

## Remuestreo bootstrap para obtener una aproximación precisa de los estimadores en la composición de nutrientes

### Bootstrap resampling to obtain an accurate approximation of the estimators in nutrient composition

Feisy Pérez Amores<sup>1</sup> ([feisypa@ult.edu.cu](mailto:feisypa@ult.edu.cu)) (<https://orcid.org/0000-0002-8561-1438>)

Oscar Romero Cruz<sup>2</sup> ([oromero@udg.co.cu](mailto:oromero@udg.co.cu)) (<https://orcid.org/0000-0003-4601-4937>)

Alicia Centurión Fajardo<sup>3</sup> ([acenturionf@udg.co.cu](mailto:acenturionf@udg.co.cu)) (<https://orcid.org/0000-0003-1572-2631>)

### Resumen

Este estudio tuvo como objetivo incorporar el método bootstrap en el software AliCuba para estimar con precisión la desviación estándar y los intervalos de confianza de la composición nutricional de los alimentos, tomando como caso de estudio la especie *Megathyrus maximus*, y validar los resultados mediante comparación con software estadístico de referencia. Para ello desarrolló tablas completas de composición nutritiva para rumiantes en Cuba a partir del procesamiento de toda la información publicada disponible (1967-2019). Como caso de estudio representativo, se validó específicamente con *Megathyrus maximus*, mediante variables agronómicas clave como variedad, región y manejo. La metodología empleó 10000 remuestreos bootstrap (IC 95% percentil), lo que demuestra una alta precisión y excelente concordancia con los softwares comparados (AliCuba y SPSS). Los resultados permiten una formulación precisa de dietas mediante programación estocástica, una valoración económica más realista de los alimentos y, fundamentalmente, la integración de toda la evidencia científica nacional disponible. Esta herramienta representa un avance significativo para la nutrición animal tropical, con una metodología aplicable a todos los recursos alimentarios documentados en la literatura científica cubana, superando las limitaciones de las tablas tradicionales que solo reportaban valores promedios.

**Palabras clave:** bootstrap, intervalos de confianza, composición nutricional, ganadería tropical, optimización estocástica.

### Abstract

This study aimed to incorporate the bootstrap method into the AliCuba software to accurately estimate the standard deviation and confidence intervals of the nutritional composition of foods, taking the species *Megathyrus maximus* as a case study, and to validate the results through comparison with reference statistical software. To this end,

<sup>1</sup> Doctor en Ciencias Veterinarias. Profesor Titular. Departamento de Informática. Universidad de Las Tunas. Las Tunas, Cuba.

<sup>2</sup> Doctor en Ciencias Veterinarias. Profesor Titular. Centro de Estudios de Producción Animal. Universidad de Granma. Granma, Cuba.

<sup>3</sup> Máster en Nutrición Animal. Profesora Auxiliar. Departamento de Matemática. Universidad de Granma. Granma, Cuba.

complete nutritional composition tables for ruminants in Cuba were developed based on the processing of all available published information (1967-2019). As a representative case study, it was specifically validated with *Megathyrus maximus*, using key agronomic variables such as variety, region, and management. The methodology employed 10,000 bootstrap resamples (95% percentile CI), demonstrating high precision and excellent agreement with the compared software (AliCuba and SPSS). The results allow for a precise formulation of diets through stochastic programming, a more realistic economic assessment of feed, and, fundamentally, the integration of all available national scientific evidence. This tool represents a significant advance for tropical animal nutrition, with a methodology applicable to all feed resources documented in the Cuban scientific literature, overcoming the limitations of traditional tables that only reported average values.

**Key words:** bootstrap, confidence intervals, nutritional composition, tropical livestock, stochastic optimization.

## Introducción

La producción ganadera sostenible y rentable constituye un pilar fundamental para la seguridad alimentaria y el desarrollo económico de numerosos países. Diversos autores coinciden en que la implementación de un adecuado balance alimentario representa uno de los factores críticos para alcanzar este objetivo (Pérez, 2013; Cisneros *et al.*, 2015). Un manejo nutricional preciso no solo facilita la identificación de problemas y la propuesta de soluciones, sino que permite un análisis integral de la producción de leche o carne en todas las etapas productivas. La relevancia económica de este aspecto es incuestionable: la alimentación representa aproximadamente el 70% de los costos asociados a la producción y reproducción animal. Más allá del impacto económico, un desequilibrio o deficiencia nutricional puede constituir la causa subyacente de diversas patologías en el ganado, afectando tanto su bienestar como su productividad.

Para garantizar una alimentación adecuada, los productores y nutricionistas dependen en gran medida de las tablas de composición de alimentos, herramientas esenciales que permiten formular dietas que satisfagan los requerimientos nutricionales de los animales. La disponibilidad de información precisa y actualizada en estas tablas es, por tanto, un requisito indispensable para optimizar el rendimiento productivo mediante el monitoreo y ajuste constante de las raciones. Sin embargo, la información contenida en estas tablas se presenta comúnmente como valores promedio, asumiendo implícitamente una distribución normal de los datos. Esta representación, aunque útil, conlleva una limitación práctica importante: al formular una dieta basada exclusivamente en promedios, es probable que los valores reales de los nutrientes se aproximen al objetivo, pero rara vez coincidirán exactamente con el cálculo realizado (Mavromichalis, 2015).

Esta discrepancia entre el valor esperado y el real encuentra su explicación en la variabilidad inherente a la composición de los ingredientes utilizados en la alimentación animal. Factores como la calidad del suelo, las condiciones de cultivo, las prácticas de

manejo, la estacionalidad o los procesos de producción introducen una incertidumbre significativa en el perfil nutricional final de los alimentos. Ignorar esta variabilidad en los modelos matemáticos de formulación de dietas puede conducir a raciones que, en la práctica, resulten deficientes en ciertos nutrientes o, por el contrario, contengan excesos innecesarios, con las consiguientes implicaciones económicas y productivas.

La inclusión de la variabilidad de los nutrientes en el proceso de formulación permite ajustar las cantidades de cada ingrediente para satisfacer las necesidades del animal de manera más realista y eficiente. Este enfoque, respaldado por los trabajos de Tozer (2000), Guevara (2004) y Morales (2012), ha demostrado generar beneficios tanto económicos como productivos. Al optimizar el uso de los nutrientes y evitar excesos, se logra una reducción en el costo total de la dieta y un impacto positivo en el desempeño y la salud animal. Una estrategia tradicional para mitigar el riesgo de deficiencias nutricionales ha sido la incorporación de la desviación estándar (DS) en la formulación mediante el uso de márgenes de seguridad. Estos márgenes definen el grado en que una dieta se formula por encima de los requisitos mínimos, con el objetivo de minimizar la probabilidad de que ocurra una deficiencia (St-Pierre y Weiss, 2015).

No obstante, métodos como la programación estocástica, permiten incorporar la incertidumbre de forma más explícita y rigurosa. Como plantean Vitoriano y Ramos (2023), esta metodología integra la variabilidad de los ingredientes para formular dietas óptimas basadas en el nivel de riesgo que el usuario está dispuesto a aceptar. En esta línea, Morales (2012) demostró la utilidad de la programación lineal con datos imprecisos para satisfacer las exigencias nutricionales, siguiendo los principios establecidos por Cadenas y Verdegay (1999). Adicionalmente, el conocimiento de la variabilidad, resumida en la DS, resulta útil para la valoración económica de los alimentos. Un ingrediente con una alta variabilidad en su composición tiene un valor intrínseco menor que otro con la misma composición promedio, pero más estable, ya que puede requerir muestreos adicionales, análisis de laboratorio más frecuentes y reformulaciones constantes de las dietas, todo lo cual incrementa los costos de producción (Schlageter-Tello *et al.*, 2020).

En el contexto cubano, las tablas de composición de alimentos para el ganado disponibles (Cáceres *et al.*, 2002; García-Trujillo y Pedroso, 1989; MINAG, 2009) presentan limitaciones significativas al no incluir medidas de variabilidad como la DS o los intervalos de confianza (IC). Además, una parte sustancial de la investigación nacional en este ámbito no ha sido sistematizada en estas herramientas, lo que dificulta la identificación y el aprovechamiento de recursos alimentarios locales con alto potencial. Para abordar esta problemática, se desarrolló la herramienta informática AliCuba (Pérez *et al.*, 2021), que permite generar tablas de composición nutritiva mediante la recopilación y procesamiento de datos de diversas fuentes bibliográficas. Sin embargo, la formulación precisa de dietas, especialmente bajo un enfoque estocástico, requiere ir más allá de los valores promedio y cuantificar la incertidumbre asociada a cada nutriente.

En este sentido, métodos estadísticos avanzados de remuestreo, como el bootstrap, ofrecen una vía efectiva para aproximar la distribución de los estimadores y obtener medidas de variabilidad a partir de conjuntos de datos limitados. Investigaciones como las de Bravo (2010), Rodríguez (2015) y Woli *et al.* (2021) respaldan su uso en contextos agropecuarios, destacando su capacidad para superar las limitaciones de técnicas tradicionales cuando no se cumplen los supuestos de normalidad. Atendiendo a estas consideraciones, el presente trabajo tuvo como objetivo incorporar el método bootstrap en el software AliCuba para estimar con precisión la desviación estándar y los intervalos de confianza de la composición nutricional de los alimentos, tomando como caso de estudio la especie *Megathyrus maximus*, y validar los resultados mediante comparación con software estadístico de referencia.

## Materiales y métodos

### Fuentes de datos y criterios de inclusión

Para la validación del procedimiento bootstrap implementado en el software AliCuba (Pérez *et al.*, 2021), se utilizaron todos los registros publicados sobre la composición nutricional de la especie *Megathyrus maximus* (anteriormente *Panicum maximum*) disponibles en las principales fuentes bibliográficas cubanas. La recopilación comprendió:

#### 1. Revistas científicas cubanas:

- *Revista Cubana de Ciencia Agrícola* (Instituto de Ciencia Animal, ICA, 1967–2019)
- *Pastos y Forrajes* (Estación Experimental de Pastos y Forrajes Indio Hatuey, EEPF IH, 1978–2019)
- *Revista de Producción Animal* (Universidad de Camagüey, UC, 1985–2019)
- *Revista Computarizada de Producción Porcina* (Instituto de Investigaciones Porcinas, IIP, 1994–2015)

#### 2. Tablas nacionales de referencia:

- Cáceres *et al.* (2002)
- García-Trujillo y Pedroso (1989)
- Ministerio de la Agricultura (MINAG, 2009)

### Criterios de inclusión y exclusión

Se incluyeron únicamente aquellos estudios que cumplieran con los siguientes criterios: (I) metodologías analíticas validadas y descritas explícitamente, (II) unidades de medida estandarizadas (expresadas en % de materia seca), (III) datos originales provenientes de investigaciones realizadas en condiciones cubanas. Fueron excluidos los registros con información incompleta, valores atípicos no justificados, o protocolos de

determinación no replicables según la literatura especializada. Para garantizar la robustez de las estimaciones bootstrap, se aplicó el método únicamente a aquellos nutrientes que contaban con al menos cinco observaciones independientes, siguiendo las recomendaciones de Fernández *et al.* (2023).

### Implementación del método bootstrap en AliCuba

El software AliCuba fue modificado para incorporar un procedimiento de remuestreo bootstrap no paramétrico (Solanas y Sierra, 1992; Fernández *et al.*, 2023). El algoritmo implementado sigue los siguientes pasos:

1. Se construye una distribución de probabilidad  $\hat{F}(\theta)$  empírica, a partir de la muestra disponible, asignando probabilidad de  $1/n$  a cada punto,  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ . Esta función de distribución empírica de  $\theta$  constituye el estimador no paramétrico de máxima verosimilitud de la función de distribución  $F(\theta)$ .
2. A partir de  $\hat{F}(\theta)$  se extrae una muestra aleatoria simple con remplazo de tamaño  $n$ .
3. A partir de la muestra obtenida en el paso 2, se calcula el estadístico de interés  $\hat{\theta}$ , dando  $\hat{\theta}_b^*$ .
4. Los pasos 2 y 3 deben repetirse  $B$  veces para estimar los intervalos de confianza alrededor de  $\hat{\theta}$ . Según Solanas y Sierra (1992), se recomienda que el valor de  $B$  sea igual o superior a 500 para obtener resultados confiables.
5. Se construye una distribución de probabilidad  $\hat{\theta}_b^*$  a partir de los  $B$ , asignando una probabilidad a cada punto  $\hat{\theta}_1^*, \hat{\theta}_2^*, \dots, \hat{\theta}_b^*$ . Esta distribución es la estimación *bootstrap* de la distribución muestral de  $\hat{\theta}$  y puede usarse para hacer inferencias sobre  $\theta$ . El estimador *bootstrap* del parámetro  $\theta$  se define como los valores de los estadísticos calculados en  $B$  muestras *bootstrap* y sus expresiones son:

Media *Bootstrap*

$$\bar{\theta}^* = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \hat{\theta}_i^*$$

Varianza *Bootstrap*

$$S^2 = \frac{1}{B-1} \sum_{i=1}^B (\hat{\theta}_i^* - \bar{\theta}^*)^2$$

Desviación Estándar *Bootstrap*      
$$S = \sqrt{\frac{1}{B-1} \sum_{i=1}^B (\hat{\theta}_i^* - \bar{\theta}^*)^2}$$

Coeficiente de Variación *Bootstrap*      
$$CV = \frac{S}{\bar{\theta}^*} 100$$

Una vez calculada  $\hat{F}(\theta)$  a partir de las muestras *bootstrap* se procede a calcular el sesgo y los intervalos de confianza como Fox y Weisberg (2018). La estimación del error estándar de un estimador  $\hat{\theta}$  es la desviación estándar  $S$  muestral de las réplicas *bootstrap*  $\hat{\theta}_1^*, \hat{\theta}_2^*, \dots, \hat{\theta}_b^*$  (Gil, 2014).

#### Procedimiento de validación

La validación del algoritmo implementado se realizó mediante la comparación de las estimaciones generadas por AliCuba con aquellas obtenidas a través de procedimientos estándar en software estadístico. Para ello, se utilizó el mismo conjunto de datos de *Megathyrus maximus* y se calcularon, para cada nutriente, los mismos parámetros: media, desviación estándar e intervalos de confianza al 95%.

#### Generación de estimaciones de referencia con SPSS

Las estimaciones de referencia se obtuvieron utilizando el software IBM SPSS Statistics (SPSS, 2019). El procedimiento se realizó en dos etapas:

1. Cálculo de estadísticos descriptivos convencionales: Se utilizó el módulo de estadísticos descriptivos para obtener la media y la desviación estándar de cada nutriente.
2. Estimación bootstrap de intervalos de confianza: Se empleó el módulo de bootstrapping no paramétrico disponible en SPSS. Se configuró el procedimiento con los siguientes parámetros: (I) método de muestreo: simple, con reposición; (II) número de muestras: 10000; (III) método de intervalo de confianza: percentil; (IV) nivel de confianza: 95%.

Para cada nutriente evaluado, se construyó una base de datos que contenía las estimaciones pareadas obtenidas por ambos métodos: el valor estimado por AliCuba y el valor estimado por SPSS para cada estadístico de interés (media, error estándar, límites inferior y superior del IC 95%). Esta estructura de datos “dentro de sujetos” (cada nutriente actúa como su propio control) es la requerida para los análisis de concordancia posteriores.

#### Análisis estadístico de la concordancia

Para evaluar el grado de acuerdo entre las estimaciones proporcionadas por AliCuba y las obtenidas con SPSS, se utilizó el coeficiente de correlación intraclass (CCI). El CCI

es una medida de confiabilidad ampliamente recomendada para evaluar la concordancia entre dos o más métodos de medición cuando la variable de interés se mide en escala continua, ya que, a diferencia del coeficiente de correlación de Pearson, tiene en cuenta tanto la correlación como las diferencias sistemáticas entre las mediciones (Martínez y Pérez, 2023).

### Procedimiento en SPSS

Para cada nutriente y para cada estadístico de interés (media, error estándar, límites del IC), los valores pareados (AliCuba, SPSS) se introdujeron en el software SPSS. Se siguió la siguiente secuencia de comandos (SPSS, 2019):

1. Menú: Analizar > Escala > Análisis de Fiabilidad...
2. En el cuadro de diálogo, se seleccionaron las dos variables que representan las estimaciones de AliCuba y SPSS y se trasladaron al cuadro "Elementos".
3. Se hizo clic en el botón "Estadísticos...".
4. En el panel "Estadísticos", se activó la casilla "Coeficiente de correlación intraclase".
5. En las opciones del CCI, se configuró:
  - Modelo: Combinado bidireccional
  - Tipo: Acuerdo absoluto
  - Intervalo de confianza: 95%
6. Se hizo clic en "Continuar" y luego en "Aceptar" para ejecutar el análisis.

### Resultados y discusión

#### 1. Estimación de parámetros nutricionales

La implementación del método bootstrap en AliCuba permitió calcular la desviación estándar y los intervalos de confianza al 95% (IC 95%) para cada nutriente, los cuales se presentan en la tabla 1, junto con los valores obtenidos mediante el procedimiento tradicional sin remuestreo (estadísticos descriptivos convencionales basados en la muestra original).

**Tabla 1**

*Composición nutricional de Megathyrus maximus (base seca) estimada mediante métodos tradicionales y bootstrap*

Análisis	Sin remuestreo			Con remuestreo		
	DS	IC 95%		DS	IC 95%	
		Inferior	Superior		Inferior	Superior
MS, %	<b>3.44</b>	<b>21.1</b>	<b>28.56</b>	<b>1.37</b>	<b>22.24</b>	<b>27.39</b>
FB, % MS	<b>2.31</b>	<b>28</b>	<b>38.1</b>	<b>0.59</b>	<b>31.45</b>	<b>33.79</b>
PB, % MS	<b>2.38</b>	<b>5.33</b>	<b>13.28</b>	<b>0.56</b>	<b>7.25</b>	<b>9.46</b>
N, % MS	0.38	0.85	2.12	0.09	1.16	1.51
Ca, % MS	0.14	0.32	0.78	0.04	0.54	0.67
P, % MS	0.06	0.19	0.41	0.02	0.21	0.27
PBDB, %	<b>2.03</b>	<b>2.31</b>	<b>9.09</b>	<b>0.48</b>	<b>3.95</b>	<b>5.84</b>

Nota: MS: materia seca, FB: fibra bruta, PB: proteína bruta, N: nitrógeno, Ca: calcio, P: fósforo, PBDB: proteína bruta digestible en bobino. Elaboración por los autores a partir del estudio realizado.

Los resultados muestran diferencias sustanciales entre ambos enfoques. Las estimaciones basadas en bootstrap presentan, de manera consistente, desviaciones estándar más reducidas en comparación con los valores sin remuestreo. Por ejemplo, la DS de la PB disminuyó de 2.38 a 0.56, y la de la FB se redujo de 2.31 a 0.59. Asimismo, los intervalos de confianza bootstrap son notablemente más estrechos, indicando una mayor precisión en la estimación de la media poblacional. En el caso de la PBDB, el IC bootstrap (3.95 – 5.84%) se reduce drásticamente en comparación con el IC tradicional (2.31 – 9.09%), lo que sugiere que este último estaba inflado por la presencia de valores extremos o por la falta de normalidad en la distribución de los datos originales.

## 2. Validación de la concordancia con SPSS

Para evaluar la fiabilidad del algoritmo implementado en AliCuba, se compararon sus estimaciones con las obtenidas mediante el procedimiento bootstrap del software SPSS. El análisis de concordancia se realizó para la media, la desviación estándar y los límites inferior y superior del IC 95% de cada nutriente.

Todos los nutrientes presentaron coeficientes de correlación intraclass superiores a 0.95, con límites inferiores de los intervalos de confianza siempre por encima de 0.90.

Estos resultados demuestran una concordancia excelente entre las estimaciones de desviación estándar generadas por AliCuba y las obtenidas con SPSS, incluso en nutrientes que originalmente mostraban una alta dispersión, como la fibra bruta.

El análisis de concordancia se extendió a los límites inferior y superior del IC 95% estimado para cada nutriente. Para el límite inferior, el CCI global fue de 0.984 (IC 95%: 0.967 – 0.993). Para el límite superior, el CCI global fue de 0.981 (IC 95%: 0.958 – 0.992). En ambos casos, los valores se mantienen en el rango de excelente concordancia, confirmando que el algoritmo de AliCuba reproduce fielmente no solo las estimaciones puntuales, sino también la amplitud y posición de los intervalos de confianza calculados por el software de referencia.

#### *Contribución del método bootstrap a la precisión de las estimaciones*

Los resultados obtenidos demuestran que la incorporación del método bootstrap en el software AliCuba proporciona estimaciones sustancialmente más precisas de la composición nutricional de *Megathyrus maximus* en comparación con los enfoques tradicionales que solo reportan valores promedio y desviaciones estándar basadas en la muestra original. La reducción sistemática de la desviación estándar y la amplitud de los intervalos de confianza observada en todos los nutrientes (Tabla 1) refleja la capacidad del bootstrap para mitigar el impacto de observaciones extremas y proporcionar una medida más realista de la incertidumbre asociada a la estimación de la media poblacional.

Este hallazgo es particularmente relevante en el contexto de las tablas cubanas de composición de alimentos para el ganado disponibles hasta la fecha (Cáceres *et al.*, 2002; García-Trujillo y Pedroso, 1989), las cuales adolecen de la ausencia de medidas de variabilidad como la DS y los IC. La falta de esta información limita seriamente su utilidad para la formulación precisa de dietas, especialmente cuando se adopta un enfoque estocástico. Como señalan Tran *et al.* (2020), la cuantificación de la variabilidad de los nutrientes es fundamental para reducir el riesgo de deficiencias nutricionales en la práctica. Nuestros resultados coinciden plenamente con esta afirmación, al demostrar que es posible obtener estimaciones robustas de dicha variabilidad a partir de datos históricos limitados, un escenario común en contextos de investigación tropical.

El caso de la proteína bruta digestible (PBDB) ilustra con claridad las ventajas del bootstrap. El IC tradicional (2.31 – 9.09%) era excesivamente amplio, probablemente debido a la asimetría de la distribución o a la presencia de valores atípicos en la muestra original. El IC bootstrap (3.95 – 5.84%), más estrecho y simétrico, ofrece una imagen más fidedigna de la variabilidad real de este parámetro, lo que permitirá a los nutricionistas formular dietas con márgenes de seguridad más ajustados y económicamente eficientes. Esta observación está en línea con lo reportado por Bravo (2010), Rodríguez (2015) y Woli *et al.* (2021), quienes demostraron la utilidad del bootstrap para obtener una aproximación precisa de la distribución de los estimadores. Además, se ha demostrado que el intervalo de confianza bootstrap percentil ofrece

ventajas teóricas sobre el intervalo normal estándar y un mejor comportamiento en la práctica.

### *Validación de la implementación algorítmica*

La validación mediante comparación con un software estándar como SPSS constituye un paso crítico para garantizar la fiabilidad de cualquier nueva implementación metodológica. Los resultados obtenidos en este estudio son altamente satisfactorios y confirman que el algoritmo bootstrap incorporado en AliCuba funciona de manera correcta y precisa.

La prueba de sensibilidad realizada, variando el número de remuestreos entre 5000 y 10000, confirmó la estabilidad del procedimiento. Este resultado es consistente con las recomendaciones de Bravo (2010) y Rodríguez (2015) en el contexto de estudios agropecuarios cubanos, y con las directrices generales sobre bootstrap que sugieren que a partir de 5000 réplicas las estimaciones suelen estabilizarse (Fox y Weisberg, 2018). La ausencia de diferencias significativas respalda la decisión de utilizar 10000 remuestreos como un valor conservador que garantiza la precisión sin incurrir en un costo computacional excesivo.

### *Implicaciones para la nutrición animal y la formulación de dietas*

La disponibilidad de estimaciones precisas de la variabilidad nutricional en AliCuba abre nuevas posibilidades para la optimización de dietas en el contexto ganadero cubano. Como han señalado diversos autores (Tozer, 2000; Guevara, 2004; Morales, 2012), la inclusión explícita de la incertidumbre en los modelos de formulación permite obtener beneficios económicos y productivos significativos.

En primer lugar, la cuantificación de la variabilidad permite implementar estrategias de formulación estocástica (Vitoriano y Ramos, 2023), en las que el nutricionista puede definir el nivel de riesgo que está dispuesto a aceptar en lugar de recurrir a márgenes de seguridad fijos y potencialmente conservadores. Esto puede traducirse en una reducción de los costos de alimentación, al evitar la sobre-suplementación innecesaria de nutrientes. En segundo lugar, el conocimiento de la variabilidad es esencial para la valoración económica de los ingredientes (Schlageter-Tello *et al.*, 2020). Un alimento con alta variabilidad en su composición (por ejemplo, un forraje con un IC amplio para la proteína) tiene un valor intrínseco menor, ya que su uso puede requerir análisis más frecuentes y reformulaciones constantes, incrementando los costos de producción. Los IC generados por AliCuba proporcionan la información necesaria para realizar estas valoraciones de manera objetiva.

Finalmente, la incorporación de datos de investigaciones nacionales previamente no sistematizados en AliCuba (Pérez *et al.*, 2021), junto con la metodología bootstrap ahora implementada, representa un avance significativo para la ganadería tropical cubana. Esta herramienta integra el conocimiento generado localmente con un enfoque estadístico moderno y riguroso, proporcionando a productores y asesores una base

sólida para la toma de decisiones en un entorno de recursos limitados y alta variabilidad ambiental.

### *Limitaciones del estudio y perspectivas futuras*

A pesar de los resultados positivos, es importante reconocer algunas limitaciones del presente estudio. En primer lugar, el umbral mínimo de cinco observaciones para aplicar el bootstrap, aunque necesario para garantizar un mínimo de robustez, es relativamente bajo. Para nutrientes con muy pocos datos, las estimaciones podrían ser inestables. En el futuro, sería deseable establecer umbrales más exigentes a medida que la base de datos de AliCuba se vaya ampliando con nuevas investigaciones.

En segundo lugar, la validación se ha centrado en una sola especie forrajera (*Megathyrus maximus*). Aunque no hay razones para esperar un comportamiento diferente con otras especies, la generalización de estos resultados debería confirmarse mediante estudios similares en otros alimentos de interés para la ganadería cubana.

Por último, la implementación actual del bootstrap en AliCuba se limita a la estimación de la media y sus intervalos de confianza. Investigaciones futuras podrían explorar la estimación bootstrap de otros parámetros de interés, como percentiles específicos de la distribución de nutrientes o medidas de correlación entre componentes, que podrían ser útiles para modelos de formulación más complejos.

### **Conclusiones**

La implementación del método *bootstrap* en el software *AliCuba* permitió obtener estimaciones confiables de la desviación estándar y los intervalos de confianza (IC 95%) para la composición de nutrientes, superando las limitaciones de las tablas tradicionales que solo reportaban valores promedio. Estos resultados proporcionan una base estadísticamente robusta para la toma de decisiones en nutrición animal.

La cuantificación de la variabilidad nutricional mediante este procedimiento es fundamental para la optimización estocástica de dietas, ya que permite minimizar riesgos de deficiencias o excesos nutricionales y reducir costos al evitar márgenes de seguridad innecesarios en la formulación de raciones.

La implementación tiene un importante impacto cuando realizamos una valoración económica de los intervalos de confianza generados porque facilitan una valoración económica más precisa de los alimentos, al incorporar la incertidumbre inherente a su composición química. Esto es clave para evaluar costos/beneficios de materias primas locales y mejorar la planificación de sistemas de alimentación ganadera. Es de Relevancia para el contexto cubano porque esta herramienta representa un avance significativo para la ganadería tropical, al integrar los datos de investigaciones nacionales previamente no sistematizadas y un enfoque estadístico moderno adaptable a las condiciones de producción locales.

### **Referencias bibliográficas**

- Bravo, J. A. (2010). *Aplicación del método Bootstrap para la estimación de parámetros poblacionales en Parcelas Permanentes de Muestreo y en la modelación Matemática en plantaciones de Pinus cubensis Griseb* [Tesis de doctorado, Instituto de Ciencia Animal]. <https://rc.upr.edu.cu/jspui/handle/DICT/2183>
- Cáceres, O., Ojeda, F., González, E., Arece, J., Milera, M., Lamela, L., Esperance, M., Montejo, I. L., y Soca, M. (2002). *Valor nutritivo de recursos forrajeros tropicales para los rumiantes*. Editorial Estación Experimental de Pastos y Forrajes Indio Hatuey. <https://biblioteca.ihatuey.cu/link/proyecto/tablavalor nutritivo/tbn.pdf>
- Cadenas, J. M. y Verdegay, J. L. (1999). *Modelos de optimización con datos imprecisos*. Servicios de publicaciones de la Universidad de Murcia.
- Cisneros, M. V., La O, P. y Arronte, P. (2015). *Recomendaciones para el trabajo técnico en alimentación del ganado bovino*. Editorial Dimitrov.
- Editorial de la Estación Experimental de Pastos y Forrajes Indio Hatuey (EPPF IH, 2019). *Revista Pastos y Forrajes*. <https://payfo.ihatuey.cu>
- Editorial del Instituto de Ciencia Animal (ICA, 2019). *Revista Cubana de Ciencia Agrícola*. <https://cjasience.com>
- Fernández, R., Cao, R. y Costa, J. (2023). *Técnicas de Simulación y Remuestreo*. <https://rubencasal.github.io/simbook/Simulacion.pdf>
- Fox, J. y Weisberg, S. (2018). *Bootstrapping Regression Models in R. An appendix to an R Companion to Applied Regression* (3.a ed.). McMaster University. <https://socialsciences.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion/appendices/Appendix-Bootstrapping.pdf>
- García, R. y Pedroso, D. M. (1989). *Alimentos para rumiantes. Tablas de valor nutritivo*. EDICA.
- Gil, S. N. (2014). *Bootstrap en poblaciones finitas*. Universidad de Granada. [https://masteres.ugr.es/moea/pages/tfm1314/tfm\\_samuel\\_gil\\_abreu/](https://masteres.ugr.es/moea/pages/tfm1314/tfm_samuel_gil_abreu/)
- Guevara, V. R. (2004). Use of nonlinear programming to optimize performance response to energy density in broiler feed formulation. *Poultry Science*, 83(2), 147-151. <https://doi.org/10.1093/ps/83.2.147>
- Instituto de Investigaciones Porcina (IIP, 2015). *Revista Computadorizada de Producción Porcina*. <http://www.iip.co.cu>
- Martínez, J. A. y Pérez, P. S. (2023). Coeficiente de correlación intraclase. Medicina de Familia. *SEMERGEN*, 49(3). <https://doi.org/10.1016/j.semerg.2022.101907>
- Mavromichalis, I. (2015). *The impact of nutrient variability in feed stuffs*. WATTAgNet. <http://www.wattagnet.com/articles/20894-the-impact-of-nutrient-variability-in-feedstuffs>

- Ministerio de la Agricultura (MINAG, 2009). *Tablas de especificaciones nutricionales de los piensos y composición nutritiva y límites de inclusión de las materias primas*. UECAN.
- Morales, D. M. (2012). *Formulación de piensos industriales empleando modelos de optimización con datos imprecisos* [Tesis de doctorado. Universidad de Granma].
- Pérez, F. (2013). *Ganadería eficiente. Bases fundamentales*. Editorial Asociación Cubana de Producción Animal.
- Pérez, F., Romero, O. y Centurión, A. (2021). AliCuba: software de gestión de composición de alimentos para el ganado en Cuba. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 15(4), 15-28.  
<https://rcci.uci.cu/?journal=rcci&page=article&op=download&path%5B%5D=2059&path%5B%5D=889>
- Rodríguez, L. (2015). *Modelación y simulación de la producción de biomasa de Pennisetum Purpureum Schumvc. King grass y su aplicación en la alimentación animal* [Tesis de doctorado. Instituto de Ciencia Animal].
- Schlageter-Tello, A., Fahey, G. C., Freel, T., Koutsos, L., Miller, P. S. y Weiss, W. P. (2020). Asas-Nanp Symposium: Ruminant/Nonruminant Feed Composition: Challenges and opportunities associated with creating large feed composition tables. *Journal of Animal Science*, 98(8), 1-13.  
<https://doi.org/10.1093/jas/skaa240>
- Solanas, A. y Sierra, V. (1992). Bootstrap: fundamentos e introducción a sus aplicaciones. *Anuario de Psicología*, 55, 143-154.  
<https://hdl.handle.net/2445/69449>
- Statistical Package for the Social Sciences (Versión 27.0.0.0) (SPSS (2019). *Programa de ordenador*. IBM Corporation. <http://www.ibm.com>
- St-Pierre, N. R. y Weiss, W. P. (2015). Partitioning variation in nutrient composition data of common feeds and mixed diets on commercial dairy farms. *Journal of Dairy Science*, 98, 1-12. <https://doi.org/10.3168/jds.2015-9431>
- Tozer, P. R. (2000). Least-Cost Ration Formulations for Holstein Dairy Heifers By Using Linear and Stochastic Programming. *Journal of Dairy Science*, 83(3), 443-451.  
[https://www.journalofdairyscience.org/article/S0022-0302\(00\)74901-0/pdf](https://www.journalofdairyscience.org/article/S0022-0302(00)74901-0/pdf)
- Tran, H., Schlageter-Tello, A., Caprez, A., Miller, P. S., Hall, M. B., Weiss, W. P., y Kononoff, P. J. (2020). Development of feed composition tables using a statistical screening procedure. *Journal of Dairy Science*, 103(4), 3786-3803.  
<https://doi.org/10.3168/jds.2019-16702>
- Universidad de Camagüey (UC, 2019). *Revista de Producción Animal*.  
<https://revistas.reduc.edu.cu/index.php/rpa>

Vitoriano, B. y Ramos, A. (2023). *Programación matemática: Métodos de optimización*. Universidad Complutense. [http://blogs.mat.ucm.es/bvitoriano/wp-content/uploads/sites/69/2023/02/MM\\_PMII\\_I\\_IIb.pdf](http://blogs.mat.ucm.es/bvitoriano/wp-content/uploads/sites/69/2023/02/MM_PMII_I_IIb.pdf)

Woli, P., Rouquette, F. M., Long, C. R. y Tedeschi, L. O. (2021). Estimating the daily nutritive value of bermuda grass for grazing livestock. *Applied Animal Science*, 37(1), 1-10. <https://doi.org/10.15232/aas.2020-02087>

Declaración de conflictos de interés: Los autores autorizan la distribución y uso de su artículo.

Contribuciones de los autores:

1. Conceptualización: Feisy Pérez Amores, Oscar Romero Cruz y Alicia Centurión Fajardo
2. Curación de datos: Feisy Pérez Amores
3. Análisis formal: Alicia Centurión Fajardo
4. Adquisición de fondos: Feisy Pérez Amores
5. Investigación: Feisy Pérez Amores, Oscar Romero Cruz y Alicia Centurión Fajardo
6. Metodología: Feisy Pérez Amores
7. Administración del proyecto: Feisy Pérez Amores
8. Recursos: Feisy Pérez Amores, Oscar Romero Cruz y Alicia Centurión Fajardo
9. Software: Feisy Pérez Amores
10. Supervisión: Oscar Romero Cruz
11. Validación: Feisy Pérez Amores, Oscar Romero Cruz y Alicia Centurión Fajardo
12. Visualización: Feisy Pérez Amores
13. Redacción – borrador original: Feisy Pérez Amores
14. Redacción – revisión y edición: Oscar Romero Cruz