

ESTIMACIÓN DE LA BIOMASA DEL CULTIVO DE CEBADA (*Hordeum vulgare* L.) MEDIANTE TELEDETECCIÓN DE IMÁGENES MULTIESPECTRALES

Estimating biomass of barley (*Hordeum vulgare* L.) using remotely sensed multispectral images

Luz María Vigabriel Navarro¹, Javier Mauricio Osorio Leyton², Carlos Eduardo Quezada Lambertin³,
Jean Paul Benavides Lopez⁴

RESUMEN

Este estudio explora el potencial de los vehículos aéreos no tripulados (UAV) y el análisis de imágenes multiespectrales para estimar la biomasa del cultivo de cebada en el altiplano boliviano. Utilizando un dron equipado con una cámara multiespectral, se capturaron imágenes de cultivos de cebada, cuya biomasa se estimó mediante el cálculo del índice de vegetación NDVI y la aplicación de una ecuación de regresión polinomial basada en este índice. La metodología probó ser eficiente y precisa, ofreciendo una alternativa no invasiva y costo-efectiva a largo plazo para la investigación agrícola y la toma de decisiones en comparación con los métodos convencionales. Este enfoque, que combina la teledetección con modelos analíticos avanzados, demuestra una fuerte correlación entre el NDVI y la biomasa de la cebada, con un coeficiente de determinación (R^2) de 0.94, resaltando la viabilidad de esta tecnología para mejorar el monitoreo agrícola y optimizar la producción de cultivos en regiones con limitaciones climáticas y de recursos. Esta investigación abre nuevas oportunidades en el uso de la teledetección para mejorar la gestión agrícola y optimizar la producción de cultivos, proporcionando a los agricultores una herramienta precisa y eficiente para la toma de decisiones informadas.

Palabras clave: biomasa aérea, vehículos aéreos no tripulados, sensoramiento remoto, índice de vegetación.

ABSTRACT

This study explores the potential of unmanned aerial vehicles (UAVs) and multispectral image analysis to estimate barley crop biomass in the Bolivian highlands. Using a drone equipped with a multispectral camera, images of barley crops were captured, and their biomass was estimated by calculating the NDVI vegetation index and applying a polynomial regression equation based on this index. The methodology proved to be efficient and precise, offering a non-invasive and cost-effective long-term alternative for agricultural research and decision-making compared to conventional methods. This approach, which combines remote sensing with advanced analytical models, demonstrates a strong correlation between NDVI and barley biomass, with a coefficient of determination (R^2) of 0.94, highlighting the viability of this technology to enhance agricultural monitoring and optimize crop production in regions with climatic and resource limitations. This research opens up new opportunities to improve agricultural management and optimize crop production, providing farmers with a precise and efficient tool for informed decision-making.

Keywords: aerial biomass, unmanned aerial vehicles, remote sensing, vegetation index.

¹ ✉ Investigador junior, Instituto de Investigaciones Socio-Económicas, Universidad Católica Boliviana San Pablo, Bolivia.
ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-3332-4664>. luz.vigabriel@ucb.edu.bo

² Docente, Texas A&M University AgriLife Research, Temple, EEUU. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4573-4932>. josorio@tamu.edu

³ Investigador, Instituto de Investigaciones Socio-Económicas, Universidad Católica Boliviana San Pablo, Bolivia. Doctorante, Department of Agricultural Economics, Faculty of Bioscience Engineering, Ghent University, Bélgica. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4291-4500>. cquezada@ucb.edu.bo

⁴ Investigador docente, Instituto de Investigaciones Socio-Económicas, Universidad Católica Boliviana San Pablo, Bolivia.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5251-0166>. jbenavides@ucb.edu.bo

INTRODUCCIÓN

El sector agrícola ocupa un papel fundamental en el desarrollo económico de un país, especialmente en países en vías de desarrollo donde una gran parte de la población depende de este sector como fuente de empleo, sustento alimenticio, materia prima, entre otros (Bula, 2020). En este contexto, la agricultura es un pilar esencial para alcanzar objetivos de desarrollo sostenible y mitigar la pobreza (Molina y Victorero, 2015). No obstante, la creciente presión demográfica intensifica la presión sobre la demanda de alimentos. Esta situación desafía de manera crítica la capacidad del sector agrícola para proveer suficiente producción sin agotar los recursos naturales.

En Bolivia, particularmente en la región del altiplano, al contexto antes descrito, se suman las condiciones climáticas adversas, suelos pobres y limitada disponibilidad de agua, factores que se agravan con el cambio climático (García et al. 2007; Sayol et al. 2022; Seiler et al. 2013). Otros factores a considerar son la baja adopción de tecnología e innovación, sumada a la migración del campo a la ciudad, repercute en la producción agrícola, limitando la modernización y eficiencia de los procesos productivos. Todo esto se traduce en bajos rendimientos para los pequeños agricultores de esta región y pone en riesgo la seguridad alimentaria, principalmente de las poblaciones más vulnerables. Adicionalmente, la falta de información acerca de técnicas agrícolas más eficientes y resilientes al clima limitan la capacidad de los pequeños agricultores en su adaptación a producir alimentos en condiciones adversas, mejorar sus rendimientos y, consecuentemente, su bienestar económico (Vargas, 2017). La adopción de prácticas agrícolas más efectivas se dificulta no sólo por esta falta de información sino también por la necesidad de decisiones adecuadas que mitiguen riesgos y se ajusten a las características específicas de la región y los cultivos.

Para enfrentar estos desafíos, se presenta como solución la agricultura de precisión, un enfoque que promete revolucionar el sector agrícola reorganizando el sistema hacia un modelo más sostenible y eficiente (Soria, 2021). La agricultura de precisión reconoce la variación que existe dentro de las parcelas de cultivo para minimizar el uso de insumos y maximizar la eficiencia en la producción. Para la aplicación de la agricultura de precisión se requiere recolectar y analizar datos en tiempo real sobre el suelo, clima, agua y vegetación que permitan determinar la

variación en los campos de cultivo. Es posible optimizar la recolección de datos mediante teledetección. Este enfoque integra innovaciones tecnológicas que permiten a los agricultores tomar decisiones informadas y precisas sobre el manejo de sus cultivos, potencialmente incrementando la productividad sin la necesidad de expandir las áreas de cultivo (Valero, 2010). Según Molina y Victorero (2015), Dahlin y Rusinamhodzi (2019), y Shaheb et al. (2022), cerca del 80 % del aumento en la producción podría lograrse a través del mejoramiento de los rendimientos, mientras que solo un 20 % provendría de la expansión del espacio cultivable, lo que subraya la importancia de enfocarse en técnicas que potencien la eficiencia y la sostenibilidad de la agricultura en áreas con recursos limitados como el altiplano boliviano.

Entre las innovaciones que permiten la implementación y adopción de la agricultura de precisión, destacan los vehículos aéreos no tripulados (UAV) por su capacidad para contribuir a la generación de información para la toma de decisiones en la agricultura, ya que son una tecnología relativamente fácil de usar, que permite recopilar grandes cantidades de datos de forma eficiente y no destructiva (Devia et al. 2019). Dependiendo del modelo de dron, el tiempo de vuelo permite cubrir relativamente grandes áreas agrícolas en un tiempo razonable, y están equipados con cámaras espectrales de alta definición que facilitan la obtención de datos para un análisis del cultivo muy preciso (Soria, 2021). Todo esto permite monitorear la evolución de diferentes comunidades vegetales y cultivos a través del análisis multitemporal de imágenes capturadas por estos equipos (Carcamo y Rejas, 2015). En efecto, las principales aplicaciones de los UAV en la investigación en agricultura se concentran en dos grupos: i) en el monitoreo ambiental, manejo de cultivos y plagas, e ii) en la estimación del crecimiento vegetativo y de los rendimientos de cultivos (Ovando et al., 2021).

Respecto a este segundo grupo, Niu et al. (2019) utilizaron tecnologías UAV para evaluar el potencial de imágenes RGB de UAV en la estimación de la biomasa aérea del cultivo de maíz (*Zea mays*) en China. Este estudio empleó tanto índices de vegetación como la altura de las plantas derivadas de las imágenes obtenidas por los UAV para realizar las estimaciones. Se compararon distintos enfoques de modelado y los resultados demostraron alta correlación entre la altura de las plantas, derivada de las imágenes y los datos de campo, con un R^2 de 0.90 y un error cuadrático medio de 0.12 m. Los modelos de regresión exponencial basados solo en altura de planta presentaron mejores

correlaciones para la biomasa fresca y seca, con R^2 de 0.77 y 0.76 respectivamente, en comparación con un modelo lineal (R^2 de 0.59). Además, los índices de vegetación de las imágenes RGB de UAV también mostraron potencial para estimar la biomasa del maíz, con valores de R^2 entre 0.63 y 0.73. Al utilizar una regresión lineal multivariable con índices de vegetación, se obtuvo una correlación más alta con un R^2 de 0.82. Sin embargo, la adición de la altura de las plantas al modelo de regresión lineal no mejoró significativamente la precisión de la estimación.

En el contexto regional, un estudio llevado a cabo en Colombia por Devia et al. (2019) presentó la estimación de la biomasa de arroz (*Oryza sativa*) utilizando imágenes multiespectrales. Se desarrolló un sistema de monitoreo aéreo que utiliza siete índices de vegetación para calcular la biomasa en diferentes etapas de crecimiento del cultivo. Se calibraron y validaron los métodos utilizando un área de muestreo mínimo de 1 metro lineal del cultivo. Los resultados mostraron una correlación promedio de 0.76 con el método destructivo manual tradicional, siendo el primero en emplear una pequeña área de muestreo para estas estimaciones en cultivos de arroz.

Asimismo un estudio en Perú desarrollado por Estrada et al. (2022) documentó la estimación de la biomasa de una comunidad vegetal altoandina, utilizando imágenes multiespectrales adquiridas con UAV y modelos de regresión lineal múltiple, máquina de vectores soporte (Support Vector Machine) y bosques aleatorios (Random Forest). Se utilizaron signos

espectrales e índices de vegetación obtenidos mediante microsensores transportados por UAV para estimar la biomasa de la vegetación, para lo cual se recolectaron muestras de vegetación. Las imágenes capturadas fueron procesadas y el modelo de bosques aleatorios (Random Forest) mostró el mejor desempeño.

Sin embargo, a pesar de los avances mencionados y la creciente aplicación de los UAV en diversas áreas de la agricultura, aún no existen estudios en la literatura científica actual que detallen específicamente su uso en Bolivia. Frente a este panorama y reconociendo el potencial de los sensores en los UAV para mejorar la toma de decisiones de los pequeños agricultores del altiplano boliviano, se planteó esta investigación con el objetivo estimar la producción de biomasa aérea y el rendimiento del cultivo de cebada (*Hordeum vulgare* L.) mediante el análisis de imágenes multiespectrales obtenidas con un UAV en la localidad de Tiahuanaco durante la campaña agrícola 2022-2023.

MATERIALES Y MÉTODOS

Ubicación de la zona de estudio

El área de estudio se localizó en la Unidad Académica Campesina (UAC) del municipio Tiahuanaco, ubicado 21 kilómetros de la ciudad de La Paz en las cercanías del lago Titicaca, en el departamento de La Paz, Bolivia (Bustillos et al., 2018). Para la presente investigación la cebada fue sembrada en el mes de enero del año 2023, el área de estudio se observa en la Figura 1.

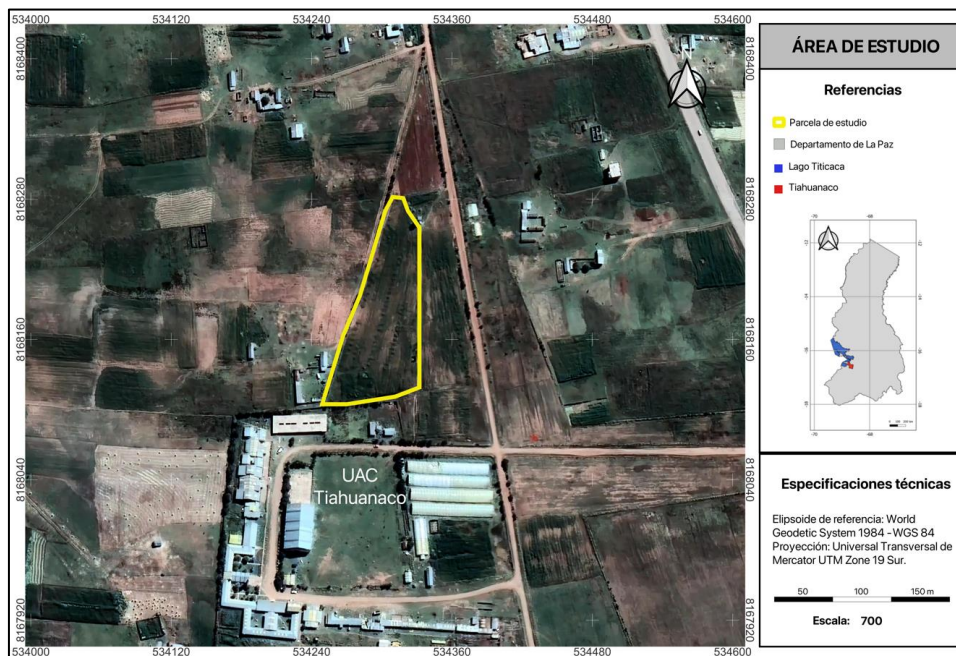


Figura 1. Mapa del área de estudio.

Metodología

Para la recopilación de información es importante considerar el objetivo de la investigación y el cultivo con el que se trabaja, ya que esto influye en la altitud de vuelo y a su vez determina la resolución espacial de las imágenes obtenidas (Díaz, 2015). En esta investigación se utilizó el dron DJI Phantom 4 (Shenzhen DJI Sciences and Technologies Ltd.). La plataforma está equipada con una cámara DJI P4 Multiespectral y tiene un lente calibrado de fábrica y al sistema TimeSync que sincroniza y alinea la información proporcionada por la cámara, controlador de vuelo y el módulo RTK (Real Time Kynematics), específicamente el modelo D-RTK 2 Mobile Station.

Este sistema es capaz de recibir señales de los principales sistemas de navegación global (GPS, GLONASS, Galileo y BEIDOU), lo que permite obtener datos de corrección en tiempo real y asegurar una precisión centimétrica en la geolocalización de las imágenes capturadas. La precisión de posicionamiento del RTK es de 1 cm + 1 ppm horizontalmente y 2 cm + 1 ppm verticalmente (1 ppm significa que por cada 1 km de distancia, la precisión disminuye en 1 mm). Por otro lado, la cámara del dron DJI Phantom 4 puede capturar imágenes multiespectrales gracias a sus seis bandas (Tabla 1).

Tabla 1. Datos de muestreos de la biomasa vegetal, 2023.

Banda	Longitud de onda (nm)
Borde Rojo (Red Edge; RE)	730 - 16
Infrarrojo cercano (Near Infra Red; NIR)	840 - 26
Verde (Green; G)	560 - 16
Rojo (Red; R)	650 - 16
Azul (Blue; B)	450 - 16
Luz visible RGB	400 - 700

Se diseñó el plan de vuelo con la aplicación DJI Ground Station Pro (GSP) para 17 vuelos a una altura de 90 m y una resolución espacial de 5 cm con intervalos de 7 a 10 días (27 de diciembre de 2022 al 16 del mes de abril de 2023). Los vuelos se realizaron aproximadamente cada siete días, la frecuencia de los vuelos dependen del tipo de planta, y al ser un cultivo el objeto de estudio, se observa una variación en el crecimiento de la planta cada 7 a 10 días, por lo tanto, si se realizan los vuelos en un rango de días más corto, la variación del crecimiento del cultivo no sería significativa, además implicaría un incremento de recursos de tiempo y presupuesto. Además, se debe considerar el clima, ya que los vuelos a realizar dependen del mismo por lo que no se puede volar con lluvia ni con viento. Finalmente, el objetivo fue capturar el crecimiento y en base a otras experiencias en otras investigaciones en otros países con el uso de UAV, se determinó que entre 7 a 10 días es el rango ideal para que la variación del crecimiento sea significativa y el modelo pueda ajustarlo. En la Figura 2, se muestra el proceso de la investigación.

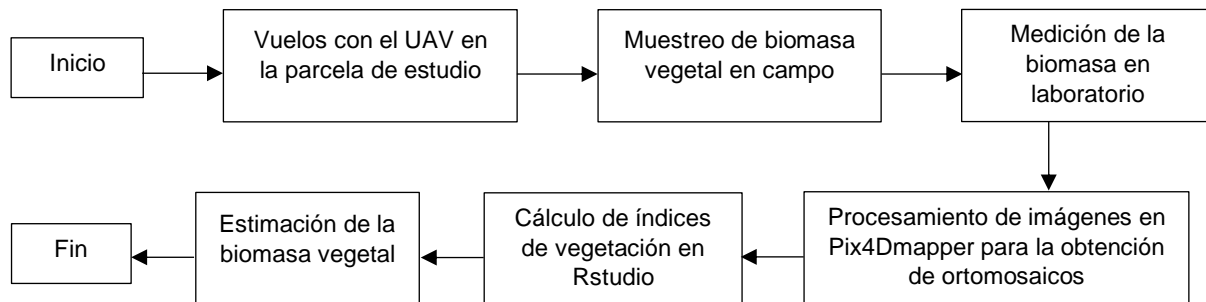


Figura 2. Procedimiento de la metodología empleada.

Se realizaron 17 vuelos aproximadamente cada 7 a 10 días, empezando el 27 de diciembre de 2022 y concluyendo el 16 del mes de abril de 2023. Todas las imágenes (RGB-Re-NIR) se proyectaron con WGS_1984_UTM_Zone_19S. Luego de cada vuelo, se llevó a cabo la medición de biomasa vegetal en campo y laboratorio con el objetivo de realizar estimaciones y comparaciones mediante modelos de regresión. Para el muestreo de biomasa vegetal se recolectaron aleatoriamente ocho muestras de

biomasa vegetal de la parcela en estudio utilizando el protocolo de muestreo descritos en las Figuras 3 y 4. El material vegetal se pesó para obtener el peso de la biomasa aérea total en gramos de la muestra fresca. Finalmente, el material se colocó en una estufa de ventilación forzada a 66 °C durante 72 horas y se obtuvo el peso total de la materia seca.

Para la estimación de la biomasa se realizó el cálculo del índice de vegetación NDVI (Normalized Difference

Vegetation Index) (GEOinova, 2021) (Ecuación 1) para cada vuelo. Para ello se escribió un algoritmo en el lenguaje de programación R y finalmente se realizó el análisis para la estimación de la biomasa. El NDVI es capaz de medir el verdor de la vegetación con valores que varían entre -1 y 1. Los valores comunes de NDVI para vegetación del cultivo de cebada, típicamente oscilan entre 0.4 y 0.9 dependiendo del estado de crecimiento y las condiciones específicas del cultivo (Sulik y Long, 2016; Thenkabail et al. 2000).

$$NDVI = \frac{(NIR-R)}{(NIR+R)} \quad (1)$$

Dónde: NDVI = índice de vegetación de diferencia normalizada; NIR = reflectancia en la banda del infrarrojo cercano; R = reflectancia en la banda del rojo visible.

Para llevar a cabo la recolección de biomasa vegetal, se identificaron las muestras utilizando cuadrantes de

distintos colores. Se generó una cuadrícula de 7 994 objetos en QGIS para identificar la ubicación exacta (latitud y longitud) de cada muestra recolectada. Los resultados del NDVI, correspondientes a los vuelos realizados en las fechas de recolección de muestras, se procesaron para eliminar las celdas que representaban suelo desnudo ($NDVI < 0.4$). Este valor de referencia se determinó mediante la observación visual de las imágenes. A continuación, se calculó el valor promedio de NDVI por metro cuadrado utilizando una cuadrícula creada específicamente para este propósito. La resolución espacial de las imágenes (para todas las bandas) fue de 0.05 metros, por lo tanto, se agregaron 400 celdas por metro cuadrado. Utilizando el lenguaje de programación R, se asociaron las observaciones de campo con sus respectivas ubicaciones en la cuadrícula, obteniendo así pares de NDVI y Peso Seco (g/planta). Estos datos se sometieron a un análisis de regresión polinomial utilizando la función de regresión lineal del paquete de R (Linear Model, lm).

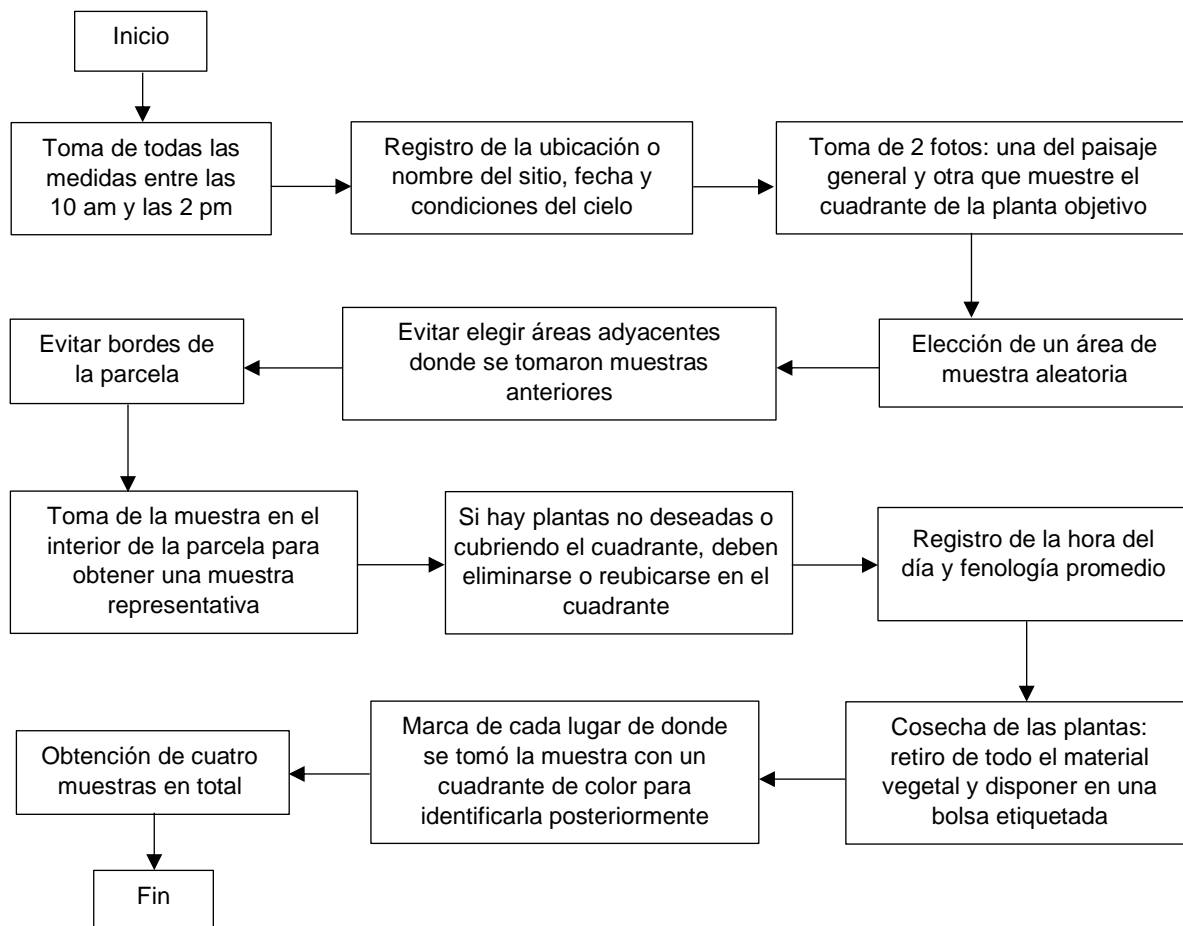


Figura 3. Protocolo del muestreo de biomasa vegetal en campo.

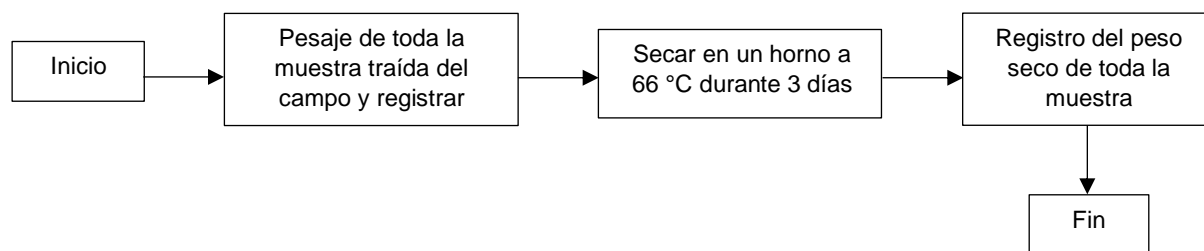


Figura 4. Protocolo del muestreo de biomasa vegetal en laboratorio.

Para la investigación, se utilizó una regresión polinómica que involucra una relación de tercer grado entre una variable independiente (X) y una variable dependiente (Y). En este tipo de regresión cúbica, se ajusta muy bien a datos de crecimiento, lo que implica que la relación entre X e Y se modela mediante una función de la forma:

$$y = ax^3 + bx^2 + cx + d \quad (2)$$

Dónde: y = variable dependiente o de respuesta (biomasa del cultivo de cebada; g m⁻²); a, b, c y d = coeficientes que se determinan mediante el proceso de ajuste de la regresión; x = variable independiente (NDVI).

El objetivo de la regresión cúbica es encontrar los coeficientes que minimicen la diferencia entre los valores observados y los valores predichos por el modelo (IBM, 2018). La regresión cúbica permite capturar patrones no lineales más complejos, ya que el modelo se ajusta a una curva cúbica en lugar de una línea recta o una curva cuadrática.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Muestreo de biomasa vegetal

Mediante el muestreo de biomasa vegetal se obtuvo el peso húmedo y seco para cada muestra (Tabla 2). Estas mediciones fueron importantes para estudiar el crecimiento y la productividad de los cultivos ya que proporcionaron datos de referencia para evaluar el modelo y obtener la estimación de la biomasa vegetal.

Tabla 2. Datos de muestreos de la biomasa vegetal, 2023.

Fecha	Muestra	Peso húmedo (g)	Peso seco (g)
13-feb	1	18	4.4
	2	6	1.6
	3	10	3
	4	11	2
22-feb	1	56	8
	2	50	10
	3	31	6
	4	81	15
27-feb	1	85	19
	2	52	10
	3	195	38
	4	10	2
12-mar	1	200	47
	2	129	35
	3	122	33
	4	147	37
18-mar	1	259	67
	2	157	36
	3	320	86
	4	68	20
26-mar	1	327	88
	2	197	60
	3	285	87
	4	303	92
02-abr	1	117	39
	2	156	46
	3	93	28
	4	284	82
09-abr	1	127	42
	2	134	51
	3	82	28
	4	245	92

Cálculo de índices de vegetación

En base a las imágenes multiespectrales capturadas por el UAV, se calculó el NDVI. El análisis de este índice muestra la variabilidad a través de diferentes etapas de

crecimiento del cultivo. Como se observa en la Figura 5, este enfoque multitemporal reveló cómo la dinámica del crecimiento vegetal se correlacionaba estrechamente con los cambios medidos por el índice, evidenciando su utilidad para monitorear el desarrollo del cultivo en condiciones reales de campo.

El NDVI se reveló como un indicador confiable del vigor del cultivo, mostrando un patrón de incremento de valor conforme la cebada avanzaba desde la emergencia hasta las etapas de maduración. Este

índice proporcionó una estimación de la cantidad de vegetación verde y su densidad, donde un valor de NDVI alto indica una vegetación más densa y saludable. El NDVI es ampliamente utilizado para evaluar la salud y la densidad de la vegetación, así como para monitorear cambios en el crecimiento a lo largo del tiempo. Este índice aporta un valor agregado al análisis, mejorando la capacidad para detectar cambios sutiles en la salud y la densidad de la vegetación, incluso en áreas con presencia significativa de suelo desnudo o baja cobertura vegetal.

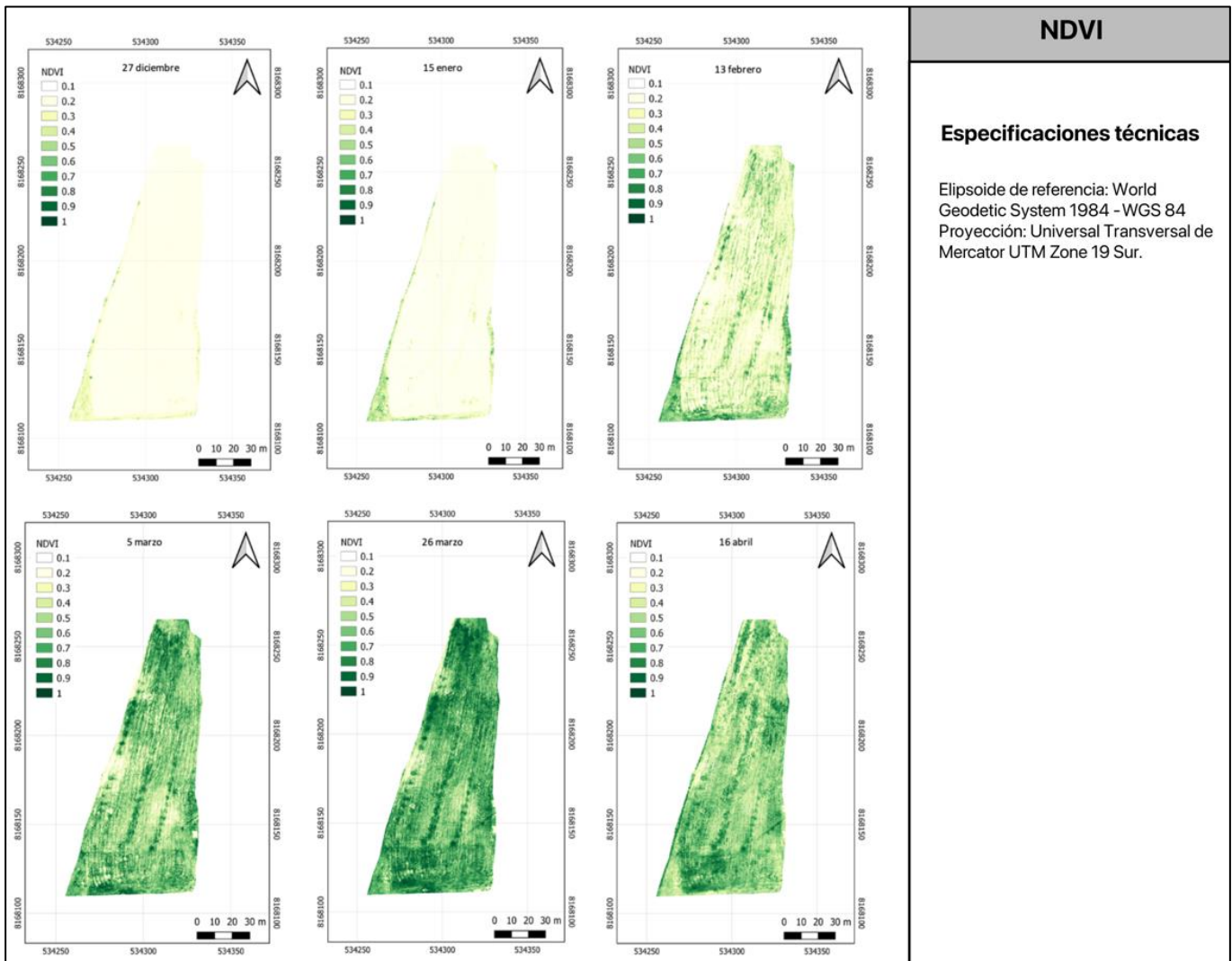


Figura 5. Mapas de los índices de vegetación 27 de diciembre, 15 de enero, 13 de febrero, 5 de marzo, 26 de marzo y 16 de abril.

Durante el estudio se ejecutaron 17 vuelos, pero para ilustrar los cambios en la vegetación de manera efectiva, se seleccionaron mapas de índices de vegetación de seis vuelos representativos, mostrados en la Figura 5. El índice de vegetación NDVI oscila entre -1 y 1, adoptando un rango de colores desde blanco, indicando baja densidad vegetal, hasta verde,

representando alta densidad. La selección de estos colores facilitó la interpretación visual de la densidad vegetativa en el área de estudio. En fases iniciales, conforme a la escala de Feekes (Figura 6) los valores de NDVI fueron bajos, reflejando escasa o nula vegetación. Esta observación coincide con la fase de emergencia del cultivo.

A medida que el cultivo progresó hacia las fases de macollaje, encañazón y espigazón, se notó un incremento en el rango de colores y valores especialmente en la fase de espigazón, indicativo del crecimiento vegetal en la parcela de estudio. Sin embargo, en la última fecha (16 de abril) se observa que el valor del índice de vegetación disminuye debido a que el cultivo ya había sido cosechado y en la parcela de estudio solo se encontraba la acumulación de la cebada cosechada.

Esta dinámica de los índices de vegetación a través de las distintas etapas de crecimiento del cultivo, y su posterior descenso post-cosecha, resalta la capacidad de la teledetección para monitorear de manera precisa el estado y evolución del cultivo. La correlación de estos cambios con la escala de Feekes valida aún más el uso de índices de vegetación como herramientas confiables para la estimación de la biomasa y el seguimiento fenológico del cultivo de cebada.

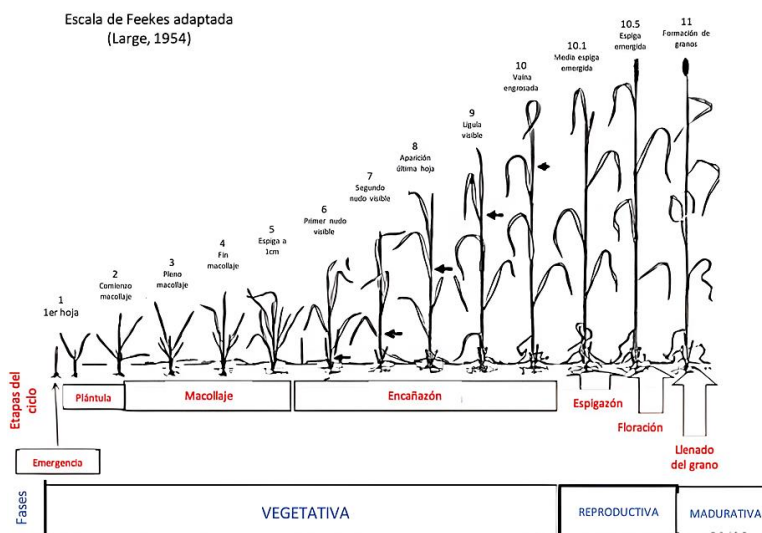


Figura 6. Escala de Feekes adaptada de la fenología de la cebada. Large, 1954; Basado en M Stapper, 2007.

Estimación de biomasa

Para el análisis de biomasa, se identificó la ubicación exacta de cada muestreo realizado en campo y se asignó el valor promedio de NDVI por metro cuadrado

y se obtuvo pares de NDVI y peso seco (gramos por planta), se realizó el análisis de regresión polinomial utilizando la función de regresión lineal del paquete R (lm) (Ecuación 3) (Tabla 3).

$$lm(formula = \text{PesoSeco}_g - ndvi + ndvi2 + ndvi3, data = cvsData1) \tag{3}$$

Dónde: lm = modelo lineal; ndvi = índice de vegetación de diferencia normalizada; data = conjunto de datos en el que se encuentran las variables; csv = formato de valores separados por coma.

Se obtuvieron valores residuales, los cuales fueron: mínimo -14.502, 1er cuartil -6.056, mediana -0.454, 3er cuartil 3.447 y máximo 21.256.

Tabla 3. Coeficientes obtenidos.

	Estimado	Error estimado	Valor t	Pr(> t)
(Intercept)	2 262.0	381.5	5.930	3.67e-05 ***
Ndvi	-13 010.4	2 033.0	-6.400	1.66e-05 ***
Ndvi ²	24 130.7	3 551.5	6 794	8.67e-06 ***
Ndvi ³	-14 233.2	2 033.3	-7.000	6.25e-06 ***

Los valores no tienen unidades porque son coeficientes para el NDVI, el cual no tiene unidades. 0 ***, 0.001 **, 0.01 *, 0.05 ', 0.1 '' 1; *** = altamente significativo.

Resultado de coeficiente de correlación (R²)

El resultado obtenido de 0.9445 para el coeficiente de determinación (R²) indica que la ecuación de regresión utilizada para estimar la biomasa del cultivo de cebada a partir de los valores de NDVI se ajusta muy bien a los datos recolectados en el campo. Esto señala que el NDVI guarda una relación sólida con el peso seco de las plantas de cebada, y que la ecuación proporciona una estimación precisa de la biomasa según los valores de NDVI. Un valor alto de R² indica que la ecuación de regresión empleada en el análisis es confiable y puede ser utilizada para evaluar el comportamiento de la biomasa del cultivo en otras circunstancias o momentos en los que no se disponga de mediciones directas. La ecuación de regresión obtenida fue la siguiente:

$$\text{PesoSeco}(g) = 2\,262.0 - 13\,010.4 * \text{NDVI} + 24\,130.7 * \text{NDVI}^2 - 14\,233.2 * \text{NDVI}^3 \quad (4)$$

Dónde: NDVI = índice de vegetación de diferencia normalizada.

En el análisis del crecimiento de la cebada, se puede observar que la regresión cúbica logra capturar la acumulación de biomasa a lo largo del tiempo (Figura 7). Esta ecuación puede ser utilizada posteriormente en futuras investigaciones para evaluar el comportamiento de la biomasa total en un determinado momento utilizando imágenes adquiridas con vehículos aéreos no tripulados. Los resultados

obtenidos mediante el uso de vehículos aéreos no tripulados son comparables a los datos medidos en el campo. De hecho, los datos calculados son más precisos debido a la alta precisión y resolución de las imágenes obtenidas. La superficie cultivada fue de 7 500 m² (0.75 ha) y el rendimiento reportado es de 4.88 Mg ha⁻¹ (base seca), lo que equivale a un rendimiento estimado de 0.4883 kg m⁻². Utilizando la ecuación cúbica para estimar el rendimiento en biomasa seca, se obtiene un rendimiento promedio de 0.4816 kg m⁻², equivalente a 4.81 Mg ha⁻¹.

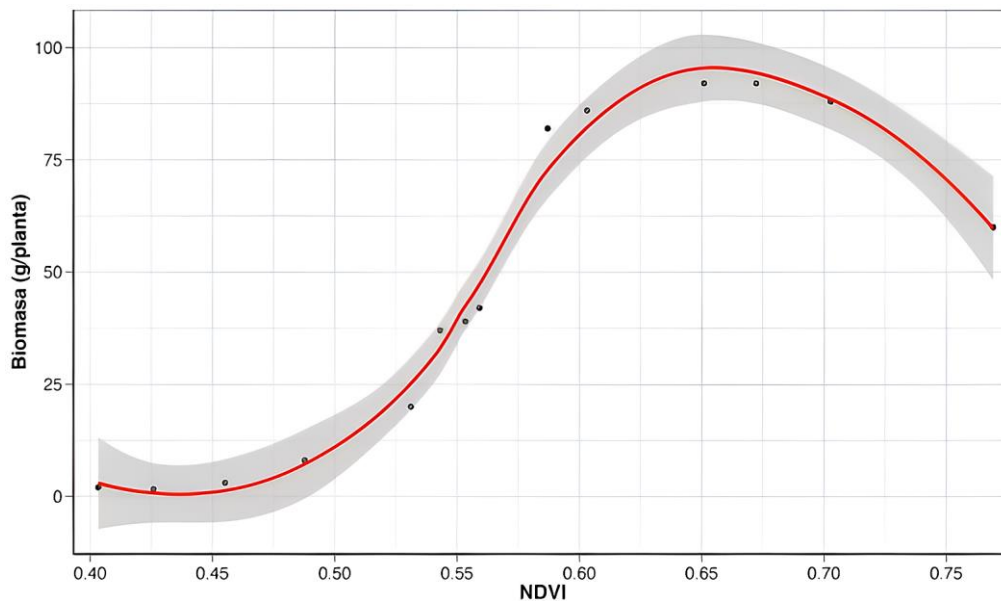


Figura 7. Relación del NDVI y el peso seco de la cebada. Los puntos negros representan los valores observados, la línea roja los valores predichos, y el intervalo de confianza se muestra en gris.

Por otro lado, los valores del NDVI siempre se encuentran dentro de un rango fijo entre -1 y 1, y son más precisos durante la etapa de crecimiento de los cultivos, esto hace que su uso sea adecuado durante la temporada de producción de cultivos. El NDVI indicó la cantidad y densidad de vegetación. Como se puede apreciar en la Figura 8, la superficie de la parcela no estaba completamente cubierta de cebada. Existían áreas de suelo desnudo y también se observó un crecimiento no uniforme de las plantas de cebada. Por

este motivo, para el diseño del algoritmo en el lenguaje de programación R para el análisis de la biomasa se realizó una reclasificación en la parcela de estudio para tomar en cuenta la vegetación con valores mayores a 0.4 en relación con el NDVI y los valores iguales o menores a 0.4 se tomó como valores de suelo desnudo y se asignó valores nulos. Las imperfecciones de la siembra al boleó ocasionó suelo desnudo, además de la introducción de otros objetos que no eran vegetación y esto llegaba a afectar en los datos.

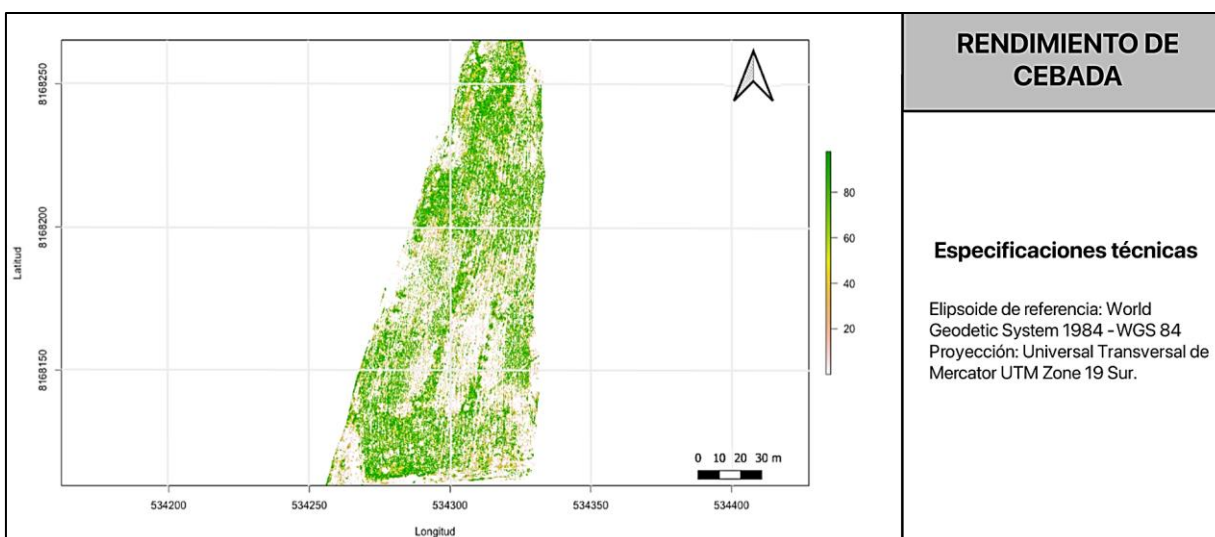


Figura 8. Rendimiento de cebada (g/pixel) previo a la cosecha.

La aplicabilidad de los vehículos no tripulados tuvo un papel fundamental en la estimación de biomasa, específicamente en el caso de la cebada en el municipio de Tiahuanaco, ya que permitió la obtención de datos e información de alta calidad para el análisis de datos y obtener estimaciones más precisas y eficientes. La precisión de la estimación de biomasa utilizando el análisis de regresión polinomial basado en el NDVI dio como resultado una ecuación que podrá ser utilizada posteriormente para evaluar el comportamiento de la biomasa total en un determinado momento utilizando imágenes adquiridas con UAV.

El potencial predictivo de una regresión cúbica, depende de la calidad de los datos, la relación entre las variables y el rango de valores. Es esencial que los datos se ajusten bien al modelo cúbico para obtener predicciones precisas. Aunque las ecuaciones de tercer grado pueden capturar patrones curvilíneos, su capacidad para predecir valores fuera del rango de datos puede ser limitada. Al utilizar un modelo de regresión cúbica, se permite capturar la naturaleza no lineal de estas relaciones y considerar posibles efectos no lineales de las variables que evalúan el comportamiento de la biomasa del cultivo. Es importante considerar la naturaleza de los datos y explorar otros modelos si es necesario para obtener las mejores predicciones (Espino et al., 2017). La elección de un modelo de regresión cúbica para analizar la relación entre el NDVI y la biomasa seca de la cebada se debe a la complejidad del fenómeno agrícola y permite capturar la naturaleza no lineal de las relaciones entre las variables. La regresión cúbica ofrece mayor flexibilidad y capacidad para evaluar el comportamiento de la biomasa del cultivo, lo que la

hace más descriptiva y precisa para analizar los datos y detectar cambios en la biomasa del cultivo.

La regresión y la ecuación desarrolladas a partir de los datos recopilados con drones y otros métodos de teledetección pueden proporcionar información valiosa a los agricultores que puede ayudarles a tomar decisiones informadas sobre cuándo regar sus cultivos o aplicar fertilizantes. Sin embargo, es importante entender que esta información es una parte de un sistema más amplio de gestión agrícola y no proporciona respuestas definitivas. Los índices de vegetación como el NDVI pueden ser un indicador para detectar el estrés de las plantas, y los agricultores pueden usar esta información para ajustar el riego y la fertilización según sea necesario. Es importante tener en cuenta otros factores, como el tipo de cultivo, las condiciones climáticas y la salud del suelo, al tomar decisiones basadas en los datos de teledetección. En general, la información proporcionada por la teledetección y la ecuación puede ayudar a los agricultores a optimizar la producción al tomar decisiones basadas en datos en lugar de estimaciones o suposiciones. Esto puede conducir a un uso más eficiente de los recursos y a un aumento de los rendimientos.

Finalmente, reconociendo la importancia de hacer accesible esta tecnología emergente para los agricultores a pequeña escala, es esencial desarrollar e implementar estrategias que faciliten su integración en la práctica agrícola cotidiana. Esto incluye la colaboración con gobiernos departamentales, municipales, organizaciones no gubernamentales (ONG), Universidades e instituciones vinculadas al

desarrollo rural para promover por un lado programas de subvenciones o financiamiento, y por otro lado, iniciativas de formación y capacitación reduzcan las barreras económica y técnica para la adquisición y adopción de UAVs. Facilitar el acceso a esta tecnología no solo mejorará la gestión de los cultivos y la productividad agrícola, sino que también contribuirá a una agricultura más sostenible y preparada para enfrentar los desafíos futuros. La adopción de drones en la agricultura, por lo tanto, debe ir acompañada de un enfoque integral que incluya soporte técnico, educación y políticas de apoyo, garantizando que los avances tecnológicos sean verdaderamente accesibles y beneficiosos para todos los productores.

CONCLUSIONES

Este estudio ha demostrado la eficacia de los vehículos aéreos no tripulados (UAV) y el análisis de imágenes multispectrales para estimar la biomasa del cultivo de cebada en la parte central del altiplano boliviano. Mediante el uso del índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) y técnicas de regresión polinomial, se logró desarrollar una ecuación precisa para la estimación de la biomasa a partir de los valores de NDVI, proporcionando una herramienta clave para el monitoreo agrícola y la toma de decisiones.

La investigación destaca un coeficiente de determinación (R^2) de 0.94, lo que confirma la fiabilidad del NDVI como predictor de la biomasa y sugiere una alta correlación entre los valores obtenidos por UAV y las mediciones de campo. Esto indica que el enfoque propuesto supera a los métodos convencionales en precisión y eficiencia, ofreciendo una alternativa no invasiva para la gestión de cultivos. La aplicación de esta metodología no solo mejora la capacidad de monitoreo y gestión agrícola, sino que también facilita una agricultura más sostenible al permitir intervenciones precisas y minimizar el desperdicio de recursos. Además, la tecnología UAV abre nuevas oportunidades para el seguimiento del crecimiento de los cultivos y la evaluación de su salud, lo que puede traducirse en mejores prácticas agrícolas y aumento de la productividad.

Para maximizar los beneficios de este enfoque, se recomienda la realización de vuelos regulares con UAVs equipados con cámaras multispectrales, idealmente cada 7 a 10 días. Este seguimiento frecuente ayuda a capturar cambios dinámicos en el cultivo, ofreciendo datos actualizados para el análisis del NDVI y la estimación de biomasa. De la misma

manera, para investigación futuras se recomienda adaptar las técnicas de regresión polinomial a las características específicas de cada cultivo y considerar la integración de datos climáticos y de suelo para refinar las predicciones de biomasa.

Además de los resultados obtenidos, es importante analizar cómo se puede facilitar el acceso de los productores a los beneficios de la tecnología de drones en la agricultura. Esto implica explorar estrategias para hacer que esta tecnología sea más accesible y comprensible para los agricultores, así como proporcionarles la capacitación y formación necesarios para su adopción efectiva. De esta manera, podemos asegurar que los avances tecnológicos se utilicen de manera óptima para mejorar la productividad y la sostenibilidad en el sector agrícola.

Agradecimientos

Al Instituto de Investigaciones Socio-Económicas (IISEC) de la Universidad Católica Boliviana San Pablo por el financiamiento para la investigación y por el apoyo técnico y administrativo brindado a través del Subproyecto 3 del VLIR y a la Unidad Académica Campesina de Tiahuanaco (UAC) por el acceso a la parcela de estudio, lo que fue fundamental para el desarrollo de este trabajo.

BIBLIOGRAFÍA

- Bula, A. 2020. Importancia de la agricultura en el desarrollo socio-económico (en línea). Rosario, Argentina: Observatorio económico social, Universidad Nacional de Rosario. Consultado 15 dic. 2023. Disponible en <https://observatorio.unr.edu.ar/wp-content/uploads/2020/08/Importancia-de-la-agricultura-en-el-desarrollo-socio-economico.pdf>
- Bustillos, L; Rojas, A; Fernández, C; Aparicio, J. 2018. Identificación de variedades de papa nativa (*Solanum* sp.) producidas en tres comunidades del municipio de Tiahuanaco (en línea). La Paz, Bolivia: Revista de Investigación e Innovación Agropecuaria y de Recursos Naturales 5(2):117-124. Consultado 11 sept. 2023. Disponible en http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2409-16182018000200013
- Carcamo, A; Rejas, J. 2015. Análisis multitemporal mediante teledetección espacial y SIG del cambio de cobertura del suelo en el municipio de Danlí, El Paraíso, en los años 1987 – 2011 (en línea). National Autonomous University of Honduras. Consultado 07 nov. 2023. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/281380216_Analisis_multitemporal_mediante_teledeteccion_espacial_y_SIG_del_cambio_de_cobertura_del_suelo_en_el_municipio_de_Danli_El_Paraiso_en_los_anos_1987_-2011

- Dahlin, S; Rusinamhodzi, L. 2019. Yield and labor relations of sustainable intensification options for smallholder farmers in sub Saharan Africa (en línea). A meta-analysis. Sub-Saharan Africa: HAL Open Science. Consultado 04 mar. 2024. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/333313430_Yield_and_labor_relations_of_sustainable_intensification_options_for_smallholder_farmers_in_sub-Saharan_Africa_A_meta-analysis
- Devia, CA; Rojas, JP; Petro, E; Martinez, C; Mondragon, IF; Patino, D; Rebolledo, MC; Colorado, J. 2019. High-Throughput biomass estimation in rice crops using UAV Multispectral Imagery (en línea). Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications, 96(3-4):573–589. Consultado 11 abr. 2023. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/331499927_High-Throughput_Biomass_Estimation_in_Rice_Crops_Using_UAV_Multispectral_Imagery
- Díaz, J. 2015. Estudio de Índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de estos a la agricultura de precisión (en línea). Madrid, España: Máster en Tecnologías de la Información. Consultado 12 mar. 2023. Disponible en <https://hdl.handle.net/20.500.14352/25048>
- Espino, C; Martínez, X; Daradoumis, A. 2017. Análisis predictivo: técnicas y modelos utilizados y aplicaciones del mismo - herramientas Open Source que permiten su uso (en línea). Barcelona: Business Intelligence. Consultado 25 sept. 2023. Disponible en https://openaccess.uoc.edu/bitstream/10609/59565/6/care_sptimTFG0117memòria.pdf
- Estrada, A; Cárdenas, J; Bejar, J; Ñaupari, J. 2022. Estimación de la biomasa de una comunidad vegetal altoandina utilizando imágenes multiespectrales adquiridas con sensores remotos UAV y modelos de Regresión Lineal Múltiple, Máquina de Vectores Soporte y Bosques Aleatorios (en línea). Lima, Perú: SciELO. Consultado 22 sept. 2023. Disponible en http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2077-99172022000300301
- García, M; Raes, D; Jacobsen, S; Michel, T. 2007. Agroclimatic constraints for rainfed agriculture in the Bolivian Altiplano (en línea). Journal of Arid Environments 71(1):109-121. Consultado 12 oct. 2023. Disponible en <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2007.02.005>
- GEOInnova. 2021. GEOInnova.org. Los nueve principales índices de vegetación más usados en teledetección (en línea). Consultado 02 feb, 2023. Disponible en <https://geoinnova.org/blog-territorio/analisis-de-indices-de-vegetacionen-teledeteccion/>
- IBM. 2018. Regresión Lineal (en línea). Consultado 11 abr. 2023. Disponible en <https://www.ibm.com/mx-s/analytics/learn/linear-regression>
- Large, EC. 1954. Stages in cereals: illustration of the Feekes scale. Plant Pathol. 3:128-129.
- Molina, E; Victorero, E. 2015. La agricultura en países subdesarrollados, particularidades de su financiamiento (en línea). La Habana: CLACSO. Consultado 05 nov. 2023. <https://biblioteca.clacso.edu.ar/Cuba/ciei-uh/20150908010537/Financiamientoagricultura.pdf>
- Niu, Y; Zhang, L; Zhang, H; Han, W; Peng, X. 2019. Estimating above-ground biomass of maize using features derived from UAV-based RGB imagery. Remote Sensing, 11(11). Consultado 25 jul. 2023. Disponible en <https://doi.org/10.3390/rs11111261>
- Ovando, G; de la Casa, A; Díaz, GJ; Díaz, PM. 2021. Desempeño de diferentes índices de vegetación de Sentinel-2A para estimar el rendimiento de soja en la agricultura de precisión (en línea). Córdoba: ScieLO. Consultado 09 oct. 2023. Disponible en <https://doi.org/10.31047/1668.298x.v38.n2.25148>
- Sayol, J-M; Azeñas, V; Quezada, CE; Vigo, I; Benavides, J-P. 2022. Is Greenhouse Rainwater Harvesting Enough to Satisfy the Water Demand of Indoor Crops? Application to the Bolivian Altiplano (en línea). Hydrology 9(6): 107. Consultado 04 sept. 2023. Disponible en <https://doi.org/10.3390/hydrology9060107>
- Seiler, C; Hutjes, RW; Kabat, P. 2013. Likely ranges of climate change in Bolivia (en línea). Journal of Applied Meteorology and Climatology, 52(6):1303-1317. Consultado 05 oct. 2023. Disponible en <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-12-0224.1>
- Shaheb, R; Sarker, A; Shearer, S. 2022. Precision Agriculture for sustainable soil and crop management. IntechOpen (en línea). Consultado 21 jun. 2023. Disponible en <https://www.intechopen.com/chapters/82490>
- Soria, JA. 2021. Aplicación para vigilancia de entornos agrícolas con UAVs y procesamiento de imagen (en línea). Barcelona: Universidad Politécnica de Catalunya. Consultado 15 feb. 2023. Disponible en <https://upcommons.upc.edu/handle/2117/365075>
- Sulik, J; Long, DS. 2016. Spectral considerations for modeling yield of canola (en línea). Remote Sensing of Environment 184:161-174. Consultado 15 feb. 2024. Disponible en <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.06.016>
- Stapper, M. 2007. Crop monitoring and Zadoks growth stages for wheat', Grains Research and Development Corporation (see GRDC), Research Update.
- Thenkabail, PS; Smith, RB; Smith, ED. 2000. Hyperspectral Vegetation Indices and Their Relationships with Agricultural Crop Characteristics (en línea). Remote Sensing of Environment 71(2):158-182. Consultado 11 feb. 2024. Disponible en [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00067-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00067-X)
- Valero, C. 2010. La recolección empleando técnicas de agricultura de precisión (en línea). Madrid España: Universidad Politécnica de Madrid. Consultado 16 feb. 2023. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/50386574_La_recoleccion_empleando_tecnicas_de_agricultura_de_precision
- Vargas, M. 2017. Apuntes sobre la agricultura familiar en Bolivia. La Paz Bolivia: Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura (IICA).

Artículo recibido en: 26 de marzo del 2024

Aceptado en: 21 de agosto del 2024