

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CAJAMARCA
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS PECUARIAS
ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL DE INGENIERÍA ZOOTECNISTA



TESIS

“Evaluación de la productividad histórica de biomasa forrajera en el valle de Cajamarca mediante Índices de Vegetación (IV): Índice de Vegetación Mejorado (EVI) e Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) obtenidos a través de Espectroradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS) entre 2000 y 2024.”

Para Optar el Título Profesional de:

INGENIERO ZOOTECNISTA

Presentado por la Bachiller:

ROXANA MARILÚ VARGAS SÁNCHEZ

Asesor:

PHD. LUIS ASUNCIÓN VALLEJOS FERNÁNDEZ

Coasesor:

M.CS. WUESLEY YUSMEIN ALVAREZ GARCÍA

CAJAMARCA – PERÚ

2025



UNIVERSIDAD NACIONAL DE CAJAMARCA

"Norte de la Universidad Peruana"
Fundada por Ley 14015 del 13 de febrero de 1962



FACULTAD DE INGENIERIA EN CIENCIAS PECUARIAS

Ciudad Universitaria 2J-Anexos 1110

CONSTANCIA DE INFORME DE ORIGINALIDAD

1. Investigador:

Vargas Sánchez Roxana Marilú

DNI: 71763876

Escuela Profesional/Unidad UNC:

Ingeniería Zootecnista

2. Asesor:

Dr. Luis Asunción Valles Fernández

Facultad/Unidad UNC:

Ingeniería en Ciencias Pecuarias

3. Grado académico o título profesional

☐ Bachiller

☒ Título profesional

☐ Segunda especialidad

☐ Maestro

☐ Doctor

4. Tipo de Investigación:

☒ Tesis

☐ Trabajo de investigación

☐ Trabajo de suficiencia profesional

☐ Trabajo académico

5. Título de Trabajo de Investigación:

"Evaluación de la productividad histórica de biomasa forrajera en el valle de Cajamarca mediante índices de Vegetación (IV): índice de Vegetación Mejorada (EVI) e Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) obtenidos a través de Espectroradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS) entre 2000 y 2024"

6. Fecha de evaluación: 25/08/2025

7. Software antiplagio: ☒ TURNITIN

☐ URKUND (OURIGINAL) (*)

8. Porcentaje de Informe de Similitud: 3 %

9. Código Documento: trn:oid::3117:486993746

10. Resultado de la Evaluación de Similitud:

☒ APROBADO ☐ PARA LEVANTAMIENTO DE OBSERVACIONES O DESAPROBADO

Fecha Emisión: 15/09/2025

Firma y/o Sello
Emisor Constancia

Nombres y Apellidos

Luis A. VALLES

DNI: 26673237

FERNÁNDEZ



UNIVERSIDAD NACIONAL DE CAJAMARCA

"Norte de la Universidad Peruana"

Fundada por Ley 14015 del 13 de febrero de 1962

FACULTAD DE INGENIERIA EN CIENCIAS PECUARIAS

Ciudad Universitaria 2J-Anexos 1110



ACTA QUE PRESENTA EL JURADO CALIFICADOR DE LA SUSTENTACIÓN DE TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO ZOOTECNISTA

De acuerdo a lo estipulado en el Reglamento de Graduación y Titulación de la Facultad de Ingeniería en Ciencias Pecuarias de la Universidad Nacional de Cajamarca, para optar el Título Profesional de **INGENIERO ZOOTECNISTA**, se reunieron en el Auditorio de la FICP, siendo las 16 horas con 05 minutos del día 11 de Agosto del 2025, los siguientes Miembros del Jurado y el (los) Asesores.

- Mg.Sc.Ing. Jorge Ricardo De La Torre Araujo
- Mg.Sc. Ing. Raúl Alberto Cáceres Cabanillas
- Ing. Erasmo Gustavo Cusma Pajares

Presidente
Secretario
Vocal

ASESOR:

- Dr. Mv. Luis Asunción Vallejos Fernández

Co Asesor:

- Ing. Wuesley Yusmein Álvarez García

Con la finalidad de recepcionar y calificar la Sustentación de la Tesis titulada:

Evaluación de la productividad histórica de biomasa forrajera en el Valle de Cajamarca mediante índices de vegetación (SVI): Índice de Vegetación Mejorado (EVI) e índice de vegetación de densidad Normalizada (NDVI) obtenidos a través de espectroradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS) entre 2000 y 2024.

La misma que fue realizada por el (la) Bachiller.....

Roxana Marilú Vargas Sánchez

A continuación el Jurado procedió a dar por iniciado el acto académico, invitando al Bachiller a sustentar dicha tesis.

Concluida la exposición, los Miembros del Jurado formularon las preguntas pertinentes, luego el Presidente del Jurado invita a la participación de los asesores y de los asistentes.

Después de las deliberaciones de estilo el Jurado anunció..... APROBAR

por Unanimidad con la nota de Dieciséis (16).

Siendo las 17 horas con 25 minutos del mismo día el Jurado dio por concluido el acto académico, indicando las correcciones y modificaciones para continuar con los trámites pertinentes.

Mg.Sc.Ing. Jorge R. De La Torre Araujo
Presidente

Mg.Sc. Ing. Raúl A. Cáceres Cabanillas
Secretario

Ing. Erasmo Gustavo Cusma Pajares
Vocal

Dr. Mv. Luis A. Vallejos Fernández
Asesor

Ing. Wuesley Yusmein Álvarez García
Co Asesor

“Evaluación de la productividad histórica de biomasa forrajera en el valle de Cajamarca mediante Índices de Vegetación (IV): Índice de Vegetación Mejorado (EVI) e Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) obtenidos a través de Espectroradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS) entre 2000 y 2024.”

DEDICATORITA

A Dios, por iluminar mi vida y cuidar mis pasos, darme sabiduría, seguridad y enfrentarme a nuevos desafíos, y avanzar con mi formación tanto académica y personal.

A mis padres,

Rufina Sánchez Mendoza y Ricardo Vargas Sangay quienes desde pequeña me inculcaron valores y me enseñaron a luchar para alcanzar mis metas. Su amor y apoyo fueron fundamental para alcanzar este objetivo. ¡Los amo!

A mis hermanos Talía, Cristhian y Karina por darme su apoyo incondicional y acompañarme en este proceso de mi vida motivándome para seguir y cumplir mis metas.

AGRADECIMIENTO

A Dios por darme la vida, su amor incondicional y siempre estar guiándome en cada paso de mi vida y darme fuerza en los momentos más difíciles.

A mis padres, hermanos, mis sobrinitas y demás familiares por estar a mi lado en este proceso de mi formación profesional y su apoyo de cada uno de ustedes.

A mi asesor: PhD. Luis Asunción Vallejos Fernández por brindarme su enseñanza académica, orientación durante el desarrollo de este trabajo y depositando su confianza en mi persona.

A mis amigos que me motivaron a seguir adelante para lograr este objetivo. Y a cada uno de mis docentes de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería Zootecnista, que, compartiendo sus conocimientos y experiencias, me ayudaron en el proceso de mi educación académica.

ÍNDICE

RESUMEN	xi
ABSTRACT	xii
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO I	3
PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	3
1.1. Planteamiento del problema.....	3
1.2. Formulación del problema	4
1.3. Justificación e importancia.....	4
CAPÍTULO II	6
OBJETIVOS	6
2.1 . Objetivo General.....	6
2.2 . Objetivos Específicos	6
CAPÍTULO III	7
HIPÓTESIS Y VARIABLES.....	7
3.1 . Hipótesis de la investigación	7
3.2 . Variables.....	7
Independientes	7
Dependientes.....	7
CAPÍTULO IV	8
MARCO TEÓRICO.....	8
4.1. Antecedentes	8
4.2. Bases teóricas	23
CAPÍTULO V	29
METODOLOGÍAS, TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN Y MATERIALES	29
5.1. Lugar de ejecución	29

5.2. Tipo de estudio	30
5.3. Población y muestra	30
5.4. Procesamiento y análisis de datos.	31
Recopilación de información	31
Análisis de datos	33
5.5. Gabinete y equipamiento.....	34
CAPITULO VI	35
RESULTADOS Y DISCUSIONES	35
6.1. Temperatura y precipitación	35
6.2. Índices de vegetación en la campiña de Cajamarca NDVI y EVI	37
CAPITULO VII	52
CONCLUSIONES.....	52
CAPITULO VII	53
RECOMENDACIONES	53
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	54
APENDICE Y/O ANEXOS	62

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Coordenadas de ubicación y composición de los suelos de las explotaciones lecheras (Carrasco Chilón et al., 2021)	21
Tabla 2: Características y prácticas de gestión en el estudio sobre explotaciones lecheras (Carrasco Chilón et al., 2021)	22
Tabla 3: Ubicación de los predios monitoreados.....	31
Tabla 4: Promedio por mes de Temperatura y acumulados de precipitación (años 2000 – 2024)	35
Tabla 5: Valores promedios por año de temperatura y acumulados de precipitación (años 2000 – 2023).	36
Tabla 6: Correlación de T.mm, EVI y NDVI	44
Tabla 7: Indicadores de producción de los predios principales del valle de Cajamarca.....	51
Tabla 8: promedio por año de EVI.....	63
Tabla 9: promedio por año de NDVI	64

Índice de Gráficos

Gráfico 1. Valores promedio de EVI por mes (2000 - 2024).....	38
Gráfico 2. Valores promedio de NDVI por mes (2000 - 2024).....	40
Gráfico 3: valores promedio de temperatura (T°) y precipitación (mm).....	42
Gráfico 4: valores promedio de NDVI y EVI	43
Gráfico 5: Ecuación de predicción del NDVI durante el año entre 2000 – 2024	46
Gráfico 6: Ecuación de predicción del EVI durante el año entre 2000 – 2024 .	47
Gráfico 7: Biplot para la comparación entre los valores de EVI y la Temperatura promedio diaria.....	48
Gráfico 8: Biplot para la comparación entre los valores de EVI y la Precipitación acumulada por mes (retardada).	49
Gráfico 9: Biplot para la comparación entre los valores de NDVI y la Precipitación acumulada por mes (retardada).....	50

Índice de Figuras

Figura 1: ubicación geográfica de la zona a evaluar. Elaborado con QGis (Versión. 3.34.3-Prizren) y apoyado de la información geográfica de la plataforma de Google Earth Pro-Versión 7.3.6.9796 (64-bit).....	29
Figura 2: Base de datos será de EMBRAPA SATVeg.....	32
Figura 3: Identificación de predios	62

USO DE SIGLAS Y ABREVIATURAS

IV: Índices de Vegetación

NDVI: Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada

EVI: Índice de Vegetación Mejorado

MODIS: Espectroradiómetro de imágenes de resolución moderada

EMBRAPA: Empresa Brasileña de Investigación Agropecuaria

SATVeg: Sistema de Análisis Temporal de Vegetación

QGIS: Sistema de Información Geográfica Cuántico

R²: Coeficiente de Determinación

°C: Grados Celsius

mm: Precipitación

T: Temperatura

F.And: Fundo Andogoto

F.Arg: Fundo Argentina

F.Cac: Fundo Cacho

F.Trf: Fundo El Triunfo

F.Alp: Fundo Los Alpes

F.Paj: Fundo Pajares

F.Val: Fundo Valera

F.Hup: Fundo Huayrapongo

F.Vic: Fundo La Victoria

F.RGS: Rafael Gómez Sanchez

F.SM: Fundo Santa Margarita

F.Tar: Fundo Tartar

F.3Mol: Fundo Tres Molinos

RESUMEN

Los pastos representan un componente fundamental de la ganadería en el campo de Cajamarca; sin embargo, actualmente están experimentando importantes cambios morfológicos y botánicos, especialmente durante los períodos de sequía. La utilización de técnicas de teledetección, junto con la adquisición de índices EVI y NDVI, sirve como medio para estimar los biomas y evaluar el comportamiento productivo. El objetivo de este estudio fue, evaluar la productividad histórica de la biomasa forrajera en el valle de Cajamarca utilizando los índices de vegetación EVI y NDVI obtenidos a través de MODIS entre 2000 y 2024. El estudio se llevó a cabo en 13 granjas en el campo de Cajamarca, con dos puntos de referencia seleccionados de 12 granjas y un solo punto de la más pequeña (Total = 25 puntos). Los datos MODIS, distribuidos por el Centro de Archivo Activo Distribuido de Procesos Terrestres (LP DAAC), se utilizaron para calcular los índices de vegetación NDVI y EVI para cada punto entre 2000 y 2024. Los mapas que representan las ubicaciones se prepararon utilizando el software QGIS (Ver. 3.36.2), que visualiza los cambios en la biomasa y los modelos derivados de la vegetación. Los resultados indicaron una fuerte correlación positiva ($R^2 = 0,927$) entre los índices de vegetación NDVI y EVI. Sin embargo, el EVI proporcionó información más precisa sobre la relación entre la vegetación y el clima, con $EVI-T = 0,390$ y $EVI-mm = 0,361$. Los meses de sequía son de junio a agosto, afectando la producción de forraje. El análisis indica que la fundo Argentina muestra una productividad superior, con valores de (15,14 t/ha FV) y (4,12 t/ha MS). Es imprescindible utilizar índices de vegetación para el rendimiento de la biomasa forrajera y facilitar el diagnóstico de los pastos, dado que Cajamarca es una cuenca lechera.

Palabras claves: pasturas, biomasa, EVI, NDVI, MODIS

ABSTRACT

Pastures represent a fundamental component of livestock husbandry in the Cajamarca countryside; however, they are currently undergoing significant morphological and botanical changes, particularly during periods of drought. The utilisation of remote sensing techniques, alongside the acquisition of EVI and NDVI indices, serves as a means to estimate biomes and assess productive behaviour. The objective of this study was evaluate the historical productivity of forage biomass in the Cajamarca valley using EVI and NDVI vegetation indices obtained through MODIS between 2000 and 2024. The study was conducted on 13 farms in the Cajamarca countryside, with two reference points selected from 12 farms and a single point from the smallest (Total = 25 points). The MODIS data, distributed by the Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC), was utilised to calculate the NDVI and EVI vegetation indices for each point between 2000 and 2024. The maps depicting the locations were prepared using QGIS Software (Ver. 3.36.2), which visualises the changes in biomass and the models derived from the vegetation. The findings indicated a strong positive correlation ($R^2 = 0.927$) between the NDVI and EVI vegetation indices. However, EVI yielded more precise insights into the relationship between vegetation and climate, with $EVI-T = 0.390$ and $EVI-mm = 0.361$. However, the months of drought are June-August 7.20 to 9.21, affecting forage production. The analysis indicates that the Argentina farm demonstrates superior productivity, with values of (15.14 t/ha GF) and (4.12 t/ha DM). It is imperative to utilise vegetation indices for forage biomass yield and to facilitate the diagnosis of pastures, given that Cajamarca is a dairy basin.

Keywords: pastures, biomas, EVI, NDVI, MODIS

INTRODUCCIÓN

Los pastos cubren un tercio de la superficie terrestre y se utilizan principalmente para la alimentación de la ganadería a nivel mundial (Reinermann et al., 2020). En la actualidad, las pasturas están sufriendo cambios y modificaciones en su estructura morfológica y botánica, debido a la interacción de factores abióticos, asociados a la degradación del suelo e intervienen en las cadenas de suministro y sistemas de aprovechamiento de las praderas (Enríquez Quiroz et al., 2021). Por ello, es fundamental optimizar las técnicas de evaluación y manejo del piso forrajero, para producir pastos con mayor rendimiento y de alta calidad, en los mismos que se implementen algoritmos computacionales (Yoosefzadeh-Najafabadi et al., 2023) y que sea posible caracterizar el patrón espacio-temporal de la fenología de las plantas, que permitan un seguimiento específico de cada una de las especies del piso forrajero de manera controlada y exacta (Zeng et al., 2020).

En la región norte del país y en particular en Cajamarca, la ganadería es una actividad económica importante en el desarrollo económico, y que basa su alimentación en pasturas principalmente; las mismas que presentan un alto grado de degradación de su hábitat debido al exceso de la carga animal y diversos cambios agroclimáticos. Siendo un problema en la preservación y recuperación de las pasturas y asegurar el suministro de importantes beneficios del ecosistema, es fundamental tener información detallada sobre la distribución y características de las comunidades vegetales (Villoslada et al., 2020). Asimismo, el manejo inadecuado de los suelos y las prácticas inadecuadas de conservación, provoca la degradación de los pastos y pueden desencadenar alteraciones y daños ambientales desfavorables (Vieira et al., 2021)

La aplicación de la tecnología de sensores remotos (SR) y la obtención de los Índice de Vegetación (IV) como el Índice Normalizado de Vegetación (NDVI) y el Índice de Vegetación Mejorado (EVI), entre otros índices especializados, se usan para monitorear el funcionamiento del ecosistema (Reyes-Díez et al., 2015) esto a través de ecuaciones obtenidas con los valores de longitudes de onda capturados por los SR. Estos índices se pueden emplear para la clasificación de la cobertura terrestre (Suresh & Lal, 2020), donde el NDVI

es un indicador para estimar la biomasa, y recolectar fenotipos en campo (Mardian et al., 2021), al igual que EVI, aunque se diferencia por que funciona mejor debido a la conexión atmosférica y por su pixel de transformación en pasturas (Shao et al., 2021). Sin embargo, los SR se pueden emplear en muchas aplicaciones en la agricultura y ganadería (Walsh et al., 2018), debido a la alta precisión espacial y un constante intervalo de revisión adaptativo (Tian et al., 2017), que incluye los análisis y evaluaciones de la fenología general de las plantas y la fenología específica de cada una de las especies (Zeng et al., 2020), considerando su aplicación como novedosas, eficientes y de bajo costo (da Silva Quinaia et al., 2021).

CAPÍTULO I

PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. Planteamiento del problema

La producción de pasturas en la región Cajamarca es la base de la alimentación del ganado lechera (Cotrina Altamirano, 2019), y la necesidad de mejorar la eficiencia de la utilización de las praderas, bajo el contexto de sostenibilidad y cambio climático (Wilkinson et al., 2020) y siendo de conocimiento que las épocas del año afectan el comportamiento productivo (Vallejos-Cacho et al., 2024) especialmente durante la sequía, se hace indispensable estudiar la aplicación de tecnologías de precisión y de avanzada para estimar el rendimiento de biomasa forrajera y su correlación con las precipitaciones y temperatura media.

El principal problema que se visualiza en estas condiciones de los sistemas de producción de pasturas es la baja productividad forrajera y el escaso nivel de aplicación e implementación de herramientas de monitoreo y supervisión del piso forrajero y los factores que intervienen en la sierra del Perú, principalmente en Cajamarca, debido a la deficiente intervención con dichas herramientas, la poca capacitación y el difícil acceso a modelos del comportamiento de los factores ambientales y abióticos, así como el bajo o escaso uso de métodos de evaluación remota (sensores de cámaras del Remotely Piloted Aircraft System - RPAS y satélite). Tal es el caso, que con la aplicación de la teledetección se puede analizar la producción y el manejo de los pastizales a grandes escalas de espacio con alta resolución (Reinermann et al., 2020). En el Perú, esta tecnología aún no se aplica de manera extendida, lo que hace que sus beneficios sean poco conocidos. En Cajamarca, en particular, su implementación y uso podrían permitir analizar el comportamiento productivo de las pasturas sin recurrir a las metodologías tradicionales, las cuales requieren más tiempo y mano de obra, además de que suelen implicar la destrucción de la pastura como parte del proceso (Gutierrez Arce et al., 2019).

1.2. Formulación del problema

¿Se puede estimar la productividad histórica de biomasa forrajera en el valle de Cajamarca mediante el uso de índices de vegetación EVI y NDVI obtenidos a través de MODIS entre 2000 y 2024?

1.3. Justificación e importancia

El establecimiento de pastos es fundamental en la campiña de Cajamarca, ya que constituye la base de la alimentación del ganado lechero, el cual, en su mayoría, es explotado de manera extensiva. No obstante, un manejo inadecuado de la carga animal, la erosión temprana de estas áreas y diversos factores relacionados con el suelo y el clima, disminuyen la productividad en términos de biomasa y la calidad del forraje (Huamán López, 2022).

Es importante saber el comportamiento y la capacidad del medio ambiente a través de indicadores como la producción de biomasa forrajera, frente a los cambios de los índices de vegetación EVI y NDVI, temperatura y precipitación, siendo Cajamarca una región ganadera, cuenca importante en la producción láctea, por eso es de vital importancia saber sobre el rendimiento de la producción de biomasa forrajera y así poder realizar un diagnóstico sobre las pasturas

Con los resultados se logra importante información respecto a la productividad histórica de biomasa forrajera durante los últimos años mediante el uso de índices de vegetación EVI y NDVI obtenidos a través de MODIS entre 2000 y 2024. Esta investigación será relevante para los productores e instituciones que realicen proyectos utilizando la teledetección, donde al realizar un estudio en pasturas, u otras actividades, sea rápida y más precisa para realizar un diagnóstico o una solución, para el desarrollo de la ganadería mediante los índices de vegetación.

Sabiendo que esta tecnología e información es poco usado en Cajamarca, este estudio de investigación es novedoso. Lo cual se puede decir que apertura una alternativa para Cajamarca y para el futuro de las pasturas, realizando

investigaciones mediante las teledetecciones ya que estos estudios son más precisos y demanda de menor tiempo.

CAPÍTULO II

OBJETIVOS

2.1. Objetivo General

Evaluar la productividad histórica de biomasa forrajera en el valle de Cajamarca mediante índices de vegetación EVI e NDVI obtenidos a través de MODIS entre 2000 y 2024.

2.2. Objetivos Específicos

- Obtener los valores de NDVI y EVI en los predios del valle de Cajamarca.
- Estimar la producción de biomasa aérea de forraje y su relación con las precipitaciones y temperatura ambiental
- Realizar un diagnóstico de la producción de biomasa forrajera, analizado bajo índices de vegetación EVI y NDVI

CAPÍTULO III

HIPÓTESIS Y VARIABLES

3.1. Hipótesis de la investigación

La productividad histórica de biomasa de forraje en el valle de Cajamarca se puede estimar, mediante el uso de índices de vegetación EVI e NDVI, obtenidos a través de MODIS entre 2000 y 2024.

3.2. Variables

Independientes

- Índice de Vegetación: EVI y NDVI
- Temperatura ambiental
- Precipitación pluvial

Dependientes

- Productividad de biomasa forrajera
- Modelos de predicción y estimación del rendimiento forrajero.

CAPÍTULO IV

MARCO TEÓRICO

4.1. Antecedentes

A nivel internacional

Los trabajos relacionados a la evaluación de las pasturas mediante el uso o aplicación de sensores son muy amplios, debido a la tendencia del uso de herramientas de análisis de Big Data y la ventaja de la precisión de análisis y toma de información de la vegetación de interés. Así surge la necesidad de conocer la eficacia de utilizar imágenes multiespectrales captadas por UAV de bajo costo para identificar los niveles de alimentación en áreas de pastizales naturales de manera precisa y detallada. Donde se busca calcular el valor nutricional de los pastizales naturales, y también introducir un enfoque innovador para la recolección de datos en la gestión de pastizales, como una alternativa rápida y eficiente para esta estimación (Gao et al., 2019). Considerando que se evidencia un auge en la degradación de los pastos, convirtiéndose en un problema global que está causando erosión del suelo y disminuyendo la capacidad de almacenamiento de carbono, por lo que se hace necesario contar con métodos precisos para mapear esta degradación, ya que proporcionan información clave para la planificación sostenible del paisaje (Naegeli de Torres et al., 2019).

De Rosa et al. (2021), menciona que se centraron en probar un método integrado que combina imágenes de teledetección capturadas por un UAV con una cámara multiespectral, modelos estadísticos como el Modelo Aditivo Generalizado (GAM) y algoritmos de aprendizaje automático como el Bosque Aleatorio (RF), ubicado en Australia subtropical: Casino y Kerry. Donde su objetivo era predecir cargas futuras de biomasa de pastos utilizando datos públicos disponibles. La importancia de este estudio es que propone un sistema de modelo predictivo UAV para predecir la biomasa de pastos, con el objetivo de mejorar la rentabilidad de las granjas lecheras mediante un manejo específico del pastoreo. Y plantean el desarrollo de una plataforma automatizada de apoyo

a la toma de decisiones que pueda analizar datos de múltiples fuentes para proporcionar información precisa de manera rápida.

Muchos de los trabajos realizados en la evaluación de pastizales realizados a nivel mundial se basan en la cuantificación de los indicadores productivos en las pasturas. Es así que Fernandes et al. (2018) realizaron un trabajo en el Cerrado del estado de Minas Gerais, Brasil, con el objetivo de "Evaluar los cambios de degradación de los pastizales en la biomasa creando estimaciones de eficiencia en el uso agua (WUE) con base en datos MODIS de 2003 a 2014". Estimaron la relación entre productividad primaria neta (NPP) y evapotranspiración real (AE). Los valores de NPP se estimaron en EVI obtenida del producto MOD/MYD13, mientras que los datos AE mensuales se adquirieron del producto MOD16A2. Según la estimación de WUE, 39.1% (4.6 Mha), de todas las tierras de cultivo en el área de estudio mostraron una correlación negativa ($p \leq 0.20$) (19.3% para $p \leq 0.05$; 8.6% para $0.05 < p \leq 0.1$; y 11.2 % para $0.1 < p \leq 0.2$), debido a tendencias decrecientes en la precipitación y el mal manejo de los pastos, lo que propone diferentes etapas y niveles de degradación.

El estudio de Kuchler et al. (2020) se llevado a cabo en el estado de Mato Grosso, Brasil, evaluaron la importancia de las operaciones de preprocesamiento en el mapeo de diferentes sistemas de cultivo, donde se utilizaron datos MODIS de índices de vegetación compuestos de 16 días entre 2014 y 2015. Se probaron dos clasificadores ampliamente utilizados, Random Forest (RF) y Support Vector Machine (SVM), utilizando cinco conjuntos de datos; 1) NDVI bruto, 2) NDVI bruto + EVI bruto, 3) NDVI suavizado, 4) Fenometría derivada del NDVI y 5) NDVI bruto + Fenometría. RF y SVM muestran que el conjunto de datos "NDVI sin procesar + EVI sin procesar" logra el mayor rendimiento, seguido de cerca por el conjunto de datos "NDVI sin procesar" y los conjuntos de datos "NDVI + Fenometría sin procesar", y recomiendan utilizar índices de vegetación sin procesar para mapear las prácticas de cultivo y en ganadería.

El objetivo de Stumpf et al. (2020) en los pastizales de Suiza, fue desarrollar una herramienta de seguimiento para mapear anualmente las prácticas de gestión (corte frente a pastoreo), y la intensidad de uso de los sistemas de pastizales de estructura pequeña. A modo de ejemplo, la

herramienta se aplicó y evaluó en el año 2015. Se observó que las praderas tienen intensidad de uso mayor que los pastos, con un aumento gradual en la intensidad a medida que se clasifican en categorías: baja, moderada y alta. La mediana del NDVI aumenta en proporción a la variabilidad, pastos bajos (0.04), pastos moderados (0.103), pastos altos (0.078). Los perfiles de clase de los cambios absolutos en el NDVI para los sitios seleccionados muestran patrones similares, aunque menos claros en comparación con los cambios promedios en el perfil del NDVI. Donde la precisión de esta herramienta se verificó a través de un programa de evaluación que incluyó datos regionales de uso de la tierra, así como sistemas existentes relacionados con la fenología, la topografía y el manejo de la vegetación del NDVI. La información sobre el uso de la tierra proporcionada por las herramientas de monitoreo de pastizales pueda ayudar a equilibrar la producción agrícola y mantener la función del ecosistema a nivel del panorama.

En tanto, Chapungu et al. (2020), este estudio se realizó en la provincia de Mashonaland Central (31°E, 17°S), ubicada en el noreste de Zimbabue . La provincia está compuesta por ocho distritos: Mazowe, Bindura, Shamva, Mt Darwin, Rushinga, Muzarabani, Guruve y Mbire, emplearon la teledetección multiespectral para estimar la biomasa total (subterránea y aérea) de especies seleccionadas de pastizales en sabanas tropicales. La biomasa total la estimaron examinando la relación entre la biomasa aérea y subterránea, el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y la biomasa subterránea, así como el NDVI y la biomasa total. Se encontró una relación positiva significativa ($p = 0,005$) entre la biomasa subterránea y aérea. El NDVI se correlacionó significativamente ($p = 0,0386$) con la biomasa aérea, con un error cuadrático medio (RMSE) de 18,97 y un modelo BIAS de 0,019, valores dentro de los rangos aceptables. Se halló una relación significativa ($p = 0$) entre la biomasa subterránea y el NDVI, con un RMSE de 5,53 y un modelo BIAS de 0,0041. Además, se observó una relación significativa ($p = 0,054$) entre el NDVI y la biomasa total. Estas relaciones positivas entre el NDVI y la biomasa total de pastizales, junto con la falta de sesgo en el modelo, ofrecen la posibilidad de monitorear las reservas de carbono y evaluar las fluctuaciones estacionales del almacenamiento de carbono en los pastizales.

Por tanto Shammi & Meng (2021) diseñaron métricas de crecimiento de cultivos basadas en el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y el Índice de Vegetación Mejorado (EVI) derivados de imágenes satelitales MODIS, se realizó en Delta del Mississippi, el área de estudio es una de las áreas agrícolas adyacentes más grandes de los Estados Unidos. Estas métricas capturan biométricamente el estado y la tendencia del crecimiento de los cultivos, ofreciendo una herramienta poderosa para la gestión del rendimiento de los cultivos. Hasta la fecha, no se habían explorado ni aplicado métricas de crecimiento derivadas de NDVI o EVI del MODIS al rendimiento de los cultivos, lo que hace que este estudio sea innovador en este campo. Se desarrollaron 19 métricas de crecimiento de cultivos utilizando datos de series temporales de NDVI y EVI para modelar el rendimiento de la soja. Se encontró que las métricas basadas en NDVI y EVI, como VGM70, VGM85, VGMmax y VGM98total, tenían una precisión del 95% en la predicción de los rendimientos de la soja a los 70 días de emergencia. Estas métricas proporcionan información significativa sobre el estado del cultivo y la predicción del rendimiento, siendo más relevantes que los índices NDVI o EVI por sí solos.

Wei & Fang (2024) se enfocaron en desarrollar un sistema de monitoreo fitosanitario adaptado para granjas verticales, iniciando con la creación de un LED multiespectral que incluye fuentes de luz UVA y NIR, junto con un dispositivo IoT para controlar el espectro del LED. Este dispositivo integra una cámara con filtros intercambiables y un sensor CMOS RGB para calcular tanto el SI-NDVI como el UV-NDVI de manera simultánea, permitiendo evaluar la salud de las plantas de forma más precisa. Se realizó un experimento de cultivo de lechuga en un estante de plantación dentro de una sala ambiental controlada, utilizando dos maceteros con la misma solución nutritiva y variedad de lechuga. Se monitorearon los índices SI-NDVI y UV-NDVI cada tres horas para comparar su evolución. Los resultados demostraron que, si bien las tendencias de ambos índices fueron similares en el seguimiento del crecimiento de la lechuga, el UV-NDVI resultó más sensible a la salud de las plantas y pudo detectar anomalías por estrés hídrico antes que el SI-NDVI, mostrando su eficacia en la detección temprana de deficiencias de agua.

En la región de Piemonte, Italia, Farbo et al. (2024) se centraron en investigar la predicción del NDVI a nivel de campo para el corto y mediano plazo, específicamente en pronósticos a 5, 10 y 15 días de anticipación. Los desafíos relacionados con la cobertura de nubes y el tiempo de procesamiento en tiempo real de las imágenes de satélite pueden dificultar su aplicación directa. La predicción del NDVI se presenta como una solución innovadora para superar estas limitaciones, permitiendo una planificación proactiva y precisa de actividades agronómicas basadas en las estimaciones futuras. En este estudio se empleó un Bi-LSTM de doble capa para predecir el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) en tres etapas diferentes para la cosecha de maíz. La red neuronal artificial (ANN) se entrenó con datos meteorológicos, índices espectrales y el día del año para predecir series temporales de NDVI. La metodología propuesta superó a modelos anteriores y se diseñó para aplicaciones en tiempo real, mejorando la toma de decisiones y el seguimiento agrícola.

Este estudio se llevado a cabo por Villarreal-Veloz et al. (2023) durante un período de 18 años (2001-2018) examinó la evolución del verdor de las áreas de Páramo en los Andes ecuatorianos a través de datos de NDVI en 10 ubicaciones clave. Se investigó cómo variables hidrometeorológicas e índices climáticos afectaron esta dinámica, observando variaciones espaciales y temporales mediante análisis como desviación estándar, anomalías z-score, pendiente de Sen, prueba de Mann-Kendall y NDVI integrado en el tiempo (TI-NDVI). Se encontró que las áreas en el valle interandino sobre los 2° S fueron las más productivas, seguidas por las de la Cordillera Real. Se observó que el NDVI tendía a incrementar en la Cordillera Real con el tiempo. La precipitación, temperatura del suelo y disponibilidad de agua mostraron correlaciones moderadas y fuertes con el verdor de las matas, mientras que la influencia de los índices climáticos fue débil, destacándose el MJO y una leve relación con eventos ENOS. Este estudio destaca la importancia de comprender cómo las condiciones climáticas actuales y futuras pueden afectar este ecosistema a nivel regional y global.

Rezvan et al. (2021) evaluaron la efectividad de los índices de vegetación NDVI y EVI para detectar cambios en la cobertura vegetal de pastizales de

llanura en la provincia de Golestán, Irán, durante el período 2000-2012. Se utilizó el método de sustracción de imágenes, y se encontró que ambos índices son efectivos para la detección de cambios, pero EVI mostró mayor sensibilidad a los cambios en la biomasa vegetal y la cobertura del suelo. Los resultados mostraron que el NDVI y el EVI eran complementarios entre sí en la detección de cambios en la vegetación, con un valor de correlación del 0,98%. Este estudio sugiere que la combinación de índices NDVI y EVI, junto con el método de sustracción de imágenes, puede ser una herramienta valiosa para el monitoreo y manejo sostenible de los pastizales.

El objetivo de Pereira et al. (2018) fue examinar la degradación de pastos en el bioma Cerrado de Brasil, donde se concentra un alto porcentaje de la producción ganadera del país. Se identificó que el 39% de los pastos en esta región se encuentran degradados, lo que representa 18,2 millones de hectáreas. Las áreas degradadas se ubican principalmente en zonas con baja capacidad de carga ganadera, patrones de precipitación decreciente y escasa inversión en prácticas de conservación del suelo. El estudio demuestra la utilidad del NDVI acumulativo para evaluar la degradación de pastos en el Cerrado brasileño, la integración con datos auxiliares permite identificar las causas de la degradación y establecer estrategias de manejo sostenible para la región. El método propuesto es efectivo para cartografiar la degradación de pastos, considerando imágenes NDVI derivadas de series temporales MODIS. La degradación de los pastos en estas áreas parece ser el resultado de una combinación de factores socioeconómicos y climáticos, entre el NDVI y las tendencias pluviométricas, lo que destaca la importancia de implementar prácticas de gestión sostenibles para evitar la degradación de los pastos y preservar los recursos naturales en estas regiones.

En esencia, Fontana et al. (2018), investigaron la conexión entre el NDVI, el clima y la biomasa en pastos de la Pampa, en los pastizales naturales en la Estación Experimental Agronómica de la UFRGS, situada en Eldorado do Sul, RS, Brasil. Se observó que el NDVI y la biomasa estaban correlacionados positivamente, y que el clima, especialmente la lluvia y la temperatura, también jugaba un papel importante. Esta información se usó para crear un modelo de crecimiento de biomasa mejorado para la región. Según se muestra en los

resultados que la relación entre el clima, el NDVI y la biomasa en pastizales del bioma Pampa varía según la estación y el invierno es crítico para la producción ganadera debido a la baja acumulación de forraje y NDVI, causado por la menor radiación solar y temperatura. En verano, la falta de agua limita el crecimiento de los pastizales.

He et al. (2018) realizaron un estudio en la Región Autónoma de Mongolia Interior (IMAR) es crucial para la seguridad ecológica de China. El objetivo fue analizar los patrones y tendencias del Índice de Vegetación Mejorado (EVI) en IMAR durante la temporada de crecimiento de 2000 a 2015, identificar los factores climáticos que determinan el EVI, zonificar la región según los factores climáticos determinantes del EVI. Se utilizaron datos del EVI del MODIS y datos climáticos (temperatura del aire, humedad relativa y precipitación) y se aplicó el análisis de correlación gris y el análisis relacional gris para estudiar la relación entre EVI y los factores climáticos. Como resultado el EVI mostró una tendencia ligeramente ascendente durante el período de estudio, el crecimiento de la vegetación se retrasa con respecto a la temperatura del aire, la humedad relativa y la precipitación, y la precipitación es el factor climático más importante que determina el EVI en IMAR. En conclusión, el crecimiento de la vegetación en IMAR está influenciado por múltiples factores climáticos y actividades humanas. La información obtenida en este estudio puede ser útil para la gestión de los recursos naturales y la mitigación del cambio climático en la región.

El estudio de Cicuéndez et al. (2024) fue estimar un modelo de PBP de eficiencia de uso de la luz del ecosistema (eLUE) para un pastizal mediterráneo en el pueblo de El Escorial en la provincia de Madrid (centro de España), utilizando el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) de Sentinel-2, complementado con información meteorológica a escala de campo para un periodo relativamente largo (de enero de 2018 a julio de 2020). Con el fin de gestionar de manera sostenible estos ecosistemas y comprender su contribución al ciclo de carbono en el contexto del cambio climático, se ha llevado a cabo una investigación para desarrollar un modelo de estimación de la Producción Primaria Bruta (PPB) utilizando el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) de Sentinel-2 y datos meteorológicos de campo en un pastizal mediterráneo en el centro de España. Los resultados de la investigación

demonstraron que el modelo basado en el concepto de eficiencia de uso de la luz del ecosistema (eLUE) fue efectivo para estimar la PPB en los pastizales mediterráneos, mostrando una mejora significativa al utilizar el NDVI de Sentinel-2 en comparación con el producto MODIS GPP. Además, la incorporación de datos como la temperatura mínima y el contenido de agua del suelo contribuyó a mejorar la precisión de los modelos, especialmente en períodos de invierno y verano. Además, se destacó la importancia de considerar las condiciones locales, como las direcciones del viento, al estimar la huella de la torre de flujo de covarianza de remolinos en el área de estudio. Es decir, este estudio representa un avance significativo en la estimación eficiente de la PPB de los pastizales mediterráneos, utilizando tecnologías como el NDVI de Sentinel-2 y datos meteorológicos complementarios para apoyar la gestión sostenible de estos ecosistemas.

Serrano et al. (2023) se centraron en la evaluación de la compactación del suelo en sistemas de producción ganadera extensiva, específicamente en el ecosistema silvopastoril Montado en la Península Ibérica. Se analiza la variación espacial en el perfil de compactación del suelo a lo largo de varios años, el efecto del pisoteo animal en la compactación del suelo y la utilidad de combinar herramientas tecnológicas para detectar y cartografiar indicadores de las características del suelo, el vigor vegetativo de los pastos y las zonas de pastoreo de las vacas. El estudio busca demostrar la correlación entre el Índice de Cono (CI), la conductividad eléctrica aparente (CEa), el contenido de humedad del suelo (SMC), el contenido de arcilla del suelo, el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y los sistemas de posicionamiento global (GPS) en los collares de las vacas. Estas herramientas proporcionadas por el desarrollo de la Agricultura de Precisión pueden ser útiles para resumir y comprender la relación entre la compactación del suelo, la gestión del pastoreo y la sostenibilidad económica y ambiental de los sistemas de producción ganadera extensiva. La compactación resultante del pisoteo animal fue significativa fuera del dosel arbóreo (OTC) en las cuatro fechas evaluadas y en las tres capas de suelo consideradas (0-0,10 m; 0,10-0,20 m; 0,20-0,30 m). Sin embargo, bajo el dosel arbóreo (UTC), el efecto del pisoteo animal fue significativo solo en la capa de suelo 0-0,10 m y en tres de las cuatro fechas, con

una tendencia a un IC mayor a mayores profundidades (0,10-0,30 m), en zonas con menor presencia animal. Los resultados obtenidos sugieren que el proceso puede ser dinámico, con ciclos de recuperación en respuesta a la gestión del pastoreo, cambios estacionales en la humedad del suelo o variaciones espaciales en características específicas del suelo, como los niveles de arcilla. El uso del Índice de Vegetación Normalizado (NDVI) muestra potencial para monitorear el impacto del pisoteo del ganado durante la fase de máxima producción primaveral, observándose mayor vigor en áreas con menor presencia de animales. Estos resultados ofrecen buenas perspectivas para investigaciones futuras que busquen calibrar y validar estas herramientas con el fin de apoyar la toma de decisiones de los agricultores.

Giraldo et al. (2024) se enfocaron en estimar la oferta de forraje en pasturas de *Urochloa humidicola* cv, se desarrolló en áreas de pastoreo bovino en el Centro de Investigación La Libertad de la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria - Agrosavia. Se emplearon imágenes obtenidas de los satélites Landsat 8 y Sentinel 2A, descargadas del portal del Servicio Geológico de los Estados Unidos (earthexplorer.usgs.gov). Estas imágenes fueron procesadas para calcular varios índices de vegetación (IV), tales como NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index), EVI (Enhanced Vegetation Index) y GNDVI (Green Normalized Difference Vegetation Index) ampliamente utilizados en estudios de cobertura vegetal y producción forrajera. Se establecieron ecuaciones de regresión lineal para cada uno de estos IV con el objetivo de modelar la relación con la oferta de forraje, medida en términos de biomasa de pasturas de *Urochloa humidicola* cv. Llanero bajo manejo rotacional en ocho potreros de 2.61 hectáreas cada uno. Estas ecuaciones se evaluaron utilizando criterios como el coeficiente de determinación (R^2) y el error cuadrático medio (RMSE) para determinar cuál IV ofrecía el mejor ajuste predictivo. Los resultados mostraron que, tanto con Landsat 8 como con Sentinel 2A, los IV evaluados (NDVI, SAVI, EVI, GNDVI) presentaron relaciones positivas significativas con la oferta de forraje. Específicamente, el EVI calculado a partir de las imágenes de Landsat 8 y el NDVI derivado de Sentinel 2A mostraron los mejores ajustes, con R^2 más altos

y RMSE más bajos, indicando su capacidad para predecir la biomasa de forraje de manera efectiva en la región estudiada.

Por otra parte, Miura et al. (2021) evaluaron el desempeño de varios índices de vegetación (IV) derivados de sensores satelitales de resolución gruesa, como MODIS y VIIRS, sobre una superficie desprovista de vegetación en Railroad Valley Playa, Nevada de Tierras de los Estados Unidos. Se analizaron el NDVI y EVI de los satélites, comparándolos con mediciones de referencia obtenidas *in situ* en el lugar de estudio. Se observó que los valores de NDVI y EVI de los satélites eran similares a los de las mediciones de referencia, mientras que los valores de EVI tendían a ser más bajos en los satélites, particularmente en el caso de S-VIIRS. Las diferentes respuestas de los sensores se debieron a variaciones en las reflectancias en distintas longitudes de onda, lo que afectó la precisión de los índices de vegetación. En resumen, se encontró que los NDVI eran más consistentes con las mediciones de referencia que los valores de EVI.

Así mismo Measho et al. (2019), la creciente variabilidad climática y las tendencias de calentamiento en África, especialmente en las regiones semiáridas de África Oriental, han generado preocupación por los cambios en la dinámica de la vegetación y los patrones de sequía. Este estudio empleó diversas técnicas geoespaciales y conjuntos de datos para analizar la evolución espacio-temporal de la vegetación en Eritrea entre 2000 y 2017, en respuesta al clima (precipitación y temperatura) y la sequía. Se realizó un análisis de tendencias basado en píxeles y se calculó el coeficiente de correlación de Pearson entre los índices de vegetación y las variables climáticas. Además, se utilizaron clasificaciones del índice de condición de la vegetación (VCI) y del índice de precipitación estándar (SPI) para evaluar los patrones de sequía en el país. Los resultados indicaron una tendencia decreciente en el NDVI (Índice de vegetación de diferencia normalizada) tanto en escalas anuales como estacionales, siendo el 57,1% de los píxeles de la región afectados por una disminución anual del NDVI, especialmente en el suroeste de Eritrea. En las zonas agroecológicas, como matorrales y tierras de cultivo, también se observó esta tendencia negativa. Aproximadamente el 87,16% del área de estudio mostró una correlación positiva entre el NDVI de la temporada de crecimiento y la

precipitación, con una relación más fuerte y significativa en la región de Gash Barka. Las evaluaciones de sequía basadas en el VCI y el SPI confirmaron que Eritrea ha experimentado sequías recurrentes, con condiciones de moderadas a extremas, durante los últimos 18 años. El análisis revela que la disminución de la vegetación y el aumento de las condiciones de sequía en la región semiárida se deben principalmente a la baja precipitación. Esto resalta la urgencia de tomar medidas inmediatas para mitigar el impacto negativo de la variabilidad climática y el aumento de la aridez sobre la vegetación y los servicios ecosistémicos.

Narváez Brito (2023) tuvo como objetivo el análisis de la dinámica temporal de la vegetación en zonas impactadas por actividad agrícola, mediante índices de vegetación del cantón Palora, provincia de Morona Santiago, Ecuador, años 2000, 2013 y 2022, se empleó los sistemas de información geográfica (SIG), partió de la adquisición de datos espaciales del repositorio virtual (USGS Earth Explorer), mediante el empleo de los softwares ENVI, ArcGIS y QGIS se preprocesaron y procesaron los insumos necesarios: coberturas vegetales y usos de suelo, índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) e índice de vegetación mejorado (EVI) y datos meteorológicos, posteriormente se analizaron valores como el cambio de coberturas, las pérdidas y ganancias, la tendencia y correlación de los índices de vegetación con las variables meteorológicas. Los resultados fueron que entre 2000 y 2022, se produjo un cambio del 39,73% en el uso del suelo, destacando la conversión de bosques a pastos y de pastos a agricultura debido a la expansión de actividades humanas. La cobertura agrícola aumentó significativamente, con un crecimiento del 279,08% en cultivos transitorios y del 255,67% en cultivos permanentes. Los cultivos permanentes, como pitahaya y plátano, tuvieron mayor preferencia. En cuanto a los índices NDVI y EVI, se observó una ligera disminución en su valor promedio a lo largo de los años. La correlación entre ambos índices fue muy alta, y la precipitación mostró una relación moderada con ellos, mientras que la temperatura tuvo una influencia débil en la vegetación.

A nivel Nacional

En pajonales alto-andinos de la sierra del Perú Paredes Chocce (2018) realizó una investigación, evaluó la correlación entre biomasa aérea y los índices

de vegetación (IV): NDVI y EVI del sensor MODIS-TERRA. Se realizó durante los meses de Abril y Mayo del 2016 en las comunidades de Canchayllo, San Pedro y Tomas. Se utilizó una rejilla de 250 x 250 y mapas de cobertura vegetal. La biomasa se midió en (kg MS/a) método de rendimiento comparativo de Haydock y Shaw en cuadrantes de 0.25 m². Los VI se obtuvieron de imágenes del producto MOD13Q1 de MODIS. De acuerdo a los resultados las variables NDVI - Biomasa y EVI - Biomasa obtuvieron coeficientes de determinación de 0.31 (n =46, p<0.01) y 0.22 (n=46, p<0.01). Se recomienda ensayos parecidos en otros tipos de vegetación, incluyendo diferentes índices de vegetación y otras variables donde permitan modelar mejor el comportamiento de la vegetación.

Mamani Vargas & Román Arce (2021) evaluaron la relación entre los índices de vegetación y el cambio climático mediante un análisis multitemporal de imágenes Landsat de 1972 a 2018 en la laguna Paucarani, Tacna. Las imágenes satelitales Landsat 5 y Landsat 8, corregidas a nivel de reflectancia superficial, fueron obtenidas de la plataforma Google Earth Engine, y se calculó el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) para los años 1986, 1995, 2010 y 2018, así como el índice de agua de diferencia normalizada (NDWI). Los resultados indicaron que los valores medios más altos de NDVI se dieron entre diciembre y mayo, con valores iguales o superiores a 0,1. En cambio, durante los meses de julio y agosto, los valores de NDVI fueron más bajos, mostrando 0,078 en 1986 y 0,065 en 2018. En cuanto a la recepción, se observó un patrón cíclico con años húmedos y secos, siendo que en 1986 la precipitación se registró de diciembre a abril, mientras que en 2018 solo en los meses de enero y febrero. Los valores promedio anuales de temperatura mínima presentaron una tendencia creciente desde 2012, con temperaturas inferiores a -6,50 °C, a diferencia de los valores de hasta -12,4 °C de años anteriores. Se concluye que las variables de precipitación, temperatura mínima y los valores del índice de vegetación (NDVI) están correlacionados, mostrando una relación significativa con un valor de significancia < 0,05 según Pearson.

En la región de Cajamarca no cubre las necesidades alimenticias del ganado, especialmente en la época seca, debido al sobrepastoreo, bajo rendimiento productivo de forraje por el mal manejo, aprovechamiento de la pastura en estado madurez avanzado y falta de instalación (Montoya Leyva,

2023). El ingreso del ganado en el pasto y los efectos derivados de su pisoteo durante el pastoreo agravan la complejidad para desarrollar modelos precisos de biomasa vegetal. Esto genera una brecha significativa en la literatura actual en cuanto a la capacidad de los sistemas UAV para detectar en tiempo real el agotamiento del pasto y calcular el consumo diario de materia seca por parte de los animales mientras están en el campo (Alvarez-Hess et al., 2021).

La producción eficiente de leche en ganado vacuno depende en gran medida de la calidad de su alimentación. Conocer las características de los pastos que consumen los animales es fundamental para optimizar su consumo y nutrición. Carrasco Chilón et al. (2021) evaluaron la composición florística, el rendimiento productivo de los pastos y la productividad del ganado vacuno lechero en 10 fincas ganaderas del valle interandino de Cajamarca. Considerando los nombres, ubicaciones y características las que se muestra en la Tabla

Tabla 1: Coordenadas de ubicación y composición de los suelos de las explotaciones lecheras (Carrasco Chilón et al., 2021)

Predios	Coordenadas			Composición química			
	Latitud	Longitud	Altitude ms.n.m.	pH ⁺	OM %	P (ppm)	K (ppm)
El Herraaje	-7.138262	-78.493863	2688	6.40	5.30	36.40	286
Huayrapongo	-7.173662	-78.469423	2648	6.10	3.82	33.70	271
Tres Molinos	-7.128219	-78.512986	2717	6.03	4.20	36.10	294
Tartar	-7.160632	-78.471924	2662	6.24	3.68	31.90	273
El Cortijo	-7.164671	-78.473469	2658	6.22	3.80	38.80	279
La Argentina	-7.155256	-78.501139	2683	6.55	6.40	60.80	365
Cristo Rey	-7.129120	-78.469068	2713	6.30	3.61	38.40	295
La Victoria	-7.188422	-78.459568	2638	6.15	3.02	30.60	263
Andagoto	-7.152360	-78.483417	2671	6.90	3.90	42.90	305
Santa Margarita	-7.186956	-78.456884	2639	6.42	3.82	29.50	300
Promedio				6.33	4.16	37.91	293

OM: materia orgánica; P: fosforo; K: potasio

También se registraron las características de manejo, el desempeño de la producción lechera en cada hato, para identificar las unidades animales por área, con base en registros históricos de un año y las razas lecheras presentes en cada finca, la suplementación con concentrado, el área de pastoreo, el área de pastoreo, y el uso de labores culturales y fertilización de pastos.

Tabla 2: Características y prácticas de gestión en el estudio sobre explotaciones lecheras (Carrasco Chilón et al., 2021)

Fundos	Unidad Animal por superficie (UA/ha)	Producción de leche		Raza	Alimento balanceado		Pasto área (ha)	Resiembra	fertilizante
		Hato/día	Vaca/día		Uso	Cantidad (Kg/vaca/día)			
El Herraje	2.3	108	13.50	Holstein	Si	3	6.8	Si	Si
Huayrapongo	4.2	229	12.05	Holstein	Si	6	9	Si	Si
Tres Molinos	3.2	267	12.14	Holstein, Brown Swiss	Si	3	15	Si	Si
Tartar	2.2	35	5.83	Holstein, Criollo	No	-	10	Si	No
El Cortijo	3.0	600	16.22	Holstein	Si	3	24	Si	Si
La Argentina	3.9	800	11.43	Holstein, Jersey, Brown Swiss	Si	2	30	Si	Si
Cristo Rey	5.3	637	15.54	Holstein	Si	5	15	Si	Si
La Victoria	1.8	180	8.18	Holstein, Brown Swiss	Si	2	30	Si	Si
Andogoto	2.4	123	8.79	Holstein, Brown Swiss	No	-	15	No	No
Santa Margarita	2.4	178	11.13	Holstein, Jersey, Brown Swiss	Si	2	16.4	Si	Si

4.2. Bases teóricas

Sensores remotos

Los sensores remotos son dispositivos que capturan información sobre un objeto o fenómeno sin estar en contacto físico directo con él. Utilizan tecnología para medir la radiación electromagnética que se refleja o emite desde un objetivo, y estos datos se usan para analizar y monitorear características físicas o cambios en el entorno (Javaid et al., 2021).

Espectroradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS)

Es un sensor de satélite más utilizado para observar la superficie de la Tierra y Aqua del Sistema de Observación de la Tierra (EOS) de la NASA (Xiong et al., 2018). Su amplia utilización se debe a sus características, de cobertura global, alta resolución espectral y corto período de revisión (Yu et al., 2020). Gracias a esto MODIS proporciona imágenes y datos que son esenciales para estudios en áreas como la climatología, la agricultura, la gestión de recursos hídricos y la monitorización de desastres naturales (Sheffield et al., 2018).

La Empresa Brasileña de Investigación Agropecuaria (EMBRAPA)

Es una empresa pública, vinculada al Ministerio de Agricultura y Ganadería (Mapa), que fue creada en 1973 para desarrollar las bases tecnológicas de un modelo agrícola y ganadero genuinamente tropical. La iniciativa tiene el desafío constante de garantizar a Brasil la seguridad alimentaria y una posición destacada en el mercado internacional de alimentos, fibras y energía (*Embrapa*).

Sistema de Análisis Temporal de Vegetación (SATVeg)

Es una herramienta web desarrollada por Embrapa Agricultura Digital, destinada a acceder y visualizar perfiles temporales de índices vegetativos NDVI y EVI del sensor MODIS en cualquier lugar de América del Sur. Se actualiza periódicamente, dependiendo de la disponibilidad de imágenes por LP-. DAAC / EOS-NASA, SATVeg proporciona al usuario una interfaz de

Google Maps para localizar áreas de interés, herramientas para filtrar series temporales, módulos para cargar archivos vectoriales, entre otras funcionalidades (SATVeg).

Monitoreo de pasturas

El proceso de monitoreo implica la recopilación sistemática o continua de datos sobre un ecosistema, una especie o actividades específicas. Su propósito es evaluar el estado o las modificaciones en las dinámicas naturales de los organismos estudiados, así como medir el progreso e impacto de las actividades realizadas en un área determinada (Sparrow et al., 2020). El monitoreo preciso de la dinámica de la vegetación de pastizales es esencial para la restauración del ecosistema y la implementación de políticas de manejo integrado. Donde la falta de información sobre los cambios climáticos en las pasturas restringe el desarrollo de la región (Chen et al., 2021).

Índices de vegetación (IV)

Son transformaciones de datos multiespectrales mejoran la evaluación de las propiedades de la vegetación al minimizar el impacto de factores externos, como los efectos atmosféricos. La identificación de los diferentes tipos de vegetación debido a sus propiedades se basa en firmas espectrales. El Índice de Vegetación (IV) mide tanto la cantidad como el vigor de la vegetación, y estos valores varían con las estaciones y disminuyen en condiciones de estrés. La vegetación verde absorbe la luz roja, mientras que la vegetación muerta o seca refleja más luz roja. Factores como la actividad fotosintética, la cobertura total de vegetación, la biomasa, la humedad del suelo y la planta, y el estrés vegetal afectan los valores del IV (Ndungu et al., 2019).

El índice de vegetación es un valor obtenido a partir de una combinación específica de varias bandas espectrales de imágenes de teledetección. Los índices de vegetación utilizados en este estudio son: Índice de Vegetación Mejorado (EVI), Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) (Situmorang et al., 2016).

Índice de Vegetación Mejorado (EVI)

El Índice de Vegetación Mejorado (EVI) incluye correcciones por el brillo del suelo y la resistencia atmosférica, con el objetivo de minimizar su impacto, aumentar la capacidad de detectar cambios en las áreas con densa vegetación, y disminuir las interferencias atmosféricas. Es especialmente efectivo en áreas con vegetación densa y en condiciones atmosféricas variables, permitiendo detectar cambios sutiles en la salud y fenología de la vegetación (Karkauskaite et al., 2017). Varía según la estructura del dosel, la forma, orientación y disposición de los órganos vegetales, y la cantidad de área foliar por unidad de suelo (Giraldo et al., 2024). Por estas razones, el EVI se utiliza ampliamente en el monitoreo de la vegetación, la evaluación del entorno ecológico y la investigación sobre el cambio climático, entre otros campos (Zhang et al., 2021).

Se destaca por su insensibilidad a la interferencia atmosférica, su adaptabilidad a diversas coberturas de superficies y su aplicabilidad en áreas con vegetación densa y nubosidad. Estas características hacen que el EVI sea ampliamente utilizado en el monitoreo de la vegetación, la evaluación del entorno ecológico, la investigación del cambio climático y otros campos relacionados, demostrando su versatilidad y utilidad en diversas aplicaciones. En este estudio se realizó un análisis cuantitativo de las tendencias cambiantes en el Índice de Vegetación Mejorado (EVI) de la vegetación, considerando factores como el clima, el terreno y las actividades humanas. Se identificó una tendencia al alza en el EVI en Sichuan, con un aumento significativo en áreas de crecimiento extremadamente significativo y significativo en toda la región. Se destacó la importancia de comprender los factores impulsores del EVI y sus implicaciones para la protección y restauración ecológica, especialmente en áreas de vegetación en rápida transformación en China (Wang et al., 2023).

Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)

El NDVI es esencial para una gestión eficaz de los ecosistemas, es un indicador crucial obtenido a través de datos de sensores remotos, es fundamental tanto a nivel local como global para investigaciones ambientales, donde en investigaciones recientes han utilizado conjuntos de datos de satélites

para analizar la dinámica vegetal en diversas regiones, resaltando su relación con factores climáticos (Mehmood et al., 2024), se destaca como un indicador eficaz del estado y las características de la vegetación, particularmente en el contexto de las aplicaciones UAS. Su capacidad para expresar el estado de los pastos, cuantificar atributos específicos y su uso generalizado lo convierten en una herramienta valiosa para la investigación y el manejo de recursos naturales (Huang et al., 2021), sirve para estimar la biomasa de la pastura, refleja el contenido de clorofila de la planta y, por lo tanto, tiene un mayor potencial para monitorear la evolución de la calidad de la pastura, es decir, el contenido de su valor nutricional (Serrano et al., 2022).

El acceso a datos NDVI están basados en satélites por ciclos, está limitado al tiempo de revisión del satélite, pero esto también depende de las condiciones climáticas. Depende de datos satelitales para realizar una buena planificación de manejo de pastos (Alam et al., 2018). Las mediciones *in situ* son fundamentales para obtener datos de confirmación para los Índice de Vegetación adquiridos mediante satélites. En estudio se utilizó el NDVI, a partir de cámaras digitales adaptadas para infrarrojo cercano (NIR) (NDVI_c) en 17 sitios (74 sitios por año). El G_{cc} y el NDVI_c pueden usarse como instrumentos para extraer la fenología de primavera de hoja ancha de MODIS Land Cover Dynamics (MCD12Q2) y NDVI con fenología otoñal derivada de MODIS. Llegando a un resultado que el (NDVI_c) concuerda precisamente con el NDVI requeridas a partir de mediciones espectrales, y que el (NDVI_c) y G_{cc} pueden concluir entre sí para describir la fenología del entorno (Filippa et al., 2018).

Imágenes satelitales

Las imágenes satelitales son fotografías o datos visuales de la superficie terrestre capturados por satélites que orbitan alrededor de la Tierra. Estos satélites están equipados con diversos tipos de sensores y cámaras que permiten recoger información en diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético (Burke et al., 2021). Captadas por satélites orbitales desde la década de 1970, es posible determinar la cobertura del suelo en un área específica, incluyendo áreas de pastos para diferentes fechas. Los satélites en

órbita equipados con diversos sensores capturan imágenes con distintas resoluciones espaciales y temporales, así como bandas en el espectro visible y otras longitudes de onda (Freitas et al., 2023).

Preprocesamiento de imágenes ópticas

Todas las imágenes de alta resolución fueron corregidas radiométricamente para detectar distorsiones causadas por factores como sensores, luz solar y atmósfera (Muxiye & Yonezawa, 2023). Se realiza la calibración para todas las bandas multiespectrales utilizando “Reflectancia” como tipo especificado, transformando los Números Digitales en valores de reflectancia del suelo. Seleccionamos esta calibración de reflectancia porque proporcionó una métrica consistente y físicamente interpretable, lo que garantiza la uniformidad en el análisis en diversos conjuntos de datos, independientemente de las variaciones en los tiempos de adquisición o las diferencias de los sensores. Para todas las imágenes de satélite, se genera una imagen panorámica que combinaba una imagen pancromática de alta resolución con una imagen multiespectral de baja resolución para interpretación visual.

Condiciones agroclimáticas

Las condiciones agroclimáticas se refieren a las características climáticas y ambientales que afectan a la agricultura en una región específica. Estas condiciones incluyen factores como la temperatura, la precipitación, la humedad, la radiación solar, y otros elementos que influyen en el crecimiento y desarrollo de los cultivos y en la gestión de los recursos agrícolas (Ayalew, 2020).

Cobertura vegetal.

La cobertura vegetal, definida como la capa de vegetación natural que cubre la superficie terrestre, comprendiendo una amplia gama de biomásas con diferentes características fisonómicas y ambientales que van desde pastizales hasta las áreas cubiertas por bosques naturales (Pico Ruiz, 2023). Son aquellas que se desarrollan de manera controlada sobre una superficie agrícola para

reducir la erosión, minimizar la aparición de vegetación espontánea o mejorar la calidad del suelo. Se utilizan principalmente gramíneas, que crecen rápido y requieren poco mantenimiento, y leguminosas, que fijan nitrógeno atmosférico y enriquecen el suelo (Chaudhary, 2023).

Biomasa

La biomasa es la materia orgánica que puede emplearse como fuente de energía para animales domésticos. Las plantas capturan la energía solar a través de la fotosíntesis y la transforman en diversos productos, los cuales constituyen su biomasa. Esta biomasa vegetal, rica en energía, se utiliza con fines alimenticios y energéticos (Huaytalla Galindo, 2019). Sus principales características incluyen: neutralidad en carbono, distribución geográfica relativamente uniforme, posibilidad de desarrollo cercano al punto de uso, contribución significativa al desarrollo socioeconómico y un costo relativamente bajo en comparación con fuentes no renovables (Vargas-García et al., 2021). La medición de la biomasa disponible en las pasturas brinda información de gran importancia para las fincas ganaderas debido a la relación directa que existe entre el material ofrecido por día a los animales en pastoreo y su efecto sobre la carga animal (Cevallos & Olmedo, 2021).

Pasturas

Los pastizales son la principal fuente renovable de plantas verdes en la tierra y pueden servir como una importante fuente de fibra y energía metabolizable para los rumiantes. Para valorar y estimar el rendimiento productivo y comportamiento de los pastizales se emplean metodologías y técnicas modernas con el uso de herramientas tecnológicas, entre ellas la teledetección puede utilizarse para evaluar la calidad nutricional de un extenso territorio a través de la recuperación de nutrientes del forraje desde una perspectiva aérea (Jørgensen et al., 2022).

CAPÍTULO V

METODOLOGÍAS, TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN Y MATERIALES

5.1. Lugar de ejecución

Esta investigación se realizó en los distritos de Cajamarca, Baños del Inca y Llacanora, provincia y departamento de Cajamarca – Perú (Figura 1), ubicada al norte del Perú a una altitud de 2750 msnm, a una latitud de -7.76346 S y longitud de -79.45845 W, zona 17 M, calculado bajo el sistema geodésico mundial (estándar WGS84), con temperatura media anual de $15,6^{\circ}\text{C}$, humedad relativa promedio de 79 % y una precipitación promedio anual 2963 mm/año (SENAMHI, 2024).



Figura 1: ubicación geográfica de la zona a evaluar. Elaborado con QGis (Versión. 3.34.3-Prizren) y apoyado de la información geográfica de la plataforma de Google Earth Pro-Versión 7.3.6.9796 (64-bit).

5.2. Tipo de estudio

Esta investigación es de tipo exploratorio con enfoque cuantitativo, debido a que se trabajó con datos de temperatura, precipitación pluvial y los índices espectrales de vegetación (NDVI y EVI), Asimismo se exploraron los datos de rendimiento de biomasa forrajera de fuentes literarias previas, que sirvieron como base para la estimación y cálculos en base a los índices. Se trabajaron los datos de manera aleatoria; ello se explica que cada punto espectral fue tomado al momento de la identificación de los predios.

5.3. Población y muestra

Población

La población de esta investigación está representada por 13 predios de la campiña de Cajamarca.

Muestra

Se tomaron dos puntos espectrales referenciales en cada uno de 12 predios o fincas y del predio más pequeño se extrajo solamente un punto espectral; generando en total 25 puntos de toma de datos históricos. Como se detalla en la Tabla 3, las coordenadas de los predios estudiados entre el 2000 al 2024. Las muestras consistieron en obtener los valores históricos del Índice de Vegetación Normalizada (NDVI) y el Índice de Vegetación Mejorada (EVI), así mismo, tomando como referencia la ubicación de los predios se extrajo los valores históricos de la precipitación y temperatura de la estación meteorológica Augusto Weberbauer de la Universidad Nacional de Cajamarca (UNC) que se encuentra en el campus universitario, los datos fueron similarmente extraídos en el periodo de los años 2000 - 2024

Tabla 3: Ubicación de los predios monitoreados

Fundo	Área (ha)	Coordenadas	
		Longitud	Latitud
Andogoto	17,5	-78,48646	-7,15729
Argentina	26,2	-78,50104	-7,15938
Cacho	19,4	-78,48854	-7,13229
Triunfo	7,6	-78,49896	-7,13854
Alpes	6,9	-78,51354	-7,13646
Pajares	36,5	-78,46354	-7,18646
Valera	9,7	-78,47188	-7,16771
Huayrapongo	10,0	-78,46979	-7,17604
La Victoria	28,0	-78,45938	-7,19063
Rafael Gómez Sanchez	5,6	-78,48229	-7,13229
Santa Margarita	11,7	-78,46563	-7,18229
Tartar	11,3	-78,47188	-7,16146
Tres Molinos	9,5	-78,51354	-7,13229
Total	200,0		

5.4. Procesamiento y análisis de datos.

Recopilación de información

Se utilizó el Sistema de Información Geográfica de Google Earth Pro, para identificar cada predio. Se utilizaron datos de Espectrorradiómetro de Imágenes de Resolución Moderada (MODIS) distribuidos por el Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC), ubicado en el Earth Resources Observation and Science Center (EROS) del US Geological Survey (USGS). La base de datos fue proporcionada a través de la plataforma Embrapa SATVeg (<https://www.satveg.cnptia.embrapa.br/satveg/login.html>) donde se encuentran alojados los valores de NDVI y EVI. Tal como se muestra en la Figura 2.

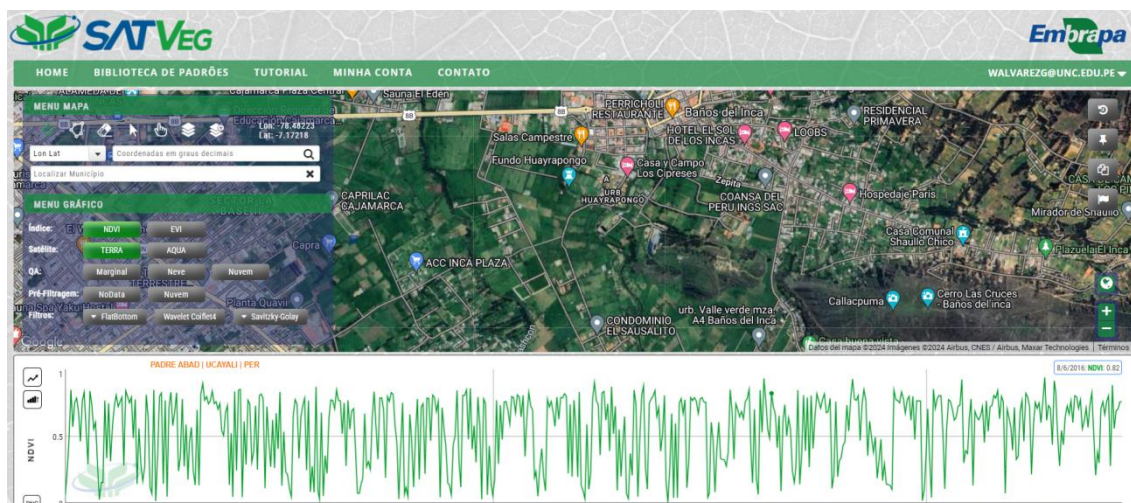


Figura 2: Base de datos será de EMBRAPA SATVeg

Se utilizó MODIS, entre 2000 y 2024 basando en los 25 puntos referenciales, de 13 predios representativos de la ganadería en la campiña de Cajamarca, para los índices de vegetación NDVI y EVI. Los mapas de las ubicaciones fueron trabajados en el Software QGIS (Ver. 3.36.2).

Los datos fueron descargados mediante archivos con la extensión .csv y luego fueron transformados a la extensión .xlsx donde se consolidaron en un solo archivo, mostrando los valores históricos (referencia a cada fecha que se obtuvo el valor del índice de vegetación - NDVI y EVI) en filas y los valores de cada predio en columnas, para modelar con las precipitaciones y temperatura.

Describir la obtención de la información y los costos

La información se obtuvo a partir del sensor MODIS mediante la plataforma **SATVeg**, desarrollada por **Embrapa Agricultura Digital**, institución pública vinculada al Ministerio de Agricultura y Ganadería de Brasil, la cual permite acceder y visualizar perfiles temporales de índices de vegetación (NDVI y EVI) para cualquier lugar de América del Sur. Asimismo, se utilizó el software **QGIS** (versión 3.36.2), una herramienta de código abierto para el procesamiento y análisis de datos geoespaciales. Tanto la plataforma SATVeg como QGIS son de acceso libre y no representan ningún costo para su uso.

Análisis de datos

Se realizó un análisis de correlaciones lineales y polinómicas entre las variables de los valores NDVI y EVI con las Precipitaciones Pluviales y con la Temperatura, desde el año 2000 hasta el 2024. Considerando un suavizado de datos, a través de la identificación de variables latentes o predominantes, considerando los promedios por cada mes obtenido entre este periodo de tiempo. Se comprobó la relación entre NDVI/ EVI con los datos de biomasa obtenidos de estudios previos de análisis de pasturas durante el periodo de la evaluación 2000 y 2024. Los valores de ajuste de los modelos estimados fue el coeficiente de determinación (R^2), que señala la eficiencia de un modelo para predecir la variable que busca estimar. El resultado del coeficiente de determinación varía entre 0 y 1. Cuanto más cerca esté de 1, mejor se ajusta el modelo a la variable. Si está cerca de 0, el modelo es menos ajustado y menos fiable (López, 2017). Donde:

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^T (Y_t - Y)^2}{\sum_{T=1}^T (Y_t - Y)^2}$$

El coeficiente de determinación: se realizó para comparar las variables de EVI o NDVI con precipitación y con temperatura de los datos comprendidos entre los años 2000 – 2024.

Fórmulas de NDVI Y EVI

INDICE DE VEGETACION DE DIFERENCIACION NORMALIZADA (NDVI)

Formula:

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$$

Donde:

- **NIR** (*Near Infrared*): Reflectancia del infrarrojo cercano.
- **RED** (*Red*): Reflectancia de la banda del rojo.

INDICE DE VEGETACION MEJORADO (EVI)

Fórmula:

$$EVI = G \times \frac{(NIR - RED)}{(NIR + C_1 \times RED - C_2 \times BLUE + L)}$$

Donde:

- **NIR** (*Near Infrared*): Reflectancia del infrarrojo cercano.
- **RED** (*Red*): Reflectancia del rojo.
- **BLUE** (*Blue*): Reflectancia del azul (usada para corrección atmosférica).
- **G** (*Gain Factor*): Factor de ganancia (valor estándar: 2.5).
- **C₁** y **C₂**: Coeficientes de corrección atmosférica (valores estándar: C₁ = 6.0, C₂ = 7.5).
- **L**: Valor de corrección del suelo (usualmente 1.0).

5.5. Gabinete y equipamiento.

- Cuaderno de campo
- Lapiceros
- Laptop

CAPITULO VI

RESULTADOS Y DISCUSIONES

6.1. Temperatura y precipitación

En las siguientes Tablas 4 y 5 se muestran los valores promedio por mes y por año (2000 – 2024) de temperatura y precipitación.

Tabla 4: Promedio por mes de Temperatura y acumulados de precipitación (años 2000 – 2024)

Mes	Temperatura (°C)	Precipitación pluvial (mm)
Enero	15,56	84,27
Febrero	15,71	90,20
Marzo	15,65	137,95
Abril	15,33	78,22
Mayo	14,75	37,01
Junio	13,79	9,21
Julio	13,63	7,21
Agosto	14,06	7,73
Septiembre	14,73	23,76
Octubre	15,40	64,88
Noviembre	15,43	64,36
Diciembre	15,51	97,32

Según los resultados, el mes con mayor promedio de temperatura y fue febrero con un promedio de 15.71 T° y el menor promedio fue en julio de 13.63 T°, en acumulados de temperatura marzo se obtuvo la mayor acumulación de precipitación de 137.95 mm y menor acumulación se obtuvo en julio con 7.21 mm.

Al proceder con el análisis de los datos sobre valores promedio mensuales, se observa una considerable variabilidad tanto en la temperatura como en la precipitación a lo largo del año. En particular, el mes de marzo no solo registró la mayor acumulación de precipitación, con un valor de 137.95 mm, sino que también presentó temperaturas relativamente altas, lo que podría

sugerir una correlación entre las temperaturas más cálidas y los niveles elevados de precipitación. En contraste, el mes de julio mostró el menor promedio de temperatura, con 13.63 °C, así como la menor acumulación de precipitación, con un valor de 7.21 mm, indicando una tendencia opuesta.

Tabla 5: Valores promedios por año de temperatura y acumulados de precipitación (años 2000 – 2023).

Año	Temperatura (°C)	Precipitación pluvial (mm)
2000	14,21	716,86
2001	14,71	908,81
2002	14,94	634,25
2003	14,91	529,12
2004	14,82	625,96
2005	14,70	586,35
2006	14,81	689,68
2007	14,52	751,32
2008	14,56	783,82
2009	15,03	794,96
2010	15,18	644,78
2011	14,57	615,37
2012	14,79	836,98
2013	14,92	691,87
2014	15,20	615,39
2015	15,31	794,92
2016	14,96	700,55
2017	15,14	757,70
2018	14,91	691,34
2019	15,34	807,84
2020	15,34	493,43
2021	15,10	741,90
2022	14,99	738,30
2023	15,55	822,00

Analizando la Tabla 5, se observa una variación en los valores de temperatura y precipitación a lo largo de los años 2021, 2022 y 2023. En 2021, la temperatura promedio fue de 15.10°C con una acumulación de precipitación de 741.90 mm. En 2022, la temperatura promedio fue ligeramente menor, situándose en 14.99°C, y la acumulación de precipitación también disminuyó a 738.30 mm. Sin embargo, en 2023 se produjo un incremento notable en ambos parámetros, con una temperatura promedio de 15.55°C y una acumulación de

precipitación de 822.00 mm. Este análisis resalta la necesidad de un monitoreo constante de las variaciones climáticas para entender mejor sus efectos en los ecosistemas locales.

6.2. Índices de vegetación en la campiña de Cajamarca NDVI y EVI

En los gráficos 1 y 2 se presentan los promedios anuales de NDVI y EVI de cada fundo de la campiña de Cajamarca (13 predios) durante los años 2000-2024.

Valores de EVI-NDVI por mes de los años 2000-2024 por fundo (13 predios) en la campiña de Cajamarca

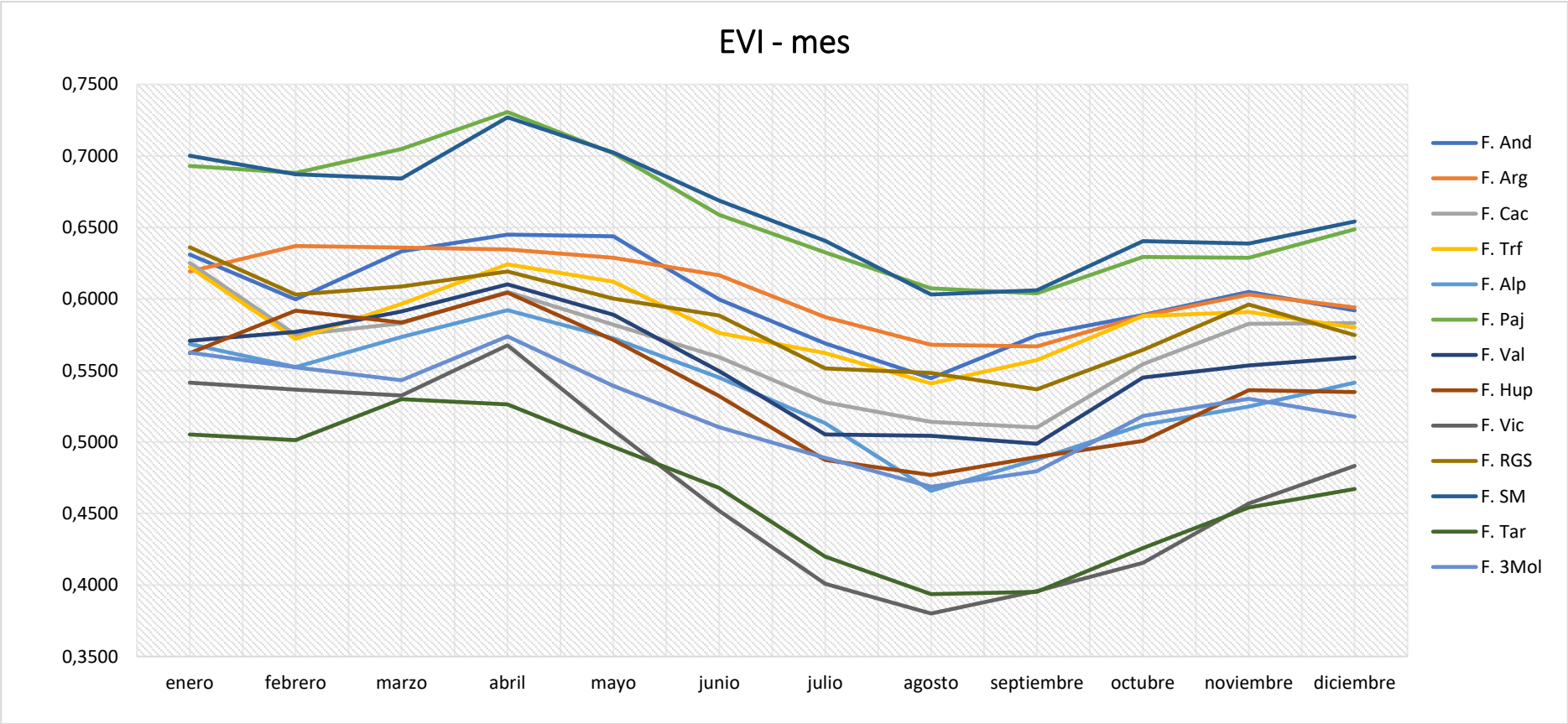


Gráfico 1. Valores promedio de EVI por mes (2000 - 2024)

El Gráfico 1 muestra la variación mensual del Índice de Vegetación Mejorado (EVI) promediado para los 13 predios estudiados en el valle de Cajamarca durante el periodo 2000 - 2024. Se observa una marcada estacionalidad, con picos máximos entre los meses de enero y abril, coincidiendo con la época de mayor precipitación, mientras que los valores mínimos se registran entre junio y agosto, período de sequía típica en la región. Esta dinámica refleja la alta sensibilidad del EVI a la disponibilidad hídrica, lo cual es consistente con lo reportado por Rezvan et al.(2021), quienes destacaron la capacidad del EVI para capturar cambios en la biomasa vegetal asociados a las condiciones climáticas.

En términos absolutos, los valores extremos alcanzan un máximo de 0.7307 en abril y un mínimo de 0.3801 en agosto, mostrando la dinámica productiva de las pasturas a lo largo del año. Al comparar entre predios, se identifica una notable similitud. El fundo Argentina destaca con uno de los mayores valores promedio (0.6370), lo cual sugiere buenas prácticas de manejo, mejores condiciones edáficas o mayor acceso al agua. En contraste, predios como Tartar y La Victoria presentan valores más bajos (0.3936–0.3801), posiblemente debido a degradación del suelo, sobrepastoreo o limitaciones en infraestructura de riego. Estas diferencias subrayan la importancia de factores locales en la productividad forrajera, más allá del tamaño del predio.

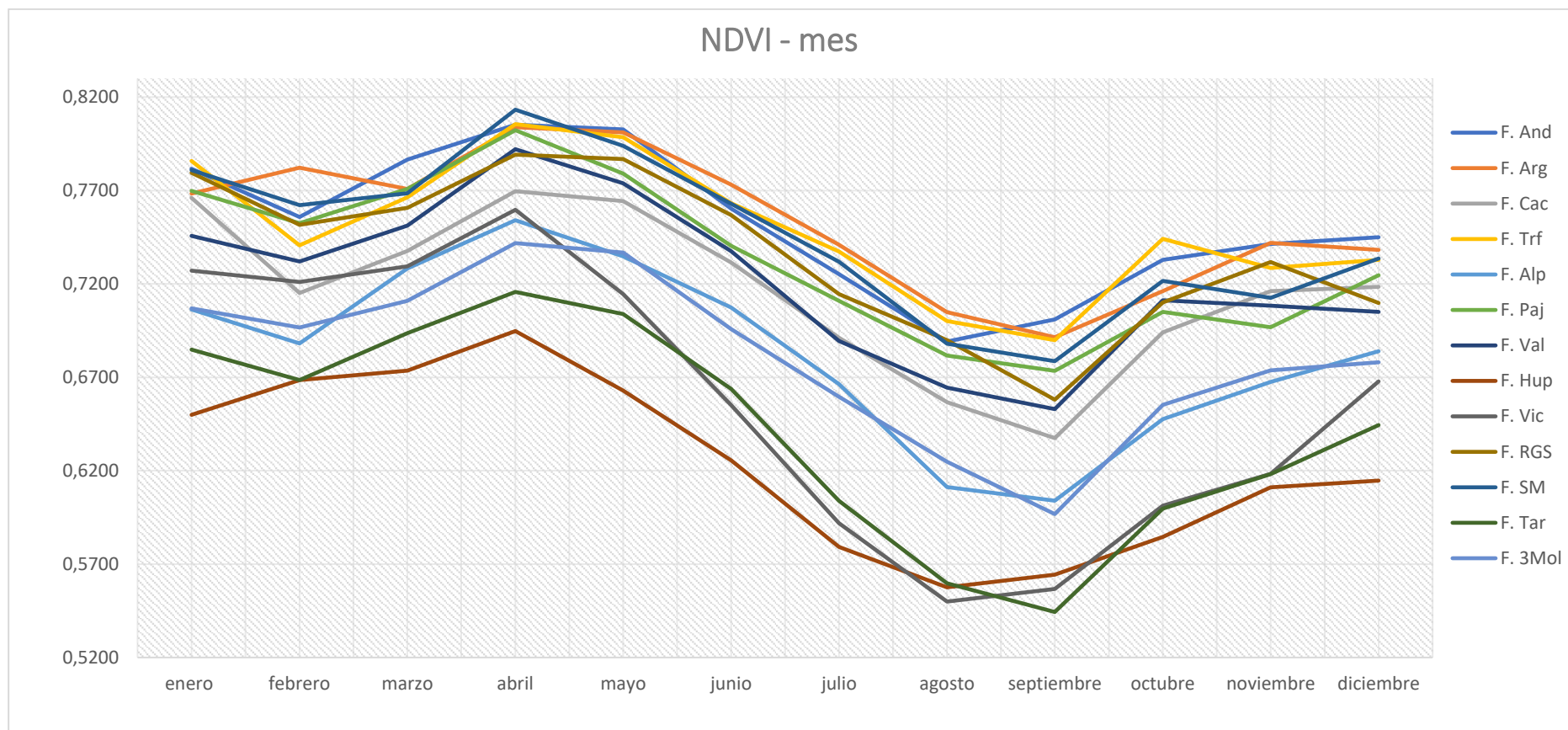


Gráfico 2. Valores promedio de NDVI por mes (2000 - 2024)

El Gráfico 2 presenta la evolución mensual del Índice de Vegetación Normalizado (NDVI) promediado también para los mismos 13 predios en el valle de Cajamarca durante el mismo periodo. Similar al EVI, este índice muestra una clara estacionalidad, con máximos en los meses lluviosos (enero a abril) y mínimos en la temporada seca (junio a agosto). Sin embargo, los valores de NDVI tienden a ser ligeramente superiores a los del EVI, alcanzando un máximo promedio de 0.7303 en abril y un mínimo de 0.3801 en agosto. Esta diferencia puede deberse a que el NDVI tiene menor corrección atmosférica y puede saturarse más fácilmente en áreas con vegetación densa.

Al comparar los predios, también se observa una variabilidad significativa. El fundo Argentina nuevamente destaca con valores altos (de 0.8039), mientras que predios como Tartar y La Victoria presentan valores más bajos (0,5499; 0,5444), lo cual podría estar relacionado con factores como la fertilidad del suelo, régimen de precipitaciones local y prácticas de manejo ganadero, tal como señalan investigaciones recientes como Narváez Brito, (2023)

Relación entre la tabla 2 y los gráficos 1 y 2

La Tabla 2 presenta las características de manejo de los predios estudiados, como el área destinada al pastoreo, la suplementación con concentrado, la carga animal y el uso de prácticas de fertilización y labores culturales. Al comparar estos datos con los valores promedio mensuales de EVI (Gráfico 1) y NDVI (Gráfico 2), se observa una relación directa entre las prácticas de manejo y la productividad forrajera. Se observa que, el fundo Argentina utiliza suplementación con concentrado, tiene un sistema rotacional de pastoreo y aplica fertilización, y tiene nuestra relación positiva con los valores altos tanto en EVI como en NDVI, lo cual refleja una mayor cobertura y salud de la vegetación. En contraste, predios como Tartar, que no emplean suplementación ni rotación de potreros, presentan valores más bajos en ambos índices, lo que sugiere una menor disponibilidad de biomasa y posible degradación del suelo.

Estos resultados coinciden con lo reportado por Giraldo et al. (2024), quienes encontraron diferencias significativas en la productividad de pasturas según las prácticas de manejo. Además, se observa que no siempre el tamaño del área dedicada al pastoreo determina la calidad de la vegetación; factores como la

fertilidad del suelo (ver Tabla 1) y el manejo adecuado del recurso hídrico también influyen. Esto es consistente con lo mostrado en los gráficos, donde la variabilidad entre predios refleja condiciones heterogéneas que van más allá del acceso climático, reforzando la importancia de implementar estrategias de gestión sostenible para mejorar la productividad y conservación de los recursos naturales en el valle de Cajamarca.

Valores promedios por mes de T° y mm de la campiña de Cajamarca (2000-2024)

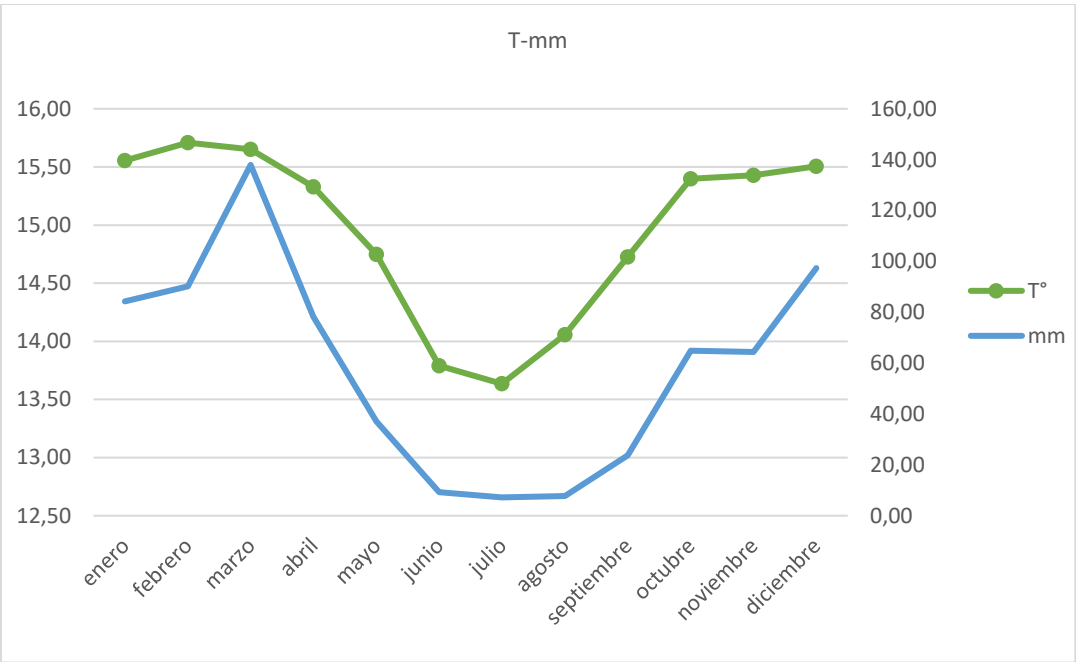


Gráfico 3: valores promedio de temperatura (T°) y precipitación (mm)

En este gráfico se presentan los valores promedios mensuales de temperatura y precipitación en el valle de Cajamarca durante el periodo 2000–2024. Se observa una marcada estacionalidad, con temperaturas más altas entre enero y marzo (máximo de 15.71 °C en febrero), coincidiendo con la época lluviosa, mientras que los meses de junio, julio y agosto registran las temperaturas más bajas (promedio de 13.63 °C en julio). En cuanto a la precipitación, se registra un pico máximo en marzo (137.95 mm), mientras que los meses de junio a agosto presentan niveles mínimos (entre 7.21 y 9.21 mm). Esta dinámica climática refleja un patrón tropical de altitud con marcada estacionalidad pluviométrica, lo cual es coherente con estudios como el de Cicuéndez et al., (2024), quienes han

señalado cómo estos ciclos climáticos influyen directamente en la fenología vegetal y la productividad forrajera.

Valores promedios por mes de EVI-NDVI de la campiña de Cajamarca (2000-2024)

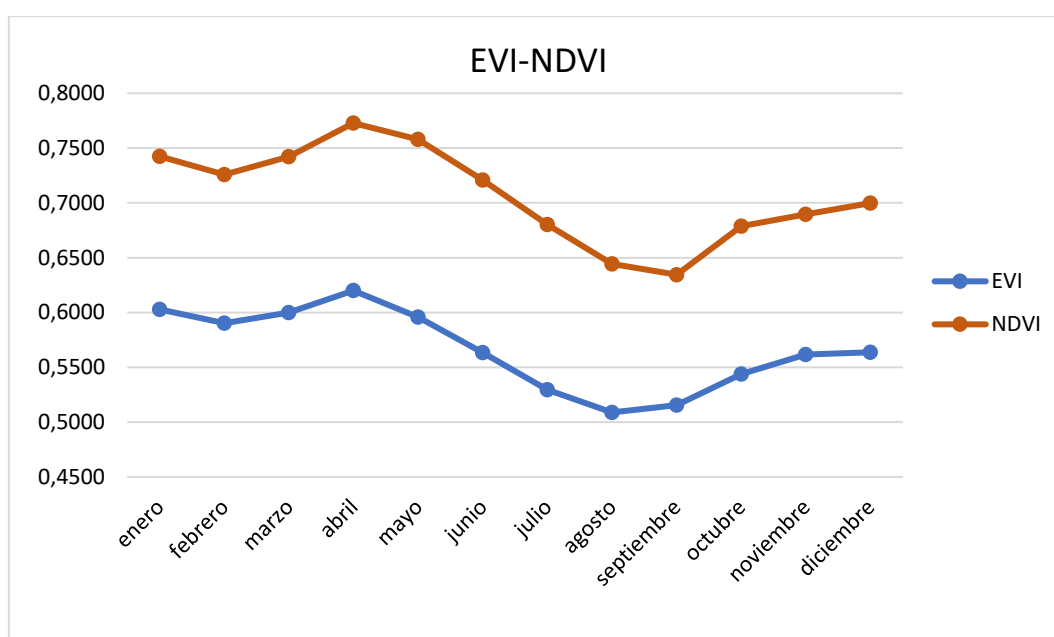


Gráfico 4: valores promedio de NDVI y EVI

Se muestra la variación mensual promedio de los índices de vegetación NDVI y EVI en los predios estudiados del valle de Cajamarca. Se aprecia un comportamiento sincronizado entre ambos índices, con picos máximos en abril (NDVI = 0.6200; EVI = 0.7728), asociados a la mayor disponibilidad de agua tras la temporada lluviosa, y mínimos en agosto y septiembre (NDVI = 0.5089; EVI = 0.6345), coincidiendo con la sequía invernal. Esta correlación elevada ($R^2 = 0.927$) confirma la consistencia entre los dos índices para evaluar la salud de la vegetación, lo cual es consistente con lo reportado por Karkauskaite et al. (2017), quienes resaltaron la utilidad complementaria de NDVI y EVI en el monitoreo de sistemas pastoriles.

Uno de los principales parámetros para el desarrollo de la ganadería en Cajamarca es mejorar las pasturas, mediante monitoreos de clima ambiental para evaluar la biomasa forrajera, por mes y año, a través de índices de vegetación EVI y NDV a partir de MODIS, entre 2000 y 2024. Los índices de vegetación EVI

y NDVI se utilizan mayormente en la investigación y la gestión ecológica como indicadores de biomasa y como también la calidad forrajera. En este estudio, examinamos cómo la precisión del uso de NDVI y EVI derivados de MODIS como indicadores de la biomasa y la calidad del forraje (Garrouette et al., 2016).

Tabla 6: Correlación de T.mm, EVI y NDVI

	NDVI	EVI	Temperatura
EVI	0.927		
Valor p	0.000		
Temperatura	0.268	0.390	
Valor p	0.000	0.000	
Precipitación	0.312	0.361	0.616
Valor p	0.000	0.000	0.000

La correlación entre EVI, NDVI, precipitación y temperatura fue positiva y significativa ($p = 0.000$). Según (García & Zhingre, 2025) estas variables están influenciadas por el inicio de la estacionalidad y presentan una correlación positiva. La correlación entre EVI y NDVI (0.927) indica que ambos índices proporcionan información similar, aunque EVI proporciona datos más precisos sobre la relación entre vegetación y clima, como lo muestran sus correlaciones con la temperatura (0.390) y la precipitación (0.361).

La correlación entre el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y el Índice de Vegetación Mejorado (EVI) ha sido ampliamente investigada en el contexto del monitoreo de la dinámica de la vegetación y su respuesta a factores climáticos como la temperatura y las precipitaciones. Ambos índices, derivados de imágenes satelitales, proporcionan estimaciones de la cobertura vegetal, aunque presentan diferencias en términos de sensibilidad espectral y resistencia a condiciones atmosféricas. El NDVI, basado en la diferencia entre las bandas del rojo y del infrarrojo cercano, tiende a saturarse en áreas con vegetación densa. En contraste, el EVI incorpora correcciones atmosféricas y de fondo del suelo, lo que le confiere una mayor precisión en entornos con alta biomasa o aerosoles (Huete et al., 2002).

Diversos estudios han demostrado que existe una relación altamente positiva entre NDVI y EVI en la mayoría de los biomas, particularmente en áreas con cobertura vegetal moderada. A pesar de ello, esta relación no siempre presenta características lineales. Mediante la aplicación de modelos lineales simples, se ha observado un elevado coeficiente de determinación (R^2) en zonas homogéneas con baja variabilidad estacional. Sin embargo, en paisajes heterogéneos, el empleo de modelos no lineales, tales como regresiones polinómicas, funciones logarítmicas y modelos basados en aprendizaje automático (p.ej., redes neuronales), ha resultado ser más eficaz para captar las diferencias de respuesta entre ambos índices, especialmente bajo condiciones extremas de vegetación (Miura et al., 2006; Zhang et al., 2013)

El comportamiento del NDVI y el EVI está fuertemente influenciado por las variables climáticas. La temperatura impacta procesos fisiológicos esenciales en las plantas, como la fotosíntesis y la transpiración, mientras que la precipitación determina la disponibilidad hídrica del suelo, un factor fundamental para el crecimiento vegetal. En regiones áridas o semiáridas, se ha observado que los incrementos en la precipitación mensual generan respuestas casi inmediatas en los valores de NDVI y EVI, mostrando una correlación positiva significativa (Pettorelli et al., 2005). En estos entornos, el EVI ha demostrado mayor robustez comparado con el NDVI ante eventos climáticos extremos, manteniendo una respuesta más estable a lo largo del tiempo (Xiao et al., 2005). Los modelos multivariados que integran datos de temperatura media, precipitación acumulada y otros factores como la radiación solar han facilitado la predicción más precisa de los valores de NDVI y EVI, revelando patrones estacionales y tendencias interanuales. Además, la aplicación de modelos no lineales ha permitido identificar umbrales críticos de temperatura y precipitación a partir de los cuales la vegetación exhibe respuestas abruptas, lo cual es una característica significativa en el contexto del cambio climático.

Por lo que la relación entre NDVI y EVI es compleja y varía según el tipo de cobertura vegetal y las condiciones climáticas. El análisis, mediante modelos lineales y no lineales y la integración con variables meteorológicas, proporciona una herramienta robusta para evaluar la salud y la dinámica de los ecosistemas terrestres.

Demostración de modelos

Modelos polinómicos que predice el valor de NDVI y EVI considerando el mes del (1 – 12)

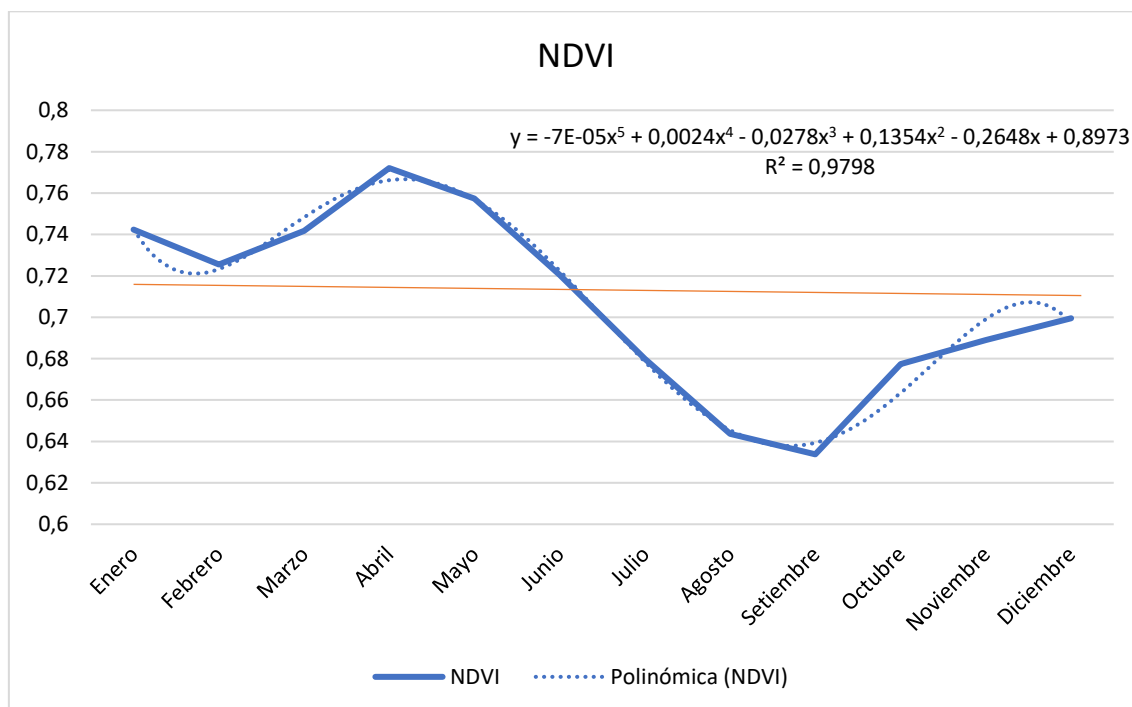


Gráfico 5: Ecuación de predicción del NDVI durante el año entre 2000 – 2024

En el grafico 5 se presenta un modelo polinómico que describe la variación estacional del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) a lo largo del año, considerando los datos históricos del periodo 2000–2024. Este gráfico permite visualizar cómo el NDVI varía mensualmente y sugiere una tendencia cíclica con picos en determinadas épocas del año, probablemente asociados a las temporadas lluviosas. El coeficiente de determinación (R^2) alcanza un valor moderado-alto ($R^2 = 0,9798$), lo cual indica que el modelo explica una proporción significativa de la variabilidad del NDVI en función del mes.

Este resultado es consistente con estudios como el de Cicuéndez et al.(2024), quienes también reportaron modelos predictivos basados en NDVI con valores similares de R^2 para pastizales mediterráneos, destacando la capacidad de este índice para capturar la fenología vegetal. Asimismo, el uso de modelos polinómicos es respaldado por Farbo et al.(2024), quienes emplean redes

neuronales para predecir el NDVI a corto plazo, validando su utilidad en la planificación agrícola y ganadera.

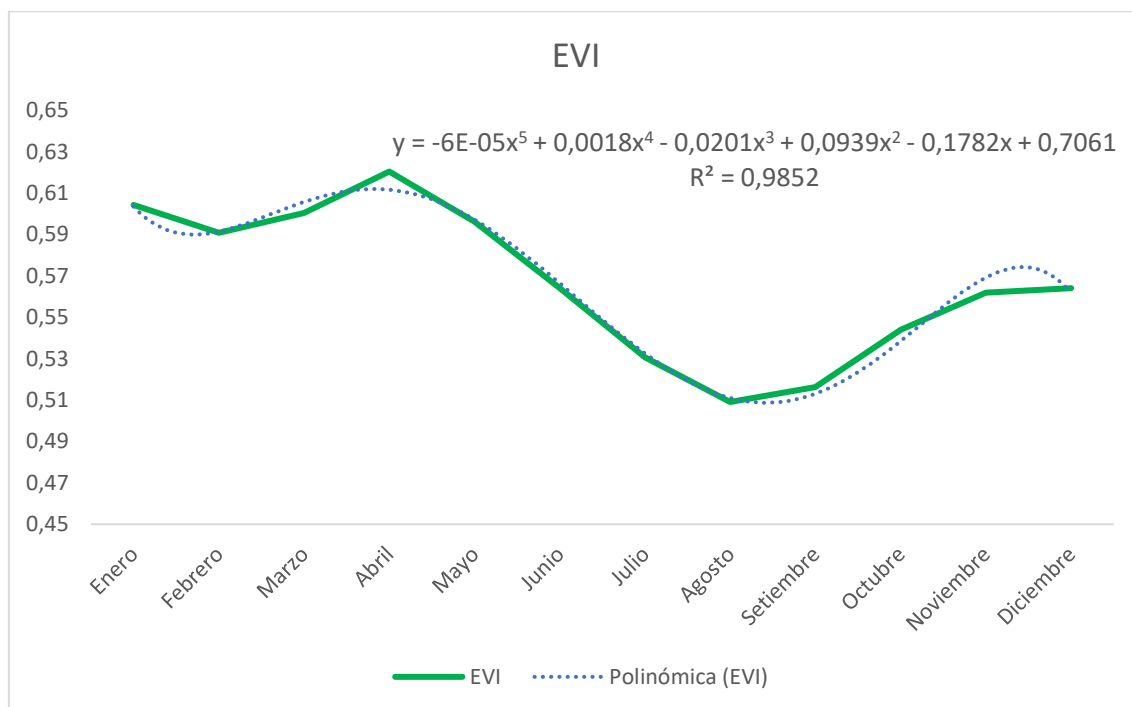


Gráfico 6: Ecuación de predicción del EVI durante el año entre 2000 – 2024

Se muestra el comportamiento anual del Índice de Vegetación Mejorado (EVI), utilizando un modelo matemático que relaciona este índice con los meses del año. Similar al NDVI, se observa una variación estacional clara, pero con mayor sensibilidad en ciertos periodos, especialmente aquellos asociados a condiciones climáticas extremas como sequías o precipitaciones intensas. El ajuste del modelo revela un coeficiente de determinación alto ($R^2 = 0,9852$), lo cual refleja una relación más precisa entre el EVI y la variabilidad temporal comparado con el NDVI.

Esto coincide con lo reportado por Rezvan et al.(2021), quienes encontraron que el EVI tiene mayor sensibilidad ante cambios en la biomasa vegetal en comparación con el NDVI, lo cual puede explicar el mejor ajuste del modelo en este caso. Además, Karkauskaite et al.(2017) resaltan la capacidad del EVI para

minimizar efectos atmosféricos y brillo del suelo, lo que incrementa su fiabilidad en ambientes variables como Cajamarca.

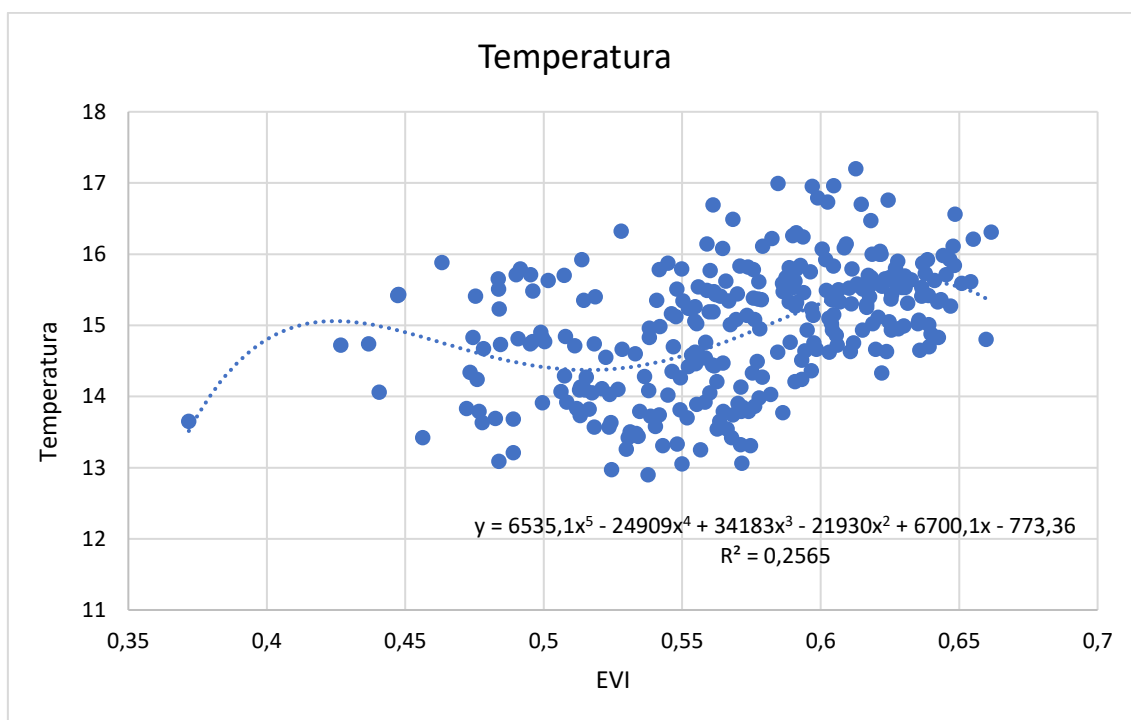


Gráfico 7: Biplot para la comparación entre los valores de EVI y la Temperatura promedio diaria

El Gráfico 7 utiliza un análisis biplot para representar la relación entre el EVI y la temperatura promedio diaria. Los resultados muestran un coeficiente de determinación bajo ($R^2 = 0,2565$). Esto sugiere que, aunque la temperatura influye en la productividad forrajera, su impacto es menor en comparación con otros factores como la disponibilidad hídrica.

Este hallazgo concuerda parcialmente con los estudios de Shammi & Meng (2021), quienes señalan que el EVI responde principalmente a la precipitación y menos a la temperatura, especialmente en ecosistemas donde el estrés hídrico es el factor limitante. Por otro lado, Huang et al. (2021), han señalado que, en algunas regiones templadas, la temperatura sí puede tener un efecto significativo en la dinámica de la vegetación, lo cual no parece ser el caso en Cajamarca, donde el régimen pluviométrico domina la variabilidad.

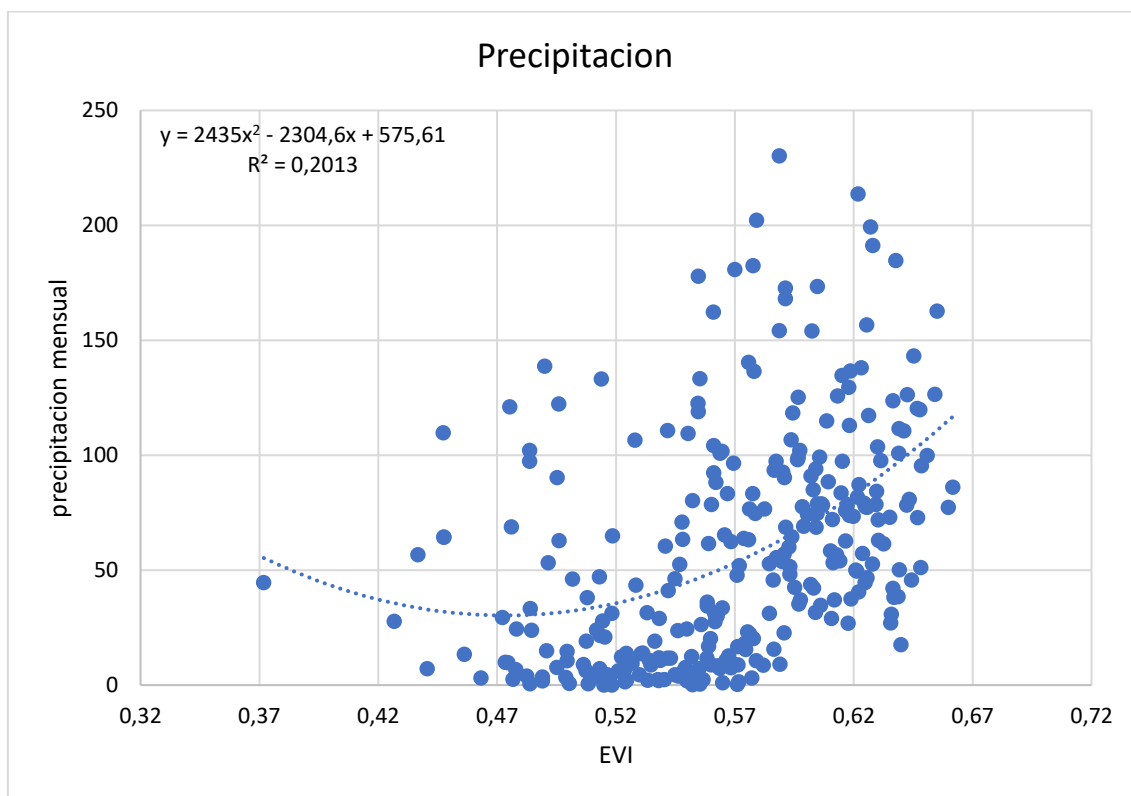


Gráfico 8: Biplot para la comparación entre los valores de EVI y la Precipitación acumulada por mes (retardada).

Se representa la relación entre el EVI y la precipitación acumulada con un retardo de tiempo, lo cual permite evaluar el efecto acumulativo de la lluvia sobre la vegetación. En este caso, el ajuste del modelo es bastante bueno ($R^2 = 0,2013$), indicando que la precipitación retrasada explica gran parte de la variabilidad del EVI. Esta relación refuerza la idea de que la disponibilidad de agua es el principal factor que rige la productividad forrajera en esta región.

Estos resultados son consistentes con los de Tian et al.(2017), quienes también identificaron una fuerte correlación entre EVI y precipitación en estudios fenológicos. Además, da Silva Quinaia et al.(2021) han destacado la importancia de considerar el efecto acumulativo de la precipitación en el análisis de la salud de pasturas, especialmente en zonas semiáridas o subhúmedas como Cajamarca.

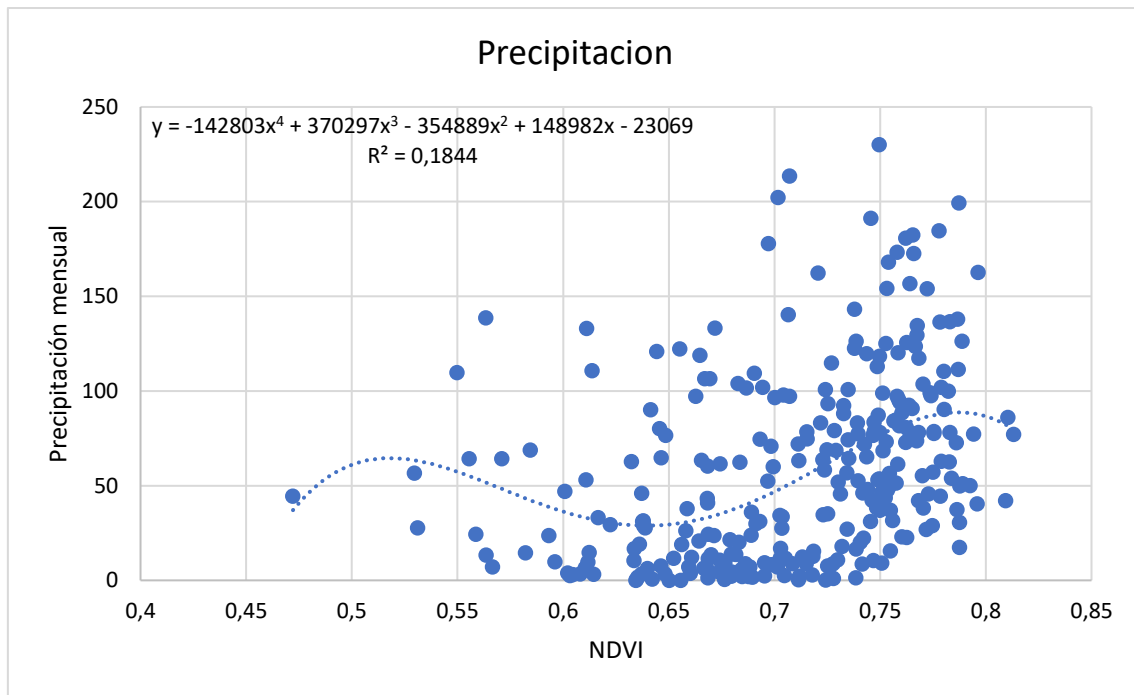


Gráfico 9: Biplot para la comparación entre los valores de NDVI y la Precipitación acumulada por mes (retardada).

Finalmente, el Gráfico 9 analiza la relación entre el NDVI y la precipitación acumulada con retardo, mostrando un ajuste similar al del EVI, aunque ligeramente inferior ($R^2 = 0,1844$). Aunque ambos índices responden positivamente a la precipitación, el NDVI parece tener una menor sensibilidad a los cambios en la cobertura vegetal densa, lo cual se refleja en un coeficiente de determinación menor comparado con el EVI.

Este hallazgo apoya lo expuesto por Giraldo et al.(2024) quienes concluyeron que el EVI es superior al NDVI en la estimación de biomasa en pasturas tropicales, especialmente cuando se combinan con variables climáticas como la precipitación. Por otro lado, Pettorelli et al.(2005) señalado que el NDVI sigue siendo una herramienta útil en contextos donde la tecnología avanzada no está disponible, pero que su uso debe complementarse con información adicional para mejorar su precisión.

Tabla 7: Indicadores de producción de los predios principales del valle de Cajamarca

Indicadores	ph del suelo	OM	P	K	%proteína	FV t/ha	Ms t/ha
Andagoto	6.9	3.9	42.9	305	9.56	11.04	3.09
Argentina	6.55	6.4	60.8	365	11.5	15.14	4.12
Cacho	6.3	3.61	38.4	295	10.32	11.46	3.31
Huayrapongo	6.1	3.82	33.7	271	9.76	12.02	3.29
La Victoria	6.15	3.02	30.6	263	9.06	10.16	2.98
Rafael Gomes Sánchez	6.22	3.8	38.8	279	10	12.4	3.37
Santa Margarita	6.42	3.82	29.5	300	10.5	12.32	3.37
Tartar	6.24	3.68	31.9	273	9.36	10.56	2.98
Tres Molinos	6.03	4.2	36.1	294	9.44	12.96	3.49
Promedio	6.32	4.03	38.08	293.89	9.94	12.01	3.33

FUENTE. (Carrasco Chilón et al., 2021)

De acuerdo con la literatura sobre producción de biomasa (FV y MS) presentada en la tabla 7 y los valores de EVI mostrados en el gráfico 1, existe una relación positiva entre ellos. El fundo Argentina destaca por tener la mejor producción con un valor de 15.14 t/ha FV y 4.12 t/ha MS. En contraste, los fundos Tartar y La Victoria presentan los valores más bajos en producción de biomasa, tanto FV con 10.16 y 10.56 t/ha, como MS con 2.98 t/ha para ambos. Cabe señalar que los datos del EVI no se proporcionan de manera exacta, debido a que el estudio de los indicadores de producción se llevó a cabo en el año 2019.

CAPITULO VII

CONCLUSIONES

- Mediante el uso de datos satélites MODIS entre 2000 y 2024, se logró obtener series temporales confiables de los índices de vegetación NDVI y EVI para los 13 predios representativos estudiados. Estos valores permitieron caracterizar la dinámica espacial y temporal de la biomasa forrajera, demostrando que la teledetección es una herramienta efectiva para monitorear la productividad de pasturas en la región. Los análisis estadísticos y gráficos realizados confirmaron la viabilidad de estos índices como indicadores clave del estado de las pasturas.
- Se encontró una correlación positiva entre la producción de biomasa aérea y la precipitación, particularmente en marzo, cuando se registró el mayor acumulado de lluvia (137.95 mm). En contraste, durante los meses secos (junio-agosto), la baja cantidad de precipitaciones (7.20-9.21 mm) afectó la disponibilidad de forraje, destacando la necesidad de estrategias de almacenamiento y manejo de pasturas.
- El análisis de EVI y NDVI entre 2000 y 2024 reveló una alta correlación (0.927). EVI mostró mayor precisión en evaluar la vegetación y el clima, recomendándose para monitorear recursos forrajeros y planificar la ganadería en Cajamarca.

CAPITULO VII

RECOMENDACIONES

- Implementar un sistema de monitoreo satelital mediante el sensor MODIS, utilizando los índices de vegetación NDVI y, especialmente, EVI, permite analizar con mayor precisión la dinámica de las pasturas y su relación con factores climáticos como la temperatura y las precipitaciones. El EVI resulta más preciso que el NDVI, ya que incorpora correcciones atmosféricas y de fondo del suelo, además de ofrecer una mejor resolución espacial, lo que evita la saturación en áreas con alta densidad de biomasa y lo convierte en una herramienta más confiable para el estudio de pasturas.
- Desarrollar estrategias de manejo de pastoreo según estacionalidad, almacenando forraje en meses con mayor disponibilidad (marzo, abril) y usando pastos resistentes a la sequía (agosto, septiembre), asegurando alimentación estable para el ganado.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alam, M. S., Lamb, D. W., & Rahman, M. M. (2018). A refined method for rapidly determining the relationship between canopy NDVI and the pasture evapotranspiration coefficient. *Computers and Electronics in Agriculture*, 147, 12-17. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.008>
- Alvarez-Hess, P. S., Thomson, A. L., Karunaratne, S. B., Douglas, M. L., Wright, M. M., Heard, J. W., Jacobs, J. L., Morse-McNabb, E. M., Wales, W. J., & Auldist, M. J. (2021). Using multispectral data from an unmanned aerial system to estimate pasture depletion during grazing. *Animal Feed Science and Technology*, 275, 114880. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2021.114880>
- Ayalew, M. (2020). *The Role of Rainfall Amount and Distribution on Agriculture Systems and Crop Cropping Systems of Different Agro- Ecological Regions of Ethiopia: A Review*.
- Burke, M., Driscoll, A., Lobell, D. B., & Ermon, S. (2021). Using satellite imagery to understand and promote sustainable development. *Science (New York, N.Y.)*, 371(6535), eabe8628. <https://doi.org/10.1126/science.abe8628>
- Carrasco Chilón, W. L., Alvarez García, W. Y., Vallejos Fernández, L. A., & Vásquez Pérez, H. V. (2021). Floristic composition of dairy cattle pastures in the Peruvian Northern Highlands. *EC Veterinary Science*, 6(9). <https://repositorio.inia.gob.pe/handle/20.500.12955/1525>
- Cevallos, J. K., & Olmedo, V. V. (2021). *Análisis de biomasa forrajera del pasto saboya (Megathyrsus maximus) a los 25, 35 y 45 días de rebrote* [bachelorThesis, Calceta: ESPAM MFL]. <http://repositorio.esпам.edu.ec/handle/42000/1621>
- Chapungu, L., Nhamo, L., & Gatti, R. C. (2020). Estimating biomass of savanna grasslands as a proxy of carbon stock using multispectral remote sensing. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 17, 100275. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.100275>
- Chaudhary, B. (2023). COVER CROP AS APPROACH FOR SUSTAINABLE AGRICULTURE: A REVIEW. *Russian Journal of Agricultural and Socio-Economic Sciences*, 137, 44-55. <https://doi.org/10.18551/rjoas.2023-05.05>
- Chen, P., Liu, H., Wang, Z., Mao, D., Liang, C., Wen, L., Li, Z., Zhang, J., Liu, D., Zhuo, Y., & Wang, L. (2021). Vegetation Dynamic Assessment by NDVI and Field Observations for Sustainability of China's Wulagai River Basin. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(5), 2528. <https://doi.org/10.3390/ijerph18052528>
- Cicuéndez, V., Inclán, R., Sánchez-Cañete, E. P., Román-Cascón, C., Sáenz, C., & Yagüe, C. (2024). Modeling Gross Primary Production (GPP) of a Mediterranean Grassland in Central Spain Using Sentinel-2 NDVI and Meteorological Field Information. *Agronomy*, 14(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/agronomy14061243>

- Cotrina Altamirano, Y. (2019). Análisis de la investigación en pastos y forrajes en la región Cajamarca. *Universidad Nacional de Cajamarca*. <http://repositorio.unc.edu.pe/handle/20.500.14074/3083>
- da Silva Quinaia, T. L., do Valle Junior, R. F., de Miranda Coelho, V. P., da Cunha, R. C., Valera, C. A., Sanches Fernandes, L. F., & Pacheco, F. A. L. (2021). Application of an improved vegetation index based on the visible spectrum in the diagnosis of degraded pastures: Implications for development. *Land Degradation & Development*, 32(16), 4693-4707. <https://doi.org/10.1002/ldr.4071>
- De Rosa, D., Basso, B., Fasiolo, M., Friedl, J., Fulkerson, B., Grace, P. R., & Rowlings, D. W. (2021). Predicting pasture biomass using a statistical model and machine learning algorithm implemented with remotely sensed imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 180, 105880. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105880>
- Embrapa. (s. f.). Recuperado 19 de septiembre de 2024, de <https://www.embrapa.br/sobre-a-embrapa>
- Enríquez Quiroz, J. F., Esqueda Esquivel, V. A., & Martínez Méndez, D. (2021). Rehabilitación de praderas degradadas en el trópico de México. *Revista Mexicana de Ciencias Pecuarias*, 12, 243-260. <https://doi.org/10.22319/rmcp.v12s3.5876>
- Farbo, A., Sarvia, F., De Petris, S., Basile, V., & Borgogno-Mondino, E. (2024). Forecasting corn NDVI through AI-based approaches using sentinel 2 image time series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 211, 244-261. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2024.04.011>
- Fernandes, F. H. S., Sano, E. E., Ferreira, L. G., de Mello Baptista, G. M., Victoria, D. de C., & Fassoni-Andrade, A. C. (2018). Degradation trends based on MODIS-derived estimates of productivity and water use efficiency: A case study for the cultivated pastures in the Brazilian Cerrado. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 11, 30-40. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2018.04.014>
- Filippa, G., Cremonese, E., Migliavacca, M., Galvagno, M., Sonnentag, O., Humphreys, E., Hufkens, K., Ryu, Y., Verfaillie, J., Morra di Cella, U., & Richardson, A. D. (2018). NDVI derived from near-infrared-enabled digital cameras: Applicability across different plant functional types. *Agricultural and Forest Meteorology*, 249, 275-285. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.11.003>
- Fontana, D., Junges, A., Bremm, C., Schaparini, L., Mengue, V., Wagner, A., & De Faccio Carvalho, P. (2018). NDVI and meteorological data as indicators of the Pampa biome natural grasslands growth. *Bragantia*, 77. <https://doi.org/10.1590/1678-4499.2017222>
- Freitas, L. M. B. e, Giongo, P. R., Gomes, A. R. M. G., Santos, A. J. M., Costa, A. R. da, Taveira, J. H. da S., Sousa, L. F. A. de, & Giongo, A. M. M. (2023). Dynamics and degradation of pastures in the microregion of Goiânia through vegetation indices and satellite data. *Cuadernos de Educación y Desarrollo*, 15(12), 17056-17076. <https://doi.org/10.55905/cuadv15n12-104>

- Gao, R., Kong, Q., Wang, H., & Su, Z. (2019). Diagnostic Feed Values of Natural Grasslands Based on Multispectral Images Acquired by Small Unmanned Aerial Vehicle. *Rangeland Ecology & Management*, 72(6), 916-922. <https://doi.org/10.1016/j.rama.2019.06.005>
- García, R., & Zhingre, W. (2025). Análisis de las tendencias del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizado y variables climáticas en el Bosque deciduo de tierras bajas del Jama Zapotillo y Herbazal del Páramo de Loja, Ecuador. *Bosques Latitud Cero*, 15(1), 101-110. <https://doi.org/10.54753/blc.v15i1.2367>
- Garrouette, E. L., Hansen, A. J., & Lawrence, R. L. (2016). Using NDVI and EVI to Map Spatiotemporal Variation in the Biomass and Quality of Forage for Migratory Elk in the Greater Yellowstone Ecosystem. *Remote Sensing*, 8(5), Article 5. <https://doi.org/10.3390/rs8050404>
- Giraldo, R. A. D., León, M. Á. de, López, O. P., Parrado, S. L. G., & Argoti, M. A. A. (2024). Aplicación de dos modelos basados en teledetección para estimar la producción primaria neta aérea en un sistema pastoril en la Altillanura colombiana: Estimación de productividad primaria de pasturas por teledetección. *Tropical Grasslands-Forrajes Tropicales*, 12(1), Article 1. [https://doi.org/10.17138/tgft\(12\)24-35](https://doi.org/10.17138/tgft(12)24-35)
- Gutierrez Arce, F., Gutierrez Arce, W., Rojas Vásquez, Z., Vallejos Fernández, L., & Alvarez García, W. (2019). Inserción de nuevas tecnologías en el estudio de indicadores productivos de la pastura, en Cajamarca. *REVISTA PERSPECTIVA*, 20(2), 215-234. <https://doi.org/10.33198/rp.v20i2.00035>
- He, D., Yi, G., Zhang, T., Miao, J., Li, J., & Bie, X. (2018). Temporal and Spatial Characteristics of EVI and Its Response to Climatic Factors in Recent 16 years Based on Grey Relational Analysis in Inner Mongolia Autonomous Region, China. *Remote Sensing*, 10(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/rs10060961>
- Huamán López, E. (2022). Respuesta de las pasturas RYE grass y trébol rojo con uso del fertilizante orgánico y químico en el valle de Cajamarca. *Universidad Nacional de Cajamarca*. <http://repositorio.unc.edu.pe/handle/20.500.14074/5080>
- Huang, S., Tang, L., Hupy, J. P., Wang, Y., & Shao, G. (2021). A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. *Journal of Forestry Research*, 32(1), 1-6. <https://doi.org/10.1007/s11676-020-01155-1>
- Huaytalla Galindo, B. J. (2019). Identificar el potencial energético de la biomasa residual agrícola para su aprovechamiento como uso doméstico. *Universidad Científica del Sur*. <https://doi.org/10.21142/tb.2020.1261>
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1), 195-213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)

- Javaid, M., Haleem, A., Rab, S., Pratap Singh, R., & Suman, R. (2021). Sensors for daily life: A review. *Sensors International*, 2, 100121. <https://doi.org/10.1016/j.sintl.2021.100121>
- Jørgensen, U., Jensen, S. K., & Ambye-Jensen, M. (2022). Coupling the benefits of grassland crops and green biorefining to produce protein, materials and services for the green transition. *Grass and Forage Science*, 77(4), 295-306. <https://doi.org/10.1111/gfs.12594>
- Karkauskaite, P., Tagesson, T., & Fensholt, R. (2017). Evaluation of the Plant Phenology Index (PPI), NDVI and EVI for Start-of-Season Trend Analysis of the Northern Hemisphere Boreal Zone. *Remote Sensing*, 9(5), Article 5. <https://doi.org/10.3390/rs9050485>
- Kuchler, P. C., Bégué, A., Simões, M., Gaetano, R., Arvor, D., & Ferraz, R. P. D. (2020). Assessing the optimal preprocessing steps of MODIS time series to map cropping systems in Mato Grosso, Brazil. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 92, 102150. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102150>
- López, J. F. (2017, octubre 2). ¿Qué es el coeficiente de determinación? Cálculo y ejemplos. Economipedia. <https://economipedia.com/definiciones/r-cuadrado-coeficiente-determinacion.html>
- Mamani Vargas, A. J. P., & Román Arce, C. R. (2021). Índice de vegetación y cambio climático: Una evaluación multitemporal de imágenes Landsat en la laguna Pucarani en el periodo 1972 al 2018. *INGENIERÍA INVESTIGA*, 3(2), 96-106. <https://doi.org/10.47796/ing.v3i2.535>
- Mardian, J., Berg, A., & Daneshfar, B. (2021). Evaluating the temporal accuracy of grassland to cropland change detection using multitemporal image analysis. *Remote Sensing of Environment*, 255, 112292. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112292>
- Measho, S., Chen, B., Trisurat, Y., Pellikka, P., Guo, L., Arunyawat, S., Tuankruea, V., Ogbazghi, W., & Yemane, T. (2019). Spatio-Temporal Analysis of Vegetation Dynamics as a Response to Climate Variability and Drought Patterns in the Semiarid Region, Eritrea. *Remote Sensing*, 11(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/rs11060724>
- Mehmood, K., Anees, S. A., Rehman, A., Pan, S., Tariq, A., Zubair, M., Liu, Q., Rabbi, F., Khan, K. A., & Luo, M. (2024). Exploring spatiotemporal dynamics of NDVI and climate-driven responses in ecosystems: Insights for sustainable management and climate resilience. *Ecological Informatics*, 80, 102532. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102532>
- Miura, T., Huete, A., & Yoshioka, H. (2006). An empirical investigation of cross-sensor relationships of NDVI and red/near-infrared reflectance using EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing of Environment*, 100(2), 223-236. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.10.010>

- Miura, T., Smith, C. Z., & Yoshioka, H. (2021). Validation and analysis of Terra and Aqua MODIS, and SNPP VIIRS vegetation indices under zero vegetation conditions: A case study using Railroad Valley Playa. *Remote Sensing of Environment*, 257, 112344. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112344>
- Montoya Leyva, J. M. (2023). Comportamiento productivo, composición química y composición botánica de las asociaciones de gramíneas perennes y anuales con leguminosas, en el valle de Cajamarca. *Universidad Nacional de Cajamarca*. <http://repositorio.unc.edu.pe/handle/20.500.14074/6310>
- Muxiye, M., & Yonezawa, C. (2023). Multi-Temporal and Multiscale Satellite Remote Sensing Imagery Analysis for Detecting Pasture Area Changes after Grazing Cessation Due to the Fukushima Daiichi Nuclear Disaster. *Remote Sensing*, 15(22), 5416. <https://doi.org/10.3390/rs15225416>
- Naegeli de Torres, F., Richter, R., & Vohland, M. (2019). A multisensoral approach for high-resolution land cover and pasture degradation mapping in the humid tropics: A case study of the fragmented landscape of Rio de Janeiro. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 78, 189-201. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.01.011>
- Narváez Brito, J. M. (2023). *Análisis de la dinámica temporal de la vegetación en zonas impactadas por actividad agrícola, mediante los índices de vegetación evi y ndvi, para el cantón Palora en los años 2000, 2013 y 2022*. <http://dspace.esPOCH.edu.ec/handle/123456789/21541>
- Ndungu, L., Oware, M., Omondi, S., Wahome, A., Mugo, R., & Adams, E. (2019). Application of MODIS NDVI for Monitoring Kenyan Rangelands Through a Web Based Decision Support Tool. *Frontiers in Environmental Science*, 7. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2019.00187>
- Paredes Chocce, M. E. (2018). *Uso de índices de vegetación del sensor Modis-Terra en la estimación de biomasa aérea de pajonales altoandinos*. <https://hdl.handle.net/20.500.12996/3351>
- Pereira, O. J. R., Ferreira, L. G., Pinto, F., & Baumgarten, L. (2018). Assessing Pasture Degradation in the Brazilian Cerrado Based on the Analysis of MODIS NDVI Time-Series. *Remote Sensing*, 10(11), Article 11. <https://doi.org/10.3390/rs10111761>
- Pettorelli, N., Vik, J. O., Myrsetrud, A., Gaillard, J.-M., Tucker, C. J., & Stenseth, N. C. (2005). Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in Ecology & Evolution*, 20(9), 503-510. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011>
- Pico Ruiz, H. F. (2023). *ANÁLISIS DEL CAMBIO EN LA ESCORRENTÍA SUPERFICIAL DEBIDO A LA INFLUENCIA DE LA COBERTURA VEGETAL EN LA CUENCA DEL RIO NEGRITO EN CUNDINAMARCA ENTRE LOS AÑOS 2001 A 2021 A PARTIR DE UN MODELO LLUVIA-ESCORRENTÍA HEC-HMS*.

- Reinermann, S., Asam, S., & Kuenzer, C. (2020). Remote Sensing of Grassland Production and Management—A Review. *Remote Sensing*, 12(12), Article 12. <https://doi.org/10.3390/rs12121949>
- Reyes-Díez, A., Alcaraz-Segura, D., & Cabello-Piñar, J. (2015). Implicaciones del filtrado de calidad del índice de vegetación EVI para el seguimiento funcional de ecosistemas. *Revista de Teledetección*, 43, Article 43. <https://doi.org/10.4995/raet.2015.3316>
- Rezvan, G., Mansouri, S., & Reza Mir Alizadeh Fard, S. (2021). DETECTION OF VEGETATION CHANGES WITH NDVI AND EVI REMOTE SENSING INDICES OF THE GROWING SEASON IN PASTURES (CASE STUDY: PLAIN RANGELANDS OF GOLESTAN PROVINCE). *PLANT ARCHIVES*, 21(Suppliment-1), 1981-1988. <https://doi.org/10.51470/PLANTARCHIVES.2021.v21.S1.322>
- SATVeg. (s. f.). Recuperado 23 de octubre de 2024, de <https://www.satveg.cnptia.embrapa.br/satveg/login.html>
- Serrano, J., Marques, J., Shahidian, S., Carreira, E., Marques da Silva, J., Paixão, L., Paniagua, L. L., Moral, F., Ferraz de Oliveira, I., & Sales-Baptista, E. (2023). Sensing and Mapping the Effects of Cow Trampling on the Soil Compaction of the Montado Mediterranean Ecosystem. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 23(2), 888. <https://doi.org/10.3390/s23020888>
- Serrano, J., Shahidian, S., Paixão, L., Marques da Silva, J., & Moral, F. (2022). Management Zones in Pastures Based on Soil Apparent Electrical Conductivity and Altitude: NDVI, Soil and Biomass Sampling Validation. *Agronomy*, 12(4), Article 4. <https://doi.org/10.3390/agronomy12040778>
- Shammi, S. A., & Meng, Q. (2021). Use time series NDVI and EVI to develop dynamic crop growth metrics for yield modeling. *Ecological Indicators*, 121, 107124. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107124>
- Shao, G., Han, W., Zhang, H., Liu, S., Wang, Y., Zhang, L., & Cui, X. (2021). Mapeo del coeficiente de cultivo de maíz K c utilizando un algoritmo forestal aleatorio basado en el índice de área foliar e índices de vegetación multiespectrales basados en UAV. *Agricultural Water Management*, 252, 106906. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2021.106906>
- Sheffield, J., Wood, E. F., Pan, M., Beck, H., Coccia, G., Serrat-Capdevila, A., & Verbist, K. (2018). Satellite Remote Sensing for Water Resources Management: Potential for Supporting Sustainable Development in Data-Poor Regions. *Water Resources Research*, 54(12), 9724-9758. <https://doi.org/10.1029/2017WR022437>
- Situmorang, J. P., Sugianto, S., & Darusman. (2016). Estimation of Carbon Stock Stands using EVI and NDVI Vegetation Index in Production Forest of Lembah Seulawah Sub-District, Aceh Indonesia. *Aceh International Journal of Science and Technology*, 5(3), Article 3. <https://doi.org/10.13170/aijst.5.3.5836>

- Sparrow, B. D., Edwards, W., Munroe, S. E. M., Wardle, G. M., Guerin, G. R., Bastin, J.-F., Morris, B., Christensen, R., Phinn, S., & Lowe, A. J. (2020). Effective ecosystem monitoring requires a multi-scaled approach. *Biological Reviews*, 95(6), 1706-1719. <https://doi.org/10.1111/brv.12636>
- Stumpf, F., Schneider, M. K., Keller, A., Mayr, A., Rentschler, T., Meuli, R. G., Schaepman, M., & Liebisch, F. (2020). Spatial monitoring of grassland management using multi-temporal satellite imagery. *Ecological Indicators*, 113, 106201. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106201>
- Suresh, S., & Lal, S. (2020). A metaheuristic framework based automated Spatial-Spectral graph for land cover classification from multispectral and hyperspectral satellite images. *Infrared Physics & Technology*, 105, 103172. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2019.103172>
- Tian, J., Wang, L., Li, X., Gong, H., Shi, C., Zhong, R., & Liu, X. (2017). Comparison of UAV and WorldView-2 imagery for mapping leaf area index of mangrove forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 61, 22-31. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.05.002>
- Vallejos-Cacho, R., Vallejos-Fernandez, L. A., Alvarez-García, W. Y., Tapia-Acosta, E. A., Saldanha-Odrizola, S., & Quilcate-Pairazaman, C. E. (2024). *Sustainability of Lolium multiflorum L. "Ecotype Cajamarquino", Associated with Trifolium repens L., at Three Harvest Times in the Northern Highlands of Peru* (No. 2024051079). Preprints. <https://doi.org/10.20944/preprints202405.1079.v1>
- Vargas-García, Y., Pazmiño-Sánchez, J., & Dávila-Rincón, J. (2021). Potencial de Biomasa en América del Sur para la Producción de Bioplásticos. Una Revisión. *Revista Politécnica*, 48(2), 7-20. <https://doi.org/10.33333/rp.vol48n2.01>
- Vieira, A. S., Do Valle Junior, R. F., Rodrigues, V. S., Da Silva Quinaia, T. L., Mendes, R. G., Valera, C. A., Fernandes, L. F. S., & Pacheco, F. A. L. (2021). Estimating water erosion from the brightness index of orbital images: A framework for the prognosis of degraded pastures. *Science of The Total Environment*, 776, 146019. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146019>
- Villarreal-Veloz, J., Zapata-Ríos, X., Uvidia-Zambrano, K., & Borja-Escobar, C. (2023). Spatio-Temporal Description of the NDVI (MODIS) of the Ecuadorian Tussock Grasses and Its Link with the Hydrometeorological Variables and Global Climatic Indices. *Sustainability*, 15(15), Article 15. <https://doi.org/10.3390/su151511562>
- Villoslada, M., Bergamo, T. F., Ward, R. D., Burnside, N. G., Joyce, C. B., Bunce, R. G. H., & Sepp, K. (2020). Fine scale plant community assessment in coastal meadows using UAV based multispectral data. *Ecological Indicators*, 111, 105979. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105979>
- Walsh, O. S., Shafian, S., Marshall, J. M., Jackson, C., McClintick-Chess, J. R., Blanscet, S. M., Swoboda, K., Thompson, C., Belmont, K. M., & Walsh, W. L. (2018). Assessment of UAV Based Vegetation Indices for Nitrogen Concentration Estimation in Spring Wheat. *Advances in Remote Sensing*, 07(02), 71-90. <https://doi.org/10.4236/ars.2018.72006>

- Wang, G., Peng, W., Zhang, L., Zhang, J., & Xiang, J. (2023). Vegetation EVI changes and response to natural factors and human activities based on geographically and temporally weighted regression. *Global Ecology and Conservation*, 45, e02531. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2023.e02531>
- Wei, Z., & Fang, W. (2024). UV-NDVI for real-time crop health monitoring in vertical farms. *Smart Agricultural Technology*, 8, 100462. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100462>
- Wilkinson, J. M., Lee, M. R. F., Rivero, M. J., & Chamberlain, A. T. (2020). Some challenges and opportunities for grazing dairy cows on temperate pastures. *Grass and Forage Science*, 75(1), 1-17. <https://doi.org/10.1111/gfs.12458>
- Xiao, X., Zhang, Q., Saleska, S., Hutya, L., De Camargo, P., Wofsy, S., Froking, S., Boles, S., Keller, M., & Moore, B. (2005). Satellite-based modeling of gross primary production in a seasonally moist tropical evergreen forest. *Remote Sensing of Environment*, 94(1), 105-122. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.08.015>
- Xiong, X., Angal, A., Barnes, W. L., Chen, H., Chiang, V., Geng, X., Li, Y., Twedt, K., Wang, Z., Wilson, T., & Wu, A. (2018). Updates of Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer on-orbit calibration uncertainty assessments. *Journal of Applied Remote Sensing*, 12(3), 034001. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.12.034001>
- Yoosefzadeh-Najafabadi, M., Singh, K. D., Pourreza, A., Sandhu, K. S., Adak, A., Murray, S. C., Eskandari, M., & Rajcan, I. (2023). Remote and proximal sensing: How far has it come to help plant breeders? In *Advances in Agronomy* (Vol. 181, pp. 279-315). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/bs.agron.2023.05.004>
- Yu, B., Xu, L., Peng, J., Hu, Z., & Wong, A. (2020). Global chlorophyll-a concentration estimation from moderate resolution imaging spectroradiometer using convolutional neural networks. *Journal of Applied Remote Sensing*, 14(3), 034520. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.14.034520>
- Zeng, L., Wardlow, B. D., Xiang, D., Hu, S., & Li, D. (2020). A review of vegetation phenological metrics extraction using time-series, multispectral satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 237, 111511. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111511>
- Zhang, Z., Liu, H., Zuo, Q., Yu, J., & Li, Y. (2021). Spatiotemporal change of fractional vegetation cover in the Yellow River Basin during 2000-2019. *Resources Science*, 43(4), 849-858. Scopus. <https://doi.org/10.18402/resci.2021.04.18>
- Zhang, Y., Xiao, X., Biradar, C. M., & Zhu, Y. (2013). Monitoring interannual variation of vegetation phenology in Africa using GIMMS NDVI data from 1982 to 2006. *Environmental Monitoring and Assessment*, 184(12), 7355–7368.

APENDICE Y/O ANEXOS

❖ Identificación de predios en el un Sistema de Información Geográfica (Google Earth Pro)

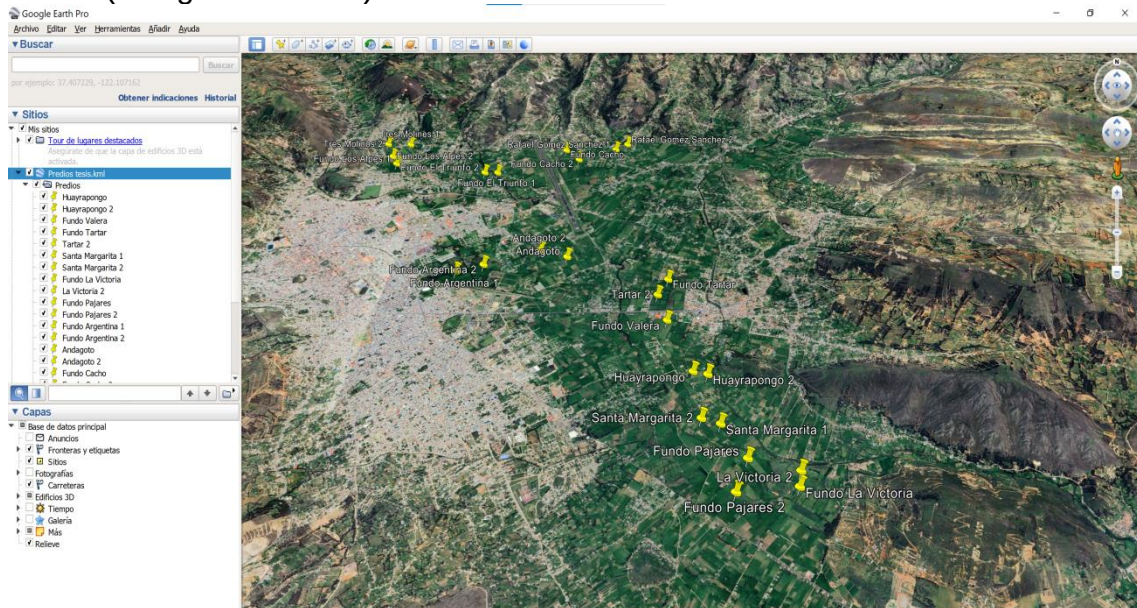


Figura 3: Identificación de predios

Tabla 8: promedio por año de EVI

Año	F. And	F. Arg	F. Cac	F. Trf	F. Alp	F. Paj	F. Val	F. Hup	F. Vic	F. RGS	F. SM	F. Tar	F. 3Mol
2000	0,5567	0,5833	0,5261	0,5138	0,5041	0,6354	0,5477	0,5175	0,4395	0,5485	0,6401	0,4046	0,4821
2001	0,6064	0,5999	0,5956	0,5838	0,5783	0,6503	0,5836	0,5744	0,4850	0,6190	0,6729	0,4685	0,5353
2002	0,6588	0,6224	0,5678	0,5990	0,5393	0,6564	0,5709	0,5720	0,4586	0,6044	0,6888	0,4922	0,5154
2003	0,6356	0,6209	0,6129	0,5895	0,5398	0,6569	0,5684	0,5797	0,4523	0,6372	0,6860	0,4685	0,5474
2004	0,5998	0,6108	0,5822	0,5619	0,5222	0,6214	0,5534	0,5505	0,4358	0,5644	0,6654	0,4447	0,5070
2005	0,5526	0,5243	0,5244	0,5233	0,5372	0,6087	0,4860	0,4917	0,4138	0,5521	0,5986	0,4377	0,5303
2006	0,5773	0,6196	0,5896	0,5543	0,5665	0,6605	0,5424	0,5255	0,4488	0,5479	0,6610	0,4489	0,5319
2007	0,6074	0,6046	0,5827	0,5804	0,5641	0,6869	0,5780	0,5370	0,5003	0,6029	0,6795	0,4696	0,5353
2008	0,5836	0,5978	0,5692	0,5748	0,5592	0,6863	0,5552	0,5648	0,5046	0,6072	0,6886	0,4889	0,5295
2009	0,6166	0,6184	0,5539	0,5848	0,5631	0,6447	0,5584	0,5658	0,5044	0,5800	0,6823	0,4865	0,5293
2010	0,6264	0,6084	0,5897	0,5968	0,5259	0,6553	0,5394	0,5252	0,4796	0,6069	0,6562	0,4725	0,5453
2011	0,5964	0,6120	0,5446	0,5895	0,5374	0,6310	0,5036	0,5106	0,4599	0,5633	0,6539	0,4386	0,5249
2012	0,6040	0,6469	0,5603	0,6146	0,5839	0,6772	0,5575	0,5478	0,5127	0,6061	0,6689	0,4751	0,5647
2013	0,6493	0,6054	0,5554	0,5892	0,5622	0,6475	0,5381	0,5475	0,5161	0,6009	0,6707	0,4823	0,5492
2014	0,5935	0,6019	0,5577	0,6293	0,5317	0,7000	0,5375	0,5313	0,4712	0,5724	0,6562	0,4627	0,5051
2015	0,6056	0,6080	0,5514	0,5936	0,5623	0,6982	0,5046	0,5492	0,4809	0,5832	0,6433	0,4847	0,5354
2016	0,5884	0,5548	0,5363	0,5847	0,5212	0,6208	0,5202	0,4773	0,4147	0,5425	0,6004	0,4156	0,5246
2017	0,6010	0,5966	0,5808	0,5938	0,5368	0,6638	0,5609	0,5609	0,5080	0,5943	0,6444	0,4766	0,5590
2018	0,5922	0,6281	0,5715	0,6022	0,5309	0,7006	0,5859	0,5653	0,5142	0,6139	0,6621	0,4734	0,5370
2019	0,5905	0,6063	0,5716	0,5934	0,5473	0,6822	0,5762	0,5336	0,4956	0,5772	0,6673	0,4957	0,5260
2020	0,6151	0,6246	0,5810	0,5889	0,5122	0,6274	0,5700	0,5441	0,4279	0,5931	0,6601	0,4457	0,4704
2021	0,6097	0,6223	0,5696	0,6126	0,5424	0,7198	0,5521	0,5116	0,5036	0,5871	0,6983	0,4705	0,4959
2022	0,5763	0,6314	0,5362	0,6028	0,5093	0,6530	0,5729	0,5134	0,4490	0,5514	0,6695	0,4768	0,5106
2023	0,5924	0,5935	0,5745	0,5750	0,4411	0,6532	0,6216	0,5355	0,4511	0,5886	0,6827	0,4704	0,4954
2024	0,6618	0,6755	0,6248	0,6159	0,4933	0,7450	0,6492	0,6028	0,5599	0,6278	0,7093	0,5371	0,4813

Tabla 9: promedio por año de NDVI

Año	F. And	F. Arg	F. Cac	F. Trf	F. Alp	F. Paj	F. Val	F. Hup	F. Vic	F. RGS	F. SM	F. Tar	F. 3Mol
2000	0,7070	0,7222	0,6845	0,6839	0,6699	0,7002	0,6879	0,5904	0,6163	0,7256	0,7135	0,5590	0,6426
2001	0,7536	0,7657	0,7425	0,7435	0,7425	0,7239	0,7545	0,6608	0,6690	0,7675	0,7535	0,6598	0,7127
2002	0,7740	0,7740	0,7158	0,7642	0,7030	0,7294	0,7206	0,6543	0,6368	0,7410	0,7594	0,6599	0,6795
2003	0,7752	0,7714	0,7555	0,7559	0,7181	0,7307	0,7352	0,6568	0,6309	0,7849	0,7683	0,6452	0,7177
2004	0,7637	0,7713	0,7479	0,7542	0,6925	0,6985	0,7223	0,6295	0,6058	0,7478	0,7502	0,6333	0,6839
2005	0,7093	0,6885	0,6712	0,6967	0,6995	0,6733	0,6668	0,5785	0,5845	0,7008	0,6808	0,6111	0,7028
2006	0,7383	0,7737	0,7423	0,7317	0,7093	0,7496	0,7176	0,6207	0,6608	0,7215	0,7533	0,6276	0,7061
2007	0,7700	0,7608	0,7407	0,7430	0,7168	0,7508	0,7378	0,6263	0,6817	0,7720	0,7589	0,6339	0,7108
2008	0,7339	0,7577	0,7117	0,7231	0,7158	0,7574	0,7252	0,6522	0,6896	0,7439	0,7652	0,6560	0,6691
2009	0,7712	0,7762	0,7230	0,7679	0,6980	0,7196	0,7438	0,6473	0,6911	0,7509	0,7627	0,6716	0,6775
2010	0,7838	0,7735	0,7319	0,7712	0,6786	0,7315	0,7110	0,6098	0,6728	0,7474	0,7462	0,6530	0,7112
2011	0,7395	0,7393	0,6939	0,7509	0,6791	0,7076	0,6681	0,5953	0,6403	0,7118	0,7357	0,6112	0,6773
2012	0,7573	0,7719	0,7162	0,7700	0,7161	0,7473	0,7177	0,6268	0,6850	0,7549	0,7517	0,6599	0,7030
2013	0,7687	0,7532	0,6819	0,7454	0,6938	0,7191	0,7113	0,6296	0,6844	0,7390	0,7532	0,6346	0,6997
2014	0,7233	0,7215	0,6788	0,7532	0,6600	0,7680	0,7054	0,6126	0,6649	0,6997	0,7385	0,6245	0,6323
2015	0,7426	0,7425	0,6924	0,7401	0,6959	0,7631	0,6788	0,6289	0,6642	0,7243	0,7284	0,6461	0,6758
2016	0,7363	0,7113	0,6812	0,7528	0,6673	0,6983	0,6874	0,5644	0,6046	0,6832	0,6898	0,5908	0,6713
2017	0,7693	0,7351	0,7297	0,7676	0,6737	0,7342	0,7349	0,6383	0,6837	0,7409	0,7299	0,6473	0,7129
2018	0,7489	0,7572	0,7212	0,7736	0,6896	0,7715	0,7397	0,6437	0,7046	0,7437	0,7472	0,6524	0,6792
2019	0,7569	0,7610	0,7324	0,7796	0,6887	0,7619	0,7395	0,6264	0,6973	0,7454	0,7594	0,6857	0,6927
2020	0,7529	0,7489	0,7168	0,7480	0,6533	0,7075	0,7432	0,6262	0,6294	0,7229	0,7393	0,6341	0,6443
2021	0,7602	0,7620	0,7380	0,7546	0,6848	0,7801	0,7314	0,6127	0,6720	0,7547	0,7754	0,6596	0,6657
2022	0,7562	0,7707	0,7153	0,7666	0,6303	0,7344	0,7565	0,6042	0,6409	0,7203	0,7572	0,6671	0,6698
2023	0,7527	0,7471	0,7241	0,7397	0,5611	0,7389	0,7763	0,6264	0,6575	0,7287	0,7695	0,6606	0,6426
2024	0,7894	0,7992	0,7468	0,7726	0,5934	0,8094	0,7838	0,6903	0,7582	0,7688	0,7887	0,7083	0,6166