

## Artículo

# Evaluación de condición corporal de ovinos con algoritmos de aprendizaje: resultados preliminares

Amada Isabel Osorio-Teran\*, Carolina Gabriela Maldonado-Méndez

Instituto de Agroingeniería, Universidad del Papaloapan, Campus Loma Bonita. Avenida Ferrocarril s/n, Ciudad Universitaria, 68400 Loma Bonita, Oaxaca, México.

\* Autor de correspondencia: Instituto de Agroingeniería, Universidad del Papaloapan, Campus Loma Bonita. Avenida Ferrocarril s/n, Ciudad Universitaria, 68400 Loma Bonita, Oaxaca, México. Tel. +(52) 281 872 9230 . E-mail: [aosorio@unpa.edu.mx](mailto:aosorio@unpa.edu.mx)

## Resumen

La condición corporal es un factor importante a evaluar en la producción animal, debido a que esta refleja el estado nutricional y el nivel de reservas energéticas del animal. Los algoritmos de aprendizaje automático son una herramienta de la inteligencia artificial que permiten crear modelos a partir de datos para realizar predicciones. El objetivo de la presente investigación fue clasificar la condición corporal de ovinos de pelo utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado, para lo cual se llevó a cabo la recolección de imágenes de 18 ovinos de pelo desde dos ángulos lateral y caudal, así mismo se tomaron medidas zoométricas de altura de cruz, altura de la grupa, perímetro torácico y longitud del animal. Los ovinos fueron clasificados en dos grupos, con fines de prueba: buena y mala condición. Posteriormente se entrenaron modelos con los datos obtenidos, los algoritmos de aprendizaje evaluados fueron: máquinas de vectores de soporte (SVM), Vecinos más cercanos (KNN), Bosque aleatorio (BA), Bayesiano Ingenuo (BI) y Redes Neuronales (RN), de los cuales se realizaron 6 experimentos. Los resultados obtenidos mostraron una baja precisión cuando se utilizaron por separado imágenes y medidas zoométricas, sin embargo, en el experimento 6 se obtuvo una exactitud de 100% con el algoritmo Bayesiano Ingenuo, entrenado con imágenes, medidas zoométricas y selección de características. Se concluye que el uso de algoritmos de aprendizaje supervisado permite clasificar con buena precisión la condición corporal de ovinos de pelo con las categorías establecidas.

**Palabras clave:** algoritmos de aprendizaje, precisión, ovinos..

**Cita:** Osorio-Teran, A.I, y Maldonado-Méndez, C.G. Evaluación de condición corporal de ovinos con algoritmos de aprendizaje: resultados preliminares. *Ciencia y Tecnología ITESCAM Calkini* 2025;4(1):27-36.

**Editor de sección:** Dr. Julio Enrique Oney-Montalvo.

**Recibido:** 22 de noviembre de 2024

**Aceptado:** 6 de junio de 2025

**Publicado:** 23 de junio de 2025

**Copyright:** Los datos proporcionados son propiedad de la revista *Ciencia y Tecnología ITESCAM Calkini*.

## Abstract

Body condition is an important factor to evaluate in animal production, as it reflects the animal's nutritional status and energy reserves. Machine learning algorithms are an artificial intelligence tool that allows the creation of models from data to make predictions. The objective of this research was to classify the body condition status of hair sheep using supervised learning algorithms. To this end, images of 18 hair sheep were collected from two lateral and caudal angles. Zoometric measurements were also taken of height at the withers, height of the rump,

thoracic girth, and length of the animal. The sheep were classified into two groups, with test fines: good and poor condition. Models were subsequently trained with the obtained data. The learning algorithms evaluated were: support vector machines (SVM), nearest neighbors (KNN), random forest (SF), naive bayes (NB), and neural networks (NN), of which 6 experiments were conducted. The results obtained showed low accuracy when using separate images and zoometric measurements; however, in Experiment 6, 100% accuracy was obtained using the Naive Bayes algorithm, trained with images, zoometric measurements and feature selection. It is concluded that the use of supervised learning algorithms allows for the accurate classification of hair sheep body condition using established categories.

**Keywords:** *learning algorithms, precision, sheep.*

## 1. Introducción

La evaluación de la condición corporal (CC) ha sido difundida como una técnica de fácil y rápida aplicación que permite establecer el estado nutricional en que se encuentran los animales, está permite establecer categorías de condición física de un animal, donde la escala va de 1 a 5, siendo 1 para animales en un estado de desnutrición severo y 5 para animales en condiciones de obesidad (1), la CC es un indicador de las reservas energéticas corporales disponibles en el animal, estas reservas están directamente relacionadas con las funciones productivas y reproductivas (1,2). La evaluación de la condición corporal es de suma importancia en los sistemas de producción ovina ya que esta determinará el éxito de la unidad de producción. Sin embargo, la determinación de la condición corporal está sujeta a cierto grado de subjetividad (2), por lo que su evaluación tiende a complementarse con el uso de otras herramientas como la zoometría. Las medidas zoométricas de diversas regiones corporales permite determinar la condición corporal, la conformación y la aptitud cárnica de los ovinos (3,4).

Actualmente existen diversas herramientas digitales que pueden tener grandes aplicaciones dentro de la producción animal. Una herramienta de la inteligencia artificial, que tiene gran potencial dentro de las ciencias agropecuarias es el aprendizaje automático (ML Maching Learning), este es una rama de la inteligencia artificial cuyo objetivo es entrenar modelos que permitan a las computadoras aprender. Los algoritmos de ML también llamados clasificadores tienen la capacidad de crear modelos y no se programan de manera explícita. Para crear los modelos se debe entrenar con un conjunto de datos para que el algoritmo aprenda y posteriormente realice predicciones (5). Los algoritmos de aprendizaje supervisado se clasifican en dos grupos: a) algoritmos de clasificación: su objetivo es predecir una variable categórica o de clase a partir de un conjunto de características. Ejemplos de estos son: árboles de decisión, máquinas de vectores de soporte (SVM), vecinos más cercanos (KNN) y redes neuronales. b) algoritmos de regresión: su objetivo es predecir una variable continua en función de un conjunto de características, algunos ejemplos de algoritmos de regresión son: regresión lineal, regresión polinomial, árboles de decisión y redes neuronales (5, 6).

Para medir el desempeño de un algoritmo de aprendizaje se calculan las métricas de exactitud, error, especificidad y sensibilidad, estas métricas se calculan a partir de una matriz de confusión la cual permite observar la cantidad de los casos fueron clasificados correctamente y cuáles no (6). Dentro de la producción animal, recientemente se han utilizado los algoritmos de aprendizaje, un estudio realizado por Camacho et al. (7) estimaron la composición del tejido de la canal en ovejas de vientre negro utilizando mediciones por ultrasonido y métodos de aprendizaje automático, otro estudio fue el realizado por Miller et al. (8) donde estimaron el peso vivo y las características de la canal del ganado bovino de engorda mediante el uso de imágenes 3D y redes neuronales como herramienta de algoritmo de aprendizaje.

En la revisión de trabajos que realizamos no se encontraron estudios en los que se utilicen algoritmos de aprendizaje para la clasificación de la condición corporal en ovinos de pelo en el trópico. Por lo que el objetivo de la presente investigación fue clasificar el estado de condición corporal de ovinos de pelo utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado.

## **2. Materiales y métodos**

### *2.1 Lugar de estudio*

El trabajo se llevó a cabo en el municipio de Loma Bonita, Oaxaca entre los paralelos 17° 45' y 18° 10' de latitud norte; los meridianos 95° 47' y 96° 00' de longitud oeste; altitud entre 0 y 200 m, la temperatura media anual es de 30°C con una humedad relativa del 70 % y 30 m s.n.m., donde se llevó a cabo un muestreo de imágenes y medidas zoométricas de 18 ovinos adultos de pelo en sistemas de producción en pastoreo.

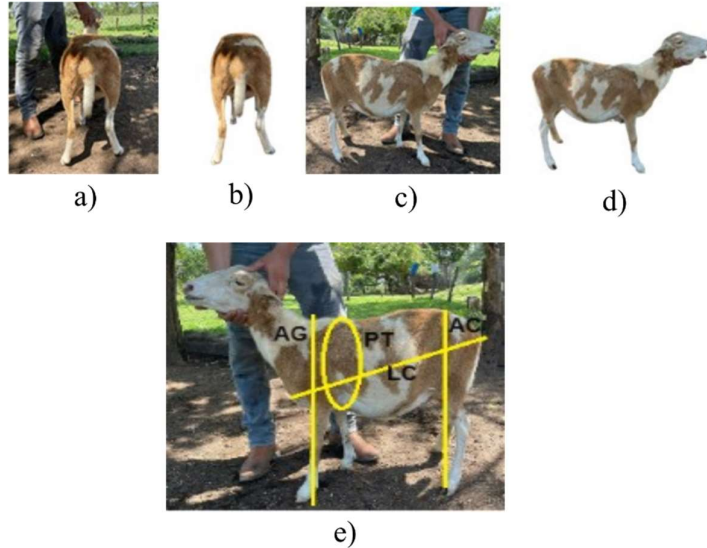
### *2.2 Banco de imágenes*

Para cada ovino se tomaron dos fotografías, con dos ángulos diferentes: lateral (Figura 1c y 1d) y caudal (Figura 1a y 1b). El conjunto de datos para la fase de entrenamiento fue de 36 imágenes. Las 36 imágenes se procesaron para eliminar el fondo y dejar solamente al ovino. Las imágenes procesadas son las que se utilizaron en la fase de entrenamiento de los algoritmos de aprendizaje (Figura 1b y 1d).

### *2.3 Medidas Zoométricas*

La predicción del peso corporal de ovinos a partir de medidas corporales ha sido reportada por varios autores, Canaza et al. (4) demostraron que las medidas corporales de perímetro torácico, altura de la cruz, profundidad del tórax y longitud del cuerpo mostraron altas correlaciones con el peso vivo. Así mismo un estudio realizado por Vilavoia et al. (9) registró una alta correlación entre la altura de la grupa y altura de la cruz (0.79), longitud del tronco y altura de la grupa (0.69) para estimar la conformación corporal de razas ovinas. Tomando en consideración estos antecedentes las medidas zoométricas que se tomaron en la

presente investigación fueron: altura del grupa (AG), perímetro torácico (PT) y altura de la cruz (AC) y longitud del animal (L). Las mediciones se llevaron a cabo utilizando una cinta métrica como se muestra en la Figura 1e, los datos se almacenaron en un archivo en formato csv que es un formato de datos separados por comas.



**Figura 1.** Se muestra las imágenes que se tomaron para cada ovino: angulo caudal (a) y lateral (c). En (b) y (d) se muestra el resultado de segmentar el ovino, estas imágenes fueron las utilizadas para entrenar los modelos de aprendizaje. En (e) se muestra la esquematización de como se tomaron las medidas zoométricas en los ovinos.

#### 2.4 Conjunto de datos

Tanto en el archivo csv donde se almacenaron las medidas zoométricas de cada ovino como las imágenes se clasificaron en una de las siguientes clases: B si su estado nutricional era bueno y M si el estado nutricional no era bueno. Para las imágenes se crearon dos carpetas, una para cada clase.

#### 2.5 Analisis de los datos

Se utilizó el software libre de Orange Data Mining (10) porque es una herramienta que permite configurar diversos algoritmos de aprendizaje, para el presente trabajo se utilizaron los siguientes algoritmos de aprendizaje supervisado: máquinas de vectores de soporte (SVM), Vecinos más cercanos (KNN), Bosque aleatorio (BA), Bayesiano ingenuo (BI) y Redes Neuronales (RN). Los datos obtenidos de las imágenes y medidas zoométricas se analizaron mediante 6 experimentos.

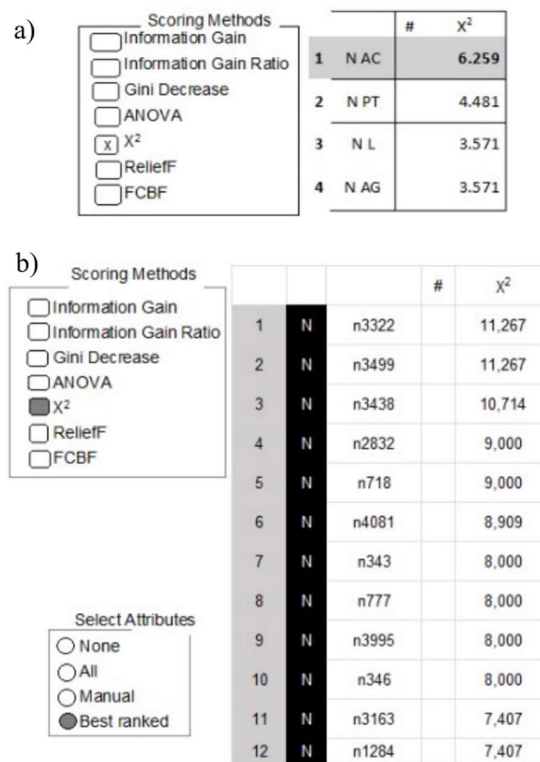
##### 2.5.1 Selección de características

Para cada experimentos del presente trabajo se aplicó la selección de características, la cual consiste en medir la importancia de cada una de las características evaluadas y elegir las que den mejor predicción. En Orange se

puede medir la importancia de las características por radio de ganancia, GINI, ANOVA, Chi cuadrada, entre otros. En el presente trabajo se utilizó el método de Chi cuadrada ( $X^2$ ) que mide la dependencia entre la característica y la clase mediante la estadística de Chi cuadrada. Para las medidas zoométricas las características se ordenaron como se muestra en la Figura 2a, donde se observa que la característica más importante es la de altura de la cruz (AC) y la menor importancia es la de altura del grupa.

Cada una de las imágenes de los angulos caudal y lateral tomadas a los ovinos, fue convertida en un vector de 4095 descriptores mediante una red de aprendizaje profundo. En la Figura 2b se muestra el resultado de ordenar por importancia los descriptores de las imágenes utilizando el método de Chi cuadrada ( $X^2$ ).

En los experimentos realizados con selección de características se utilizaron las características cuyo  $X^2$  es mayor o igual a 6, por lo que las características utilizadas son la de altura de la cruz (AC) y 30 descriptores cuyo valor de  $X^2$  está en el intervalo de 6 a 11.267.



**Figura 2.** Se muestra el orden de importancia de (a) las características zoométricas utilizando el método de Chi cuadrada ( $X^2$ ) en el software Orange y (b) el orden de importancia de los descriptores de las imágenes utilizando el método de Chi cuadrada ( $X^2$ ).

2.5.2 Desglose de los experimentos

Los datos obtenidos se analizaron mediante 6 experimentos los cuales se explican a continuación:

1. Entrenamiento solo con imágenes, se utilizaron los 4095 descriptores de cada imagen.
2. Entrenamiento con medidas zoométricas, se utilizaron las 4 medidas zoométricas.
3. Entrenamiento con imágenes y medidas zoométricas, se utilizaron los 4095 descriptores de cada imagen y las 4 medidas zoométricas
4. Entrenamiento con imágenes y con selección de características, se utilizaron 30 descriptores
5. Entrenamiento con medidas zoométricas con selección de características, se utilizaron las características correspondientes a AC
6. Entrenamiento con imágenes y medidas zoométricas con selección de características, se utilizaron 30 descriptores de cada imagen y una medida zoométrica.

Finalmente para medir el desempeño de cada algoritmo se utilizaron las siguientes métricas:

•**Verdaderos positivos (VP)**: un ovino en mal estado de nutrición se detecta en la categoría correcta

•**Falsos positivos (FP)**: un ovino en mal estado de nutrición se clasifica en buen estado de nutrición

•**Verdaderos negativos (VN)**: un ovino en buen estado de nutrición se detecta en la categoría correcta

•**Falsos negativos (FN)**: un ovino en buen estado de nutrición se clasifica en mal estado de nutrición.

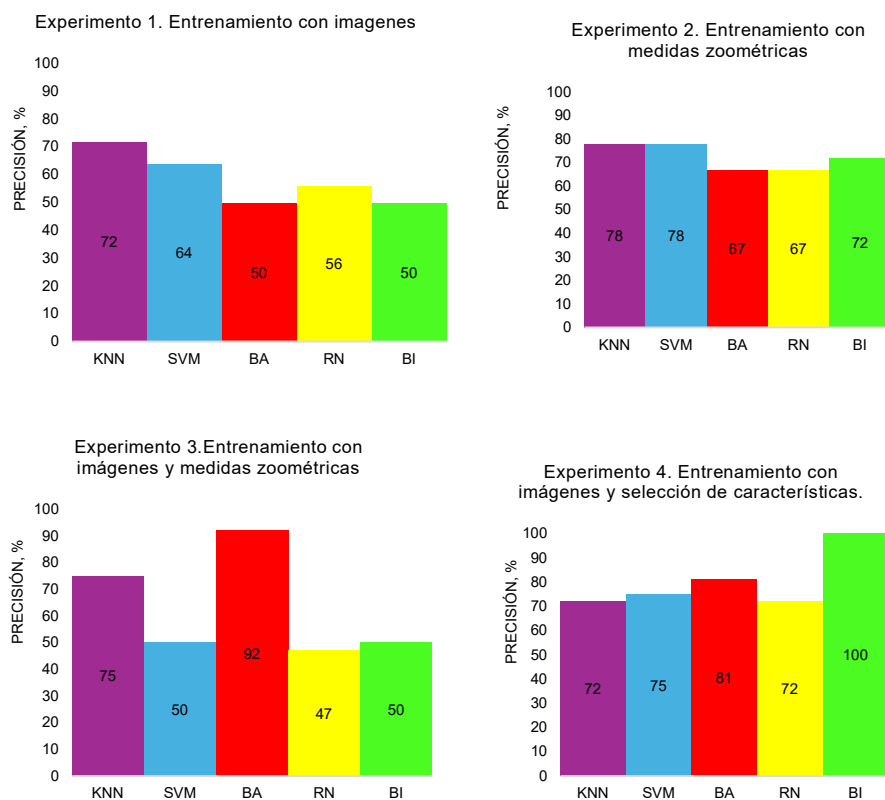
En el software Orange se configuraron los 6 experimentos con los 5 modelos de aprendizaje. Para cada modelo se muestra una matriz de confusión, en la que se obtiene los valores de las métricas VP, FP, VN y FN. A partir de las métricas de la matriz de confusión se calcula la exactitud y el error del clasificador con las siguientes fórmulas.

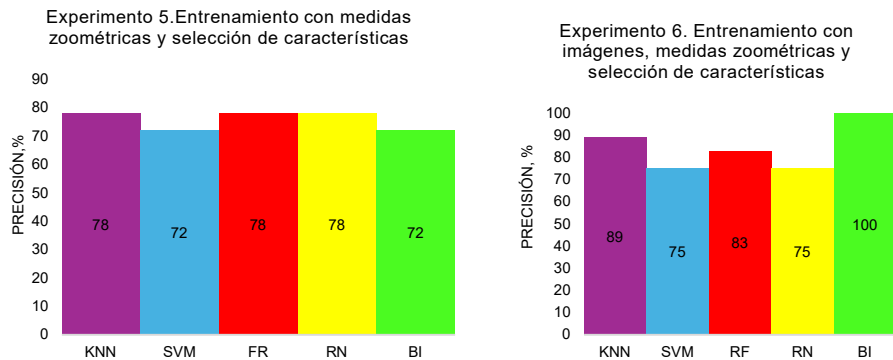
$$Exactitud = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}$$

$$Error = \frac{FP + FN}{VP + FP + VN + FN}$$

### 3. Resultados

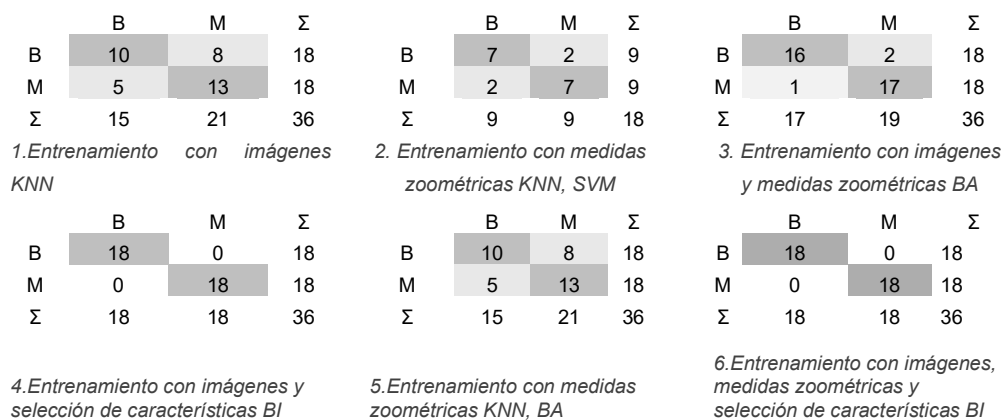
Los resultados de la precisión para cada modelo, se muestran en la Figura 3. Para el experimento 1, el modelo KNN reportó mejor desempeño y una precisión del 78% en comparación con los otros modelos obtenidos a través de los otros algoritmos evaluados. En el experimento 2, se entrenaron los modelos solo con los datos de las medidas zoométricas, donde el mejor desempeño se obtuvo con KNN y SVM. En el experimento 3, se utilizaron imágenes y medidas zoométricas, el modelo obtenido con BA mejoró la precisión hasta un 92%. En el experimento 4, se utilizaron 30 descriptores de cada imagen, el modelo con el algoritmo de BI mostró una precisión del 100%. En el experimento 5, KNN obtuvo el mismo desempeño de 78% y mejoraron su desempeño los modelos creados con BA y RN. Por último, en el experimento 6 se utilizaron 30 descriptores de cada imagen y las medidas zoométricas de AC, se observó que con el algoritmo BI se obtuvo una precisión del 100%, así mismo en este experimento los modelos obtenidos con KNN, SVM y BA mejoraron su precisión.





**Figura 3.** Resultados de cada uno de los experimentos realizados, en cada gráfica se muestra el porcentaje de precisión obtenido con cada algoritmo de aprendizaje.

Adicionalmente para los algoritmos de aprendizaje evaluados y que obtuvieron la mejor precisión se llevó a cabo el análisis de la matriz de confusión obtenida en cada experimento (Figura 4). Al revisar las matrices se observa que en el experimento 4 y 6 se crearon modelos con una precisión del 100% ya que fuera de la diagonal tiene 0 elementos.



**Figura 4.** Matriz de confusión de los modelos con mayor precisión en cada uno de los 6 experimentos. En la diagonal de cada matriz se muestran los ovinos clasificados correctamente y los que están fuera de la diagonal, son los ovinos en los que se confundió el clasificador y por lo tanto no clasificó correctamente.

#### 4. Discusión

La evaluación de la condición corporal permite al productor realizar estrategias de manejo enfocadas a una producción mas eficiente, los resultados mostraron que la precisión de los algoritmos evaluados mejoraba en general cuando se consideraron las imágenes, las medidas zoométricas y la selección de características (Gráfica 1). Rodríguez (11) evaluó algoritmos de aprendizaje para clasificar razas de perros, donde la selección características mostró tener gran

relevancia ya que, a través de la selección de características como rasgos faciales, la geometría de las orejas y la longitud del hocico permitieron hacer una mejor clasificación de las imágenes, tal como se observó en la presente investigación, ya que la selección de las características más importantes de cada imagen de los ovinos, permitió clasificar de manera precisa la condición corporal como se observó en el experimento 6. Por otro lado, Miller et al. (8) evaluaron imágenes tridimensionales y medidas (longitud, altura, ancho y volumen) de 674 bovinos para predecir las características de la canal, utilizando redes neuronales como algoritmo de aprendizaje, donde los resultados obtenidos mostraron que con una precisión del 50% fue posible predecir características de la canal de animales, lo cual permite un monitoreo autónomo del ganado de engorde en la granja y la comercialización de los animales en el momento óptimo. Mientras que Shahinfar et al. (12) evaluaron cinco algoritmos de aprendizaje para predecir características de la canal en ovinos, estos fueron Deep Learning (DL), Gradient Boosting Tree (GBT), K Nearest Neighbour (KNN), Model Tree (MT), and Random Forest (RF), este estudio demostró que los métodos de aprendizaje automático, especialmente RF, son un método eficaz para predecir las características de la canal en ovejas bajo las condiciones de estudio.

De acuerdo con los estudios mencionados anteriormente no hay un algoritmo específico para evaluar variables productivas como condición corporal de ovinos. En la presente investigación para la clasificación del nivel de nutrición de las dos categorías establecidas el algoritmo Bayesiano ingenuo (BI) mostró una precisión del 100% en comparación con los otros modelos entrenados, así mismo la matriz de confusión muestra que los ovinos fueron clasificados correctamente (Figura 7). Es importante mencionar que son pocos los estudios dentro de la producción animal donde se han aplicado el uso de algoritmos de aprendizaje para la evaluación de variables productivas en ovinos, por tanto, existe una gran área de estudio al respecto, es importante mencionar que no hay un algoritmo específico para evaluar las diversas variables de interés productivo (peso vivo, peso al sacrificio, características de canal, grasa dorsal, etc.), si bien se ha estudiado el efecto de algoritmos como SVM y Redes neuronales para la clasificación de imágenes, también se ha demostrado la importancia de las imágenes y como estas pueden influir de manera directa en la precisión de algunos modelos de Machine Learning (11), así mismo otras características que deben ser consideradas en próximos estudios son el sistema de producción, la raza, la edad, el sexo y el peso vivo del ovino (4).

## 5. Conclusiones

El modelo que mostró la mejor precisión fue BI con una precisión del 100%, seguido de KNN con el 89% de precisión y BA con un 82% de precisión en la clasificación de las imágenes, cuando se utilizaron las imágenes del ángulo caudal, lateral y la selección de características. El uso de algoritmos de aprendizaje supervisado permitió estimar con una buena precisión la clasificación de las categorías establecidas. Sin embargo, es importante realizar más estudios al respecto pues hay muchos factores y variables a considerar por lo que se requiere de más investigación al respecto.

**Materiales suplementarios:** Este documento no contiene material suplementario.

**Contribución de los autores:** A.I.O.T. Conceptualización, escritura, revisión, edición del manuscrito y supervisión. C.G.M.M.-Metodología, programas, análisis de información, revisión y supervisión.

**Financiamiento:** Esta investigación no recibió fondos para la investigación.

**Agradecimientos:** Los autores agradecen a la Posta Zootécnica de la Universidad del Papaloapan por las facilidades otorgadas para el desarrollo de la presente investigación.

**Conflicto de intereses:** Los autores declaramos que no existe conflicto de intereses para la divulgación de los resultados, discusión, análisis de datos y conclusiones presentados en el presente trabajo.

## Referencias

1. Chay-Canul A, Pérez-Hernández R, Salazar-Cuytun R, García-Herrera RA, Herrera-Camacho J, López-Duran SK. Condición corporal en ovejas Pelibuey en el trópico de México. *Boletín de Ciencias Agropecuarias del ICAP* 2022; 8(16):31–5. doi: <http://dx.doi.org/10.29057/icap.v8i16.9025>
2. Crempien C, López J, Rodríguez D. Efecto de la condición corporal al parto sobre el peso al nacimiento, mortalidad neonatal, peso al destete en los corderos y peso del vellón en ovejas Merino Precoz. *Agricultura Técnica* 1993; 53(2):144-149. [https://oes.chileanjar.cl/files/V53I2A06\\_es.pdf](https://oes.chileanjar.cl/files/V53I2A06_es.pdf)
3. Pavon M, Lima T, Ramírez A. Medidas corporales de hembras ovinas. *Revista Cubana Reproducción Animal* 1986; 12 (2): 7-19.
4. Canaza-Cayo A, Beltrán-Barriga P, Gallegos-Rojas E, Mayta Quispe J. Zoometría y estimación de ecuaciones de predicción de peso vivo en ovejas de la raza Corriedale. *Revista de Investigaciones Altoandinas* 2017;19(3):313–8. doi: <http://dx.doi.org/10.18271/ria.2017.296>
5. Sandoval L.J. Algoritmos de aprendizaje automático para análisis y predicción de datos. *Revista Tecnológica* 2018; 1:36-40. Recuperado de: [http://www.redicces.org.sv/jspui/bitstream/10972/3626/1/Art6\\_RT2018.pdf](http://www.redicces.org.sv/jspui/bitstream/10972/3626/1/Art6_RT2018.pdf)
6. Barrios-Arce J. La matriz de confusión y sus métricas. *Inteligencia artificial en Salud*. 2019. URL: <https://www.juanbarrios.com/la-matriz-de-confusion-y-sus-metricas/>
7. Camacho-Pérez E, Lugo-Quintal J, Tirink C, Aguilar-Quifonez JA, Gastelum-Delgado MA, Lee-Rangel H. Predicting carcass tissue composition in Blackbelly sheep using ultrasound measurements and machine learning methods. *Tropical Animal Health and Production* 2023; 19:55(5). doi: <https://doi.org/10.1007/s11250-023-03759-1>
8. Miller G, Hyslop J, Barclay D, Edwards A, Thomson W, Duthie CA. Using 3D Imaging and Machine Learning to Predict Liveweight and Carcass Characteristics of Live Finishing Beef Cattle. *Frontiers in Sustainable Food Systems*. 2019; 3(30):1-9. doi: <https://doi.org/10.3389/fsufs.2019.00030>
9. Vilaboa A, Bozzi R, Rivera D, Bazzi L. Conformación corporal de las razas ovinas Pelibuey, Dorper y Kathadin en el estado de Veracruz, México. *Zootecnia Tropical* 2010; 28(3):321–8. URL: [https://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0798-72692010000300003](https://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0798-72692010000300003)
10. Dejar J, Curk T, Erjavec A, Gorup C, Hocevar T, Milutinovic M, Mozina M, Polajnar M, Toplak M, Staric A, Stajdohar M, Umek L, Zagar L, Zbontar J, Zitnik M, Zupan B. Orange: Data Mining Toolbox in Python. *Journal of Machine Learning Research* 2013; 14:2349–2353. URL: [https://www.researchgate.net/publication/285018297\\_Orange\\_Data\\_Mining\\_Toolbox\\_in\\_Python](https://www.researchgate.net/publication/285018297_Orange_Data_Mining_Toolbox_in_Python)
11. Rodríguez L. M. 2022. Aprendizaje automático para la identificación de razas caninas. Universidad Politécnica de Valencia. 91p. Recuperado de: <https://riunet.upv.es/entities/publication/89549968-6133-41f3-9858-fa6d2e7c44bc>
12. Shahinfar S, Kelman K, Kahn L. Prediction of sheep carcass traits from early-life records using machine learning. *Computers and Electronics in Agriculture* 2019; 156:159-177. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.11.021>