	0,705	1,774
Abril	Alta 1	0,029	0,126	0,133	1,411
	Alta 2	0,113	10,997	0,093	0,814
	Alta 3	0,126	9,633	0,103	0,907
	Alta 4	0,203	7,388	0,081	1,184
	Alta 5	0,159	12,659	0,307	1,409
	Media 1	0,258	18,690	0,308	1,953
	Media 2	0,203	19,659	0,300	1,281
	Media 3	0,236	24,586	0,303	1,299
	Media 4	0,211	24,126	0,327	1,546
	Media 5	0,219	24,586	0,337	1,101
	Baja 1	0,210	28,965	0,384	2,342
	Baja 2	0,335	32,349	0,453	1,987
	Baja 3	0,250	15,690	0,507	0,325
	Baja 4	0,217	8,841	0,512	1,422
	Baja5	0,244	40,650	0,652	0,953
Mayo	Alta 1	0,159	5,921	0,091	2,801
	Alta 2	0,231	6,661	0,201	2,823

Alta 3	0,151	7,127	0,130	3,098
Alta 4	0,209	22,406	0,235	2,511
Alta 5	0,238	15,237	0,325	2,350
Media 1	0,198	13,201	0,371	2,833
Media 2	0,270	18,653	0,228	2,835
Media 3	0,247	15,866	0,402	2,723
Media 4	0,252	18,997	0,512	3,078
Media 5	0,212	10,999	0,264	2,884
Baja 2	0,253	28,506	0,302	2,230
Baja 3	0,230	25,699	0,451	2,790
Baja 4	0,195	39,659	0,556	3,602
Baja5	0,271	32,337	0,335	2,972

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

En la presente investigación también se midió el pH, conductividad, materia orgánica y microorganismos, en las tablas 13 y 14 se muestran los resultados de microorganismos obtenidos en cada terreno, Tanto el pH como la conductividad se los utilizo como datos de apoyo para conocer el estado del terreno, la materia orgánica y los datos de microorganismo se realizó una muestra por terreno, al ser tomado de esta forma los datos no resultan significativos para elaborar el modelo.

No obstante, el pH del suelo tanto de Paquiestancia como de Pesillo es acido con un promedio trimestral de 5,839 y 5,982 respectivamente.

Tabla 13: Microorganismos y materia orgánica Pesillo

PESILLO				
Mes	Muestra	Materia Orgánica (%)	Mesofilos aerobios (UFC/gS)	Mohos y Levaduras (UFC/gS)
Marzo	Pesillo alta	5,4	6,2X10 ⁵	2,4X10 ⁴
	Pesillo media	3,1	2,9X10 ⁵	2,6X10 ⁴
	Pesillo baja	3,44	1,2X10 ⁶	4,0X10 ⁴
Abril	Pesillo alta	5,4	2,2X10 ⁶	1,2X10 ⁴
	Pesillo media	6,41	1,3X10 ⁶	6,8X10 ³
	Pesillo baja	4,86	4,8X10 ⁵	2,7X10 ⁴
Mayo	Pesillo alta	6,34	2,0X10 ⁶	1,3X10 ⁵
	Pesillo media	4,79	1,6X10 ⁶	4,5X10 ⁴

Pesillo baja 5,13 3,2X10⁶ 1,5X10⁵

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

Tabla 14: Microorganismos y materia orgánica Paquiestancia

PAQUIESTANCIA				
Mes	Muestra	Materia Orgánica (%)	Mesofilos aerobios (UFC/g)	Mohos y Levaduras (UFC/g)
Marzo	Paquiestancia alta	4,72	7,2 X10 ⁵	3,7 X10 ⁴
	Paquiestancia media	4,65	4,1X10 ⁶	2,0X10 ⁴
	Paquiestancia baja	3,37	3,0X10 ⁵	2,0X10 ⁴
Abril	Paquiestancia alta	4,52	7,0X10 ⁵	2,7X10 ⁴
	Paquiestancia media	4,86	9,5X10 ⁵	2,2X10 ⁴
	Paquiestancia baja	5,06	7,2X10 ⁵	2,9X10 ⁴
Mayo	Paquiestancia alta	5,26	2,2X10 ⁶	1,7X10 ⁵
	Paquiestancia media	4,79	2,2X10 ⁶	7,7X10 ⁴
	Paquiestancia baja	4,52	2,5X10 ⁶	1,5X10 ⁵

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

5.2 Resultados índices espectrales

Durante la investigación se emplearon 3 índices ambientales los cuales cubren el área de vegetación y suelo de la zona de estudio, como ya se mencionó anteriormente el trabajo se realizó de forma continua durante 3 meses.

En las tablas 15 y 16 se muestra los resultados obtenidos de cada uno de los índices empleados.

Tabla 15: Índices ambientales Pesillo

PESILLO				
MES	Muestra	SMI	EVI	NDVI
MARZO	Alta 1	0,264	0,234	0,572
	Alta 2	0,465	0,406	0,703
	Alta 3	0,356	0,439	0,722
	Alta 4	0,459	0,418	0,783
	Alta 5	0,422	0,397	0,822
	Baja 1	0,653	0,505	0,825
	Baja 2	0,581	0,500	0,828
	Baja 3	0,749	0,414	0,831

	Baja 4	0,687	0,397	0,834
	Baja5	0,571	0,378	0,851
ABRIL	Alta 1	0,081	0,127	0,306
	Alta 2	0,119	0,106	0,310
	Alta 3	0,093	0,197	0,370
	Alta 4	0,587	0,380	0,688
	Alta 5	0,550	0,400	0,759
	Media 1	0,570	0,424	0,779
	Media 2	0,551	0,398	0,790
	Media 3	0,885	0,467	0,826
	Media 4	0,600	0,394	0,828
	Media 5	0,728	0,435	0,835
	Baja 1	0,614	0,426	0,837
	Baja 2	0,353	0,383	0,842
	Baja 3	0,620	0,440	0,884
	Baja 4	0,691	0,510	0,890
	Baja5	0,570	0,500	0,892
MAYO	Alta 1	0,439	0,473	0,580
	Alta 2	0,262	0,412	0,615
	Alta 3	0,386	0,435	0,705
	Alta 4	0,322	0,326	0,726
	Alta 5	0,355	0,442	0,726
	Media 1	0,487	0,367	0,734
	Media 2	0,605	0,451	0,739
	Media 3	0,689	0,347	0,747
	Media 4	0,579	0,442	0,782
	Media 5	0,575	0,510	0,827
	Baja 2	0,756	0,399	0,835
	Baja 3	0,580	0,402	0,846
	Baja 4	0,497	0,338	0,869
	Baja5	0,604	0,547	0,895

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

Tabla 16: Índices ambientales Paquiestancia

PAQUIESTANCIA				
MES	Muestra	NDVI	EVI	SMI
MARZO	Alta 1	0,388	0,140	0,180
	Alta 2	0,609	0,255	0,279
	Alta 3	0,704	0,263	0,150
	Alta 4	0,802	0,349	0,445
	Alta 5	0,809	0,367	0,438

	Media 1	0,842	0,348	0,636
	Media 2	0,842	0,479	0,798
	Media 3	0,852	0,382	0,540
	Media 4	0,861	0,337	0,640
	Media 5	0,867	0,350	0,512
	Baja 1	0,869	0,381	0,427
	Baja 2	0,877	0,382	0,492
	Baja 3	0,883	0,426	0,734
	Baja 4	0,889	0,466	0,737
	Baja5	0,892	0,486	0,913
	Alta 1	0,321	0,121	0,120
	Alta 2	0,613	0,362	0,306
	Alta 3	0,654	0,358	0,371
	Alta 4	0,763	0,220	0,273
	Alta 5	0,805	0,362	0,397
ABRIL	Media 1	0,810	0,455	0,558
	Media 2	0,838	0,388	0,534
	Media 3	0,848	0,340	0,562
	Media 4	0,861	0,395	0,640
	Media 5	0,863	0,358	0,539
	Baja 1	0,863	0,347	0,492
	Baja 2	0,869	0,443	0,793
	Baja 3	0,876	0,448	0,583
	Baja 4	0,912	0,319	0,551
	Baja5	0,918	0,473	0,826
	Alta 1	0,676	0,256	0,131
	Alta 2	0,712	0,353	0,496
	Alta 3	0,728	0,242	0,031
	Alta 4	0,784	0,340	0,455
	Alta 5	0,801	0,368	0,644
MAYO	Media 1	0,802	0,354	0,614
	Media 2	0,823	0,436	0,734
	Media 3	0,852	0,338	0,744
	Media 4	0,856	0,452	0,684
	Media 5	0,867	0,357	0,611
	Baja 1	0,873	0,358	0,607
	Baja 2	0,888	0,350	0,600
	Baja 3	0,889	0,446	0,797
	Baja 4	0,904	0,424	0,852
	Baja 5	0,911	0,426	0,801

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

5.3 Análisis de correlación

Dentro del análisis de correlación se emplearon 3 parámetros de calidad del suelo, junto con los índices espectrales, con lo cual se analizó la correlación existente entre estos dos parámetros.

Tabla 17: Correlación

Índice predictor	Lugar	Parámetro	Tendencia	R ²
NDVI	Paquiestancia y Pesillo	Nitrógeno	Exponencial	0.745
	Pesillo	Potasio	Exponencial	0.616
	Pesillo	Fósforo	lineal	0.569
	Paquiestancia	Potasio	Exponencial	0.655
	Paquiestancia	Fósforo	Exponencial	0.629
`SMI	Paquiestancia y Pesillo	Nitrógeno	Lineal	0.622
	Pesillo	Potasio	Potencial	0.522
	Pesillo	Fósforo	Lineal	0.735
EVI	Paquiestancia	Potasio	Exponencial	0.611
	Paquiestancia	Fósforo	Lineal	0.614
	Paquiestancia y Pesillo	Nitrógeno	Lineal	0.642
	Paquiestancia y Pesillo	Potasio	Exponencial	0.604
	Pesillo	Fósforo	Lineal	0.607
	Paquiestancia	Fósforo	Potencial	0.629

Elaborado Ati A, Fuentes. K (2019)

5.3.1 Variables empleadas

Para la elaborar los modelos predictores se emplearon los datos de calidad de suelo e índices ambientales, las variables dependientes e independientes se muestran en la tabla 18.

Tabla 18: Variables dependientes e independientes

variables dependientes	variables independientes
Nitrógeno	NDVI
Fosforo	EVI
Potasio	SMI

Elaborado Ati A, Fuentes. K (2019)

5.4 Modelo para estimación de nitrógeno

Para realizar la estimación de nitrógeno se realizaron tres modelos de acuerdo a los datos obtenidos mencionados en las tablas 11, 12, 14 y 15, cabe recalcar que para la elaboración de estos modelos específicamente se unificó los datos obtenidos tanto de la comunidad de Pesillo como la comunidad de Paquiestancia.

Tabla 19: Resumen de la bondad de ajuste

Lugar	Tipo de ecuación	Variable dependiente	Variable independiente	p-valué de regresión	R ²
Paquiestancia y Pesillo	exponencial	Nitrógeno	NDVI	2.2e-16	0.745
Paquiestancia y Pesillo	lineal	Nitrógeno	SMI	2.2e-16	0.622
Paquiestancia y Pesillo	lineal	Nitrógeno	EVI	2.2e-16	0.642

Elaborado por: Ati. A; Fuentes K (2019)

Como se puede apreciar en la tabla 19 se observa la ejecución de diferentes modelos realizados con cada índice espectral, en el modelo elaborado con NDVI la tenencia de los datos no se ajusta a un modelo de regresión lineal, por otro lado, los datos obtenidos de la correlación con los índices EVI y SMI, se ejecutó un modelo de regresión lineal simple, ya que esa fue la tendencia de los datos.

Una vez realizadas las regresiones correspondientes, se puede observar en la tabla 19 la variable independiente que concuerda con una bondad de ajuste más elevada es el NDVI con 0.745, por el contrario, el índice que se ajusta en menor proporción es el SMI con un R^2 de 0.622. Cabe señalar que el p - valué de los 3 modelos es inferior a 0,05, por lo cual se acepta la hipótesis alternativa mencionada en la sección 3.7.3.

5.4.1 Diagnóstico del modelo

Para determinar si los modelos van a realizar una correcta predicción de nitrógeno se empleó graficas con las cuales se pretende identificar datos atípicos, y verificar la linealidad de los modelos generados.

5.4.1.1 Gráficos de diagnóstico con respecto al NDVI

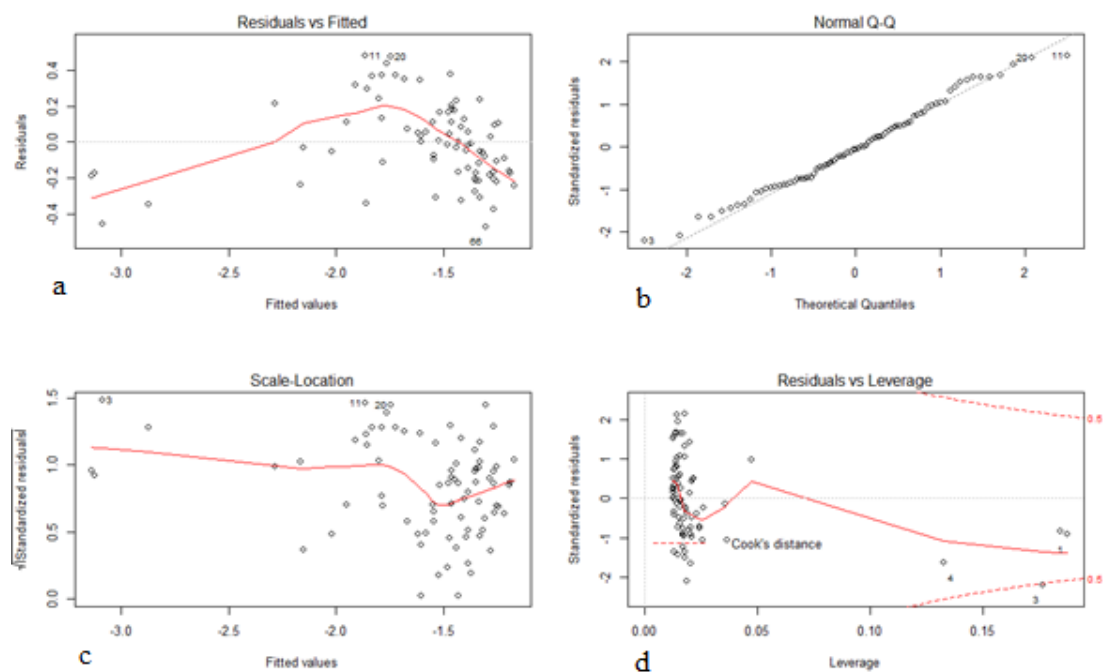


Figura 29: Regresión de Nitrógeno respecto al NDVI; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

En la figura 29 se puede apreciar en la gráfica a) los puntos no siguen una distribución lineal, según establece (Ferrero, 2018) esto se debe a que se tiene problemas de tendencia, es

decir no es un modelo de regresión lineal, si no que por el contrario indica que esta utiliza términos de mayor orden por lo cual se debe reajustar el modelo, en este caso en particular la tendencia de los datos es exponencial por lo cual es normal que no cumpla con este supuesto de linealidad ya que la regresión para obtener la grafico 29a no se aplicó la versión lineal del modelo exponencial, no obstante si se observa la figura 29c se aprecia que también se rompe el supuesto de homocedasticidad, lo expuesto por (Pedrosa, 2017) este comportamiento se produce cuando los datos no tienen un comportamiento homogéneo entre ellos.

Siguiendo en las gráficas, la segunda grafica de la figura 29, se puede observar que los valores siguen una distribución normal, pese a que algunos de estos valores no siguen la línea recta, la normalidad se va a comprobar más adelante con la prueba de Shapiro wilks. En la figura 29d que corresponde a la distancia de Cook se puede observar la existencia de datos atípicos, los mismos que para (Escobar, 2013), al no sobrepasar la distancia de 1 no se los considera como influyentes, con lo cual se confirma que el modelo expuesto no es lineal.

5.4.1.2 Gráficos de diagnóstico con respecto al SMI

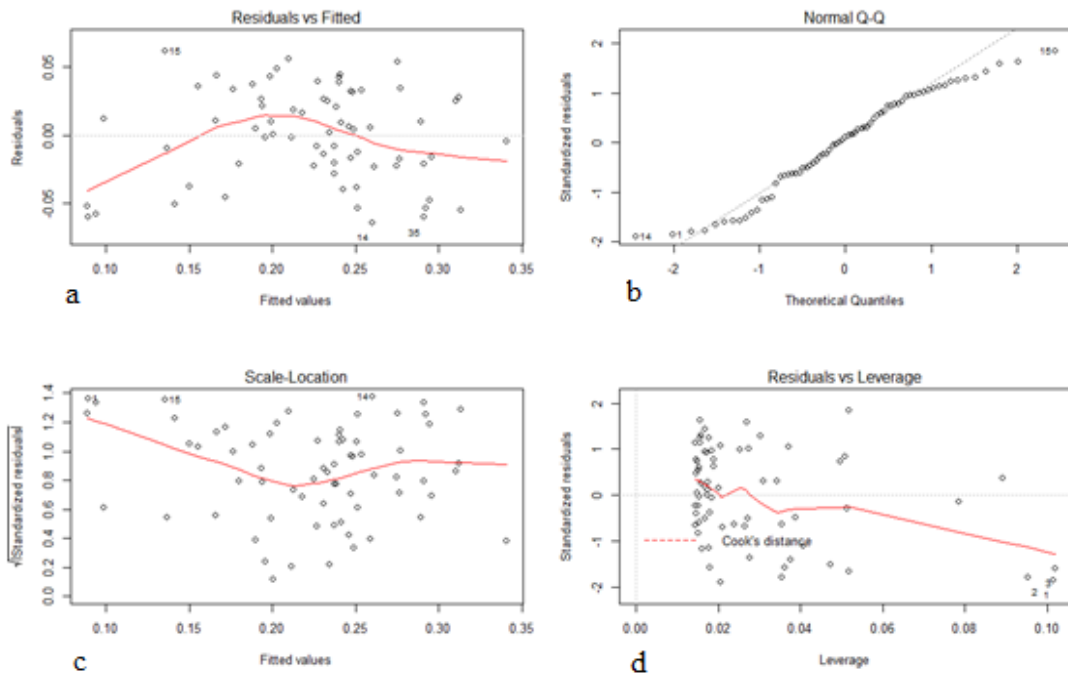


Figura 30: Regresión Nitrógeno respecto a SMI; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook.

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

En la figura 30 de igual manera que en el caso anterior se presentan los 4 supuestos de linealidad los cuales como se puede apreciar en la gráfica 30a, los datos siguen una distribución normal, en la gráfica 30b se puede ver que los datos siguen una distribución normal a pesar que existen algunos puntos que desvían de a recta, pero esta parte va a ser comprobada más adelante mediante la aplicación de la prueba de Shapiro Wilk. Por otro lado, la en el grafico 30c se representan los residuos distribuidos homogéneamente, y por último en la gráfica 30d la cual es de la distancia de Cook se puede presenciar la existencia de datos atípicos influyentes los cuales no sobrepasan la distancia de 1, ante todo lo anteriormente expuesto se puede exponer que este caso si representa un modelo de regresión lineal ya que cumple con todos los supuestos del modelo. Cabe recalcar que para el supuesto de normalidad se aplicara la prueba de Shapiro. W.

5.4.1.3 Gráficos de diagnóstico con respecto al EVI

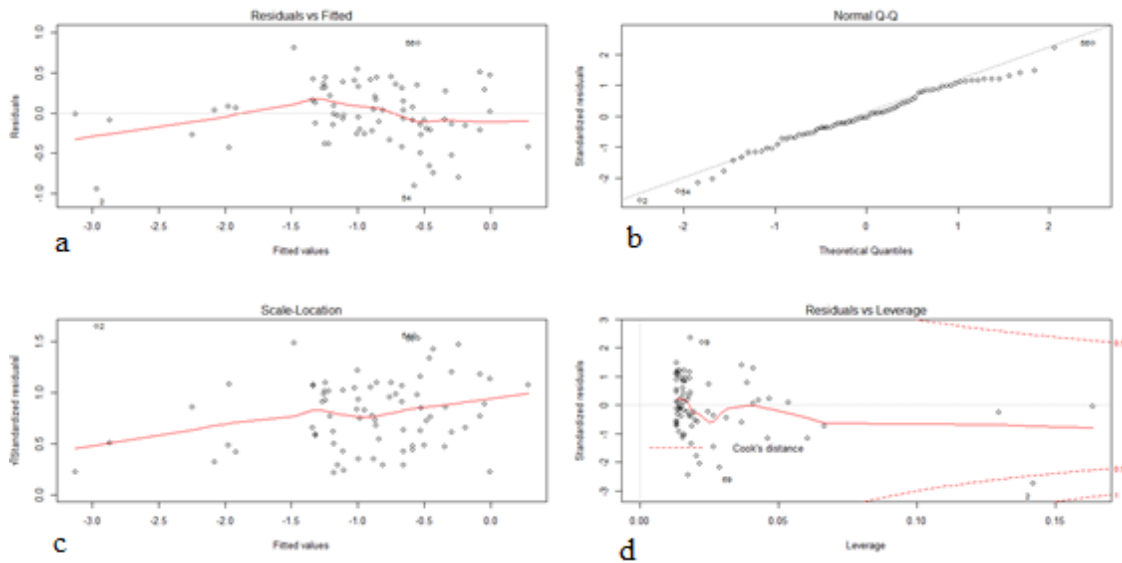


Figura 31: Regresión Nitrógeno respecto a EVI; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

En la primera grafica e la figura 31 se puede apreciar que el gráfico de residuales vs predichos los puntos siguen una linealidad, por lo cual se aprueba el supuesto del modelo. En la gráfica b se puede aclarar que los datos siguen una línea recta, pero sin embargo al igual que en los otros índices existen algunos datos que no se ajustan a la línea recta, en la gráfica c se observa que los residuos se encuentran distribuidos de forma homogénea, y por último la gráfica d muestra que no existen datos que excedan la distancia de Cook es decir no hay datos influyentes que alteren el modelo. Por lo tanto, en el diagnostico grafico del modelo de Nitrógeno con respecto al índice de vegetación mejorada cumple con los supuestos de linealidad.

5.4.2 Prueba de diagnostico

Para corroborar el diagnostico grafico se aplicó una prueba de diagnóstico conocida como Shapiro Wilk, con esta prueba se logra confirmar la normalidad del modelo.

Para efecto de mejor entendimiento se detalla los resultados de la prueba en la tabla 20 la cual está compuesta de las variables dependientes e independientes de cada modelo.

Tabla 20: Prueba de diagnostico

Lugar	Tipo de ecuación	Variable dependiente	Variable independiente	Prueba de diagnóstico Shapiro Wilk	
				w	p-valué
Paquiestancia y Pesillo	exponencial	Nitrógeno	NDVI	0.74052	1,66E-07
Paquiestancia y Pesillo	lineal	Nitrógeno	SMI	0.96416	0.04518
Paquiestancia y Pesillo	lineal	Nitrógeno	EVI	0.90617	1,55E-12

Elaborado por: Ati. A; Fuentes K (2019)

Si se realiza un análisis de los valores obtenidos en la prueba de Shapiro se puede notar que los valores de w son inferiores a el intervalo de confianza propuesto, es decir que sobrepasan el valor de 0,05 por lo cual se rechaza la hipótesis nula de normalidad y se acepta la hipótesis alternativa, por lo tanto, se aprueba la no normalidad del modelo.

5.4.3 Validación del modelo

Para la validación de los modelos se empleó la validación cruzada k-fold la cual nos permite evaluar el rendimiento y estabilidad del modelo, ya que genera varios conjuntos de datos de entrenamiento.

Tabla 21: Validación cruzada nitrógeno

Lugar	Tipo de ecuación	Variable dependiente	Variable independiente	Validación K-Fold		
				R2	RMSE	MAE
Paquiestancia y Pesillo	exponencial	Nitrógeno	NDVI	0.627	0.227	0.18
Paquiestancia y Pesillo	lineal	Nitrógeno	SMI	0.688	0.03	0.03
Paquiestancia y Pesillo	lineal	Nitrógeno	EVI	0.712	0.03	0.02

Elaborado por: Ati. A; Fuentes K (2019)

Al realizar la validación cruzada se determinó que el mejor índice para realizar la estimación de nitrógeno en las comunidades de pesillo y Paquiestancia es el modelo del índice EVI ya que cuenta con un R^2 de predicción de 0,712 y un error cuadrático medio de 0,03, con lo cual se sabe que el rango de error al predecir los valores es bajo. No obstante, el índice que menos se ajusta para predecir nitrógeno es el NDVI, ya que tiene un R^2 de 0,627 y un error medio cuadrático de 0,227.

A continuación, se muestra la gráfica de los datos predichos junto con los datos reales únicamente del modelo que más se ajusta a la predicción de nitrógeno.

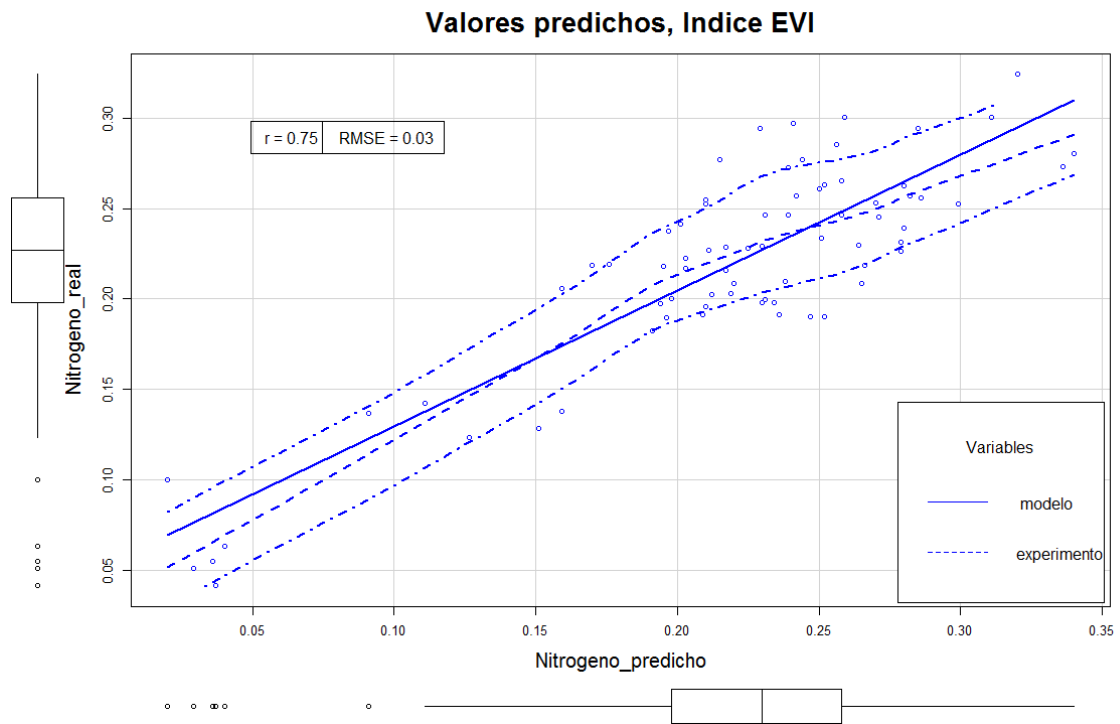


Figura 32: Valores predichos vs reales

En la figura 32 se muestra que la gráfica se encuentra casi en la exactitud lineal, con algunos sobre y sub predicciones, tomando en cuenta el intervalo de confianza, la linealidad de la nube de puntos, y los escasos puntos influyentes.

5.4.4 Ecuación de estimación

Después de realizar la validación de los modelos, se tomaron los valores de intercepción para formular las ecuaciones, con las cuales se podría estimar el porcentaje de nitrógeno total en el suelo, según el índice utilizado, para mejor apreciación se lo establece en la tabla 22.

Cabe recalcar que para establecer las ecuaciones se tomó la forma base de las mismas, es así que para los modelos lineales es $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X$, y para el caso de la regresión exponencial es $Y = ab^x$.

Tabla 22: Ecuaciones para determinar nitrógeno

Lugar	Índice predictor	Tipo de ecuación	Modelo	R2
Paquiestancia y Pesillo	NDVI	Exponencial	$y = 0.016e^{3.21*NDVI}$	0.627
Paquiestancia y Pesillo	SMI	Lineal	$y = 0.049 + 0.32 * SMI$	0.688
Paquiestancia y Pesillo	EVI	Lineal	$y = -0.026 + 0.64 * EVI$	0.712

Elaborado por: Ati. A; Fuentes K (2019)

El mejor modelo para realizar la predicción de nitrógeno es la del índice EVI, ya que presenta un R^2 de 0,712, que es el más alto de los 3 modelos. Cabe indicar que los modelos antes expuestos no cumplen con la prueba de normalidad de Shapiro. W, por lo cual no cumplen con todos los supuestos de linealidad, para (Sanchez, 2017) el que no se cumplan los supuestos de linealidad limitan el uso de modelo, sin embargo, si se lo puede aplicar.

5.5 Modelo para estimación de potasio

Para realizar la estimación de potasio, se realizaron 5 modelos, elaborando una correlación de los datos de calidad del suelo junto a los índices ambientales. Cabe mencionar que para la elaboración de los modelos de este parámetro se tomaron los datos divididos de las comunidades, a excepción del índice EVI en el cual se unifico los datos de ambas comunidades. Este criterio se adoptó, por el motivo de que, al unificar todos los datos, la bondad de ajuste en los índices EVI y NDVI fue inferior al 50%, lo cual es relativamente bajo y dicho valor aumenta al trabajar los datos por separado.

Tabla 23: Resumen de la bondad de ajuste potasio

Lugar	Parámetro	Tipo de ecuación	Índice predictor	p-valué de regresión	R2
Pesillo	Potasio	Exponencial	NDVI	2,47E-09	0.55
Paquiestancia	Potasio	Exponencial	NDVI	2.2E-16	0.826
Pesillo	Potasio	Potencial	SMI	7,64E-08	0.66
Paquiestancia	Potasio	Exponencial	SMI	9.73E-13	0.808
Paquiestancia y Pesillo	Potasio	Exponencial	EVI	2.2E -16	0.691

Elaborado por Ati. A; Fuentes K (2019)

Los datos obtenidos de parámetros de suelo e índices espectrales no se ajustan a una regresión lineal en ninguno de los casos, los modelos con los cuales concuerdan los datos, son exponenciales, a excepción de Pesillo junto con el índice SMI que se ajusta a una ecuación potencial.

En la tabla 23 se puede observar que todos los modelos poseen un p – valué inferior a 0,05, por lo cual se acepta la hipótesis alternativa, y se rechaza la nula. Por otro lado, al realizar las correlaciones correspondientes se determina que la variable independiente que más se relaciona con el potasio es NDVI en la comunidad de Paquiestancia, con una bondad de ajuste de 0,826, y la de inferior relación es NDVI de la comunidad de Pesillo con un R^2 de 0,550.

5.5.1 Diagnóstico del modelo

Para determinar la veracidad de los modelos ejecutados, se elaboró varios gráficos de diagnóstico para comprobar la normalidad y distancia de los valores influyentes. también se elaboró gráficos para comprobar la linealidad del modelo.

5.5.1.1 Gráficos de diagnóstico con respecto al NDVI

5.5.1.1.1 Pesillo

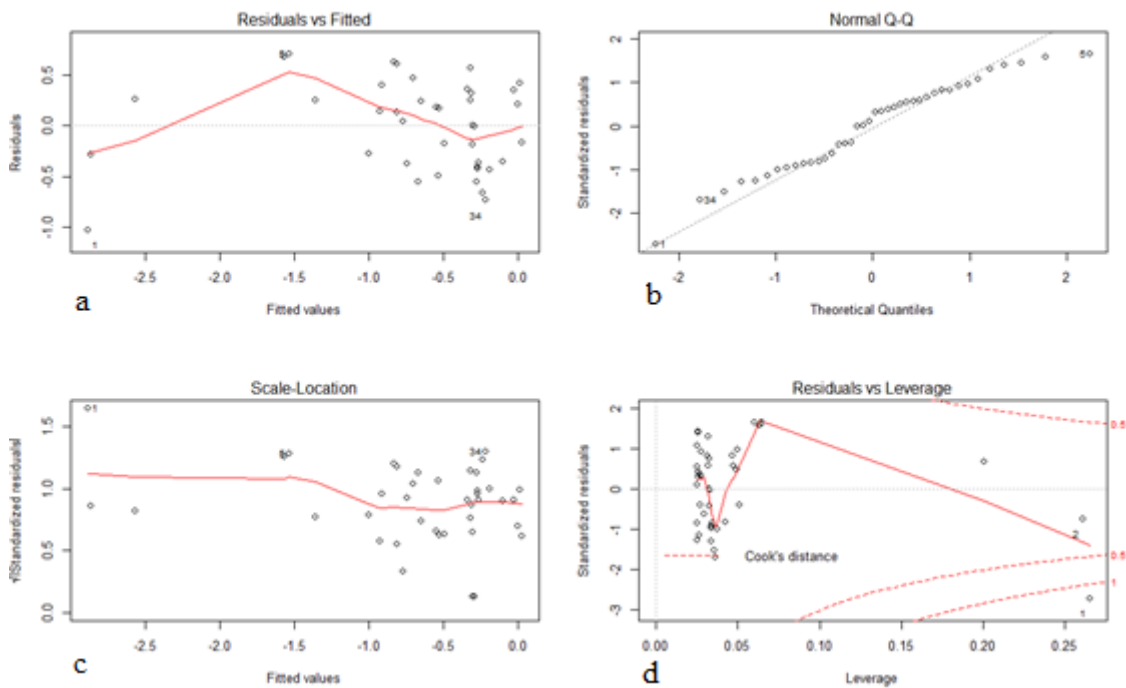


Figura 33: Regresión de Potasio respecto al NDVI Pesillo; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

En la figura 33 se puede observar en la segunda grafica que los puntos tienen un comportamiento rectilíneo, para (Castillo Gutierrez & Lozano Aguilera, 2007) se acepta la normalidad del conjunto de datos si la tendencia de los puntos es una línea recta, a pesar de que

existan puntos que no se ajusten a la perfección, por lo cual se comprueba gráficamente la normalidad del modelo, estos datos gráficos se van a corroborar mas adelante con las pruebas.

En la figura 33c se representa la homogeneidad de los residuos, y por último en la figura 33d muestra la presencia de un dato influyente, los mismos que si no sobrepasan a distancia de 1, según (Escobar, 2013) no son influyentes en el modelo, por lo cual se los considera como datos no influyentes. Sin embargo, el modelo si existe un dato atípico que sobrepasa el valor de 1 de distancias de cook.

5.5.1.1.2 Paquiestancia

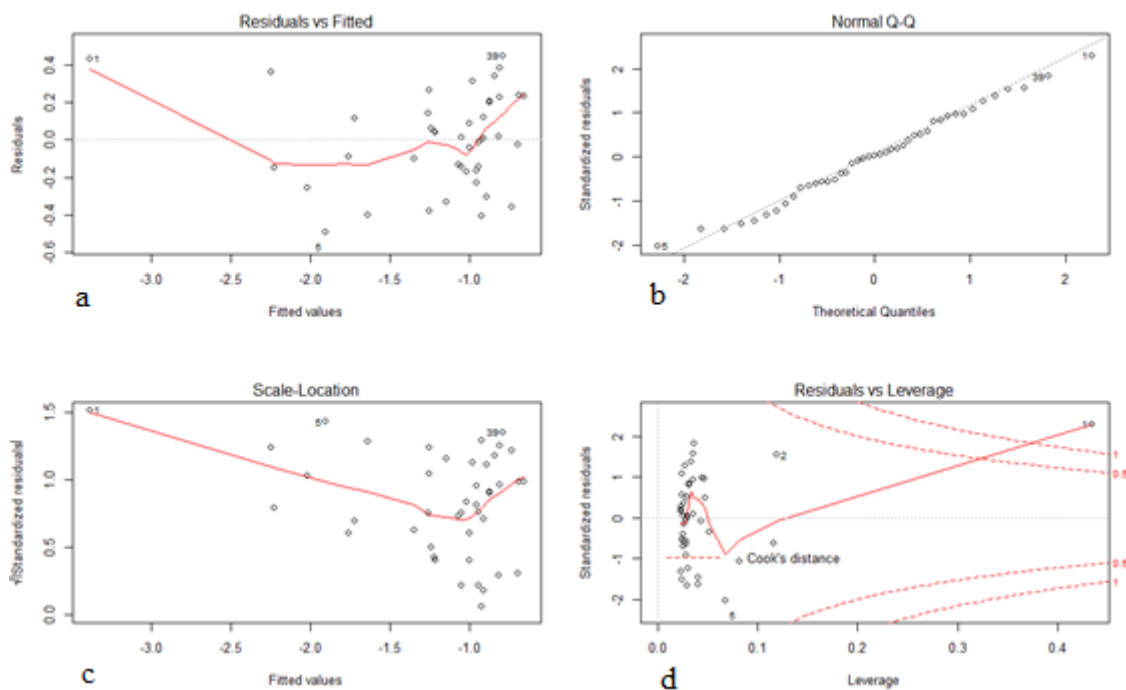


Figura 34: Regresión de Potasio respecto al NDVI Paquiestancia; a) residuos vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

De igual manera en la figura 34 se encuentran los gráficos, mediante lo antes expuesto se corrobora la normalidad del modelo, la homogeneidad de los residuos y la presencia de datos

influyentes, ya que los datos que se encuentran como outliers ya que sobrepasan la distancia de 1, por lo cual se considera que estos datos pueden afectar el modelo.

5.5.1.2 Gráficos de diagnóstico con respecto al SMI

5.5.1.2.1 Pesillo

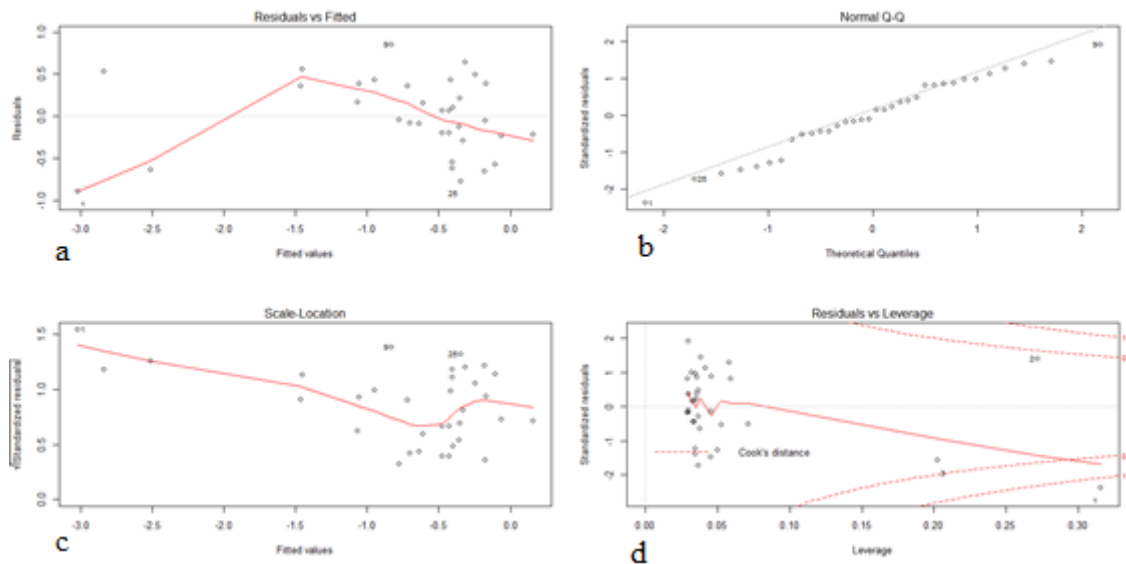


Figura 35: Regresión de Potasio respecto al SMI Pesillo; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

En el caso de Pesillo con respecto al índice de humedad del suelo se obtiene las siguientes graficas que se ilustran en la figura 35, en la cual se observa la normalidad en la figura 35b y homogeneidad en la figura 35c, ya que los puntos se encuentran ubicados de forma casi rectilínea, y los residuos se ubican homogéneamente. en el caso de la figura 35d es la distancia de Cook donde se aprecia la existencia datos outliers los mismos que no son influyentes para el modelo.

5.5.1.2.2 Paquiestancia

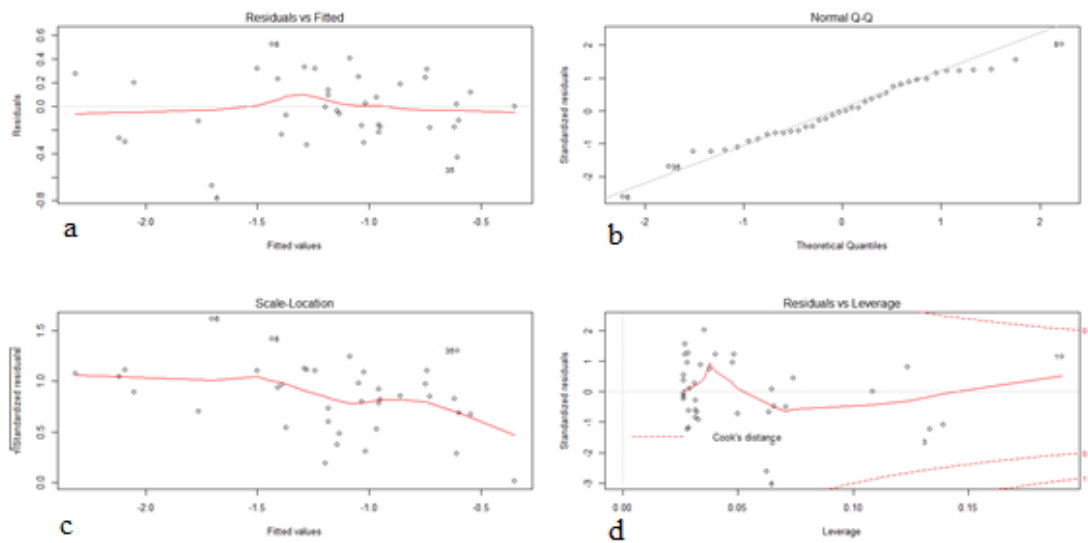


Figura 36: Regresión de Potasio respecto al SMI Paquiestancia; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

Para el caso de SMI Paquiestancia se puede evaluar el diagnóstico gráfico en la figura 36, la cual se analiza en el mismo orden que en los anteriores diagnósticos, se comprueba la normalidad de los datos, la homogeneidad de residuos, y por último se observan la presencia de datos influyentes, los mismos que al no sobrepasar la distancia de uno, no son considerados influyentes dentro del modelo.

5.5.1.3 Gráficos de diagnóstico con respecto al EVI

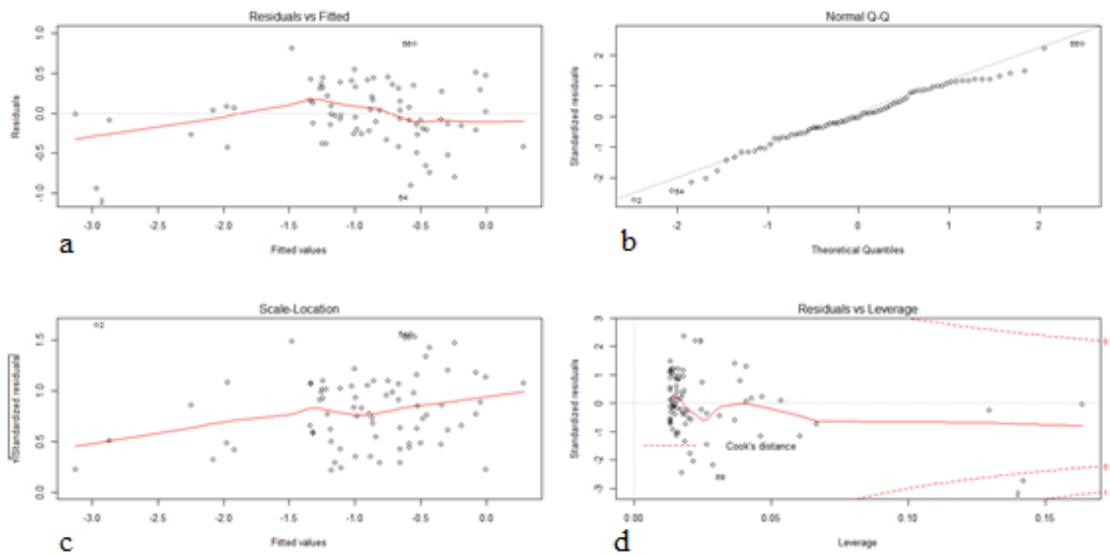


Figura 37: Regresión de Potasio respecto al EVI; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

El ultimo diagnóstico de potasio es para el índice EVI el cual como se mencionó en un principio se lo realizo con los datos de las dos comunidades en conjunto, en la figura 37b, se comprueba la normalidad de los datos ya que la mayoría de los valores se ajustan a una línea, en la figura 37c, se comprueba homocedasticidad, en la figura 37d se observa que no existen valores influyentes del modelo.

5.5.2 Prueba de diagnostico

Durante la ejecución del diagnóstico se pudo observar que en todos los casos se comprueba la normalidad de los datos, sin embargo, para corroborar dicho resultado se aplicó la prueba de Shapiro Wilk, la cual se detalla en la tabla 24.

Tabla 24: Prueba de diagnostico

Lugar	Variable dependiente	Tipo de ecuación	Variable independiente	Prueba de diagnóstico Shapiro Wilk	
				w	p-valúe de Shapiro
Pesillo	Potasio	Exponencial	NDVI	0.76799	1,56E-03
Paquiestancia	Potasio	Exponencial	NDVI	0.75988	5,45E-04
Pesillo	Potasio	Potencial	SMI	0.93692	0.04993
Paquiestancia	Potasio	Exponencial	SMI	0.94735	0.07284
Paquiestancia y Pesillo	Potasio	Exponencial	EVI	0.9109	5,57E-02

Elaborado por Ati. A; Fuentes K (2019)

Como se puede observar en la tabla 24 se encuentra los valores de la prueba de Shapiro Wilk, que los valores de p-valúe son inferiores a 0,05 que es el intervalo de confianza, sin embargo (Shapiro, 1965) establece que la hipótesis nula será rechazada si el valor de w es demasiado pequeño, y en este caso la hipótesis nula es aceptada ya que el valor de w es elevado, cabe recalcar que esta regla de tabulación de w se aplica para muestras inferiores a 50 datos por lo cual aplicaría únicamente a los modelos realizados para las comunidades separadas, es decir para el caso del índice EVI, no se aceptaría la normalidad de los residuos, por lo cual no cumpliría con los supuestos de linealidad.

5.5.3 Validación del modelo

Para ejecutar la validación del Modelo se utilizó la validación cruzada K- fold, a través de la cual se analizó la estabilidad y confianza del modelo.

Tabla 25: Validación cruzada Potasio

Lugar	Parámetro	Tipo de ecuación	Índice predictor	Validación K-Fold		
				R2	RMSE	MAE
Pesillo	Potasio	Exponencial	NDVI	0.55	0.447	0.39
Paquiestancia	Potasio	Exponencial	NDVI	0.826	0.271	0.22
Pesillo	Potasio	Potencial	SMI	0.66	0.468	0.40
Paquiestancia	Potasio	Exponencial	SMI	0.808	0.268	0.23
Paquiestancia y Pesillo	Potasio	Exponencial	EVI	0.691	0.365	0.30

Elaborado por Ati. A; Fuentes K (2019)

Los datos de validación obtenidos se exponen en la tabla 25, después de analizar estos datos se establece que el mejor índice para predecir potasio en la comunidad de Paquiestancia es el NDVI con R^2 de predicción de 0.826, y un error cuadrático medio de 0,271 es decir que el modelo tendrá un rango de error relativamente bajo. Para la comunidad de Pesillo se establece que el mejor modelo va a ser el de EVI, ya que el R^2 de predicción es de 0.691 y un error de 0.365, que al igual que en el caso de Paquiestancia se lo considera un error bajo. por otro lado, el peor índice para predecir potasio es NDVI de Pesillo ya que este tiene un R^2 de predicción de 0,55.

En la siguiente grafica se ilustra los valores predichos versus los valores reales del modelo que tiene mejor capacidad predictiva. Cabe recalcar que si los modelos no cumplen los supuestos de linealidad los modelos pueden ser aplicados, pero de manera limitada, ya que pueden generarse errores en la predicción.

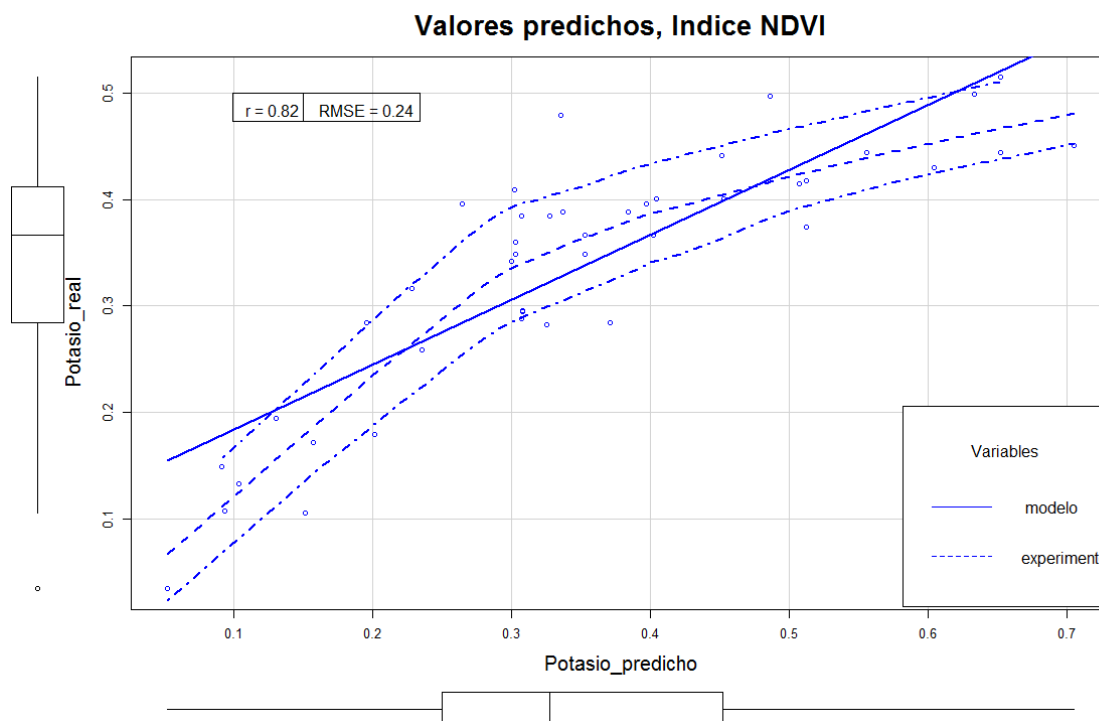


Figura 38: Valores predichos vs valores reales

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

En la figura 38, se puede apreciar que los datos se distribuyen de forma homogénea sobre la línea, pero se observa que en secciones existe sesgos en los datos.

5.5.4 Ecuación de estimación

Después de haberse realizado la variación de modelos, se procede a establecer las ecuaciones predictorias para establecer los cmol/kg de potasio del suelo, para realizar las ecuaciones se toman las ecuaciones base que se establecieron en la sección 2.14.2.3 y 2.14.2.3. para cuestión de mejor apreciación las ecuaciones se ubicaron en la tabla 26.

Tabla 26: Ecuaciones para determinar Potasio

Lugar	Tipo de ecuación	Índice predictor	Modelo	R2
Pesillo	Exponencial	NDVI	$y = 0.012e^{4.94*NDVI}$	0.55
Paquiestancia	Exponencial	NDVI	$y = 0.004e^{5.14*NDVI}$	0.826
Pesillo	Potencial	SMI	$y = 1.38x^{1.33*SMI}$	0.66
Paquiestancia	Exponencial	SMI	$y = 0.092e^{2.23*SMI}$	0.808
Paquiestancia y Pesillo	Exponencial	EVI	$y = 0.019e^{7.73*EVI}$	0.691

Elaborado por Ati. A; Fuentes K (2019)

El mejor modelo para realizar la predicción de potasio es la del índice NDVI Paquiestancia, ya que presenta un R² de 0,826, que es el más alto de los 5 modelos.

5.6 Modelo para estimación de fósforo

Los modelos generados para la estimación de fósforo en el suelo fueron seis, ya que los datos obtenidos no permitían agrupar los resultados de Pesillo y Paquiestancia, por lo cual se trabajó los datos por separado en todos los índices, ya que al trabajar los datos juntos producía

un descenso considerable en la bondad de ajuste, y se genera la presencia de varios datos influyentes en el modelo.

Tabla 27: Resumen de la bondad de ajuste fosforo

Lugar	Variable dependiente	Tipo de ecuación	variable independiente	p-valué de regresión	R2
Pesillo	Fósforo	Lineal	NDVI	2,43E-11	0.810
Paquiestancia	Fósforo	Exponencial	NDVI	2.2e-16	0.858
Pesillo	Fósforo	Lineal	SMI	5,16E-06	0.84
Paquiestancia	Fósforo	Lineal	SMI	1.8e-15	0.822
Pesillo	Fósforo	Lineal	EVI	8,75E-07	0.826
Paquiestancia	Fósforo	Potencial	EVI	1,84E-10	0.579

Elaborado por Ati. A; Fuentes K (2019)

Como se puede apreciar en la tabla 27, en la mayoría de modelos ejecuto una regresión lineal simple, ya que al realizar un diagrama de dispersión la tendencia de los datos fue una línea, no obstante, también se presentaron otros tipos de modelos como el potencial y exponencial que se generaron para Paquiestancia en conjunto con el índice EVI y Paquiestancia junto con el índice NDVI respectivamente.

Conjuntamente en la tabla 27 se puede observar el valor del p – valué, el cual es inferior a el intervalo de confianza, por lo cual se rechaza la hipótesis nula, y se acepta la alterna.

continuando con el análisis al realizar las correlaciones entre los índices espectrales y el fósforo se evalúa que el mejor índice para predecir este parámetro es el NDVI con una bondad de ajuste de 0.858, de igual manera se puede observar que el menor ajuste es el índice EVI con un R^2 de 0.579, el cual nos indica una baja relación entre las variables.

5.6.1 Diagnóstico del modelo

Para efectuar el diagnóstico del modelo se realizaron varias gráficas, mediante las cuales se comprobará los supuestos de linealidad planteados en la sección 14.2.4. El ejecutar dicho diagnóstico garantiza que los modelos realizados sean verosímiles.

5.6.1.1 Gráficos de diagnóstico con respecto al NDVI

Los gráficos de diagnóstico se analizarán por separado para cada índice y comunidad para la cual se realizó el modelo en específico.

5.6.1.1.1 Pesillo

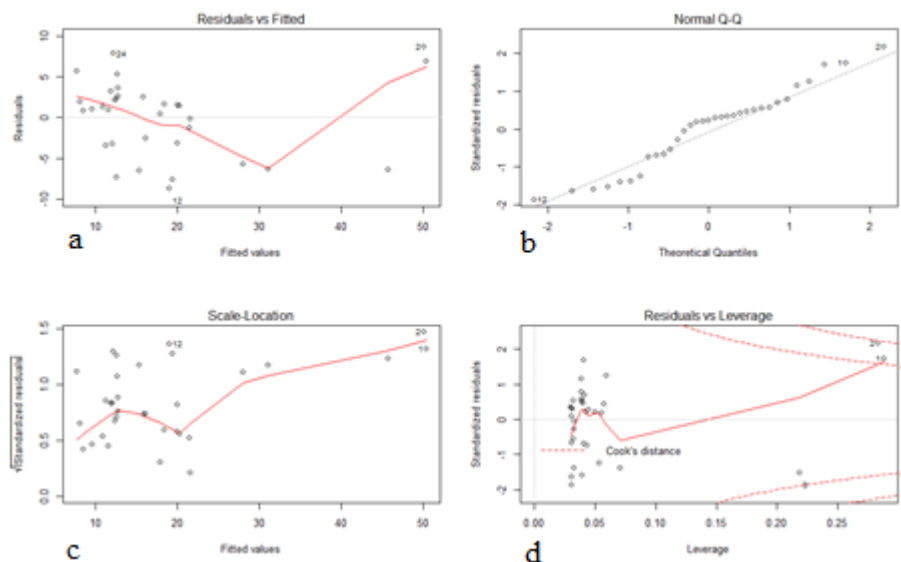


Figura 39: Regresión de fósforo respecto al NDVI Pesillo; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

En la figura 39a, se aprecia que la nube de puntos no sigue una linealidad, por lo cual se rechaza la linealidad, en la figura 39b, se puede observar que la tendencia de los datos es suficientemente rectilínea, por lo cual infiere la normalidad, en 39c, se aprecia que los residuos tienen una distribución homogénea, por último, en la figura 39d, se observan valores atípicos, los cuales son influyentes ya que estos sobrepasan la distancia de 1.

5.6.1.1.2 Paquiestancia

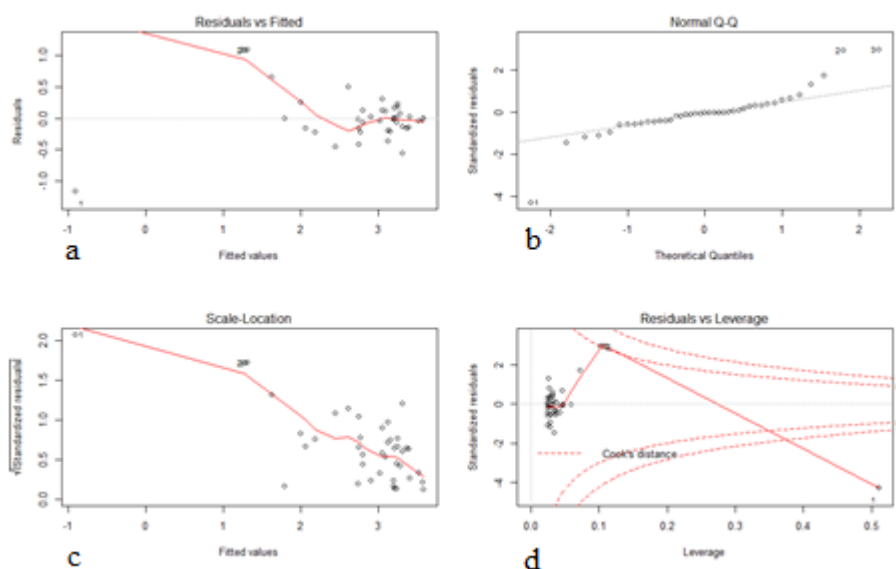


Figura 40: Regresión de fósforo respecto al NDVI Paquiestancia; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

Para realizar el diagnóstico de fósforo en pesillo con NDVI se analiza la figura 40 en la cual se puede ver en la figura 40a, la nube de puntos no sigue una línea, puesto que este modelo en particular es exponencial no se requiere el cumplimiento estricto de este parámetro. En la figura 40b se acepta la normalidad de lo puntos, en la figura 40c, se puede observar que los residuos se ubican de manera homogénea, pese a que no es un modelo lineal. en la figura 40d, se aprecia las distancias de los valores atípicos, dentro de los cuales no sobrepasan la distancia de 1 por lo cual no son influyentes dentro de este modelo.

5.6.1.2 Gráficos de diagnóstico con respecto al SMI

5.6.1.2.1 Pesillo

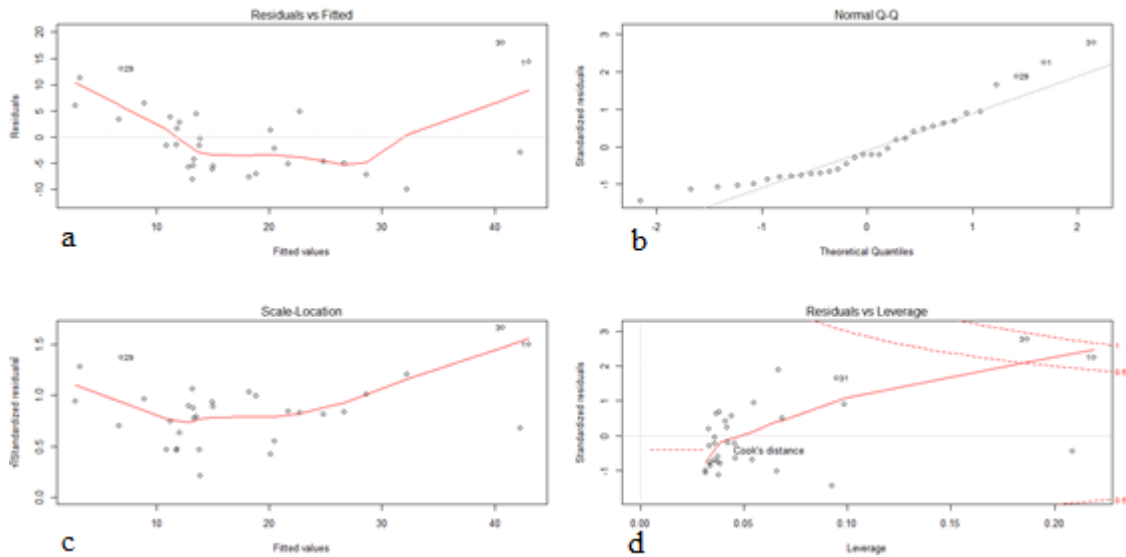


Figura 41: Regresión de fósforo respecto al SMI Pesillo; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Para realizar este análisis se puede observar en la figura 41, que el modelo cumple con los supuestos de linealidad ya que en la figura 41a, se puede apreciar la linealidad, en la figura 41b, se aprueba la normalidad ya que la nube de puntos se ajusta a una recta, en la figura 41c, se comprueba la homocedasticidad del modelo ya que los residuos se encuentran ubicados de manera homogénea, por último, la figura 41d, muestra la existencia de datos atípicos, los mismo que no resultan influyentes.

5.6.1.2.2 Paquiestancia

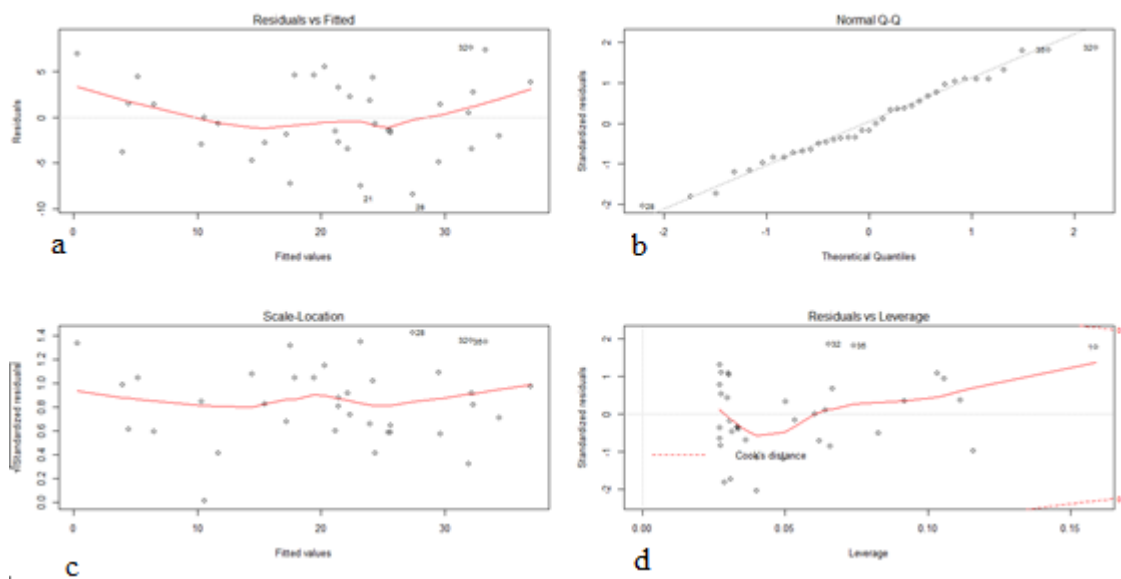


Figura 42: Regresión de fósforo respecto al SMI Paquiestancia; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

En la figura 42 se puede apreciar que el modelo generado para Paquiestancia con el índice de humedad del suelo cumple con los supuestos de linealidad, ya que al observar la nube de puntos de la figura 42a, se aprueba la linealidad ya que los puntos se encuentran distribuidos de forma lineal, en la figura 42b, se ve el comportamiento rectilíneo, por lo cual se aprueba la normalidad, en la figura 42c, se observa que los residuos están ubicados homogéneamente, y en la figura 42d, se puede ver que no existen valores influyentes dentro del modelo.

5.6.1.3 Gráficos de diagnóstico con respecto al EVI

5.6.1.3.1 Pesillo

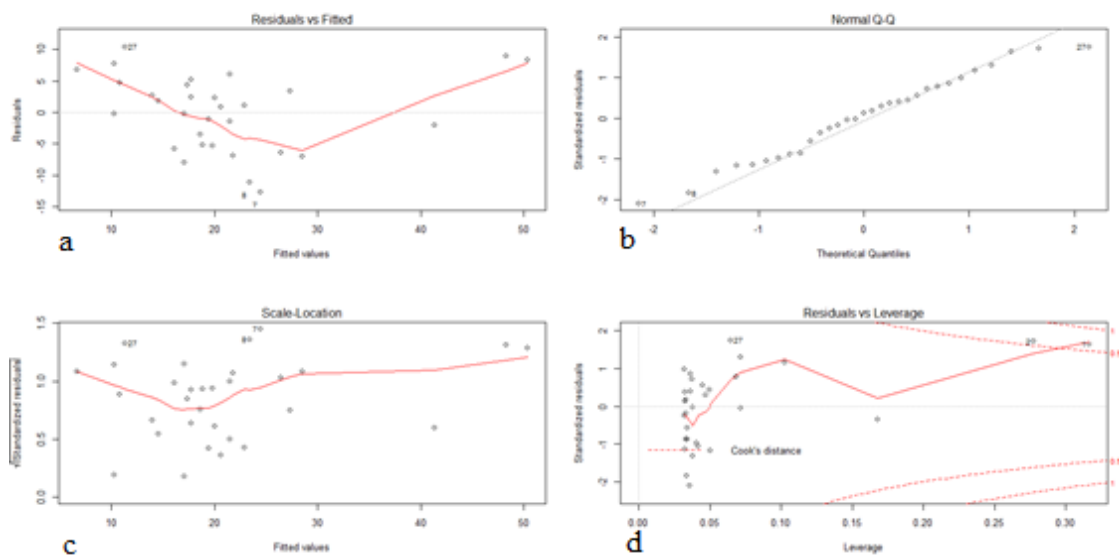


Figura 43: Regresión de fósforo respecto al EVI Pesillo; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

Continuando con el diagnóstico de los modelos realizados, este al igual que el anterior cumplen con los supuestos de linealidad. tal como se puede apreciar en la figura 43.

5.6.1.3.2 Paquiestancia

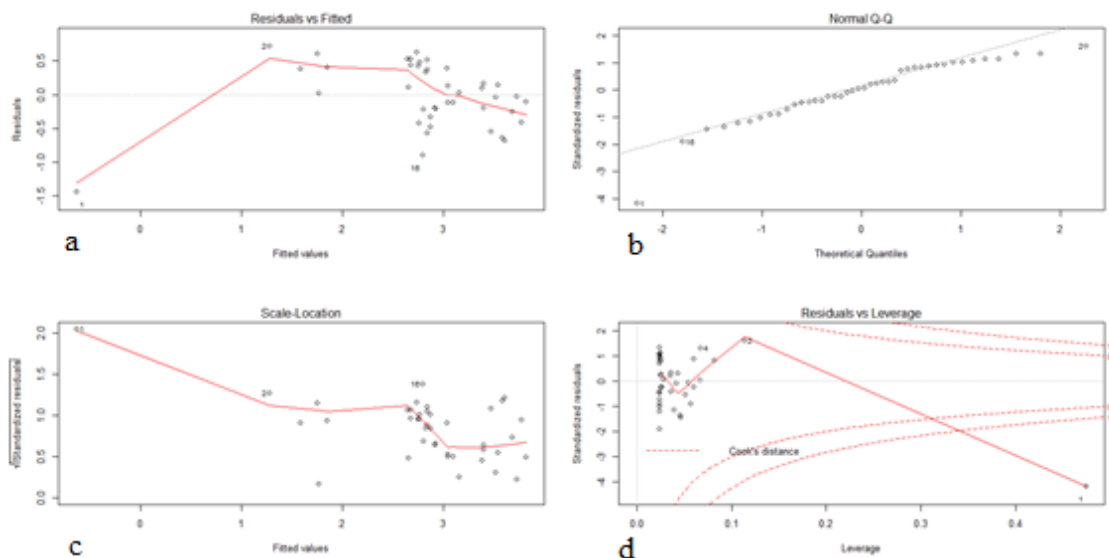


Figura 44: Regresión de fósforo respecto al EVI Paquiestancia; a) residuales vs ajustados; b) normal Q-Q; c) escala ubicación; d) distancia de Cook

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

El último modelo realizado es el del índice espectral EVI para la comunidad de Paquiestancia, el cual al no ser un modelo lineal no cumple con la linealidad de los residuos, como se puede evaluar en la figura 44, ya que si se observa la figura 44a, esta no sigue una línea, en la figura 44b, se puede apreciar que los datos siguen una línea por lo cual se aprueba la normalidad de los datos, en la figura 44c, se aprecia que los residuos se encuentran distribuidos homogéneamente, en la figura 44d, se observa que ningún valor sobrepasa la distancia de uno.

5.6.2 Prueba de diagnóstico

Mediante la aplicación de la prueba de Shapiro Wilk se comprueba la normalidad de los residuales, con esta prueba se busca confirmar lo expuesto en el anterior ítem.

Tabla 28: Prueba de diagnóstico fósforo

Lugar	Variable dependiente	Tipo de ecuación	variable independiente	Prueba de diagnóstico Shapiro Wilk	
				w	p-valor de Shapiro
Pesillo	Fósforo	Lineal	NDVI	0.74708	3,67E-03
Paquiestancia	Fósforo	Exponencial	NDVI	0.73645	3,19E-04
Pesillo	Fósforo	Lineal	SMI	0.89153	0.003797
Paquiestancia	Fósforo	Lineal	SMI	0.96132	0.2223
Pesillo	Fósforo	Lineal	EVI	0.83977	0.0003091
Paquiestancia	Fósforo	Potencial	EVI	0.91635	0.004612

Elaborado por Ati. A; Fuentes K (2019)

Continuando con los análisis realizados se puede observar en la tabla 28 que w es un valor elevado por lo cual se acepta la hipótesis de la normalidad de los residuos, ya que para (Shapiro, 1965), se acepta la hipótesis alternativa de la no normalidad cuando el valor de w es demasiado pequeño, por lo cual se corrobora la aceptación de la normalidad de los residuos, ya que en ninguno de los modelos el conjunto de datos es superior a 50.

5.6.3 Validación del modelo

Para realizar la validación del modelo se empleó la validación cruzada k-fold, para comprobar la utilidad del modelo.

Tabla 29: Validación cruzada fósforo

Lugar	Variable dependiente	Tipo de ecuación	variable independiente	Validación K-Fold		
				R2	RMSE	MAE
Pesillo	Fósforo	Lineal	NDVI	0.810	4.73	4.07
Paquiestancia	Fósforo	Exponencial	NDVI	0.858	0.38	0.26
Pesillo	Fósforo	Lineal	SMI	0.84	6.91	5.99
Paquiestancia	Fósforo	Lineal	SMI	0.822	4.05	3.54
Pesillo	Fósforo	Lineal	EVI	0.826	6.15	5.51
Paquiestancia	Fósforo	Potencial	EVI	0.579	0.49	0.40

Elaborado por Ati. A; Fuentes K (2019)

Al ejecutar la validación de los modelos, se puede apreciar que el mejor modelo para estimar fósforo es el NDVI en Paquiestancia ya que este presenta un R^2 de predicción de 0.858 que es el mejor de los seis modelos realizados, además de tener un R^2 alto cuenta con un error cuadrático de 0.38, que es limitadamente bajo.

Al contemplar la tabla 29 en la sección del error cuadrático medio, se puede observar que pese a que el R^2 de predicción es bastante alto en la mayoría de modelos, el error también es muy alto, lo cual según (Ritter, Muños Carpena, & Regalado, 2008), se debe a la presencia

de datos atípicos altos, los cuales pueden provocar un sesgo dentro de la muestra. por lo cual los modelos que posean un RSME alto son poco confiables para realizar una predicción.

La figura 45 muestra los valores predichos contra los valores reales del modelo escogido para realizar la predicción de fósforo, el cual corresponde al índice NDVI de la comunidad de Paquiestancia.

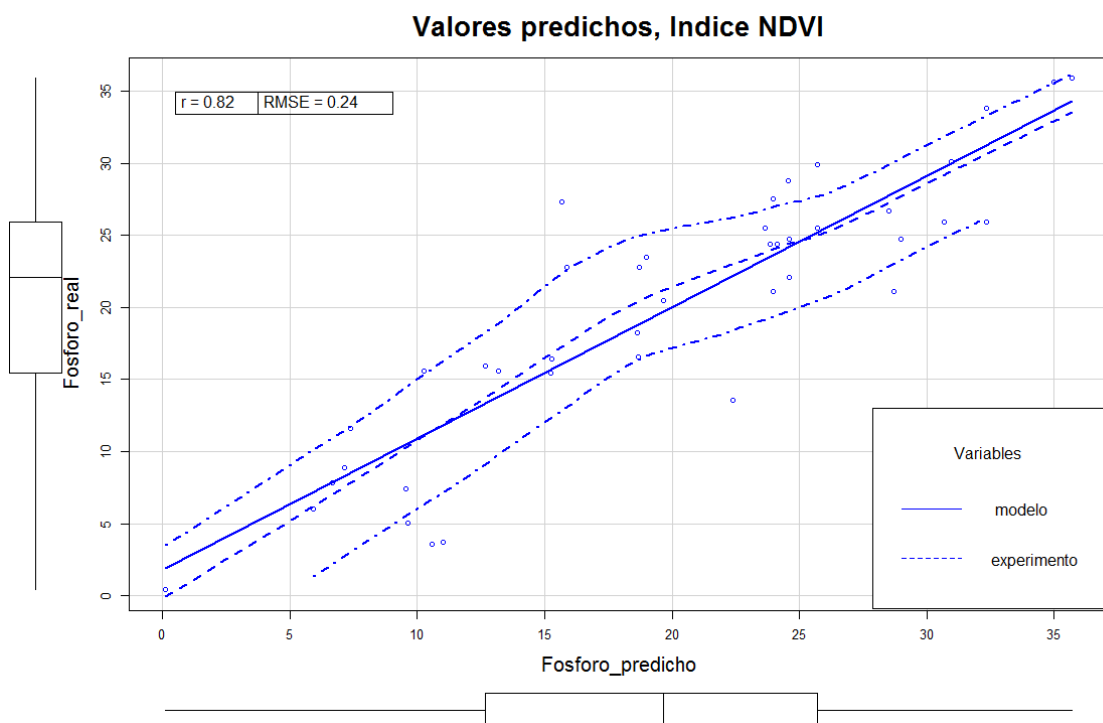


Figura 45: Valores reales vs valores predichos

Elaborado por Ati A, Fuentes. K (2019)

En la figura 45 se puede observar que los datos siguen la linealidad, además de la escasez de puntos influyentes dentro del modelo generado, por otro lado, se presencia una sección en donde los puntos predichos serán mayor a los reales.

5.6.4 Ecuación de estimación

Para realizar las ecuaciones predictoras de fósforo, se debe tomar en cuenta la forma base de las ecuaciones y los valores de intersección obtenidos en las regresiones. Estos valores de intercepción se pueden obtener a través del comando summary en el software R Studio.

Tabla 30: Ecuaciones para determinar fósforo

Lugar	Tipo de ecuación	variable independiente	Modelo	R2
Pesillo	Lineal	NDVI	$y = 72.48 - 72.36 * NDVI$	0.810
Paquiestancia	Exponencial	NDVI	$y = 0.035e^{7.59*NDVI}$	0.858
Pesillo	Lineal	SMI	$y = 47.8 - 59.55 * SMI$	0.84
Paquiestancia	Lineal	SMI	$y = -1.02 + 41.55 * SMI$	0.822
Pesillo	Lineal	EVI	$y = 60.87 - 99.21 * EVI$	0.826
Paquiestancia	Potencial	EVI	$y = 457x^{3.18*EVI}$	0.579

Elaborado por Ati. A; Fuentes K (2019)

El mejor modelo para realizar la predicción de fósforo es la del índice NDVI Paquiestancia, ya que presenta un R² de 0,858, que es el más alto de los 6 modelos, además de poseer un valor de error bajo.

5.7 Mapas de estimación

Para realizar los mapas de estimación de los parámetros de nitrógeno, potasio y fósforo se empleo es programa ArcGIS, la herramienta raster calculator, para esto se aplicó las ecuaciones más óptimas para cada parámetro durante los tres meses de estudio: marzo, abril, y

mayo. para mejor interpretación en la tabla 31 se muestran las ecuaciones más óptimas para la estimación de cada uno de los parámetros estudiados.

Tabla 31: Mapas de estimación

Lugar	Variable dependiente	variable independiente	Modelo	R2
Paquiestancia y Pesillo	Nitrógeno	EVI	$y = -0.026 + 0.64 * \frac{EVI}{EVI}$	0.712
Paquiestancia	Potasio	NDVI	$y = 0.004e^{5.14*NDVI}$	0.826
Paquiestancia	Fosforo	NDVI	$y = 0.035e^{7.59*NDVI}$	0.858

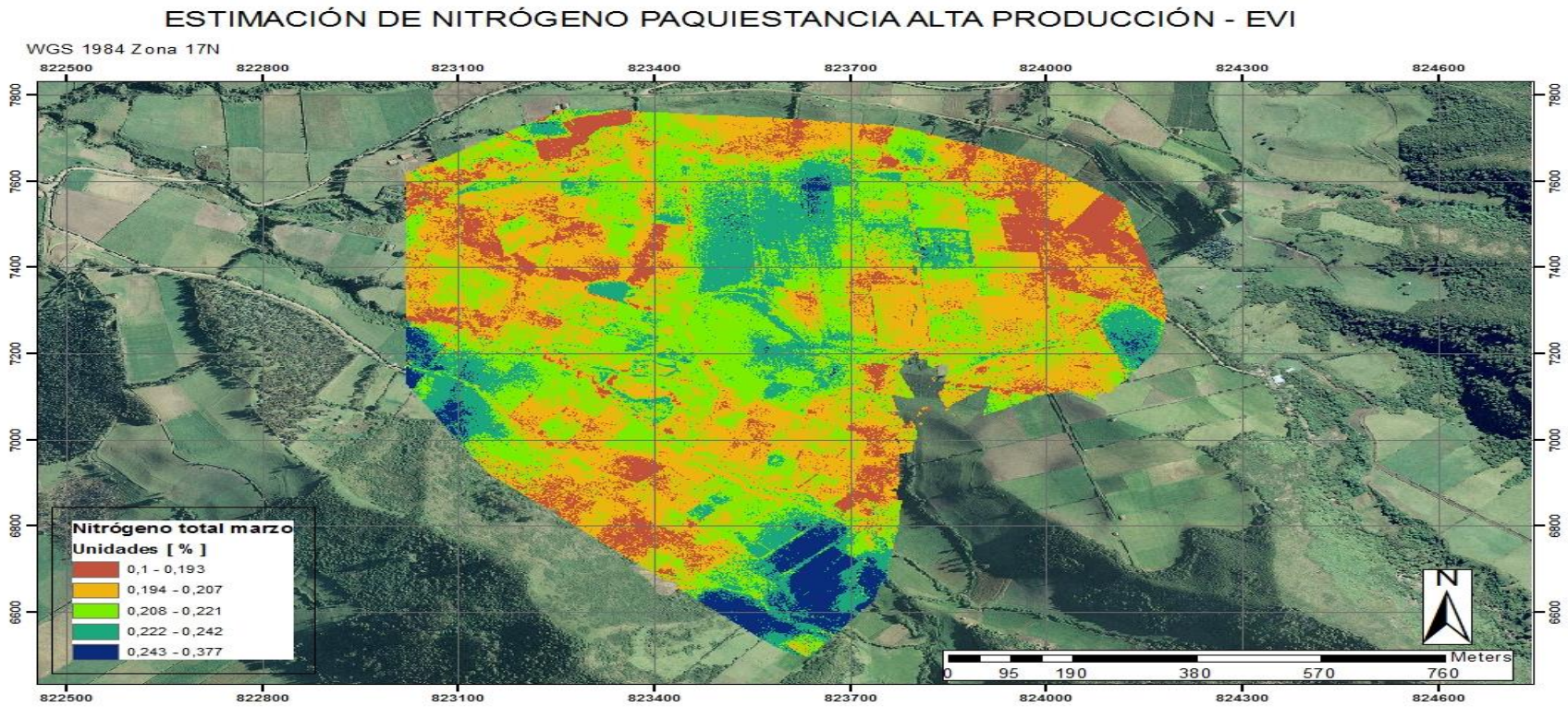


Figura 46: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia alta marzo

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PAQUIESTANCIA ALTA PRODUCCIÓN - EVI

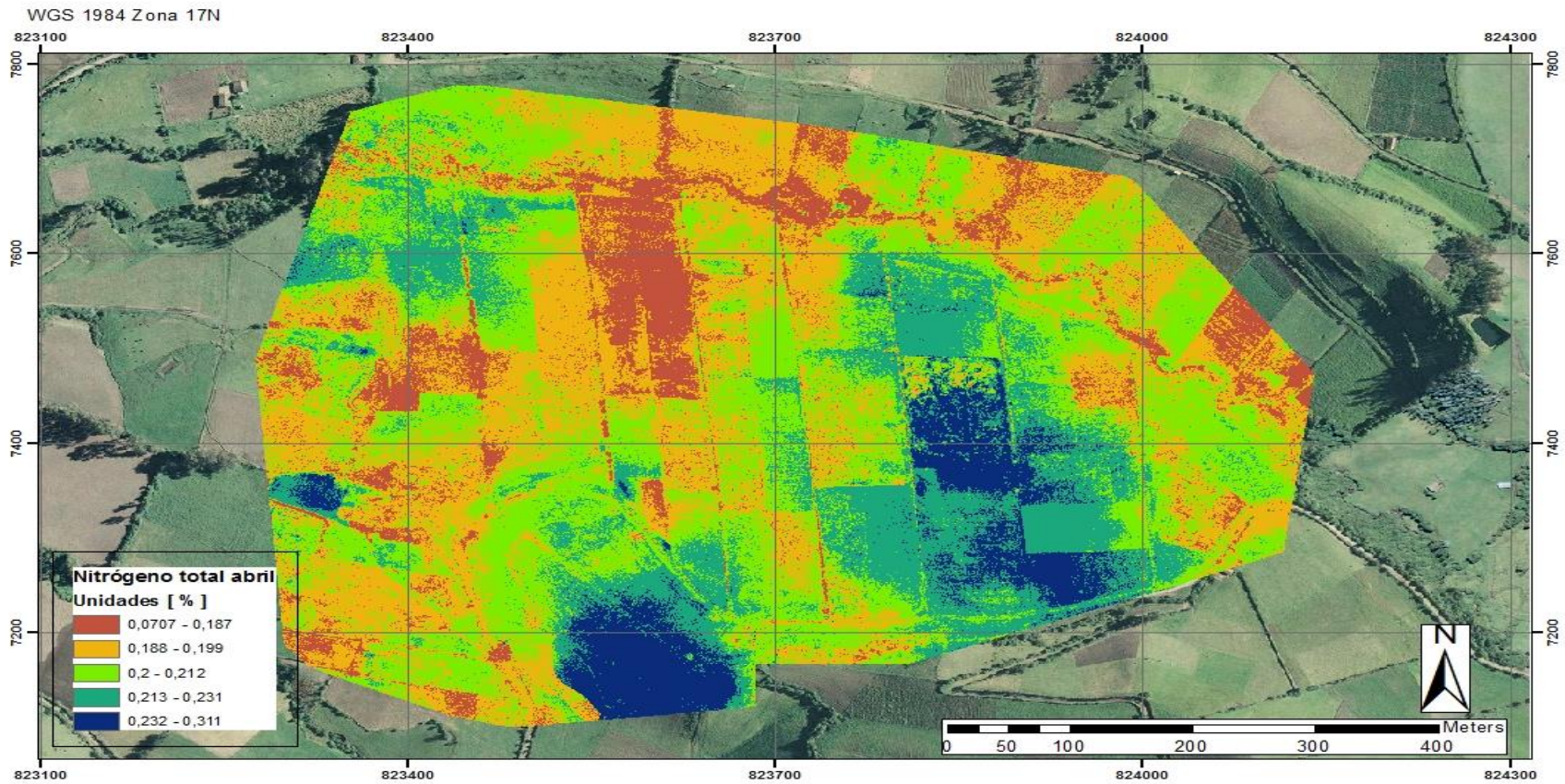


Figura 47: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia alta abril

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PAQUIESTANCIA ALTA PRODUCCIÓN - EVI

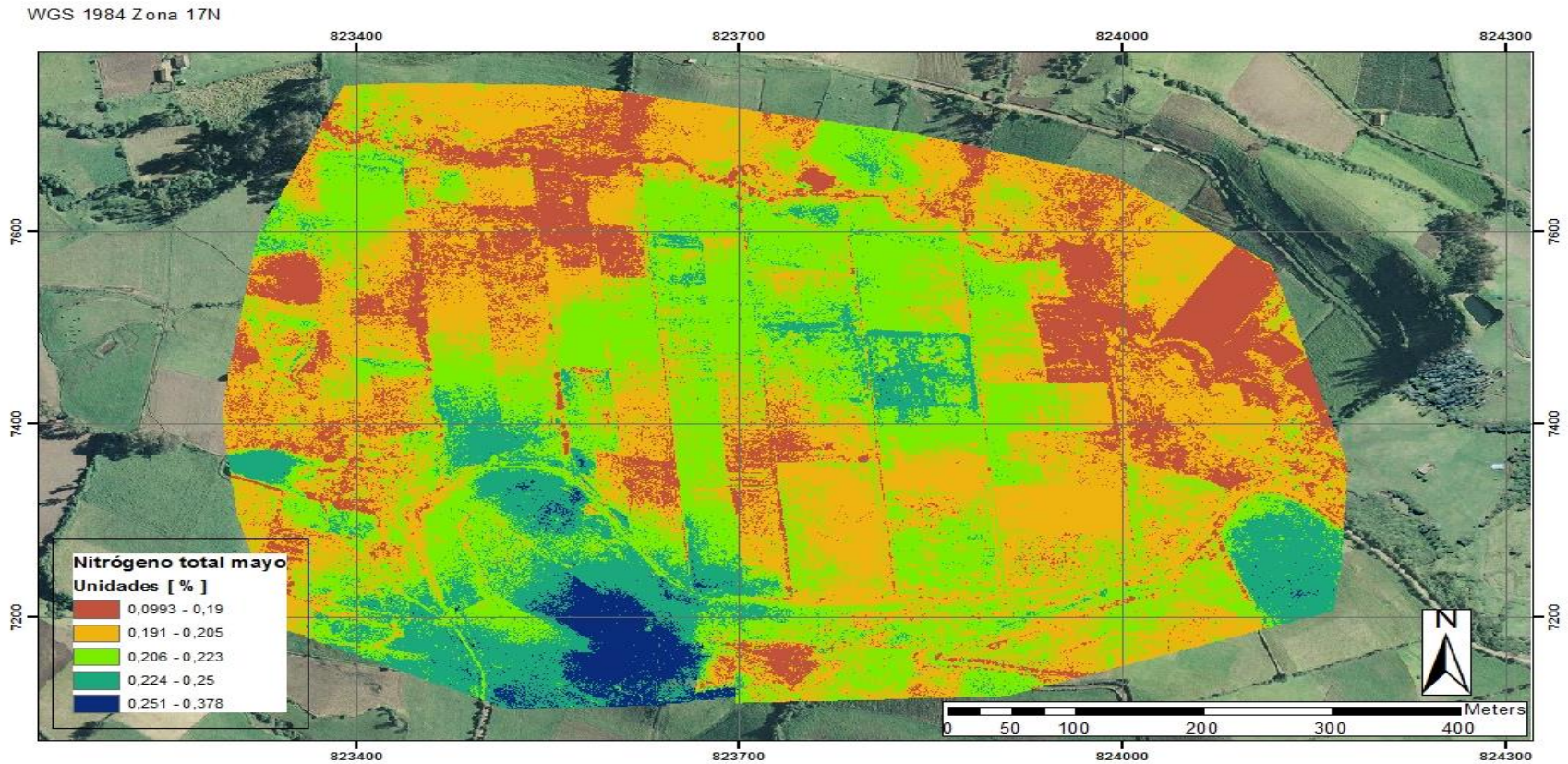


Figura 48: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia alta mayo

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PAQUIESTANCIA MEDIA Y BAJA PRODUCCIÓN - EVI

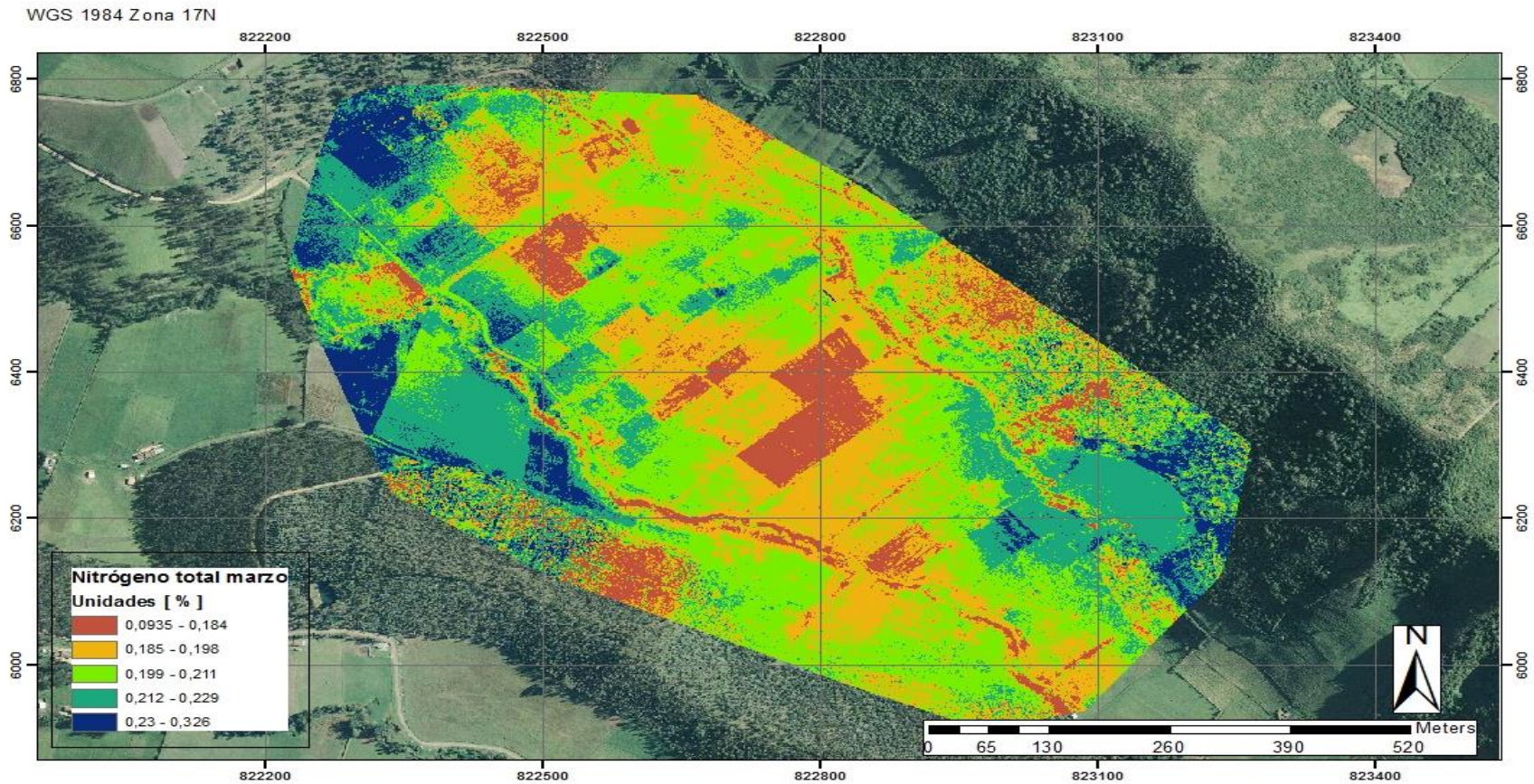


Figura 49: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia baja y media marzo

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PAQUIESTANCIA MEDIA Y BAJA PRODUCCIÓN - EVI

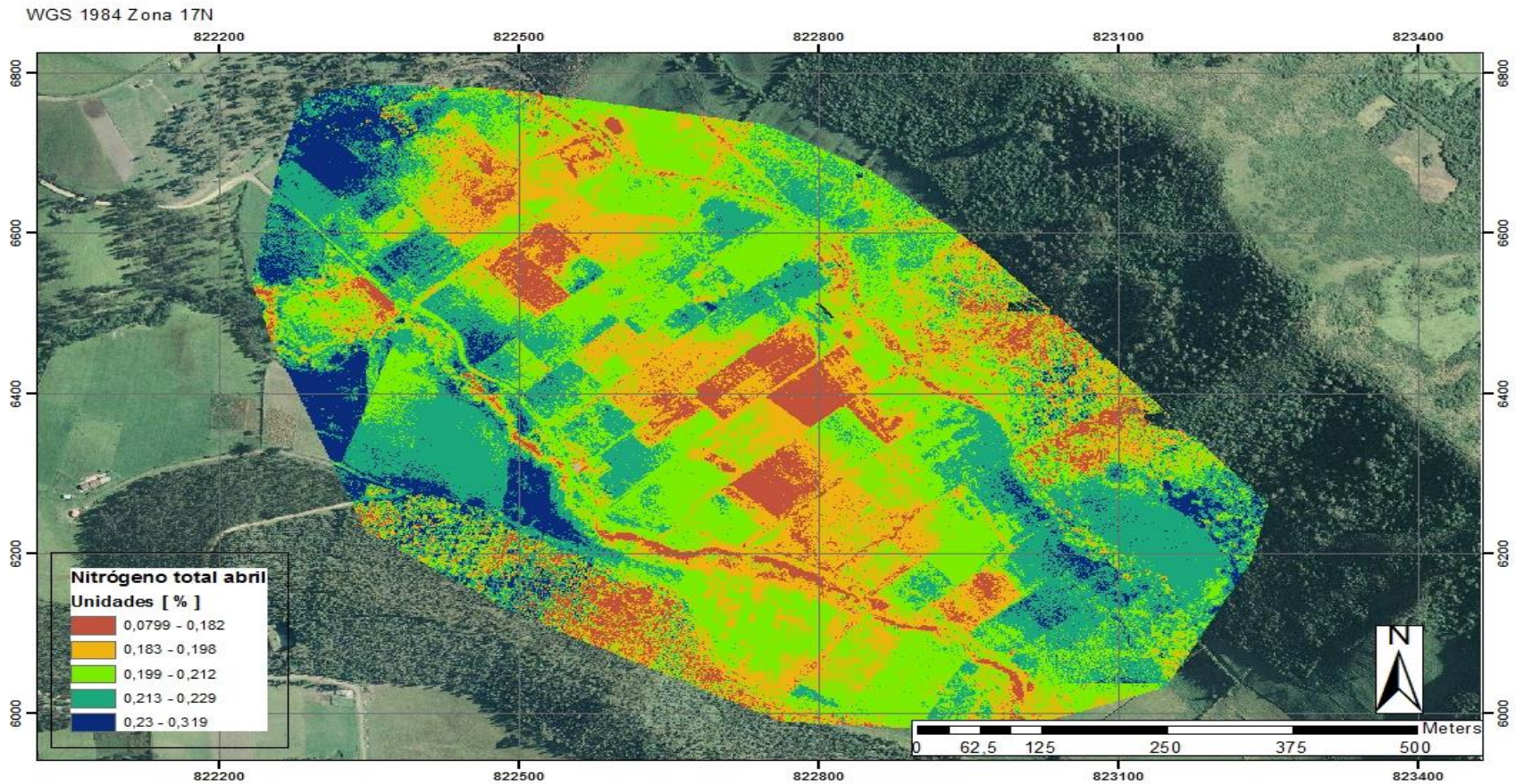


Figura 50: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia baja y media abril

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PAQUIESTANCIA MEDIA Y BAJA PRODUCCIÓN - EVI

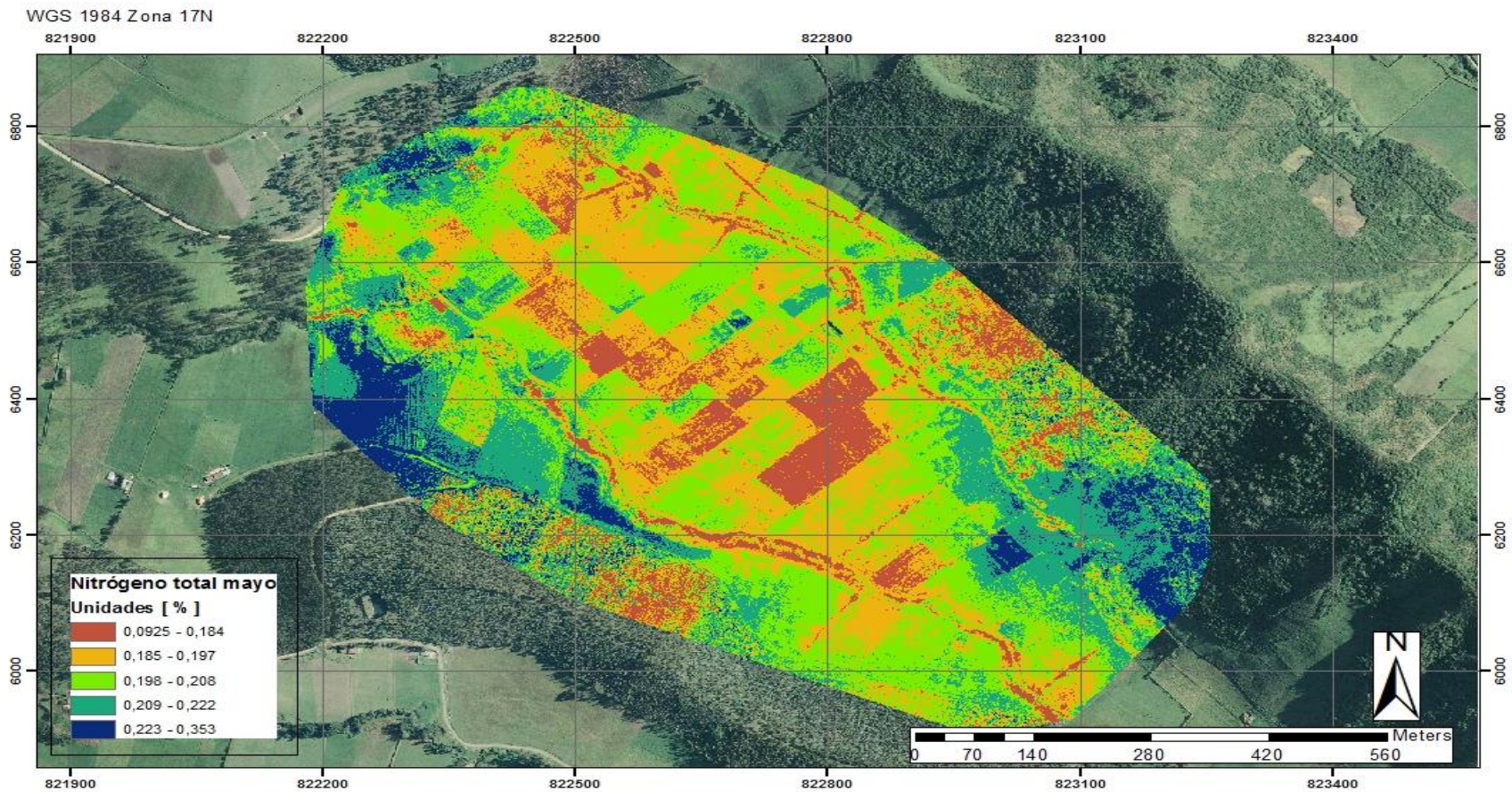


Figura 51: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Paquiestancia baja y media mayo

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PESILLO ALTA Y MEDIA PRODUCCIÓN - EVI

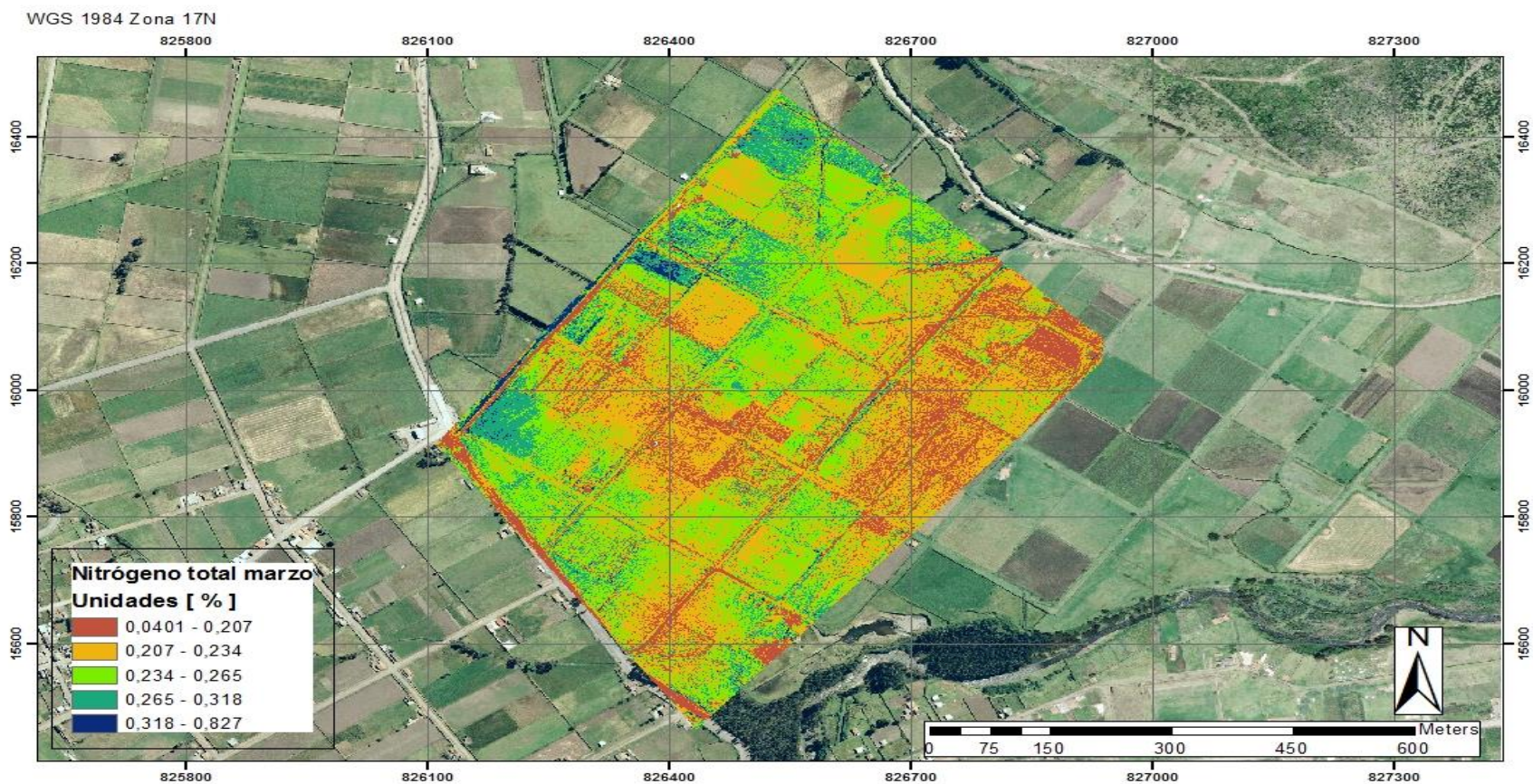


Figura 52: Mapa de estimación de nitrógeno [%] total Pesillo alta y media marzo

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PESILLO ALTA Y MEDIA PRODUCCIÓN - EVI

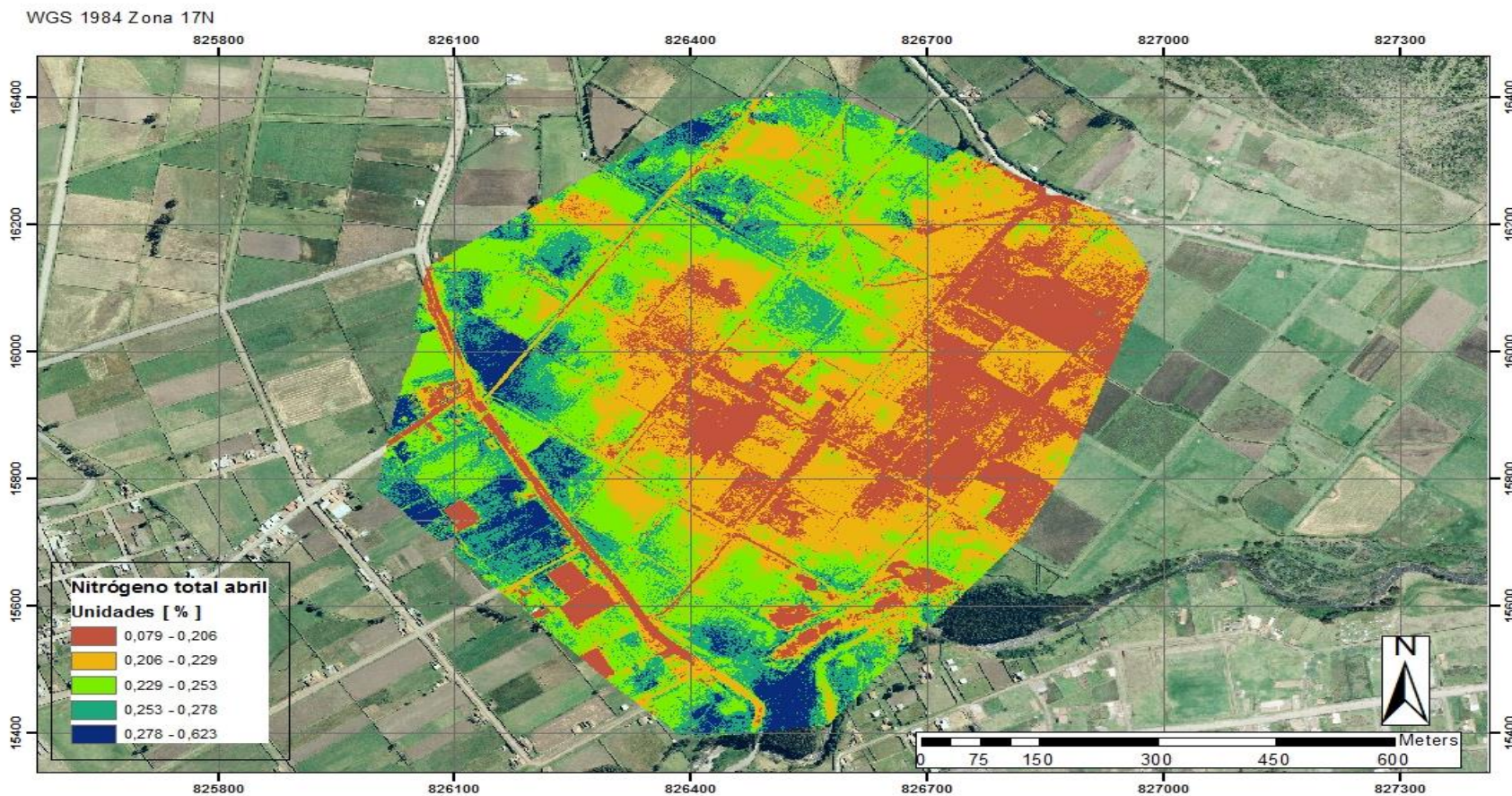


Figura 53: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Pesillo alta y media abril

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PESILLO ALTA Y MEDIA PRODUCCIÓN - EVI

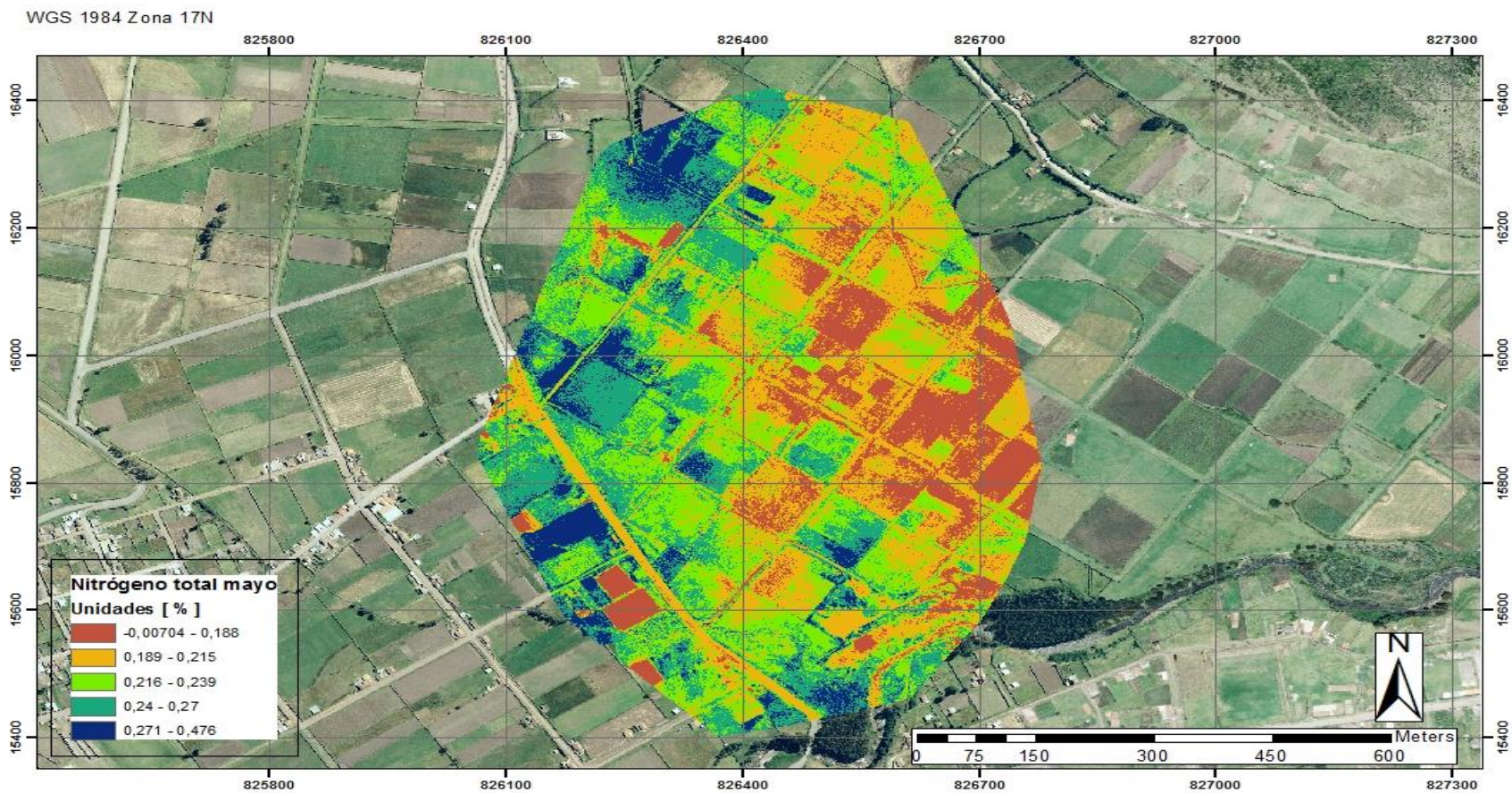


Figura 54: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Pesillo alta y media mayo

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PESILLO BAJA PRODUCCIÓN - EVI

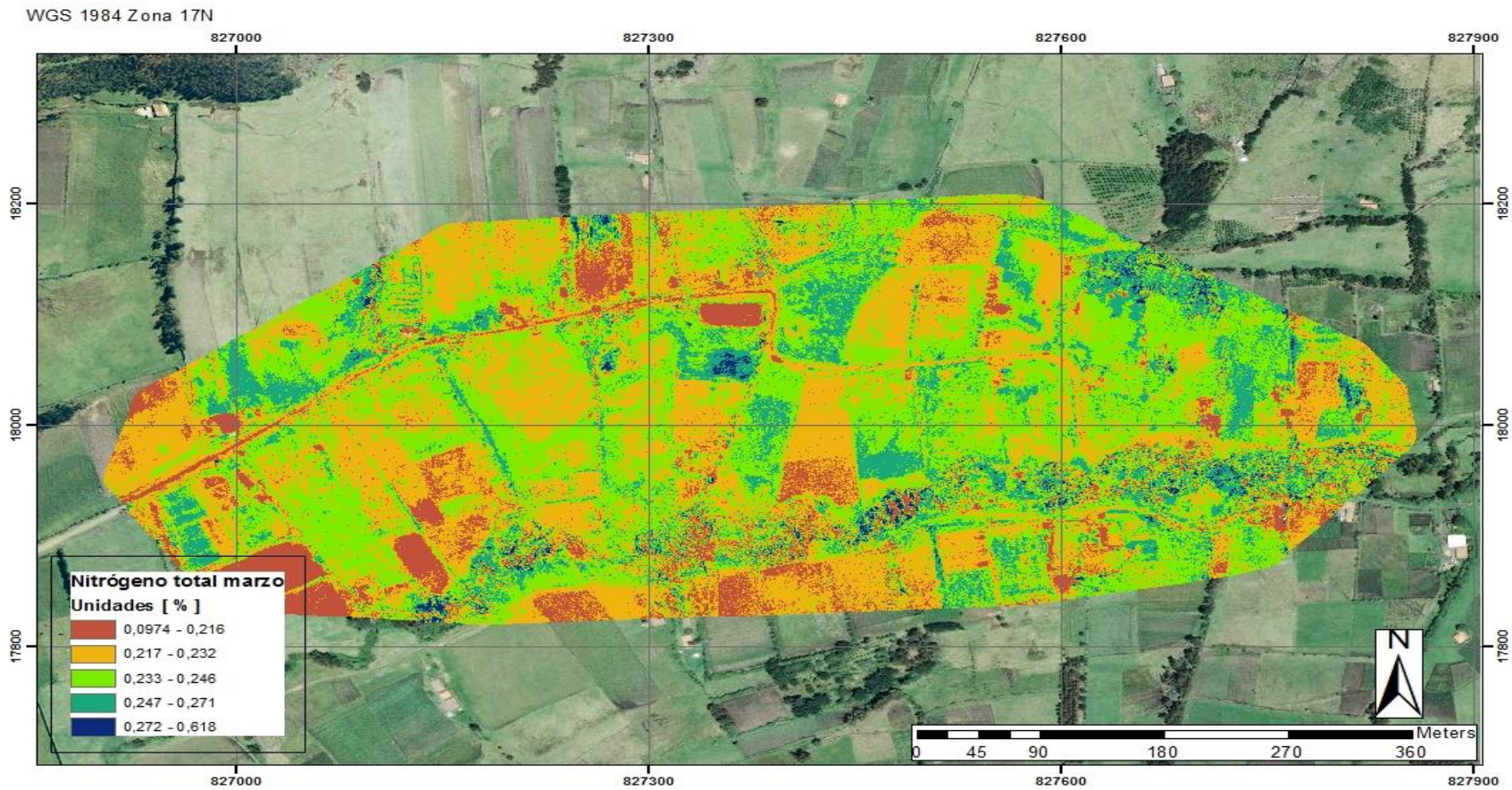


Figura 55: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Pesillo baja marzo

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PESILLO BAJA PRODUCCIÓN - EVI



Figura 56: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Pesillo baja abril

ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO PESILLO BAJA PRODUCCIÓN - EVI

WGS 1984 Zona 17N

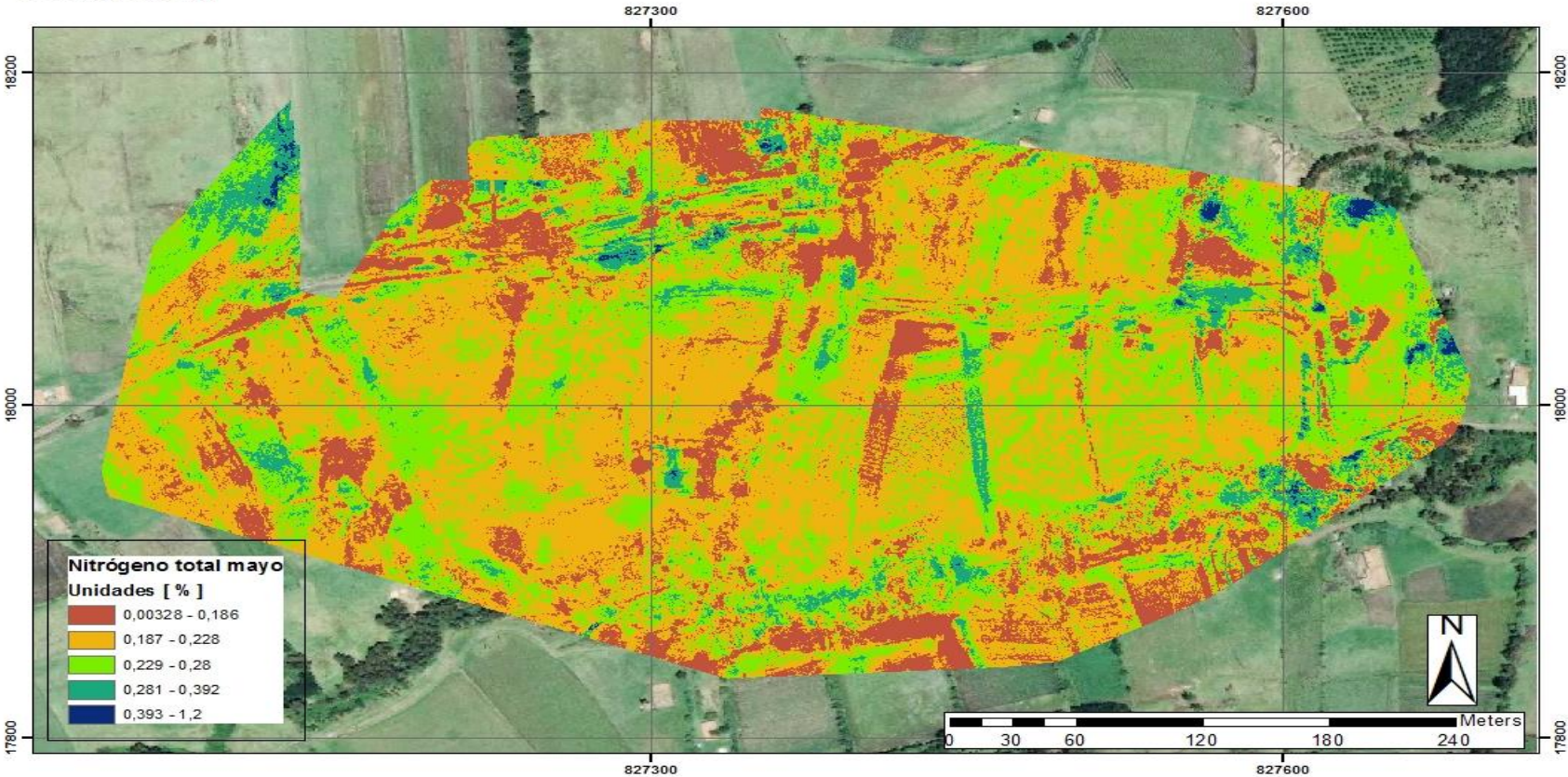


Figura 57: Mapa de estimación de nitrógeno total [%] Pesillo baja mayo

ESTIMACIÓN DE POTASIO PAQUIESTANCIA ALTA PRODUCCIÓN - NDVI

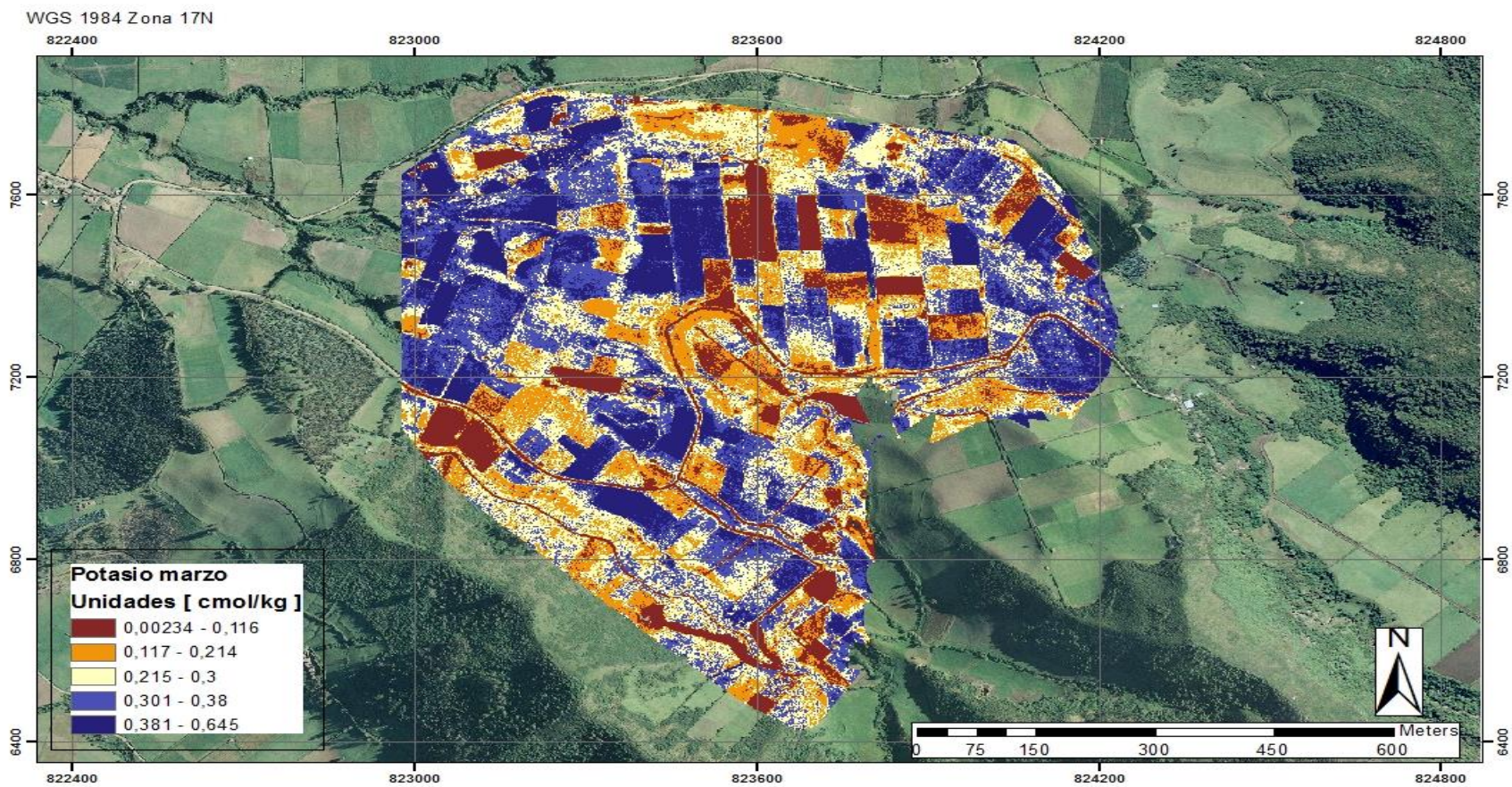


Figura 58: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia alta marzo

ESTIMACIÓN DE POTASIO PAQUIESTANCIA ALTA PRODUCCIÓN - NDVI

WGS 1984 Zona 17N

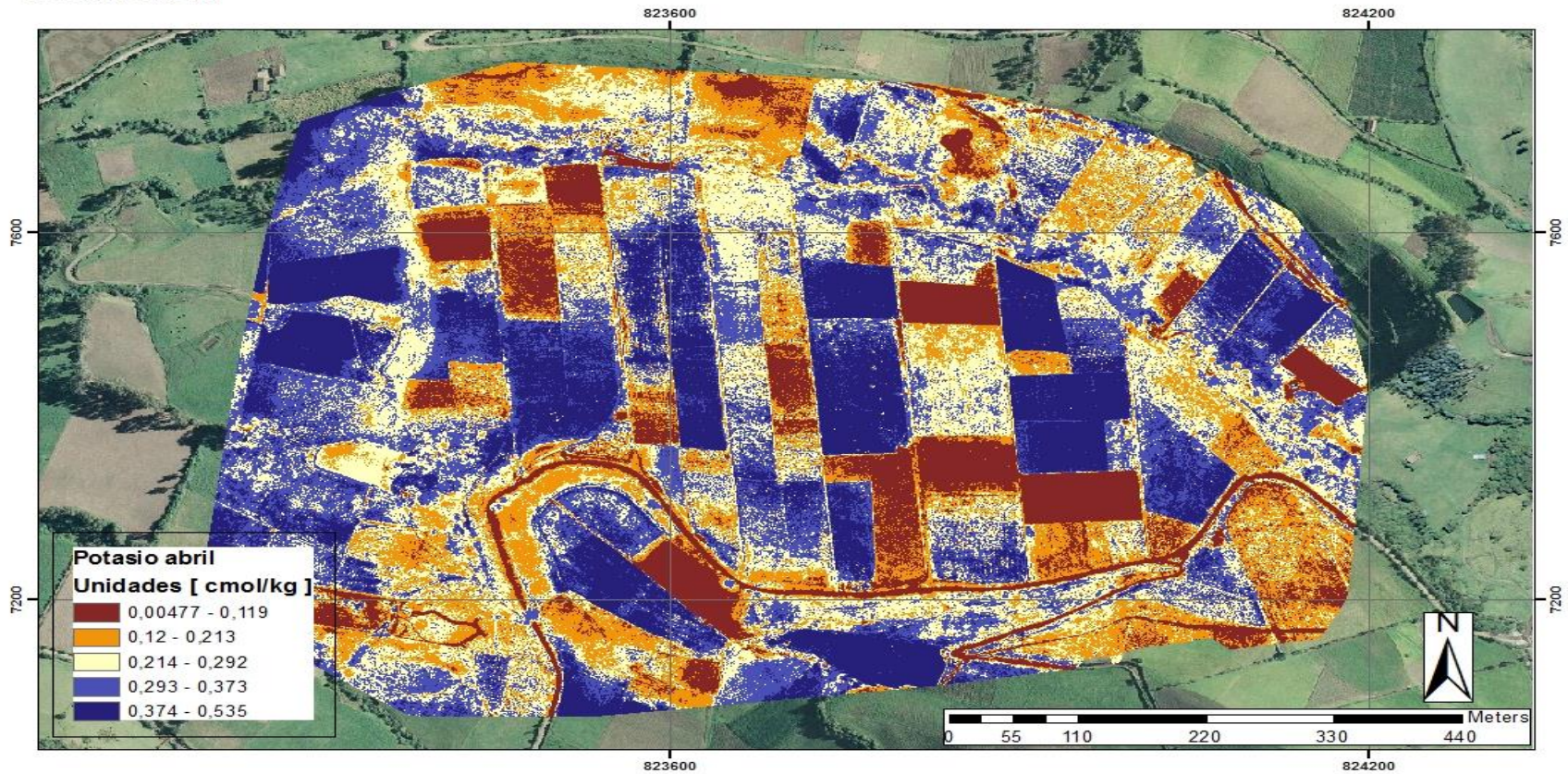


Figura 59: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia alta abril

ESTIMACIÓN DE POTASIO PAQUIESTANCIA ALTA PRODUCCIÓN - NDVI

WGS 1984 Zona 17N

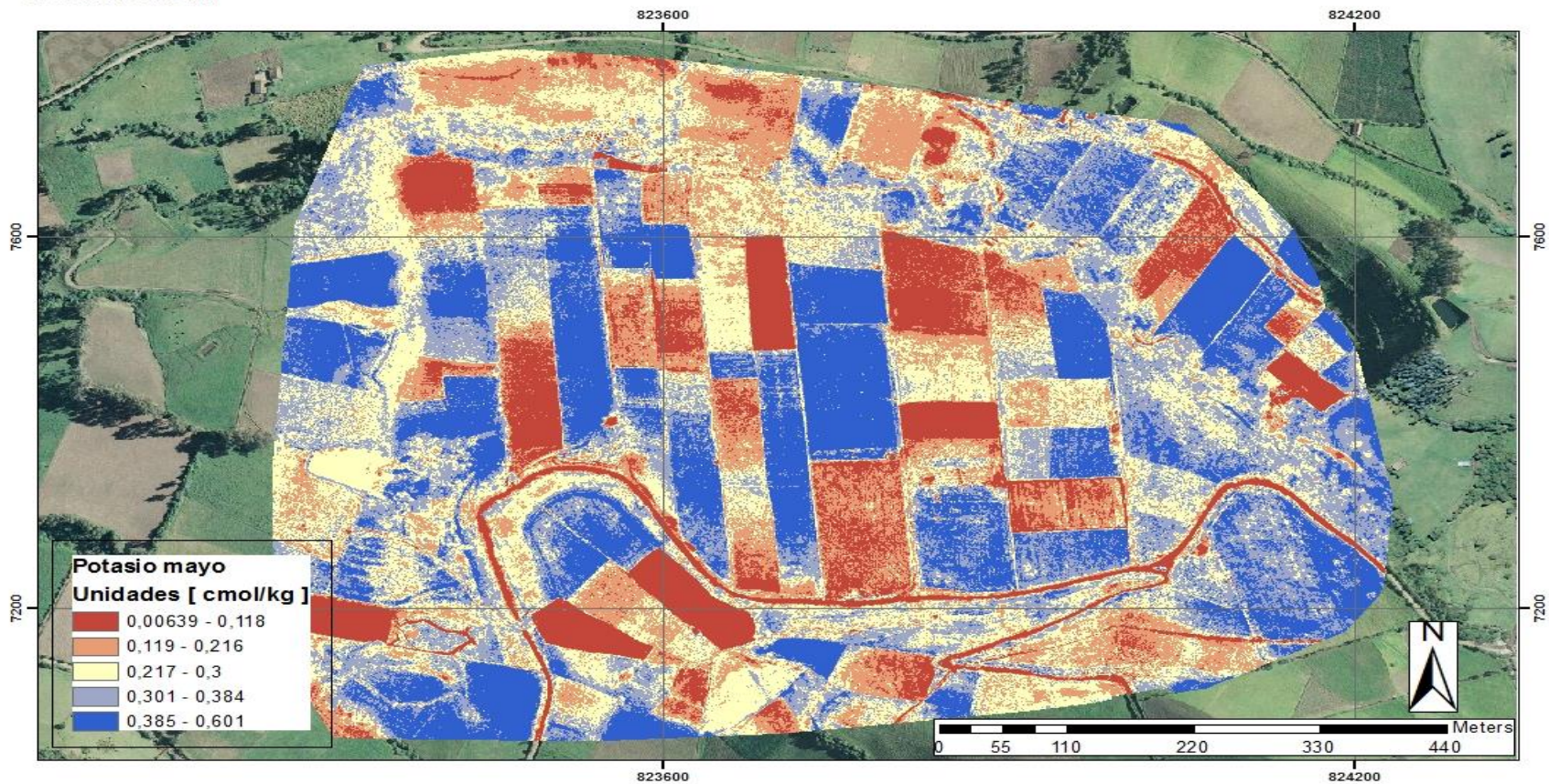


Figura 60: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia alta mayo

ESTIMACIÓN DE POTASIO PAQUIESTANCIA MEDIA Y BAJA PRODUCCIÓN - NDVI

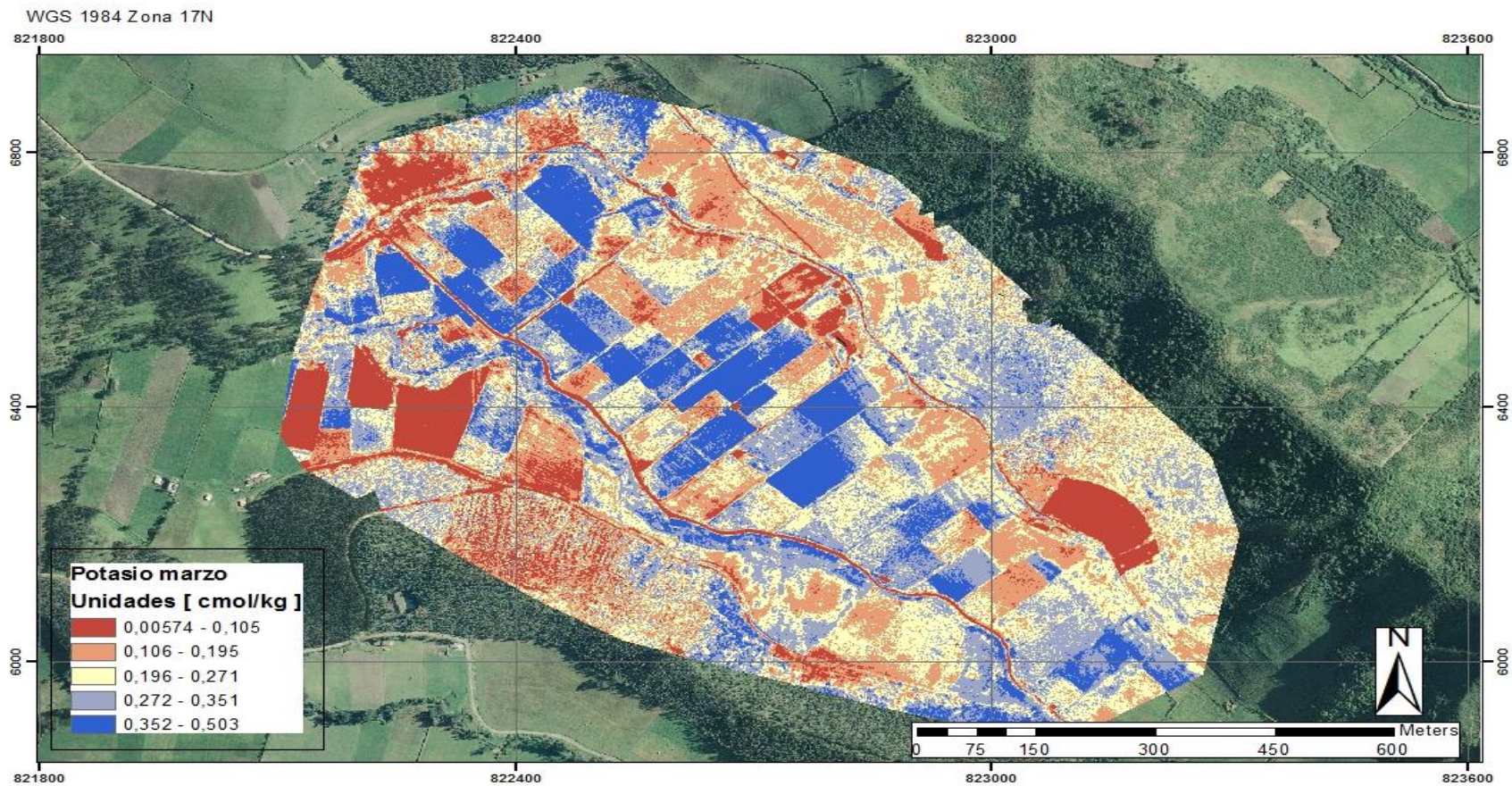


Figura 61: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia media y baja marzo

ESTIMACIÓN DE POTASIO PAQUIESTANCIA MEDIA Y BAJA PRODUCCIÓN - NDVI

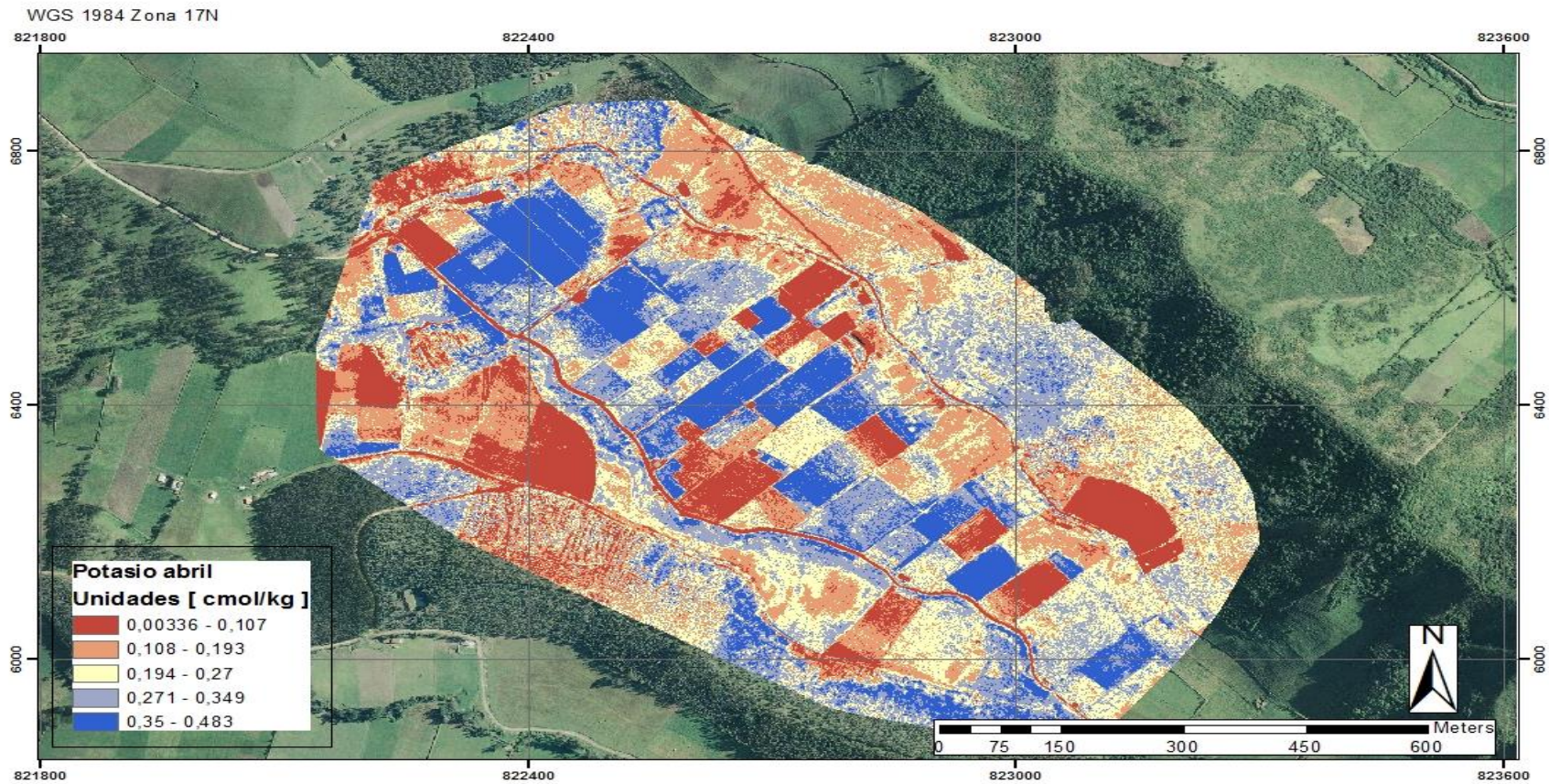


Figura 62: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paquiestancia media y baja abril

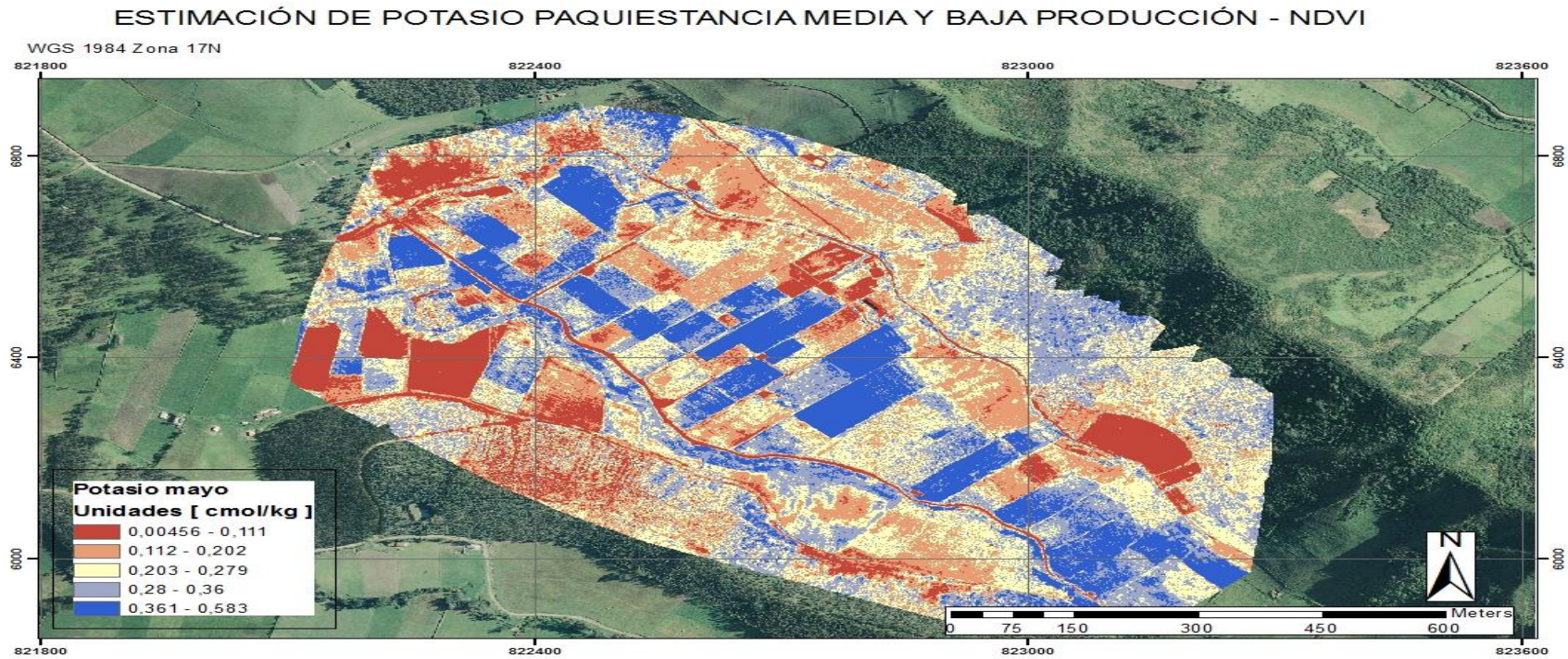


Figura 63: Mapa de estimación de potasio [cmol/Kg] Paqui estancia media y baja mayo

ESTIMACIÓN DE FÓSFORO PAQUIESTANCIA ALTA PRODUCCIÓN - NDVI

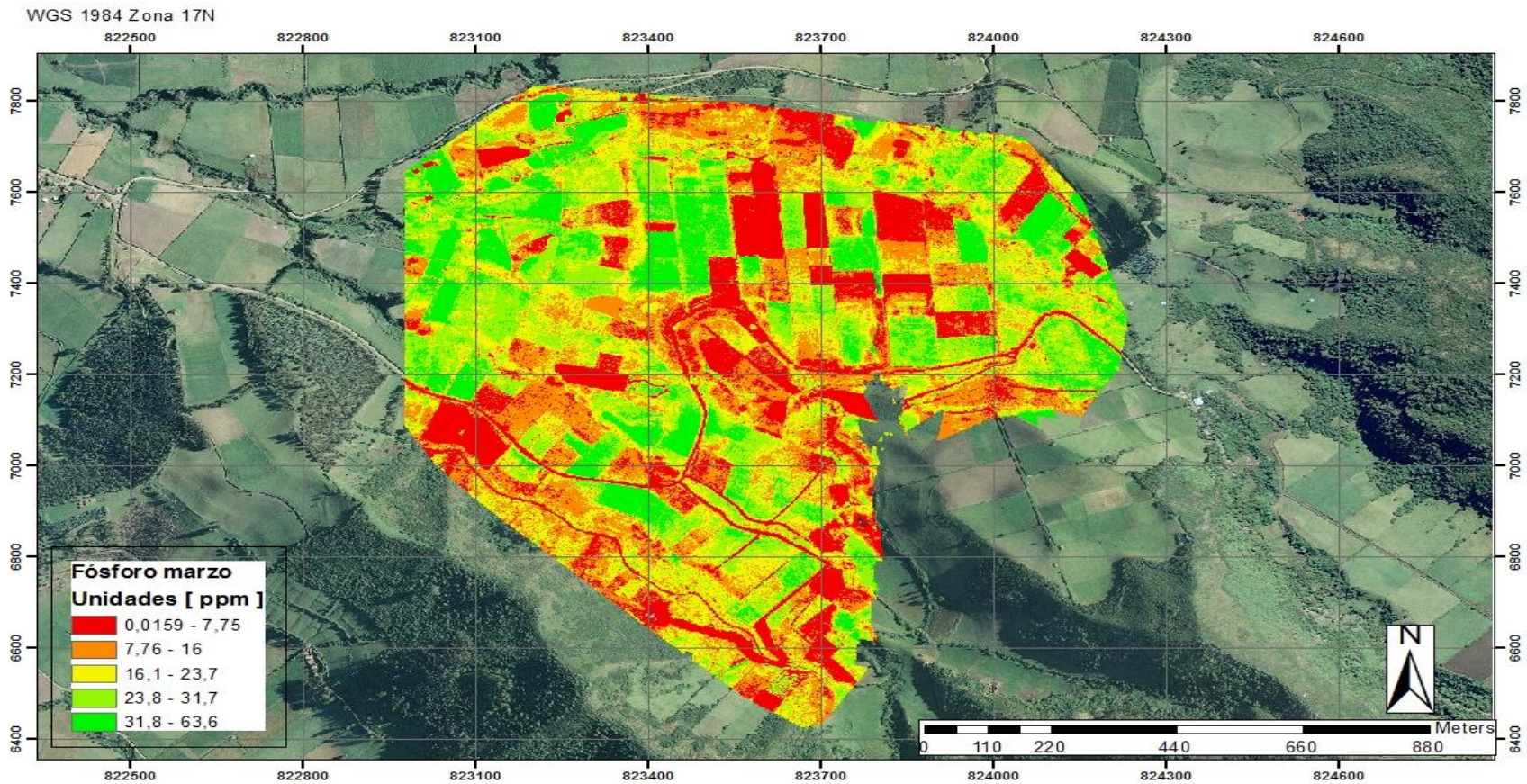


Figura 64: Mapa de estimación de fósforo [ppm] Paquiestancia alta marzo

ESTIMACIÓN DE FÓSFORO PAQUIESTANCIA ALTA PRODUCCIÓN - NDVI

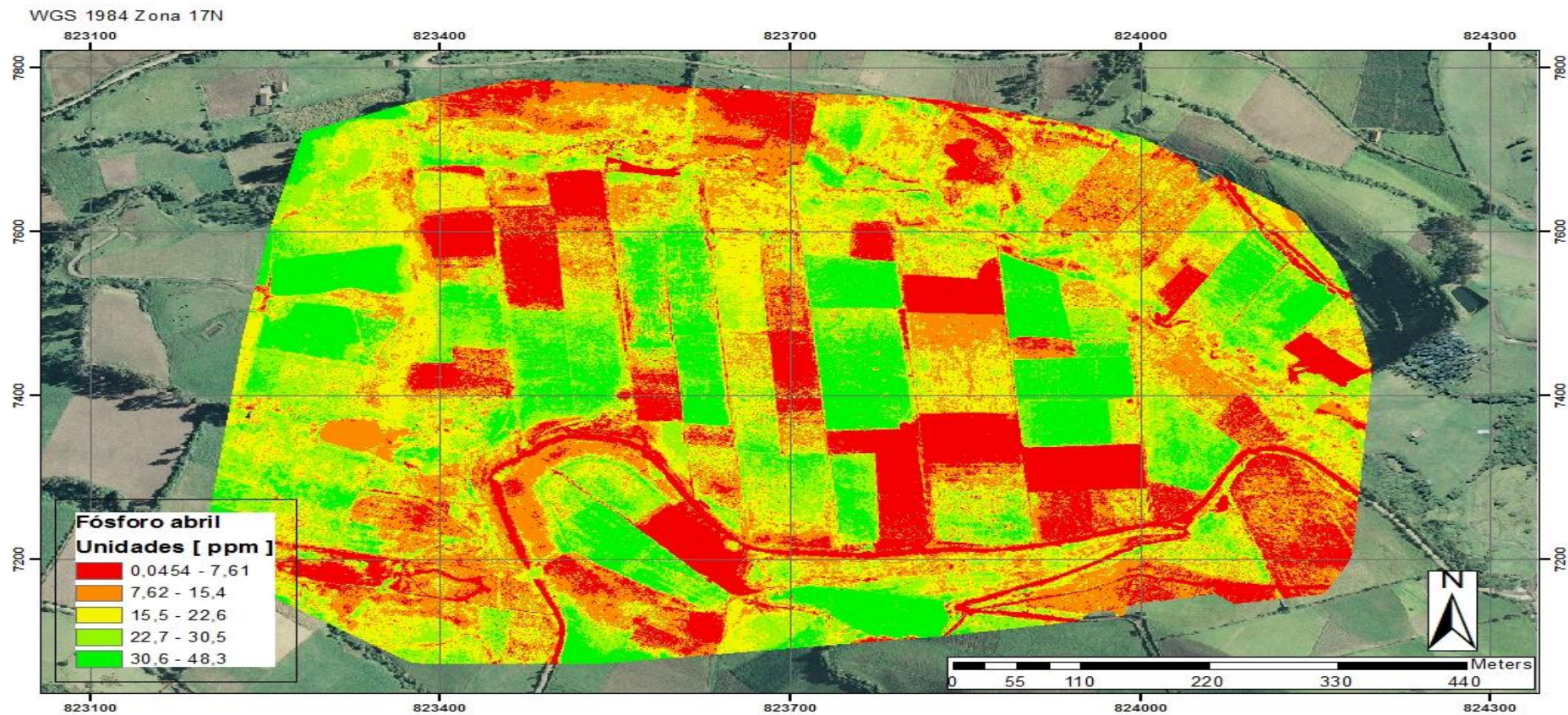


Figura 65: Mapa de estimación de fósforo [ppm] Paquiestancia alta abril

ESTIMACIÓN DE FÓSFORO PAQUIESTANCIA ALTA PRODUCCIÓN - NDVI

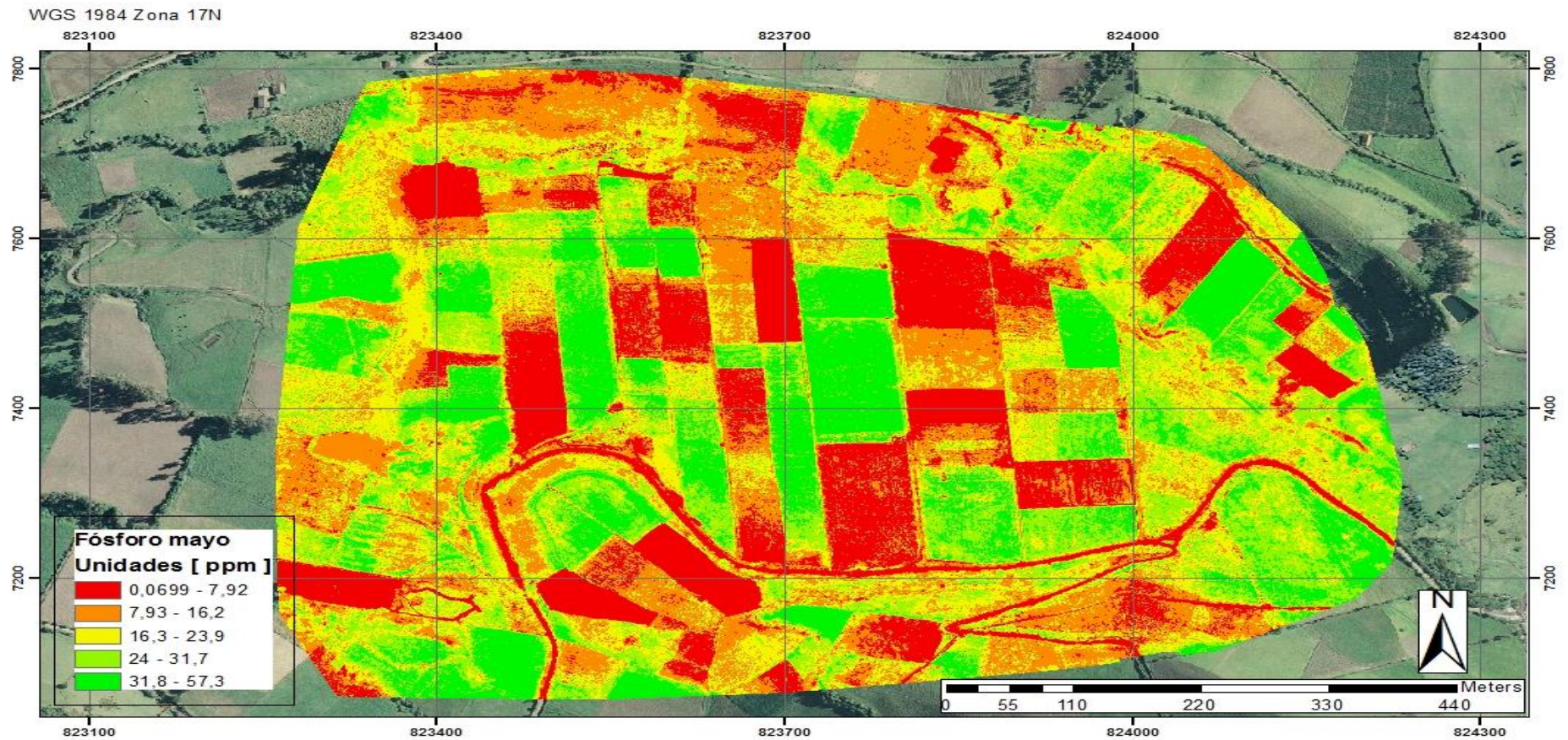


Figura 66: Mapa de estimación de fosforo [ppm] Paquiestancia alta mayo

ESTIMACIÓN DE FÓSFORO PAQUIESTANCIA MEDIA Y BAJA PRODUCCIÓN - NDVI

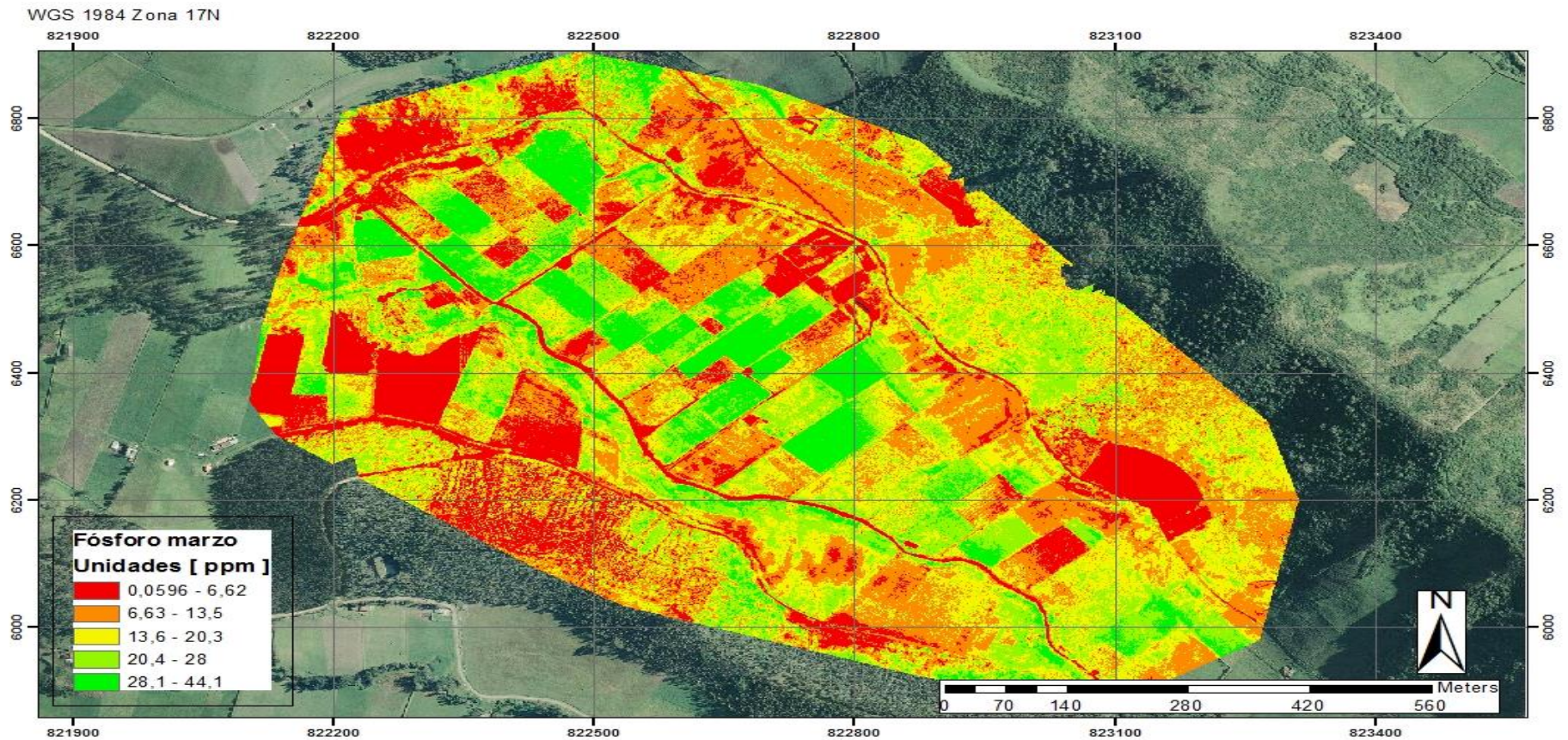


Figura 67: Mapa de estimación de fosforo [ppm] Paquiestancia media y baja marzo

ESTIMACIÓN DE FÓSFORO PAQUIESTANCIA MEDIA Y BAJA PRODUCCIÓN - NDVI

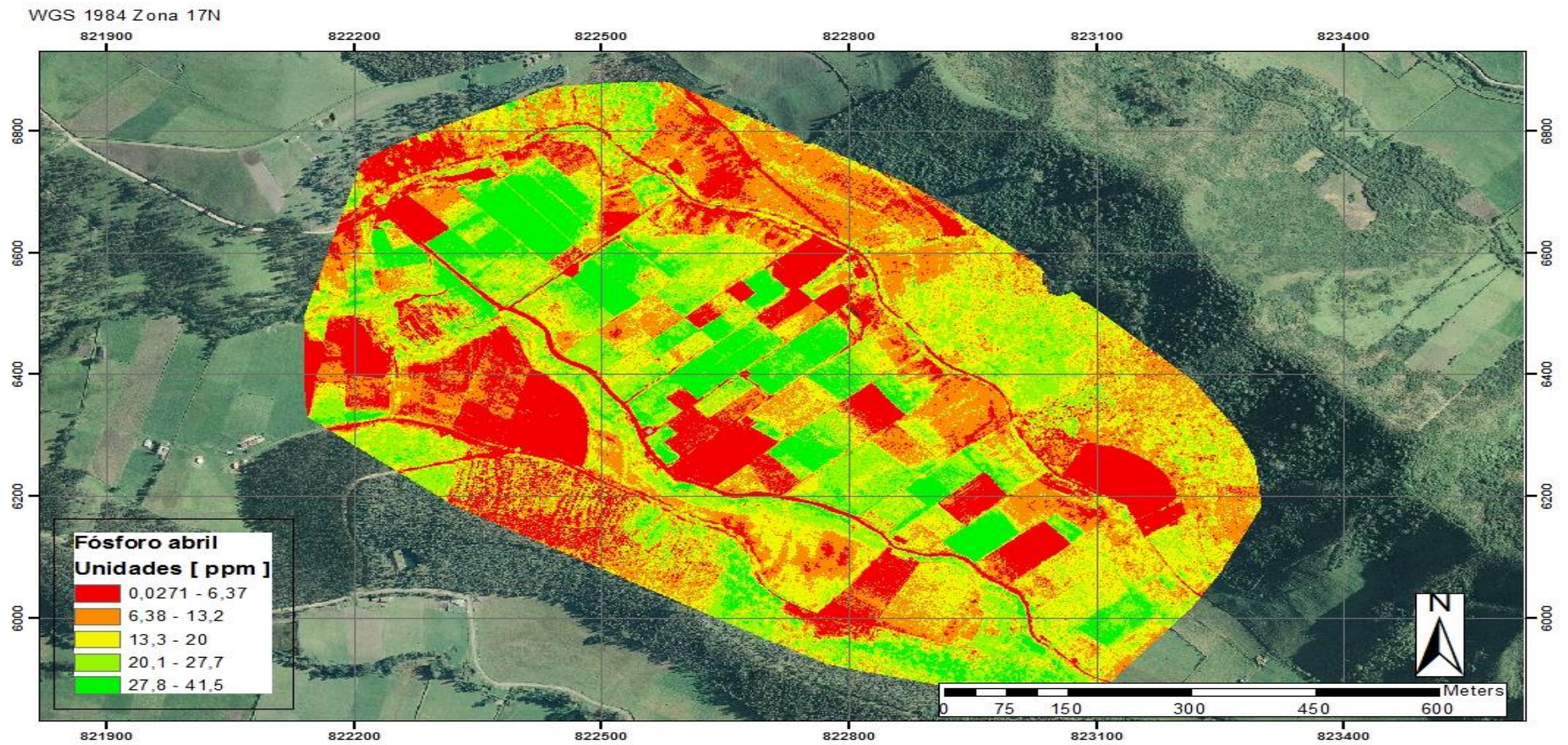


Figura 68: Mapa de estimación de fosforo [ppm] Paquiestancia media y baja abril

ESTIMACIÓN DE FÓSFORO PAQUIESTANCIA MEDIA Y BAJA PRODUCCIÓN - NDVI

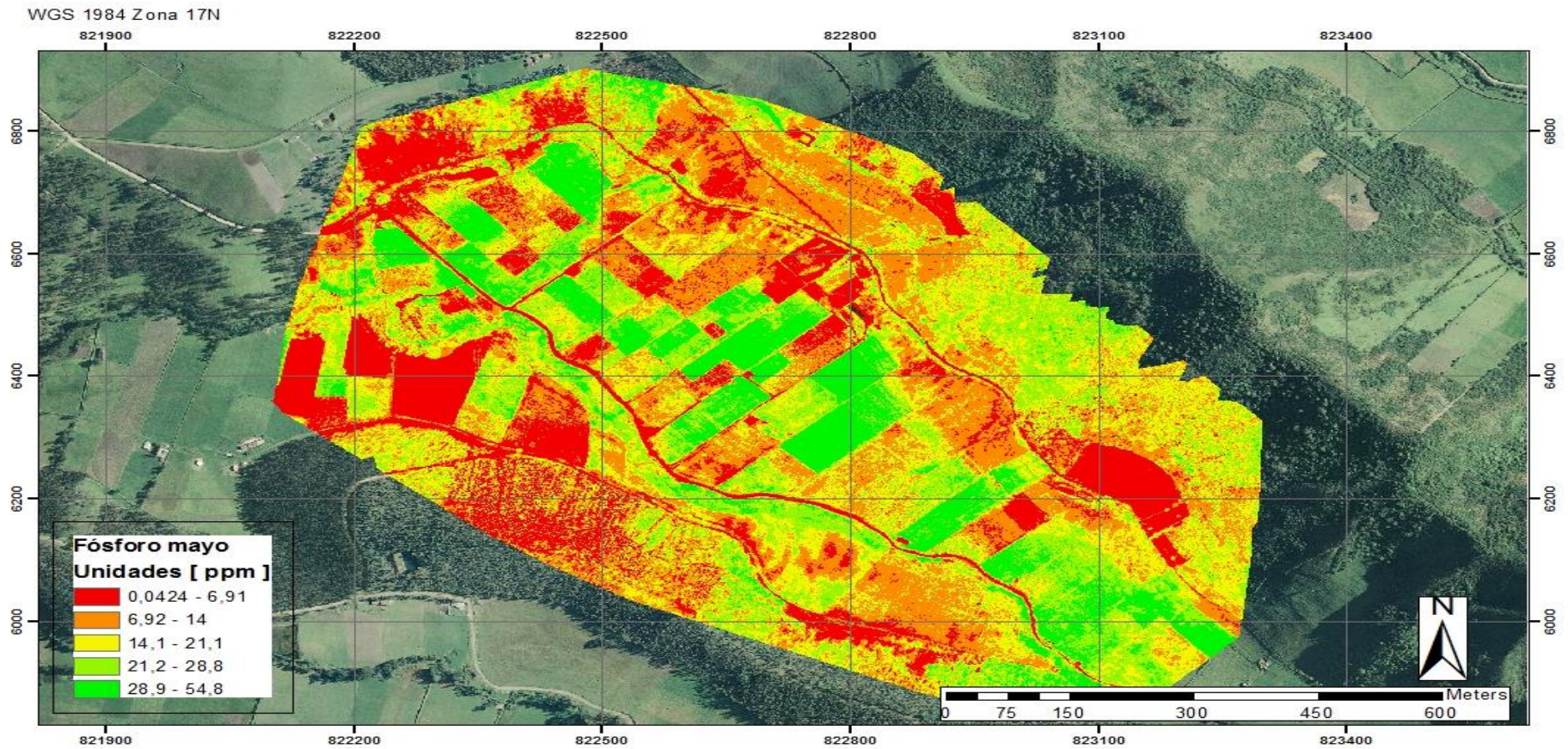


Figura 69: Mapa de estimación de fosforo[ppm] Paquiestancia media y baja mayo

5.8 Discusión general

Durante los últimos años las actividades agropecuarias se han expandido alrededor de un 40 %, lo cual ha causado impacto en la calidad del suelo y la biodiversidad. para lograr una comprensión de estos impactos es necesario la aplicación de herramientas con las cuales se puede obtener datos con información precisa y actualizada, como es el caso de la detección remota (García-Mora & Mas, 2011). Conjuntamente con la detección remota la aplicación de índices espectrales puede ayudar a la estimación de la calidad de los cultivos, y esto puede ser relacionado con la salud del suelo (Moges et al., 2004). En el presente estudio se comprobó la relación existente entre los índices ambientales y los parámetros de calidad del suelo, que en algunos casos no se relacionan de manera lineal, ya que se puede generar una relación de forma exponencial y potencial.

A través del diseño de diferentes modelos que relacionan los índices NDVI, SMI Y EVI, y los parámetros de calidad del suelo N, P y K, se determinó que el mejor modelo para la estimación de nitrógeno es el que se relaciona con el índice EVI de manera lineal. lo cual concuerda con (W. Wang et al., 2012), el cual al generar un modelo de regresión lineal de concentración de nitrógeno con el índice de vegetación mejorada se obtuvo un R^2 de 0,82 con un error medio cuadrático de 0,03, el cual se asemeja al calculado en el estudio antes mencionado que fue de 0,712 y un error medio cuadrático de 0,8. en cuanto al índice NDVI el calculado se obtuvo un dato de R^2 de 0.627, y un RMSE de 0,227, este modelo se relaciona de manera exponencial, según (Lukina, Stone, & Raun, 1999), la correlaciono obtenida en pasturas de forma lineal fue de 0,45, es decir una correlación baja, de igual forma que en el estudio presentado por (Li et al., 2010), en el cual el factor de correlación entre nitrógeno y NDVI fue de 0,420. mediante estos estudios se corrobora que el trabajar el índice de vegetación normalizado en conjunto con nitrógeno de manera linear tiene una baja correlación, en cambio

en el estudio presentado por (Schlemmera et al., 2013), presenta modelos exponenciales para la concentración de nitrógeno, en el cual se obtiene un R^2 de 0.75, lo cual es concordante con el resultado obtenido en la investigación realizada.

Mediante la aplicación de las ecuaciones propuestas para obtener la concentración de nitrógeno, se puede evitar la sobre aplicación de nitrógeno en el suelo, y evitar impactos negativos de este (Jones, 2013). Al mismo tiempo permite evaluar si existe deficiencia de este mineral en el suelo, ya que la insuficiencia de N en plantas disminuye el crecimiento, y provocar el color amarillo de las hojas (Alesandri & Gonzalo, 2009). Ante lo expuesto anteriormente, se considera que una buena estimación de nitrógeno puede ayudar a los agricultores a mantener un cultivo sano, evitando problemas y aumentar la eficiencia de los nutrientes (W. Wang et al., 2012).

El estudio realizado por (Kawamura et al., 2011), presenta la estimación de potasio con respecto al índice NDVI, en el cual da un bondad de ajuste de 0.41 y un RMSE de -10,71 en pasturas, lo cual contrasta con el resultado obtenido en la investigación de la comunidad de pesillo, siendo así que se obtuvo el valor de 0.55 de R^2 y un valor de RMSE de 0,447, de igual forma que (Pimstein, Karnieli, Bansal, & Bonfil, 2011), ya que presenta en su trabajo que la correlación entre NDVI y potasio es de 0.57 y un RMSE de 0,217, tomando en cuenta que este se realizó con 83 datos, ratificando los valores obtenidos en la presente labor. Por el contrario en la comunidad de Paquiestancia se obtuvo un valor de 0.826 de bondad de ajuste y un dato de error medio cuadrado de 0,271 el cual es superior al presentado en el estudios antes mencionados, no obstante en el artículo realizado por (Sadhineni, Nataraja, & Gopinath, 2010), se comprueba que al realizar la correlación entre NDVI y potasio se obtiene un valor de 0.851, el cual contrasta con el valor obtenido para la comunidad Paquiestancia, cabe recalcar que p – valúe obtenido dentro de este fue de 0.02, mientras que el obtenido durante la presente

investigación fue de $2.2e-16$, con lo cual se indica que el modelo puede predecir la cantidad de potasio en el suelo.

La importancia de una correcta predicción de potasio radica en que al ser un elemento de casi igual importancia que el nitrógeno, ya que las plantas necesitan cantidades elevadas de este componente, además que participa en la activación de numerosas enzimas, las cuales actúan en diferentes procesos como la fotosíntesis, además de tener incidencia en el crecimiento de las pasturas, también participa en el balance de agua (Conti, 1992), cabe recalcar que la presencia de potasio en el suelo no es un índice de fertilidad del suelo, ya que el potasio se puede encontrar de varias formas, no solo en su estado aprovechable para los cultivos.

Los modelos realizados para la concentración de fósforo fueron en su mayor parte lineales, con valores de R^2 altos, en el estudio presentado por (Kawamura et al., 2011), se observa que para pasturas se realizó un modelo de regresión lineal simple para NDVI, obteniendo el dato de R^2 de 0.46, el cual es más bajo, que el dato calculado en la actual indagación, ya que se obtuvieron los datos de bondad de ajuste 0.810, y 0.858, y de RMSE de 4,73 y 0,38 para Pesillo y Paquiestancia respectivamente, el artículo expuesto por (Lin, Ma, Zhu, & Li, 2015) contempla con un R^2 correspondiente a 0.35, con un RMSE de 1.27, el cual es congruente con el estudio de (Kawamura et al., 2011) en el cual se puede verificar que el error medio cuadrático presentado para fósforo es de 1.59, este valor es discrepante con el RMSE que se obtuvo para la comunidad de Pesillo, ya que en esta se obtuvo un valor de 4.03. Cabe mencionar que el error obtenido es alto con relación al del estudio antes mencionado.

Continuando con el análisis realizado, se presenta la investigación ejecutada por (J. Wang, Shi, Liu, & Wu, 2016), en la cual se obtiene un valor de ajuste de 0.673 y un valor de error de 0.041, los cuales se asemejan a los valores obtenidos para la comunidad de Paquiestancia que es de R^2 y RMSE de 0.858 y 0.26 respectivamente, lo cual de igual manera

se relaciona en el artículo presentado por (Rivero, Grunwald, Binford, & Osborne, 2009), dentro del cual se obtienen los datos de bondad de ajuste es de 0,71 y un error de estimación correspondiente a 0.114, con lo cual se verifica que el modelo que se aplicó para determinar fósforo , se comporta de forma similar a estudios previos.

El fósforo es un elemento que en el suelo o se lo encuentra puro, si no que se localiza en forma de fosfatos los cuales son aprovechables mediante habilidades de laboreo, la correcta estimación de este macronutriente en el suelo puede ayudar en la fertilización, colaborando con el agricultor para mejorar su cultivo, evitando la sobre fertilización de fósforo (Galantini, SUÑER, & IGLESIAS, 2007).

Mediante los resultados conseguidos se puede obtener una idea general del estado del suelo, no obstante, con estos parámetros no se puede determinar a profundidad un estado de contaminación o enfermedad del suelo, por esta razón este estudio está más enfocado en la determinación de las cantidades de nutrientes para el desarrollo de cultivos, los mismos que pueden ser calculados mediante índices espectrales, con el fin de evitar la contaminación del suelo por fertilizantes.

La mayoría de modelos ejecutados en la presente investigación, no cumplen con todos los supuestos de linealidad, y estos casos se pueden dar cuando las observaciones son tomadas a través del tiempo en zonas no homogéneas como lo expone (Flórez, 2012), el incumplimiento de los supuestos conlleva a que los modelos ejecutados pierdan confiabilidad al momento de realizar las predicciones, ya que si no son datos de forma normal el intervalo de confianza disminuye (Flórez, 2012). Sin embargo, el modelo puede ser aplicado como un método de detección rápida, pero este debe siempre ser corroborado a través de análisis de suelos.

Para (Da Silva & Cardozo, 2016), el infringir un supuesto de linealidad no es motivo para rechazar el modelo y su capacidad de predecir valores, pero si es una alerta de que los datos

que se van a tomar de estos no serán verídicas al 100%, además expone que es totalmente normal que un modelo no lineal incumpla el supuesto de linealidad, pese a realizar a corrección con logaritmos.

Según la publicación de (Bonifaz et al., 2018) el contenido de nitrógeno en el suelo es bajo cuando el valor es inferior a 30 partes por millón (ppm), en el caso de contenido de fósforo en el suelo es bajo cuando el valor es inferior o igual a 10 ppm, por último el contenido de potasio en el suelo es bajo cuando este es inferior a 0,2 meq/100 ml.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 Conclusiones

El empleo de aviones aéreos no tripulados, permite la recolección de imágenes aéreas precisas de varias hectáreas, teniendo una accesibilidad a zonas peligrosas, a las cuales serían de difícil ingreso de personal para la elaboración de investigaciones.

Los UAV mediante el uso de cámaras multispectrales y generación de modelos matemáticos, ayudan a verificar el estado nutricional del suelo dentro de un área específica.

Mediante la elaboración de un análisis estadístico se demostró que los parámetros de calidad del suelo, se encuentran ampliamente relacionados con los índices ambientales, para el caso de nitrógeno se lo puede estimar mediante la aplicación del índice de vegetación mejorada (EVI), no obstante para el caso de fosforo y potasio el mejor índice predictor es el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), igualmente se pudo exponer, que no todas las relaciones entre parámetros van a ser lineales.

Los modelos generados para la estimación de cada parámetro se seleccionó los mejores, es decir con los que se obtuvo una mejor relación, de esta forma se obtiene una predicción de los nutrientes del suelo más acertada. Siendo así para nitrógeno el modelo escogido es el que fue realizado con el índice EVI en cual posee un R^2 de 0,712 y un RMSE de 0,03, para el caso de fósforo se eligió el modelo generado con el índice NDVI con el cual se obtuvo un R^2 de 0,858 y un RMSE de 0,38, por último, el modelo para predecir potasio es el que se ejecutó con el índice NDVI el cual posee un R^2 de 0,826 y un RMSE de 0,271.

Mediante consultas bibliográficas se pudo conocer que los modelos de regresión lineal y no lineal pueden infringir algunos supuestos de linealidad, con lo cual se disminuye la calidad de predicción que estos brindan, esto puede ser a causa de la toma de datos en tiempos distintos de zonas no homogéneas, lo cual causa que las variables pierdan relación entre ellas.

A través de la investigación realizada se pudo corroborar que los parámetros de suelo que intervienen en los modelos realizados (N, P, K), son de mucha importancia dentro de los cultivos de pasto, ya que la deficiencia o exceso de estos nutrientes puede causar daños en el suelo y el cultivo, por lo cual es fundamental la aplicación de nuevas tecnologías como el cálculo de índices ambientales por medio de imágenes multiespectrales, a fin de evitar posibles daños en el suelo, como la erosión del mismo.

Al generar mapas de estimación de Nitrógeno, Fósforo y Potasio, se puede conocer el grado de afectación de un suelo por el uso excesivo de fertilizantes, ya que estos generan erosión del suelo, pérdida de fertilidad y contaminación del medio ambiente. de igual manera se puede conocer si los cultivos presentan escasez de nutrientes, por lo cual la aplicación de modelos parametrizados ayuda al agricultor a mejorar sus prácticas de fertilización, evitando daños y pérdidas futuras.

La aplicación de los modelos generados, como ya se expuso anteriormente va a ser limitada, con rangos de sobre y sub predicciones, sin embargo, estos nos pueden ayudar a dar una visión general del estado de los nutrientes en el suelo.

6.2 Recomendaciones

Para realizar vuelos en una zona específica, primero se deben conocer los factores meteorológicos que pueden afectar la trayectoria de vuelo, o incluso evitar que se realicen la toma de imágenes aéreas, uno de los parámetros más importantes que fue considerado dentro de este estudio es la velocidad del viento, ya que no se puede sobrepasar los 12 m/s.

Ante a situación de condiciones de viento adversas se aconseja, realizar los vuelos en las horas de la mañana, ya que a esas horas comúnmente se registra la menor velocidad de viento.

Se debe tomar en cuenta que para obtener imágenes espectrales que ayuden a la estimación de calidad de suelo, debe existir radiación solar.

Se recomienda la aplicación de estudios similares en distintas zonas y con diferentes plantaciones, con la finalidad de extender los horizontes de la presente investigación, igualmente sería beneficioso la aplicación de más índices espectrales y mayor número de parámetros del suelo para obtener una visión más amplia del estado del suelo.

Se sugiere ampliar la aplicación de esta tecnología hacia otro factor como por ejemplo el agua, mediante el uso de otros índices ambientales y la realización de muestreo de agua, con el fin de determinar la calidad de esta, de tal manera que se pueda conocer el grado de contaminación de este recurso de forma remota.

Para obtener datos que no incumplan con los supuestos de linealidad se recomienda tomar las observaciones en lapsos de tiempo iguales, además de realizarlos en zonas homogéneas.

7. BIBLIOGRAFÍA

- Agbusiness. (2017). ThermoMap. Retrieved from <https://agbusiness.ca/wp-content/uploads/2017/11/thermomap3.png>
- Agr Carlos Gonzaga Aguilar, I., & Presutti, M. (2014). *Aplicación de Índices de Vegetación Derivados de Imágenes Satelitales Landsat 7 ETM+ y ASTER para la Caracterización de la Cobertura Vegetal en la Zona Centro de la Provincia De Loja, Ecuador*. (Abril), 24–35. Retrieved from https://www.researchgate.net/profile/Bernardo_Fontal2/publication/228871821_El_Espectro_Electromagnetico_y_sus_Aplicaciones/links/59946c10aca272ec9087f8bb/El-Espectro-Electromagnetico-y-sus-Aplicaciones.pdf
- Alesandri, A. :, & Gonzalo, D. A. (2009). *SEMINARIO SOBRE FERTILIZACIÓN NITROGENADA EN PASTURAS* (UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA). Retrieved from <http://prodanimal.fagro.edu.uy/cursos/PASTURAS CRS/Seminarios 2009/Texto - Fertilizacion Nitrogenada en Pasturas.pdf>
- Alvarado Ochoa, S. (2008). Dinámica de la materia orgánica en suelos agrícolas. *Sociedad Ecuatoriana de La Ciencia Del Suelos*, 29–31.
- Alvarez, E., Casañeda, D., & González, R. (2018). *Evaluación de la calidad química del suelo en agroecosistemas cacaoteros de la subregión del Nordeste y Urabá Antioqueño Resumen Introducción*.
- Andina, M. (2016). Introducción a la Estadística. Retrieved from <https://bookdown.org/matiasandina/R-intro/introduccion.html#r>
- Aphalo, P. J. (2019). Package ‘ggpmisc.’ Retrieved from cran.r-project website: <https://cran.r-project.org/web/packages/ggpmisc/ggpmisc.pdf>
- Arai, K., Gondoh, K., Shigetomi, O., & Miura, Y. (2016). *Method for NIR Reflectance*

- Estimation with Visible Camera Data based on Regression for NDVI Estimation and its Application for Insect Damage Detection of Rice Paddy Fields*. Retrieved from <https://pdfs.semanticscholar.org/1b02/67bea000d798c0adfb1c35a6809187917a7.pdf>
- Arbel, M. (2006). Interacción de la radiación electromagnética con la Atmósfera. Retrieved from http://concurso.cnice.mec.es/cnice2006/material121/unidad1/atmos_td.htm
- Arriola-Valverde, S., Ferencz-Appel, A., & Rimolo-Donadio, R. (2018). Fotogrametría terrestre con sistemas aéreos autónomos no tripulados. *Investiga.TEC*, 0(31), 4. Retrieved from https://revistas.tec.ac.cr/index.php/investiga_tec/article/download/3475/3144
- Bonifaz, N., Gutierrez, F., & León, R. (2018). *Pastos y forrajes del Ecuador* (1era ed.). Quito-Ecuador.
- Carollo, C., & Pateiro, B. (2012). *Extensiones Del Modelo De Regresion Lineal*. 1–13. Retrieved from [http://biplot.usal.es/problemas/libro/6 Regresion.pdf](http://biplot.usal.es/problemas/libro/6%20Regresion.pdf)
- Castillo Gutierrez, S., & Lozano Aguilera, E. D. (2007). *Q-Q Plot Normal. Los puntos de posición gráfica*. 2, 9. Retrieved from <https://revistaselectronicas.ujaen.es/index.php/ininv/article/viewFile/259/241>
- Cayambe turistico. (2017a). Centro Comunitario Paquiestancia. Retrieved from [cayambeturismo.gob.ec website: https://cayambeturismo.gob.ec/pages/paquiestancia.html](https://cayambeturismo.gob.ec/pages/paquiestancia.html)
- Cayambe turistico. (2017b). Centro Comunitario Pesillo. Retrieved from [cayambeturismo.gob.ec website: https://cayambeturismo.gob.ec/pages/pesillo.html](https://cayambeturismo.gob.ec/pages/pesillo.html)
- CEA. (n.d.). SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA. Retrieved from <http://sig.cea.es/SIG>
- Conklin, A. (2013). Environmental Soil chemistry. *Canada: Wiley Blackwell*. Retrieved from [https://www.ctahr.hawaii.edu/huen/tpss435/chapter 1.pdf](https://www.ctahr.hawaii.edu/huen/tpss435/chapter%201.pdf)

- Conti, M. E. (1992). Dinámica de la liberación y fijación de potasio en el suelo. *Revista Proceder*, 2(3), 1–14. Retrieved from [http://lacs.ipni.net/0/C2645DDD711C34D303257967007D6ED5/\\$FILE/AA4.pdf](http://lacs.ipni.net/0/C2645DDD711C34D303257967007D6ED5/$FILE/AA4.pdf)
- Da Silva, J., & Cardozo, O. (2016). Análisis espacial del precio del suelo con modelos de regresión lineal múltiple (MRLM) y Sistemas de Información Geográfica (SIG), Resistencia (Argentina). *Revista Geográfica de Valparaíso*, 51(October 2015), 57–74. Retrieved from http://geografiapucv.cl/wp-content/uploads/2016/05/51_4.pdf
- DE, U. T., & JALISCO. (2005). Regresión potencial. Retrieved from studocu.com website: <https://www.studocu.com/es/document/universidad-de-guayaquil/psicologia/practica/practica-estadistica-regresion-potencial/2631104/view>
- Díaz García-Cervigon, Juan José. (2015). *Estudio de Índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS / RPAS y aplicaciones de estos a la agricultura de precisión*. 78. Retrieved from https://eprints.ucm.es/31423/1/TFM_Juan_Diaz_Cervignon.pdf
- Díaz, M. (2002). *GeoEstadística Aplicada*. 130. Retrieved from https://geoinnova.org/blog-territorio/wp-content/uploads/2015/05/LIBRO_-DE-_GEOESTADISTICA-R-Giraldo.pdf
- Díaz Roberto, H. A. (1978). *Metodologías de muestreo de suelos, Análisis Químico de suelos y tejido vegetal y de investigaciones en invernadero*. Costa Rica.
- Díaz Viera, M. A., & Casar González, R. (2009). *GEOESTADÍSTICA APLICADA Tema: Análisis Estructural*. Retrieved from http://mmc2.geofisica.unam.mx/cursos/geoest/Presentaciones/CG4_2009.pdf
- Did, C. U. (2006). *REGRESIÓN Y CORRELACIÓN*. 352–441. Retrieved from [http://biplot.usal.es/problemas/libro/6 Regresion.pdf](http://biplot.usal.es/problemas/libro/6%20Regresion.pdf)
- earth observatory. (2000). Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Retrieved from

https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_2.php

Encuesta de Superficie y Producción Agropecuaria Continua ESPAC 2017 Contenidos. (2017).

Escobar, N. R. (2013). Análisis de regresión logística para investigación de mercados.

Documentos FCE - CID, (18), 21. <https://doi.org/ISSN 2011-6306>

Espinosa, M., Sosa, C., & Rivera, M. (2015). *No Title*.

ESRI. (2019). ArcMap. Retrieved from <http://desktop.arcgis.com/es/arcmap/>

FAO. (2018). AGP - Praderas, pastizales y cultivos forrajeros. Retrieved from fao.org website:

<http://www.fao.org/agriculture/crops/mapa-tematica-del-sitio/theme/spi/praderas-pastizales-y-cultivos-forrajeros/praderas-pastizales-y-cultivos-forrajeros/es/>

FAO. (2019). Producción animal. Retrieved from fao.org website: <http://www.fao.org/animal-production/es/>

Ferrero, R. (2018). Cómo validar tu modelo de regresión. Retrieved from maximaformacion.es website: <https://www.maximaformacion.es/blog-dat/como-validar-tu-modelo-de-regresion/>

Figueras, S., & Gargallo, P. (2003). Análisis exploratorio de datos (A.E.D.). *5campus.Com, Estadística*, 68. <https://doi.org/10.3989/scimar.2003.67n2219>

Flórez, J. (2012). *Modelo de Regresión Lineal - Supuestos del modelo*. 1–21. Retrieved from https://campusvirtual.univalle.edu.co/moodle/pluginfile.php/380225/mod_resource/content/0/Clases/Supuestos_del_modelo.pdf

Fontal, B. (2017). *El Espectro Electromagnético y sus Aplicaciones*. (August). Retrieved from https://www.researchgate.net/profile/Bernardo_Fontal2/publication/228871821_El_Espectro_Electromagnetico_y_sus_Aplicaciones/links/59946c10aca272ec9087f8bb/El-Espectro-Electromagnetico-y-sus-Aplicaciones.pdf

- Fox, J. (2009). car v1.2-16. Retrieved from Rdocumentation website: car v1.2-16
- Gabri. (2018). ¿Qué es el error cuadrático medio RMSE? Retrieved from acolita.com website: <https://acolita.com/que-es-el-error-cuadratico-medio-rmse/>
- Galantini, J. ., SUÑER, L. ., & IGLESIAS, J. O. (2007). *Sistemas De Labranza En El Sudoeste Bonaerense : Efectos De Largo Plazo Sobre Las Formas De Fósforo En El Suelo*. 36(1), 63–81. Retrieved from https://www.researchgate.net/profile/Juan_Galantini/publication/259038533_Sistemas_de_labranza_en_el_sudoeste_bonaerense_efectos_de_largo_plazo_sobre_las_formas_de_fosforo_en_el_suelo/links/00b49529caf1b0c1e7000000/Sistemas-de-labranza-en-el-sudoeste-bona
- García-Mora, T. J., & Mas, J. F. (2011). Evaluación de imágenes del sensor MODIS para la cartografía de la cobertura del suelo en una región altamente diversa de México. *Boletín de La Sociedad Geológica Mexicana*, 63(1), 83–94.
- Giraldo Henao, R. (2011). Introducción a la Geoestadística lineal. *Introducción a La Geoestadística Lineal*, 11–24. <https://doi.org/10.4272/978-84-9745-347-9.ch1>
- Hadley, W., Chang, W., Lionel, H., Pedersen, T., & RStudio. (2019). ggplot2: Create Elegant Data Visualisations Using the Grammar of Graphics. Retrieved from cran.r-project website: <https://cran.r-project.org/web/packages/ggplot2/index.html>
- Harel, D. (2017). Package ‘IMTest.’ Retrieved from cran.r-project website: <https://cran.r-project.org/web/packages/IMTest/IMTest.pdf>
- Herrera, T., Mendoza, A., & Gomez, J. (2011). Evaluación del impacto de los sistemas de gestión de la calidad en la liquidez y rentabilidad de las empresas de la Zona Industrial de Mamonal (Cartagena-Colombia). *Revista Virtual Universidad Católica Del Norte*. Retrieved from <https://www.redalyc.org/pdf/1942/194222473015.pdf>

- Hester, J. (2019). devtools v2.2.1. Retrieved from Rdocumentation website: <https://www.rdocumentation.org/packages/devtools/versions/2.2.1>
- Hogg, E. H., Barr, A. G., & Black, T. A. (2013). A simple soil moisture index for representing multi-year drought impacts on aspen productivity in the western Canadian interior. *Agricultural and Forest Meteorology*, 178–179, 173–182. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2013.04.025>
- Huete, A., & Didan, K. (2001). Índice Global de Vegetación Mejorada. Retrieved from <https://earthobservatory.nasa.gov/images/1863/global-enhanced-vegetation-index>
- ICAO. (2005). *Annex 2 - Rules of the Air - Tenth Edition*. Retrieved from [https://www.icao.int/Meetings/anconf12/Document Archive/an02_cons%5B1%5D.pdf](https://www.icao.int/Meetings/anconf12/Document%20Archive/an02_cons%5B1%5D.pdf)
- Instituto Colombiano Agropecuario. (1982). *Fertilidad de suelos y fertilizantes*: (45), 352.
- Jiang, Z., Huete, A. R., Didan, K., & Miura, T. (2008). *Remote Sensing of Environment Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band*. 112, 3833–3845. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.006>
- Jones, C. (2013). *Nitrógeno*. Retrieved from <http://vitaveris.com/wp-content/uploads/2017/01/Nitrógeno-La-espada-de-doble-filo.pdf>
- Jung, Y., & Jianhua, H. (2015). A K-fold averaging cross-validation procedure. *Journal of Nonparametric Statistics*. Retrieved from <https://doi.org/10.1080/10485252.2015.10105322>
- kassambara. (2018). Linear Regression Assumptions and Diagnostics in R: Essentials. Retrieved from sthda.com website: <http://www.sthda.com/english/articles/39-regression-model-diagnostics/161-linear-regression-assumptions-and-diagnostics-in-r-essentials#fitted-values-and-residuals>
- Kawamura, K., Mackay, A. D., Tuohy, M. P., Betteridge, K., Sanches, I. D., & Inoue, Y. (2011).

- Potential for spectral indices to remotely sense phosphorus and potassium content of legume-based pasture as a means of assessing soil phosphorus and potassium fertility status. *International Journal of Remote Sensing*, 32(1), 103–124. <https://doi.org/10.1080/01431160903439908>
- Kozak, A., & Kozak, R. (2003). Does cross validation provide additional information in the evaluation of regression models? *Canadian Journal of Forest Research*. Retrieved from <https://www.nrcresearchpress.com/doi/citedby/10.1139/x03-022#.XXpZvWa23IU>
- Kuhn, M. (2019). The caret Package. Retrieved from github website: <http://topepo.github.io/caret/index.html>
- Leon, R., Bonifaz, N., & Gutierrez, F. (2018). *Pastos y forrajes del Ecuador* (preimera). cuenca: Editorial universitaria Abya- Yala.
- LFUmerkblatt. (2010). partición de muestras.
- Li, F., Miao, Y., Hennig, S. D., Gnyp, M. L., Chen, X., Jia, L., & Bareth, G. (2010). Evaluating hyperspectral vegetation indices for estimating nitrogen concentration of winter wheat at different growth stages. *Precision Agriculture*, 11(4), 335–357. <https://doi.org/10.1007/s11119-010-9165-6>
- Ligdieli. (2018). Evaluando el error en los modelos de regresión. Retrieved from ligdigonzalez.com website: <http://ligdigonzalez.com/evaluando-el-error-en-los-modelos-de-regresion/>
- Lin, C., Ma, R., Zhu, Q., & Li, J. (2015). Using hyper-spectral indices to detect soil phosphorus concentration for various land use patterns. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(1). <https://doi.org/10.1007/s10661-014-4130-x>
- Lipiec, J. (2017). Soil & Tillage Research Spatial variability of soil properties and cereal yield in a cultivated field on sandy soil. *Soil and Tillage Research*, 174, 241–250.

<https://doi.org/10.1016/j.still.2017.07.015>

López, J. F. (2017). Coeficiente de determinación (R cuadrado). Retrieved from economipedia.com website: <https://economipedia.com/definiciones/r-cuadrado-coeficiente-determinacion.html>

Lukina, E. V., Stone, M. L., & Raun, W. R. (1999). Estimating vegetation coverage in wheat using digital images. *Journal of Plant Nutrition*, 22(2), 341–350. <https://doi.org/10.1080/01904169909365631>

Martínez, E. (2005). Errores frecuentes en la interpretación del coeficiente de determinación lineal. *Anuario Jurídico y Económico Escurialense*, 38(1133–3677), 315–332. Retrieved from https://www.rcumariacristina.com/wp-content/uploads/2010/12/11-Elena-Martinez_1.pdf

Meneses, V. A. B., Téllez, J. M., & Velasquez, D. F. A. (2017). Uso De Drones Para El Analisis De Imágenes Multiespectrales En Agricultura De Precisión. *@limentech, Ciencia y Tecnología Alimentaria*, 13(1). <https://doi.org/10.24054/01204211.v1.n1.2015.1647>

Moges, S. M., Raun, W. R., Mullen, R. W., Freeman, K. W., Johnson, G. V., & Solie, J. B. (2004). Evaluation of green, red, and near infrared bands for predicting winter wheat biomass, nitrogen uptake, and final grain yield. *Journal of Plant Nutrition*, 27(8), 1431–1441. <https://doi.org/10.1081/PLN-200025858>

Moreno Smbonino, L. A., Moreno, J., Garzón, M., Gavilanes, L., Carrera, M. F., & Bernal, G. (2012). *Actualización del plan de desarrollo y ordenamiento territorial del cantón Cayambe 2015-2015*. 66, 37–39. Retrieved from http://www.municipiocayambe.gob.ec/images/ley_transparencia/LOTAIP/PDYOT_GADIP_Cayambe_10-06-2015.pdf

Nash, S. (2018). *Using Thermal/IR and Multispectral Sensors on Drones to Find the Origin of*

- and Extent of Contamination from Saltwater Spills from Producing Wells*. Retrieved from http://www.searchanddiscovery.com/pdfz/documents/2018/80650nash/ndx_nash.pdf.htm
- 1
- National Research Council. (1993). *Soil and Water Quality: An Agenda for Agriculture*. 541. <https://doi.org/10.17226/2132>
- ORELLANA, L. (2008). *Analisis De Regresión*. 1–49. Retrieved from [http://www.dm.uba.ar/materias/estadistica_Q/2011/1/clase regresion simple.pdf](http://www.dm.uba.ar/materias/estadistica_Q/2011/1/clase%20regresion%20simple.pdf)
- Parra-Henao, G. (2010). *Sistemas de información geográfica y sensores remotos. Aplicaciones en enfermedades transmitidas por vectores*. (Agosto). Retrieved from <https://www.redalyc.org/pdf/2611/261119512006.pdf>
- parrot. (2019). Capta con una precisión de alta tecnología. Retrieved from <https://www.parrot.com/soluciones-business/profesional/parrot-sequoia#opta-por-una-solucion-adaptada-a-todos-los-drones->
- Pedrosa, S. J. (2017). Heterocedasticidad. Retrieved from [economipedia.com website: https://economipedia.com/definiciones/heterocedasticidad.html](http://economipedia.com/definiciones/heterocedasticidad.html)
- Pimstein, A., Karnieli, A., Bansal, S. K., & Bonfil, D. J. (2011). Exploring remotely sensed technologies for monitoring wheat potassium and phosphorus using field spectroscopy. *Field Crops Research*, 121(1), 125–135. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2010.12.001>
- Potié, I., Bugarski, M., & Matié-Varenica, J. (2017). SOIL MOISTURE DETERMINATION USING REMOTE SENSING DATA FOR THE PROPERTY PROTECTION AND INCREASE OF AGRICULTURE PRODUCTION Ivan. “2017 WORLD BANK CONFERENCE ON LAND AND POVERTY” *The*. Retrieved from [file:///C:/Users/Taty/Downloads/Poster_Board_01-12-Matic_Varenica-305_paper \(3\).pdf](file:///C:/Users/Taty/Downloads/Poster_Board_01-12-Matic_Varenica-305_paper%20(3).pdf)
- Quirós, E. (2014). *Introducción a la fotogrametría y cartografía aplicadas a la ingeniería civil*.

- Retrieved from
https://mascvuex.unex.es/ebooks/sites/mascvuex.unex.es.mascvuex.ebooks/files/files/file/Fotogrametria_9788469713174_0.pdf
- R-core R-core@R-project.org. (2002). graphics v3.6.1. Retrieved from Rdocumentation website: <https://www.rdocumentation.org/packages/graphics>
- Ripley, B. (2019). Package ‘MASS.’ *Cran.r-Project*. Retrieved from <https://cran.r-project.org/web/packages/MASS/MASS.pdf>
- Ritter, A., Muños Carpena, R., & Regalado, C. M. (2008). Capacidad de predicción de modelos aplicados a la ZNS: Herramienta Informática Para la Adecuada Evaluación de la Bondad de Ajuste con Significación Estadística. *Estudios En La Zona No Saturada Del Suelo.*, X, 259–264.
- Rivero, R. G., Grunwald, S., Binford, M. W., & Osborne, T. Z. (2009). Integrating spectral indices into prediction models of soil phosphorus in a subtropical wetland. *Remote Sensing of Environment*, 113(11), 2389–2402. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.07.015>
- Roldán, P. N. (2016). Modelo de regresión. Retrieved from economipedia.com website: <https://economipedia.com/definiciones/modelo-de-regresion.html>
- Romero Saldaña, M. (2016). Pruebas de bondad de ajuste a una distribución normal. *Revista Enfermería Del Trabajo*, 6(3), 114. Retrieved from enfermeriadeltrabajo.com/ojs/index.php/et/article/download/99/80
- RStudio Support. (2019). Frequently Asked Questions. Retrieved from support.rstudio.com website: <https://support.rstudio.com/hc/en-us/articles/200486548-Frequently-Asked-Questions>
- Sá, I., Antonio, R., & Almorox, J. (1999). Aplicación de sensores remotos en la detección y evaluación de plagas y enfermedades en la vegetación. *Teledetección. Avances y*

- Aplicaciones.*, 64–67. Retrieved from <http://www.aet.org.es/congresos/viii/alb16.pdf>
- Sadhineni, M., Nataraja, K. ., & Gopinath, K. . (2010). Prediction of Chilli Yields based on Soil Nutrient Status under Rainfed Conditions of Dharwad District, Karnataka Malleswari. *Indian J.Dryland Agric*, 25(1), 106–110.
- Saha, A., Patil, M., Goyal, V. C., & Rathore, D. S. (2018). Assessment and Impact of Soil Moisture Index in Agricultural Drought Estimation Using Remote Sensing and GIS Techniques. *Proceedings*, 7(1), 2. <https://doi.org/10.3390/ecws-3-05802>
- Sanchez, D. (2017). realizar una regresión lineal si la variable dependiente no cumple con el supuesto de normalidad. Retrieved from <https://es.quora.com/Puedo-realizar-una-regresión-lineal-si-la-variable-dependiente-no-cumple-con-el-supuesto-de-normalidad-Qué-alternativas-existen>
- Schlemmera, M., Gitelson, A., Schepersa, J., Ferguson, R., Peng, Y., Shanahana, J., & Rundquist, D. (2013). Remote estimation of nitrogen and chlorophyll contents in maize at leaf and canopy levels. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 25(1), 47–54. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.04.003>
- Sensefly. (2017). eBee. Retrieved from <https://www.sensefly.com/app/uploads/2017/10/ebee-1024x702.png>
- Serafini, maria cristina. (2002). *SISTEMAS SENSORES GENERALIDADES SOBRE LOS SISTEMAS SENSORES*. 55. Retrieved from <https://studylib.es/doc/390206/2.-1.--clasificacion-de-los-sensores-remotos>
- Shapiro, S. . (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*. Retrieved from <https://www.jstor.org/stable/2333709>
- sthda. (2011). machine learning essential. Retrieved from <http://www.sthda.com/english/sthda-upload/figures/machine-learning-essentials/011-regression-assumptions-and-diagnostics->

heteroscedasticity-1.png

support.pix4d. (2018). pix4d. Retrieved from

https://support.pix4d.com/hc/user_images/IPJd0N-zMqDxVg_xgFABZQ.png

Szretter, M. (2017). *Apunte de Regresión Lineal*. Retrieved from

http://mate.dm.uba.ar/~meszre/apunte_regresion_lineal_szretter.pdf

Technology, I. for G. and B.-G. U. of. (2006). Cross-Validation Explained. Retrieved from

<http://genome.tugraz.at/proclassify/help/pages/XV.html>

tecnitop. (2004). No Title. Retrieved from <https://tecnitop.com/es/ebee/>

Tecnitop. (2019). Emotion 3. Retrieved from <https://tecnitop.com/es/emotion-sensefly/>

TecniTop. (2004). eMotion – senseFly. Retrieved from <https://tecnitop.com/es/emotion-sensefly/>

Velasco, J. (2014). *Importancia de la materia orgánica en el suelo*. (March).

Wang, J., Shi, T., Liu, H., & Wu, G. (2016). Successive projections algorithm-based three-band vegetation index for foliar phosphorus estimation. *Ecological Indicators*, 67, 12–20. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.02.033>

Wang, W., Yao, X., Yao, X. F., Tian, Y. C., Liu, X. J., Ni, J., ... Zhu, Y. (2012). Estimating leaf nitrogen concentration with three-band vegetation indices in rice and wheat. *Field Crops Research*, 129, 90–98. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.01.014>

Weier ,John Herring, D. (2000). MeasuringVegetation (NDVI & EVI). Retrieved from MeasuringVegetation (NDVI & EVI) website: https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_1.php

Weier, J., & Herring, D. (2000a). Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI). Retrieved from

https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_2.php

Weier, J., & Herring, D. (2000b). Índice de Vegetación Mejorada (EVI). Retrieved from https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_4.php

Wikipedia. (2019). Espectro electromagnético.

Zamorano, J. (2015). *Técnicas experimentales en astrofísica*. Retrieved from pendientedemigracion.ucm.es/info/Astrof/users/jaz/TEA/tea_05.pdf