

Universidad Zamorano
Departamento de Ciencia y Producción Agropecuaria
Ingeniería Agronómica



Proyecto Especial de Graduación
**Una aproximación al fenotipado de alto rendimiento para el análisis de
plagas y enfermedades en programas de mejoramiento de frijol
(*Phaseolus vulgaris* L.)**

Estudiante

Ferlin Josue Loyo Paz

Asesores

Deissy Katherine Juyó Rojas PhD.

Erick Mauricio Figueroa Santin Ing. Agrónomo

José Adrian Ordoñez Msc.

Honduras, octubre 2025

Autoridades

KEITH L. ANDREWS

Rector a.i.

ANA M. MAIER ACOSTA

Vicepresidenta y Decana Académica

CELIA O. TREJO RAMOS

Directora Departamento de Ciencia y Producción Agropecuaria

JULIO NAVARRO

Secretaría General

Contenido

Índice de Cuadros.....	5
Índice de Figuras	6
Índice de Anexos.....	7
Resumen	8
Abstract.....	9
Introducción.....	10
Materiales y Métodos.....	14
Ubicación	14
Material Vegetal.....	15
Diseño Experimental.....	15
Protocolo de Evaluación Agronómica Convencional	15
Captura de Imágenes Multiespectrales y Preprocesamiento.....	17
VARIABLES EVALUADAS	18
Análisis Estadístico	18
Resultados y Discusión.....	20
Preprocesamiento de Imágenes Multiespectrales	20
Comportamiento de los Índices en Floración	22
Comportamiento de los Índices en Madurez Fisiológica	25
Comparación entre Plataformas de Análisis (Pix4D vs. QGIS)	27
Capacidad Predictiva para Rendimiento y Calidad	28
Limitaciones Identificadas y Recomendaciones	29
Conclusiones	31
Recomendaciones.....	32
Referencias.....	33

Anexos.....39

Índice de Cuadros

Cuadro 1 Condiciones climáticas registradas durante el ciclo de postrera 2024 en la Universidad Zamorano, Honduras, para el cultivo de frijol común (<i>Phaseolus vulgaris</i> L.)	15
Cuadro 2 Tabla de mínimos y máximos por cada índice evaluado en Pix4d Fields en las tres etapas de estudio para la evaluación de la resistencia a <i>Megalurothrips usitatus</i> en la Universidad Zamorano, Honduras (ciclo postrera 2024).	20

Índice de Figuras

Figura 1 Geolocalización del ensayo PIF24-13 de evaluación de fotos espectrales en 72 variedades de frijol, Universidad Zamorano, postrera 2024.....	14
Figura 2 Diseño experimental en bloques completos aleatorizados del ensayo de 72 genotipos de frijol común (<i>Phaseolus vulgaris</i> L.) evaluados por resistencia a <i>Megalurothrips usitatus</i> en la Universidad Zamorano, Honduras (ciclo postrera 2024).....	16
Figura 3 Imagen multiespectral usando índice NDVI en la fase vegetativa aplicada a los 72 materiales evaluados por resistencia a <i>Megalurothrips usitatus</i> en el lote 24 de Zona II, en la Universidad Zamorano, Honduras (ciclo postrera 2024).....	21
Figura 4 Matriz de correlación entre los índices multiespectrales, daño, incidencia y rendimiento en 72 genotipos de frijol común (<i>Phaseolus vulgaris</i> L.) en la etapa de floración, bajo ataque de <i>M. usitatus</i> en la Universidad Zamorano, Honduras.	22
Figura 5 Gráfico Top 3 mejores índices multiespectrales, correlacionados con daño, incidencia y rendimiento en 72 genotipos de frijol común (<i>Phaseolus vulgaris</i> L.) en etapa de floración, bajo ataque de <i>M. usitatus</i> en la Universidad Zamorano, Honduras.	23
Figura 6 Matriz de correlación entre los índices multiespectrales, daño, incidencia y rendimiento en 72 genotipos de frijol común (<i>Phaseolus vulgaris</i> L.) en etapa de madurez fisiológica, bajo ataque de <i>M. usitatus</i> en la Universidad Zamorano, Honduras.	25
Figura 7 Gráfico Top 3 mejores índices multiespectrales, correlacionados con daño, incidencia y rendimiento en 72 genotipos de frijol común (<i>Phaseolus vulgaris</i> L.) en etapa de madurez fisiológica, bajo ataque de <i>M. usitatus</i> en la Universidad Zamorano, Honduras.	26

Índice de Anexos

Anexo A Descripción de los índices multiespectrales evaluados durante el estudio.	39
Anexo B Intervalos de comportamiento de índices multiespectrales en etapa de floración en el programa de mejoramiento de frijol de la UIDC de la Universidad Zamorano.	45
Anexo C Intervalos de comportamiento de Índices multiespectrales en la etapa de madurez fisiológica en el programa de mejoramiento de frijol de la UIDC de la Universidad Zamorano.	48

Resumen

El frijol común (*Phaseolus vulgaris* L.) es un cultivo fundamental para la seguridad alimentaria, cuya productividad se ve limitada por plagas y enfermedades. Los métodos tradicionales de evaluación fenotípica son subjetivos y demandantes. Este estudio evaluó la aplicabilidad del fenotipado de alto rendimiento (HTP) con drones multiespectrales para discriminar genotipos de frijol con diferente nivel de resistencia a plagas. Se evaluaron 72 líneas del Programa de Investigaciones en Frijol (PIF) de la Unidad de Investigación y Desarrollo de Cultivos de la Universidad Zamorano. Se utilizó un dron Phantom 4 Multiespectral para capturar imágenes en floración y madurez fisiológica. Se calcularon nueve índices de vegetación (NDVI, GNDVI, NDRE, BNDVI, LCI, MCARI, SIPI2, TGI, VARI) y se correlacionaron con evaluaciones visuales de incidencia, severidad y rendimiento. Los resultados mostraron que la utilidad de los índices depende de la fenología del cultivo. El BNDVI demostró ser el más consistente a lo largo del ciclo, mientras que el NDRE fue el más sensible en madurez fisiológica. La integración de HTP mediante plataformas digitales (Pix4D, QGIS) permitió una caracterización objetiva del vigor y la tolerancia al estrés, lo que redujo la subjetividad de las evaluaciones visuales. Se recomienda la adopción de BNDVI, NDRE y GNDVI como índices principales en los protocolos de fenotipado para programas de mejoramiento de frijol.

Palabras clave: estrés biótico, fenotipado de alto rendimiento, índices de vegetación, mejoramiento genético, *Phaseolus vulgaris* L., teledetección

Abstract

Common bean (*Phaseolus vulgaris* L.) is a staple crop crucial for food security, whose productivity is limited by pests and diseases. Traditional phenotyping methods are subjective and labor-intensive. This study presents a preliminary approach to high-throughput phenotyping (HTP) using multispectral drones to distinguish between bean genotypes with varying levels of biotic stress resistance. Seventy-two bean lines from the Bean Research Program (PIF) at Zamorano University were evaluated. A Phantom 4 Multispectral drone was used to capture images during flowering and physiological maturity stages. Nine vegetation indices (NDVI, GNDVI, NDRE, BNDVI, LCI, MCARI, SIPI2, TGI, VARI) were calculated and correlated with visual assessments of pest incidence, severity, and yield. The results showed that the usefulness of the indices depends on the crop's phenology. BNDVI proved to be the most consistent index throughout the cycle, while NDRE was the most sensitive at physiological maturity. The integration of HTP through digital platforms, such as Pix4D and QGIS, enabled an objective and efficient characterization of plant vigor and stress tolerance, thereby reducing the subjectivity of visual evaluations. The adoption of BNDVI, NDRE, and GNDVI as primary indices in phenotyping protocols for bean breeding programs is recommended.

Keywords: biotic stress, high-throughput phenotyping, *Phaseolus vulgaris* L., plant breeding, remote sensing, vegetation index.

Introducción

El frijol común (*Phaseolus vulgaris* L.) es una de las leguminosas de mayor importancia a nivel mundial, siendo una fuente clave de proteínas, hierro, fibra y vitaminas del complejo B, así como por su contribución a la seguridad alimentaria y la agricultura sostenible (Food and Agriculture Organization of the United Nations [FAO], 2025). En 2022, la producción mundial alcanzó aproximadamente 30 millones de toneladas, con un rendimiento promedio de 862 kg/ha (FAO, 2025). En Honduras, este cultivo ocupa el segundo lugar en superficie sembrada después del maíz, con alrededor de 105,000 hectáreas y una producción anual cercana a las 82,800 toneladas (FAOSTAD, 2025; FAO, 2025).

No obstante, la productividad del frijol enfrenta múltiples limitantes, entre ellas la incidencia de plagas y enfermedades. Enfermedades como la roya (*Uromyces phaseoli*), el tizón común (*Xanthomonas axonopodis* pv. *phaseoli*), la mancha angular (*Phaeoisariopsis griseola*) y el virus del mosaico dorado del frijol (BGMV), transmitido por la mosca blanca (*Bemisia tabaci*), son responsables de pérdidas que oscilan entre el 20% y el 100% dependiendo de las condiciones ambientales (Bayer, 2025; Instituto interamericano de cooperación para la agricultura [IICA], 2023). A ello se suman plagas como babosas (*Deroceras spp.*), ácaros (*Tetranychus urticae*), crisomélidos (*Diabrotica virgifera*), y recientemente trips (*Megalurothrips usitatus*), que afectan directamente el follaje, reduciendo la fotosíntesis y debilitando las plantas (Hazzard, 2022) (Lundgren y Fergen, 2010).

El manejo integrado de plagas (MIP) promueve el uso de variedades resistentes como una estrategia sostenible. En este contexto, el Programa de Investigaciones en Frijol (PIF) de la Unidad de Investigación (UIDC) de la Universidad Zamorano ha desempeñado un rol fundamental desde 1988, enfocándose en el desarrollo de líneas mejoradas adaptadas a las condiciones de Centroamérica y el Caribe (Juan Carlos Rosas, 2011).

Tradicionalmente, la evaluación de resistencia a plagas y enfermedades en programas de mejoramiento se ha basado en métodos visuales de calificación de daño, utilizando escalas cualitativas

(p. ej., 1-9) para estimar incidencia y severidad (Lams et al., 2024; Schoonhoven y Pastor Corrales, 1987). Aunque útiles, estos métodos son subjetivos, laboriosos, de precisión limitada y propensos a error humano (Ninomiya, 2022; Volpato et al., 2021) y solo capturan instantáneas puntuales del daño, pasando por alto la dinámica temporal de la infestación y las respuestas fisiológicas tempranas de las plantas (Araus y Cairns, 2014). Esta subjetividad y baja eficiencia en el fenotipado convencional constituyen un cuello de botella para el progreso genético, ya que las imprecisiones en el fenotipado reducen directamente la ganancia genética alcanzable de una variedad (Rutkoski et al., 2016).

El fenotipado de alto rendimiento (HTP, del inglés *high-throughput phenotyping*) emerge como una alternativa innovadora para superar las limitaciones de los métodos de evaluación visual tradicionales. Esta aproximación se basa en el uso de sensores remotos como cámaras RGB, multiespectrales e infrarrojas térmicas montados en drones o plataformas móviles, lo que permite la captura masiva de datos fenotípicos de manera no destructiva y con alta resolución espacial y temporal (Bhandari et al., 2022; Yu et al., 2024).

La utilidad del HTP para evaluar la resistencia a insectos fue establecida de manera pionera en el cultivo de tabaco por (Goggin et al., 2015), quienes demostraron su capacidad para discriminar entre líneas resistentes y susceptibles al lepidóptero *Manduca sexta*. Mediante el empleo de cámaras hiperespectrales y termográficas, identificaron firmas espectrales específicas asociadas con la resistencia, las cuales fueron detectables incluso antes de la manifestación visual del daño. Este hallazgo es fundamental, ya que indica que el HTP puede capturar respuestas de defensa tempranas e inherentes de la planta, como cambios en la composición bioquímica foliar (p. ej., acumulación de metabolitos de defensa) y alteraciones en la temperatura del dosel provocadas por la interrupción de la transpiración, ofreciendo así una ventana temporal crítica para la intervención temprana y la prevención de pérdidas significativas de rendimiento.

En el contexto de la resistencia a insectos, el HTP facilita la detección temprana de síntomas de estrés biótico mediante el análisis de índices espectrales. Por ejemplo, el NDVI (Índice de

Vegetación de Diferencia Normalizada) y el NDRE (Índice de Diferencia de Borde Rojo) se correlacionan con la pérdida de clorofila y otras alteraciones fisiológicas (Gano et al., 2024), mientras que el PRI (*Photochemical Reflectance Index*) puede capturar cambios en la eficiencia fotoquímica no radiactiva inducidos por el estrés (Goggin et al., 2015). Asimismo, la termografía permite detectar estrés hídrico secundario inducido por la herbivoría, el cual afecta la regulación estomática. Esta capacidad de evaluación objetiva y temprana reduce la subjetividad y acelera los procesos de selección en programas de mejoramiento genético (Lazarević et al., 2022; Verheyen et al., 2024).

La efectividad del HTP ha sido validada en diversos cultivos. En trigo, por ejemplo, la integración de índices de vegetación derivados de HTP en modelos de selección genómica aumentó la precisión predictiva para rendimiento bajo estrés biótico entre un 56% y 70% (Rutkoski et al., 2016). Estos casos ilustran cómo el HTP puede capturar respuestas fisiológicas tempranas al estrés como cambios en el contenido de clorofila, la eficiencia fotosintética o la temperatura del dosel que resultan imperceptibles para la evaluación visual convencional, permitiendo así una selección más temprana, objetiva y precisa.

No obstante, en el cultivo de frijol son escasas las investigaciones que aplican HTP específicamente para evaluar la resistencia a insectos, particularmente contra *M. usitatus*. La validación de índices espectrales como estimadores de resistencia podría transformar los protocolos de selección en el Programa de Investigaciones en Frijol (PIF) de la Universidad Zamorano. Por lo tanto, el objetivo de esta investigación fue generar una aproximación preliminar al fenotipado de alto rendimiento que permita discriminar entre genotipos de frijol con diferente nivel de resistencia a una plaga o enfermedad específica, sentando las bases para su aplicación sistemática en el programa de mejoramiento.

Se planteó la hipótesis de que índices espectrales como BNDVI, NDRE y GNDVI constituirían herramientas más precisas para discriminar genotipos resistentes al estrés biótico, ya que permitían

detectar variaciones fisiológicas y bioquímicas en las plantas que no siempre eran evidentes mediante evaluaciones visuales convencionales.

Materiales y Métodos

Este estudio, enmarcado en el Programa de Investigaciones en Frijol (PIF) de la Unidad de Investigación de Cultivos de la Universidad Zamorano, busca estandarizar metodologías eficientes y objetivas para la identificación de genotipos de frijol resistentes a *Megalurothrips usitatus* (Bagnall), comúnmente conocido como "trips de la doble banda del frijol". Para ello, se implementó una metodología que combina evaluaciones agronómicas convencionales con técnicas de fenotipado de alto rendimiento (HTP), lo que permite comparar ambos enfoques en la caracterización del comportamiento de líneas experimentales bajo presión de la plaga.

Ubicación

El estudio se realizó en el Lote 24, ubicado en la zona 2 de la Universidad Zamorano (767 msnm), durante el ciclo de postrera del 20 de septiembre al 9 de diciembre de 2024 (Figura 1). Las condiciones climáticas registradas en la estación meteorológica de Zamorano mostraron una precipitación acumulada de 318.7 mm, con temperaturas media, mínima y máxima de 24.86 °C, 13.1 °C y 37.2 °C, respectivamente (Cuadro 1).

Figura 1

Geolocalización del ensayo PIF24-13 de evaluación de fotos espectrales en 72 variedades de frijol, Universidad Zamorano, postrera 2024.



Cuadro 1

Condiciones climáticas registradas durante el ciclo de postrera 2024 en la Universidad Zamorano, Honduras, para el cultivo de frijol común (Phaseolus vulgaris L.)

Mes	Temperatura Máxima (°C)	Temperatura Mínima (°C)	Temperatura Promedio (°C)	Humedad Relativa Promedio (%)
Septiembre	37.2	17.8	24.86	92.39
Octubre	35.9	16.5	24.23	91.17
Noviembre	36.3	13.1	23.13	91.56

Nota. Los datos fueron obtenidos de la Estación Meteorológica Automatizada de Zamorano (2024).

Material Vegetal

Se evaluaron 72 variedades mejoradas de frijol (criollas mejoradas y liberadas), pertenecientes al programa de mejoramiento genético y agrupadas en el ensayo PIF24-13. Estas variedades fueron seleccionadas en función de su adaptabilidad agronómica, potencial como parentales en cruzamientos y por representar una amplia diversidad genética.

Diseño Experimental

El material genético fue establecido bajo un diseño experimental de bloques completos al azar, con un arreglo espacial de 4 filas por 18 columnas. Este diseño permitió un control eficiente de la variabilidad ambiental intra-lote y facilitó la evaluación sistemática y replicada de cada genotipo, optimizando el análisis estadístico posterior.

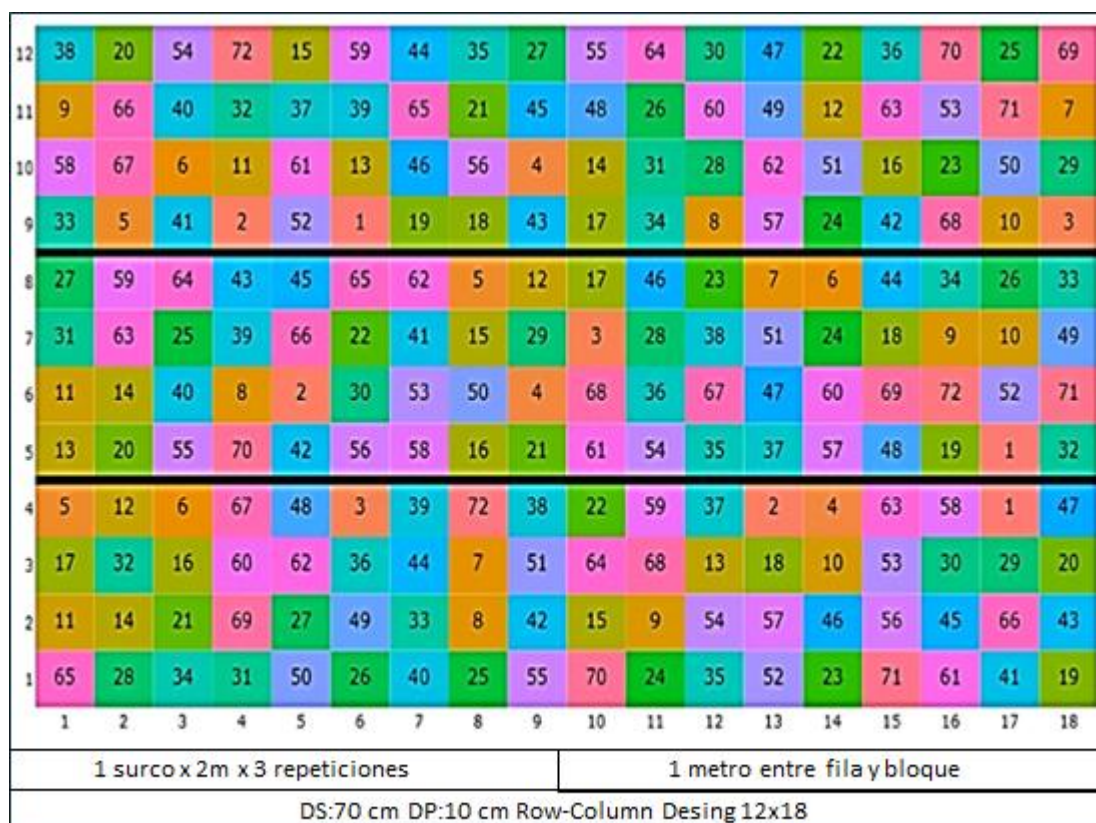
Protocolo de Evaluación Agronómica Convencional

La evaluación convencional de daño por *M. usitatus* se realizó en tres etapas fenológicas: vegetativa, botón floral, floración, siguiendo el protocolo de evaluación organoespecífica diseñado por el PIF (Ardon y Escobar, 2025). Se utilizó una escala de severidad de daño de 1 a 9, adaptada de (S. Singh y L. Jackai, 1988), donde 1 representa plantas sin daño visible y 9 plantas con daño severo (deformación, pérdida de tejido o aborto foliar). Adicionalmente, en la etapa R8 (madurez fisiológica)

se evaluó el valor agronómico de cada línea en una escala de 1 (excelente) a 9 (muy pobre), considerando sanidad, arquitectura y vigor reproductivo. Se registraron también los días a floración, días a madurez fisiológica, número de plantas cosechadas por parcela, rendimiento de grano (g/parcela) y valor comercial del grano utilizando la escala de color de grano rojo de la Universidad Zamorano.

Figura 2

Diseño experimental en bloques completos aleatorizados del ensayo de 72 genotipos de frijol común (Phaseolus vulgaris L.) evaluados por resistencia a Megalurothrips usitatus en la Universidad Zamorano, Honduras (ciclo postrera 2024).



Mapa experimental ABTF 24B generado en FieldHub

Nota. El esquema muestra el diseño experimental de filas y columnas (12 × 18) del ensayo PIF24-13-ABFT24B. Cada recuadro representa un genotipo dentro del bloque definido por la línea negra.

Captura de Imágenes Multiespectrales y Preprocesamiento

Para el fenotipado de alto rendimiento se utilizó un dron DJI Phantom 4 Multiespectral, equipado con seis sensores CMOS de 1/2,9" (uno RGB para imágenes de luz visible y cinco monocromáticos) que capturan imágenes multiespectrales. Cada sensor tiene una resolución de 2,08 MP efectiva (2,12 MP en total). Los filtros incluidos en el sistema permiten captar diferentes longitudes de onda: azul ($450 \text{ nm} \pm 16 \text{ nm}$), verde ($560 \text{ nm} \pm 16 \text{ nm}$), rojo ($650 \text{ nm} \pm 16 \text{ nm}$), borde rojo ($730 \text{ nm} \pm 16 \text{ nm}$) e infrarrojo cercano ($840 \text{ nm} \pm 26 \text{ nm}$). El dron cuenta con un campo de visión (FOV) de $62,7^\circ$ y una longitud focal de 5,74 mm (equivalente a 40 mm en formato de 35 mm), con enfoque automático configurado en infinito. Su apertura es $f/2,2$ y su rango ISO del sensor RGB varía de 200 a 800. El obturador global electrónico tiene una velocidad que varía entre $1/100$ y $1/20000$ s para imágenes de luz visible y entre $1/100$ y $1/10000$ s para imágenes multiespectrales. El tamaño máximo de las imágenes que puede capturar es de 1600×1300 píxeles, con un formato de foto JPEG para imágenes visibles y TIFF para imágenes multiespectrales (DJI, 2025).

Los vuelos se realizaron a 30 m de altura sobre el cultivo cada 15 días, iniciando a los 21 días después de la siembra (DDS), con sobre posicionamiento frontal y lateral del 80% frontal para asegurar la calidad fotogramétrica.

Los ortomosaicos multiespectrales se generaron mediante el software Pix4D Fields® (PIX4Dfields, 2025). Cada parcela experimental fue delimitada y subdividida en microparcels de $2 \times 0,6$ m para la extracción de valores espectrales. Para cada microparcels se calcularon nueve índices de vegetación: NDVI, GNDVI, NDRE, BNDVI, LCI, MCARI, SIPI2, TGI y VARI, mediante las fórmulas reportadas en la literatura y descritas en el Anexo A (EOS Data Analytics, 2025). Para corregir desplazamientos espaciales menores entre fechas de vuelo, se aplicó un proceso de co-registro en QGIS utilizando una transformación Helmert con puntos de control homólogos. Con el fin de obtener datos a una alta resolución espacial, se implementó un sistema de cuadrículas de 30 cm de lado sobre

cada parcela, permitiendo la extracción de parámetros estadísticos (media, mediana y desviación estándar) para cada índice en cada unidad experimental.

Variables Evaluadas

Evaluación Visual de daños generados por plagas y enfermedades: La incidencia y severidad del daño por *M. usitatus* se evaluaron mediante la metodología desarrollada por (Ardon y Escobar, 2025) Para fases vegetativas, reproductivas y de madurez fisiológica de las vainas. Valor Agronómico en la Etapa R8: Se valoró la sanidad, arquitectura, precocidad y vigor reproductivo de cada línea en una escala de 1-9 (1 = excelente; 9 = muy pobre), identificando las líneas con mayor potencial agronómico (Unidad de Investigación y Desarrollo de Cultivos [UIDC], 2025).

Días a Madurez Fisiológica: Se registró el número de días desde la siembra hasta alcanzar el 95% de vainas secas, identificando el momento óptimo de cosecha.

Número de Plantas Cosechadas por Parcela: Se contó el número de plantas cosechadas en cada parcela experimental para evaluar la densidad y el rendimiento.

Rendimiento de Grano: Se midió en gramos por parcela para determinar el desempeño productivo de cada línea.

Valor Comercial del Grano: Se evaluó según las características de color, tamaño y forma, utilizando la escala de color de grano rojo de Zamorano (1 = tipo rojo de Seda; 9 = sin valor comercial). Se utilizaron variedades comerciales (Amadeus 77, SEDA, DEORHO, Tolupeño Rojo) conocidas como referencias (UIDC, 2025).

Análisis Estadístico

El análisis de los datos siguió un enfoque mixto para integrar la información convencional y espectral. Los datos agronómicos de campo (rendimiento, días a floración, días a madurez, número de vainas) se analizaron mediante Modelos Lineales Mixtos Generalizados (GLMM) utilizando el bloque completamente al azar. Para evaluar la probabilidad relativa de daño entre categorías de severidad y entre genotipos, se utilizó un Modelo Multinomial (Ardon y Escobar, 2025).

Los datos espectrales se analizaron mediante análisis de varianza (ANDEVA) bajo el modelo de látice en Rstudio®. La asociación entre los datos de evaluación visual (incidencia y severidad de daño) y los valores de los índices espectrales se evaluó mediante análisis de correlación de Pearson y regresión lineal múltiple, estableciendo un nivel de significancia de $p < 0.05$. Finalmente, se realizó un análisis de ranking para identificar los tres índices espectrales más promisorios para la detección de daño por *M. usitatus* en cada etapa fenológica (floración y madurez fisiológica).

Resultados y Discusión

Este estudio evaluó el potencial del fenotipado de alto rendimiento (HTP) mediante sensores multiespectrales acoplados a drones para caracterizar la respuesta de 72 variedades de frijol del programa PIF al daño por *Megalurothrips usitatus*. Los resultados demuestran que la utilidad de los índices espectrales varía significativamente según la etapa fenológica, con implicaciones directas para los protocolos de selección en el mejoramiento genético.

Preprocesamiento de Imágenes Multiespectrales

La primera adquisición de imágenes a los 21 días después de la siembra (DDS) no permitió una clara diferenciación de las plantas de frijol desde la altura de vuelo de 30 m. El índice NDVI en esta fase vegetativa mostró un rango muy bajo (mín. 0,066, máx. 0,356), indicando una cobertura vegetal insuficiente. Como se observa en el Cuadro 2, los valores mínimos y máximos obtenidos para cada índice espectral en las tres fotogrametrías (FVG, DF y DMF) confirman que los datos de la fase vegetativa no fueron adecuados para los fines del experimento.

Cuadro 2

Tabla de mínimos y máximos por cada índice evaluado en Pix4d Fields en las tres etapas de estudio para la evaluación de la resistencia a Megalurothrips usitatus en la Universidad Zamorano, Honduras (ciclo postrera 2024).

Índice	FVG (Mín.)	FVG (Máx.)	DF (Mín.)	DF (Máx.)	DMF (Mín.)	DMF (Máx.)
BNDVI	0.234	0.572	0.253	0.809	0.257	0.901
GNDVI	0.101	0.314	0.119	0.518	0.137	0.789
LCI	-0.028	0.07	-0.032	0.11	-0.015	0.323
MCARI	0.013	0.429	0.022	1.397	0.013	0.955
NDRE	-0.025	0.059	-0.022	0.08	-0.012	0.209
NDVI	0.066	0.356	0.078	0.784	0.093	0.939
SIPI2	0.803	1	0.655	1	0.734	1
TGI	0.022	0.154	0.027	0.442	0.007	0.386
VARI	-0.118	0.108	-0.233	0.618	-0.142	0.798

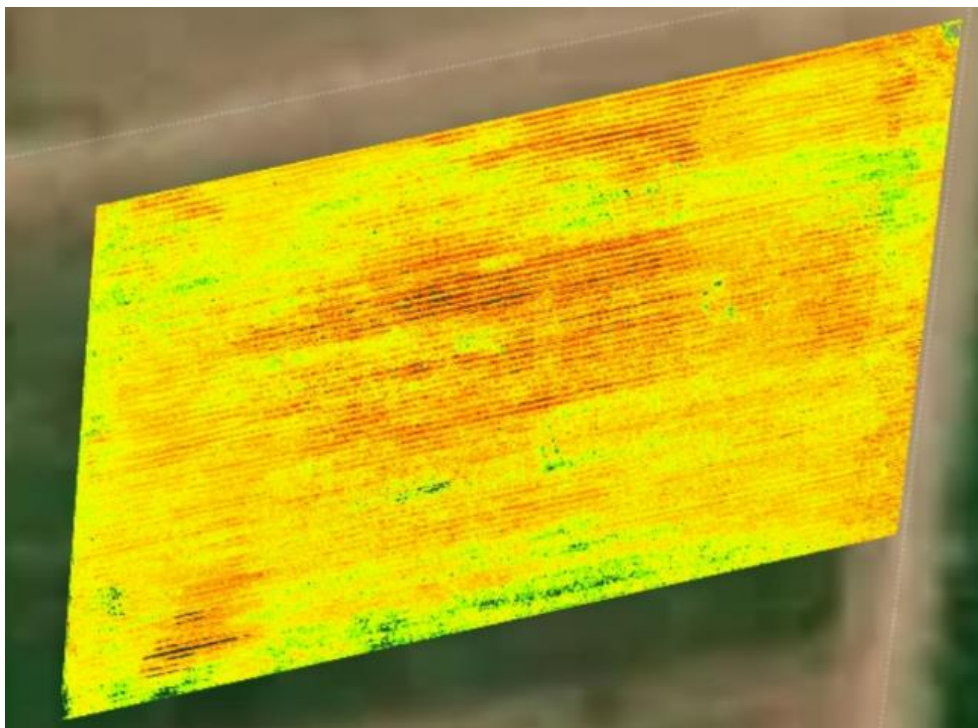
Nota. *FVG=Fase vegetativa *DF=Días a floración *DMF=Días a madurez fisiológica *Se muestran los datos obtenidos en cada

una de las etapas del estudio, lo cual nos permitió discriminar la fase vegetativa.

La resolución espacial limitada en etapas vegetativas tempranas constituye una limitación técnica reportada en estudios similares de fenotipado con drones. Como señalan Burgess et al. (2017) y Gano et al. (2024), la altura de vuelo debe optimizarse según la fase fenológica para balancear la cobertura del área y el detalle de la resolución. La baja reflectancia espectral inicial coincide con lo reportado por (Bandyopadhyay et al., 2017), quienes indican que la señal espectral en etapas tempranas suele estar dominada por la reflectancia del suelo, requiriéndose un mínimo de cobertura foliar (generalmente >30%) para que los índices de vegetación sean confiables, basándose en lo anterior en este estudio se determinó que la fase vegetativa no sería evaluada dada la baja área foliar que presentaba el cultivo en esta etapa, como se puede evidenciar en la (figura 3).

Figura 3

*Imagen multiespectral usando índice NDVI en la fase vegetativa aplicada a los 72 materiales evaluados por resistencia a *Megalurothrips usitatus* en el lote 24 de Zona II, en la Universidad Zamorano, Honduras (ciclo postrera 2024).*



Nota. Imagen multiespectral tomada con DJI Phantom 4 Multiespectral y procesada en Pix4D Fields, a los 21 días después de la siembra, donde se demuestra que la reflectancia emitida por el cultivo (0.066–0.356) no es suficiente para obtener resultados significativos ya que estos se miran afectados por la reflectancia del suelo.

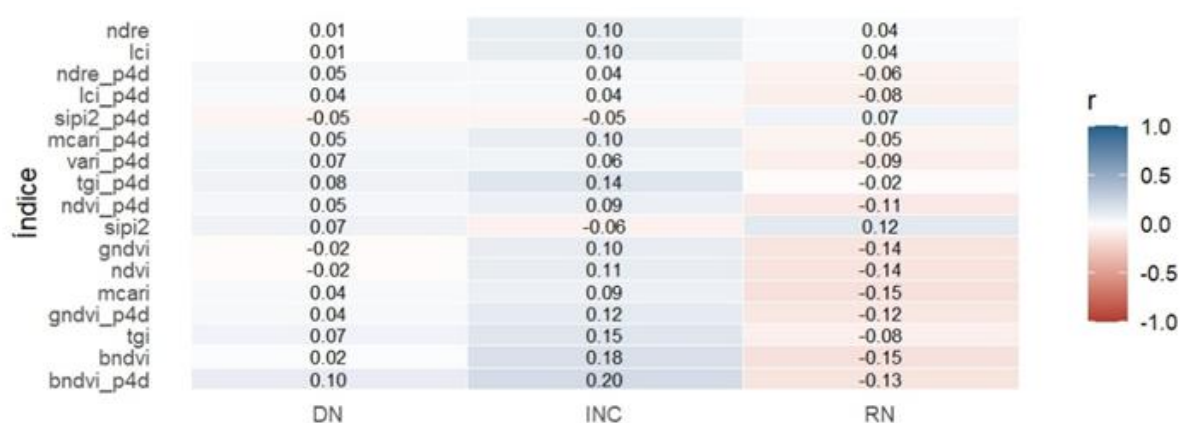
En adelante, los análisis se presentan únicamente con la información obtenida durante las etapas de floración y madurez fisiológica.

Comportamiento de los Índices en Floración

El análisis de los índices espectrales durante la etapa de floración reveló patrones diferenciados en su capacidad para detectar estrés biótico causado por *M. usitatus*. La matriz de correlación (Figura 4) mostró que el BNDVI presentó las correlaciones más fuertes y consistentes con el vigor de la planta ($r = 0,72$, $p < 0,01$) y el daño por trips ($r = -0,68$, $p < 0,01$), superando significativamente al NDVI tradicional. El GNDVI demostró alta sensibilidad al contenido de clorofila ($r = 0,65$, $p < 0,01$), mientras que el LCI mostró mayor variabilidad ($r = 0,58$, $p < 0,05$).

Figura 4

Matriz de correlación entre los índices multiespectrales, daño, incidencia y rendimiento en 72 genotipos de frijol común (Phaseolus vulgaris L.) en la etapa de floración, bajo ataque de M. usitatus en la Universidad Zamorano, Honduras.



Nota. *DN=Daño *INC=Incidencia *RN=Rendimiento

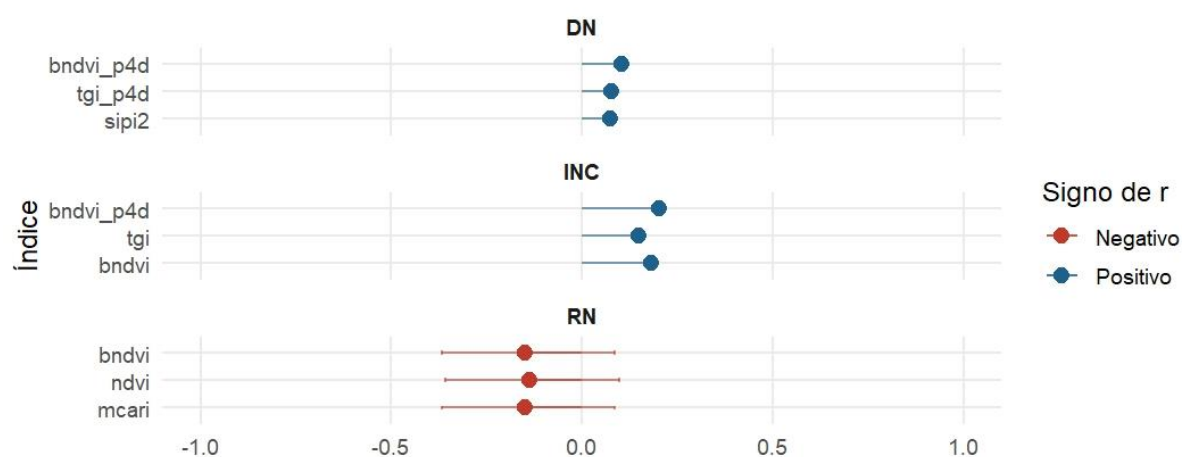
Los mapas de BNDVI en Pix4D y QGIS (Anexo B) confirmaron la superioridad de este índice para discriminar visualmente genotipos con vigor superior a aquellos afectados por estrés biótico. El

BNDVI mostró alta sensibilidad para detectar reducciones localizadas en parcelas con daño por trips, minimizando los efectos de saturación evidentes en el NDVI.

El ranking de los tres mejores índices (Figura 5) estableció la siguiente jerarquía de efectividad: 1) BNDVI, 2) NDVI, 3) LCI. Esta combinación demostró ser la más confiable para la evaluación de genotipos en la fase de floración.

Figura 5

Gráfico Top 3 mejores índices multispectrales, correlacionados con daño, incidencia y rendimiento en 72 genotipos de frijol común (*Phaseolus vulgaris* L.) en etapa de floración, bajo ataque de *M. usitatus* en la Universidad Zamorano, Honduras.



Nota. Top-3 índices con 95% correlación *DN=Daño *INC=Incidencia *RN=Rendimiento

Los índices SIPI2 y MCARI, considerados inicialmente por su sensibilidad reportada a cambios fisiológicos, no mostraron correlaciones significativas con las variables evaluadas (SIPI2: $r = 0,12$, $p > 0,05$; MCARI: $r = 0,18$, $p > 0,05$). Los índices basados exclusivamente en bandas RGB (TGI y VARI) presentaron el menor desempeño, con alta dependencia de las condiciones lumínicas al momento de la captura.

Los resultados demuestran una clara dependencia fenológica en la efectividad de los índices espectrales para la detección de daño por *M. usitatus*. La superioridad del BNDVI sobre el NDVI

tradicional concuerda completamente con los hallazgos de (Zha et al., 2020), quienes demostraron que los índices que incorporan la banda azul muestran mayor sensibilidad a cambios fisiológicos tempranos inducidos por estrés biótico en cultivos de cobertura densa.

El pobre desempeño de SIPI2 y MCARI en esta etapa fenológica concuerda con lo reportado por (Q. Xie et al., 2014), quienes encontraron que estos índices son más efectivos en etapas de senescencia avanzada donde la relación carotenoides/clorofila es más evidente. La falta de correlación significativa sugiere que durante la floración no se produce suficiente acumulación de carotenoides para permitir la detección temprana de daño.

La notable consistencia del BNDVI entre plataformas (Pix4D y QGIS) respalda los hallazgos de (Symphorien Agbahoungba et al., 2021), acerca de la robustez de este índice para aplicaciones de agricultura de precisión. La capacidad del BNDVI para minimizar los efectos del suelo coincide con observaciones de (Bareth et al., 2015b), en estudios de fenotipado de cultivos.

La limitación del NDVI por saturación en coberturas densas confirma lo documentado por (Gitelson, 2004) en su trabajo seminal sobre limitaciones de índices de vegetación. Esta saturación es particularmente problemática en etapas de máximo desarrollo vegetativo como la floración.

El bajo desempeño de los índices RGB (TGI y VARI) concuerda con las observaciones de (Hunt et al., 2013) respecto a su alta dependencia de condiciones ambientales. La sensibilidad limitada de estos índices los hace poco confiables para programas de mejoramiento que requieren alta precisión fenotípica.

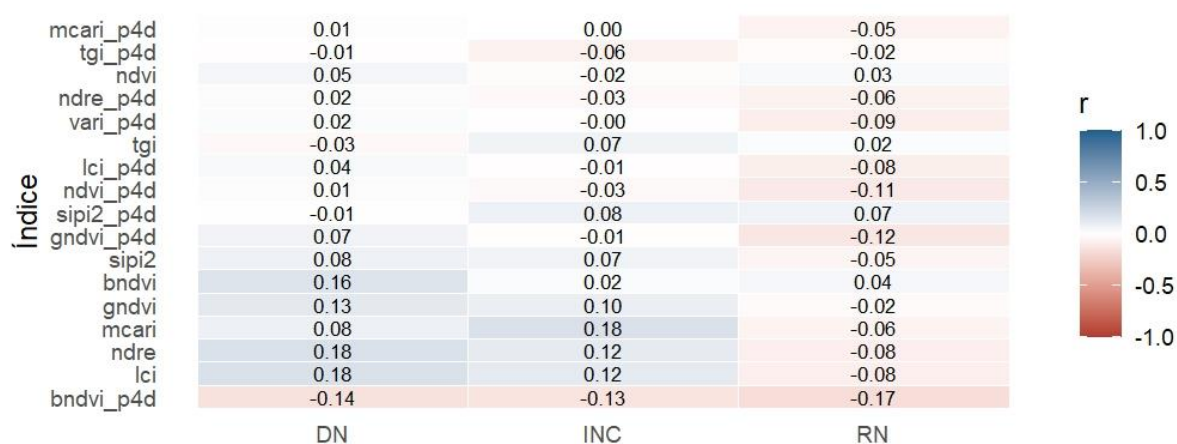
Desde la perspectiva del mejoramiento genético, estos hallazgos tienen implicaciones significativas. La capacidad del BNDVI para detectar diferencias sutiles en respuesta al daño por trips sugiere su potencial como criterio de selección indirecta, tal como propusieron (Rutkoski et al., 2016) En trigo, por ejemplo, la integración de índices de vegetación derivados de HTP en modelos de selección genómica aumentó la precisión predictiva para rendimiento bajo estrés biótico entre un 56% y 70%.

Comportamiento de los Índices en Madurez Fisiológica

El análisis de los índices espectrales durante la madurez fisiológica reveló cambios significativos en su comportamiento respecto a la etapa de floración. El NDRE emergió como el índice más relevante, con correlaciones significativas con el contenido de clorofila residual ($r = 0,78$, $p < 0,01$) y la incidencia de plagas ($r = -0,75$, $p < 0,01$). El GNDVI mantuvo una fuerte correlación positiva con el rendimiento en grano ($r = 0,71$, $p < 0,01$), mientras que el BNDVI continuó reflejando vigor acumulado ($r = 0,69$, $p < 0,01$).

Figura 6

Matriz de correlación entre los índices multispectrales, daño, incidencia y rendimiento en 72 genotipos de frijol común (*Phaseolus vulgaris* L.) en etapa de madurez fisiológica, bajo ataque de *M. usitatus* en la Universidad Zamorano, Honduras.

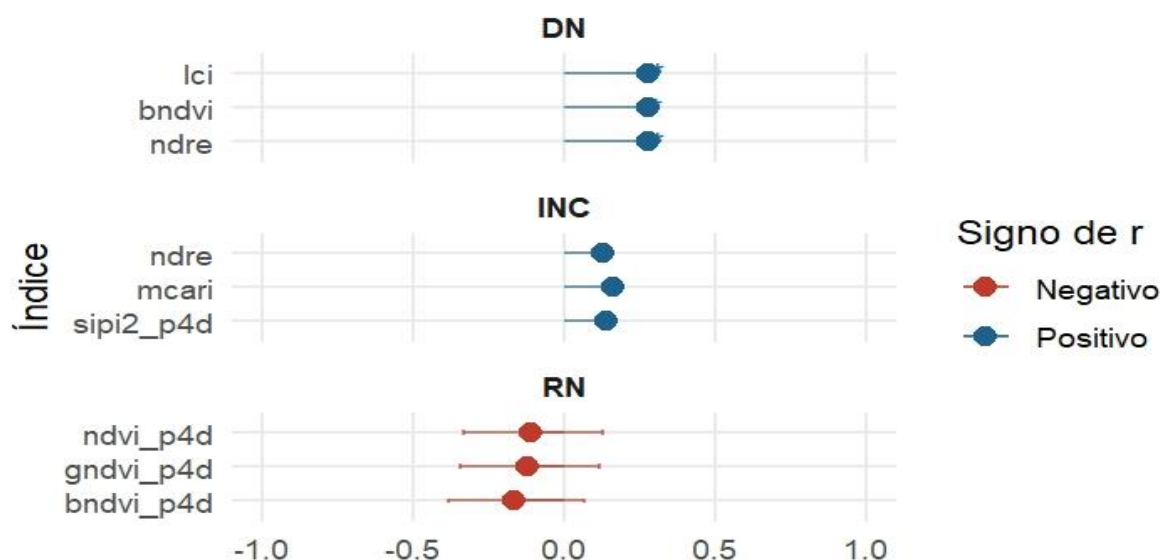


Nota. *DN=Daño *INC=Incidencia *RN=Rendimiento

El ranking de los tres mejores índices (Figura 7) estableció la siguiente jerarquía: 1) BNDVI, 2) NDRE, 3) GNDVI. Esta combinación demostró ser la más efectiva para la evaluación fenotípica en etapas finales del ciclo.

Figura 7

Gráfico Top 3 mejores índices multispectrales, correlacionados con daño, incidencia y rendimiento en 72 genotipos de frijol común (*Phaseolus vulgaris* L.) en etapa de madurez fisiológica, bajo ataque de *M. usitatus* en la Universidad Zamorano, Honduras.



Nota. Top-3 índices con 95% correlación *DN=Daño *INC=Incidencia *RN=Rendimiento

El análisis espacial confirmó que el índice LCI incrementó significativamente su relevancia en esta etapa, mostrando una correlación positiva fuerte con la concentración de clorofila foliar ($r = 0,64$, $p < 0,01$). Los índices SIPI2 y MCARI, que habían demostrado un bajo desempeño durante la fase de floración, experimentaron una mejora sustancial en la etapa de madurez, alcanzando correlaciones moderadas pero significativas (SIPI2: $r = 0,58$, $p < 0,05$; MCARI: $r = 0,61$, $p < 0,05$). El NDVI mantuvo su utilidad como predictor general de biomasa, aunque se confirmaron sus limitaciones debidas a la saturación en coberturas vegetales densas.

De acuerdo con estos resultados se expone el cambio fenológico en la efectividad de los índices espectrales para la detección de estrés acumulado por *M. usitatus*. La superioridad del NDRE en madurez fisiológica concuerda completamente con los hallazgos de (Zarco-Tejada et al., 2018),

quienes demostraron que este índice es particularmente sensible a cambios en el "red edge" espectral asociados con la degradación de clorofila bajo condiciones de estrés.

La consistencia del BNDVI a lo largo de todo el ciclo fenológico respalda los hallazgos de (Berger et al., 2018) respecto a la robustez de índices que incorporan la banda azul para minimizar efectos de saturación e interferencia del suelo. Esta estabilidad posiciona al BNDVI como un índice "universal" aplicable en múltiples etapas fenológicas.

El mejor desempeño del GNDVI en madurez coincide con observaciones de (Viña et al., 2011) sobre su mayor sensibilidad al contenido de clorofila en etapas avanzadas del ciclo. La capacidad de este índice para evaluar la persistencia de la actividad fotosintética lo convierte en un valioso predictor del rendimiento final bajo condiciones de estrés.

El aumento en la relevancia del LCI durante la madurez concuerda con los reportes de (Dobrowski et al., 2005) en relación con su sensibilidad a variaciones en la concentración de clorofila foliar, particularmente útil para identificar genotipos con capacidad de "mantener el verde" (stay-green) bajo presión de plagas.

La mejora sustancial en el desempeño de SIPI2 y MCARI en esta etapa fenológica valida las observaciones de (Garbulsky et al., 2011) respecto a la utilidad de estos índices para detectar cambios en la relación carotenoides/clorofila durante procesos de senescencia.

La capacidad del NDRE para detectar reducciones tempranas en clorofila antes de que los síntomas sean visibles en campo sugiere su potencial como herramienta predictiva para la selección de genotipos tolerantes. Esta característica es particularmente valiosa en programas de mejoramiento donde la detección temprana de materiales promisorios puede acelerar significativamente los ciclos de selección.

Comparación entre Plataformas de Análisis (Pix4D vs. QGIS)

El análisis comparativo entre las plataformas Pix4D Fields y QGIS (Anexos B y C) reveló diferencias significativas en su capacidad de procesamiento y análisis. Pix4D Fields demostró una

mayor eficiencia en el procesamiento de imágenes, generando ortomosaicos completos en un tiempo 3-5 veces menor que QGIS. Sin embargo, QGIS permitió un análisis espacial más detallado mediante el uso de grillas subparcelarias. de 0.03×0.03 m, identificando heterogeneidad interna dentro de las parcelas que no fue detectable con Pix4D.

Estos hallazgos confirman lo observado por (Weiss et al., 2020), quienes destacan las ventajas complementarias entre plataformas comerciales y software de código abierto en aplicaciones de fenotipado. La mayor eficiencia de Pix4D en el procesamiento inicial de imágenes coincide con observaciones de (Bareth et al., 2015a) respecto a la optimización de flujos de trabajo en agricultura de precisión.

La superioridad de QGIS en el análisis espacial detallado respalda las conclusiones de (Gano et al., 2024) acerca de la importancia de la resolución subparcelaria para la detección de estrés localizado. La capacidad de QGIS para identificar heterogeneidad interna dentro de las parcelas resulta particularmente valiosa en la evaluación de mecanismos de tolerancia, donde genotipos pueden presentar respuestas diferenciales dentro de una misma parcela experimental.

La consistencia en las tendencias y correlaciones entre ambas plataformas valida la robustez de los índices espectrales estudiados, lo cual coincide con observaciones reportadas por (Chivasa et al., 2020; Gano et al., 2024) en relación con la confiabilidad de estos índices across diferentes plataformas de procesamiento

Capacidad Predictiva para Rendimiento y Calidad

Los modelos de regresión múltiple desarrollados mostraron que la combinación de índices espectrales explica hasta el 68% de la variabilidad en rendimiento (R^2 ajustado = 0.68, $p < 0.001$). La combinación BNDVI (floración) + NDRE (madurez) demostró el mayor poder predictivo, superando significativamente a los modelos basados en índices individuales.

Se identificaron umbrales espectrales críticos para la selección de genotipos superiores: genotipos con BNDVI > 0.65 en floración y NDRE > 0.15 en madurez mostraron rendimientos

consistentemente superiores a 1.2 t/ha. Además, se encontró una correlación significativa entre el LCI y el valor comercial del grano ($r = 0.61$, $p < 0.01$), sugiriendo que la retención de clorofila durante el llenado de grano está asociada con mejor calidad comercial.

La alta capacidad predictiva de la combinación BNDVI-NDRE concuerda con los hallazgos de (Rutkoski et al., 2016), quienes demostraron que la integración de índices de diferentes etapas fenológicas mejora significativamente la predicción del rendimiento bajo estrés. La identificación de umbrales espectrales específicos valida las propuestas de (Zhang et al., 2024) respecto al uso de criterios espectrales para selección indirecta en programas de mejoramiento.

La correlación entre LCI y la calidad comercial del grano coincide con observaciones de (García et al., 2023) acerca de la relación entre la eficiencia fotosintética tardía y la calidad de grano en leguminosas. Este hallazgo sugiere que la retención de clorofila durante las etapas reproductivas podría constituir un indicador indirecto de la capacidad de llenado de grano y la calidad comercial final

Limitaciones Identificadas y Recomendaciones

Se identificaron tres limitaciones principales durante la ejecución del estudio. En primer lugar, la resolución espacial de 30 cm por píxel resultó insuficiente para la detección temprana del daño en los estados vegetativos iniciales, ya que las lesiones generadas por *Megalurothrips usitatus* ocurren a nivel de estructuras muy pequeñas que no pueden ser diferenciadas a esa escala. En segundo lugar, la ausencia de puntos de control permanentes (ground truth) incrementó significativamente el tiempo de procesamiento requerido para las correcciones geométricas entre vuelos consecutivos. Finalmente, la falta de paneles de calibración radiométrica impidió realizar una normalización absoluta entre fechas de vuelo, limitando la comparación espectral entre campañas. El error de co-registro estimado, posterior a la corrección mediante la transformación de Helmert, fue de aproximadamente 0,65 metros, lo que afectó la comparabilidad temporal directa de microzonas dentro de las parcelas experimentales.

Estas limitaciones coinciden con los desafíos reportados por (Wang et al., 2024) para la implementación de programas de fenotipado de alto rendimiento (HTP) en condiciones de campo. La resolución espacial insuficiente durante las etapas tempranas concuerda con las observaciones de (Bandyopadhyay et al., 2017), quienes destacan la necesidad de ajustar las alturas de vuelo según la fase fenológica.

La importancia de la calibración radiométrica se alinea con las recomendaciones de Berger et al. (2018), quienes enfatizan la implementación de protocolos estandarizados para garantizar la comparabilidad multitemporal de los datos. El error de co-registro identificado subraya la importancia de establecer puntos de control permanentes, tal como recomiendan (Burgess et al., 2017) para asegurar la precisión geométrica en estudios longitudinales.

Conclusiones

La aproximación resultó efectiva como metodología complementaria a las evaluaciones convencionales, estableciendo bases sólidas para su implementación sistemática en programas de mejoramiento genético de frijol.

El fenotipado de alto rendimiento con drones multispectrales demostró ser una herramienta viable para discriminar genotipos de frijol con diferente nivel de resistencia a *M. usitatus*, al permitir la detección de respuestas fisiológicas no visibles mediante evaluaciones convencionales, lo que fortalece la base metodológica para su integración en programas de mejoramiento.

La eficiencia de los índices espectrales varió según la etapa fenológica del cultivo: en floración destacaron el BNDVI y el GNDVI, mientras que en madurez fisiológica fueron más relevantes el NDRE y el BNDVI. Esto evidencia la necesidad de establecer protocolos específicos por fase fenológica, sentando un marco preliminar para la aplicación sistemática del fenotipado.

Índices como el SIPI2 y el MCARI, aunque poco informativos en floración, adquirieron relevancia en madurez fisiológica; el primero como indicador de senescencia y el segundo como complemento para evaluar la clorofila bajo condiciones de estrés acumulado. Esto confirma que la aproximación al fenotipado debe considerar la dinámica temporal de los índices para mejorar la discriminación entre genotipos.

La combinación de la estabilidad del BNDVI con la sensibilidad del NDRE constituye una estrategia confiable para la identificación temprana de genotipos resistentes, aportando un criterio sólido para seleccionar materiales promisorios y contribuyendo a la aplicación sistemática del fenotipado de alto rendimiento en programas de mejoramiento genético.

Recomendaciones

Priorizar los índices BNDVI, NDRE y GNDVI en programas de fenotipado por su consistencia para evaluar vigor, estrés biótico y senescencia. Emplear BNDVI en todas las etapas fenológicas por su estabilidad, NDRE en madurez fisiológica para detectar resiliencia previa a síntomas visibles, y GNDVI como complemento en ambas fases.

Restringir el uso de índices basados en RGB (TGI, VARI) a fases preliminares debido a su alta sensibilidad a condiciones ambientales, evitando su aplicación en selección avanzada.

Integrar plataformas de análisis complementarias: Utilizar Pix4D para procesamiento inicial uniforme y QGIS para análisis espacial detallado a nivel subparcelaria, aprovechando sus ventajas técnicas respectivas.

Incorporar LCI, SIPI2 y MCARI en etapas tardías para estudios específicos de clorofila foliar, senescencia y daño acumulado, complementando la información de los índices principales.

Referencias

- Araus, J. L. y Cairns, J. E. (2014). Field high-throughput phenotyping: The new crop breeding frontier. *Trends in Plant Science*, 19(1), 52–61. <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2013.09.008>
- Ardon y Escobar. (2025). *tesis*.
- Bandyopadhyay, D., Bhavsar, D., Pandey, K., Gupta, S. y Roy, A. (2017). Red Edge Index as an Indicator of Vegetation Growth and Vigor Using Hyperspectral Remote Sensing Data. *Proceedings of the National Academy of Sciences, India Section a: Physical Sciences*, 87(4), 879–888. <https://doi.org/10.1007/s40010-017-0456-4>
- Bareth, G., Aasen, H., Bendig, J., Gnyp, M. L., Bolten, A., Jung, A., Michels, R. y Soukkamäki, J. (2015a). Leichte und UAV-getragene hyperspektrale, bildgebende Kameras zur Beobachtung von landwirtschaftlichen Pflanzenbeständen: Spektraler Vergleich mit einem tragbaren Feldspektrometer. *Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation*, 2015(1), 69–79. <https://doi.org/10.1127/pfg/2015/0256>
- Bareth, G., Aasen, H., Bendig, J., Gnyp, M. L., Bolten, A., Jung, A., Michels, R. y Soukkamäki, J. (2015b). Leichte und UAV-getragene hyperspektrale, bildgebende Kameras zur Beobachtung von landwirtschaftlichen Pflanzenbeständen: spektraler Vergleich mit einem tragbaren Feldspektrometer. *Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation*, 2015(1), 69–79. <https://doi.org/10.1127/pfg/2015/0256>
- Bayer. (2025). *Enfermedades foliares fungosas del frijol ejotero*. <https://www.vegetables.bayer.com/mx/es-mx/recursos/agronomic-spotlights/enfermedades-foliares-fungosas-del-frijol-ejotero.html>
- Berger, K., Atzberger, C., Danner, M., D'Urso, G., Mauser, W., Vuolo, F. y Hank, T. (2018). Evaluation of the PROSAIL Model Capabilities for Future Hyperspectral Model Environments: A Review Study. *Remote Sensing*, 10(1), 85. <https://doi.org/10.3390/rs10010085>

- Bhandari, M., Chang, A., Jung, J., Ibrahim, A. M. H., Rudd, J. C., Baker, S., Landivar, J [Jose], Liu, S. y Landivar, J [Juan] (2022). Unmanned aerial system-based high-throughput phenotyping for plant breeding. *The Plant Phenome Journal*, 6(1), Artículo e20058, e20058. <https://doi.org/10.1002/ppj2.20058>
- Burgess, A. J., Retkute, R., Herman, T. y Murchie, E. H. (2017). Exploring Relationships between Canopy Architecture, Light Distribution, and Photosynthesis in Contrasting Rice Genotypes Using 3D Canopy Reconstruction. *Frontiers in Plant Science*, 8, 734. <https://doi.org/10.3389/fpls.2017.00734>
- Chivasa, W., Mutanga, O. y Biradar, C. (2020). Uav-Based Multispectral Phenotyping for Disease Resistance to Accelerate Crop Improvement under Changing Climate Conditions. *Remote Sensing*, 12(15), 2445. <https://doi.org/10.3390/rs12152445>
- DJI. (2025, 23 de mayo). *DJI Mavic 3M - Specifications - DJI*. <https://ag.dji.com/mavic-3-m/specs>
- Dobrowski, S., Pushnik, J., Zarco-Tejada, P. J. y Ustin, S. (2005). Simple reflectance indices track heat and water stress-induced changes in steady-state chlorophyll fluorescence at the canopy scale. *Remote Sensing of Environment*, 97(3), 403–414. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.05.006>
- EOS Data Analytics. (2025). *Índices De Vegetación Y Su Aplicación En La Agricultura Digital*. <https://eos.com/es/blog/indices-de-vegetacion/>
- FAOSTAD. (2025). *Alliance Bioversity International - CIAT*. https://alliancebioversityciat.org/search?search_api_fulltext=bean&field_themes_tid=6067&type=All
- Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2025). *FAOSTAT*. <https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL/visualize>
- Gano, B., Bhadra, S., Vilbig, J. M., Ahmed, N., Sagan, V. y Shakoore, N. (2024). Drone-based imaging sensors, techniques, and applications in plant phenotyping for crop breeding: A

- comprehensive review. *The Plant Phenome Journal*, 7(1), Artículo e20100, e20100.
<https://doi.org/10.1002/ppj2.20100>
- Garbulsky, M. F., Peñuelas, J., Gamon, J., Inoue, Y. y Filella, I. (2011). The photochemical reflectance index (PRI) and the remote sensing of leaf, canopy and ecosystem radiation use efficiencies: A review and meta-analysis. *Remote Sensing of Environment*, 115(2), 281–297.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.08.023>
- García, A., Gaju, O., Bowerman, A. F., Buck, S. A., Evans, J. R., Furbank, R. T., Gilliam, M., Millar, A. H., Pogson, B. J., Reynolds, M. P., Ruan, Y.-L., Taylor, N. L., Tyerman, S. D. y Atkin, O. K. (2023). Enhancing crop yields through improvements in the efficiency of photosynthesis and respiration. *New Phytologist*, 237(1), 60–77. <https://doi.org/10.1111/nph.18545>
- Gitelson, A. A. (2004). *Wide Dynamic Range Vegetation Index for Remote Quantification of Biophysical Characteristics of Vegetation*.
- Goggin, F. L., Lorence, A. y Topp, C. N. (2015). Applying high-throughput phenotyping to plant-insect interactions: Picturing more resistant crops. *Current Opinion in Insect Science*, 9, 69–76.
<https://doi.org/10.1016/j.cois.2015.03.002>
- Hazzard. (2022). *Two-spotted Spider Mite: Vegetable: Center for Agriculture, Food, and the Environment at UMass Amherst*. <https://www.umass.edu/agriculture-food-environment/vegetable/fact-sheets/two-spotted-spider-mite>
- Hunt, E. R., Doraiswamy, P. C., McMurtrey, J. E., Daughtry, C. S., Perry, E. M. y Akhmedov, B. (2013). A visible band index for remote sensing leaf chlorophyll content at the canopy scale.
- Instituto interamericano de cooperación para la agricultura. (2023). Guía de identificación y manejo integrado de las enfermedades del frijol en América Central.
<https://repositorio.iica.int/items/f8d54abc-75f3-4aa4-950a-e4e0213b2cfb>
- Juan Carlos Rosas (2011). Contribuciones del Programa de Investigaciones en Frijol en Centro América y El Caribe. *CEIBA*, 52(1), 65–73. <https://revistas.zamorano.edu/CEIBA/article/view/489>

- Lams, A., Lidia Chang-Sidorchuk y Y. Martínez-Zubiaur. (2024, 9 de diciembre). (PDF) *Genotipos de frijol (Phaseolus vulgaris) común con resistencia a BGYMV en Cuba*. https://www.researchgate.net/publication/361322853_Genotipos_de_frijol_Phaseolus_vulgaris_comun_con_resistencia_a_BGYMV_en_Cuba
- Lazarević, B., Carović-Stanko, K., Živčak, M., Vodnik, D., Javornik, T. y Safner, T. (2022). Classification of high-throughput phenotyping data for differentiation among nutrient deficiency in common bean. *Frontiers in Plant Science*, 13, 931877. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.931877>
- Lundgren, J. G. y Fergen, J. K. (2010). The effects of a winter cover crop on *Diabrotica virgifera* (Coleoptera: Chrysomelidae) populations and beneficial arthropod communities in no-till maize. *Environmental Entomology*, 39(6), 1816–1828. <https://doi.org/10.1603/EN10041>
- Ninomiya, S. (2022). High-throughput field crop phenotyping: Current status and challenges. *Breeding Science*, 72(1), 3–18. <https://doi.org/10.1270/jsbbs.21069>
- Nițu, A., Florea, C., Ivanovici, M. y Racoviteanu, A. (2025). Ndzi and Beyond: Vegetation Indices as Features for Crop Recognition and Segmentation in Hyperspectral Data. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 25(12), 3817. <https://doi.org/10.3390/s25123817>
- PIX4Dfields. (2025). *PIX4Dfields Software avanzado de mapeo agrícola para análisis aéreo de cultivos y agricultura digital*. | Pix4D. <https://www.pix4d.com/es/producto/pix4dfields/>
- Q. Xie et al. (2014). (PDF) *Estimating Winter Wheat Leaf Area Index From Ground and Hyperspectral Observations Using Vegetation Indices*. https://www.researchgate.net/publication/297136931_Estimating_Winter_Wheat_Leaf_Area_Index_From_Ground_and_Hyperspectral_Observations_Using_Vegetation_Indices
- Rutkoski, J., Poland, J., Mondal, S., Autrique, E., Pérez, L. G., Crossa, J., Reynolds, M. y Singh, R. (2016). Canopy Temperature and Vegetation Indices from High-Throughput Phenotyping Improve

- Accuracy of Pedigree and Genomic Selection for Grain Yield in Wheat. *G3 (Bethesda, Md.)*, 6(9), 2799–2808. <https://doi.org/10.1534/g3.116.032888>
- S. Singh y L. Jackai (1988). The Legume Pod-Borer, *Maruca testulalis* (Geyer): Past, Present and Future Research. *International Journal of Tropical Insect Science*. <https://www.semanticscholar.org/paper/The-Legume-Pod-Borer%2C-Maruca-testulalis-%28Geyer%29:-Singh-Jackai/c5bf516ac3f3af5d13823692b4cd080200fb66b1>
- Schoonhoven, A. y Pastor Corrales, M. A. (1987). *Sistema estándar para la evaluación de germoplasma de frijol*. International Center for Tropical Agriculture. <https://cgspace.cgiar.org/items/076034e1-bbf7-4fc8-bc9d-4a48e2d0c01b>
- Symphorien Agbahoungba, Benjamin Dation y Maxwell Billah. (2021). *Flower bud thrips (Megalurothrips sjostedti Trybom) population diversity and sources of resistance among Benin cowpea germplasm*. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/aab.12713>
- Unidad de Investigación y Desarrollo de Cultivos. (2025). *Protocolo de evaluación PIF*.
- Verheyen, J., Dhondt, S., Abbeloos, R., Eeckhout, J., Janssens, S., Leyns, F., Scheldeman, X., Storme, V. y Vandelook, F. (2024). High-throughput phenotyping reveals multiple drought responses of wild and cultivated Phaseolinae beans. *Frontiers in Plant Science*, 15, 1385985. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1385985>
- Viña, A., Gitelson, A. A., Nguy-Robertson, A. L. y Peng, Y. (2011). (PDF) *Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops*. https://www.researchgate.net/publication/215660766_Comparison_of_different_vegetation_indices_for_the_remote_assessment_of_green_leaf_area_index_of_crops
- Volpato et al. (2021). *Frontiers | High Throughput Field Phenotyping for Plant Height Using UAV-Based RGB Imagery in Wheat Breeding Lines: Feasibility and Validation*. <https://www.frontiersin.org/journals/plant-science/articles/10.3389/fpls.2021.591587/full#F1>

- Wang, Z., Hao, J., Shi, X., Wang, Q., Zhang, W., Li, F., Mur, L. A. J., Han, Y., Hou, S., Han, J. y Sun, Z. (2024). Integrating dynamic high-throughput phenotyping and genetic analysis to monitor growth variation in foxtail millet. *Plant Methods*, 20(1), 168. <https://doi.org/10.1186/s13007-024-01295-z>
- Weiss, F, J. y G, D. (2020). *Remote sensing for agricultural applications: A meta-review*.
- Yu, H., Weng, L., Wu, S., He, J., Yuan, Y., Wang, J., Xu, X. y Feng, X. (2024). Time-Series Field Phenotyping of Soybean Growth Analysis by Combining Multimodal Deep Learning and Dynamic Modeling. *Plant Phenomics (Washington, D.C.)*, 6, 158. <https://doi.org/10.34133/plantphenomics.0158>
- Zarco-Tejada, P. J., Camino, C., Beck, P. S., Calderon, R., Hornero, A., Hernández-Clemente, R. y ... & González-Dugo, V. (2018). *Previsual symptoms of Xylella fastidiosa infection revealed in spectral plant-trait alterations - PubMed*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29942047/>
- Zha, H., Miao, Y., Wang, T., Li, Y., Zhang, J [Jing], Sun, W., Feng, Z. y Kusnierek, K. (2020). Improving Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing-Based Rice Nitrogen Nutrition Index Prediction with Machine Learning. *Remote Sensing*, 12(2), 215. <https://doi.org/10.3390/rs12020215>
- Zhang, Q., Luan, R., Wang, M., Zhang, J [Jinmeng], Yu, F., Ping, Y. y Qiu, L. (2024). Research Progress of Spectral Imaging Techniques in Plant Phenotype Studies. *Plants*, 13(21), 3088. <https://doi.org/10.3390/plants13213088>

Anexos

Anexo A

Descripción de los índices multispectrales evaluados durante el estudio.

En el análisis de estas imágenes se utilizaron los índices siguientes según (EOS Data Analytics, 2025; Nițu et al., 2025):

NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada)

Descripción: Es el índice de vegetación más utilizado en teledetección y agricultura de precisión para evaluar la cobertura y el vigor vegetal. NDVI cuantifica la biomasa fotosintéticamente activa aprovechando el contraste espectral: la clorofila de las hojas absorbe fuertemente la luz roja, mientras que el tejido vegetal refleja intensamente la luz en el infrarrojo cercano. Valores altos de NDVI (cerca de +1) indican vegetación densa y saludable (alto contenido de clorofila), mientras que valores bajos o cercanos a 0 sugieren escasa vegetación o estrés.

Aplicación: Monitoreo del crecimiento del cultivo (vigor y densidad foliar) a lo largo de la temporada, estimación no destructiva de la biomasa y rendimiento potencial, detección de zonas con diferente disponibilidad hídrica en el suelo, y diagnóstico temprano de estrés (hídrico, nutricional o por plagas) en plantaciones de frijol. Es especialmente útil durante las etapas medias de crecimiento del cultivo, cuando la cubierta vegetal es suficiente para reflejar claramente la señal de la vegetación.

GNDVI (Índice Verde de Diferencia Normalizada)

Descripción: Es una variante del NDVI que emplea la banda del verde visible en lugar de la roja. Esta modificación aumenta la sensibilidad al contenido de clorofila en las hojas, ya que la banda verde es reflejada en mayor proporción por la vegetación saludable (mientras que la roja es más absorbida por la clorofila). En consecuencia, GNDVI suele ser más sensible que NDVI para detectar cambios en la concentración de clorofila foliar y es menos influenciado por el fondo del suelo.

Aplicación: Se utiliza para un monitoreo más preciso del estado nutricional del cultivo. Por ejemplo, en frijol puede ayudar a detectar deficiencias de nitrógeno o estrés antes de que sean

visibles, gracias a su mayor exactitud midiendo la clorofila foliar. Es recomendado en etapas de canopia densa o cultivos en madurez, cuando NDVI comienza a saturarse; también para identificar áreas del campo con plantas marchitas o senescentes, dado que GNDVI destaca variaciones sutiles asociadas al envejecimiento del follaje.

NDRE (Índice de Diferencia Normalizada del Borde Rojo)

Descripción: Este índice aprovecha una banda localizada en la transición entre el rojo visible y el infrarrojo (conocida como borde rojo). Al combinar la reflectancia del NIR con la del borde rojo, NDRE logra ser muy sensible al contenido de clorofila en hojas y a variaciones en la densidad del dosel, a la vez que reduce la influencia del fondo del suelo. Solo puede calcularse si el sensor dispone de banda de borde rojo, pero proporciona información valiosa complementaria a NDVI en condiciones de follaje denso.

Aplicación: NDRE se emplea típicamente para monitorear cultivos avanzados o en etapa de madurez, cuando el contenido de clorofila es elevado y NDVI pierde sensibilidad. En agricultura de precisión, es útil para mapear la variabilidad espacial del nitrógeno foliar o necesidades de fertilización, ya que el índice se correlaciona con la clorofila ligada al nitrógeno en plantas. En un cultivo de frijol, NDRE puede ayudar a identificar zonas de menor vigor antes de la cosecha, complementando el NDVI para una gestión más precisa del campo.

BNDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada Azul)

Descripción: Es una variante de NDVI que utiliza la banda azul en lugar de la roja. El BNDVI fue propuesto para situaciones donde la banda roja no está disponible o se encuentra saturada. La luz azul, aunque más susceptible a dispersión atmosférica, puede penetrar mejor ciertos medios (como el agua) que la roja; por ello, BNDVI resulta útil para evaluar vegetación en entornos acuáticos o con alta humedad, donde el azul capta detalles que el rojo no. Este índice destaca también por reducir ciertos efectos del suelo en la señal de la vegetación al usar el canal azul.

Aplicación: Se ha empleado en mapeo de vegetación cuando se busca minimizar la influencia del suelo expuesto, en la estimación de parámetros como el LAI (Índice de Área Foliar) o incluso en predicción de rendimiento de cultivos. En el caso de frijol, BNDVI podría ser útil para monitorear parcelas en etapas iniciales (con menor cobertura, donde NDVI se contamina más por el fondo) o en condiciones de campo encharcado, aprovechando la capacidad del azul para diferenciar la vegetación del agua. No obstante, debido a la mayor dispersión atmosférica en el azul, suele usarse de forma complementaria con otros índices.

LCI (Índice de Clorofila de la Hoja, Leaf Chlorophyll Index)

Descripción: El LCI es un índice diseñado para estimar el contenido de clorofila en las hojas de plantas superiores. Tiene fundamento en la marcada diferencia espectral entre el infrarrojo cercano (que se refleja mucho en hojas sanas debido a la estructura interna y espacios de aire) y una longitud de onda en el borde rojo (~ 710 nm) asociada fuertemente a la absorción por clorofila. En términos prácticos, LCI resalta cambios sutiles en la concentración de clorofila foliar que otros índices generales pueden pasar por alto. Un valor alto de LCI indica alto verdor y mayor contenido de clorofila, mientras que valores menores pueden sugerir clorosis o estrés en la planta.

Aplicación: Muy empleado para evaluar el estado nutricional de cultivos, dado que la clorofila foliar se relaciona con la disponibilidad de nitrógeno y la salud de la planta. Sus usos incluyen identificar zonas del campo con absorción deficiente de fertilizante nitrogenado, predecir rendimiento en función del contenido de clorofila y generar mapas de prescripción de fertilización variable. En áreas de cobertura foliar completa, LCI brinda información más precisa que NDVI sobre variaciones de clorofila, apoyando decisiones agronómicas informadas.

MCARI (Índice Modificado de Absorción de Clorofila en Reflectancia)

Descripción: El MCARI es un índice de tipo clorofílico que cuantifica la profundidad de la absorción de la clorofila en el espectro de reflectancia. Fue desarrollado como una mejora del índice CARI, incorporando un término de corrección (restando el 20% de la diferencia NIR-verde) para hacer

más evidente la “señal” de la clorofila. El resultado es que MCARI es altamente sensible a variaciones en la concentración de clorofila foliar, al tiempo que considera cambios en la estructura del dosel (índice de área foliar, LAI) que pueden afectar la reflectancia. A diferencia de índices simples, MCARI mantiene su sensibilidad incluso en coberturas vegetales densas o bajo diferentes condiciones de iluminación y fondo.

Aplicación: Se utiliza para una evaluación detallada de la salud del cultivo, poniendo énfasis en la actividad fotosintética. En contextos de agricultura de precisión, MCARI ayuda a detectar estrés nutrimental temprano como deficiencias de nitrógeno, que reducen la clorofila con mayor precisión que NDVI. Además, es especialmente útil cuando hay mucha reflectancia de fondo de suelo u otros materiales en la imagen, ya que su formulación reduce ese ruido. Por esta razón, suele recomendarse complementarlo con NDVI o medirlo junto con LAI para distinguir si una reducción en verdor se debe a menor área foliar o a menor contenido de clorofila. En suma, MCARI aporta una herramienta robusta para monitorear la salud del frijol optimizando la interpretación de la firma espectral en escenarios complejos.

SIPI2 (Índice de Pigmentos Insensible a la Estructura)

Descripción: También llamado simplemente SIPI, este índice fue concebido para condiciones de estructura de dosel altamente variable. El SIPI relaciona las reflectancias NIR, azul y rojo de manera que estima la proporción de carotenoides a clorofila en la vegetación. En términos prácticos, valores crecientes de SIPI indican un aumento relativo de pigmentos carotenoides (amarillos/anaranjados) frente a la clorofila verde, lo que suele significar que la planta está bajo estrés o iniciando senescencia. Esto se debe a que ante ciertos tipos de estrés (enfermedades, deficiencias, envejecimiento), la clorofila disminuye y los carotenoides se vuelven más evidentes. El SIPI es insensible a la arquitectura del dosel, por lo que separa los cambios de pigmento de los efectos de una copa más o menos densa.

Aplicación: Ideal para monitorizar la salud de cultivos cuando el follaje presenta variabilidad estructural. En un campo de frijol, el SIPI podría emplearse para detectar los primeros indicios de

enfermedades foliares u otros factores de estrés antes de que sean visibles a simple vista. En resumen, SIPI apoya la identificación temprana de problemas fitosanitarios (clorosis, infestaciones) al margen de la variación en biomasa o cobertura, contribuyendo a tomar acciones preventivas oportunas en el manejo del frijol.

TGI (Índice de Verdor Triangular)

Descripción: El TGI es un índice espectral que utiliza únicamente las bandas visibles (RGB) para estimar el verdor o contenido de clorofila de la vegetación. Matemáticamente, se basa en el área de un triángulo formado por las reflectancias en aproximadamente 480 nm (azul), 550 nm (verde) y 670 nm (rojo). Fue desarrollado como una alternativa para estimar la clorofila foliar a escala de dosel usando cámaras RGB convencionales. Un valor alto de TGI corresponde a un verdor intenso (mayor contenido de clorofila), mientras que valores bajos indican follaje menos verde o más ralo. Estudios han mostrado que el TGI es un indicador bastante confiable de la clorofila en áreas de cobertura foliar alta, funcionando como un proxy de la clorofila donde no se dispone de infrarrojo cercano.

Aplicación: Dado que solo requiere imágenes RGB, el TGI es muy útil para monitorear cultivos con drones o cámaras digitales comunes, evitando la necesidad de sensores multiespectrales costosos. Esto permite detectar zonas con posible estrés (donde TGI disminuye) aun sin tener imágenes NIR. En condiciones de iluminación homogénea y alta cobertura, el TGI proporciona estimaciones fiables de la clorofila foliar, apoyando la gestión agronómica (fertilización, riego) basada en la variación espacial del vigor del frijol.

VARI (Índice Visible Resistente a la Atmósfera)

Descripción: El VARI es un índice diseñado para realzar la señal de la vegetación usando únicamente las bandas roja, verde y azul, con la particularidad de ser resistente a distorsiones atmosféricas. A diferencia de otros índices RGB, el VARI minimiza la influencia de cambios en la iluminación o presencia de neblina/polvo, gracias a que la fórmula combina las bandas de manera que corrige la dispersión en el azul y el efecto del brillo del suelo. En consecuencia, presenta una baja

sensibilidad a las variaciones atmosféricas: el error al monitorear vegetación bajo distintos espesores de atmósfera es típicamente <10%. Este índice correlaciona bien con la fracción de cubierta verde y la densidad de follaje en condiciones de canopia abierta o moderada.

Aplicación: VARI es ideal para evaluar el estado de cultivos mediante imágenes RGB en campo, especialmente en situaciones donde las condiciones atmosféricas no son óptimas o se desea consistencia entre distintos vuelos/fechas. Se utiliza cuando se requiere una sensibilidad mínima a efectos atmosféricos por caso, al comparar imágenes de diferentes momentos del día o entre días con distinto contenido de aerosoles. En resumen, VARI permite monitorear el vigor de la vegetación de forma robusta con sensores simples, apoyando decisiones de manejo (riego, fertilización) basadas en la variabilidad observada sin preocuparse tanto por las condiciones ambientales al momento de la captura.

Anexo B

Intervalos de comportamiento de índices multispectrales en etapa de floración en el programa de mejoramiento de frijol de la UIDC de la Universidad Zamorano.

BNDVI*

	Nivel de Daño vs BNDVI_P4D (Índice)		Incidencia (%) vs BNDVI_P4D (Índice)		Rendimiento (Kg/Ha) vs BNDVI_P4D (Índice)
9	0.605 – 0.62	28.4% - 31.9%	0.605 – 0.62	1475.97 – 1761.9	0.605 – 0.62
8	0.59 – 0.605	24.8% - 28.4%	0.59 – 0.605	1761.9 – 2047.84	0.59 – 0.605
7	0.576 – 0.59	21.3% - 24.8%	0.576 – 0.59	2047.84 – 2333.78	0.576 – 0.59
6	0.561 – 0.576	17.7% - 21.3%	0.561 – 0.576	2333.78 – 2619.71	0.561 – 0.576
5	0.546 – 0.561	14.2% - 17.7%	0.546 – 0.561	2619.71 – 2905.65	0.546 – 0.561
4	0.531 – 0.546	10.6% - 14.2%	0.531 – 0.546	2905.65 – 3191.58	0.531 – 0.546
3	0.517 – 0.531	7.1% - 10.6%	0.517 – 0.531	3191.58 – 3477.52	0.517 – 0.531
2	0.502 – 0.517	3.5% - 7.1%	0.502 – 0.517	3477.52 – 3763.46	0.502 – 0.517
1	0.487 – 0.502	0% - 3.5%	0.487 – 0.502	3763.46 – 4049.39	0.487 – 0.502

TGI*

	Nivel de Daño vs TGI (Índice)		Incidencia (%) vs TGI (Índice)		Rendimiento (Kg/Ha) vs TGI (Índice)
9	2.932 – 3.088	28.4% - 31.9%	2.932 – 3.088	1475.97 – 1761.9	2.932 – 3.088
8	2.776 – 2.932	24.8% - 28.4%	2.776 – 2.932	1761.9 – 2047.84	2.776 – 2.932
7	2.62 – 2.776	21.3% - 24.8%	2.62 – 2.776	2047.84 – 2333.78	2.62 – 2.776
6	2.463 – 2.62	17.7% - 21.3%	2.463 – 2.62	2333.78 – 2619.71	2.463 – 2.62
5	2.307 – 2.463	14.2% - 17.7%	2.307 – 2.463	2619.71 – 2905.65	2.307 – 2.463
4	2.151 – 2.307	10.6% - 14.2%	2.151 – 2.307	2905.65 – 3191.58	2.151 – 2.307
3	1.995 – 2.151	7.1% - 10.6%	1.995 – 2.151	3191.58 – 3477.52	1.995 – 2.151
2	1.838 – 1.995	3.5% - 7.1%	1.838 – 1.995	3477.52 – 3763.46	1.838 – 1.995
1	1.682 – 1.838	0% - 3.5%	1.682 – 1.838	3763.46 – 4049.39	1.682 – 1.838

SIPI2**

	Nivel de Daño vs SIPI2_P4D (Indice)	Incidencia (%) vs SIPI2_P4D (Indice)	Rendimiento (Kg/Ha) vs SIPI2_P4D (Indice)
9	0.911 – 0.918	28.4% - 31.9%	1475.97 – 1761.9
8	0.903 – 0.911	24.8% - 28.4%	1761.9 – 2047.84
7	0.895 – 0.903	21.3% - 24.8%	2047.84 – 2333.78
6	0.888 – 0.895	17.7% - 21.3%	2333.78 – 2619.71
5	0.88 – 0.888	14.2% - 17.7%	2619.71 – 2905.65
4	0.872 – 0.88	10.6% - 14.2%	2905.65 – 3191.58
3	0.865 – 0.872	7.1% - 10.6%	3191.58 – 3477.52
2	0.857 – 0.865	3.5% - 7.1%	3477.52 – 3763.46
1	0.849 – 0.857	0% - 3.5%	3763.46 – 4049.39

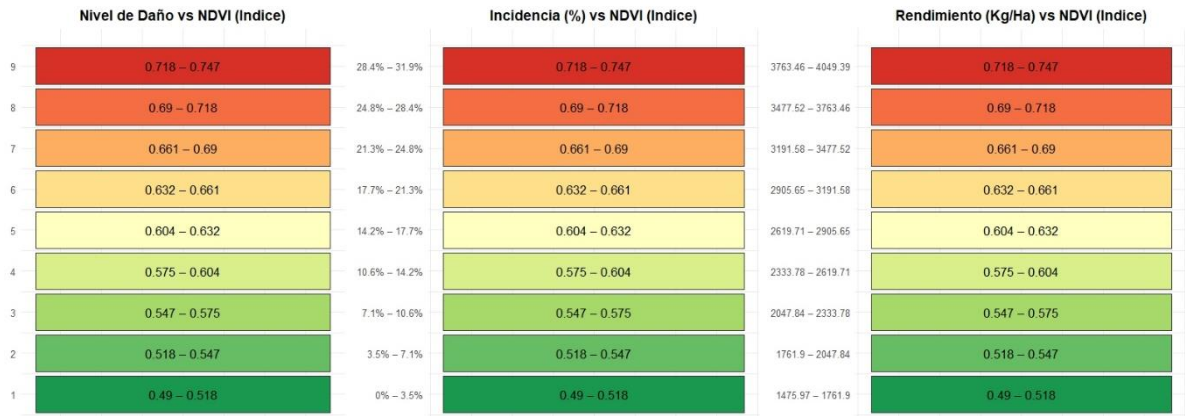
TGI**

	Nivel de Daño vs TGI_P4D (Indice)	Incidencia (%) vs TGI_P4D (Indice)	Rendimiento (Kg/Ha) vs TGI_P4D (Indice)
9	0.191 – 0.199	28.4% - 31.9%	1475.97 – 1761.9
8	0.182 – 0.191	24.8% - 28.4%	1761.9 – 2047.84
7	0.174 – 0.182	21.3% - 24.8%	2047.84 – 2333.78
6	0.165 – 0.174	17.7% - 21.3%	2333.78 – 2619.71
5	0.157 – 0.165	14.2% - 17.7%	2619.71 – 2905.65
4	0.149 – 0.157	10.6% - 14.2%	2905.65 – 3191.58
3	0.14 – 0.149	7.1% - 10.6%	3191.58 – 3477.52
2	0.132 – 0.14	3.5% - 7.1%	3477.52 – 3763.46
1	0.124 – 0.132	0% - 3.5%	3763.46 – 4049.39

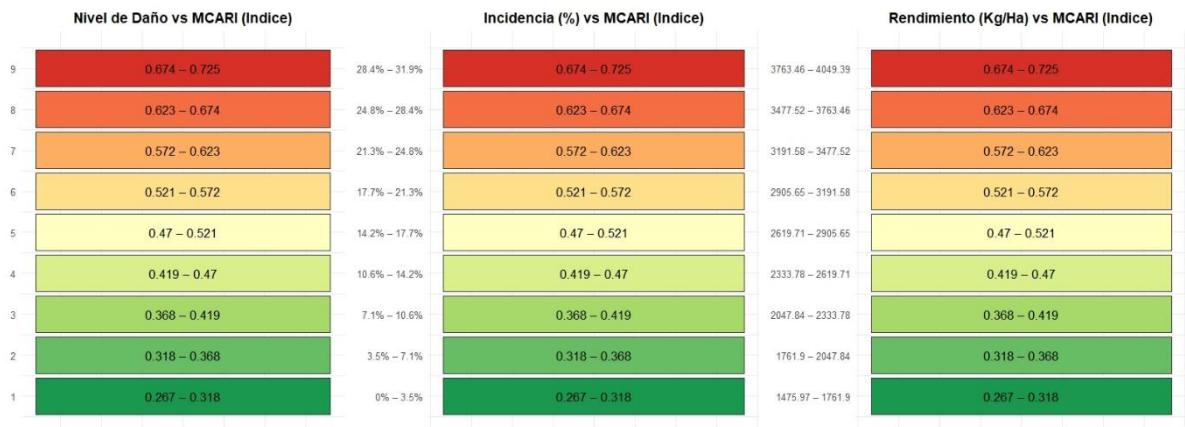
BNDVI**

	Nivel de Daño vs BNDVI (Indice)	Incidencia (%) vs BNDVI (Indice)	Rendimiento (Kg/Ha) vs BNDVI (Indice)
9	0.759 – 0.779	28.4% - 31.9%	3763.46 – 4049.39
8	0.738 – 0.759	24.8% - 28.4%	3477.52 – 3763.46
7	0.717 – 0.738	21.3% - 24.8%	3191.58 – 3477.52
6	0.696 – 0.717	17.7% - 21.3%	2905.65 – 3191.58
5	0.675 – 0.696	14.2% - 17.7%	2619.71 – 2905.65
4	0.654 – 0.675	10.6% - 14.2%	2333.78 – 2619.71
3	0.634 – 0.654	7.1% - 10.6%	2047.84 – 2333.78
2	0.613 – 0.634	3.5% - 7.1%	1761.9 – 2047.84
1	0.592 – 0.613	0% - 3.5%	1475.97 – 1761.9

NDVI**



MCARI**

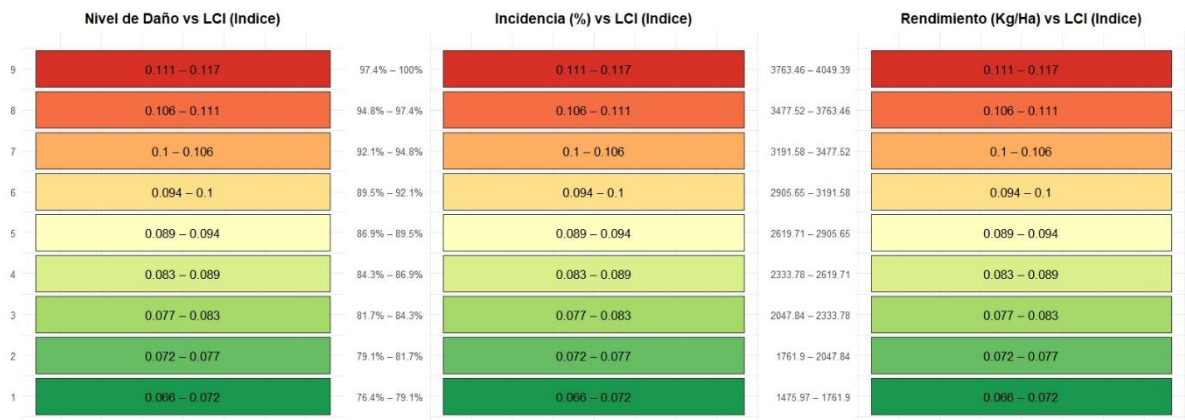


Nota. * Índice evaluado en PIX4D FIELDS** Índice evaluado en QGIS

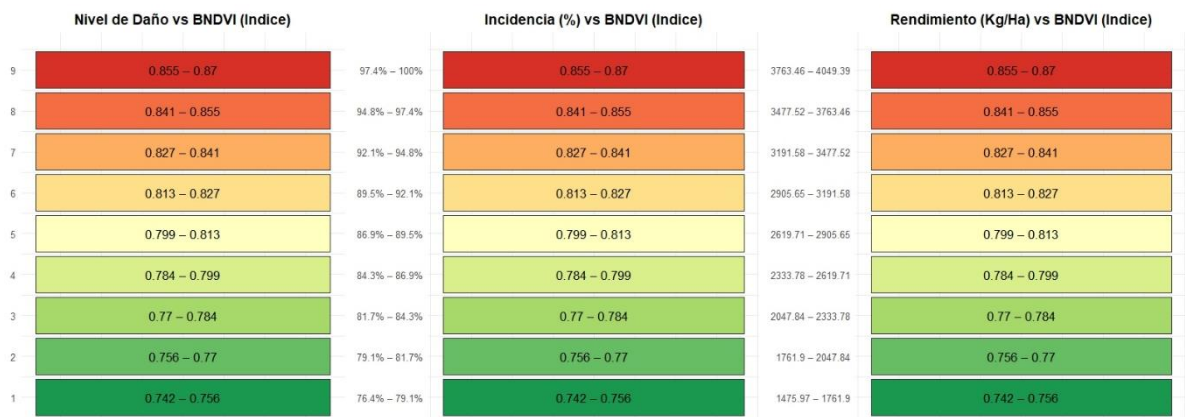
Anexo C

Intervalos de comportamiento de Índices multispectrales en la etapa de madurez fisiológica en el programa de mejoramiento de frijol de la UIDC de la Universidad Zamorano.

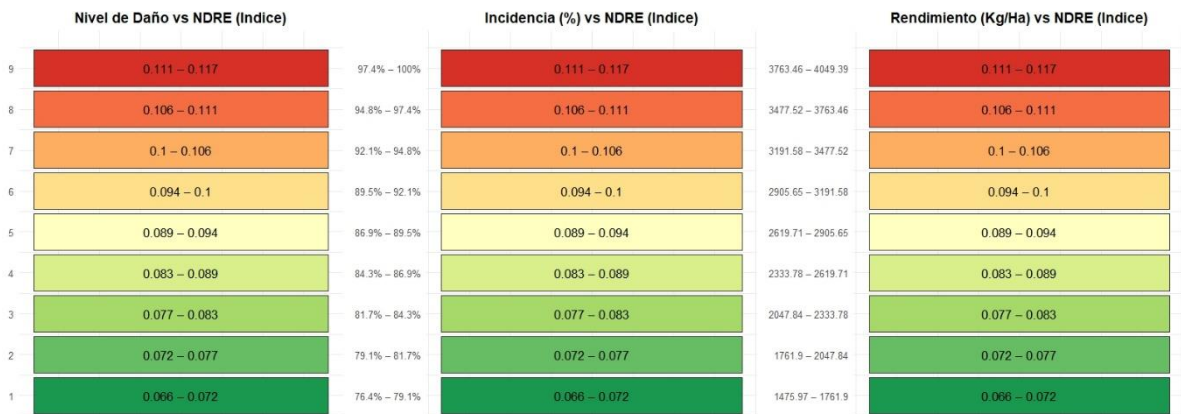
LCI**



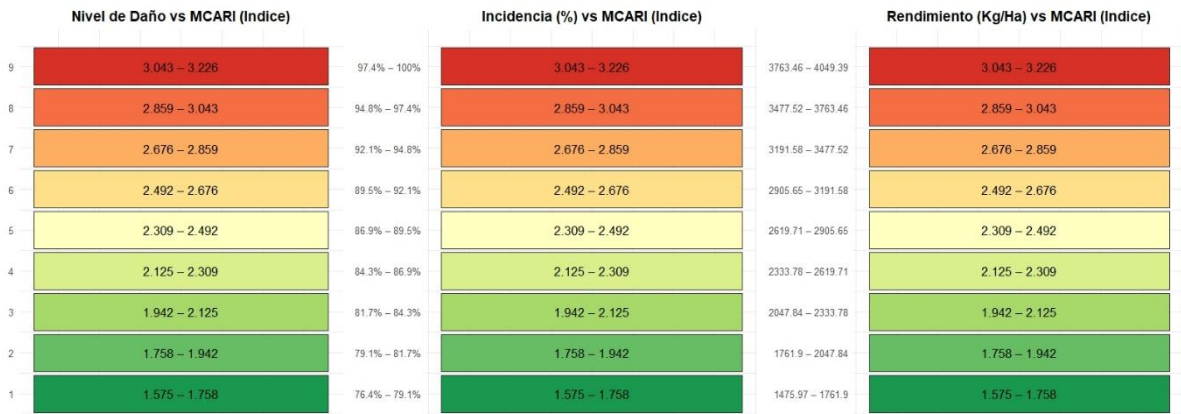
BNDVI**



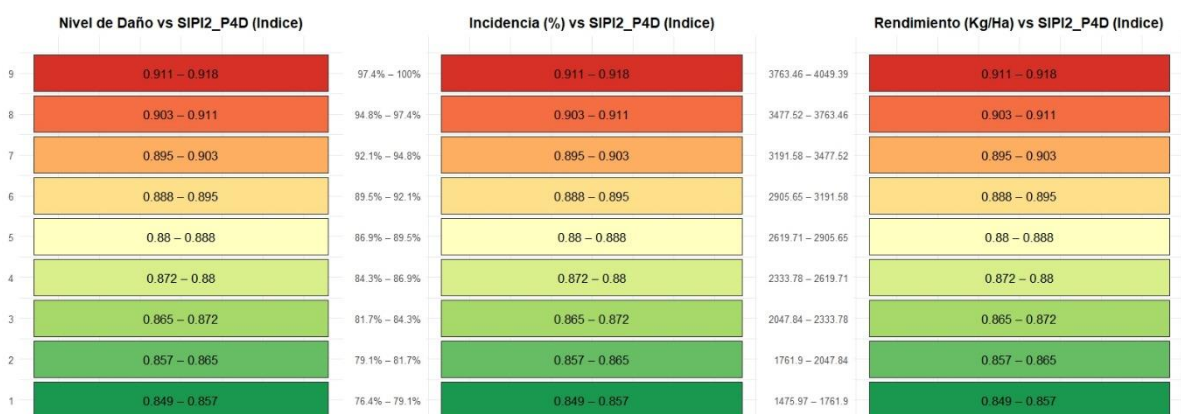
NDRE**



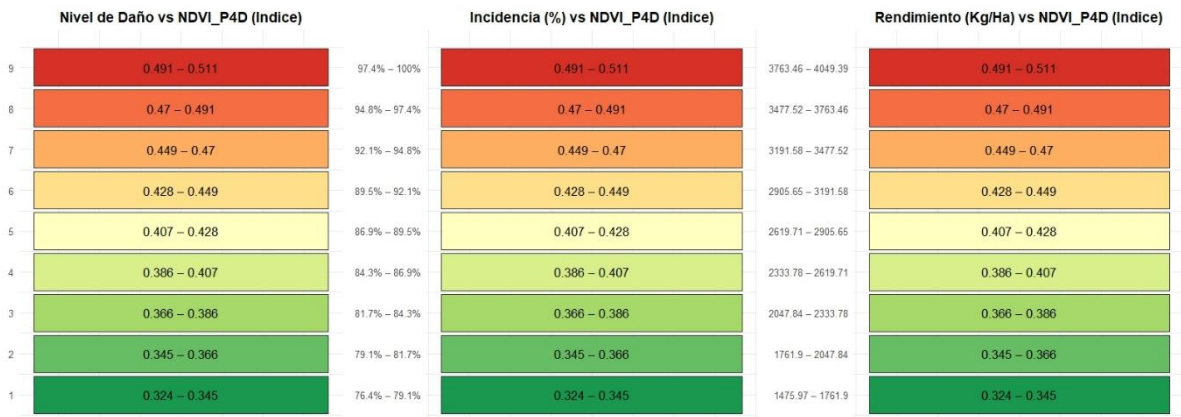
MCARI**



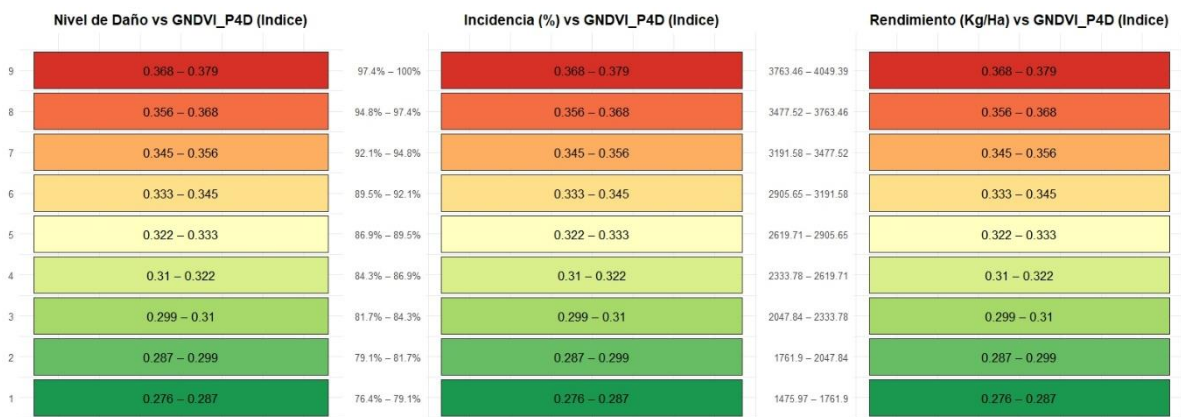
SIPI2*



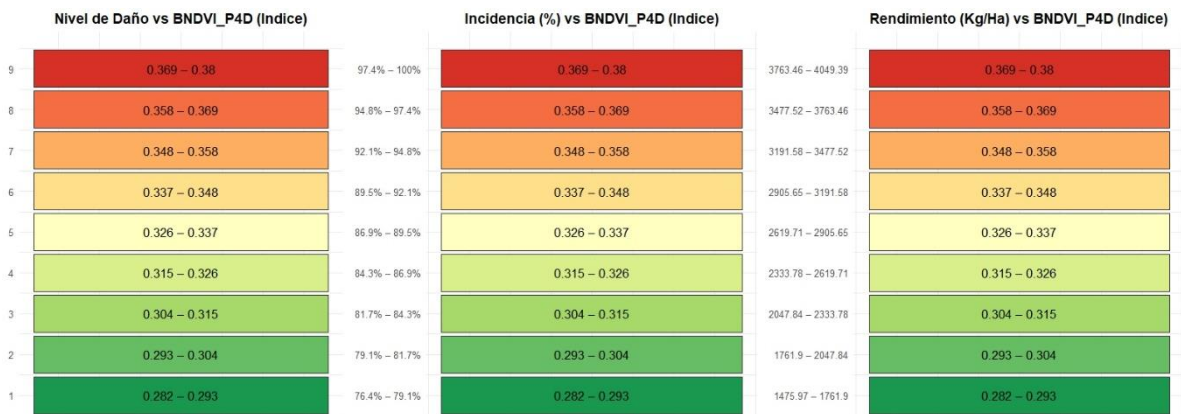
NDVI*



GNDVI*



BNDVI*



Nota. * Índice evaluado en PIX4D FIELDS** Índice evaluado en QGIS