



**UNIVERSIDAD NACIONAL
TORIBIO RODRÍGUEZ DE MENDOZA
DE AMAZONAS**



ESCUELA DE POSGRADO

**TESIS PARA OBTENER
EL GRADO ACADÉMICO DE MAESTRO EN
PRODUCCIÓN ANIMAL**

**PREDICCIÓN DE COMPOSICIÓN NUTRICIONAL DE
PASTOS NATIVOS DE POMACOCHAS USANDO
ESPECTROSCOPIA EN INFRARROJO CERCANO**

Autor(a):

Bach. Flor Lidomira Mejía Risco

Asesor:

Dr. Wilson Manuel Castro Silupu

Co asesor:

M. Sc. Tony Steven Chuquizuta Trigos

CHACHAPOYAS – PERÚ

2018

DEDICATORIA

A mis padres, Marino y Clariza por su continuo apoyo al logro de mis metas y a mi hermano Edwin por su apoyo incondicional.

A mis docentes de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza, quienes marcaron mi camino.

AGRADECIMIENTO

Mi más sincero agradecimiento al Programa de Maestría en Universidades Peruanas - MINEDU-CONCYTEC, mediante el Convenio de Gestión N° 191-2015 FONDECYT y a la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas por el financiamiento para de los estudios de Maestría y el trabajo de Investigación.

A mi Docente Patrocinador Dr. Wilson Manuel Castro Silupu por guiarme en el camino al logro de este proyecto. He recibido de usted la valiosa oportunidad de formarme bajo su tutela y no me dejará de sorprender su poder de análisis.

AUTORIDADES DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL TORIBIO

RODRÍGUEZ DE MENDOZA DE AMAZONAS

Ley de creación N° 27347

Dr. Policarpio Chauca Valqui

RECTOR

Dr. Miguel Ángel Barrena Gurbillón

VICERRECTOR ACADÉMICO

Dra. Flor Teresa García Huamán

VICERRECTORA DE INVESTIGACIÓN

Dr. Oscar Andrés Gamarra Torres

DIRECTOR DE LA ESCUELA DE POSGRADO

ACTA DE EVALUACIÓN DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

DECLARACIÓN JURADA DE NO PLAGIO

Yo, Flor Lidomira Mejía Risco con DNI N° 48102515 estudiante de la Maestría en Producción Animal de la escuela de Pos Grado de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas.

Declaro bajo juramento que:

- Soy autor de la tesis titulada: **PREDICCIÓN DE COMPOSICIÓN NUTRICIONAL DE PASTOS NATIVOS DE POMACOCHAS USANDO ESPECTROSCOPIA EN INFRARROJO CERCANO**, la misma que se presentó para optar el Grado de Maestro en Producción Animal
- La tesis no ha sido plagiada total ni parcialmente, para lo cual se ha respetado las normas internacionales de citas y referencias para las fuentes de consultas.
- La tesis presentada no atenta contra derechos de terceros.
- La tesis no ha sido publicada ni presentada anteriormente para obtener algún grado académico previo o título profesional.
- Los datos presentados en los resultados son reales, no han sido falsificados, ni duplicados, ni copiados.

De identificarse fraude, piratería, plagio, falsificación o que el trabajo de investigación haya sido publicado anteriormente, asumidos las consecuencias y sanciones que nuestras acciones deriven, sometiéndose a la normativa vigente de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas.

Chachapoyas 17 de mayo de 2018

Bach. Flor Lidomira Mejía Risco

DNI 48102515

JURADO EVALUADOR

M.Sc. Ives Julian Yoplac Tafur

PRESIDENTE

M.Sc. Segundo José Zamora Huamán

SECRETARIO

Dr. Luis Felipe Gonzáles Llontop

VOCAL

VISTO BUENO DEL ASESOR

Yo, Wilson Manuel Castro Silupu, doctor en Ciencia Tecnología y Gestión Alimentaria, profesor adjunto de la escuela de Posgrado de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza hago constar que he asesorado el proyecto de tesis titulado “PREDICCIÓN DE COMPOSICIÓN NUTRICIONAL DE PASTOS NATIVOS DE POMACOCHAS USANDO ESPECTROSCOPIA EN INFRARROJO CERCANO”, presentado por la Bachiller Flor Lidomira Mejía Risco, para optar el grado de Maestro en Producción Animal, doy el visto bueno al informe de tesis.

Se expide el presente, a solicitud de la interesada para los fines que estime conveniente.

Dr. Wilson Manuel Castro Silupu

Asesor

ÍNDICE

	Pag
DEDICATORIA	ii
AGRADECIMIENTO	iii
AUTORIDADES DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL TORIBIO RODRÍGUEZ DE MENDOZA DE AMAZONAS	iv
ACTA DE EVALUACIÓN DE SUSTENTACIÓN DE TESIS	v
DECLARACIÓN JURADA DE NO PLAGIO	vi
JURADO EVALUADOR	vii
VISTO BUENO DEL ASESOR	viii
ÍNDICE DE TABLAS	xi
ÍNDICE DE FIGURAS	xii
RESUMEN	xv
ABSTRACT	xvi
I. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Antecedentes de la investigación	2
1.2. Base teórica	4
1.2.1. Forraje nativo	4
1.2.2. Espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIR)	5
1.3. Hipótesis	8
1.4. Variables de estudio	8
1.4.1. Variable dependiente	8
1.4.2. Variable independiente	8
1.5. Objetivos	9
1.5.1. Objetivo general	9
1.5.2. Objetivos específicos	9
II. MATERIALES Y METODOS	10
2.1. Localización	10
2.1.1. Localización territorial	10
2.1.2. Mapa de localización	10
2.2. Materiales y equipos	10
2.2.2. Materiales de laboratorio	11

2.2.3. Equipos	11
2.3. Población, muestra y muestreo	12
2.4. Metodología	12
2.4.1. Preparación de muestras.....	12
2.4.2. Toma de espectros.....	12
2.4.3. Análisis de composición nutricional de los pastos.....	13
2.4.4. Modelado	13
2.4.5. Validación	15
III. RESULTADOS	16
3.1. Composición nutricional de los pastos nativos	16
3.2. Perfiles espectrales de pastos nativos	17
3.3. Desarrollo de modelos.....	19
3.4. Validación del modelo.....	28
IV. DISCUSIONES	30
V. CONCLUSIONES	34
VI. RECOMENDACIONES	35
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	36
ANEXOS.....	45

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Análisis proximal de los pastos	16
Tabla 2. Análisis de Fibra Detergente Neutro (DFN), Fibra Detergente Ácida (FDA), Energía Bruta (EB) y Digestibilidad <i>In Vitro</i>	16
Tabla 3. Valores de coeficiente de determinación (R^2) y RMSE del pasto <i>Holcus lanatus</i> en validación de un modelo completo (c) y optimizado (o) mediante PLSR y ANN	28
Tabla 4. Valores de coeficiente de determinación (R^2) y RMSE del pasto <i>Pennisetum clandestinum</i> de validación en un modelo completo (c) y optimizado (o) mediante PLSR y ANN.....	28
Tabla 5. Valores de coeficiente de determinación (R^2) y RMSE del pasto <i>Paspalum scabrum</i> de validación en un modelo completo (c) y optimizado (o) mediante PLSR y ANN.....	29

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Espectro electromagnético (Adaptado de Galea, 2015).....	7
Figura 2. Mapa de localización del distrito de Florida-Pomacochas, región Amazonas	10
Figura 3. Ejemplo de una red neuronal multicapa adaptado de Vásquez <i>et al.</i> (2017) ..	14
Figura 4. Flujograma de procedimiento para la predicción y validación de la composición de pastos nativos	15
Figura 5. Perfil espectral de <i>Holcus lanatus</i>	17
Figura 6. Perfil espectral de <i>Pennisetum clandestinum</i>	18
Figura 7. Perfil espectral de <i>Paspalum scabrum</i>	18
Figura 8. Variables latentes para <i>Holcus lanatus</i> (a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad <i>in vitro</i>	20
Figura 9. Variables latentes para <i>Pennisetum clandestinum</i> (a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad <i>in vitro</i>	21
Figura 10. Variables latentes para <i>Paspalum scabrum</i> (a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad <i>in vitro</i>	22
Figura 11. Longitudes de onda seleccionadas de cada uno de los parámetros evaluados de <i>Holcus lanatus</i> , a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad <i>in vitro</i>	25
Figura 12. Longitudes de onda seleccionadas de cada uno de los parámetros evaluados de <i>Pennisetum clandestinum</i> , a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad <i>in vitro</i>	26
Figura 13. Longitudes de onda seleccionadas de cada uno de los parámetros evaluados de <i>Paspalum scabrum</i> , a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad <i>in vitro</i>	27
Figura 14. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para humedad	45

Figura 15. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para proteína cruda	45
Figura 16. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para extracto etéreo	46
.....	46
Figura 17. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para fibra cruda.....	46
Figura 18. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para cenizas.	47
Figura 19. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para ELN	47
Figura 20. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para FDN	48
Figura 21. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para FDA	48
Figura 22. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para energía bruta	49
Figura 23. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para digestibilidad <i>in vitro</i>	49
Figura 24. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para humedad.....	50
Figura 25. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para proteína cruda	51
Figura 26. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para extracto etéreo.....	52
Figura 27. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para fibra cruda	53
Figura 28. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para cenizas.....	54

Figura 29. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para ELN.....	55
Figura 30. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para FDN	56
Figura 31. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para FDA	57
Figura 32. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para energía bruta	58
Figura 33. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para digestibilidad <i>in vitro</i> .	59
Figura 34. Recolección de muestras de campo.....	60
Figura 35. Determinación del análisis de proteína mediante el equipo Kjehendal	60
Figura 36. Determinación del análisis de extracto etéreo mediante el equipo Soxlhet ..	61
Figura 37. Determinación del análisis de digestibilidad <i>in vitro</i> mediante incubado Daisy II.....	61
Figura 38. Determinación del análisis de EB mediante la bomba calorimétrica.....	62
Figura 39. Preparación de la muestra para la toma de espectros en NIR	62
Figura 40. Toma de espectros en el equipo NIR.....	63

RESUMEN

El objetivo de la investigación fue evaluar dos diferentes modelos de predicción de la composición nutricional de pastos nativos de la localidad de Pomacochas mediante espectroscopía de infrarrojo cercano (NIR). Además, se analizó para esto parámetros nutricionales como: humedad (H), proteína cruda (PC), extracto etéreo (EE) y ceniza (Cen), extracto libre de nitrógeno (ELN), fibra detergente neutro (FDN), fibra detergente ácida (FDA), energía bruta (EB) y digestibilidad *in vitro*. Se recolectó muestras de tres variedades de pastos nativos (*Holcus lanatus*, *Pennisetum clandestinum* y *Paspalum scabrum*), en tres estados fenológicos de la planta (inicio de floración, floración y post floración) con tres repeticiones, dichas muestras fueron secadas en una estufa con aire forzado a 60 ° por 48 horas, molidas y envasadas en bolsa de polietileno de alta densidad. Se obtuvieron los espectros de absorbancia en el rango de longitud de onda de 1100 - 2500 nm. Se desarrollaron las predicciones mediante el software Matlab 15^a con modelos de redes neuronales (ANN) y regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR), con 14 longitudes de onda relevantes en FDA, 16 en FDN, 20 en digestibilidad *in vitro* y 18 en los demás parámetros evaluados. Los resultados obtenidos demostraron que el modelo PLSR en comparación del modelo ANN brinda mejores ajustes ($R^2 > 0.70$), obtenidos en la validación para pastos nativos.

Palabras clave: NIR, PLSR, ANN, predicción, quimiometría, *Holcus lanatus*, *Pennisetum clandestinum* y *Paspalum scabrum*.

ABSTRACT

The objective of the research was to evaluate two different prediction models of the nutritional composition of native pastures of the locality of Pomacochas by means of near infrared spectroscopy (NIR). Also, for this were analyzed nutritional parameters as: moisture (H), crude protein (CP), ether extract (EE) and ash (Cen), nitrogen-free extract (NFE), neutral detergent fiber (NDF), acid detergent fiber (ADF), gross energy (GE) and in vitro digestibility. Samples were collected from three varieties of native grasses (*Holcus lanatus*, *Pennisetum clandestinum* and *Paspalum scabrum*), in three phenological stages of the plant (beginning of flowering, flowering and post-flowering) with three repetitions, said samples were dried in an air-conditioned oven forced at 60 ° for 48 hours, ground and packed in a high density polyethylene bag. Absorbance spectra were obtained in the wavelength range of 1100 - 2500 nm. Predictions were developed using Matlab 15th software with neural network (ANN) models and partial least squares regression (PLSR), with 14 relevant wavelengths in FDA, 16 in NDF, 20 in digestibility in vitro and 18 in others parameters evaluated. The results obtained showed that the PLSR model compared to the ANN model provides better adjustments ($R^2 > 0.70$), obtained in the validation for native grasses.

Keywords: NIR, PLSR, ANN, prediction, chemometrics, *Holcus lanatus*, *Pennisetum clandestinum* and *Paspalum scabrum*.

I. INTRODUCCIÓN

Es de vital importancia el análisis de las propiedades nutricionales de los forrajes, ya que son la principal fuente de alimentación de animales (Molano *et al.*, 2016). Además, conocer la composición nutricional de los forrajes, los requerimientos energéticos y nutricionales de animales, se tendría una idea clara de cómo suministrar una alimentación equilibrada para maximizar la productividad animal, para ello se debe buscar tecnologías más económicas que permite realizar dicho análisis (Oliva *et al.*, 2015).

La composición nutricional de los pastos se realiza comúnmente mediante el análisis proximal propuesto por la AOAC (1990) usando equipos tradicionales y con el uso de reactivos. También los análisis de fibra detergente neutra y fibra detergente acida se realizan mediante la metodología propuesta por Van Soest *et al.* (1991) y utiliza el equipo analizador de fibras en el cual se utiliza reactivos altamente contaminantes.

Asimismo, los costos por servicio de análisis nutricional son muy elevados y escasos en la región Amazonas, siendo los más utilizados los análisis convencionales lo cual requiere de mayor tiempo y utiliza reactivos químicos muy costosos, lo que hace elevar el coste de dichos análisis (Asekova *et al.*, 2016). Dichos reactivos utilizados en el análisis son desechados al ambiente generando contaminación y con el pasar del tiempo se ha ido buscando nuevas alternativas para realizar dichos análisis.

Una de las tecnologías emergentes más utilizadas para el análisis de la composición nutricional es la espectroscopia en el infrarrojo cercano, del inglés Near Infrared Spectroscopy (NIRS), se emplea desde la década del setenta como una técnica alternativa a los métodos tradicionales, con alto potencial para la obtención de confiables y rápidos resultados de la composición nutricional de forrajes (Bezada *et al.*, 2017; Asekova *et al.*, 2016; Sandoval *et al.*, 2008; Valenciaga *et al.*, 2006). Además, permite determinar la composición nutricional de pastos a un bajo coste, en menor tiempo y es una técnica no destructiva, para ello es necesario generar modelos de calibración que relacionan los datos espectrales obtenidos en el equipo NIR y la composición nutricional obtenidos por métodos tradicionales (Gatius *et al.*, 2017; Guindo *et al.*, 2016; Rushing *et al.*, 2016; Dykes *et al.*, 2014 y Andueza *et al.*, 2011).

Cen & He (2007) y Zhang & Su (2014) mencionan que la tecnología NIRS es una técnica rápida, económica, con alta precisión, facilitando el acceso de la información, ahorrando tiempo y reduciendo la contaminación ambiental por la no utilización de reactivos químicos.

El Laboratorio de Nutrición Animal y Bromatología de Alimentos de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas cuenta con el equipo NIRS y por otro lado la región Amazonas cuenta con cuencas dedicadas a la producción ganadera, donde los pastos nativos son la fuente principal de la alimentación de los cuales se desconoce su composición, por ello, con esta investigación se pretende evaluar el contenido nutricional de pastos nativos de una cuenca ganadera dedicada a la producción de leche, a fin de construir los modelos de predicción de composición nutricional de los principales pastos nativos de la cuenca ganadera de Pomacochas, requiriendo previamente de análisis de laboratorio como análisis de referencia, a partir del cual se generara modelos para predecir la composición nutricional y esto permitirá brindar las facilidades a los productores para poder realizar el análisis de sus forrajes a un menor costo.

1.1. Antecedentes de la investigación

Los recursos forrajeros constituyen el fundamento principal de la producción de rumiantes. Por ello, el conocimiento de la calidad de forrajes, en forma rápida y confiable, es de particular relevancia en zonas ganaderas donde las pasturas son la principal fuente de alimento para el ganado (Alomar & Fuschslocher, 1998).

Con el pasar del tiempo han ido implementado nuevas técnicas para determinar la composición nutricional de forrajes, y han desarrollado un espectrofotómetro NIRS computarizado, con el cual Norris *et al.* (1976), realizaron la primera investigación aplicando NIRS en pastos (*Medicago sativa*, *Bromus inermis L.* y *Festuca arundinacea*), para predecir la cantidad de materia seca y digestibilidad *in vitro* de estos forrajes que el ganado consume. Asimismo, Shenk & Westerhaus (1994), utilizan la tecnología NIRS para el análisis de forraje.

En pasturas naturales se han realizado algunas investigaciones usando NIRS y el modelo regresión por mínimos cuadrados parciales del inglés Partial Least Squares Regression (PLSR) en diferentes países, dentro de ellos se encuentra los trabajos realizados por Fekadu *et al.* (2010), Lobos *et al.* (2013) y Parrini *et al.* (2017) que

investigaron en: pasturas naturales de Etiopia, pasturas naturales de Chile y en pasturas naturales de Toscana - Italia, respectivamente.

Asimismo, se buscó antecedentes realizados en pastos cultivados, podemos citar a Valdes & Renjifo (2003), quienes determinaron la composición nutricional del pasto elefante (*Pennisetum purpureum*) donde evaluaron humedad, proteína cruda (PC), fibra detergente ácida (FDA), fibra detergente neutra (FDN), extracto etéreo (EE), lignina (L) y energía bruta (EB), obtuvieron predicciones aceptables, con un coeficiente de determinación (R^2) superior a 0.90. Asimismo Vásquez *et al.* (2004), describieron ecuaciones de calibración para materia seca (MS), ceniza, EE, PC, FDN, digestibilidad *in vitro* y porcentaje de almidones en pasto Guinea, donde trabajaron en el rango de longitud de onda de 408 - 1092,8 nanómetros (nm) y de 1108 - 2492.8 nm, obtuvieron R^2 superiores a 0.91.

Galea (2015), en muestras intactas frescas (hojas verdes) y molido seco (hojas secas y molidas) de forraje de triticale, mediante PLSR evaluó materia seca (MS), N, P, K, Ca y Mg, obteniendo un R^2 entre 0.78 y 0.89 para muestras frescas y un R^2 entre 0.74 y 0.94 para muestras molidas secas. Bezada *et al.* (2017), en Rey Grass italiano (*Lolium multiflorum* Lam), usando el modelo mínimos cuadrados parciales (Partial Least Squares - PLS) para la predicción cuantitativa de PC, EE, cenizas totales, fibra cruda y FDN, obtuvieron el R^2 entre 0.71 y 0.94.

También, existen estudios realizados en ensilaje de gramíneas, empleando NIRS, tal es el caso de Liu *et al.* (2008), quienes predijeron la digestibilidad *in vitro*, mediante el modelo PLSR, donde obtuvieron un R^2 de 0.80. Maslovaric *et al.* (2013) desarrollaron modelos de calibración para la composición química y digestibilidad *in vitro* de ensilaje de maíz, usando el modelo PLSR, y concluyen que la tecnología NIRS puede ser útil en la predicción de MS, PC, almidón, parámetros fermentativos (acético, láctico y amoníaco - N) y FDN sin secar ensilaje de maíz.

Además, esta tecnología se utilizó para evaluar la composición química de diferentes materias primas, productos agropecuarios y productos procesados entre ellos tenemos a Pons (2010), quien determinó proteína, humedad, Cenizas, EE y cantidad máximos y mínimos permitidos en cacao y derivados. Miranda (2011), evaluó el contenido de cubierta seminal del grano *Lupinus albus*. Torres (2014), determinó el color de la pulpa en melones intactos mediante la tecnología NIRS. Prieto *et al.* (2017), realizó una

revisión sobre el uso de la tecnología NIRS en la caracterización de carne, grasa y productos cárnicos, todos ellos obtuvieron R^2 superiores a 0.70.

1.2. Base teórica

1.2.1. Forraje nativo

Zarria (2015), define al forraje nativo como el recurso forrajero que crece naturalmente sin la intervención del hombre, más abundante y también el más económico para la producción de carne y leche.

1.2.1.1. Importancia de los forrajes nativos

La importancia de estudiar a los pastos nativos es debido a la invasión de especies de pastos exóticos, lo cual no se está teniendo en consideración las especies nativas a pesar de que muchos agricultores manifiestan que los pastos nativos son más importantes para mejorar la producción de leche y carne (Vásquez, 2012). Ahí la importancia de estudiar las variedades de especies nativas de mayor importancia para el ganadero, siendo la base de la producción ganadera (Oliva *et al.*, 2015). Además, los forrajes nativos son resistentes al frío, sequías, no son exigentes por que crecen en suelos de poca fertilidad y son plantas perennes (Ramirez, 2009).

1.2.1.2. Valor nutritivo de los forrajes

El valor nutritivo de los forrajes radica en que se debe conocer sus propiedades cualitativas, cuantitativas y es resultante de los de factores intrínsecos de la planta como la composición química, digestibilidad, factores ambientales, factores propios de animal, la interacción entre pasturas y el animal (Sanchez *et al.*, 2008). También el alto valor nutritivo de los forrajes es cuando éstos tienen alta concentración de nutrientes, son muy digestibles y permiten un consumo elevado (Teuber *et al.*, 2006).

1.2.1.3. *Holcus lanatus*

Holcus lanatus, conocido vulgarmente como “Capin lanudo” o “Pasto lanudo”, debido a que la hoja es densamente aterciopelada, aparece en la literatura, como gramínea invernal, bianual o perenne de vida corta (Martínez, 2008).

Es una gramínea perenne que crece en matas densas, es especie que presenta un sistema radicular que es agresivo, pudiendo desarrollar raíces profundas o raíces superficiales, este crecimiento radicular altamente competitivo le que se adapta a

una amplia variedad de suelos desde arcillosos a arenosos, tanto en condiciones húmedas como secas y especialmente en suelos ácidos y de baja fertilidad (Martínez, 2008 y Anwandter, 2003).

1.2.1.4. *Pennisetum clandestinum*

Pennisetum clandestinum conocido también como kikuyo es una planta perenne, estolonífera y rizomatosa, de 30 o 40 cm de altura. Los estolones son ramificados y aplanados. La vaina de la hoja es de color amarillo pálido verdoso y posee un sistema radicular profundo (Lezama, 2016 y FAO, 2016).

Pennisetum clandestinum es valioso porque el pasto ayuda a la conservación del suelo. Se ha utilizado para la estabilización de suelos con pendientes pronunciadas. En varios países se usa para recuperar suelos y eliminar varios contaminantes incluyendo herbicidas (CABI, 2016)

1.2.1.5. *Paspalum scabrum*

También es conocida por su nombre común “nudillo”, pertenece al grupo de las gramíneas especies que presenta tallos hasta 110 cm, postrados, enraizando en los nudos inferiores, ramificados libremente; entrenudos y nudos retrorsamente escábridos. Vainas escabrosas. Inflorescencia 10-20 cm en forma de racimos. También presenta espiguillas 1.7-2 x 0.8-0.9 mm, elípticas, agudas, glabras, solitarias, en 2 filas, crece en lugares sombreados húmedos es muy similar a *Paspalum candidum*, sólo se diferencia por que presenta hojas escabrosas (Pohl & Davidse, 1897).

1.2.2. Espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIR)

1.2.2.1. Historia de la Espectroscopía NIR

Herschel (1800), diseñó un experimento para determinar la contribución de los colores que componen la luz visible solar dispersa, mediante un prisma de cristal, en el aumento de la temperatura causado en diversas sustancias expuestas a dicha radiación. Demostró que los colores pueden filtrar en distintas cantidades de calor y cada uno tiene una temperatura mayor que aumenta del violeta al rojo. Pero su experimento fue colocar muestras más allá de la luz roja para medir su temperatura, entonces Herschel descubrió que aumentaba su temperatura, y era la temperatura

más alta de todas, y por ello lo denominó “rayos caloríficos”, que más adelante fue conocida como radiación infrarroja.

Garrido *et al.* (1996), mencionan que desde la década de los 70, tiempo en el cual la Espectroscopía NIR comienza a vislumbrarse como una técnica viable y, posteriormente en la década de los 80 y 90, gracias a las mejoras en instrumentos, software y en la expansión en el uso de equipos, un número elevado de publicaciones muestran la precisión de la espectroscopía NIR para predecir parámetros como proteínas y lípidos, entre otros.

1.2.2.2. Fundamentos de la espectroscopia

La palabra “espectroscopía” deriva de la raíz latina “spectrum” que significa apariencia, imagen y de la palabra griega “skopia” que significa ver (Reeves, 2000). La espectroscopia es un conjunto de técnicas de análisis que se fundamentan en la interacción de la radiación electromagnética con la muestra, consiste en la medición e interpretación de fenómenos de absorción de la luz que entra en contacto con la muestra, es decir, la espectroscopia involucra transferencia de energía entre la luz y la muestra (Galea, 2015).

También Armenta *et al.* (2007), mencionan que el principio fundamental de la espectroscopia es la radiación, y al interactuar con la muestra sufre una serie de modificaciones observables y medibles que dependen de la composición nutricional, química, físicos y estructurales de la muestra. Asimismo, Groenewald & Köster (2006), indican que la espectroscopía NIR depende de la calibración, proceso que se realiza para reconocer los resultados de diferentes productos y elementos, en la calibración, un número de muestras son analizados por métodos tradicionales de laboratorio donde se determina la composición real de las muestras, posteriormente las muestras que fueron analizadas por métodos tradicionales se colocan en el equipo NIR y se obtienen la reflectancia en las diferentes longitudes de onda de cada muestra. Luego en un computador con un software, se realiza la combinación de los resultados de la composición real de las muestras y los valores de reflectancia que son transformados a las constantes de calibración.

Espectro electromagnético. Es la descomposición de la radiación en sus componentes la cual va acompañada de sus respectivas intensidades. Al espectro se

le denomina continuo cuando contiene toda una gama de radiaciones posibles entre dos límites determinados (Galea, 2015).

Radiación infrarroja (IR): Jiménez (2007), menciona que la zona del infrarrojo cercano es de 700 a 2500 nm, se encuentra situada al final de la zona visible y al comienzo de la zona infrarroja media (figura 1). Esta región incluye absorciones moleculares de “Bandas de Combinación” (1800 a 2500 nm) y “Sobretonos” (700 a 1800 nm).

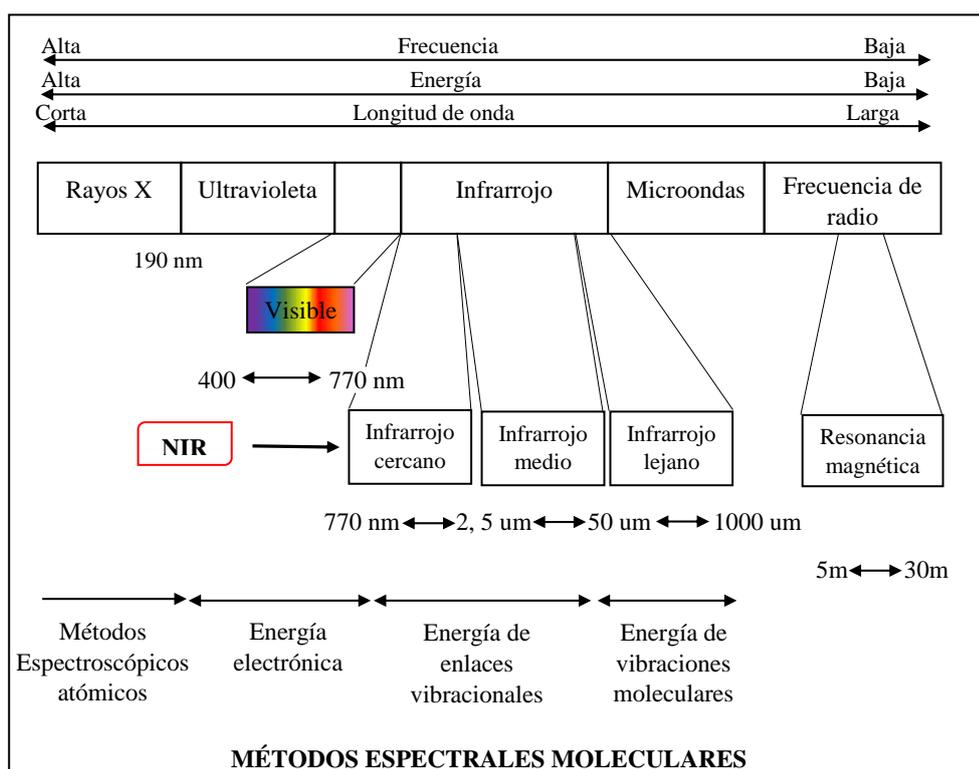


Figura 1. Espectro electromagnético (Adaptado de Galea, 2015).

1.2.2.3. Análisis quimiométrico

La quimiometría es la parte de la química que sirve de las matemáticas, estadística y lógica formal para: diseñar o seleccionar procedimientos experimentales óptimos; proporcionar información química relevante a partir del análisis de señales analíticas y finalmente, adquirir conocimiento de los sistemas químicos (Massart *et al.*, 1997 y Glasgow, 1993). También la quimiometría utiliza métodos originados en otras disciplinas para proponer mejoras en los procesos químicos, interpretar resultados y desarrollar modelos químicos. Siendo algunas de las principales, la estadística multivariada, análisis numérico, investigación de operaciones y análisis de series de tiempo, entre otras (Wold *et al.*, 1998).

La espectroscopia NIR es una técnica ampliamente usada como método de análisis y se fundamenta en la quimiometría para poder desarrollar los modelos o ecuaciones de predicción (Shenk & Westerhaus, 1994).

1.2.2.4. Calibración

Según, Sapienza *et al.* (2008), las ecuaciones matemáticas desarrolladas se denominan "modelos de predicción", también se llama "calibraciones". Para la máxima precisión, se deben separar los modelos de predicción, siendo único para cada constituyente en productos concretos. Las ecuaciones permitirán aplicarlas al espectro de la muestra analizada para obtener resultados analíticos.

Shenk & Westerhaus (1995), mencionan que las ecuaciones de calibración tienen un mejor valor predictivo cuando se desarrollan en muestras de naturaleza homogéneas o que correspondan al mismo tipo de producto. Cuando se desarrollan calibraciones para poblaciones más heterogéneas la precisión y exactitud tienden a disminuir. Asimismo, Cozzolino (2002), indican que las ecuaciones de calibración cuantifican la relación de absorción del espectro NIR y los datos de referencia de laboratorio.

1.2.2.5. Validación

El proceso de validación se llama validación externa, consiste en realizar una comparación del valor verdadero y el valor estimado. Considerando, el valor verdadero a aquel obtenido mediante el método de referencia, mientras que el valor estimado es el predicho por la ecuación por la espectroscopia NIR (Delgado, 2003 y Casal, 2013).

1.3. Hipótesis

Si existe relación entre el tipo de modelo y la predicción de composición nutricional de pastos nativos de Pomacochas, utilizando espectroscopía en infrarrojo cercano.

1.4. Variables de estudio

1.4.1. Variable dependiente

Composiciones porcentuales de humedad, proteína bruta, fibra cruda, grasa, cenizas, ELN, FDN, FDA y porcentaje de digestibilidad *in vitro*.

1.4.2. Variable independiente

Modelos de predicción

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivo general

Desarrollar modelos de predicción para evaluar la composición nutricional de pastos nativos de Pomacochas utilizando espectroscopía en infrarrojo cercano.

1.5.2. Objetivos específicos

- Determinar la composición nutricional de los pastos nativos, utilizando métodos químicos de referencia.
- Obtener perfiles espectrales de pastos nativos, en el rango de longitudes de onda del infrarrojo cercano y determinar longitudes de onda relevantes.
- Aplicar modelos quimiométricos con fines de predicción.
- Validar los modelos de predicción y comparar estadísticamente la eficiencia y robustez para determinar su viabilidad.

II. MATERIALES Y METODOS

2.1. Localización

2.1.1. Localización territorial

Región : Amazonas
Provincia : Bongará
Distrito : La Florida - Pomacochas

2.1.2. Mapa de localización

La investigación conto de 2 fases una de campo que fue desarrollada en el distrito de La florida - Pomacochas, región Amazonas, Provincia de Bongará ver figura 1. Y la segunda fue conducida en las instalaciones del Laboratorio de Nutrición Animal y Bromatología de Alimentos de la Facultad de Ingeniería Zootecnista, Agronegocios y Biotecnología de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas, ubicado en la ciudad Universitaria Barrio Higos Urco, Chachapoyas, Amazonas.

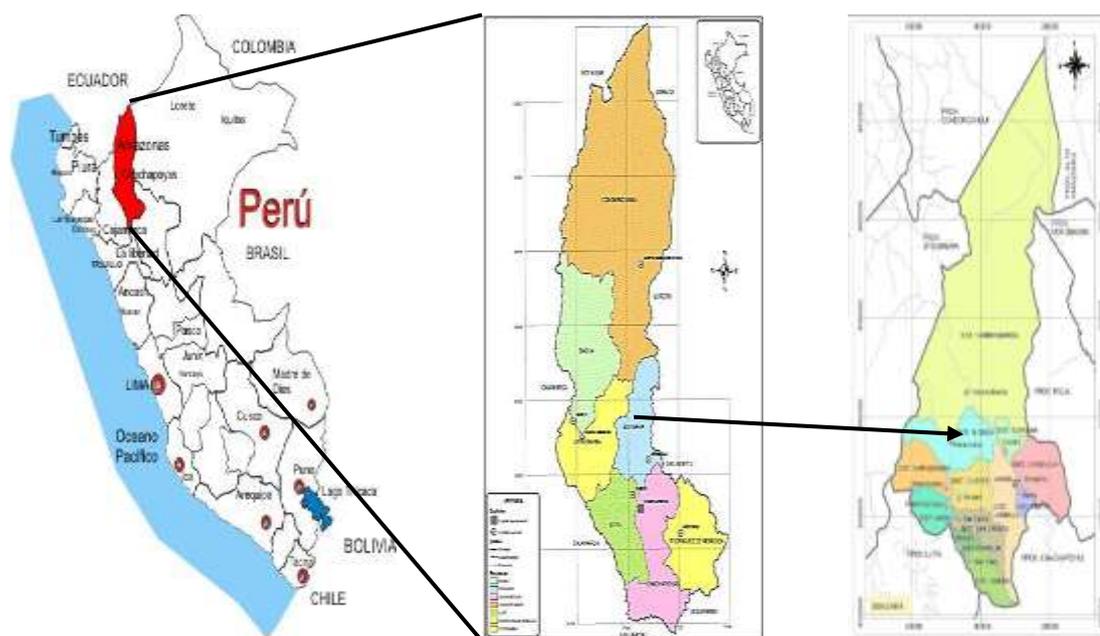


Figura 2. Mapa de localización del distrito de Florida-Pomacochas, región Amazonas

2.2. Materiales y equipos

Los materiales y equipos utilizados durante la investigación se presentan a continuación.

2.2.1. Material biológico.

Se recolectó muestras de tres variedades de pastos nativos del distrito de Florida-Pomacochas: *Holcus lanatus*, *Pennisetum clandestinum* y *Paspalum scabrum* en tres estados fenológicos de la planta: inicio de floración, floración y post floración.

Las muestras fueron recolectadas de las parcelas de los productores del distrito de Florida - Pomacochas teniendo en cuenta la época de corte o pastoreo de las parcelas de los productores.

2.2.2. Materiales de laboratorio

- Guantes
- Mascarillas
- Papel toalla
- Guardapolvo
- Desecador de humedad
- Crisoles de porcelana y vidrio
- Vaso de precipitación de 250 y 1000 ml
- Vegetas de 10 y 20 cm
- Fiolas de 1000 ml
- Baldes de 5, 16 y 20 L
- Piseta
- Gradilla para tubos
- Tubos de digestión
- Matraz Erlenmeyer de 250 ml
- Papel filtro
- Vasos de aluminio
- Cartuchos de celulosa
- Pinza de manipulación
- Gradilla para cartuchos

2.2.3. Equipos

Los principales equipos utilizados en esta investigación se detallan a continuación:

- Estufas (LSIS-B2V/EC 55, Ecocell - USA)
- Molino (GM 200, Retsch - Alemania)
- Espectrofotómetro de infrarrojo cercano NIR (SPECTRA 2500 XL, Unity Scientific - USA)

- Balanza analítica (T7911, Precisa - Suiza)
- Sistema extractor Soxhleth (00-K, Selecta Det. Grasa N - España)
- Equipo de Khjendal (00-N, Selecta Pro Nitro - España)
- Bomba calorimétrica (Calorimeter Assy 240V6200, Parr Instrument - USA)
- Analizador de Fibras (A200I, ANKOM Technology - USA)
- Digestor Daysi II (D200I, ANKOM Technology, NY - USA)
- Horno mufla (BF51732C-1, Thermo Scientific - USA)

2.3. Población, muestra y muestreo

La población estuvo constituida por tres pastos nativos: *Holcus lanatus*, *Pennisetum clandestinum* y *Paspalum scabrum* del distrito de Florida - Pomacochas.

Se contó con un total 78 muestras de dos épocas del año la lluviosa y seca, en tres estados fenológicos de la planta (inicio de floración, floración y post floración) con tres repeticiones por cada estado fenológico de la planta, además se consideró dos repeticiones más para *Holcus lanatus* y *Pennisetum clandestinum*, dichas muestras fueron utilizadas para validación del modelo; 30 muestras de *Holcus lanatus*, 30 de *Pennisetum clandestinum* y 18 de *Paspalum scabrum*.

El muestro fue al azar directamente de las parcelas de los productores del distrito de Florida - Pomacochas, usando la metodología del metro cuadrado propuesta por (Toledo, 1982).

2.4. Metodología

La metodología para cada paso empleado se resume en la figura 4 y se describe a continuación:

2.4.1. Preparación de muestras

La preparación de las muestras se realizó según la metodología propuesta por Sandoval *et al.* (2008) y Bezada *et al.* (2017).

2.4.2. Toma de espectros

Los espectros fueron tomados mediante la metodología descrita por Asekova *et al.* (2016) y Molano *et al.* (2016), con las siguientes modificaciones:

- Se tomó los espectros en el rango de longitud de onda 1100 - 2500 nm.
- Los espectros fueron tomados en una celda de 4 cm de diámetro por 10 cm de altura, un promedio de 40 gramos por muestra.

- Se tomó por quintuplicado los espectros de cada muestra.

2.4.3. Análisis de composición nutricional de los pastos

La metodología utilizada para los procedimientos del análisis de composición nutricional de las muestras, se realizó en el Laboratorio de Nutrición Animal y Bromatología de Alimentos, según el protocolo de la AOAC (1990) para las variables nutricionales de humedad (AOAC 925.05), proteína cruda (AOAC 976.05), extracto etéreo (AOAC 920.39), fibra cruda (AOAC 978.10), cenizas totales (AOAC 942.05) y extracto libre de nitrógeno (AOAC 923.03), para el análisis de la fibra detergente neutro (FDN) y fibra detergente ácida (FDA), se realizó mediante el protocolo de Van Soest *et al.* (1991), también para el análisis de energía bruta se utilizó la metodología de calorimetría y para la determinación de la digestibilidad *in vitro* se trabajó según el protocolo recomendado por el fabricante para el incubador Daisy II (ANKOM, 2014).

2.4.4. Modelado

Se usan métodos comunes para modelar las relaciones entre perfiles espectrales y parámetros nutricionales. Entre ellos tenemos redes neuronales artificiales del inglés Artificial neural networks (ANN) y regresión por mínimos cuadrados parciales del inglés Partial Least Squares Regression (PLSR) la cuales se describe a continuación:

a) Redes Neuronales Artificiales (ANN)

Las ANN son un tipo de redes de aprendizaje supervisado que se utilizan ampliamente para predicción y clasificación. Los modelos ANN consiste en una capa de entrada, capa oculta y capa de salida (Afandi *et al.*, 2016) ver figura 3.

La primera capa o capa de entrada recibe los valores de entrada y, por medio de una función de transferencia, distribuye los valores de atributo de entrada a los elementos de procesamiento en las segundas capas. La segunda capa es una capa oculta, en la que los datos se calculan utilizando una función de transferencia sigmooidal no lineal. La tercera capa es la capa de salida, y la cantidad de elementos de procesamiento depende de las categorías de clasificación (Vásquez *et al.*, 2017 y Zeng *et al.*, 2017), y el número de neuronas en la capa de entrada y la capa de salida corresponde a las longitudes de onda y los parámetros que se modelan (Vásquez *et al.*, 2017).

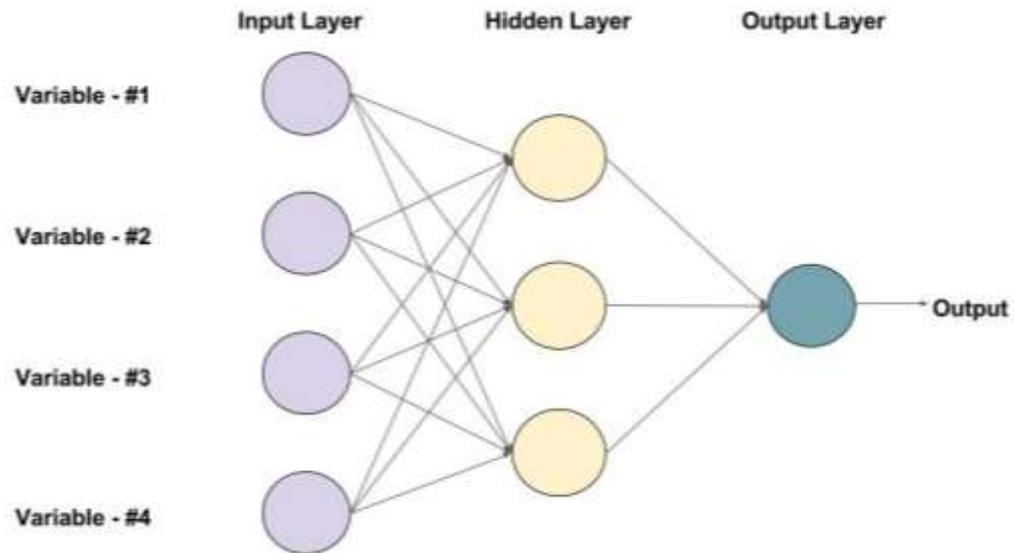


Figura 3. Ejemplo de una red neuronal multicapa adaptado de Vázquez *et al.* (2017)

Se construyeron los modelos ANN completos y optimizados, utilizando las mismas longitudes de onda seleccionadas para los modelos PLSR.

b) Regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR)

PLSR es uno de los métodos más utilizados y se ha aplicado para predecir diferentes propiedades en los forrajes por Bezada *et al.* (2017), Reddersen *et al.* (2013), Andueza *et al.* (2011), Shetty *et al.* (2012), Ibáñez & Alomar (2008) y otros.

Asimismo PLSR es un método estadístico que transforma las variables de entrada X en la salida Y, utiliza los valores de absorbancia dentro de un rango de longitud de onda determinado, extrae las características del espectro y luego establece la correlación entre las mediciones instrumentales y los valores de la propiedad de interés (Zhang *et al.*, 2017 y Wold *et al.*, 2001).

Para desarrollar el modelo PLSR se realizó mediante el procedimiento descrito por Vázquez *et al.* (2017), con algunas modificaciones donde los modelos PLSR completos se construyeron usando todas las longitudes de onda en un perfil espectral, y la relevancia de cada longitud de onda en el modelo se evaluó sobre la base de los parámetros nutricionales de cada uno de los pastos y las longitudes de onda se vincularon a los parámetros nutricionales para el modelo PLSR y se seleccionaron de acuerdo con su valor y capacidad para explicar Y, lo que redujo el error cuadrático medio (RMSE). Luego, se construyeron modelos simplificados u

optimizados utilizando solo las longitudes de onda relevantes de cada uno de los parámetros en cada modelo generado.

2.4.5. Validación

Para la validación del modelo, se siguió el procedimiento propuesto por Vásquez *et al.* (2017), donde se utilizó un segundo conjunto de datos de veinticuatro muestras de validación diferentes a las utilizadas en la generación del modelo, en el que se compararon los valores reales de cada parámetro nutricional y los valores predichos usando los modelos.

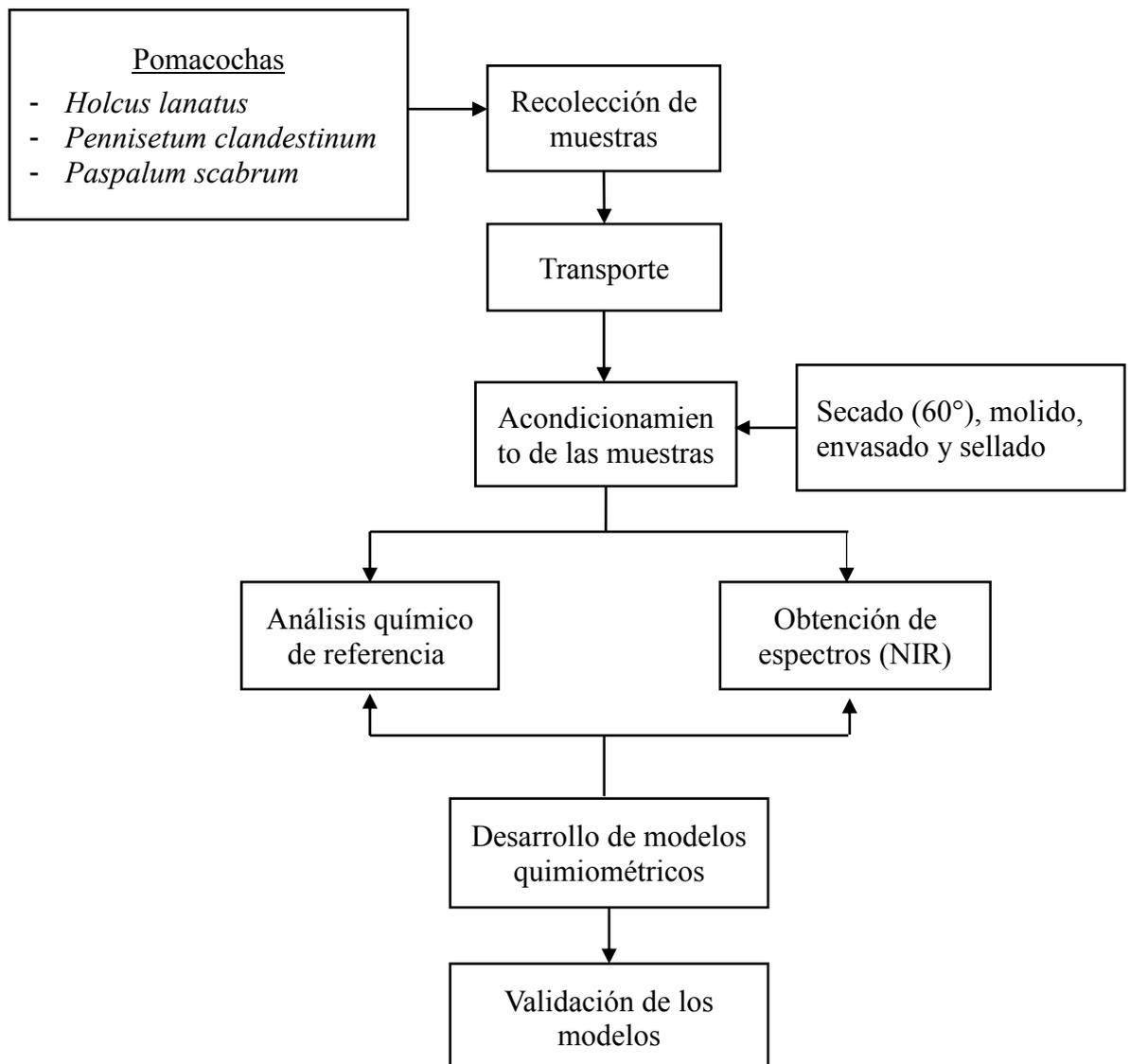


Figura 4. Flujograma de procedimiento para la predicción y validación de la composición de pastos nativos

III. RESULTADOS

3.1. Composición nutricional de los pastos nativos

Los resultados de los análisis de composición nutricional obtenidos de laboratorio se presentan en la tabla 1 y 2 de cada uno de los pastos evaluados.

Tabla 1. Análisis proximal de los pastos

Pastos	H ¹	PC ²	EE ³	FC ⁴	Cen ⁵	ELN ⁶
<i>Holcus lanatus</i>	6.88±1.06*	12.11±2.07	2.27±0.30	25.73±2.90	8.00±1.32	45.01±2.77
<i>Penisetum clandestinum</i>	6.92±1.10	16.64±2.40	1.98±0.38	26.88±3.05	10.80±1.08	36.77±2.90
<i>Paspalum scabrum</i>	6.79±0.91	11.28±3.91	1.76±0.38	31.43±1.97	8.25±1.04	40.49±4.30

¹Humedad ² Proteína Cruda ³ Extracto Etéreo ⁴ Fibra Cruda ⁵ Cenizas ⁶ Extracto Libre de Nitrógeno * promedio (n=30) ± Desviación estándar

El *Penisetum clandestinum* presenta los valores más altos del análisis de proteína cruda y cenizas, considerándose los mejores resultados con respecto a los demás pastos evaluados, además los mejores valores de fibra cruda presentaron el *Holcus lanatus* y el *Penisetum clandestinum* y los resultados de extracto etéreo fueron mayores en el *Holcus lanatus*.

Tabla 2. Análisis de Fibra Detergente Neutro (FDN), Fibra Detergente Ácida (FDA), Energía Bruta (EB) y Digestibilidad *In Vitro*

Pastos	FDN	FDA	EB	Digestibilidad <i>in vitro</i>
<i>Holcus lanatus</i>	63.96±3.38	37.61±2.36	4.57±0.16	60.43±6.80
<i>Penisetum clandestinum</i>	64.43±3.62	32.73±2.31	4.49±0.23	63.37±4.80
<i>Paspalum scabrum</i>	65.86±3.06	43.83±2.52	4.46±0.13	60.17±2.60

* promedio (n=30) ± Desviación estándar

El *Penisetum clandestinum* presenta los mejores resultados del porcentaje de digestibilidad *in vitro*, FDA y el porcentaje de FDN obtuvo un porcentaje intermedio en los pastos evaluados, el *Paspalum scabrum*, reportó los mayores valores de FDN y FDA debido al mayor porcentaje de fibra que presenta dicho pasto, además los resultados de digestibilidad *in vitro* fueron similares al pasto *Holcus lanatus*, y los resultados de energía bruta fue similares en los tres pastos evaluados.

3.2. Perfiles espectrales de pastos nativos

Los perfiles espectrales se obtuvieron en el rango de longitud de onda de 1100 a 2500 nm para cada uno de los pastos evaluados. Los compendios de los espectros logrados colectivamente de *Holcus lanatus* (150 espectros), *Pennisetum clandestinum* (150 espectros) y *Paspalum scabrum* (90 espectros), como se muestran en las figuras 5, 6 y 7 respectivamente.

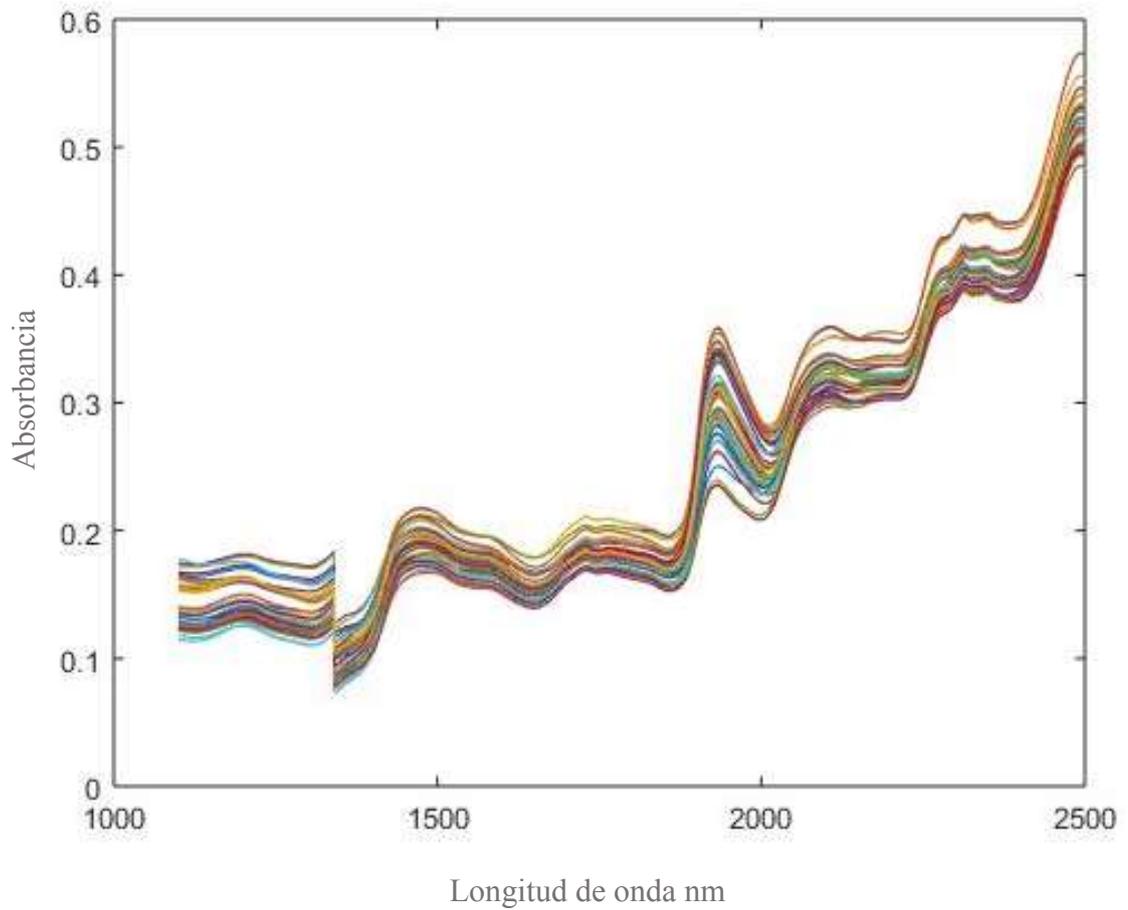


Figura 5. Perfil espectral de *Holcus lanatus*

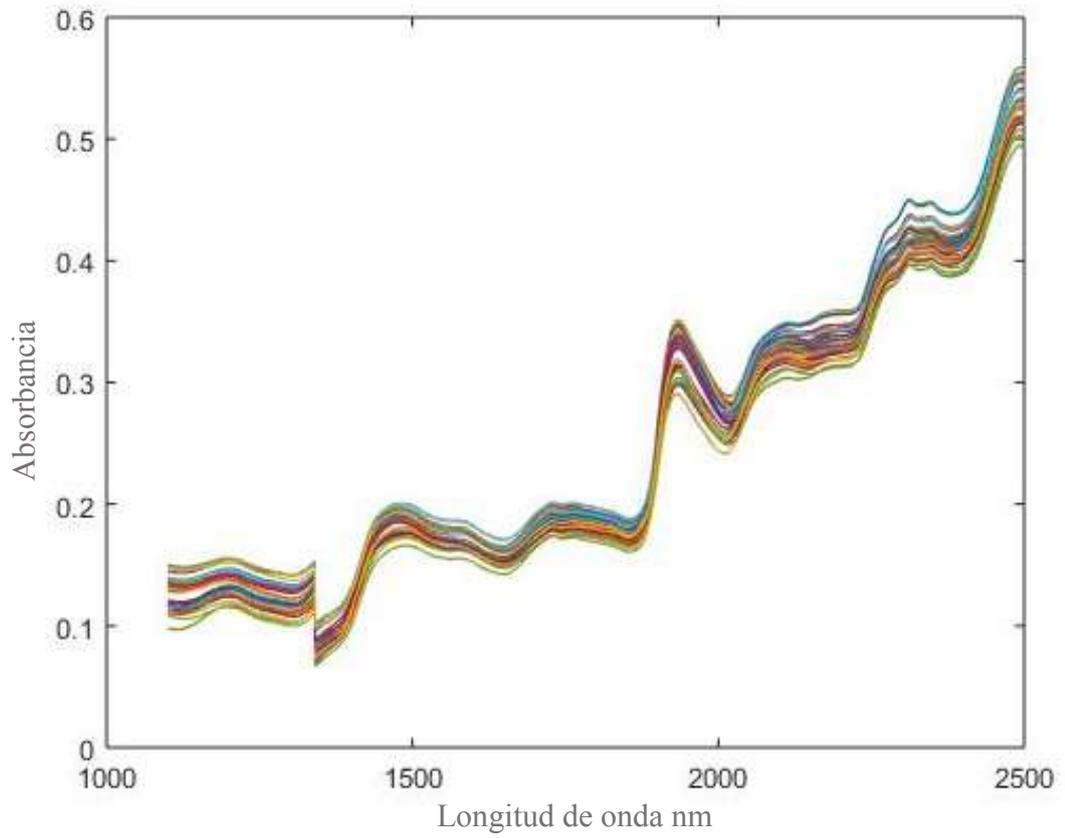


Figura 6. Perfil espectral de *Penisetum clandestinum*

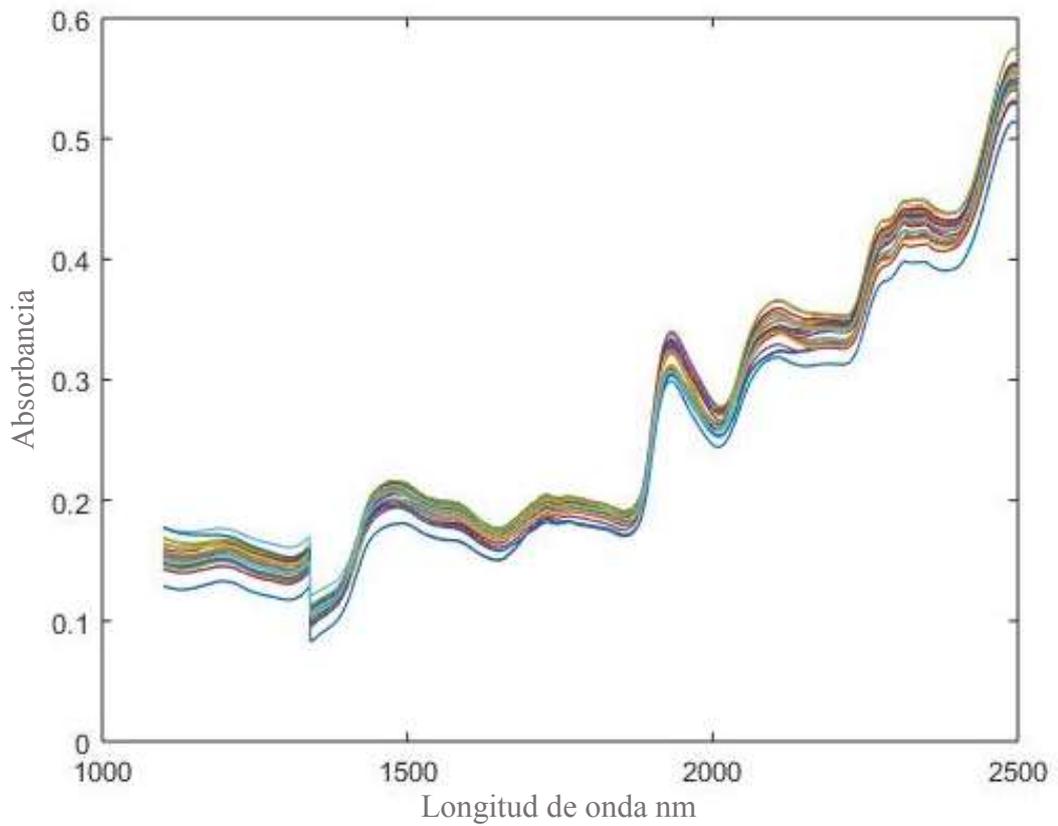


Figura 7. Perfil espectral de *Paspalum scabrum*

3.3. Desarrollo de modelos

El desarrollo de los modelos se realizó mediante la herramienta Matlab 15a, usando los modelos PLSR y ANN, para cada parámetro nutricional evaluados (H, PC, EE, FC, Cen, ELN, FDN, FDA, EB y Digestibilidad *in vitro*), en *Holcus lanatus*, *Pennisetum clandestinum* y *Paspalum scabrum*, especies de pastos nativos evaluados en la investigación, donde se calculó que el error cuadrático medio (RMSE) y el coeficiente de determinación (R^2), además se consideró cada una de las variables latentes y longitudes de onda relevantes para la construcción del modelo.

También, se calculó los efectos del número de variables latentes explicado en el porcentaje de Y y el error cuadrático medio (RMSE), se contó con 18 variables latentes en humedad, PC, EE, FC, cenizas, ELN y energía bruta, 14 en FDA, 16 en FDN y 20 variable latentes en digestibilidad *in vitro* en en *Holcus lanatus*, *Pennisetum clandestinum* y *Paspalum scabrum* como se muestra en la figura 8, 9 y 10 respectivamente.

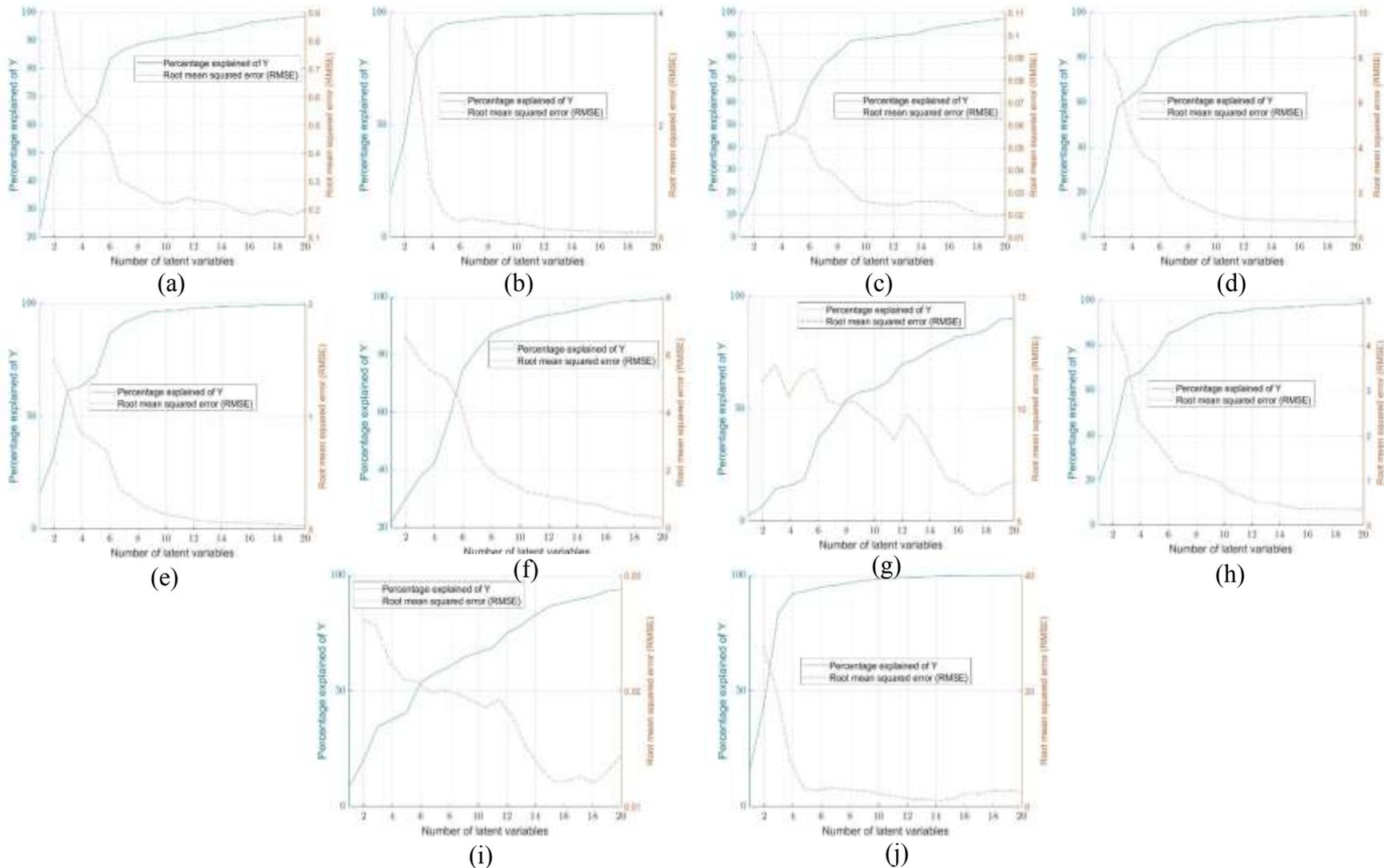


Figura 8. Variables latentes para *Holcus lanatus* (a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad *in vitro*

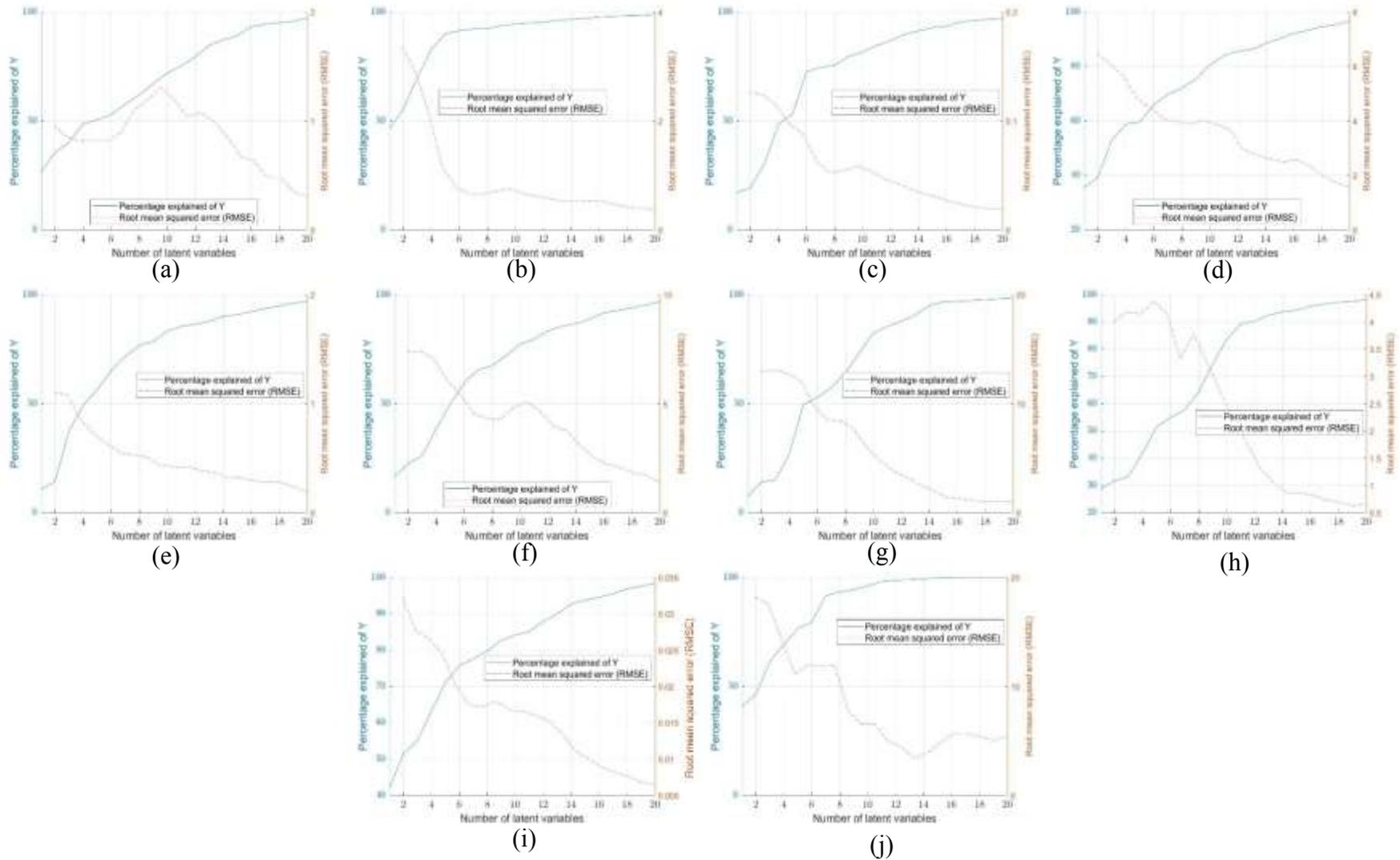


Figura 9. Variables latentes para *Pennisetum clandestinum* (a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad *in vitro*

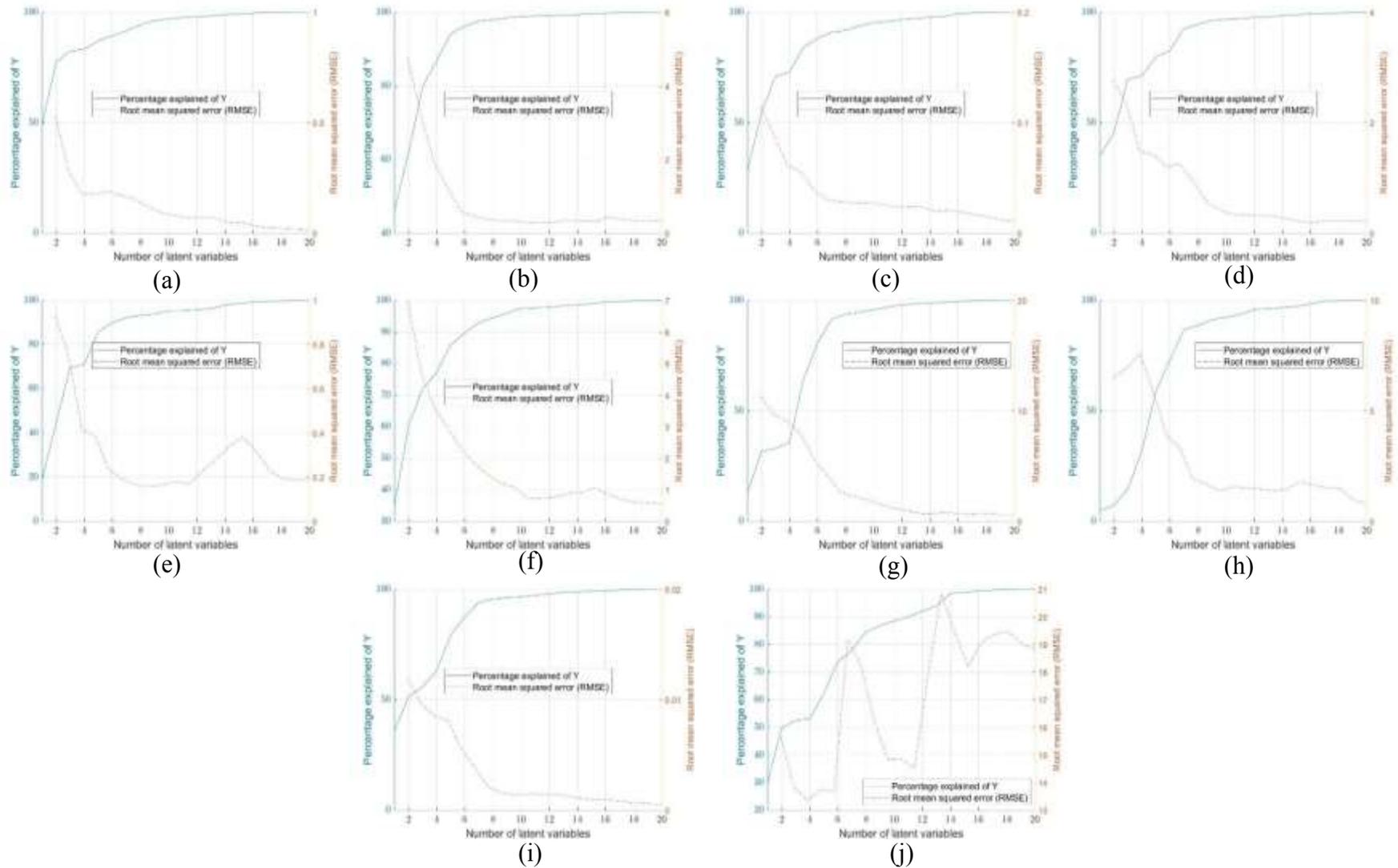


Figura 10. Variables latentes para *Paspalum scabrum* (a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad *in vitro*

Se determinó las longitudes de onda relevantes para construir el modelo optimizado, distribuidas principalmente en el rango de longitud de onda de 1100-2500 nm, para *Holcus lanatus*, *Pennisetum clandestinum* y *Paspalum scabrum*, en cada uno de los parámetros evaluados. En humedad las longitudes de onda seleccionadas fueron similares en los tres pastos, las cuales se encuentran agrupados en el rango de 1100 - 1400, 1600 - 2087 y 2170 - 2500 nm. En proteína cruda los rangos de longitud de onda se agruparon en 1678 - 2500 nm en los tres pastos, pero *Holcus lanatus*, también presentó longitudes de onda seleccionada en el rango de 1336 - 1418 nm y *Paspalum scabrum* mostró una longitud de onda en 1211 nm. En extracto etéreo las longitudes de onda seleccionadas fueron agrupados para *Holcus lanatus* en el rango de 1336 - 1896 nm y en el rango de 2235 - 2489 nm, para *Pennisetum clandestinum* presentó tres longitudes de onda en el rango de 1187 - 1266 nm, dos en 1679 - 1708 nm y las demás longitudes de onda se agruparon en el rango de 1917 - 2489 nm y en *Paspalum scabrum* presentó dos longitudes de onda en el rango de 1385 - 1418 y las demás se agruparon en el rango de 1871 - 2486 nm, ver figura 11, 12 y 13 de cada uno de los pastos respectivamente.

También en el análisis de fibra cruda las longitudes de onda se agruparon en el rango de longitud de onda de 1257 - 1396, 1666 - 1730, 1880 - 2143 y 2238 - 2500 nm, en los tres pastos evaluados. En cenizas las longitudes de onda seleccionadas se agruparon en 1211 - 12400 en los tres pastos, *Holcus lanatus* presentó longitudes de ondas desde el rango 1528 - 1985 y 2416 - 2489 nm, sin embargo, *Pennisetum clandestinum* presentó longitudes de onda en el rango de 1840 - 2051 nm, *Paspalum scabrum* presentó en el rango de 1718 - 1887 nm y en el rango de longitud de onda de 2128 - 2497 nm para *Pennisetum* y *Paspalum*. Y el análisis de ELN agrupó las longitudes de onda relevantes para los tres pastos en el rango de 1315 - 1455, 1667 - 1730 y 1829 - 2488 nm como se muestra en las figuras 11, 12 y 13.

En las figuras 11, 12 y 13 muestra la distribución de longitudes de onda relevantes del análisis de FDN las cuales se agruparon en el rango de 1314 - 1586 y 1671 - 2494 nm para los tres pastos evaluados, al mismo tiempo se determinó las longitudes de onda relevante del análisis de FDA y se obtuvo que para el *Holcus lanatus* se ubicaron en el rango de 1462 - 1966 y 2294 - 2497 nm, en el *Pennisetum clandestinum*, presentó cuatro longitudes de onda separadas en 1110, 1345, 1393 y 1710, además se agrupó en el rango

de 1974 - 2180 y también seleccionó la longitud de onda 2303, 2350, 2489 y 2494nm, y en el *Paspalum scabrum* se encontraron dos longitudes de onda en 1323, 1230 y las demás se agruparon en el rango de 1708 - 1992 y 2172 - 2308 nm.

En el análisis de energía bruta el *Holcus lanatus* las longitudes de onda relevantes se localizaron en el rango de 1510 - 1738 nm, 1980 - 2004 y 2179 - 2493 nm, en *Pennisetum clandestinum* se agruparon en los rangos de 1289 - 1503, 1904 - 2129 y 2262 - 2497 nm y en *Paspalum scabrum* presentó una longitud de onda en 1395 nm y las demás se agruparon del rango 1892 - 2020 y 2205 - 2491 nm. Y en el análisis de digestibilidad *in vitro* las longitudes de onda relevantes se ubicaron para el *Holcus lanatus* en los rangos de 1215 - 1314, 1715 - 1734, 1983 - 2066 y 2282 - 2487 nm, para *Pennisetum clandestinum* se encontraron en los rangos de 1243 - 1469, 1872 - 1976, 2228 - 2240 y 2352 - 2492 nm y para *Paspalum scabrum* se situaron en los rangos de 1314 - 1470 y 2178 - 2493 nm (ver figuras 11, 12 y 13).

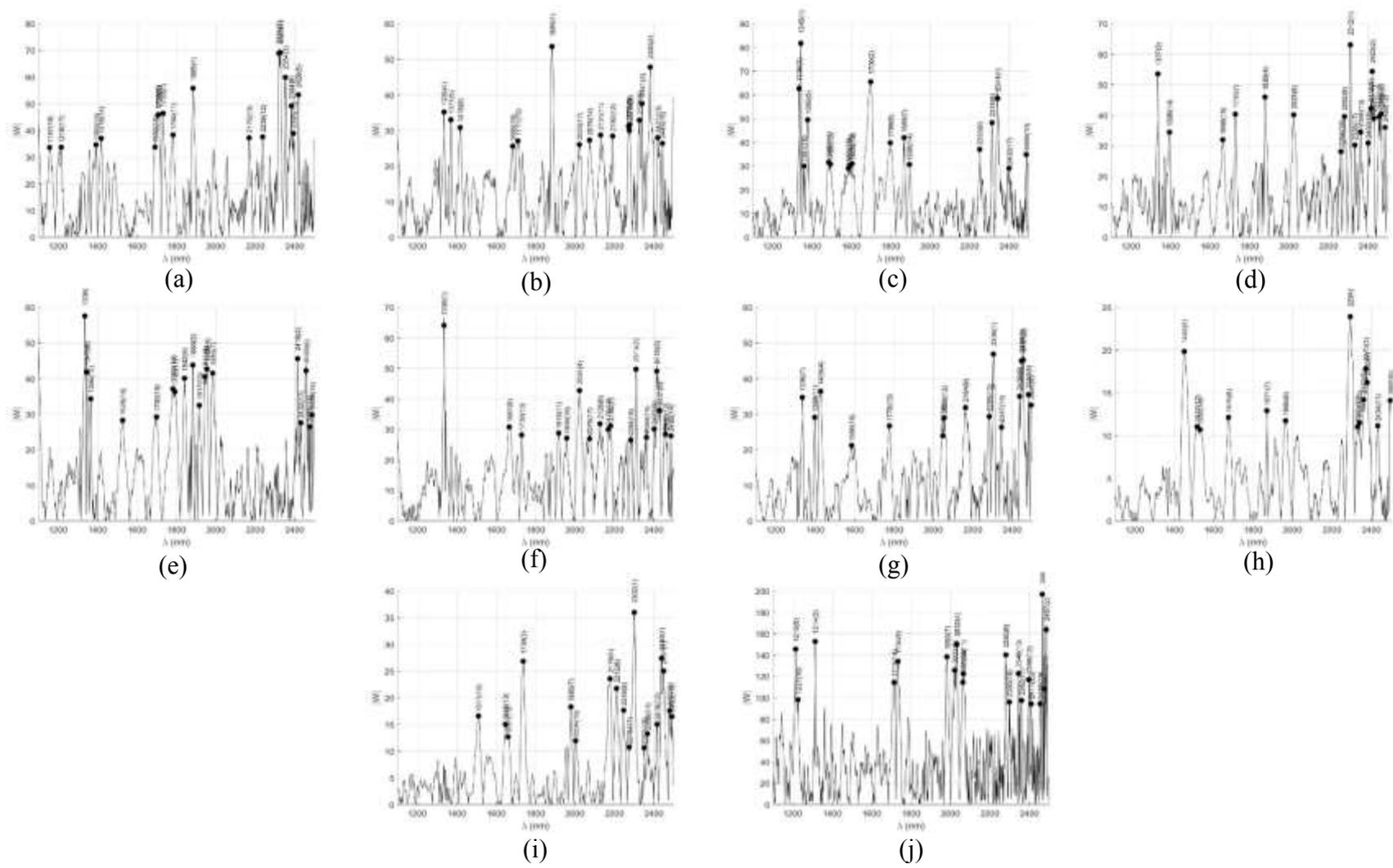


Figura 11. Longitudes de onda seleccionadas de cada uno de los parámetros evaluados de *Holcus lanatus*, a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad *in vitro*.

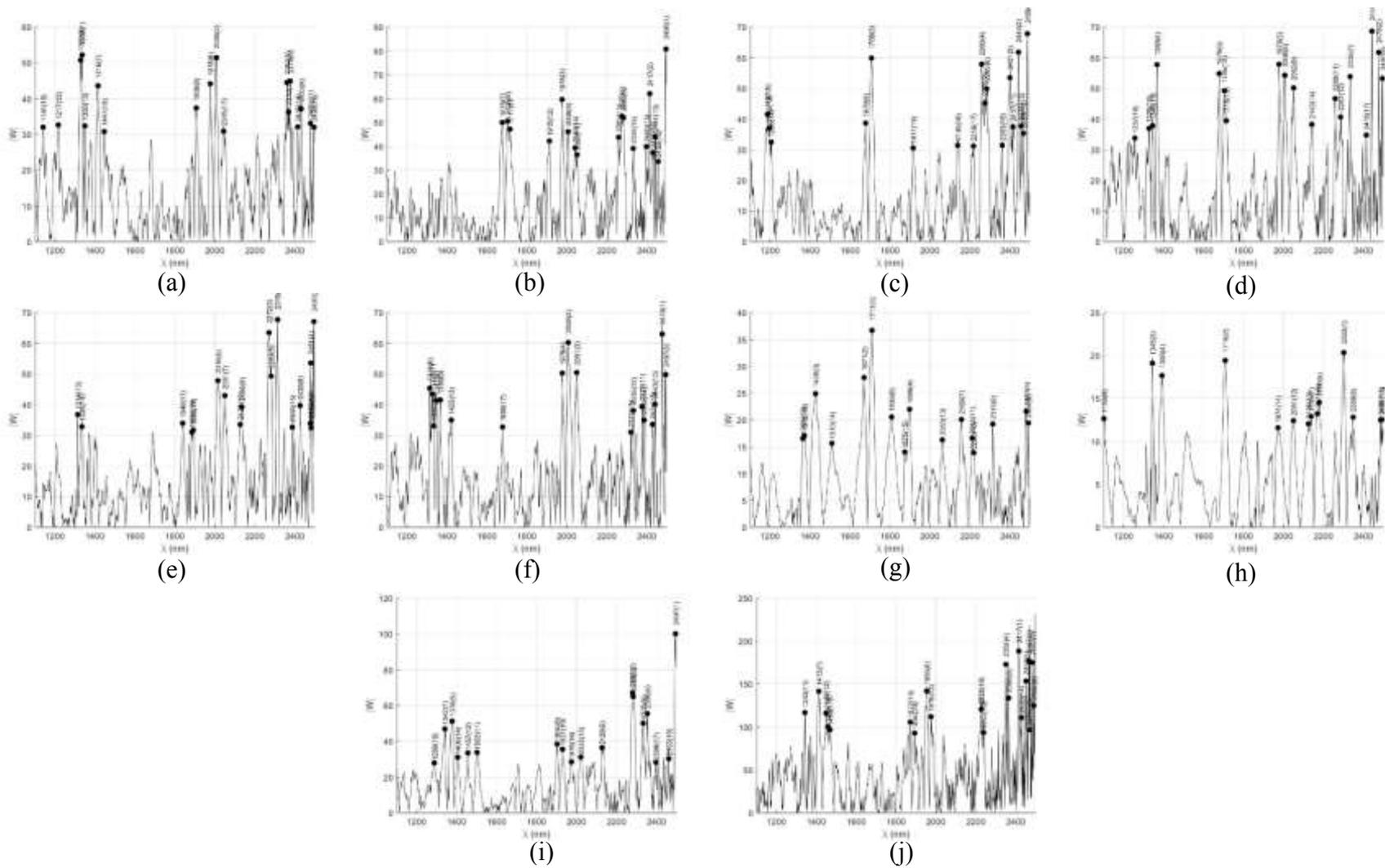


Figura 12. Longitudes de onda seleccionadas de cada uno de los parámetros evaluados de *Pennisetum clandestinum*, a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad *in vitro*

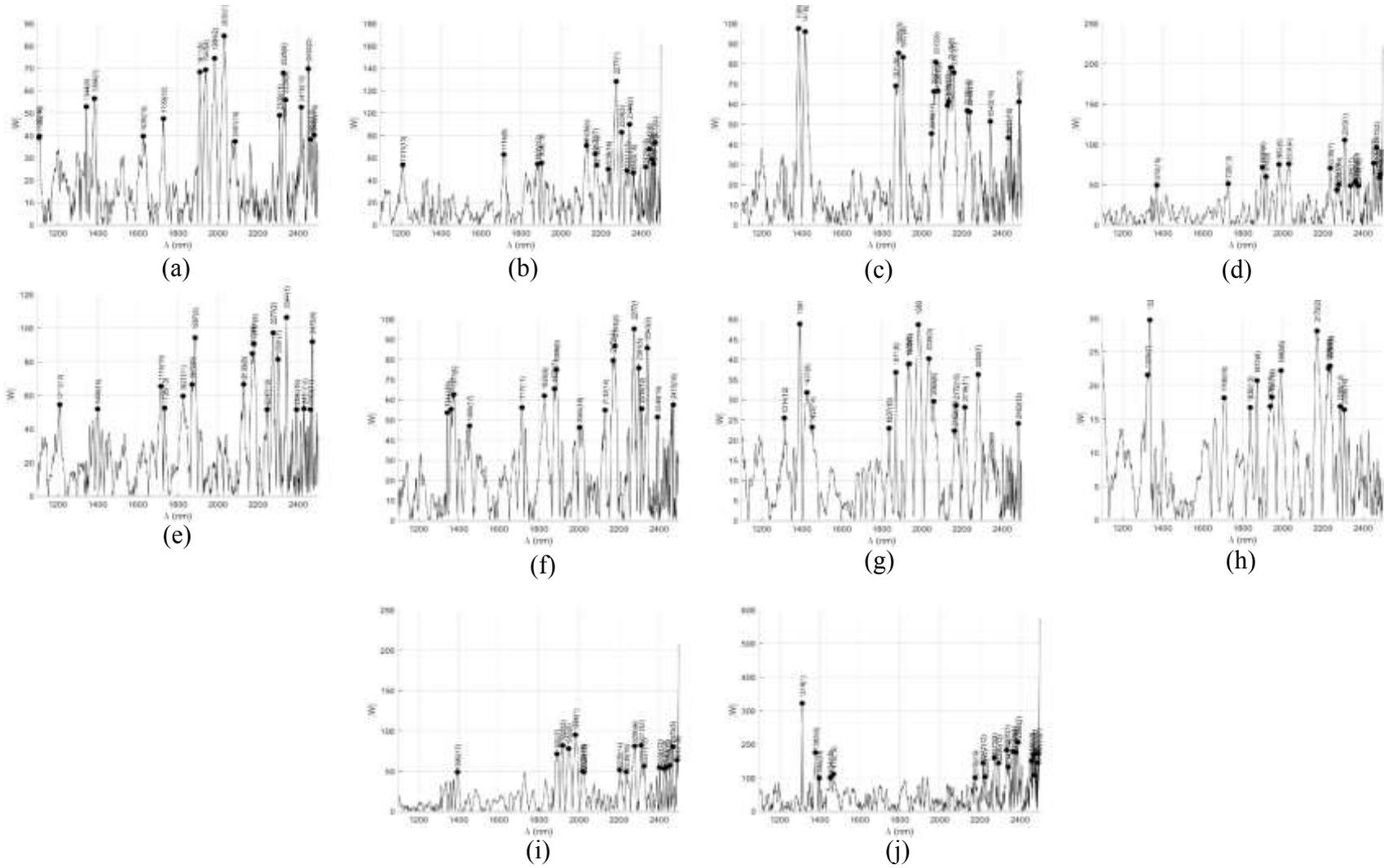


Figura 13. Longitudes de onda seleccionadas de cada uno de los parámetros evaluados de *Paspalum scabrum*, a) Humedad (b) Proteína cruda (c) Extracto etéreo (d) Fibra cruda (e) Cenizas (f) ELN (g) FDN (h) FDA (i) Energía bruta (j) Digestibilidad *in vitro*

3.4. Validación del modelo

La validación se realizó a ambos modelos por separado de cada pasto, y también de cada uno de los parámetros nutricionales evaluados tabla 3, 4 y 5.

Tabla 3. Valores de coeficiente de determinación (R^2) y RMSE del pasto *Holcus lanatus* en validación de un modelo completo (c) y optimizado (o) mediante PLSR y ANN

Parámetro	PLSRc		PLSRo		ANNc		ANNo	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Humedad	0.958	0.029	0.852	0.045	0.937	0.008	0.371	0.074
Proteína	0.995	0.030	0.964	0.046	0.990	0.041	0.980	0.053
Extracto Etéreo	0.879	0.002	0.762	0.012	0.816	0.013	0.652	0.017
Fibra Cruda	0.977	0.051	0.862	0.025	0.934	0.025	0.862	0.156
Cenizas	0.987	0.039	0.942	0.100	0.849	0.183	0.510	0.008
ELN	0.970	0.044	0.816	0.104	0.774	0.077	0.393	0.491
FDN	0.666	0.293	0.508	0.236	0.350	0.475	0.380	0.794
FDA	0.911	0.057	0.884	0.068	0.632	0.341	0.892	0.040
Energía	0.888	0.002	0.712	0.004	0.710	0.024	0.001	0.036
Digestibilidad	0.547	2.643	0.143	6.440	0.039	0.217	0.440	2.957

Los modelos PLSR y ANN produjeron resultados aceptables con altos valores de R^2 superiores a 0.70 para los parámetros de proteína, fibra cruda y FDA. Los parámetros de humedad, extracto etéreo, cenizas, ELN y energía bruta presentaron mejores valores de R^2 con el modelo PLSR, superiores a 0.70 que con el modelo ANN. El análisis de FDN y digestibilidad *in vitro* presento valores bajos de R^2 inferiores a 0.60 para los modelos PLSR y ANN.

Tabla 4. Valores de coeficiente de determinación (R^2) y RMSE del pasto *Pennisetum clandestinum* de validación en un modelo completo (c) y optimizado (o) mediante PLSR y ANN

Parámetro	PLSRc		PLSRo		ANNc		ANNo	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Humedad	0.935	0.089	0.742	0.028	0.292	0.076	0.667	0.011
Proteína	0.975	0.002	0.891	0.000	0.963	0.035	0.867	0.308
Extracto Etéreo	0.947	0.023	0.791	0.003	0.909	0.014	0.405	0.036
Fibra Cruda	0.917	0.044	0.671	0.453	0.827	0.185	0.384	0.649
Cenizas	0.930	0.023	0.737	0.019	0.733	0.065	0.726	0.080
ELN	0.905	0.134	0.678	0.232	0.543	0.612	0.082	0.409
FDN	0.970	0.100	0.860	0.170	0.930	0.256	0.699	0.236
FDA	0.941	0.002	0.716	0.004	0.489	0.701	0.671	0.033
Energía	0.922	0.032	0.866	0.006	0.321	0.006	0.837	0.004
Digestibilidad	0.241	5.237	0.353	2.302	0.048	0.898	0.164	1.605

El *Pennisetum clandestinum*, reportó valores validación de proteína cruda, cenizas, FDN y energía bruta con un R^2 entre 0.70 y 0.89, valores aceptables en los modelos PLSR y ANN. Humedad, extracto etéreo y FDA, en el modelo PLSR presentaron un R^2 entre 0.71 y 0.79 y en el modelo ANN reporto valores inferiores a 0.70. Los parámetros de fibra cruda, ELN y digestibilidad *in vitro* reportaron valores de R^2 inferiores a 0.70 en ambos modelos.

Tabla 5. Valores de coeficiente de determinación (R^2) y RMSE del pasto *Paspalum scabrum* de validación en un modelo completo (c) y optimizado (o) mediante PLSR y ANN

Parámetro	PLSRc		PLSRo		ANNc		ANNo	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Humedad	0.990	0.006	0.960	0.041	0.914	0.034	0.913	0.018
Proteína	0.989	0.087	0.926	0.143	0.341	0.155	0.111	1.019
Extracto Etéreo	0.777	0.061	0.836	0.041	0.383	0.155	0.670	0.015
Fibra Cruda	0.970	0.144	0.815	0.259	0.104	0.272	0.018	0.642
Cenizas	0.909	0.077	0.892	0.091	0.109	0.010	0.009	0.521
ELN	0.972	0.104	0.932	0.022	0.000	1.361	0.953	0.068
FDN	0.950	0.018	0.837	0.119	0.868	0.111	0.624	0.186
FDA	0.959	0.033	0.733	0.076	0.086	0.121	0.450	0.620
Energía	0.983	0.002	0.960	0.006	0.592	0.020	0.950	0.013
Digestibilidad	0.371	0.807	0.138	1.150	0.338	0.295	0.385	0.004

El *Paspalum scabrum* mediante los modelos PLSR y ANN en los resultados de humedad, ELN y energía bruta reportaron valores de R^2 aceptable superiores a 0.91. Los resultados de proteína cruda, extracto etéreo, fibra cruda, cenizas, FDN y FDA presentaron valores de R^2 entre 0.73 - 0.92 en el modelo PLSR y en el modelo ANN presento una predicción deficiente con un R^2 entre 0.00 y 0.67. La digestibilidad *in vitro* presento valores bajos inferiores a 0.40 en los dos modelos evaluados.

IV. DISCUSIONES

La composición química de las muestras de los pastos evaluadas (ver tablas 1 y 2) refleja la variación de acuerdo a cada pasto estudiado. Los resultados del *Holcus lanatus* son similares a los obtenidos por Cardona *et al.* (2002) en el análisis de proteína cruda, fibra cruda, cenizas y ELN de 14.56, 29.6, 8.23 y 45.5% respectivamente, pero reportaron valores más altos en extracto etéreo de 4.75%, asimismo Covarrubias *et al.* (1988), evaluaron la digestibilidad *in vitro* de *holcus lanatus* en dos épocas lluvia y sequía, y obtuvieron los resultados de 76.4 y 70.7 respectivamente, dichos resultados fueron mayores a los reportados en esta investigación.

Los resultados del *Pennisetum clandestinum* fueron parecidos a los encontrados por Soto *et al.* (2005), y Jaimes *et al.* (2015) en los parámetros de proteína cruda, FDN, FDA, EE y cenizas. También se determinó la composición nutricional del pasto *Paspalum scabrum*, el cual no presenta evidencias para los parámetros evaluados por cual se comparan con los pastos de la misma familia *Paspalum Sp.*, y se obtienen valores similares a los Pizarro (2000), en el porcentaje de proteína cruda y digestibilidad *in vitro*.

En las tablas 3, 4 y 5, se encuentra los resultados de validación de los modelos, valores de R^2 y RMSE encontrados para cada parámetro nutricional evaluado. Dicho trabajo se compara con pasturas naturales de otros países donde presentan valores similares a los obtenidos por Parrini *et al.* (2017) evaluaron pastos naturales de Toscana (Italia) usando FT-NIRS, mediante el modelo PLSR, evaluaron PC, EE, FC, Cen, FDN y FDA donde se obtuvo el valor del R^2 y el error cuadrático medio de validación (RMSEV) de (0.98, 0.92, 0.94, 0.75, 0.96 y 0.95) y (1.21, 0.25, 1.96, 0.86, 2.93 y 2.49) respectivamente. Asimismo, Lobos *et al.* (2013) evaluaron el potencial de NIRS para predecir valores nutricionales de pasturas naturales del Sur de Chile, en el cual evaluaron el pasto *Holcus lanatus* y otras variedades naturales de la zona, indican que la regresión PLSR muestra una buena capacidad para predecir valores nutricionales del forraje, donde determinaron la predicción de Materia seca (MS), PC, Energía Metabolizable y Digestibilidad *in vitro*, y obtuvieron en la validación el R^2 de 0.85, 0.99, 0.90 y 0.94 respectivamente. También Fekadu *et al.* (2010), determinaron la composición química de pasturas naturales de Etiopía, en la cual utilizaron muestras de pastos directamente de las praderas (gramíneas + leguminosas), mediante el modelo PLSR en el rango de longitud de onda 1108 - 2492nm, para los análisis de MS, Cen, PC, FDN, FDA y digestibilidad *in vitro*, los resultados del R^2 fueron 0.84, 0.86, 0.83, 0.79, 0.75 y 0.82.

Además, los resultados obtenidos de R^2 se compararon con diferentes pastos cultivados. Los resultados fueron similares a los obtenidos por Bezada *et al.* (2017) y Zamudio (2016), valoraron la composición química del Rye Grass Italiano usando NIRS, mediante el modelo mínimos cuadrados parciales (PLS) en el rango de longitud de onda de 400 - 2500 nm, y obtuvieron el R^2 de validación en los análisis de PC, EE, Cen, FC y FDN de 0.94, 0.71, 0.74, 0.71 y 0.86, Zamudio determinó el R^2 solo en modelado obteniendo los resultados en PC, FC, EE y Cen de 0.96, 0.90, 0.83 y 0.95 respectivamente. Andrés *et al.* (2005) realizaron la evaluación nutritiva del forraje de las praderas permanentes mediante espectroscopía de reflectancia del infrarrojo cercano, emplearon un diferente modelo de predicción, dicho modelo es la regresión lineal múltiple (MLR), en el mismo rango de longitud de onda de esta investigación (1100 - 2500 nm) y reportaron que los valores superiores de R^2 validación a los resultados obtenidos en esta investigación en el análisis de PC, FDN y FDA.

También se reportó valores de R^2 similares a los obtenidos por Alomar *et al.* (2009), evaluaron el potencial de NIRS para predecir el valor nutricional de los pastizales frescos. Mediante PLSR en el rango de longitud de onda de 400 - 2500 nm, en MS, PC, energía metabolizable (EM), FDN, FDA carbohidratos solubles (SC) y detergente neutro insoluble en N (NDFIN) y el R^2 entre 0.61 y 0.98. También Alomar *et al.* (2003) evaluaron muestras forraje usando espectros NIRS en rango de longitud de onda de 400 - 2500 nm, en los parámetros de PC, FC, FDN y FDA, dichos resultados fueron similares a los encontrados en esta investigación. Cozzolino (2002) evaluó que el contenido de proteína cruda en forrajes usando espectroscopía de reflectancia de infrarrojo cercano presenta resultados similares a los encontrados en este trabajo de investigación, mediante el modelo PLSR en el rango de longitud d onda de 400 - 2500.

Asimismo, Asekova *et al.* (2016), determinaron la calidad de forraje de soya mediante NIRS, usando PLSR, en el rango de longitud de onda de 400 - 2500 nm; cuyos resultados del R^2 en PC, EE, FDN y FDA fueron de 0.91, 0.93, 0.82 y 0.73 respectivamente, dichos resultados fueron superiores a los obtenidos en esta investigación, dichos resultados podría deberse al tipo de forraje, el rango evaluado y numero de muestras evaluadas.

Pereira-Crespo *et al.* (2012), en España predijeron la composición nutricional forrajes anuales (trébol y serradella) mediante le modelo PLSR, en el rango de longitud de onda de 1100 - 2500 nm, en los análisis de PC, FDN, FDA y EE, el cual reporto valores

similares en el análisis PC y EE, y valores superiores en el análisis de FDN y FDA. Asimismo Lee (2011) empleó la tecnología NIRS para predecir la calidad del Rey Grass Italiano, y reportó valores similares, a pesar de haber empleado un diferente modelo de predicción, dicho modelo es la regresión lineal múltiple (MLR), en el rango de longitud de onda de 400 - 2500nm, reportaron que el R^2 para H, PC, Cen, FDA y FDN es de 0.15, 0.94, 0.96, 0.98, 0.98. De la misma forma Camargo *et al.* (2016) reportó valores similares, en la evaluación de un pasto nativo (*Mesosetum chaseae*) y un exótico (*Brachiaria humidicola*) mediante el modelo MLR en el rango de longitud de onda de 1100 - 2500 nm, obtuvieron el R^2 de validación para PC, FDN y FDA de 0.82, 0.92 y 0.91 para el pasto nativo y 0.87, 0.89 y 0.81 del pasto exótico.

Poblaciones *et al.* (2005), determinaron la composición química de *Festuca sp.* y *Dactylis sp.* en dos cortes diferentes utilizando NIRS, por el modelo PLSR en el rango de longitud de onda de 1100 - 2500 nm, reportando resultados similares en los parámetros humedad, PC y FDA y resultados superiores en el parámetro de FDN. Valenciaga *et al.* (2007), determinaron la composición química de la especie *Pennisetum purpureum* mediante la espectroscopia de reflectancia en el infrarrojo cercano, usaron el modelo MLR en el rango de longitud de onda de 700-2500nm, reportaron valores superiores de R^2 en los parámetros de PC, cenizas, FDN y FDA, dichos resultados podría ser debido al modelo utilizado, longitud de onda distinta y números de muestras.

Además de comparar los resultado con pastos naturales y cultivados se compara con ensilajes de forrajes, tal es el caso de Restaino *et al.* (2009) usaron la tecnología NIRS para predecir el valor nutritivo de ensilaje de pasturas y también evaluaron el efecto del tipo de estructura de ensilaje, mediante el modelo PLS en el rango de longitud de onda de 400 - 2500 nm, en los parámetros de PC, FDN, FDA, y cenizas, encontrado valores similares a los reporados.

Park (2006), evaluó el contenido de energía bruta del ensilaje de maíz mediante NIRS usando el modelo PLSR, en el rango de longitud de onda de 400 - 2500 nm, el cual reportó valores de R^2 de 0.88 en validación, considerando resultados iguales en el pasto *Holcus lanatus*, inferior en el *Pennisetum clandestinum* y superior en el *Paspalum scabrum*.

La digestibilidad *in vitro* presenta valores similares en pastos cultivados, entre ellos tenemos los obtenidos por Maslovaric *et al.* (2013), que evaluaron el porcentaje de

digestibilidad *in vitro* de ensilaje de maíz, usando el modelo PLSR en el rango de longitud de onda de 400 - 2500 nm en NIRS; donde reporta un R^2 0.46. Park *et al.* (2006) y Restaino *et al.* (2009), determinaron el porcentaje de digestibilidad *in vitro* en ensilaje de maíz mediante el modelo PLSR y PLS, obtuvieron resultados mayores a los resultados obtenidos en esta investigación, el R^2 de 0.70 y 0.54. Andrés *et al.* (2005) reportaron valores de R^2 superiores en el análisis de digestibilidad *in vitro* de forrajes de las praderas permanentes de España. De igual manera Poblaciones *et al.* (2005) determinaron la predicción de digestibilidad *in vitro* de *Festuca sp.* y *Dactylis sp.*, donde los resultados fueron superiores a los reportados con valores de 0.91 y 0.94. Valenciaga *et al.* (2007), predijeron la composición de digestibilidad *in vitro* del *Pennisetum purpureum*, donde obtuvieron resultados superiores a los encontrados en esta investigación con un R^2 de 0.95.

V. CONCLUSIONES

Los parámetros nutricionales de *Holcus lanatus*, *Pennisetum clandestinum* y *Paspalum scabrum* de la cuenca ganadera de Florida-Pomacochas, utilizados en esta investigación mostro valores similares a los reportados previamente.

Los perfiles espectrales de los pastos nativos utilizaron la información espectral en el rango de infrarrojo cercano, muestran que existen zonas de variación importante de cada parámetro evaluado en el rango de 1100 - 2500 nm, y se seleccionó las longitudes de onda relevantes para modelos de clasificación optimizado.

El modelo PLSR y ANN permiten predecir la composición nutricional de *Holcus lanatus*, en los parámetros de proteína cruda, fibra cruda, y FDA, de *Pennisetum clendestinum*, en proteína cruda, cenizas, FDN, y EB, y el pasto *Paspalum scabrum*, en humedad, ELN y energía bruta con un coeficiente de determinación superiores a 0.70.

El modelo PLSR fue superior al ANN de acuerdo al coeficiente de determinación que fue superior y el error cuadrático medio fue más bajo en los pastos evaluados.

VI. RECOMENDACIONES

Utilizar los modelos de predicción para evaluar la composición nutricional de los pastos nativos en NIRS.

Evaluar otros modelos de predicción como regresión lineal múltiple, regresión por componentes principales, análisis de componentes principales y SPLSR

Utilizar softwares para desarrollar la calibración y validación de modelos como el software Foss NIR y Ucal model.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Afandi, S. D., Herdiyeni, Y., Prasetyo, L. B., Hasbi, W., Arai, K., & Okumura, H. (2016). Nitrogen Content Estimation of Rice Crop Based on Near Infrared (NIR) Reflectance Using Artificial Neural Network (ANN). *Procedia Environmental Sciences*, 33, 63–69. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2016.03.057>
- Alomar, D., Fuchslocher, R., Cuevas, J., Mardones, R., & Cuevas, E. (2009). Prediction of the Composition of Fresh Pastures by Near Infrared Reflectance or Interactance-Reflectance Spectroscopy. *Chilean Journal of Agricultural Research*, 69(June), 198–206. Retrieved from http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-58392009000200009&lang=pt
- Alomar, D., Fuchslocher, R., & De Pablo, M. (2003). Effect of preparation method on composition and NIR spectra of forage samples. *Animal Feed Science and Technology*, 107(1–4), 191–200. [https://doi.org/10.1016/S0377-8401\(03\)00124-X](https://doi.org/10.1016/S0377-8401(03)00124-X)
- Andrés, S., Giráldez, F. J., López, S., Mantecón, Á. R., & Calleja, A. (2005). Nutritive evaluation of herbage from permanent meadows by near-infrared reflectance spectroscopy: 1. Prediction of chemical composition and in vitro digestibility. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 85(9), 1564–1571. <https://doi.org/10.1002/jsfa.2138>
- Andueza, D., Picard, F., Jestin, M., Andrieu, J., & Baumont, R. (2011). NIRS prediction of the feed value of temperate forages : efficacy of four calibration strategies, 1002–1013. <https://doi.org/10.1017/S1751731110002697>
- ANKOM. (2014). Operator's Manual Daisy II Incubator D200,D200I. *Power Amplifier*, 1(7), 14–15.
- Anwandter, V. (2003). *Presencia de ecotipos de Holcus lanatus L. en suelos con niveles contrastantes de fósforo*. Universidad Austral de Chile.
- AOAC. (1990). *AOAC: Official Methods of Analysis* (Vol. 1).
- Armenta, S., Garrigues, S., & De la Guardia, M. (2007). Partial least squares-near infrared determination of pesticides in commercial formulations. *Vibrational Spectroscopy*, 44(2), 273–278. <https://doi.org/10.1016/j.vibspec.2006.12.005>

- Asekova, S., Han, S. I., Choi, H. J., Park, S. J., Shin, D. H., Kwon, C. H., ... Lee, J.-D. (2016). Determination of forage quality by near-infrared reflectance spectroscopy in soybean. *Turkish Journal of Agriculture and Forestry*, 40, 45–52. <https://doi.org/10.3906/tar-1407-33>
- Bezada, S., Arbaiza, T., Carcelén, F., San Martín, F., López, C., Rojas, J., ... Vélez, V. (2017). Prediction of chemical composition and neutral detergent fibre of italian ryegrass (*Lolium multiflorum* Lam) by near infrared spectroscopy (NIRS). *Revista de Investigaciones Veterinarias Del Perú*, 28(3), 538–548.
- CABI. 2015. *Pennisetum clandestinum*. En: *Invasive Species Compendium*. Wallingford, UK: CABI International. Consultado en enero de 2018 en: <http://www.cabi.org/isc/datasheet/39765>
- Camargo, J., Aparecida, S., Ribeiro, T., & Lorian, G. (2016). Predição do Valor Nutritivo de Gramínea Nativa e Exótica no Pantanal por Meio do Método de Reflectância no Infravermelho Próximo. *ISSN Electronico*, 251–259.
- Cardona, M. G., Sorza, J. D., Posada, S. L., Carmona, J. C., Ayala, S. A., & Alvarez, O. L. (2002). Establecimiento de una base de datos para la elaboración de tablas de contenido nutricional de alimentos para animales. *Rev Col Cienc Pec*, 15(2), 240–246.
- Casal, C. (2013). *Implantación de la tecnología NIRS en aplicaciones in-situ como herramienta de apoyo a las decisiones en el sector primario*. Universidad de Oviedo. Retrieved from http://digibuo.uniovi.es/dspace/bitstream/10651/18315/6/TFM_CasalMartinez.pdf
- Cen, H., & He, Y. (2007). Theory and application of near infrared reflectance spectroscopy in determination of food quality. *Trends in Food Science and Technology*, 18(2), 72–83. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2006.09.003>
- Covarrubias, L., Vásquez, M. A., & HJ Pastrana Bonilla, R. 1988. Variación del valor nutritivo de pastos de tierra fría, 3. Falsa poa (*Holcus lanatus* L.) en épocas de lluvia y sequía. *Revista ICA (Colombia)* v. 23 (2) p. 115-124ISSN 0018-8794.
- Cozzolino, D. (2002). Uso de la espectroscopía de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS) en el análisis de alimentos para animales. *Agrociencia*, VI, 25–32.

- Delgado, E. (2003). *Caracterización cuantitativa y cualitativa de lomo curado de cerdo ibérico, mediante análisis espectral en el infrarrojo cercano (NIRS)*. Universidad de Córdoba.
- Dykes, L., Hoffmann, L., Portillo-rodriguez, O., Rooney, W. L., & Rooney, L. W. (2014). Prediction of total phenols , condensed tannins , and 3-deoxyanthocyanidins in sorghum grain using near-infrared (NIR) spectroscopy. *Journal of Cereal Science*, 1–5. <https://doi.org/10.1016/j.jcs.2014.02.002>
- FAO, 2016. Pennisetum clandestinum. Consultado en enero de 2018 en. <http://www.fao.org/agriculture/crops/thematicsitemap/theme/biodiversity/weeds/lis tweeds/pen-cla/en/>
- Fekadu, D., Bediye, S., Kehaliw, A., Daba, T., Kitaw, G., & Assefa, G. (2010). Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS) for determination of chemical entities of natural pasture from Ethiopia. *Agriculture and Biology Journal of North America*, 1(5), 919–922. <https://doi.org/10.5251/abjna.2010.1.5.919.922>
- Galea, F. A. (2015). *Desarrollo de un modelo predictivo usando tecnología NIRs para determinar las extracciones del triticale de doble aptitud (forraje y grano)*. Universidad de Extremadura.
- Garrido, A., Gómez, A., & Guerrero, J. y. (1996). Una tecnología de apoyo para un servicio integral en alimentación anima. *XII Curso de especialización FEDNA*. Madrid, España.
- Gatius, F., Miralbés, C., David, C., & Puy, J. (2017). Comparison of CCA and PLS to explore and model NIR data. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 164(March), 76–82. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2017.03.011>
- Glasgow. (1993). Chemometrics for Analytical Chemists: An Introduction. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 18.
- Groenewald, T., & Köster, H. (2006). Espectroscopia de Infrarrojo Cercano (NIR) - La técnica de análisis rápidos del futuro. *Engomix*. Retrieved from <https://www.engormix.com/balanceados/articulos/espectroscopia-infrarrojo-cercano-nirs-t26241.htm>
- Guindo, D., Davrieux, F., Teme, N., Vaksmann, M., Bastianelli, D., Verdeil, J., ... Rami, J. (2016). Pericarp thickness of sorghum whole grain is accurately predicted by

- NIRS and can affect the prediction of other grain quality parameters. *Journal of Dairy Science*, 69, 218–227. <https://doi.org/10.1016/j.jcs.2016.03.008>
- Herschel, W. (1800). Investigation of the Powers of the Prismatic Colours to Heat and Illuminate Objects; With Remarks, That Prove the Different Refrangibility of Radiant Heat. To Which is Added, an Inquiry into the Method of Viewing the Sun Advantageously, with Telescopes of. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 90(0). <https://doi.org/10.1098/rstl.1800.0014>
- Ibáñez, L., & Alomar, D. (2008). Prediction of the Chemical Composition and Fermentation Parameters of Pasture Silage by Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS). *Chilean Journal of Agricultural Research*, 68(January), 352–359.
- Jaimes, L. J., Cerón, J. M. & Correa, H. J. 2015: Efecto de la época del año y la etapa de lactancia sobre el consumo alimenticio de vacas Holstein pastoreando Kikuyo (*Cenchrus clandestinus*) en Colombia. *Livestock Research for Rural Development*. Volume 27, Article #244. Retrieved January 14, 2018, from <http://www.lrrd.org/lrrd27/12/jaim27244.html>
- Jiménez, P. A. (2007). *Identificación de harinas de yuca (Manihot esculenta Crantz) con alto contenido proteico mediante espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS)*. Universidad Nacional de Colombia.
- Lee, H. W. (2011). Prediction on the Quality of Forage Crop Seeded in Spring by Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS). *Journal of The Korean Society of Grassland and Forage Science*, 31(4), 409–414. <https://doi.org/10.5333/KGFS.2011.31.4.409>
- Lezama, P. T. (2016). *Pennisetum clandestinum Hochst. ex Chiov., 1903*.
- Liu, X., Han, L., Yang, Z., & Xu, C. (2008). Prediction of silage digestibility by near infrared reflectance spectroscopy. *Journal of Animal and Feed Sciences*, 17, 631–639. <https://doi.org/10.22358/jafs/66691/2008>
- Lobos, I., Gou, P., Hube, S., Saldaña, R., & Alfaro, M. (2013). Evaluation of potential nirs to predict pastures nutritive value. *Journal of Soil Science and Plant Nutrition*, 13(2), 463–468. <https://doi.org/10.4067/S0718-95162013005000036>

- Martens, H. & Naes, T. 1989. *Multivariate Calibration*, Wiley, NY.
- Martínez, M. M. (2008). *Holcus lanatus*. *Plan Agropecuario*, pp. 48–51. <https://doi.org/10.1093/nq/s4-VII.172.323-b>
- Maslovaric, M., De la Roza-Delgado, B., Jankovic, S., Levic, J., & Jovanovic, R. (2013). Development of NIR calibration models to predict chemical composition and in vitro organic matter digestibility of maize silage. In *10th International Symposium „Modern Trends in Livestock Production“*, Belgrade Serbia.
- Massart, D.L., Vandeginste, G.M., Buydens, L.M., De Jong, S., Lewi, P.J. y Smeyers-Verbeke, J. (1997). *Handbook of Chemometrics and Qualimetrics* (Vol. 20). UK. Retrieved from https://books.google.ca/books?id=jF0QhuxXeIwC&pg=PA1&hl=es&source=gb_s_toc_r&cad=3#v=onepage&q&f=false
- Miranda, K. A. (2011). *Predicción del contenido de cubierta seminal (cáscara) del grano de Lupinus albus mediante NIRS*. Universidad Austral de Chile.
- Molano, M. L., Cortés, M. L., Ávila, P., Luz, S. D. M. Y., & Muñoz, S. (2016). Ecuaciones de calibración en espectroscopía de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS) para predicción de parámetros nutritivos en forrajes tropicales Near infrared spectroscopy (NIRS) calibration equations to predict nutritional quality paramete. *Tropical Grasslands-Forrajes Tropicales*, 4, 139–145. [https://doi.org/10.17138/TGFT\(4\)139-145](https://doi.org/10.17138/TGFT(4)139-145)
- Norris, K. ., Barnes, R. F., Moore, J. ., & Shenk, J. S. (1976). Predicting Forage Quality by Infrared Reflectance Spectroscopy. *Journal of Animal Science*, 43(4), 889. <https://doi.org/10.2527/jas1976.434889x>
- Oliva, M., Rojas, D., Morales, A., Oliva, C., & A. Oliva, M. (2015). Nutritional content, digestibility and performance of native grasses biomass that dominate livestock Molinopampa, Pomacochas and Leymebamba basins, Amazonas, Peru. *Scientia Agropecuaria*, 6(3), 211–215. <https://doi.org/10.17268/sci.agropecu.2015.03.07>
- Park, H. S., Lee, J. K., Lee, H. W., Kim, S. G., & Ha, J. K. (2006). Prediction of the Digestibility and Energy of Corn Silage by Near Infrared Reflectance Spectroscopy. *J. Korean Grassl. Sci*, 26(1), 45–52.
- Parrini, S., Acciaioli, A., Crovetto, A., & Bozzi, R. (2017). Use of FT-NIRS for

- determination of chemical components and nutritional value of natural pasture. *Italian Journal of Animal Science*, 0(0), 1–5. <https://doi.org/10.1080/1828051X.2017.1345659>
- Pereira-Crespo, S., Valladares, J., Flores, G., Fernández, B., Resch, C., Piñeiro, J., ... Rodríguez-Diz, X. (2012). Prediction of the nutritive value of annual forage clovers and serradella by near infrared spectroscopy (NIRS). *Mediterranean Seminars*, 102, 241–244. Retrieved from <http://om.ciheam.org/om/pdf/a102/00006888.pdf>
- Pizarro, E. A. (2000). Potencial forrajero de género *Paspalum*. *Pasturas Tropicales*, 22, 42.
- Poblaciones, M. J., Rodrigo, S., Simões, N., Bagulho, A., & Olea, L. (2005). Instantaneous determination of chemical composition of *Festuca* sp . and *Dactylis* sp . at two different cut times using near infrared spectroscopy (NIRS) 1. *Mediterranean Seminars*, 230(79), 227–230.
- Pohl, R., & Davidse, G. (1897). *Paspalum scabrum*.
- Pons, C. I. (2010). *Evaluación mediante la tecnología NIRS de los insumos, su transformación y el chocolate elaborado con cacao (Theobroma cacao L.) de Tabasco*. Colegio de postgraduados institución de enseñanza e investigación en ciencias agrícolas. Retrieved from http://www.biblio.colpos.mx:8080/jspui/bitstream/handle/10521/256/Sanchez_Borja_M_DC_Fitosanidad_2010.pdf?sequence=1
- Prieto, N., Pawluczyk, O., Dugan, M. E. R., & Aalhus, J. L. (2017). A Review of the Principles and Applications of Near-Infrared Spectroscopy to Characterize Meat, Fat, and Meat Products. *Applied Spectroscopy*, 71(7), 1403–1426. <https://doi.org/10.1177/0003702817709299>
- Ramírez, R. (2009). Forrajes nativos . Una alternativa sustentable en la alimentación de rumiantes. *Ciencia UANL*, XII(1), 4–5.
- Reddersen, B., Fricke, T., & Wachendorf, M. (2013). Effects of sample preparation and measurement standardization on the NIRS calibration quality of nitrogen , ash and NDFom content in extensive experimental grassland biomass. *Animal Feed Science and Technology*, 183(3–4), 77–85. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2013.04.016>

- Reeves, J. B. (2000). Use of Near Infrared Reflectance Spectroscopy. In D'Mello (Ed.), *Farm Animal Metabolism and Nutrition* (10th ed., pp. 185–208). USA: CABI.
- Restaino, E. a, Fernández, E. G., La Manna, A., & Cozzolino, D. (2009). Prediction of the Nutritive Value of Pasture Silage by Near Infrared Spectroscopy (NIRS). *Chilean Journal of Agricultural Research*, 69(December), 560–566. <https://doi.org/10.4067/S0718-58392009000400011>
- Rushing, J. B., Saha, U. K., Lemus, R., Sonon, L., & Baldwin, B. S. (2016). Analysis of Some Important Forage Quality Attributes of Southeastern Wildrye (*Elymus glabriflorus*) Using Using Near-Infrared Reflectance Spectroscopy. *American Journal of Analytical Chemistry*, 7(9), 642–662. <https://doi.org/10.4236/ajac.2016.79060>
- Sanchez, T., Ørskov, E. R., Lamela, L., Pedraza, R. M., & Lopez, O. (2008). Valor nutritivo de los componentes forrajeros de una asociacion de gramineas mejoradas y *Leucaena leucocephala*. *Pastos Y Forrajes*, 31(3), 271–282.
- Sandoval, L. A., Bueso, F. J., & Vélez, M. (2008). Predicción nutricional para pastos tropicales por espectroscopía de reflectancia en el infrarrojo cercano. *Agronomía Mesoamericana*, 19(2), 221–225.
- Shenk, J. S., & Westerhaus, M. O. (1994). The application of Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS) to Forage Analysis. *Agricultural Research Service*, 406–449.
- Shetty, N., Gislum, R., Mette, A., Jensen, D., & Boelt, B. (2012). Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems Development of NIR calibration models to assess year-to-year variation in total non-structural carbohydrates in grasses using PLSR. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 111(1), 34–38. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2011.11.004>
- Soto, C., Valencia, A., Galvis, R. D., & Correa, H. J. (2005). Efecto de la edad de corte y del nivel de fertilización nitrogenada sobre el valor energético y proteico del pasto kikuyo (*Pennisetum clandestinum*). *Revista Colombiana de Ciencias Pecuarias*, 18(1), 17–26. Retrieved from http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-06902005000100003&lng=es&nrm=iso&tlng=es
- Teuber, N., Parga, J., Balocchi, O., Anwandter, V., Canseco, C., Abarzúa, A., ...

- Lopetegui, J. (2006). *Manejo del pastoreo*. Chile. Retrieved from <http://www.consorcirolechero.cl/chile/documentos/publicaciones/24junio/manejo-del-pastoreo.pdf>
- Toledo, J. M. (1982). *Manual para la evaluación Agronomica RIEPT*. Retrieved from http://ciat-library.ciat.cgiar.org/Forrajes_Tropicales/pdf/Books/split/Manual_Evaluacion.pdf
- Torres, I. (2014). *Predicción del color de la pulpa en melones intactos usando la Espectroscopía NIRS*. Universidad de Córdoba.
- Valdes, E., & Renjifo, A. (2003). Chemical Analysis of Elephant Gras (*Pennisetum purpureum*) Usin Near Infrared Reflectance Spectroscopy, 1–5.
- Valenciaga, D., Oliveira, E. De, & Saliba, S. (2006). Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS) and its potentials for forage evaluation, *40*(3).
- Valenciaga, D., Simoes, E. D. O., La O, O., Chongo, B., Oramas, A., & Cairo, J. (2007). Obtención de las curvas de calibración para la determinación de la composición química de la especie *Pennisetum purpureum* mediant la Espectroscopia de Reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIRS). *Revista Cubana de Ciencia Agrícola*, *41*, 165–168.
- Van Soest, P. J., Robertson, J. B., & Lewis, B. A. (1991). Methods for Dietary Fiber, Neutral Detergent Fiber, and Nonstarch Polysaccharides in Relation to Animal Nutrition. *Journal of Dairy Science*, *74*(10), 3583–3597. [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(91\)78551-2](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(91)78551-2)
- Vásquez, D. R., Abadía, B., & Arreaza, L. C. (2004). Aplicación de la Espectroscopía de Reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIRS) para la caracterización nutricional del pasto Guinea y del grano de maíz. *Revista Corpoica*, *5*(Octubre), 49–55.
- Vásquez, E. H. (2012). *Caracterización de tres especies de plantas (Rumex Crispus, Azolla Anabaena, Beta Vulgaris) con potencial forrajero para consumo en alimentación animal*.
- Vásquez, N., Magan, C., Oblitas, J., Chuquizuta, T., & Castro, W. (2017). Comparison between artificial neural network and partial least squares regression models for hardness modeling during the ripening process of Swiss-type cheese using spectral

- profiles. *Journal of Food Engineering*, 2–8.
- Wold, S., Sjöstrom, M., & Eriksson, L. (2001). PLS-regression: a basic tool of chemometrics, 109 - 130.
- Wold, S., Sjöström, M., & Sjöstrom, M. (1998). Chemometrics, present and future success. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 44(1–2), 3–14. [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(98\)00075-6](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(98)00075-6)
- Zamudio, B. S. (2016). *Predicción de la composición química de Rye grass mediante el uso de espectroscopia de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS)*. Universidad Nacional Mayor de San Marcos.
- Zarria, M. R. (2015). *Inventario y estrategias de mejora de los pastizales de los sistemas de producción de alpacas en la Sierra Central*. Universidad Nacional Agraria la Molina.
- Zeng, W., Xu, C., Zhao, G., Wu, J., & Huang, J. (2017). Estimation of Sunflower Seed Yield Using Partial Least Squares Regression and Artificial Neural Network Models. *Pedosphere*, 160, 1–16. [https://doi.org/10.1016/S1002-0160\(17\)60336-9](https://doi.org/10.1016/S1002-0160(17)60336-9)
- Zhang, C., & Su, J. (2014). Application of near infrared spectroscopy to the analysis and fast quality assessment of traditional Chinese medicinal products. *Acta Pharmaceutica Sinica B*, 4(3), 182–192. <https://doi.org/10.1016/j.apsb.2014.04.001>
- Zhang, H., Li, Z., Chen, T., & Qin, B. (2017). Quantitative Determination of Auramine O by Terahertz Spectroscopy with 2DCOS-PLSR Model. *SAA*. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2017.05.017>

ANEXOS

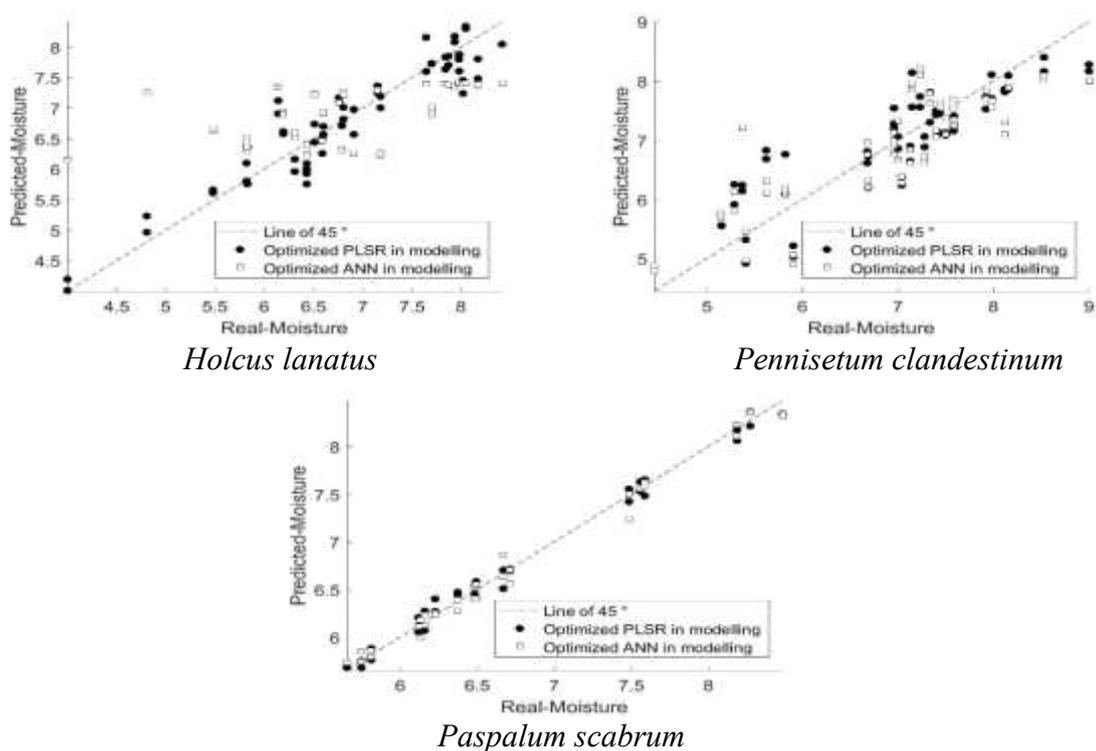


Figura 14. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para humedad

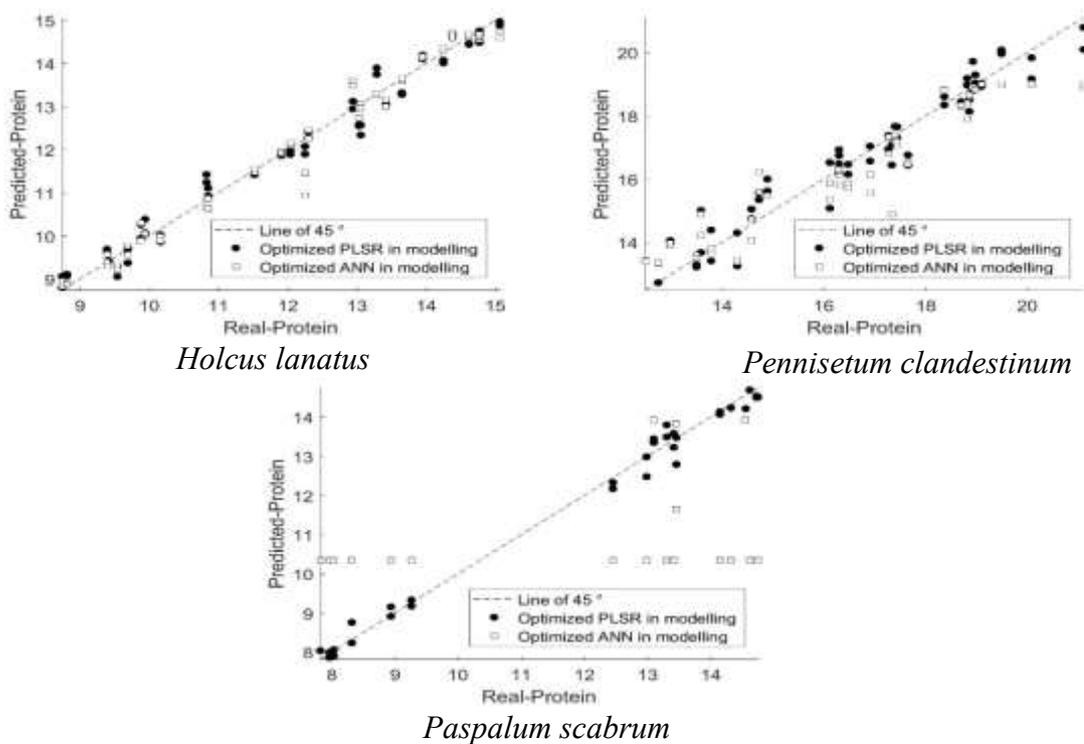


Figura 15. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para proteína cruda

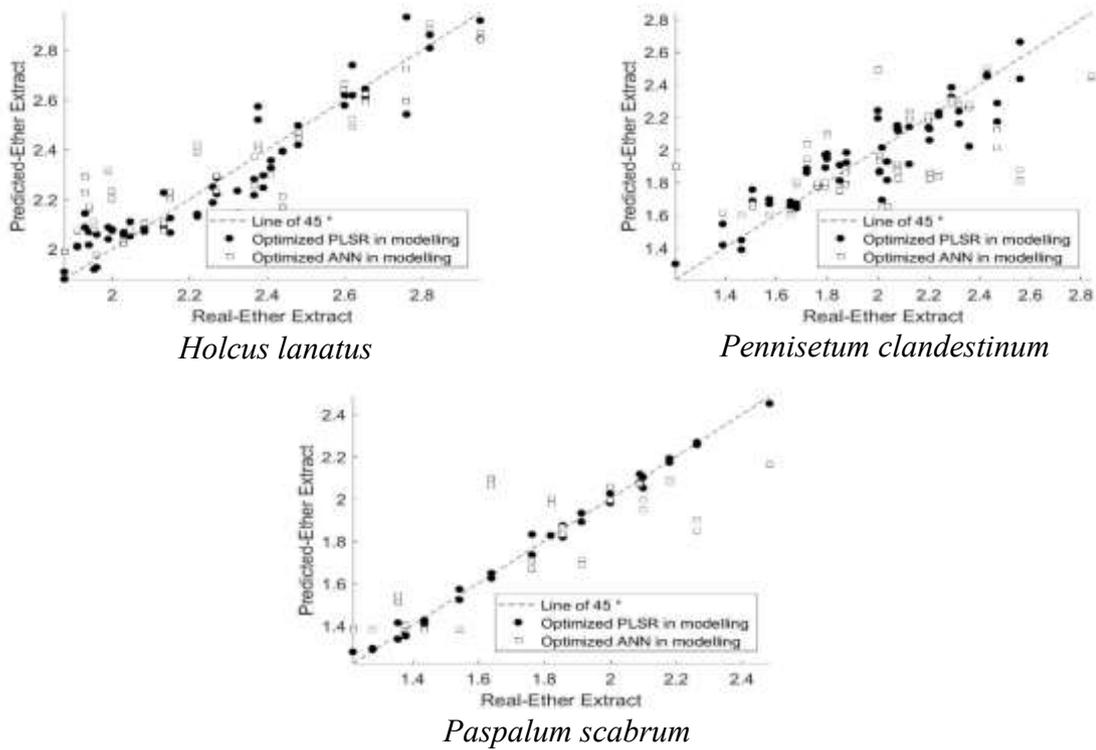


Figura 16. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para extracto etéreo

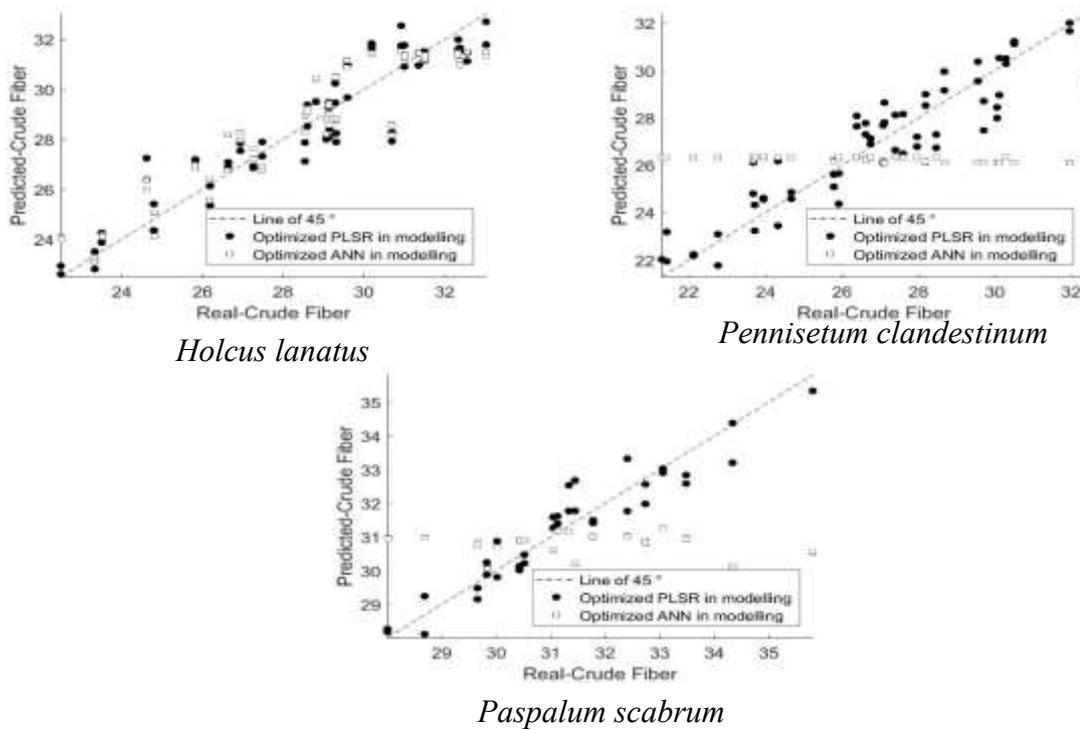


Figura 17. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para fibra cruda

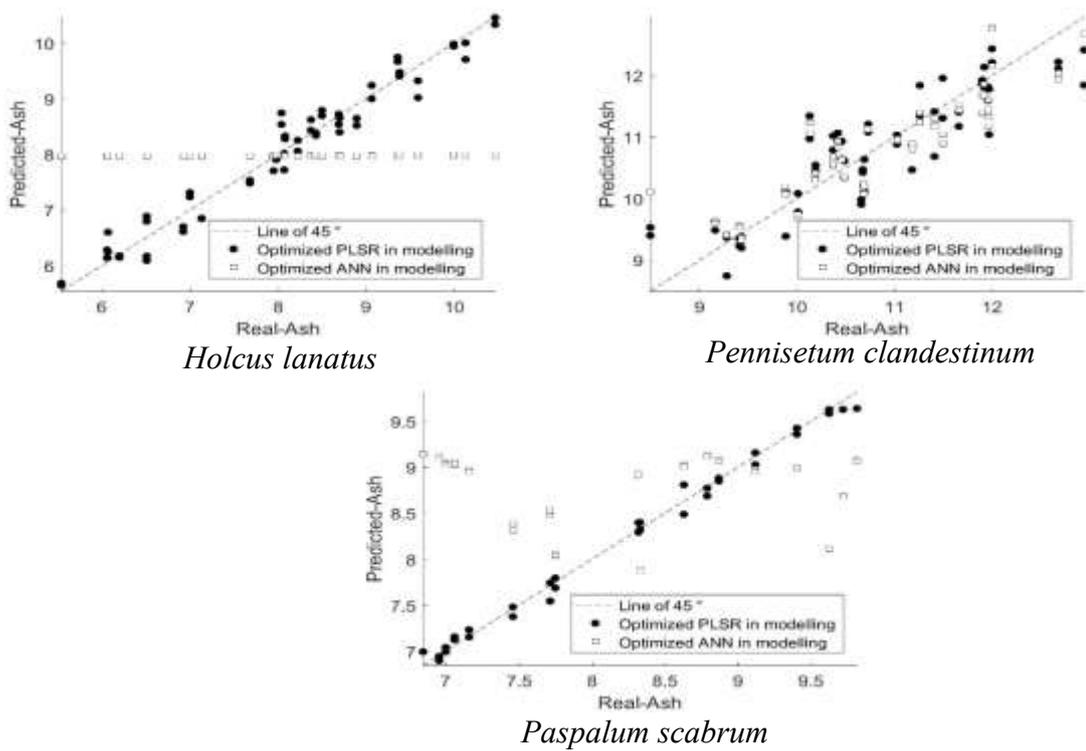


Figura 18. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para cenizas.

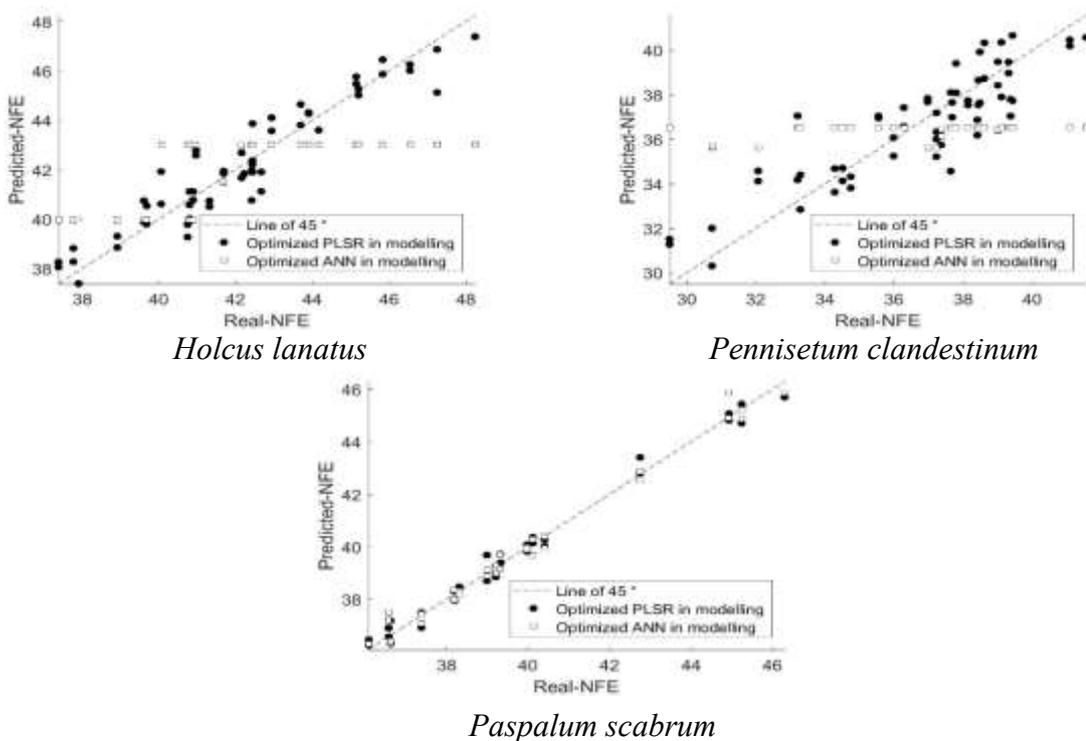


Figura 19. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para ELN

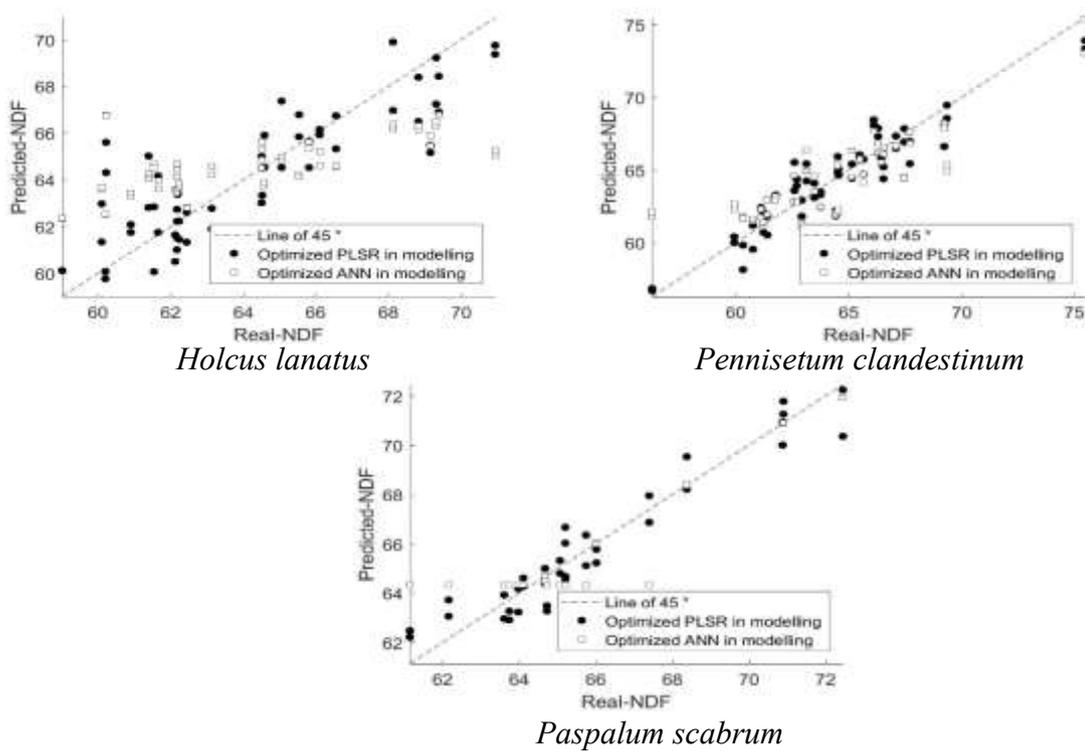


Figura 20. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para FDN

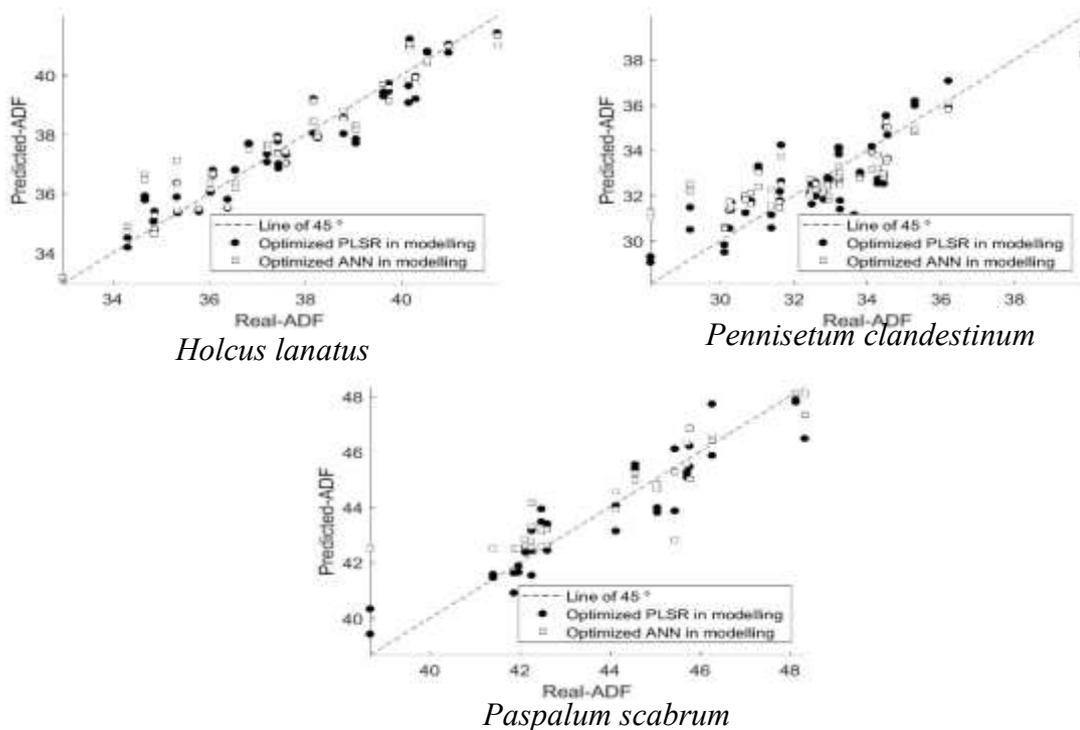


Figura 21. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para FDA

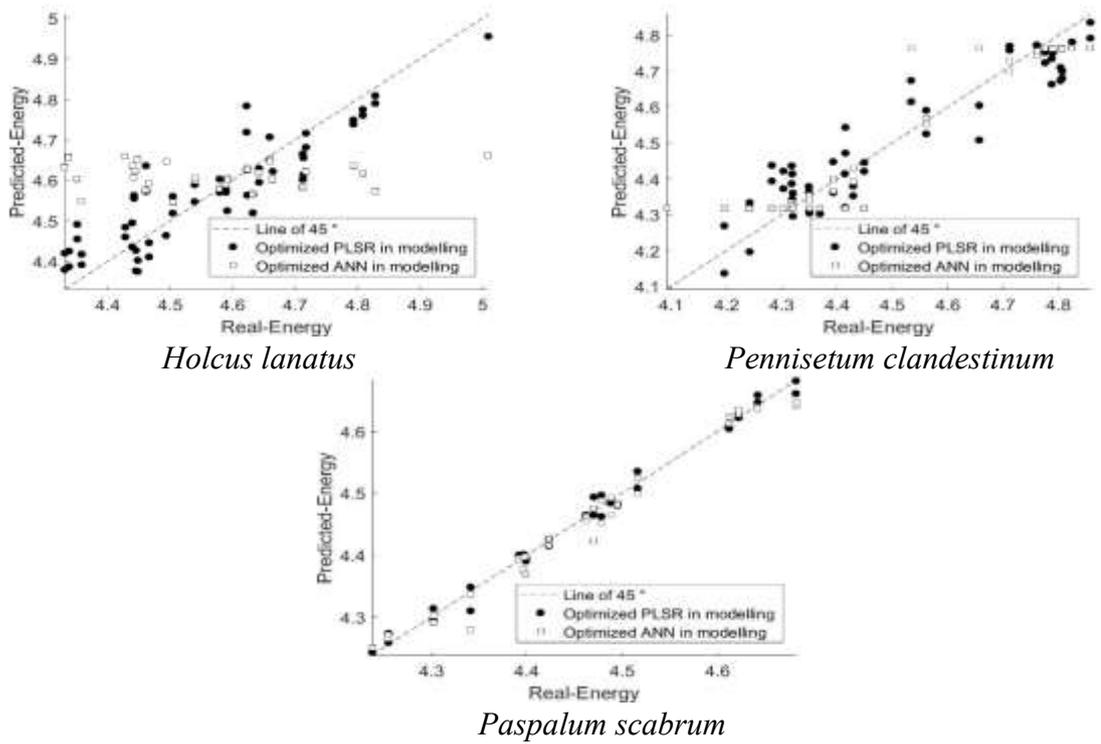


Figura 22. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para energía bruta

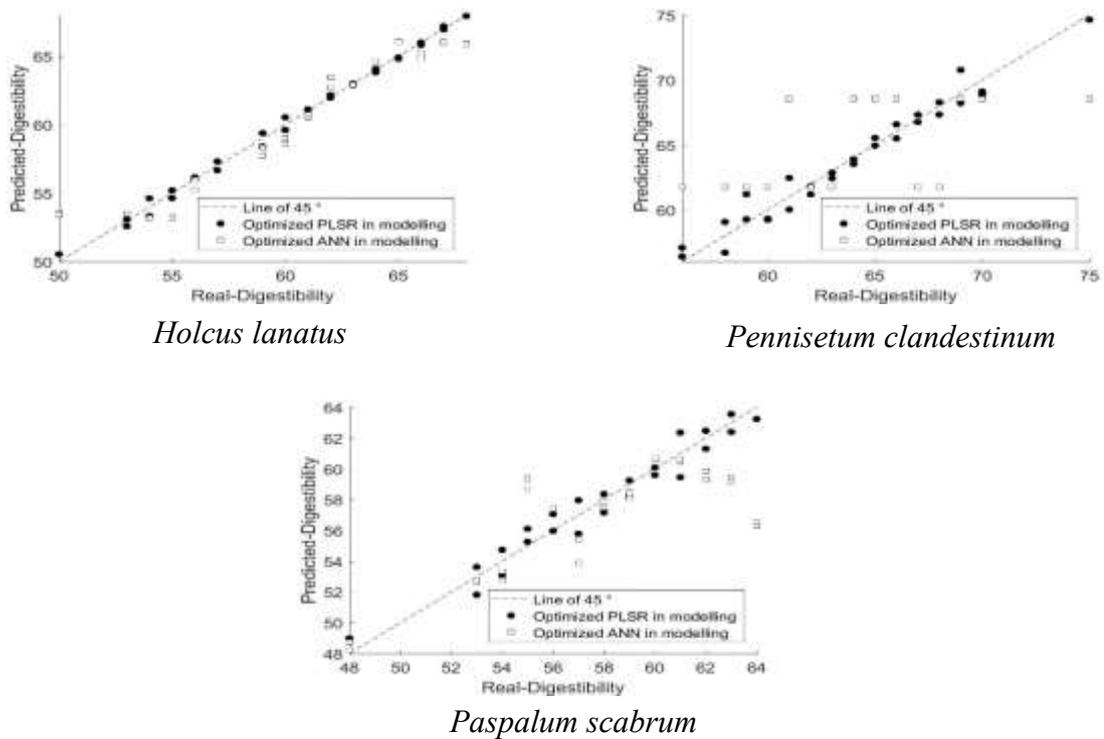
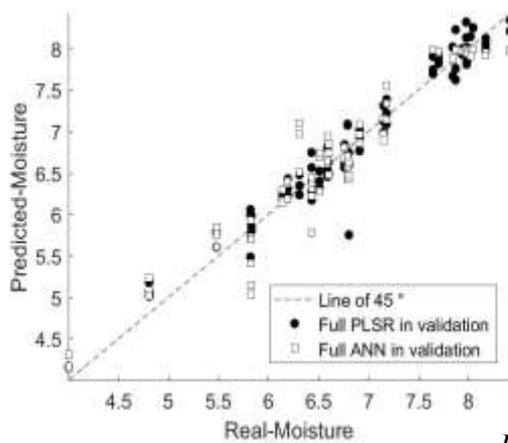
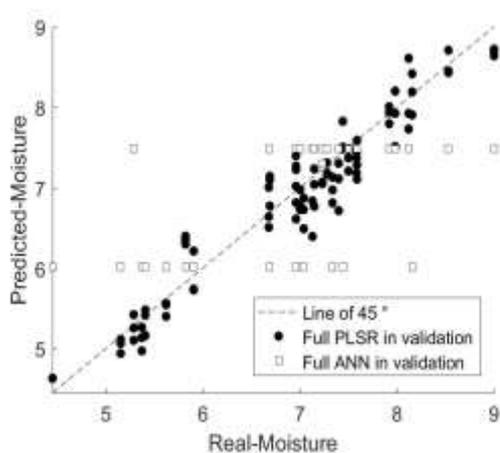
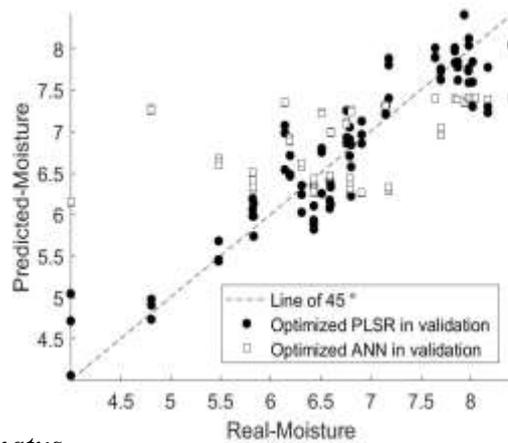


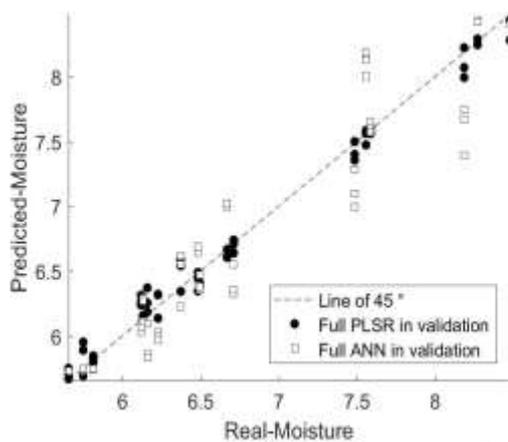
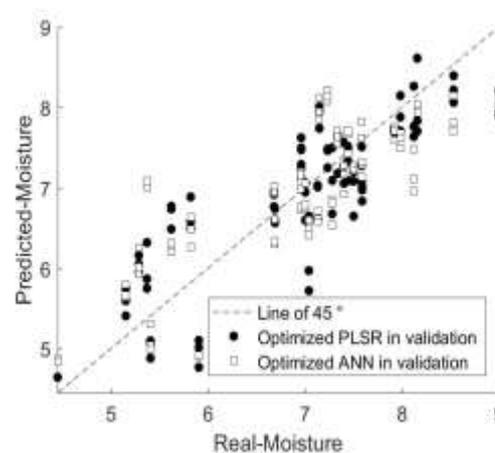
Figura 23. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el modelado para digestibilidad *in vitro*



Holcus lanatus



Pennisetum clandestinum



Paspalum scabrum

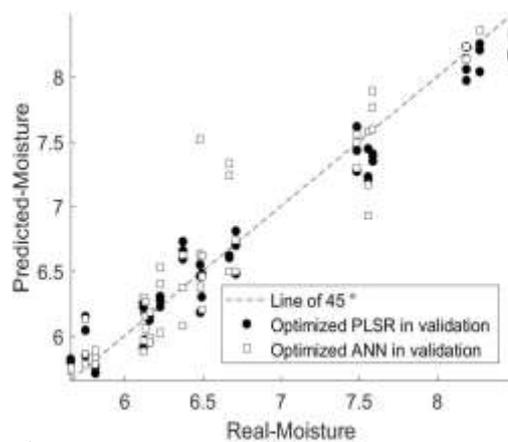
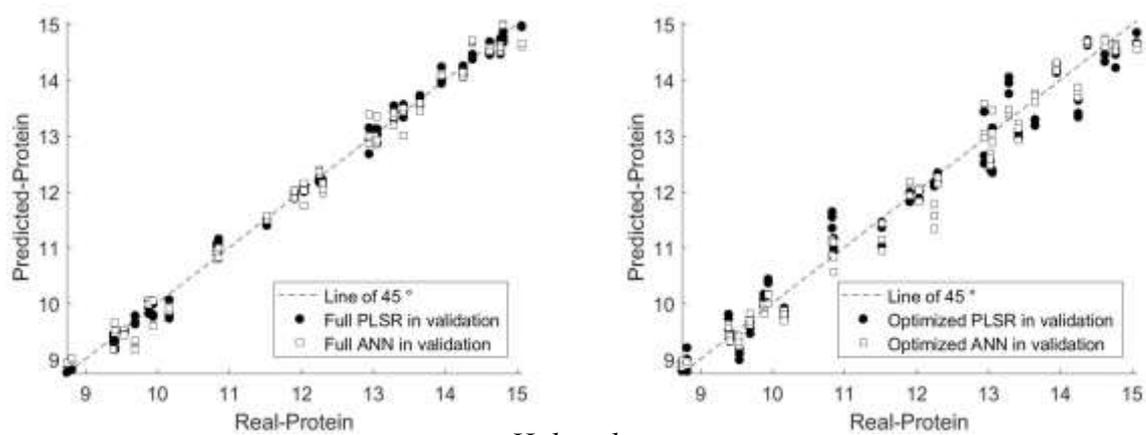
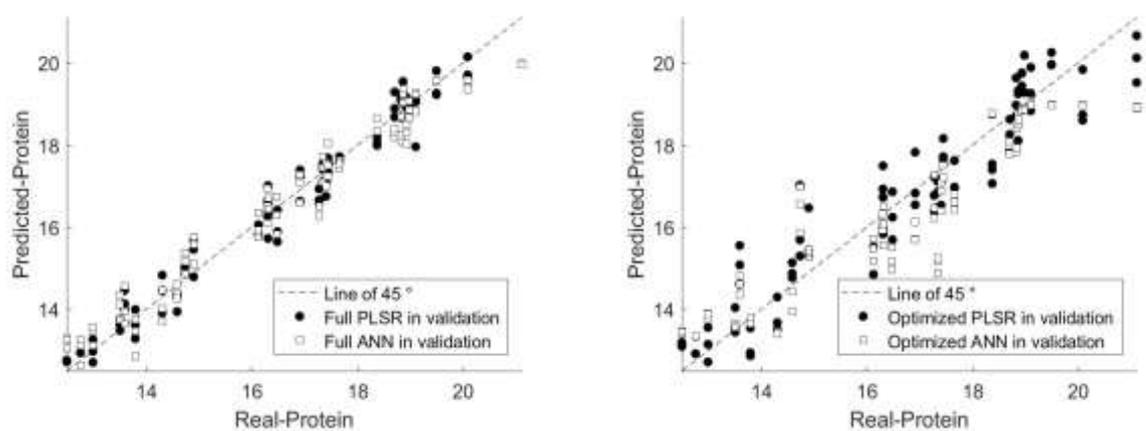


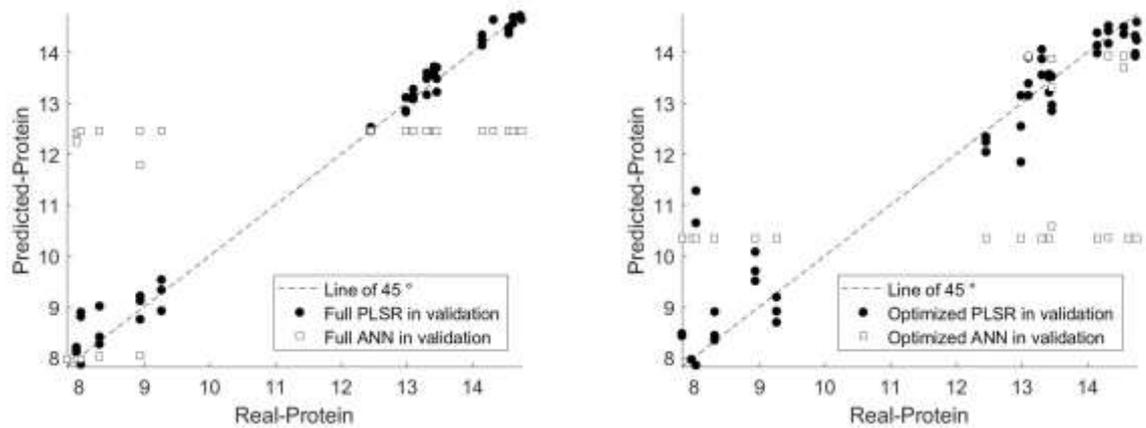
Figura 24. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para humedad



Holcus lanatus



Pennisetum clandestinum



Paspalum scabrum

Figura 25. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para proteína cruda

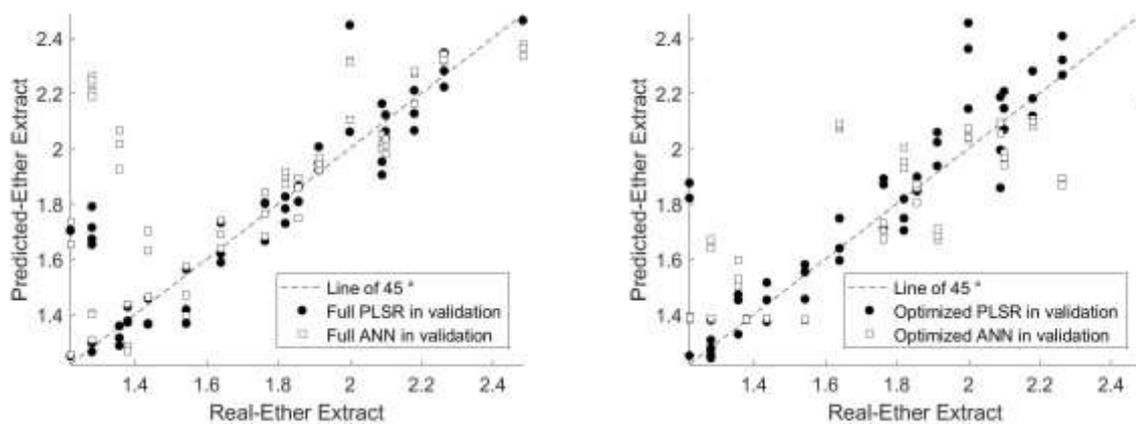
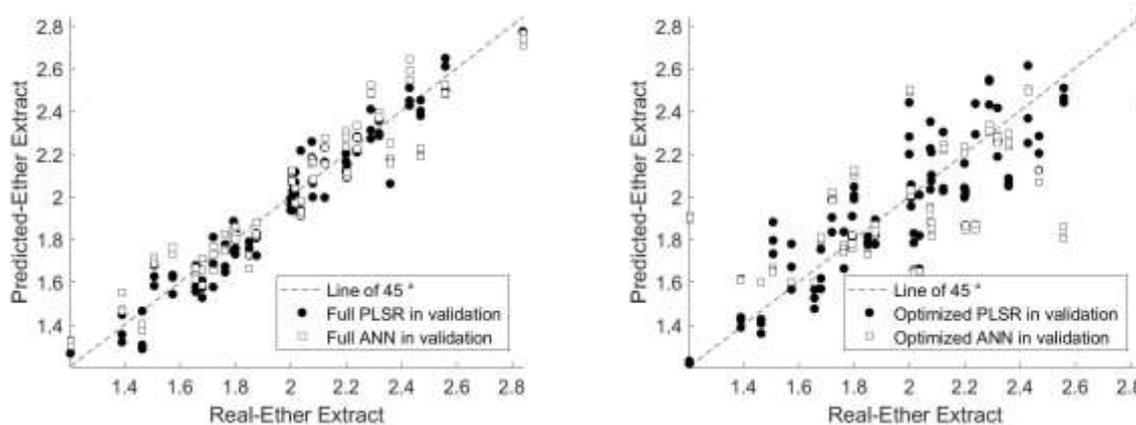
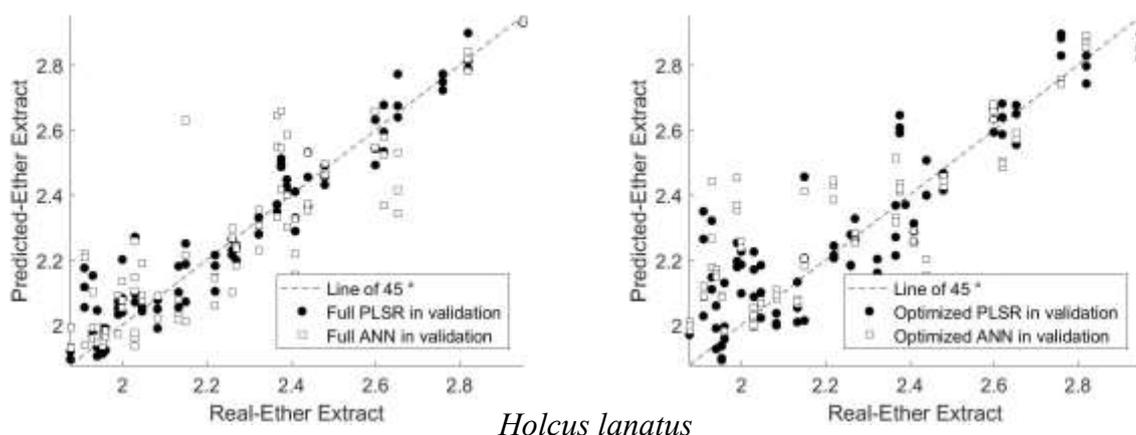
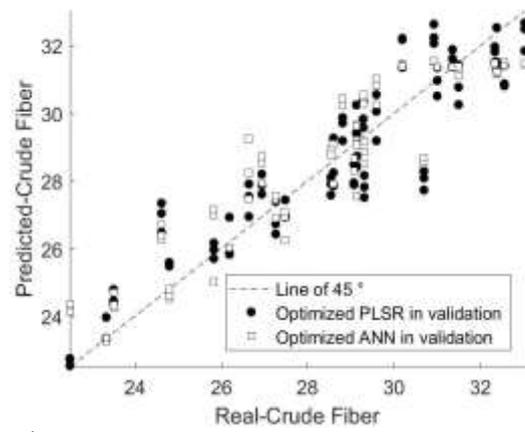
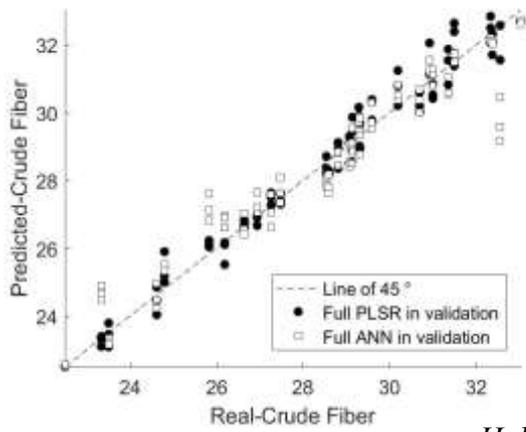
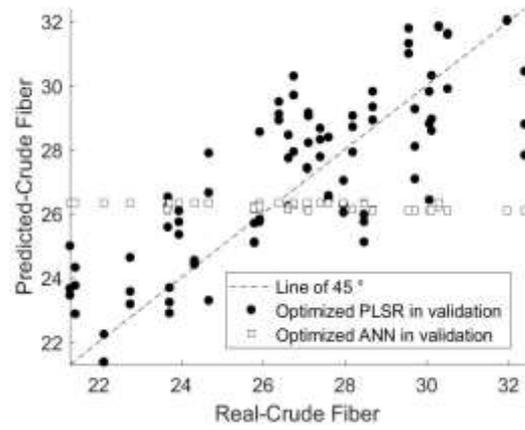
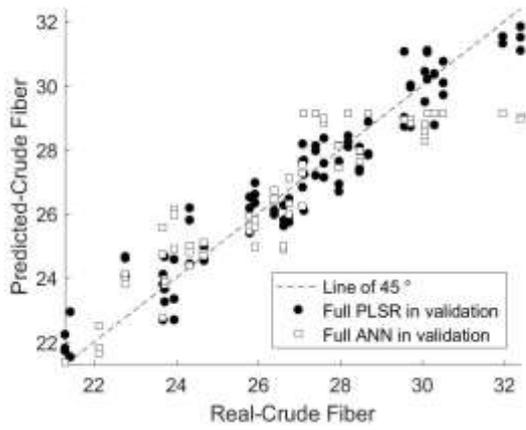


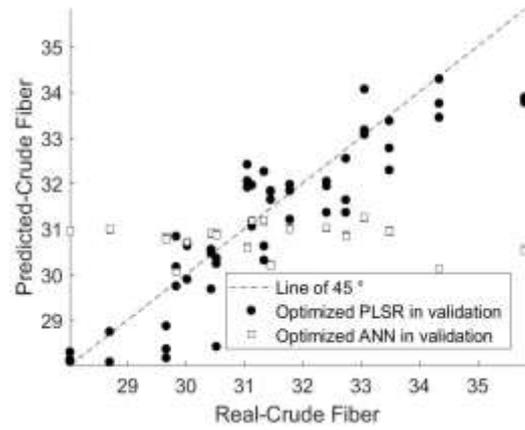
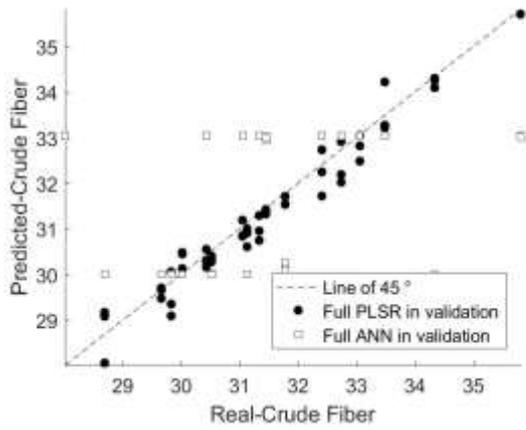
Figura 26. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para extracto etéreo



Holcus lanatus

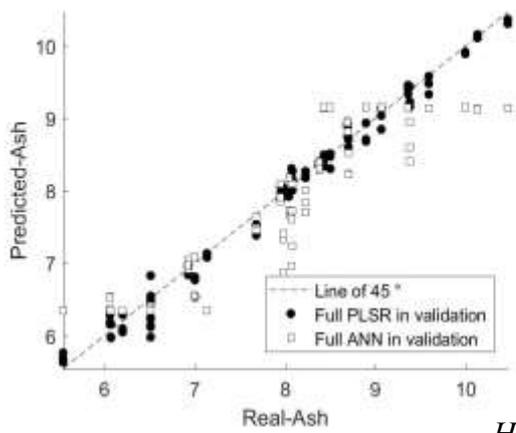


Pennisetum clandestinum

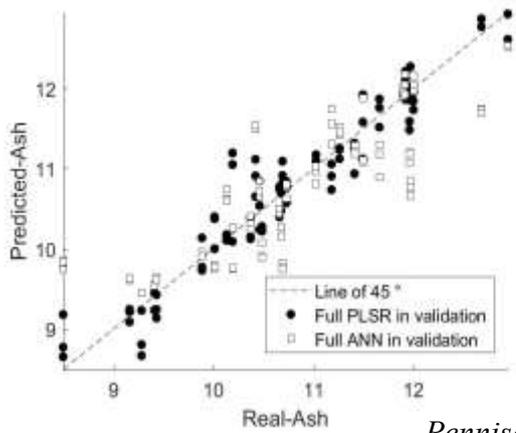
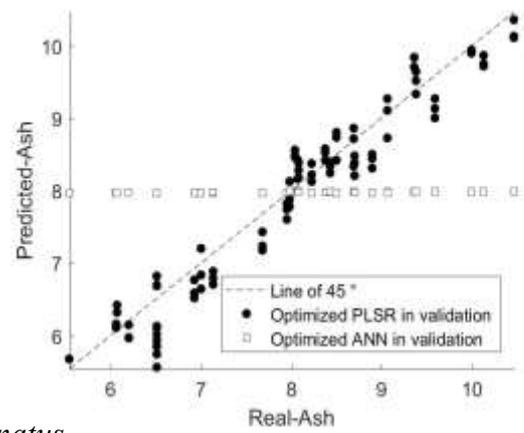


Paspalum scabrum

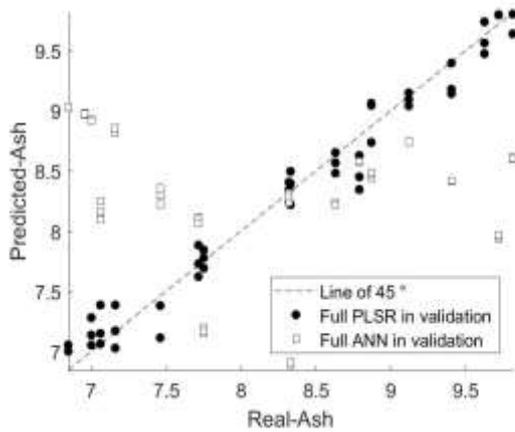
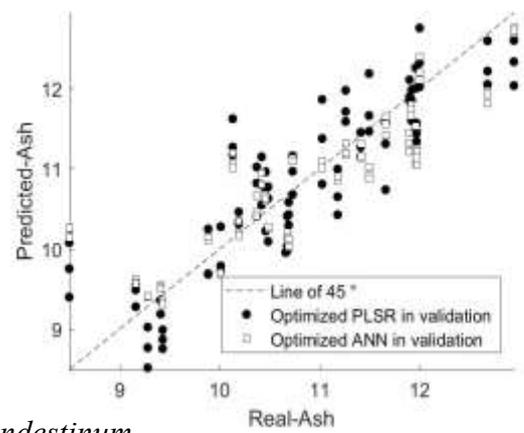
Figura 27. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para fibra cruda



Holcus lanatus



Pennisetum clandestinum



Paspalum scabrum

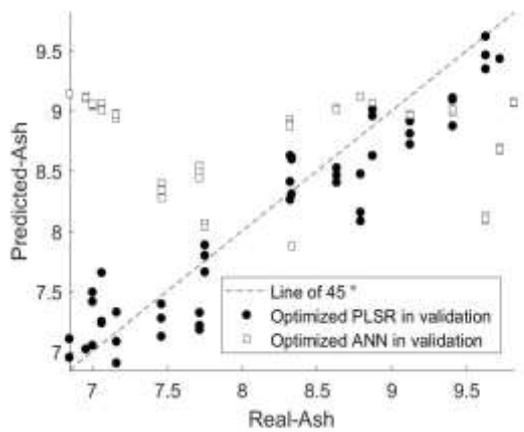
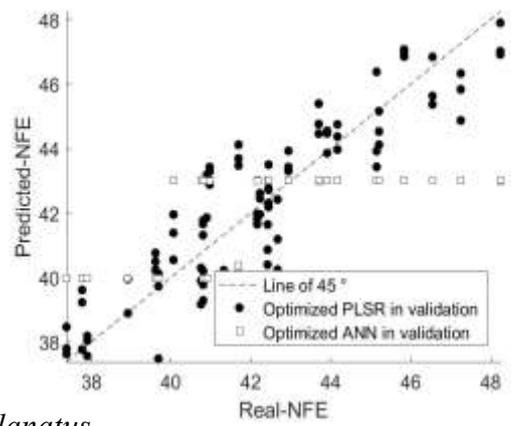
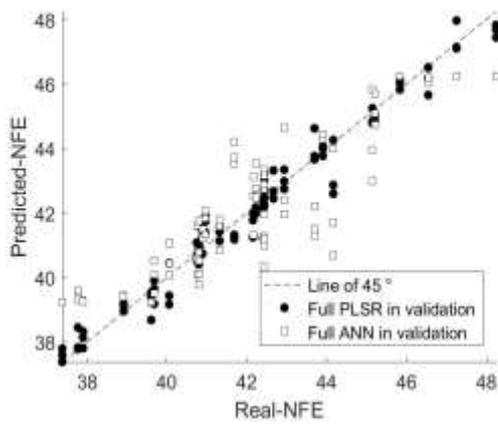
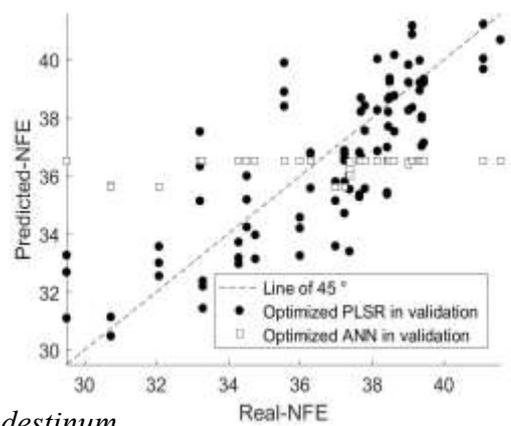
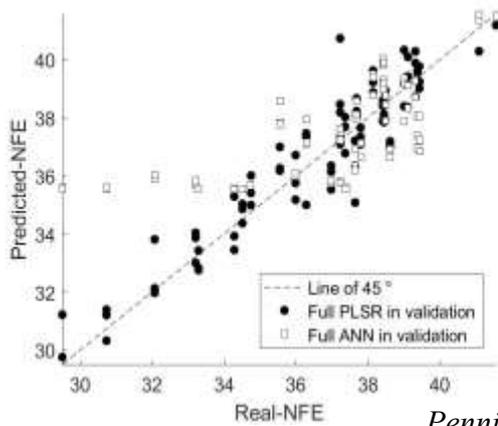


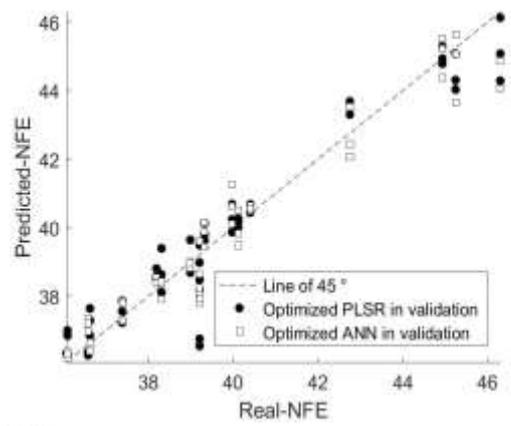
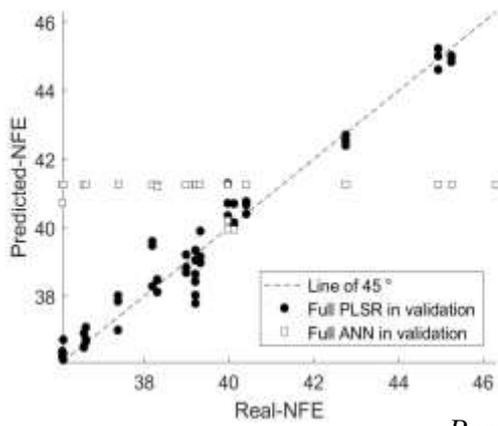
Figura 28. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para cenizas



Holcus lanatus

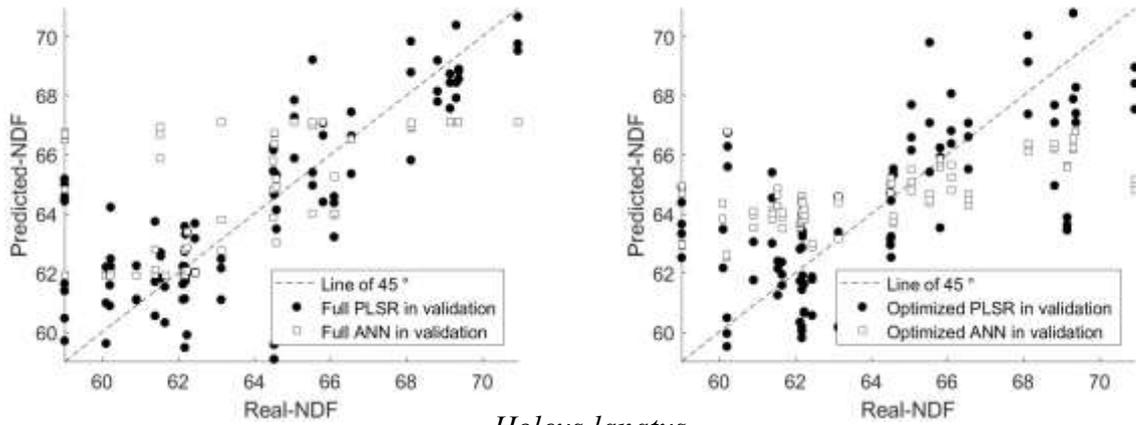


Pennisetum clandestinum

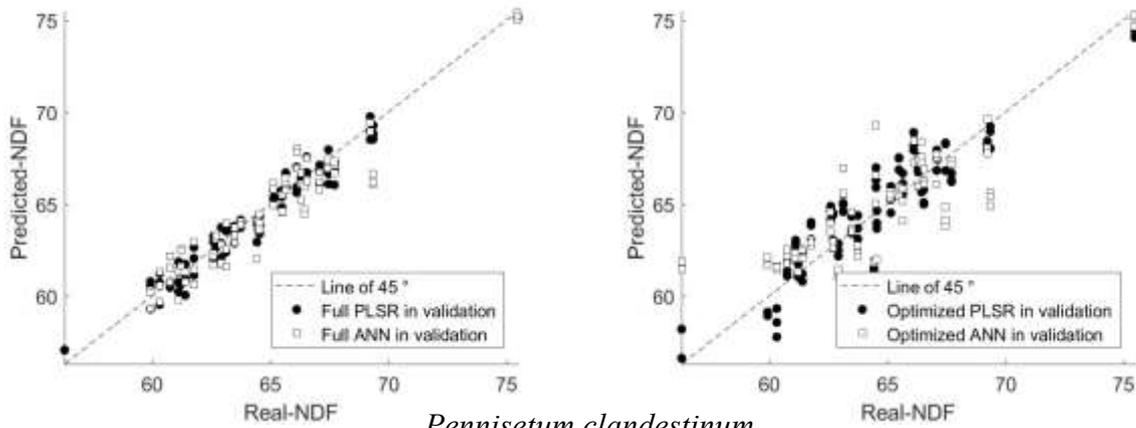


Paspalum scabrum

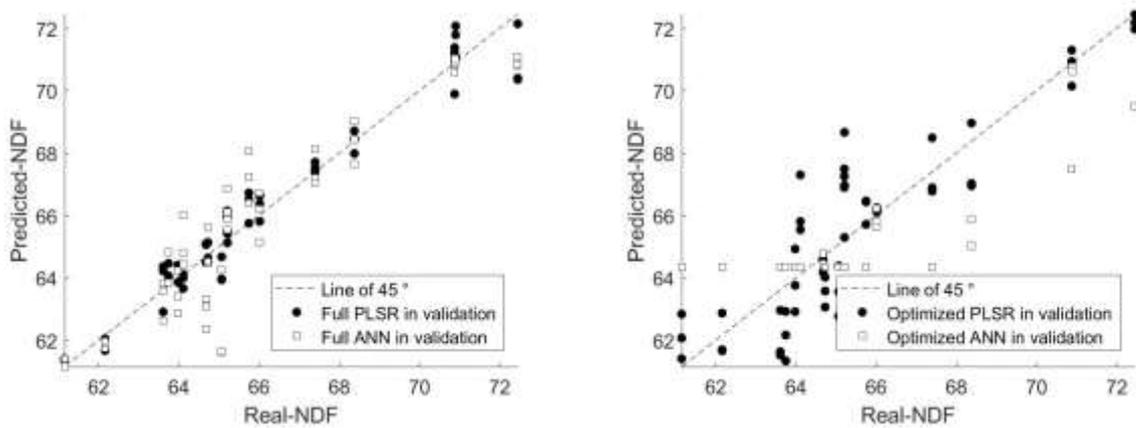
Figura 29. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para ELN



Holcus lanatus

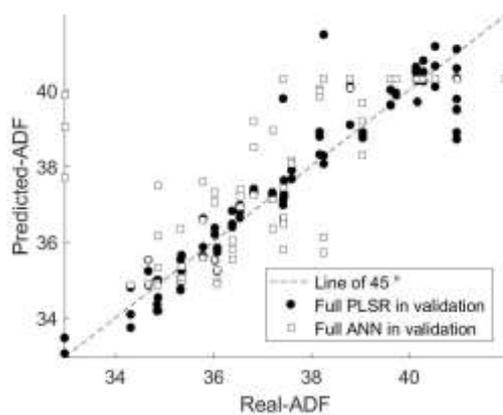


Pennisetum clandestinum

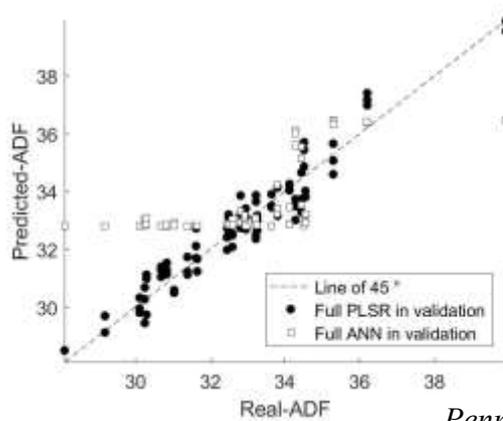
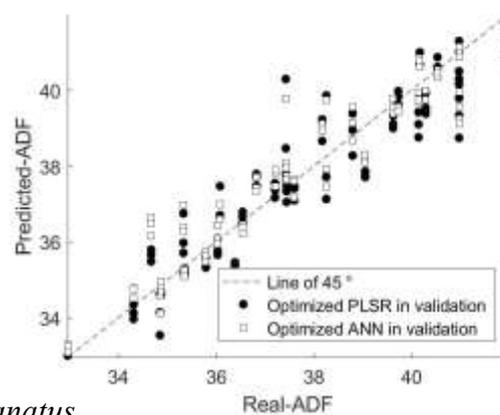


Paspalum scabrum

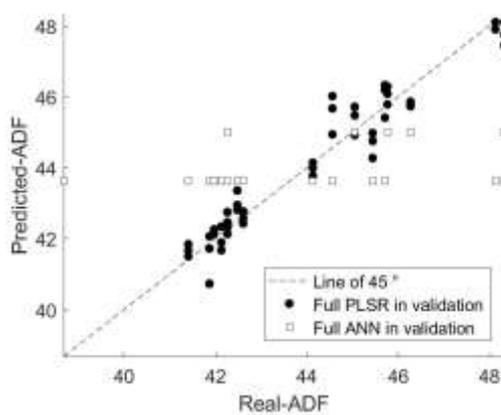
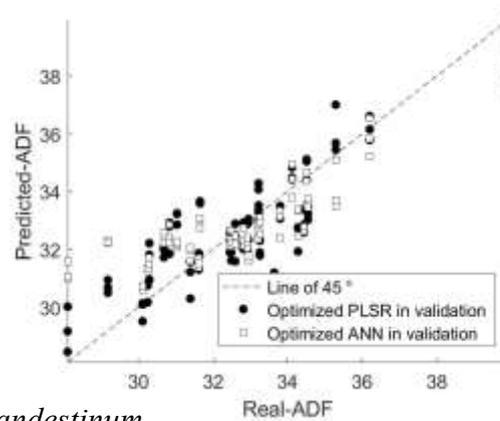
Figura 30. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para FDN



Holcus lanatus



Pennisetum clandestinum



Paspalum scabrum

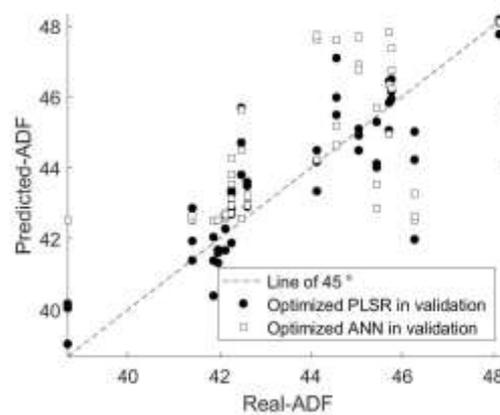
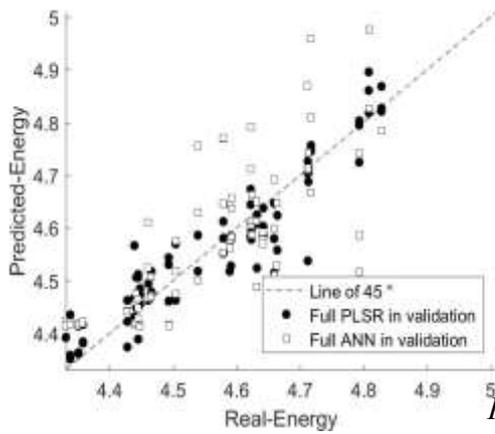
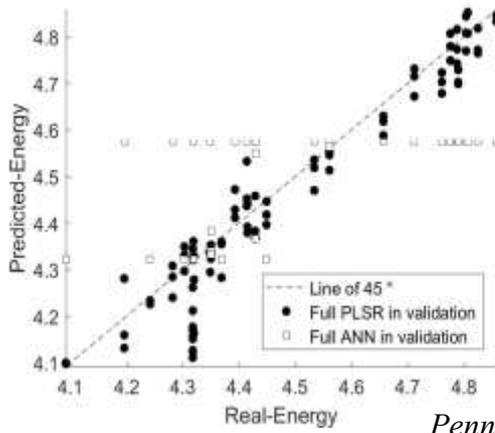
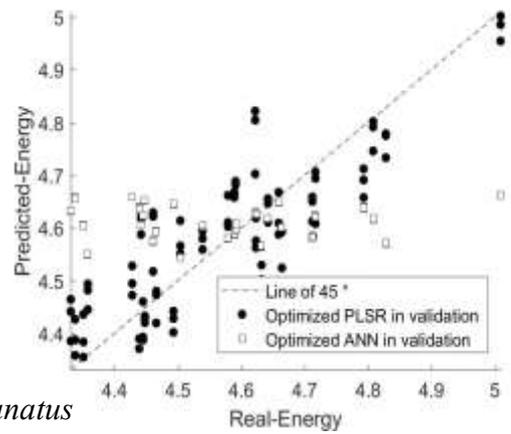


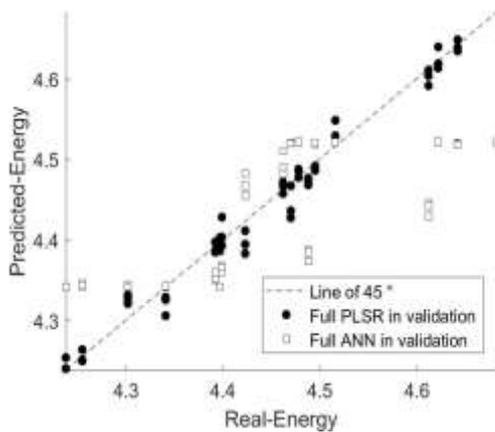
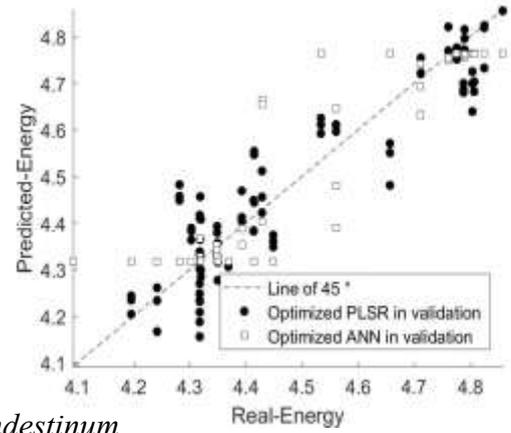
Figura 31. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para FDA



Holcus lanatus



Pennisetum clandestinum



Paspalum scabrum

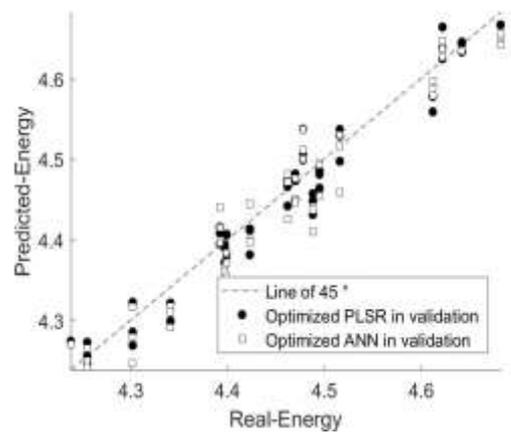


Figura 32. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para energía bruta

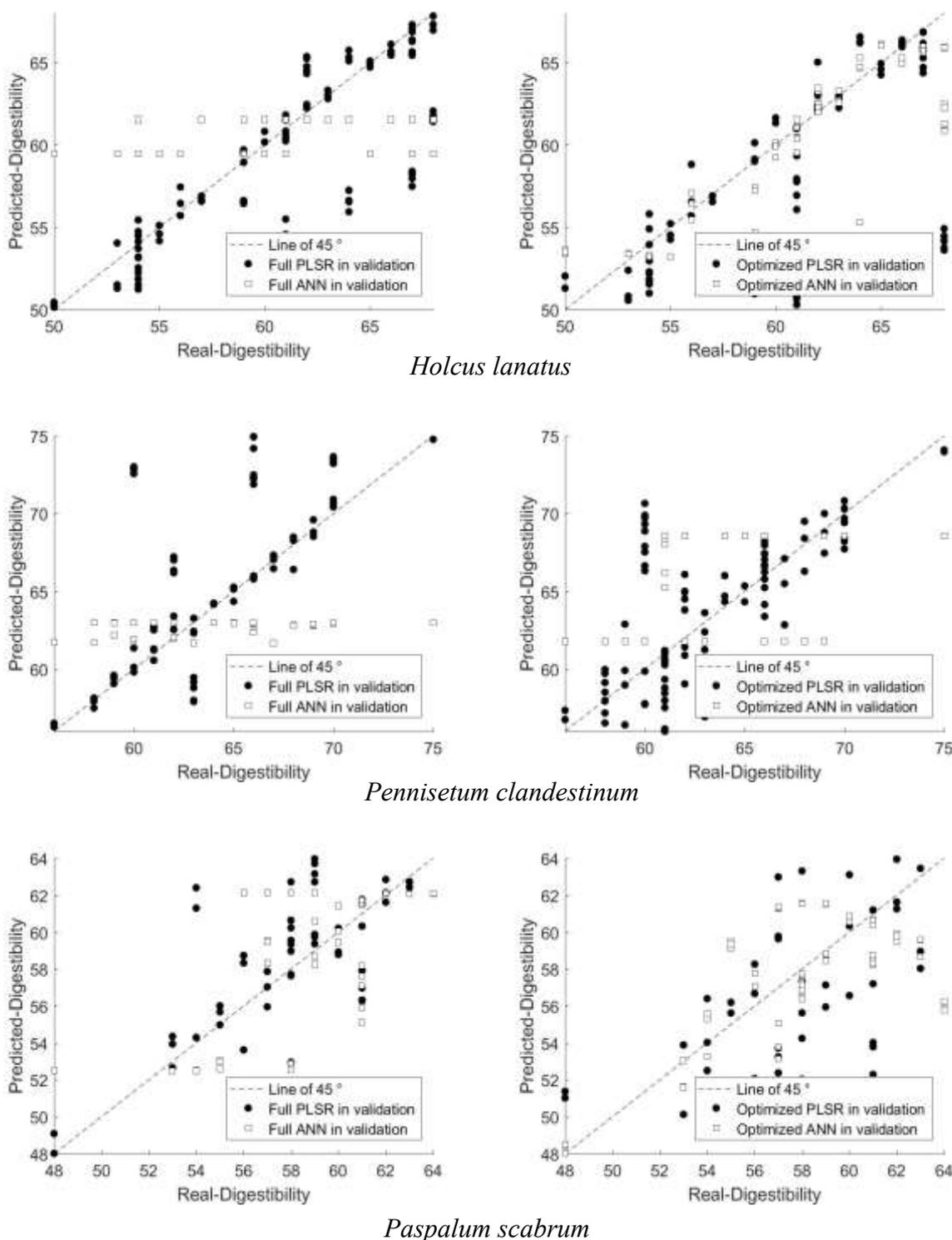


Figura 33. Relación entre los análisis químicos de referencia y la predicción mediante NIRS en el validado en el modelo completo y optimizado para digestibilidad *in vitro*



Figura 34. Recolección de muestras de campo



Figura 35. Determinación del análisis de proteína mediante el equipo Kjendal



Figura 36. Determinación del análisis de extracto etéreo mediante el equipo Soxhlet



Figura 37. Determinación del análisis de digestibilidad *in vitro* mediante incubado Daisy II



Figura 38. Determinación del análisis de EB mediante la bomba calorimétrica



Figura 39. Preparación de la muestra para la toma de espectros en NIR



Figura 40. Toma de espectros en el equipo NIR