



Recepción: 9 de noviembre de 2020

Aceptación: 28 de abril de 2021

EVALUACIÓN DE DOS MODELOS DE PREDICCIÓN DEL DE PROTEÍNA CRUDA EN HARINA DE SOYA MEDIANTE LA TÉCNICA NIRS

Edgard Benites Franco¹, Mario Arjona²

¹Médico Veterinario Zootecnista, Nutricionista de aves en La Calera S.A.C. Chinchá Perú

²Universidad de Panamá, Facultad de Ciencias Agropecuarias, Departamento de Zootecnia, Panamá

 *edgardbf_1@hotmail.com; mario.arjona@up.ac.pa <https://orcid.org/0000-0002-6100-1731>

RESUMEN

Esta investigación tuvo como objetivo evaluar dos modelos de predicción del contenido de proteína cruda (PC) en la harina de soya, generados mediante la técnica de Espectroscopia de Reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIRS). El estudio se realizó en el laboratorio de control de calidad de una granja avícola comercial ubicada en Perú. Se utilizaron 590 datos de resultados de valores de PC estimados por dos modelos, provenientes de 295 muestras de harina de soya. Los modelos empleados fueron el modelo NUTRECO (N) y el modelo ADISSEO (A). Los datos fueron analizados mediante un (ANOVA), comparación de promedios (Tukey), T de Student, correlación, regresión, y estadística descriptiva, utilizando el procedimiento GLM de SAS. Los valores de PC de la harina de soya estimados por los modelos N y A difirieron entre sí ($P < 0.05$). El modelo A presentó un menor coeficiente de variación, menor dispersión y error estándar que el modelo N. Se concluye que el modelo ADISSEO estima con mayor precisión el contenido de PC en la harina de soya que el modelo NUTRECO.

PALABRAS CLAVES: modelo de predicción, proteína cruda, harina de soya, NIRS.

EVALUATION OF TWO PREDICTION MODELS OF THE PROTEIN LEVEL IN SOYBEAN MEAL USING THE NIRS TECHNIQUE

ABSTRACT

An investigation was conducted to comparatively evaluate two models predicting the level of crude protein (CP) in soybean meal using Near Infrared Reflectance Spectroscopy technique (NIRS). This study was conducted at the laboratory of quality control in a commercial poultry farm in Peru. The study included 590 data of CP estimated from 295 samples of soybean meal. The data were sorted and classified into two groups, based on the prediction model used, which were the NUTRECO Model (N) and the ADISSEO Model (A). Statistical analyses of variance (ANOVA), means comparison (Tukey), T-Student, correlation, regression, and descriptive statistics, using the GLM procedure of SAS were conducted. It was evaluated the CP values estimated by both models. The results show that the CP values of soybean meal estimated by the models N and A differed ($P < 0.05$). Model A presented a lower coefficient of variation, lower dispersion and standard error than model N. It is concluded that ADISSEO model estimates the CP content in soybean meal with greater precision than NUTRECO model.

KEYWORDS: prediction models, crude protein, soybean meal, NIRS.

INTRODUCCIÓN

El desarrollo, sostenibilidad y rentabilidad de la industria avícola requiere cada vez más de la tecnología e innovación en cada uno de sus procesos productivos. Si consideramos que el costo de alimentación en la producción de carne de pollo o producción de huevos, representa alrededor del 60 - 70% del costo total (Noblet, 2015). Por lo tanto, cualquier estrategia que optimice los aspectos nutricionales y de alimentación, conllevaría a mejorar la eficiencia de producción y consecuentemente la rentabilidad de la actividad avícola.

Con miras a lograr los objetivos antes mencionados, surge el concepto de nutrición de precisión, mismo que a nivel práctico, comprende dos aspectos importantes: conocer con precisión los valores nutricionales de los ingredientes, así como conocer el requerimiento energético y nutricional de las aves (Pesti & Miller, 1997; Classen, 2016; Moscoso-Muñoz *et al.*, 2020), retos que solo se pueden lograr a través de la tecnología. La harina de soya es la principal fuente de PC en dietas para aves, a dicha harina, generalmente se le analiza para conocer su contenido de fibra cruda, PC y la actividad ureásica según Karr-Lilienthl *et al.* (2004), citado por García-Rebollar (2016). El análisis proximal, considera la fracción de PC ($6.25 \times N$) de la muestra, sin embargo, este análisis demanda tiempo y costo, razón por la cual, actualmente se utiliza la técnica NIRS, para predecir el contenido nutricional de la harina de soya, misma que resulta en una alternativa técnica y económicamente viable. Paulino (2017) señala que para lograr una nutrición de precisión es necesaria la formulación exacta de raciones, empleando valores reales del contenido de nutrientes de los ingredientes utilizados, para el cual se utiliza el análisis proximal y la técnica NIRS.

En este estudio se evaluaron comparativamente dos modelos de predicción del nivel de PC (g/100 g) de la harina de soya generados mediante la técnica NIRS, en una granja comercial de producción avícola.

MATERIALES Y MÉTODOS

Los datos analizados provinieron del resultado de los valores (datos cuantitativos) de contenido de PC de muestras de harina de soya analizadas en el NIRS, análisis que se llevó a cabo en el Laboratorio de Control de Calidad de ingredientes alimenticios de una granja avícola comercial de producción de huevos, ubicada en el Distrito de Alto Laran, Chincha – Ica – Perú. Se utilizó un

equipo NIRS Modelo XDS near-infrared (FOSS NIR SYSTEMS), provisto del Programa ISIscan, además de una balanza de precisión SHORE SC6010 con capacidad de 600 g y un molino de rotor FOSS CYCLOTEC 1093 de 1 mm de criba.

Para desarrollar las ecuaciones de calibración y realizar la validación del contenido de proteína cruda se utilizó el desarrollador WINISI II de Infracsoft International.

La población de datos en estudio fue ordenada en dos grupos (tratamientos) basados en el tipo de calibración independiente que se maneja para cada uno de los modelos matemáticos de predicción del contenido PC de la harina de soya, lo antes planteado se representa como:

T-1 Modelo de predicción en base a la calibración de ADISSEO (A)

T-2 Modelo de predicción en base a la calibración de NUTRECO (N)

Análisis estadístico

Para los análisis estadísticos se empleó estadística descriptiva, análisis de varianza, correlación y regresión, lo que permitió comparar los resultados de los valores de PC estimados por los dos modelos matemáticos de predicción.

La capacidad de predicción de ambas ecuaciones de calibración fue determinada en base al error estándar de la media (EEM) y a la precisión a través de su coeficiente de variación (%).

Los 590 datos obtenidos de las variables evaluadas fueron procesados y analizados estadísticamente mediante la prueba de T de Student, ANOVA, regresión y correlación, para lo cual se utilizó el procedimiento del modelo general lineal (GLM) de SAS (SAS Institute, 2003), versión 9.1.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Comparación general de los niveles de PC en base a dos modelos de predicción.

Como se muestra en la Tabla 1, los valores de PC estimados por los modelos de predicción A y N para la harina de soya fueron diferentes ($P < 0.001$). El valor promedio de PC estimado por el modelo A (46.74%) fue más alto ($P < 0.01$) que el valor de PC estimado por el modelo N (46.41%). En la misma tabla se observa una mayor dispersión o variación para el promedio generado por el modelo N (± 1.133) y menor para el promedio generado por el modelo A (± 0.859), del mismo

modo el error estándar de la media fue más alto para el promedio generado por el modelo N (0.066) y menor para el promedio generado por el modelo A (0.050), lo que podría indicar, una estimación más precisa de los valores de PC al aplicar este último modelo. En este sentido, Galyean (2010) considera que la precisión es la mejor medida numérica de la repetibilidad y la fiabilidad de un método o instrumento, lo que se expresa comúnmente como la desviación estándar o el coeficiente de variación. En esta línea, en los análisis químicos de nutrición, se recomienda para el caso de la PC un nivel aceptable para el coeficiente de variación (% máximo) de 2%. De acuerdo con esta recomendación, se observa que los valores estimados con el modelo A, lograron una precisión de 1.83% para la predicción de PC, valor que están por debajo del límite máximo aceptable mencionado, mientras que los valores estimados con el modelo N lograron una precisión de 2.44% mismo que se encuentran por encima del valor recomendado.

Tabla 1. Comparación general de los valores de proteína cruda (g/100g) de la harina de soya estimados por los modelos NUTRECO y ADISSEO a través de la técnica (NIRS)

MODELO	PC (g/100g)	SD (±g)	SEM (±g)	Mínimo (g/100g)	Máximo (g/100g)	Precisión (%CV)
NUTRECO	46.42 ^b	± 1.133	± 0.066	42.71	49.22	2.44
ADISSEO	46.74 ^a	± 0.859	± 0.050	43.49	49.38	1.83
T - STUDENT	< 0.0001					

^{a,b} Promedios con letras diferentes como superíndice en una misma columna indica diferencia significativa a la prueba de Tukey

(P<0.05), SD= Desviación estándar; SEM= Error estándar de la media; CV= Coeficiente de variación.

Para la elección de un modelo final de calibración del NIR se consideran como criterios el coeficiente de determinación (R^2) y la desviación residual predictiva (RPD); por ser esta última, según Arana *et al.* (2008) un buen indicador de la capacidad predictiva y robustez del modelo. Cuanto más alto es el valor de la RPD, mayor será la capacidad del modelo de calibración para predecir con exactitud los valores del parámetro de referencia. Según Nicolai *et al.* (2007) una RPD superior a 2.5 corresponde a una excelente precisión de la predicción. Además de R^2 , Shenk & Westerhaus (1993) indican que las estadísticas de las calibraciones calculadas incluyen el error estándar de la calibración (SEC), el error estándar de la validación cruzada (SECV) y el coeficiente de determinación en la validación cruzada (Rval).

En base a lo mencionado, cabe señalar que ambos modelos reportan valores diferentes de SEC, SECV y R^2 , dichos valores calculados, generalmente son utilizados para evaluar la capacidad predictiva de los modelos. El modelo N presenta valores de 0.51, 0.52 y 0.94 para SEC, SECV, R^2 , respectivamente; mientras que el modelo A presenta valores promedios de dos grupos de muestras de harina de soya de 0.65, 0.72, 0.71 y 0.84, 0.80, 0.81, para el SEC, SECV y R^2 , respectivamente. De estos datos se puede deducir que, estadísticamente, el modelo N tendría una mayor capacidad de predicción por presentar menores valores de SEC y SECV, así como valores máximos de R^2 ; sin embargo, de acuerdo con las evaluaciones de los valores de PC estimados por dicho modelo, resultó con menor precisión. Otra diferencia importante es el número de muestras utilizadas para la calibración de los modelos. El modelo N utilizó 273 muestras para PC, mientras que el modelo A utilizó dos grupos con 794 y 800 muestras, además se observa que el promedio de PC de las muestras utilizadas para la calibración es de 54.6% (con amplio rango, desde 46.6 – 58.4% de PC) para el modelo N y de 46.3 y 46.3 para el modelo A. Otro punto importante es el origen de las muestras que utiliza el modelo N (Estados Unidos de América y Canadá), mientras que el modelo A no lo reporta. La descripción de los métodos de regresión multivariados utilizados para efectos de la calibración de los modelos evaluados en este estudio, sugieren que el modelo N utilizó el método de los cuadrados mínimos parciales (PLS), mientras que el modelo A utilizó el método de los cuadrados mínimos parciales modificados (MPLS). Aunque PLS es un algoritmo de regresión multivariante avanzado y ha sido ampliamente aplicado para el desarrollo de calibración NIR, todavía se debe tener cuidado cuando se aplica PLS a los datos NIR de muestras complejas, como es el caso de la harina de soya (Baianu *et al.*, 2012). Estas diferencias reportadas podrían explicar parcialmente los resultados obtenidos.

Por otro lado, algunos autores (Deaville & Flinn, 2000; Cozzolino *et al.*, 2003; Roberts *et al.*, 2004; Murray & Cowe, 2004) coinciden en que la calibración es un factor muy importante para que la técnica NIRS sea utilizada exitosamente. Este proceso de calibración requiere considerar aspectos muy esenciales en su desarrollo, como lo es la selección de la muestra, la adquisición de los espectros, los datos de referencia, tratamiento previo de los datos espectrales, la derivación del modelo de regresión y la validación del modelo. Del mismo modo, el procesamiento de la muestra como es el secado y la molienda, así como la presentación de la muestra en el instrumento son factores importantes en la robustez y precisión del NIRS como técnica analítica.

Adicionalmente, se sabe que, la calibración de los dispositivos de NIR se realiza mediante el uso de muestras de composición conocida y propiedades determinadas por métodos de análisis primarios (referencia). El procedimiento de calibración incluye la aplicación de determinadas técnicas matemáticas y estadísticas (quimiometría) con el fin de obtener una ecuación empírica que conecta los datos del espectro con los datos obtenidos por análisis químico (Stuth *et al.*, 2003), por lo que, la selección adecuada de la técnica de muestreo, la naturaleza de la muestra y el procesamiento de la muestra de harina de soya son factores claves, tanto a nivel del laboratorio para generar valores de PC confiables, como para el proceso de calibración de los modelos. Maslovaric *et al.* (2011) consideran que una adecuada selección de muestras para el desarrollo del modelo de calibración es de crucial importancia, y señalan que cuando el número de muestras con diferentes concentraciones de los componentes relevantes es más alto, un modelo de calibración para una amplia gama de concentraciones puede ser desarrollado, y también daría resultados fiables. Del mismo modo, la selección del conjunto de las muestras para calibración, la robustez y precisión del modelo de calibración depende en gran medida de la variabilidad de la población de calibración en el sentido de la presencia de muestras de distintas variedades, de las muestras de varios estadios de maduración, las muestras procedentes de diferentes regiones de cultivo y diferentes años de producción (Tsuchikawa, 2007).

Según Restaino *et al.* (2009), quienes efectuaron un estudio sobre predicción del valor nutritivo de ensilados de pasturas utilizando la técnica NIRS, observaron diferencias en la estadística de calibración cuando las muestras se dividieron por tipo de ensilaje. Por lo tanto, se reportaron diferencias en la predicción del rendimiento del método NIRS, implicando que los modelos de calibración pueden ser sensibles a la gama de tipos de muestras utilizados para la calibración.

Un trabajo sobre el nivel de PC en la harina de soya (Kryeziu *et al.*, 2007), comparando los resultados generados por la técnica NIRS y el análisis químico de laboratorio, encontraron que el contenido promedio de PC en la harina de soya analizado por el procedimiento de laboratorio fue levemente más bajo que los del NIRS (43.3 vs. 44.0%), pero las diferencias no fueron significativas ($p = 0.34$). Además, los valores NIRS mostraron el más bajo coeficiente de variación comparado con los del procedimiento de laboratorio (5.2 vs. 5.0%) y la correlación entre ambos procedimientos fue muy alta (0.99).

En la Tabla 2 se muestran los resultados de comparación de los niveles de PC en cada uno de los 9 meses evaluados. Los valores de PC estimados fueron diferentes ($P < 0.05$) en los meses de mayo, junio, julio, agosto y septiembre. En estos meses los valores de PC estimados por el modelo A fueron más altos ($P < 0.05$) que aquellos estimados por el modelo N. En los meses de marzo, abril, noviembre y diciembre, los valores de PC no fueron diferentes ($P > 0.05$).

Tabla 2. Comparación por meses de los valores de proteína cruda (g/100 g) de la harina de soya estimados por los modelos NUTRECO y ADISSEO a través de la técnica de Espectroscopia de Reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIRS)

MES	MODELO	PROTEÍNA (g/100g)	SD	SEM	MÍNIMO (g/100g)	MÁXIMO (g/100g)	Valor p	PRECISIÓN (%CV)
MARZO	N	46.26 ^a	0.761	0.143	44.67	47.89	0.819	1.64
	A	46.22 ^a	0.606	0.114	45.21	47.83		1.31
ABRIL	N	46.71 ^a	0.565	0.170	45.87	47.74	0.595	1.20
	A	46.60 ^a	0.447	0.134	46.08	47.30		0.95
MAYO	N	45.87 ^b	0.572	0.064	44.63	47.72	< 0.0001	1.24
	A	46.34 ^a	0.531	0.059	45.34	49.38		1.14
JUNIO	N	45.63 ^b	0.645	0.228	44.58	46.68	0.0064	1.38
	A	46.51 ^a	0.438	0.154	46.07	47.21		0.941
JULIO	N	45.67 ^b	1.317	0.236	43.82	47.69	0.0103	2.88
	A	46.40 ^a	0.795	0.143	44.82	47.65		1.71
AGOSTO	N	46.95 ^b	0.429	0.098	46.00	47.68	0.0197	0.91
	A	47.27 ^a	0.368	0.084	46.47	47.81		0.77
SEPTIEMBRE	N	46.60 ^b	0.846	0.120	44.35	48.39	0.0057	1.81
	A	47.04 ^a	0.678	0.096	45.23	48.11		1.44
NOVIEMBRE	N	48.00 ^a	0.408	0.105	47.12	48.85	0.055	0.85
	A	47.76 ^a	0.228	0.059	47.46	48.14		0.47
DICIEMBRE	N	46.97 ^a	1.561	0.212	42.71	49.22	0.620	3.32
	A	47.11 ^a	1.230	0.167	43.49	48.83		2.61

^{a,b} Promedios con letras diferentes como superíndice en la columna dentro de cada mes indica diferencia significativa y letras similares indica diferencia no significativa a la prueba de Tukey; SD= Desviación estándar; SEM= Error estándar de la media; NS= No significativo ($P > 0.05$)

N = NUTRECO; A = ADISSEO

Finalmente, se debe tener presente que la técnica NIRS es un método secundario, lo cual significa que debe ser calibrado contra otras metodologías y que sus respuestas no presentarán mayor

exactitud que la de los métodos primarios comúnmente empleados (Rein, 2017). Si bien el uso de modelos de calibraciones externos resulta importantes y necesarios frecuentemente, cabe recordar que se deben considerar un gran número de muestras para elaborar las curvas, ya que cuando mayor es el número de muestras, mayor precisión se logra en la determinación y, por tanto, en la calibración, además se requiere que sean ajustados constantemente debido a las variaciones en la calidad de las harinas de soya que existen en el mercado.

CONCLUSIONES

- Los resultados obtenidos con el modelo A y el modelo N son datos referenciales de gran valor al momento de formular raciones que requieren un alto nivel de precisión.
- Al utilizar la técnica NIRS, el modelo ADISSEO estimó con mejor precisión el contenido de PC en la harina de soya que el modelo NUTRECO.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arana, I., Jarén, C., Arazuri, S., & Riga, P. (2008). Caracterización de parámetros de calidad en tomate fresco mediante espectroscopia en el infrarrojo cercano. Zaragoza, España. Editorial Acribia S.A. 246-251.
- Baianu, I., You, T., Costescu, D., Lozano, P., Prisecaru, V., & Nelson, R. (2012). Determinación de residuos de aceite, proteína y aminoácidos de soja en semillas de soja mediante resonancia magnética nuclear de alta resolución (NMRS) e infrarrojo cercano (NIRS). *Nat. Proc.* 1-62. doi:10.1038/npre.2012.7053.1
- Cozzolino, D., Fassio, A., & Fernández, E. (2003). Uso de la espectroscopia de reflectancia en el infrarrojo cercano para el análisis de calidad de ensilaje de maíz. Chile. *Agricultura Técnica*, 63, 387-394.
- Classen, H.L. (2016). Diet energy and feed intake in chickens. *Animal Feed Science and Technology*, 233, 13-21

- Deaville, E.R., & Flinn, P.C. (2000). Near infrared (NIR) spectroscopy: an alternative approach for the estimation of forage quality and voluntary intake. en Forage evaluation in ruminant nutrition. Wallingford, UK. *CABI Publishing*, 301-320.
- Galyean, M. (2010). Laboratory Procedures in Animal Nutrition Research. Department of Animal and Food Science. Texas Tech University. USA.
- García-Rebollar, P., Cámara, L., Lázaro, R., Dapoza, C., Pérez-Maldonado, R., & Mateos, G. (2016). Influence of the origin of the beans on chemical composition and nutritive value of commercial soybean meals. *Animal Feed Science and Technology*, 221, 245-261.
- Kryeziu, A., Bakalli, R.I., Kamberi, M.A., Kastrati, R., & Mestani, N. (2007). Comparison of comercial near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS) calibrations and standard chemycal assays procedures for prediction of crude protein levels in poultry feed ingredients. *16 th European Symposium on Poultry Nutrition*. France, 561-564.
- Maslovarić, M., Jovanović, R., Janković, S., Lević, J., & Tolimir, N. (2011). Application of NIR technology in the animal food industry. *Biotechnology in Animal Husbandry*, 27 (4), 1811-1817.
- Moscoso-Muñoz, J.E., Gómez-Quispe, O., & Guevara-Carrasco, V. (2020). Contenido de energía metabolizable y energía neta del maíz, subproducto de trigo, harina de soya, harina de pescado y aceite de soya para pollos de carne. *Scientia Agropecuaria*, 11(3), 335-344.
- Murray, I., & I. Cowe. (2004). Near infrared spectroscopy in agriculture. American Society of Agronomy, Crop Science Society of America, Soil Science Society of America, Wisconsin, USA. 75-115.
- Nicolai, B. M., Beullens, K., Bobelyn, E., Peirs, A., Saeys, W., Theron, K., & Lammertyn, J. (2007). Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: a review. *Postharvest Biology Technology*, 46(2), 99 – 118.
- Noblet, J. (2015). Comparative interests and limits of metabolizable energy and net energy for evaluating poultry and pig feeds. 20th European Symposium on Poultry Nutrition, 24–27.
- Paulino, J. (2017). Nutrición de precisión para pollo de engorde de alto desempeño. Artículos técnicos. *Engormix*. Disponible en:

- <https://www.engormix.com/avicultura/articulos/nutricion-precision-pollo-engorde-t40378.htm>. Consultado el: 1 de febrero de 2020.
- Pesti, G.M., & Miller, B.R. (1997). Modelling for Precision Nutrition. *Journal of Applied Poultry Research*, 6, 483-494.
- 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(4), 560-566.
- Rein, P. (2017). Cane sugar engineering. Segunda edición. ISBN: 978-3-87040-167-2. Ed. Bartens, Berlin, Germany.
- Roberts, C.A., & Workman, J.B. (2004) Near infrared spectroscopy in agriculture. American Society of Agronomy, Crop Science Society of America, Soil Science Society of America, Madison, Wisconsin, USA. 231-269.
- Shenk, J.S., & Westerhaus, M.O. (1993). Analysis of Agriculture and Food Product by Near Infrared Reflectance Spectroscopy. Monograph. Penn State University and Infracsoft. International, Port Matilda, PA, USA, 116.
- Stuth J., Jama, A., & Tolleson, D. (2003). Direct and indirect means of predicting forage quality through near infrared reflectance spectroscopy. *Field Crops Research*, 84, 45-46.
- Tsuchikawa, S. (2007). Determination of dry matter content and basic density of Norway spruce by near infrared reflectance and transmittance spectroscopy. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2, 127-135.