



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio

Omar Yesid Cristancho Rojas

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Bogotá, Colombia

2023

Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio

Omar Yesid Cristancho Rojas

Tesis o trabajo de investigación presentada(o) como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Geomática

Director (a):

M.Sc.. Luis Joel Martínez Martínez

Codirector (a):

D.Sc Aquiles Enrique Darghan Contreras

Línea de Investigación:

Geoinformación para el uso sostenible de los recursos naturales

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Bogotá, Colombia

2023

Dedicatoria

A mis padres, hermana y abuelas, por brindarme un hogar lleno de amor en la presencia de Dios.

“Man must rise above the Earth, to the top of the atmosphere and beyond, for only thus will he fully understand the world in which he lives.”

Sócrates

Agradecimientos

Quiero agradecer al profesor Luis Joel Martínez por dirigir este trabajo, por su apoyo a lo largo de mi proceso académico, en especial, por generar en mí el interés por el pensamiento espacial y siempre brindarme de su conocimiento.

Agradezco al profesor Enrique Darghan por su asesoría en este trabajo y sus palabras de apoyo a lo largo del proceso. A mi amigo, Johan Urquijo, por su gran colaboración en el desarrollo de este trabajo.

Al grupo semillero liderado por el profesor Camilo León, a Jorge Rodríguez y Víctor Angulo y a los demás compañeros que nos acompañaron en la toma de datos, en especial a la Ing. Lorena Lugo y a Diego Alvarado, por su apoyo en las largas jornadas de muestreo.

A McCain Andinos por los recursos físicos para el montaje de los ensayos de este trabajo, al Ing. Jorge Saavedra, al Ing. Héctor Villamil, a Clara piñeros y Jorge Díaz por su colaboración para este proyecto.

Resumen

Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

El uso racional de fertilizantes es una medida que busca la sostenibilidad del sistema productivo de papa en Colombia, ya que con esto se puede reducir el efecto ambiental y los costos asociados a la fertilización del cultivo. El objetivo de este trabajo fue evaluar el uso de información espectral para estimar el estado nutricional de *Solanum tuberosum* L, variedad Bacatá bajo diferentes niveles de fertilización, para esto se realizó un ensayo en un lote comercial de papa en Soacha, Cundinamarca, Colombia. Se estableció un diseño en medidas repetidas para un arreglo en bloques generalizados y al azar usando los tiempos como factor intra-sujetos, con ocho tratamientos con variación en nitrógeno (N) y potasio (K). Se evaluó la respuesta híperespectral entre los 350 a 2500nm con un sensor FieldSpec Standar-Res ® y se tomaron fotografías con una cámara multiespectral Micasense Red-edge M ®. Las variables nutricionales se midieron con sensores de ion selectivo Laqua ® y clorofilometro SPAD. Las mediciones se llevaron a cabo entre los 65 y 107 DDS. Se encontró que hubo efecto de los tratamientos y la época en la respuesta espectral de las plantas de papa por los cambios en la concentración de pigmentos, ya que hubo efecto de los tratamientos sobre el contenido de nitratos y en los valores SPAD. Sin embargo, no hubo efecto sobre el contenido de K en peciolo. Los índices de vegetación obtenidos con el sensor híperespectral que se basaron en la reflectancia de la región entre los 445 y 850 nm fueron los que más correlación obtuvieron con el contenido de nitratos y unidades SPAD. En las imágenes multiespectrales se registró la reflectancia más alta en las regiones del Red-Edge y NIR con las dosis más altas de fertilizante nitrogenado, además se encontró que los índices PSSRa, PSSRc y DATT-4 fueron los más sensibles a los cambios generados por la época de medición y los tratamientos evaluados, lo que los convierte en parámetros con potencial en la estimación del estado nutricional para la variedad Bacatá.

Palabras clave: (índices de vegetación, región *Red-edge*, sensores de ion selectivo, medidas repetidas en el tiempo).

- X Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.
-

Abstract

Evaluation of the relationship between the nutritional status and the spectral response of the potato crop (*Solanum tuberosum* L.) for the estimation of nitrogen and potassium content.

The rational use of fertilizers is a measure that seeks the sustainability of the potato production system in Colombia, since this can reduce the environmental effect and the costs associated with the fertilization of the crop. The objective of this work was to evaluate the use of spectral information to estimate the nutritional status of *Solanum tuberosum* L, variety Bacatá under different levels of fertilization, for this a trial was carried out in a commercial potato lot in Soacha, Cundinamarca, Colombia. A repeated measures design was established for a generalized and randomized block arrangement using times as an intra-subjects factor, with eight treatments with variation in nitrogen (N) and potassium (K). The hyperspectral response between 350 to 2500nm was evaluated with a FieldSpec Standard-Res ® sensor and photographs were taken with a Micasense Red-edge M ® multispectral camera. Nutritional variables were measured with Laqua ® selective ion sensors and SPAD chlorophyllometer. Measurements were carried out between 65 and 107 DAS. It was found that there was an effect of the treatments and the season on the spectral response of the potato plants due to changes in the concentration of pigments, since there was an effect of the treatments on the nitrate content and on the SPAD values. However, there was no effect on the K content in petioles. The vegetation indices obtained with the hyperspectral sensor that were based on the reflectance of the region between 445 and 850 nm were the ones that obtained the most correlation with the content of nitrates and SPAD units. In the multispectral images, the highest reflectance was recorded in the Red-Edge and NIR regions with the highest doses of nitrogen fertilizer, and it was also found that the PSSRa, PSSRc and DATT-4 indices were the most sensitive to the changes generated by the time of measurement and the treatments evaluated, which makes them parameters with potential in estimating the nutritional status for the Bacatá variety.

Keywords: (vegetation indices, Red-edge region, ion selective sensors, repeated measures in time).

Contenido

Resumen	IX
Abstract	XI
Lista de figuras	XV
Lista de tablas	XVII
Lista de Símbolos y abreviaturas	XIX
Introducción	1
Aproximación conceptual	2
Formulación del problema de investigación	3
Objetivos.....	4
Importancia de la investigación	5
2. Marco teórico	7
2.1 El cultivo de la papa y su fertilización	7
2.1.1 Fertilización y nutrición del cultivo de papa	8
2.2 Respuesta híperespectral en la detección de estrés nutricional en cultivos....	11
2.2.1 Índices espectrales	13
2.3 Análisis de Imágenes espectrales adquiridas con UAV en estudios de nutrición de cultivos.....	17
2.3.1 Fotogrametría con vehículos aéreos no tripulados.....	17
3. Relación de la respuesta híperespectral, índices de vegetación y el estado nutricional de papa bajo diferentes dosis de fertilización nitrogenada y potásica...25	
3.1 Resumen.....	25
3.2 Introducción.....	26
3.3 Materiales y Métodos	29
3.3.1 Zona de estudio y material vegetal	29
3.3.2 Diseño experimental.....	31
3.3.3 Recolección de datos	33
3.3.4 Análisis de datos	36
3.4 Resultados y discusión.....	36
3.4.1 Contenido de nitratos, potasio y unidades SPAD.....	36
3.4.2 Respuesta espectral	44
3.4.3 Relación de la respuesta espectral y el contenido de nitratos, potasio y unidades SPAD.	47
3.4.4 Rendimientos.....	53
3.5 Conclusiones.....	55
3.6 Referencias	55

- XIV Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.
-

4. Evaluación de la respuesta espectral de papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.) bajo diferentes niveles de nitrógeno y potasio usando imágenes multiespectrales capturadas con dron (UAV)	71
4.3 Metodología	74
4.3.1 Zona de estudio y diseño experimental	74
4.3.2 Estimación del contenido nutricional de las plantas.....	78
4.3.3 Captura imágenes multiespectrales.....	78
4.3.4 Procesamiento imágenes multiespectrales.....	80
4.3.5 Postproceso de imágenes multiespectrales.....	83
4.3.6 Análisis estadístico	84
4.4 Resultados	85
4.5 Discusión.....	94
4.6 Conclusiones.....	100
4.7 Referencias	101
5. Consideraciones finales y recomendaciones.....	117
5.1 Conclusiones generales	117
5.2 Recomendaciones.....	118
6. Referencias	119

Lista de figuras

Fig. 2.1 Esquema de interacción entre la radicación solar y los diferentes tejidos de la hoja. A: azul, R: rojo, V: Verde, IR: infrarrojo. Adaptado de (Chivasa et al., 2017; Taiz & Zeiger, 2010).....	12
Fig. 2.2 Esquema de las diferencias en la reflectancia del visible (flecha verde) y del NIR (flecha roja) del dosel en plantas de papa con clorosis asociada a deficiencias de N (a) y sin deficiencias de N (b). Adaptado de (Thompson et al., 2017).....	13
Fig. 2.3 Variación de valores de reflectancia en las diferentes regiones del espectro (350 a 2500 nm) de hojas de papa (<i>S. tuberosum</i>) inoculadas con <i>P. infestans</i> en dos días después de la inoculación (DDI). Var. Diacol-Capiro (n=6). Se muestran los factores de mayor influencia en cada región.....	15
Fig. 2.4 Esquema de un procesamiento basado en algoritmos SIFT, SfM y MVS para imágenes multispectrales obteniendo un ortomosaico con rectificación geométrica y radiométrica, la primera partiendo de datos de posición de la cámara y/o GPC, la segunda con datos obtenidos del sensor DLS acoplado a la cámara y/o valores de reflectancia conocidos, adaptado de (Iglhaut et al., 2019).....	21
Fig. 3.1 Mapa de localización del área de estudio y distribución de los tratamientos del ensayo.	30
Fig. 3.2 Promedio del contenido de nitratos (NO_3^-) (ppm) en savia de peciolo de papa en respuesta a los tratamientos en las cuatro épocas. (n=48).....	37
Fig. 3.3 Variación de NO_3^- (ppm) en savia de peciolo de papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.) cv Bacatá en respuesta a los tratamientos durante cuatro épocas de muestreo.....	38
Fig. 3.4 Promedio de las unidades SPAD para papa en respuesta a diferentes dosis de nitrógeno y potasio en las cuatro épocas. (n=48).	39
Fig. 3.5 Variación de las unidades SPAD para papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.) cv Bacatá en respuesta a los tratamientos durante cuatro épocas de muestreo.	41
Fig. 3.6 Promedio del contenido de potasio (K) (ppm) en peciolo de papa en respuesta a los tratamientos en las cuatro épocas. (n=48).	42
Fig. 3.7 Variación del contenido de K (ppm) en peciolo de papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.) cv Bacatá en respuesta a diferentes dosis de aporte de N y K durante cuatro épocas de muestreo.	43
Fig. 3.8 Reflectancia promedio entre los 450 a 650 nm en las cuatro épocas de muestreo de hojas de papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.) para 8 tratamientos de fertilización.	45
Fig. 3.9 Reflectancia entre los 500 a 600 nm de hojas de papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.) con 8 tratamientos de fertilización a los 65 días después de siembra (DDS) (A), 79 DDS (B), 93 DDS (C) y 105 DDS (D).	46

Fig. 3.10 Reflectancia promedio entre los 750 a 850 nm en las cuatro épocas de muestreo de hojas de papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.) para 8 tratamientos de fertilización.	47
Fig. 3.11 Variación de los valores de los índices SR3 y NDVI_3 en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno (T1:0, T2:58, T3:121, T4:179 kg ha ⁻¹ y T8: control) durante cuatro épocas de muestreo.....	49
Fig. 3.12 Variación de los valores de los índices DWSI2 y el CI en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno (T1:0, T2:58, T3:121, T4:179 kg ha ⁻¹ y T8: control) durante cuatro épocas de muestreo.....	49
Fig. 3.13 Prueba de Tukey (HSD) para el rendimiento total para los tratamientos evaluados en el ensayo.	54
Fig. 4.1 Mapa de la localización del área de estudio y distribución de los tratamientos... 75	
Fig. 4.2 Marcador usado para identificar los puntos de control levantados con la estación total.....	80
Fig. 4.3 Flujo de trabajo usado para el procesamiento de las imágenes en el software Metashape.	81
Fig. 4.4 A. Imagen sin calibración de reflectancia y B. imagen corregida con valores de irradiancia captados con sensor DLS.....	81
Fig. 4.5 Posicionamiento de un marcador sobre el panel de calibración durante el proceso de calibración geométrica.	82
Fig. 4.6 Ortomosaicos obtenidos del procesamiento descrito en la figura 4.2. Marcadores corresponden a localización de los puntos de control terrestres (GCP). Izquierda RGB 321, derecha RGB 521.	83
Fig. 4.7 Mosaicos corregidos con composición RGB:541: A. vuelo realizado el 1-12-2018, B. 15-12-2018, C.29-12-2018 y D. 12-01-2019	87
Fig. 4.8. Reflectancia a los 65 DDS para los ocho tratamientos en las cinco bandas capturadas por el sensor Micasene RedEdge ® sin suelo (A.) y con suelo (B.).	87
Fig. 4.9 Variación de los valores de los índices PSSRa, PSSRc, DATT4 y GNDVI en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno (T1:0, T2:58, T3:121, T4:179 kg ha ⁻¹ y T8: control) durante tres épocas de muestreo.	89
Fig. 4.10 Índice de vegetación GNDVI para las tres épocas de evaluación: a) 65 DDS; B) 79 DDS; C) 93 DDS.	91
Fig. 4.11 Variación de los valores de los índices PSSRb y Clg en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno (T1:0, T2:58, T3:121, T4:179 kg ha ⁻¹ y T8: control) durante tres épocas de muestreo.....	92
Fig. 4.12 Variación de los valores de los índices NDVI y RNDVI en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno (T1:0, T2:58, T3:121, T4:179 kg ha ⁻¹ y T8: control) durante tres épocas de muestreo.....	93

Lista de tablas

Tabla 3-1 Propiedades físicas y químicas del suelo en el lote experimental (Soacha, Cundinamarca).....	31
Tabla 3-2 Dosis comercial recomendada de nitrógeno (N), fósforo (P), potasio (K), calcio (Ca), magnesio (Mg) y boro (B) en kilogramos por hectárea (kg ha^{-1}) de fuentes asimilables para la variedad Bacatá.	32
Tabla 3-3 Tratamientos (T1 a T8) usados en el ensayo en porcentaje (%) de la dosis comercial recomendada y kilogramos por hectárea (kg ha^{-1}) por elemento evaluado.	32
Tabla 3-4 Dosis en kilogramo por hectárea (kg ha^{-1}) de las fuentes químicas (nombre comercial) para el aporte de nutrientes minerales por tratamiento (TTO).	33
Tabla 3-5 Aporte de nutrientes minerales de las fuentes químicas usadas en el ensayo	33
Tabla 3-6 Épocas de muestreo con fecha, días después de siembra (DDS) y estado fenológico.....	34
Tabla 3-7 Índices espectrales de la librería HSDAR evaluados en el estudio	35
Tabla 3-8 Medias del contenido de NO_3^- (ppm) en savia de peciolo de papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.) cv Bacatá en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno y potasio durante cuatro épocas de muestreo.	37
Tabla 3-9 Análisis de varianza tipo ANOVA modificado (MATS) para el contenido de nitratos (NO_3^-) en savia de peciolo de papa en respuesta a diferentes dosis de N y K en las cuatro épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.....	38
Tabla 3-10 Medias de las unidades SPAD para papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.) cv Bacatá en respuesta a diferentes dosis de aporte de N y K durante cuatro épocas de muestreo.	40
Tabla 3-11 ANOVA modificado (MATS) para las unidades SPAD en hojas de papa en respuesta a diferentes dosis de N y K en las cuatro épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.	40
Tabla 3-12 ANOVA modificado (MATS) para el contenido de potasio (K) en savia de peciolo de papa en respuesta a diferentes dosis de N y K en las cuatro épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap	42
Tabla 3-13 Medias del contenido de K (ppm) en savia de peciolo de papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.) cv Bacatá en respuesta a diferentes dosis de aporte de N y K durante cuatro épocas de muestreo.	44
Tabla 3-14 Valores de correlación de Spearman (r) entre los índices multispectrales evaluados y el contenido de nitratos para cuatro épocas de muestreo.	48
Tabla 3-15 Valores de correlación de Spearman entre los índices multispectrales evaluados y los valores SPAD para cuatro épocas de muestreo.....	50
Tabla 3-16 Valores de correlación de Spearman entre los índices multispectrales evaluados y el contenido de potasio para cuatro épocas de muestreo	51
Tabla 3-17 MANOVA modificado (MATS) para el contenido de nitrato, SPAD y componentes principales de índices multispectrales de hojas de papa en respuesta a	

XVIII Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

diferentes dosis de N y k en las cuatro épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.	52
Tabla 3-18 Rendimiento ($t\ ha^{-1}$) para los tratamientos evaluados.....	53
Tabla 4-1 Propiedades físicas y químicas del suelo en el lote experimental (Soacha, Cundinamarca).	74
Tabla 4-2 Épocas de muestreo con fecha, días después de siembra (DDS) y estado fenológico	76
Tabla 4-3 Dosis en kilogramo por hectárea ($kg\ ha^{-1}$) de las fuentes químicas (nombre comercial) para el aporte de nutrientes minerales por tratamiento (TTO).....	77
Tabla 4-4 Aporte de nutrientes minerales de las fuentes químicas usadas en el ensayo	77
Tabla 4-5 Tratamientos (TTO) usados en el ensayo en porcentaje (%) de la dosis comercial recomendada y kilogramos por hectárea ($kg\ ha^{-1}$) por elemento evaluado.	78
Tabla 4-6 Características de las bandas del sensor RedEdge-M (MicaSense, Inc).....	79
Tabla 4-7 Coordenadas de los puntos de control levantados para el ensayo. (EPSG: 3116).	79
Tabla 4-8 Índices espectrales calculados a partir de las imágenes multiespectrales obtenidas con el sensor <i>RedEdge-M</i> (MicaSense, Inc).....	84
Tabla 4-9 ANOVA con estadístico wild Bootstrap (WTS) para los índices multiespectrales obtenidos en parcelas de papa en respuesta a diferentes dosis de N y k en las cuatro épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.	88
Tabla 4-10 MANOVA modificado (MATS) para los índices multiespectrales: PSSRa, PSSRc y DATT-4 calculados con imágenes aéreas de papa en respuesta a diferentes dosis de N y k en las tres épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.	93
Tabla 4-11 MANOVA modificado (MATS) para los índices multiespectrales: GNDVI, PSSRb, NDVI y Clg calculados con imágenes aéreas de papa en respuesta a diferentes dosis de N y k en las tres épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.	94
Tabla 4-12 Parámetros espectrales de importancia para cada grupo de rendimiento en función de diferentes tratamientos de fertilización.	99

Lista de Símbolos y abreviaturas

Símbolos con letras latinas

Símbolo-Abreviatura	Término	Unidad SI
<i>ANOVA</i>	Análisis de varianza	-
<i>Chl</i>	Clorofila	-
<i>DDS</i>	Días después de siembra	-
<i>Ha</i>	Hectárea	-
<i>IV</i>	índice de vegetación	-
<i>K</i>	Potasio	-
<i>N</i>	Nitrógeno	-
<i>nm</i>	Nanómetros	-
NO_3^-	Nitratos	-
<i>PSSR</i>	Pigment specific simple ratio	-
<i>Ton</i>	Tonelada	-
<i>UAV</i>	<i>Unmanned aerial vehicle: vehículo aéreo no tripulado</i>	-

XX Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

Introducción

La papa (*Solanum tuberosum* L.) es un cultivo de alta demanda para el consumo en fresco y para el procesamiento en agroindustria (Naumann, Koch, Pawelzik, Gransee, & Thiel, 2019). A nivel mundial es el más importante en cuanto a la producción con 374.777.763 toneladas (ton) para el 2022, después de los cereales (FAOSTAT, 2018; Nigon et al., 2015). En Colombia, en el año 2023 el área sembrada fue de 112.975 hectáreas (ha) y la producción llegó a 2.573.450 ton ((FEDEPAPA, 2018). Por su parte, las importaciones de papa en el país superaron las exportaciones en cerca de 54.000 ton, registrándose una disminución en las importaciones respecto al 2022 y un crecimiento de las exportaciones cercano al 155% ((FEDEPAPA, 2018).

Dentro del manejo agronómico del cultivo de papa, la fertilización es una práctica fundamental en el proceso productivo debido a la relación de la nutrición vegetal con los aumentos en el rendimiento y la calidad (Gómez, Magnitskiy, & Rodríguez, 2019). Adicionalmente, es uno de los rubros de mayor peso en la estructura de costos del cultivo en Colombia, toda vez que para la papa que se produce con fines industriales ese rubro está cercano a un 20% (Tabares Patiño, Villegas Jaramillo, González Santamaría, & Cotes, 2009), mientras que para papa amarilla (*Solanum tuberosum* grupo Phureja) se encuentra en un 17% (Bautista, Ramírez, & Torres, 2012).

Sumado a la alta demanda de fertilizantes en el cultivo de papa, el aumento de los precios de estos hace que el mejorar la eficiencia en el uso de estos insumos sea una oportunidad para hacer más competitivo el cultivo (Gómez, Magnitskiy, & Rodríguez, 2017). Por otro lado, la racionalización de los insumos usados en los cultivos reduce el impacto sobre los ecosistemas, evitando la acumulación de residuos de pesticidas y fertilizantes en suelos y cuerpos hídricos (Pavlidis, Karasali, & Tsihrintzis, 2020).

(Koch, Naumann, Pawelzik, Gransee, & Thiel, 2019) indican que el nitrógeno (N) es el macronutriente más importante en el desarrollo de la planta y por ende el que más incide en el rendimiento. Dentro de las funciones del N en las plantas se destaca su papel como componente esencial de biomoléculas como la clorofila (Chl), ácidos nucleicos, aminoácidos y enzimas (Marschener, 2012). Por otra parte, (Koch et al., 2019a) reportan

que el potasio (K) es el macronutriente de mayor concentración en el tubérculo, con una alta capacidad de movilidad dentro de las plantas. Las funciones de K incluyen: (i) la activación y estimulación de múltiples enzimas, (ii) el transporte de diversas moléculas dentro de la planta; y (iii) su participación en varios procesos de la osmorregulación (Marschener, 2012).

En los últimos años se han llevado a cabo múltiples investigaciones relacionadas con la búsqueda de una adecuada fertilización de la papa en pro de mejores rendimientos. Por ejemplo, respecto a la variación en dosis NPK, en relación con el efecto de las dosis de N en calidad o en las variables de crecimiento y desarrollo (Ierna & Mauromicale, 2018; Licciardello et al., 2018); (Licciardello et al., 2018); (Marouani & Harbeoui, 2016; Mokrani, Hamdi, & Tarchoun, 2018).

En Colombia se han evaluado metodologías de diagnóstico tempranos de N y K en campo, así como la distribución y acumulación de macronutrientes en cultivares comerciales en la zona central de Colombia (Gómez et al., 2017, 2019); mientras que (Tabares Patiño et al., 2009) evaluaron la respuesta agronómica de una variedad con aptitudes agroindustriales a diferentes dosis NPK en el departamento de Antioquia.

Por otro lado, las diversas investigaciones muestran que el estado nutricional de los cultivos puede ser estimado a través del uso de la información espectral dada su relación con el contenido de pigmentos vegetales y con la estructura del dosel, esta información puede ser proporcionada por sensores proximales, como espectroradiómetros o cámaras (Abdel-Rahman et al., 2017; Zhou, Jabloun, Plauborg, & Andersen, 2018).

Aproximación conceptual

(Basso & Pignaton de Freitas, 2019) indican que dentro de los usos de los UAV (por sus siglas en inglés: *unmanned aerial vehicle*) en agricultura de precisión se encuentran: i) mapeo de áreas, ii) aplicación de agroquímicos mediante aspersión y iii) monitoreo de cultivos; siendo esta última apropiada en la búsqueda de la reducción de los costos de producción, ya que genera información que permite un manejo en el momento y dosis

adecuadas de agroquímicos y fertilizantes (Hunt et al., 2018). Son diversos los estudios efectuados con sensores acoplados a UAV en la estimación del estado nutricional de cultivos transitorios, por ejemplo, en la búsqueda temprana de deficiencias de K en canola (*Brassica napus*) (Severtson et al., 2016), en la determinación de la respuesta de maíz (*Zea mays* L.) a diferentes dosis de N (Corti et al., 2019a), y en el efecto del N sobre el crecimiento del arroz (Cen et al., 2019), entre otros.

En el cultivo de papa se han planteado varios estudios para la evaluación de parámetros nutricionales con información espectral, por ejemplo, (Nigon et al., 2015) usaron una cámara acoplada a una avioneta para determinar deficiencias de N, por su parte, (Zhou et al., 2018) estimaron el contenido de N con información obtenida con un sensor híperespectral en campo, mientras que (Botha, Leblon, Zebarth, & Watmough, 2007) buscaron predecir el contenido de Chl mediante mediciones híperespectrales. Entre tanto, con UAV se han realizado estudios con el fin de evaluar el potencial de la alta resolución espacial en la determinación del contenido de N (Hunt et al., 2018), además se ha buscado la mejora en la captura de las imágenes al usar tomas multiangulares (Roosjen et al., 2018).

En la presente investigación se usaron los datos obtenidos con un sensor híperespectral de laboratorio y un sensor multiespectral acoplado en un UAV en la búsqueda de cambios en la respuesta espectral de plantas de papa asociada a cambios en las dosis de nitrógeno y potasio aportadas al cultivo que permitan una estimación confiable del contenido de estos dos elementos. Este enfoque tuvo como objetivo encontrar los parámetros espectrales que permitan describir de mejor manera los cambios en las plantas asociados a los efectos de las deficiencias de los dos macronutrientes mencionados previamente.

Formulación del problema de investigación

La toma de decisiones en el manejo nutricional de cultivos requiere de información confiable y oportuna, esto con el fin de lograr eficiencia en el uso de recursos y así alcanzar un mejor rendimiento y un menor impacto ambiental (Gómez et al., 2017). En el cultivo de papa la información nutricional puede ser obtenida con muestreos destructivos o indirectos.

Los destructivos incluyen el análisis de tejido foliar tradicional y mediciones de iones en savia obtenida de tallos u hojas, y aplican para la cuantificación de macro y micronutrientes en general; mientras que las mediciones indirectas o no destructivas están orientadas principalmente a la estimación de clorofilas en hojas, como es el caso de las obtenidas con medidores basados en absorbancia como el SPAD (por sus siglas en inglés: *soil plant analyses development*) ((Botha et al., 2007).

Sin embargo, el monitoreo convencional que se realiza de manera visual por personal especializado tiene como desventaja el no poder representar la variabilidad espacial del nutriente a evaluar, dado que el número de muestras no suelen ser suficientes para tal fin por el costo y tiempo requerido en la toma y entrega de resultados, el cual suele exceder el lapso de espera recomendado para una decisión oportuna (Abdel-Rahman et al., 2017; Nigon et al., 2015). Por lo anterior, se plantea que el uso de sensores remotos en el manejo de cultivos tiene gran potencial al proveer información con un componente espacial y con una buena frecuencia temporal, siendo una herramienta adecuada en la búsqueda de la eficiencia de recursos (Souza, Lamparelli, Rocha, & Magalhães, 2017; Zaman-Allah et al., 2015).

Considerando lo expuesto anteriormente, con el presente trabajo se busca dar respuesta a la pregunta: ¿La información espectral brinda una estimación confiable del estado nutricional de las plantas de papa, específicamente de nitrógeno y potasio?, y para ello se plantean dos preguntas específicas i) ¿Cuáles son las regiones del espectro que permiten discriminar el contenido de nitrógeno y potasio en papa? y ii) ¿Cuáles son los índices espectrales obtenidos de imágenes capturadas con UAV que permiten una mejor discriminación del contenido de nitrógeno y potasio en papa?

Objetivos

Con el fin de desarrollar las preguntas previas se establecieron los siguientes objetivos:

Objetivo general

Establecer la relación existente entre el estado nutricional de un cultivo experimental de papa (*Solanum tuberosum* L.) y la respuesta espectral registrada mediante imágenes

multiespectrales y sensores hiperespectrales y su potencial para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

Objetivos específicos

1. Estimar el estado nutricional de plantas de papa (*S. tuberosum* L.) bajo diferentes niveles de fertilización y distintas etapas fenológicas.
2. Determinar la respuesta espectral de la papa (*S. tuberosum* L.) bajo diferentes niveles de fertilización en distintas etapas fenológicas.
3. Determinar la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral de la papa (*S. tuberosum* L.) bajo diferentes niveles de fertilización en distintas etapas fenológicas.
4. Establecer cuáles son los parámetros multiespectrales con mejor desempeño para la estimación del estado nutricional de plantas de papa (*S. tuberosum* L.).

En el presente documento, los objetivos uno, dos y tres se abordan en el capítulo número tres, que se titula: relación de la respuesta hiperespectral, índices de vegetación y el estado nutricional de papa bajo diferentes dosis de fertilización nitrogenada y potásica. Por otro lado, los objetivos dos y cuatro se trabajaron desde la perspectiva de sensores acoplados a aeronaves no tripuladas en el capítulo cuatro: evaluación de la respuesta espectral de bajo diferentes niveles de nitrógeno y potasio usando imágenes multiespectrales capturadas con dron (UAV)

Importancia de la investigación

En Colombia, la implementación de tecnología geoespacial para la toma de decisiones en el cultivo de papa ha estado enfocada a la definición de ambientes óptimos para el desarrollo de las plantas, siendo un ejemplo el estudio de identificación de zonas aptas para el cultivo realizado por la Unidad de Planificación Rural Agropecuaria ((Unidad de Planificación Rural Agropecuaria, 2016) o la implementación de sistemas de encuestas de producción por municipio desarrolladas por las agremiaciones de agricultores.

Sin embargo, a nivel de unidades productivas la zonificación de áreas homogéneas no presenta un desarrollo importante, esto en gran medida por el tamaño de las fincas en Colombia, pues según (Nustez L, 2011) tienen en promedio 0.5 ha de extensión, generando así, que la adopción de metodologías basadas en imágenes satelitales sea compleja dada la resolución espacial de estos sensores.

El uso de sensores acoplados a UAV son una herramienta con alto potencial en el sistema productivo de papa en países como Colombia para la obtención de datos a nivel de lote debido a su capacidad de adquirir información evitando problemas asociados a nubosidad, a un costo bajo y con una resolución espacial detallada (Souza et al., 2017). Esta herramienta dentro de un manejo de la fertilización integrado puede contribuir a la eficiencia en la inversión en pro de hacer más competitivo el proceso productivo debido al peso de este rubro en la estructura de costos (Tabares Patiño et al., 2009).

2. Marco teórico

Este capítulo se divide en tres secciones. La primera sección está enfocada en el cultivo de papa y su fertilización, haciendo énfasis en los dos elementos evaluados en el trabajo: N y K; luego, se presenta una revisión de literatura de estudios centrados en nutrición vegetal realizados en el cultivo de papa. En la segunda sección se hace referencia a la información híperespectral y su uso en estudios para la construcción de parámetros usados en la estimación de estrés nutricional. La última sección trata sobre la información espectral capturada con sensores acoplados a plataformas UAV en el monitoreo de cultivos.

2.1 El cultivo de la papa y su fertilización

La papa (*Solanum tuberosum* L.) es una especie perteneciente a la familia Solanaceae, se cree que su centro de origen está en la frontera entre Perú y Bolivia, ya que es el lugar con la mayor diversidad genética de la especie (Rodríguez-Pérez, 2010). Desde Sudamérica fue llevada a Europa en el periodo de la conquista dado su valor alimenticio, desde entonces ha sido introducida y cultivada en todo el mundo, siendo el subgrupo Chilotanum el más usado en zonas templadas, mientras que en Colombia es el grupo Andígena el más cultivado (L. E. Rodríguez, 2010). Este cultivo tiene una alta demanda para el consumo en fresco y para el procesamiento en agroindustria, ya sea como chips, precocidos o harinas (Naumann et al., 2019).

Es una planta de tipo herbáceo, con una parte aérea compuesta de tallos principales originados a partir del tubérculo semilla, los tallos secundarios se generan desde las yemas axilares de los tallos primarios; las hojas son de tipo compuesto y se insertan a los tallos en espiral (Rodríguez-Pérez, 2010). Los órganos subterráneos están constituidos por raíces de tipo fibroso y estolones que la planta desarrolla desde los nudos de los tallos primarios y que posteriormente con la acumulación de carbohidratos se transformaran en tubérculos, los cuales, son el órgano de interés comercial y pueden llegar a constituir el

- 8 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.
-

85% de la materia seca de la planta al finalizar su ciclo (Ñústes, Castellanos, & Abril, 2009; Rodríguez-Pérez, 2010).

2.1.1 Fertilización y nutrición del cultivo de papa

Dentro del manejo agronómico del cultivo de papa, la fertilización es una práctica fundamental en el proceso productivo debido a la relación de la nutrición vegetal con los aumentos en el rendimiento y la calidad (Gómez et al., 2019). (Koch et al., 2019a) mencionan que, en sistemas bajo condiciones naturales, es decir, sin prácticas de manejo agronómico como la fertilización, la papa no puede alcanzar su rendimiento potencial dado a que las interacciones con entes bióticos y abióticos reduce el crecimiento de las plantas y con ello el llenado de tubérculos.

En Colombia la fertilización se lleva a cabo en dos momentos, uno al momento de siembra y el complemento en el momento del aporque, esta práctica tiene como fin evitar pérdidas y entregar los nutrientes en el momento más adecuado para las plantas (Thompson, Tremblay, Fink, Gallardo, & Padilla, 2017). Sin embargo, una ineficiente aplicación de fertilizantes puede terminar en pérdidas de los elementos debido a percolación cuando es en exceso o en déficit cuando se aplica por debajo de los requerimientos (Ierna & Mauromicale, 2018; Mokrani et al., 2018).

(Gómez et al., 2017) referencian que en los sistemas productivos andinos los elementos minerales de mayor extracción por parte de la papa son el N y el K. Después del hidrogeno (H), carbono (C) y oxígeno (O), el N es el elemento en mayor cantidad en el tejido vegetal (entre el 1 al 5 % de la materia seca) (Marschener, 2012). Es considerado el macronutriente más importante en el desarrollo y crecimiento de la plantas y por ello el que más incide en el rendimiento de los cultivos ((Koch et al., 2019a). Dentro de las funciones de N en las plantas se destaca su papel como componente esencial de biomoléculas como Chl, ácidos nucleicos, aminoácidos y enzimas (Marschener, 2012).

La deficiencia de N en las plantas se muestra inicialmente como una clorosis en las hojas bajas; posteriormente este síntoma se puede generalizar en las demás hojas del dosel,

este fenómeno afecta el proceso de fotosíntesis ya que se manifiesta en una baja concentración de Chl, que es el pigmento encargado de captación de energía para el proceso de fotosíntesis, por ende, el crecimiento y desarrollo se ven reducidos, y bajo condiciones de déficit severo genera que las plantas tengan un porte bajo, con tallos delgados y leñosos (Marschener, 2012; Taiz & Zeiger, 2010).

(Koch et al., 2019a) indican que el K es el macronutriente de mayor concentración en el tubérculo, mientras que a nivel foliar es el segundo después del N. Este elemento presenta una alta movilidad en las plantas y funciones como: (i) activación y estimulación de múltiples enzimas, (ii) transporte de diversas moléculas dentro de la planta; y (iii) participación en varios procesos de la osmorregulación (Marschener, 2012). Uno de los procesos enzimáticos de mayor importancia donde está involucrado el K es la síntesis del almidón, este proceso está altamente relacionado con el rendimiento ya que el llenado del tubérculo depende de la concentración de carbohidratos (Mokrani et al., 2018). La sintomatología por deficiencias de K incluye una clorosis y posterior necrosis del tejido, además de una débil estructura de los tallos ((Taiz & Zeiger, 2010).

En los últimos años, se han llevado a cabo múltiples investigaciones relacionadas con la búsqueda de una adecuada fertilización de la papa en pro de mejores rendimientos y eficiencia en el uso de recursos, por ejemplo, respecto a la variación en dosis N en cultivares de ciclo corto. (Ierna & Mauromicale, 2019) evaluaron la eficiencia de la asimilación del N y encontraron que en materiales de ciclo corto dosis de 100 kg ha⁻¹ presentan altas eficiencias agronómicas, mientras que materiales de ciclo largo las dosis cercanas a 200 kg ha⁻¹ generaron un mejor desempeño en el rendimiento. Dichos autores reportan que en algunos casos las dosis usadas en la región mediterránea pueden llegar a 600 kg ha⁻¹, de allí la importancia de este tipo de estudios.

(Marouani & Harbeoui, 2016) realizaron un estudio con tres dosis de N (0, 50 y 200 kg ha⁻¹) para evaluar el rendimiento y el uso eficiente de N en Túnez. En este estudio se reportó que el rendimiento más alto y eficiencia más baja se registraron con la dosis de 200 kg ha⁻¹. Por otro lado, (Licciardello et al., 2018) evaluaron en Italia el efecto de tres dosis de N (0, 140 y 280 kg ha⁻¹) en la calidad del tubérculo de papa a nivel fisicoquímico con el fin de determinar la dosis con una óptima postcosecha, un aspecto crítico en la producción

10 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

destinada a la agroindustria. Los autores reportaron que con una dosis de 140 kg Ha⁻¹ los parámetros asociados a materia seca y color tienen el mejor comportamiento; así mismo, esta dosis de N alcanzó el mayor rendimiento.

En Colombia los estudios han estado enfocados a variedades de los grupos Andígena y Phureja dado que son los cultivados tradicionalmente en la zona de los Andes (L. E. Rodríguez, 2010). (Tabares Patiño et al., 2009) evaluaron la respuesta agronómica de Diacol Capiro, variedad con aptitudes agroindustriales, a diferentes dosis de N-P-K (500, 1.500 y 3.000 kg ha⁻¹). Los rendimientos más altos fueron obtenidos con la dosis más alta de N-P-K que alcanzó rendimientos de 113 t ha⁻¹; seguido de un rendimiento de 93 t ha⁻¹ para el tratamiento de 1.500 kg. Sin embargo, este experimento se llevó a cabo en condiciones semicontroladas y a muy baja escala por lo que los rendimientos obtenidos sobrepasan por un amplio margen los rendimientos promedios nacionales. Además, en dicho estudio la respuesta del cultivo fue solo medida en términos de rendimiento, dejando de lado indicadores nutricionales.

En la búsqueda de herramientas para el diagnóstico temprano de deficiencias de N y K en campo, (Gómez et al., 2017) evaluaron las mediciones de iones presentes en savia de tallos y tubérculos como método para determinar el estado nutricional y determinaron su relación con el rendimiento de dos variedades del grupo Andígena. Estos autores encontraron que los rendimientos aumentaban a una mayor concentración de K en tallos, mientras que altas concentraciones de nitratos (NO₃⁻) se ve reflejada en disminuciones del rendimiento, lo que los autores relacionaron con un consumo de lujo.

Por su parte (Gómez et al., 2019), también en variedades Andígenas evaluaron la acumulación de NPK en diferentes etapas fenológicas mediante análisis destructivos de tejido, encontrando que la acumulación de estos elementos siguió un modelo logarítmico positivo; esta información es la base para generar planes de fertilización eficientes y determinar etapas críticas para realizar los muestreos.

En síntesis, la correcta fertilización con N y K juega un papel fundamental en el crecimiento y rendimiento del cultivo de papa; sin embargo, en el caso de Colombia, como lo reporta

(Gómez et al., 2019), el desconocimiento de parámetros claves en la nutrición del cultivo provoca que la fertilización en las zonas productoras pueda no ser eficiente económica ni ambientalmente. En el caso del material evaluado en el presente ensayo la información referente a indicadores nutricionales es aún desconocida dado que es un material que está siendo introducido al sistema productivo colombiano.

2.2 Respuesta híperespectral en la detección de estrés nutricional en cultivos

La reflectancia de una superficie genera un patrón que varía a través de las longitudes de onda, este patrón se ve afectado por cambios en las características de dicha superficie o el ángulo de incidencia de la radiación (Huete, 2004). En el caso de las coberturas vegetales, la variación en la forma del dosel, la estructura celular y en la concentración de pigmentos generados por la disponibilidad de nutrientes, como el N y K, alteran la interacción de la luz incidente con las hojas y con ello la reflectancia de las mismas (Mahajan et al., 2017).

La interacción de las ondas del espectro electromagnético con las hojas de la planta ocurre a varios niveles de la estructura de la planta, inicialmente la disposición de las hojas determina los ángulos en que incide y se refleja la luz dentro del dosel (Liang, 2004). A nivel de las hojas, en la epidermis y parénquima de empalizada se reflejan las ondas del verde, mientras que las ondas del azul (400-500 nanómetros [nm]) y el rojo (600-700 nm) son absorbidas por la Chl contenida en las células del mesófilo (Huete, 2004). En tanto, las ondas del infrarrojo (IR) (700-2500 nm) traspasan hasta la sección del mesófilo esponjoso, donde en su mayoría es reflejado, este comportamiento es clave para la identificación de coberturas vegetales con sensores remotos (Chivasa, Mutanga, & Biradar, 2017); mientras que otra parte del IR es transmitida a tercios inferiores donde cumple funciones de señalización (Chivasa et al., 2017; Taiz & Zeiger, 2010) (Fig. 1.1).

La reflectancia en la región visible del espectro (400 nm – 700 nm) es regulada por la absorbancia de los pigmentos vegetales, principalmente por la Chl (Chivasa et al., 2017). Este pigmento está constituido por C, H, O, Magnesio (Mg) y N, por ello la medición de Chl

12 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

ha sido usada como una estimación indirecta de la concentración de N en cultivos (Dutta Gupta, Ibaraki, & Pattanayak, 2013; B. Liu et al., 2017; Sid'ko, Botvich, Pisman, & Shevyrnogov, 2017). Por otro lado, en la región del NIR (por sus siglas en inglés *Near-InfraRed*) (700 nm – 1.300 nm) los espacios intercelulares son los que generan el reflejo de estas ondas, en hojas con muerte de tejidos por factores bióticos (enfermedades o plagas) o abióticos (estrés nutricional o hídrico) la reflectancia en esta región del espectro decae (Chivasa et al., 2017; A. K. Mahlein, Oerke, Steiner, & Dehne, 2012)

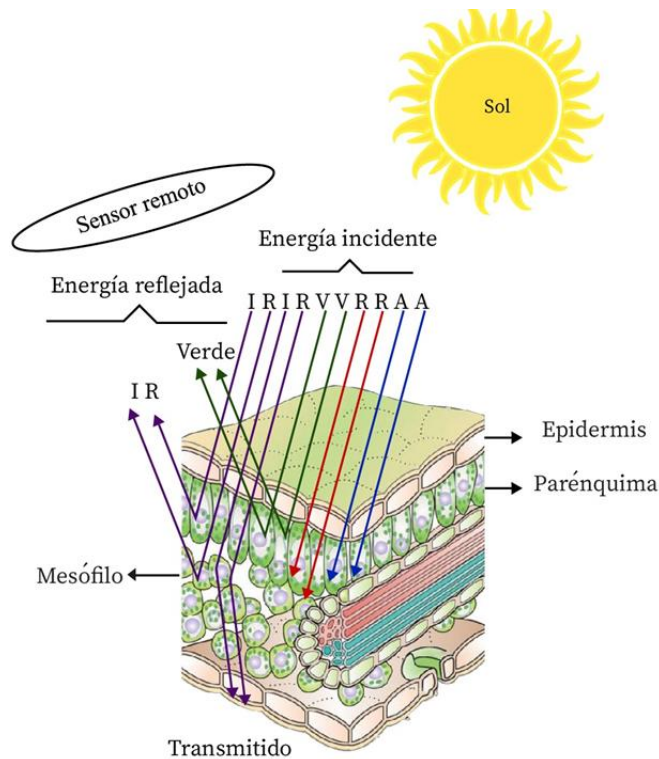


Fig. 2.1 Esquema de interacción entre la radiación solar y los diferentes tejidos de la hoja. A: azul, R: rojo, V: Verde, IR: infrarrojo. Adaptado de (Chivasa et al., 2017; Taiz & Zeiger, 2010).

Como se mencionó previamente, bajo condiciones de estrés por deficiencia de nutrientes, el dosel presenta cambios tales como la disminución de la concentración de Chl y el colapso del mesófilo, además de limitaciones en el crecimiento y desarrollo de órganos (Marschener, 2012; Taiz & Zeiger, 2010); En estos fenómenos se fundamentan las mediciones con sensores ópticos en cultivos, ya que estos dispositivos captan los cambios

en la reflectancia, generados en la región del visible e infrarrojo, al presentarse cambios en las propiedades de las hojas bajo algún tipo de estrés (Thompson et al., 2017) (Fig. 2.2).

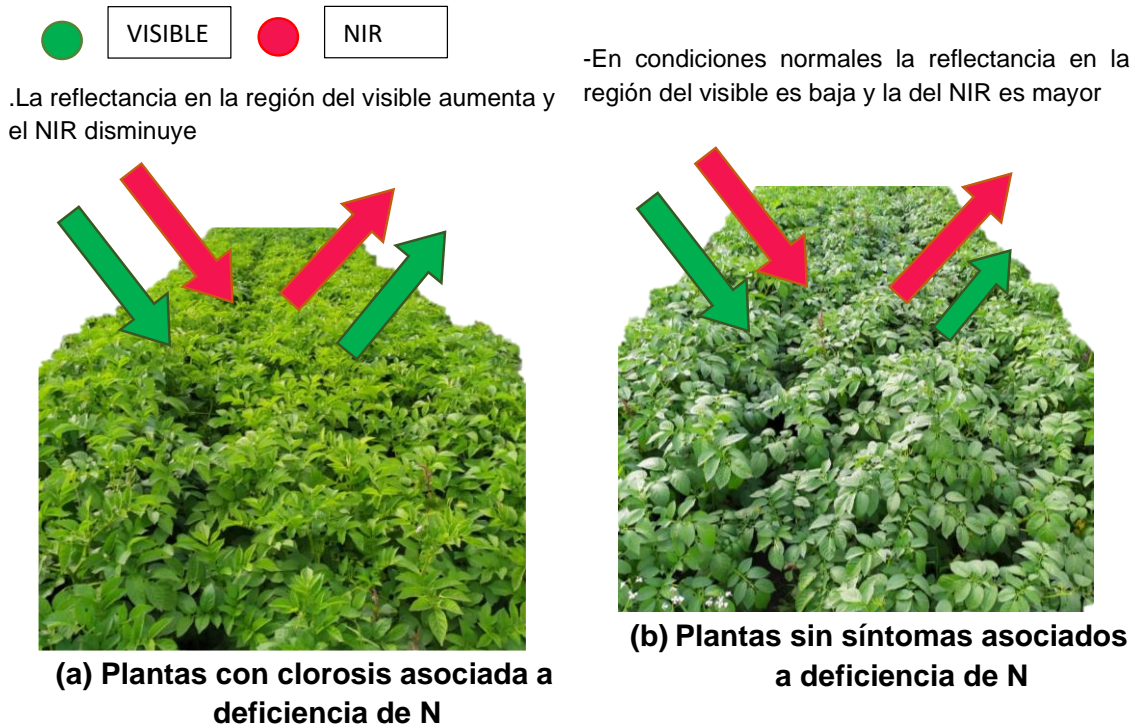


Fig. 2.2 Esquema de las diferencias en la reflectancia del visible (flecha verde) y del NIR (flecha roja) del dosel en plantas de papa con clorosis asociada a deficiencias de N (a) y sin deficiencias de N (b). Adaptado de (Thompson et al., 2017)

2.2.1 Índices espectrales

Los índices de Vegetación (IV) son valores adimensionales producto de operaciones entre los valores de reflectancia medidos en dos o más longitudes de onda, en general dichos valores están dentro de los rangos del visible (400-700 nm) y del infrarrojo cercano y medio (700 nm-2500 nm) y su función está en la estimación del estado nutricional, hídrico, de desarrollo y fitosanitario de las plantas (Gizaw, Garland-campbell, & Carter, 2016; M. Prabhakar , Y. G. Prasad, 2012). Gracias a que la información hiperespectral permite obtener valores de reflectancia en un gran número de longitudes de onda dentro del

14 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

espectro electromagnético se puede calcular varios parámetros espectrales como los IV como el *Red Edge Position* (REP) libres del ruido aditivo de variables ambientales (Jay, Maupas, Bendoula, & Gorretta, 2017; Kaur, Singh, Singh, & Thind, 2015).

(M. Prabhakar, Y. G. Prasad, 2012) mencionan que los IV pueden ser clasificados en cuatro grupos dependiendo del objetivo del mismo y de las longitudes de banda usadas en su cálculo. El primer grupo es el de mayor uso dado que en él se encuentran los índices producto de las relaciones entre la región del visible, generalmente el intervalo del rojo, y el NIR. Los más comunes son los obtenidos mediante relaciones entre los valores del NIR y del visible, como el *Green Normalized Difference Vegetation Index* (GNDVI) (Anatoly. Gitelson et al., 1996) y el *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) (Rouse et al., 1974). Otros índices como el *Photochemical Reflectance Index* (PRI) y el *Simple Ratio* (SR) tienen en cuenta la reflectancia en varios puntos dentro del espectro visible para la estimación de Chl en el tejido vegetal (Carter, 1994; Gamon, Serrano, & Surfus, 1997). En la figura 2.2. se observan las regiones del espectro involucradas en la mayoría de los IV y el comportamiento de los valores de reflectancia de una hoja sana y una hoja enferma.

La región de transición del rojo al infrarrojo cercano conocida como *red-edge* comprendida entre los 680 nm y los 760 nm también ha sido usada para el cálculo de IV en la detección de cambios en plantas. Ejemplos de estos son el *Chlorophyll Index Red Edge* (Ch-RE), el *Red Edge Index* (REI) y el *Red-edge Vegetation Stress Index* (RVSI) (A. Gitelson, Merzlyak, & Lichtenthaler, 1996; A. Gitelson & Merzlyak, 1994; Merton & Huntington, 1999). Así mismo, índices clásicos como el NDVI han sido modificados para mejorar su sensibilidad a los cambios en el dosel de las plantas (A. Gitelson & Merzlyak, 1994).

La evaluación de la aptitud de información híperespectral para determinar parámetros agronómicos como el contenido nutricional o el crecimiento y desarrollo de las plantas, se ha basado en la búsqueda de correlaciones entre parámetros espectrales, tales como los índices de vegetación o el REP con características como la humedad, el área foliar o contenido de pigmentos (Haboudane, Miller, Tremblay, Zarco-Tejada, & Dextraze, 2002).

Por ejemplo, (Kaur et al., 2015) evaluaron la correlación de índices de vegetación derivados de un sensor hiperespectral de alta resolución con valores de: área foliar, contenido de Chl, de N y componentes de rendimiento de plantas de trigo con variación de fertilización nitrogenada. A través de correlaciones encontraron los índices que más se ajustan a cada parámetro en tres diferentes etapas del cultivo, siendo el NDVI modificado por (Thenkabail, Smith, & De Pauw, 2000) el que mostró un R^2 de 0.78 y 0.8 con los parámetros de rendimiento total y peso de 1.000 granos respectivamente; mientras que el LCI ((Thenkabail et al., 2000) registró un R^2 de 0.77 con el contenido total de Chl y de 0.73 con el índice de área foliar.

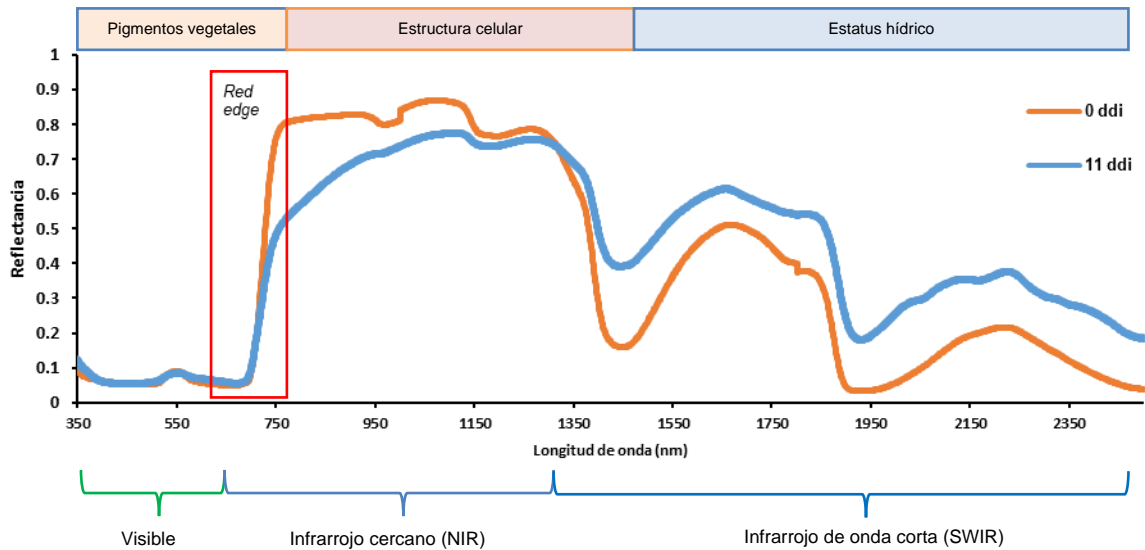


Fig. 2.3 Variación de valores de reflectancia en las diferentes regiones del espectro (350 a 2500 nm) de hojas de papa (*S. tuberosum*) inoculadas con *P. infestans* en dos días después de la inoculación (DDI). Var. Diacol-Capiro ($n=6$). Se muestran los factores de mayor influencia en cada región

En papa se han realizado estudios con el fin de establecer zonas del espectro con alta correlación con el estado nutricional, siendo el N el elemento más evaluado. Por ejemplo, (Morier, Cambouris, & Chokmani, 2015) en Canadá usaron un espectroradiómetro en campo para determinar el efecto de diferentes dosis de N en los valores de reflectancia en dos campañas de cultivo. Realizaron mediciones después de la labor de reabone cada 15 días. Después de calcular múltiples IV llevaron a cabo análisis de correlación con el rendimiento y contenido de N, posteriormente mediante análisis de varianza (ANOVA) evaluaron los índices con mayor correlación para determinar diferencias significativas.

- 16 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.
-

Encontraron que el índice *chlorophyll index rededge* (**CI-rededge**) con modificaciones en los valores de reflectancia (ecuación 2.1), presentó una correlación de 0.82 con el contenido de N y de 0.64 con el rendimiento, además de ser el que mejor reflejó separación entre los valores del índice en función de las dosis de N.

Ecuación 2.1

$$CI_{rededge} = \frac{R_{800}}{R_{740}} - 1$$

En un estudio llevado a cabo en India por (Ray, Singh, & Panigraphy, 2010) se evaluó el uso de un sensor portátil para determinar las bandas con mayor capacidad de detectar cambios asociados a estrés nutricional e hídrico en papa. Mediante evaluación con PCA (por sus siglas en inglés *principal components analysis*) y de correlaciones entre bandas encontraron 8 longitudes de onda con buen desempeño en la identificación de variaciones en el contenido de N: 570, 580, 600, 650, 700, 730 y 760 nm. Adicionalmente, los autores reportan que los índices que involucran el *red-edge* tiene un mejor desempeño en la detección de cambios a nivel nutricional, en este caso se reporta el SIPI (Tabla 2.1) y la relación 740nm/720nm como los de mayor capacidad de discriminación; sin embargo, no se indican la correlación de los índices con el contenido de N.

La importancia de estudios para la identificación de las mejores bandas e índices de vegetación para detección de estrés en cultivos radica en la posibilidad de diseñar sensores con una mejor capacidad de discriminación para objetivos específicos (Ray et al., 2010). En el caso del cultivo de papa los estudios señalan que la región del *RedEdge* tiene un buen desempeño en la identificación del estatus de N, siendo los índices basados en longitudes de onda en esta zona del espectro los de mayor correlación (Morier et al., 2015; Ray et al., 2010). Sin embargo, la mayoría de los estudios se han basado en el N, pero en nutrientes como fósforo (P) y K en papa no hay reportes de avances significativos. En cultivos como trigo y arroz investigaciones han reportado que índices que operan bandas como la de los 1645 y 1715 nm brindan información para estimar contenidos de K con R² de 0.82 (Pimstein et al., 2011) .

2.3 Análisis de Imágenes espectrales adquiridas con UAV en estudios de nutrición de cultivos

La obtención de información de la superficie mediante mediciones con equipos que no entran en contacto con los objetos es lo que se conoce como percepción remota (Huete, 2004). La captura de información con sensores remotos se realiza a diferentes escalas, tales como satélites, aviones y más recientemente con UAV's, o con vehículos como tractores o pequeños robots (Asefpour Vakilian & Massah, 2017; Wagner & Hank, 2013). Los UAV son todos aquellos equipos aéreos que no requieren un piloto a bordo y que gracias a la tecnología de sistema de posicionamiento global (GPS, por sus siglas en inglés: *Global Positioning System*) pueden ser operados y dirigidos de manera remota, ya sea mediante misiones predeterminadas o manualmente (Yan, Gou, & Duan, 2009).

Los UAV ofrecen ventajas respecto a las plataformas satelitales o aéreas ya que pueden volar a una menor altitud y realizar vuelos con mayor frecuencia, lo que provee una mayor resolución espacial y temporal; además, dada la practicidad de los UAV se han desarrollado múltiples tipos de sensores para ser acoplados a estas plataformas (Cen et al., 2019). (Basso & Pignaton de Freitas, 2019) indican que dentro de los usos de los UAV en agricultura de precisión se encuentran: i) mapeo de áreas, ii) aplicación de agroquímicos mediante aspersión y iii) monitoreo de cultivos, ya sea a nivel sanitario, crecimiento y desarrollo o nutricional.

Sin embargo, como lo mencionan Mamaghani & Salvaggio, (2019), ningún sensor es perfecto, y con base en la aplicación que se le de la información esta podrá ser usada sin un postproceso, pero en el levantamiento de información en cultivos las correcciones de radiometría y geometría son necesarias, lo que genera que se convierta en un limitante por el consumo de herramientas computacionales y tiempo. Adicionalmente, la recolección de datos está sujeta a la autonomía del equipo, condiciones ambientales y hora del día.

2.3.1 Fotogrametría con vehículos aéreos no tripulados

La fotogrametría, según (Linder, 2006), se puede definir como la ciencia de realizar mediciones de objetos en fotografías. Una de sus ramas, la fotogrametría aérea, empezó a ser usada a mediados del siglo XX y es una fuente de información geoespacial de la cual se pueden obtener datos de alta resolución gracias a las mejoras de los sensores usados para los levantamientos en las últimas décadas, siendo los UAV plataformas con una acogida notable en los últimos años gracias a su utilidad en zonas de difícil acceso, en monitoreos ambientales o seguimiento de cultivos (Lee & Sung, 2016).

La finalidad del proceso fotogramétrico es generar una imagen ajustada con coordenadas en los ejes x,y y z de la cual se pueda obtener información mediante procesamiento en un sistema de información geográfica (GIS por sus siglas en inglés) acorde a la finalidad del estudio (Linder, 2006; Quirós Rosado, 2014). La fotogrametría aérea digital obtenida mediante plataformas UAV se ha visto favorecida por el rápido desarrollo en la capacidad de procesamiento computacional, lo que se refleja en una amplia oferta de software para el manejo de las imágenes obtenidas (Delgado-Vera, Aguirre-Munizaga, Jiménez-Icaza, Manobanda-Herrera, & Rodríguez-Méndez, 2017).

Para cubrir un área de estudio con un UAV se necesita de un alto número de imágenes, ya que campo de visión de las cámaras es relativamente pequeño debido a las alturas a las que se sobrevuela el terreno con estos equipos (Turner, Lucieer, & Watson, 2012). Dada la cantidad de fotografías que se deben procesar los algoritmos basados en la visión por computador (CV por sus siglas en inglés: *computer vision*), son una manera eficiente de lograr la rectificación geométrica de las imágenes (Nex & Remondino, 2014; Turner et al., 2012).

(Nex & Remondino, 2014), indican que el proceso de orientación de las imágenes es fundamental para el proceso fotogramétrico, ya que sin este paso no se puede dar coordenadas precisas al producto final. Sin embargo, la orientación, tanto interna como externa en la fotogrametría para imágenes UAV se genera mediante procesos automatizados como la SfM (*Structure from Motion*). Este es un conjunto de algoritmos basados en la generación de una nube puntos a partir de cada imagen para posteriormente

realizar una superposición entre imágenes y así estimar la posición de la cámara (Jones & Church, 2020).

No obstante, (Iglhaut et al., 2019) indican que la SfM es solo una actividad dentro del proceso de orientación y calibración, ya que se involucran otros algoritmos como el SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*) y el MVS (*Multi-View Stereo*). El proceso inicia con la extracción de los puntos de paso (*tie points*) mediante una identificación de estructuras en la fotografía con SIFT, a dichos puntos el algoritmo les asigna un descriptor numérico que posteriormente usa para evaluar la coincidencia de puntos entre imágenes; la detección de puntos en la imagen no depende de la orientación o escala; sin embargo, su desempeño depende del contraste generado por la presencia de entidades en la imagen (Iglhaut et al., 2019; Turner et al., 2012).

Una vez generados los puntos de paso o amarre, el algoritmo SfM genera un modelo 3D a partir de la nube generada con los puntos que tienen concordancia entre imágenes (Pineux et al., 2017). Al tiempo, el algoritmo SfM estima la posición de la cámara en el sistema de referencia determinado (Iglhaut et al., 2019). La georreferenciación que se genera inicialmente con SfM depende de los datos de navegación que provee el sistema GNSS (*Global Navigation Satellite System*) acoplado a la plataforma. Sin embargo, en productos que requieren una mayor exactitud o en los que el conjunto de datos no cuente con datos GNSS de calidad se debe contar con objetos identificables en las imágenes y cuyas coordenadas sean conocidas, estos se conocen como puntos de control terrestre (GCP, por sus siglas en inglés *ground control points*), los cuales son necesarios para mejorar la exactitud en el posicionamiento de la imagen, y por tanto en las mediciones que se obtengan en el procesamiento (Iglhaut et al., 2019; Linder, 2006; Nex & Remondino, 2014)

Posterior a la obtención de la posición de las imágenes el algoritmo MVS realiza la densificación de la nube de puntos, estos puntos tienen la información espectral o color proveniente de la imagen inicial y es el resultado final del proceso de rectificación geométrica (Iglhaut et al., 2019). A partir de la nube densa es posible obtener un modelo digital de la superficie, como los modelos digitales de terreno (DTM, *Digital Terrain Model*) u ortomosaicos (Iglhaut et al., 2019; Nex & Remondino, 2014).

La obtención de los ortomosaicos, o un producto rasterizado, es el resultado del proceso fotogramétrico en el que se busca generar una sola imagen a partir de fotografías individuales de la cual se pueda obtener información cuantificable y de calidad (Iglhaut et al., 2019). Sin embargo, cuando se trata de imágenes multiespectrales se debe iniciar el proceso con una corrección radiométrica partiendo de la información contenida en los metadatos del sensor de radiación o luz incidente (DLS, por sus siglas en inglés: *downwelling light sensor*) y/o de los valores de calibración de los paneles de calibración con el fin de obtener valores de reflectancia para cada banda (Agisoft, 2019). En la figura 2.4 se observa un esquema de trabajo que incluye los procesos previamente mencionados; sin embargo, en dicho esquema basado en el propuesto por (Iglhaut et al., 2019) se omite la corrección radiométrica, la cual necesaria en estudios multiespectrales y se basa en la transformación de los números digitales (DN por sus siglas en inglés: *digital numbers*) a unidad física (reflectancia) (Xu et al., 2019). 2.3.2

(Quirós Rosado, 2014) menciona que las imágenes digitales son un arreglo matricial de píxeles en los que se almacena datos numéricos que representan los números digitales (DN) o valores de reflectancia. Estos últimos son usados para el cálculo de IV que dan paso a capas cuya interpretación dan noción del estado de las plantas (Alberto, Rivera, Biagtan, & Isip, 2019). Sin embargo, bajo el enfoque de obtención de datos para el manejo agronómico mediante sensoramiento remoto la recuperación de información requiere procesamiento rápido y preciso (Lu et al., 2017).

Actualmente, con sensores remotos mejorados en resolución temporal, espacial, espectral y radiométrica la cantidad de información generada requiere de herramientas de proceso más eficientes, por lo que los algoritmos basados en el aprendizaje de máquina (ML, por sus siglas en inglés: *machine learning*) permiten realizar una interpretación de la información y su posterior clasificación (Lu et al., 2017). El ML según (Lu et al., 2017) se puede dividir en aprendizaje superficial (*Surface Learning*) y aprendizaje profundo (*Deep Learning*) de acuerdo con la estructura jerárquica del modelo, en el caso del aprendizaje superficial la cantidad de información de entrada que requieren los modelos para su

calibración presenta una desventaja frente al aprendizaje profundo donde el algoritmo reutiliza la información.

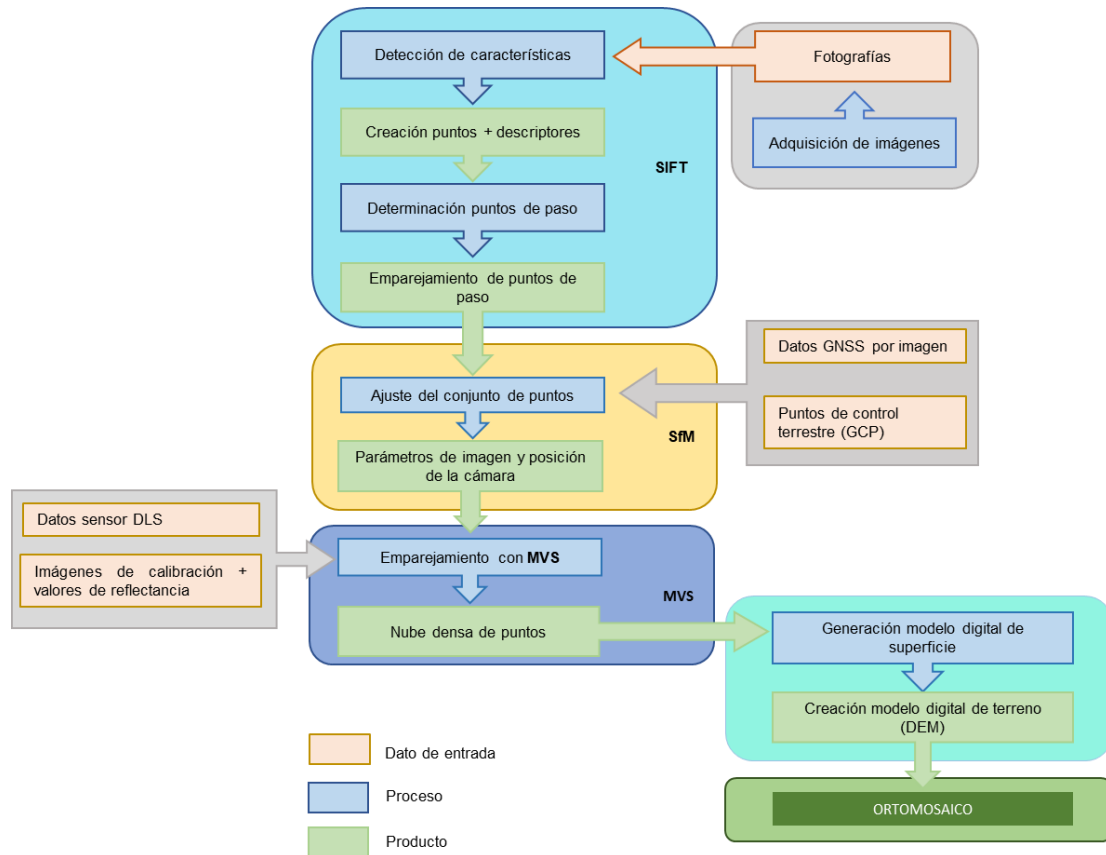


Fig. 2.4 Esquema de un procesamiento basado en algoritmos SIFT, SfM y MVS para imágenes multiespectrales obteniendo un ortomosaico con rectificación geométrica y radiométrica, la primera partiendo de datos de posición de la cámara y/o GPC, la segunda con datos obtenidos del sensor DLS acoplado a la cámara y/o valores de reflectancia conocidos, adaptado de (Iglhaut et al., 2019).

Dentro de los algoritmos de ML está el k -enésimo vecino más cercano (k -NN por sus siglas en inglés: *k-nearest neighbor*), máquina de soporte vectorial (SVM por sus siglas en inglés: *Support Vector Machine*), random forest (RF) y NN por sus siglas en inglés: *neural network* (Laban, Abdellatif, Ebeid, Shedeed, & Tolba, 2019; Lu et al., 2017; Virnodkar, Pachghare, Patil, & Jha, 2020). En el caso de k -NN la clasificación se basa en la probabilidad de la pertenencia de la entidad a clases más cercanas predefinidas, siendo ampliamente usada en la clasificación de imágenes (Laban et al., 2019). Por su parte SVM

22 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

genera la clasificación buscando maximizar la separación de las clases predefinidas, teniendo la ventaja de requerir un bajo número de entidades de entrenamiento (Virnodkar et al., 2020).

En el caso de RF la selección de las parcelas de muestra es hecha al azar por el algoritmo del conjunto propuesto para el entrenamiento, la clasificación final se basa en el promedio de los resultados de todos los árboles de decisión (Virnodkar et al., 2020); este algoritmo es ampliamente incorporado en los estudios de clasificación de cultivos por su calidad de datos e información de la incertidumbre (Laban et al., 2019). En el caso de las NN su capacidad de abordar relaciones no lineales y de aprendizaje automatizado, lo que le permite resolver problemas sin un modelo establecido llegando a reconocer patrones complejos partiendo de una capa de entrada, factores, y una de salida, respuestas, que se interconectan entre sí (Virnodkar et al., 2020).

Son diversos los algoritmos de ML usados en agricultura, un ejemplo de ello es el cálculo de índices de vegetación a partir de sensores multiespectrales, de los que posteriormente se extrae información del estado de los lotes mediante clasificaciones supervisadas con máquinas de soporte vectorial (Alberto et al., 2019). Por su parte para la identificación de zonas cultivadas se han usado técnicas basadas en redes neuronales donde hay transferencia de conocimiento dentro del proceso para realizar la segmentación y clasificación de la superficie (Lu et al., 2017).

De las tres aplicaciones mencionadas por (Basso & Pignaton de Freitas, 2019), el monitoreo de cultivos ha tenido un desarrollo rápido en múltiples aspectos, por ejemplo en el conteo de plantas emergidas (B. Li et al., 2019a), fenotipificación de cultivos (Inostroza et al., 2016; Zaman-Allah et al., 2015), en la determinación de biomasa en cereales (Bendig et al., 2015) y en la predicción de cosechas en caña de azúcar (Som-ard, Hossain, Ninsawat, & Veerachitt, 2018). En papa se ha evaluado la implementación de imágenes aéreas en el modelamiento de producción (Po, Snapp, & Kravchenko, 2010), y en la detección de enfermedades foliares (Sugiura et al., 2016a).

Entre tanto, con UAV se han realizado estudios con el fin de evaluar el potencial de imágenes multiespectrales e híperespectrales en la determinación del contenido de N en papa (Hunt et al., 2018; Nigon et al., 2015; Roosjen et al., 2018). Dado el potencial de esta tecnología el desarrollo de herramientas de aplicaciones o equipos es otro foco en las investigaciones actuales, por ejemplo (Cucho-Padin et al., 2019) desarrollaron un sensor multiespectral de bajo costo de dos bandas, rojo y NIR, cuyo objetivo es el cálculo del NDVI; este tipo de desarrollo potencializa la incorporación de este tipo de tecnologías al demostrar un correcto desempeño a un bajo costo.

Con el fin de evaluar la aptitud de las imágenes capturadas con un UAV para determinar el estatus del N en papa (Hunt et al., 2018) diseñaron un experimento con diferentes dosis de N (112, 224, 337 y 449 kg ha⁻¹) en un sistema bajo irrigación; para ello realizaron sobrevuelos con una cámara multiespectral de tres bandas (verde, rojo y NIR), mediciones de contenido de NO₃⁻ en peciolas y mediciones con un sensor SPAD. Encontraron diferencias entre los valores de NO₃⁻ y SPAD, siendo menores los registros de nitratos y SPAD en los tratamientos de 112 y 224 kg, similar comportamiento se obtuvo con los valores de NDVI y GNDVI.

En los estudios realizados por (Hunt et al., 2018) y (Cucho-Padin et al., 2019) se observa que para el primero los índices fueron calculados a partir de los DN de las imágenes ya que no fueron calibradas para obtener valores de reflectancia, y en segundo caso solo un índice fue seleccionado, en ambos casos la región de la *Red Edge* no fue evaluada, lo que limita la información obtenida dada la importancia de esta región en la estimación de características como el contenido de nutrientes o pigmentos en plantas. Actualmente los estudios muestran la factibilidad del uso de sensores remotos acoplados a UAV para adquirir imágenes con una alta resolución espacial de las cuales es posible obtener información útil para el manejo de los cultivos mediante el cálculo de índices de vegetación ((Hunt et al., 2018), esto gracias a los amplios avances en la capacidad computacional para el análisis de la información (Laban et al., 2019; Virnodkar et al., 2020).

Como se pudo detallar la obtención de información del estado nutricional estimada con sensores remotos tiene un amplio potencial gracias al desarrollo de equipos con mayor capacidad en resolución radiométrica y espectral, adicionalmente la disponibilidad de

24 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

bandas como la del *red edge* en sensores acoplables a UAV pueden aumentar la cantidad de índices calculados respecto a los estimados con sensores RGB (Cucho-Padin et al., 2019; Hunt et al., 2018; Laban et al., 2019). Adicionalmente, el uso de sensores de campo que permiten obtener valores de referencia de las concentraciones de los elementos en las hojas u otros órganos de manera económica, rápida y confiable pueden favorecer la factibilidad del uso de sensores remotos al brindar una posibilidad de calibración y verificación *in situ*.

3. Relación de la respuesta híperespectral, índices de vegetación y el estado nutricional de papa bajo diferentes dosis de fertilización nitrogenada y potásica

Cristancho, Omar; Martinez, Luis Joel, Darghan, Enrique

3.1 Resumen

La estimación del estado nutricional de manera rápida permite establecer planes de manejo más adecuados del cultivo, esto requiere de la incorporación de herramientas de muestreo que brinden información *in situ*. Los estudios enfocados en el manejo nutricional de cultivos han estado enfocados en la búsqueda de métodos de estimación rápidos y confiables. Estas nuevas metodologías son necesarias en el cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) en Colombia, dada su importancia y la alta demanda de fertilizantes. En el presente estudio se determinó el estado nutricional de plantas de papa bajo diferentes dosis de N y K mediante sensores portátiles e información espectral. Se estableció un diseño en medidas repetidas para un arreglo en bloques generalizados y al azar usando los tiempos como factor intra-sujetos, con ocho tratamientos con variación en nitrógeno y potasio. Se evaluó el contenido de nitratos y potasio con sensores de ion selectivo LAQUA Twin (HORIBA Scientific). La respuesta espectral se evaluó entre los 350 a 2.500 nanómetros con un espectroradiómetro FieldSpec 4 Standar-Res®. Se tomaron muestras a los 65, 79, 93 y 107 días después de siembra. Se calcularon índices de vegetación y se evaluaron sus correlaciones con los contenidos de nitratos, potasio y SPAD, se hizo un análisis de componentes principales y se incorporaron los dos componentes a un análisis multivariado semiparamétrico en medidas repetidas. Se encontró que existen diferencias entre los tratamientos para el contenido de nitratos y SPAD, encontrando los valores más altos con 121 y 179 kg Ha⁻¹. Mientras que los contenidos de potasio fueron similares en todos los tratamientos. En el tiempo se presentaron cambios en las concentraciones de nitratos, de potasio y las unidades SPAD. La región del rojo e infrarrojo presentó la mayor sensibilidad a los cambios del contenido de nitrógeno y SPAD en la variedad Bacatá, los índices calculados con los valores de

reflectancia entre los 445 y 850 nm tuvieron la mayor correlación con los nitratos y SPAD, lo que hace que esta región tenga potencial para la estimación del contenido de nitrógeno en esta variedad usando plataformas como drones o imágenes satelitales. Por su parte, los valores de rendimiento más altos se encontraron con la dosis de 121 Kg Ha⁻¹ N y 300-450 Kg Ha⁻¹ K.

3.2 Introducción

La papa (*Solanum tuberosum* L.) es un cultivo de alta demanda para el consumo en fresco y para el procesamiento en agroindustria (Naumann et al. 2019). A nivel mundial es el más importante en cuanto a la producción con 374.777.763 toneladas para el 2022, luego de los cereales y la caña de azúcar. En Colombia, en el año 2023 el área sembrada fue de 112.975 hectáreas (ha) y la producción llegó a 2.573.450 ton ((FEDEPAPA, 2018). A nivel mundial es el más importante en cuanto a la producción con 376.199.974 ton para el 2021, luego de los cereales y la caña de azúcar (FAOSTAT 2018; Nigon et al. 2015). Sin embargo, se ha presentado una disminución en las áreas en los últimos años, reflejándose en un aumento de los precios por kilogramo del 56% entre el 2020 y 2021 (FEDEPAPA, 2021).

Dentro del manejo agronómico del cultivo de papa, la fertilización es una práctica fundamental en el proceso productivo dada la relación de la nutrición vegetal con los aumentos en el rendimiento y la calidad (Gómez, Magnitskiy, and Rodríguez 2019). Además, es uno de los rubros de mayor peso en la estructura de costos del cultivo en Colombia, toda vez que para la papa que se produce con fines industriales ese rubro está cercano a un 20% (Tabares Patiño et al. 2009), mientras que para papa amarilla (*Solanum tuberosum* grupo Phureja) se encuentra en un 17% (Bautista, Ramírez, and Torres 2012).

Sumado a la alta demanda de fertilizantes en el cultivo de papa, el aumento de los precios de estos hace que el mejorar la eficiencia en el uso de estos insumos sea una oportunidad para hacer más competitivo el cultivo (Gómez, Magnitskiy, and Rodríguez 2017). Por otro lado, la racionalización de los insumos usados en los cultivos, como los fertilizantes, tiene un impacto positivo sobre el medio ambiente, evitando aplicaciones excesivas que producen una acumulación sobre los suelos y los cuerpos hídricos (Pavlidis et al., 2020).

La toma de decisiones sobre el manejo nutricional de cultivos requiere de información confiable y oportuna, esto con el fin de lograr eficiencia en el uso de recursos y así alcanzar un mejor

rendimiento y un menor impacto ambiental (Gómez, Magnitskiy, and Rodríguez 2017). En el cultivo de papa la información nutricional puede ser obtenida con muestreos destructivos o indirectos, los primeros, incluyen el análisis de tejido foliar tradicional y mediciones de iones en savia obtenida de tallos u hojas, y aplican para la cuantificación de macro y micronutrientes en general; mientras que las mediciones indirectas o no destructivas están orientadas principalmente a la estimación de clorofilas en hojas, como es el caso de las obtenidas con medidores que se basan en absorbancia como el SPAD (por sus siglas en inglés: *soil plant analyses development*) ((Botha et al. 2007).

Los Índices de vegetación (IV) son valores adimensionales que resultan de operaciones entre los valores de reflectancia medidos en dos o más longitudes de onda. Para su cálculo se utiliza la reflectancia en el visible (400-700 nm), el infrarrojo cercano y el infrarrojo medio (700 nm-2500 nm) y son útiles para la estimación del estado nutricional, hídrico, de desarrollo y fitosanitario de las plantas (Gizaw, Garland-campbell, and Carter 2016; M. Prabhakar ,Prabhakar, Y. G. Prasad 2012).

Gracias a que la información híperespectral permite obtener valores de reflectancia en un gran número de longitudes de onda dentro del espectro electromagnético, es posible calcular varios parámetros espectrales, tales como los IV o estimar la posición del *RedEdge* (REP), de manera que estos estén libres del ruido aditivo de variables ambientales (Jay et al. 2017; Kaur et al. 2015) y así ser predictores del estado nutricional del cultivo. Ejemplos de este tipo de índices son GNDVI (Anatoly. Gitelson et al., 1996) y el NDVI (Rouse et al., 1974). Otros índices como el PRI y el SR tienen en cuenta la reflectancia en varios puntos dentro del espectro visible para la estimación de clorofila en el tejido vegetal (Carter 1994; Gamon, Serrano, and Surfus 1997).

La evaluación de la aptitud de información híperespectral para determinar parámetros agronómicos como el contenido nutricional o el crecimiento y desarrollo de las plantas, se ha basado en la búsqueda de correlaciones entre parámetros espectrales, tales como los índices de vegetación o el REP con características como la humedad, el área foliar o contenido de pigmentos, esto aprovechando la capacidad de los sensores híperespectrales de encontrar cambios con mayor resolución que otros sensores gracias a su resolución (Haboudane et al. 2002).

28 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

Por ejemplo, (Guo et al. 2021) evaluaron en trigo la capacidad de la información híperespectral para determinar el contenido de nitrógeno foliar. Y encontraron que con regresión por máquinas de soporte vectorial de los datos previamente sometidos a la remisión del ruido obtuvieron la mayor precisión con un R^2 de 0,89. Por su lado, (Kaur et al. 2015) evaluaron la correlación de índices calculados con valores de reflectancia obtenidos con un sensor híperespectral de alta resolución con los valores de: área foliar, contenido de Chl, de N y con componentes de rendimiento de plantas de trigo con variación de fertilización nitrogenada. A través de correlaciones encontraron los índices que más se ajustan a cada parámetro en tres diferentes etapas del cultivo, siendo el NDVI modificado por (Thenkabail, Smith, and De Pauw 2000) el que mostró mayor correlación con un R^2 de 0.78 y 0.8 con los parámetros de rendimiento total y peso de 1.000 granos respectivamente; mientras que el LCI ((Thenkabail, Smith, and De Pauw 2000) registró un R^2 de 0.77 con el contenido total de Chl y de 0.73 con el índice de área foliar.

En papa se han realizado estudios con el fin de establecer las zonas del espectro que presentan una mayor correlación con el estado nutricional, siendo el N el elemento más evaluado. En un estudio realizado en China, (H. Yang et al. 2021) evaluaron la optimización de los algoritmos de los índices híperespectrales mediante la identificación de las bandas más sensibles al cambio del contenido foliar de nitrógeno, esto lo evaluaron en papa con 4 niveles de fertilización. Optimizaron 24 índices reportados previamente en literatura y encontraron que el proceso propuesto aumentó entre un 15 a 71 % la precisión en la estimación de los diferentes índices, siendo el *Canopy chlorophyll content index* (CCCI) el que tuvo mejor desempeño en los diferentes sets de datos evaluados.

Por su parte, (Morier, Cambouris, and Chokmani 2015) en Canadá evaluó el efecto de diferentes dosis de N en los valores de reflectancia en dos campañas de cultivo. Realizaron mediciones cada 15 días después de la labor de reabone. Después de calcular múltiples IV llevaron a cabo análisis de correlación con el rendimiento y contenido de N, posteriormente mediante análisis de varianza (ANOVA) evaluaron los índices con mayor correlación para determinar diferencias significativas. Encontraron que el índice **Ch-re** (A. A. Gitelson, Gritz, and Merzlyak 2003) presentó una correlación de 0.82 con el contenido de N y de 0.64 con el rendimiento, además de ser el que mejor reflejó separación entre sus valores en función de las dosis de N.

En un estudio llevado a cabo en India por (Ray, Singh, and Panigraphy 2010) se evaluó el uso de un sensor portátil para determinar las bandas con mayor capacidad de detectar cambios asociados a estrés nutricional e hídrico en papa. Mediante evaluación con PCA (por sus siglas en inglés *principal components analysis*) y de correlaciones entre bandas encontraron 8 longitudes de onda con buen desempeño en la identificación de variaciones en el contenido de N: 570, 580, 600, 650, 700, 730 y 760 nm. Adicionalmente, los autores reportan que los índices que involucran el *red-edge* tiene un mejor desempeño en la detección de cambios a nivel nutricional, en este caso se reporta el SIPI y la relación 740nm/720nm como los de mayor capacidad de discriminación.

Se planteó este estudio en una variedad de papa (*S. tuberosum* L.) de uso industrial (Bacatá) para: i) evaluar el estado nutricional de las plantas, ii) determinar la respuesta espectral de la papa usando un sensor híperespectral y iii) determinar la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral de la papa, todo esto, bajo diferentes niveles de fertilización y distintas etapas fenológicas como base para métodos de estimación de nutrientes con sensores ópticos en cultivos de papa en Colombia.

3.3 Materiales y Métodos

3.3.1 Zona de estudio y material vegetal

El estudio se llevó a cabo en un lote comercial de papa para industria en el municipio de Soacha (Cundinamarca), con coordenadas 4° 37' 00" N y 74° 15' 60" W, y a una altura sobre el nivel del mar de 2630 m. La zona tiene un clima frío semihúmedo (IDEAM, 2017). Los suelos son del orden Andisol, con buena profundidad y ricos en materia orgánica (IGAC, 2015). Las propiedades físicas y químicas del suelo se presentan en la tabla 3.1., el pH de la muestra fue de 5.6 y un contenido de materia orgánica (MO) de 12.9%.

La siembra se realizó en septiembre del 2018. Se establecieron parcelas de seis metros de ancho y 15 metros de largo, con un área total de 2.300 m². Se evaluó la variedad Bacatá (*Solanum*

30 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

tuberosum L.), material con aptitud para procesamiento agroindustrial debido a la longitud y propiedades fisicoquímicas del tubérculo, con un ciclo de siembra a cosecha de 130 a 150 días y liberada como variedad en el 2021.

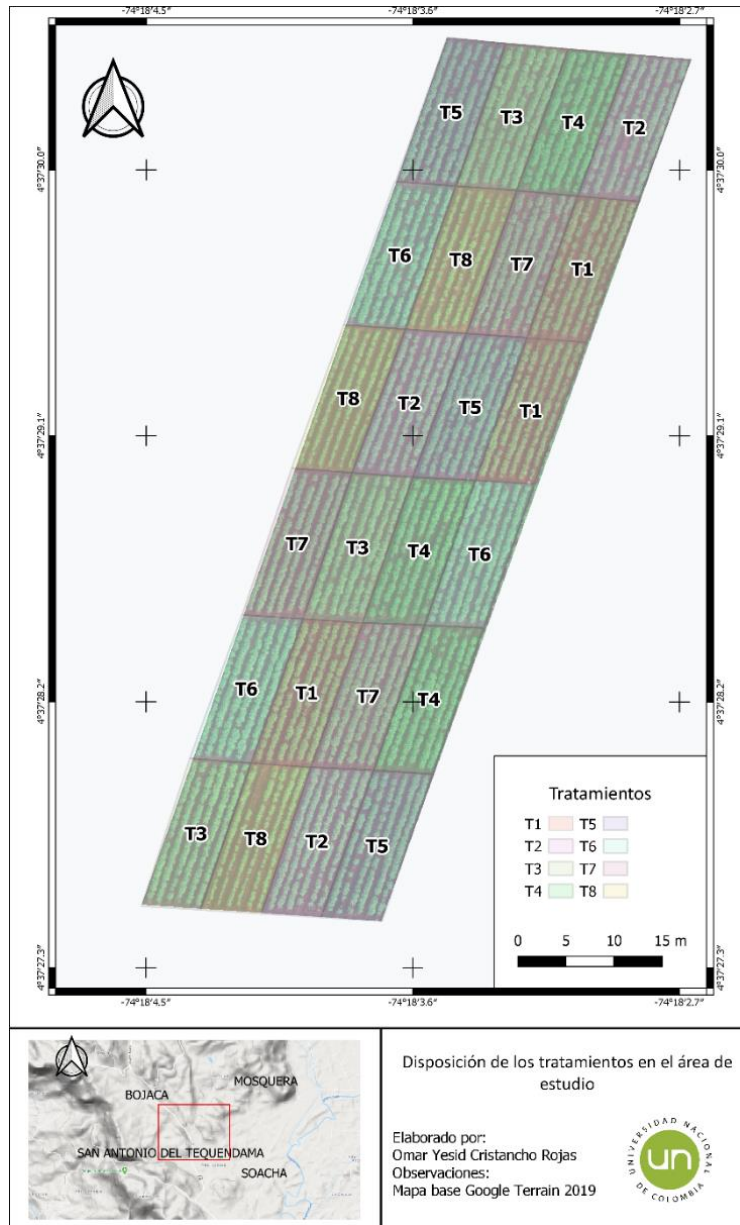


Fig. 3.1 Mapa de localización del área de estudio y distribución de los tratamientos del ensayo.

Tabla 3-1 Propiedades físicas y químicas del suelo en el lote experimental (Soacha, Cundinamarca).

Propiedad del suelo	Unidad	Valor
pH	-	5.6
Carbono orgánico (Walkley-Black)	%	12.99 %
Materia orgánica (cálculo)	%	22.37 %
Textura (Bouyucos)	-	Franco-limosa
Capacidad de intercambio catiónico	meq/100g	14
P, Bray II-Colorimetría	mg kg ⁻¹ (p.p.m)	4.7
K, Acetato de amonio	cmolc kg ⁻¹	1.13
Ca, Acetato de amonio	cmolc kg ⁻¹	10.5
Mg, Acetato de amonio	cmolc kg ⁻¹	2.1
Na, Acetato de amonio	cmolc kg ⁻¹	0.23
S, Ca (OH)PO ₄ / Turbidimetría	mg kg ⁻¹	14
Saturación de K (%)	%	8.1
Saturación de Ca	%	75.2
Saturación de Mg	%	15
Ca/K	-	9.29
Mg/K	-	1.86
(Ca+Mg)/ K	-	11.2

3.3.2 Diseño experimental

El ensayo fue planteado como un diseño en bloques completamente al azar con tres repeticiones. Con base en los requerimientos nutricionales establecidos para la variedad Bacatá (tabla 3.2) se plantearon ocho tratamientos: seis fueron variaciones de las dosis de N y K, un testigo con la dosis comercial (T3) y un testigo absoluto, sin aporte de fertilizantes (T8) (tabla 3.3).

El fertilizante fue fragmentado en dos aplicaciones manuales, una al momento de la siembra (al fondo del surco) y la segunda al momento del aporque (adición de tierra al cuello de la planta) a los 40 días después de siembra, en la tabla 3.3 se detallan los porcentajes y dosis usadas en

Tabla 3-4 Dosis en kilogramo por hectárea (kg ha⁻¹) de las fuentes químicas (nombre comercial) para el aporte de nutrientes minerales por tratamiento (TTO).

TTO	Total, Kg Ha ⁻¹	Fuente (Kg Ha ⁻¹)							
		Super fostato triple	NITROMAG ®	Sulfato de K	Yeso (Rio Claro) ®	Sulfato de Mg	Mfsoil ®	Boro Granulado ®	Hierro Zinco ®
T1	2,170	680	0	905	220	175	150	20	20
T2	2,175	680	275	905	0	125	150	20	20
T3	2,425	680	575	905	0	75	150	20	20
T4	2,700	680	850	905	0	75	150	20	20
T5	1,520	680	575	0	0	75	150	20	20
T6	1,810	680	575	290	0	75	150	20	20
T7	2,120	680	575	600	0	75	150	20	20
T8	-	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla 3-5 Aporte de nutrientes minerales de las fuentes químicas usadas en el ensayo

Fuente	%							
	N			P	K	Ca	Mg	B
	NH4	NO3	N total	P2O5	K2O	CaO	MgO	B
Superfosfato triple	0	0	0	46	0	0	0	0
NITROMAG ®	10.3	10.7	21	0	0	11	7.5	0
Sulfato de K	0	0	0	0	50	0	0	0
Yeso (Rio Claro) ®	0	0	0	0	0	24.9	4.4	0
Sulfato de Mg	0	0	0	0	0	0	25	0
Mfsoil ®	0	0	0	3	0	0	20	1.5
BoroGranulado ®	0	0	0	3	0	0	0	10
Hierro Zinco ®	0	0	0	3	0	0	0	4.5

3.3.3 Recolección de datos

Se realizaron cuatro muestreos con base en cuatro estados fenológicos del cultivo de papa: inicio de floración, floración y de llenado del tubérculo (Tabla 3.3). En estas épocas se evaluó el contenido de nitratos y K⁺, unidades SPAD (como indicador de clorofila) y la respuesta híperespectral. Los contenidos de nitrato y K se determinaron mediante mediciones del extracto

34 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

celular obtenido del peciolo de la cuarta o quinta hoja totalmente expandida de un tallo principal (Ierna and Mauromicale 2019), las muestras se tomaron entre 9:00 am a 11:00 am y se cubrieron con servilletas de papel humedecidas con agua destilada para su conservación.

Se tomaron hojas de ocho plantas por unidad experimental, y de estas se obtuvieron cuatro submuestras de jugo celular. Los extractos fueron medidos con los equipos de ion selectivo LAQUA Twin *Nitrate Meter* y LAQUA Twin *potasium*, siguiendo los protocolos sugeridos por el fabricante (HORIBA Scientific). Las lecturas de este sensor se obtienen a partir de la medición del voltaje generado por el diferencial eléctrico generado al pasar el ion específico de una solución a través de una membrana selectiva (Shi et al., 2019).

Tabla 3-6 Épocas de muestreo con fecha, días después de siembra (DDS) y estado fenológico

Muestreo	Fecha	Días después de siembra (DDS)	Estado fenológico
1	1-12-2018	65	Inicio floración
2	15-12-2018	79	Floración
3	29-12-2018	93	Llenado de tubérculo
4	12-01-2018	107	Llenado de tubérculo

Sobre el foliolo terminal de las mismas hojas usadas para la estimación de nutrientes se realizó la medición de las unidades SPAD. Con el clorofilometro SPAD 502, que mide la absorbancia en el rojo (650 nm) e infrarrojo (940 nm) para estimar el contenido de la clorofila en la hoja aprovechando la relación de estas bandas con el contenido de este pigmento en las hojas (Gu et al., 2016). El área de muestreo del equipo es de seis mm² (Minolta, 2009). Las mediciones se llevaron a cabo a los 65, 79, 93 y 107 días después de siembra.

La determinación de la respuesta híperespectral de las hojas de papa se llevó a cabo en el laboratorio de geomática de la Facultad de Ciencias Agrarias de la Universidad Nacional de Colombia, sede Bogotá. Se tomó una hoja del tercio superior (tercera o cuarta totalmente expandida) por cada repetición de cada uno de los tratamientos, para un total de 192 muestras por época de evaluación (las mismas hojas usadas para las mediciones anteriores). El traslado de las hojas desde campo al laboratorio se realizó el mismo día del muestreo en una nevera de poliestireno expandido en la que se dispusieron laminas de gel refrigerante, seguido de una bolsa plástica para aislar las muestras. Para este proceso se usó el espectroradiómetro FieldSpec 4

Standar-Res®, con un rango espectral que va desde los 350 a 2500 nm, y una resolución espectral de 3 nm hasta los 700 nm y 10 nm entre 1400 y 2100 nm y un intervalo de muestreo de 1.4 nm entre los 350 nm a los 1050 nm y de 1.1 nm de los 1000 nm a 2500 nm (Analytical Spectral Devices Inc., Boulder, CO, USA).

Previa a la captura de datos, y cada 30 mediciones, se realizó la calibración del equipo con el blanco de referencia *spectralon*®, el cual corresponde a una reflectancia del 100%. Los datos fueron obtenidos del foliolo terminal usando el accesorio *Leaf Clip*, el cual corresponde a un sensor activo, este clip se dispuso evitando el contacto con la nervadura central de las hojas, las firmas fueron registradas con el software RS³ 6.0 y preprocesadas con el software ViewSpecPro 6.2.0 (Analytical Spectral Devices Inc., Boulder, CO, USA). Los índices de vegetación se calcularon con la función Speclib de la librería HSDAR del software R (Lehnert et al., 2019) (Tabla 3.4). Al final del ciclo del cultivo se realizó la cosecha de las parcelas y se determinó el peso total de la cosecha por unidad experimental usando una balanza digital.

Tabla 3-7 índices espectrales de la librería HSDAR evaluados en el estudio

Nombre índice	Formula	Referencia
Boochs	D720	Boochs et al. (1990)
CI	$\frac{R675 \cdot R690}{R672}$	Zarco-Tejada et al. (2003)
Datt4	$\frac{R^2_{683}}{R672}$	Datt (1998)
Datt5	$\frac{(R550 \cdot R708)}{R672}$	Datt (1998)
DWSI2	$\frac{R1660}{R550}$	Apan et al. (2004)
DWSI4	$\frac{R550}{R680}$	Apan et al. (2004)
EGFN	$\frac{(\max(D650:750) - \max(D500:550))}{(\max(D650:750) + \max(D500:550))}$	Penuelas et al. (1994)
EGFR	$\frac{(\max(D650:750))}{(\max(D650:750))}$	Penuelas et al. (1994)
GI	$\frac{R554}{R677}$	Smith et al. (1995)

36 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

Green NDVI	$\frac{R800 - R550}{R800 + R550}$	Gitelson et al. (1996)
MCARI	$((R700 - R670) - 0.2 \cdot (R700 - R550)) \cdot \left(\frac{R700}{R670}\right)$	Daughtry et al. (2000) Daughtry
NDVI2	$\frac{R750 - R705}{R750 + R705}$	Gitelson and Merzlyak (1994)
NDVI3	$\frac{R682 - R553}{R750 + R553}$	Gandia et al. (2004)
SR3	$\frac{R750}{R550}$	Gitelson and Merzlyak (1997)
SR5	$\frac{R675}{R700}$	Chappelle et al. (1992)
TCARI	$3((R700 - R670) - 0.2 \cdot (R700 - R550)) \cdot \left(\frac{R700}{R670}\right)$	Haboudane et al. (2002)

R: valor de reflectancia; D: derivada

3.3.4 Análisis de datos

Con el software R (versión 4.2) se realizaron correlaciones de Spearman por época para las tres variables de interés: NO_3^- , K y SPAD con los índices calculados a partir de la información hiperespectral. Seguidamente se corrió un análisis de componentes principales para reducir la dimensionalidad de los datos. Las variables relacionadas con el estado nutricional del cultivo: contenido de nitratos (NO_3^-), potasio (K) y SPAD, y el primer componente principal del proceso anterior, se evaluaron con un análisis de varianza multivariado para medidas repetidas semi-paramétrico haciendo uso de la librería MANOVA.RM de R.

3.4 Resultados y discusión

3.4.1 Contenido de nitratos, potasio y unidades SPAD

En el contenido de nitratos los valores más bajos se registraron para el tratamiento con aporte de 0 kg ha^{-1} de N y los más altos para 180 kg ha^{-1} de N con 2654 y 8323 mg L^{-1} respectivamente,

mientras que el tratamiento control (0 NPK) se obtuvo una media de 4.583 mg L⁻¹, siendo 67% menor a la de la dosis comercial (T3) (Fig. 3.2). Se encontró evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula del efecto de las dosis de fertilización sobre la media del contenido de nitratos (Tabla 3.6).

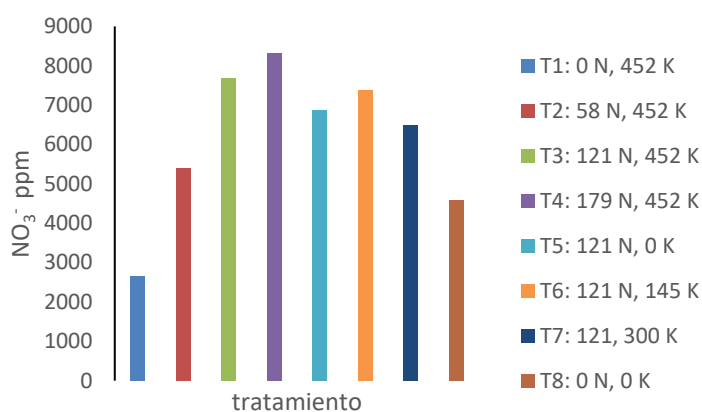


Fig. 3.2 Promedio del contenido de nitratos (NO₃⁻) (ppm) en savia de peciolo de papa en respuesta a los tratamientos en las cuatro épocas. (n=48).

Tabla 3-8 Medias del contenido de NO₃⁻ (ppm) en savia de peciolo de papa (*Solanum tuberosum* L.) cv Bacatá en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno y potasio durante cuatro épocas de muestreo.

DOSIS N y K (Ha ⁻¹)	DDS			
	65	79	93	107
N0 K452	3350	2950	2176	2140
N58 K452	6067	5575	5067	4858
N121 K452	7654	7350	7813	7883
N179 K452	7550	8158	8488	9100
N121 K0	7783	6258	6808	6608
N121 K145	7508	6683	7283	8092
N121 K300	6408	6308	6350	6942
N0 K0	5200	4725	4583	3823

38 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

Tabla 3-9 Análisis de varianza tipo ANOVA modificado (MATS) para el contenido de nitratos (NO_3^-) en savia de peciolos de papa en respuesta a diferentes dosis de N y K en las cuatro épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.

EFEECTO	TEST STATISTIC	DF1	P-VALUE
BLOQUE	3.958	2.0	0.051
TRATAMIENTO(TTO)	44.963	5.9	0.001
BLOQUE * TTO	2.964	10.5	0.003
EPOCA	0.554	1.8	0.622
BLOQUE * EPOCA	10.433	3.4	0.001
TTO * EPOCA	0.615	9.8	0.893
BLOQUE * TTO * EPOCA	1.045	15.1	0.593

El comportamiento a través de las épocas de muestreo deja ver que la concentración de nitratos decrece para los tratamientos 1, 2 y 8, los cuales tienen los menores aportes de nitrógeno, desde el inicio de la floración (día 65) hasta el mayor llenado de tubérculo (día 107) mientras que para los tratamientos con 121 y 179 Kg de nitrógeno¹ (T3, T4, T5, T6 y T7) aumentaron a lo largo del ciclo, hasta un 17% entre la época 1 y la 4 (Fig. 3.3) y fueron los que presentaron los valores más altos (Tabla 3.4). Este comportamiento fue similar al reportado por (Giletto et al. 2020), quienes evaluaron diferentes dosis de N en siete cultivares de papa, encontrando que la concentración de N en la parte aérea era mayor conforme aumentaba el N aplicado, además reportaron que dicha concentración decreció con el tiempo. Similar respuesta se encontró en plantas de algodón, en las cuales el contenido de N foliar decreció al empezar el llenado de la bellota, que es el órgano vertedero (Yin et al., 2021).

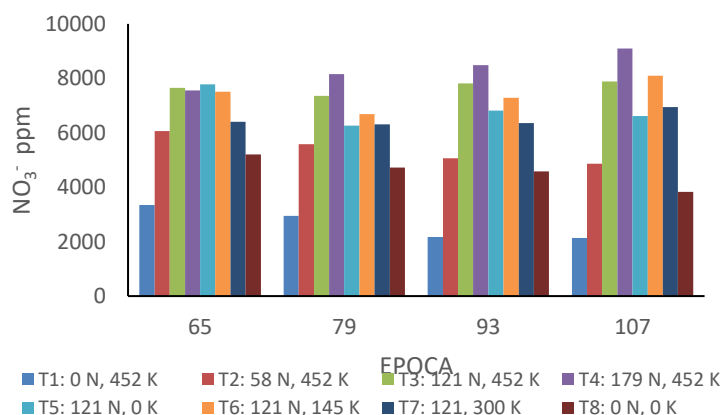


Fig. 3.3 Variación de NO_3^- (ppm) en savia de peciolos de papa (*Solanum tuberosum* L.) cv Bacatá en respuesta a los tratamientos durante cuatro épocas de muestreo.

(Rodríguez et al. 2021), encontraron que la concentración de nitratos en savia es un parámetro muy útil para la estimación del contenido de N en hojas, en su estudio usaron un colorímetro de flujo continuo para evaluar muestras de pimienta dulce (*Capsicum annuum*) y observaron que a menor dosis de nitrógeno las concentraciones de nitratos fueron más bajas. Así mismo (Padilla et al. 2020) indican que las mediciones con sensores *in situ*, como los sensores de ion selectivo, son un mecanismo de información rápida para los agricultores, es por esto, que el conocimiento del comportamiento de este ion bajo las diferentes dosis de N se presenta como una herramienta de manejo del cultivo.

Por su parte, en las unidades SPAD, los valores más altos se registraron en los tratamientos con mayor aplicación de N. Para el tratamiento 1 (0 kg N ha⁻¹) el valor promedio en las cinco fechas de muestreo fue de 40,9 SPAD, mientras que para el T4 (150 kg N ha⁻¹) el contenido promedio fue de 43,6 SPAD, siendo el valor más bajo y alto respectivamente (Fig. 3.4).

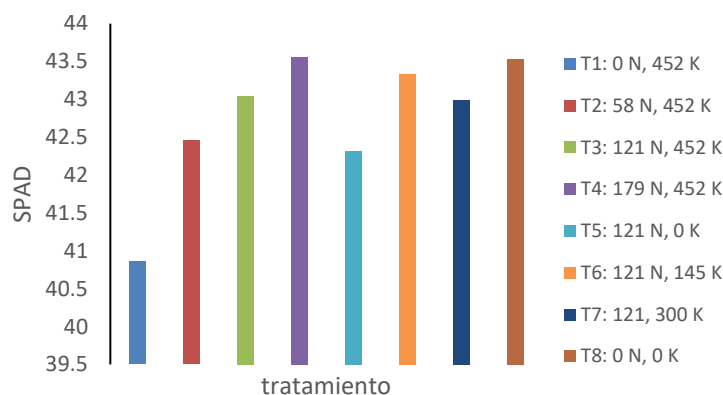


Fig. 3.4 Promedio de las unidades SPAD para papa en respuesta a diferentes dosis de nitrógeno y potasio en las cuatro épocas. (n=48).

Este comportamiento se mantuvo a lo largo del ciclo, como se puede ver en la figura 3.5. Los valores SPAD presentaron una tendencia a decrecer a partir del día 79 para todos los tratamientos; sin embargo, el tratamiento control (T8) presentó valores más estables a lo largo de los muestreos, registrando el valor más alto al final de los muestreos (Tabla 3.7). El análisis de varianza mostró que hay evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula del factor tratamiento y de la época en la variable de unidades SPAD (tabla 3.8).

- 40 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

Tabla 3-10 Medias de las unidades SPAD para papa (*Solanum tuberosum* L.) cv Bacatá en respuesta a diferentes dosis de aporte de N y K durante cuatro épocas de muestreo.

DOSIS N y K (Ha ⁻¹)	DDS			
	65	79	93	107
NO K452	42.28	43.75	39.99	37.43
N58 K452	45.21	43.62	42.75	38.25
N121 K452	45.17	44.71	42.71	39.57
N179 K452	45.50	46.01	43.48	39.25
N121 K0	44.22	45.07	42.42	37.55
N121 K145	43.86	44.68	43.34	41.46
N121 K300	44.71	44.65	42.67	39.96
NO K0	44.36	44.13	43.77	41.85

Tabla 3-11 ANOVA modificado (MATS) para las unidades SPAD en hojas de papa en respuesta a diferentes dosis de N y K en las cuatro épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.

EFECTO	TEST STATISTIC	DF1	P-VALUE
BLOQUE	2.761	2.0	0.146
TTO	3.579	5.9	0.009
BLOQUE * TTO	0.492	11.0	0.984
EPOCA	29.504	2.2	0.001
BLOQUE * EPOCA	0.489	4.1	0.835
TTO * EPOCA	1.448	13.0	0.304
BLOQUE * TTO * EPOCA	0.415	22.6	1

En el cultivo de papa, el contenido de clorofilas es un indicador del estatus de nutrición nitrogenada, dado que el aumento en las dosis de N aplicado a los cultivos genera un aumento en varias biomoléculas, entre las que se encuentra el pigmento de la clorofila, además, es un estimador del rendimiento, ya que, con menor contenido de clorofila en las hojas, la capacidad de generar asimilados también disminuye al no poder absorber la energía solar (Gao et al., 2016; Zhao et al., 2022). El principio de la medición con los clorofilómetros portátiles está en la diferencia de la transmisión de radiación entre el rojo e infrarrojo, siendo un método indirecto de medición del contenido de clorofilas (Thompson et al., 2017). Los valores SPAD tienen una alta correlación con los valores de clorofila totales, como se ha demostrado en ensayos en varios cultivos, como el Maíz, en donde se reportan correlaciones entre los valores de clorofila total y el estimado a través del SPAD de $R^2 = 0.9$ (Vesali et al., 2017) o en Quinoa (*Chenopodium quinoa*),

donde se obtuvo $R^2 = 0.82$ (Riccardi et al., 2014). Sin embargo, (Wu et al. 2007) reportaron que los cambios en la concentración de nitratos en los peciolo son más sensibles que las mediciones de SPAD a las diferencias en los aportes de fertilización nitrogenada, además, este tipo de mediciones puede verse saturada ante altas concentraciones de N en los tejidos (Padilla et al., 2020; Thompson et al., 2017). Por su parte (Liu et al. 2021), reportan que la diferencia entre los valores de nitrógeno foliar y la concentración de clorofila se puede deber a que no solo el nitrógeno es parte de este pigmento, también es componente de enzimas, especialmente la rubisco, lo que lleva a que la relación nitrógeno-clorofila sea tomada de manera no lineal.

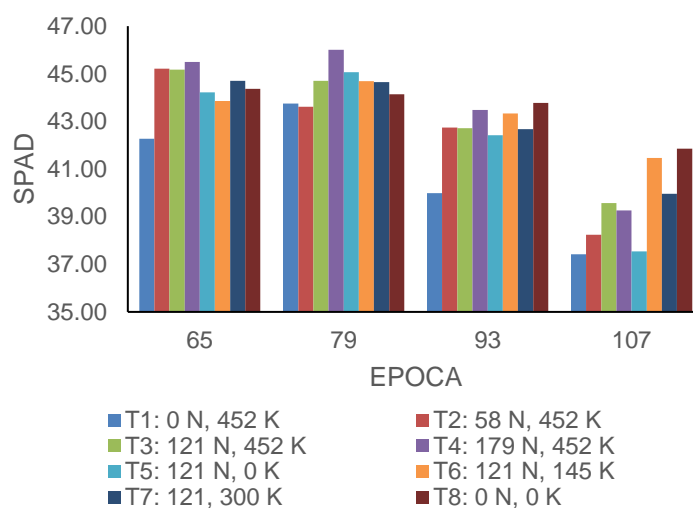


Fig. 3.5 Variación de las unidades SPAD para papa (*Solanum tuberosum* L.) cv Bacatá en respuesta a los tratamientos durante cuatro épocas de muestreo.

En el caso de la concentración de potasio en las hojas, los valores promedio más bajos fueron los del tratamiento 5, cuyo aporte de K es de 0 kg ha⁻¹ con 5.497 mg L⁻¹, mientras que los más altos se registraron en el de 145 kg K ha⁻¹ (T6) con 5.875 mg L⁻¹, sin embargo, es de resaltar la semejanza del valor promedio en todos los tratamientos (Fig. 3.6). El análisis de varianza de medidas repetidas en el tiempo semi-paramétrico (tabla 3.8) encontró que no hay evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula del efecto de los tratamientos, pero sí de la época.

42 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

Tabla 3-12 ANOVA modificado (MATS) para el contenido de potasio (K) en savia de peciolo de papa en respuesta a diferentes dosis de N y K en las cuatro épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap

EFEECTO	TEST STATISTIC	DF1	P-VALUE
BLOQUE	61.476	1.878	0.001
TTO	1.411	5.572	0.593
BLOQUE * TTO	1.221	9.121	0.762
EPOCA	39.028	1.797	0.001
BLOQUE * EPOCA	5.771	2.558	0.013
TTO * EPOCA	0.935	9.622	0.832
BLOQUE * TTO * EPOCA	0.743	12.972	0.968

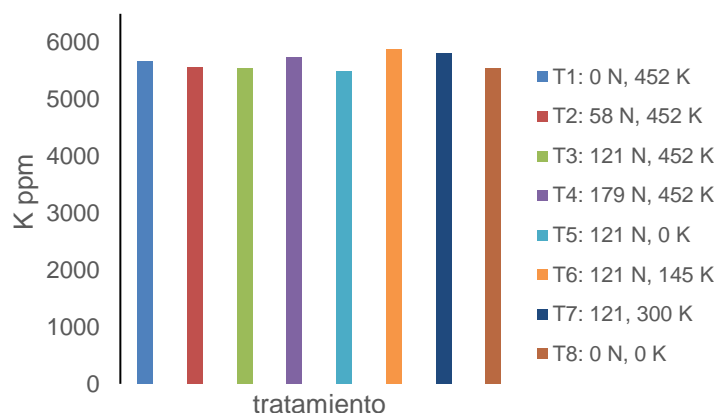


Fig. 3.6 Promedio del contenido de potasio (K) (ppm) en peciolo de papa en respuesta a los tratamientos en las cuatro épocas. (n=48).

En cuanto al comportamiento de la concentración de potasio en los peciolo a lo largo de los muestreos, se observó que los datos presentan una tendencia creciente desde el día 65 al 107 para todos los tratamientos, (Fig. 3.7). El tratamiento con el 33% de la dosis comercial (T6) llegó al valor más alto (6842 ppm) en la última época de muestreo, mientras que el testigo con 0 kg ha⁻¹ de nitrógeno y potasio presentó una tendencia creciente durante las épocas de muestreo (Tabla 3.9).

En la zona de estudio el potasio intercambiable fue de 1.13 meq/100g y el porcentaje de saturación del 8.1 (Tabla 3.1). Estos valores indicaban una alta disponibilidad de potasio que pueden llegar a generar antagonismos con otros elementos como Mg y Ca (Koch et al., 2019). La alta disponibilidad de este elemento pudo generar la nula respuesta de la variación de la cantidad de potasio en los tratamientos planteados, ya que como lo plantea Kang et al. (2014), la respuesta a este elemento es notoria cuando la disponibilidad de potasio es media o baja. Esto

genera que, para esta variedad en este tipo de suelos, parámetros como el propuesto por W. Zhang et al. (2018) en que el *input* de K debe ir en función de las toneladas esperadas, no sea un indicador del plan de manejo de fertilización.

Además, estos resultados contrastan con el estudio realizado en papa por (Shi et al. 2019), en el que se midió la concentración de potasio con el sensor LAQUA Twin K y donde la concentración de K en peciols, parte área y tubérculos fue decreciente a lo largo del ciclo, asimismo, la correlación entre los valores de este sensor con el muestreo mediante fotometría fue del 0.88. Así mismo, (Gómez, Magnitskiy, and Rodríguez 2017) encontraron que este elemento decrecía a lo largo del tiempo, esto debido a la dilución del elemento y a la traslocación al tubérculo, pasando de promedios de 4800 ppm en la fase vegetativa a 2700 en la fase de llenado de tubérculo. Lo anterior indica la factibilidad del uso de estos equipos en el diagnóstico en campo del estado nutricional de este elemento en papa, teniendo como ventaja la toma de decisiones de manera más rápida.

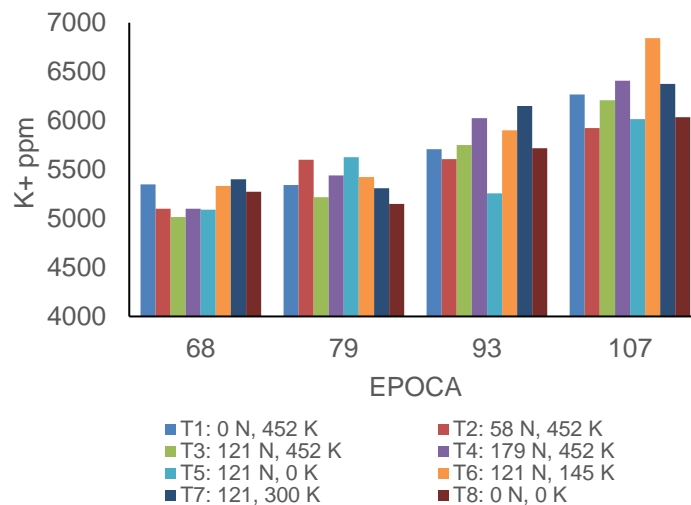


Fig. 3.7 Variación del contenido de K (ppm) en peciols de papa (*Solanum tuberosum* L.) cv Bacatá en respuesta a diferentes dosis de aporte de N y K durante cuatro épocas de muestreo.

- 44 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

Tabla 3-13 Medias del contenido de K (ppm) en savia de peciolo de papa (*Solanum tuberosum* L.) cv Bacatá en respuesta a diferentes dosis de aporte de N y K durante cuatro épocas de muestreo.

DOSIS N y K (Ha ⁻¹)	DDS			
	65	79	93	107
N0 K452	5350	5342	5708	6267
N58 K452	5100	5600	5608	5925
N121 K452	5017	5217	5750	6208
N179 K452	5100	5442	6025	6408
N121 K0	5092	5625	5258	6017
N121 K145	5333	5425	5900	6842
N121 K300	5400	5308	6150	6375
N0 K0	5275	5150	5717	6033

3.4.2 Respuesta espectral

La respuesta espectral promedio entre los 500 a 600 nm de las cuatro épocas de muestreo registrada para todos los tratamientos se muestra en la fig. 3.8. La mayor reflectancia en la región del verde se obtuvo para el tratamiento T1, que corresponde a la dosis de 0 kg por Ha de N y 480 kg por Ha de K₂O. Por su lado, en la región del verde la reflectancia más baja se obtuvo para el T6. A lo largo de los muestreos, la reflectancia en la región del verde no superó el 0.14. En el último muestreo (107 DDS), los valores más bajos de reflectancia se registraron para el tratamiento 4 (179 kg N Ha⁻¹) (Fig. 3.9).

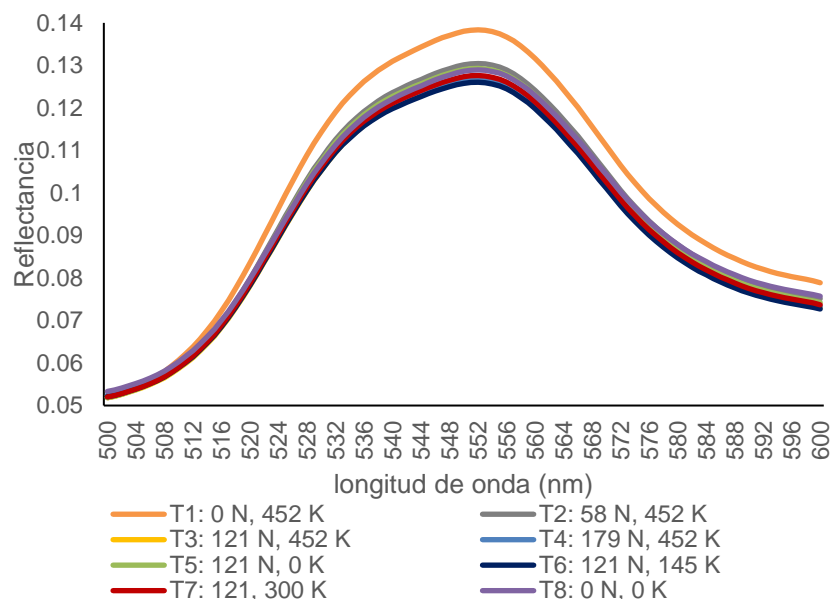


Fig. 3.8 Reflectancia promedio entre los 450 a 650 nm en las cuatro épocas de muestreo de hojas de papa (*Solanum tuberosum* L.) para 8 tratamientos de fertilización.

El comportamiento de los valores de reflectancia presentados anteriormente se asemeja a los que (He et al. 2016) reportaron en papa, donde la reflectancia disminuyó en la región del RBG (400-700 nm) a medida que se aumentó la dosis de N agregada al cultivo. Tal como se mencionó en el apartado previo, a una mayor cantidad de N se encontró un aumento en la concentración de NO_3^- y de valores SPAD, esto se debe a que al ser el nitrógeno un elemento esencial en la molécula de la clorofila (Koch et al., 2019a), y este el pigmento el responsable de absorción de la luz (Botha et al., 2007), se genere que a una mayor cantidad de N la porción de energía reflectada sea menor.

46 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

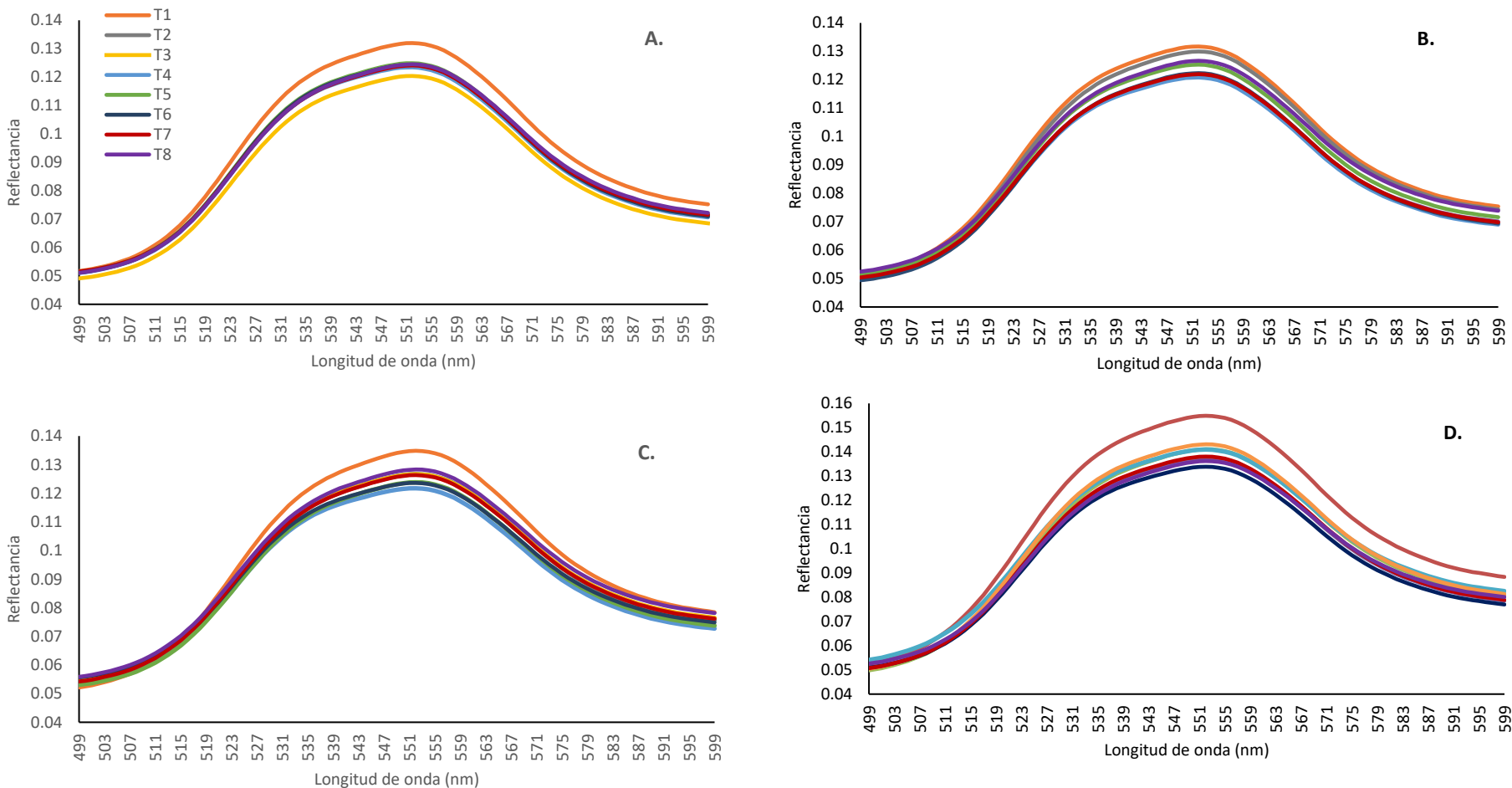


Fig. 3.9 Reflectancia entre los 500 a 600 nm de hojas de papa (*Solanum tuberosum* L.) con 8 tratamientos de fertilización a los 65 días después de siembra (DDS) (A), 79 DDS (B), 93 DDS (C) y 105 DDS (D).

Por su parte, en la región espectral entre los 750 a 850 nm, los valores promedio muestran que la reflectancia más baja se registró en los tratamientos T8, T2 y T1 con 0.744, 0.751 y 0.757 respectivamente, mientras que el T6 obtuvo la reflectancia más alta, con un promedio de 0.762 entre los 750 a 850 nm (Fig. 3.10).

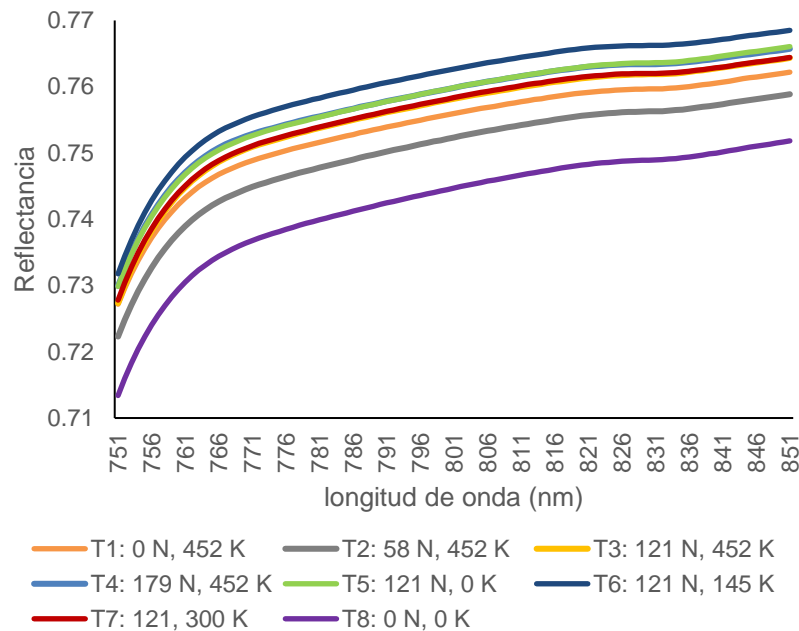


Fig. 3.10 Reflectancia promedio entre los 750 a 850 nm en las cuatro épocas de muestreo de hojas de papa (*Solanum tuberosum* L.) para 8 tratamientos de fertilización.

3.4.3 Relación de la respuesta espectral y el contenido de nitratos, potasio y unidades SPAD.

El comportamiento de la reflectancia en la región del NIR es similar al reportado en un estudio con variación de dosis de N, en el que la reflectancia más baja en la región de NIR y el SWIR se obtuvo con las dosis de menor aporte de nitrógeno debido a la función de este nutriente en el desarrollo y estructura celular (Abutaleb and Fatma Sayed 2021). En esta región la respuesta está determinada por los espacios intercelulares del mesófilo, en hojas con muerte de tejidos por factores bióticos (enfermedades o plagas) o abióticos (estrés nutricional o hídrico) la reflectancia registra valores más bajos que en hojas sanas (Chivasa, Mutanga, and Biradar 2017; Mahlein et al. 2012). El análisis de los índices de

48 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

vegetación mostró un comportamiento similar a los registrados en las respuestas espectrales. Para facilitar la interpretación se graficaron por separado los tratamientos con variación de nitrógeno y potasio. Inicialmente se encontró que con el contenido de nitratos los coeficientes de correlación más altos (> 60%) se obtuvieron en las dos primeras épocas. A los 65 DDS las correlaciones oscilaron el 60%, siendo la más alta la registrada por el índice SR3 con 0.61, para los 79 DDS el índice DSWI_2 presentó la más alta correlación con 0.64, mientras que para los 93 y 107 DDS los valores más altos se encontraron con -0.53 para el CI y 0.55 con el NDVI3, respectivamente (tabla 3.11).

Tabla.3-14 Valores de correlación de Spearman (r) entre los índices multiespectrales evaluados y el contenido de nitratos para cuatro épocas de muestreo.

65 DDS		79 DDS		93 DDS		107 DDS	
índice	Spearman	índice	Spearman	índice	Spearman	índice	Spearman
SR3	0.616	DWSI2	0.646	NDVI3	0.474	NDVI3	0.553
Green_NDVI	0.607	EGFN	0.610	PSRI	0.467	GI	-0.526
GMI2	0.605	Green_NDVI	0.609	DWSI4	-0.485	CI	-0.535
TCARI2_OSAVI2	-0.609	SR3	0.603	CI	-0.529	DWSI4	-0.543

Los coeficientes de correlación que presentaron valores mayores a 0.45 con el contenido de nitratos corresponden a operaciones entre bandas de las regiones del verde, rojo e infrarrojo, solo el índice DWSI2 (Disease Water Stress Index), que toma datos de la región del SWIR, presenta un rango diferente en dichas operaciones. Para el SR3, a los 65 DDS, los valores más altos, 5.98 y 5.89, se registraron para los tratamientos de 121 y 179 kilogramos de N por hectárea respectivamente, mientras que el valor más bajo se presentó para el tratamiento con 0 kg de N por ha (5.54), mientras que a los 79 DDS, el SR3 solo se presentó dos grupos diferentes desde un punto de vista estadístico, los valores más altos los registró el grupo conformado por los tratamientos de 121 y 179 kg de N. En las dos siguientes épocas el tratamiento con 0 kg de N siguió presentando los valores más bajos (Fig. 3.11).

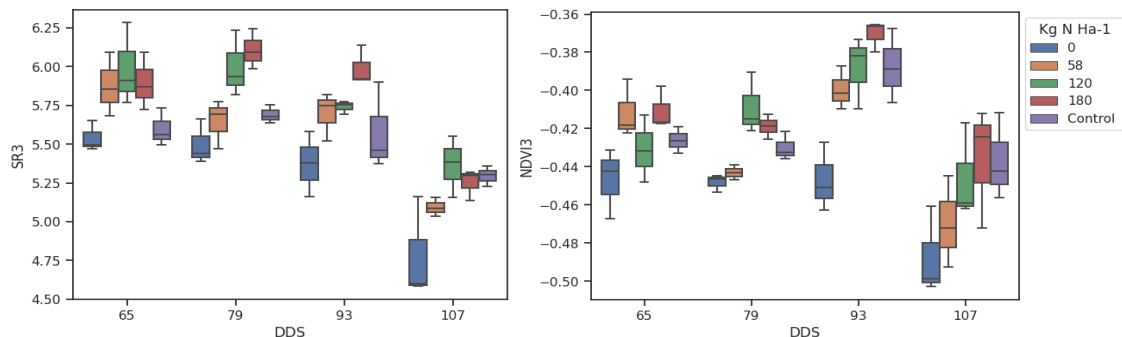


Fig. 3.11 Variación de los valores de los índices SR3 y NDVI_3 en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno (T1:0, T2:58, T3:121, T4:179 kg ha⁻¹ y T8: control) durante cuatro épocas de muestreo

Por su parte, el DWSI2 (Disease Water Stress Index) que evalúa la relación entre la región del SWIR (1660 nm) y del verde (550) mostró diferencias entre las medias de los tratamientos de 120 kg ha⁻¹ de N y el de 0 kg para los 65 DDS. Para los 79 DDS las medias de los tratamientos de 120 (T3) y 180 (T4) kg N fueron de 3.5 y 3.48 respectivamente, y ambas registraron diferencias con evidencia estadística respecto a los de los demás tratamientos. En las dos épocas restantes, que corresponden al proceso de llenado de tubérculo, el tratamiento de 0 kg aplicados (T1) presentó el menor valor respecto a todos los tratamientos (Fig. 3.12).

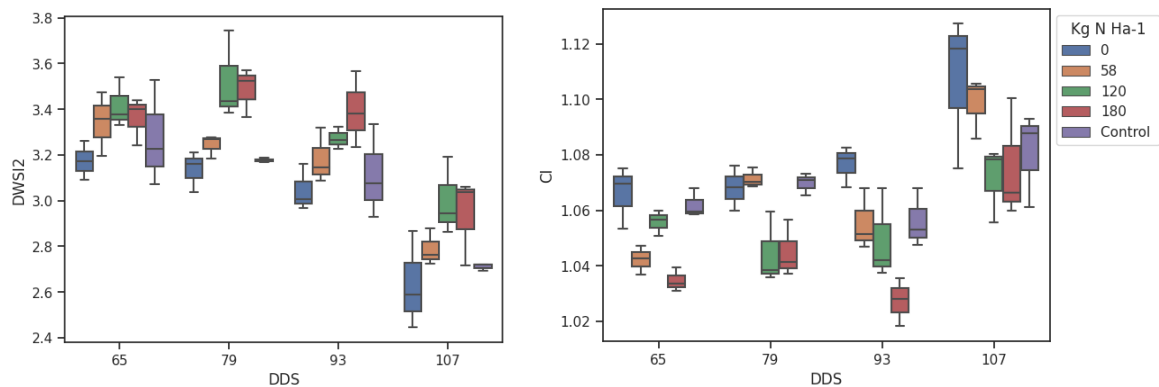


Fig. 3.12 Variación de los valores de los índices DWSI2 y el CI en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno (T1:0, T2:58, T3:121, T4:179 kg ha⁻¹ y T8: control) durante cuatro épocas de muestreo

Por Su Parte, El Ci (*Chlorophyll index*) cuyas bandas involucradas están en la región del *RedEdge* (transición entre el rojo y el infrarrojo), presentó diferencias entre las medias de

50 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

los tratamientos para las 4 épocas evaluadas. A los 79 DDS el índice logra segregarse en dos grupos, el primero, con los valores más altos, correspondió a los tratamientos con menor adición de N (0, 58, y el control), mientras que el tratamiento 3 y 4, con 121 y 149 Kg de N aportado, registraron los valores más bajos, tendencia que se mantuvo en las otras dos épocas de muestreo.

Los índices que presentaron las más altas correlaciones con los valores SPAD fueron diferentes para todas las épocas, además, dichas correlaciones aumentaron con el tiempo (Tabla 3.12). Para la época de inicio de floración (65 DDS) los índices mostraron correlaciones de *Spearman* hasta de 0.46 (SR5), para los 79 DDS la correlación máxima se alcanzó para el índice DATT-4 con 0.63. Mientras que para los 93 DDS la correlación más alta con los valores SPAD la alcanzó el NDVI3 con 0.73 y para los 107 DDS el índice DATT-4 llegó a 0.73. Los índices con correlación tienen en común el rango del que se toman sus valores, 445 y 850 nm, es decir en la región del rojo e infrarrojo, zonas similares a las involucradas en los índices correlacionados con el contenido de NO₃⁻.

Tabla 3-15 Valores de correlación de Spearman entre los índices multiespectrales evaluados y los valores SPAD para cuatro épocas de muestreo

65 DDS		79 DDS		93 DDS		107 DDS	
índice	Spearman	índice	Spearman	índice	Spearman	índice	Spearman
SR5	0.4611	DATT-4	0.629	NDVI3	0.727	DATT-4	0.727
NDVI3	0.458	EGFN	0.612	DATT-4	0.723	DATT-5	0.703
DWSI4	-0.458	TGI	-0.612	GI	-0.720	DWSI4	-0.704
GI	-0.461	TCARI	-0.616	DWSI4	-0.722	GI	-0.710

Los índices con las correlaciones más altas con los contenidos de nitratos y SPAD operan bandas en las regiones del NIR y el visible, esto se debe al papel que cumple la clorofila en la interacción luz-hoja, ya que a mayor contenido del pigmento la reflectancia es más baja en la región del visible y más alta en el infrarrojo (Stellacci et al. 2016; Thompson et al. 2017). Dentro de estas regiones del espectro, el *Red Edge* ha cobrado amplia importancia en diversos estudios sobre nutrición, esto debido a que este parámetro se basa en la máxima absorción de energía y la máxima reflexión de esta, por lo que es sensible al contenido de clorofila y a la estructura de la hoja, (Martínez, 2017; Zhou et al., 2018). La importancia del nitrógeno en el contenido de clorofila está ligada a la composición

misma de este pigmento (Koch et al., 2019a), por lo que deficiencias de este elemento en cultivos genera cambios en la coloración de sus hojas por la disminución de la síntesis de esta molécula, teniendo un efecto sobre la capacidad de realizar fotosíntesis, limitando la acumulación de materia seca y con ello el desarrollo y rendimiento de los cultivos (Hussain et al., 2017a; Zhao et al., 2021).

Las correlaciones entre los índices obtenidos a partir de los datos híperespectrales y el contenido de K en los peciolo de las hojas tuvieron los valores más altos en la época de los 65 DDS, pero en general, las correlaciones fueron bajas, <0.5 en todas las épocas, solo el índice LWVI_1 presentó un valor de -0.59 a los 65 DDS, en las demás épocas las correlaciones más altas fueron de 0.31 con el PSRI, 0.41 con el CIAInt y -0.36 para LWVI_1, a los 79, 93 y 107 DDS respectivamente (Tabla 3.13).

Tabla 3-16 Valores de correlación de Spearman entre los índices multispectrales evaluados y el contenido de potasio para cuatro épocas de muestreo

65 DDS		79 DDS		93 DDS		107 DDS	
índice	Spearman	índice	Spearman	índice	Spearman	índice	Spearman
SRWI	0.409	SRPI	0.316	CIAInt	0.4114	LWVI1	-0.360
NDLI	-0.436	CI	0.307	EVI	0.3687	SWIR_SI	-0.334
NDNI	-0.459	NPCI	-0.311	Carter6	0.3421	DWSI3	0.327
LWVI1	-0.594	PSRI	-0.315	CRI3	-0.3632	SWIR_VI	0.338

El comportamiento de los índices de vegetación y su correlación con el contenido de potasio, se asemejan a los reportados en trigo por (T. Yang et al. 2021), quienes usando un espectraloradiómetro obtuvieron la respuesta espectral de plantas de bajo diferentes niveles de potasio, encontraron correlaciones por debajo de 0.5 con los contenidos de potasio en hoja; sin embargo, al someter los datos a un proceso de normalización y remuestreo, lograron aumentar las correlaciones, siendo más altas en los índices generados usando valores de reflectancia en las ondas de 1150 a los 2275 nm, los autores señalan que este rango es importante dado que el agua en el mesófilo, la celulosa y lignina se tienen sus picos de mayor absorción en esta zona del espectro (T. Yang et al., 2021). Con base en los resultados para las variables de nutrición y los de los índices se tomaron los IV de mayor correlación con el contenido de nitrato y SPAD (Tabla 2.13) (los cuales

52 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

presentaron efecto del factor tratamientos) y se estableció un análisis de componentes principales. Se obtuvo los dos primeros componentes, que explican un 92 % de la variabilidad. Se evaluó un modelo multivariante que tenía como variables respuesta el contenido de nitratos, las unidades SPAD y los dos componentes extraídos del análisis anterior. El ANOVA multivariante se presenta en la tabla 3.14.

Hubo efecto en el factor tratamiento (p -valor= 0.001). Esto, como se ha mencionado previamente, se debe al efecto de la disponibilidad de nitrógeno en el crecimiento de los cultivos y su influencia en la respuesta espectral de los cultivos, ya que a mayor cantidad de N la reflectancia en el espectro visible (400-700 nm) disminuye, mientras que en el NIR aumenta (Gao et al., 2016).

Si bien el efecto del tiempo tuvo interacción con los bloques, se observan tendencias a lo largo del tiempo tanto en los contenidos de nitratos, SPAD, así como en los valores de los índices, esto se puede explicar debido al proceso de acumulación y distribución de los elementos, en el caso del nitrógeno la movilidad dentro de la planta es alta y al estar involucrado en el desarrollo de hojas y ramas se presenta un proceso de dilución, por lo que la concentración disminuye en el tejido al avanzar el cultivo, esto podría explicar los cambios en los valores de contenido de nitratos y de reflectancia a través del tiempo (Giletto et al. 2020),(Koch et al. 2019).

Tabla 3-17 MANOVA modificado (MATS) para el contenido de nitrato, SPAD y componentes principales de índices multiespectrales de hojas de papa en respuesta a diferentes dosis de N y k en las cuatro épocas. El p -valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.

EFEECTO	P-VALUE
BLOQUE	0.1
TTO	0.001
BLOQUE * TTO	0.4
EPOCA	0.001
BLOQUE * EPOCA	0.01
TTO * EPOCA	0.49
BLOQUE * TTO * EPOCA	0.88

3.4.4 Rendimientos

Respecto al rendimiento alcanzado en cosecha, el mayor valor se obtuvo para el tratamiento con 120 kg N ha⁻¹ de N y 452 kg K₂O ha⁻¹ con el que se alcanzaron 34 t ha⁻¹, seguido del tratamiento de 120 kg N ha⁻¹ de N y 300 kg K₂O ha⁻¹ que arrojó 33.5 t ha⁻¹. (Tabla 3.15)

Tabla 3-18 Rendimiento (t ha⁻¹) para los tratamientos evaluados.

TTO	N (kg ha ⁻¹)	K ₂ O (kg ha ⁻¹)	t ha ⁻¹
1	0	452	27.54
2	58	452	27.36
3	121	452	33.37
4	179	452	30.98
5	121	0	31.17
6	121	145	31.44
7	121	300	34.12
8	0	0	21.57

La prueba *post hoc* de Tukey (HSD) (Fig. 3.13) mostró que los tratamientos 3 y 7 se agruparon en el grupo con mayores rendimientos, presentando evidencia estadística para concluir que este grupo es diferente a los demás tratamientos. Por su parte el tratamiento con 0 kg ha⁻¹ de NPK tuvo el rendimiento más bajo, 21.5 t ha⁻¹ y se alojó como un grupo que estadísticamente es diferente.

Los bajos rendimientos en los tratamientos con menor dosis de N pueden estar ligados a las funciones que el nitrógeno cumple en las plantas, ya que como lo mencionan (Koch et al. 2019) en N es el nutriente con mayor influencia en el rendimiento de la papa al estar implícito en el metabolismo, en la constitución de biomoléculas y el desarrollo de dosel. En su estudio (Gómez, Magnitskiy, and Rodríguez 2019) establecen que si se busca un mayor rendimiento las dosis de N, P y K deben aumentar.

54 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

A los 93 DDS la reflectancia entre los 750 a 900 nm para los tratamientos 8, 1 y 2 fue la más baja, estos tratamientos presentaron a su vez los menores rendimientos más. Estos resultados son similares a los de Abutaleb & Fatma Sayed (2021) en papa bajo diferentes dosis de N, estos autores encontraron que las bandas 730 nm, 740 nm, 750 nm, 770 nm y 560 nm (RedEdge y verde) alcanzaron correlaciones con el rendimiento de 0.81 a 0.87, siendo la época de 60 DDS (floración) la de mayor capacidad de discriminación entre dosis de nitrógeno. El comportamiento de la reflectancia en esta porción del espectro podría presentarse como un indicador para estimar el rendimiento para la variedad evaluada en el presente estudio dado que logró diferenciar entre los diferentes niveles de nitrógeno aplicado.



Fig. 3.13 Prueba de Tukey (HSD) para el rendimiento total para los tratamientos evaluados en el ensayo.

Por otro lado, el aumento de la dosis de potasio en la fertilización del cultivo genera aumentos en el rendimiento; sin embargo, no es una relación lineal, esto se observa en el presente estudio y por (Zhang et al. 2018), en donde el mayor rendimiento lo obtuvo la dosis intermedia para dos variedades de papa; sin embargo, variables como el contenido

de almidón respondían positivamente a mayores dosis de K, dado el papel de este nutriente en la ruta de síntesis de esta cadena de azúcares.

3.5 Conclusiones

Hubo efecto de los tratamientos de fertilización en las respuestas espectrales obtenidas con el sensor híperespectral, en el contenido de nitratos en peciolo y en las unidades SPAD de los folíolos; sin embargo, no se vio efecto del factor tratamiento sobre el contenido de potasio en peciolo. Los valores más altos de nitratos y SPAD se presentaron en los tratamientos con mayor dosis de nitrógeno, siendo hasta 213% más alto el contenido de nitratos respecto al tratamiento con 0 kg de nitrógeno.

Por su parte hubo efecto de las épocas en las unidades SPAD y en el contenido de potasio, los valores SPAD disminuyeron con el tiempo en todos los tratamientos y el contenido de potasio aumentó desde el día 65 al 107 en todos los niveles de fertilización. Al momento de cosecha se encontró que con dosis de 121 Kg de nitrógeno y 300-450 Kg de K se obtuvo el mayor rendimiento y que estos tratamientos presentaron la reflectancia más alta a los 93 DDS en la región del NIR.

En cuanto a la respuesta espectral, se encontró que la reflectancia más alta entre los 500 a 600 nm (espectro del verde) la alcanzó el tratamiento con 0 kg de nitrógeno, seguido del tratamiento 2 (51 kg N), mientras que en la región del infrarrojo cercano (750 a 850 nm) la reflectancia más baja se presentó para estos dos tratamientos, esto por el efecto de la nutrición nitrogenada sobre la clorofila y el desarrollo foliar, respectivamente. Esta región del espectro y los índices que operan bandas de esta sección presentan el mayor potencial para determinar el rendimiento de la variedad Bacatá especialmente a los 93 DDS por su capacidad de discriminar entre dosis de nitrógeno.

3.6 Referencias

- Abdel-Rahman, E. M., Mutanga, O., Odindi, J., Adam, E., Odindo, A., & Ismail, R. (2017). Estimating Swiss chard foliar macro- and micronutrient concentrations under different irrigation water sources using ground-based hyperspectral data and four partial least squares (PLS)-based (PLS1, PLS2, SPLS1 and SPLS2) regression algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, 132, 21–33. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.11.008>

- Abutaleb, K., & Fatma Sayed, A. (2021). Modeling Potato Yield Response to Different Nitrogen Application Rates Using Hyperspectral Data and PLS Regression. *Journal of Horticultural Science & Ornamental Plants*, 13(3), 301–310. <https://doi.org/10.5829/idosi.jhsop.2021.301.310>
- Agisoft. (2019). *Agisoft Metashape User Manual*. 160.
- Alberto, R. T., Rivera, J. C. E., Biagtan, A. R., & Isip, M. F. (2019). Extraction of onion fields infected by anthracnose-twister disease in selected municipalities of Nueva Ecija using UAV imageries. *Spatial Information Research*. <https://doi.org/10.1007/s41324-019-00302-z>
- Asefpour Vakilian, K., & Massah, J. (2017). A farmer-assistant robot for nitrogen fertilizing management of greenhouse crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, 139, 153–163. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.05.012>
- Basso, M., & Pignaton de Freitas, E. (2019). A UAV Guidance System Using Crop Row Detection and Line Follower Algorithms. *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*, 605–621. <https://doi.org/10.1007/s10846-019-01006-0>
- Bautista, H. F., Ramírez, W. L., & Torres, J. (2012). Nutrient uptake of the diploid potato (*Solanum phureja*) variety Criolla Colombia, as a reference point to determine critical nutritional levels. Absorción de nutrientes de la papa diploide (*Solanum phureja*) variedad Criolla Colombia, como punto de pa. *Agronomía Colombiana*, 30(3), 436–446.
- Bendig, J., Yu, K., Aasen, H., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Gnyp, M. L., & Bareth, G. (2015). Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 39, 79–87. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.02.012>
- Blackburn, G. A. (1998). Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: A test using senescent tree leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 19(4), 657–675. <https://doi.org/10.1080/014311698215919>
- Botha, E. J., Leblon, B., Zebarth, B., & Watmough, J. (2007). *Non-destructive estimation of potato leaf chlorophyll from canopy hyperspectral reflectance using the inverted PROSAIL model*. 9, 360–374. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2006.11.003>
- Brunner, E. (2001). Asymptotic and approximate analysis of repeated measures designs under heteroscedasticity. *Mathematical Statistics with Applications in Biometry*.
- Cao, Q., Miao, Y., Wang, H., Huang, S., Cheng, S., Khosla, R., & Jiang, R. (2013). Non-destructive estimation of rice plant nitrogen status with Crop Circle multispectral

- active canopy sensor. *Field Crops Research*, 154, 133–144.
<https://doi.org/10.1016/j.fcr.2013.08.005>
- Carter, G. A. (1994). Ratios of leaf reflectances in narrow wavebands as indicators of plant stress. *International Journal of Remote Sensing*, 15(3), 697–703.
<https://doi.org/10.1080/01431169408954109>
- Cen, H., Wan, L., Zhu, J., Li, Y., Li, X., Zhu, Y., Weng, H., Wu, W., Yin, W., Xu, C., Bao, Y., Feng, L., Shou, J., & He, Y. (2019). Dynamic monitoring of biomass of rice under different nitrogen treatments using a lightweight UAV with dual image-frame snapshot cameras. *Plant Methods*, 15(1), 1–16. <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0418-8>
- Chivasa, W., Mutanga, O., & Biradar, C. (2017). Application of remote sensing in estimating maize grain yield in heterogeneous african agricultural landscapes: A review. *International Journal of Remote Sensing*, 38(23), 6816–6845.
<https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1365390>
- Corti, M., Cavalli, D., Cabassi, G., Vigoni, A., Degano, L., & Marino Gallina, P. (2019). Application of a low-cost camera on a UAV to estimate maize nitrogen-related variables. *Precision Agriculture*, 20(4), 675–696. <https://doi.org/10.1007/s11119-018-9609-y>
- Cucho-Padin, G., Loayza, H., Palacios, S., Balcazar, M., Carbajal, M., & Quiroz, R. (2019). Development of low-cost remote sensing tools and methods for supporting smallholder agriculture. *Applied Geomatics*. <https://doi.org/10.1007/s12518-019-00292-5>
- Datt, B. (1998). Remote sensing of chlorophyll a, chlorophyll b, chlorophyll a+b, and total carotenoid content in eucalyptus leaves. *Remote Sensing of Environment*, 66(2), 111–121. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00046-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00046-7)
- Delgado-Vera, C., Aguirre-Munizaga, M., Jiménez-Icaza, M., Manobanda-Herrera, N., & Rodríguez-Méndez, A. (2017). A Photogrammetry Software as a Tool for Precision Agriculture: A Case Study. In R. Valencia-García, K. Lagos-Ortiz, G. Alcaraz-Mármol, J. Del Cioppo, N. Vera-Lucio, & M. Bucaram-Leverone (Eds.), *Technologies and Innovation* (pp. 282–295). Springer International Publishing.
- Dutta Gupta, S., Ibaraki, Y., & Pattanayak, A. K. (2013). Development of a digital image analysis method for real-time estimation of chlorophyll content in micropropagated potato plants. *Plant Biotechnology Reports*, 7(1), 91–97.
<https://doi.org/10.1007/s11816-012-0240-5>
- FAOSTAT. (2018). *Food and Agriculture Organization of United Nations*.
<http://www.fao.org/faostat/es/#data/QC>

- FEDEPAPA. (2018). *Informe de gestión 2018*. 188.
- FEDEPAPA. (2021). *Federación Colombiana De Productores De Papa – Fedepapa Fondo Nacional De Fomento De La Papa – Fnfp*. 555.
- Friedrich, S., Brunner, E., & Pauly, M. (2017). Permuting longitudinal data in spite of the dependencies. *Journal of Multivariate Analysis*, 153, 255–265. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2016.10.004>
- Friedrich, S., & Pauly, M. (2018). MATS: Inference for potentially singular and heteroscedastic MANOVA. *Journal of Multivariate Analysis*, 165, 166–179. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2017.12.008>
- Friedrich, Sarah., Konietschke, Frank., & Pauly, Markus. (2019). Resampling-based analysis of multivariate data and repeated measures designs with the R package MANOVA. RM. *R Journal*, 11(2), 380–400. <https://doi.org/10.32614/rj-2019-051>
- Gamon, J. A., Serrano, L., & Surfus, J. S. (1997). The photochemical reflectance index: An optical indicator of photosynthetic radiation use efficiency across species, functional types, and nutrient levels. *Oecologia*, 112(4), 492–501. <https://doi.org/10.1007/s004420050337>
- Gandia, S., Fernández, G., García, J. C., & Moreno, J. F. (2004). *RETRIEVAL OF VEGETATION BIOPHYSICAL VARIABLES FROM CHRIS/PROBA DATA IN THE SPARC CAMPAING*.
- Gao, P., Zuo, Z., Zhang, R., Qiu, Y., He, R., Gao, R., & Gu, R. (2016). Optimum Nitrogen Fertilization for. *Agronomy Journal*, 108(1), 448–458. <https://doi.org/10.2134/agronj2015.0324>
- Giletto, C. M., Reussi Calvo, N. I., Sandaña, P., Echeverría, H. E., & Bélanger, G. (2020). Shoot- and tuber-based critical nitrogen dilution curves for the prediction of the N status in potato. *European Journal of Agronomy*, 119(June), 126114. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2020.126114>
- Gitelson, A. A., Gritz, Y., & Merzlyak, M. (2003). Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of Plant Physiology*, 160(3), 271–282.
- Gitelson, A., Merzlyak, M., & Lichtenthaler, H. K. (1996). Detection of Red Edge Position and Chlorophyll Content by Reflectance Measurements Near 700 nm. *Journal of Plant Physiology*, 148(3–4), 501–508. [https://doi.org/10.1016/S0176-1617\(96\)80285-9](https://doi.org/10.1016/S0176-1617(96)80285-9)

- Gitelson, A., & Merzlyak, M. N. (1994). Spectral Reflectance Changes Associated with Autumn Senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. Leaves. Spectral Features and Relation to Chlorophyll Estimation. *Journal of Plant Physiology*, 143(3), 286–292. [https://doi.org/10.1016/S0176-1617\(11\)81633-0](https://doi.org/10.1016/S0176-1617(11)81633-0)
- Gitelson, Anatoly., Kaufman, Y. J., & Merzlyak, Mark. (1996). Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 289–298. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00072-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00072-7)
- Gizaw, S. A., Garland-campbell, K., & Carter, A. H. (2016). Evaluation of agronomic traits and spectral reflectance in Pacific Northwest winter wheat under rain-fed and irrigated conditions. *Field Crops Research*. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2016.06.018>
- Gómez, M. I., Magnitskiy, S., & Rodríguez, L. E. (2017). Diagnóstico de K + y NO₃- en savia para determinar el estado nutricional en papa (*Solanum tuberosum* L . Diagnostics of K + and NO₃- in sap to determine nutritional status in potato (*Solanum tuberosum* L . subsp . andigena). *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas*, 11(3), 133–142.
- Gómez, M. I., Magnitskiy, S., & Rodríguez, L. E. (2019). Nitrogen, phosphorus and potassium accumulation and partitioning by the potato group Andigenum in Colombia. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 113(3), 349–363. <https://doi.org/10.1007/s10705-019-09986-z>
- Gu, D.-D., Wang, W.-Z., Hu, J.-D., Zhang, X.-M., Wang, J.-B., & Wang, B.-S. (2016). Nondestructive Determination of Total Chlorophyll Content in Maize Using Three-Wavelength Diffuse Reflectance. *Journal of Applied Spectroscopy*, 83(4), 541–547. <https://doi.org/10.1007/s10812-016-0325-y>
- Guo, J., Zhang, J., Xiong, S., Zhang, Z., Wei, Q., Zhang, W., Feng, W., & Ma, X. (2021). Hyperspectral assessment of leaf nitrogen accumulation for winter wheat using different regression modeling. *Precision Agriculture*, 22(5), 1634–1658. <https://doi.org/10.1007/s11119-021-09804-z>
- Haboudane, D., Miller, J. R., Tremblay, N., Zarco-Tejada, P. J., & Dextraze, L. (2002). Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 81(2–3), 416–426. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00018-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00018-4)
- He, L., Song, X., Feng, W., Guo, B.-B., Zhang, Y.-S., Wang, Y.-H., Wang, C.-Y., & Guo, T.-C. (2016). Improved remote sensing of leaf nitrogen concentration in winter wheat using multi-angular hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 174, 122–133. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.007>

- Huete, A. R. (2004). Remote Sensing for. In M. L. Brusseau, Anick F. Artiola, Ian L. Pepper (Ed.), *Environmental Monitoring and Characterization* (Firts, pp. 183–206). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-064477-3.50013-8>
- Hunt, E. R., Donald, J., Spinelli, C. B., Turner, R. W., Bruce, A. E., Gadler, D. J., Brungardt, J. J., & Hamm, P. B. (2018). Monitoring nitrogen status of potatoes using small unmanned aerial vehicles. *Precision Agriculture*, *19*(2), 314–333. <https://doi.org/10.1007/s11119-017-9518-5>
- Hussain, A., Sahoo, R. N., Kumar, D., & Pradhan, S. (2017). Relationship of Hyperspectral Reflectance Indices with Leaf N and P Concentration, Dry Matter Accumulation and Grain Yield of Wheat. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, *45*(5), 773–784. <https://doi.org/10.1007/s12524-016-0633-y>
- Ierna, A., & Mauromicale, G. (2018). Potato growth, yield and water productivity response to different irrigation and fertilization regimes. *Agricultural Water Management*, *201*(January), 21–26. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.01.008>
- Ierna, A., & Mauromicale, G. (2019). Sustainable and profitable nitrogen fertilization management of potato. *Agronomy*, *9*(10). <https://doi.org/10.3390/agronomy9100582>
- Iglhaut, J., Cabo, C., Puliti, S., Piermattei, L., O'Connor, J., & Rosette, J. (2019). Structure from Motion Photogrammetry in Forestry: a Review. *Current Forestry Reports*, *5*(3), 155–168. <https://doi.org/10.1007/s40725-019-00094-3>
- Inostroza, L., Acuña, H., Muñoz, P., Vásquez, C., Ibáñez, J., Tapia, G., Pino, M. T., & Aguilera, H. (2016). Using aerial images and canopy spectral reflectance for high-throughput phenotyping of white clover. *Crop Science*, *56*(5), 2629–2637. <https://doi.org/10.2135/cropsci2016.03.0156>
- Jay, S., Maupas, F., Bendoula, R., & Gorretta, N. (2017). Retrieving LAI, chlorophyll and nitrogen contents in sugar beet crops from multi-angular optical remote sensing: Comparison of vegetation indices and PROSAIL inversion for field phenotyping. *Field Crops Research*, *210*(June), 33–46. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2017.05.005>
- Jones, C. A., & Church, E. (2020). Photogrammetry is for everyone: Structure-from-motion software user experiences in archaeology. *Journal of Archaeological Science: Reports*, *30*(March), 102261. <https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2020.102261>
- Kang, W., Fan, M., Ma, Z., Shi, X., & Zheng, H. (2014a). Luxury absorption of potassium by potato plants. *American Journal of Potato Research*, *91*(5), 573–578. <https://doi.org/10.1007/s12230-014-9386-8>

- Kang, W., Fan, M., Ma, Z., Shi, X., & Zheng, H. (2014b). Luxury absorption of potassium by potato plants. *American Journal of Potato Research*, *91*(5), 573–578. <https://doi.org/10.1007/s12230-014-9386-8>
- Kaur, R., Singh, B., Singh, M., & Thind, S. K. (2015). Hyperspectral Indices, Correlation and Regression Models for Estimating Growth Parameters of Wheat Genotypes. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, *43*(3), 551–558. <https://doi.org/10.1007/s12524-014-0425-1>
- Koch, M., Naumann, M., Pawelzik, E., Gransee, A., & Thiel, H. (2019). The Importance of Nutrient Management for Potato Production Part I: Plant Nutrition and Yield. *Potato Research*, 97–119. <https://doi.org/10.1007/s11540-019-09431-2>
- Konietschke, F., Bathke, A. C., Harrar, S. W., & Pauly, M. (2015). Parametric and nonparametric bootstrap methods for general MANOVA. *Journal of Multivariate Analysis*, *140*, 291–301. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2015.05.001>
- Laban, N., Abdellatif, B., Ebeid, H. M., Shedeed, H. A., & Tolba, M. F. (2019). Machine Learning for Enhancement Land Cover and Crop Types Classification. In A. E. Hassanien (Ed.), *Machine Learning Paradigms: Theory and Application* (pp. 71–87). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-02357-7_4
- Lee, J., & Sung, S. (2016). Evaluating spatial resolution for quality assurance of UAV images. *Spatial Information Research*, *24*(2), 141–154. <https://doi.org/10.1007/s41324-016-0015-0>
- Lehnert, L. W., Meyer, H., Obermeier, W. A., Silva, B., Regeling, B., Thies, B., & Bendix, J. (2019). Hyperspectral data analysis in R: The hsdar package. *Journal of Statistical Software*, *89*(li). <https://doi.org/10.18637/jss.v089.i12>
- Li, B., Xu, X., Han, J., Zhang, L., Bian, C., Jin, L., & Liu, J. (2019). The estimation of crop emergence in potatoes by UAV RGB imagery. *Plant Methods*, *15*(1), 1–13. <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0399-7>
- Li, Bo., Xu, Xiangming., Zhang, Li., Han, Jiwan., Bian, Chunsong., Li, Guangcun., Liu, Jiangang., & Jin, Liping. (2020). Above-ground biomass estimation and yield prediction in potato by using UAV-based RGB and hyperspectral imaging. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *162*, 161–172. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.02.013>
- Liang, S. (2004). Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces. In W. & Sons (Ed.), *Wiley Series on Remote Sensing*. Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/047172372X>
- Licciardello, F., Lombardo, S., Rizzo, V., Pitino, I., Pandino, G., Strano, M. G., Muratore, G., Restuccia, C., & Mauromicale, G. (2018). Integrated agronomical and

technological approach for the quality maintenance of ready-to-fry potato sticks during refrigerated storage. *Postharvest Biology and Technology*, 136(October 2017), 23–30. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2017.10.001>

Linder, W. (2006). *Digital photogrammetry*. 3rd. ed. 219 pp. <https://doi.org/10.4324/9780203305959>

Liu, B., Shen, W., Yue, Y. min, Li, R., Tong, Q., & Zhang, B. (2017). Combining spatial and spectral information to estimate chlorophyll contents of crop leaves with a field imaging spectroscopy system. *Precision Agriculture*, 18(4), 491–506. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9466-5>

Liu, N., Townsend, P. A., Naber, M. R., Bethke, P. C., Hills, W. B., & Wang, Y. (2021). Hyperspectral imagery to monitor crop nutrient status within and across growing seasons. *Remote Sensing of Environment*, 255(January). <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112303>

Liu, Y., Feng, H., Yue, J., Jin, X., Fan, Y., Chen, R., Bian, M., Ma, Y., Song, X., & Yang, G. (2023). Improved potato AGB estimates based on UAV RGB and hyperspectral images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 214(February). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108260>

Lizarazo, I., Rodriguez, J. L., Cristancho, O., Olaya, F., Duarte, M., & Prieto, F. (2023). Identification of symptoms related to potato *Verticillium* wilt from UAV-based multispectral imagery using an ensemble of gradient boosting machines. *Smart Agricultural Technology*, 3(November 2022). <https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100138>

Lu, H., Fu, X., Liu, C., Li, L. guo, He, Y. xin, & Li, N. wen. (2017). Cultivated land information extraction in UAV imagery based on deep convolutional neural network and transfer learning. *Journal of Mountain Science*, 14(4), 731–741. <https://doi.org/10.1007/s11629-016-3950-2>

Lu, Jingshan., Eitel, J. U. H., Engels, M., Zhu, J., Ma, Y., Liao, F., Zheng, H., Wang, X., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2021). Improving Unmanned Aerial Vehicle (UAV) remote sensing of rice plant potassium accumulation by fusing spectral and textural information. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102592>

M. Prabhakar , Y. G. Prasad, and M. N. R. (2012). Remote Sensing of Biotic Stress in Crop Plants and Its Applications for Pest Management. In B. Venkateswarlu, A. K. Shanker, C. Shanker, & M. Maheswari (Eds.), *Crop Stress and its Management: Perspectives and Strategies* (Vol. 9789400722, pp. 1–611). <https://doi.org/10.1007/978-94-007-2220-0>

- Mahajan, G. R., Pandey, R. N., Sahoo, R. N., Gupta, V. K., Datta, S. C., & Kumar, D. (2017). Monitoring nitrogen, phosphorus and sulphur in hybrid rice (*Oryza sativa* L.) using hyperspectral remote sensing. *Precision Agriculture*, *18*(5), 736–761. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9485-2>
- Mahlein, A. K., Oerke, E. C., Steiner, U., & Dehne, H. W. (2012). Recent advances in sensing plant diseases for precision crop protection. *European Journal of Plant Pathology*, *133*(1), 197–209. <https://doi.org/10.1007/s10658-011-9878-z>
- Mahlein, A., Rumpf, T., Welke, P., Dehne, H., Plümer, L., Steiner, U., & Oerke, E. (2013). Remote Sensing of Environment Development of spectral indices for detecting and identifying plant diseases. *Remote Sensing of Environment*, *128*, 21–30. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.09.019>
- Mamaghani, B., & Salvaggio, C. (2019). Multispectral sensor calibration and characterization for sUAS remote sensing. *Sensors (Switzerland)*, *19*(20). <https://doi.org/10.3390/s19204453>
- Marouani, A., & Harbeoui, Y. (2016). Eficiencia Nitrogeno En Cultivos Papa. *Acta Agronómica*, *65*(2), 164–169.
- Marschner, P. (2012). *Mineral Nutrition of Higher Plants* (P. Marschner, Ed.; Third Edit).
- Martínez, L. J. (2017). Relationship between crop nutritional status , spectral measurements and Sentinel 2 images. *Agronomia Colombiana*, *35*(2), 205–215. <https://doi.org/10.15446/agron.colomb.v35n2.62857>
- Merton, R., & Huntington, J. (1999). Early Simulation Results of the Aries-1 Satellite Sensor for Multi-Temporal Vegetation Research Derived From Aviris. *Proceedings of the Eighth Annual JPL ...*, 1–10.
- Minolta, K. (2009). *A lightweight handheld meter for leaves without causing damage to plants*. 4.
- Mokrani, K., Hamdi, K., & Tarchoun, N. (2018). Potato (*Solanum Tuberosum* L.) Response to Nitrogen, Phosphorus and Potassium Fertilization Rates. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, *49*(11), 1314–1330. <https://doi.org/10.1080/00103624.2018.1457159>
- Moran, P. A. P. (1950). Notes on Continuous Stochastic Phenomena. *Biometrika*, *37*(1/2), 17–23. <https://doi.org/10.2307/2332142>
- Morier, T., Cambouris, A. N., & Chokmani, K. (2015). In-season nitrogen status assessment and yield estimation using hyperspectral vegetation indices in a potato crop. *Agronomy Journal*, *107*(4), 1295–1309. <https://doi.org/10.2134/agronj14.0402>

- Naumann, M., Koch, M., Pawelzik, E., Gransee, A., & Thiel, H. (2019). The Importance of Nutrient Management for Potato Production Part II: Plant Nutrition and Tuber Quality. *Potato Research*, 63, 121–137. <https://doi.org/10.1007/s11540-019-09431-2>
- Nex, F., & Remondino, F. (2014). UAV for 3D mapping applications: A review. *Applied Geomatics*, 6(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s12518-013-0120-x>
- Nigon, T. J., Mulla, D. J., Rosen, C. J., Cohen, Y., Alchanatis, V., Knight, J., & Rud, R. (2015). Hyperspectral aerial imagery for detecting nitrogen stress in two potato cultivars. *Computers and Electronics in Agriculture*, 112, 36–46. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.12.018>
- Ñústes, C. E. L., Castellanos, M. S., & Abril, M. S. (2009). Acumulación y distribución de materia seca de cuatro variedades de papa (*Solanum tuberosum* L.) en Zipaquirá, Cundinamarca (Colombia). *Rev. Fac. Nat. Agr. Medellín*, 62(113), 4823–4834.
- Nustez L, C. E. (2011). Variedades Colombianas de papa. In *Universidad Nacional de Colombia*.
- Padilla, F. M., Farneselli, M., Gianquinto, G., Tei, F., & Thompson, R. B. (2020). Monitoring nitrogen status of vegetable crops and soils for optimal nitrogen management. *Agricultural Water Management*, 241(June), 106356. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106356>
- Pavlidis, G., Karasali, H., & Tsihrintzis, V. A. (2020). Pesticide and Fertilizer Pollution Reduction in Two Alley Cropping Agroforestry Cultivating Systems. *Water, Air, and Soil Pollution*, 231(5). <https://doi.org/10.1007/s11270-020-04590-2>
- Pimstein, A., Karnieli, A., Bansal, S. K., & Bonfil, D. J. (2011). Exploring remotely sensed technologies for monitoring wheat potassium and phosphorus using field spectroscopy. *Field Crops Research*, 121(1), 125–135. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2010.12.001>
- Pineux, N., Lisein, J., Swerts, G., Biielders, C. L., Lejeune, P., Colinet, G., & Degré, A. (2017). Can DEM time series produced by UAV be used to quantify diffuse erosion in an agricultural watershed? *Geomorphology*, 280, 122–136. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.12.003>
- Po, E. A., Snapp, S. S., & Kravchenko, A. (2010). Potato yield variability across the landscape. *Agronomy Journal*, 102(3), 885–894. <https://doi.org/10.2134/agronj2009.0424>
- Quirós Rosado, E. (2014). *Introducción a la Fotogrametría y Cartografía aplicadas a la Ingeniería Civil* (Universidad de Extremadura, Ed.; First).

- Ray, S. S., Singh, J. P., & Panigraphy, S. (2010). Use of hyperstrectralremote senings data for crop stress detection: ground-based studies. *International Archives of Photogrammetry*, XXXVIII(8), 562–570.
- Riccardi, M., Mele, G., Pulvento, C., Lavini, A., D’Andria, R., & Jacobsen, S. E. (2014). Non-destructive evaluation of chlorophyll content in quinoa and amaranth leaves by simple and multiple regression analysis of RGB image components. *Photosynthesis Research*, 120(3), 263–272. <https://doi.org/10.1007/s11120-014-9970-2>
- Rodríguez, A., Peña-Fleitas, M. T., Padilla, F. M., Gallardo, M., & Thompson, R. B. (2021). Petiole sap nitrate concentration to assess crop nitrogen status of greenhouse sweet pepper. *Scientia Horticulturae*, 285(July 2020). <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2021.110157>
- Rodríguez, J., Lizarazo, I., Prieto, F., & Angulo-Morales, V. (2021). Assessment of potato late blight from UAV-based multispectral imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 184(July 2020). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106061>
- Rodríguez, L. E. (2010). Origen y evolución de la papa cultivada . Una revisión Origins and evolution of cultivated potato . A review. *Agronomía Colombiana*, 28(1), 9–17.
- Rodríguez-Pérez, L. (2010). Ecofisiología del cultivo de la papa. *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas*, 4(1), 97–108.
- Roosjen, P. P. J., Brede, B., Suomalainen, J. M., Bartholomeus, H. M., Kooistra, L., & Clevers, J. G. P. W. (2018). Improved estimation of leaf area index and leaf chlorophyll content of a potato crop using multi-angle spectral data – potential of unmanned aerial vehicle imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 66(July 2017), 14–26. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.10.012>
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with Ert. In *NASA Special Publication* (Vol. 351, p. 309).
- Severtson, D., Callow, N., Flower, K., Neuhaus, A., Olejnik, M., & Nansen, C. (2016). Unmanned aerial vehicle canopy reflectance data detects potassium deficiency and green peach aphid susceptibility in canola. *Precision Agriculture*, 17(6), 659–677. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9442-0>
- Shi, X., Zhang, X., Kang, W., Chen, Y., & Fan, M. (2019). Possibility of Recommending Potassium Application Rates Based on a Rapid Detection of the Potato Petiole K Status with a Portable K ion Meter. *American Journal of Potato Research*, 96(1), 48–54. <https://doi.org/10.1007/s12230-018-9687-4>

- Sid'ko, A. F., Botvich, I. Y., Pisman, T. I., & Shevyrnogov, A. P. (2017). Estimation of chlorophyll content and yield of wheat crops from reflectance spectra obtained by ground-based remote measurements. *Field Crops Research*, 207, 24–29. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2016.10.023>
- Som-ard, J., Hossain, M. D., Ninsawat, S., & Veerachitt, V. (2018). Pre-harvest Sugarcane Yield Estimation Using UAV-Based RGB Images and Ground Observation. *Sugar Tech*, 1–13. <https://doi.org/10.1007/s12355-018-0601-7>
- Souza, C. H. W. de, Lamparelli, R. A. C., Rocha, J. V., & Magalhães, P. S. G. (2017). Mapping skips in sugarcane fields using object-based analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143(March 2016), 49–56. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.10.006>
- Stellacci, A. M., Castrignanò, A., Troccoli, A., Basso, B., & Buttafuoco, G. (2016). Selecting optimal hyperspectral bands to discriminate nitrogen status in durum wheat: a comparison of statistical approaches. *Environmental Monitoring and Assessment*, 188(3), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s10661-016-5171-0>
- Sugiura, R., Tsuda, S., Tamiya, S., Itoh, A., Nishiwaki, K., Murakami, N., Shibuya, Y., Hirafuji, M., & Nuske, S. (2016). Field phenotyping system for the assessment of potato late blight resistance using RGB imagery from an unmanned aerial vehicle. *Biosystems Engineering*, 148, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.04.010>
- Tabares Patiño, Edison., Villegas Jaramillo, Sonia., González Santamaría, L. Hernán., & Cotes, J. Miguel. (2009). Respuesta de la papa (*Solanum tuberosum* L.) Variedad diacol capiro a la fertilización en un andisol del oriente antioqueño, Colombia. *Revista Facultad Nacional de Agronomía*, 62(2), 5099–5110.
- Taiz, L., & Zeiger, E. (2010). Plant Physiology. In *Annals of Botany* (Fourth edi). Sinauer Associates. <https://doi.org/10.1104/pp.900074>
- Thenkabail, P. S., Smith, R. B., & De Pauw, E. (2000). Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 71(2), 158–182. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00067-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00067-X)
- Thompson, R. B., Tremblay, N., Fink, M., Gallardo, M., & Padilla, F. M. (2017). Tools and Strategies for Sustainable Nitrogen Fertilisation of Vegetable Crops. In F. Tei, S. Nicola, & P. Benincasa (Eds.), *Advances in Research on Fertilization Management of Vegetable Crops* (pp. 11–63). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-53626-2_2
- Turner, D., Lucieer, A., & Watson, C. (2012). An automated technique for generating georectified mosaics from ultra-high resolution Unmanned Aerial Vehicle (UAV)

- imagery, based on Structure from Motion (SFM) point clouds. *Remote Sensing*, 4(5), 1392–1410. <https://doi.org/10.3390/rs4051392>
- Unidad de Planificación Rural Agropecuaria. (2016). *Cultivo comercial de papa: Identificación de zonas aptas en Colombia, a escala 1:100.000*. UPRA. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Vesali, F., Omid, M., Mobli, H., & Kaleita, A. (2017). Feasibility of using smart phones to estimate chlorophyll content in corn plants. *Photosynthetica*, 55(4), 603–610. <https://doi.org/10.1007/s11099-016-0677-9>
- Virnodkar, S. S., Pachghare, V. K., Patil, V. C., & Jha, S. K. (2020). Remote sensing and machine learning for crop water stress determination in various crops: a critical review. In *Precision Agriculture* (Issue 0123456789). Springer US. <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09711-9>
- Wagner, P., & Hank, K. (2013). Suitability of aerial and satellite data for calculation of site-specific nitrogen fertilisation compared to ground based sensor data. *Precision Agriculture*, 14(2), 135–150. <https://doi.org/10.1007/s11119-012-9278-1>
- Wu, J., Wang, D., Rosen, C. J., & Bauer, M. E. (2007). Comparison of petiole nitrate concentrations, SPAD chlorophyll readings, and QuickBird satellite imagery in detecting nitrogen status of potato canopies. *Field Crops Research*, 101(1), 96–103. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2006.09.014>
- Xu, K., Gong, Y., Fang, S., Wang, K., Lin, Z., & Wang, F. (2019). Radiometric calibration of UAV remote sensing image with spectral angle constraint. *Remote Sensing*, 11(11). <https://doi.org/10.3390/rs11111291>
- Yan, L., Gou, Z., & Duan, Y. (2009). A UAV Remote Sensing System: Design and Tests. In D. Li, J. Shan, & J. Gong (Eds.), *Geospatial Technology for Earth Observation* (pp. 27–44). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0050-0_2
- Yang, H., Li, F., Hu, Y., & Yu, K. (2021). Hyperspectral indices optimization algorithms for estimating canopy nitrogen concentration in potato (*Solanum tuberosum* L.). *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102416>
- Yang, T., Lu, J., Liao, F., Qi, H., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2021). Retrieving potassium levels in wheat blades using normalised spectra. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102412. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102412>
- Yin, C., Lin, J., Ma, L., Zhang, Z., Hou, T., Zhang, L., & Lv, X. (2021). Study on the Quantitative Relationship Among Canopy Hyperspectral Reflectance, Vegetation

Index and Cotton Leaf Nitrogen Content. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 0. <https://doi.org/10.1007/s12524-021-01355-0>

Zahir, S. A. D. M., Jamlos, M. F., Omar, A. F., Jamlos, M. A., Mamat, R., Muncan, J., & Tsenkova, R. (2024). Review – Plant nutritional status analysis employing the visible and near-infrared spectroscopy spectral sensor. *Spectrochimica Acta - Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 304(August 2023), 123273. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2023.123273>

Zaman-Allah, M., Vergara, O., Araus, J. L., Tarekegne, A., Magorokosho, C., Zarco-Tejada, P. J., Hornero, A., Albà, A. H., Das, B., Craufurd, P., Olsen, M., Prasanna, B. M., & Cairns, J. (2015). Unmanned aerial platform-based multi-spectral imaging for field phenotyping of maize. *Plant Methods*, 11(1), 1–10. <https://doi.org/10.1186/s13007-015-0078-2>

Zhang, M., Chen, T., Gu, X., Kuai, Y., Wang, C., Chen, D., & Zhao, C. (2023). UAV-borne hyperspectral estimation of nitrogen content in tobacco leaves based on ensemble learning methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, 211. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108008>

Zhang, W., Liu, X., Wang, Q., Zhang, H., Li, M., Song, B., & Zhao, Z. (2018). Effects of potassium fertilization on potato starch physicochemical properties. *International Journal of Biological Macromolecules*, 117, 467–472. <https://doi.org/10.1016/j.ijbiomac.2018.05.131>

Zhao, R., An, L., Song, D., Li, M., Qiao, L., Liu, N., & Sun, H. (2021). Detection of chlorophyll fluorescence parameters of potato leaves based on continuous wavelet transform and spectral analysis. *Spectrochimica Acta - Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 259, 119768. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2021.119768>

Zhao, Ruomei., An, Lulu., Tang, Weijie., Gao, Dehua., Qiao, Lang., Li, Minzan., Sun, Hong., & Qiao, Jinbo. (2022). Deep learning assisted continuous wavelet transform-based spectrogram for the detection of chlorophyll content in potato leaves. *Computers and Electronics in Agriculture*, 195(February). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106802>

Zhou, Z., Jabloun, M., Plauborg, F., & Andersen, M. N. (2018). Using ground-based spectral reflectance sensors and photography to estimate shoot N concentration and dry matter of potato. *Computers and Electronics in Agriculture*, 144, 154–163. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.12.005>

Zhu, W., Rezaei, E. E., Nouri, H., Sun, Z., Li, J., Yu, D., & Siebert, S. (2022). UAV-based indicators of crop growth are robust for distinct water and nutrient management but

vary between crop development phases. *Field Crops Research*, 284.
<https://doi.org/10.1016/j.fcr.2022.108582>

4. Evaluación de la respuesta espectral de papa (*Solanum tuberosum* L.) bajo diferentes niveles de nitrógeno y potasio usando imágenes multiespectrales capturadas con dron (UAV)

Cristancho, Omar; Martinez, Luis Joel, Darghan, Enrique

Resumen

El nitrógeno y el potasio son nutrientes claves para el desarrollo del cultivo de papa con fin industrial, dada su relación con el desarrollo del cultivo y, por ende, con el rendimiento. Se evaluó el uso de imágenes multiespectrales para determinar el estatus nutricional de la variedad Bacatá bajo diferentes niveles de fertilización nitrogenada y potásica. El ensayo se desarrolló en un lote comercial en el municipio de Bojacá, Colombia. La variedad evaluada fue Bacatá, material con uso agroindustrial. Mediante una cámara multiespectral MicaSense RedEdge acoplada a un hexacóptero se realizaron 3 vuelos a 50 metros de altura para una resolución espacial de 3.4 x 3.4 cm por píxel. Se presentó una mayor reflectancia en las regiones del NIR y RedEdge para los tratamientos con mayores dosis de nitrógeno, siendo a los 79 días después de siembra donde la reflectancia alcanzó los valores más altos. Con el análisis univariante se observó que hubo efecto del tiempo sobre todos los índices evaluados, mientras que solo se encontró efecto del factor tratamiento en tres índices: PSSRa, PSSRc y DATT-4, los cuales operaron las bandas NIR y RedEdge del sensor. Con el análisis multivariante se pudo rechazar la hipótesis nula del efecto de las épocas y de los tratamientos de fertilización sobre la respuesta compuesta por los tres índices seleccionados, concluyendo que la respuesta espectral varía con el tiempo y se ve afectada por los niveles de fertilización. En las reflectancias e índices el tratamiento con 0 Kg Ha⁻¹ fue el que se diferenció más notoriamente de los demás tratamientos; sin embargo,

los niveles que correspondían a dosis de 100% o 150% de la dosis de nitrógeno, registraron diferencias respecto a los tratamientos con menor adición de nitrógeno.

Introducción

La papa es el cultivo más importante a nivel mundial luego de los cereales y la caña de azúcar, con una producción de 374.777.763 ton para el 2022 (FAOSTAT 2023; Nigon et al. 2015). En Colombia, en el año 2023 el área sembrada fue de 112.975 hectáreas (ha) y la producción llegó a 2.573.450 ton ((FEDEPAPA, 2018).(AGRONET 2019). Sin embargo, la alta demanda de fertilizantes en la producción de este tubérculo y el aumento de los precios de este insumo hace que el mejorar la eficiencia en el uso de estos productos sea una oportunidad para hacer más competitivo el cultivo (Gómez, Magnitskiy, and Rodríguez 2017), además, la racionalización de insumos de síntesis química, incluyendo los fertilizantes, tiene un impacto positivo sobre el medio ambiente, evitando aplicaciones excesivas que producen una acumulación sobre los suelos y los cuerpos hídricos (Pavlidis et al., 2020).

La obtención de información de la superficie mediante mediciones con equipos que no entran en contacto con los objetos es lo que se conoce como percepción remota (Huete, 2004). Los UAV son todos aquellos equipos aéreos que no requieren un piloto a bordo y que gracias a la tecnología de sistema de posicionamiento global (GPS, por sus siglas en inglés: *Global Positioning System*) pueden ser operados y dirigidos de manera remota, ya sea mediante misiones predeterminadas o manualmente (Yan, Gou, & Duan, 2009). Los UAV, son una plataforma de amplio uso en la recolección de información fotogramétrica y por su tamaño, son de gran potencial en zonas de difícil acceso para monitoreos ambientales o seguimiento de cultivos (Lee & Sung 2016). De las tres aplicaciones para los UAV en agricultura mencionadas por Basso & Pignaton de Freitas (2019), el monitoreo de cultivos ha tenido un desarrollo rápido en la determinación de múltiples variables cultivos gracias a los amplios avances en la capacidad computacional para el análisis de la información (Laban et al., 2019; Virnodkar et al., 2020). Por ejemplo, en el conteo de plantas emergidas (B. Li et al., 2019), fenotipificación de cultivos (Inostroza et al., 2016;

Zaman-Allah et al., 2015), en la determinación de biomasa en cereales (Bendig et al., 2015) y en la predicción de cosechas, como en caña de azúcar (Som-ard et al., 2018).

En papa se ha evaluado la implementación de imágenes aéreas en el modelamiento de producción (Bo. Li et al., 2020), en la detección de enfermedades foliares (Lizarazo et al., 2023; J. Rodríguez et al., 2021; Sugiura et al., 2016b), así como en la estimación de parámetros nutricionales, tales como contenido de N y de clorofila (Hunt et al., 2018; Nigon et al., 2015; Roosjen et al., 2018). En su estudio, Hunt et al. (2018) evaluaron diferentes dosis de N (112, 224, 337 y 449 kg ha⁻¹) y determinaron el contenido de nitratos y los valores de SPAD en el campo y los correlacionaron con información obtenida con vuelos de un UAV acoplado con un cámara de tres bandas (verde, rojo y NIR) y encontraron que los valores más bajos de NDVI y GNDVI, SPAD y contenidos de nitratos se obtuvieron en los tratamientos de más baja dosis de N. Sin embargo, la incorporación de la banda Red Edge en los sensores remotos ha permitido obtener un mejor desempeño en la estimación de nutrientes, especialmente nitrógeno, por ejemplo, en tabaco se tomaron imágenes con una cámara híperespectral (600 bandas) y al reducir la dimensionalidad de los datos se obtuvieron 15, de las cuales cinco estaban en la región de transición entre el rojo e infrarrojo (680-750 nm), con estas bandas la estimación del contenido de nitrógeno foliar fue estimado con $R^2= 0.75$ (M. Zhang et al., 2023). Por otra parte, en maíz y usando una cámara Micasense RedEdge-M®, que cuenta con cinco bandas, se encontró que la banda red Edge (712-722 nm) e índices obtenidos de la combinación de esta banda, presentaron los más altos porcentajes de importancia relativa en la estimación del contenido de nitrógeno y del estatus hídrico (Zhu et al., 2022).

Dado el alto consumo de fertilizantes por parte del cultivo de papa en Colombia, que representa hasta un 20% del costo de producción (Tabares Patiño et al., 2009), y la necesidad de hacer del proceso de producción lo más sostenible posible, el uso de métodos modernos y herramientas para la detección del estado nutricional del cultivo ha tomado alta relevancia en la actualidad para lograr un uso racional de los recursos que conlleve a una menor contaminación ambiental por el uso de agroquímicos o fertilizantes (Pavlidis, Karasali & Tsihrintzis 2020). Con base en lo anterior, se planteó este estudio para

- 74 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

i) determinar la respuesta espectral de la papa (*S. tuberosum* L.) bajo diferentes niveles de fertilización de nitrógeno y potasio en distintas etapas fenológicas usando un sensor acoplado a un UAV y ii) establecer cuáles son los parámetros multispectrales con mejor desempeño para la estimación del estado nutricional de plantas de papa.

4.3 Metodología

4.3.1 Zona de estudio y diseño experimental

El estudio se llevó a cabo en un lote comercial de papa para industria en el municipio de Soacha (Cundinamarca), con coordenadas 4° 37' 00" N y 74° 15' 60" W, a una altura sobre el nivel del mar de 2630 m, la pendiente promedio del lote experimental era del 13%. La zona corresponde a un clima frío semihúmedo con una temperatura media anual de 13.4 grados Celsius y una precipitación anual media de 1850 mm (IDEAM, 2020). El suelo tenía buena profundidad, una textura franco-limosa, un pH de 5.6 y materia orgánica del 22,3% (Tabla 4.1).

Tabla 4-1 Propiedades físicas y químicas del suelo en el lote experimental (Soacha, Cundinamarca).

Propiedad del suelo	Unidad	Valor
pH	-	5.6
Carbono orgánico (Walkley-Black)	%	12.99 %
Materia orgánica (cálculo)	%	22.37 %
Textura (Bouyucos)	-	Franco-limosa
Capacidad de intercambio catiónico	meq/100g	14
P, Bray II-Colorimetría	mg kg ⁻¹ (p.p.m)	4.7
K, Acetato de amonio	cmolc kg ⁻¹	1.13
Ca, Acetato de amonio	cmolc kg ⁻¹	10.5
Mg, Acetato de amonio	cmolc kg ⁻¹	2.1
Na, Acetato de amonio	cmolc kg ⁻¹	0.23
S, Ca (OH)PO ₄ / Turbidimetría	mg kg ⁻¹	14

Saturación de K (%)	%	8.1
Saturación de Ca	%	75.2
Saturación de Mg	%	15
Ca/K	-	9.29
Mg/K	-	1.86
(Ca+Mg)/K	-	11.2

El ensayo fue planteado como un diseño en medidas repetidas usando el tiempo de evaluación como factor intra-sujetos y una estructura factorial simple completamente al azar como factor intra-sujetos. La unidad experimental constó de 90 m², se usaron tres repeticiones por tratamiento. El tiempo de evaluación contó con cuatro niveles: 65, 79, 93 y 107 días después de siembra (DDS) (tabla 4.1). El factor asociado a los tratamientos tuvo ocho niveles, seis fueron variaciones de las dosis de N y K, un testigo con la dosis comercial (T3) y un testigo absoluto, sin aporte de fertilizantes (T8) (tabla 4.2).

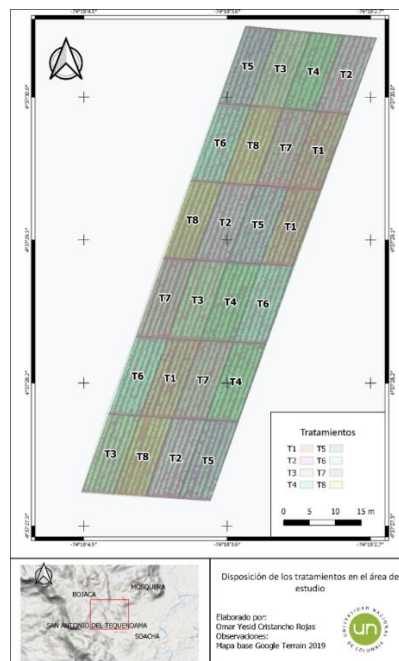


Fig. 4.1 Mapa de la localización del área de estudio y distribución de los tratamientos.

- 76 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

Tabla 4-2 Épocas de muestreo con fecha, días después de siembra (DDS) y estado fenológico

Muestreo	Fecha	Días después de siembra (DDS)	Estado fenológico
1	1-12-2018	65	Inicio floración
2	15-12-2018	79	Floración
3	29-12-2018	93	Llenado de tubérculo
4	12-01-2019	107	Llenado de tubérculo

La siembra se realizó en septiembre del 2018, se establecieron 24 parcelas, cada una de 6m x 15m, con un área total de 2.300 m² (Fig. 4.1). Se evaluó la variedad Bacatá (*Solanum tuberosum* L.), el ciclo de la variedad es de 140 a 150 días desde siembra a cosecha, este material tiene aptitud para el procesamiento agroindustrial debido a las longitudes y a las propiedades fisicoquímicas de sus tubérculos, fue registrada como variedad en Colombia en el 2021.

Los tratamientos fueron planteados con base en la fertilización usada para la variedad Bacatá, siendo notable la disminución en las cantidades de nitrógeno usadas respecto a variedades andígenas (Gómez et al., 2019). Las fuentes de aporte de nutrientes usadas en el presente ensayo se presentan en la tabla 4.3 como producto comercial. La composición de cada fuente es relacionada en la tabla 4.4. Los tratamientos se aplicaron en dos fases del cultivo, en siembra y al momento del aporque (adición de tierra al cuello de la planta para tuberización) conforme se muestra en la tabla 4.5.

Tabla 4-3 Dosis en kilogramo por hectárea (kg ha^{-1}) de las fuentes químicas (nombre comercial) para el aporte de nutrientes minerales por tratamiento (TTO).

TTO	Total, Kg Ha^{-1}	Fuente (Kg Ha^{-1})							
		Super fosfato triple	NITROMAG®	Sulfato de K	Yeso (Rio Claro)®	Sulfato de Mg	Mfsoil®	Boro Granulado®	Hierro Zinco®
T1	2,170	680	0	905	220	175	150	20	20
T2	2,175	680	275	905	0	125	150	20	20
T3	2,425	680	575	905	0	75	150	20	20
T4	2,700	680	850	905	0	75	150	20	20
T5	1,520	680	575	0	0	75	150	20	20
T6	1,810	680	575	290	0	75	150	20	20
T7	2,120	680	575	600	0	75	150	20	20
T8	-	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla 4-4 Aporte de nutrientes minerales de las fuentes químicas usadas en el ensayo

Fuente	%							
	N			P	K	Ca	Mg	B
	NH4	NO3	N total	P2O5	K2O	CaO	MgO	B
Superfosfato triple	0	0	0	46	0	0	0	0
NITROMAG®	10.3	10.7	21	0	0	11	7.5	0
Sulfato de K	0	0	0	0	50	0	0	0
Yeso (Rio Claro)®	0	0	0	0	0	24.9	4.4	0
Sulfato de Mg	0	0	0	0	0	0	25	0
Mfsoil®	0	0	0	3	0	0	20	1.5
BoroGranulado®	0	0	0	3	0	0	0	10
Hierro Zinco®	0	0	0	3	0	0	0	4.5

- 78 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.

Tabla 4-5 Tratamientos (TTO) usados en el ensayo en porcentaje (%) de la dosis comercial recomendada y kilogramos por hectárea (kg ha^{-1}) por elemento evaluado.

TTO	Nitrógeno			Potasio (K_2O)				
	% Dosis	Siembra kg ha^{-1}	Aporque kg ha^{-1}	Total kg ha^{-1}	% Dosis	Siembra kg ha^{-1}	Aporque kg ha^{-1}	Total kg ha^{-1}
Dosis comercial	100	84	37	121	100	140	312	452
T1	0	0	0	0	100	140	312	452
T2	50	42	16	58	100	140	312	452
T3	100	84	37	121	100	140	312	452
T4	150	126	53	179	100	140	312	452
T5	100	84	37	121	0	0	0	0
T6	100	84	37	121	33	45	100	145
T7	100	84	37	121	66	90	210	300
T8	0	0	0	0	0	0	0	0

4.3.2 Estimación del contenido nutricional de las plantas

Se tomaron muestras de peciolo de cada unidad experimental para determinar el contenido de nitratos, el contenido de K^+ y las unidades SPAD (como indicador de clorofila). Los contenidos de nitrato y K se determinaron mediante mediciones del extracto celular obtenido del peciolo de la cuarta o quinta hoja totalmente expandida de un tallo principal (Ierna and Mauromicale 2019). Se tomaron hojas de ocho plantas por unidad experimental, y de estas se obtuvieron cuatro submuestras de jugo celular, los extractos fueron medidos con los equipos de ion selectivo LAQUA Twin *Nitrate Meter* y LAQUA Twin *potasium*, siguiendo los protocolos sugeridos por el fabricante (HORIBA Scientific) (Shi et al., 2019). Se tomaron muestras en cuatro épocas (Tabla 4.2).

4.3.3 Captura imágenes multispectrales

La toma de fotografías del lote experimental se realizó con una cámara multispectral RedEdge-M (MicaSense, Inc) acoplada a una plataforma UAV hexacóptero. Este sensor consta de sensores para bandas B, G, R, Red Edge y NIR capturándolas en forma simultánea, tiene un campo de visión horizontal de $47,2^\circ$, un GSD (por sus siglas en inglés: *ground sample distance*) de 8 cm/píxel a 120 m de altura y una profundidad del color de

16 bits (MicaSense, Inc). En la tabla 4.6 se muestran las características de las bandas del sensor.

Tabla 4-6 Características de las bandas del sensor RedEdge-M (MicaSense, Inc)

Banda	Centro de banda (nm)	Ancho de banda (nm)
B1: Azul (B)	475	20
B2: Verde (G)	560	20
B3: Rojo (R)	668	10
B4: NIR	840	40
B5: <i>Red edge</i>	717	10

Los vuelos se realizaron en un solo sentido, tuvieron un traslape del 80%, una altura de vuelo de 50 m y una velocidad de vuelo fue de 5 m s⁻¹, obteniendo un tamaño de píxel de 3.34 cm. Se levantaron cinco puntos de control (GCP por sus siglas en inglés: *ground control point*) con una estación total doble frecuencia Leica, con el sistema MAGNA-SIRGAS/Colombia Bogota Zone (EPSG: 3116) (tabla 4.7.), en cada uno se colocaron marcadores como el que se muestra en la Fig. 4.2, para realizar la calibración geométrica de los mosaicos. Los marcadores fueron identificados en las fotos de manera automática por el software, posteriormente se realizó el posicionamiento de manera análoga de cada punto levantado con la estación total en el centro de la cuadrícula para así ajustar geoméricamente las fotografías y así generar el mosaico. Se realizaron cuatro vuelos, en los estados: inicio de floración, floración y de llenado de tubérculos. Las fechas de muestreo se muestran en la tabla 4.2.

Tabla 4-7 Coordenadas de los puntos de control levantados para el ensayo. (EPSG: 3116).

Punto	Este (X)	Norte (Y)	Altitud (Z)
P1	975206.316	1003059.1	2672.5039
P3	975214.065	1003155.66	2675.3693
P2	975198.295	1003109.93	2677.2179
P4	975205.87	1003202.19	2672.6038
P5	975146.963	1003051.16	2677.7726



Fig. 4.2 Marcador usado para identificar los puntos de control levantados con la estación total.

4.3.4 Procesamiento imágenes multiespectrales

Para el procesamiento de las imágenes y construcción de los ortomosaicos se usó el software Agisoft Metashape 1.5. (AGISOFT, 2018), el flujo de trabajo usado en el estudio se muestra en la Fig. 4.3. Se importaron las fotografías al software y se generó la alineación de cada set de fotos, para esto se seleccionaron los parámetros *high accuracy* (alta exactitud), 60.000 Keypoints y 5.000 tiepoints para enlazar las imágenes entre ellas.

Posteriormente se realizó la calibración radiométrica para pasar de números digitales (DN) a valores de reflectancia. El proceso se efectuó con la información de radiación incidente captada para cada fotografía por el sensor DLS (por sus siglas en inglés: *downwelling light sensor*) del equipo y contenida en los metadatos de cada imagen (Mamaghani & Salvaggio, 2019). Un ejemplo del resultado de la calibración se puede observar en la Fig. 4.4.

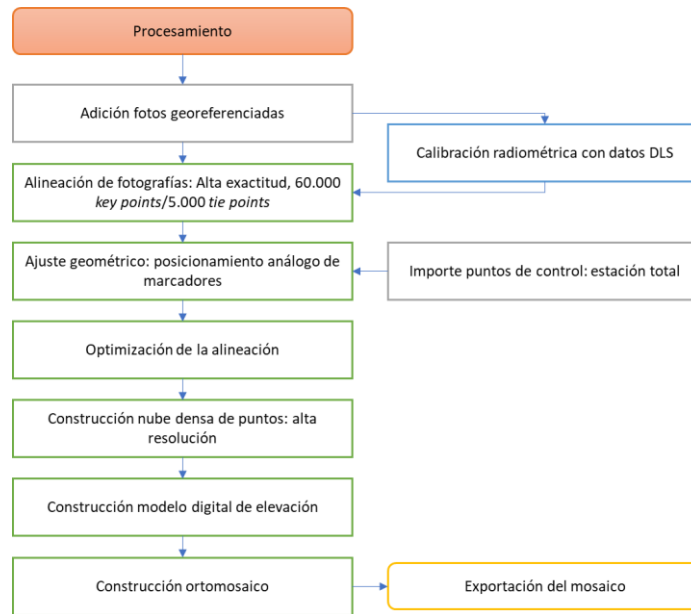


Fig. 4.3 Flujo de trabajo usado para el procesamiento de las imágenes en el software Metashape.

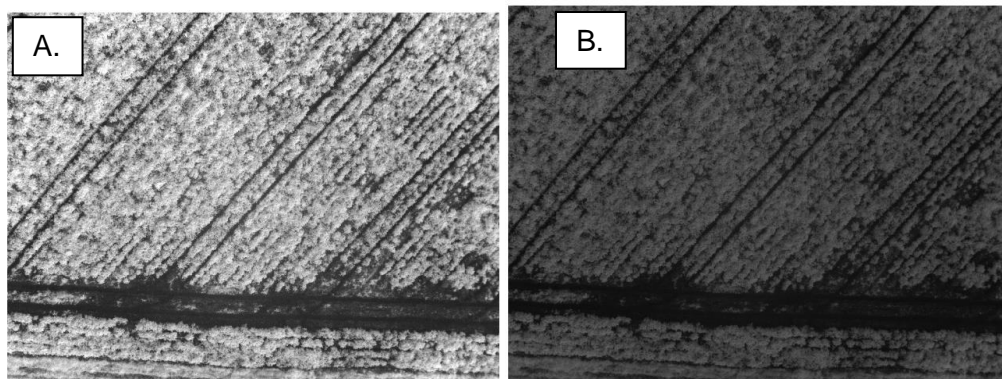


Fig. 4.4 A. Imagen sin calibración de reflectancia y B. imagen corregida con valores de irradiancia captados con sensor DLS.

Una vez realizada la alineación del bloque de imágenes se crearon unos marcadores suministrando al programa las coordenadas obtenidas con la estación total, esta labor se realiza con el fin de remover errores en la georreferenciación de las fotografías, es decir realizar la corrección geométrica. Mediante la identificación de los paneles de calibración dispuestos en el campo en las imágenes, como se observa en la Fig. 4.5. se posicionaron los marcadores generados y posteriormente se procedió a optimizar la alineación.

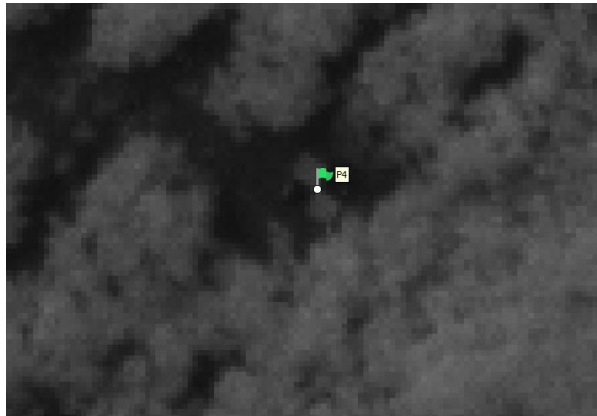


Fig. 4.5 Posicionamiento de un marcador sobre el panel de calibración durante el proceso de calibración geométrica.

Finalizada la optimización de la alineación se generó la nube densa de puntos, para esto se seleccionó la opción de alta exactitud (*high accuracy*) para la calidad de la reconstrucción. De la nube densa se obtiene la más alta precisión del DEM (modelo de elevación digital), para esto se rasterizan los valores de altitud obtenidos de la reconstrucción de los puntos a partir de las fotografías; el sistema de referencia seleccionado fue MAGNA-SIRGAS/ Colombia *Bogota zone* (EPSG: 3116) (Agisoft, 2019).

La superficie seleccionada para la construcción del ortomosaico fue el DEM previamente generado, este modelo permite ahorrar tiempo al omitir la construcción del *mesh* (malla) y resulta adecuado para áreas extensas (Agisoft, 2019). El tamaño de píxel se mantuvo por defecto, por lo que la resolución fue la misma de las fotos originales: 3.34 cm x 3.34 cm, la opción de refinar (*hole filling*) se mantuvo por defecto con el fin de evitar posible ruido, en la Fig. 4.6. se observa un mosaico en bruto obtenido después de todo el proceso fotogramétrico.

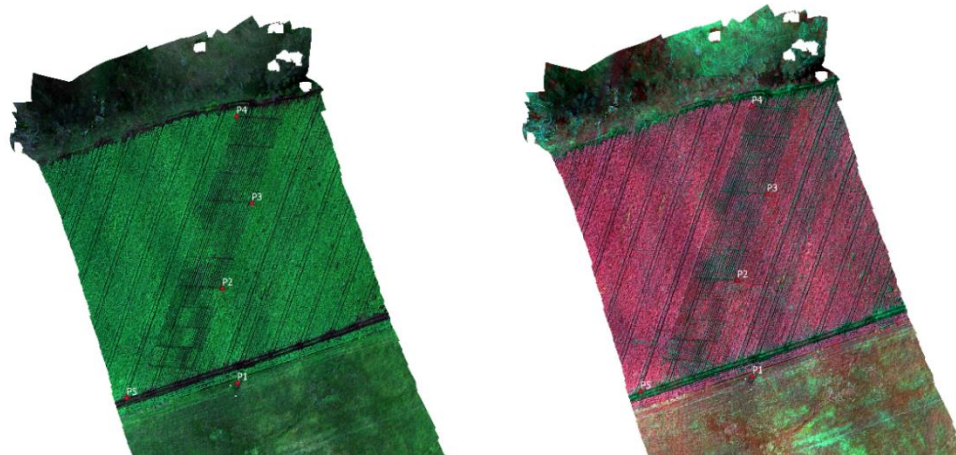


Fig. 4.6 Ortomosaicos obtenidos del procesamiento descrito en la figura 4.2. Marcadores corresponden a localización de los puntos de control terrestres (GCP). Izquierda RGB 321, derecha RGB 521.

4.3.5 Postproceso de imágenes multiespectrales

Se removió el suelo de los mosaicos debido a que este no tiene relevancia sobre las variables a evaluar y que el efecto de la respuesta esta superficie puede alterar los resultados que se están determinando, para esto se aplicó *thresholding* (B. Li et al., 2019). Este proceso se basa en la multiplicación de las cinco bandas por una imagen binaria que se construyó previamente basada en los de partiendo de la banda NIR, esto, aprovechando la respuesta diferencial de la cobertura vegetal y el suelo en esta región del espectro (B. Li et al., 2019).

Se partió del mosaico multiespectral obtenido en los pasos anteriores y se procedió a calcular los índices de la tabla 4.5. y mediante la librería pandas, en el software Python 3.8, se calcularon las estadísticas zonales de las parcelas que se mostraron en la fig. 4.1. Se evaluaron índices previamente reportados en estudios relacionados con nutrición (Corti et al., 2019b; Hussain et al., 2017b) y se ajustaron las fórmulas propuestas por los autores de los índices usando la banda del sensor MicaSense RedEdge-M ® que se acercara y correspondiera a la región del espectro evaluado.

Tabla 4-8 Índices espectrales calculados a partir de las imágenes multispectrales obtenidas con el sensor *RedEdge-M* (MicaSense, Inc).

Índice	Formula	Referencia
NDVI <i>Normalized Difference Vegetation Index</i>	$\frac{R(\text{NIR}) - R(\text{Red})}{R(\text{NIR}) + R(\text{Red})}$	(Thenkabail, Smith, and De Pauw 2000)
RNDVI <i>Normalized Difference Vegetation Index</i>	$\frac{R(\text{RedEdge}) - R(\text{Red})}{R(\text{RedEdge}) + R(\text{Red})}$	(A. Gitelson & Merzlyak, 1994)
NDVI3 <i>Normalized Difference Vegetation Index</i>	$\frac{R(\text{Red}) - R(\text{Green})}{R(\text{Red}) + R(\text{Green})}$	(Gandia et al., 2004)
PSSRa <i>Pigment specific simple ratio A1</i>	$\frac{R(\text{NIR})}{R(\text{Red})}$	(Blackburn, 1998)
PSSRb <i>Pigment Specific Simple Ratio (Cholophyll b)</i>	$\frac{R(\text{NIR})}{R(\text{Green})}$	(Blackburn, 1998)
PSSRc <i>Pigment specific simple ratio C2</i>	$\frac{R(\text{NIR})}{R(\text{Blue})}$	(Blackburn, 1998)
GNDVI <i>Green NDVI</i>	$\frac{R(\text{RedEdge}) - R(\text{Green})}{R(\text{RedEdge}) + R(\text{Green})}$	(A. Gitelson, Kaufman, and Merzlyak 1996)
DATT-4	$\frac{R(\text{Red})}{R(\text{RedEdge}) * R(\text{Green})}$	(Datt, 1998)
Clg <i>Chlorophyll index green</i>	$\frac{R(\text{NIR})}{R(\text{Green}) - 1}$	(A. A. Gitelson, Gritz, & Merzlyak 2003)

Los índices relacionados en la tabla 4.5. se calcularon para la imagen bruta (sin remoción del suelo) y para una imagen con enmascaramiento del suelo realizado con *thresholding*.

4.3.6 Análisis estadístico

La naturaleza espacial de los datos requirió de la exploración de dependencia espacial de cada una de las respuestas e índices involucrados en el proceso de modelado. Como cada parcela representó un polígono, se utilizó el índice de Moran (Moran, 1950) para estudiar la autocorrelación espacial de cada variable. Debido a la extensión de la zona experimental no se evidenciaron estructuras de dependencia espacial, por lo que no se requirió ningún tipo de modelado ya que los datos no proporcionaron evidencia de autocorrelación espacial en las respuestas utilizadas y antes descritas.

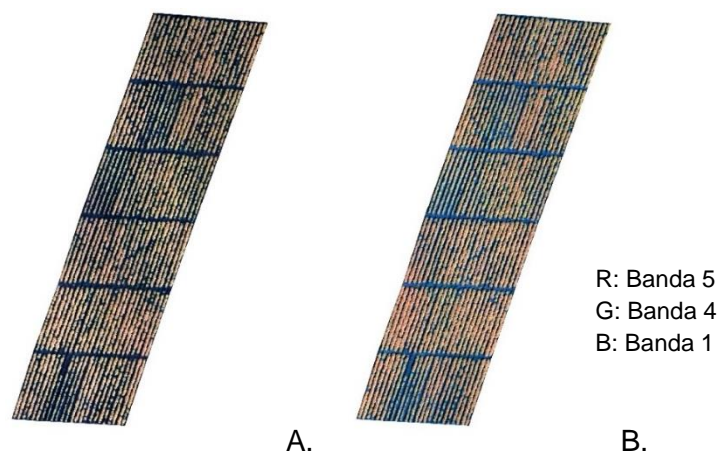
Inicialmente se realizó un análisis exploratorio gráfico de los datos de reflectancia por tratamiento y en cada época obtenidos de los mosaicos brutos y con enmascaramiento del suelo. Posteriormente con el software R (versión 4.2) se evaluaron los índices de vegetación calculados (tabla 4.5) con un análisis de varianza univariado usando como respuesta cada índice, esto con el fin de identificar los índices capaces de encontrar diferencias y acotar el número de índices para futuros usuarios de este enfoque, para esto se usó el paquete MANOVA.RM (Friedrich et al., 2019).

Con los índices con efecto no nulo del paso anterior, se planteó un análisis de varianza multivariado para medidas repetidas semi-paramétrico (Friedrich et al., 2019). Todas las funciones de la librería calculan el estadístico de tipo Wald (WTS), así como el estadístico de tipo ANOVA (ATS) para medidas repetidas y una modificación de este (MATS) para datos multivariantes basados en medias. Estos estadísticos de prueba pueden utilizarse para diseños semi-paramétricos arbitrarios, incluso con matrices de covarianza desiguales entre grupos y tamaños de muestra pequeños, proporcionando diferentes enfoques de remuestreo para mejorar el comportamiento de las muestras pequeñas de los estadísticos de prueba. En este enfoque no se necesita suponer errores distribuidos normalmente, ni matrices de covarianzas iguales entre grupos. En presente estudio se utilizó un enfoque de remuestreo como el propuesto por (Konietschke et al., 2015) o (Friedrich et al., 2017). Dado que el resultado con WTS requiere matrices de covarianza no singulares, se han propuesto otros dos estadísticos de prueba: el ATS para diseños de medidas repetidas (Brunner, 2001) y el MATS para datos multivariantes (Friedrich & Pauly, 2018).

4.4 Resultados

Los mosaicos obtenidos para las cuatro épocas, corregidos, cortados a la extensión del lote y que fueron usados para el post-procesamiento se muestran en la figura 4.7. Por otro lado, los valores de reflectancia se ven claramente afectados por la presencia o no de suelo al momento del postproceso, en la Fig.4.8 se muestran los comportamientos de la reflectancia de los tratamientos con y sin suelo al momento de sacar las estadísticas zonales por parcela. Para los análisis en adelante se omite el cuarto vuelo dada la presencia de malezas entre surco, lo cual afecta la respuesta obtenida en cada unidad experimental.

Desde un punto de vista meramente descriptivo, la reflectancia fue más alta al retirar el suelo, presentando valores en el *RedEdge* de 0.5 en el tercer muestreo, mientras que el valor más alto en esta sección del espectro sin hacer el enmascaramiento fue de 0.43. Este comportamiento se debe a los bajos valores de reflectancia que presenta el suelo en las longitudes de onda evaluadas (Fig 4.8). En cuanto a los tratamientos en la imagen enmascarada, se observó que en los niveles con 100% y 150% de la dosis comercial de nitrógeno los valores de reflectancia en la región del *Red-Edge* durante los 65, 79 y 93 DDS fueron los más altos. Por su parte, el control (T8) presentó valores bajos en la región del *RedEdge* y NIR y los más altos en el visible a través de todas las épocas evaluadas. A los 79 DDS se presentaron los valores de reflectancia más altos en el infrarrojo y *Red-Edge*, y los más bajos en las bandas del visible. Esto se asemeja a lo descrito en el capítulo anterior, donde con el sensor hiperespectral, las regiones del NIR y del *Red-Edge* tuvieron un comportamiento similar, con valores más altos cuando las aplicaciones de nitrógeno fueron mayores, lo que muestra que el sensor Mica sense RedEdge M ® puede capturar información similar a la reportada por un sensor hiperespectral.



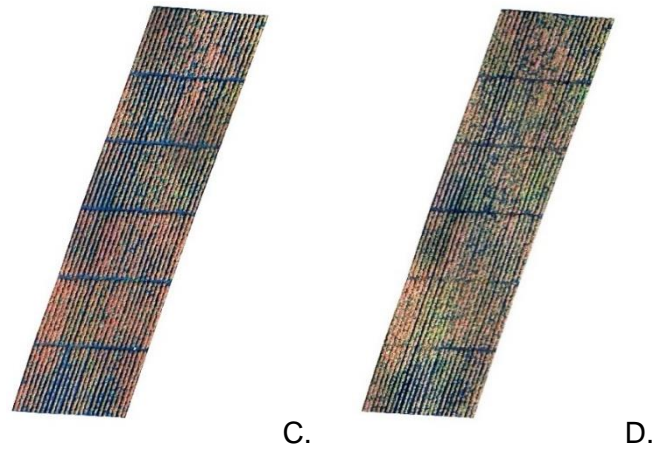


Fig. 4.7 Mosaicos corregidos con composición RGB:541: A. vuelo realizado el 1-12-2018, B. 15-12-2018, C.29-12-2018 y D. 12-01-2019

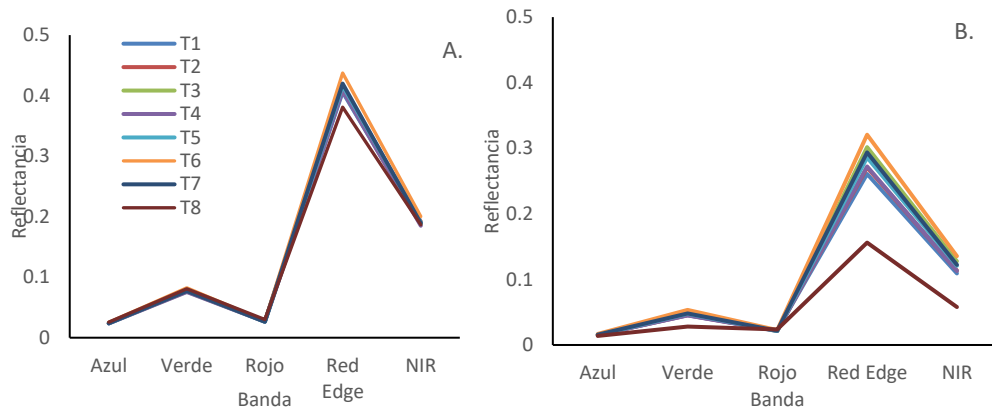


Fig. 4.8. Reflectancia a los 65 DDS para los ocho tratamientos en las cinco bandas capturadas por el sensor Micasene RedEdge® sin suelo (A.) y con suelo (B.).

Para establecer que índices de los evaluados presentaban sensibilidad a los factores analizados se realizó una evaluación con enfoque univariado de medidas repetidas semi-paramétrico, estos mostraron evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula para el factor tratamiento usando como respuestas los índices PSSRA, PSSRC y DATT4. Mientras que el factor tiempo presentó efecto sobre las medias de todos los índices de vegetación evaluados (Tabla 4.6).

Tabla 4-9 ANOVA con estadístico wild Bootstrap (WTS) para los índices multispectrales obtenidos en parcelas de papa en respuesta a diferentes dosis de N y k en las cuatro épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.

INDICE	INTERACCIÓN	TIEMPO	TRATAMIENTO
	TIEMPO *	TIEMPO	TRATAMIENTO
	TRATAMIENTO	P-value	
NDVI	1	<0.001	0.52
NDVI3	0.97	<0.001	0.39
RNDVI	0.84	<0.001	0.17
PSSRA	1	<0.001	<0.001
PSSRB	1	<0.001	0.25
PSSRC	0.99	<0.001	<0.001
GNDVI	1	<0.001	0.05
DATT4	0.35	<0.001	<0.001
CIG	1	<0.001	0.25

En los índices de la familia PSSR (*pigment specific simple ratio*), propuestos por (Blackburn, 1998), los valores más bajos de reflectancia fueron los del tratamiento control (T8) para los tres índices calculados; sin embargo, las evidencias estadísticas para rechazar hipótesis nula solo se alcanzó para el PSSRa y el PSSRc, donde los valores más altos se registraron en la época de los 79 DDS, llegando a 7.9 y 9.03 para el T4, en contraste los valores más bajos fueron para el T8 con 7.1 y 7.8, 11% y 16% más bajos frente al T4 respectivamente (Fig. 4.9). Este comportamiento se repite para el GNDVI, donde a los 79 DDS los tratamientos con más alta adición de nitrógeno alcanzaron los valores más altos, siendo de 0.75 para los tratamientos T3 y T4, de 0.73 para los tratamientos T1 y T2 y de 0,71, similar tendencia se encontró a los 93 DDS, en la figura 4.10 se observa la distribución de valores en el lote para cada época. Por su parte, para el índice DATT4 los valores aumentaron para todos los tratamientos con el avance del ciclo del cultivo; en el tratamiento 8 se presentaron los valores más altos, pasando de 1.1 al día 65 DDS hasta 1.33 al día 93 DDS, un incremento del 18% entre épocas, mientras que para el T4 el aumento entre los 65 a los 93 DDS fue del 8%, alcanzando 1.01 como valor más alto.

En índices como el Clg y PSSRb, el patrón de las medias permite diferenciar entre tres grupos los cinco niveles de dosis de nitrógeno aportado, pero dichas diferencias no son suficientes para concluir que sus medias no son iguales desde el punto de vista estadístico (Fig. 4.11). Tal como se concluye desde el análisis de perfiles, puede aseverarse “perfiles paralelos” (por ausencia de interacción tiempo y tratamientos). En estos índices los valores más altos se presentaron en los tratamientos con mayor fertilización nitrogenada (T3 y T4), mientras que el tratamiento control (T8) registró los valores más bajos. En el caso del CH-RE, el T8 presentó un valor de 1.48 al día 93 DDS frente a 1.71 del tratamiento 4, un 15 % más bajo, mientras que para el PSSRb la diferencia fue del 8% entre los mismos grupos a los 93 DDS.

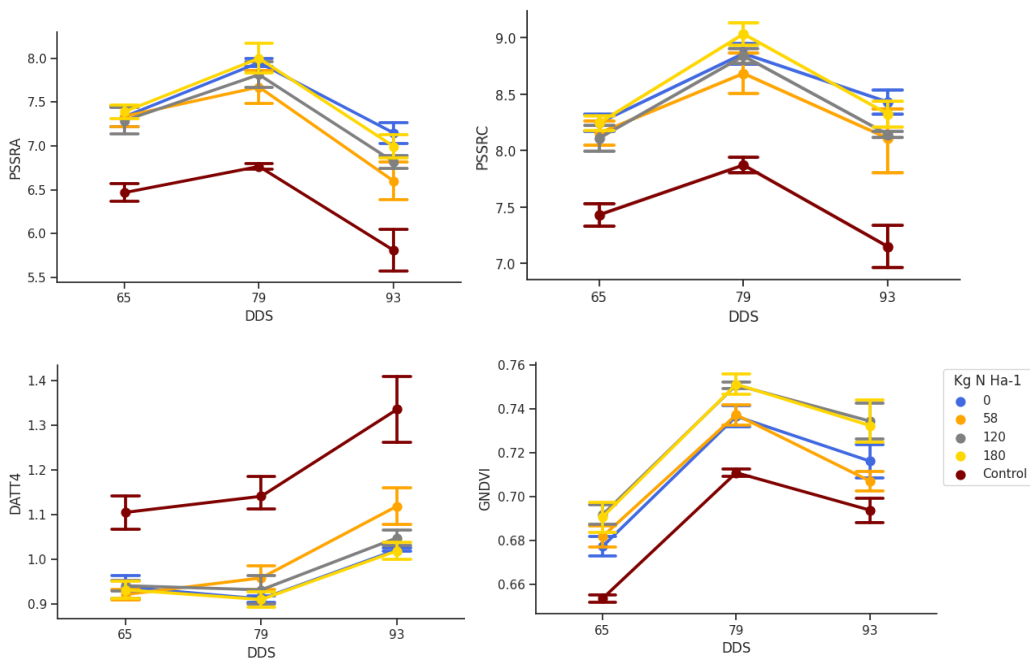


Fig. 4.9 Variación de los valores de los índices PSSRa, PSSRc, DATT4 y GNDVI en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno (T1:0, T2:58, T3:121, T4:179 kg ha⁻¹ y T8: control) durante tres épocas de muestreo.

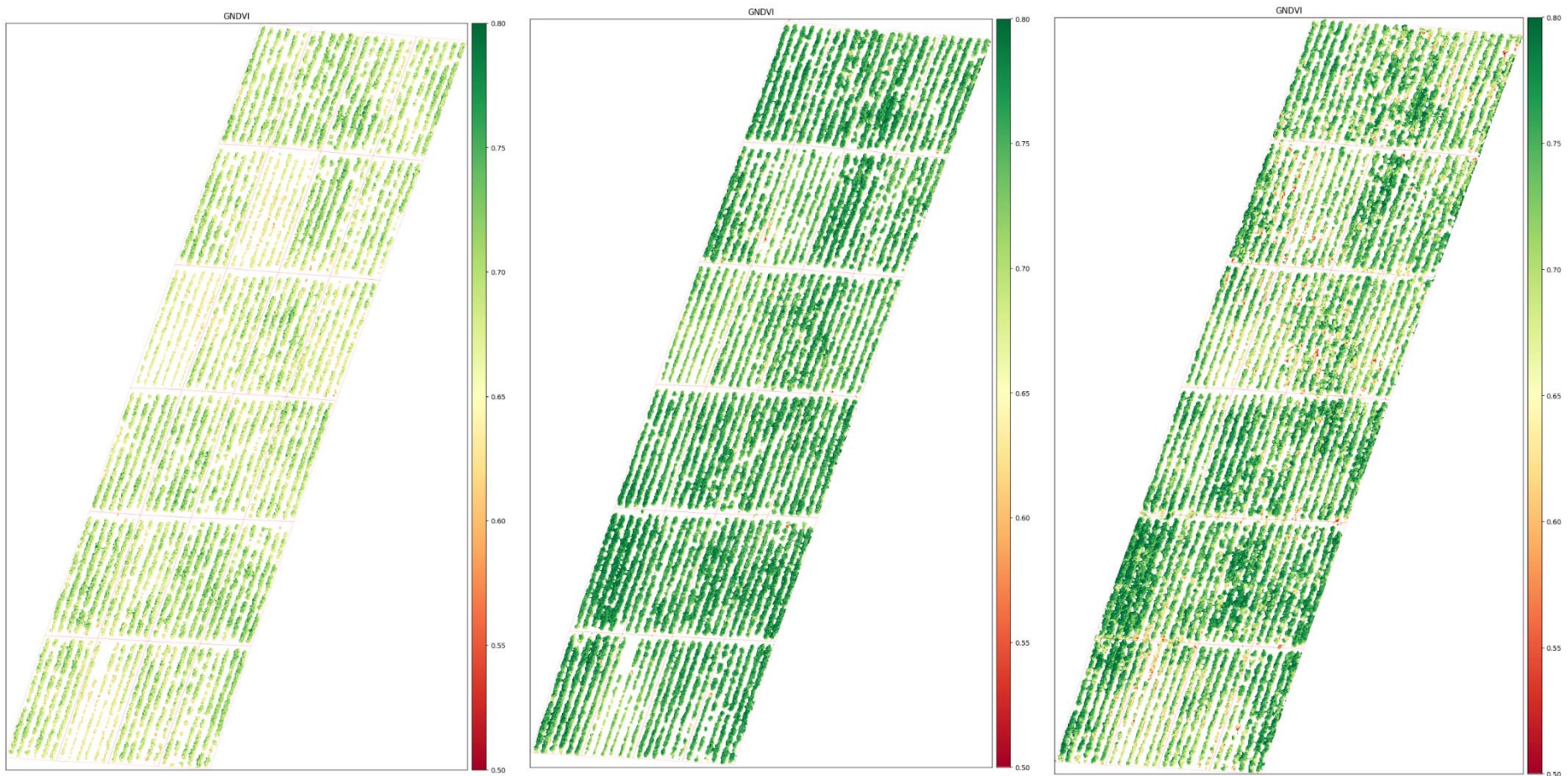


Fig. 4.10 Índice de vegetación GNDVI para las tres épocas de evaluación: a) 65 DDS; B) 79 DDS; C) 93 DDS.

En esencia pueden verse perfiles paralelos (desde un punto de vista del análisis de perfiles) y aunque descriptivamente se notan leves diferencias, al observar la escala del eje “y” donde se pone el valor de la respuesta mediante el índice espectral, la diferencia pues ser del orden de las centésimas, lo que gráficamente puede confundir al lector, ya que los análisis estadísticos no se hacen sobre la percepción visual sino por el comportamiento distribucional invariante de escala, por lo que estas diferencias pueden no ser perceptibles en el momento de obtener información de lotes a gran escala.

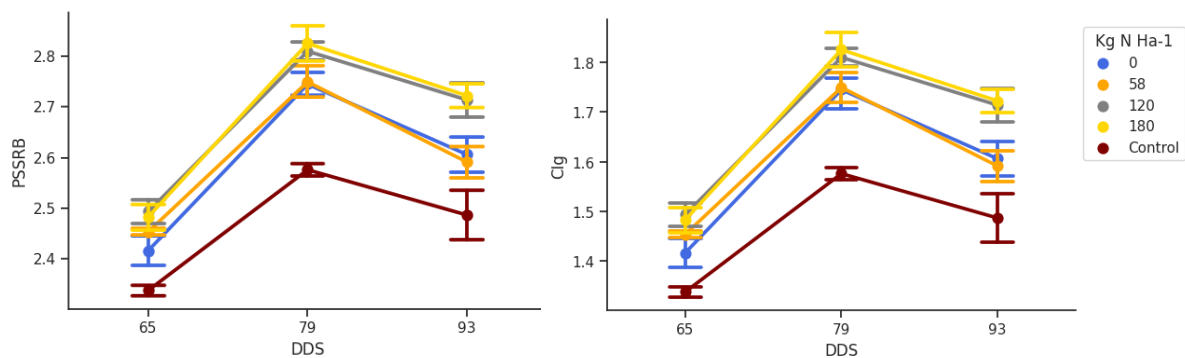


Fig. 4.11 Variación de los valores de los índices PSSRB y CIG en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno (T1:0, T2:58, T3:121, T4:179 kg ha⁻¹ y T8: control) durante tres épocas de muestreo.

En el caso del RNDVI, en el cual se involucra la banda *RedEdge* del sensor, se observan diferencias más notorias entre los valores obtenidos en cada tratamiento respecto a lo que se observa en el NDVI y NDVI3. Para el tratamiento control (T8), los valores del RNDVI decrecen a lo largo del tiempo, mientras que los demás tratamientos presentan un alza en los valores al día 79 DDS y vuelven a caer para los 93 DDS, en esta época el tratamiento con 58 Kg de N (T2) se diferencia del T8 y los otros tratamientos (Fig. 4.12). En el NDVI los valores del control pasaron de 0.49 a los 65 DDS a 0.71 a los 79 DDS y decrece un 6%, llegando a 0.67, por su parte, los tratamientos T3 y T4 pasan de 0.63 a los 65 DDS a 0.73 a los 93 DDS. En el caso del NDVI-3, los valores presentan una tendencia creciente, registrando valores entre -0.45 al día 65 DDS y -0.36 a los 93 DDS para el T8, los demás tratamientos promedian valores de -0.48, -0.46 y -0.42 a los 65, 79 y 93 DDS, respectivamente. Aunque los perfiles son paralelos, la tercera fecha muestra las mayores diferencias entre tratamientos desde un punto de vista descriptivo y agronómico, aunque estadísticamente se perciba más el efecto del tiempo que el de los tratamientos.

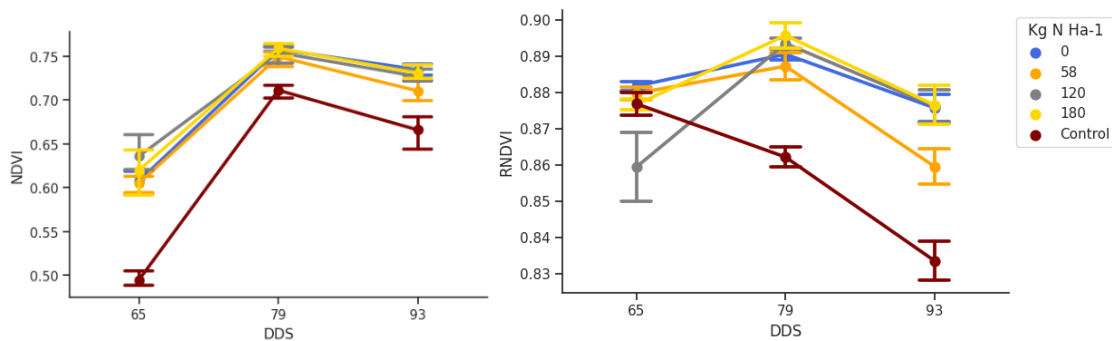


Fig. 4.12 Variación de los valores de los índices NDVI y RNDVI en respuesta a diferentes dosis de aporte de nitrógeno (T1:0, T2:58, T3:121, T4:179 kg ha⁻¹ y T8: control) durante tres épocas de muestreo.

Se seleccionaron los índices: PSSRa, PSSRc y DATT-4., ya que tuvieron el mayor efecto no nulo en la respuesta para el diseño establecido, con estos tres se hizo una corrida multivariante para estudiar su respuesta simultáneamente. El estadístico MATS obtenido con remuestreo Bootstrap evidencia ausencia de la interacción entre épocas y tratamientos, efecto del tiempo sobre las medias y diferencias en los tratamientos para los tres índices analizados simultáneamente (Tabla 4.7). Por otro lado, al usar el enfoque multivariado se encontró que, la combinación de los índices que no tuvieron efecto del factor tratamiento, si se provee evidencia estadística suficiente para rechazar la hipótesis del efecto nulo de los tratamientos (Tabla 4.8), lo cual puede brindar opciones de usar índices que a *priori* no serían de utilidad según el análisis por separado (por aquello de evitar afectar el error tipo I en múltiples análisis por separado), pero que al entender la aparente contradicción de los resultados obtenidos con índices de vegetación puede ser una herramienta para encontrar diferencias entre dosis de fertilización en otros casos (Y. Liu et al., 2023). De este modo, los resultados univariados se dejaron para la selección de índices y el multivariado para estudiar el efecto de tratamientos y el tiempo sobre la respuesta espectral.

Tabla 4-10 MANOVA modificado (MATS) para los índices multiespectrales: PSSRa, PSSRc y DATT-4 calculados con imágenes aéreas de papa en respuesta a diferentes dosis de N y k en las tres épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.

EFECTO	P-VALUE
TTO	0.01
EPOCA	<0.001
TTO * EPOCA	0.253

- 94 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.
-

Tabla 4-11 MANOVA modificado (MATS) para los índices multiespectrales: GNDVI, PSSRb, NDVI y CIg calculados con imágenes aéreas de papa en respuesta a diferentes dosis de N y k en las tres épocas. El p-valor se obtuvo con remuestreo Bootstrap.

EFECTO	P-VALUE
TTO	0.003
EPOCA	<0.001
TTO * EPOCA	0.127

4.5 Discusión

El potasio en el cultivo de papa cumple varias funciones que van desde el desarrollo de la planta, hasta la pérdida de resistencia a enfermedades, la disminución del rendimiento y cambios en las propiedades químicas y físicas del tubérculo (Kang et al., 2014b). Como lo referencian (Zahir et al., 2024) las bandas en la región del infrarrojo, como la de los 1400 nm, los 1615 nm y los 2425 nm son las más sensibles a los cambios asociados a la concentración de potasio en las plantas, debido a presencia de agua, a interacción de la luz con la celulosa y lignina, y a moléculas como el malato, respectivamente. Otro estudio en trigo, referencia los 1883 nm y 2305 nm como las bandas con mayor sensibilidad al contenido de K, ya que este nutriente se ve involucrado en la acumulación de materia seca, la cual interactúa con la luz generando cambios en la reflectancia (T. Yang et al., 2021). Debido a que el sensor usado en el presente estudio no comprendía bandas más allá de 840 nm los cambios asociados a las diferentes dosis de potasio no se pudieron capturar, adicionalmente, como se explicaba en el capítulo anterior, no se observaron diferencias de concentración de K⁺ en los peciolo entre los tratamientos analizados por la alta concentración de potasio en el suelo.

Por otra parte, el nitrógeno en las plantas está involucrado en procesos de crecimiento y desarrollo debido a su función como componente de varias moléculas, entre ellas los pigmentos encargados de la absorción de la energía lumínica en la región entre los 400 a 500 nm y los 600 nm a 700 nm (Zhao et al., 2021). Por lo anterior, cuando el contenido de nitrógeno es el óptimo la reflectancia es menor en la región del visible (400 a 700 nm) y más alta en el infrarrojo (700 a 1200 nm) dado que la capacidad fotosintética que

proporciona la mayor presencia de clorofila en las hojas (Stellacci et al., 2016). En este ensayo se encontraron patrones similares a lo esperado en función de la concentración de nitrógeno en las hojas, ya que la reflectancia en la zona el verde (500-600 nm) fue más alta y las más bajas en la región del NIR (840 nm) para los tratamientos con el 0% de nitrógeno recomendado (T1 y T8), esto es similar a lo reportado por (Abutaleb & Fatma Sayed, 2021a), quienes reportaron en un ensayo en papa que al aumentar las dosis de N la reflectancia en la región del infrarrojo cercano aumentó, referenciando como causa principal la activación de todos los procesos fisiológicos como respuesta a la disponibilidad de nitrógeno.

Para el análisis espectral, se ha encontrado que cuando se combinan dos o más bandas se puede tener un método más sensitivo que los análisis de la reflectancia basados en bandas separadas, como por ejemplo a los cambios de la concentración de nitrógeno, la estructura de las plantas o a las propiedades fisicoquímicas (Yin et al., 2021). Así mismo, el análisis a través de índices de vegetación permite obviar efectos no deseados por ruido ambiental, además, se han encontrado altas exactitudes en las estimaciones y resultan de operaciones simples entre pocas bandas, lo que al final genera que los sensores usados no sean de alto costo, lo que permite una mayor acogida de la tecnología (Jay et al., 2017).

En cuanto al análisis de los índices de vegetación evaluados, en todos se rechazó la hipótesis del efecto nulo del factor tiempo, lo cual está relacionado con el comportamiento de los valores de reflectancia, los cuales fueron cambiando a lo largo de los muestreos, siendo menor a los 65 DDS y encontrando los valores más altos a los 93 DDS. Este comportamiento es similar al que reportaron (Abutaleb & Fatma Sayed, 2021a), quienes encontraron que los patrones de reflectancia, medidos con espectroradiómetro, variaron a lo largo del ciclo para plantas de papa sometidas a variación de la dosis de nitrógeno, presentando los valores más altos a los 60 días después de emergencia, explicando este fenómeno mediante el efecto que tiene este macronutriente en el desarrollo foliar, ya que a optimo desarrollo de las hojas los valores de reflectancia en el visible disminuyen y en NIR aumentan, esto gracias a la alta capacidad fotosintética que se obtiene en el punto de

mayor desarrollo foliar, mientras que al acercarse a la maduración, los contenidos de clorofila empiezan a disminuir (N. Liu et al., 2021).

Sin embargo, y como se mencionaba previamente, en el análisis del efecto de los tratamientos solo tres índices presentaron evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula, el PSSRa, el PSSRc y DATT-4. En el caso de los PSSR, las bandas involucradas en los calculos fue la del NIR como numerador para ambos casos y como denominador la del rojo para el PSSRa y del azul para el PSSRc. Los índices específicos para pigmentos (PSSR) han sido usados en estudios enfocados en nutrición en papa (N. Liu et al., 2021), en nutrición y rendimiento de trigo (Hussain et al., 2017a) y en evaluación de enfermedades en remolacha (A. Mahlein et al., 2013). Estos índices fueron calculados usando las bandas del NIR y RedEdge del sensor, las cuales están altamente relacionadas al desarrollo foliar y la estructura de la hoja, por lo que cambios en la fertilización nitrogenada afectan el comportamiento de estos índices, dada la relación entre el desarrollo de hojas y la disponibilidad de nitrógeno en papa (N. Liu et al., 2021)

En estudios realizados con el GNDVI se encontró que había una relación entre este índice y el contenido de nitrógeno en un ensayo con trigo bajo diferentes niveles de fertilización nitrogenada, la cual fue de $R^2 = 0.71$. Mientras que con el rendimiento fue de 0.85, esto debido a la correspondencia de las bandas que opera este índice (Red Edge y verde) y los picos absorción de los pigmentos y la estructura interna de la hoja (Hussain et al., 2017a). Por su parte, en el caso del Clg (Chlorophyll green index por sus siglas en inglés) ha sido evaluado en cultivos como el arroz (Cao et al., 2013), en donde se encontró su alta sensibilidad a los cambios asociados a la toma de nitrógeno por parte de las plantas y a la biomasa del cultivo, esto último asociado al efecto del nitrógeno sobre el desarrollo de hojas en las plantas a través de múltiples procesos fisiológicos.

Los resultados reportados por Hunt et al., (2018) muestran que en su ensayo, índices como NDVI y GNDVI no fueron sensibles a las diferencias en el contenido de clorofila, lo cual lo explican con el no uso del Red Edge en el proceso; sin embargo, en el presente estudio, aunque se usó esta banda en el procesamiento, la mayoría de índices solo fueron capaces de diferenciar entre el T8 y los demás tratamientos, solo algunos índices como el PSSRb o el Clg mostraban tendencias capaces de identificar tres niveles de concentración de nitrógeno, pero estos no presentaron evidencias estadísticas suficientes para concluir efecto de los tratamientos en las media. (N. Liu et al., 2021) reportan en su estudio que las bandas del SWIR 1400-2350 (*short wavelength infra-red* por sus siglas en inglés) tienen gran relevancia en el contenido de nutrientes y en general, en los procesos fisiológicos de las plantas, en especial en papa, donde el contenido de nitrógeno favorece la retrodispersión de energía en la región del infrarrojo, por lo que la ausencia de bandas en esta región del espectro en el sensor usado puede generar que la sensibilidad a cambios no sea la suficiente en este estudio.

Con el análisis multivariado se encontró que la incorporación en el análisis de las tres respuestas espectrales seleccionadas brinda evidencia estadística suficiente para rechazar la hipótesis del efecto nulo del factor tratamientos, lo que significa que con el uso de índices de vegetación multiespectrales se pueden encontrar diferencias en el estatus nutricional del cultivo de papa de la variedad Bacatá aun en muestras pequeñas con un enfoque moderno de análisis sobre todo tomando en cuenta el efecto del tiempo y su dependencia temporal. Sin embargo, los índices usados solo permiten separar entre el control absoluto y los demás niveles de fertilización. En el estudio realizado por N. Liu et al., (2021) se reportó que los valores de reflectancia presentados por plantas de papa con dosis de 340 Kg de N por Ha fueron solo 1% diferentes con los reportados en las plantas con 200 Kg de N por Ha, indicando que la reflectancia no presenta cambios representativos cuando se pasa cierto umbral en la concentración de nitrógeno adicionado. La incorporación de múltiples fuentes de información para mejorar la capacidad de detección de cambios usando imágenes aéreas puede hacer que cambios en propiedades físicas y químicas en el dosel sean percibidas, por ejemplo, (Y. Liu et al., 2023), en su estudio usando imágenes aéreas ópticas e híperespectrales en papa bajo diferentes niveles de

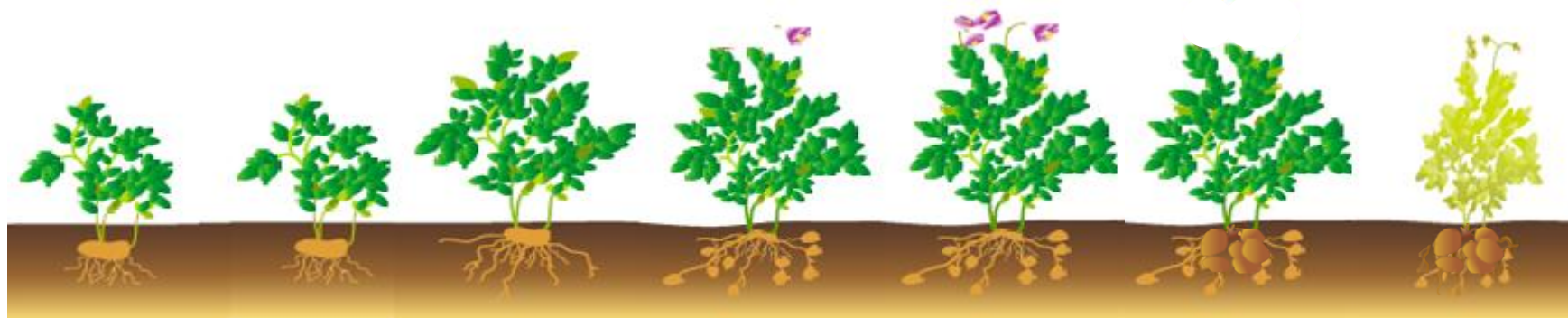
nitrógeno y potasio, mencionan que el uso de parámetros como altura, textura o de variables extraídas de la información espectral como la descomposición de los valores de reflectancia, pueden mejorar la estimación de fenómenos o características que se presentan en las plantas, reduciendo errores de los modelos hasta en un 27%.

En la tabla 4.12 se presenta un resumen de los parámetros que permitieron discriminar entre tratamientos de fertilización. Estos parámetros se agruparon en función de los rendimientos que se presentaron la sección 3.4.4., en la que se discriminaron tres grupos con la prueba de Tukey (HSD). Los valores de reflectancia a los 720 nm, el GNDVI, PSSRa, DATT-4 y CI-g se comparan en las tres fases de crecimiento evaluadas, basándose en los resultados descritos y la literatura discutida previamente.

Se encontró que los valores de reflectancia cuando el rendimiento es de 21 ton/Ha es 3% más baja respecto a los rendimientos mayores a 27 ton/Ha, siendo más alta que lo que encontró N. Liu et al., (2021), cuando compararon niveles de fertilización. Así mismo, el GNDVI registró diferencias de 5% entre tratamientos con rendimientos mayores a 33 ton/Ha y el que alcanzó solo 21 ton, mientras que el DATT-4 a los 93 DDS registró un 22% de diferencia entre estos mismos tratamientos. Estos parámetros pueden ser una herramienta que permita hacer proyecciones de rendimiento con anterioridad a la cosecha basándose en la información que se obtiene del dosel desde etapas tempranas; sin embargo, como lo concluye Jingshan. Lu et al. (2021), la incorporación de parámetros físicos como textura o altura, puede mejorar el desempeño de los índices espectrales para la estimación de nutrientes en el dosel.

Tabla 4-12 Parámetros espectrales de importancia para cada grupo de rendimiento en función de diferentes tratamientos de fertilización.

Rendimiento (Ton Ha ⁻¹)	Parámetro	65 DDS (inicio floración)	79 DDS (floración)	93 DDS (llenado tubérculo)
33.7 -34.1	Reflectancia NIR (720 nm)	0.42	0.42	0.42
	GNDVI	0.69	0.75	0.73
	PSSRa	7.3	7.8	6.8
	DATT-4	0.92	0.91	1.04
	CI-g	1.49	1.81	1.7
27.4 -31.4	Reflectancia NIR (720 nm)	0.42	0.43	0.42
	GNDVI	0.68	0.74	0.72
	PSSRa	7.4	7.9	6.9
	DATT-4	0.9	0.9	1.04
	CI-g	1.46	1.79	1.66
21.5	Reflectancia NIR (720 nm)	0.41	0.42	0.41
	GNDVI	0.65	0.71	0.69
	PSSRa	6.4	6.7	5.8
	DATT-4	1.1	1.14	1.33
	CI-g	1.33	1.57	1.48



4.6 Conclusiones

Este estudio evaluó la capacidad de las imágenes multiespectrales para detectar los cambios generados en una nueva variedad de papa bajo diferentes niveles de fertilización nitrogenada y potásica con imágenes aéreas multiespectrales obtenidas con dron. Se encontró que la respuesta multiespectral presentó cambios con las variaciones en la fertilización, por ejemplo, la reflectancia para el tratamiento control fue la más baja en las bandas NIR y *RedEdge*, mientras que los niveles de fertilización con más altas dosis de nitrógeno presentaron los valores más altos en dichas bandas, siendo el día 79 DDS el que presentó las reflectancias más altas en el *RedEdge* y las más bajas en el visible, lo que la convierte en una época de muestreo con potencial para la determinación del estado nutricional basados en la información espectral.

El análisis univariante de los índices mostró que los nueve índices presentaron efecto del tiempo sobre sus medias, mientras que los índices: PSSRa, PSSRc y DATT-4 presentaron la mayor sensibilidad para diferenciar entre niveles del factor tratamientos, siendo el tratamiento control el que se diferenció en dichos casos, esto debido al bajo desarrollo foliar que se tiene en condiciones de 0 kg de NPK, lo que afecta la capacidad de reflectancia en la región del NIR y Red Edge, bandas que está presente en los tres índices referenciados. El índice DATT-4 presentó los cambios más significativos a los 93 DDS entre los niveles de fertilización y rendimiento, siendo un parámetro a tener en cuenta en la estimación de nutrientes y rendimiento en papa.

Por su parte, usando el enfoque multivariante semi-paramétrico de medidas repetidas en el tiempo se encontró que combinando los tres índices seleccionados (PSSRa, PSSRc y DATT-4) no se presentó interacción entre tiempo y tratamientos y que se presentó efecto del tiempo y de los tratamientos sobre la variable respuesta compuesta.

4.7 Referencias

- Abdel-Rahman, E. M., Mutanga, O., Odindi, J., Adam, E., Odindo, A., & Ismail, R. (2017). Estimating Swiss chard foliar macro- and micronutrient concentrations under different irrigation water sources using ground-based hyperspectral data and four partial least squares (PLS)-based (PLS1, PLS2, SPLS1 and SPLS2) regression algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, *132*, 21–33. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.11.008>
- Abutaleb, K., & Fatma Sayed, A. (2021a). Modeling Potato Yield Response to Different Nitrogen Application Rates Using Hyperspectral Data and PLS Regression. *Journal of Horticultural Science & Ornamental Plants*, *13*(3), 301–310. <https://doi.org/10.5829/idosi.jhsop.2021.301.310>
- Abutaleb, K., & Fatma Sayed, A. (2021b). Modeling Potato Yield Response to Different Nitrogen Application Rates Using Hyperspectral Data and PLS Regression. *Journal of Horticultural Science & Ornamental Plants*, *13*(3), 301–310. <https://doi.org/10.5829/idosi.jhsop.2021.301.310>
- Agisoft. (2019). *Agisoft Metashape User Manual*. 160.
- Alberto, R. T., Rivera, J. C. E., Biagtan, A. R., & Isip, M. F. (2019). Extraction of onion fields infected by anthracnose-twister disease in selected municipalities of Nueva Ecija using UAV imageries. *Spatial Information Research*. <https://doi.org/10.1007/s41324-019-00302-z>
- Asefpour Vakilian, K., & Massah, J. (2017). A farmer-assistant robot for nitrogen fertilizing management of greenhouse crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, *139*, 153–163. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.05.012>
- Basso, M., & Pignaton de Freitas, E. (2019). A UAV Guidance System Using Crop Row Detection and Line Follower Algorithms. *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*, 605–621. <https://doi.org/10.1007/s10846-019-01006-0>
- Bautista, H. F., Ramírez, W. L., & Torres, J. (2012). Nutrient uptake of the diploid potato (*Solanum phureja*) variety Criolla Colombia, as a reference point to determine critical nutritional levels. Absorción de nutrientes de la papa diploide (*Solanum phureja*) variedad Criolla Colombia, como punto de pa. *Agronomía Colombiana*, *30*(3), 436–446.
- Bendig, J., Yu, K., Aasen, H., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Gnyp, M. L., & Bareth, G. (2015). Combining UAV-based plant height from crop surface models,

visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 39, 79–87. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.02.012>

Blackburn, G. A. (1998). Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: A test using senescent tree leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 19(4), 657–675. <https://doi.org/10.1080/014311698215919>

Botha, E. J., Leblon, B., Zebarth, B., & Watmough, J. (2007). *Non-destructive estimation of potato leaf chlorophyll from canopy hyperspectral reflectance using the inverted PROSAIL model*. 9, 360–374. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2006.11.003>

Brunner, E. (2001). Asymptotic and approximate analysis of repeated measures designs under heteroscedasticity. *Mathematical Statistics with Applications in Biometry*.

Cao, Q., Miao, Y., Wang, H., Huang, S., Cheng, S., Khosla, R., & Jiang, R. (2013). Non-destructive estimation of rice plant nitrogen status with Crop Circle multispectral active canopy sensor. *Field Crops Research*, 154, 133–144. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2013.08.005>

Carter, G. A. (1994). Ratios of leaf reflectances in narrow wavebands as indicators of plant stress. *International Journal of Remote Sensing*, 15(3), 697–703. <https://doi.org/10.1080/01431169408954109>

Cen, H., Wan, L., Zhu, J., Li, Y., Li, X., Zhu, Y., Weng, H., Wu, W., Yin, W., Xu, C., Bao, Y., Feng, L., Shou, J., & He, Y. (2019). Dynamic monitoring of biomass of rice under different nitrogen treatments using a lightweight UAV with dual image-frame snapshot cameras. *Plant Methods*, 15(1), 1–16. <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0418-8>

Chivasa, W., Mutanga, O., & Biradar, C. (2017). Application of remote sensing in estimating maize grain yield in heterogeneous african agricultural landscapes: A review. *International Journal of Remote Sensing*, 38(23), 6816–6845. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1365390>

Corti, M., Cavalli, D., Cabassi, G., Vigoni, A., Degano, L., & Marino Gallina, P. (2019). Application of a low-cost camera on a UAV to estimate maize nitrogen-related variables. *Precision Agriculture*, 20(4), 675–696. <https://doi.org/10.1007/s11119-018-9609-y>

Cucho-Padin, G., Loayza, H., Palacios, S., Balcazar, M., Carbajal, M., & Quiroz, R. (2019). Development of low-cost remote sensing tools and methods for supporting smallholder agriculture. *Applied Geomatics*. <https://doi.org/10.1007/s12518-019-00292-5>

- Datt, B. (1998). Remote sensing of chlorophyll a, chlorophyll b, chlorophyll a+b, and total carotenoid content in eucalyptus leaves. *Remote Sensing of Environment*, 66(2), 111–121. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00046-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00046-7)
- Delgado-Vera, C., Aguirre-Munizaga, M., Jiménez-Icaza, M., Manobanda-Herrera, N., & Rodríguez-Méndez, A. (2017). A Photogrammetry Software as a Tool for Precision Agriculture: A Case Study. In R. Valencia-García, K. Lagos-Ortiz, G. Alcaraz-Mármol, J. Del Cioppo, N. Vera-Lucio, & M. Bucaram-Leverone (Eds.), *Technologies and Innovation* (pp. 282–295). Springer International Publishing.
- Dutta Gupta, S., Ibaraki, Y., & Pattanayak, A. K. (2013). Development of a digital image analysis method for real-time estimation of chlorophyll content in micropropagated potato plants. *Plant Biotechnology Reports*, 7(1), 91–97. <https://doi.org/10.1007/s11816-012-0240-5>
- FAOSTAT. (2018). *Food and Agriculture Organization of United Nations*. <http://www.fao.org/faostat/es/#data/QC>
- FEDEPAPA. (2018). *Informe de gestión 2018*. 188.
- FEDEPAPA. (2021). *Federación Colombiana De Productores De Papa – Fedepapa Fondo Nacional De Fomento De La Papa – Fnfp*. 555.
- Friedrich, S., Brunner, E., & Pauly, M. (2017). Permuting longitudinal data in spite of the dependencies. *Journal of Multivariate Analysis*, 153, 255–265. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2016.10.004>
- Friedrich, S., & Pauly, M. (2018). MATS: Inference for potentially singular and heteroscedastic MANOVA. *Journal of Multivariate Analysis*, 165, 166–179. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2017.12.008>
- Friedrich, Sarah., Konietzschke, Frank., & Pauly, Markus. (2019). Resampling-based analysis of multivariate data and repeated measures designs with the R package MANOVA. RM. *R Journal*, 11(2), 380–400. <https://doi.org/10.32614/rj-2019-051>
- Gamon, J. A., Serrano, L., & Surfus, J. S. (1997). The photochemical reflectance index: An optical indicator of photosynthetic radiation use efficiency across species, functional types, and nutrient levels. *Oecologia*, 112(4), 492–501. <https://doi.org/10.1007/s004420050337>
- Gandia, S., Fernández, G., García, J. C., & Moreno, J. F. (2004). *RETRIEVAL OF VEGETATION BIOPHYSICAL VARIABLES FROM CHRIS/PROBA DATA IN THE SPARC CAMPAING*.

- Gao, P., Zuo, Z., Zhang, R., Qiu, Y., He, R., Gao, R., & Gu, R. (2016). Optimum Nitrogen Fertilization for. *Agronomy Journal*, *108*(1), 448–458. <https://doi.org/10.2134/agronj2015.0324>
- Giletto, C. M., Reussi Calvo, N. I., Sandaña, P., Echeverría, H. E., & Bélanger, G. (2020). Shoot- and tuber-based critical nitrogen dilution curves for the prediction of the N status in potato. *European Journal of Agronomy*, *119*(June), 126114. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2020.126114>
- Gitelson, A. A., Gritz, Y., & Merzlyak, M. (2003). Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of Plant Physiology*, *160*(3), 271–282.
- Gitelson, A., Merzlyak, M., & Lichtenthaler, H. K. (1996). Detection of Red Edge Position and Chlorophyll Content by Reflectance Measurements Near 700 nm. *Journal of Plant Physiology*, *148*(3–4), 501–508. [https://doi.org/10.1016/S0176-1617\(96\)80285-9](https://doi.org/10.1016/S0176-1617(96)80285-9)
- Gitelson, A., & Merzlyak, M. N. (1994). Spectral Reflectance Changes Associated with Autumn Senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. Leaves. Spectral Features and Relation to Chlorophyll Estimation. *Journal of Plant Physiology*, *143*(3), 286–292. [https://doi.org/10.1016/S0176-1617\(11\)81633-0](https://doi.org/10.1016/S0176-1617(11)81633-0)
- Gitelson, Anatoly., Kaufman, Y. J., & Merzlyak, Mark. (1996). Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, *58*(3), 289–298. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00072-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00072-7)
- Gizaw, S. A., Garland-campbell, K., & Carter, A. H. (2016). Evaluation of agronomic traits and spectral reflectance in Pacific Northwest winter wheat under rain-fed and irrigated conditions. *Field Crops Research*. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2016.06.018>
- Gómez, M. I., Magnitskiy, S., & Rodríguez, L. E. (2017). Diagnóstico de K + y NO₃- en savia para determinar el estado nutricional en papa (*Solanum tuberosum* L . Diagnostics of K + and NO₃- in sap to determine nutritional status in potato (*Solanum tuberosum* L . subsp . andigena). *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas*, *11*(3), 133–142.
- Gómez, M. I., Magnitskiy, S., & Rodríguez, L. E. (2019). Nitrogen, phosphorus and potassium accumulation and partitioning by the potato group Andigenum in Colombia. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, *113*(3), 349–363. <https://doi.org/10.1007/s10705-019-09986-z>
- Gu, D.-D., Wang, W.-Z., Hu, J.-D., Zhang, X.-M., Wang, J.-B., & Wang, B.-S. (2016). Nondestructive Determination of Total Chlorophyll Content in Maize Using Three-

- Wavelength Diffuse Reflectance. *Journal of Applied Spectroscopy*, 83(4), 541–547. <https://doi.org/10.1007/s10812-016-0325-y>
- Guo, J., Zhang, J., Xiong, S., Zhang, Z., Wei, Q., Zhang, W., Feng, W., & Ma, X. (2021). Hyperspectral assessment of leaf nitrogen accumulation for winter wheat using different regression modeling. *Precision Agriculture*, 22(5), 1634–1658. <https://doi.org/10.1007/s11119-021-09804-z>
- Haboudane, D., Miller, J. R., Tremblay, N., Zarco-Tejada, P. J., & Dextraze, L. (2002). Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 81(2–3), 416–426. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00018-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00018-4)
- He, L., Song, X., Feng, W., Guo, B.-B., Zhang, Y.-S., Wang, Y.-H., Wang, C.-Y., & Guo, T.-C. (2016). Improved remote sensing of leaf nitrogen concentration in winter wheat using multi-angular hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 174, 122–133. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.007>
- Huete, A. R. (2004). Remote Sensing for. In M. L. Brusseau, Anick F. Artiola, Ian L. Pepper (Ed.), *Environmental Monitoring and Characterization* (Firts, pp. 183–206). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-064477-3.50013-8>
- Hunt, E. R., Donald, J., Spinelli, C. B., Turner, R. W., Bruce, A. E., Gadler, D. J., Brungardt, J. J., & Hamm, P. B. (2018). Monitoring nitrogen status of potatoes using small unmanned aerial vehicles. *Precision Agriculture*, 19(2), 314–333. <https://doi.org/10.1007/s11119-017-9518-5>
- Hussain, A., Sahoo, R. N., Kumar, D., & Pradhan, S. (2017). Relationship of Hyperspectral Reflectance Indices with Leaf N and P Concentration, Dry Matter Accumulation and Grain Yield of Wheat. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 45(5), 773–784. <https://doi.org/10.1007/s12524-016-0633-y>
- Ierna, A., & Mauromicale, G. (2018). Potato growth, yield and water productivity response to different irrigation and fertilization regimes. *Agricultural Water Management*, 201(January), 21–26. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.01.008>
- Ierna, A., & Mauromicale, G. (2019). Sustainable and profitable nitrogen fertilization management of potato. *Agronomy*, 9(10). <https://doi.org/10.3390/agronomy9100582>
- Iglhaut, J., Cabo, C., Puliti, S., Piermattei, L., O'Connor, J., & Rosette, J. (2019). Structure from Motion Photogrammetry in Forestry: a Review. *Current Forestry Reports*, 5(3), 155–168. <https://doi.org/10.1007/s40725-019-00094-3>

- Inostroza, L., Acuña, H., Muñoz, P., Vásquez, C., Ibáñez, J., Tapia, G., Pino, M. T., & Aguilera, H. (2016). Using aerial images and canopy spectral reflectance for high-throughput phenotyping of white clover. *Crop Science*, *56*(5), 2629–2637. <https://doi.org/10.2135/cropsci2016.03.0156>
- Jay, S., Maupas, F., Bendoula, R., & Gorretta, N. (2017). Retrieving LAI, chlorophyll and nitrogen contents in sugar beet crops from multi-angular optical remote sensing: Comparison of vegetation indices and PROSAIL inversion for field phenotyping. *Field Crops Research*, *210*(June), 33–46. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2017.05.005>
- Jones, C. A., & Church, E. (2020). Photogrammetry is for everyone: Structure-from-motion software user experiences in archaeology. *Journal of Archaeological Science: Reports*, *30*(March), 102261. <https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2020.102261>
- Kang, W., Fan, M., Ma, Z., Shi, X., & Zheng, H. (2014a). Luxury absorption of potassium by potato plants. *American Journal of Potato Research*, *91*(5), 573–578. <https://doi.org/10.1007/s12230-014-9386-8>
- Kang, W., Fan, M., Ma, Z., Shi, X., & Zheng, H. (2014b). Luxury absorption of potassium by potato plants. *American Journal of Potato Research*, *91*(5), 573–578. <https://doi.org/10.1007/s12230-014-9386-8>
- Kaur, R., Singh, B., Singh, M., & Thind, S. K. (2015). Hyperspectral Indices, Correlation and Regression Models for Estimating Growth Parameters of Wheat Genotypes. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, *43*(3), 551–558. <https://doi.org/10.1007/s12524-014-0425-1>
- Koch, M., Naumann, M., Pawelzik, E., Gransee, A., & Thiel, H. (2019). The Importance of Nutrient Management for Potato Production Part I: Plant Nutrition and Yield. *Potato Research*, 97–119. <https://doi.org/10.1007/s11540-019-09431-2>
- Konietschke, F., Bathke, A. C., Harrar, S. W., & Pauly, M. (2015). Parametric and nonparametric bootstrap methods for general MANOVA. *Journal of Multivariate Analysis*, *140*, 291–301. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2015.05.001>
- Laban, N., Abdellatif, B., Ebeid, H. M., Shedeed, H. A., & Tolba, M. F. (2019). Machine Learning for Enhancement Land Cover and Crop Types Classification. In A. E. Hassanien (Ed.), *Machine Learning Paradigms: Theory and Application* (pp. 71–87). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-02357-7_4
- Lee, J., & Sung, S. (2016). Evaluating spatial resolution for quality assurance of UAV images. *Spatial Information Research*, *24*(2), 141–154. <https://doi.org/10.1007/s41324-016-0015-0>

- Lehnert, L. W., Meyer, H., Obermeier, W. A., Silva, B., Regeling, B., Thies, B., & Bendix, J. (2019). Hyperspectral data analysis in R: The hsdar package. *Journal of Statistical Software*, 89(li). <https://doi.org/10.18637/jss.v089.i12>
- Li, B., Xu, X., Han, J., Zhang, L., Bian, C., Jin, L., & Liu, J. (2019). The estimation of crop emergence in potatoes by UAV RGB imagery. *Plant Methods*, 15(1), 1–13. <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0399-7>
- Li, Bo., Xu, Xiangming., Zhang, Li., Han, Jiwan., Bian, Chunsong., Li, Guangcun., Liu, Jiangang., & Jin, Liping. (2020). Above-ground biomass estimation and yield prediction in potato by using UAV-based RGB and hyperspectral imaging. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 162, 161–172. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.02.013>
- Liang, S. (2004). Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces. In W. & Sons (Ed.), *Wiley Series on Remote Sensing*. Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/047172372X>
- Licciardello, F., Lombardo, S., Rizzo, V., Pitino, I., Pandino, G., Strano, M. G., Muratore, G., Restuccia, C., & Mauromicale, G. (2018). Integrated agronomical and technological approach for the quality maintenance of ready-to-fry potato sticks during refrigerated storage. *Postharvest Biology and Technology*, 136(October 2017), 23–30. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2017.10.001>
- Linder, W. (2006). *Digital photogrammetry*. 3rd. ed. 219 pp. <https://doi.org/10.4324/9780203305959>
- Liu, B., Shen, W., Yue, Y. min, Li, R., Tong, Q., & Zhang, B. (2017). Combining spatial and spectral information to estimate chlorophyll contents of crop leaves with a field imaging spectroscopy system. *Precision Agriculture*, 18(4), 491–506. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9466-5>
- Liu, N., Townsend, P. A., Naber, M. R., Bethke, P. C., Hills, W. B., & Wang, Y. (2021). Hyperspectral imagery to monitor crop nutrient status within and across growing seasons. *Remote Sensing of Environment*, 255(January). <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112303>
- Liu, Y., Feng, H., Yue, J., Jin, X., Fan, Y., Chen, R., Bian, M., Ma, Y., Song, X., & Yang, G. (2023). Improved potato AGB estimates based on UAV RGB and hyperspectral images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 214(February). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108260>
- Lizarazo, I., Rodriguez, J. L., Cristancho, O., Olaya, F., Duarte, M., & Prieto, F. (2023). Identification of symptoms related to potato Verticillium wilt from UAV-based multispectral imagery using an ensemble of gradient boosting machines. *Smart*

Agricultural Technology, 3(November 2022).
<https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100138>

- Lu, H., Fu, X., Liu, C., Li, L. guo, He, Y. xin, & Li, N. wen. (2017). Cultivated land information extraction in UAV imagery based on deep convolutional neural network and transfer learning. *Journal of Mountain Science*, 14(4), 731–741.
<https://doi.org/10.1007/s11629-016-3950-2>
- Lu, Jingshan., Eitel, J. U. H., Engels, M., Zhu, J., Ma, Y., Liao, F., Zheng, H., Wang, X., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2021). Improving Unmanned Aerial Vehicle (UAV) remote sensing of rice plant potassium accumulation by fusing spectral and textural information. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102592>
- M. Prabhakar , Y. G. Prasad, and M. N. R. (2012). Remote Sensing of Biotic Stress in Crop Plants and Its Applications for Pest Management. In B. Venkateswarlu, A. K. Shanker, C. Shanker, & M. Maheswari (Eds.), *Crop Stress and its Management: Perspectives and Strategies* (Vol. 9789400722, pp. 1–611).
<https://doi.org/10.1007/978-94-007-2220-0>
- Mahajan, G. R., Pandey, R. N., Sahoo, R. N., Gupta, V. K., Datta, S. C., & Kumar, D. (2017). Monitoring nitrogen, phosphorus and sulphur in hybrid rice (*Oryza sativa* L.) using hyperspectral remote sensing. *Precision Agriculture*, 18(5), 736–761.
<https://doi.org/10.1007/s11119-016-9485-2>
- Mahlein, A. K., Oerke, E. C., Steiner, U., & Dehne, H. W. (2012). Recent advances in sensing plant diseases for precision crop protection. *European Journal of Plant Pathology*, 133(1), 197–209. <https://doi.org/10.1007/s10658-011-9878-z>
- Mahlein, A., Rumpf, T., Welke, P., Dehne, H., Plümer, L., Steiner, U., & Oerke, E. (2013). Remote Sensing of Environment Development of spectral indices for detecting and identifying plant diseases. *Remote Sensing of Environment*, 128, 21–30.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.09.019>
- Mamaghani, B., & Salvaggio, C. (2019). Multispectral sensor calibration and characterization for sUAS remote sensing. *Sensors (Switzerland)*, 19(20).
<https://doi.org/10.3390/s19204453>
- Marouani, A., & Harbeoui, Y. (2016). Eficiencia Nitrogeno En Cultivos Papa. *Acta Agronómica*, 65(2), 164–169.
- Marschener, P. (2012). *Mineral Nutrition of Higher Plants* (P. Marschner, Ed.; Third Edit).

- Martínez, L. J. (2017). Relationship between crop nutritional status , spectral measurements and Sentinel 2 images. *Agronomía Colombiana*, 35(2), 205–215. <https://doi.org/10.15446/agron.colomb.v35n2.62857>
- Merton, R., & Huntington, J. (1999). Early Simulation Results of the Aries-1 Satellite Sensor for Multi-Temporal Vegetation Research Derived From Aviris. *Proceedings of the Eighth Annual JPL ...*, 1–10.
- Minolta, K. (2009). *A lightweight handheld meter for leaves without causing damage to plants*. 4.
- Mokrani, K., Hamdi, K., & Tarchoun, N. (2018). Potato (*Solanum Tuberosum* L.) Response to Nitrogen, Phosphorus and Potassium Fertilization Rates. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 49(11), 1314–1330. <https://doi.org/10.1080/00103624.2018.1457159>
- Moran, P. A. P. (1950). Notes on Continuous Stochastic Phenomena. *Biometrika*, 37(1/2), 17–23. <https://doi.org/10.2307/2332142>
- Morier, T., Cambouris, A. N., & Chokmani, K. (2015). In-season nitrogen status assessment and yield estimation using hyperspectral vegetation indices in a potato crop. *Agronomy Journal*, 107(4), 1295–1309. <https://doi.org/10.2134/agronj14.0402>
- Naumann, M., Koch, M., Pawelzik, E., Gransee, A., & Thiel, H. (2019). The Importance of Nutrient Management for Potato Production Part II: Plant Nutrition and Tuber Quality. *Potato Research*, 63, 121–137. <https://doi.org/10.1007/s11540-019-09431-2>
- Nex, F., & Remondino, F. (2014). UAV for 3D mapping applications: A review. *Applied Geomatics*, 6(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s12518-013-0120-x>
- Nigon, T. J., Mulla, D. J., Rosen, C. J., Cohen, Y., Alchanatis, V., Knight, J., & Rud, R. (2015). Hyperspectral aerial imagery for detecting nitrogen stress in two potato cultivars. *Computers and Electronics in Agriculture*, 112, 36–46. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.12.018>
- Ñústes, C. E. L., Castellanos, M. S., & Abril, M. S. (2009). Acumulación y distribución de materia seca de cuatro variedades de papa (*Solanum tuberosum* L.) en Zipaquirá, Cundinamarca (Colombia). *Rev. Fac. Nal. Agr. Medellín*, 62(113), 4823–4834.
- Nustez L, C. E. (2011). Variedades Colombianas de papa. In *Universidad Nacional de Colombia*.
- Padilla, F. M., Farneselli, M., Gianquinto, G., Tei, F., & Thompson, R. B. (2020). Monitoring nitrogen status of vegetable crops and soils for optimal nitrogen

management. *Agricultural Water Management*, 241(June), 106356.
<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106356>

Pavlidis, G., Karasali, H., & Tsihrintzis, V. A. (2020). Pesticide and Fertilizer Pollution Reduction in Two Alley Cropping Agroforestry Cultivating Systems. *Water, Air, and Soil Pollution*, 231(5). <https://doi.org/10.1007/s11270-020-04590-2>

Pimstein, A., Karnieli, A., Bansal, S. K., & Bonfil, D. J. (2011). Exploring remotely sensed technologies for monitoring wheat potassium and phosphorus using field spectroscopy. *Field Crops Research*, 121(1), 125–135.
<https://doi.org/10.1016/j.fcr.2010.12.001>

Pineux, N., Lisein, J., Swerts, G., Biielders, C. L., Lejeune, P., Colinet, G., & Degré, A. (2017). Can DEM time series produced by UAV be used to quantify diffuse erosion in an agricultural watershed? *Geomorphology*, 280, 122–136.
<https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.12.003>

Po, E. A., Snapp, S. S., & Kravchenko, A. (2010). Potato yield variability across the landscape. *Agronomy Journal*, 102(3), 885–894.
<https://doi.org/10.2134/agronj2009.0424>

Quirós Rosado, E. (2014). *Introducción a la Fotogrametría y Cartografía aplicadas a la Ingeniería Civil* (Universidad de Extremadura, Ed.; First).

Ray, S. S., Singh, J. P., & Panigraphy, S. (2010). Use of hyperstrectralremote senings data for crop stress detection: ground-based studies. *International Archives of Photogrammetry*, XXXVIII(8), 562–570.

Riccardi, M., Mele, G., Pulvento, C., Lavini, A., D'Andria, R., & Jacobsen, S. E. (2014). Non-destructive evaluation of chlorophyll content in quinoa and amaranth leaves by simple and multiple regression analysis of RGB image components. *Photosynthesis Research*, 120(3), 263–272. <https://doi.org/10.1007/s11120-014-9970-2>

Rodríguez, A., Peña-Fleitas, M. T., Padilla, F. M., Gallardo, M., & Thompson, R. B. (2021). Petiole sap nitrate concentration to assess crop nitrogen status of greenhouse sweet pepper. *Scientia Horticulturae*, 285(July 2020).
<https://doi.org/10.1016/j.scienta.2021.110157>

Rodríguez, J., Lizarazo, I., Prieto, F., & Angulo-Morales, V. (2021). Assessment of potato late blight from UAV-based multispectral imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 184(July 2020). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106061>

Rodríguez, L. E. (2010). Origen y evolución de la papa cultivada . Una revisión Origins and evolution of cultivated potato . A review. *Agronomía Colombiana*, 28(1), 9–17.

- Rodríguez-Pérez, L. (2010). Ecofisiología del cultivo de la papa. *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas*, 4(1), 97–108.
- Roosjen, P. P. J., Brede, B., Suomalainen, J. M., Bartholomeus, H. M., Kooistra, L., & Clevers, J. G. P. W. (2018). Improved estimation of leaf area index and leaf chlorophyll content of a potato crop using multi-angle spectral data – potential of unmanned aerial vehicle imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 66(July 2017), 14–26. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.10.012>
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with Ertis. In *NASA Special Publication* (Vol. 351, p. 309).
- Severtson, D., Callow, N., Flower, K., Neuhaus, A., Olejnik, M., & Nansen, C. (2016). Unmanned aerial vehicle canopy reflectance data detects potassium deficiency and green peach aphid susceptibility in canola. *Precision Agriculture*, 17(6), 659–677. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9442-0>
- Shi, X., Zhang, X., Kang, W., Chen, Y., & Fan, M. (2019). Possibility of Recommending Potassium Application Rates Based on a Rapid Detection of the Potato Petiole K Status with a Portable K ion Meter. *American Journal of Potato Research*, 96(1), 48–54. <https://doi.org/10.1007/s12230-018-9687-4>
- Sid'ko, A. F., Botvich, I. Y., Pisman, T. I., & Shevyrnogov, A. P. (2017). Estimation of chlorophyll content and yield of wheat crops from reflectance spectra obtained by ground-based remote measurements. *Field Crops Research*, 207, 24–29. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2016.10.023>
- Som-ard, J., Hossain, M. D., Ninsawat, S., & Veerachitt, V. (2018). Pre-harvest Sugarcane Yield Estimation Using UAV-Based RGB Images and Ground Observation. *Sugar Tech*, 1–13. <https://doi.org/10.1007/s12355-018-0601-7>
- Souza, C. H. W. de, Lamparelli, R. A. C., Rocha, J. V., & Magalhães, P. S. G. (2017). Mapping skips in sugarcane fields using object-based analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143(March 2016), 49–56. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.10.006>
- Stellacci, A. M., Castrignanò, A., Troccoli, A., Basso, B., & Buttafuoco, G. (2016). Selecting optimal hyperspectral bands to discriminate nitrogen status in durum wheat: a comparison of statistical approaches. *Environmental Monitoring and Assessment*, 188(3), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s10661-016-5171-0>
- Sugiura, R., Tsuda, S., Tamiya, S., Itoh, A., Nishiwaki, K., Murakami, N., Shibuya, Y., Hirafuji, M., & Nuske, S. (2016). Field phenotyping system for the assessment of

potato late blight resistance using RGB imagery from an unmanned aerial vehicle. *Biosystems Engineering*, 148, 1–10.
<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.04.010>

Tabares Patiño, Edison., Villegas Jaramillo, Sonia., González Santamaría, L. Hernán., & Cotes, J. Miguel. (2009). Respuesta de la papa (*Solanum tuberosum* L.) Variedad diacol capiro a la fertilización en un andisol del oriente antioqueño, Colombia. *Revista Facultad Nacional de Agronomía*, 62(2), 5099–5110.

Taiz, L., & Zeiger, E. (2010). Plant Physiology. In *Annals of Botany* (Fourth edi). Sinauer Associates. <https://doi.org/10.1104/pp.900074>

Thenkabail, P. S., Smith, R. B., & De Pauw, E. (2000). Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 71(2), 158–182. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00067-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00067-X)

Thompson, R. B., Tremblay, N., Fink, M., Gallardo, M., & Padilla, F. M. (2017). Tools and Strategies for Sustainable Nitrogen Fertilisation of Vegetable Crops. In F. Tei, S. Nicola, & P. Benincasa (Eds.), *Advances in Research on Fertilization Management of Vegetable Crops* (pp. 11–63). Springer International Publishing.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-53626-2_2

Turner, D., Lucieer, A., & Watson, C. (2012). An automated technique for generating georectified mosaics from ultra-high resolution Unmanned Aerial Vehicle (UAV) imagery, based on Structure from Motion (SfM) point clouds. *Remote Sensing*, 4(5), 1392–1410. <https://doi.org/10.3390/rs4051392>

Unidad de Planificación Rural Agropecuaria. (2016). *Cultivo comercial de papa: Identificación de zonas aptas en Colombia, a escala 1:100.000*. UPRA.
<https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

Vesali, F., Omid, M., Mobli, H., & Kaleita, A. (2017). Feasibility of using smart phones to estimate chlorophyll content in corn plants. *Photosynthetica*, 55(4), 603–610.
<https://doi.org/10.1007/s11099-016-0677-9>

Virnodkar, S. S., Pachghare, V. K., Patil, V. C., & Jha, S. K. (2020). Remote sensing and machine learning for crop water stress determination in various crops: a critical review. In *Precision Agriculture* (Issue 0123456789). Springer US.
<https://doi.org/10.1007/s11119-020-09711-9>

Wagner, P., & Hank, K. (2013). Suitability of aerial and satellite data for calculation of site-specific nitrogen fertilisation compared to ground based sensor data. *Precision Agriculture*, 14(2), 135–150. <https://doi.org/10.1007/s11119-012-9278-1>

- Wu, J., Wang, D., Rosen, C. J., & Bauer, M. E. (2007). Comparison of petiole nitrate concentrations, SPAD chlorophyll readings, and QuickBird satellite imagery in detecting nitrogen status of potato canopies. *Field Crops Research*, *101*(1), 96–103. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2006.09.014>
- Xu, K., Gong, Y., Fang, S., Wang, K., Lin, Z., & Wang, F. (2019). Radiometric calibration of UAV remote sensing image with spectral angle constraint. *Remote Sensing*, *11*(11). <https://doi.org/10.3390/rs11111291>
- Yan, L., Gou, Z., & Duan, Y. (2009). A UAV Remote Sensing System: Design and Tests. In D. Li, J. Shan, & J. Gong (Eds.), *Geospatial Technology for Earth Observation* (pp. 27–44). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0050-0_2
- Yang, H., Li, F., Hu, Y., & Yu, K. (2021). Hyperspectral indices optimization algorithms for estimating canopy nitrogen concentration in potato (*Solanum tuberosum* L.). *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *102*. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102416>
- Yang, T., Lu, J., Liao, F., Qi, H., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2021). Retrieving potassium levels in wheat blades using normalised spectra. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *102*, 102412. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102412>
- Yin, C., Lin, J., Ma, L., Zhang, Z., Hou, T., Zhang, L., & Lv, X. (2021). Study on the Quantitative Relationship Among Canopy Hyperspectral Reflectance, Vegetation Index and Cotton Leaf Nitrogen Content. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, *0*. <https://doi.org/10.1007/s12524-021-01355-0>
- Zahir, S. A. D. M., Jamlos, M. F., Omar, A. F., Jamlos, M. A., Mamat, R., Muncan, J., & Tsenkova, R. (2024). Review – Plant nutritional status analysis employing the visible and near-infrared spectroscopy spectral sensor. *Spectrochimica Acta - Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, *304*(August 2023), 123273. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2023.123273>
- Zaman-Allah, M., Vergara, O., Araus, J. L., Tarekegne, A., Magorokosho, C., Zarco-Tejada, P. J., Hornero, A., Albà, A. H., Das, B., Craufurd, P., Olsen, M., Prasanna, B. M., & Cairns, J. (2015). Unmanned aerial platform-based multi-spectral imaging for field phenotyping of maize. *Plant Methods*, *11*(1), 1–10. <https://doi.org/10.1186/s13007-015-0078-2>
- Zhang, M., Chen, T., Gu, X., Kuai, Y., Wang, C., Chen, D., & Zhao, C. (2023). UAV-borne hyperspectral estimation of nitrogen content in tobacco leaves based on ensemble learning methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, *211*. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108008>

- Zhang, W., Liu, X., Wang, Q., Zhang, H., Li, M., Song, B., & Zhao, Z. (2018). Effects of potassium fertilization on potato starch physicochemical properties. *International Journal of Biological Macromolecules*, *117*, 467–472. <https://doi.org/10.1016/j.ijbiomac.2018.05.131>
- Zhao, R., An, L., Song, D., Li, M., Qiao, L., Liu, N., & Sun, H. (2021). Detection of chlorophyll fluorescence parameters of potato leaves based on continuous wavelet transform and spectral analysis. *Spectrochimica Acta - Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, *259*, 119768. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2021.119768>
- Zhao, Ruomei., An, Lulu., Tang, Weijie., Gao, Dehua., Qiao, Lang., Li, Minzan., Sun, Hong., & Qiao, Jinbo. (2022). Deep learning assisted continuous wavelet transform-based spectrogram for the detection of chlorophyll content in potato leaves. *Computers and Electronics in Agriculture*, *195*(February). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106802>
- Zhou, Z., Jabloun, M., Plauborg, F., & Andersen, M. N. (2018). Using ground-based spectral reflectance sensors and photography to estimate shoot N concentration and dry matter of potato. *Computers and Electronics in Agriculture*, *144*, 154–163. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.12.005>
- Zhu, W., Rezaei, E. E., Nouri, H., Sun, Z., Li, J., Yu, D., & Siebert, S. (2022). UAV-based indicators of crop growth are robust for distinct water and nutrient management but vary between crop development phases. *Field Crops Research*, *284*. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2022.108582>

5. Consideraciones finales y recomendaciones

5.1 Conclusiones generales

Las plantas de papa presentaron cambios en su respuesta híperespectral en función de la dosis de nitrógeno administrada; sin embargo, en el caso del potasio no se registró cambios en este parámetro. Por su parte, el factor época tuvo efecto sobre la respuesta espectral evaluada mediante índices de vegetación, en la concentración de potasio en los peciolo y en las unidades SPAD evaluadas. A 107 DDS los índices presentaron valores más bajos, esto debido a la pérdida de pigmentos y cambios en el dosel. Con base en la correlación entre índices y valores de nitratos en la etapa de prefloración y floración la estimación de estas variables podría ser más confiable.

Los IV calculados con la reflectancia en la región comprendida entre los 445 y 850 nm presentaron la correlación más alta y significativa con las variables que se usaron como estimadores del estado nutricional, en este caso los contenidos de nitratos en peciolo y las unidades SPAD.

Por su parte, el análisis generado con las imágenes multiespectrales permitió observar las diferencias en la reflectancia en las bandas del Red-Edge y del NIR entre los tratamientos, los valores más altos en esta zona del espectro estuvieron en los tratamientos con más altas dosis de nitrógeno, este comportamiento generó que índices que operan estas bandas tengan efecto significativo del factor tratamiento, siendo los índices PSSRa, PSSRc y DATT-4 los que presentaron los más altos efectos no nulos (<0.001). Con un método multivariante sobre la variable que combinó los índices previamente mencionados,

se obtiene una variable sensible a los efectos de la época de evaluación y a los tratamientos de fertilización.

Los muestreos realizados con los sensores híperespectrales y multiespectrales permitieron encontrar cambios en la respuesta espectral de las plantas asociadas a cambios en la concentración de nutrientes, especialmente el nitrógeno, lo que se valida con los contenidos de nitratos y en los valores SPAD. Esto permite concluir que este tipo de sensores tienen el potencial necesario para identificar el estatus nutricional asociado al nitrógeno en la variedad Bacatá y con ello en otras variedades del grupo *tuberosum* en la sabana de Bogotá, convirtiéndose en una herramienta que permita ajustar las aplicaciones de fertilizantes en el cultivo de papa.

5.2 Recomendaciones

Realizar el estudio en suelos con características de baja fertilidad química puede mejorar la aproximación a parámetros espectrales que permitan la determinación del estado nutricional del cultivo.

Además, se considera necesario para la evaluación de nuevos cultivares o variedades, que se generen ensayos en condiciones controladas y en materas que permitan obtener las respuestas asociadas al elemento de interés sin ruido asociado a las variables ambientales y bióticas.

6. Referencias

- Abdel-Rahman, E. M., Mutanga, O., Odindi, J., Adam, E., Odindo, A., & Ismail, R. (2017). Estimating Swiss chard foliar macro- and micronutrient concentrations under different irrigation water sources using ground-based hyperspectral data and four partial least squares (PLS)-based (PLS1, PLS2, SPLS1 and SPLS2) regression algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, *132*, 21–33. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.11.008>
- Abutaleb, K., & Fatma Sayed, A. (2021a). Modeling Potato Yield Response to Different Nitrogen Application Rates Using Hyperspectral Data and PLS Regression. *Journal of Horticultural Science & Ornamental Plants*, *13*(3), 301–310. <https://doi.org/10.5829/idosi.jhsop.2021.301.310>
- Agisoft. (2019). *Agisoft Metashape User Manual*. 160.
- Alberto, R. T., Rivera, J. C. E., Biagtan, A. R., & Isip, M. F. (2019). Extraction of onion fields infected by anthracnose-twister disease in selected municipalities of Nueva Ecija using UAV imageries. *Spatial Information Research*. <https://doi.org/10.1007/s41324-019-00302-z>
- Asefpour Vakilian, K., & Massah, J. (2017). A farmer-assistant robot for nitrogen fertilizing management of greenhouse crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, *139*, 153–163. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.05.012>
- Basso, M., & Pignaton de Freitas, E. (2019). A UAV Guidance System Using Crop Row Detection and Line Follower Algorithms. *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*, 605–621. <https://doi.org/10.1007/s10846-019-01006-0>
- Bautista, H. F., Ramírez, W. L., & Torres, J. (2012). Nutrient uptake of the diploid potato (*Solanum phureja*) variety Criolla Colombia , as a reference point to determine critical nutritional levels Absorción de nutrientes de la papa diploide (*Solanum phureja*) variedad Criolla Colombia , como punto de pa. *Agronomía Colombiana*, *30*(3), 436–446.
- Bendig, J., Yu, K., Aasen, H., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Gnyp, M. L., & Bareth, G. (2015). Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *39*, 79–87. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.02.012>
- Blackburn, G. A. (1998). Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: A test using senescent tree leaves. *International Journal of Remote Sensing*, *19*(4), 657–675. <https://doi.org/10.1080/014311698215919>

- Botha, E. J., Leblon, B., Zebarth, B., & Watmough, J. (2007). *Non-destructive estimation of potato leaf chlorophyll from canopy hyperspectral reflectance using the inverted PROSAIL model*. 9, 360–374. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2006.11.003>
- Brunner, E. (2001). Asymptotic and approximate analysis of repeated measures designs under heteroscedasticity. *Mathematical Statistics with Applications in Biometry*.
- Cao, Q., Miao, Y., Wang, H., Huang, S., Cheng, S., Khosla, R., & Jiang, R. (2013). Non-destructive estimation of rice plant nitrogen status with Crop Circle multispectral active canopy sensor. *Field Crops Research*, 154, 133–144. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2013.08.005>
- Carter, G. A. (1994). Ratios of leaf reflectances in narrow wavebands as indicators of plant stress. *International Journal of Remote Sensing*, 15(3), 697–703. <https://doi.org/10.1080/01431169408954109>
- Cen, H., Wan, L., Zhu, J., Li, Y., Li, X., Zhu, Y., Weng, H., Wu, W., Yin, W., Xu, C., Bao, Y., Feng, L., Shou, J., & He, Y. (2019). Dynamic monitoring of biomass of rice under different nitrogen treatments using a lightweight UAV with dual image-frame snapshot cameras. *Plant Methods*, 15(1), 1–16. <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0418-8>
- Chivasa, W., Mutanga, O., & Biradar, C. (2017). Application of remote sensing in estimating maize grain yield in heterogeneous african agricultural landscapes: A review. *International Journal of Remote Sensing*, 38(23), 6816–6845. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1365390>
- Corti, M., Cavalli, D., Cabassi, G., Vigoni, A., Degano, L., & Marino Gallina, P. (2019). Application of a low-cost camera on a UAV to estimate maize nitrogen-related variables. *Precision Agriculture*, 20(4), 675–696. <https://doi.org/10.1007/s11119-018-9609-y>
- Cucho-Padin, G., Loayza, H., Palacios, S., Balcazar, M., Carbajal, M., & Quiroz, R. (2019). Development of low-cost remote sensing tools and methods for supporting smallholder agriculture. *Applied Geomatics*. <https://doi.org/10.1007/s12518-019-00292-5>
- Datt, B. (1998). Remote sensing of chlorophyll a, chlorophyll b, chlorophyll a+b, and total carotenoid content in eucalyptus leaves. *Remote Sensing of Environment*, 66(2), 111–121. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00046-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00046-7)
- Delgado-Vera, C., Aguirre-Munizaga, M., Jiménez-Icaza, M., Manobanda-Herrera, N., & Rodríguez-Méndez, A. (2017). A Photogrammetry Software as a Tool for Precision Agriculture: A Case Study. In R. Valencia-García, K. Lagos-Ortiz, G. Alcaraz-

- Mármol, J. Del Cioppo, N. Vera-Lucio, & M. Bucaram-Leverone (Eds.), *Technologies and Innovation* (pp. 282–295). Springer International Publishing.
- Dutta Gupta, S., Ibaraki, Y., & Pattanayak, A. K. (2013). Development of a digital image analysis method for real-time estimation of chlorophyll content in micropropagated potato plants. *Plant Biotechnology Reports*, 7(1), 91–97.
<https://doi.org/10.1007/s11816-012-0240-5>
- FAOSTAT. (2018). *Food and Agriculture Organization of United Nations*.
<http://www.fao.org/faostat/es/#data/QC>
- FEDEPAPA. (2018). *Informe de gestión 2018*. 188.
- FEDEPAPA. (2021). *Federación Colombiana De Productores De Papa – Fedepapa Fondo Nacional De Fomento De La Papa – Fnfp*. 555.
- Friedrich, S., Brunner, E., & Pauly, M. (2017). Permuting longitudinal data in spite of the dependencies. *Journal of Multivariate Analysis*, 153, 255–265.
<https://doi.org/10.1016/j.jmva.2016.10.004>
- Friedrich, S., & Pauly, M. (2018). MATS: Inference for potentially singular and heteroscedastic MANOVA. *Journal of Multivariate Analysis*, 165, 166–179.
<https://doi.org/10.1016/j.jmva.2017.12.008>
- Friedrich, Sarah., Konietzschke, Frank., & Pauly, Markus. (2019). Resampling-based analysis of multivariate data and repeated measures designs with the R package MANOVA. RM. *R Journal*, 11(2), 380–400. <https://doi.org/10.32614/rj-2019-051>
- Gamon, J. A., Serrano, L., & Surfus, J. S. (1997). The photochemical reflectance index: An optical indicator of photosynthetic radiation use efficiency across species, functional types, and nutrient levels. *Oecologia*, 112(4), 492–501.
<https://doi.org/10.1007/s004420050337>
- Gandia, S., Fernández, G., García, J. C., & Moreno, J. F. (2004). *RETRIEVAL OF VEGETATION BIOPHYSICAL VARIABLES FROM CHRIS/PROBA DATA IN THE SPARC CAMPAING*.
- Gao, P., Zuo, Z., Zhang, R., Qiu, Y., He, R., Gao, R., & Gu, R. (2016). Optimum Nitrogen Fertilization for. *Agronomy Journal*, 108(1), 448–458.
<https://doi.org/10.2134/agronj2015.0324>
- Giletto, C. M., Reussi Calvo, N. I., Sandaña, P., Echeverría, H. E., & Bélanger, G. (2020). Shoot- and tuber-based critical nitrogen dilution curves for the prediction of the N status in potato. *European Journal of Agronomy*, 119(June), 126114.
<https://doi.org/10.1016/j.eja.2020.126114>

- Gitelson, A. A., Gritz, Y., & Merzlyak, M. (2003). Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of Plant Physiology*, *160*(3), 271–282.
- Gitelson, A., Merzlyak, M., & Lichtenthaler, H. K. (1996). Detection of Red Edge Position and Chlorophyll Content by Reflectance Measurements Near 700 nm. *Journal of Plant Physiology*, *148*(3–4), 501–508. [https://doi.org/10.1016/S0176-1617\(96\)80285-9](https://doi.org/10.1016/S0176-1617(96)80285-9)
- Gitelson, A., & Merzlyak, M. N. (1994). Spectral Reflectance Changes Associated with Autumn Senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. Leaves. Spectral Features and Relation to Chlorophyll Estimation. *Journal of Plant Physiology*, *143*(3), 286–292. [https://doi.org/10.1016/S0176-1617\(11\)81633-0](https://doi.org/10.1016/S0176-1617(11)81633-0)
- Gitelson, Anatoly., Kaufman, Y. J., & Merzlyak, Mark. (1996). Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, *58*(3), 289–298. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00072-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00072-7)
- Gizaw, S. A., Garland-campbell, K., & Carter, A. H. (2016). Evaluation of agronomic traits and spectral reflectance in Pacific Northwest winter wheat under rain-fed and irrigated conditions. *Field Crops Research*. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2016.06.018>
- Gómez, M. I., Magnitskiy, S., & Rodríguez, L. E. (2017). Diagnóstico de K + y NO₃- en savia para determinar el estado nutricional en papa (*Solanum tuberosum* L . Diagnostics of K + and NO₃- in sap to determine nutritional status in potato (*Solanum tuberosum* L . subsp . andigena). *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas*, *11*(3), 133–142.
- Gómez, M. I., Magnitskiy, S., & Rodríguez, L. E. (2019). Nitrogen, phosphorus and potassium accumulation and partitioning by the potato group Andigenum in Colombia. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, *113*(3), 349–363. <https://doi.org/10.1007/s10705-019-09986-z>
- Gu, D.-D., Wang, W.-Z., Hu, J.-D., Zhang, X.-M., Wang, J.-B., & Wang, B.-S. (2016). Nondestructive Determination of Total Chlorophyll Content in Maize Using Three-Wavelength Diffuse Reflectance. *Journal of Applied Spectroscopy*, *83*(4), 541–547. <https://doi.org/10.1007/s10812-016-0325-y>
- Guo, J., Zhang, J., Xiong, S., Zhang, Z., Wei, Q., Zhang, W., Feng, W., & Ma, X. (2021). Hyperspectral assessment of leaf nitrogen accumulation for winter wheat using different regression modeling. *Precision Agriculture*, *22*(5), 1634–1658. <https://doi.org/10.1007/s11119-021-09804-z>
- Haboudane, D., Miller, J. R., Tremblay, N., Zarco-Tejada, P. J., & Dextraze, L. (2002). Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content

- for application to precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 81(2–3), 416–426. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00018-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00018-4)
- He, L., Song, X., Feng, W., Guo, B.-B., Zhang, Y.-S., Wang, Y.-H., Wang, C.-Y., & Guo, T.-C. (2016). Improved remote sensing of leaf nitrogen concentration in winter wheat using multi-angular hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 174, 122–133. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.007>
- Huete, A. R. (2004). Remote Sensing for. In M. L. Brusseau, Anick F. Artiola, Ian L. Pepper (Ed.), *Environmental Monitoring and Characterization* (Firts, pp. 183–206). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-064477-3.50013-8>
- Hunt, E. R., Donald, J., Spinelli, C. B., Turner, R. W., Bruce, A. E., Gadler, D. J., Brungardt, J. J., & Hamm, P. B. (2018). Monitoring nitrogen status of potatoes using small unmanned aerial vehicles. *Precision Agriculture*, 19(2), 314–333. <https://doi.org/10.1007/s11119-017-9518-5>
- Hussain, A., Sahoo, R. N., Kumar, D., & Pradhan, S. (2017). Relationship of Hyperspectral Reflectance Indices with Leaf N and P Concentration, Dry Matter Accumulation and Grain Yield of Wheat. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 45(5), 773–784. <https://doi.org/10.1007/s12524-016-0633-y>
- Ierna, A., & Mauromicale, G. (2018). Potato growth, yield and water productivity response to different irrigation and fertilization regimes. *Agricultural Water Management*, 201(January), 21–26. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.01.008>
- Ierna, A., & Mauromicale, G. (2019). Sustainable and profitable nitrogen fertilization management of potato. *Agronomy*, 9(10). <https://doi.org/10.3390/agronomy9100582>
- Iglhaut, J., Cabo, C., Puliti, S., Piermattei, L., O'Connor, J., & Rosette, J. (2019). Structure from Motion Photogrammetry in Forestry: a Review. *Current Forestry Reports*, 5(3), 155–168. <https://doi.org/10.1007/s40725-019-00094-3>
- Inostroza, L., Acuña, H., Muñoz, P., Vásquez, C., Ibáñez, J., Tapia, G., Pino, M. T., & Aguilera, H. (2016). Using aerial images and canopy spectral reflectance for high-throughput phenotyping of white clover. *Crop Science*, 56(5), 2629–2637. <https://doi.org/10.2135/cropsci2016.03.0156>
- Jay, S., Maupas, F., Bendoula, R., & Gorretta, N. (2017). Retrieving LAI, chlorophyll and nitrogen contents in sugar beet crops from multi-angular optical remote sensing: Comparison of vegetation indices and PROSAIL inversion for field phenotyping. *Field Crops Research*, 210(June), 33–46. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2017.05.005>
- Jones, C. A., & Church, E. (2020). Photogrammetry is for everyone: Structure-from-motion software user experiences in archaeology. *Journal of Archaeological Science: Reports*, 30(March), 102261. <https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2020.102261>

- Kang, W., Fan, M., Ma, Z., Shi, X., & Zheng, H. (2014). Luxury absorption of potassium by potato plants. *American Journal of Potato Research*, 91(5), 573–578. <https://doi.org/10.1007/s12230-014-9386-8>
- Kaur, R., Singh, B., Singh, M., & Thind, S. K. (2015). Hyperspectral Indices, Correlation and Regression Models for Estimating Growth Parameters of Wheat Genotypes. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 43(3), 551–558. <https://doi.org/10.1007/s12524-014-0425-1>
- Koch, M., Naumann, M., Pawelzik, E., Gransee, A., & Thiel, H. (2019). The Importance of Nutrient Management for Potato Production Part I: Plant Nutrition and Yield. *Potato Research*, 97–119. <https://doi.org/10.1007/s11540-019-09431-2>
- Konietschke, F., Bathke, A. C., Harrar, S. W., & Pauly, M. (2015). Parametric and nonparametric bootstrap methods for general MANOVA. *Journal of Multivariate Analysis*, 140, 291–301. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2015.05.001>
- Laban, N., Abdellatif, B., Ebeid, H. M., Shedeed, H. A., & Tolba, M. F. (2019). Machine Learning for Enhancement Land Cover and Crop Types Classification. In A. E. Hassanien (Ed.), *Machine Learning Paradigms: Theory and Application* (pp. 71–87). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-02357-7_4
- Lee, J., & Sung, S. (2016). Evaluating spatial resolution for quality assurance of UAV images. *Spatial Information Research*, 24(2), 141–154. <https://doi.org/10.1007/s41324-016-0015-0>
- Lehnert, L. W., Meyer, H., Obermeier, W. A., Silva, B., Regeling, B., Thies, B., & Bendix, J. (2019). Hyperspectral data analysis in R: The hsdar package. *Journal of Statistical Software*, 89(li). <https://doi.org/10.18637/jss.v089.i12>
- Li, B., Xu, X., Han, J., Zhang, L., Bian, C., Jin, L., & Liu, J. (2019). The estimation of crop emergence in potatoes by UAV RGB imagery. *Plant Methods*, 15(1), 1–13. <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0399-7>
- Li, Bo., Xu, Xiangming., Zhang, Li., Han, Jiwan., Bian, Chunsong., Li, Guangcun., Liu, Jiangang., & Jin, Liping. (2020). Above-ground biomass estimation and yield prediction in potato by using UAV-based RGB and hyperspectral imaging. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 162, 161–172. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.02.013>
- Liang, S. (2004). Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces. In W. & Sons (Ed.), *Wiley Series on Remote Sensing*. Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/047172372X>
- Licciardello, F., Lombardo, S., Rizzo, V., Pitino, I., Pandino, G., Strano, M. G., Muratore, G., Restuccia, C., & Mauromicale, G. (2018). Integrated agronomical and

- technological approach for the quality maintenance of ready-to-fry potato sticks during refrigerated storage. *Postharvest Biology and Technology*, 136(October 2017), 23–30. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2017.10.001>
- Linder, W. (2006). *Digital photogrammetry*. 3rd. ed. 219 pp. <https://doi.org/10.4324/9780203305959>
- Liu, B., Shen, W., Yue, Y. min, Li, R., Tong, Q., & Zhang, B. (2017). Combining spatial and spectral information to estimate chlorophyll contents of crop leaves with a field imaging spectroscopy system. *Precision Agriculture*, 18(4), 491–506. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9466-5>
- Liu, N., Townsend, P. A., Naber, M. R., Bethke, P. C., Hills, W. B., & Wang, Y. (2021). Hyperspectral imagery to monitor crop nutrient status within and across growing seasons. *Remote Sensing of Environment*, 255(January). <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112303>
- Liu, Y., Feng, H., Yue, J., Jin, X., Fan, Y., Chen, R., Bian, M., Ma, Y., Song, X., & Yang, G. (2023). Improved potato AGB estimates based on UAV RGB and hyperspectral images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 214(February). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108260>
- Lizarazo, I., Rodriguez, J. L., Cristancho, O., Olaya, F., Duarte, M., & Prieto, F. (2023). Identification of symptoms related to potato Verticillium wilt from UAV-based multispectral imagery using an ensemble of gradient boosting machines. *Smart Agricultural Technology*, 3(November 2022). <https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100138>
- Lu, H., Fu, X., Liu, C., Li, L. guo, He, Y. xin, & Li, N. wen. (2017). Cultivated land information extraction in UAV imagery based on deep convolutional neural network and transfer learning. *Journal of Mountain Science*, 14(4), 731–741. <https://doi.org/10.1007/s11629-016-3950-2>
- Lu, Jingshan., Eitel, J. U. H., Engels, M., Zhu, J., Ma, Y., Liao, F., Zheng, H., Wang, X., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2021). Improving Unmanned Aerial Vehicle (UAV) remote sensing of rice plant potassium accumulation by fusing spectral and textural information. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102592>
- M. Prabhakar , Y. G. Prasad, and M. N. R. (2012). Remote Sensing of Biotic Stress in Crop Plants and Its Applications for Pest Management. In B. Venkateswarlu, A. K. Shanker, C. Shanker, & M. Maheswari (Eds.), *Crop Stress and its Management: Perspectives and Strategies* (Vol. 9789400722, pp. 1–611). <https://doi.org/10.1007/978-94-007-2220-0>

- Mahajan, G. R., Pandey, R. N., Sahoo, R. N., Gupta, V. K., Datta, S. C., & Kumar, D. (2017). Monitoring nitrogen, phosphorus and sulphur in hybrid rice (*Oryza sativa* L.) using hyperspectral remote sensing. *Precision Agriculture*, 18(5), 736–761. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9485-2>
- Mahlein, A. K., Oerke, E. C., Steiner, U., & Dehne, H. W. (2012). Recent advances in sensing plant diseases for precision crop protection. *European Journal of Plant Pathology*, 133(1), 197–209. <https://doi.org/10.1007/s10658-011-9878-z>
- Mahlein, A., Rumpf, T., Welke, P., Dehne, H., Plümer, L., Steiner, U., & Oerke, E. (2013). Remote Sensing of Environment Development of spectral indices for detecting and identifying plant diseases. *Remote Sensing of Environment*, 128, 21–30. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.09.019>
- Mamaghani, B., & Salvaggio, C. (2019). Multispectral sensor calibration and characterization for sUAS remote sensing. *Sensors (Switzerland)*, 19(20). <https://doi.org/10.3390/s19204453>
- Marouani, A., & Harbeoui, Y. (2016). Eficiencia Nitrogeno En Cultivos Papa. *Acta Agronómica*, 65(2), 164–169.
- Marschner, P. (2012). *Mineral Nutrition of Higher Plants* (P. Marschner, Ed.; Third Edit).
- Martínez, L. J. (2017). Relationship between crop nutritional status , spectral measurements and Sentinel 2 images. *Agronomia Colombiana*, 35(2), 205–215. <https://doi.org/10.15446/agron.colomb.v35n2.62857>
- Merton, R., & Huntington, J. (1999). Early Simulation Results of the Aries-1 Satellite Sensor for Multi-Temporal Vegetation Research Derived From Aviris. Proceedings of the Eighth Annual JPL Airborne Earth Science Workshop1–10.
- Minolta, K. (2009). *A lightweight handheld meter for leaves without causing damage to plants*. 4.
- Mokrani, K., Hamdi, K., & Tarchoun, N. (2018). Potato (*Solanum Tuberosum* L.) Response to Nitrogen, Phosphorus and Potassium Fertilization Rates. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 49(11), 1314–1330. <https://doi.org/10.1080/00103624.2018.1457159>
- Moran, P. A. P. (1950). Notes on Continuous Stochastic Phenomena. *Biometrika*, 37(1/2), 17–23. <https://doi.org/10.2307/2332142>
- Morier, T., Cambouris, A. N., & Chokmani, K. (2015). In-season nitrogen status assessment and yield estimation using hyperspectral vegetation indices in a potato crop. *Agronomy Journal*, 107(4), 1295–1309. <https://doi.org/10.2134/agronj14.0402>

- Naumann, M., Koch, M., Pawelzik, E., Gransee, A., & Thiel, H. (2019). The Importance of Nutrient Management for Potato Production Part II: Plant Nutrition and Tuber Quality. *Potato Research*, 63, 121–137. <https://doi.org/10.1007/s11540-019-09431-2>
- Nex, F., & Remondino, F. (2014). UAV for 3D mapping applications: A review. *Applied Geomatics*, 6(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s12518-013-0120-x>
- Nigon, T. J., Mulla, D. J., Rosen, C. J., Cohen, Y., Alchanatis, V., Knight, J., & Rud, R. (2015). Hyperspectral aerial imagery for detecting nitrogen stress in two potato cultivars. *Computers and Electronics in Agriculture*, 112, 36–46. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.12.018>
- Ñústes, C. E. L., Castellanos, M. S., & Abril, M. S. (2009). Acumulación y distribución de materia seca de cuatro variedades de papa (*Solanum tuberosum* L.) en Zipaquirá, Cundinamarca (Colombia). *Rev. Fac. Nal. Agr. Medellín*, 62(113), 4823–4834.
- Nustez L, C. E. (2011). Variedades Colombianas de papa. In *Universidad Nacional de Colombia*.
- Padilla, F. M., Farneselli, M., Gianquinto, G., Tei, F., & Thompson, R. B. (2020). Monitoring nitrogen status of vegetable crops and soils for optimal nitrogen management. *Agricultural Water Management*, 241(June), 106356. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106356>
- Pavlidis, G., Karasali, H., & Tsihrintzis, V. A. (2020). Pesticide and Fertilizer Pollution Reduction in Two Alley Cropping Agroforestry Cultivating Systems. *Water, Air, and Soil Pollution*, 231(5). <https://doi.org/10.1007/s11270-020-04590-2>
- Pimstein, A., Karnieli, A., Bansal, S. K., & Bonfil, D. J. (2011). Exploring remotely sensed technologies for monitoring wheat potassium and phosphorus using field spectroscopy. *Field Crops Research*, 121(1), 125–135. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2010.12.001>
- Pineux, N., Lisein, J., Swerts, G., Biielders, C. L., Lejeune, P., Colinet, G., & Degré, A. (2017). Can DEM time series produced by UAV be used to quantify diffuse erosion in an agricultural watershed? *Geomorphology*, 280, 122–136. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.12.003>
- Po, E. A., Snapp, S. S., & Kravchenko, A. (2010). Potato yield variability across the landscape. *Agronomy Journal*, 102(3), 885–894. <https://doi.org/10.2134/agronj2009.0424>
- Quirós Rosado, E. (2014). *Introducción a la Fotogrametría y Cartografía aplicadas a la Ingeniería Civil* (Universidad de Extremadura, Ed.; First).

- Ray, S. S., Singh, J. P., & Panigraphy, S. (2010). Use of hyperstrectralremote senings data for crop stress detection: ground-based studies. *International Archives of Photogrammetry*, XXXVIII(8), 562–570.
- Riccardi, M., Mele, G., Pulvento, C., Lavini, A., D'Andria, R., & Jacobsen, S. E. (2014). Non-destructive evaluation of chlorophyll content in quinoa and amaranth leaves by simple and multiple regression analysis of RGB image components. *Photosynthesis Research*, 120(3), 263–272. <https://doi.org/10.1007/s11120-014-9970-2>
- Rodríguez, A., Peña-Fleitas, M. T., Padilla, F. M., Gallardo, M., & Thompson, R. B. (2021). Petiole sap nitrate concentration to assess crop nitrogen status of greenhouse sweet pepper. *Scientia Horticulturae*, 285(July 2020). <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2021.110157>
- Rodríguez, J., Lizarazo, I., Prieto, F., & Angulo-Morales, V. (2021). Assessment of potato late blight from UAV-based multispectral imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 184(July 2020). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106061>
- Rodríguez, L. E. (2010). Origen y evolución de la papa cultivada . Una revisión Origins and evolution of cultivated potato . A review. *Agronomía Colombiana*, 28(1), 9–17.
- Rodríguez-Pérez, L. (2010). Ecofisiología del cultivo de la papa. *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas*, 4(1), 97–108.
- Roosjen, P. P. J., Brede, B., Suomalainen, J. M., Bartholomeus, H. M., Kooistra, L., & Clevers, J. G. P. W. (2018). Improved estimation of leaf area index and leaf chlorophyll content of a potato crop using multi-angle spectral data – potential of unmanned aerial vehicle imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 66(July 2017), 14–26. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.10.012>
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with Ert. In *NASA Special Publication* (Vol. 351, p. 309).
- Severtson, D., Callow, N., Flower, K., Neuhaus, A., Olejnik, M., & Nansen, C. (2016). Unmanned aerial vehicle canopy reflectance data detects potassium deficiency and green peach aphid susceptibility in canola. *Precision Agriculture*, 17(6), 659–677. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9442-0>
- Shi, X., Zhang, X., Kang, W., Chen, Y., & Fan, M. (2019). Possibility of Recommending Potassium Application Rates Based on a Rapid Detection of the Potato Petiole K Status with a Portable K ion Meter. *American Journal of Potato Research*, 96(1), 48–54. <https://doi.org/10.1007/s12230-018-9687-4>

- Sid'ko, A. F., Botvich, I. Y., Pisman, T. I., & Shevyrnogov, A. P. (2017). Estimation of chlorophyll content and yield of wheat crops from reflectance spectra obtained by ground-based remote measurements. *Field Crops Research*, 207, 24–29. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2016.10.023>
- Som-ard, J., Hossain, M. D., Ninsawat, S., & Veerachitt, V. (2018). Pre-harvest Sugarcane Yield Estimation Using UAV-Based RGB Images and Ground Observation. *Sugar Tech*, 1–13. <https://doi.org/10.1007/s12355-018-0601-7>
- Souza, C. H. W. de, Lamparelli, R. A. C., Rocha, J. V., & Magalhães, P. S. G. (2017). Mapping skips in sugarcane fields using object-based analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143(March 2016), 49–56. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.10.006>
- Stellacci, A. M., Castrignanò, A., Troccoli, A., Basso, B., & Buttafuoco, G. (2016). Selecting optimal hyperspectral bands to discriminate nitrogen status in durum wheat: a comparison of statistical approaches. *Environmental Monitoring and Assessment*, 188(3), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s10661-016-5171-0>
- Sugiura, R., Tsuda, S., Tamiya, S., Itoh, A., Nishiwaki, K., Murakami, N., Shibuya, Y., Hirafuji, M., & Nuske, S. (2016). Field phenotyping system for the assessment of potato late blight resistance using RGB imagery from an unmanned aerial vehicle. *Biosystems Engineering*, 148, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.04.010>
- Tabares Patiño, Edison., Villegas Jaramillo, Sonia., González Santamaría, L. Hernán., & Cotes, J. Miguel. (2009). Respuesta de la papa (*Solanum tuberosum* L.) Variedad diacol capiro a la fertilización en un andisol del oriente antioqueño, Colombia. *Revista Facultad Nacional de Agronomía*, 62(2), 5099–5110.
- Taiz, L., & Zeiger, E. (2010). Plant Physiology. In *Annals of Botany* (Fourth edi). Sinauer Associates. <https://doi.org/10.1104/pp.900074>
- Thenkabail, P. S., Smith, R. B., & De Pauw, E. (2000). Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 71(2), 158–182. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00067-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00067-X)
- Thompson, R. B., Tremblay, N., Fink, M., Gallardo, M., & Padilla, F. M. (2017). Tools and Strategies for Sustainable Nitrogen Fertilisation of Vegetable Crops. In F. Tei, S. Nicola, & P. Benincasa (Eds.), *Advances in Research on Fertilization Management of Vegetable Crops* (pp. 11–63). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-53626-2_2
- Turner, D., Lucieer, A., & Watson, C. (2012). An automated technique for generating georectified mosaics from ultra-high resolution Unmanned Aerial Vehicle (UAV)

imagery, based on Structure from Motion (SFM) point clouds. *Remote Sensing*, 4(5), 1392–1410. <https://doi.org/10.3390/rs4051392>

Unidad de Planificación Rural Agropecuaria. (2016). *Cultivo comercial de papa: Identificación de zonas aptas en Colombia, a escala 1:100.000*. UPRA. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

Vesali, F., Omid, M., Mobli, H., & Kaleita, A. (2017). Feasibility of using smart phones to estimate chlorophyll content in corn plants. *Photosynthetica*, 55(4), 603–610. <https://doi.org/10.1007/s11099-016-0677-9>

Virnodkar, S. S., Pachghare, V. K., Patil, V. C., & Jha, S. K. (2020). Remote sensing and machine learning for crop water stress determination in various crops: a critical review. In *Precision Agriculture* (Issue 0123456789). Springer US. <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09711-9>

Wagner, P., & Hank, K. (2013). Suitability of aerial and satellite data for calculation of site-specific nitrogen fertilisation compared to ground based sensor data. *Precision Agriculture*, 14(2), 135–150. <https://doi.org/10.1007/s11119-012-9278-1>

Wu, J., Wang, D., Rosen, C. J., & Bauer, M. E. (2007). Comparison of petiole nitrate concentrations, SPAD chlorophyll readings, and QuickBird satellite imagery in detecting nitrogen status of potato canopies. *Field Crops Research*, 101(1), 96–103. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2006.09.014>

Xu, K., Gong, Y., Fang, S., Wang, K., Lin, Z., & Wang, F. (2019). Radiometric calibration of UAV remote sensing image with spectral angle constraint. *Remote Sensing*, 11(11). <https://doi.org/10.3390/rs11111291>

Yan, L., Gou, Z., & Duan, Y. (2009). A UAV Remote Sensing System: Design and Tests. In D. Li, J. Shan, & J. Gong (Eds.), *Geospatial Technology for Earth Observation* (pp. 27–44). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0050-0_2

Yang, H., Li, F., Hu, Y., & Yu, K. (2021). Hyperspectral indices optimization algorithms for estimating canopy nitrogen concentration in potato (*Solanum tuberosum* L.). *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102416>

Yang, T., Lu, J., Liao, F., Qi, H., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2021). Retrieving potassium levels in wheat blades using normalised spectra. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102412. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102412>

Yin, C., Lin, J., Ma, L., Zhang, Z., Hou, T., Zhang, L., & Lv, X. (2021). Study on the Quantitative Relationship Among Canopy Hyperspectral Reflectance, Vegetation

- Index and Cotton Leaf Nitrogen Content. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 0. <https://doi.org/10.1007/s12524-021-01355-0>
- Zahir, S. A. D. M., Jamlos, M. F., Omar, A. F., Jamlos, M. A., Mamat, R., Muncan, J., & Tsenkova, R. (2024). Review – Plant nutritional status analysis employing the visible and near-infrared spectroscopy spectral sensor. *Spectrochimica Acta - Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 304(August 2023), 123273. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2023.123273>
- Zaman-Allah, M., Vergara, O., Araus, J. L., Tarekegne, A., Magorokosho, C., Zarco-Tejada, P. J., Hornero, A., Albà, A. H., Das, B., Craufurd, P., Olsen, M., Prasanna, B. M., & Cairns, J. (2015). Unmanned aerial platform-based multi-spectral imaging for field phenotyping of maize. *Plant Methods*, 11(1), 1–10. <https://doi.org/10.1186/s13007-015-0078-2>
- Zhang, M., Chen, T., Gu, X., Kuai, Y., Wang, C., Chen, D., & Zhao, C. (2023). UAV-borne hyperspectral estimation of nitrogen content in tobacco leaves based on ensemble learning methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, 211. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108008>
- Zhang, W., Liu, X., Wang, Q., Zhang, H., Li, M., Song, B., & Zhao, Z. (2018). Effects of potassium fertilization on potato starch physicochemical properties. *International Journal of Biological Macromolecules*, 117, 467–472. <https://doi.org/10.1016/j.ijbiomac.2018.05.131>
- Zhao, R., An, L., Song, D., Li, M., Qiao, L., Liu, N., & Sun, H. (2021). Detection of chlorophyll fluorescence parameters of potato leaves based on continuous wavelet transform and spectral analysis. *Spectrochimica Acta - Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 259, 119768. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2021.119768>
- Zhao, Ruomei., An, Lulu., Tang, Weijie., Gao, Dehua., Qiao, Lang., Li, Minzan., Sun, Hong., & Qiao, Jinbo. (2022). Deep learning assisted continuous wavelet transform-based spectrogram for the detection of chlorophyll content in potato leaves. *Computers and Electronics in Agriculture*, 195(February). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106802>
- Zhou, Z., Jabloun, M., Plauborg, F., & Andersen, M. N. (2018). Using ground-based spectral reflectance sensors and photography to estimate shoot N concentration and dry matter of potato. *Computers and Electronics in Agriculture*, 144, 154–163. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.12.005>
- Zhu, W., Rezaei, E. E., Nouri, H., Sun, Z., Li, J., Yu, D., & Siebert, S. (2022). UAV-based indicators of crop growth are robust for distinct water and nutrient management but vary between crop development phases. *Field Crops Research*, 284. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2022.108582>

132 Evaluación de la relación entre el estado nutricional y la respuesta espectral del cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.) para la estimación del contenido de nitrógeno y potasio.
