



UNIVERSIDAD NACIONAL DE TRUJILLO
UNT

FACULTAD DE CIENCIAS AGROPECUARIAS
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AGROINDUSTRIAL

**Capacidad de predicción de la humedad por espectroscopía infrarroja
por transformada de Fourier (FTIR) en harina de arveja (*Pisum sativum*
L.) verde**

Moisture prediction capacity by Fourier transform infrared (FTIR)
spectroscopy in green pea (*Pisum sativum* L.) flour

TESIS
PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO AGROINDUSTRIAL

AUTOR: Luján Bernabé, Lourdes Francisca

ASESOR: Msc. Barraza Jáuregui, Gabriela Del Carmen

TRUJILLO – PERÚ
2023

DEDICATORIA

A Mi Dios Padre Todo poderoso

Por brindarme paciencia, calma, fortaleza, su infinito amor, salud y esperanza para terminar este trabajo, ya que sin ÉL nada de esto hubiese sido logrado.

A mi madre

Esperanza Bernabé, eres la mejor mamá del mundo y el regalo más bonito que me a dado Dios, por haber creído en mi, por demostrarme su amor incondicional, sacrificio y lucha para salir adelante, este trabajo es tuyo madre mia te mereces mucho más que esto.

A mis abuelos

Tomaza Urcia y Jose Dolores Bernabé, por enseñarme a ser perseverante y luchar por todo aquello que deseo en la vida.

A mi tia, hermano, primos y sobrinos

Marleni Bernabé, Anali, Franklin, Omar y Adrian, por su preocupacion constante, ayuda y cariño incondicional en todas las etapas de mi vida.

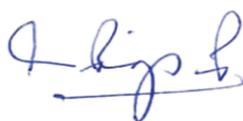
Sustentado y Aprobado ante el Honorable Jurado:

Capacidad de predicción de la humedad por espectroscopía infrarroja por transformada de Fourier (FTIR) en harina de arveja (*Pisum sativum* L.) verde

Presentado por:

Br. LUJÁN BERNABÉ, Lourdes Francisca

Aprobado por:



Dra. Carmen Rosa Rojas Padilla

Presidente



Dr. Mariano Wilmer Lujan Corro

Secretario



Ing. Gregorio Mayer Ascón Dionicio

Miembro Vocal

Asesor:



MSc. Gabriela del Carmen Barraza Jáuregui

Miembro Asesor

AGRADECIMIENTO

Agradezco en primer lugar a Nuestro Dios Todopoderoso, Jehová, mediante su Hijo Nuestro Señor y Rey Salvador, Jesucristo; por brindarme siempre la fortaleza, la guía y la sabiduría en la realización de la presente investigación.

A la MSc. Gabriela del Carmen Barraza Jauregui, por impartirme sus conocimientos y experiencia profesional; que alimentan y enriquecen mis estudios profesionales; y también el haberme facilitado siempre los medios suficientes para llevar a cabo todas las actividades propuestas durante el desarrollo de la tesis.

A los docentes de la escuela profesional de Ingeniería Agroindustrial, por sus enseñanzas y experiencias, nutriendo de esta manera mi formación profesional.

A mis compañeros de la promoción XXI en especial Leydi, Evelyn, Cris, Rebeca, Emperatriz, Maritza, Diana y Anthony; trabajos grupales, salidas, momentos gratos compartidos y el apoyo por parte de los practicantes en la parte experimental de mi proyecto.

INDICE GENERAL

DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTO.....	iii
INDICE GENERAL.....	iv
RESUMEN.....	vi
ABSTRACT.....	vii
I. INTRODUCCIÓN.....	1
II. MATERIALES Y METODOLOGÍA.....	5
2.1. Materiales.....	5
2.2.2. Preparación de muestras.....	5
2.2.3. Determinación del contenido de humedad de las muestras.....	7
2.2.4. Adquisición de espectros.....	7
2.2.5. Pre-procesamiento espectral.....	8
2.3. Análisis de datos.....	8
2.3.1. Minería de datos.....	8
2.3.2. Machine learning para construcción de modelo completo PLSR (Regresión De Mínimos Cuadrados Parciales).....	9
III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	10
3.1. Minería de datos para la identificación de espectros atípicos.....	10
3.2. Machine learning para construcción de un modelo de regresión completo empleando regresión de mínimos cuadrados parciales (PLS-R).....	13

IV. CONCLUSIONES.....	18
V. RECOMENDACIONES	19
VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	20
ANEXOS	

BIBLIOTECA DE CIENCIAS AGROPECUARIAS

RESUMEN

La harina de arveja (*Pisum sativum* L.) verde es un alimento importante en nuestro país, por su aporte nutricional en proteínas, vitaminas y minerales. Sin embargo, es un producto que tiende a ganar o perder humedad con facilidad. Por lo cual es necesario realizar un monitoreo constante de su contenido de humedad para garantizar su calidad. Esto conlleva a encontrar método de análisis que sea rápido y confiable. Por lo tanto, la presente investigación tuvo como objetivo evaluar la capacidad de predicción de la humedad por espectroscopia infrarrojo por transformada de Fourier (FTIR) en muestra de harina de arveja verde. Las muestras de harina de arveja verde se acondicionaron en recipientes herméticos con 5 diferentes humedades relativas: 0%, 33%, 55%, 76% y 86%. Se hizo 13 repeticiones por cada humedad relativa con 5 replicaciones de muestra de harina de arveja verde. Se obtuvo 325 espectros por FTIR (Thermo Scientific, Alemania), en un intervalo de longitud de onda entre 1000 y 4000 nm y se relacionaron con datos gravimétricos. Se aplicó la corrección de la línea base para que los espectros no presentaran valores negativos de absorbancia. Luego, se realizó una minería de datos para separar espectros atípicos de típicos mediante la distancia de Mahalanobis. En el modelo de Regresión de Mínimos Cuadrado Parciales (PLSR), se seleccionó 70% de datos de calibración y 30% de datos de validación externa. Se obtuvo mejor modelo con la primera derivada porque presentó el menor valor de error cuadrático medio y mayor coeficiente de determinación de validación cruzada ($ECM_{cv} < 0.314$ y $R^2_{cv} > 0.981$) con una alta capacidad de predicción de humedad ($RPD > 6.904$) demostrando la validación y exactitud del modelo. Por consiguiente, se evaluó la capacidad de predicción de la humedad por espectroscopia infrarrojo por transformada de Fourier (FTIR) en harina de arveja verde.

Palabras clave: FTIR, *Pisum sativum* L., Distancia de Mahalanobis, Regresión de Mínimo Cuadrados Parciales (PLSR), R^2 , RPD, ATR.

ABSTRACT

Green pea flour (*Pisum sativum* L.) is an important food in our country, due to its nutritional content in proteins, vitamins and minerals. However, it is a product that tends to gain or lose moisture easily. Therefore, it is necessary to constantly monitor its moisture content to guarantee its quality. This leads to finding an analysis method that is fast and reliable. Therefore, the present investigation aimed to evaluate the moisture prediction capacity by Fourier Transform Infrared Spectroscopy (FTIR) in green pea flour sample. The green pea flour samples were conditioned in hermetic containers with 5 different relative humidities: 0%, 33%, 55%, 76% and 86%. 13 repetitions were made for each relative humidity with 5 replications of the green pea flour sample. 325 spectra were obtained by FTIR (Thermo Scientific, Germany), in a wavelength range between 1000 and 4000 nm and related to gravimetric data. Baseline correction was applied so that the spectra did not present negative absorbance values. Then, data mining was performed to separate outliers from typical spectra using the Mahalanobis distance. In the Partial Least Square Regression (PLSR) model, 70% calibration data and 30% external validation data were selected. The best model was obtained with the first derivative because it presented the lowest mean square error value and the highest cross-validation coefficient of determination (ECMCV < 0.314 and $R2CV > 0.981$) with a high humidity prediction capacity ($RPD > 6.904$), demonstrating validation. and accuracy of the model. Therefore, the predictive ability of moisture by Fourier transform infrared (FTIR) spectroscopy in green pea flour was evaluated.

Keywords: FTIR, *Pisum sativum* L., Mahalanobis distance, Partial Least Squares Regression (PLSR), R2, RPD, ATR.

I. INTRODUCCIÓN

La arveja (*Pisum Sativum* L.) verde es una de las leguminosas más consumidas en nuestro país. Existen dos tipos de variedades, la verde y amarilla, las cuales presentan un importante valor nutritivo para la dieta diaria, debido a su aporte de proteínas, carbohidratos, fibras, vitaminas A, B, C y además tiene bajo contenido de grasas. La presencia de tiamina en su composición proximal favorece la metabolización de los carbohidratos y la función nerviosa, esto mejora el nivel de nutrición en niños en etapa escolar, mujeres en periodo de lactancia y adultos mayores (MIDAGRI, 2022; Millar et al., 2019).

La arveja se comercializa en el mercado se encuentran fresca, deshidratada, congelada y procesada como harina. La cascara de la arveja, también se aplica para la elaboración de panes con alto contenido de fibra. La mayoría de los componentes que le dan sabor amargo a la arveja se eliminan con el secado, obteniendo un producto con mayor potencial para la utilización en la alimentación humana (Bala et al., 2022; Quimis & Salazar, 2017).

La producción nacional de arveja verde grano seco fue de 51,459 toneladas en el 2021; siendo la Región La Libertad el segundo productor a nivel nacional con 10,399 toneladas, después de la Región Cajamarca, 15,135 toneladas (MIDAGRI, 2022).

La harina de arveja verde se considera una fuente de proteína versátil y altamente nutritiva para una alimentación saludable. Es un importante ingrediente para la elaboración de panes, pastas y otros productos de panadería mejorados nutricionalmente. Además, es utilizada en batidos y sopas por su gran aporte de proteínas (20%) a bajo costo. Además, posee fibra, calcio, hierro, yodo, vitamina A, B12, y folato y propiedades antioxidantes, que

protegen la retina de la degeneración. No contiene gluten, por el cual presenta numerosas aplicaciones para mejorar el valor nutricional de los alimentos sin gluten, como pastas, panes y snacks (Bala et al., 2022; Daba et al., 2022).

Por otro lado, la harina es un producto higroscópico y por tanto tiene la capacidad de perder o ganar humedad. En consecuencia, su conservación depende de la combinación de múltiples factores y a la vez de reacciones bioquímicas. Es por ello que las industrias que procesan harinas o utilizan esta materia prima como ingrediente para algún proceso de elaboración de alimentos es importante, como parámetro de calidad, evaluar el contenido de humedad, el cual requiere un monitoreo constante que garantice un producto final en óptimas condiciones y que evite pérdidas por el retiro de lotes que no cumplan con las especificaciones técnicas debido a un inadecuado control originado por el método empleado para la determinación de humedad. Por lo tanto, es fundamental la predicción de la humedad de la harina de arveja empleando un método rápido sería de gran utilidad para la industria alimentaria (Bala et al., 2022; Millar et al., 2019).

En ese contexto, los distintos tipos de análisis de alimentos han sido perfeccionados con el paso del tiempo, tales como la determinación de humedad, proteínas, carbohidratos o lípidos, han propiciado el perfeccionamiento de diversas técnicas de análisis, que han utilizado diversos reactivos, diferentes equipos analíticos y varias herramientas estadísticas de análisis de datos. La búsqueda de métodos analíticos más rápidos, selectivos, precisos y menos contaminantes es uno de los objetivos básicos buscados por los investigadores de la química analítica, no solamente relacionado con la medición de alimentos, sino en el análisis de cualquier muestra orgánica o inorgánica de que se trate (Aykas et al., 2020).

El desarrollo de sistemas instrumentales químicos más exactos y confiables, sumado al desarrollo en las técnicas estadísticas y computacionales, ha facilitado el

desarrollo de metodologías analíticas innovadoras que presentan un alto grado de exactitud en la identificación de alimentos, como son la calorimetría diferencial de barrido, la cromatografía de gases, la cromatografía de líquidos de alta resolución, la resonancia magnética nuclear, métodos basados en ADN y diversas técnicas de espectroscopia: ultra violeta visible, colorimetría, difracción de rayos X o la espectroscopia de infrarrojo. Muchas de las técnicas analíticas antes mencionadas son costosas y en la mayoría requieren a menudo un complicado proceso de preparación de la muestra. Sin embargo, una de ellas, el método de espectroscopia de infrarrojo; la cual ha sido considerada por investigadores de diferentes partes del mundo como una herramienta rápida, precisa, relativamente económica y no contaminante para el análisis de las propiedades en alimentos y bebidas (Ciursă et al., 2021).

La espectroscopia infrarroja brinda un número de ventajas importantes sobre los métodos químicos tradicionales: no es destructiva, es rápida, disminuye el uso de reactivos tóxicos y perjudiciales para el medio ambiente, es un método no invasivo, requiere una mínima cantidad de muestra y la precisión de la predicción es generalmente alta (Bala et al., 2022; Feng et al., 2019; Millar et al., 2019).

Diversas investigaciones indican que el uso de la espectroscopia infrarroja en la medición y caracterización de componentes e identificación de adulterantes en alimentos demuestran que es una herramienta eficaz en el análisis de alimentos (Aghababei et al., 2017; Gonzáles et al., 2016; Genkawa et al., 2016; Windarsih et al., 2021).

Nesakumar et al. (2018) determinaron un modelo predictivo con un 97.5% de confiabilidad en la determinación de humedad en remolacha, utilizando la espectroscopia. Así mismo, Zara et al. (2017) emplearon la espectroscopia infrarroja (FTIR-ATR) como herramienta para la caracterización fisicoquímica del bagazo de caña de azúcar proveniente

de la sierra Falconiana. De igual modos, otros investigadores emplearon el Partial Least Squares Regression (PLSR) en la validación del uso de la espectroscopia infrarrojo medio en el análisis de diversos alimentos como aceite de coco, miel de abeja y pasta de tomate (Aykas et al., 2020; Ciursă et al., 2021; Jamwal et al., 2020).

Por lo tanto, el presente trabajo de investigación tuvo por objetivo evaluar la capacidad de predicción de la humedad por espectroscopía infrarroja por transformada de Fourier (FTIR) en muestra de harina de arveja (*Pisum sativum* L.) verde.

BIBLIOTECA DE CIENCIAS AGROPECUARIAS

II. MATERIALES Y METODOLOGÍA

2.1. Materiales

Se utilizaron tres kilos de harina de arveja verde obtenidos a partir de granos secos sin descascarar sometidos a un proceso de tostado y molienda, posteriormente envasada y comercializada por la empresa Peruinka Industrias. Luego la harina fue trasladada al Laboratorio de Análisis por instrumentación del Departamento de Ciencias Agroindustriales de la Facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad Nacional de Trujillo.

Se realizó un análisis proximal a la harina de arveja verde presentando las siguientes características: humedad, $8.12 \pm 0.5\%$; proteínas, $20.6 \pm 1.5\%$; carbohidratos, 62.78% ; grasa, $2.97 \pm 0.2\%$; energía, 360.25 kcal y fibra total, 3.32% .

2.2. Metodología

2.2.1. Esquema experimental de la investigación

En la Figura 1 se muestra el esquema experimental para evaluar la capacidad de predicción de humedad por espectroscopia infrarroja por transformada de Fourier (FTIR) en harina de arveja (*Pisum sativum* L.) verde.

2.2.2. Preparación de muestras

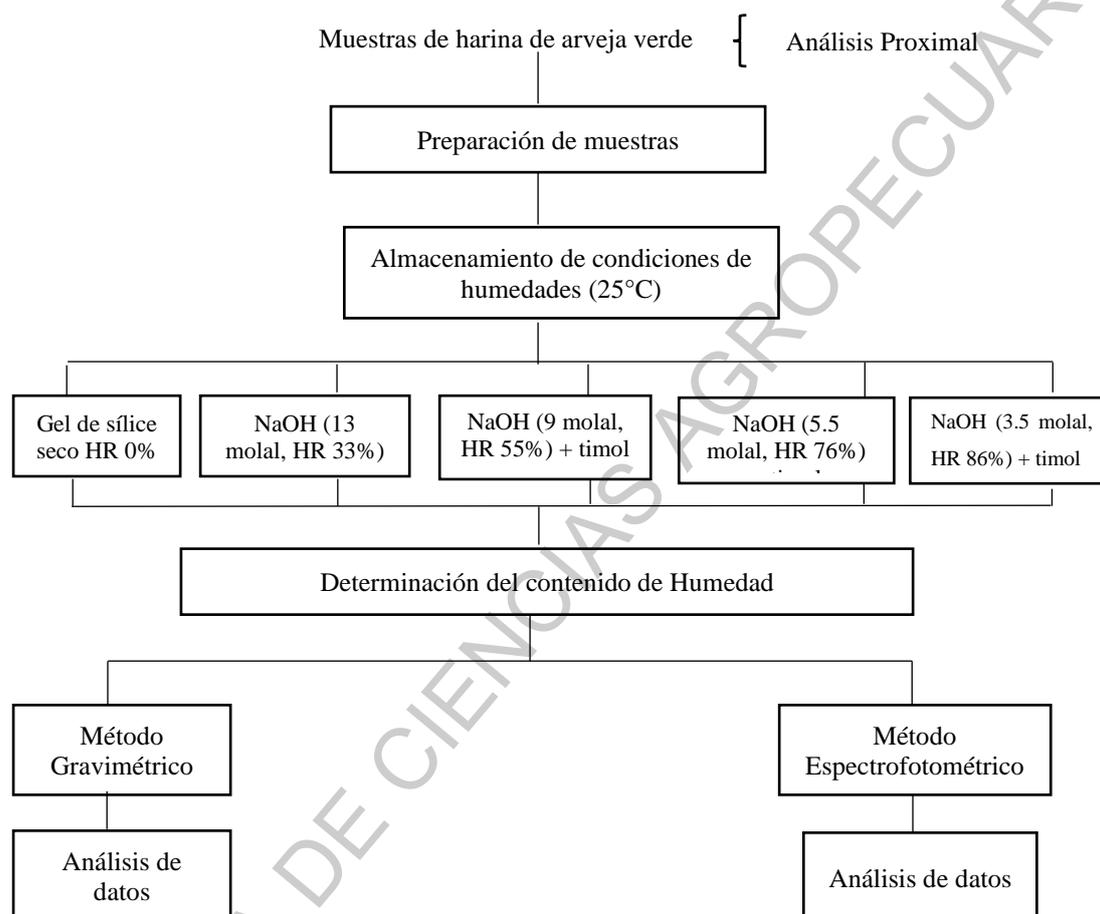
La harina de arveja verde fue tamizada empleando tamiz N°60 (serie ASTM) de abertura de malla $250 \mu\text{m}$ para uniformizar el tamaño de partícula. La humedad inicial de la harina de arveja verde fue de $8.12\% \pm 0.05$. Posteriormente, se colocó las muestras de harina de arveja verde en una estufa (Memmert, UNSS PLUS, Alemania) de aire forzado a $50 \text{ }^\circ\text{C}$ por 48 h, obteniendo una humedad en base seca de $6.14\% \pm 0.001$. Para lograr distintos contenidos de humedad relativa, se colocó cinco vasos de precipitado de 50 ml conteniendo $4\text{g} \pm 0.001$ de harina de arveja verde cada uno y un vaso precipitado de 100

ml conteniendo soluciones salinas: NaOH (13 molal, HR 33%), NaOH (9 molal, HR 55%), NaOH (5.5 molal, HR 76%) y NaOH (3.5 molal, HR 86%), además gel de sílice seco (HR 0%) en recipientes herméticos a $25 \pm 2^\circ\text{C}$ (Barbosa-Cánovas et al., 2007). Se colocaron cubetas transparentes de 1x1x4 cm conteniendo timol en los recipientes con humedades relativas de 55%, 76% y 86% para evitar el crecimiento de hongos. Se logró el equilibrio en las muestras de harina de arveja verde después de 15 días cuando no existió variación significativa en el peso (<0.1 gramos), medido con una balanza analítica (Radwag, AS 82/220.X2, Polonia). Se trabajó 13 repeticiones de cada humedad relativa (Geenspan, 1977).

BIBLIOTECA DE CIENCIAS AGROPECUARIAS

Figura 1

*Esquema experimental para evaluar la capacidad de predicción de humedad por espectroscopia infrarroja por transformada de Fourier (FTIR) en harina de arveja (*Pisum sativum* L.) verde*



2.2.3. Determinación del contenido de humedad de las muestras

El contenido de humedad de las muestras de harina de arveja verde en los diferentes recipientes herméticos se calculó en base seca de acuerdo con el método gravimétrico (AOAC, 2005) en una estufa de aire forzado a 105 °C por 30 horas (Che & Mirghani, 2000).

2.2.4. Adquisición de espectros

Para la adquisición de los espectros de las muestras de harina de arveja verde, se utilizó un espectrofotómetro en el rango de infrarrojo medio con transformada de Fourier

(Thermo Scientific, Nicolet iS50, Alemania) en un rango de frecuencia de $600 - 4000 \text{ cm}^{-1}$. El análisis FTIR se realizó colocando las muestras de harina de arveja verde sobre la superficie del cristal ATR. Se usó una resolución de 4 cm^{-1} con 16 escaneos por espectro en el modo de reflectancia. Finalmente, los espectros FTIR fueron transformados en modo absorbancia usando el software OMNIC Spectra 9.7.39 (Ciursă et al., 2021).

2.2.5. Pre-procesamiento espectral

Se aplicó ingeniería de datos a los espectros de las muestras de harina de arveja verde, siendo la base de datos conformada por 325 valores de absorbancia correspondientes a cada longitud de onda. Posteriormente se estandarizó el rango de longitud de onda desde 1000 a 4000 nm (con número de 6224 de intervalos). Luego se realizó la corrección de la línea base para que los espectros no presentaran valores negativos de absorbancia, sumando 0.09 u.a. a cada espectro. Se utilizó el software Python 3.7.1 (Ciursă et al., 2021).

2.3. Análisis de datos

2.3.1. Minería de datos

Se evaluó la presencia de espectros atípicos en la base de datos mediante la distancia de Mahalanobis con la técnica de componentes principales; considerándose espectros atípicos aquellos que presentaron valores de la raíz cúbica de Mahalanobis mayores o iguales a 3. De los 325 espectros iniciales 294 espectros (90.46% del total) fueron considerados como típicos (inliers) y 31 espectros fueron considerados atípicos (outliers), siendo depurados de la base de datos inicial (Aykas et al., 2020; Gallego et al., 2021; Leys et al., 2018; Xiang et al., 2008).

2.3.2. Machine learning para construcción de modelo completo PLSR (Regresión de Mínimos Cuadrados Parciales)

Para la construcción y validación del modelo se realizó la partición de la base de datos en forma aleatoria en 70% para calibración (205 espectros) y validación externa en 30% (89 espectros) (Benoudjit et al., 2004). Para corregir y minimizar la variabilidad de los espectros se utilizó la primera y segunda derivada de Savitzky-Golay de orden polinomial 2, ancho de ventana o filtro de 19 unidades. Para hallar un modelo que tenga la capacidad de predicción del contenido de humedad de la harina de arveja verde se utilizó el método de Regresión de Mínimos Cuadrados Parciales (PLSR), el cual permitió encontrar una relación matemática lineal entre dos conjuntos de datos, X (espectros), Y (porcentajes de humedad). Para la calibración se empleó el algoritmo de Cross Validation Leave-One-Out (CV-LOO) (número de muestreo = 10%); para determinar el número óptimo de variables latentes (VL) se usó como indicador el menor valor de error cuadrático medio (ECM). El rendimiento y desempeño de los modelos de calibración fueron evaluados mediante el coeficiente de determinación de validación cruzada R^2_{CV} y error cuadrático medio para calibración en validación cruzada ECM(CV).

Se determinó la capacidad de generalización del modelo evaluando el error cuadrático medio de validación externa (ECM_v) y coeficiente de determinación de validación externa (R^2_v); además de la relación de desviación de la predicción (RPD) (Aykas et al., 2020; Alfaro, 2016; Pasquini & Bueno, 2007; Killner et al., 2011). Se construyó un modelo reducido a partir de los coeficientes de regresión de mayor importancia (en valor absoluto) del modelo completo inicial, pasando de 6224 intervalos de longitudes de onda a 1140 intervalos. Para la analítica de datos se utilizó el software Python 3.7.1 con la plataforma de Google Colab. (Ciursă et al., 2021).

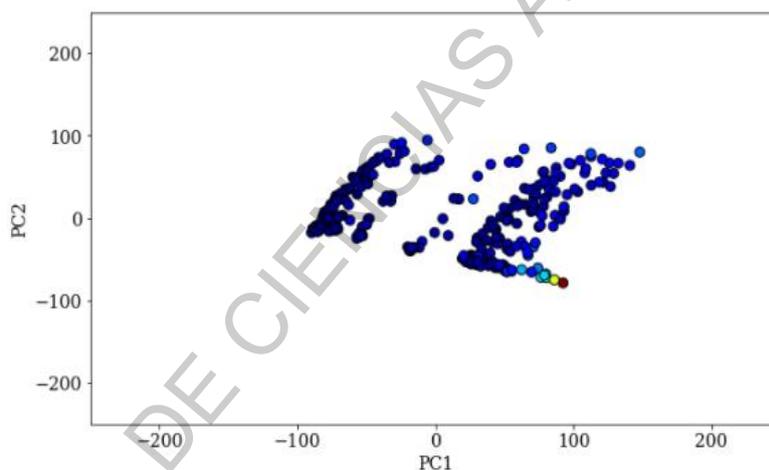
III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Minería de datos para la identificación de espectros atípicos

En la Figura 2 se muestra la evaluación de los espectros atípicos aplicando la distancia de Mahalanobis con la técnica de componentes principales. Los espectros outliers o atípicos son aquellos que presentaron valores de raíz cubica de Mahalanobis mayores o iguales a 3 y solo fueron considerados los espectros típicos o inliers, cuyos valores de raíz cubica de Mahalanobis fueron menores a 3. De 325 espectros iniciales fueron considerados como inliers 294 espectros (90.46%) y como outliers 31 espectros (9.54%).

Figura 2

Espectros atípicos detectados empleando la distancia de Mahalanobis



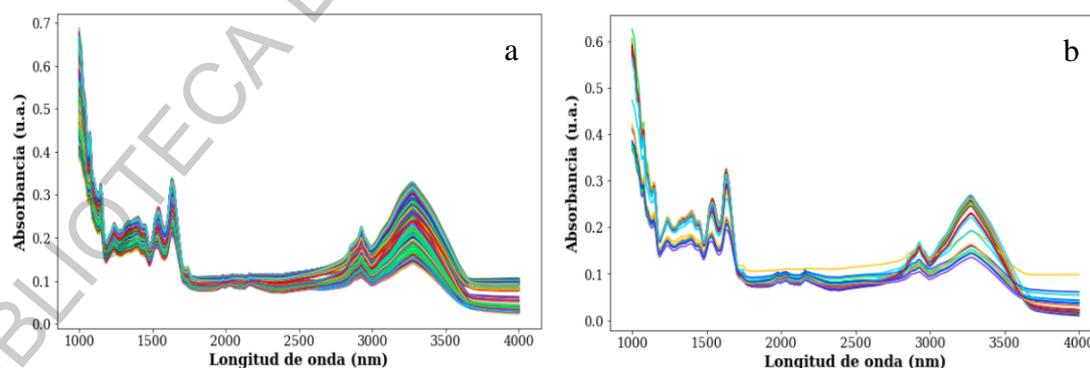
Diversas investigaciones reportan que la distancia de Mahalanobis es una longitud métrica estadística entre un conjunto de datos y que comúnmente es aplicada cuando se emplea PLSR (Regresión de Mínimos Cuadrados Parciales); y cuyo valor obtenido ayuda a separar espectros típicos y atípicos. Los atípicos son aquellos datos que se desvían del comportamiento global de la mayoría de los datos (Aykas et al., 2020; Galeano et al., 2015; Ghorbani, 2019). Del mismo modo investigaciones señalan que la distancia de Mahalanobis separa curvas espectrales inliers de los outliers, las cuales son consideradas para la construcción del modelo PLSR mediante FTIR, como por ejemplo el análisis de residuos

de tetraciclina en la leche de vaca cruda (Casarrubias-Torres et al., 2018) y; cuando identificaron y cuantificaron adulterantes en café (*Coffea arabica* L.) (Flores-Valdez et al., 2020). Además, informan que la distancia de Mahalanobis es un factor básico muy importante que determina el valor del coeficiente de determinación para conseguir la validación de un modelo predictivo (Flores-Valdez et al., 2020; Ghorbani, 2019).

Los espectros de las muestras de harina de arveja verde considerados como “inliers”, en el rango de longitud de onda de 1000 a 4000 nm, tienen el mismo comportamiento, están muy cerca uno del otro, y son seleccionados para la construcción del modelo matemático para la validación, como se observa en la Figura 3a. Por el contrario, los espectros conocidos como “outliers” como se muestra en la Figura 3b, presentan diferente comportamiento en el rango de la longitud de onda, están muy separados entre sí, no están superpuestos entre los mismos, como se observa en la Figura 3a, denotándose la gran diferencia entre los espectros. Por consiguiente, dichos espectros son descartados para la construcción del modelo matemático.

Figura 3

(a) Espectros inliers (b) Espectros outliers



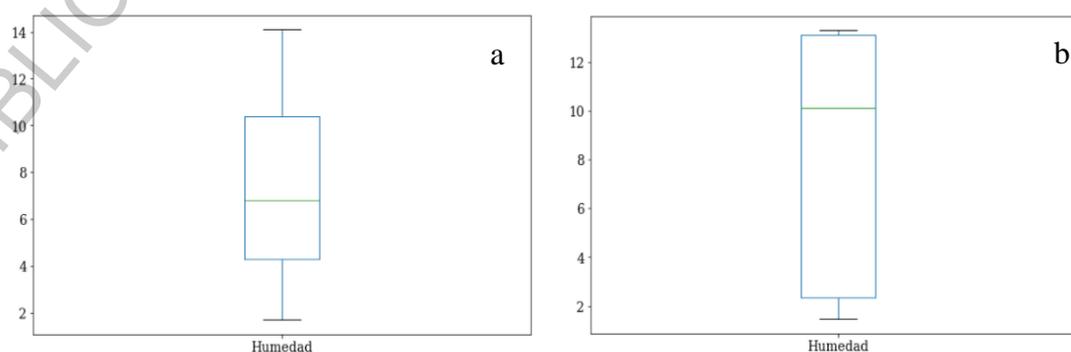
En el Diagrama de Boxplot para los valores inliers del rango espectral de la muestra, se observa una misma proporcionalidad, como se muestra en la Figura 4a. Es decir, la línea central está aproximadamente cerca al centro del diagrama, lo cual indica una distribución

normal de los datos. Los valores de humedad se encontraron entre 1.72 y 14.09%, con media de 7.46% y desviación estándar de 4.02%; además de rango intercuartílico (del percentil 25 al 75) que contiene al 50% de los valores de la humedad cercanos a la mediana (6.79%) entre 4.29 y 10.38%, y se observa simetría en el boxplot. También, se menciona que si se encuentra una distribución normal de los datos es porque se aplicó adecuadamente la distancia de Mahalanobis en la evaluación de los espectros, debido a que se aplica diversos valores para la distancia, dependiendo de cada investigación (Galeano et al., 2015; Ghorbani, 2019).

Por el contrario, en el Diagrama de Boxplot de los espectros considerados outliers, se observa una asimetría como se muestra en la Figura 4b. La línea central no se encuentra en el centro del Boxplot, sino en la parte superior, lo cual indica una distribución no normal de los datos. Los valores de humedad de los espectros considerados como outliers (31 valores atípicos) se encontraron entre 1.47 y 13.28%, con media de 7.77% y desviación estándar de 4.54%; además de rango intercuartílico (del percentil 25 al 75) que contiene al 50% de los valores de la humedad cercanos a la mediana (10.12%) entre 2.33 y 13.10%, se observa asimetría en el Boxplot.

Figura 4

(a) Diagrama de Boxplot para datos de inliers (b) Diagrama de Boxplot para datos de outliers



En la demostración del modelo predictivo para el análisis de compuestos ácidos grasos en la leche, se reportó una distribución normal en el diagrama de Boxplot (Rovere et al., 2021). Además, se mencionó lo mismo en el monitoreo de procesos digestivos anaeróbicos aplicando PLSR mediante FTIR (Zeaiter et al., 2022).

Otras investigaciones igualmente indicaron la misma distribución en la determinación del contenido de nitrato en vegetales de hoja verde como colchina (*Brassica rapa subsp. chinensis*), espinaca (*Ipomoea aquatica Forssk*), apio (*Apium graveolens L.*) y lechuga (*Lactuca sativa L.*) empleando espectroscopía infrarrojo medio (Ma et al., 2021) y en el estudio de la liberación de opsina en las neuronas corticales y aceleración del aprendizaje en el ser humano (Zhang et al., 2021).

3.2. Machine learning para construcción de un modelo de regresión completo empleando Regresión de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-R)

Para la calibración del modelo completo se contó con 205 espectros, con rangos de humedad observada entre 1.71 y 14.07%; en la Tabla 1 se presenta el modelo generado con el pre-procesamiento de la primera derivada de Savitzky-Golay, con número óptimo de variables latentes de 5, presentó error cuadrático medio de validación cruzada (ECM_{VC}) de 0.314 y coeficiente de determinación de validación cruzada (R^2_{CV}) de 0.981 y el modelo con la segunda derivada de Savitzky-Golay, con número óptimo de variables latentes de 5, presentó error cuadrático medio de validación cruzada (ECM_{VC}) de 0.700 y coeficiente de determinación de validación cruzada (R^2_{CV}) de 0.958, por lo que se determinó trabajar con el modelo completo con la primera derivada de Savitzky-Golay por presentar alto R^2_{CV} y RPD y menor ECM_{CV} .

Posteriormente, para evaluar la capacidad de generalización del modelo completo, se utilizaron los datos de validación externa conformada por 89 espectros con rango de

humedad entre 2.01 y 14.09%, donde el ECM_v fue de 0.308 y R^2_v fue de 0.979; además de presentar relación de desviación de la predicción (RPD) de 6.904, este modelo tiene una predicción de humedad excelente porque presenta un $RPD > 3$, valores de RPD menores a 2.5 se considera pobre, entre 2.5 y 3.0 se considera bueno y valores mayores a 3.0 podrían considerarse excelentes y recomendados para fines de predicción (Bala et al., 2022 ; Molano et al., 2016).

Tabla 1

Indicadores estadísticos del modelo completo de la humedad espectral en muestras de harina de arveja verde

Pre-procesamiento	Calibración					Validación externa				
	Rango de humedad (%)	Nº	Variable latente	ECM _{cv}	R^2_{cv}	Rango de humedad (%)	Nº	ECM _v	R^2_v	RPD
1^{ra} derivada de Savitzky-Golay	1.71 - 14.07	205	5	0.314	0.981	2.01 - 14.09	89	0.308	0.979	6.904
2^{da} derivada de Savitzky-Golay	1.71 - 14.07	205	5	0.700	0.958	--	--	--	--	--

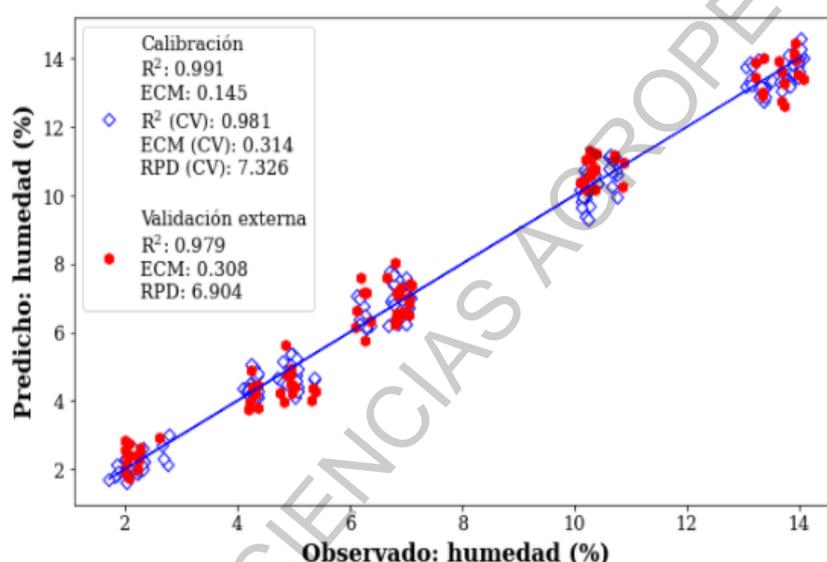
Nota: ECM_{cv} = Error cuadrático medio de validación cruzada; R^2_{cv} = Coeficiente de determinación de validación cruzada; ECM_v = Error cuadrático medio de validación externa; R^2_v = Coeficiente de determinación de validación externa; RPD = Relación de la desviación de predicción

El modelo de calibración generado se validó eligiendo un conjunto de muestras (30% del total de los espectros) que no se incluyeron en la muestra de calibración original. Este paso llamado validación externa fue crucial para evaluar la solidez del modelo de calibración. Después de la evaluación de las muestras, la calibración y validación externa, se observó que el ECM_{cv} y ECM_v fueron similares, 0.314 y 0.308, significa que el modelo ha sido ajustado y optimizado, logrando su buen desempeño predictivo y eficiencia (Jamwal et al., 2020).

En la Figura 5 se observa la relación entre los resultados de la humedad observada y predicha. Los diamantes azules representan los valores de humedad de calibración y los hexágonos rojos representan el conjunto de validación externa; además, humedad observada y predicha se encuentran cercanos al modelo que está representado por la línea de color “azul”.

Figura 5

Valores de humedad observados y predichos de las muestras de harina de arveja verde



El coeficiente de determinación (R^2) es una medida estadística que nos indica la precisión del modelo, cuyo valor siempre debe ser lo más cercano o igual a 1. Además, el valor RPD es igual a la relación de la desviación estándar entre la validación cruzada y dicho valor debe ser superior a 3, para establecer exactitud de la capacidad de predicción del modelo (Aykas et al., 2020; Jamwal et al., 2020; Sen et al., 2021). Los valores de R^2 : 0.979 y RPD: 6.904, como se muestra en la Figura 5, demostraron la capacidad de estimación o predicción del modelo matemático para determinar humedad en muestra de harina de arveja verde.

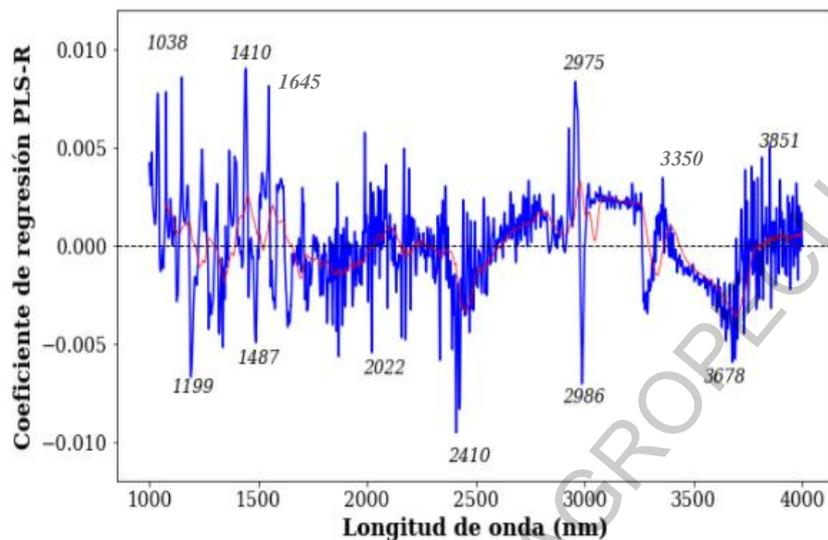
Otras investigaciones también evaluaron la capacidad de predicción del modelo matemático PLSR mediante FTIR para el análisis proximal del tomate, porque obtuvieron valores de $R^2 > (0.99 \text{ y } 0.97)$ y $RPD > (7.3 \text{ y } 3.5)$, respectivamente para sólidos solubles y glucosa (Aykas et al., 2020). Y en el análisis de la adulteración de aceite de coco frito en aceite de coco puro, obteniendo un $R^2 > 0.99$ y $RPD > 11.28$, precisando la exactitud de la capacidad predictiva del modelo (Jamwal et al., 2020). De igual modo, Sen et al. (2021) cuantificó el contenido de grasa, proteínas, lactosa y sólidos no grasos como parámetros críticos para evaluar la calidad y adulteración de la leche de búfala y de cabra a partir de datos espectrales; obteniendo un valor $R^2 > 0.99$ y $RPD > 8.9$, determinando la capacidad de predictiva.

Aykas et al. (2020) también estimaron la capacidad predictiva y obtuvieron valores similares en el error estándar de validación cruzada y error estándar de predicción por cada parámetro estudiado, logrando la robustez o ajuste en la precisión del modelo en el estudio de sólidos solubles, ácido cítrico y fructuosa en pasta de tomate reportando valores observados y predichos muy cercanos a la línea que representa al modelo como se observa en la Figura 6. De igual manera se predijo el contenido de humedad, glucosa, fructuosa y sacarosa en el análisis fisicoquímico en muestras de miel de abeja utilizando bandas espectrales FTIR (Ciursă et al., 2021).

Los coeficientes de regresión que permiten identificar los picos correspondientes a grupos funcionales se encuentran entre las longitudes de onda de 1500 a 4000, como se observa en la Figura 6.

Figura 6

Modelo con coeficiente de regresión para estimar la humedad en muestra de harina de arveja verde



Según diversas investigaciones indican que entre estas longitudes de ondas antes mencionada, se identifican a las moléculas de agua, es decir existe vibración del enlace H-O-H, lo cual genera el pronunciamiento del pico ubicado alrededor de 1645 cm^{-1} . Esto ocurre por la interacción electrostática entre el protón del hidrogeno y la región negativa del átomo de oxígeno, el cual presenta una fuerza de interacción relativamente alta O---H, que origina un pico más ancho e intenso ubicado alrededor de 3350 cm^{-1} , que se genera en forma instantánea lo cual contribuye de manera notable al incremento del pico en el espectro al interactuar con la radiación infrarroja (Aykas et al., 2020; Ciursă et al., 2021; Jamwal et al., 2020; Mondragón, 2020), además se encuentran otros grupos funcionales como el grupo amino (3678 cm^{-1}), ácido carboxílico (2975 y 2986 cm^{-1}) y carbonilo (2410 cm^{-1}).

En el Anexo A al K se encuentran los gráficos que completan la construcción del modelo reducido que no fue considerado en la investigación, porque no presento variación significativa en el coeficiente de regresión.

IV. CONCLUSIONES

En la presente investigación se evaluó la capacidad de predicción de la humedad empleando PLSR por espectroscopía infrarroja media en harina de arveja verde. Se desarrollaron curvas espectrales, caracterizando picos de grupos funcionales que representaron el contenido de agua. Se obtuvo mejor modelo con la primera derivada porque presentó el menor valor de error cuadrático medio y mayor coeficiente de determinación de validación cruzada ($ECM_{CV} < 0.314$ y $R^2_{CV} > 0.981$).

El modelo PLSR presentó una excelente capacidad de predicción de humedad en harina de arveja verde ($RPD > 6.904$). Por lo tanto, este método rápido se puede utilizar para realizar análisis de alimentos en menor tiempo que los métodos convencionales y hacer monitoreo constante en línea del contenido de humedad de harina de arveja verde para garantizar su calidad e inocuidad.

V. RECOMENDACIONES

Para futuras investigaciones, se recomienda utilizar diversas muestras de harina de arveja verde provenientes de diferentes regiones del país, esto implementaría una base de datos completa para lograr una producción del modelo a través de un aplicativo de libre acceso, aplicando Regresión de Mínimos Cuadrados Parciales (PLSR) mediante espectroscopia infrarrojo medio (FTIR), y así determinar la humedad facilitando el acceso de la información de manera rápida.

Además, se recomienda construir un equipo con sensores que pueda dar lectura a las curvas espectrales y a través de un software que este implementado al equipo se identifiquen a los picos correspondientes a cada longitud de onda que va a determinar el porcentaje de humedad.

BIBLIOTECA DE CIENCIAS AGROPECUARIAS

VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alfaro, J. (2016). El método NIR combinado con el análisis quimiométrico PLS-da para determinar la adulteración del aceite de oliva con aceite de girasol. *Pensamiento Actual*, 16(26), 163-172. <https://doi.org/10.15517/pa.v16i26.25764>
- AOAC. (2005). *Association of Official Analytical Chemists*. Official Methods 925.10 (32.1.03) – Solids (total) and Moisture in Flour.
- Aykas, D., Rodrigues Borba, K., & Rodriguez-Saona, L. (2020). Non-Destructive Quality Assessment of Tomato Paste by Using Portable Mid-Infrared Spectroscopy and Multivariate Analysis. *Foods*, 9(9), 1300. <https://doi.org/10.3390/foods9091300>
- Aghababaei, A., Maftoonazad, N., Elhamirad, A., & Badii, F. (2017). Accelerated ageing of wheat grains: Part II-influence on thermal characteristics of wheat starch and FTIR spectroscopy of gluten. *Journal of cereal science*, 77, 157-165. <https://doi.org/10.1016/j.jcs.2017.08.010>
- Bala, M., Sethi, S., Sharma, S., Mridula, D., & Kaur, G. (2022). Non-destructive determination of grass pea and pea flour adulteration in chickpea flour using near-infrared reflectance spectroscopy and chemometrics. *Journal of the Science of Food and Agriculture*. <https://doi.org/10.1002/jsfa.12223>
- Barbosa-Cánovas, G., Fontana, A., Schmidt, S., & Labuza, T. (Eds.). (2020). *Water activity in foods: fundamentals and applications*. John Wiley & Sons.
- Benoudjit, N., Cools, E., Meurens, M., & Verleysen, M. (2004). Chemometric calibration of infrared spectrometers: selection and validation of variables by non-linear

models. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 70(1), 47-53.
<https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2003.10.008>

Casarrubias-Torres, L., Meza-Márquez, O., Osorio-Revilla, G., & Gallardo-Velazquez, T. (2018). Mid-infrared spectroscopy and multivariate analysis for determination of tetracycline residues in cow's milk. *Acta Veterinaria Brno*, 87(2), 181-188.
<https://doi.org/10.2754/avb201887020181>

Ciursă, P., Pauliuc, D., Dranca, F., Ropciuc, S., & Oroian, M. (2021). Detection of honey adulterated with agave, corn, inverted sugar, maple and rice syrups using FTIR analysis. *Food Control*, 130, 108266.
<https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2021.108266>

Che Man, Y., & Mirghani, M. (2000). Rapid method for determining moisture content in crude palm oil by Fourier transform infrared spectroscopy. *Journal of the American Oil Chemists Society*, 77(6), 631-637. <https://doi.org/10.1007/s11746-000-0102-9>

Daba, S., Honigs, D., McGee, R., & Kiszonas, A. (2022). Prediction of protein concentration in pea (*Pisum sativum* L.) Using Near-Infrared Spectroscopy (NIRS) Systems. *Foods*, 11(22), 3701. <https://doi.org/10.3390/foods11223701>

Feng, L., Zhu, S., Chen, S., Bao, Y., & He, Y. (2019). Combining Fourier transform mid-infrared spectroscopy with chemometric methods to detect adulterations in milk powder. *Sensors*, 19(13), 2934.

Flores-Valdez, M., Meza-Márquez, O., Osorio-Revilla, G., & Gallardo-Velázquez, T. (2020). Identification and quantification of adulterants in coffee (*Coffea arabica* L.) using FT-MIR spectroscopy coupled with chemometrics. *Foods*, 9(7), 851.
<https://doi.org/10.3390/foods9070851>

Galeano, P., Joseph, E., & Lillo, R. (2015). The Mahalanobis distance for functional data with applications to classification. *Technometrics*, 57(2), 281-291. <https://doi.org/10.1080/00401706.2014.902774>

Gallego, G., Cuevas, C., Mohedano, R., & Garcia, N. (2013). On the Mahalanobis distance classification criterion for multidimensional normal distributions. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 61(17), 4387-4396. <https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2269047>

Genkawa, T., Ahamed, T., Noguchi, R., Takigawa, T., & Ozaki, Y. (2016). Simple and rapid determination of free fatty acids in brown rice by FTIR spectroscopy in conjunction with a second-derivative treatment. *Food Chemistry*, 191, 7-11. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.02.014>

Ghorbani, H. (2019). Mahalanobis distance and its application for detecting multivariate outliers. *Facta Univ Ser Math Inform*, 34(3), 583-95. <https://doi.org/10.22190/FUMI1903583G>

González-Muñoz, A., Montero, B., Enrione, J., & Matiacevich, S. (2016). Rapid prediction of moisture content of quinoa (*Chenopodium quinoa* Willd.) flour by Fourier transform infrared (FTIR) spectroscopy. *Journal of Cereal Science*, 71, 246-249. <https://doi.org/10.1016/j.jcs.2016.09.006>

Greenspan, L. (1977). Humidity fixed points of binary saturated aqueous solutions. *Journal of research of the National Bureau of Standards. Section A, Physics and chemistry*, 81(1), 89. <https://doi.org/10.6028/jres.081A.011>

Jamwal, R., Kumari, S., Kelly, S., Cannavan, A., & Singh, D. K. (2020). Rapid detection of pure coconut oil adulteration with fried coconut oil using ATR-FTIR

spectroscopy coupled with multivariate regression modelling. *LWT*, 125, 109250.

<https://doi.org/10.1016/j.lwt.2020.109250>

Killner, M. H., Rohwedder, J. J., & Pasquini, C. (2011). A PLS regression model using NIR spectroscopy for on-line monitoring of the biodiesel production reaction. *Fuel*, 90(11), 3268-3273. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2011.06.025>

Leys, C., Klein, O., Dominicy, Y., & Ley, C. (2018). Detecting multivariate outliers: Use a robust variant of the Mahalanobis distance. *Journal of experimental social psychology*, 74, 150-156. <https://doi.org/10.1016/j.jesp.2017.09.011>

Ma, F., Du, C., Zheng, S., & Du, Y. (2021). In Situ Monitoring of Nitrate Content in Leafy Vegetables Using Attenuated Total Reflectance–Fourier-Transform Mid-infrared Spectroscopy Coupled with Machine Learning Algorithm. *Food Analytical Methods*, 14(11), 2237-2248. <https://doi.org/10.1007/s12161-021-02048-7>

MIDAGRI. 2022. Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego.

<https://siea.midagri.gob.pe/portal/publicacion/boletines-anuales/4-agricola>

Millar, K. A., Gallagher, E., Burke, R., McCarthy, S., & Barry-Ryan, C. (2019). Proximate composition and anti-nutritional factors of fava-bean (*Vicia faba*), green-pea and yellow-pea (*Pisum sativum*) flour. *Journal of Food Composition and Analysis*, 82, 103233. <https://doi.org/10.1016/j.jfca.2019.103233>

Molano, M. L., Cortés, M. L., Ávila, P., Martens, S. D., & Muñoz, L. S. (2016). Near infrared spectroscopy (NIRS) calibration equations to predict nutritional quality parameters of tropical forages. *Tropical Grasslands-Forrajes Tropicales*, 4(3), 139-145. [https://doi.org/10.17138/TGFT\(4\)139-145](https://doi.org/10.17138/TGFT(4)139-145)

Mondragón, P. (2020). Principios y aplicaciones de la espectrofotometría infrarrojo en el análisis de alimentos y bebidas.

<https://ciatej.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1023/720/1/Infrarrojo%20Cap%201.pdf>

Nesakumar, N., Baskar, C., & Kesavan, S. (2018). Analysis of Moisture Content in Beetroot using Fourier Transform Infrared Spectroscopy and by Principal Component Analysis. *Scientific Reports*, 1-10. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-26243-5>

Pasquini, C., & Bueno, A. F. (2007). Characterization of petroleum using near-infrared spectroscopy: Quantitative modeling for the true boiling point curve and specific gravity. *Fuel*, 86(12-13), 1927-1934. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2006.12.026>

Quimis, K. y Salazar, M. (2017). *Propuesta de nuevas aplicaciones culinarias del polvo de arveja*. Tesis para obtener la Licenciatura en Gastronomía de la Facultad de Ingeniería Química de la Universidad de Guayaquil. Guayaquil, Ecuador. <http://repositorio.ug.edu.ec/handle/redug/22434>

Rovere, G., de Los Campos, G., Lock, A. L., Worden, L., Vazquez, A. I., Lee, K., & Tempelman, R. J. (2021). Prediction of fatty acid composition using milk spectral data and its associations with various mid-infrared spectral regions in Michigan Holsteins. *Journal of Dairy Science*, 104(10), 11242-11258. <https://doi.org/10.3168/jds.2021-20267>

Sen, S., Dundar, Z., Uncu, O., & Ozen, B. (2021). Potential of Fourier-transform infrared spectroscopy in adulteration detection and quality assessment in buffalo and goat

milks. *Microchemical Journal*, 166, 106207.
<https://doi.org/10.1016/j.microc.2021.106207>

Windarsih, A., Rohman, A., & Riyanto, S. (2021). The combination of vibrational spectroscopy and chemometrics for analysis of milk products adulteration. *International Journal of Food Science*, 2021.
<https://doi.org/10.1155/2021/8853358>

Xiang, S., Nie, F., & Zhang, C. (2008). Learning a Mahalanobis distance metric for data clustering and classification. *Pattern recognition*, 41(12), 3600-3612.
<https://doi.org/10.1016/j.patcog.2008.05.018>

Zara, J., Yegres, F., Vargas, N., Cubillan, L., Navas, P., & Márquez-Riquel, M. (2017). Empleo de la Espectroscopia Infrarroja (FT-IR-ATR) como herramienta para la Caracterización del bagazo de caña proveniente de la Sierra Falconiana. *Química Viva*, 16(3), 17-24. <https://www.redalyc.org/pdf/863/86354619003.pdf>

Zeaiter, M., Latrille, É., Gras, P., Steyer, J. P., Bellon-Maurel, V., & Roger, J. M. (2022). Improvements in the Robustness of Mid-Infrared Spectroscopy Models against Chemical Interferences: Application to Monitoring of Anaerobic Digestion Processes. *AppliedChem*, 2(2), 117-127.
<https://doi.org/10.3390/appliedchem2020008>

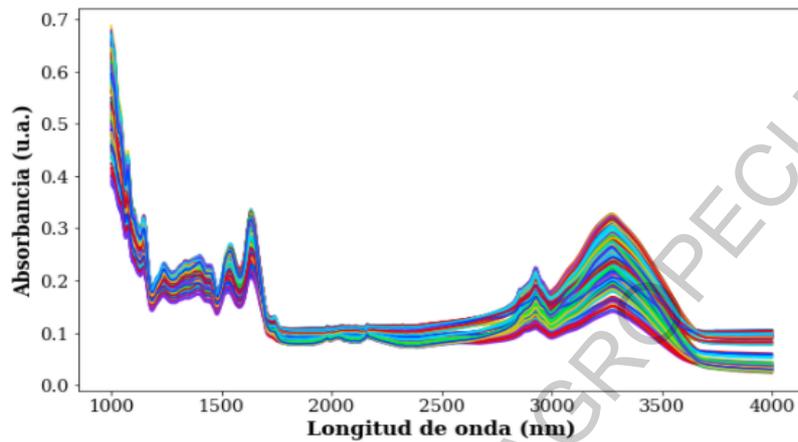
Zhang, J., He, Y., Liang, S., Liao, X., Li, T., Qiao, Z., Chang, C., Jlia, H. & Chen, X. (2021). Non-invasive, opsin-free mid-infrared modulation activates cortical neurons and accelerates associative learning. *Nature communications*, 12(1), 1-9.
<https://doi.org/10.1038/s41467-021-23025-y>

ANEXOS

BIBLIOTECA DE CIENCIAS AGROPECUARIAS

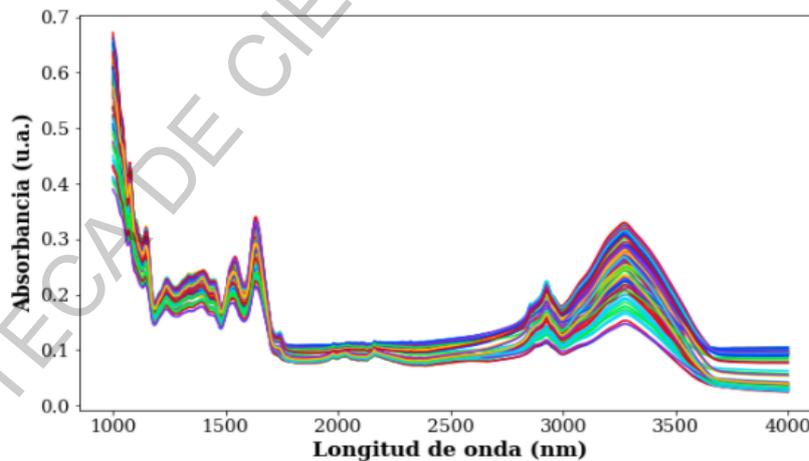
Anexo A

Espectros de calibración del modelo completo de la muestra de harina de arveja verde



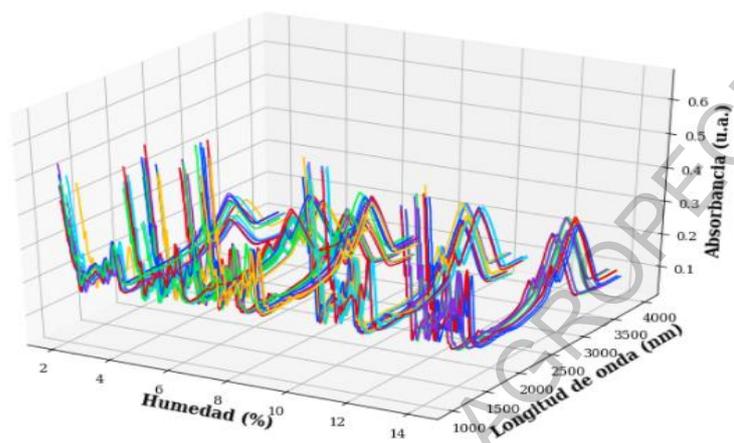
Anexo B

Espectros de validación del modelo completo de la muestra de harina de arveja verde



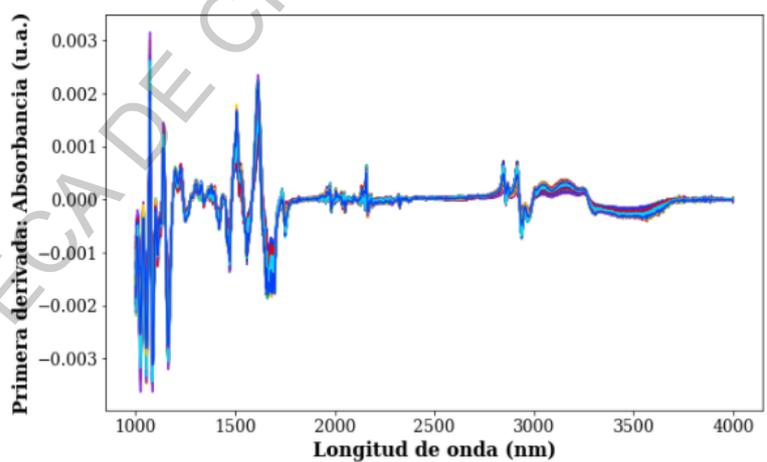
Anexo C

Espectros de data testing y su correspondiente humedad gravimétrica en el modelo completo de la muestra de harina de arveja verde



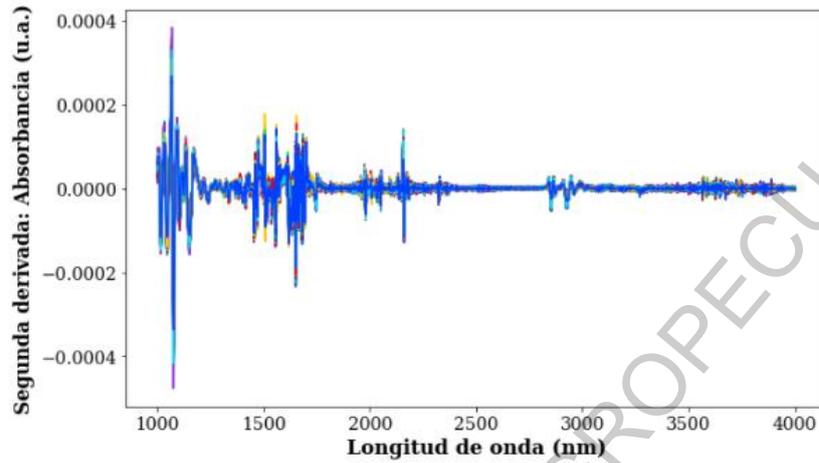
Anexo D

Primera derivada del modelo completo de la muestra de harina de arveja verde



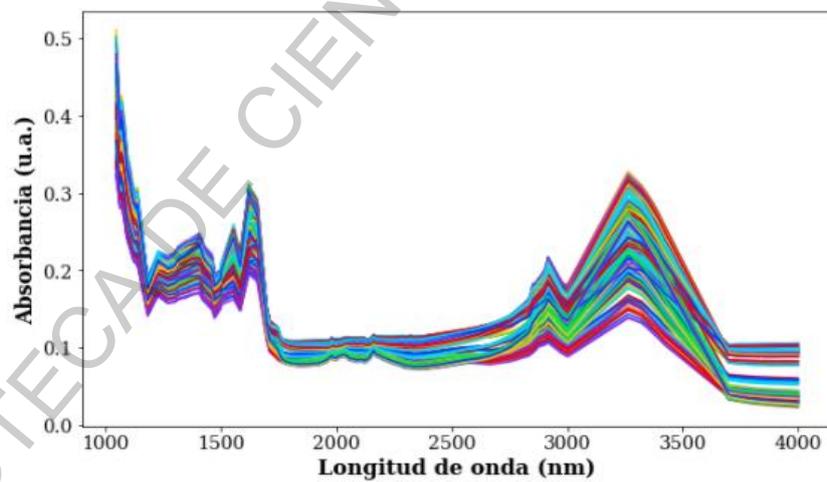
Anexo E

Segunda derivada del modelo completo de la muestra de harina de arveja verde



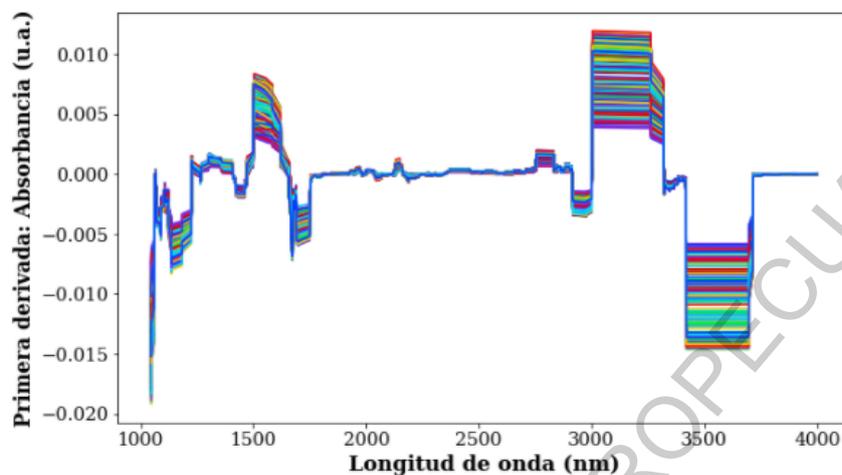
Anexo F

Espectro reducido de la muestra de harina de arveja verde



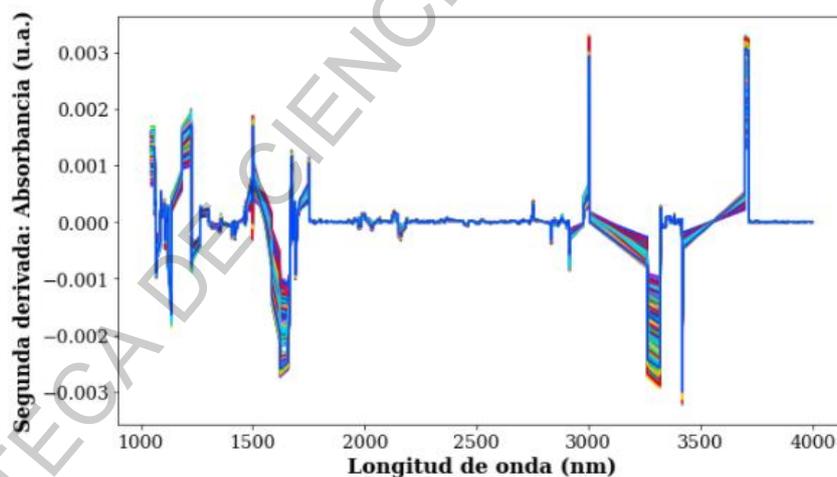
Anexo G

Primera derivada del modelo reducido de la muestra de harina de arveja verde



Anexo H

Segunda derivada del modelo reducido de la muestra de harina de arveja verde



Anexo I

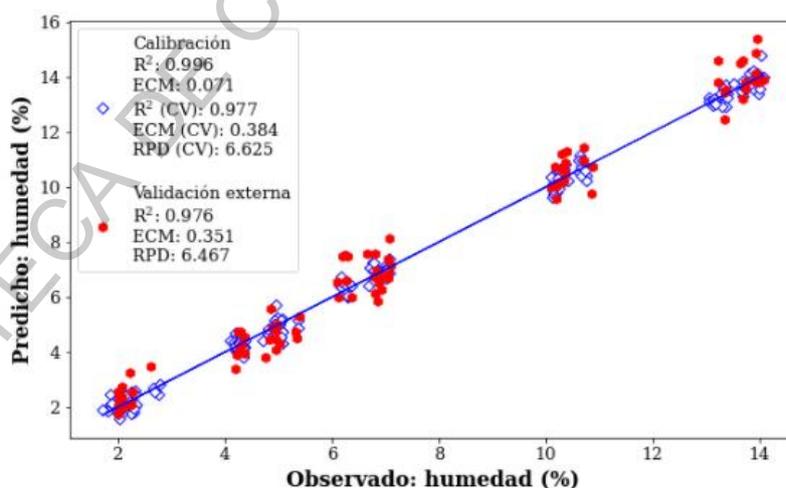
Modelo reducido de la humedad espectral en muestra de harina de arveja verde

Pre-procesamiento	Calibración					Validación				
	Rango de humedad (%)	Nº	Variable latente	ECM (CV)	R ² (CV)	Rango de humedad (%)	Nº	ECM _v	R ² _v	RPD
1 ^{ra} derivada de Savitzky-Golay	1.71 - 14.07	205	16	0.384	0.977	2.01 - 14.09	89	0.351	0.976	6.467
2 ^{da} derivada de Savitzky-Golay	1.71 - 14.07	205	7	0.503	0.970	--	--	--	--	--

Nota: ECM_{CV} = Error cuadrático medio de validación cruzada; R²_{CV} = Coeficiente de determinación de validación cruzada; ECM_v = Error cuadrático medio de validación externa; R²_v = Coeficiente de determinación de validación externa; RPD = Relación de la desviación de predicción

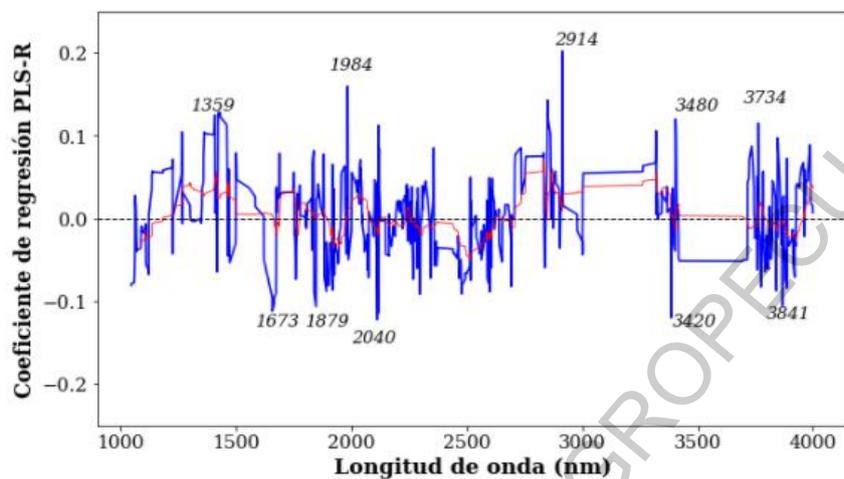
Anexo J

Valores observados y predichos de humedad de la regresión de mínimos cuadrados parciales (PLS-R) del modelo reducido en muestras de harina de arveja verde



Anexo K

Coefficientes de regresión de mínimos cuadrados parciales (PLS-R) del modelo reducido en muestras de harina de arveja verde



Anexo L

Imágenes del desarrollo experimental



(a)



(b)



(c)



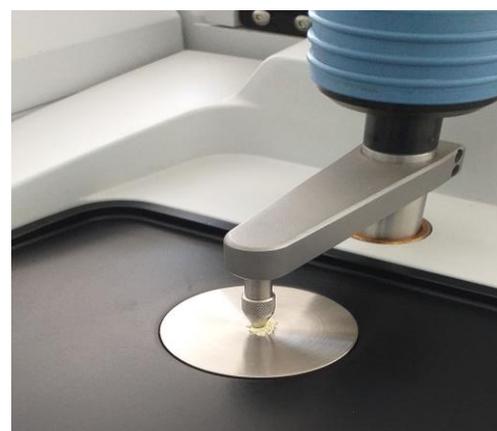
(d)



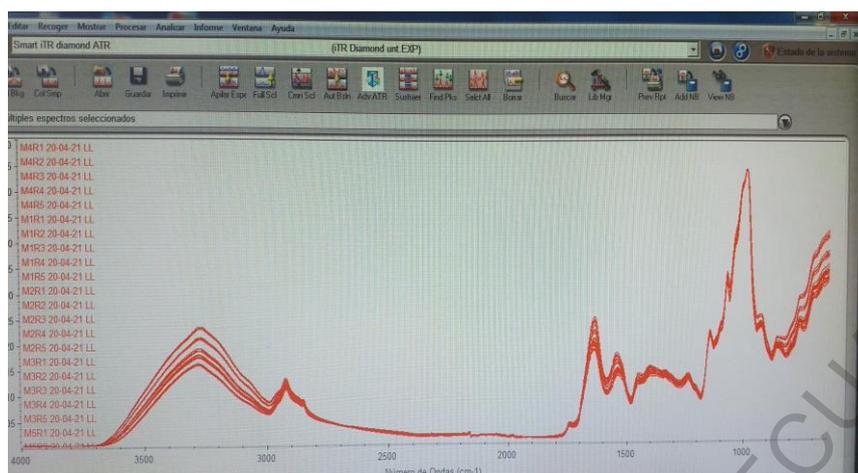
(e)



(f)



(g)



(h)

(a) Homogenizando las muestras de harina a 50 °C (b) y (c) Acondicionamiento de la muestra a diferentes humedades relativas (d) y (e) Colocando las muestras de harina de arveja en la estufa para la medición de humedad por el método gravimétrico (f) y (g) Colocando las muestras previamente acondicionadas en el espectrofotómetro (h) Espectro de humedad de la muestra de harina de arveja verde.



UNIVERSIDAD NACIONAL DE TRUJILLO

UNT

FACULTAD DE CIENCIAS AGROPECUARIAS

Escuela Profesional de Ingeniería Agroindustrial

UNIVERSIDAD NACIONAL DE TRUJILLO

DECLARACIÓN JURADA

Los AUTORES suscritos en el presente documento DECLARAMOS BAJO JURAMENTO que somos los responsables legales de la calidad y originalidad del contenido del Proyecto de Investigación Científica, así como, del Informe de la Investigación Científica realizado.

TITULO:

Capacidad de predicción de la humedad por espectroscopía infrarroja por transformada de Fourier (FTIR) en harina de arveja (*Pisum sativum* L.) verde

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICAINFORME FINAL DE INVESTIGACION CIENTÍFICA

PROY DE TRABAJO DE INVESTIGACION (PREGRADO)

TRABAJO DE INVESTIGACION (PREGRADO)

PROYECTO DE TESIS PREGRADO

TESIS PREGRADO

PROYECTO DE TESIS MAESTRIA

TESIS MAESTRIA

PROYECTO DE TESIS DOCTORADO

TESIS DOCTORADO

Equipo Investigador Integrado por:

Nº	Apellidos y Nombres	Facultad	Departamento Académico	Categoría Docente Asesor	Código Docente Asesor Número Matricula del Estudiante	Autor Coautor asesor
01	Luján Bernabé, Lourdes Francisca	Ciencias Agropecuarias	Ciencias Agroindustriales	---	8982400515	Autor
02	Barraza Jáuregui, Gabriela del Carmen	Ciencias Agropecuarias	Ciencias Agroindustriales	Asociado	5577	Asesora
03						

Trujillo, 20 de febrero de 2023


 LUIJÁN BERNABÉ, LOURDES FRANCISCA

70301529

DNI DEL TESISISTA


 MSc. BARRAZA JÁUREGUI, GABRIELA DEL CARMEN

08715119

DNI DEL ASESOR

Este formato debe ser llenado, firmado, adjuntado al final del documento del PIC, del Informe de Tesis, Trabajo de Investigación respectivamente.



UNIVERSIDAD NACIONAL DE TRUJILLO

UNT

FACULTAD DE CIENCIAS AGROPECUARIAS

Escuela Profesional de Ingeniería Agroindustrial

UNIVERSIDAD NACIONAL DE TRUJILLO

CARTA DE AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN DE TRABAJO DE INVESTIGACION EN REPOSITORIO DIGITAL RENATI-SUNEDU

Trujillo, 20 de febrero de 2023

Los autores suscritos del INFORME FINAL DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA

Titulado:

Capacidad de predicción de la humedad por espectroscopía infrarroja por transformada de Fourier (FTIR) en harina de arveja (*Pisum sativum* L.) verde

AUTORIZAMOS SU PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO DIGITAL INSTITUCIONAL, REPOSITORIO RENATI-SUNEDU, ALICIA-CONCYTEC, CON EL SIGUIENTE TIPO DE ACCESO:


- A. Acceso Abierto: (datos del autor y resumen del trabajo)
 B. Acceso Restringido
 C. No autorizo su Publicación

Si eligió la opción restringido o NO autoriza su publicación sírvase justificar:

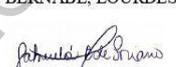
ESTUDIANTES DE PREGRADO: TRABAJO DE INVESTIGACIÓN TESIS
 ESTUDIANTES DE POSTGRADO: TESIS MAESTRIA TESIS DOCTORADO
 DOCENTES: INFORME DE INVESTIGACION OTROS

El equipo investigador Integrado por:

Nº	Apellidos y Nombres	Facultad	CONDICION (NOMBRADO, CONTRATADO, EMERITO, estudiante, OTROS)	Código Docente Número Matricula del Estudiante	Autor Coautor asesor
01	Luján Bernabé, Lourdes Francisca	Ciencias Agropecuarias	----	8982400515	Autor
02	Barraza Jáuregui, Gabriela del Carmen	Ciencias Agropecuarias	Nombrado	5577	Asesora
03					


 LUJÁN BERNABÉ, LOURDES FRANCISCA

70301529
 DNI DEL TESISISTA


 MSc. BARRAZA JÁUREGUI, GABRIELA DEL CARMEN

08715119
 DNI DEL ASESOR

*Este formato debe ser llenado, firmado y adjuntado en el Informe de Tesis y/o Trabajo de Investigación respectivamente. Este formato en el caso de Informe de investigación científica docente debe ser llenado, firmado, escaneado y adjuntado en el sistema de www.picfedu.unitru.edu.pe

Av. Juan Pablo II S/N – Trujillo – Perú.

e-mail: agroindustrial@unitru.edu.pe
www.unitru.edu.pe



FACULTAD DE CIENCIAS AGROPECUARIAS

COMITÉ DE ÉTICA EN
INVESTIGACIÓN

CONSTANCIA DE INFORME DE ORIGINALIDAD – CON DEPÓSITO

N° 0032-2023-FAC.CC.AGROP-UNT

1. Investigador: **LUJÁN BERNABÉ, LOURDES FRANCISCA.**

DNI: 70301529

Código: N° 8982400515

2. Asesor: **MSc. Barraza Jáuregui, Gabriela del Carmen.**

3. Tipo de investigación: **BÁSICA**

4. Título de Trabajo de Investigación:

Capacidad de predicción de la humedad por espectroscopía infrarroja por transformada de Fourier (FTIR) en harina de arveja (*Pisum sativum* L.) verde

5. Fecha de evaluación: **02 de junio de 2023**

6. Software antiplagio: **TURNITIN**

7. Porcentaje de similitud permitido en el informe de originalidad: hasta el 20 %

Porcentaje de similitud obtenido	Resultado de evaluación
20 %	APROBADO

Trujillo, 13 de junio de 2023



M. Sc. CESAR EDUARDO HONORIO JAVES
Presidente de Comité de Ética en Investigación
Facultad de Ciencias Agropecuarias

C.c. Archivo
CEH/UBNA