

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE CHIHUAHUA

FACULTAD DE ZOOTECNIA Y ECOLOGÍA

SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO



**MODELOS MIXTOS EN LA DEFINICIÓN DE UNA ECUACIÓN
PARA ESTIMAR ESTRUCTURA CORPORAL (FRAME)
EN BOVINOS PARA CARNE**

POR:

I.I.S. AIDÉ GABRIELA DAMAS PONCE

TESINA PRESENTADA COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO DE

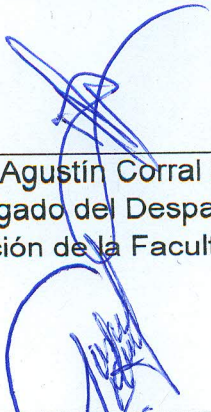
MAESTRÍA PROFESIONAL EN ESTADÍSTICA APLICADA

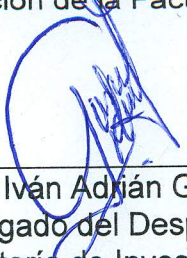
CHIHUAHUA, CHIH., MÉXICO

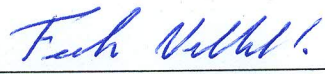
OCTUBRE DE 2022



Modelos mixtos en la definición de una ecuación para estimar estructura corporal (frame) en bovinos para carne. Tesina presentada por Aidé Gabriela Damas Ponce como requisito parcial para obtener el grado de Maestría Profesional en Estadística Aplicada, ha sido aprobado y aceptada por:


Ph.D. Agustín Corral Luna
Encargado del Despacho
Dirección de la Facultad de Zootecnia y Ecología


Ph.D. Iván Adrián García Galicia
Encargado del Despacho
Secretaría de Investigación y Posgrado


Ph.D. Federico Villarreal Guerrero
Encargado del Despacho
Coordinación de Investigación


D.Ph. Joel Domínguez Viveros
Presidente

14 DE OCTUBRE DE 2022
Fecha

Comité
MPEA. Amanda Castro Ochoa.
Dra. Rosalía Sánchez
Basualdo.
Dr. Guadalupe Nelson Aguilar
Palma.

AUTOR: AIDÉ GABRIELA
DAMAS PONCE.
DIRECCIÓN: PERIFÉRICO
FRANCISCO R. ALMADA
KM.1, CHIHUAHUA, CHIH.,
MÉXICO.
C.P. 31453

OCTUBRE 2022

AGRADECIMIENTOS

Le agradezco a Dios por permitirme concluir esta meta, por la dicha de los que me acompañan hasta este momento, por la oportunidad de aprender.

Al núcleo académico de la Maestría Profesional en Estadística Aplicada. Al Dr. Joel Domínguez y el Dr. Nelson Aguilar. A los integrantes de mi comité de grado. Su semilla de conocimiento germinó en el amor por la estadística.

A mis padres y mi hermana que siempre me impulsan a lograr mis sueños, que han sido mi apoyo en los días difíciles y han compartido mis alegrías.

Gracias a mis hijos por entender que, durante el estudio de la maestría, fue necesario sacrificar situaciones y momentos a su lado para así poder completar exitosamente mi trabajo académico.

A mi novio, mi motivador personal al éxito fue el ingrediente perfecto para lograr alcanzar esta meta. Te agradezco por tus consejos, tu compañía no solo en lo profesional, sino en la vida.

A mis compañeros, hoy culmina esta maravillosa aventura, aún recuerdo nuestras muchas horas de estudio durante nuestra formación.

DEDICATORIA

A mis padres, por estar detrás de cada logro con su amor y apoyo incondicional.

A mis hijos, mi inspiración y motivación para ser mejor.

A mi novio, por acompañarme en el camino para alcanzar esta meta.

CURRÍCULUM VITAE

La autora nació el 8 de diciembre de 1979 en Chihuahua, Chihuahua, México.

| | |
|-------------------|--|
| 1997-2002 | Estudios de Ingeniería Industrial y de Sistemas en el Tecnológico de Monterrey, Campus Chihuahua |
| 2003 - 2008 | Supervisora de Producción y Coordinadora de Mejora Continua en industria dedicada a fundición, inyección y ensamble de aluminio |
| 2009 – 2010 | Especialista de Costeo de Producto en industria de fabricación de arneses |
| 2010 – 2014 | Supervisora de Manufactura en maquiladora dedicada a la manufactura de controles de temperatura |
| 2015 | Diplomado en Ciencias de la Educación en la Escuela Normal del Estado de Chihuahua |
| 2015 – 2017 | Docente nivel Superior y Medio Superior |
| 2017 – A la fecha | Ingeniero de Mejora Continua, Comprador Planeador e Ingeniero de Procuremento en empresa dedicada a la fabricación de dispositivos médicos |

RESUMEN

MODELOS MIXTOS EN LA DEFINICIÓN DE UNA ECUACIÓN PARA
ESTIMAR ESTRUCTURA CORPORAL (FRAME) EN BOVINOS PARA CARNE

POR:

I.I.S. AIDÉ GABRIELA DAMAS PONCE

Maestra en Estadística Aplicada

Secretaría de Investigación y Posgrado

Facultad de Zootecnia y Ecología

Universidad Autónoma de Chihuahua

Presidente: Dr. Joel Domínguez Viveros

El objetivo es mostrar una aplicación de los Modelos Mixtos en el análisis de la talla del ganado bovino Limousin, utilizando el procedimiento MIXED MODEL en el software estadístico SAS. Este procedimiento se utilizó ya que además de los efectos ambientales, considera los efectos aleatorios que se dan debido a los factores genéticos del animal. En análisis se usaron los datos de 3,270 animales, con edades entre 71 y 866 días. Los modelos se obtuvieron considerando primero a la madre del sujeto y posteriormente al padre como variable aleatoria, además, se realizaron tres clasificaciones de talla para 6, 9 y 12 niveles. Para cada característica, el modelo incluyó los efectos fijos de hato, época, año, sexo, altura y peso. En la elección de la curva que mejor se ajusta a los datos de los modelos obtenidos, se utiliza el criterio de información Akaike y

el criterio de información Bayesiano. La variable aleatoria Madre presentó los mejores resultados con los criterios Bayesiano y Akaike para la talla clasificada en 12 niveles. El modelo que mejor se ajustó a la talla incluye la altura, el peso, la altura cuadrática y la interacción entre altura y peso. Por otro lado, se encontró que el componente de varianza de las variables aleatorias para tres de los modelos es cero o una estimación negativa, por lo cual se eliminaron dichos efectos aleatorios.

ABSTRACT

THE USE OF THE MIXED MODELS DEFINING AN EQUATION TO ESTIMATE FRAME IN BOVINE CATTLE

BY:

AIDÉ GABRIELA DAMAS PONCE

The objective is showing an application of the Mixed Models in the analysis of the frame of the Limousin cattle, using the MIXED MODEL procedure in the SAS statistic software. This procedure was used because in addition to the environmental effects, it considers the random effects because of the genetic factors in the animal. To develop the analysis was used the data of 3,270 animals with ages between 71 and 866 days. The models were obtained considering first the mother of each subject and later the father as random variable, besides, three classes of frame were defined for 6, 9 and 12 levels. For each characteristic, the model included the fixed effects of herd, period, gender, height, and weight. To select the curve that best fits the data of the obtained models, was used the Akaike information criterion and the Bayesian information criterion. The random variable Mother presented the best results for the frame classified on 12 levels. The model that best adjusted to Frame included height, weight, quadratic height and the interaction between height and weight. On the other hand, it was found that the variance component of the random variables for three models is zero or a negative estimation, for that reason, is necessary to eliminate those random effects.

CONTENIDO

| | Página |
|---|--------|
| RESUMEN | v |
| ABSTRACT | vii |
| LISTA DE CUADROS | ix |
| INTRODUCCIÓN | 1 |
| REVISION DE LITERATURA..... | 3 |
| Modelos mixtos | 3 |
| Efectos fijos y aleatorios..... | 3 |
| Proceso de selección y ajuste de modelos Mixtos | 5 |
| MATERIALES Y MÉTODOS | 7 |
| Descripción y exploración de los datos | 7 |
| Definición de modelos | 7 |
| Selección de modelo con mejor ajuste | 13 |
| Pruebas de normalidad | 13 |
| RESULTADOS Y DISCUSIÓN..... | 14 |
| CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES | 22 |
| LITERATURA CITADA..... | 23 |

LISTA DE CUADROS

| Cuadro | | Página |
|--------|--|--------|
| 1. | Definición de frame score con doce niveles | 9 |
| 2. | Definición de frame score con nueve niveles | 10 |
| 3. | Definición de frame score con seis niveles | 11 |
| 4. | Resultados pruebas F para <i>Modelo 1 (variable aleatoria madre)</i> para Frame Score de 12, 9 y 6 niveles | 14 |
| 5. | Resultados pruebas F para <i>Modelo 2 (variable aleatoria padre)</i> para Frame Score de 12, 9 y 6 niveles..... | 15 |
| 6. | Parámetros del <i>Modelo 1 (madre aleatoria)</i> para Frame Score 1, 2 y 3..... | 16 |
| 7. | Parámetros del <i>Modelo 2 (padre aleatorio)</i> para Frame Score 1, 2 y 3 | 17 |
| 8. | Cocientes de verosimilitud del <i>Modelo 1 (madre aleatoria)</i> Frame Score 1, 2 y 3 | 18 |
| 9. | Cocientes de verosimilitud del <i>Modelo 2 (padre aleatorio)</i> Frame Score 1, 2 y 3 | 19 |

INTRODUCCIÓN

En bovinos, los puntajes o clasificación de la estructura corporal (frame score; FS) derivan de la relación con altura a la grupa (AG) y edad. La clasificación con base en el FS se asocia a diferencias en el crecimiento y la estructura del esqueleto animal, al tamaño adulto en función de la curva o patrón de crecimiento, en la deposición de grasa, así como la velocidad de crecimiento y el tiempo requerido para llegar a la madurez fisiológica. Dado la trascendencia del FS en variables de crecimiento y reproductivas, es considerado en los criterios de selección de los programas de mejora genética para algunas razas de bovinos. La escala del FS está en el intervalo de 1 al 10, con algunas variaciones en función de la población o el programa de mejora genética; la asignación de los animales a FS se realiza con base en ecuaciones de predicción, así como tablas o estándares determinados por raza (Beef Improvement Federation, 2002).

La medición de AG se realiza en el intervalo del destete al año; para la generación de las ecuaciones y/o tablas de asignación se requiere el muestreo y análisis de una población de referencia, donde las clasificaciones son establecidas de manera subjetiva a través de evaluaciones visuales; no obstante, Horimoto *et al* (2006) reportaron el desarrollo de las clasificaciones de forma cuantitativa, con base en la edad y el peso del animal. Para las ecuaciones de predicción se requiere la selección y análisis de modelos estadísticos, alternando los efectos de edad y AG en diversos niveles; además, se ha planteado el uso de modelos mixtos (MM), con avances en el ajuste y capacidad de predicción. Los

efectos maternos, de tipo aleatorio y con trascendencia en el ajuste de AG, se pueden considerar en la estructura de los MM. Con base en lo anterior, el objetivo del presente estudio fue analizar la implementación de MM en la definición de una ecuación de predicción para FS en bovinos Limousin de México.

REVISIÓN DE LITERATURA

Modelos mixtos

Un modelo mixto (MM) permite ajustar la variable de respuesta de un estudio en función de factores fijos o aleatorios, esto para estudios observacionales o experimentales (Molinero, 2003). Adicionalmente, Miliken y Johnson (2009) afirman que los MM son usados para describir datos provenientes de experimentos o estudios que necesitan más de un parámetro de varianza-covarianza e involucran algunos parámetros de efectos fijos. Modelar la estructura de varianza es posiblemente la más poderosa e importante característica única de los modelos mixtos, lo que la distingue de los modelos lineales convencionales (Littell *et al.*, 2006).

Un modelo de efectos mixtos tiene algunos efectos fijos y otros aleatorios, sin contar el intercepto y el término de error (Schabenberger y Pierce, 2002).

El procedimiento PROC MIXED del ambiente computacional SAS STAT ajusta modelos lineales mixtos. En él se pueden obtener estimaciones de los efectos fijos, de las matrices de varianzas-covarianzas y los mejores predictores lineales insesgados empíricos de los efectos aleatorios.

Efectos fijos y aleatorios

Usamos modelos mixtos aleatorios cuando el grupo experimental tiene diferencias incomparables. Por ejemplo, cuando queremos estimar la media de una población cuyas diferencias no se pueden distinguir de los errores del instrumento de medición (Gómez *et al.*, 2012). Estos modelos se utilizan cuando

los niveles del factor de estudio son infinitos y sólo tenemos una muestra al azar (t niveles).

Según Correa y Salazar (2016), en muchas situaciones es simple decidir si un efecto es fijo o aleatorio, sin embargo, en otras no es claro. Robinson (2008) comenta “Los modeladores pueden estar en desacuerdo si los efectos deben ser fijos o aleatorios, y el mismo efecto puede cambiar dependiendo de las circunstancias. Ciertamente, los estadísticos no están de acuerdo en una estrategia. Algunos dicen que depende completamente de la inferencia, y algunos que depende completamente del diseño”.

Efectos fijos: Se asumen que son determinados a propósito y que no representan a otros sino a ellos mismos. En este caso, los niveles en el estudio representan todos los posibles efectos del factor, o al menos todos los niveles de los cuales se va a hacer referencia.

Efectos aleatorios: Son tomados al azar de una población de posibles niveles, representan solo una muestra. Según Littell *et al* (2006) “*un factor es considerado aleatorio si sus niveles representan a la población con una distribución de probabilidad*”. Esto es diferente en regresión o diseños de superficie de respuesta, donde las dosis o cantidades son seleccionadas deliberadamente para optimizar la estimación de parámetros de regresión fijos en la región experimental. Los efectos aleatorios representan un muestreo verdadero y se asumen con distribución de probabilidad.

Proceso de selección y ajuste de modelos Mixtos

Entre los diversos criterios para determinar la bondad de ajuste de MM, es común encontrar los Criterios de Información Akaike (AIC) y el Bayesiano (BIC). Estos modelos penalizan el logaritmo de la función de verosimilitud por la cantidad de parámetros, regularmente desde la función marginal, por lo tanto selecciona el modelo que minimiza el valor de los mismos (Vallejo, 2010).

El criterio de Akaike determina la eficiencia de ajuste del modelo (Posada y Rosero, 2007). De esta manera el modelo que muestra un valor más bajo de AIC será el que explique mejor los datos con el menor número de parámetros (Molinero, 2003). Este modelo es muy útil al hacer comparaciones entre modelos, utilizando las diferencias entre los AIC (Schermeleleh, 2003). Este criterio utiliza la función de máxima verosimilitud, considera los cambios de ajuste y las diferencias entre el número de parámetros entre modelos. Con el criterio de Akaike podemos conocer qué información se perdió al usar un modelo, se inicia con el modelo completo y de esta manera buscamos el modelo en el cual se pierda la menor información posible con el fin de estar lo más cerca del modelo real. La ecuación que utiliza es:

$$AIC = -2 * \text{Log } L + 2p$$

Podemos ver que L es la función de verosimilitud y p es el número de parámetros independientes estimados, $2p$ representa una penalización debida al número de parámetros.

El criterio de información Bayesiano de Schwarz está basado en la estadística bayesiana. Dicha estadística parte del teorema de Bayes que permite, si se conoce la probabilidad de un evento, modificar su valor al agregarse nueva información (Molinero, 2002). Este método permite agregar al análisis información externa. De esta manera estima la función de probabilidad considerando la información externa y la observada (Diaz y Batanero, 2008). El criterio para elegir el mejor modelo será el que tenga menor valor de BIC (Calegario *et al.*, 2005). La ecuación utilizada para este criterio es:

$$BIC = -2 * \text{Log } L + \log(n) * p$$

Donde L es la función de Verosimilitud y p es el número de parámetros ajustados y n el número total de datos.

MATERIALES Y MÉTODOS

Descripción y exploración de los datos

La base de datos analizada fue proporcionada por la Asociación Mexicana de Criadores de Ganado Limousin; estaba conformada por 3,270 animales con datos de identificación y productivos. Los datos por individuo corresponden al sexo, fecha de nacimiento y hato, así como identificación de sus progenitores. Los datos productivos se refieren al peso vivo y altura a la grupa (AG), así como la edad a la medición. Los datos de peso vivo estuvieron en el intervalo de 92 a 378 kg, con un valor promedio de 228 kg; la edad para peso vivo fue de 132 a 278 días, con un valor promedio de 208 días. Para AG, los datos fluctuaron de 80 a 160 cm, con un valor promedio de 117 cm, con edad de medición en el intervalo de 150 a 260 días, con un valor promedio de 211 días.

Definición de modelos

Se analizaron dos modelos, el primero con la madre como efecto aleatorio y el segundo cambiando el efecto aleatorio a padre.

Modelos evaluados:

Modelo 1:

$$FS = hto + epk + ao + sx + hto * epk + hto * sx + epk * ao + epk * sx + ao * sx \\ + altura + peso + altura^2 + peso^2 + altura * peso + madre \\ + error$$

Modelo 2:

$$\begin{aligned}
 FS = & hto + epk + ao + sx + hto * epk + hto * ao + hto * sx + epk * ao + epk * sx \\
 & + ao * sx + altura + peso + altura^2 + peso^2 + altura * peso \\
 & + madre + error
 \end{aligned}$$

Donde:

hto, i ésimo efecto fijo de hato

epk, j ésimo efecto fijo de época nacimiento, definidas en bimestres: enero-febrero es la época 1, marzo-abril época 2, etc.

ao, k ésimo efecto fijo de año de nacimiento

sx, l ésimo efecto fijo de sexo del animal

altura, m ésimo efecto fijo de la covariable altura

peso, n ésimo efecto fijo de la covariable peso vivo

madre, efecto aleatorio de vaca madre

padre, efecto aleatorio de semental padre

En los efectos fijos: se evaluaron las interacciones dobles y se agregaron en el modelo final las significativas ($p < 0.05$); en las covariables se evaluó los efectos cuadráticos, seleccionando las estadísticamente significativas ($P < 0.05$) y evaluando los residuales.

Para la variable de respuesta se generó la clasificación de Frame Score (FS) en tres escenarios con base en el planteamiento de Horimoto *et al* (2006). La distribución de datos de peso vivo y AG se agruparon en tres o cuatro clases,

generando un sistema de clasificación de seis, nueve y doce niveles; en los Cuadros 1, 2 y 3 se describen los niveles de peso vivo y AG utilizados en la definición de FS. En cada uno de los modelos se realizó un análisis para dichas clasificaciones de talla.

Cuadro 1. Definición de frame score con doce niveles

| Altura | Peso Bajo ^a | Peso Medio bajo ^b | Peso Medio alto ^c | Peso Alto ^d |
|---------------------|------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------|
| Bajo 80-106 cm | I | II | III | IV |
| Medio 107-133 cm | V | VI | VII | VIII |
| Alto 136-160 cm | IX | X | XI | XII |

^a El intervalo de peso Bajo se considera entre los 92 y 170 kg.

^b El intervalo de peso Medio bajo se considera entre los 171 y 240 kg.

^c El intervalo de peso Medio alto se considera entre los 241 y 310 kg.

^d El intervalo de peso Alto se considera entre los 311 y 378 kg.

Cuadro 2. Definición de frame score con nueve niveles

| Altura | Peso Bajo ^a | Peso Medio bajo ^b | Peso Alto ^c |
|---------------------|------------------------|------------------------------|------------------------|
| Bajo 80-106 cm | I | II | III |
| Medio 107-133 cm | IV | V | VI |
| Alto 136-160 cm | VII | VIII | IX |

^a El intervalo de peso Bajo se considera entre los 92 y 187 kg.

^b El intervalo de peso Medio bajo se considera entre los 188 y 282 kg.

^c El intervalo de peso Alto se considera entre los 283 y 378 kg.

Cuadro 3. Definición de frame score con seis niveles

| Altura | Peso Bajo ^a | Peso Medio bajo ^b | Peso Alto ^c |
|--------------------|------------------------|------------------------------|------------------------|
| Bajo 80-120 cm | I | II | III |
| Alto 120-160 cm | IV | V | VI |

^a El intervalo de peso Bajo se considera entre los 92 y 187 kg.

^b El intervalo de peso Medio bajo se considera entre los 188 y 282 kg.

^c El intervalo de peso Alto se considera entre los 283 y 378 kg.

Selección de modelo con mejor ajuste

Fueron utilizados los criterios Akaike y Bayesiano de Schwarz para seleccionar el mejor modelo. En ambos criterios, el menor valor entre modelos evaluados se consideró mejor.

Se buscó el modelo con más parsimonia seleccionando el modelo que tuvo menos variables predictivas entre los modelos evaluados, sin embargo, en este caso, todos los modelos obtenidos tuvieron la misma cantidad de variables.

Se sabe que un punto importante para distinguir entre los modelos es el estimador de confianza, es decir, cuánto explica la variable aleatoria por lo que también fue evaluado en el análisis.

Pruebas de normalidad

Se realizó la prueba de normalidad en los residuales para cada modelo en los 3 niveles de clasificación.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En los Cuadros 4 y 5 se muestran las tablas de resultados de pruebas F para los análisis por niveles de los modelos 1 y 2 respectivamente, ahí se pudo observar los efectos e interacciones no significativos cada modelo (con un alfa mayor a 0.05) los cuales se fueron descartando.

En primer lugar, en los Cuadros 6 y 7 se muestran los parámetros para cada uno de los modelos por niveles de clasificación. Podemos observar que el peso cuadrático quedó eliminado en todas las clasificaciones para ambos los modelos. También se observa que no se pudo obtener un modelo para padre aleatorio con el FS de 6 niveles debido a que la variable aleatoria padre no explica la variable de respuesta.

El siguiente paso es la selección del modelo con el mejor ajuste, esto se hizo comparando los criterios AIC y BIC. En los Cuadros 8 y 9, se observó tanto en el modelo de Madre, como de Padre aleatorio, que la clasificación de 12 niveles cumplió mejor con el criterio de información Akaike y con el Criterio Bayesiano de Schwarz.

También en el Cuadro 8, se observó el estimador de confianza, encontrando que la variable aleatoria madre tuvo una contribución del 11.34% y de 3.96% en los FS de 12 y 9 niveles, mientras que el de 6 niveles no fue significativo. En caso contrario, en el Cuadro 9 se observó que para el modelo con la variable aleatoria padre ninguna de las variables aleatorias tuvo una contribución significativa.

Cuadro 4. Resultados pruebas F para *Modelo 1 (variable aleatoria madre)* para Frame Score de 12, 9 y 6 niveles

| Niveles | | 12 | 9 | 6 |
|------------------------------|----------|----------|----------|----------|
| | sx | P<0.05 | P<0.05 | P>0.05 |
| Efectos fijos | hto | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |
| clase | ao | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.05 |
| | epk | P>0.05 | P>0.05 | P>0.05 |
| | sx*hto | P<0.05 | P<0.0001 | P>0.05 |
| | sx*ao | P>0.05 | P>0.05 | P>0.05 |
| | sx*epk | P>0.05 | P>0.05 | P>0.05 |
| Interacciones | hto*ao | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |
| | hto*epk | P<0.0001 | P<0.0001 | P>0.05 |
| | ao*epk | P>0.05 | P<0.05 | P<0.0001 |
| | alt | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |
| | alt2 | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |
| Efectos fijos covariables | peso | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |
| | peso2 | P>0.05 | P>0.05 | P>0.05 |
| | alt*peso | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |

Cuadro 5. Resultados pruebas F para *Modelo 2 (variable aleatoria padre)* para Frame Score de 12, 9 y 6 niveles

| Niveles | | 12 | 9 | 6 |
|------------------------------|----------|----------|----------|----------|
| | sx | P<0.05 | P<0.05 | P>0.05 |
| Efectos fijos | hto | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |
| clase | ao | P<0.0001 | P<0.05 | P<0.05 |
| | epk | P>0.05 | P>0.05 | P>0.05 |
| | sx*hto | P<0.0001 | P<0.0001 | P>0.05 |
| | sx*ao | P>0.05 | P>0.05 | P>0.05 |
| | sx*epk | P>0.05 | P>0.05 | P>0.05 |
| Interacciones | hto*ao | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |
| | hto*epk | P<0.0001 | P<0.0001 | P>0.05 |
| | ao*epk | P>0.05 | P<0.05 | P<0.0001 |
| | alt | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |
| | alt2 | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |
| Efectos fijos covariables | peso | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |
| | peso2 | P>0.05 | P>0.05 | P>0.05 |
| | alt*peso | P<0.0001 | P<0.0001 | P<0.0001 |

Cuadro 6. Parámetros del *Modelo 1 (madre aleatoria)* para Frame Score 1, 2 y 3

| Niveles | 12 | 9 | 6 |
|-------------|---------|---------|---------|
| Intercepto | -49.027 | -36.323 | 33.143 |
| alt | 0.6744 | 0.4733 | -0.4643 |
| alt2 | -0.0016 | -0.0011 | 0.00157 |
| peso | 0.1078 | 0.07273 | -0.101 |
| peso2 | 0 | 0 | 0 |
| altura*peso | -0.0008 | -0.0005 | 0.00096 |

Cuadro 7. Parámetros del *Modelo 2 (padre aleatorio)* para Frame Score 1, 2 y 3

| Niveles | 12 | 9 | 6 |
|-------------|---------|---------|-----|
| Intercepto | -49.447 | -33.71 | N/A |
| alt | 0.6764 | 0.4619 | N/A |
| alt2 | -0.0016 | -0.0011 | N/A |
| peso | 0.1081 | 0.07334 | N/A |
| peso2 | 0 | 0 | N/A |
| altura*peso | -0.0008 | -0.0006 | N/A |

Cuadro 8. Cocientes de verosimilitud del *Modelo 1 (madre aleatoria)* Frame Score 1, 2 y 3

| Niveles | 12 | 9 | 6 |
|--------------------------------|--------|--------|-------|
| Criterio de información Akaike | -3788 | -3078 | -3648 |
| Criterio Bayesiano de Schwarz | -3793 | -3084 | -3651 |
| Estimador de confianza | 0.1134 | 0.0396 | 0 |

Cuadro 9. Cocientes de verosimilitud del *Modelo 2 (padre aleatorio)* Frame Score 1, 2 y 3

| Niveles | 12 | 9 | 6 |
|--------------------------------|--------|-------|-------|
| Criterio de información Akaike | -3789 | -3110 | -3506 |
| Criterio Bayesiano de Schwarz | -3793 | -3112 | -3508 |
| Estimador de confianza | 0.0044 | 0 | 0 |

Al comparar el modelo 1 y 2, el mejor se encontró utilizando la variable madre como aleatoria (modelo 1) con una clasificación de 12 niveles para la talla, teniendo como variables significativas la altura, el peso, la altura cuadrática y la interacción altura*peso, como se muestra a continuación:

$$Y = -49.027 + 0.6744altura + 0.1078peso - 0.0016altura^2 - 0.0008altura \\ * peso + error$$

En las pruebas de normalidad de los residuales, se obtuvo un Valor-P < 0.005 que es menor que el nivel de significancia de 0.05, lo cual indica que existe evidencia para rechazar la hipótesis nula de normalidad. En todos los casos, los residuales no muestran distribución normal, lo cual se debe explorar en próximas investigaciones.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Fue de utilidad usar los Modelos Mixtos para el análisis de talla del ganado Limousin, ya que de esta manera se consideró la aleatoriedad genética implícita en el padre y la madre. Se observó también cómo las clasificaciones con diferentes niveles de talla tienen un impacto en la efectividad del modelo.

Entre las limitaciones encontradas se identificó que los residuales no son normales, por este motivo, es de interés para investigaciones futuras; se propone explorar el uso de procedimientos como GLIMMIX, NLMIXED y GENMOD.

LITERATURA CITADA

Beef Improvement Federation. 2002. Guidelines for Uniform Beef Improvement Programs. En:

https://guidelines.beefimprovement.org/index.php/Guidelines_for_Uniform_Beef_Improvement_Programs Consultado 6 de junio 2022.

Calegario, N., R. Maestri, C. Leal y R. Daniels. 2005. Estimativa de crecimiento de povoamentos de Eucalyptus urophylla en Venezuela. Interciencia, 33:4.

Correa, J. C. y C. Salazar. 2016. Introducción a los Modelos Mixtos. Centro Editorial de la Facultad de Ciencias de la Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín. Medellín, Col.

Diaz, C. y C. Batanero. 2008. ¿Cómo puede el método bayesiano contribuir a la investigación en Psicología y Educación? Paradigma, 27:35.

Gómez, S., V. Torres, Y. García y J. Navarro. 2012. Procedimientos estadísticos más utilizados en el análisis de medidas repetidas en el tiempo en el sector agropecuario. Revista Cubana de Ciencia Agrícola, Tomo 46, Número 1, 1-7.

Horimoto, A. R. V. R., J. B. S. Ferraz, J. C. C. Balieiro y J. P. Eler. 2006. Estimation of genetic parameters for new model for defining body structure scores (frame scores) in Nellore cattle. Genetic and Molecular Research, 5: 828-836.

Kiernan K., J. Tao y P. Gibbs. 2012. Tips and Strategies for Mixed Modeling with SAS/STAT Procedures. SAS Institute Inc. Cary, NC, USA.

Kiernan, K. (2018). Insights into Using the GLIMMIX Procedure to Model Categorical Outcomes with Random Effects. SAS Institute Inc. Cary, NC, USA

Littell, R. C., G. A. Milliken, W. Stroup y R. D. Wolfinger. 2006. SAS system for mixed models. SAS Institute Inc. Cary, NC, USA.

Littell, R. C., J. Pendergast, y R. Natarajan. 2000. Modeling covariance structure in the analysis of repeated measures data. Stat. Med., Jul 15; 19:1793–1819.

Mercadante, M., I. Packer, A. Razook, y J. Cyrillo. 2003. Direct and correlated responses to selection for yearling weight on reproductive performance of Nellore cows. J. Anim. Sci., 81: 376-384.

Milliken, G. A. y D. Johnson. 2009. Analysis of messy data. Designed Experiments 2a ed., Vol. 1. Ed. Chapman & Hall/CRC. Boca Raton, Florida, USA.

Molinero, L. 2002. El método bayesiano en la investigación médica. Liga española para la lucha contra la hipertensión arterial. En: <http://seh-lilha.org/metodo-bayesiano-la-investigacion-medica/> Consultado el 6 de junio de 2022.

Molinero, L. 2003. ¿Qué es el método de estimación de máxima verosimilitud y cómo se interpreta? Liga española para la lucha contra la Hipertensión Arterial. En: www.seh-lilha.org/statl.htm Consultado el 5 de Enero de 2011.

Posada, S. L. y R. Rosero. 2007. Comparación de modelos matemáticos: una aplicación en la evaluación de alimentos para animales. Rev. Col. Cienc. Pec., 20:141.

Robinson, A. 2008. icebreakeR. En: cran.r-project.org/doc/contrib/Robinson-icebreaker.pdf Consultado 6 de junio de 2022.

Schabenberger, O. y F. Pierce. 2002. Contemporary Statistical Models for the Plant and Soil. CRC Press. Boca Raton, Florida, USA.

Schermelleh, K. M. 2003. Evaluating the Fit of Structural Equation Models: Test of Significance and Descriptive Goodness-of-fit Measures. *Methods of Psychological Res*, 8:23.

Vallejo, G. A. 2010. Selección de modelos anidados para datos longitudinales usando criterios de información y la estrategia de ajuste incondicional. *Psicothema*, 22:323.