

**UNIVERSIDAD NACIONAL
TORIBIO RODRÍGUEZ DE MENDOZA DE AMAZONAS**



**FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS AGRARIAS
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AGRÓNOMA**

**TESIS PARA OBTENER
EL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO AGRÓNOMO**

**MODELO DEL ÍNDICE NORMALIZADO DE
VEGETACIÓN (NDVI) EMPLEANDO GOOGLE EARTH
ENGINE (GEE) EN ZONAS CAFETALERAS DE
RODRÍGUEZ DE MENDOZA**

**Autor: Bach. Neiro Olivares Reyna
Asesora: PhD. Ligia Magali García Rosero
Co-asesor: Dr. Segundo Manuel Oliva Cruz
Ph D. Jaris Emmanuel Veneros Guevara**

Registro: (.....)

CHACHAPOYAS – PERÚ

2023

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN DE LA TESIS EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL DE LA UNTRM



ANEXO 3-H

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN DE LA TESIS EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL DE LA UNTRM

1. Datos de autor 1

Apellidos y nombres (tener en cuenta las tildes): OLIVARES REYNA NEIRO
DNI N°: 71806736
Correo electrónico: 7180673651@untrm.edu.pe
Facultad: INGENIERÍA Y CIENCIAS AGRARIAS
Escuela Profesional: INGENIERÍA AGRÓNOMA

Datos de autor 2

Apellidos y nombres (tener en cuenta las tildes): _____
DNI N°: _____
Correo electrónico: _____
Facultad: _____
Escuela Profesional: _____

2. Título de la tesis para obtener el Título Profesional

MODELO DEL ÍNDICE NORMALIZADO DE VEGETACIÓN (NDVI) EMPLEANDO GOOGLE EARTH ENGINE (GEE) EN ZONAS CAFETALERAS DE RODRÍGUEZ DE MENDOZA

3. Datos de asesor 1

Apellidos y nombres: GARCIA ROSETO, LIGIA MAGALI, Ph.D
DNI, Pasaporte, C.E N°: 001691738
Open Research and Contributor-ORCID (<https://orcid.org/0000-0002-9670-0970>) <https://orcid.org/0000-0001-7508-7516>

Datos de asesor 2

Apellidos y nombres: OLIVA CRUZ SEGUNDO MANUEL, Dr
DNI, Pasaporte, C.E N°: 05374749
Open Research and Contributor-ORCID (<https://orcid.org/0000-0002-9670-0970>) <https://orcid.org/0000-0002-4670-0970>



4. Campo del conocimiento según la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos- OCDE (ejemplo: Ciencias médicas, Ciencias de la Salud-Medicina básica-Immunología)

https://catalogos.concytec.gob.pe/vocabulario/ocde_ford.html 4.00.00 CIENCIAS AGRICOLAS
4.01.00 AGRICULTURA, SILVICULTURA, PESQUERÍA 4.01.01 AGRICULTURA 4.01.06 AGRONOMÍA

5. Originalidad del Trabajo

Con la presentación de esta ficha, el(la) autor(a) o autores(as) señalan expresamente que la obra es original, ya que sus contenidos son producto de su directa contribución intelectual. Se reconoce también que todos los datos y las referencias a materiales ya publicados están debidamente identificados con su respectivo crédito e incluidos en las notas bibliográficas en las citas que se destacan como tal.

6. Autorización de publicación

El(los) titular(es) de los derechos de autor otorga a la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas (UNTRM), la autorización para la publicación del documento indicado en el punto 2, bajo la *Licencia creative commons* de tipo BY-NC: Licencia que permite distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir de su obra de forma no comercial por lo que la Universidad deberá publicar la obra poniéndola en acceso libre en el repositorio institucional de la UNTRM y a su vez en el Registro Nacional de Trabajos de Investigación-RENATI, dejando constancia que el archivo digital que se está entregando, contiene la versión final del documento sustentado y aprobado por el Jurado Evaluador.

Chachapoyas, 17, NOVIEMBRE, 2023

Firma del autor 1

Firma del Asesor 1

Firma del autor 2

Firma del Asesor 2



UNTRM

REGLAMENTO GENERAL
PARA EL OTORGAMIENTO DEL GRADO ACADÉMICO DE
BACHILLER, MAESTRO O DOCTOR Y DEL TÍTULO PROFESIONAL

ANEXO 3-H

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN DE LA TESIS EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL DE LA UNTRM

1. Datos de autor 1

Apellidos y nombres (tener en cuenta las tildes): OLIVARES REYNA NEIRO
DNI N°: 71806736
Correo electrónico: 7180673651@untrm.edu.pe
Facultad: INGENIERIA Y CIENCIAS AGRARIAS
Escuela Profesional: INGENIERIA AGRONOMA

Datos de autor 2

Apellidos y nombres (tener en cuenta las tildes):
DNI N°:
Correo electrónico:
Facultad:
Escuela Profesional:

2. Título de la tesis para obtener el Título Profesional

MODELO DEL INDICE NORMALIZADO DE VEGETACION (NDVI) EMPLEANDO GOOGLE EARTH ENGINE (GEE) EN ZONAS CAFETALERAS DE RODRIGUEZ DE MENDOZA

3. Datos de asesor 1

Apellidos y nombres: VENEROS GUEWARA JARIS EMMANUEL, Ph.D
DNI, Pasaporte, C.E N°: 46145659
Open Research and Contributor-ORCID (<https://orcid.org/0000-0002-9670-0970>) <https://orcid.org/0000-0001-6981-4078>

Datos de asesor 2

Apellidos y nombres:
DNI, Pasaporte, C.E N°:
Open Research and Contributor-ORCID (<https://orcid.org/0000-0002-9670-0970>)



4. Campo del conocimiento según la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos- OCDE (ejemplo: Ciencias médicas, Ciencias de la Salud-Medicina básica-Inmunología)

https://catalogos.concytec.gob.pe/vocabulario/ocde_ford.html 4.00.00 CIENCIAS AGRARIAS
4.01.00 AGRICULTURA, SILVICULTURA Y PESQUERÍA 4.01.01 AGRICULTURA 4.01.06 AGRONOMIA.

5. Originalidad del Trabajo

Con la presentación de esta ficha, el(la) autor(a) o autores(as) señalan expresamente que la obra es original, ya que sus contenidos son producto de su directa contribución intelectual. Se reconoce también que todos los datos y las referencias a materiales ya publicados están debidamente identificados con su respectivo crédito e incluidos en las notas bibliográficas y en las citas que se destacan como tal.

6. Autorización de publicación

El(los) titular(es) de los derechos de autor otorga a la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas (UNTRM), la autorización para la publicación del documento indicado en el punto 2, bajo la Licencia creative commons de tipo BY-NC: Licencia que permite distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir de su obra de forma no comercial por lo que la Universidad deberá publicar la obra poniéndola en acceso libre en el repositorio institucional de la UNTRM y a su vez en el Registro Nacional de Trabajos de Investigación-RENATI, dejando constancia que el archivo digital que se está entregando, contiene la versión final del documento sustentado y aprobado por el Jurado Evaluador.

Chachapoyas, 17 de NOVIEMBRE, 2023

Firma del autor 1

Firma del autor 2

Firma del Asesor 1

Firma del Asesor 2

DEDICATORIA

*A mis queridos padres, **Neiro Mercedes Olivares Mestanza** y **Tula María Reyna Cruz**, por su apoyo incondicional, enseñanzas y cariño brindado cada día de mi vida. Mi gratitud infinita y reconocimiento eterno a todo su esfuerzo y dedicación.*

*A mis hermanas **Rosibel** y **Leinith**, por siempre ser mi compañía y fuerza,*

*A mi asesora, **PhD. Ligia Magali García Rosero**, y co-asesores **Dr. Segundo Manuel Oliva Cruz** y **Ph D. Jaris Emmanuel Veneros Guevara**, que son un ejemplo de perseverancia, fortaleza y dedicación para alcanzar sus objetivos.*

AGRADECIMIENTO

Mi agradecimiento eterno a Dios, por brindarme la vida y perseverancia para lograr mis metas.

*A mis padres, **Neiro Mercedes Olivares Mestanza** y **Tula María Reyna Cruz**, por ser mi ejemplo, orgullo y fortaleza por siempre.*

*A mi asesora, **PhD. Ligia Magali García Rosero**, y co-asesores **Dr. Segundo Manuel Oliva Cruz** y **PhD. Jaris Emmanuel Veneros Guevara** por sus enseñanzas, tiempo, dedicación y apoyo en la realización de mi tesis.*

*A mi casa superior de estudios la **Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas**, a la **Facultad de Ingeniería y Ciencias Agrarias** y a la escuela profesional de **Ingeniería Agrónoma** por ser pieza clave en mi desarrollo profesional*

*Al **Instituto de Investigación para el Desarrollo Sustentable de Ceja de Selva (INDES - CES)** y al proyecto **CEIN CAFÉ**.*

Mi gratitud a todos mis familiares, compañeros (as) y amigos (as) por ser la base social en mi desarrollo personal y profesional.

**AUTORIDADES DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL TORIBIO RODRÍGUEZ DE
MENDOZA DE AMAZONAS**

Ph.D. Jorge Luis Maicelo Quintana

Rector

Dr. Oscar Andrés Gamarra Torres

Vicerrector Académico

Dra. María Nelly Luján Espinoza

Vicerrectora de Investigación

Dr. Erick Aldo Auquiñivin Silva

Decano de la Facultad de Ingeniería y Ciencias Agrarias

VISTO BUENO DE LA ASESORA DE LA TESIS



UNTRM

REGLAMENTO GENERAL
PARA EL OTORGAMIENTO DEL GRADO ACADÉMICO DE
BACHILLER, MAESTRO O DOCTOR Y DEL TÍTULO PROFESIONAL

ANEXO 3-L

VISTO BUENO DEL ASESOR DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

El que suscribe el presente, docente de la UNTRM ()/Profesional externo (), hace constar que ha asesorado la realización de la Tesis titulada MODELO DEL INDICE NORMALIZADO DE VEGETACION (NDVI) EMPLEANDO GOOGLE EARTH ENGINE (GEE) EN ZONAS CAFETALERAS DE RODRIGUEZ DE MENDOZA del egresado NETRO OLIVARES REYNA de la Facultad de INGENIERIA Y CIENCIAS AGRARIAS Escuela Profesional de INGENIERIA AGRONOMA de esta Casa Superior de Estudios.

El suscrito da el Visto Bueno a la Tesis mencionada, dándole pase para que sea sometida a la revisión por el Jurado Evaluador, comprometiéndose a supervisar el levantamiento de observaciones que formulen en Acta en conjunto, y estar presente en la sustentación.

Chachapoyas, 03 de NOVIEMBRE de 2023

Firma y nombre completo del Asesor

LIGIA MAGALI GARCIA ROSERO

VISTO BUENO DEL CO-ASESOR DE LA TESIS



UNTRM

REGLAMENTO GENERAL
PARA EL OTORGAMIENTO DEL GRADO ACADÉMICO DE
BACHILLER, MAESTRO O DOCTOR Y DEL TÍTULO PROFESIONAL

ANEXO 3-L

VISTO BUENO DEL ASESOR DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

El que suscribe el presente, docente de la UNTRM ()/Profesional externo (), hace constar que ha asesorado la realización de la Tesis titulada MODELO DEL ÍNDICE NORMALIZADO DE VEGETACIÓN (NDVI) EMPLEANDO GOOGLE EARTH ENGINE (GEE) EN ZONAS CAFETALERAS DE RODRÍGUEZ DE MENDOZA;

del egresado NETRO OLIVARES REYNA

de la Facultad de INGENIERÍA Y CIENCIAS AGRARIAS

Escuela Profesional de INGENIERÍA AERÓNOMA.

de esta Casa Superior de Estudios.

El suscrito da el Visto Bueno a la Tesis mencionada, dándole pase para que sea sometida a la revisión por el Jurado Evaluador, comprometiéndose a supervisar el levantamiento de observaciones que formulen en Acta en conjunto, y estar presente en la sustentación.

Chachapoyas, 03 de NOVIEMBRE de 2023


Firma y nombre completo del Asesor

SEGUNDO MANUEL OLIVA CRUZ

VISTO BUENO DEL CO-ASESOR DE LA TESIS



ANEXO 3-L

VISTO BUENO DEL ASESOR DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

El que suscribe el presente, docente de la UNTRM ()/Profesional externo (), hace constar que ha asesorado la realización de la Tesis titulada MODELO DEL INDICE NORMALIZADO DE VEGETACION (NDVI) EMPLEANDO GOOGLE EARTH ENGINE (GEE) EN ZONAS CAFETALERAS DE RODRIGUEZ DE MENDOZA del egresado NETRO OLIVARES REYNA de la Facultad de INGENIERIA Y CIENCIAS AGRARIAS Escuela Profesional de INGENIERIA AERONAUTICA de esta Casa Superior de Estudios.

El suscrito da el Visto Bueno a la Tesis mencionada, dándole pase para que sea sometida a la revisión por el Jurado Evaluador, comprometiéndose a supervisar el levantamiento de observaciones que formulen en Acta en conjunto, y estar presente en la sustentación.



Chachapoyas, 03 de NOVIEMBRE de 2023


Firma y nombre completo del Asesor
JARIS ESMARCEL VENEROS GUEVARA

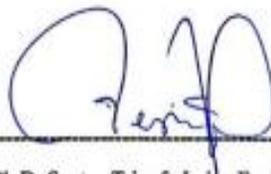
JURADO EVALUADOR DE LA TESIS



Dr. Jorge Alberto Condori Apfata
Presidente



Ms.C. César Guevara Hoyos
Secretario



Ph.D. Santos Triunfo Leiva Espinoza
Vocal

CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS



ANEXO 3-Q

CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

Los suscritos, miembros del Jurado Evaluador de la Tesis titulada:

MODELO DEL INDICE NORMALIZADO DE VEGETACION (INDVI) EMPLEANDO GOOGLE EARTH
EUGENIA (GCE) EN ZONAS CAPEZALINAS DE RODRIGUEZ DE MENDOZA
presentada por el estudiante ()/egresado (x) NEIRO OCIVARES REYNA
de la Escuela Profesional de INGENIERIA AGRONOMA
con correo electrónico institucional 3150673657@untrm.edu.pe

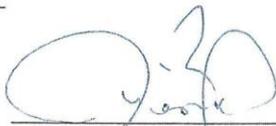
después de revisar con el software Turnitin el contenido de la citada Tesis, acordamos:

- a) La citada Tesis tiene 14 % de similitud, según el reporte del software Turnitin que se adjunta a la presente, el que es menor (x) / igual () al 25% de similitud que es el máximo permitido en la UNTRM.
- b) La citada Tesis tiene _____ % de similitud, según el reporte del software Turnitin que se adjunta a la presente, el que es mayor al 25% de similitud que es el máximo permitido en la UNTRM, por lo que el aspirante debe revisar su Tesis para corregir la redacción de acuerdo al Informe Turnitin que se adjunta a la presente. Debe presentar al Presidente del Jurado Evaluador su Tesis corregida para nueva revisión con el software Turnitin.



Chachapoyas, 16 de Octubre del 2023


SECRETARIO


VOCAL


PRESIDENTE

OBSERVACIONES:

.....
.....

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS



UNTRM

REGLAMENTO GENERAL
PARA EL OTORGAMIENTO DEL GRADO ACADÉMICO DE
BACHILLER, MAESTRO O DOCTOR Y DEL TÍTULO PROFESIONAL

ANEXO 3-S

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

En la ciudad de Chachapoyas, el día 07 de noviembre del año 2023, siendo las 08 horas, el aspirante: Neiro Olivares Reyma, asesorado por Ph.D. Lizia Magali García Rosero defiende en sesión pública presencial () / a distancia () la Tesis titulada: MODELO DEL ÍNDICE NORMALIZADO DE VEGETACIÓN (NDVI) EMPLEANDO GOOGLE EARTH ENGINE (GEE) EN ZONAS CAFETALERAS DE RODRÍGUEZ DE MENDOZA, para obtener el Título Profesional de Ingeniero Agrónomo, a ser otorgado por la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas; ante el Jurado Evaluador, constituido por:

Presidente: Dr. Jorge Alberto Comdoni Apata

Secretario: Dr. Cesar Guevara Hoyos

Vocal: Ph.D. Santos Triunfo Leiva Espinoza

Procedió el aspirante a hacer la exposición de la Introducción, Material y métodos, Resultados, Discusión y Conclusiones, haciendo especial mención de sus aportaciones originales. Terminada la defensa de la Tesis presentada, los miembros del Jurado Evaluador pasaron a exponer su opinión sobre la misma, formulando cuantas cuestiones y objeciones consideraron oportunas, las cuales fueron contestadas por el aspirante.



Tras la intervención de los miembros del Jurado Evaluador y las oportunas respuestas del aspirante, el Presidente abre un turno de intervenciones para los presentes en el acto de sustentación, para que formulen las cuestiones u objeciones que consideren pertinentes.

Seguidamente, a puerta cerrada, el Jurado Evaluador determinó la calificación global concedida a la sustentación de la Tesis para obtener el Título Profesional, en términos de:

Aprobado () por Unanimidad () / Mayoría () Desaprobado ()

Otorgada la calificación, el Secretario del Jurado Evaluador lee la presente Acta en esta misma sesión pública. A continuación se levanta la sesión.

Siendo las 9:06 horas del mismo día y fecha, el Jurado Evaluador concluye el acto de sustentación de la Tesis para obtener el Título Profesional.


SECRETARIO


VOCAL


PRESIDENTE

OBSERVACIONES:

ÍNDICE O CONTENIDO GENERAL

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN DE LA TESIS EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL DE LA UNTRM	ii
DEDICATORIA	iv
AGRADECIMIENTO.....	v
AUTORIDADES DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL TORIBIO RODRÍGUEZ DE MENDOZA DE AMAZONAS	vi
VISTO BUENO DE LA ASESORA DE LA TESIS	vii
VISTO BUENO DEL CO-ASESOR DE LA TESIS.....	viii
VISTO BUENO DEL CO-ASESOR DE LA TESIS.....	ix
JURADO EVALUADOR DE LA TESIS.....	x
CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS.....	xi
ACTA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS	xii
ÍNDICE O CONTENIDO GENERAL	xiii
ÍNDICE DE TABLAS	xv
ÍNDICE DE FIGURAS	xvi
RESUMEN.....	xvii
ABSTRACT	xviii
I. INTRODUCCIÓN	19
II. MATERIALES Y METODOS.....	23
2.1. Ubicación del estudio.....	23
2.2. Metodología.....	25
2.2.1. Identificación y mapeo de pixeles con cultivo de café	25
2.2.2. Descarga de datos de las variables.....	25
2.2.3. Obtención del índice de vegetación normalizado (NDVI) en Climate Engine.org.....	26
2.2.4. Obtención de precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa de predicción de recursos energéticos mundiales (POWER).	27
2.2.5. Construcción de modelo de regresión lineal (ML)	28
2.2.6. Esquema metodológico.....	35

III. RESULTADOS	36
3.1. Tendencias del NDVI en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza en series de tiempo de 2000 -2022.	36
Fuente: Elaboración Propia	37
3.2. Valores para la precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza... ..	48
3.3. Modelo Lineal Según Lugares.	54
IV. DISCUSIONES	72
V. CONCLUSIONES.....	76
VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	77

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Georreferencias de los 12 pixeles en tres zonas cafetaleras _____	25
Tabla 2. Fuentes y fechas de Descarga de las variables de estudio _____	26
Tabla 3. Actividad Fotosintética con sus respectivos Valores de NDVI _____	27
Tabla 4. Análisis descriptivo de variables de tendencia central histórico para NDVI en 12 puntos de georreferencias con cultivo de café. _____	37
Tabla 5. Análisis descriptivo de variables de tendencia central histórico para NDVI en 3 zonas con cultivo de café _____	41
Tabla 6. Análisis de la varianza para NDVI en cultivo de café según pixeles _____	42
Tabla 7. Prueba de Tuckey _____	42
Tabla 8. Análisis de la varianza para NDVI en cultivo de café según lugares _____	43
Tabla 9. Tabla 9. Tabla de prueba Tukey para NDVI en cultivo de café según lugares ____	44
Tabla 10. Prueba T- pareada de los valores históricos para NDVI en 12 puntos de georreferencias con cultivo de café, donde se ve las diferencias de la media entre las tres zonas café. _____	45
Tabla 11. Tendencias de las variables, precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa, en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza en series de tiempo. _____	50
Tabla 12. Tabla de Coeficiente Modelo 1 Sauce _____	56
Tabla 13. Tabla de Coeficiente Modelo 2 Sauce _____	58
Tabla 14. Tabla de Coeficiente Modelo 1 Rumiaco _____	61
Tabla 15. Tabla de Coeficiente Modelo 2 Rumiaco _____	63
Tabla 16. Tabla de Coeficiente de Modelo 3 Rumiaco _____	65
Tabla 17. Tabla de Coeficiente de Modelo 1 Huambo _____	68
Tabla 18. Tabla de Coeficiente Modelo 2 Huambo _____	71

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Mapa de Ubicación de tres zonas cafetaleras en la provincia de Rodríguez de Mendoza de la Región de Amazonas. _____	24
Figura 2. Esquema metodológico para obtención de NDVI, precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud en tres zonas cafetaleras en la provincia de Rodríguez de Mendoza de la región Amazonas. _____	35
Figura 3. Representación gráfica del Análisis descriptivo de variables de tendencia central histórico para NDVI en 12 puntos de georreferencias con cultivo de café _____	38
Figura 4. NDVI Value _____	41
Figura 5. Histograma de NDVI para los 12 pixeles de zona de estudio _____	43
Figura 6. Representación gráfica del Análisis descriptivo de variables precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa, en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza en series de tiempo _____	53

RESUMEN

El índice normalizado de vegetación (NDVI) es de vital importancia para la investigación en los procesos de los cambios climáticos. El café es uno de los cultivos que está sufriendo por estos efectos climáticos. Por lo tanto, la presente investigación tuvo por objetivos: a) determinar tendencias del NDVI en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza 2000-2022; b) Registrar Valores para la Precipitación, Temperatura Máxima y Mínima, Humedad Relativa y Altitud y c) Construir modelos lineales (ML) para las tres zonas cafetaleras de la provincia de Rodríguez de Mendoza. Para ello, se realizó la descarga de datos para las variables, desde Climate Engine de Google Earth Engine (GEE) para NDVI y Power Nasa (Variables climáticas). En ese Contexto, se usaron las medidas de tendencia central para los valores históricos de toda la data, para ver diferencias significativas entre pixeles y entre lugares, se realizaron pruebas de ANOVA para NDVI. Así mismo, para la construcción de los modelos fue a través del programa R Studio, en donde se validaron los coeficientes para determinar el mejor modelo en cada lugar. Resultó que, en los 12 pixeles evaluados las tendencias de NDVI son variadas según cada pixel y según cada lugar, mostrando diferencias significativas entre las mismas. En ese sentido, los modelos lineales generales se lograron construir de la siguiente manera: Sauce: $1.5037778 \text{ NDVI} = 0.0144962\text{TMAX} + (-0.0103273\text{TMIN}) + 0.0043354\text{H} + (-0.0008636\text{ALT})$; Rumiaco: $0.3052925\text{NDVI} = 0.0156559\text{TMAX} + -0.0148322\text{TMIN} + 0.0035842\text{H}$; Huambo: $1.0137\text{NDVI} = 1.037\text{TMAX} + -5.789\text{TMIN} + 4.013\text{H} + -6.291\text{ALT}$.

Palabras Claves: NDVI; Café; Google Earth Engine; Modelo de Regresión Lineal; Rodríguez de Mendoza

ABSTRACT

The normalized difference vegetation index (NDVI) is of vital importance for research on climate change processes. Coffee is one of the crops that is suffering from these climatic effects. Therefore, the present research had the following objectives: a) to determine NDVI trends in coffee growing areas of the Province of Rodriguez de Mendoza 2000-2022; b) to record values for Precipitation, Maximum and Minimum Temperature, Relative Humidity and Altitude and c) to construct linear models (ML) for the three coffee growing areas of the Province of Rodriguez de Mendoza. To do so, data for the variables were downloaded from Google Earth Engine (GEE) Climate Engine for NDVI and Power Nasa (Climate Variables). In this context, measures of central tendency were used for the historical values of all the data, to see significant differences between pixels and between locations, ANOVA tests were performed for NDVI. Likewise, the construction of the models was done through the R Studio program, where the coefficients were validated to determine the best model for each location. It turned out that, in the 12 pixels evaluated, the NDVI trends varied according to each pixel and according to each location, showing significant differences between them. In this sense, the general linear models were constructed as follows: Sauce: $1.5037778 \text{ NDVI} = 0.0144962 \text{ TMAX} + (-0.0103273 \text{ TMIN}) + 0.0043354 \text{ H} + (-0.0008636 \text{ ALT})$; Rumiaco: $0.3052925 \text{ NDVI} = 0.0156559 \text{ TMAX} + -0.0148322 \text{ TMIN} + 0.0035842 \text{ H}$; Huambo: $1.013737 \text{ NDVI} = 1.037 \text{ TMAX} + -5.789 \text{ TMIN} + 4.013 \text{ H} + -6.291 \text{ ALT}$.

Key words: NDVI; coffee; Google Earth Engine; Linear Regression Model; Rodriguez de Mendoza

I. INTRODUCCIÓN

La vegetación y el clima son aspectos importantes de la investigación ecológica y ambiental (Liu et al., 2020). Es por ello, que comprender la interacción atmósfera-superficie terrestre es fundamental para aclarar las respuestas y retroalimentaciones de los ecosistemas terrestres al cambio climático (W. Zhao et al., 2020).

El método tradicional de visitar el campo y encuestar a los agricultores para estimar el rendimiento de los cultivos o adquirir datos agrometeorológicos se ha considerado poco práctico, especialmente en los casos en que los campos no son fácilmente accesibles (Shrestha et al., 2016). Actualmente, plataformas como Google Earth Engine (GEE) permiten a los usuarios aprovechar su potencia informática y la movilidad de una solución basada en la nube (Villavicencio et al., 2018); es decir, procesar datos de grandes satélites para abrir una nueva frontera de posibilidades y aplicaciones (Lasaponara et al., 2022). En este sentido, se puede decir que GEE permite abordar de manera efectiva los desafíos del análisis de big data (Amani et al., 2020). En general, GEE es una plataforma ideal para el modelado agrícola y ambiental a gran escala basado en diversos conjuntos de datos geoespaciales (Tamiminia et al., 2020; C. Zhang et al., 2020), ya que permite abordar una variedad de problemas sociales de alto impacto como la deforestación, sequía, desastres, enfermedades, seguridad alimentaria, gestión del agua, monitoreo del clima y protección del medio ambiente (Gorelick et al., 2017a).

Así mismo utilizamos una plataforma paralela de computación llamado Climate Engine (<http://ClimateEngine.org>) (Hausner et al., 2018) que trabaja bajo en entorno de Google Earth Engine, permitiendo a acceder a muchas colecciones de datos climáticos a nivel mundial (Huntington et al., 2017a). Calculándose el NDVI en el mismo Climate Engine utilizando colecciones de Landsat del servicio Ecológico de EE. UU alojadas en GEE (USGS) (Gorelick et al., 2017b). Climate Engine aplica automáticamente máscaras de nubes que proporciona colecciones de reflectancia en la superficie de imágenes Landsat para el enmascaramiento de datos de NDVI promediados espacial y temporalmente (Foga et al., 2017).

En tanto, para la descarga de los datos climáticos que se utiliza en esta investigación, fueron descargados de predicción de recursos energéticos mundiales (Power) plataforma de la NASA (<https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>) quien dispone registros climáticos en periodos mayores de 22 años (Choque Tarqui, 2021) a través de su programa de investigación (<https://science.nasa.gov/earth-science/programs/research-analysis>) estos proporcionan datos importantes climáticos de la tierra (Sergio Vilchez Mendoza et al., 2020)

En ese contexto, uno de los métodos de clasificación importantes que se utilizan ampliamente para detectar cambios en la cobertura y el uso de la tierra es el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) (Aburas et al., 2015). El NDVI por sus siglas en inglés (Normalized Difference Vegetation Index), proviene de la respuesta de las plantas en relación con el espectro electromagnético y se aplica para el monitoreo de la vegetación en tiempo como espacio (Cesar Augusto et al., 2017).

El NDVI ha sido el índice más utilizado en la dinámica de la vegetación y estudios ambientales (Dagnachew et al., 2020; Fan & Liu, 2016). Es por ello, que se le consideran la técnica más eficaz y utilizada en la evaluación del rendimiento de los cultivos y pueden proporcionar una evaluación a nivel de campo (Shrestha et al., 2016). Simultáneamente, teniendo como valores R que representa la banda roja, IRc la banda de infrarrojo cercano, cuyo resultado oscila entre -1,0 y +1,0 (Saura et al., 2019).

Muchos estudios han revelado que NDVI es de vital importancia para la investigación de los procesos de la superficie del suelo y los cambios climáticos (Peng et al., 2019). Además, estudios recientes han indicado que tiene impacto positivo en la caracterización fenológica mensual de cultivo de trigo, durante la temporada de siembra, pico altos y época de cosecha (Tiwari et al., 2020). Así mismo, Martín-Ortega et al, (2020) utilizaron el NDVI y otros índices como EVI (Índice de Vegetación Mejorada) e IC (Índice de Iluminación) para evaluar los patrones espacio temporales sobre un bosque tropical durante un periodo de tiempo. Del mismo modo, Ghosh et al, (2021) analizó el NDVI y otros índices más como GPP, EVI, LAI, FAPAR para encontrar el indicador del Índice

de Gravedad de la Sequía de Palmer (PDSI) en áreas vegetativas y otros ecosistemas terrestres a largo plazo.

El NDVI es empleado en diferentes investigaciones. Por ejemplo, Singh et al, (2021) determinó el estrés hídrico para mejorar el uso del agua en los cultivos a fin de limitar el daño fisiológico y la reducción del rendimiento. Gaw & Richards, (2021) utilizaron NDVI para el estudio de tendencias temporales, como un indicador de madurez de la vegetación en tierras recuperadas a lo largo de los años (entre 1988 a 2015). Por otra parte, Polk et al, (2020) evaluó el cambio del paisaje del Perú, mostrando sitios con tendencias positivas y negativas en el NDVI. Por tanto, valores de NDVI, pueden ayudar a reconocer la presencia de vegetación en el territorio, reconocer ciertas estructuras vegetales, analizar series temporales de crecimiento de cultivos e incluso reconocer vegetación dañada por el impacto provocado por incendios (Peña & Ulloa, 2017). Sin embargo, se debe señalar que las variables climáticas como la temperatura pueden tener un efecto mayor en el NDVI (Muir et al., 2021; Rasul et al., 2020).

En ese sentido, la construcción de modelos que nos permita inferir valores basados en otros factores climáticos es crucial. Es por ello, que para esta investigación se utilizó el Modelo Llamado Regresión Lineal (LM), siendo útil para predecir una respuesta cuantitativa y comprender relaciones entre variables (Balconi et al., 2010). Es un método que se utiliza para la estimación de mínimos cuadrados, teniendo diferentes formas de mostrar el resultado de un modelo (Babar et al., 2021). Al escoger este modelo para sus análisis de la información tenemos en cuenta que el promedio de la variable dependiente se incrementa o se disminuye conforme se incrementa o se disminuye la variable independiente, existiendo una relación entre las variables de cada pixel (Palacios-Cruz et al., 2013).

Por otro lado, el café sigue la ruta fotosintética C3 o ciclo de Calvin, conocido como fase de bioquímica, productividad, crecimiento y el rendimiento de la biomasa vegetal dependen de los carbohidratos producidos mediante la fotosíntesis (Gómez Gil, 2012). Por tanto, valores de NDVI, pueden ayudar a reconocer la presencia de vegetación en el territorio, reconocer ciertas estructuras vegetales, analizar series temporales de

crecimiento de cultivos e incluso reconocer vegetación dañada por el impacto provocado por incendios (Peña & Ulloa, 2017).

Por lo tanto, esta investigación determinó un Modelo de regresión lineal que permita estimar el Índice Normalizado de Vegetación (NDVI), usando inferencia de valores de series de tiempo de las variables: Precipitación, Temperatura Máxima, Temperatura Mínima, Humedad Relativa y Altitud, usando la plataforma Google Earth Engine (GEE) en las 3 zonas cafetaleras de Rodríguez de Mendoza (2000 – 2022). Finalmente, se pretende que los resultados sirvan para tomar decisiones estratégicas de manejo integrado de cultivo, basados en índices de vegetación.

II. MATERIAL Y METODOS

2.1. Ubicación del estudio

Amazonas, se ubica parte norte del Perú con una población total de 379.384 habitantes (9,6 hab./km²) y una geolocalización de 3°0'–7°2' S y 77°0'–78°42' W, ubicada entre 120 y 4400 m.s.n.m, con un clima cálido y húmedo. Así mismo, se caracteriza por tener mayor diversidad sociocultural y biofísica para la cadena agrícola del cultivo de café, entre otros cultivos (López et al., 2020). La provincia de Rodríguez de Mendoza representa el 20,25 % del área total de Amazonas, teniendo una extensión territorial de 2359,39 Km² y está ubicada a 1300 m.s.n.m, con una geolocalización de 6° 23' 17" S, 77° 29' 11" O (S. T. Leiva-Espinoza et al., 2017).

La presente investigación, se desarrolló en 12 pixeles, registrados con cultivos de café en la Región Amazonas, correspondientes a Rumiaco (4pixeles), Omia (4pixeles), y Sauce (4pixeles) (Gorelick et al., 2017a)

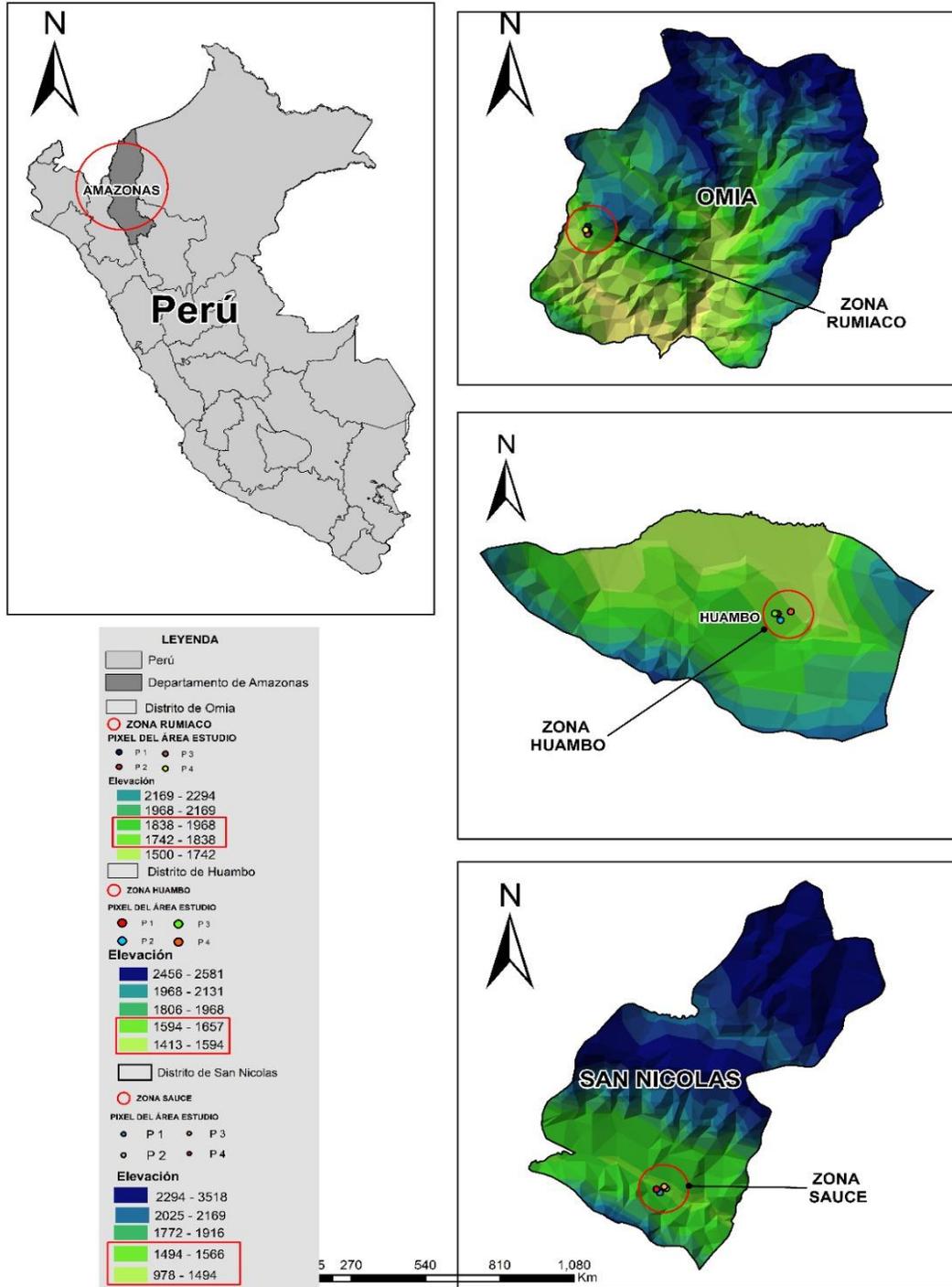
Rumiaco se encuentra ubicada en una latitud 6° 23' 26.8" S y longitud 77° 24' 42.2" W, el distrito de Huambo se encuentra situado a 06°26.202" de latitud sur y 77°31.467" de longitud oeste a una altitud de 1 675 m.s.n.m y Sauce se encuentra ubicada en una latitud 6° 24' 46" S y longitud 77° 27' 27" W (INEI, 2018).

Las tres zonas de estudio de la provincia de Rodríguez de Mendoza presentan todo el año climas de tipo lluvioso, muy húmedo y templado, con una temperatura máxima que oscila entre 25 °C a 29 °C y temperatura mínima que oscila de 11 °C a 17 °C con una precipitación anual de 1200 mm y 3000 mm aproximadamente, una altitud de 2000 m.s. n.m. y 1000 m.s.n.m. del flanco oriental de la cordillera de los Andes (SENAMHI, 2020)

Amazonas en Perú es una región líder en producción de cultivo de café, con un promedio anual de 1046 kg/ha aproximadamente (Ferrer Tarazona & Vargas Paita, 2023), dentro de ello se encuentra Rodríguez de Mendoza, ocupando una de las cuatro mejores provincias de amazonas productoras de café, produciendo 25, 000 toneladas al año aproximadamente, con un rendimiento promedio anual de 700 y 1250 kg/ha (López et al., 2020).

Figura 1

Mapa de Ubicación de tres zonas cafetaleras en la provincia de Rodríguez de Mendoza de la Región de Amazonas.



La selección de las 3 zonas cafetaleras utilizando la herramienta de ArcGis 10.8 se realizó de la siguiente manera: llamada Arc Toolbox: Data Management Tools - Feature Class - Create Random Points en formato Shape.

2.2. Metodología.

2.2.1. Identificación y mapeo de píxeles con cultivo de café

La recopilación de datos se realizó al azar en tres zonas cafetaleras (Rumiaco, Huambo y Sauce) de la provincia de Rodríguez de Mendoza (Amazonas), con la tecnología de un sistema de posicionamiento global (GPS) (William & Pingus, 2017). Se georreferenciaron 4 píxeles de cada zona, con un total de 12 píxeles.

Tabla 1

Georreferencias de los 12 píxeles en tres zonas cafetaleras

DISTRITOS	ZONAS	PIXEL	LONGITUD	LATITUD	ALTITUD
OMIA	RUMIACO	PIXEL 1	0233005	9290051	1787 msnm
		PIXEL 2	0233070	9289701	1838 msnm
		PIXEL 3	0232992	9289615	1742 msnm
		PIXEL 4	0232904	9289859	1742 msnm
HUAMBO	HUAMBO	PIXEL 1	0221555	9288007	1625 msnm
		PIXEL 2	0221651	9287774	1657 msnm
		PIXEL 3	0221454	9288018	1633 msnm
		PIXEL 4	0222007	9288083	1594 msnm
SAN NICOLÁS	SAUCE	PIXEL 1	0228435	9290106	1512 msnm
		PIXEL 2	0228674	9290285	1495 msnm
		PIXEL 3	0228605	9290360	1516 msnm
		PIXEL 4	0228293	9290245	1566 msnm

2.2.2. Descarga de datos de las variables

En la presente investigación se utilizaron 2 plataformas computacionales, donde se incluyó información de 6 variables (NDVI, precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud).

De esta manera, para la variable: NDVI fue descargada de la aplicación de computación en la nube Climate Engine.org (<https://www.climateengine.org/>).

La data diaria de las variables: precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud. Se obtuvo del visor de acceso de datos: POWER, mismo que contiene parámetros relacionados con la meteorología y la energía solar (<https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>).

Tabla 2

Fuentes y fechas de Descarga de las variables de estudio

Variable	Fuente de descarga	Fecha inicial de descarga	Fecha final de descarga	Número de datos descargados	Número de datos utilizados
NDVI	https://www.climateengine.org/	2/04/2000	25/12/2022	R= 321	R= 321
				H= 562	H= 562
				S= 459	S= 459
Precipitación anual	https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/	2/04/2000	25/12/2022	R= 8401	R= 8401
				H= 8401	H= 8401
				S= 8401	S= 8401
Temperatura Máxima	https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/	2/04/2000	25/12/2022	R= 8401	R= 8401
				H= 8401	H= 8401
				S= 8401	S= 8401
Temperatura Mínima	https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/	2/04/2000	25/12/2022	R= 8401	R= 8401
				H= 8401	H= 8401
				S= 8401	S= 8401
Humedad Relativa	https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/	2/04/2000	25/12/2022	R= 8401	R= 8401
				H= 8401	H= 8401
				S= 8401	S= 8401

R=Rumiaco, H= Huambo, S= Sauce

2.2.3. Obtención del índice de vegetación normalizado (NDVI) en Climate Engine.org.

Gracias a Climate Engine.org (<https://www.climateengine.org/>) impulsado por Google Earth Engine, se obtuvo el NDVI (Hausner et al., 2018). Fueron procesados y descargados, espacial y temporalmente valores promedios de NDVI mensuales derivados de Landsat 5, 7, 8 y 9 de 30 m, para los 12 pixeles de las tres zonas cafetaleras de la provincia de Rodríguez de Mendoza (Rumiaco, Huambo y Sauce), para 22 años, desde el año 2000 hasta el 2022.

Climate Engine utiliza automáticamente las máscaras de nubes proporcionadas por las colecciones de reflectancia de superficie Landsat (Carlos Alvarado, 2019). Así mismo, el índice de vegetación normalizado (NDVI) se calculó utilizando las

colecciones de productos de reflectancia de superficie Landsat del USGS. (USGS) En Google Earth Engine (Huntington et al., 2017).

Se utilizó el NDVI para el monitoreo del largo plazo, que pueden reflejar cambios de cobertura vegetal a largo de los años, utilizando datos de banda infrarroja e infrarroja cercana (Ferrer et al., 2020; H. Zhao et al., 2022) como:

$$NDVI = \frac{R_{nir} - R_{red}}{R_{nir} + R_{red}}$$

Dónde R_{nir} es la reflectancia de la banda del infrarrojo cercano; R_{red} es la reflectancia de la banda roja; R_{nir} y R_{red} corresponden a las bandas de las imágenes de Sentinel 5, 7, 8 y 9.

Tabla 3

Actividad Fotosintética con sus respectivos Valores de NDVI

Actividad Fotosintética	Valores de NDVI
Nula	>0
Baja	0.1 a 0.2
Moderadamente Baja	0.21 a 0.4
Moderada	0.41 a 0.6
Moderadamente Alta	0.61 a 0.8
Alta	0.81 a 1

Fuente: (Souza et al., 2020)

2.2.4. Obtención de precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa de predicción de recursos energéticos mundiales (POWER).

Los datos climáticos diarios de precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa fueron descargados de predicción de recursos energéticos mundiales (Power) (<https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>), es una versión del sistema de asimilación de datos del Sistema de Observación de la Tierra Goddard (GEOS) de la NASA. La resolución de los datos de precipitación de IMERG es una cuadrícula global de latitud/longitud de $0,1^\circ \times 0,1^\circ$ (aproximadamente 10 km), para los 22 años (2000 – 2022).

2.2.5. Construcción de modelo de regresión lineal (ML)

Para la elaboración de un modelo de regresión lineal (ML) se realizó en la aplicación de R Studio, para el NDVI en los 12 pixeles georreferenciado en las zonas Cafetaleras, en función de covariables como precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud para cada uno de los pixeles (12), en una serie de tiempo (2000 – 2022) considerando un Modelo Lineal (ML) comparamos las funciones de enlace logarítmica y de raíz cuadrada para ajustar el modelo a nuestros datos, finalmente aplicamos regresiones por paso basados en el criterio de información de Akaike (AIC) para seleccionar el mejor modelo, esto parra cada pixel georreferenciado.

El modelo lineal, es un modelo matemático que se fundamenta en la ecuación $Y=A+B+C+D+E+....$. En donde $Y=$ NDVI: A, B, C, D Y D son variables precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud (Sandra Patricia Galarza Torres. et al., 2019). El modelo lineal se ajusta a los datos mediante al comando `lm` de R, con varios niveles, que se define un factor la variable independiente, a ellos se verifica que las variables estén bien configuradas desde el data histórica (Lorenzo, 2022). Así mismo, dicho modelo no es válido si no se comprueba dicha normalidad, mediante Akaike (AIC) o mediante el P – value de la tabla. Mencionando que el AIC sean menores de dos unidades la diferencia entre los modelos se opta por P value de la variable que revela el nivel de significancia de la relación entre las variables de estudio (Daniel Guillermo Cavaller Riva et al., 2011). Todos los análisis se realizaron en R Studio.

Construcción del Modelo Lineal para los tres lugares, según variables.

Construcción del Modelo 1 para Sauce

Realizamos el primer modelo aditivo para la zona de Sauce, con las variables de NDVI, Temperatura máxima y mínima, precipitación, humedad relativa y altitud (2000 – 2022).

```
> m1=lm  
(Sauce$NDVI~Sauce$TMAX+Sauce$TMIN+Sauce$PP+Sauce$H+Sauce$ALT)
```

```
> m1
```

Se utiliza el comando lm de R Studio para desarrollar el modelo.

Call:

```
Lm (formula = Sauce$NDVI ~ Sauce$TMAX + Sauce$TMIN + Sauce$PP +  
Sauce$H + Sauce$ALT)
```

Coefficients:

(Intercept)	Sauce\$TMAX	Sauce\$TMIN	Sauce\$PP	Sauce\$H	Sauce\$ALT
1.493164	0.014496	-0.010135	-0.001998	0.004453	-0.000863

```
> summary(m1)
```

Call:

```
lm(formula = Sauce$NDVI ~ Sauce$TMAX + Sauce$TMIN + Sauce$PP +  
Sauce$H + Sauce$ALT)
```

Construcción del Modelo 2 Sauce según variables

Realizamos el segundo modelo

```
> m2= lm (Sauce$NDVI~Sauce$TMAX+Sauce$TMIN+Sauce$H+Sauce$ALT)
```

```
> m2
```

Call:

```
lm(formula = Sauce$NDVI ~ Sauce$TMAX + Sauce$TMIN + Sauce$H +  
Sauce$ALT)
```

Coefficients:

```
(Intercept) Sauce$TMAX  Sauce$TMIN  Sauce$H  Sauce$ALT
```

```
1.5037778  0.0144962 -0.0103273  0.0043354 -0.0008636
```

```
> summary(m2)
```

Call:

```
lm(formula = Sauce$NDVI ~ Sauce$TMAX + Sauce$TMIN + Sauce$H +  
Sauce$ALT)
```

Construcción del Modelo Para Rumiaco según variables

Construcción del Modelo 1 Rumiaco

Realizamos el primer modelo aditivo para la zona de Rumiaco, con las variables de NDVI, Temperatura máxima, mínima, precipitación, humedad relativa y altitud. (2000 – 2022).

```
>m1=lm(Rumiacu$NDVI~Rumiacu$TMAX+Rumiacu$TMIN+Rumiacu$PP+Rumiacu$H+Rumiacu$ALT)
```

```
> m1
```

Se utiliza el comando lm de R Studio para desarrollar el modelo.

Call:

```
lm(formula = Rumiacu$NDVI ~ Rumiacu$TMAX + Rumiacu$TMIN +  
Rumiacu$PP + Rumiacu$H + Rumiacu$ALT)
```

Coefficients:

```
(Intercept) Rumiacu$TMAX  Rumiacu$TMIN  Rumiacu$PP  Rumiacu$H  
Rumiacu$ALT
```

```
0.7900489  0.0156008   -0.0145482  -0.0012720   0.0037097  -  
0.0003034
```

```
> summary(m1)
```

Call:

```
lm(formula = Rumiacu$NDVI ~ Rumiacu$TMAX + Rumiacu$TMIN +
Rumiacu$PP +
Rumiacu$H + Rumiacu$ALT)
```

Modelo 2 Rumiaco

Realizamos el segundo modelo.

```
>
m2=lm(Rumiacu$NDVI~Rumiacu$TMAX+Rumiacu$TMIN+Rumiacu$H+Rumiacu
$ALT)
```

```
> m2
```

Call:

```
lm(formula = Rumiacu$NDVI ~ Rumiacu$TMAX + Rumiacu$TMIN +
Rumiacu$H +
Rumiacu$ALT)
```

Coefficients:

(Intercept)	Rumiacu\$TMAX	Rumiacu\$TMIN	Rumiacu\$H	Rumiacu\$ALT
0.808621	0.015610	-0.014714	0.003592	-0.000309

```
> summary(m2)
```

Call:

```
lm(formula = Rumiacu$NDVI ~ Rumiacu$TMAX + Rumiacu$TMIN +
Rumiacu$H +
Rumiacu$ALT)
```

Construcción del Modelo 3 Rumiaco

Realizamos el tercer modelo

```
> m3=lm(Rumiacu$NDVI~Rumiacu$TMAX+Rumiacu$TMIN+Rumiacu$H)
```

```
> m3
```

Call:

```
lm(formula = Rumiacu$NDVI ~ Rumiacu$TMAX + Rumiacu$TMIN +  
Rumiacu$H)
```

Coefficients:

(Intercept)	Rumiacu\$TMAX	Rumiacu\$TMIN	Rumiacu\$H
0.305293	0.015656	-0.014832	0.003584

```
> summary(m3)
```

Call:

```
lm(formula = Rumiacu$NDVI ~ Rumiacu$TMAX + Rumiacu$TMIN +  
Rumiacu$H)
```

Construcción del Modelo Para Huambo

Construcción del Modelo 1 Huambo

Realizamos el primer modelo aditivo para la zona de Huambo, con las variables de NDVI, Temperatura máxima, mínima, precipitación, humedad relativa y altitud. (2000 – 2022).

```
> m1
```

Se utiliza el comando lm de R Studio para desarrollar el modelo.

Call:

```
lm(formula = Huambo$NDVI ~ Huambo$TMAX + Huambo$TMIN +  
Huambo$PP + Huambo$H + Huambo$ALT)
```

Coefficients:

(Intercept)	Huambo\$TMAX	Huambo\$TMIN	Huambo\$PP	Huambo\$H
Huambo\$ALT	1.2409492	0.0104146	-0.0057049	-0.0008437
	0.0040662	-0.0006289		

```
> summary(m1)
```

Call:

```
lm(formula = Huambo$NDVI ~ Huambo$TMAX + Huambo$TMIN + Huambo$PP +  
Huambo$H + Huambo$ALT)
```

Construcción del Modelo 2 Huambo.

Realizamos el segundo modelo

```
>  
m2=lm(Huambo$NDVI~Huambo$TMAX+Huambo$TMIN+Huambo$H+Huambo  
$ALT)
```

```
> m2
```

Call:

```
lm(formula = Huambo$NDVI ~ Huambo$TMAX + Huambo$TMIN + Huambo$H +  
Huambo$ALT)
```

Coefficients:

(Intercept)	Huambo\$TMAX	Huambo\$TMIN	Huambo\$H	Huambo\$ALT
1.2465684	0.0103711	-0.0057894	0.0040128	-0.0006291

```
> summary(m2)
```

Call:

```
lm(formula = Huambo$NDVI ~ Huambo$TMAX + Huambo$TMIN + Huambo$H +  
Huambo$ALT)
```

2.1.1. Análisis estadístico

Los resultados del análisis estadístico fueron presentados por píxeles (12) y por zonas (3). Para determinar tendencias de las variables NDVI, precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa, en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza en series de tiempo, se caracterizaron las desviaciones estándar, valores máximos, mínimos y estándar del número total de píxeles y por zonas (Ocampo López et al., 2020).

Respecto a los valores de NDVI para las tres zonas cafetaleras de la provincia de Rodríguez de Mendoza, se analizaron a través del coeficiente de variación (**CV = desviación estándar / media aritmética x 100**) (Gutiérrez et al., 2023). La media estadística se determinó en función de la distribución de los píxeles (12) georreferencias del cultivo de café y zonas (3) y en relación con la media del NDVI

calculado. Así mismo, para analizar la relación entre las variables se realizaron gráficos de dispersión para obtener el coeficiente de correlación método estadístico que refleja la dependencia entre dos variables (Pincay Menéndez et al., 2022). Seguidamente, se llevó a cabo la elaboración de box plots, siendo un gráfico de visualizar rápidamente la dispersión de una serie de datos (Avdan & Jovanovska, 2016).

A continuación, se realizó una fórmula estadística (ANOVA), para comparar estadísticamente las tres zonas de estudio (Rumiaco, Huambo y Sauce) y zonas (12), mediante un análisis de varianza, seguido post hoc por diferencia significativa honesta de Tukey (Tukey – HSD), Se compararon las tres zonas, mediante una prueba t, en ello con un valor significativo a $P < 0,05$ (Gurvich & Naumova, 2021). Se trata de un procedimiento estadístico de comparación múltiple para evaluar medias múltiples, en el que no son necesarias suposiciones sobre la distribución, el tamaño de la muestra o la homogeneidad de la varianza (Cuba Maury Toledo & Científico Técnico, 2010).

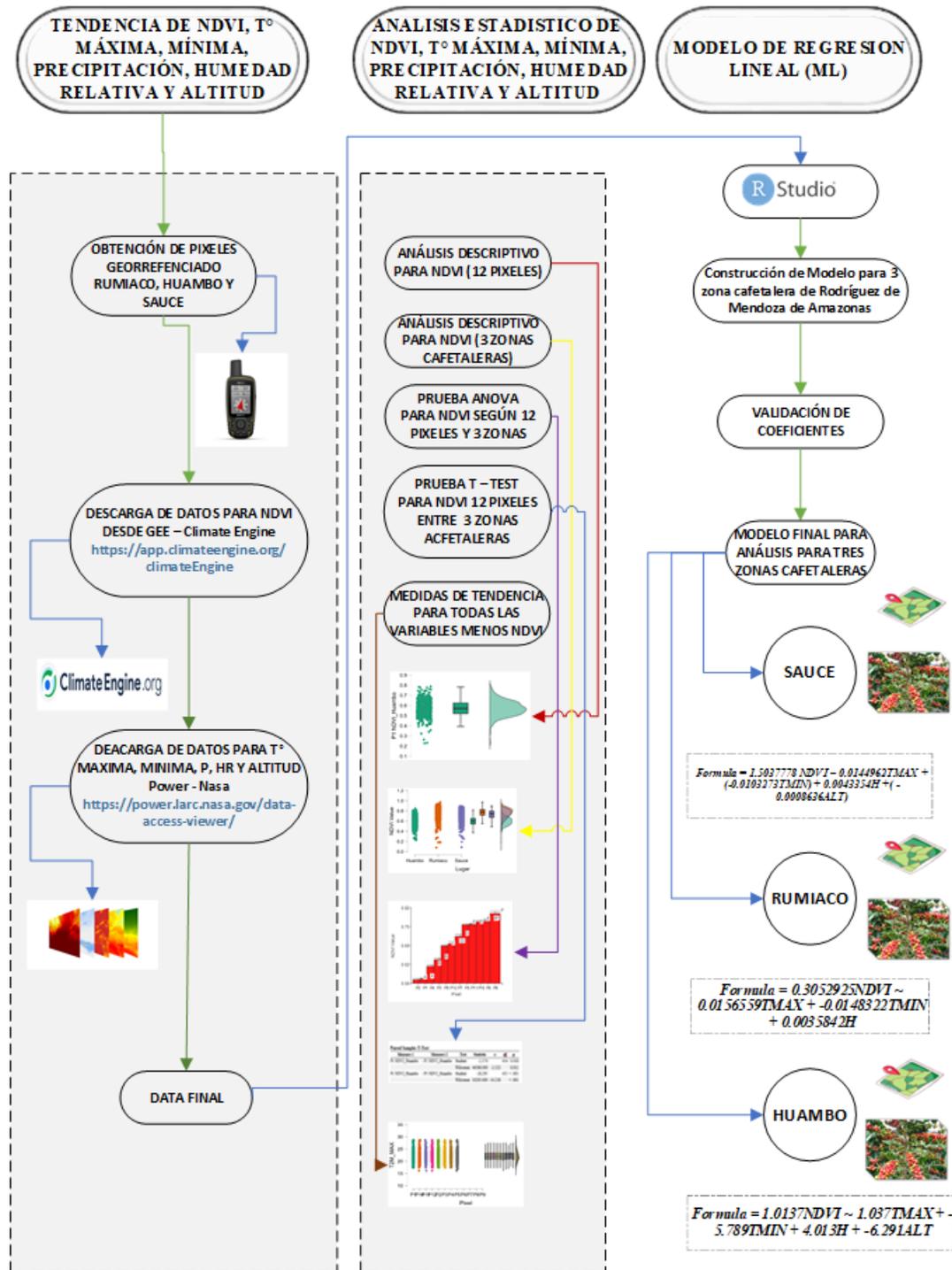
Luego, se realizó Paired Samples T-Test (Rietveld & van Hout, 2017) para los 12 píxeles de las 3 zonas de estudio, donde se analiza los 12 píxeles tomados en tres zonas diferentes, bajo un enfoque de control en condición experimental, con la prueba Wilcoxon que clasifica valores absolutos entre las zonas de estudio.

En el tercer objetivo se realizó un modelo de regresión lineal (LM) del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), en función de variables climáticas como precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud. Donde NDVI es el valor del NDVI que se deseó predecir y las variables climáticas son los coeficientes de regresión que indican cómo cada variable climática influye en el NDVI. Así mismo, (**) representa el error residual, que es la diferencia entre el valor observado del NDVI y el valor predicho por el modelo.

2.2.6. Esquema metodológico

Figura 2

Esquema metodológico para obtención de NDVI, precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud en tres zonas cafetaleras en la provincia de Rodríguez de Mendoza de la región Amazonas.



III. RESULTADOS

3.1.Tendencias del NDVI en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza en series de tiempo de 2000 -2022.

La Tabla 4, muestra los valores para un análisis descriptivo del Índice de Vegetación Normalizado (NDVI) histórico de 12 pixeles, seleccionados en las tres zonas (Huambo, Rumiaco y Sauce) de la Provincia de Rodríguez de Mendoza.

El mayor valor de datos históricos se representó en el pixel N°1 (NDVI Huambo) con 562 datos históricos del 02 de febrero del 2000 al 25 de diciembre del 2022. El menor valor de dato histórico se representó en el pixel N°7 (NDVI Rumiaco) con 197 datos históricos del 02 de febrero del 2000 al 25 de diciembre del 2022.

Se aprecia que, para los valores de media, el valor mayor representa en el pixel N° 8 (NDVI Rumiaco) con 0.799 de índice, y el valor menor en el pixel N° 2 (NDVI Huambo) con 0.571 de índice. También se puede mencionar el valor mayor de desviación estándar representa el pixel N° 5 (NDVI Rumiaco) con 0.108 y el valor menor representa el pixel N° 4 (NDVI Huambo) con 0.060 de valor de índice. Así mismo, con respecto al coeficiente de variación el valor mayor representa en el pixel N° 2 (NDVI Huambo) con 0.146 y el valor menor en el pixel N° 4 (NDVI Huambo) con 0.097. En otro lado con respecto al error estándar, el valor mayor representa en el pixel N° 8 (NDVI Rumiaco), con 0.009 y el valor menor representa el pixel N° 1 y 4 (NDVI Huambo), con 0.003 de valor de índice.

Tabla 4

Análisis descriptivo de variables de tendencia central histórico para NDVI en 12 puntos de georreferencias con cultivo de café.

Descriptives

	N	Mean	SD	SE	Coefficiente de variación
P1 NDVI Huambo	562	0.573	0.078	0.003	0.136
P2 NDVI Huambo	455	0.571	0.083	0.004	0.146
P3 NDVI Huambo	436	0.641	0.077	0.004	0.121
P4 NDVI Huambo	317	0.617	0.060	0.003	0.097
P5 NDVI Rumiaco	321	0.759	0.108	0.006	0.143
P6 NDVI Rumiaco	265	0.772	0.103	0.006	0.134
P7 NDVI Rumiaco	197	0.720	0.095	0.007	0.132
P8 NDVI Rumiaco	140	0.799	0.104	0.009	0.130
P9 NDVI Sauce	459	0.687	0.098	0.005	0.143
P10 NDVI Sauce	378	0.771	0.085	0.004	0.110
P11 NDVI Sauce	317	0.760	0.084	0.005	0.110
P12 NDVI Sauce	253	0.695	0.093	0.006	0.133

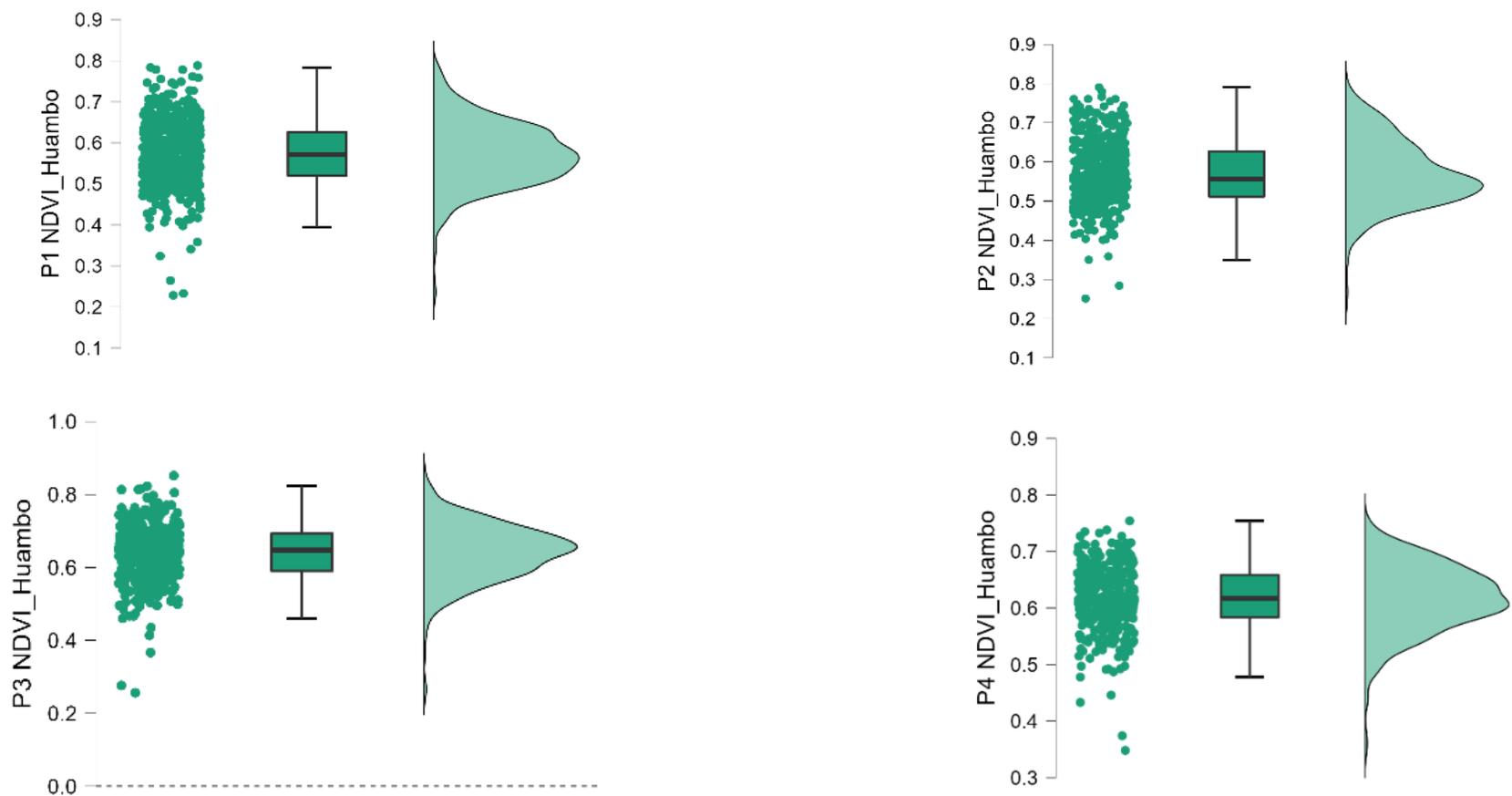
Fuente: Elaboración Propia

Nota: SD: Desviación Estándar, SE: Error Estándar.

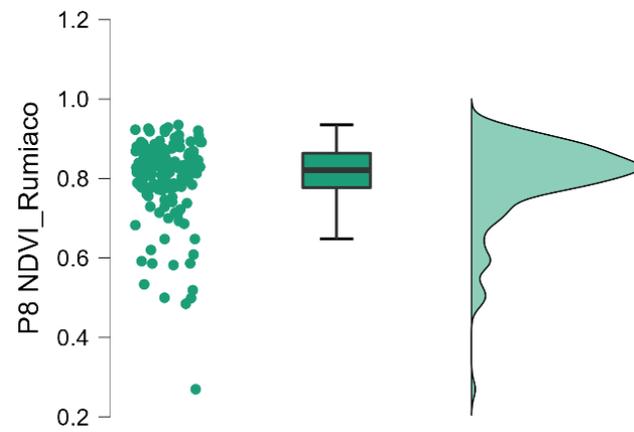
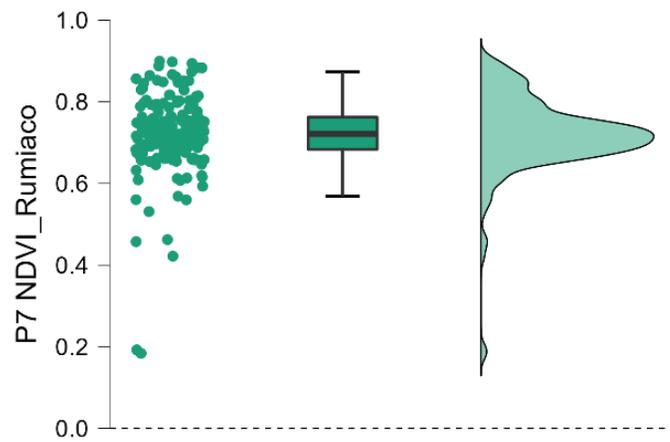
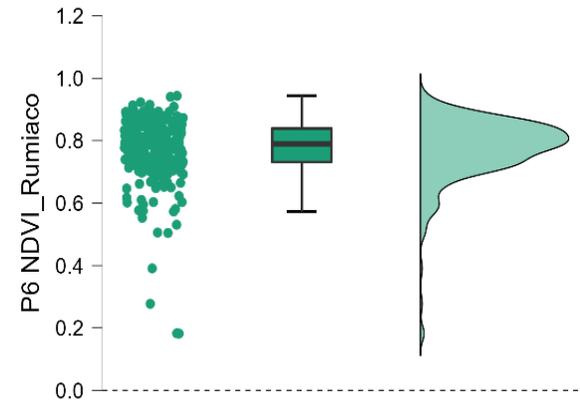
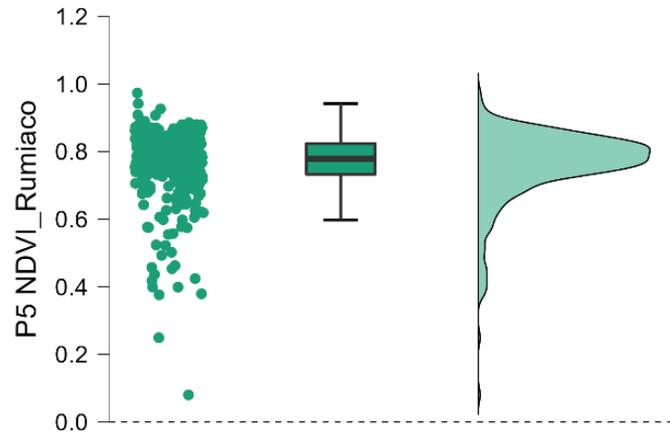
Figura 3

Representación gráfica del Análisis descriptivo de variables de tendencia central histórico para NDVI en 12 puntos de georreferencias con cultivo de café

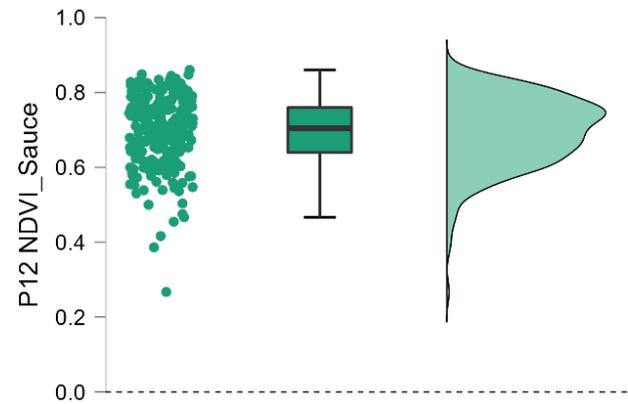
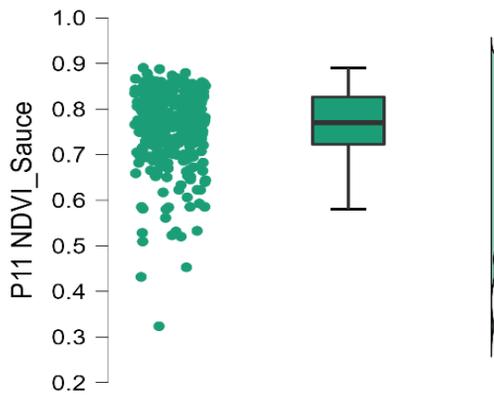
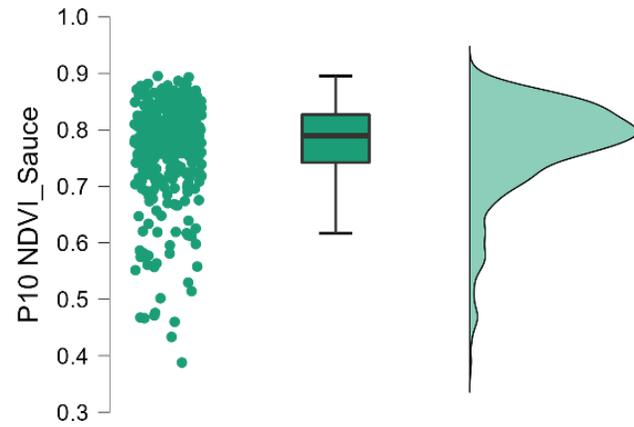
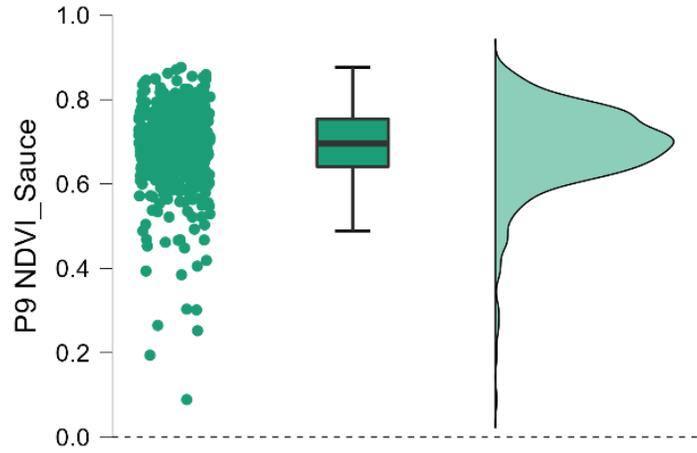
ZONA DE HUAMBO



ZONA DE RUMIACO



ZONA DE SAUCE



La tabla 5, Figura 4, se muestra el análisis descriptivo que existe diferencias altamente significativas en las tres zonas cafetaleras de Rodríguez de Mendoza (Huambo, Rumiaco y Sauce), existiendo por lo tanto al menos cada zona son diferentes.

Respecto a la zona de Huambo tiene un valor menor de desviación estándar de NDVI de 0.082. Así mismo, la zona de Rumiaco tiene un valor mayor de desviación estándar de NDVI de 0.106.

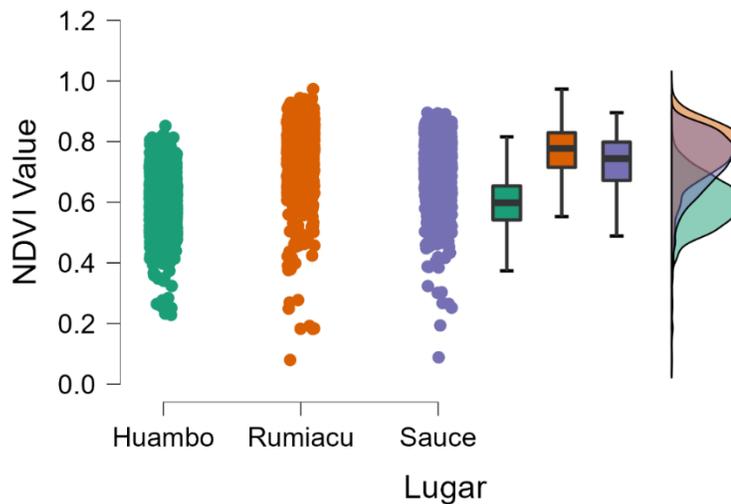
Tabla 5

Análisis descriptivo de variables de tendencia central histórico para NDVI en 3 zonas con cultivo de café

Descripción - NDVI Value			
Lugar	Mean	SD	N
Huambo	0.597	0.082	1770
Rumiaco	0.760	0.106	923
Sauce	0.727	0.098	1407

Figura 4

NDVI Value



En relación al análisis de varianza para NDVI en cultivo de café según pixeles, en la Tabla 6 se observan los resultados del análisis de varianza, mostrándose diferencias estadísticas significativas entre ellos, con p value de $P < 0.0001$.

Tabla 6*Análisis de la varianza para NDVI en cultivo de café según pixeles***Cuadro de Análisis de la Varianza (SC tipo I)**

F.V.	SC	gl	CM	F	p-valor
Modelo	25.63	11	2.33	300.05	<0.0001
PIXEL	25.63	11	2.33	300.05	<0.0001
Error	31.75	4088	0.01		
Total	57.38	4099			

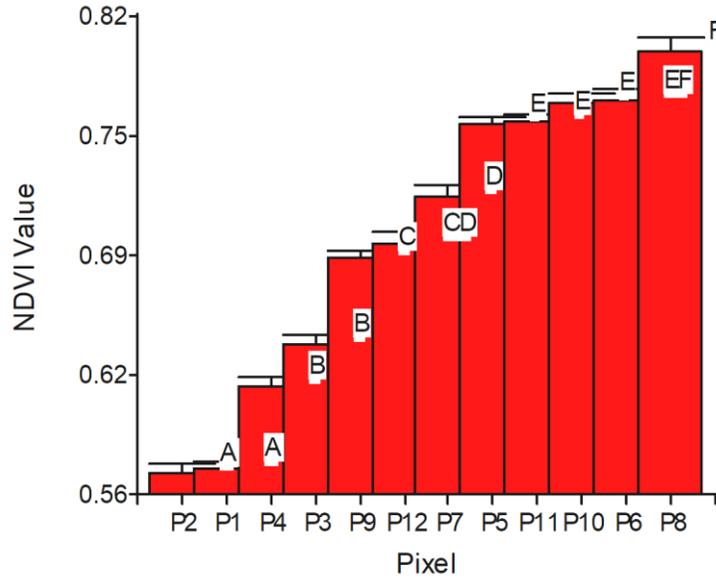
La prueba Tuckey para NDVI en pixeles con cultivo de café, se muestra en la Tabla 7. En ese sentido, se observa 6 grupos diferentes, donde, se determinó que, el valor mayor de la media corresponde al pixel 8 con 0.80 y el valor menor corresponde al pixel 1 y 2 con 0.57 para el valor medio del índice.

Tabla 7*Prueba de Tuckey***Test: Tukey Alfa=0.05 DMS=0.02371***Error: 0.0078 gl: 4088*

PIXEL	Medias	n	E.E.				
P2	0.57	455	4.1E-03	A			
P1	0.57	562	3.7E-03	A			
P4	0.62	317	4.9E-03		B		
P3	0.64	436	4.2E-03		B		
P9	0.69	459	4.1E-03			C	
P12	0.70	253	0.01			C	
P7	0.72	197	0.01				D
P5	0.76	321	4.9E-03				E
P11	0.76	317	4.9E-03				E
P10	0.77	378	4.5E-03				E
P6	0.77	265	0.01				E
P8	0.80	140	0.01				F

Figura 5

Histograma de NDVI para los 12 pixeles de zona de estudio



En relación al análisis de varianza para NDVI en cultivo de café según lugares, en la Tabla 8 se observan los resultados del análisis de varianza, mostrándose diferencias estadísticas significativas, con p value de $P < 0.0001$.

Tabla 8

Análisis de la varianza para NDVI en cultivo de café según lugares

Cuadro de Análisis de la Varianza (SC tipo I)

F.V.	SC	gl	CM	F	p-valor
Modelo	21.35	2	10.67	1213.93	<0.0001
Lugar	21.35	2	10.67	1213.93	<0.0001
Error	36.03	4097	0.01		
Total	57.38	4099			

En la Tabla 9, se muestra el NDVI y la prueba de Tukey $P < 0.05$ donde se observa 3 grupos diferentes, Determina que el valor mayor de media es de la zona de Rumiaco con 0.76, en el grupo 3 y el valor menor determina la zona de Huambo con 0.60 en el grupo 1.

Tabla 9

Tabla de prueba Tukey para NDVI en cultivo de café según lugares

Test: Tukey Alfa=0.05 DMS=0.00873

Error: 0.0088 gl: 4097

Lugar	Medias	n	E.E.	
Huambo	0.60	1770	2.2E-03	A
Sauce	0.73	1407	2.5E-03	B
Rumiaco	0.76	923	3.1E-03	C

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0.05$)

Con respecto a la tabla 10, se muestra resultados para la prueba de T – Test para muestras independientes, que permitió comparar grupos de datos para los valores históricos de NDVI, respecto a los 12 puntos georreferenciado en cultivos de café (Tabla 10). Se realizó, además, una prueba de normalidad la primera denominada Student Wilcoxon que permitió comparar si las diferencias entre pares de datos de los pixeles, siguen una distribución simétrica entorno a un valor de NDVI.

En ese sentido, el valor para la prueba de T – Test pareada la T de Student muestra diferencias significativas para todos los valores exceptuando el pixel 1 (Huambo) con respecto al pixel 2 (Huambo) con un valor de 0.018, la cual significa que muestra igualdad entre los pixeles y no hay diferencia significativa, del mismo modo se muestra en el pixel 5 (Rumiaco) con respecto al pixel 6 (Rumiaco) con un valor de 0.453; pixel 5 (Rumiaco) con respecto al pixel 10 (Sauce) con un valor de 0.518; pixel 5 (Rumiaco) con respecto al pixel 11 (Sauce) con un valor de 0.932; pixel 6 (Rumiaco) con respecto al pixel 08 (Rumiaco) con un valor de 0.014; pixel 6 (Rumiaco) con respecto al pixel 10 (Sauce) con un valor de 0.083; pixel 6 (Rumiaco) con respecto al pixel 11 (Sauce) con un valor de 0.015; pixel 7 (Rumiaco) con respecto al pixel 10 (Sauce) con un valor de 0.002; pixel 7 (Rumiaco) con respecto al pixel 11 (Sauce) con un valor de 0.014; pixel 10 (Sauce) con respecto al pixel 11 (Sauce) con un valor de 0.542.

Con respecto a la prueba T Wilcoxon muestra diferencias significativas para todos los valores exceptuando el pixel 1 (Huambo) con respecto al pixel 2 (Huambo) con un valor de 0.012, la cual no hay diferencia significativa, siendo mayores de 0.001, mostrando las diferencias entre pares, la cual no siguen una distribución simétrica en torno al valor de NDVI, del mismo modo se muestra en el pixel 5 (Rumiaco) con respecto al pixel 6 (Rumiaco) con un valor de 0.014; pixel 5 (Rumiaco) con respecto al pixel 10 (Rumiaco) con un valor de 0.657; pixel 5 (Rumiaco) con

respecto al pixel 11 (Sauce) con un valor de 0.657; pixel 5 (Rumiaco) con respecto al pixel 11 (Sauce) con un valor de 0.210; pixel 6 (Rumiaco) con respecto al pixel 10 (Sauce) con un valor de 0.006; pixel 7 (Rumiaco) con respecto al pixel 11 (Sauce) con un valor de 0.013; pixel 10 (Sauce) con respecto al pixel 11 (Sauce) con un valor de 0.151.

Tabla 10

Prueba T- pareada de los valores históricos para NDVI en 12 puntos de georreferencias con cultivo de café, donde se ve las diferencias de la media entre las tres zonas café.

Paired Samples T-Test						
Measure 1	Measure 2	Test	Statistic	z	df	p
P1 NDVI_Huambo	- P2 NDVI_Huambo	Student	-2.374		454	0.018
		Wilcoxon	44586.000	-2.523		0.012
P1 NDVI_Huambo	- P3 NDVI_Huambo	Student	-18.295		435	< .001
		Wilcoxon	10203.000	-14.218		< .001
P1 NDVI_Huambo	- P4 NDVI_Huambo	Student	-17.309		316	< .001
		Wilcoxon	4127.000	-12.904		< .001
P1 NDVI_Huambo	- P5 NDVI_Rumiaco	Student	-30.546		320	< .001
		Wilcoxon	1252.000	-14.776		< .001
P1 NDVI_Huambo	- P6 NDVI_Rumiaco	Student	-33.092		264	< .001
		Wilcoxon	676.000	-13.570		< .001
P1 NDVI_Huambo	- P7 NDVI_Rumiaco	Student	-25.453		196	< .001
		Wilcoxon	393.000	-11.680		< .001
P1 NDVI_Huambo	- P8 NDVI_Rumiaco	Student	-27.340		139	< .001
		Wilcoxon	90.000	-10.078		< .001
P1 NDVI_Huambo	- P9 NDVI_Sauce	Student	-24.512		458	< .001
		Wilcoxon	6391.000	-16.289		< .001
P1 NDVI_Huambo	- P10 NDVI_Sauce	Student	-42.783		377	< .001
		Wilcoxon	419.000	-16.651		< .001
P1 NDVI_Huambo	- P11 NDVI_Sauce	Student	-38.973		316	< .001
		Wilcoxon	396.000	-15.189		< .001
P1 NDVI_Huambo	- P12 NDVI_Sauce	Student	-24.984		252	< .001
		Wilcoxon	712.500	-13.177		< .001
P2 NDVI_Huambo	- P3 NDVI_Huambo	Student	-15.821		435	< .001
		Wilcoxon	12971.000	-13.166		< .001
P2 NDVI_Huambo	- P4 NDVI_Huambo	Student	-14.270		316	< .001
		Wilcoxon	6312.500	-11.566		< .001
P2 NDVI_Huambo	- P5 NDVI_Rumiaco	Student	-28.642		320	< .001
		Wilcoxon	1543.000	-14.601		< .001
P2 NDVI_Huambo	- P6 NDVI_Rumiaco	Student	-30.444		264	< .001
		Wilcoxon	799.000	-13.471		< .001
P2 NDVI_Huambo	- P7 NDVI_Rumiaco	Student	-22.047		196	< .001

Paired Samples T-Test

Measure 1	Measure 2	Test	Statistic	z	df	p
		Wilcoxon	510.000	-11.534		< .001
P2 NDVI_Huambo	- P8 NDVI_Rumiaco	Student	-26.868		139	< .001
		Wilcoxon	36.000	-10.190		< .001
P2 NDVI_Huambo	- P9 NDVI_Sauce	Student	-20.492		454	< .001
		Wilcoxon	9121.000	-15.233		< .001
P2 NDVI_Huambo	- P10 NDVI_Sauce	Student	-40.636		377	< .001
		Wilcoxon	477.000	-16.601		< .001
P2 NDVI_Huambo	- P11 NDVI_Sauce	Student	-39.266		316	< .001
		Wilcoxon	351.500	-15.216		< .001
P2 NDVI_Huambo	- P12 NDVI_Sauce	Student	-22.666		252	< .001
		Wilcoxon	901.000	-13.015		< .001
P3 NDVI_Huambo	- P4 NDVI_Huambo	Student	2.920		316	0.004
		Wilcoxon	30582.000	3.295		< .001
P3 NDVI_Huambo	- P5 NDVI_Rumiaco	Student	-16.631		320	< .001
		Wilcoxon	4542.500	-12.798		< .001
P3 NDVI_Huambo	- P6 NDVI_Rumiaco	Student	-18.476		264	< .001
		Wilcoxon	1719.500	-12.734		< .001
P3 NDVI_Huambo	- P7 NDVI_Rumiaco	Student	-11.901		196	< .001
		Wilcoxon	1752.500	-9.936		< .001
P3 NDVI_Huambo	- P8 NDVI_Rumiaco	Student	-16.936		139	< .001
		Wilcoxon	332.000	-9.575		< .001
P3 NDVI_Huambo	- P9 NDVI_Sauce	Student	-7.980		435	< .001
		Wilcoxon	24007.000	-8.922		< .001
P3 NDVI_Huambo	- P10 NDVI_Sauce	Student	-24.078		377	< .001
		Wilcoxon	3530.500	-15.188		< .001
P3 NDVI_Huambo	- P11 NDVI_Sauce	Student	-21.362		316	< .001
		Wilcoxon	2531.000	-13.882		< .001
P3 NDVI_Huambo	- P12 NDVI_Sauce	Student	-10.362		252	< .001
		Wilcoxon	5593.500	-8.988		< .001
P4 NDVI_Huambo	- P5 NDVI_Rumiaco	Student	-20.644		316	< .001
		Wilcoxon	3150.000	-13.502		< .001
P4 NDVI_Huambo	- P6 NDVI_Rumiaco	Student	-22.223		264	< .001
		Wilcoxon	1421.000	-12.973		< .001
P4 NDVI_Huambo	- P7 NDVI_Rumiaco	Student	-14.570		196	< .001
		Wilcoxon	1162.000	-10.720		< .001
P4 NDVI_Huambo	- P8 NDVI_Rumiaco	Student	-20.659		139	< .001
		Wilcoxon	223.000	-9.801		< .001
P4 NDVI_Huambo	- P9 NDVI_Sauce	Student	-9.508		316	< .001
		Wilcoxon	9727.500	-9.475		< .001
P4 NDVI_Huambo	- P10 NDVI_Sauce	Student	-26.644		316	< .001
		Wilcoxon	1674.500	-14.406		< .001

Paired Samples T-Test

Measure 1	Measure 2	Test	Statistic	z	df	p
P4 NDVI_Huambo - P11 NDVI_Sauce		Student	-26.369		316	< .001
		Wilcoxon	1632.000	-14.432		< .001
P4 NDVI_Huambo - P12 NDVI_Sauce		Student	-13.227		252	< .001
		Wilcoxon	3833.000	-10.499		< .001
P5 NDVI_Rumiaco - P6 NDVI_Rumiaco		Student	-0.751		264	0.453
		Wilcoxon	15525.000	-1.582		0.114
P5 NDVI_Rumiaco - P7 NDVI_Rumiaco		Student	4.544		196	< .001
		Wilcoxon	13780.000	5.028		< .001
P5 NDVI_Rumiaco - P8 NDVI_Rumiaco		Student	-4.050		139	< .001
		Wilcoxon	2676.500	-4.698		< .001
P5 NDVI_Rumiaco - P9 NDVI_Sauce		Student	10.250		320	< .001
		Wilcoxon	42495.500	10.008		< .001
P5 NDVI_Rumiaco - P10 NDVI_Sauce		Student	-0.648		320	0.518
		Wilcoxon	25101.000	-0.444		0.657
P5 NDVI_Rumiaco - P11 NDVI_Sauce		Student	-0.086		316	0.932
		Wilcoxon	27080.000	1.253		0.210
P5 NDVI_Rumiaco - P12 NDVI_Sauce		Student	8.916		252	< .001
		Wilcoxon	25940.500	8.475		< .001
P6 NDVI_Rumiaco - P7 NDVI_Rumiaco		Student	5.909		196	< .001
		Wilcoxon	14459.000	5.875		< .001
P6 NDVI_Rumiaco - P8 NDVI_Rumiaco		Student	-2.484		139	0.014
		Wilcoxon	3302.500	-3.396		< .001
P6 NDVI_Rumiaco - P9 NDVI_Sauce		Student	12.427		264	< .001
		Wilcoxon	31565.500	11.165		< .001
P6 NDVI_Rumiaco - P10 NDVI_Sauce		Student	1.738		264	0.083
		Wilcoxon	21049.500	2.744		0.006
P6 NDVI_Rumiaco - P11 NDVI_Sauce		Student	2.459		264	0.015
		Wilcoxon	22486.000	4.023		< .001
P6 NDVI_Rumiaco - P12 NDVI_Sauce		Student	9.229		252	< .001
		Wilcoxon	26900.000	9.299		< .001
P7 NDVI_Rumiaco - P8 NDVI_Rumiaco		Student	-7.560		139	< .001
		Wilcoxon	1563.000	-7.014		< .001
P7 NDVI_Rumiaco - P9 NDVI_Sauce		Student	7.321		196	< .001
		Wilcoxon	15472.500	7.140		< .001
P7 NDVI_Rumiaco - P10 NDVI_Sauce		Student	-3.150		196	0.002
		Wilcoxon	6516.500	-3.945		< .001
P7 NDVI_Rumiaco - P11 NDVI_Sauce		Student	-2.483		196	0.014
		Wilcoxon	7673.500	-2.489		0.013
P7 NDVI_Rumiaco - P12 NDVI_Sauce		Student	5.671		196	< .001
		Wilcoxon	14655.500	6.121		< .001
P8 NDVI_Rumiaco - P9 NDVI_Sauce		Student	12.554		139	< .001
		Wilcoxon	9271.000	9.019		< .001
P8 NDVI_Rumiaco - P10 NDVI_Sauce		Student	3.951		139	< .001

Paired Samples T-Test

Measure 1	Measure 2	Test	Statistic	z	df	p
		Wilcoxon	7112.000	4.528		< .001
P8 NDVI_Rumiaco	- P11 NDVI_Sauce	Student	6.958		139	< .001
		Wilcoxon	8152.000	6.692		< .001
P8 NDVI_Rumiaco	- P12 NDVI_Sauce	Student	12.773		139	< .001
		Wilcoxon	9145.000	8.757		< .001
P9 NDVI_Sauce	- P10 NDVI_Sauce	Student	-13.610		377	< .001
		Wilcoxon	9606.000	-12.330		< .001
P9 NDVI_Sauce	- P11 NDVI_Sauce	Student	-13.269		316	< .001
		Wilcoxon	6661.500	-11.352		< .001
P9 NDVI_Sauce	- P12 NDVI_Sauce	Student	-4.644		252	< .001
		Wilcoxon	10715.500	-4.592		< .001
P10 NDVI_Sauce	- P11 NDVI_Sauce	Student	0.611		316	0.542
		Wilcoxon	27546.500	1.436		0.151
P10 NDVI_Sauce	- P12 NDVI_Sauce	Student	8.610		252	< .001
		Wilcoxon	25497.000	8.095		< .001
P11 NDVI_Sauce	- P12 NDVI_Sauce	Student	8.520		252	< .001
		Wilcoxon	25571.000	8.158		< .001

3.2. Valores para la precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza.

En la tabla 11 se muestra las medidas de tendencia históricas y centrales (2000 – 2022) para las variables precipitación, humedad relativa, temperatura máxima y mínima.

Mencionamos para las variables de precipitación, humedad relativa, temperatura máxima y mínima el mayor valor de datos históricos se representó en el pixel N°1 con 562 datos históricos del 02 de febrero del 2000 al 25 de diciembre del 2022. El menor valor de dato histórico se representó en el pixel N°7 con 197 datos históricos del 02 de febrero del 2000 al 25 de diciembre del 2022.

Así mismo, para temperatura mínima, el valor mayor de la medida mínima, se presentó en el pixel 7,8,11 Y 12 con un valor de 6.37 (30/06/2001), y el valor menor de la medida mínima se presentó en el pixel 1,2,3,4,5,6,9,10 y 11 con un valor 6.17 (24/11/2005), en tanto para el valor mayor de la medida máxima, se presentó en el pixel 5.6.7.8.9.10.11 y 12 con un valor de 13.65 (6/10/2022) y el valor menor de la medida máxima se presentó en el pixel 1,2,3 y 4 con u valor de 13.49 (14/02/2010).

Con respecto a la temperatura máxima, el valor mayor de la medida mínima, se presentó en el pixel 4 con un valor de 17.40 y el valor menor de la medida mínima se presentó en el pixel 5,6,9,10,11 y 12 con un valor 16.12 (24/10/2011), en tanto para el valor mayor de la medida máxima, se presentó en el pixel 1,2,3,5,6,7,8,9,10,11 y 12 con un valor de 28.72 (4/04/2019) y el valor menor de la medida máxima se presentó en el pixel 4 con un valor de 28.49 (18/09/2004).

En tanto para la precipitación, el valor mayor y menor de la medida mínima, se presentó en el pixel 1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11 y 12 con un valor de 0.00, en tanto para el valor mayor de la medida máxima, se presentó en el pixel 1,2,3,5,6,9,10,11 y 12 con un valor de 41.70 y el valor menor de la medida máxima se presentó en el pixel 7 y 8 con un valor de 20,25 (21/02/2018).

Finalmente, para humedad relativa, el valor mayor de la medida mínima se presentó en el pixel 12 con un valor de 45.12 (22/11/2016) y el valor menor de la medida mínima se presentó en el pixel 1,2,3,4,9 y 10 con un valor 33.88 (21/11/2016), en tanto para el valor mayor de la medida máxima, se presentó en el pixel 1,2,3,5,6,9,10,11,12 con un valor de 91.81 (8/12/2022) y el valor menor de la medida máxima se presentó en el pixel 8 con un valor de 89.44 (21/06/2018).

Tabla 11

Tendencias de las variables, precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa, en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza en series de tiempo.

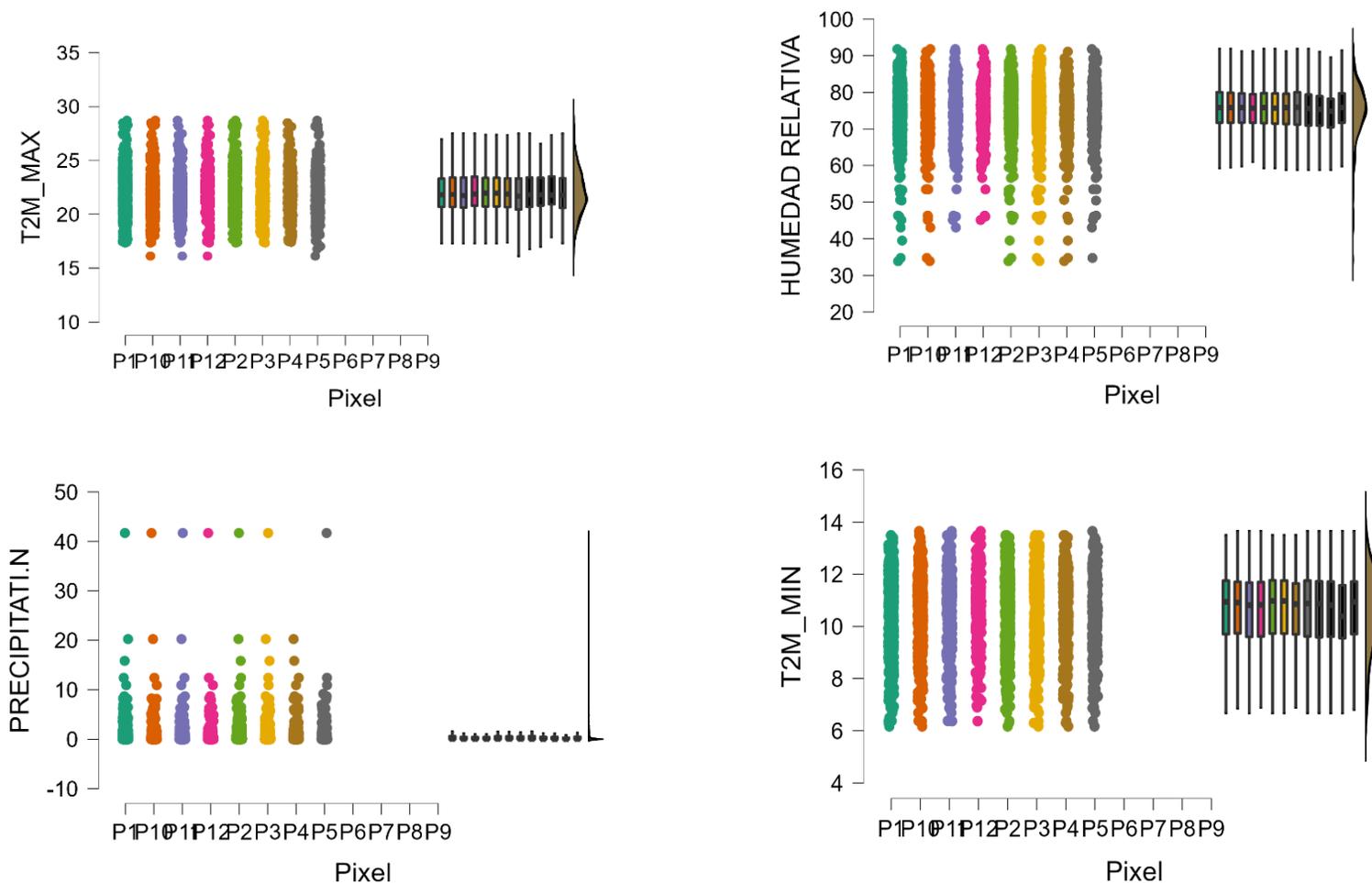
Pixel	Resumen	Temperatura Mínima	Precipitación	Humedad Relativa	Temperatura Máxima
1	N	562	562	562	562
1	Media	10.67	0.81	75.17	22.02
1	D.E	1.47	2.52	7.51	2.05
1	C.V	13.74	310.51	3.9	9.29
1	Mínimo	6.17	0.00	33.88	17.33
1	Máximo	13.49	41.7	91.81	28.72
1	Mediana	10.94	0.04	75.85	21.81
1	Suma Cuad.	65239.5	3947.86	3207600	274810.23
2	N	455	455	455	455
2	Media	10.71	0.86	75.06	22.09
2	D.E	1.45	2.74	7.6	2.08
2	C.V	13.52	319.73	10.13	9.41
2	Mínimo	6.17	0.00	33.88	17.33
2	Máximo	13.49	41.7	91.81	28.72
2	Mediana	10.89	0.04	75.81	21.97
2	Suma Cuad.	53120.84	3749.15	2589556	223960.13
3	N	436	436	436	436
3	Media	10.69	0.84	74.97	22.1
3	D.E	1.45	2.078	7.63	0.08
3	C.V	13.52	332.27	10.18	9.41
3	Mínimo	6.17	0	33.88	17.33
3	Máximo	13.49	41.7	91.81	28.72
3	Mediana	10.98	0.04	75.69	21.96
3	Suma Cuad.	50743.99	3663.9	2475633	214778.94
4	N	317	317	317	317
4	Media	10.6	0.73	74.78	22.06
4	D.E	1.43	2.09	7.81	2.08
4	C.V	13.49	285	10.45	9.44
4	Mínimo	6.17	0	33.88	17.4
4	Máximo	13.49	20.25	91.12	28.49
4	Mediana	10.86	0.04	75.81	21.88
4	Suma Cuad.	36291.18	1554.29	1791757	155601.54
5	N	321	321	321	321
5	Media	10.62	0.86	75	21.92
5	D.E	1.48	2.86	7.73	2.15
5	C.V	13.94	331.09	10.31	9.82
5	Mínimo	6.17	0	34.75	16.12
5	Máximo	13.65	41.7	91.81	28.72
5	Mediana	10.88	0.03	75.94	21.69
5	Suma Cuad.	36924.38	2863.26	1824519	155667.13

6	N	265	265	265	265
6	Media	10.57	0.92	74.49	22.02
6	D.E	1.51	3.1	7.8	2.13
6	C.V	14.3	336.14	10.48	9.68
6	Mínimo	6.17	0	34.75	16.12
6	Máximo	13.65	41.7	91.81	28.72
6	Mediana	10.87	0.02	75.62	21.81
6	Suma Cuad.	30229	2769.45	1486493	129661.57
7	N	197	197	197	197
7	Media	10.56	0.75	74.29	22.08
7	D.E	1.49	1.89	7.56	2.15
7	C.V	14.07	251.56	10.18	9.73
7	Mínimo	6.37	0	43.06	16.77
7	Máximo	13.65	12.42	90.94	28.72
7	Mediana	10.82	0.01	75.38	21.81
7	Suma Cuad.	22404.78	810.16	1098349	96906.16
8	N	140	140	140	140
8	Media	10.43	0.67	73.64	22.16
8	D.E	1.53	1.9	7.61	2.13
8	C.V	14.65	283.87	10.33	9.63
8	Mínimo	6.37	0	43.06	17.02
8	Máximo	13.65	12.42	89.44	28.72
8	Mediana	10.39	0.01	74.81	21.8
8	Suma Cuad.	15548.72	564.11	767285.3	69360.24
9	N	459	459	459	459
9	Media	10.65	0.8	75.13	21.99
9	D.E	1.46	2.67	7.46	2.08
9	C.V	13.67	331.4	9.92	9.47
9	Mínimo	6.17	0	33.88	16.12
9	Máximo	13.65	41.7	91.81	28.72
9	Mediana	10.94	0.03	75.81	21.8
9	Suma Cuad.	53043.17	3553.84	2616608	223881.29
10	N	378	378	378	378
10	Media	10.65	0.77	74.93	22.04
10	D.E	1.45	2.78	7.66	2.12
10	C.V	13.59	361.23	10.22	9.6
10	Mínimo	6.17	0	33.88	16.12
10	Máximo	13.65	41.7	91.81	28.72
10	Mediana	10.92	0.03	75.81	21.83
10	Suma Cuad.	43688.66	3139.46	2144594	185330.92
11	N	317	317	317	317
11	Media	10.58	0.8	75.06	21.99
11	D.E	1.47	2.99	7.17	2.11
11	C.V	13.91	371.9	9.55	9.59
11	Mínimo	6.37	0	43.06	16.12
11	Máximo	13.65	41.7	91.81	28.72

11	Mediana	10.82	0.03	75.81	21.73
11	Suma Cuad.	36168.98	3026.33	1802337	154689.45
12	N	253	253	253	253
12	Media	10.62	0.82	74.92	22.08
12	D.E	1.47	3.09	7.13	2.12
12	C.V	13.85	374.81	9.51	9.61
12	Mínimo	6.37	0	45.12	16.12
12	Máximo	13.65	41.7	91.81	28.72
12	Mediana	10.83	0.03	75.69	21.88
12	Suma Cuad.	29059.21	2569.99	1432929	124472.26

Figura 6

Representación gráfica del Análisis descriptivo de variables precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa, en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza en series de tiempo



3.3. Modelo Lineal Según Lugares.

1.1.1. Modelo 1 Para Sauce.

Realizamos la primera prueba de construcción de un modelo aditivo lineal para la zona de Sauce. Se utilizó las variables de NDVI, temperatura máxima y mínima, precipitación, humedad relativa y altitud (2000 – 2022).

El Residual mínimo fue de -0.65924, el residual mediano es de 0.01344 y el residual máximo es de 0.19353 como se muestra:

Residual:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.65924	-0.05052	0.01344	0.06767	0.19353

Coefficientes para modelo 1

La tabla 12 nos muestra que, para la construcción del modelo 1, el error estándar residual es de: 0,09529, con 1385 grados de libertad R. Así mismo, el cuadrado múltiple es: 0,07039 quien es una variable de respuesta. Seguidamente, se muestran valores de R cuadrado ajustado con: 0,06703 quien nos ayuda a comparar el ajuste de diferentes modelos de regresión, el estadístico F: 20,97 en 5 y 1385 DF indicador que existe relación entre nuestro predictor y variable respuesta, p value < 2.2e-16 quien prueba si este modelo de regresión es útil.

En la tabla 12 observamos los coeficientes para la variable predictora y las variables respuestas. En ese sentido, el intercepto (Variable predictora) muestra un valor de índice NDVI estimado de 1.4931640, y una desviación estándar 0.182710. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para NDVI en Sauce, está a 8.165 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $7.15e-16$ ***.

Respecto a la temperatura máxima (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0144965, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.493140, y una desviación estándar de

0.002427. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura máxima en Sauce, está a 5.979 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $2.86e-09$ ***.

De igual forma, para la temperatura mínima (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -0.0101353, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.493140, y una desviación estándar de 0.0024050. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura mínima en Sauce, está a -4.214 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $2.67e-05$ ***.

Por otra parte, para la precipitación (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -0.0019984, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.493140, y una desviación estándar de 0.0020657. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para precipitación en Sauce, está a -0.967 errores estándar de cero lo que estadísticamente está muy bajo. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es no significativo 0.333. Rechazando la hipótesis nula.

Además, para la humedad relativa (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0044532, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.493140, y una desviación estándar de 0.0007004. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para humedad relativa en Sauce, está a 6.358 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $2.77e-10$ ***.

Finalmente, para la altitud (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -0.0008630, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.493140, y una desviación estándar de 0.0001071. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para Altitud en Sauce, está -8.055 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $1.69e-15$ ***.

El resultado de este modelo de regresión se muestra a continuación:

Tabla 12

Tabla de Coeficiente Modelo 1 Sauce

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1.4931640	0.1828710	8.165	7.15e-16 ***
Sauce\$TMAX	0.0144965	0.0024247	5.979	2.86e-09 ***
Sauce\$TMIN	-0.0101353	0.0024050	-4.214	2.67e-05 ***
Sauce\$PP	-0.0019984	0.0020657	-0.967	0.333
Sauce\$H	0.0044532	0.0007004	6.358	2.77e-10 ***
Sauce\$ALT	-0.0008630	0.0001071	-8.055	1.69e-15 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Error estándar residual: 0,09529 en 1385 grados de libertad, R-cuadrado múltiple: 0,07039, R-cuadrado ajustado: 0.06703, Estadística F: 20,97 en 5 y 1385 DF, valor $p < 2.2e-16$.

Modelo 2 Sauce

Realizamos la segunda prueba de construcción de un modelo aditivo lineal para la zona de Sauce. Se utilizó las variables de NDVI, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud (2000 – 2022).

El Residual mínimo fue de -0.66436, el residual mediano es de 0.01344 y el residual máximo es de 0.19120 como se muestra:

Residual:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.66436	-0.05105	0.01330	0.06690	0.19120

La tabla 13 nos muestra que, para la construcción del modelo 2, el error estándar residual es de: 0.09528, con 1386 grados de libertad R. Así mismo, el cuadrado múltiple es: 0.06976 quién es una variable de respuesta. Seguidamente, se muestran valores de R cuadrado

ajustado con: 0.06708 quien nos ayuda a comparar el ajuste de diferentes modelos de regresión, el estadístico F: 25.99 en 4 y 1386 DF, indicador que existe relación entre nuestro predictor y variable respuesta, p-value: $< 2.2e-16$ quien prueba si este modelo de regresión es útil.

Asi mismo, en la tabla 13 observamos los coeficientes para la variable predictora y las variables respuestas para el modelo 2. En ese sentido, el intercepto (Variable predictora) muestra un valor de índice NDVI estimado de 1.5037778, y una desviación estándar de 0.1825374. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para NDVI en Sauce (Modelo 2), está a 8.238 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $4.00e-16$ ***.

Respecto a la temperatura máxima para el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0144962, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.5037778, y una desviación estándar de 0.0024247. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura máxima en Sauce (Modelo 2), está 5.979 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $2.86e-09$ ***.

De igual forma, para la temperatura mínima para el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -0.0103273, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.5037778, y una desviación estándar de 0.0023967. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura mínima en Sauce (Modelo 2), está -4.309 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $1.76e-05$ ***.

Al mismo tiempo, para la humedad relativa para el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0043354, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.5037778, y una desviación estándar de 0.0006897. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para humedad relativa en Sauce (Modelo 2), está 6.286 errores estándar de cero lo que

estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $4.36e-10$ ***.

Seguidamente, para la altitud en el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -0.0008636, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.5037778, y una desviación estándar de 0.0001071. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para altitud en Sauce (Modelo 2), está -8.061 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $1.62e-15$ ***.

Tabla 13

Tabla de Coeficiente Modelo 2 Sauce

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1.5037778	0.1825374	8.238	4.00e-16 ***
Sauce\$TMAX	0.0144962	0.0024247	5.979	2.86e-09 ***
Sauce\$TMIN	-0.0103273	0.0023967	-4.309	1.76e-05 ***
Sauce\$H	0.0043354	0.0006897	6.286	4.36e-10 ***
Sauce\$ALT	-0.0008636	0.0001071	-8.061	1.62e-15 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Error estándar residual: 0,09528 en 1386 grados de libertad, R-cuadrado múltiple: 0,06976, R-cuadrado ajustado: 0,06708, F-estadístico: 25,99 en 4 y 1386 DF, p-valor: $< 2.2e-16$
Luego se hace la interacción con el AIC, siendo la prueba de la hipótesis, para selección de modelo.

AICE (Modelo 1, Modelo 2)

> AIC(m1)

[1] -2584.681

> AIC(m2)

[1] -2585.742

Finalmente, En función del P value escogemos el modelo 2, porque todas las variables tienen significancia, se muestra el mejor modelo es el modelo 2, para estimar el NDVI, con la fórmula siguiente.

Formula: $1.5037778 \text{ NDVI} = 0.0144962TMAX + (-0.0103273TMIN) + 0.0043354H + (-0.0008636ALT)$

1.2. Modelo Para Rumiaco

1.2.1. Modelo 1 Rumiaco

Realizamos la primera prueba de construcción de un modelo aditivo lineal para la zona de Rumiaco. Se utilizó las variables de NDVI, temperatura máxima y mínima, precipitación, humedad relativa y altitud (2000 – 2022).

El Residual mínimo fue de -0.64550, el residual mediano es de 0.01732 y el residual Maximo es de 0.19785 como se muestra:

Residual:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.64550	-0.04387	0.01782	0.06763	0.19785

La tabla 14 nos muestra que, para la construcción del modelo 1, el error estándar residual es de: 0,1048, con 915 grados de libertad R. Así mismo, el cuadrado múltiple es: 0,03352 quien es una variable de respuesta. Seguidamente, se muestran valores de R cuadrado ajustado con: 0,02824 quien nos ayuda a comparar el ajuste de diferentes modelos de regresión, el estadístico F: 6,347 en 5 y 915 DF indicador que existe relación entre nuestro predictor y variable respuesta, p-value: 8,371e-06 quien prueba si este modelo de regresión es útil.

Así mismo, para en la tabla 14 observamos los coeficientes para la variable predictora y las variables respuestas para el modelo 1. En ese sentido, el intercepto (Variable predictora) muestra un valor de índice NDVI estimado de 0.7900489, y una desviación estándar de 0.3015773. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para NDVI en Rumiaco (Modelo 1), está a 2.620 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos.

Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 0.00895 **.

Respecto a la temperatura máxima para el modelo 1 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0156008, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.7900489, y una desviación estándar de 0.0033193. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura máxima en Rumiaco (Modelo 1), está 4.700 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 3.00e-06 ***.

De igual forma, para la temperatura mínima para el modelo 1 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -0.0145482, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.7900489, y una desviación estándar de 0.0032022. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura mínima en Rumiaco (Modelo 1), está -4.543 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 6.28e-06 ***.

Por otro lado, para a la precipitación modelo 1 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -0.0012720, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.7900489, y una desviación estándar de 0.0014086. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para precipitación en Rumiaco (Modelo 1), está a -0.903 errores estándar de cero lo que estadísticamente está muy bajo. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es no significativo 0.36675. Rechazando la hipótesis nula.

Además, para la humedad relativa para el modelo 1 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0037097, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.7900489, y una desviación estándar de 0.0009462. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para humedad relativa en Rumiaco (Modelo 1), está 3.921 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 9.50e-05 ***.

Seguidamente, para la variable altitud modelo 1 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -0.0003034, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.7900489, y una

desviación estándar de 0.0001702. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para altitud en Rumiaco, está a -1.782 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 0.07506.

Tabla 14

Tabla de Coeficiente Modelo 1 Rumiaco

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.7900489	0.3015773	2.620	0.00895 **
Rumiacu\$TMAX	0.0156008	0.0033193	4.700	3.00e-06 ***
Rumiacu\$TMIN	-0.0145482	0.0032022	-4.543	6.28e-06 ***
Rumiacu\$PP	-0.0012720	0.0014086	-0.903	0.36675
Rumiacu\$H	0.0037097	0.0009462	3.921	9.50e-05 ***
Rumiacu\$ALT	-0.0003034	0.0001702	-1.782	0.07506.

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Error estándar residual: 0,1048 en 915 grados de libertad R-cuadrado múltiple: 0,03352, R-cuadrado ajustado: 0,02824 Estadístico F: 6,347 en 5 y 915 DF, valor p: 8,371e-06

Se puede constatar que el P value es de 0.36675 del coeficiente de precipitación, en la cual quiere decir que no aporta nada al modelo.

Modelo 2 Rumiaco

Realizamos la segunda prueba de construcción de un modelo aditivo lineal para la zona de Rumiaco. Se utilizó las variables de NDVI, Temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud (2000 – 2022).

El Residual mínimo fue de -0.64362, el residual mediano es de 0.01782 y el residual Maximo es de 0.19650 como se muestra:

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.64362	-0.04394	0.01782	0.06777	0.19650

La tabla 15 nos muestra que, para la construcción del modelo 2, el error estándar residual es de: 0,1048, con 916 grados de libertad R. Así mismo, el cuadrado múltiple es: 0,03266 quien es una variable de respuesta. Seguidamente, se muestran valores de R cuadrado ajustado con: 0,02843 quien nos ayuda a comparar el ajuste de diferentes modelos de regresión, el estadístico F: 7,731 en 4 y 916 DF indicador que existe relación entre nuestro predictor y variable respuesta, p-value: 3,968e-06 quien prueba si este modelo de regresión es útil.

Así mismo, para la tabla 15 observamos los coeficientes para la variable predictora y las variables respuestas para el modelo 2. En ese sentido, el intercepto (Variable predictora) muestra un valor de índice NDVI estimado de 0.8086210, y una desviación estándar de 0.3008449. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para NDVI en Rumiaco (Modelo 2), está a 2.688 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 0.007322 **.

Respecto a la temperatura máxima para el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0156103, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.8086210, y una desviación estándar de 0.0033189. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura máxima en Rumiaco (Modelo 2), está 4.703 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 2.95e-06 ***.

De igual forma, para la temperatura mínima para el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -0.0147143, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.8086210, y una desviación estándar de 0.0031966. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura mínima en Rumiaco (Modelo 2), está -4.603 errores estándar de cero lo que

estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $4.75e-06$ ***.

Seguidamente, para la humedad relativa para el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0035918, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.8086210, y una desviación estándar de 0.0009371. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para humedad relativa en Rumiaco (Modelo 2), está 3.833 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 0.000135 ***.

Por otro lado, para la altitud modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -0.0003090, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.8086210, y una desviación estándar de 0.0001701. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para altitud en Rumiaco (Modelo 2), está a -1.817 errores estándar de cero lo que estadísticamente está muy bajo. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es no significativo 0.069550 . Rechazando la hipótesis nula.

Tabla 15

Tabla de Coeficiente Modelo 2 Rumiaco

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.8086210	0.3008449	2.688	0.007322 **
Rumiacu\$TMAX	0.0156103	0.0033189	4.703	$2.95e-06$ ***
Rumiacu\$TMIN	-0.0147143	0.0031966	-4.603	$4.75e-06$ ***
Rumiacu\$H	0.0035918	0.0009371	3.833	0.000135 ***
Rumiacu\$ALT	-0.0003090	0.0001701	-1.817	0.069550.

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Error estándar residual: 0,1048 en 916 grados de libertad R-cuadrado múltiple: 0,03266, R-cuadrado ajustado: 0,02843 Estadístico F: 7,731 en 4 y 916 DF, valor p: $3.968e-06$.

Se puede constatar que el P value es de 0.069550 del coeficiente de altitud, en la cual quiere decir que no aporta nada al modelo.

Modelo 3 Rumiaco

Realizamos la tercera prueba de construcción de un modelo aditivo lineal para la zona de Rumiaco. Se utilizó las variables de NDVI, Temperatura máxima y mínima y humedad relativa (2000 – 2022).

El Residual mínimo fue de -0.64132, el residual mediano es de 0.01791 y el residual máximo es de 0.19834 como se muestra:

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.64132	-0.04533	0.01791	0.06887	0.19834

La tabla 16, nos muestra que, para la construcción del modelo 3, el error estándar residual es de: 0,105, con 917 grados de libertad R. Así mismo, el cuadrado múltiple es: 0,02917 quien es una variable de respuesta. Seguidamente, se muestran valores de R cuadrado ajustado con: 0,026 quien nos ayuda a comparar el ajuste de diferentes modelos de regresión, el estadístico F: 9,185 en 3 y 917 DF indicador que existe relación entre nuestro predictor y variable respuesta, p-value: 5,441e-06 quien prueba si este modelo de regresión es útil.

Así mismo, para la table 16 observamos los coeficientes para la variable predictora y las variables respuestas para el modelo 3. En ese sentido, el intercepto (Variable predictora) muestra un valor de índice NDVI estimado de 0.3052925, y una desviación estándar de 0.1174894. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para NDVI en Rumiaco (Modelo 3), está a 2.598 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 3 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 0.009514 **.

Respecto a la temperatura máxima para el modelo 3 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0156559, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.3052925, y una desviación estándar de 0.0033230. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura máxima en Rumiaco (Modelo 3), está 4.711 errores estándar de cero lo que

estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 3 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $2.84e-06$ ***.

Seguidamente, para la temperatura mínima para el modelo 3 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0156559, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.3052925, y una desviación estándar de 0.0031999. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura mínima en Rumiaco (Modelo 3), está -4.635 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 3 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $4.08e-06$ ***.

De igual forma, para la humedad relativa para el modelo 3 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 0.0035842, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 0.3052925, y una desviación estándar de 0.0009383. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para humedad relativa en Rumiaco (Modelo 3), está 3.820 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 3 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 0.000142 ***.

Tabla 16.

Tabla de Coeficiente de Modelo 3 Rumiaco

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.3052925	0.1174894	2.598	0.009514 **
Rumiacu\$TMAX	0.0156559	0.0033230	4.711	$2.84e-06$ ***
Rumiacu\$TMIN	-0.0148322	0.0031999	-4.635	$4.08e-06$ ***
Rumiacu\$H	0.0035842	0.0009383	3.820	0.000142 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Error estándar residual: 0,105 en 917 grados de libertad R-cuadrado múltiple: 0,02917, R-cuadrado ajustado: 0,026 Estadístico F: 9,185 en 3 y 917 DF, valor p: $5,441e-06$.

Luego se hace la interacción con el AIC, siendo la prueba de la hipótesis, para selección de modelo.

AICE (Modelo 1, Modelo 2, Modelo 3).

> AIC(m1)

[1] -1532.635

> AIC(m2)

[1] -1533.814

> AIC(m3)

[1] -1532.501

Finalmente, En función del P value escogemos el modelo 3, porque todas las variables tienen significancia, se muestra el mejor modelo es el modelo 3, para estimar el NDVI, con la fórmula siguiente.

Formula: $0.3052925NDVI = 0.0156559TMAX + -0.0148322TMIN + 0.0035842H$

1.3. Modelo Para Huambo

1.3.1. Modelo 1 Huambo

Realizamos la primera prueba de construcción de un modelo aditivo lineal para la zona de Rumiaco. Se utilizó las variables de NDVI, temperatura máxima y mínima, precipitación, humedad relativa y altitud (2000 – 2022).

El Residual mínimo fue de -0.37411, el residual mediano es de -0.00236 y el residual máximo es de 0.22699 como se muestra:

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.37411	-0.04836	-0.00236	0.04790	0.22699

La tabla 17, nos muestra que, para la construcción del modelo 1, el error estándar residual es de: 0,07596, con 1733 grados de libertad R. Así mismo, el cuadrado múltiple es: 0,1491

quién es una variable de respuesta. Seguidamente, se muestran valores de R cuadrado ajustado con: 0,1466 quien nos ayuda a comparar el ajuste de diferentes modelos de regresión, el estadístico F: 60,72 en 5 y 1733 DF indicador que existe relación entre nuestro predictor y variable respuesta, p-value: $< 2.2e-16$. quien prueba si este modelo de regresión es útil.

Así mismo para en la table 17 observamos los coeficientes para la variable predictora y las variables respuestas para el modelo 1. En ese sentido, el intercepto (Variable predictora) muestra un valor de índice NDVI estimado de 1.241, y una desviación estándar de 9.573. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para NDVI en Huambo (Modelo 1), está a 12.964 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\text{Pr}(> |t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $< 2e-16^{***}$

Respecto a la temperatura máxima para el modelo 1 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 1.041, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.241, y una desviación estándar de 1.711. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura máxima en Huambo (Modelo 1), está 6.089 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\text{Pr}(> |t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 1.4^{***}

Seguidamente para la temperatura mínima para el modelo 1 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -5.705, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.241, y una desviación estándar de 1.653. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura mínima en Huambo (Modelo 1), está -3.452 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\text{Pr}(> |t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 0.00057^{***} .

Por otro lado, en la variable precipitación modelo 1 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -8.437, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.241, y una desviación estándar de 1.368. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para precipitación en Huambo (Modelo 1), está a -0.617 errores estándar de cero lo que estadísticamente está muy

bajo. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es no significativo 0.53743. Rechazando la hipótesis Nula.

Sin embargo, para la humedad relativa para el modelo 1 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 4.066, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.241, y una desviación estándar de 4.806. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para humedad relativa en Huambo (Modelo 1), está 8.461 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $<2e-16^{***}$.

De igual forma, para la altitud para el modelo 1 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -6.289, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.241, y una desviación estándar de 4.184. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para altitud en Huambo (Modelo 1), está -15.033 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 1 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $<2e-16^{***}$.

Tabla 17

Tabla de Coeficiente de Modelo 1 Huambo

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1.241e+00	9.573e-02	12.964	< 2e-16 ***
Huambo\$TMAX	1.041e-02	1.711e-03	6.089	1.4e-09 ***
Huambo\$TMIN	-5.705e-03	1.653e-03	-3.452	0.00057 ***
Huambo\$PP	-8.437e-04	1.368e-03	-0.617	0.53743
Huambo\$H	4.066e-03	4.806e-04	8.461	< 2e-16 ***
Huambo\$ALT	-6.289e-04	4.184e-05	-15.033	< 2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Error estándar residual: 0,07596 en 1733 grados de libertad R-cuadrado múltiple: 0,1491, R-cuadrado ajustado: 0,1466 F-estadística: 60,72 en 5 y 1733 DF, p-valor: < 2.2e-16.

Se puede constatar que el P value es de 0.53743 del coeficiente de precipitación, en la cual quiere decir que no aporta nada al modelo.

Modelo 2 Huambo

Realizamos la segunda prueba de construcción de un modelo aditivo lineal para la zona de Huambo. Se utilizó las variables de NDVI, temperatura máxima, mínima, humedad relativa y altitud (2000 – 2022).

El Residual mínimo fue de -0.37368, el residual mediano es de -0.00273 y el residual máximo es de 0.22734 como se muestra:

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.37368	-0.04874	-0.00273	0.04809	0.22734

La tabla 18, nos muestra que, para la construcción del modelo 2, el error estándar residual es de: 0,07595, con 1734 grados de libertad R. Así mismo, el cuadrado múltiple es: 0,1489 quien es una variable de respuesta. Seguidamente, se muestran valores de R cuadrado ajustado con: 0,1469 quien nos ayuda a comparar el ajuste de diferentes modelos de regresión, el estadístico F: 75,83 en 4 y 1734 DF indicador que existe relación entre nuestro predictor y variable respuesta, p-value: < 2.2e-16. quien prueba si este modelo de regresión es útil.

Así mismo, en la tabla 18 observamos los coeficientes para la variable predictora y las variables respuestas para el modelo 2. En ese sentido, el intercepto (Variable predictora) muestra un valor de índice NDVI estimado de 1.247, y una desviación estándar de 9.527. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para NDVI en Huambo (Modelo 2), está a 13.084 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p (Pr(>|t|)) para el intercepto, es altamente significativo <2e-16***

Respecto a la temperatura máxima para el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 1.037, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.247, y una desviación estándar

de 1.709. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura máxima en Huambo (Modelo 2), está 6.069 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $1.57e-09^{***}$.

De igual forma, para temperatura mínima para el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -5.789, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.247, y una desviación estándar de 1.647. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para temperatura mínima en Huambo (Modelo 2), está -3.516 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo 0.00045^{***} .

Seguidamente para la humedad relativa para el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de 4.013, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.247, y una desviación estándar de 4.726. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para humedad relativa en Huambo (Modelo 2), está 8.490 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $< 2e-16^{***}$.

Además, para la altitud para el modelo 2 (variable respuesta), se obtuvo un valor estimado de -6.291, cuando el valor predictor (NDVI) fue de 1.247, y una desviación estándar de 4.183. De esta manera, el valor t muestra que, el grupo de datos para altitud en Huambo (Modelo 2), está -15.040 errores estándar de cero lo que estadísticamente está bastante lejos. Luego, en el modelo 2 estudiado se observa que, el valor p ($\Pr(>|t|)$) para el intercepto, es altamente significativo $< 2e-16^{***}$.

Tabla 18*Tabla de Coeficiente Modelo 2 Huambo*

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1.247e+00	9.527e-02	13.084	< 2e-16 ***
Huambo\$TMAX	1.037e-02	1.709e-03	6.069	1.57e-09 ***
Huambo\$TMIN	-5.789e-03	1.647e-03	-3.516	0.00045 ***
Huambo\$H	4.013e-03	4.726e-04	8.490	< 2e-16 ***
Huambo\$ALT	-6.291e-04	4.183e-05	-15.040	< 2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Error estándar residual: 0,07595 en 1734 grados de libertad R-cuadrado múltiple: 0,1489, R-cuadrado ajustado: 0,1469 F-estadístico: 75,83 en 4 y 1734 DF, p-valor: < 2.2e-16.

Luego se hace la interacción con el AIC, siendo la prueba de la hipótesis, para selección de modelo.

AICE (Modelo 1, Modelo 2).

> AIC(m1)

[1] -4021.587

> AIC(m2)

[1] -4023.205

Finalmente, En función del P value escogemos el modelo 2, porque todas las variables tienen significancia, se muestra el mejor modelo es el modelo 2, para estimar el NDVI, con la fórmula siguiente.

Formula: $1.0137NDVI = 1.037TMAX + -5.789TMIN + 4.013H + -6.291ALT$

IV. DISCUSIONES

4.1. Tendencias del NDVI en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza en series de tiempo de 2000 -2022.

El Índice de Vegetación Normalizado (NDVI) es un producto satelital que cada vez más está ganando popularidad en el mundo de la agricultura (Aktas & Üstündağ, 2017). El NVI es utilizado en todo tipo estudios en diferentes cadenas productivas (Rodrigo Ortega Blu, 2019). Por ejemplo, como es el caso del cultivo de arroz (Huang et al., 2013) , cultivo de aguacate, cultivo de uva (Ferrer et al., 2020) cultivo de trigo, girasol, algodón, frijol, sandía, espárrago, sandía, cebolla, albahaca (Tenreiro et al., 2021) cultivo de maíz (Chiang & Ulloa, 2019) entre otros cultivos, especialmente el cultivo de café (Chemura et al., 2017) como en la presente investigación. Cabe mencionar que, el NDVI está relacionado con variables meteorológicas como, temperatura máxima y mínima, precipitación, humedad relativa y altitud (Chuai et al., 2013; Jiao et al., 2021a; H. Zhang et al., 2022) , por lo que, conocer rangos óptimos de estos valores para el cultivo de café es prescindible. En ese sentido, la precipitación es uno de los principales factores quienes determina el crecimiento de los cafetales, y los altos niveles de lluvia son quienes dan un mejor crecimiento a los cultivos y la vegetación (Turvey & McLaurin, 2012). Sin embargo, durante los últimos años se ha visto cambios notorios en crecimiento de los cultivos de café y cubierta vegetal, por motivos de aumento de variables climáticas afectando significadamente, por motivo del cambio climático (Jiao et al., 2021).

En ese sentido, los rangos del NDVI están representados de -1 a 1 (H. Zhao et al., 2022). Los estudios realizados por Guerron Barahona et al, (2022) en estudios realizados en aguacate (*Persea americana Mill*) obtuvieron valores de NDVI que fueron de -0.65 a 0.26 , registrándose valores muy bajos de NDVI obtenidas en época seca, en tanto valores negativos se debieron a parcelas con árboles muertos. Rahman et al., (2016) realizó un análisis empírico bajo la curva NDVI y el rendimiento del cultivo, obteniendo un promedio de R^2 de $0,86$ para el maíz y $0,80$ para la soja. Por su parte un estudio enfocado en la aplicación de fertilizantes y el rendimiento de cultivo en arroz y trigo Guan et al, (2019) obtuvieron valores de NDVI $R^2= 0,601 -0,809$, siendo eficaces para predecir el

rendimiento y la aplicación. En caso para los cereales se puede mencionar el trabajo de Belmahi et al, (2023) quien hace una relación de rendimiento del grano y el NDVI, en donde muestra una fuerte correlaciones que alcanzan 0,70 a 0,89. Siendo esencial para la toma de decisiones en materia de seguridad alimentaria.

Respecto a valores de NDVI en cultivo de café, Rivera et al, (2021) logra obtener valores superiores a 0.8 en cultivo de café variedad castillo, lo que significa que tiene un buen estado nutricional de la planta en dos periodos fenológicos. Así mismo Fonseca et al, (2019) evaluó NDVI en zonas cafetaleras, logrando obtener en una zona valores mayores de 0.75 en cultivo de café; es decir que representa alto vigor vegetativo, ya que se puede utilizar para definir nuevas áreas con plantación de café. Se realizaron predicciones de valores para determinar el estado fenológico del cultivo de café utilizando NDVI en un periodo de tiempo André et al, (2019), en donde determinó que en épocas de cosecha el NDVI disminuye, periodo 1 (R^2 0.82 – 0.49) periodo 2 (R^2 0.87 – 0.45) todo esto basado en una regresión polinomial. Se analizó también, valores NDVI en plantas sanas de café y plantas infestadas por chinche minadora (*Leucoptera coffeella*), logrando un resultado valores NDVI planta sana (0.70) planta infestada (0.58) plantas infestadas en las minas por minador (0.42) concluyendo que ambos tienen un color verde y los valores superan los 0.50 (Dos Santos et al., 2020).

4.2. Valores para la precipitación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa y altitud en zonas cafetaleras de la Provincia de Rodríguez de Mendoza.

En ese sentido con respecto a las variables climáticas, se mostró relaciones estadísticamente significativas entre las variables en las zonas cafetaleras, y se caracterizan por tener diferencias entre temperaturas, precipitación, humedad relativa y la altitud. La precipitación (mm) es uno de los parámetros meteorológicos del cultivo perenne del café, siendo de mayor importancia, que es difícil de predecir, medir y verificar (Skok, 2023) ya que está relacionada con la fenología del cultivo de café (Gomez et al., 2016), Por tanto, valores mayor históricos de la medida máxima, se presentó en el pixel 1,2,3,5,6,9,10,11 y 12 (41.70) y el valor menor de la medida máxima se presentó en el pixel 7 y 8 (0,25) (21/02/2018) registrada en la presente investigación,

representan un cambio en la distribución de la precipitación en las zonas cafetaleras. Es por ello perjudicaría al desarrollo vegetativo, demostrando que es sensible a los cambios de clima (Parada Molina et al., 2020). Por otro lado, en sus variaciones temporales de humedad relativa, se caracterizó por picos altos, con valores mínimos de 91.81 (8/12/2022) y máximos de la media de 89.44 el 21/06/2018. Se observó que es una correlación significativa de HR (Muñoz Belalcazar et al., 2021)

Así mismo, la temperatura, es una variable que tiene efecto sobre el crecimiento vegetativo del cultivo de café (Drinnan & Menzel, 1995). Cuando existe un aumento de mínima pueda que haya habido un desarrollo de la vegetación, por ello, que sea el factor temperatura min que inhibe el crecimiento de la vegetación en las tres zonas cafetaleras. Sin embargo, un aumento para la temperatura máxima pueda haber inhibido el crecimiento del cultivo de café y reducido el crecimiento de la vegetación debilitando la fotosíntesis (Jiao et al., 2021). El caso del cultivo de café, no tolera un ámbito amplio de las temperaturas (Davis et al., 2021). Por su parte Alarcon Aguila, (2016), indica que las temperaturas medias óptima para los cultivos de café se ubica entre los 15 y 25 °C, con 10 °C de oscilación diaria. Así mismo, Michael Franz Bartra Mego, (2020) indica que para los rangos óptimos de temperatura en cafetales oscila entre 18 y 21°C.

Aprovechando los avances recientes que existe, las variables climáticas tienen efecto sobre el desarrollo vegetativo y la fenología del cultivo de café. Se investigó el efecto de temperatura sobre el crecimiento vegetativo y la floración de 9 cultivares de café, donde todos los cultivares mostraron un crecimiento rápido durante el verano y otoño (Drinnan & Menzel, 1995). Además, Davis et al., (2021) investiga los perfiles climáticos en 2 variedades de café, evaluando el rendimiento y datos agronómicos e información sensorial, arrojando una temperatura media anual y una precipitación media anual de 22,9°C - 807 mm para variedad 1 y 24,8°C- 998 mm para variedad 2.

4.3. Modelo lineal según lugares.

Para cada zona cafetalera de Rodríguez de Mendoza, se utilizó un modelo de regresión llamado modelo lineal (LM) (Dong et al., 2013). Resultó tres fórmulas matemáticas para cada zona cafetalera (modelado del NDVI en función de las variables climáticas). El

desempeño del LM se evaluó con diferentes factores, incluidos la multicolinealidad, las variables predictoras, el coeficiente de error y el tamaño de muestra (Babar et al., 2021). Concluyendo que todos los estimados del modelo generalmente funcionan para las tres zonas evaluadas.

En este estudio, se observó que las variables (temperatura, humedad relativa y altitud) son altamente significativas para crear modelos de regresión lineal que expliquen el NDVI de cada zona de estudio. Al respecto, Martínez & Labib, (2023) sugieren que los estudios incluyan otras variables como uso específico del suelo y estructura de la vegetación, ya que estas podrían limitar la influencia de factores externos o de confusión en la relación entre los tipos de vegetación y el NDVI. Por su parte, Johnson et al, (2016) señalan que los modelos lineales son más ventajosos para predecir el rendimiento de los cultivos. García-García et al, (2021) encontraron que el modelo lineal mixto es capaz de modelar curvas de crecimiento con alta precisión para plantas de tomate a campo abierto. Sin embargo, para todos los casos de estudio se resalta la importancia de delinear el límite entre tierras agrícolas y no agrícolas para tener un mejor ajuste y no contaminar la relación NDVI-rendimiento de los cultivos (Bolton & Friedl, 2013; Xu & Katchova, 2019).

V. CONCLUSIONES

- Nuestro análisis de tendencia del NDVI en las zonas cafetaleras de Rodríguez de Mendoza, durante el período de 2000 a 2022 revela una mejora general en la salud de la vegetación. La incorporación de estadísticas de resumen, como la media, la desviación estándar y el coeficiente de variación, enriquece nuestra comprensión de la variabilidad en la salud de la vegetación. Estos hallazgos son esenciales para futuras investigaciones y estrategias de manejo en la región.
- La realización de un modelo de regresión lineal del NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) en función de variables climáticas pudieron proporcionar la relación entre el clima y la salud de la vegetación del cultivo de café. Siendo así un resultado clave que confirma de que existe una relación estadísticamente significativa entre el NDVI y las variables climáticas consideradas. Esto sugiere que las condiciones climáticas influyen en la salud y el crecimiento del cultivo de café en las tres zonas de Rodríguez de Mendoza.

VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

- Aburas, M. M., Abdullah, S. H., Ramli, M. F., & Ash'aari, Z. H. (2015). Measuring Land Cover Change in Seremban, Malaysia Using NDVI Index. *Procedia Environmental Sciences*, 30, 238–243. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2015.10.043>
- Aktas, A. F., & Üstündağ, B. B. (2017). Phenology Based NDVI Time-series Compensation for Yield Estimation Analysis. *IEEE XPLORE*, 1, 1–5. <https://doi.org/10.1109/AgroGeoinformática.2017.8047038>
- Alarcon Aguila, G. (2016). *Comportamiento de tres variedades de café (Coffea arabica L.) en el valle del perené, Junin - Perú* [Universidad Nacional La Molina]. <https://hdl.handle.net/20.500.12996/1982>
- Amani, M., Ghorbanian, A., Ahmadi, S. A., Kakooei, M., Moghimi, A., Mirmazloumi, S. M., Moghaddam, S. H. A., Mahdavi, S., Ghahremanloo, M., Parsian, S., Wu, Q., & Brisco, B. (2020). Google Earth Engine Cloud Computing Platform for Remote Sensing Big Data Applications: A Comprehensive Review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 5326–5350. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3021052>
- André, M., Pinheiro, B., De Carvalho Alves, M., Da Rocha Miranda, J., Eustáquio, M., Chaves, D., Arthur De Azevedo Silva, P., Alacoque, J. G., & Silveira Trindade, F. (2019). Modelagem espectro-temporal do ndvi obtido de imagens landsat 7 e 8 aplicado na cafeicultura. *Anais XIX Simposio Brasilenio de Sensoriamento Remoto*.
- Augusto, M. T. (2010). Empleo de Anova para determinar la consistencia entre resultados de mediciones unicos. *Boletin Cientifico Técnico INIMET*, 2, 9–14. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=223017811003>

- Avdan, U., & Jovanovska, G. (2016). Algorithm for automated mapping of land surface temperature using LANDSAT 8 satellite data. *Journal of Sensors*, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/1480307>
- Babar, I., Ayed, H., Chand, S., Suhail, M., Khan, Y. A., & Marzouki, R. (2021). Modified Liu estimators in the linear regression model: An application to Tobacco data. *PLoS ONE*, 16(11 November). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0259991>
- Balconi, M., Brusoni, S., & Orsenigo, L. (2010). In defence of the linear model: An essay. *Research Policy*, 39(1), 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2009.09.013>
- Belmahi, M., Hanchane, M., Krakauer, N. Y., Kessabi, R., Bouayad, H., Mahjoub, A., & Zouhri, D. (2023). Analysis of Relationship between Grain Yield and NDVI from MODIS in the Fez-Meknes Region, Morocco. *Remote Sensing*, 15(11). <https://doi.org/10.3390/rs15112707>
- Bolton, D. K., & Friedl, M. A. (2013). Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics. *Agricultural and Forest Meteorology*, 173, 74–84. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2013.01.007>
- Carlos Alvarado, A. L. y D. S. (2019). Comparación de Índices de Vegetación con imágenes Landsat usando la computación en la nube: zona Pampa de Majes-Siguas, Arequipa Perú (Periodo: Jun 1984 a Nov 2018). *Revista de Investigación de Física*, 22, 1–8. <https://doi.org/https://doi.org/10.15381/rif.v22i1.20280>
- Cesar Augusto, S. Z., Martinez-Rincon, R. O., & Morales-Zarate, M. V. (2017). Trend in the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in the Southern Part of Baja California Peninsula. *Investigaciones Geograficas*, 2017(94), 82–90. <https://doi.org/10.14350/rig.57214>
- Chemura, A., Mutanga, O., & Dube, T. (2017). Integrating age in the detection and mapping of incongruous patches in coffee (*Coffea arabica*) plantations using multi-temporal Landsat 8 NDVI anomalies. *International Journal of Applied Earth*

Observation and Geoinformation, 57, 1–13.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.12.007>

Chiang, S. H., & Ulloa, N. I. (2019). Mapping and tracking forest burnt areas in the indio maiz biological reserve using sentinel-3 SLSTR and VIIRS-DNB imagery. *Sensors (Switzerland)*, 19(24). <https://doi.org/10.3390/s19245423>

Choque Tarqui, C. E. (2021). Estimación de la evapotranspiración a partir de datos satelitales para la región de Alto Beni, Norte de Estimation of evapotranspiration from satellite data for the Alto Beni region, northern La Paz. *Revista de Investigación e Innovación Agropecuaria y de Recursos Naturales*, 8, 45–53.

Chuai, X. W., Huang, X. J., Wang, W. J., & Bao, G. (2013). NDVI, temperature and precipitation changes and their relationships with different vegetation types during 1998-2007 in Inner Mongolia, China. *International Journal of Climatology*, 33(7), 1696–1706. <https://doi.org/10.1002/joc.3543>

Dagnachew, M., Dagnachew, M., Kebede, A., Moges, A., & Abebe, A. (2020). Effects of Climate Variability on Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in the Gojeb River Catchment, Omo-Gibe Basin, Ethiopia. *Advances in Meteorology*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/8263246>

Daniel Guillermo Cavaller Riva, Antonio Sottile Bordallo, Emiliano Andrés Dueñas, & Cristian Darío Ortega Yubro. (2011). Análisis de anomalías en los días de la semana, en precios del Bitcoin, con R Studio® y RapidMiner Studio®. *SIE, Simposio de Informática En El Estado*, 1, 105–1045.

Davis, A. P., Gargiulo, R., Almeida, I. N. das M., Caravela, M. I., Denison, C., & Moat, J. (2021). Hot Coffee: The Identity, Climate Profiles, Agronomy, and Beverage Characteristics of *Coffea racemosa* and *C. zanguebariae*. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 5. <https://doi.org/10.3389/fsufs.2021.740137>

- Dong, Z., Song, T., & Yuan, C. (2013). Inference of gene regulatory networks from genetic perturbations with linear regression model. *PLoS ONE*, 8(12). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0083263>
- Dos Santos, L. M., E S Ferraz, G. A., Marin, D. B., Carvalho, M. A., Guimarães, R. J., & O Alecrim, A. DE. (2020). NDVI aplicado em imagens multiespectrais de cafeeiros sadios e cafeeiros infestados com bicho-mineiro ndvi applied in multiespectral images of healthy coffee and coffee infested with "bicho-mineiro. *COMBEA*. <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1143370/ndvi-aplicado-em-imagens-multiespectrais-de-cafeeiros-sadios-e-cafeeiros-infestados-com-bicho-mineiro>
- Drinnan, J. E., & Menzel, C. M. (1995). Temperature affects vegetative growth and flowering of coffee (*Coffea arabica* L.). *Journal of Horticultural Science*, 70(1), 25–34. <https://doi.org/10.1080/14620316.1995.11515269>
- Fan, X., & Liu, Y. (2016). A global study of NDVI difference among moderate-resolution satellite sensors. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 121, 177–191. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.09.008>
- Ferrer, M., Echeverría, G., Pereyra, G., Gonzalez-Neves, G., Pan, D., & Mirás-Avalos, J. M. (2020). Mapping vineyard vigor using airborne remote sensing: relations with yield, berry composition and sanitary status under humid climate conditions. *Precision Agriculture*, 21(1), 178–197. <https://doi.org/10.1007/s11119-019-09663-9>
- Ferrer Tarazona, R. S., & Vargas Paita, F. (2023). Financiamiento en la producción y comercialización del café en la provincia de Leoncio Prado, Huánuco (Perú) durante la pandemia del Covid-19. *Yotantsipanko*, 3(1), 09–20. <https://doi.org/10.54288/yotantsipanko.v3i1.26>
- Foga, S., Scaramuzza, P. L., Guo, S., Zhu, Z., Dilley, R. D., Beckmann, T., Schmidt, G. L., Dwyer, J. L., Joseph Hughes, M., & Laue, B. (2017). Cloud detection algorithm

comparison and validation for operational Landsat data products. *Remote Sensing of Environment*, 194, 379–390. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.026>

Fonseca, B., Campos, D., Helena, ;, Alves, M. R., Marin, M., Volpato, L., Franklin, ;, Inácio, D., Vânia, ;, & Silva, A. (2019). Distribuicao do NDVI e exposicao de vertenetes em áreas cafeeiras em santo antonio do amparo, Mg. *X Simpósio de Pesquisa Dos Cafés Do Brasil – ISSN*, 1984–9249.

Garcia-Garcia, D., Reynafarje la Rosa, X., Grados Bedoya, D., & Schrevens, E. (2021). Linear mixed model analysis of NDVI-based canopy coverage, extracted from sequential UAV multispectral imagery of an open field tomato irrigation experiment. *Computers and Electronics in Agriculture*, 189. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106399>

Gaw, L. Y. F., & Richards, D. R. (2021). Development of spontaneous vegetation on reclaimed land in Singapore measured by NDVI. *PLoS ONE*, 16(1 January). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0245220>

Ghosh, S., Bandopadhyay, S., & Sánchez, D. A. C. (2021). Long-Term Sensitivity Analysis of Palmer Drought Severity Index (PDSI) through Uncertainty and Error Estimation from Plant Productivity and Biophysical Parameters. *Environmental Sciences Proceeding*, 1, 3–57. <https://doi.org/10.3390/iecf2020-07956>

Gomez, C., Despinoy, M., Hamon, S., Hamon, P., Salmon, D., Akaffou, D. S., Legnate, H., de Kochko, A., Mangeas, M., & Poncet, V. (2016). Shift in precipitation regime promotes interspecific hybridization of introduced *Coffea* species. *Ecology and Evolution*, 6(10), 3240–3255. <https://doi.org/10.1002/ece3.2055>

Gómez Gil, L. F. (2012). *Metabolismo del carbono y relación fuente - demanda de el cafeto (Coffea arabica L.)* [Universidad Nacional de Colombia]. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/11460>

- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017a). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017b). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Guan, S., Fukami, K., Matsunaka, H., Okami, M., Tanaka, R., Nakano, H., Sakai, T., Nakano, K., Ohdan, H., & Takahashi, K. (2019). Assessing correlation of high-resolution NDVI with fertilizer application level and yield of rice and wheat crops using small UAVs. *Remote Sensing*, 11(2). <https://doi.org/10.3390/rs11020112>
- Guerron Barahona, A. M., Viera Arroyo, W. F., Campaña Cruz, D. F., Vasquez Rojas, L., & Montufar Salcedo, C. L. (2022). Aplicación de índices vegetales (banda roja e infrarrojo cercano) en plantaciones de aguacate. *Siembra*, 9(1), e3371. <https://doi.org/10.29166/siembra.v9i1.3371>
- Gurvich, V., & Naumova, M. (2021). Logical contradictions in the one-way Anova and Tukey-Kramer multiple comparisons tests with more than two groups of observations. *Symmetry*, 13(8). <https://doi.org/10.3390/sym13081387>
- Gutiérrez, J., Chica, E., & Pérez, J. F. (2023). Análisis de varianza y coeficiente de variación como criterios de repetibilidad de una estufa de cocción basada en gasificación de pellets. *Revista UIS Ingenierías*, 22(3). <https://doi.org/10.18273/revuin.v22n3-2023009>
- Hausner, M. B., Huntington, J. L., Nash, C., Morton, C., McEvoy, D. J., Pilliod, D. S., Hegewisch, K. C., Daudert, B., Abatzoglou, J. T., & Grant, G. (2018). Assessing the effectiveness of riparian restoration projects using Landsat and precipitation data from the cloud-computing application ClimateEngine.org. *Ecological Engineering*, 120, 432–440. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2018.06.024>

- Huang, J., Wang, X., Li, X., Tian, H., & Pan, Z. (2013). Remotely Sensed Rice Yield Prediction Using Multi-Temporal NDVI Data Derived from NOAA's-AVHRR. *PLoS ONE*, 8(8). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0070816>
- Huntington, J. L., Hegewisch, K. C., Daudert, B., Morton, C. G., Abatzoglou, J. T., McEvoy, D. J., & Erickson, T. (2017a). Climate engine: Cloud computing and visualization of climate and remote sensing data for advanced natural resource monitoring and process understanding. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(11), 2397–2409. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-15-00324.1>
- Huntington, J. L., Hegewisch, K. C., Daudert, B., Morton, C. G., Abatzoglou, J. T., McEvoy, D. J., & Erickson, T. (2017b). Climate engine: Cloud computing and visualization of climate and remote sensing data for advanced natural resource monitoring and process understanding. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(11), 2397–2409. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-15-00324.1>
- INEI. (2018). *Amazonas: Resultados Definitivos. Censos económicos Instituto Nacional de Estadística e Informática.*
- Jiao, K., Gao, J., & Liu, Z. (2021a). Precipitation drives the ndvi distribution on the tibetan plateau while high warming rates may intensify its ecological droughts. *Remote Sensing*, 13(7). <https://doi.org/10.3390/rs13071305>
- Jiao, K., Gao, J., & Liu, Z. (2021b). Precipitation drives the ndvi distribution on the tibetan plateau while high warming rates may intensify its ecological droughts. *Remote Sensing*, 13(7). <https://doi.org/10.3390/rs13071305>
- Johnson, M. D., Hsieh, W. W., Cannon, A. J., Davidson, A., & Bédard, F. (2016). Crop yield forecasting on the Canadian Prairies by remotely sensed vegetation indices and machine learning methods. *Agricultural and Forest Meteorology*, 218–219, 74–84. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.11.003>
- Lasaponara, R., Abate, N., & Masini, N. (2022). On the Use of Google Earth Engine and Sentinel Data to Detect “Lost” Sections of Ancient Roads. The Case of Via Appia.

IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 19.
<https://doi.org/10.1109/LGRS.2021.3054168>

Leiva-Espinoza, S. T., Román Peña, A., & Rubio Rojas, K. B. (2017). Caracterización socioeconómica de la producción cafetalera en la provincia de Rodríguez de Mendoza (Amazonas, Perú). *Revista de Investigación de Agroproducción Sustentable*, 1(3), 59. <https://doi.org/10.25127/aps.20173.375>

Liu, J., Wen, Z., & Gang, C. (2020). Índice de vegetación de diferencia normalizada de diferentes tipos de cobertura vegetal y sus respuestas al cambio climático en la meseta de Loess. *SciEngine*, 678–691.
<https://doi.org/https://doi.org/10.5846/stxb201901090082>

López, R. S., Fernández, D. G., Silva López, J. O., Rojas Briceño, N. B., Oliva, M., Terrones Murga, R. E., Trigos, D. I., Castillo, E. B., & Barrera Gurbillón, M. Á. (2020). Land suitability for coffee (*coffea arabica*) growing in Amazonas, Peru: Integrated use of AHP, GIS and RS. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(11). <https://doi.org/10.3390/ijgi9110673>

Lorenzo, M. C. (2022). Cooling capacity and condensation of atmospheric humidity of shade trees in coffee plantations from the Pluma Hidalgo region, Oaxaca. *Revista Chapingo Serie Agricultura Tropical*, 2(1), 33–43.
<https://doi.org/10.5154/r.rchsat.2022.02.03>

Martinez, A. de la I., & Labib, S. M. (2023). Demystifying normalized difference vegetation index (NDVI) for greenness exposure assessments and policy interventions in urban greening. *Environmental Research*, 220.
<https://doi.org/10.1016/j.envres.2022.115155>

Martín-Ortega, P., García-Montero, L. G., & Sibelet, N. (2020). Temporal patterns in illumination conditions and its effect on vegetation indices using Landsat on Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 12(2). <https://doi.org/10.3390/rs12020211>

- Michael Franz Bartra Mego. (2020). *Influencia ecofisiológica de tres variedades de (Coffea arabica L.) “café” en cuatro pisos altitudinales, en el distrito de Jepelacio, provincia de Moyobamba*. UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN MARTÍN.
- Muir, C., Southworth, J., Khatami, R., Herrero, H., & Akyapi, B. (2021). Vegetation dynamics and climatological drivers in ethiopia at the turn of the century. *Remote Sensing*, 13(16). <https://doi.org/10.3390/rs13163267>
- Muñoz Belalcazar, J. A., Burbano R., P. Y., Valencia A., A. L., & Lagos-Burbano, T. C. (2021). Componentes de rendimiento en Coffea arabica L. En tres zonas altitudinales del sur de Colombia. *Revista de Investigación Agraria y Ambiental*, 13(1), 51–62. <https://doi.org/10.22490/21456453.4350>
- Ocampo López, O. L., Vélez Upegui, J. J., Marín Salazar, J. P., & Forero Hernández, A. T. (2020). Análisis de tendencias climáticas con RClindex en el departamento de Caldas, Colombia. *Scientia et Technica*, 25(4), 595–603. <https://doi.org/10.22517/23447214.22771>
- Palacios Cruz, L., Pérez, M., Rivas Ruiz, R., & Talavera, J. O. (2013). Del juicio clínico al modelo de regresión lineal. *Revista Médica Del Instituto Mexicano Del Seguro Social*, 6, 656–661. <https://www.medigraphic.com/pdfs/imss/im-2013/im136l.pdf>
- Parada Molina, P. C., Cervantes Pérez, J., Ruiz Molina, V. E., & Cerdán Cabrera, C. R. (2020). Efectos de la variabilidad de la precipitación en la fenología del café: caso zona cafetalera Xalapa-Coatepec, Veracruz, Mex. *Ingeniería y Región*, 24, 61–71. <https://doi.org/10.25054/22161325.2752>
- Peña, M. A., & Ulloa, J. (2017). Mapeo de la recuperación de la vegetación quemada mediante la clasificación de índices espectrales pre-y post-incendio. *Revista de Teledeteccion*, 2017(50), 37–48. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7931>
- Peng, W., Kuang, T., & Tao, S. (2019). Quantifying influences of natural factors on vegetation NDVI changes based on geographical detector in Sichuan, western

China. *Journal of Cleaner Production*, 233, 353–367.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.05.355>

Pincay Menéndez, J. D., Héctor Ardisana, E. F., Torres García, A., & Fosado Téllez, O. (2022). Germinación de *Coffea arabica* L. var. Sarchimor con bioestimulantes y efecto posterior de estos sobre el crecimiento de plántulas. *La Técnica: Revista de Las Agrociencias*. ISSN 2477-8982, 27.
https://doi.org/10.33936/la_tecnica.v0i0.4097

Polk, M. H., Mishra, N. B., Young, K. R., & Mainali, K. (2020). Greening and browning trends across Peru's diverse environments. *Remote Sensing*, 12(15).
<https://doi.org/10.3390/RS12152418>

Rahman, M. S., Di, L., Shrestha, R., Yu, E. G., Lin, L., Kang, L., & Deng, M. (2016). Comparison of Selected Noise Reduction Techniques for MODIS Daily NDVI: An Empirical Analysis on Corn and Soybean. *IEEE Xplore*, 1–5.
<https://doi.org/10.1109/AgroGeoinformática.2016.7577661>

Rietveld, T., & van Hout, R. (2017). The paired t test and beyond: Recommendations for testing the central tendencies of two paired samples in research on speech, language and hearing pathology. *Journal of Communication Disorders*, 69, 44–57.
<https://doi.org/10.1016/j.jcomdis.2017.07.002>

Rivera, L. B., Bonilla, B. M., & Obando-Vidal, F. (2021). Processing multispectral imaging captured by drones to evaluate the normalized difference vegetation index of Castillo coffee plantations. *Ciencia Tecnología Agropecuaria*, 22(1).
https://doi.org/10.21930/RCTA.VOL22_NUM1_ART:1578

Rodrigo Ortega Blu. (2019). Innovación y tecnología para mejorar la sustentabilidad agrícola en el sector pecuario. *Revista Colombiana de Ciencias Pecuarias*, 32, 22–33.

Sandra Patricia Galarza Torres., Álvaro Patricio Carrillo Punina., & Lorena Patricia Carillo Punina. (2019). Estilos de liderazgo en las cooperativas de ahorro y crédito

- ecuatorianas: modelo lineal de equilibrio en sus resultados. *Revista ECA Sinergia*, 10, 96–104. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6965727>
- Saura, J. R., Reyes-Menendez, A., & Palos-Sanchez, P. (2019). Mapping multispectral Digital Images using a Cloud Computing software: applications from UAV images. *Heliyon*, 5, e01277. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2019>
- SENAMHI. (2020). *Mapa Climático del Perú SENAMHI - Amazonas. Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú.*
- Sergio Vilchez Mendoza, Fernando Casanoves, Edwin Treminio, & Jacques Avelino. (2020). Mapeo de la incidencia de la toya de café basado en las condiciones climáticas. *Programa Centroamericano de Gestión Integral de La Roca Del Café - Procagica*, 1, 1–26. <https://agritrop.cirad.fr/596752/1/Mapeo%20de%20la%20incidencia%20de%20la%20roya%20del%20caf%C3%A9%20basado%20en%20las%20condiciones%20clim%C3%A1ticas.pdf>
- Shrestha, R., Di, L., Yu, E. G., Kang, L., Li, L., Shahinoor Rahman, M., Deng, M., Yang, Z., & ZhengweiYang, W. D. (2016). Regression based Corn Yield Assessment using MODIS Based Daily NDVI in Iowa State. *The Fifth International Conference on Agro-Geoinformatics*, 18–20(JULIO), 1–5.
- Singh, P., Singh, A., & Kumar Upadhyay, R. (2021). A Web Based Google Earth Engine Approach for Irrigation Scheduling in Uttar Pradesh India Using Crop Water Stress Index. *American Journal of Remote Sensing*, 9(1), 42. <https://doi.org/10.11648/j.ajrs.20210901.15>
- Skok, G. (2023). Precipitation attribution distance. *Atmospheric Research*, 295. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2023.106998>
- Souza, D. F. de, Gonzalez, G. D. D., & Teixeira Filho, J. (2020). Variación temporal del índice de vegetación por diferencia normalizada como herramienta de identificación

- de los accesos de la bacía hidrográfica del ribeirão de cabras. *Revista Cerrados*, 17(01), 222–239. <https://doi.org/10.22238/rc2448269220191701222239>
- Tamiminia, H., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L., Adeli, S., & Brisco, B. (2020). Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review. In *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (Vol. 164, pp. 152–170). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.04.001>
- Tenreiro, T. R., García-Vila, M., Gómez, J. A., Jiménez-Berni, J. A., & Fereres, E. (2021). Using NDVI for the assessment of canopy cover in agricultural crops within modelling research. *Computers and Electronics in Agriculture*, 182. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106038>
- Tiwari, V., Matin, M. A., Qamer, F. M., Ellenburg, W. L., Bajracharya, B., Vadrevu, K., Rushi, B. R., & Yusafi, W. (2020). Wheat Area Mapping in Afghanistan Based on Optical and SAR Time-Series Images in Google Earth Engine Cloud Environment. *Frontiers in Environmental Science*, 8. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2020.00077>
- Turvey, C. G., & McLaurin, M. K. (2012). Applicability of the normalized difference vegetation index (NDVI) In index-based crop insurance design. *Weather, Climate, and Society*, 4(4), 271–284. <https://doi.org/10.1175/WCAS-D-11-00059.1>
- Villavicencio, L. M. M., Mendes, D., Andrade, L. de M. B., & Monteiro, F. F. (2018). Google earth engine: Mapping changes in the Vilcanota-Peru mountain range. *Anuario Do Instituto de Geociencias*, 41(3), 427–433. https://doi.org/10.11137/2018_3_427_433
- William, A., & Pingus, E. (2017). Localización óptima de un relleno sanitario empleando sistemas de información geográficas distrito de Chachapoyas Amazonas. *Revista de Investigación Científica UNTRM: Ciencias Naturales e Ingeniería*, 3, 71–77. <https://doi.org/https://doi.org/10.25127/ucni.v1i3.429>
- Wu, S., Di, B., Ustin, S. L., Wong, M. S., Adhikari, B. R., Zhang, R., & Luo, M. (2023). Dynamic Characteristics of Vegetation Change Based on Reconstructed

- Heterogenous NDVI in Seismic Regions. *Remote Sensing*, 15(2).
<https://doi.org/10.3390/rs15020299>
- Xu, C., & Katchova, A. L. (2019). Predicting Soybean Yield with NDVI Using a Flexible Fourier Transform Model. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, 51(3), 402–416. <https://doi.org/10.1017/aae.2019.5>
- Zhang, C., Di, L., Yang, Z., Lin, L., & Hao, P. (2020). AgKit4EE: A toolkit for agricultural land use modeling of the conterminous United States based on Google Earth Engine. *Environmental Modelling and Software*, 129. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2020.104694>
- Zhang, H., Liu, L., Jiao, W., Li, K., Wang, L., & Liu, Q. (2022). Watershed runoff modeling through a multi-time scale approach by multivariate empirical mode decomposition (MEMD). *Environmental Science and Pollution Research*, 29(2), 2819–2829. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-13676-1>
- Zhao, H., Yang, Z., Zhang, H., Meng, J., Jin, Q., & Ming, S. (2022). Emergency Monitoring of a Tailings Pond Leakage Accident Based on the GEE Platform. *Sustainability (Switzerland)*, 14(14). <https://doi.org/10.3390/su14148558>
- Zhao, M., Peng, C., Xiang, W., Deng, X., Tian, D., Zhou, X., Yu, G., He, H., & Zhao, Z. (2013). Plant phenological modeling and its application in global climate change research: Overview and future challenges. In *Environmental Reviews* (Vol. 21, Issue 1, pp. 1–14). <https://doi.org/10.1139/er-2012-0036>
- Zhao, W., Hu, Z., Guo, Q., Wu, G., Chen, R., & Li, S. (2020). Contributions of climatic factors to interannual variability of the vegetation index in northern China grasslands. *Journal of Climate*, 33(1), 175–183. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-18-0587.1>