

Modelo aditivo generalizado de ubicación, escala y forma en el estudio del peso vivo de aves de corral

Generalized additive model for location, scale, and shape in the study of live weight in poultry

Liz Mariela Centurión^{1,2*} , Walter E. Pereira³ , María Paz Corrales⁴ , Roberto Martínez-López^{2,5,6,7} 

¹Universidad Nacional de Asunción, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales. San Lorenzo, Paraguay.

²Programa Universitario de Becas para la Investigación, “Andrés Borgegnon Montero” (PUBIABM). San Lorenzo, Paraguay.

³Federal University of Paraíba, Agricultural Sciences Center. Areia, Brazil.

⁴Universidad Nacional de Asunción, Facultad de Ciencias Veterinarias. San Lorenzo, Paraguay.

⁵Universidad Nacional de Asunción, Centro Multidisciplinario de Investigaciones Tecnológicas. San Lorenzo, Paraguay.

⁶Formación Especializada Ligada a la Investigación Profesional y Estratégica (FELIPE), Luque, Paraguay.

⁷Universidad Nacional de Asunción, Facultad de Ingeniería. San Lorenzo, Paraguay

*Autor para correspondencia: lizmariel@facen.una.py

RESUMEN

En la producción animal, desde el punto de vista biológico y económico, es importante el análisis de relaciones entre diferentes variables, específicamente, entre el peso vivo y las variables morfométricas, y la estimación del mismo a través de estos rasgos cuantitativos, en distintas especies zootécnicas, incluyendo los recursos locales, en este caso, un grupo aviar localizado en Paraguay. No obstante, la naturaleza de estas características no siempre se ajusta a los supuestos requeridos en los análisis estadísticos clásicos. En ese contexto, el objetivo de este trabajo consistió en explorar y encontrar un modelo plausible para el peso vivo de aves de corral, a partir de variables morfométricas y la edad, teniendo en cuenta la naturaleza intrínseca de los datos del peso. Fueron consideradas 34 aves hembra criadas en una granja de la Facultad de Ciencias Veterinarias de la Universidad Nacional de Asunción, Paraguay. Se analizó la estructura de regresión con enfoque en el modelo aditivo generalizado de ubicación, escala y forma, procediendo a seleccionar el modelo según criterio de información generalizado de Akaike. Los resultados revelaron que, la distribución gaussiana inversa se ajustó mejor a los datos del peso vivo de las aves hembra. Asimismo, la edad, la longitud del cuello y longitud del muslo influyeron en la estimación del peso vivo medio, mientras que, en la dispersión, influyó la longitud del cuello, el ancho del cráneo y la longitud del dedo medio. Fueron establecidas expresiones matemáticas derivadas del modelo para el peso con distribución de probabilidad gaussiana inversa, con sus respectivos parámetros identificados.

Palabras clave: Peso; aves; GAMLSS; zootecnia

ABSTRACT

In animal production, from both biological and economic perspectives, analyzing the relationships between various variables—particularly between live body weight and morphometric traits—is crucial, and the estimation of body weight based on these quantitative characteristics across different zootechnical species, including local genetic resources. In this study, the focus was on a poultry group located in Paraguay. However, the statistical assumptions underlying classical analytical models are not always met by the nature of these traits. Within this context, the aim of the present study was to explore and identify a plausible model for predicting live body weight in poultry based on morphometric variables and age, while accounting for the intrinsic distributional characteristics of weight data. The study considered 34 female birds reared on a farm belonging to the Faculty of Veterinary Sciences at the National University of Asunción, Paraguay. A regression modeling framework was employed, with a focus on the Generalized Additive Model for Location, Scale, and Shape. Model selection was based on the Generalized Akaike Information Criterion. The results indicated that the inverse Gaussian distribution provided the best fit for the live body weight data of the female birds. Moreover, age, neck length, and thigh length significantly influenced the estimation of the mean live weight, whereas neck length, skull width, and middle toe length were associated with the variability (dispersion) in weight. Mathematical expressions derived from the selected model were established to predict live weight, incorporating the inverse Gaussian probability distribution and identifying the relevant model parameters.

Key words: Weight; poultry; GAMLSS; zootechnics

INTRODUCCIÓN

El análisis de relaciones entre diferentes variables en el ámbito de la zootecnia refleja su importancia desde el punto de vista biológico y económico, enfocado a los diferentes pilares que hacen a la misma, a saber, sanidad, nutrición, genética, producción, entre otros. De acuerdo a los señalamientos de Tahtali [1], específicamente en la cría de animales, el estudio de relaciones entre el peso corporal y las características morfométricas es fundamental, tema que por lo general es abordado por medio de análisis de regresión convencional. Sin embargo, esta técnica, requiere el cumplimiento de ciertos supuestos distribucionales para que las inferencias sean válidas, entre ellos se mencionan la independencia de los errores, la normalidad de la variable respuesta y varianza constante. Sin embargo, cuando se trabaja con características de índole biológica, muchas veces no se cumplen ciertas condiciones paramétricas, entre estas la normalidad [2, 3, 4], por lo que conviene emplear otras alternativas analíticas.

En esa línea, se aborda el análisis de regresión basado en modelos aditivos generalizados de ubicación, escala y forma (GAMLSS) introducido por Rigby y Stasinopoulos [5], como una extensión de los modelos lineales generalizados (GLM) y los aditivos generalizados (GAM), los cuales no permiten modelar de manera explícita la variabilidad, la asimetría y la curtosis como función de las variables explicativas, como lo hace el GAMLSS. En consecuencia, se modela no solo la media, sino todos los otros parámetros, dependiendo de la familia de distribución seleccionada que mejor se ajuste a los datos de la variable respuesta [6]. Además, admite la consideración de efectos aleatorios, fijos y funciones de suavizado no paramétricas en el modelado de cada parámetro [7].

Así, el GAMLSS se constituye en una opción viable e interesante cuando la variable respuesta no se distribuye de manera normal, debido a que tiene la flexibilidad de probar diferentes familias de distribución de probabilidad, sean estas continuas, discretas o combinadas [8]. No obstante, son más difíciles de implementar debido a su mayor complejidad [9] y muy poco desarrollados o difundidos, en el ámbito académico de cursos de posgrado.

Diferentes estudios en muy diversos contextos, han reportado el empleo de los GAMLSS, a saber, tratamiento de residuos agroindustriales [6], producción de arroz [10], influencia de contaminación del aire y malestar térmico en hospitalizaciones por esclerosis múltiples [11], pronóstico de precios de electricidad [12], grado secado de calcio dihidratado [13], accidentes de tráfico [14], producción del hongo [15], abundancia espaciotemporal de fauna móvil [16], incidencia de incendios [17], riesgo de sequía a escala de cuenca [18], entre otros [19, 20, 21].

El objetivo principal de este trabajo consistió en explorar y encontrar un modelo plausible para el peso vivo (PV) de aves de corral, correspondiente a una población en formación, única y reducida en el Paraguay, e identificar variables que influyen en el peso corporal de estos animales, con enfoque GAMLSS. Cabe señalar que, la generación de conocimiento sobre este grupo aviar es muy importante a efectos de potenciar y enriquecer cualquier información disponible al respecto, además se destaca la utilidad del modelo de regresión basado en el GAMLSS sobre el contexto abordado.

MATERIALES Y MÉTODOS

Datos

Para la recolección de los datos, no se requirió aprobación ética ya que no hubo experimentación ni manipulación de animales, los mismos fueron obtenidos de Martínez-López *et al.* [22].

En total formaron parte de este análisis, registros de 34 aves hembras de 11 y 31 semanas (sem) de edad, criadas en una división de avicultura de la Facultad de Ciencias Veterinarias de la Universidad Nacional de Asunción, Paraguay, vale decir que, es un grupo aviar rústico en formación, cerrado genéticamente, de tamaño reducido y único en el país.

En esta investigación la variable dependiente fue el peso vivo (PV), expresado en gramos (g). Mientras que, las independientes continuas de tipo morfométrico fueron: longitud del cuello (LCU); ancho de pecho (AP); longitud de la quilla (LQ); longitud del muslo (LM); longitud corporal (LC); ancho del cráneo (AC); longitud del dedo medio (LDM); y longitud del dorso (LD), todas ellas expresadas en centímetros (cm). Igualmente, se incluyó la edad, variable categórica de dos niveles, a saber, lote joven: 11 sem y lote adulto: 31 sem.

Análisis estadístico

Inicialmente se procedió a realizar análisis gráfico de dispersión entre la variable respuesta y las variables morfométricas independientes, con el propósito de evaluar el comportamiento de las mismas. Seguidamente, se evaluó la distribución del peso vivo (PV), considerando una serie de familias de distribución de probabilidad, a través de la función fitDist de la librería gamlss versión 5.4.12 [5, 8], las cuales fueron comparadas teniendo en cuenta los valores obtenidos en el Criterio de Información de Akaike (AIC), escogiendo la distribución con valor más bajo en la métrica referida, la cual correspondió a la inversa Gaussiana, con función de densidad de probabilidad señalada a continuación [23] (Ec. 1):

$$f(y|\mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2y^3}} e^{-\frac{1}{2\mu^2\sigma^2y}(y-\mu)^2} \quad \text{Ec. 1}$$

$y > 0$, representa el valor de la variable definida en $(0, \infty)$

$\mu > 0$, representa el parámetro de la media

$\sigma > 0$, representa el parámetro de la dispersión

La estructura general de modelo GAMLSS, puede ser expresado de la siguiente manera en la Ec. 2 [5, 23]:

$$g_k(\theta_k) = n_k = X_k\beta_k + \sum_{j=1}^{j_k} Z_{jk}\gamma_{jk} \quad \text{Ec. 2}$$

Donde:

θ_k , representa el parámetro k -ésimo de la distribución (en el caso de la inversa Gaussiana, son dos parámetros)

$g_k(\cdot)$, función de enlace monótona conocida que relaciona con las variables explicativas y efectos aleatorios.

n_k , predictor correspondiente al parámetro θ_k

X_k , matriz de diseño para los efectos fijos

Z_{jk} , matriz de diseño para los efectos aleatorios o suavizados

β_k , vector de coeficientes asociado a las covariables fijas

γ_{jk} , coeficientes de efectos aleatorios o suavizados

Para la distribución inversa Gaussiana, la función de enlace entre los dos parámetros (μ y σ) y las variables independientes, es la función logarítmica (log), es decir, $g_1(\mu)=\log(\mu)$ y $g_2(\sigma)=\log(\sigma)$ [23].

La selección de las variables independientes se realizó en dos etapas [24], evaluando en primera instancia la multicolinealidad entre las características explicativas a través del factor de inflación de la varianza (VIF) [25], excluyendo de manera gradual aquellas con VIF superior a 5 [24]. Luego, se empleó el proceso de selección por pasos a través de la función stepAICall. A, una metodología utilizada en el contexto GAMLSS [19, 26], vale decir que, el indicador utilizado para incorporar o eliminar variables se basó en el criterio de información generalizado de Akaike (GAIC) definido en la Ecuación (Ec. 3):

$$\text{GAIC} = -2\hat{I}(\theta) + k \, df \quad \text{Ec. 3}$$

Donde:

$\hat{I}(\theta)$ es el valor de la función de máxima verosimilitud al momento de la convergencia

k , es el grado de penalización

df , grados de libertad efectivos del modelo ajustado

Si k es igual a 2, el GAIC es equivalente al indicador AIC, criterio aquí utilizado. También, se aclara que, la estructura de regresión se analizó considerando solo efectos lineales, es decir, no se incluyeron términos cuadráticos ni interacciones, debido al número limitado de la población efectiva de aves.

Para evaluar la idoneidad del modelo ajustado, se analizaron los residuos cuantiles normalizados, a través del diagrama *worm plot* (gusano), metodología empleada en estudios anteriores en el contexto GAMLSS [6, 8, 20, 25, 27]. Complementariamente, se analizó la distribución de los residuos del modelo a través de la prueba de normalidad de Shapiro–Wilk [24]. Los análisis fueron realizados a través del software R versión 4.1.3, mediante las librerías car, ggplot2 y gamlss [28].

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En la FIG. 1, se muestra un diagrama de dispersión para evaluar la relación entre el PV y las variables morfométricas explicativas.

Como era de esperarse, se visualizó relación positiva entre los pares de variables mayormente, aunque en algunas figuras no se observó un patrón bien marcado, como el caso del PV con LDM, LM y LCU. En el caso de la LD, se detectaron algunos valores

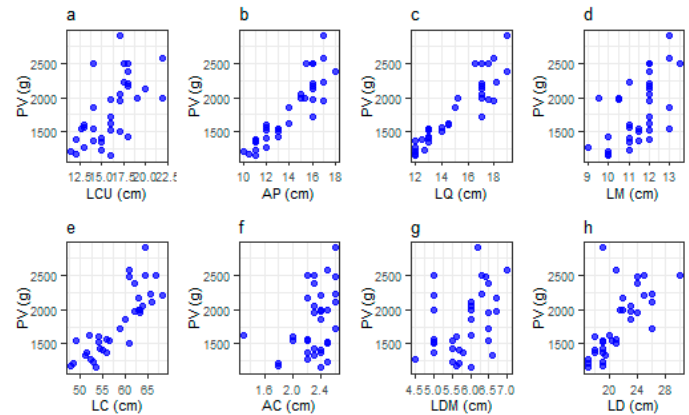


FIGURA 1. Diagrama de dispersión entre el peso vivo y las variables morfométricas explicativas. PV: peso vivo, LCU: Longitud de cuello, AP: ancho de pecho, LQ: Longitud de quilla, LM: longitud de muslo, LC: Longitud corporal, AC: ancho de cráneo, LDM: Longitud del dedo medio, LD: longitud del dorso, g: gramo

extremos, sugiriendo una posible influencia en la distribución de los datos. En cuanto a AC, se identificó alta dispersión. Al respecto, Martínez–López *et al.* [29], encontraron en este grupo aviar, pero considerando de manera discriminada el lote adulto (8 a 18 meses de edad), bajas y negativas asociaciones entre el PV y las variables AC y LDM; no obstante, aquí fueron consideradas aves hembras de 11 y 31 sem de edad.

En esa línea, para evaluar el efecto de las variables predictivas en la variable de respuesta, antes de analizar la estructura de regresión, primeramente, se tuvo en cuenta la distribución del PV, así, en la TABLA I, se visualiza el desempeño de las 10 distribuciones de probabilidad, identificadas con mejores ajustes a datos del PV en aves hembras.

De acuerdo con los valores AIC, la distribución Gaussiana inversa presentó el mejor ajuste, con valor más bajo en la métrica referida (515,4499), aunque la diferencia fue mínima, la misma fue escogida por presentar nivel inferior frente a las otras [8].

TABLA I
Principales distribuciones de probabilidad identificadas para el peso vivo según los valores del Criterio de Información de Akaike obtenidos

Distribuciones	AIC
Gaussiana inversa	515,4499
Gamma inversa	515,4935
Log–Normal tipo II	515,6644
Log–Normal	515,6644
Gamma	516,1466
Gaussiana inversa generalizada	517,3831
Gamma generalizada	517,4928
Box–Cox Cole y Green	517,5342
Box–Cox Cole Green (original)	517,5342
Weibull (μ como media)	519,2231

AIC: Criterio de Información de Akaike

Por tanto, la distribución que se adecuó mejor a la dinámica de comportamiento del PV de las aves es la Gaussiana inversa, con función de enlace *log* para modelar los dos parámetros de esta distribución seleccionada, la media (μ) y dispersión (σ) [23]. Esta distribución, también conocida como distribución de Wald, con soporte positivo en el intervalo $(0, \infty)$, captura la asimetría positiva observable en datos de crecimiento.

Como puede observarse (FIG. 2), el PV presentó un comportamiento asimétrico hacia la derecha, en congruencia con la característica de la distribución escogida. Esta asimetría no constituye meramente un inconveniente estadístico, sino un reflejo de la realidad biológica. De acuerdo con los señalamientos de Punzo [30], la distribución Gaussiana inversa es ampliamente conocida y considerada por estos aspectos peculiares (datos positivos sesgados a la derecha), en coincidencia con manifestaciones de Pasari [31], sobre las aplicaciones de esta distribución en diferentes campos del conocimiento. Aquí, el histograma representó la distribución observada del PV, mientras que la línea roja ilustró la distribución de probabilidad ajustada.

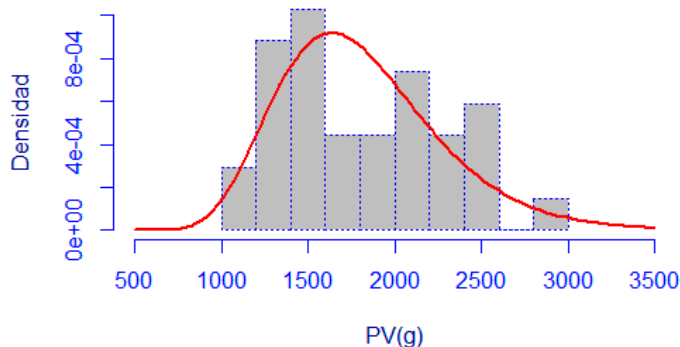


FIGURA 2. Histograma del Peso Vivo en gramos y la distribución Gaussiana inversa ajustada

El modelo GAMLSS permite que todos y cada uno de los parámetros de la distribución escogida, puedan ser modelados de manera explícita, en este caso, tanto la media (μ) como el parámetro de dispersión (σ) fueron modelados en función de las características morfométricas. Según Punzo [30], en el análisis de regresión, la eficiencia del modelo puede verse afectada de manera sustancial si son utilizados modelos de dispersión constantes cuando en realidad no lo son. Es por ello, importante la consideración de este tipo de modelo (GAMLSS), a fin de determinar una distribución acorde, y a partir de allí analizar la estructura de regresión, en donde cada parámetro pueda ser descrito en función de las variables explicativas.

En la TABLA II se muestran los valores VIF obtenidos de manera secuencial, específicamente en tres etapas, como parte del proceso de selección de variables en el modelo GAMLSS.

El VIF fue calculado de manera gradual de acuerdo al procedimiento de Giacommet *et al.* [24], teniendo como punto de corte $VIF > 5$. No obstante, en otros estudios adoptaron como criterio $VIF > 10$ [1] o $VIF < 4$ [25], este último más exigente.

TABLA II
Valores del factor de inflación de la varianza calculados de manera secuencial en el proceso de selección de variables independientes

Variable independiente	VIF1	VIF2	VIF3
LCU (cm)	4,1741	2,5983	1,9082
AP (cm)	21,1468	13,6949	-
LQ (cm)	17,3735	13,1652	-
LM (cm)	1,6854	1,6746	1,4206
LC (cm)	149,9224	-	-
AC (cm)	4,5110	1,5316	1,4656
LDM (cm)	5,8014	1,4447	1,4970
LD (cm)	6,3906	3,7759	3,2415
Edad (joven y adulto), 11 y 31 sem, respectivamente	28,3593	8,6451	4,4391

LCU: Longitud de cuello; AP: ancho de pecho; LQ: Longitud de quilla; LM: longitud de muslo; LC: Longitud corporal; AC: ancho de cráneo; LDM: Longitud del dedo medio; LD: longitud del dorso; VIF: Valores del factor de inflación de la varianza en tres etapas (1, 2, 3)

Según los resultados expuestos en la TABLA II, en primera instancia (VIF1), se detectó el valor más alto para LC, motivo por el cual fue excluida. Seguidamente, fueron eliminadas AP y LQ, identificándose valores superiores para las mismas (VIF2). Finalmente, en la última fase todas las variables restantes presentaron niveles inferiores al umbral de referencia, quedando escogidas LCU, LM, AC, LDM, LD y edad.

De acuerdo con Giacommet *et al.* [24], quienes al analizar el VIF, no eliminaron de manera automática todas las variables con $VIF > 5$, sino que la estrategia de exclusión fue secuencial hasta lograr seleccionar predictores acordes con el criterio adoptado, procedimiento seguido en este trabajo.

En la TABLA III, se presenta el resultado del proceso de selección de las variables independientes en la cual se aprecian los efectos estimados para el modelo de regresión GAMLSS con distribución Gaussiana inversa para el PV, en la modelación de cada parámetro (μ y σ).

TABLA III
Efectos estimados en el modelo GAMLSS con respuesta Gaussiana inversa para el peso vivo y función de enlace logarítmica

Parámetro modelado	Función Enlace	Estimación	EE	Valor t	Valor P
μ	Log	Intercepto	6,1237	0,0051	1192,2100
		Edad_31sem	0,2725	0,0082	32,97
		LM	0,0768	0,0018	41,08
		LCU	0,0214	0,0006	32,30
σ	Log	Intercepto	-11,9406	1,4020	-8,5160
		LCU	-0,4804	0,0515	-9,320
		AC	3,9140	0,1030	37,9690
		LDM	0,71476	0,2778	2,5720

μ : media, σ : dispersión, log: logaritmo, LM: longitud de muslo, LCU: longitud del cuello, AC: ancho de cráneo, LDM: Longitud del dedo medio, Edad: variable categórica de dos niveles, joven con 11 sem y adulta con 31 sem, EE: error estándar, *: Efectos significativo al 5 % de probabilidad de error.

Se puede visualizar que, para la media del PV fueron seleccionadas las variables edad, LM y LCU, es decir, fueron identificados estos rasgos influyentes ($P < 0,05$) en la media del PV. La función de enlace logarítmica implica efectos multiplicativos sobre el PV promedio, lo cual resulta biológicamente plausible para procesos de crecimiento. Adicionalmente, se evidenció que, LCU, AC y LDM presentaron efecto ($P < 0,05$) en la dispersión (del PV, lo cual sugeriría que son indicadores importantes en la estimación de la variabilidad del peso de las aves.

Así, teniendo en cuenta las estimaciones obtenidas (TABLA III), el modelo GAMLSS ajustado, basado en la distribución Gaussiana inversa, puede ser expresado de forma exponencial para los dos parámetros:

$$\hat{\mu} = e^{(6,1237 + 0,2725 \text{ Edad}_{31\text{sem}} + 0,0768 \text{ LM} + 0,0214 \text{ LCU})} \quad \text{Ec. 4}$$

$$\hat{\sigma} = e^{(-11,9406 - 0,4804 \text{ LCU} + 3,9140 \text{ AC} + 0,7147 \text{ LDM})} \quad \text{Ec. 5}$$

De la Ec. 4, se destaca que, por cada unidad adicional (cm) en LM, se evidenció un incremento relativo de aproximadamente el 7,9 % en el PV medio de las aves (valor obtenido de $\exp\{0,0768\} \approx 1,0798$, Ec. 4), manteniendo a los demás rasgos constantes. Mientras que, por cada cm adicional en LCU, correspondió un aumento del 2 % aproximadamente en el PV medio ($\exp\{0,0214\} \approx 1,0216$, Ec. 4). Asimismo, se destaca que, la edad presentó un efecto significativo en el PV de las aves, sugiriendo que, en aquellas con 31 sem de edad presentarían un incremento de aproximadamente 31 % frente a las de 11 sem de edad ($\exp\{0,2725\} \approx 1,3132$, Ec. 4).

Por otra parte, el coeficiente estimado para AC en el modelo de dispersión (Ec. 5), sugiere que, a mayor AC incrementaría de manera positiva la variabilidad del PV. Otra variable influyente fue LCU, pero con coeficiente negativo, lo cual indicaría que aves con cuellos más largos serían más homogéneas en su PV, es decir, presentarían menor dispersión.

En un estudio sobre guajalotes/pavos nativos mexicanos, se encontró que, las variables más importantes para la predicción del PV fueron: el índice de condición corporal, la altura corporal y el ancho del ala [32]. Por su parte, Lamido *et al.* [33], refieren como variables importantes, el perímetro torácico y la longitud de la caña, tanto en edades tempranas como avanzadas en pollos nativos de Nigeria. Asimismo, Negash [34] en su investigación sobre pollos indígenas de Etiopía, encontró que la longitud de la caña fue la mejor variable predictiva, adicionalmente, refiere que, la combinación de otros rasgos tales como, la circunferencia torácica, circunferencia de la caña y la longitud corporal, también mejora la estimación del peso corporal. No obstante, en el presente trabajo, la LC no quedó seleccionada en el modelo final.

Se evidenciaron publicaciones varias sobre la estimación del PV a partir características morfométricas empleando análisis de regresión convencional, mayormente, en diferentes especies zootécnicas, a saber, bovinos criollos [35], pollos [33, 34], caprinos [36], caballo criollo [37], llama [38], entre otros. No obstante, la dinámica de comportamiento de estos rasgos cuantitativos zootécnicos, no siempre pueden ajustarse a una familia de distribución exponencial, en ese contexto, los modelos GAMLSS, pueden ser considerados como una alternativa útil e informativa, y lo más estratégico, con menor sesgo en la precisión de la estimación y predicción.

La FIG. 3, permite evaluar visualmente la distribución de los residuos del modelo final, vale decir que, los puntos deberían distribuirse en torno a la línea roja horizontal. Además, las dos curvas elípticas (líneas discontinuas negras) muestran el intervalo de confianza para los residuos. De acuerdo a Roquim *et al.* [20], el modelo proporciona un ajuste adecuado, si el 95 % de los puntos residuales se encuentran ubicados entre esas dos curvas de confianza. Por tanto, los resultados sugieren un ajuste ideal.

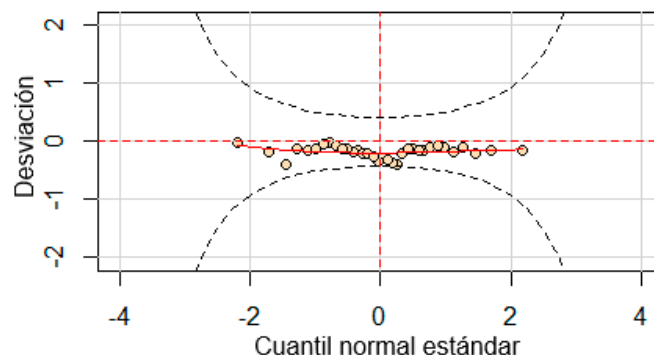


FIGURA 3. Gráfico gusano (worm plot) para evaluar la idoneidad del modelo. Líneas discontinuas representan los límites de confianza del 95 % y los puntos corresponden a los residuos estandarizados. NS: No significativo a una probabilidad de error del 5 %, indicando que no se rechaza la distribución normal de los residuos

Además, los resultados obtenidos en la prueba de normalidad indicaron que el modelo es adecuado ($P > 0,05$).

El presente estudio no se exime de algunas limitaciones debido al tamaño reducido de la población semoviente de estudio, la cual corresponde a un grupo genético en formación, rústico y único en el país. No obstante, la aplicación de este enfoque puede servir de base para estudios futuros, teniendo en cuenta que la variable de respuesta no necesariamente debe pertenecer a la familia exponencial, más aún cuando se abordan características biológicas. Por tanto, el abordaje de este trabajo no pretende exactitud en las estimaciones por familias de distribución o modelos de predicción en el caso de la población aviar revisado, sino más bien, abrir el abanico de posibilidad para el empleo de análisis matemáticos y/o estadísticos inferenciales que proporcionen mayor ajuste a casos zootécnicos específicos estudiados, con el menor sesgo posible.

CONCLUSIONES

Fueron establecidas expresiones matemáticas derivadas del modelo aditivo generalizado de ubicación escala y forma (GAMLSS) para el peso vivo de aves de corral (PV) con distribución de probabilidad Gaussiana inversa.

La distribución de probabilidad Gaussiana inversa fue la distribución elegida entre un grupo de 10 modelos mediante el criterio de información generalizado de Akaike.

Del conjunto de variables analizadas, la edad, la longitud del cuello (LCU), y longitud del muslo (LM) influyeron en la estimación

del peso vivo medio, mientras que, en la dispersión, influyó la LCU, el ancho del cráneo (AC) y la longitud del dedo medio (LDM).

La estrategia metodológica planteada, proporcionó un soporte para el caso zootécnicos analizado. Esta metodología no solo capturó la asimetría natural de los datos, sino que permitió examinar cómo diferentes características morfométricas y la edad influyen tanto en el peso promedio como en su variabilidad.

AGRADECIMIENTO

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por el Programa Nacional de Incentivo a los Investigadores (PRONII), aporte muy importante en la ejecución de esta investigación.

Conflicto de intereses

Los autores declaran que no hay conflicto de intereses.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Tahtali Y. Use of factor scores in multiple regression analysis for estimation of body weight by certain body measurements in Romanov lambs. *PeerJ*. [Internet]. 2019; 7:e7434. doi: <https://doi.org/prnk>
- [2] Pelea LP. ¿Cómo proceder ante el incumplimiento de las premisas de los métodos paramétricos? o ¿cómo trabajar con variables biológicas no normales? *Rev. Jard. Bot. Nac.* [Internet]. 2018 [consultado 20 Mar. 2025]; 39:1-12. Disponible en: <https://goo.su/i4Kk8R>
- [3] Pelea LP. Valores atípicos en los datos, ¿cómo identificarlos y manejarlos? *Rev. Jard. Bot. Nac.* [Internet]. 2019 [consultado 20 Mar. 2025]; 40:99-107. Disponible en: <https://goo.su/JfGohy>
- [4] Martínez-López R, Centurión Insaurralde LM. Aplicación de pruebas estadísticas de distribución de datos y su utilidad en producción animal. *Rev. Lasallista Investig.* [Internet]. 2024; 21(1):8-22. doi: <https://doi.org/prnm>
- [5] Rigby RA, Stasinopoulos DM. Generalized additive models for location, scale and shape. *J. R. Stat. Soc. C: Appl. Stat.* [Internet]. 2005; 54(3):507-554. doi: <https://doi.org/b26cqh>
- [6] Hernández-Barajas F, Torres M, Arteaga L, Castro C. Modelos GAMLSS aplicados en el tratamiento de residuos agroindustriales. *Commun. Statist.* [Internet]. 2015; 8(2):245-254. doi: <https://doi.org/prnn>
- [7] Palamarchuk P, Álvarez-Vaz R. Modelos GAMLSS: una alternativa para la modelización de la espirometría en niños uruguayos. En: XIV Semana Internacional de la Probabilidad y la Estadística. [Internet]; 14-18 Mar 2021; Puebla, México; 2021. [consultado 7 Mar. 2025]; p. 1-8. Disponible en: <https://goo.su/sluiFU>
- [8] Marmolejo-Ramos F, Tejo M, Brabec M, Kuzilek J, Joksimovic S, Kovanovic V, González J, Kneib T, Bühlmann P, Kook L, Briseño-Sánchez G, Ospina R. Distributional regression modeling via generalized additive models for location, scale, and shape: an overview through a data set from learning analytics. *WIREs Data. Mining. Knowl. Discov.* [Internet]. 2023; 13(1):e1479. doi: <https://doi.org/gswbkh>
- [9] Zavorsky GS, Cao J. Reference equations for pulmonary diffusing capacity using segmented regression show similar predictive accuracy as GAMLSS models. *BMJ Open Respir. Res.* [Internet]. 2022; 9(1):e001087. doi: <https://doi.org/prnp>
- [10] Darmawa AS, Anggraeni D, Tirta IM. Application of generalized additive model location, scale and shape (GAMLSS) for rice production in Banyuwangi Regency. *J. Phys. Conf. Ser.* [Internet]. 2019; 1211:012025. doi: <https://doi.org/prnq>
- [11] Diniz FR, Gonçalves FLT, Zilli Vieira CL, Piacenti-Silva M. Impacts of air pollution and thermal discomfort in hospitalizations for multiple sclerosis in Sao Paulo, Brazil. *Sclerosis.* [Internet]. 2023; 1(3):113-123. doi: <https://doi.org/prnr>
- [12] Narajewski M. Probabilistic forecasting of German electricity imbalance prices. *Energies.* [Internet]. 2022; 15(14):4976. doi: <https://doi.org/prns>
- [13] Hernández-Barajas F, Cano-Urrego B, Caicedo-Chamorro EA. Modelos GAMLSS para analizar el grado secado de calcio dihidratado. *Rev. EIA.* [Internet]. 2021; 18(35):1-13. doi: <https://doi.org/prnt>
- [14] Boucher JP, Turcotte R. A longitudinal analysis of the impact of distance driven on the probability of car accidents. *Risks* [Internet]. 2020; 8(3):91. doi: <https://doi.org/gsjf93>
- [15] Hernández-Barajas F, Naranjo-Dueñas G, Monsalve-Lugo E. Estimación del rendimiento de orellana mediante modelos GAMLSS. *Rev. Fac. Cienc.* [Internet]. 2017; 6(1):67-82. doi: <https://doi.org/g6q6mn>
- [16] Smith A, Hofner B, Lamb JS, Osenkowski J, Allison T, Sadoti G, McWilliams SR, Paton P. Modeling spatiotemporal abundance of mobile wildlife in highly variable environments using boosted GAMLSS hurdle models. *Ecol. Evol.* [Internet]. 2019; 9(5):2346-2364. doi: <https://doi.org/prnv>
- [17] Sá ACL, Turkman MAA, Pereira JMC. Exploring fire incidence in Portugal using generalized additive models for location, scale and shape (GAMLSS). *Model. Earth Syst. Environ.* [Internet]. 2018; 4(1):199-220. doi: <https://doi.org/prnw>
- [18] García-Galiano SG, Olmos-Gimenez P, Giraldo-Orsorio JD. Assessing nonstationary spatial patterns of extreme droughts from long-term high-resolution observational dataset on a semiarid basin (Spain). *Water.* [Internet]. 2015; 7(10):5458-5473. doi: <https://doi.org/f7x39b>
- [19] Ramires TG, Nakamura LR, Righetto AJ, Carvalho RJ, Vieira LA, Pereira CB. Comparison between highly complex location models and GAMLSS. *Entropy.* [Internet]. 2021; 23(4):469. doi: <https://doi.org/prnx>
- [20] Roquim FV, Ramires TG, Nakamura LR, Righetto AJ, Lima RR, Gomes RA. Building flexible regression models: including the Birnbaum-Saunders distribution in the GAMLSS package. *Semin. Exact. Tech. Sci.* [Internet]. 2021; 42(2):163-168. doi: <https://doi.org/prnz>
- [21] Timmerman M, Voncken L, Albers C. A tutorial on regression-based norming of psychological tests with GAMLSS. *Psychol. Methods.* [Internet]. 2021; 26(3):357-373. doi: <https://doi.org/gmdnfd>

- [22] Martínez-López R, Correa K, Centurión-Insaurralde LM. Análisis de variables corporales cuantitativas para determinación de dimorfismo sexual del Grupo Aviar Paraguayo denominado “Rustipollo”. *Rev. Cient. FCV-LUZ*. [Internet]. 2022; 32:1-10. doi: <https://doi.org/prn2>
- [23] Rigby RA, Stasinopoulos MD, Heller GZ, De Bastiani F. Distributions for modeling location, scale, and shape: using GAMLSS in R. [Internet]. Boca Raton (Florida, USA): CRC Press, Taylor & Francis Group; 2020. doi: <https://doi.org/prn3>
- [24] Giacomet CL, Ramos ACV, Moura HSD, Berra TZ, Alves YM, Delpino FM, Farle JE, Reynolds NR, Alonso JB, Teibo TKA, Arcêncio RA. A distributional regression approach to modeling the impact of structural and intermediary social determinants on communities burdened by tuberculosis in Eastern Amazonia – Brazil. *Arch. Public. Health*. [Internet]. 2023; 81:135. doi: <https://doi.org/prn4>
- [25] Costa EFS, Teixeira GM, Freire FAM, Dias JF, Fransozo A. Effects of biological and environmental factors on the variability of *Paralonchurus brasiliensis* (Sciaenidae) density: a GAMLSS application. *J. Sea Res.* [Internet]. 2022; 183:102203. doi: <https://doi.org/g6bdxd>
- [26] Ramires TG, Nakamura LR, Righetto AJ, Pescim RR, Mazucheli J, Rigby RA, Stasinopoulos DM. Validation of stepwise-based procedure in GAMLSS. *J. Data Sci.* [Internet]. 2021; 19(1):96-110. doi: <https://doi.org/prn5>
- [27] Soul LC, Benson RBJ, Weisbecker V. Multiple regression modeling for estimating endocranial volume in extinct Mammalia. *Paleobiology* [Internet]. 2013; 39(1):149-162. doi: <https://doi.org/f4kjnn>
- [28] R Core Team. The R Foundation for Statistical Computing. R: a language and environment for statistical computing. [Internet]. 2022 [consultado 1 Nov. 2024]. Disponible en: <https://goo.su/ByEL>
- [29] Martínez-López R, Correa K, Guillen L, Centurión LM, Corrales MP. Aplicación de correlaciones y análisis de componentes principales en el estudio de rasgos cuantitativos de una población reducida de genotipos aviares de Paraguay. *Rev. Inv. Vet. Perú*. [Internet]. 2024; 35(6):e29626. doi: <https://doi.org/prn7>
- [30] Punzo A. A new look at the inverse Gaussian distribution with applications to insurance and economic data. *J. Appl. Stat.* [Internet]. 2018; 46(7):1260-1287. doi: <https://doi.org/prn8>
- [31] Pasari S. Inverse Gaussian versus lognormal distribution in earthquake forecasting: keys and clues. *J. Seismol.* [Internet]. 2019; 23:537-559. doi: <https://doi.org/prn9>
- [32] Portillo-Salgado R, Cigarroa-Vázquez FA, Herrera-Haro JG, Vázquez-Martínez I. Predicción del peso corporal de guajolotes nativos mexicanos a través de medidas morfométricas. *ITEA Inf. Tec. Econ. Agrar.* [Internet]. 2020; 116(2):150-160. doi: <https://doi.org/prpb>
- [33] Lamido M, Bature I, Aliyu AM. Prediction of body weight from morphometric traits in indigenous normal feathered chickens of Nigeria. *Niger. J. Anim. Prod.* [Internet]. 2022 [consultado 7 Mar. 2025]; 2022 (NSAP 2022 Proceedings)159-163. Disponible en: <https://goo.su/JVE4VtW>
- [34] Negash F. Predicting body weight of Ethiopian indigenous chicken populations from morphometric measurements. *Turk J. Agric. Food Sci. Technol.* [Internet]. 2021; 9(6):1138-1143. doi: <https://doi.org/prpf>
- [35] Contreras JL, Cordero A, Reymundo B, Ramos H, Curasma J, Delgado A. Phenotypic correlation and estimation of bodyweight in creole cattle. *Rev. Inv. Vet. Perú*. [Internet]. 2020 [consultado 22 Ene. 2025]; 31(1):e17546. Disponible en: <https://goo.su/VIyJFB>
- [36] Castellaro G, Orellana C, Escanilla JP, Ruz Y. Estimación del peso vivo en caprinos a través de medidas morfométricas. *Agro Sur* [Internet]. 2019; 47(1):23-28. doi: <https://doi.org/prpg>
- [37] García-Neder A, Pérez A, Perrone G. Estimación del peso corporal del caballo criollo mediante medidas morfométricas: validación de ecuaciones publicadas para otras razas y desarrollo de nueva fórmula. *REDVET* [Internet]. 2009 [consultado 22 Ene. 2025]; 10(9):1-8. Disponible en: <https://goo.su/d8fA>
- [38] Ormachea E, Jahuir F, Calsin B, Olarte U, Tapia M, Olivera L, Zanabria V, Ormachea B. Morphometric study and body weight prediction equations in llamas (*Lama glama*) Ch’aku and Q’ara. *Int. J. Morphol.* [Internet]. 2022; 40(5):1247-1252. doi: <https://doi.org/prph>