



AJUSTE DE MODELOS PARA PREDECIR EL RENDIMIENTO Y CARACTERÍSTICAS DE LA CANAL EN BASE A VARIABLES PRODUCTIVAS ANTEMORTEM DE OVINOS EN ENGORDA CON ALIMENTACIÓN INTENSIVA †

[ADJUSTMENT OF MODELS TO PREDICT THE YIELD AND CARCASS TRAITS BASED ON PRODUCTIVE VARIABLES ANTEMORTEM OF FATTENING SHEEP WITH INTENSIVE FEEDING SYSTEM]

R. A. Calderón-Ramírez¹, D. Trujillo-Gutiérrez^{1*}, I. A. Domínguez-Vara^{1*}, J. L. Bórquez-Gastelum¹, E. Morales-Almaraz¹ and J. Mondragón-Ancelmo²

¹Universidad Autónoma del Estado de México, Facultad de Medicina Veterinaria y Zootecnia, Departamento de Nutrición Animal, Campus Universitario “El Cerrillo”, CP. 50090, Toluca, Estado de México, México. Emails: ricardo_683@hotmail.com, igy92@hotmail.com, jlborquez@yahoo.com.mx, maernesto@hotmail.com, danielgtg_dan@yahoo.es

²Centro Universitario UAEM Temascaltepec, Universidad Autónoma del Estado de México, Estado de México, México.. Email: jaimemond.01@gmail.com

*Corresponding author

SUMMARY

Background: Instrumental evaluation of carcass characteristics, meat quality and sheep performance, require specialized equipment, therefore it is necessary to have available technological and economic resources, which sometimes result expensive throughout the meat chain production value of sheep. Prediction of sheep carcass characteristics based on mathematical models, is a good, economic, confident and repeatable method. **Objective:** To adjust, through two methods of estimation, prediction equations of *postmortem* variables by means of *antemortem* productive variables of intensive fattening sheep slaughtered in the valley of Toluca, Estado de México. **Methodology:** A total of 175 records of fattening sheep, slaughtered in small slaughterhouse of barbecue cookers in Capulhuac Municipality of the Estado de México were used. There were used 8 *antemortem* variables, in order to estimate prediction equations of 18 variables associated with performance, morphometry, muscular conformation, and grade of sheep carcass greasy. Carcasses were classified according with their similarity and grouped in principal components (PC), then were carried out multiple linear regression (MLR) analysis over original variables and factorial loads with extraction methods of principal components (PC). **Results:** The adjusted equations with MLR, showed a $R^2 \geq 0.42$ for HCW (hot carcass weight), CCW (cold carcass weight), LP (leg perimeter), RW (rump width), TD (thorax depth), and CI (compactness index). The assumptions of MLR were verified and the statistics Tol, VIF, DFBETAS and DFFITS demonstrated multicollinearity between variables. For the regression analysis, the principal components (RPC), were obtained three PC that explained 82.78% of the σ^2 (variance), and the adjustment of MLR over factorial loads obtained equations for HCW, CCW, PL, RW and CI with $R^2 \geq 0.37$, up to 0.73. It should be noted the importance of the adjusted equation for CCW because of its relation with carcass price and its weight as a predictor variable of primary and commercial cuts. **Implications:** It is useful and necessary that the adjustment of prediction equations for performance variables in animal science, can be accompanied with results of their respective tests of the model assumptions of multiple regression analysis. Our findings, confirm the need to carefully examine the adjustment of prediction equations with the aim of estimating equations with less bias and higher confidence. **Conclusions:** The multiple regression analysis over original variables and vectors of principal components determined prediction equations with different grades of adjustment for performance variables (HCW, CCW, CI) and carcass quality (LP, RW, TD). In the adjusted equations over original variables, the betas with higher prediction power were for slaughter weight, initial live weight and final live weight. While for the adjustment of prediction equations with factorial loads of PC, the betas with higher power of prediction were for PC1 y PC2, characterized by having higher factorial loads. The values of multicollinearity and autocorrelation bias, determination coefficient and explained variance, showed that practical application of these prediction equations

† Submitted March 16, 2022 – Accepted March 17, 2023. <http://doi.org/10.56369/isaes.4285>



allowed to a real approximation to estimation of *postmortem* variables; however, these values should be taken considering their reliability.

Keywords: fattening sheep; carcass; prediction; linear regression; principal component regression.

RESUMEN

Antecedentes: La evaluación instrumental de las características de la canal, calidad de la carne y rendimiento productivo de los ovinos requiere equipos especializados, por lo tanto, es necesario contar con recursos tecnológicos y económicos que resultan, muchas veces costosos en la cadena de valor de producción de carne ovina. La predicción de las características de la canal ovina, a partir de modelos matemáticos, es un método económico, confiable y reproducible. **Objetivo:** Ajustar, mediante dos métodos de estimación, ecuaciones de predicción de variables *postmortem*, a través de variables productivas *antemortem* de corderos faenados en el valle de Toluca, Estado de México. **Metodología:** Se utilizaron 175 registros de ovinos ($n= 575$ corderos) en finalización, faenados por productores de barbacoa del municipio de Capulhuac, Estado de México. Se utilizaron 8 variables *antemortem*, para determinar ecuaciones de predicción de 18 variables relacionadas con rendimiento, morfometría, conformación muscular y grado de engrasamiento de canales de ovinos. Las canales fueron clasificadas de acuerdo a sus similitudes y se agruparon por componentes principales (CP), y se realizaron análisis de regresión lineal múltiple (RLM) sobre variables originales y cargas factoriales del análisis factorial con método de extracción de componentes principales (RCP). **Resultados:** Las ecuaciones ajustadas con RLM mostraron $R^2 \geq 0.42$ para PCC (peso de canal caliente), PCF (peso de canal fría), PP (perímetro de pierna), AG (ancho de grupa), PT (profundidad de tórax) e IC (índice de compacidad). Los supuestos de RLM fueron verificados y los estadísticos Tol, VIF, DFBETAS y DFFITS evidenciaron multicolinealidad entre variables. Para el análisis de regresión de componentes principales (RCP) se obtuvieron tres CP, que explicaron 82.78% de la σ^2 (varianza), y el ajuste de RLM sobre las cargas factoriales obtuvo ecuaciones para PCC, PCF, PP, PT e IC con $R^2 \geq 0.37$ y hasta 0.73. Se destaca la importancia de la ecuación ajustada para PCF por su relación con el precio de la canal y por su peso como variable predictora de cortes primarios y comerciales. **Implicaciones:** Resulta útil y necesario que, el ajuste de ecuaciones de predicción para variables de rendimiento productivo en la ciencia animal sea acompañando de los resultados de las respectivas pruebas de los supuestos del modelo de regresión lineal múltiple. Nuestros hallazgos, apoyan la idea de examinar exhaustivamente el ajuste de las ecuaciones de predicción a fin de estimar ecuaciones con menor sesgo y mayor confiabilidad. **Conclusiones:** La regresión lineal múltiple sobre variables originales y vectores de los componentes principales determinó ecuaciones de predicción con distinto grado de ajuste para variables de rendimiento (PCC, PCF e IC) y calidad de la canal (PP, AG y PT). En las ecuaciones ajustadas sobre variables originales, las betas con mayor poder de predicción fueron para PS, Pvini y Pvfin. Mientras que, para el ajuste de ecuaciones de predicción con cargas factoriales de los CP, las betas con mayor poder de predicción fueron para CP1 y CP2, caracterizados por tener mayores cargas factoriales. Los valores de multicolinealidad, autocorrelación, sesgo, coeficiente de determinación y varianza explicada, demuestran que la aplicación práctica de estas ecuaciones de predicción permite una aproximación real a la estimación de las variables *postmortem*, sin embargo, estos valores deben tomarse considerando su fiabilidad.

Palabras clave: ovinos engorda; canales; predicción; regresión lineal; regresión de componentes principales.

INTRODUCCIÓN

La producción de carne es imprescindible en la nutrición humana y es fuente de ingresos para millones de personas (FAO, 2021). En México, la ovinocultura cuenta con 8.7 millones de semovientes (FAO, 2016), que producen más de 64,000 t de carne al año. El Estado de México cuenta con 15.85% del inventario ovino nacional, el cual produce más de 9,200 t de carne al año (SIAP, 2019). La carne de ovino tiene características nutrimentales y organolépticas que aumentan su valor (Sañudo *et al.*, 2012), es apreciada por el aporte de energía, proteínas, aminoácidos, ácidos grasos, minerales y vitaminas (FAO, 2014) a la nutrición humana. Además, en los sistemas intensivos la alimentación de los ovinos les permite acumular más tejido adiposo intramuscular y subcutáneo, así como masa muscular,

lo cual impacta el rendimiento, las características morfométricas, conformación y grado de engrasamiento de las canales (Guedes *et al.*, 2018); estas últimas están asociadas al precio que transformadores y consumidores están dispuestos a pagar (Pethick *et al.*, 2006; Hernández *et al.*, 2012). Por lo tanto, la cadena de valor de la producción de carne ovina es una actividad pecuaria económicamente importante que aporta productos de calidad a los consumidores finales.

En las cadenas agroalimentarias, como el caso del mercado cárnico, los productos deben tener características de calidad que satisfagan los estándares para su transformación y preferencias del consumidor. La calidad se refiere a las propiedades que un producto posee y que determinan la preferencia del consumidor (Hernández *et al.*, 2013).

La calidad y precio de la carne ovina están condicionados por el rendimiento al sacrificio, peso de la canal fría, conformación muscular, grado de engrasamiento y área del ojo de la chuleta de las canales (Costa, 1998), así como por su morfometría (López-Velázquez *et al.*, 2016). Referente a calidad de la canal, los predictores: grado de engrasamiento-GR y peso de la canal caliente (PCC) son ineficaces ($R^2=0.40$) por sí solos, para predecir el rendimiento muscular (Hopkins, 2008; Williams *et al.*, 2017). En México, el sistema de clasificación de las canales ovinas (NMX-FF-106-SCFI-2006) las agrupa por su peso, conformación y grado de engrasamiento; sin embargo, este sistema no considera las características productivas *antemortem* que subyacen en el ovino e impactan en la calidad de la canal. Además, la canal y sus subproductos no están estandarizados en el mercado mexicano. No obstante, Partida de la Peña *et al.* (2017) reportaron promedios de mediciones morfométrica, rendimiento, conformación, clasificación, engrasamiento y área de la chuleta de 1000 canales ovinas de 53 genotipos en tres sistemas de producción. En este sentido, resulta importante la evaluación y predicción del rendimiento y características de la canal por métodos instrumentales, la cual es especializada y precisa, ej. análisis de imágenes de resonancia magnética (Silva *et al.*, 2018) y ultrasonografía *in vivo* en tiempo real (Dias *et al.*, 2020), pero su práctica incrementa los costos de producción por conceptos de capacitación de personal y compra de equipo tecnológico. Los métodos matemáticos de predicción, a partir de medidas morfométricas son económicos, robustos y eficaces para predecir las características y calidad de las canales en los sistemas de producción pecuaria (Gagaoua y Picard, 2020).

Los modelos de predicción con RLM son capaces de estimar la composición corporal y el rendimiento de las canales de especies pecuarias a partir de variables de comportamiento productivo durante el crecimiento y finalización. En los corderos, la estimación del rendimiento del tejido muscular ($n=360$) puede ajustarse a partir del peso de grasa subcutánea y del músculo del lomo ($R^2=0.76$) (Hopkins, 2008). El peso de la canal fría (PCF) en cabritos ($n=24$) es estimado linealmente por el peso del músculo del lomo ($R^2=0.99$), grasa intramuscular ($R^2=0.83$) y grasa subcutánea de la canal ($R^2=0.70$); pero el peso de la grasa intramuscular ($R^2=0.43$) por sí mismo, es un predictor poco eficaz (Silva *et al.*, 2017). La predicción del peso vivo (PV) de ovinos machos de raza Harani ($n=247$) depende de los regresores, altura a la cruz, longitud de cara y distancia entre orejas ($R^2=0.92$) (Iqbal *et al.*, 2019). Lo anterior muestra, el desarrollo de múltiples modelos de RLM para predecir el PV y rendimiento muscular a través de

regresores *antemortem*; sin embargo, la información generada sobre modelos de predicción para características de la canal de ovinos es limitada. No obstante, a pesar de que el análisis de RLM es un método robusto y eficiente de predicción (Cadavez y Henningsen, 2012), tiene la desventaja de ser un modelo susceptible a la multicolinealidad entre regresores lo que impacta negativamente sobre el error cuadrático medio y el ajuste de los coeficientes de regresión (Iqbal *et al.*, 2019).

Al respecto, las cargas factoriales de los CP son usadas con mayor frecuencia para predecir variables de calidad de canales y carne, incluso el perfil de ácidos grasos del músculo *Longissimus lumborum* de ovinos (Ciliberti *et al.*, 2021) y de otras especies pecuarias (Adenaike *et al.*, 2016). Lo anterior, ha permitido describir la estructura subyacente en conjuntos de variables, aprovechando la similitudes y correlaciones intra-grupos, evitando así los problemas de multicolinealidad (Yu, 2011). Por lo tanto, este método puede explicar procesos complejos del crecimiento animal en dimensiones y respuestas latentes que agrupan características corporales (Putra e Ilham, 2019). En canales de ovinos Morada Nova (8 meses de edad, $n=48$), se identificaron 5 CP de un conjunto de 19 variables morfométricas y de rendimiento (σ^2 explicada=80.43%); además se observó que, usando análisis canónico discriminante, las variables ancho de grupa, peso a la matanza y ancho de tórax, son las de mayor importancia en la primera correlación canónica lineal ($R^2=0.94$) (Guedes *et al.*, 2018). En México, el análisis factorial con método de extracción por componentes principales (ACP) sobre mediciones zoométricas de cabras ($n=318$), permitió ajustar modelos de RLM sobre sus vectores, y se ha encontrado que tres CP son suficientes para predecir el PV con $R^2=0.74$ (Dorantes *et al.*, 2015). En cuanto a los sistemas de producción intensiva de carne de ovinos del valle de Toluca, Estado de México que satisfacen la alta demanda del platillo típico conocido como “barbacoa”, la alimentación se basa en suministrar dietas con un contenido de proteína cruda de 140 a 150 g kg^{-1} MS, y energía metabolizable de 2.6 a 2.8 Mcal kg^{-1} MS; sin embargo, prevalece una alta variabilidad de genotipos y fenotipos, situación difícil de homogenizar. De tal manera que, la medición *antemortem* de la relación de las características productivas de ovinos y la predicción del comportamiento de variables *postmortem*, por métodos matemáticos de regresión lineal múltiple, puede permitir la estimación eficaz del rendimiento y calidad de la canal de corderos finalizados en sistemas de producción intensivos con dietas altas en energía. Por lo tanto, el objetivo de esta investigación fue ajustar ecuaciones de predicción de variables

postmortem, a través de variables productivas *antemortem* de ovinos en engorda con sistema de alimentación intensiva en el valle de Toluca, Estado de México, México con dos métodos de estimación.

MATERIALES Y MÉTODOS

Base de datos y definición de variables

Esta investigación se realizó en el Departamento de Nutrición Animal de la Facultad de Medicina Veterinaria y Zootecnia de la Universidad Autónoma del Estado de México, México. Se analizó una base de datos original con 575 registros individuales de ovinos machos enteros no relacionados con fenotipos de razas lanares, y edad promedio de 5 ± 0.5 meses, engordados en sistema intensivo feedlot. Los procedimientos de manejo se realizaron siguiendo los lineamientos oficiales para el cuidado animal en México, NOM-051-ZOO-1995: cuidado humanitario de animales durante el transporte (SAGARPA 1995), y NOM-033-SAG/ZOO-2014: sacrificio humanitario de animales domésticos y silvestres (SAGARPA, 2014) en el valle de Toluca, México. Las variables de rendimiento productivo durante las fases de crecimiento y finalización de los ovinos en engorda (x_i , variables independientes) fueron: peso vivo inicial (Pvini), peso vivo final (Pvfin), ganancia diaria de peso (GDP), ganancia de peso total (GPT), consumo de materia seca (CMS = alimento ofrecido – alimento rechazado), eficiencia alimenticia (EF), peso vivo al sacrificio (PS) y conversión alimenticia (CA = consumo de alimento/ganancia de peso). Mientras que las variables de evaluación de las canales (\hat{y}_i , variables dependientes) fueron: peso canal caliente (PCC), peso canal fría (PCF), así como las variables morfométricas: longitud de canal (LC), longitud de pierna (LP), ancho de pierna (AP), ancho de grupa (AG), ancho mayor de tórax (AMT) y profundidad de tórax (PT) (Delfa y Gonzáles, 1995). La conformación (Conf) y grado de cobertura grasa de la canal fueron valoradas de acuerdo con la norma NMX-FF-106-SCFI-2006 y el sistema de clasificación SEUROP (Egras, espesor de la grasa; Gren, grado de engrasamiento; CONF, conformación SEUROP) (Parlamento Europeo, 2013). Además, fueron estimados el rendimiento comercial (RC)=PCC/PS*100 y rendimiento verdadero (RV)= PCC/peso vivo vacío (PVV)*100. El área de ojo de la chuleta (ACH) fue medida en la 12ª costilla con plantilla cuadrículada (USDA, 1992). El índice de compacidad (IC) fue calculado al dividir el PCF entre LC (Partida, 2016).

Análisis estadístico

La base de datos original con información sobre variables productivas de crecimiento, características de canal y calidad de carne de ovinos engordados y faenados en el valle de Toluca, Estado de México, fue depurada mediante dos métodos: a) eliminación de casos atípicos, y b) eliminación de sujetos que no cumplían los supuestos de la RLM (ausencia de colinealidad y autocorrelación, presencia de homocedasticidad y normalidad); y se determinó una $n=175$ casos (ovinos). Para evaluar la normalidad de las observaciones se utilizó PROC UNIVARIATE, los coeficientes de correlación (r) se estimaron con PROC CORR (SAS Institute Inc., 2004). Los estadísticos descriptivos y de dispersión fueron obtenidos y graficados con R project versión 4.1.0 (R Core Team, 2021). Se empleó el método de clústeres jerárquicos (método de Ward) sobre las cargas factoriales de los componentes principales (CP) (Scrucca, 2016) para clasificar las observaciones (ovinos) de acuerdo con la σ^2 explicada (número de CP=3) de las variables *antemortem*, y se expresó gráficamente a través de un mapa de factores con FactoMineR (Lê *et al.*, 2008) para R project versión 4.1.0 (R Core Team, 2021) utilizando el método k-medias. Posteriormente, se ajustaron los modelos de acuerdo con las ecuaciones de predicción desarrolladas a partir de RLM.

Análisis de regresión lineal múltiple sobre variables con escala original

El ajuste de RLM se realizó con PROC REG (SAS Institute Inc., 2004) ($P < 0.05$) con el método STEPWISE, en el cual las variables *antemortem* (independientes) fueron empleadas para predecir el rendimiento de las variables *postmortem* (dependientes), de acuerdo con el modelo matemático: $Y = X\beta + e$, donde: Y es el vector n -dimensional, compuesto por las observaciones de las variables dependientes (PCC, PCF, LC, LP, AP, AG, AMT, PT, RC, RV, LC, PP, ACH, IC, Egras, Gren, CONF y Conf), X es la matriz ($n \times p$) cuyo (i, j)-ésimo elemento representa el valor de la j -ésima variable predictora (Pvini, Pvfin, GDP, GPT, CMS, EF, PS y CA) en la i -ésima observación, β es el vector p -dimensional de coeficientes de regresión a estimar, y e es un vector n -dimensional de errores aleatorios, i.i.d. $\sim N(0, \sigma^2 I_n)$. Los supuestos de la regresión lineal múltiple evaluados fueron: colinealidad, a través de DFFITS, DFBETAS, factores de inflación de la varianza ($FIV_i = 1/-R^2_i$) y tolerancia a la inflación de la varianza ($Tol = 1/FIV$), prueba de Durbin Watson (DW) (autocorrelación), prueba de Bartlett (homocedasticidad) y estimación del estadístico de Shapiro-Wilk (normalidad). Los

estadísticos, coeficiente de determinación (R^2) y Cp de Mallows (Cp) fueron estimados para determinar el mejor ajuste de los modelos. Finalmente, se probó aumentar el valor de R^2 a través de la estandarización ($\mu=0$, $\sigma=1$) (Alaminos *et al.*, 2015) de los datos y se realizó el análisis de RLM en las condiciones anteriormente mencionadas.

Análisis de regresión sobre cargas factoriales de componentes principales

Los datos analizados en esta investigación tuvieron normalidad y fueron de escala continua; propiedades necesarias para realizar el análisis factorial exploratorio (AFE). Además, se observó linealidad entre las variables mediante la construcción de gráficos de dispersión con la librería “psych” para R project versión 4.1.0 (R Core Team, 2021). Se realizó la estimación de los estadísticos de asimetría (0.07 – 0.98) y curtosis (-0.87 – 1.87) de las variables; estos valores muestran sesgo (cercasas a 0) y curtosis (valores <3) ligeros (Garson, 2023). Posteriormente, los datos de las variables *postmortem* y *antemortem* fueron estandarizados ($\mu=0$, $\sigma=1$). Se realizó la prueba de Kaiser-Meyers-Olkin (KMO) con medida de adecuación de muestreo (MSA) = 0.60. El AFE se realizó con el método de extracción de componentes principales (ACP) con el software SPSS ver. 22 (Statistics, 2013) y con la librería FactoMineR (Lê *et al.*, 2008) para R project versión 4.1.0 (R Core Team, 2021). Se retuvieron los CP con valor propio ≥ 1 . El método de extracción por CP obtuvo comunalidades de las variables de 0.651 y hasta 944. Los componentes j (F_j) fueron estimados de acuerdo con la siguiente expresión: $F_j = W_{j1I1} + W_{j2I2} + \dots + W_{jnIn}$, donde: W son las cargas factoriales, y n expresa el número de variables o indicadores (Alaminos *et al.*, 2015). Posteriormente, en la regresión de CP (vectores), se asignaron papeles asimétricos a conjuntos de variables estableciendo una relación funcional entre variables dependientes Y e independientes X , que permite realizar predicciones de las variables del conjunto Y a través de proyecciones ortogonales de las columnas de esa matriz (NCSS, 2020). El modelo matemático usado fue: $Z=XA$, donde: Z : matriz cuyo (i , k)-ésimo elemento representa el valor de la k -ésima componente principal en la i -ésima observación, A : matriz cuya k -ésima columna es el autovector unitario asociado al k -ésimo mayor autovalor de $1/n X^*X$. Se realizó la validación del modelo y las predicciones con el método de validación cruzada, dejar uno fuera (LOO), según Wehrens y Mevik (2007). Además, se observaron y contrastaron las magnitudes de la raíz del error cuadrático medio de predicción (RMSEP) del conjunto de entrenamiento (80%) y del conjunto

de prueba (20%) en R project versión 4.1.0 (R Core Team, 2021) con la librería PLS (Liland *et al.*, 2022).

RESULTADOS

Clasificación de corderos y correlación entre variables

En esta investigación, los estadísticos descriptivos de variables ante y postmortem mostraron distintas magnitudes en sus momentos y distribuciones (Figura 1).

Los diagramas de caja destacaron la variabilidad de los datos, pero la clasificación de los ovinos en tres clústeres jerárquicos mediante CP (Figura 2) los agrupó con el método de Ward. El primer clúster se conformó de 73 observaciones, caracterizado por las variables Pvini, Pvfin, PS y CA, que resultaron inferiores a las medias generales de los 3 grupos, respectivamente (Tabla 1).

El segundo clúster se conformó de 43 observaciones, donde los ovinos se caracterizaron por tener mayores valores a las medias generales en las variables GDP, CMS, Pvini y EF. El tercer clúster clasificó 59 ovinos, con medias mayores en las variables Pvini, Pvfin, PS y CA, pero menores en GDP y EF. La clasificación anterior evidenció tres grupos con distintas características genotípicas y productivas de los ovinos faenados en el valle de Toluca (Figura 3).

La medición de la relación lineal entre variables mostró que aquellas relacionadas con el peso estuvieron altamente correlacionadas, mientras que, las variables de las características de la canal tuvieron menor correlación entre ellas (Figura 4). El Pvfin tuvo una correlación positiva ($r \geq 0.54$) con las variables de peso de la canal ($P < 0.01$) posterior a la matanza (PCC, PCF, PP, PT e IC). La mayor correlación negativa ($r = -0.77$) se observó entre las variables EF y CA ($P < 0.01$). Las variables de clasificación de la canal presentaron valores altos de asociación ($P < 0.01$) de hasta ($r = 0.60$); las variables de conformación presentaron similar correlación ($r = 0.55$).

Regresión lineal múltiple de variables en escala original

El ajuste de modelos de RLM de las variables de rendimiento y características de la canal, a partir de variables de crecimiento y producción, obtuvo cinco ecuaciones (Tabla 2), con R^2 entre 0.46 y 0.76 ($P < 0.05$); esto indicó una explicación de la σ^2 de media a alta. El peso de canal fría (PCF) fue estimado a través de Pvfin y PS ($R^2 = 0.76$), esta variable es

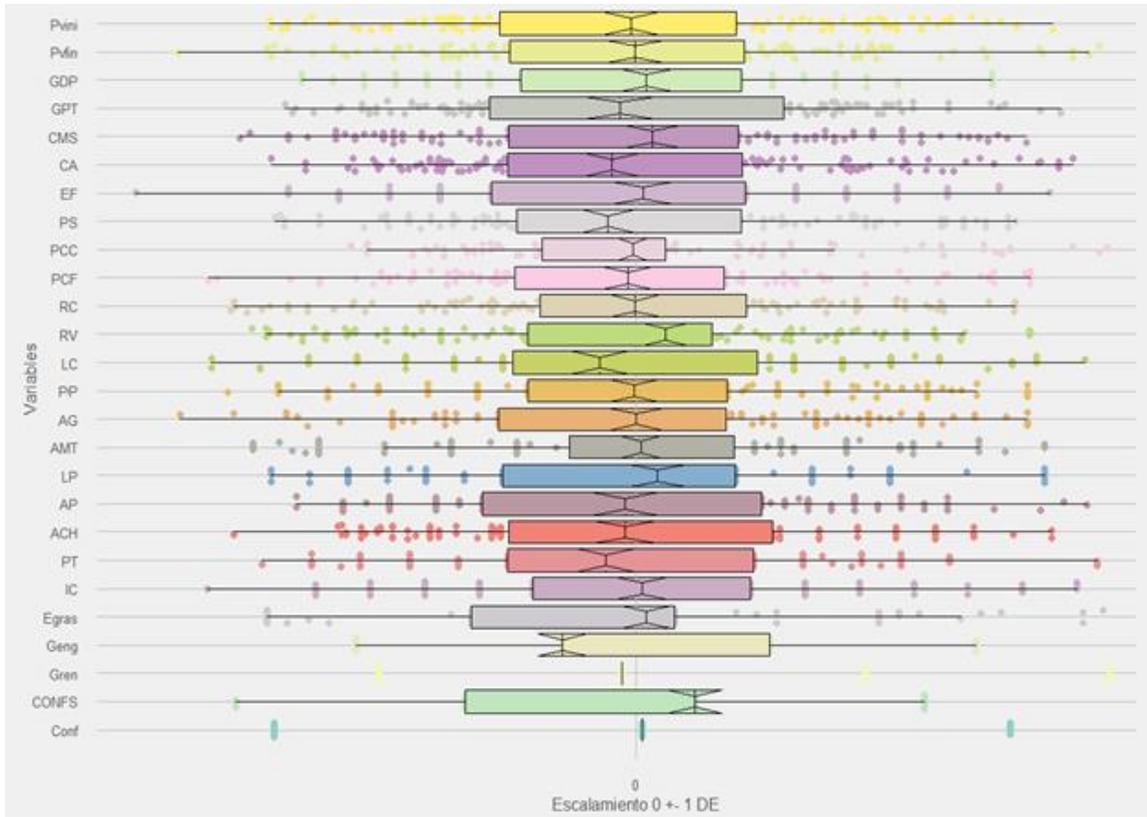


Figura 1. Estadísticos descriptivos de las características productivas y de la canal de ovinos en engorda faenados en el valle de Toluca, México. Pvini, peso vivo inicial; Pvfin, peso vivo final; GDP, ganancia diaria de peso; GPT, ganancia de peso total; CMS, consumo de materia seca; CA, conversión alimenticia; EF, eficiencia alimenticia; PS, peso vivo al sacrificio; PCC, peso de la canal caliente; PCF, peso de la canal fría; RC, rendimiento comercial; RV, rendimiento verdadero; LC, longitud de la canal; PP, perímetro de pierna; AG, ancho de la grupa; AMT, ancho mayor de tórax; LP, longitud de pierna; AP, ancho de pierna; ACH, área de la chuleta; PT, profundidad de tórax; IC, índice de compacidad; Egras, espesor de la grasa; Gren, grado de engrasamiento; CONFS, conformación SEUROP; Conf, conformación mexicana. DE, desviación estándar.

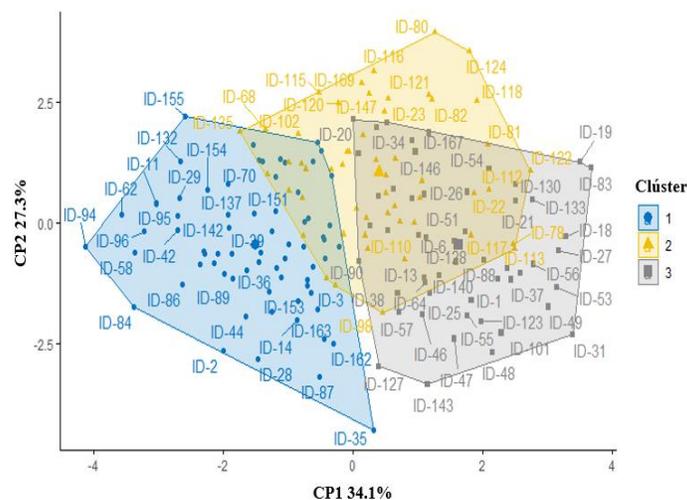


Figura 2. Mapa de factores de clústeres jerárquicos sobre componentes principales de variables *antemortem* de ovinos en engorda faenados en el valle de Toluca, México. CP1, componente principal 1; CP2, componente principal 2.

Tabla 1. Descripción de clúster jerárquico sobre componentes principales de variables *antemortem* de ovinos en engorda faenados en el valle de Toluca, México.

Item	Varianza total explicada/autovalores iniciales			Carga factorial			Medias en el componente			Media general	P <
	CP1	CP2	CP3	CP1	CP2	CP3	CP1	CP2	CP3		
Autovalor inicial	2.709	2.218	1.696	-	-	-	-	-	-	-	-
%, σ^2 explicada	33.863	27.72	21.20	-	-	-	-	-	-	-	-
%, σ^2 acumulada	33.863	61.582	82.783	-	-	-	-	-	-	-	-
	CP1	CP2	CP3	CP1	CP2	CP3	CP1	CP2	CP3	Media general	P <
Pvini	0.567	0.378	-0.202	20.78 ± 3.25	29.97 ± 3.87	29.82 ± 4.78	20.78 ± 3.25	29.97 ± 3.87	29.82 ± 4.78	26.25 ± 5.96	0.01
Pvfin	0.782	0.475	0.592	40.85 ± 4.03	NM	48.35 ± 4.57	40.85 ± 4.03	NM	48.35 ± 4.57	43.82 ± 5.37	0.01
GDP	-0.104	0.843	-0.446	0.27 ± 0.04	0.35 ± 0.04	0.24 ± 0.04	0.27 ± 0.04	0.35 ± 0.04	0.24 ± 0.04	0.29 ± 0.06	0.01
GPT	-0.472	0.125	0.710	20.09 ± 4.55	13.3 ± 3.49	NM	20.09 ± 4.55	13.3 ± 3.49	NM	16.94 ± 5.04	0.01
CMS	0.462	0.422	-0.454	1.23 ± 0.16	1.5 ± 0.14	NM	1.23 ± 0.16	1.5 ± 0.14	NM	1.33 ± 0.19	0.01
CA	0.718	-0.598	-0.012	4.48 ± 0.63	NM	5.43 ± 0.71	4.48 ± 0.63	NM	5.43 ± 0.71	4.82 ± 0.76	0.01
EF	-0.749	0.574	-0.024	0.23 ± 0.03	0.22 ± 0.03	0.18 ± 0.03	0.23 ± 0.03	0.22 ± 0.03	0.18 ± 0.03	0.21 ± 0.04	0.01
PS	0.524	0.471	0.595	41.10 ± 2.96	NM	46.47 ± 3.57	41.10 ± 2.96	NM	46.47 ± 3.57	43.12 ± 4.01	0.01

Pvini, peso vivo inicial; Pvfin, peso vivo final; GDP, ganancia diaria de peso; GPT, ganancia de peso total; CMS, consumo de materia seca; CA, conversión alimenticia; EF, eficiencia alimenticia; PS, peso al sacrificio; CP1, componente principal 1; CP2, componente principal 2; CP3, componente principal 3. *P*, probabilidad de rechazo de la hipótesis “la media del componente es igual a la media general”. NM, valor no mostrado y significa que la hipótesis de igualdad de medias no fue rechazada.

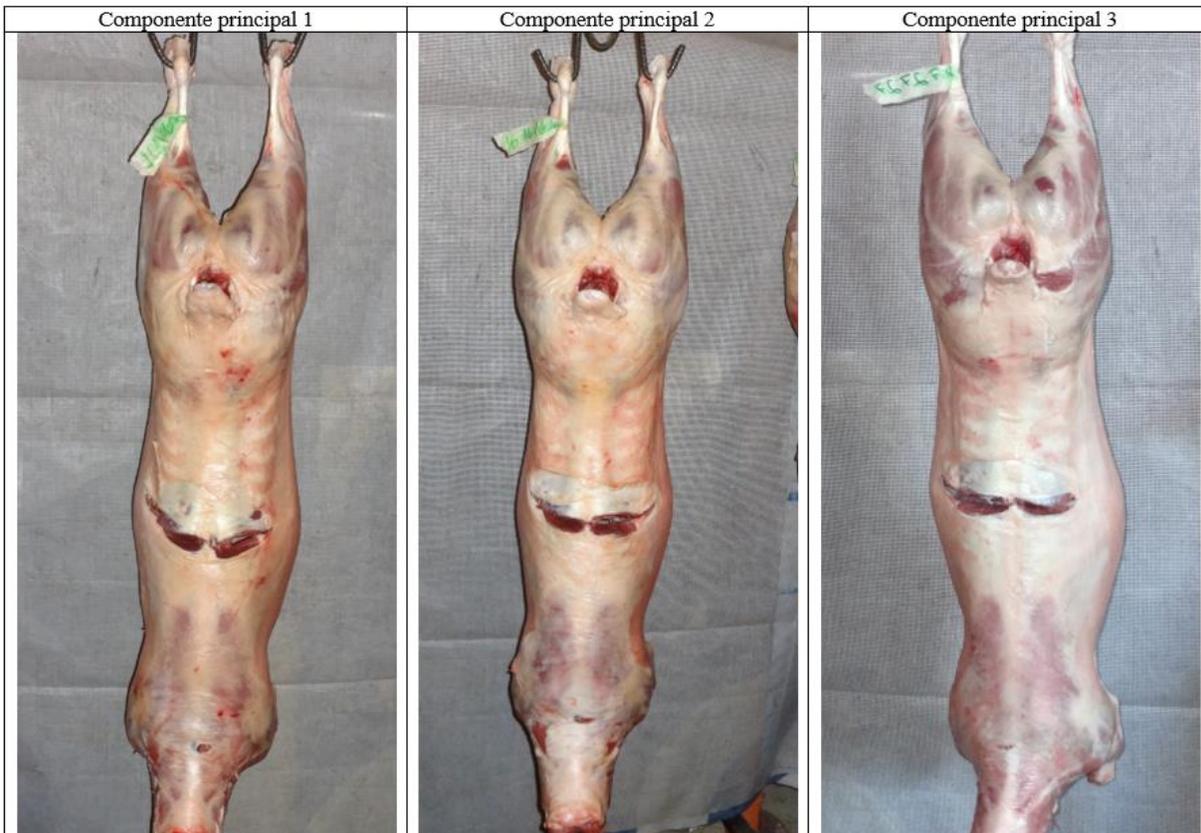


Figura 3. Canales de ovinos sacrificados en el valle de Toluca, representativos de los tres componentes principales. El corte en el músculo *Longissimus dorsi* se realizó para medir el área de la chuleta.

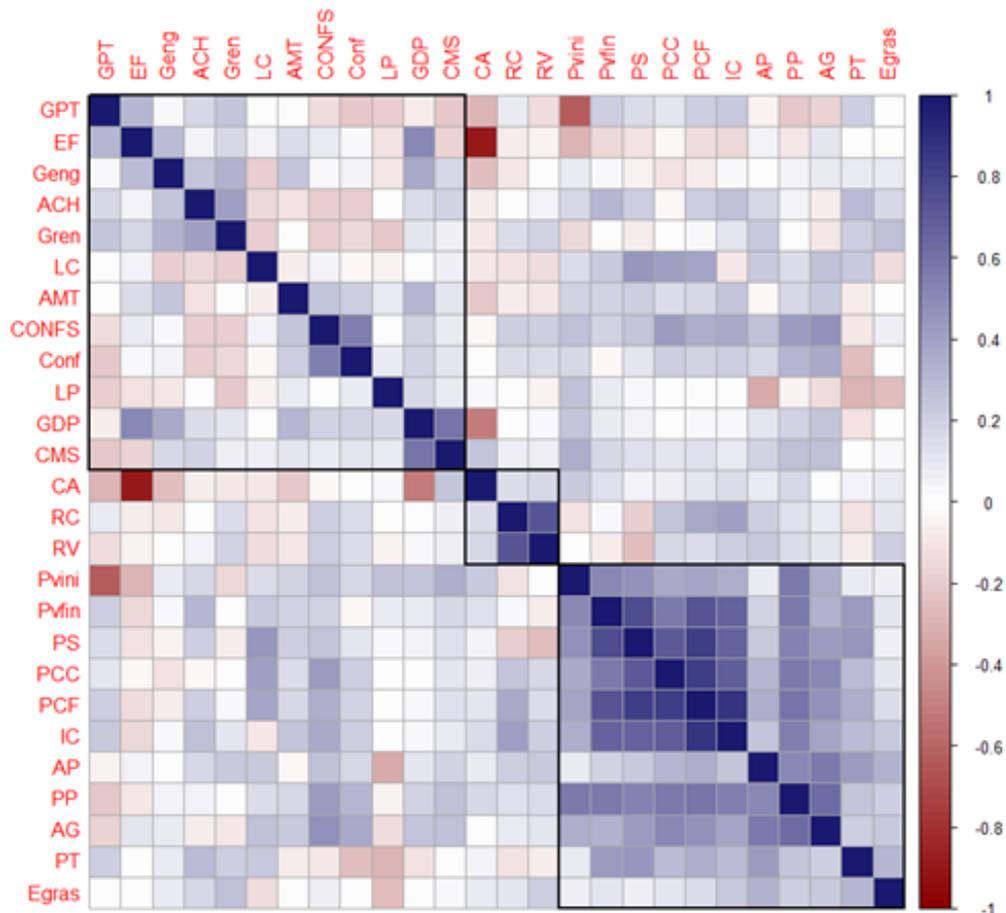


Figura 4. Clasificación de clústeres jerárquicos y correlación de las características productivas y de la canal de ovinos en engorda faenados en el valle de Toluca, México. Pvini, peso vivo inicial; Pvin, peso vivo final; GDP, ganancia diaria de peso; GPT, ganancia de peso total; CMS, consumo de materia seca; CA, conversión alimenticia; EF, eficiencia alimenticia; PS, peso vivo al sacrificio; PCC, peso de la canal caliente; PCF, peso de la canal fría; RC, rendimiento comercial; RV, rendimiento verdadero; LC, longitud de la canal; AMT, ancho mayor de tórax; LP, longitud de pierna; AP, ancho de pierna; ACH, área de la chuleta; PT, profundidad de tórax; IC, índice de compacidad; Egras, espesor de la grasa; Gren, grado de engrasamiento; CONFS, conformación SEUROP; Conf, conformación mexicana.

importante para determinar el precio de la canal, ya que se mide 24 h *postmortem* en la canal refrigerada (4 °C). La variable PT es un parámetro de referencia de calidad de la canal en términos de conformación, en esta investigación ($P \leq 0.01$) se correlacionó ($r = 0.54$) con Pvin, y el ajuste de su ecuación de predicción fue alto ($R^2 = 0.67$) con Pvini, Pvin, GDP, GPT y EF como predictores. El ajuste ($R^2 = 0.56$) de la variable IC validó las variables de crecimiento (Pvin y PS), y su correlación con PCF, PCC y CONFS. El coeficiente DW fue ≤ 2 , e indicó auto-correlación positiva entre los regresores. Mientras que, el Cp-Mallows para PP e IC fueron altos, esto indica que son modelos con menor ajuste y mayor sesgo en comparación con el resto (Tabla 2).

El diagnóstico de colinealidad evidenció problemas en las ecuaciones para AG y PT con $Tol \leq 0.15$ y $FIV \geq 6$ (Tabla 3). El ajuste de la distribución de los datos por estandarización no aumentó de forma significativa el valor de R^2 , además, con este método resultó no significativa la ecuación para AG.

Para las ecuaciones de predicción con valores estandarizados (Tabla 4), los coeficientes de determinación resultaron menores que con variables originales. El predictor estandarizado PT (Tabla 5) mostró auto-correlación positiva y colinealidad entre variables con $Tol \leq 0.17$ y $FIV \geq 5$.

Tabla 2. Ecuaciones ajustadas mediante regresión lineal múltiple del rendimiento de la canal de ovinos en engorda en sistemas de producción con alimentación intensiva en el valle de Toluca, México.

\hat{y}	Ecuación	R^2	$P <$	ECM	DW	Cp
PCC, kg	= 5.908 + 0.3584(PS)	0.55	0.01	1.59	1.73	9.22
PCF, kg	= 1.674 + 0.109(Pvfin) + 0.318(PS)	0.76	0.04	1.20	1.72	4.59
PP, cm	= 48.526 + 0.423(Pvfin) - 0.300(GPT)	0.46	0.01	2.76	1.67	20.2
AG, cm	= 10.247 - 0.287(Pvini) + 0.222(Pvfin) + 10.462(GDP) - 0.377(GPT) + 0.511(CA) + 12.15(EF) + 0.166(PS)	0.45	0.01	1.35	1.67	7.51
PT, cm	= 17.996 - 1.034(Pvini) + 1.069(Pvfin) - 0.941(GPT) - 13.097(EF)	0.67	0.01	2.07	1.40	4.53
IC	= 0.098 + 0.003(Pvfin) + 0.002(PS)	0.56	0.05	0.02	1.96	12.95

\hat{y} , variable dependiente; PCC, peso de la canal caliente; PCF, peso de la canal fría; PP, perímetro de pierna; AG, ancho de grupa; PT, profundidad de tórax; IC, índice de compacidad; PS, peso vivo al sacrificio; Pvfin, peso vivo final; Pvini, peso vivo inicial; GDP, ganancia diaria de peso; GPT, ganancia de peso total; CMS, consumo de materia seca; CA, conversión alimenticia; EF, eficiencia alimenticia. R^2 = coeficiente de determinación; P , nivel de significancia estadística; DW, prueba de Durbin-Watson; ECM, error cuadrático medio; Cp, estadístico Cp-Mallows.

Tabla 3. Diagnóstico de colinealidad de ecuaciones de predicción de rendimiento de la canal de ovinos en engorda en sistemas de alimentación intensiva del valle de Toluca, México.

\hat{y}	Límites de confianza, 95%	Tol	FIV	DFBETAS		DFFITS			
				Min	Max	Min	Max		
PCC	PS [0.31 < b < 0.41]	1.00	1.00	-0.01	0.01	-0.15	0.22		
PCF	PS [0.25 < b < 0.39]	0.29	3.47	-0.01	0.01	-0.22	0.12		
	Pvfin [0.05 < b < 0.16]			-0.01	0.01				
PP	Pvfin [0.35 < b < 0.50]	0.93	1.08	-0.01	0.01	-0.24	0.15		
	GPT [-0.38 < b < -0.21]			-0.01	0.04				
AG	Pvini [-0.40 < b < -0.17]	0.09	11.49	-0.01	0.02	-0.49	0.21		
	Pvfin [0.11 < b < 0.33]			0.10	10.50	-0.03	0.01		
	GDP [5.87 < b < 15.05]			0.52	1.91	-0.58	1.27		
	GPT [-0.50 < b < -0.26]			0.11	8.95	-0.01	0.02		
	CA [0.05 < b < 0.97]			0.33	3.07	-0.12	0.04		
PT	EF [4.00 < b < 20.31]	0.36	2.76	-2.58	0.70				
	PS [0.08 < b < 0.25]			0.27	3.76	-0.01	0.01		
	Pvfin [0.93 < b < 1.20]			0.15	6.55	-0.01	0.01	-0.40	0.19
	Pvini [-1.19 < b < -0.87]			0.10	9.51	-0.01	0.01		
IC	GPT [-1.11 < b < -0.77]	0.83	1.20	-0.01	0.04				
	EF [-21.35 < b < -4.85]			0.83	1.20	-1.50	1.20		
	PS [0.01 < b < 0.03]			0.29	3.47	-0.01	0.01	-0.01	0.01
	Pvfin [0.02 < b < 0.04]			-0.02	0.12				

\hat{y} , variable dependiente; PCC, peso de la canal caliente; PCF, peso de la canal fría; PP, perímetro de pierna; AG, ancho de grupa; PT, profundidad de tórax; IC, índice de compacidad; PS, peso vivo al sacrificio; Pvini, peso vivo inicial; Pvfin, peso vivo final; GDP, ganancia diaria de peso; GPT, ganancia de peso total; CMS, consumo de materia seca; CA, conversión alimenticia; EF, eficiencia alimenticia; Tol, tolerancia a la inflación de la varianza; FIV, factores de inflación de la varianza; DFBETAS, valor escalado del cambio en la estimación de cada parámetro; DFFITS, medición del cambio en el valor predicho para la observación i th.

Regresión sobre componentes principales

El análisis de la estructura latente de los datos obtuvo tres CP que explicaron 82.78% de la σ^2 (Tabla 1), la prueba de esfericidad de Bartlett fue $P < 0.01$ con chi cuadrada de 1241.17; lo anterior implicó que menos de 18% de la variación de los datos no fue explicada

y le dio validez al análisis factorial. La distribución de las variables y su contribución a la σ^2 del conjunto de datos se observa en la Figura 5; en esta se muestra gráficamente que cuanto más alejadas del origen estén, mayor será su aporte a la σ^2 en cada CP y, cuanto más cercanos estén los vectores la r será mayor. Por lo tanto, el primer CP (CP1) explicó

33.86% de la σ^2 y fue nombrado Peso, por la magnitud de la σ^2 explicada por cada variable antemortem en el CP (Figura 5), y en concordancia con la clasificación en el clúster jerárquico (Figura 2, Tabla 1); este grupo se caracterizó por tener los menores pesos vivos iniciales y peso vivos finales de ovinos en el periodo de engorda, así como menor consumo de alimento y CA, pero mayor eficiencia alimenticia. El segundo CP (CP2) explicó 27.72% de la σ^2 y fue denominado Eficiencia, por tener las variables GDP, CA y EF con puntajes altos. Este grupo se caracterizó por ovinos más eficientes en la transformación del alimento en ganancia de peso, pero con Pvini alto, que evidenció efecto del crecimiento compensatorio y llenado de la canal para animales grandes. El tercer CP (CP3) explicó 21.20% de la σ^2 y

fue nombrado Incremento de peso, debido a su relación con Pvfin, GPT, PS, GDP y EF. Este último CP se caracterizó por ser un grupo de animales con pesos vivos iniciales y finales altos, con menor eficiencia en el crecimiento y conversión alimenticia. El ajuste de modelos de RCP obtuvo cinco ecuaciones con R^2 entre 0.37 y 0.73 para PCC, PCF, PP, PT e IC (Tabla 6). La ecuación con mayor ajuste ($R^2=0.73$) fue para PCF, dependiente de las cargas factoriales de CP1, CP2 y CP3; cabe destacar que las β para CP1 y CP2 fueron similares en magnitud e importancia, e implicó que esta ecuación pueda tener mayor ajuste en la explicación de la σ^2 en grupos de ovinos jóvenes y eficientes, con características carniceras y mayor peso a la matanza ≤ 45 kg.

Tabla 4. Ecuaciones ajustadas para predecir el rendimiento de la canal de ovinos en engorda en sistemas de producción intensiva en el valle de Toluca, México (datos estandarizados).

\hat{y}	Ecuación	R^2	$P <$	ECM	DW
PCC	$= 0.24 + 0.29(Pvfin) + 0.27(PS)$	0.42	0.01	0.11	1.65
PCF	$= 0.19 + 0.45(Pvfin) + 0.27(PS)$	0.67	0.01	0.09	1.63
PP	$= 0.25 + 0.65(Pvfin) + 0.07(GPT) - 0.03(CMS)$	0.43	0.05	0.14	1.79
PT	$= 0.204 - 1.400(Pvini) + 1.699(Pvfin) + 0.061(GDP) + 0.240(GPT) - 0.043(CMS)$	0.56	0.05	0.15	1.14
IC	$= 0.202 + 0.617(Pvfin) + 0.159(PS)$	0.53	0.02	0.12	1.95

\hat{y} , variable dependiente; PCC, peso de la canal caliente; PCF, peso de la canal fría; RV, rendimiento verdadero; PP, perímetro de pierna; PT, profundidad de tórax; IC, índice de compacidad; PS, peso a la matanza; Pvfin, peso vivo final; GDP, ganancia diaria de peso; GPT, ganancia de peso total; CMS, consumo de materia seca; CA, conversión alimenticia; EF, eficiencia alimenticia. R^2 = coeficiente de determinación; P , nivel de significancia estadística; ECM, error cuadrático medio; DW, prueba de Durbin-Watson.

Tabla 5. Diagnóstico de colinealidad de ecuaciones de predicción de rendimiento de la canal de ovinos en engorda en sistemas de alimentación intensiva del valle de Toluca, México (datos estandarizados).

\hat{Y}	Límites de confianza, 95%		Tol	FIV	DFBETAS		DFFITS			
					Min	Max	Min	Max		
PCC	PS	[0.15 < b < 0.39]	0.53	1.88	-0.40	0.13	-0.01	0.59		
	Pvfin	[0.16 < b < 0.42]			-0.01	0.31				
PCF	PS	[0.17 < b < 0.37]	0.53	1.88	-0.35	0.13	-0.01	0.52		
	Pvfin	[0.39 < b < 0.61]			-0.01	0.27				
PP	Pvfin	[0.52 < b < 0.78]	0.86	1.16	-0.02	0.01	-0.02	0.01		
	GPT	[0.05 < b < 0.10]			0.88	1.13			-0.01	0.01
	CMS	[-0.59 < b < 0.01]			0.92	1.09			-0.01	0.01
PT	Pvfin	[1.40 < b < 2.01]	0.17	5.77	-0.05	0.03	-0.02	0.02		
	GDP	[0.02 < b < 0.10]			0.48	2.08			-0.01	0.01
	Pvini	[-1.76 < b < -1.04]			0.11	9.20			-0.04	0.07
	GPT	[0.17 < b < 0.31]			0.14	7.36			-0.02	0.01
IC	CMS	[-0.08 < b < -0.01]	0.51	1.96	-0.01	0.01	-0.01	0.23		
	PS	[0.02 < b < 0.29]			0.53	1.88			-0.16	0.01
	Pvfin	[0.47 < b < 0.76]			-0.02	0.12				

\hat{y} , variable dependiente; PCC, peso de la canal caliente; PCF, peso de la canal fría; RV, rendimiento verdadero; PP, perímetro de pierna; PT, profundidad de tórax; IC, índice de compacidad; PS, peso a la matanza; Pvfin, peso vivo final; GDP, ganancia diaria de peso; GPT, ganancia de peso total; CMS, consumo de materia seca; CA, conversión alimenticia; EF, eficiencia alimenticia; Tol, tolerancia a la inflación de la varianza; FIV, factores de inflación de la varianza; DFBETAS, valor escalado del cambio en la estimación de cada parámetro; DFFITS, medición del cambio en el valor predicho para la observación i th.

Tabla 6. Ecuaciones de predicción mediante regresión de componentes principales de variables ortogonales *postmortem* de características de la canal de ovinos en engorda en sistemas de alimentación intensiva del valle de Toluca, México.

\hat{Y}	Ecuación	R^2	$P <$
PCC	$= 21.457 + 1.183(P-CP1) + 0.660 (P-CP2) + 0.977(P-CP3)$	0.49	0.01
PCF	$= 20.247 + 1.395(P-CP1) + 0.792 (P-CP2) + 1.339(P-CP3)$	0.73	0.01
PP	$= 62.137 + 2.347(P-CP1) + 0.743(P-CP2)$	0.43	0.01
PT	$= 19.315 + 1.148(P-CP1) + 1.796(P-CP2)$	0.37	0.01
IC	$= 0.308 + 0.017(P-CP1) + 0.009(P-CP2) + 0.017(P-CP3)$	0.57	0.01

\hat{y} , variable dependiente; PCC, peso de la canal caliente; PCF, peso de la canal fría; PP, perímetro de pierna; PT, profundidad de tórax; IC, índice de compacidad; P-CP1, puntaje - componente principal 1; P-CP2, puntaje - componente principal 2; P-CP3, puntaje - componente principal 3; R^2 , coeficiente de determinación; P , nivel de significancia estadística.

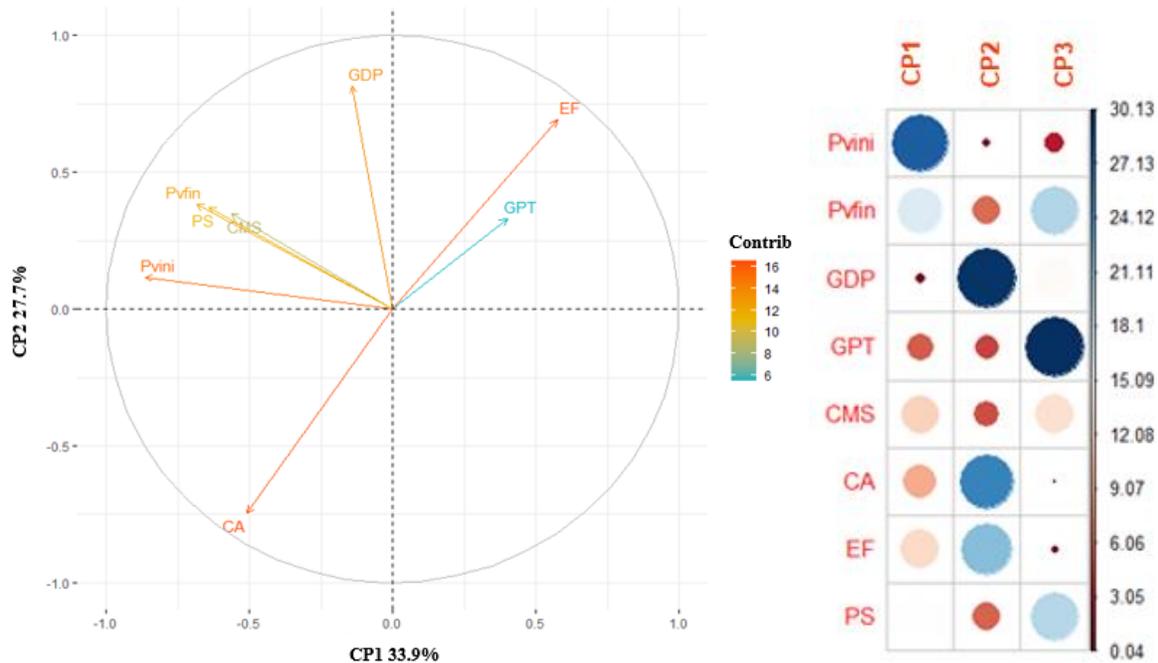


Figura 5. Contribución de las variables *antemortem* a la varianza explicada por cada CP de ovinos en engorda en sistemas intensivos en el valle de Toluca, México. Pvini, peso vivo inicial; Pvin, peso vivo final; GDP, ganancia diaria de peso; GPT, ganancia de peso total; CMS, consumo de materia seca; CA, conversión alimenticia; EF, eficiencia alimenticia; Contrib, contribución de las variables a la σ^2 ; CP1, componente principal 1; CP2, componente principal 2; CP3, componente principal 3.

En las ecuaciones significativas de esta investigación, la carga factorial CP1 explicó 33.9% de la σ^2 (Figura 5), de tal manera que, la predicción de PCC, PCF, PP, PT e IC depende, en gran parte, de las características *antemortem* de ovinos jóvenes y eficientes.

DISCUSIÓN

La estimación del rendimiento de las características de la canal a partir de variables productivas

antemortem de ovinos en engorda no se ha descrito. En la presente investigación, a través de RLM se ajustaron ecuaciones de predicción relacionadas al rendimiento de los pesos a la matanza y faena (PCC, PCF, RV), así como a la conformación de las canales (PP, PT, AG e IC) con distinto grado de ajuste. La RLM sobre variables con escala original presentó problemas de multicolinealidad, mientras que la regresión sobre CP evito esta desventaja, mediante la estimación de las ecuaciones de predicción a través de

los vectores de los componentes. Sin embargo, los valores de R^2 fueron similares, y los CP1 y CP2 tuvieron mayor poder de predicción dentro de las ecuaciones.

Correlación y ajuste de ecuaciones con escala original

La RLM considera la combinación de variables independientes que aportan mayor peso a la estimación de la variable dependiente, pero el incumplimiento de los supuestos de la RLM puede estimar con sesgo las predicciones. En la presente investigación, se observó que las variables relacionadas al rendimiento de peso a la matanza tuvieron autocorrelación positiva y dos presentaron sesgo (PP e IC), lo que implicó multicolinealidad. En el ajuste de ecuaciones, con datos estandarizados, los valores de las β 's para P_{vfin} en las ecuaciones de PCC, PCF e IC, demostraron tener mayor poder predictivo que el resto, sin que sea esta cualidad atribuida a algún regresor en particular. Aquellas ecuaciones estimadas con valores de β 's ≥ 1 (Tabla 4), evidenciaron algún grado de multicolinealidad (Tabla 5), corroborado por la auto correlación positiva para la mayoría de las variables, excepto para IC. Profundidad de tórax (PT) resultó más afectada por la multicolinealidad de sus regresores con valores altos de factor de inflación de la varianza (FIV) para P_{vini} y GPT (Tabla 5). Sin embargo, cuando se reportan β 's de variables sin estandarización, se describe el fenómeno en la realidad, comparado con las ecuaciones a partir de datos estandarizados, que se dan en un plano teórico (Garson, 2014). En investigaciones realizadas por Mavule *et al.* (2013) y Bautista *et al.* (2017), en las que se desarrollaron ecuaciones de predicción del PV mediante análisis de RLM, no se consideró a detalle las pruebas de multicolinealidad, y se desconoce si dicho ajuste estuvo o no influenciado por problemas de FIV, autocorrelación e independencia entre variables. Además, en las investigaciones con reducido número de observaciones se carece de una muestra representativa de la población elegida al azar, por lo que son susceptibles de presentar sesgo, aun con valores de R^2 altos (Ngo *et al.*, 2015). En nuestra investigación se reportaron los resultados de FIV y se interpreta de la siguiente manera: 1 = no correlacionado, entre 1 y 5 = moderadamente correlacionado, y > 5 = variables altamente correlacionadas (ver Tabla 3 y 5).

En la presente investigación, los valores de r evidenciaron relaciones lineales entre grupos de variables, concernientes al peso y características de la canal. De manera interesante, fue reportada alta correlación simple entre el IC y desarrollo torácico

($r=0.88$), PV y ancho de tórax ($r=0.83$), así como, entre IC con profundidad de tórax ($r=0.61$) e índice de largo de canal ($r=0.68$) en cabras Katjang, de tres años de edad (Putra y Ilham, 2019). Resultados similares fueron mostrados en corderos ($n=299$), cruza de ovejas Santa Inês con cinco razas paternas, con $r > 0.75$, entre el PV y los pesos de rendimiento de la canal (do Prado Paim *et al.*, 2013). En un lote homogéneo de corderos ($n=48$) de la raza Morada Nova, de ocho meses de edad, se observaron valores mayores de r de IC con PS ($r=0.80$), PCC ($r=0.91$), PCF ($r=0.94$) y PVV ($r=0.85$); asimismo, de PS con PCC ($r=0.87$), PCF ($r=0.89$) y PVV ($r=0.92$), mientras que, PCC con PCF ($r=0.98$) y PVV ($r=0.92$) (Guedes *et al.*, 2018). En corderas Pelibuey ($n=14$), se observaron correlaciones entre longitud corporal y peso al sacrificio ($r=0.68$), así como, PS y perímetro torácico ($r=0.83$) (Hernández, 2012).

En otro estudio, en un grupo de 24 ovinos Pelibuey con PV de 28.9 a 59.8 kg y coeficientes de variación $\geq 20\%$, en el que se hicieron ajustes de ecuaciones de predicción, se reportó que se estimaron ecuaciones ($R^2 \geq 0.72$) de predicción para PVV y peso vivo al sacrificio a través de mediciones biométricas (altura a la cruz, altura a la grupa, circunferencia de tórax, circunferencia de abdomen), realizadas un día previo a la matanza; las ecuaciones presentaron errores cuadráticos medios (ECM) desde 6.78 y hasta 20.45, los ECM con valores ≥ 8.14 (kg) DE (desviación estándar de la variable dependiente) demuestran un menor ajuste. Del mismo modo, la ecuación ajustada ($R^2 \geq 0.72$) para el PCF con circunferencia de abdomen como regresor, presentó el mismo comportamiento para el ECM y la DE (Bautista *et al.*, 2017); no obstante, el grado de ajuste fue similar a lo encontrado en la presente investigación. De manera interesante se observó que la ecuación ajustada de PCF con variables en escala original tuvo un CP-Mallows bajo (4.59), aún con variables autocorrelacionadas positivamente (P_{vfin} y PS). La estimación del PV en ovinos jóvenes Rampur-Bushair, a partir de medidas corporales, obtuvo el ajuste de dos ecuaciones a partir de dos predictores: circunferencia de tórax y longitud de cuerpo con $R^2 \geq 0.61$; mientras que, en ovinos adultos se obtuvieron tres ecuaciones de predicción con circunferencia de tórax, altura a la cruz y longitud de cuerpo como regresores y $R^2 \geq 0.46$ (Sankhyan *et al.*, 2018), en ambos casos la variable circunferencia de tórax fue la de mayor poder predictivo. Bello-ibiyemi *et al.* (2016), observaron en variables productivas de ovinos enanos West African, el ajuste de la ecuación de predicción para PT con $R^2=0.63$.

Referente al cumplimiento de los supuestos de regresión de esta investigación, se observó mejoría de

los parámetros Tol, VIF, DFBETAS y DFFITS con datos estandarizados; estos se encontraron dentro de un rango aceptable (Freund *et al.*, 2006). Sin embargo, cuando el objetivo de la estimación de las ecuaciones de regresión es estrictamente la predicción, y no la relación causal con las variables regresoras, se aceptan salvedades en el cumplimiento de los supuestos de la RLM (Garson, 2014). Por lo tanto, en esta investigación, las ecuaciones ajustadas por el método de regresión lineal múltiple resultaron significativas y robustas para predecir las variables PCF, PCC, PT e IC, dado que presentan problemas menores de multicolinealidad con $R^2 > 0.55$, que implica valores de $r > 0.74$ y < 0.87 de las variables dependientes con las variables regresoras.

Ajuste de ecuaciones sobre cargas factoriales de componentes principales

La estimación de ecuaciones de predicción a partir de los CP consideró el agrupamiento de combinaciones lineales de variables originales correlacionadas, y les asignó una carga factorial que se correspondió con la contribución a la explicación de la σ^2 dentro de cada CP. Este método evitó problemas de multicolinealidad, ya que los CP estimados no son correlacionados, de tal manera que las cargas factoriales de los CP pueden ser usados para predecir variables de rendimiento de forma más precisa que las variables originales (Okpeku *et al.*, 2011), y con ello, reducir el error de regresión relativo (Sabharwal y Anjum, 2016). El objetivo de esta carga factorial no es explicar una relación causal de las variables agrupadas sobre el fenómeno de estudio (Garson, 2018) sino hacer un mayor ajuste de los regresores de la ecuación de predicción. En esta investigación tres CP fueron suficientes para explicar la σ^2 por arriba de 80% a partir de 8 variables *postmortem*. Se ha reportado que entre menor sea el número de variables latentes utilizadas en la regresión, la estimación de las ecuaciones de predicción es más precisa (Artigue y Smith, 2019) y real, que cuando se sobrestima el valor de R^2 añadiendo variables al modelo. Resultados similares a los encontrados en la presente investigación fueron obtenidos con el análisis de CP sobre un grupo de 48 corderos de la raza Morada Nova, donde se obtuvieron cinco CP que explicaron 80.43% de la σ^2 de las características relacionadas con crecimiento, rendimiento y morfometría de la canal (Guedes *et al.*, 2018). En corderos (n=299) cruza de ovejas Santa Inês con cinco razas paternas, se observaron dos grupos de variables autocorrelacionadas, referentes a rendimiento y características de la canal con explicación de $\sigma^2 \geq 56.55\%$ (do Prado Paim *et al.*, 2013).

En estudios realizados en bovinos (Jones y Tatum, 1994; Jerez-Timaure *et al.*, 2013) y en ovinos (Mavule *et al.*, 2013), el análisis de RCP es una alternativa de predicción a la de mínimos cuadrados ordinarios. Este método se ha implementado sobre la estimación del PV a través de características zoométricas *in vivo*, en grupos homogéneos y reducidos de corderos, pero es poco usado en el ajuste de ecuaciones de predicción en el área de calidad de canales de ovinos. En la medición corporal de cabras Katjang, la RCP consideró tres CP ($\sigma^2 \geq 64.89\%$), caracterizados por la magnitud de sus cargas factoriales CP1 (longitud de cuerpo, profundidad de tórax y perímetro de tórax), CP2 (longitud y ancho de oreja), CP3 (ancho de cara, ancho de tórax), los cuales ajustaron cinco ecuaciones de predicción del PV ($R^2 \geq 0.52 \leq 0.63$). Mientras que, cuando se consideró el ajuste a partir de índices corporales, se observaron cuatro CP: CP1 (índice de conformación y desarrollo torácico), CP2 (índice de longitud e índice corporal de la canal), CP3 (índice de profundidad de tórax e índice de área de chuleta), CP4 (índice de tórax dactilar, índice relativo de grosor de caña), que ajustaron ($R^2 \geq 0.39 \leq 0.72$) siete ecuaciones de predicción del PV (Putra y Ilham, 2019); en ambos casos el CP1 fue el de mayor importancia en la explicación de la variabilidad de las medidas corporales.

En otro estudio similar al nuestro, el ajuste con RLM y RCP del PV, a partir de la estructura morfológica de ovinos Zulu, evidenció que el perímetro torácico y altura a la cruz fueron los regresores de mayor importancia para las ecuaciones de variables originales ($R^2 \geq 0.77$), mientras que, con el ajuste de ecuaciones de predicción ($R^2 \geq 0.69$) a partir de cargas factoriales descritas por planos anatómicos, fueron suficientes dos CP (CP1, conformación torácica; CP2, conformación caudal) para ovinos jóvenes, y cuatro CP (CP1, conformación torácica; CP2, conformación de pierna; CP3, conformación de cabeza; CP4, plano caudal-palmar) para ovinos adultos con explicación de $\sigma^2 \geq 66.85\%$ (Mavule *et al.*, 2013). La estimación del PV en ovinos jóvenes Rampur-Bushair a partir de CP de medidas corporales obtuvo el ajuste de una ecuación con CP1 (conformación torácica y longitud corporal) como regresor y $R^2 \geq 0.76$; mientras que en ovinos adultos se obtuvieron dos ecuaciones de predicción ($R^2 \geq 0.58$) con CP1 y CP2 (tamaño de oreja) como regresores (Sankhyan *et al.*, 2018); en ambos casos el CP1 fue el de mayor poder predictivo. En la presente investigación, tres componentes principales fueron suficientes para ajustar ecuaciones de predicción para PCF, e IC con $R^2 \geq 0.57$, lo que corroboró la importancia de estas variables sobre la predicción del comportamiento productivo y calidad de la canal de ovinos ingresados a matanza y faena

en el valle de Toluca, México. Por lo tanto, la importancia de las variables por la magnitud de su carga factorial dentro de cada CP, permitió describir a detalle las características *antemortem* de los corderos agrupados por componente principal.

La relevancia de la ecuación de predicción para PCF ($R^2 \geq 0.73$) e IC ($R^2 \geq 0.56$), bajo ambos métodos de estimación, recae en la importancia de esta para establecer el precio de la canal. Además, el deficiente manejo antes, durante y posterior la faena causa estrés a los ovinos, que resulta en una merma de la canal mayor a 7.5% (Mondragón *et al.*, 2014). Se ha demostrado que el PCF está altamente correlacionado con el peso (kg) de cortes primarios (hombro y pierna), y con cortes comerciales de la pierna, lo que le convierte en un excelente predictor ($R^2 \geq 0.91$) del rendimiento de la canal y de los cortes comerciales (lomo, espinazo, rack francés y peso de la grupa) (Ngo *et al.*, 2015). Mientras que, el IC como parámetro de calidad de la conformación de la canal, describe eficientemente la relación entre peso de la canal fría y longitud de la canal (Partida, 2016).

Finalmente, esta investigación permitió observar que las distribuciones y momentos estadísticos de los ovinos evaluados, presentaron alta variabilidad, no obstante, esto refleja el genotipo y fenotipo de los ovinos enviados a la matanza y faena para la producción de carne en la zona del valle de Toluca, México. Lo anterior quedó de manifiesto en la clasificación jerárquica sobre CP de los tres grupos de ovinos evaluados, donde las medias de estos grupos explicaron la magnitud de las cargas factoriales de los CP utilizados en el ajuste de las ecuaciones de predicción y, de manera implícita fue considerada la distribución de los tres grupos formados, a diferencia del método de RLM. De manera tal que, si se ajustan ecuaciones de predicción considerando la distribución de los datos, se puede mejorar la precisión de la estimación de las variables de respuesta de manera práctica. En investigaciones realizadas en otras áreas distintas a las ciencias pecuarias, la utilización de regresión cuantílica ha mejorado la precisión del ajuste y puede ser una alternativa a esta situación.

CONCLUSIONES

Se concluye que la regresión lineal múltiple sobre variables originales y vectores de los componentes principales determinó ecuaciones de predicción con distinto grado de ajuste para variables de rendimiento (PCC, PCF e IC) y calidad de la canal (PP, AG y PT). En las ecuaciones ajustadas sobre variables originales, las betas con mayor poder de predicción fueron para PS, P_{vfin} y P_{vini}. Mientras que, para el ajuste de ecuaciones de predicción con cargas

factoriales de los CP, las betas con mayor poder de predicción fueron para CP1 y CP2; caracterizados por tener mayores cargas factoriales. Los valores de multicolinealidad, autocorrelación, sesgo, coeficiente de determinación y varianza explicada, demuestran que la aplicación práctica de estas ecuaciones de predicción permite una aproximación real a la estimación de las variables *postmortem*, sin embargo, estos valores deben tomarse considerando su fiabilidad.

Acknowledgments

The authors of this scientific manuscript thank the Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología for the master's scholarship granted to the M.V.Z. Ricardo Antonio Calderón Ramírez.

Funding. The authors thank the Department of Animal Nutrition, of the Facultad de Medicina Veterinaria y Zootecnia of Universidad Autónoma del Estado de México for the institutional support to carry out the research, under the project registered with the Secretaría de Investigación y Estudios Avanzados of UAEM: Competitividad de la cadena de carne ovina en el Estado de México: calidad del producto y buenas prácticas de manejo, 4660/2019SF.

Interest conflict. The authors declare that there is no conflict of interest regarding this manuscript.

Compliance with ethical standards. The use of the database did not require animal experimentation. However, in the slaughterhouses of the sheep in Capluhuac, Estado de México; official protocols and procedures for animal care in México were complied with (NOM-051-ZOO-1995, Trato humanitario en la movilización de animales; NOM-033-SAG/ZOO-2014, Métodos para dar muerte a los animales domésticos y silvestres).

Data availability. Data are availability with I.A. Domínguez-Vara igy92@hotmail.com, upon reasonable request.

Author contribution statement (CRediT). **R. A. Calderón-Ramírez** – investigation, formal analysis, writing – original draft, **D. Trujillo-Gutiérrez** – methodology, conceptualization, formal analysis, writing – review & editing. **I.A. Domínguez-Vara** – methodology, conceptualization, writing – review & editing, **J.L. Bórquez-Gastelum** – supervision, validation, **E. Morales-Almaraz** – supervision and validation, **J. Mondragón-Ancelmo** – supervision and validation.

REFERENCIAS

- Adenaike, A.S., Akpan, U. and Ikeobi, C.O.N., 2016. Principal components regression of body measurements in five strains of locally adapted chickens in Nigeria. *Bulletin of Animal Health and Production in Africa*, 64(1), pp. 105-115. <https://doi.org/10.4314/SWJ.V6I2>
- Alaminos, A., Fránces, F. J., Penalva-Verdú, C. and Santacreu, O.A., 2015. Análisis multivariante para las ciencias sociales I. Índices de distancia, conglomerados y análisis factorial. 1er Edición. Ecuador: PYDLOS ediciones.
- Artigue H. and Smith G., 2019. The principal problem with principal components regression. *Cogent Mathematics & Statistics*, 6(1), pp. 1-11. <https://doi.org/10.1080/25742558.2019.1622190>
- Bautista, E.D., Salazar, R.C., Chay, A.J.C., Herrera, R.A.G., Piñeiro, Á.T. V., Monforte, J.G.M. and Gómez, A.V., 2017. Determination of carcass traits in Pelibuey ewes using biometric measurements. *Small Ruminant Research*, 147, pp. 115-119. <https://doi.org/10.1016/j.smallrumres.2016.12.037>
- Bello-ibiyemi, A.A., Wheto, M., Adenaike, A.S., Decampos, J.S., Ogunlakin, D.O., Atunnise, M., Shola, S. and Ikeobi, C.O.N., 2016. Principal component regression of the morphostructural traits of West African dwarf sheep. *Nigerian Journal of Animal Production*, 43(1), pp. 62-71. <https://doi.org/10.51791/njap.v43i2.963>
- Cadavez, V.A.P. and Henningsen, A., 2012. The use of seemingly unrelated regression to predict the carcass composition of lambs. *Meat Science*, 92(4), pp. 548-553. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2012.05.025>
- Ciliberti, M.G., Santillo, A., Marino, R., Ciani, E., Caroprese, M., Rillo, L. and Albenzio, M., 2021. Lamb meat quality and carcass evaluation of five autochthonous sheep breeds: towards biodiversity protection. *Animals*, 11;11(11), 3222, pp. 1-10. <https://doi.org/10.3390/ani11113222>
- Costa, T.A., 1998. Ovino de carne: Calidad de la canal ovina. Madrid: Editorial Mundi-Prensa, pp. 373-400.
- Delfa, R.L. and Gonzales, C.F., 1995. Modelos de calificación de canales de ovinos en la unión europea. *Euro carne*, 37, pp. 37-44.
- Dias, L.G., Silva, S.R. and Teixeira, A., 2020. Simultaneously prediction of sheep and goat carcass composition and body fat depots using in vivo ultrasound measurements and live weight. *Research in Veterinary Science*, 133, pp. 180-187. <https://doi.org/10.1016/j.rvsc.2020.09.024>
- do Prado Paim, T., Da Silva, A.F., Martins, R.F.S., Borges, B.O., Lima, P.D.M.T., Cardoso, C.C. and McManus, C., 2013. Performance, survivability and carcass traits of crossbred lambs from five paternal breeds with local hair breed Santa Inês ewes. *Small Ruminant Research*, 112(1-3), pp. 28-34. <https://doi.org/10.1016/j.smallrumres.2012.12.024>
- Dorantes, E.J.C., Torres, G.H., Hernández, O.M. and Rojo, R.R., 2015. Zoometric measures and their utilization in prediction of live weight of local goats in southern México. *Springer Plus*, 4(1), pp. 1-8. <https://doi.org/10.1186/s40064-015-1424-6>
- FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations), 2021. FAOSTAT Livestock Primary. Disponible en: <http://www.fao.org/faostat/en/#data/QL>
- FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations), 2014. Producción y Sanidad Animal, Consumo de carne. Consultado el 23-11-2020. Disponible en: <http://www.fao.org/ag/againfo/themes/es/meat/background.html>
- Freund, R., Wilson, W. and Sa P., 2006. Regression Analysis, Statistical Modeling of a response variable. 2da Edición. United States: Elsevier Inc.
- Gagaoua, M. and Picard, B., 2020. Current advances in meat nutritional, sensory and physical quality improvement. *Foods*. Basel, Switzerland: MDPI. <https://doi.org/10.3390/books978-3-03928-691-1>
- Garson, D., 2014. Multiple regression. Edición 2014. NC, United States: Statistical Publishing Associates.

- Garson, D., 2018, Factor analysis. Edición 2013. NC, United States: Statistical Publishing Associates.
- Garson, G.D., 2023, Factor analysis and dimension reduction in R: A social scientist's toolkit. Edición 2023. NY, United States: Taylor & Francis.
- Guedes, D.G.P., Ribeiro, M.N. and Carvalho, F.F.R.D., 2018. Multivariate techniques in the analysis of carcass traits of Morada Nova breed sheep. *Ciencia Rural*, 48(9), pp. 1-7. <https://doi.org/10.1590/0103-8478cr20170746>
- Hernández, B.J., Aquino, L.J.L. and Ríos, R.F.G., 2013. Efecto del manejo pre-mortem en la calidad de la carne. *Nacameh*, 7(2), pp. 41-64.
- Hernández, D.F.E., Oliva, J.H., Pascual, A.C. and Hinojosa, J.A.C., 2012. Descripción de medidas corporales y composición de la canal en corderas Pelibuey: estudio preliminar. Nota Técnica. *Revista Científica*, 22(1), pp. 24-31. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=95921743004>
- Hopkins, D.L., 2008. An industry applicable model for predicting lean meat yield in lamb carcasses. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, 48(7), pp. 757-761. <https://doi.org/10.1071/EA07420>
- Iqbal, F., Ali, M., Huma, Z.E. and Raziq, A., 2019. Predicting live body weight of Harnai sheep through penalized regression models. *JAPS: Journal of Animal & Plant Science*, 29(6), pp. 1541-1548.
- Jerez-Timaure, N., Huerta-Leidenz, N., Ortega, J. and Rodas-González, A., 2013. Prediction equations for Warner–Bratzler shear force using principal component regression analysis in Brahman-influenced Venezuelan cattle. *Meat science*, 93(3), 771-775. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2012.11.026>
- Jones, B.K. and Tatum, J.D., 1994. Predictors of beef tenderness among carcasses produced under commercial conditions. *Journal of Animal Science*, 72(6), pp. 1492-1501. <https://doi.org/10.2527/1994.7261492x>
- Lê, S., Josse, J. and Husson, F., 2008. FactoMineR: An R package for multivariate analysis. *Journal of Statistical Software*, 25(1), pp. 1-18. <https://doi.org/10.18637/jss.v025.i01>
- Liland, K., Mevik, B. and Wehrens, R., 2022. pls: Partial least squares and principal component regression. R package version 2.8-1. <https://CRAN.R-project.org/package=pls>
- López-Velázquez, M.M., de la Cruz-Colín, L., Partida de la Peña, J.A., Torres-Hernández, G., Becerril-Pérez, C.M., Buendía R.G., Jiménez, B.M.D.R., Alfaro, R.R.H., Martínez-Rojero, R.D. and Hinojosa-Cuéllar, J.A., 2016. Efecto de la raza paterna en características de la canal de corderos para carne en Hidalgo, México. *Revista Mexicana de Ciencias Pecuarias*, 7(4), pp. 441-453.
- Mavule, B.S., Muchenje, V., Bezuidenhout, C.C. and Kunene, N.W., 2013. Morphological structure of Zulu sheep based on principal component analysis of body measurements. *Small Ruminant Research*, 111(1-3), pp. 23-30. <https://doi.org/10.1016/j.smallrumres.2012.09.008>
- Mondragón, J.A., Hernández, J.M., Rebollar, S.R., Salem, A.Z.M., Rojo, R.R., Domínguez, I.A.V. and García, A.M., 2014. Marketing of meat sheep with intensive finishing in southern state of Mexico. *Trop. Animal Health Production*, 46(8), pp. 1427-1433. <https://doi.org/10.1007/s11250-014-0659-5>
- NCSS., 2020, Statistical Software. 2020. NCSS, LLC. Kaysville, Utah, USA
- Ngo, L., Ho, H., Hunter, P., Quinn, K., Thomson, A. and Pearson, G., 2015. Post-mortem prediction of primal and selected retail cut weights of New Zealand lamb from carcass and animal characteristics. *Meat science*, 112, pp. 39-45. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2015.10.012>
- Okpeku, M., Yakubu, A., Peters, S.O., Ozoje, M.O., Ikeobi, C.O.N., Adebambo, O.A. and Imumorin, I.G., 2011. Application of multivariate principal component analysis to morphological traits of goats in southern Nigeria. *Acta agriculturae Slovenica*. 98(2), pp. 101-109. <https://doi.org/10.2478/v10014-011-0026-4>

- Parlamento Europeo., 2013. Reglamento (UE) No 1308/2013 del Parlamento Europeo y del Consejo de 17 de diciembre de 2013 por el que se crea la organización común de mercados de los productos agrarios y por el que se derogan los Reglamentos (CEE) n ° 922/72, (CEE) n ° 234/79, (CE) n ° 1037/2001 y (CE) n ° 1234/2007 Diario Oficial de la Unión Europea. p.p. 347-361
- Partida de la Peña, J.A., Ríos, R.F.G., Cruz, C.L.D.L., Domínguez, V.I.A. and Buendía, R.G., 2017. Caracterización de las canales ovinas producidas en México. *Revista Mexicana de Ciencias Pecuarias*, 8(3), pp. 269-277.
- Partida, P.J.A. 2016. Producción y calidad de la carne ovina en México. 1er Edición. Qro, México: INIFAP.
- Pethick, D.W., Banks, R.G., Hales, J. and Ross, I.R., 2006. Australian prime lamb—a vision for 2020. *International Journal of Sheep and Wool Science*, 54, pp. 66-73.
- Putra, W.P.B. and Ilham, F., 2019. Principal component analysis of body measurements and body indices and their correlation with body weight in Katjang does of Indonesia. *Journal of Dairy Veterinary & Animal Research*, 8(3), pp.124-134.
- R Core Team. 2021. R: A language and environment for statistical computing. R foundation for statistical computing, Vienna, Austria. URL: <http://www.r-project.org/>
- Sabharwal, C.L. and Anjum, B., 2016. Data reduction and regression using principal component analysis in qualitative spatial reasoning and health informatics. *Polibits*, 53, pp. 31-42. <https://doi.org/10.17562/PB-53-3>
- Sankhyan, V., Thakur, Y.P., Katoch, S., Dogra, P.K. and Thakur, R., 2018. Morphological structuring using principal component analysis of Rampur-Bushair sheep under transhumance production in western Himalayan region, India. *Indian Journal of Animal Research*, 52(6), pp. 917-922. <https://doi.org/10.18805/ijar.%20B-3296>
- Sañudo, C., Campo, M.M., Muela, E., Olleta, J.L., Delfa, R., Jiménez, R.B. and Cilla, I., 2012. Carcass characteristics and instrumental meat quality of suckling kids and lambs. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 10(3), pp. 690-700. <http://dx.doi.org/10.5424/sjar/2012103-670-11>
- SAS Institute Inc., 2004, SAS/STAT® 9.1 User's Guide. Cary, NC: SAS Institute Inc.
- Scrucca L., Fop M., Murphy T.B. and Raftery A.E., 2016. mclust 5: clustering, classification and density estimation using Gaussian finite mixture models. *The R Journal*, 8(1), pp. 289-317.
- Servicio de información Agroalimentaria y Pesquera. 2020. Población ganadera. México. Consultado: 08-05-2019. Disponible en: <https://www.gob.mx/siap/documentos/poblacion-ganadera-136762?idiom=es>
- Silva, S.R., Afonso, J., Monteiro, A., Morais, R., Cabo, A., Batista, A. C. and Teixeira, A. 2018. Application of bioelectrical impedance analysis in prediction of light kid carcass and muscle chemical composition. *Animal*, 12(6), pp. 1324-1330. <https://doi.org/10.1017/S1751731117002580>
- Statistics, I., 2013. IBM Corp. Released 2013. IBM SPSS Statistics for Windows, Version 22.0. IBM Corp
- USDA. 1992. United States Standards for Grades of Lamb, Yearling Mutton, and Mutton Carcasses. Disponible en: [https://www.ams.usda.gov/sites/default/files/media/Lamb%2C Yearling Mutton and Mutton Standard%5B1%5D.pdf](https://www.ams.usda.gov/sites/default/files/media/Lamb%2C%20Yearling%20Mutton%20and%20Mutton%20Standard%5B1%5D.pdf)
- Wehrens, R. and Mevik, B.H., 2007. The pls package: principal component and partial least squares regression in R. *Journal of Statistical Software*, 8(2), pp. 1-23.
- Yu, C. H. 2011. Principal component regression as a countermeasure against colinearity. In Proc. Western Users of SAS Software Conf., San Francisco, CA (pp. 1-8). SAS Institute Inc., Cary, NC.