

Predicción del peso corporal de guajolotes nativos mexicanos a través de medidas morfométricas

R. Portillo-Salgado¹, F.A. Cigarroa-Vázquez^{2,*}, J.G. Herrera-Haro¹
e I. Vázquez-Martínez³

¹ Programa en Ganadería, Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo. Km 36,5 Carretera México- Texcoco. Edo. México, México

² Escuela de estudios agropecuarios Mezcalapa, Universidad Autónoma de Chiapas, Carretera Chicoasén, Malpasó. Km. 24,3, San Miguel El cocal, C.P. 29625, Copainalá, Chiapas, México

³ Programa de Ingeniería Agroforestal, Complejo Regional Norte, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Avenida Universidad S/N, Benito Juárez, CP. 73640, Tetela de Ocampo, Puebla, México

Resumen

El objetivo de este estudio fue evaluar la predicción del peso corporal (PC) del guajolote nativo mexicano (GNM) a partir de medidas morfométricas (MM) e índices morfológicos usando el análisis del árbol de clasificación y regresión (CART). Se tomaron medidas de 244 GNM, provenientes de los estados de Puebla, Chiapas y Campeche. Se recolectó el PC y diez MM, se estimaron tres índices morfológicos: masividad (IMA), solidez (ISO) y de condición corporal (ICC). Se analizó los estadísticos descriptivos y correlación de Pearson (r) de las variables y con ellas se construyó un árbol de regresión utilizando el método CART. Se obtuvieron coeficientes de variación <20% en las MM, un IMA de 13,50%, ISO de 111,12% y el ICC de 16,81%. Las correlaciones entre el PC y las MM variaron de moderadas a altas ($r = 0,35$ a $r = 0,91$; $P < 0,0001$). El ICC fue la variable con la mejor puntuación (100%) en el análisis de importancia normalizada, seguida de IMA (79,2%) y el perímetro torácico (52,8%). El diagrama del árbol de regresión óptimo formó un total de 13 nodos, de los cuales 7 fueron nodos terminales, demostrando que el ICC es suficiente para predecir el PC del GNM. Este estudio permitió definir un modelo de predicción con una varianza explicada observada de 86,4% e incluyó el ICC, la altura corporal y el ancho del ala, el cual puede ser aplicado por los productores para predecir el peso corporal de GNM de manera confiable.

Palabras clave: CART, índices morfológicos, árbol de decisión, modelo de predicción.

Prediction of body weight of native Mexican guajolotes through morphometric measurements

Abstract

The aim of this study was to evaluate the prediction of body weight (BW) of the native Mexican guajolote (NMG) from morphometric measurements (MM) and morphological indices using classification and regression tree analysis (CART). Measures were taken of 244 NMG from the states of Puebla, Chiapas and Campeche. The BW and ten MM were collected, and three morphological indices were esti-

* Autor para correspondencia: antonio.cigarroa@unach.mx

mated: massiveness (MAS), stockiness (STK) and body condition (CON). The descriptive statistics and Pearson's correlation (r) of the variables were analyzed and a regression tree was constructed using the CART method. Coefficients of variation <20% were obtained in the MM, an MAS of 13.50%, STK of 111.12% and the CON of 16.81%. Correlations between BW and MM ranged from moderate to high ($r = 0.35$ to $r = 0.91$; $P < 0.0001$). The CON was the variable with the best score (100%) in the normalized importance analysis, followed by MAS (79.2%) and thoracic perimeter (52.8%). The optimal regression tree diagram formed a total of 13 nodes, of which 7 were terminal nodes, demonstrating that the CON is sufficient to predict the BW of NMG. This study allowed to define a prediction model with an observed explained variance of 86.4% and included the CON, body height and wing width, which can be applied by producers to reliably predict body weight of NMG.

Keywords: CART, morphological indices, decision tree, prediction model.

Introducción

El guajolote nativo mexicano (GNM) es un recurso genético avícola de importancia socioeconómica en las zonas rurales en México y su producción se lleva a cabo en pequeña escala a nivel de traspatio, comercializándolos, ya sean vivos o en canal, en su mayoría en mercados públicos locales. El consumo de carne de GNM es mayor en las regiones del Centro, Sur y Sureste de México, en donde es preparada en platillos típicos regionales que se consumen en festividades sociales y familiares (Villamar y Guzmán, 2007). Las hembras son utilizadas en forma única como incubadoras naturales para sus huevos o de gallinas criollas y los machos son criados para la comercialización por su mayor rendimiento en carne, respecto a las hembras, lo que permite a los productores obtener ingresos económicos adicionales (Juárez-Caratheca, 2004).

El peso corporal (PC) es un indicador del desempeño productivo y reproductivo en los animales domésticos criados para la producción de carne (Garro y Rosales, 1996). Es un rasgo corporal importante en el desarrollo de programas de alimentación, sanidad y mejoramiento genético (Bozkurt, 2006), así como en la determinación del precio de venta de los animales (Wangchuk et al., 2018). Sin embargo, debido a la falta de instrumentos de medición directa, los productores calculan el PC del

GNM de manera subjetiva, considerando solamente el tamaño y la edad de las aves (Camacho-Escobar et al., 2014). Por esta razón, sería de gran utilidad para los productores de GNM contar con un método indirecto que permita determinar el PC de manera práctica, eficaz y confiable en condiciones rurales.

Estudios previos han demostrado que la utilización de medidas morfométricas (MM) como variables predictoras del PC de bovinos (Bretschneider et al., 2014; Herrera-López et al., 2018), ovinos (Afolayan et al., 2006; Kunene et al., 2009), caprinos (Moaeeen-ud-Din et al., 2006), pollos (Dahloum et al., 2016) y patos (Téguia et al., 2008), es una práctica fácil, barata y precisa que puede ser viable en el manejo de los animales en zonas rurales. Esta metodología consiste en evaluar la interrelación entre el PC y las MM usando coeficientes de correlación y análisis de regresión múltiple (ARM); sin embargo, este último presenta problemas de multicolinealidad o alta correlación, que ocasionan sesgos en la estimación de las relaciones bivariantes entre variables (Mohammad et al., 2012).

El análisis del árbol de clasificación y regresión (CART, por sus siglas en inglés) es un procedimiento estadístico no paramétrico que define modelos de predicción para una variable dependiente continua a partir de variables independientes, tanto numéricas como categóricas (Lemon et al., 2003), emplea un mé-

todo de poda de árboles que se basa en el equilibrio entre la precisión predictiva y la complejidad de los árboles (Breiman *et al.*, 1984), esta compensación se rige por un parámetro que se optimiza mediante validación cruzada (Celik *et al.*, 2017). Como resultado final se obtiene un diagrama en forma de árbol que consiste en un conjunto de subgrupos (nodos) terminales de decisión conectados por medio de ramas, los cuales son creados a partir del nodo raíz o principal, que representa una serie de pautas basadas en ciertas variables explicativas que se muestran según recorremos el árbol. Cada nodo terminal generado en el árbol es caracterizado por la distribución de la variable respuesta, tamaño del subgrupo y los valores de las variables predictoras que lo definen (Oguntunji, 2017). Dadas las ventajas del CART mencionadas antes, algunos estudios han reportado su aplicación en la predicción del PC de ovinos (Mohammad *et al.*, 2012; Yakubu, 2012; Celik *et al.*, 2017), pollos (Mendes y Akkartal, 2009) y patos (Oguntunji, 2017).

Hasta la fecha, los pocos estudios reportados que describen la predicción del PC del guajolote a partir de MM utilizan únicamente el análisis de regresión simple o múltiple (Ogah, 2011; Rajendran *et al.*, 2012; Durosaro *et al.*, 2013; Amao y Ojedapo, 2016; Ríos *et al.*, 2016). Por lo tanto, el objetivo de este estudio fue evaluar la predicción del peso corporal del GNM a partir de medidas morfométricas e índices morfológicos usando el análisis del árbol de clasificación y regresión (CART).

Material y métodos

Animales y recolección de datos

Debido a que existe dimorfismo sexual en esta especie y las hembras son comercializables con interés biológico más que económico, únicamente se recolectaron medidas de 244

guajolotes nativos machos con edades de entre 8 a 24 meses, que es cuando alcanzan edad de madurez sexual para venta en el mercado. Estos guajolotes fueron seleccionados aleatoriamente en comunidades rurales de los estados de Puebla, Chiapas y Campeche ubicados en las regiones centro, sur y sureste de México, respectivamente. Los animales son criados en unidades de producción en pequeña escala de manera extensiva, con una alimentación que se basa en granos de maíz crudo o nixtamalizado y alimento comercial, la cual es complementada con el pastoreo, y los programas de sanidad son escasos.

La recolección de datos consistió en el registro del peso corporal (PC) y 10 medidas morfométricas (MM) de todas las aves. Las MM consideradas en el estudio fueron: perímetro torácico (PT), altura corporal (AC), longitud corporal (LC), longitud de la pierna (LP), longitud del muslo (LM), longitud del tarso (LT), longitud del ala (LA), ancho de la pierna (AP), ancho del tarso (AT) y ancho del ala (AA), fueron tomadas considerando las referencias anatómicas sugeridas por Ajayi *et al.* (2012). A partir de las MM se estimaron tres índices morfológicos descritos por Yakubu (2011): índice de masividad (IMA = $PC/LC \times 100$), índice de solidez (ISO = $PT/LC \times 100$) e índice de condición corporal (ICC = $PC/LA \times 100$). El PC se registró utilizando una báscula electrónica con una capacidad de 40 kg y una precisión de 10 g, mientras que las MM fueron medidas empleando una cinta métrica graduada en cm y un vernier digital. Todas las mediciones eran tomadas por la mañana antes de que los animales fueran alimentados para no alterar el peso corporal real.

Análisis estadístico

Los análisis estadísticos se realizaron utilizando el paquete estadístico SPSS, ver.16 (2011). Se calcularon las estadísticas descriptivas del PC, las MM e índices morfológicos evaluados en el estudio. La interrelación entre el PC y las MM

e índices morfológicos se evaluó utilizando el análisis de correlación de Pearson (r).

Para la construcción del árbol de regresión se utilizó el método del árbol de clasificación y regresión (CART), considerando únicamente las medidas morfométricas e índices morfológicos que mostraron correlaciones positivas y significativas con el PC (PT, AC, LC, LM, AP, AA, IMA y ICC). Para calcular la importancia relativa de las variables en la predicción del PC del GNM, el método CART examina la medida de mejora que se atribuye a cada variable en su función de sustituto de la división primaria. Los valores de estas mejoras son sumados sobre cada nodo, posteriormente se suman y se escalan en relación con la variable de mejor rendimiento predictivo. La variable con la mayor suma de mejoras obtiene una puntuación de 100, y el resto de las variables obtienen puntuaciones más bajas (cercanas a cero) (Banerjee et al., 2008).

El desarrollo de árbol de regresión inicia con la división del nodo raíz o primario en nodos binarios usando todas las variables predictoras basados en una pregunta simple de la forma: ¿es $X \leq d$?; donde X es una variable en el conjunto de datos y d es un número real (Yakubu, 2012). El nodo raíz generado contiene las estadísticas descriptivas de la población estudiada, pero tiende a ser impuro y homogéneo, ya que el grado en el que un nodo no representa un subconjunto homogéneo de casos es una indicación de impureza, por ejemplo, un nodo terminal en el que todos los casos tienen el mismo valor para la variable dependiente es un nodo homogéneo que no requiere ninguna división más, ya que es puro. Por esta razón, el análisis tiene como objetivo crear nodos terminales o subgrupos que sean más puros y homogéneos que el nodo raíz, así como excluir aquellas variables que no estén relacionadas con la variable dependiente (PC) (Oguntunji, 2017). Debido a que la variable respuesta (PC) es una variable continua, se utilizó la Desviación Cuadrática Mínima (LSD,

por sus siglas en inglés) como medida de la homogeneidad de los nodos (impureza), este valor se calcula como la varianza dentro del nodo, corregida para cada una de las ponderaciones de los valores de influencia (Bevilacqua et al., 2003). El nivel máximo del árbol se generó después de que alcanzó una dimensión máxima. Se utilizó la validación cruzada de 10 veces como método de estimación de errores de predicción para obtener estimaciones más confiables de las variables independientes. Adicionalmente, en el método CART, la variación explicada observada en la variable dependiente se estimó con la siguiente ecuación (Mendes y Akkartal, 2009):

$$S_x^2 = (1 - S_e^2) \times 100$$

Dónde:

S_x^2 = variación explicada

S_e^2 = variación no explicada, que se calcula como: valor de riesgo/varianza del nodo raíz (S_y^2)

S_y^2 = (desviación estándar típica)²

Resultados y discusión

En la Tabla 1 se presentan los resultados del análisis descriptivo de las variables morfológicas evaluadas del GNM. Los resultados del PC y las MM son semejantes a los encontrados por Ríos et al. (2016) en guajolotes nativos machos que se crían a nivel de traspatio en diferentes estados de México. El PC fue la variable que mostró el coeficiente de variación (CV) más alto; no obstante, de acuerdo con Juárez-Caratachea (2004) esta variación es necesaria en los programas de mejoramiento genético, ya que permite realizar una selección sistemática orientada a la producción de animales con un mayor rendimiento en carne. En general, las MM mostraron un $CV < 20\%$, lo cual indica una moderada variabilidad morfológica entre las aves. Respecto a los índices morfológicos estudiados, mismos que son ne-

Tabla 1. Estadísticos descriptivos del peso corporal (kg), medidas morfométricas (cm) e índices morfológicos (%) de guajolotes nativos mexicanos machos (n = 244).

Table 1. Descriptive statistics of body weight (kg), morphometric measurements (cm) and morphological indices (%) of males native Mexican guajolotes (n = 244).

Variable	Media \pm EEM	DE	Mínimo	Máximo	CV
Peso corporal	5,80 \pm 0,08	1,25	3,21	8,87	21,68
Perímetro torácico	47,42 \pm 0,32	5,04	31,00	64,60	10,63
Altura corporal	45,83 \pm 0,24	3,78	30,00	55,00	8,26
Longitud corporal	43,03 \pm 0,30	4,79	25,40	54,00	11,14
Longitud de la pierna	23,52 \pm 0,09	1,51	14,00	27,60	6,44
Longitud del muslo	16,30 \pm 0,06	0,94	12,80	18,50	5,80
Longitud del tarso	13,94 \pm 0,07	1,15	10,00	18,00	8,30
Longitud del ala	34,68 \pm 0,20	3,16	23,60	42,40	9,12
Ancho de la pierna	2,92 \pm 0,02	0,40	1,90	4,30	14,01
Ancho del tarso	1,22 \pm 0,01	0,23	2,23	0,90	19,11
Ancho del ala	14,14 \pm 0,12	1,93	10,30	19,00	13,66
Índice de masividad	13,50 \pm 0,17	2,65	7,54	21,89	19,68
Índice de solidez	111,12 \pm 0,90	14,16	175,59	83,33	12,74
Índice de condición corporal	16,81 \pm 0,24	3,75	8,46	27,16	22,33

EEM = Error estándar de la media, DE = Desviación estándar, CV = Coeficiente de variación.

cesarios para evaluar el desarrollo de la musculatura de las aves domésticas (Yakubu, 2011), se encontró un IMA = 13,50% y un ISO = 111,12%. En un estudio realizado por Oblakova (2007) se mostró que los pavos de una línea mejorada alcanzan un ISO = 192,30% a las 20 semanas de edad, demostrando así la menor ganancia de PC de genotipos nativos en comparación con genotipos mejorados. Por otro lado, se encontró un ICC = 16,81%, este indicador es importante en la evaluación fisiológica de las aves, debido a que las variables relacionadas con actividades metabólicas se expresan en función del peso y tamaño corporal (Yakubu, 2011).

Los coeficientes de correlación de Pearson entre el PC, las MM e índices morfológicos se muestran en la Tabla 2. Dichos valores fueron positivos y altamente significativos, variando de moderados a altos ($r = 0,35$ a $r = 0,91$; $P < 0,0001$). Las variables que tuvieron una mayor correlación con el PC fueron el ICC ($r = 0,91$), IMA ($r = 0,83$) y PT ($r = 0,69$). Ajayi et al. (2012) reportaron que el PC de guajolotes locales nigerianos machos estuvo fuertemente correlacionado con el perímetro de pechuga ($r = 0,82$), longitud de quilla ($r = 0,76$) y longitud del muslo ($r = 0,76$). Por su parte, Yakubu (2011) también reportó correlaciones altas al evaluar este tipo de variables, entre

Tabla 2. Matriz de los coeficientes de correlación de Pearson (r) entre el peso corporal y medidas morfométricas e índices morfológicos de guajolotes nativos mexicanos machos (n = 244).
 Table 2. Matrix of Pearson's correlation coefficients (r) between body weight and morphometric measurements and morphological indices of male native Mexican guajolotes (n = 244).

Variable	PC	PT	AC	LC	LP	LM	LT	LA	AP	AT	AA	IMA	ISO	ICC
PC	1,00	0,69**	0,42**	0,47**	ns	0,38**	ns	ns	0,47**	ns	0,35**	0,83**	ns	0,91**
PT		1,00	ns	0,40**	ns	0,36**	ns	ns	0,51**	ns	ns	0,54**	0,48**	0,65**
AC			1,00	0,54**	-0,24*	ns	0,22*	0,52**	Ns	ns	0,77**	ns	-0,36**	0,19*
LC				1,00	-0,26*	0,19*	ns	0,45**	0,23*	ns	0,58**	ns	-0,59**	0,26*
LP					1,00	0,28**	ns	-0,29**	Ns	ns	-0,44**	0,25*	0,37**	0,20*
LM						1,00	0,20*	ns	0,29**	ns	ns	0,32**	ns	0,33**
LT							1,00	0,25*	Ns	ns	0,22*	ns	ns	ns
LA								1,00	Ns	ns	0,69**	ns	-0,34**	-0,26*
AP									1,00	0,41**	ns	0,41**	0,23*	0,48**
AT										1,00	ns	ns	ns	ns
AA											1,00	ns	-0,44**	ns
IMA												1,00	0,56**	0,86**
ISO													1,00	0,31**
ICC														1,00

** P < 0,0001, * P < 0,05, ns = no significativo.

PC = peso corporal, PT = perímetro torácico, AC = altura corporal, LC = longitud corporal, LP = longitud de la pierna, LM = longitud del muslo, LT = longitud del tarso, LA = longitud del ala, AP = ancho de la pierna, AT = ancho del tarso, AA = ancho del ala, IMA = índice de masividad, ISO = índice de solidez, ICC = índice de condición corporal.

el PC e índices morfológicos de patos Muscovy africanos. La alta correlación entre el PC y algunos rasgos morfológicos de importancia económica como el PT, se atribuye a que en esta parte del cuerpo de las aves existe una mayor deposición de músculo (Ogah, 2011), por lo tanto, es importante considerar este rasgo morfológico en los programas de mejoramiento genético de las aves domésticas productoras de carne.

La importancia relativa de las variables independientes en la predicción del PC de guajolotes nativos mexicanos se indica en la Figura 1. El ICC fue la variable con la mejor puntuación de predicción (100%), seguida del IMA (79,2%) y el PT (52,8%), mismas que fueron utilizadas en el CART para la construcción del árbol de regresión óptimo (Figura 2). En un estudio realizado en patos Muscovy nigerianos se encontró que las variables más impor-

tantes para predecir el PC fueron la circunferencia corporal, el índice de masividad y de compacidad (Oguntunji, 2017) este último no fue analizado en este estudio. Para el caso de ovinos se reportó que las variables predictoras con mejores puntuaciones para predecir el PC fueron la circunferencia torácica (100%), el ancho de hombros (60,2%), el ancho de la grupa (59,3%), la longitud corporal (55,1%) y la longitud de la cara (51,8%) (Yakubu, 2012).

El diagrama del árbol de regresión óptimo mostró que el ICC es suficiente para predecir el PC del GNM; sin embargo, se presentó una pequeña mejoría al combinar esta variable con la altura corporal y ancho del ala, formando un total de 13 nodos, de los cuales 7 fueron nodos terminales: 3, 6, 8, 9, 10, 11 y 12 (Figura 2). En el nodo 0, también llamado nodo raíz, el CART concentró a todos los guajolotes estudiados, basándose en el índice de

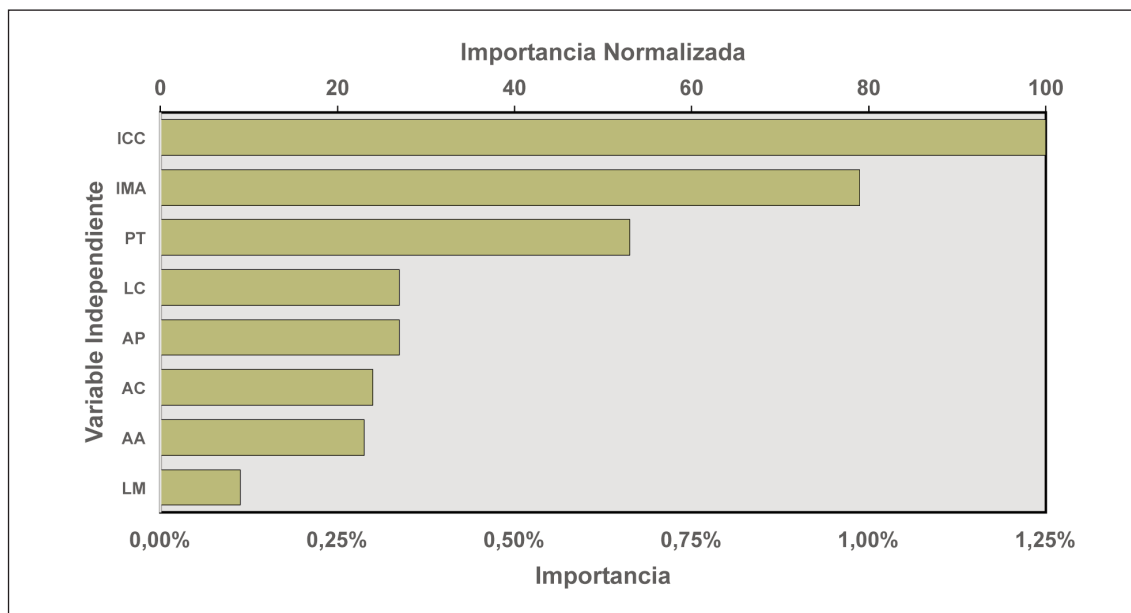


Figura 1. Importancia de las variables independientes en la predicción del peso corporal de guajolotes nativos mexicanos machos.

Figure 1. Importance of the independent variables in the prediction of the body weight of males native Mexican guajolotes.

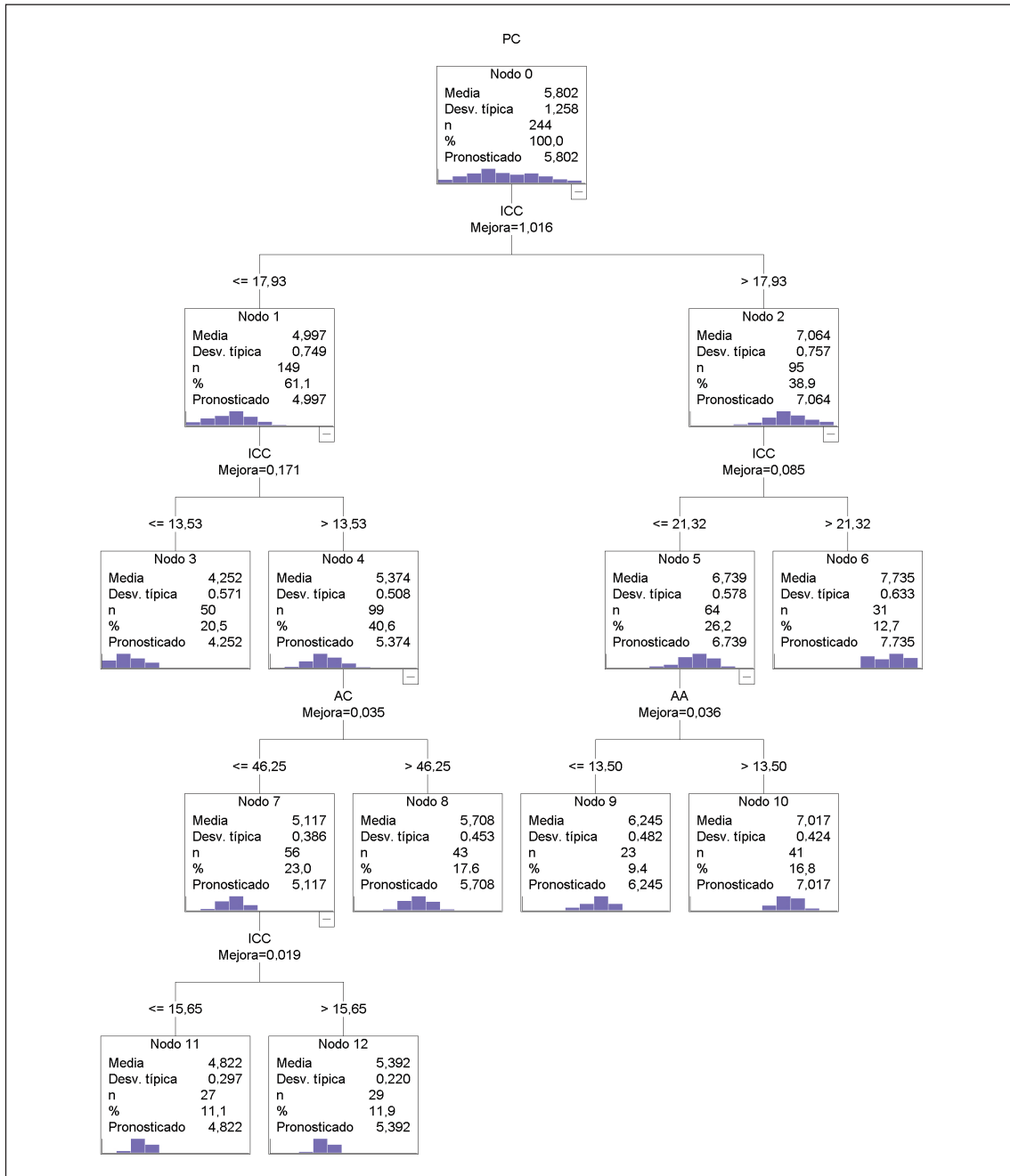


Figura 2. Diagrama del árbol de regresión óptimo que muestra las interacciones entre las variables evaluadas en el estudio.

Figure 2. Diagram of the optimal regression tree that shows the interactions between the variables evaluated in the study.

condición corporal, el cual se compartió en dos nodos hijos: el nodo 1, que comprende a guajolotes $\leq 17,93$ de ICC y 4,997 kg de PC y el nodo 2 que comprende a guajolotes $> 17,93$ de ICC y 7,074 kg de PC, favoreciendo a este último. Debido a que ambos nodos no fueron suficientemente homogéneos, cada uno se subdividió en dos nodos hijos. El nodo 1, aun considerando al ICC como variable predictora, se subdividió en nodo 3 ($\leq 13,53$) y nodo 4 ($> 13,53$), este último concentró al mayor número de guajolotes ($n = 99$) y con mejor predicción del peso corporal (5,374 kg), se subdividió en dos nodos (7 y 8), basándose en AC. El nodo 2 se subdividió en nodo 5 ($\leq 21,32$) y nodo 6 ($> 21,32$), resultando una subdivisión del nodo 5 en los nodos terminales 9 y 10, tomando como base de subdivisión los valores de AA. Los nodos 3 y 6 no se dividieron debido a que reunieron grupos homogéneos. El PC (7,735 kg) pronosticado en el nodo 6 fue el más alto en todo el árbol, pero con un número reducido de guajolotes ($n = 31$). El nodo 4, que también generó una subdivisión, basándose en los valores de la variable AC, mismo que generó el nodo 7 con guajolotes $\leq 46,25$ cm, y el nodo 8 $> 46,25$ cm de AC. Para el caso del nodo 9 ($\leq 13,50$ cm) y nodo 10 ($> 13,50$ cm), no se presentó subdivisión, considerando que eran grupos homogéneos, siendo el nodo 10 el cual obtuvo la mejor predicción del peso corporal con una media de 7,017 kg y la menor varianza $[(0,424)^2 = 0,179]$, comparados con los valores obtenidos en el nodo 9 con una media de 6,245 kg y varianza de 0,232. Para finalizar el árbol, el nodo 7 presentó una menor varianza $[(0,386)^2 = 0,149]$, con un número mayor de guajolotes ($n = 56$), con estas condiciones se generó dos nodos terminales, basándose nuevamente en el ICC, los nodos 11 con guajolotes $\leq 15,65$ de ICC y el nodo 12 con guajolotes $> 15,65$ de ICC, encontrándose en este nodo la mejor predicción del peso corporal (5,392 kg), el cual presentó una $S_y^2 = 0,048$, con una proporción de aves = 11,9%. Lo anterior evidencia la relación

entre el PC y el ICC, misma que debe ser ampliamente estudiada, ya que tiene importancia en el monitoreo del balance energético y las reservas corporales en los animales domésticos (Mendoza-Domínguez et al., 2019).

La varianza total es la resultante para las variables dependientes antes de tener en consideración a las independientes o, lo que es lo mismo del nodo raíz, que obtuvo una $S_y^2 = (1,258)^2 = 1,582$. Por otra parte, se encontró que la variación no explicada o varianza dentro del nodo en el PC fue: $S_e^2 =$ valor de riesgo/ $S_y^2 = 0,216/1,582 = 0,136$, la cual muestra la desviación dentro de los nodos y puede ser utilizado como criterio de adecuación del modelo; es decir, entre menor sea este valor, el modelo será más preciso (Mendes y Akkartal, 2009). La variación explicada observada en la variable dependiente (PC) se calculó utilizando la variación no explicada, siendo: $S_x^2 = (1 - S_e^2) \times 100 = (1 - 0,136) \times 100 = 86,4\%$. Por último, la variación explicada por el árbol de regresión obtenida en el presente estudio, indica que la predicción del PC del GNM a partir de las medidas morfométricas e índices morfológicos incluidas en el modelo es confiable.

Conclusiones

El CART, demostró la posibilidad práctica de combinar diferentes parámetros e índices morfológicos en la predicción del Peso Corporal en guajolotes nativos mexicanos, como son el índice de condición corporal, la altura corporal y el ancho del ala, teniendo en cuenta la importancia del ICC en la construcción de árboles de regresión para esta especie, se puede inferir que los guajolotes con ICC más altos ($> 17,93$) serían más pesados.

El pronóstico que ofrece el modelo permite su aplicación y a su vez podría ayudar a los productores a utilizar el ICC para seleccionar a la posible población reproductora basada en este

índice, para la mejora genética del peso corporal en esta especie. Sin embargo, en situaciones en las que los productores no conocen los índices morfológicos, como es el caso de las zonas rurales, la selección de los machos seleccionados para la cría podría basarse en guajolotes con una altura corporal más alta (>46,25) ya que es uno de los predictores de ICC y también la segunda variable más importante en la predicción de peso corporal en guajolotes.

Finalmente, se debe de promover el uso de índices morfológicos como variables predictoras del peso corporal de los animales domésticos en el medio rural.

Referencias bibliográficas

- Afolayan RA, Adeyinka IA, Lakpini CAM (2006). The estimation of live weight from body measurements in Yankasa sheep. *Czech Journal Animal Science* 51: 343-348. <https://doi.org/10.17221/3948-CJAS>
- Ajayi OO, Yakubu A, Jayeola OO, Imumorin IG, Takket MI, Ozoje MO, Ikeobi CON, Peters SO (2012). Multivariate analysis of sexual size dimorphism in local turkeys (*Meleagris gallopavo*) in Nigeria. *Tropical Animal Health and Production* 44: 1089-1095. <https://doi.org/10.1007/s11250-011-0044-6>
- Amao SR, Ojedapo O (2016). Prediction equations and inter-relationships among selected growth traits of an indigenous turkey birds in derived savanna zone of Nigeria. *Advances in Life Science and Technology* 41: 65-73.
- Banerjee AK, Arora N, Murty USN (2008). Classification and Regression Tree (CART) analysis for deriving variable importance of parameters influencing average flexibility of CaMK Kinase Family. *Electronic Journal of Biology* 4: 27-33.
- Bevilacqua M, Braglia M, Montanari R (2003). The classification and regression tree approach to pump failure rate analysis. *Reliability Engineering & System Safety* 79: 59-67. [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(02\)00180-1](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(02)00180-1)
- Breiman L, Friedman J, Stone C (1984). *Classification and Regression Trees* (Wadsworth Statistics/Probability) Chapman and Hall/CRC, New York.
- Bozkurt Y (2006). Prediction of body weight from body size measurements in Brown Swiss feedlot cattle fed under small-scale farming conditions. *Journal of Applied Animal Research* 29: 29-32. <https://doi.org/10.1080/09712119.2006.9706565>
- Bretschneider G, Cuatrin A, Arias D, Vottero D (2014). Estimation of body weight by an indirect measurement method in developing replacement Holstein heifers raised on pasture. *Archivos de Medicina Veterinaria* 46: 439-443. <http://dx.doi.org/10.4067/S0301-732X2014000300014>
- Camacho-Escobar MA, Jerez-Salas MP, Vásquez-Dávila MA, Ávila-Serrano NY, Sánchez-Bernal EI, Arroyo-Ledezma J (2014). Venta tradicional del guajolote nativo (*Meleagris gallopavo*) en el sur de México. *Actas Iberoamericanas de Conservación Animal* 4: 164-166.
- Celik S, Eyduran E, Karadas K, Tariq MM (2017). Comparison of predictive performance of data mining algorithms in predicting body weight in Mengali rams of Pakistan. *Revista Brasileira de Zootecnia* 46: 863-872. <http://dx.doi.org/10.1590/s1806-92902017001100005>
- Dahloum L, Moula N, Halbouche M, Mignon-Grasteau S (2016). Phenotypic characterization of the indigenous chickens (*Gallus gallus*) in the northwest of Algeria. *Archives Animal Breeding* 59: 79-90.
- Durosaro SO, Oyetade MS, Llori BM, Adenaike AS, Olowofeso O, Wheto M, Amusan SA, Osho SO, Ozoje MO (2013). Estimation of body weight of nigerian local turkeys from zoometrical measurements at 4, 8 and 12 weeks of age. *Global Journal of Science Frontier Research Bio-Tech & Genetics* 13: 1-4.
- Garro JM, Rosales LR (1996). Relación entre el peso corporal y el perímetro torácico en ganado cebuino en crecimiento en Costa Rica. *Agro-nomía Costarricense* 20: 113-123.
- Herrera-López S, García-Herrera R, Chay-Canul AJ, González-Ronquillo M, Macías-Cruz U, Díaz-Echeverría VF, Casanova-Lugo F, Piñeiro-Vázquez

- quez A (2018). Desarrollo y evaluación de una ecuación para predecir el peso vivo en novillas cruzadas usando el ancho de cadera. ITEA-Inf. Información Técnica Económica Agraria 114: 368-377. <https://doi.org/10.12706/itea.2018.022>
- Juárez-Caratachea A (2004). Efecto del peso corporal en el rendimiento de la masa muscular en el pavo nativo mexicano. Revista Cubana de Ciencia Agrícola 38: 405-409.
- Kunene NW, Nesamvuni AE, Nsahlai IV (2009). Determination of prediction equations for estimating body weight of Zulu (Nguni) sheep. Small Ruminant Research 84: 41-46. <https://doi.org/10.1016/j.smallrumres.2009.05.003>
- Lemon SC, Roy J, Clark MA, Friedmann PD, Rakowski W (2003). Classification and regression tree analysis in public health: methodological review and comparison with logistic regression. Annals of Behavioral Medicine 26: 172-181. https://doi.org/10.1207/s15324796ABM2603_02
- Mende M, Akkartal E (2009). Regression tree analysis for predicting slaughter weight in broilers. Italian Journal of Animal Science 8: 615-624. <https://doi.org/10.4081/ijas.2009.615>
- Mendoza-Domínguez E, Ojeda-Robertos NF, Salazar-Cuytun ER, Chay-Canul AJ, Macias-Cruz U, Aguilar-Caballero AJ, Medina-Peralta S, Vargas-Villamil L (2019). Evaluación de una ecuación para predecir el peso vivo basado en la condición corporal en ovejas Pelibuey. Tropical and Subtropical Agroecosystems 22: 223-229.
- Moaeen-ud-Din M, Ahmad N, Iqbal A, Abdullah M (2006). Evaluation of different formulas for weight estimation in Beetal, Teddi and crossbred (Beetal x Teddi) goats. The Journal of Animal & Plant Sciences 16: 74-78.
- Mohammad MT, Rafeeq M, Bajwa M.A, Awan M.A, Abbas F, Waheed A, Bukhari FA, Akhtar P (2012). Prediction of body weight from body measurements using regression tree (RT) method for indigenous sheep breeds in Balochistan, Pakistan. The Journal of Animal & Plant Sciences 22: 20-24.
- Oblakova M (2007). Weight development and body configuration of turkey-broiler parents BIG-6. Trakia Journal of Science 5: 33-39.
- Ogah DM (2011). Assessing size and conformation of the body of Nigerian indigenous Turkey. Slovak Journal Animal Science 44: 21-27.
- Oguntunji AO (2017). Regression tree analysis for predicting body weight of Nigerian Muscovy Duck (*Cairina moschata*). Genetika 49: 743-753. <https://doi.org/10.2298/GENSR1702743O>
- Rajendran R, Kumaravelu N, Pandian C, Premavalli K, Babu M (2012). Prediction of body weight in Beltsville small White adult Turkey. Indian Veterinary Journal 89: 107-108.
- Ríos A, Román SI, Vélez A, Cabrera E, Cantú A, De la Cruz L, Duran M, Maldonado JA, Martínez FE, Martínez G, Ruiz FJ, Bagnato A, Vega VE (2016). Análisis de variables morfológicas de pavo de traspatio mexicanos (*Meleagris gallopavo gallopavo*). Revista Mexicana de Ciencias Pecuarias 7: 377-389.
- Tégua A, Mafouo Ngandjou H, Defang H, Tchoumboue J (2008). Study of the live body weight and body characteristics of the African Muscovy duck (*Caraina moschata*). Tropical Animal Health and Production 40: 5-10. <https://doi.org/10.1007/s11250-007-9030-4>
- Villamar AL, Guzmán VH (2007). Situación actual y perspectiva de la producción de carne de guajolote (pavo) en México 2006. Revista Claridades Agropecuarias 161: 3-37.
- Wangchuk K, Wangdi J, Mindu M (2018). Comparison and reliability of techniques to estimate live cattle body weight. Journal of Applied Animal Research 46: 349-352. <https://doi.org/10.1080/09712119.2017.1302876>
- Yakubu A (2011). Discriminant analysis of sexual dimorphism in morphological traits of African Muscovy ducks. Archivos de Zootecnia 60: 1115-1123.
- Yakubu A (2012). Application of regression tree methodology in predicting the body weight of Uda sheep. Animal Science and Biotechnologies 45: 484-490.

(Aceptado para publicación el 14 de febrero de 2020)