Animal Production Research

Vol. 13, No. 3, 2024 (87-97)
doi: 10.22124/ar.2024.25856.1796
eISSN: 2538-6107 pISSN: 2252-0872

University of Guilan

RESEARCH PAPER **OPEN ACCESS**

Comparison of the accuracy of an artificial neural network and a linear regression model for estimating the body weight of one-humped camels

T. Radin[1], H. Naeeimipour Younesi[2*], S. H. Farhangfar[3], M. B. Montazer Torbati[4]

1. Former MSc Student, Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, University of Birjand, Birjand, Iran
2. Assistant Professor, Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, University of Birjand, Birjand, Iran
3. Professor, Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, University of Birjand, Birjand, Iran
4. Associate Professor, Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, University of Birjand, Birjand, Iran

(Received: 27-10-2023 – Revised: 23-06-2024 – Accepted: 07-07-2024)

Introduction: In many countries of the world, the camel has played an important role in the lives of people in arid and semi-arid regions in terms of providing milk and meat products. Based on phenotypic characteristics, the camel has been adapted to the deserts from physiological, anatomical, and behavioral points of view. Due to limited water resources, the south Khorasan province of Iran has not been an appropriate geographical region for a great number of agricultural products. Weighing plays an important role in the management of camel breeding to adjust the nutritional needs and also the annual evaluation of the animals. One of the main challenges of camel breeding is the difficulty of recording and the lack of records due to the wild nature and also the large size, especially in adults. Due to the many difficulties and risks, camel breeders usually use various potential alternative tools such as apparent estimation or weighing tape to estimate the weight of camels at different ages. For farm animals, significant correlations between body measurements and body weight can be used as a tool to estimate the weight of animals through a mathematical equation. The main objective of this study was to compare the accuracy of artificial neural network (ANN) and multiple linear regression model (MLR) in estimating the body weight of a humped camel.

Materials and methods: In the present study, the data of a total number of 177 one-humped camels in four groups (including 1. 63 adult female Pakistani camels aged between 9 and 12 years, 2. 21 adult female Baluchi camels aged between 9 and 12 years, 3. 93 male and female camels less than 2 years of age of Pakistani and Baluchi breeds, and 4. total camels) collected at the South Khorasan camel breeding station in 2019 were used. Morphological characteristics of camels include: neck length, neck girth, hand length, foot length, shoulder height to the ground, hump height to the ground, hip height to the ground, chest girth, chest width, abdomen girth, hip width, tail length, breast height, and breast girth were measured. After measuring the body dimensions, the evaluated camels were weighed using a 1000 kg digital scale. To estimate the weight of camels from their body dimensions, the data were analyzed using the MLR model and ANN with the nnet package in R software. For ANN analysis, 80% of the data were considered for network training and 20% for testing. The accuracy of MLR and ANN for camel body weight estimation was compared using the coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), and mean absolute percentage error (MAPE).

Results and discussion: The results of the MLR model showed that body dimensions of shoulder height to the ground, chest girth, abdominal girth, neck girth, and hand length had a significant effect on body weight ($P<0.05$). In the ANN model, chest girth, abdominal girth, and shoulder height to the ground were the most important variables in estimating the body weight of camels of the whole population. The MLR and ANN models had acceptable accuracy in weight estimation. However, compared to the MLR model, the ANN model had a higher

* Corresponding author: hnaeimipour@birjand.ac.ir

CC BY

R^2 and a lower error in estimating the weight of camels. In the first group, R^2 and RMSE were found to be 0.996 and 6.852, respectively, for ANN while the corresponding values were 0.979 and 22.955, respectively, for MLR. In the second group, R^2 and RMSE were found to be 0.995 and 3.525, respectively, for ANN while the corresponding values were 0.989 and 5.377, respectively, for MLR. In the third group, R^2 and RMSE were found to be 0.896 and 13.959, respectively, for ANN while the corresponding values were 0.849 and 17.549, respectively, for MLR. In the fourth group, R^2 and RMSE were found to be 0.929 and 20.248, respectively, for ANN while the corresponding values were 0.903 and 38.505, respectively, for MLR. The results showed that ANN is more accurate compared to MLR in predicting the body weight of camels.
Conclusions: In terms of goodness of fit (including R2 and RMSE), the results of the present research suggest that both MLR and ANN methods have high acceptable accuracy for predicting body weight in camels. ANN was more suitable compared to MLR, suggesting that it could be used to predict camel body weight. Furthermore, grouping the camels by age and breed could also lead to higher precision and lower prediction error.
Keywords: Morphological characteristics, Linear regression, Artificial neural network, Camel, Body weight
Conflicts of interest: The authors declare no conflicts of interest.
Funding: The authors received no specific funding for this project.

How to cite this article:

Radin, T., Naeeimipour Younesi, H., Farhangfar, S. H., & Montazer Torbati M. B. (2024). Comparison of the accuracy of an artificial neural network and a linear regression model for estimating the body weight of one-humped camels. *Animal Production Research*, *13*(3), 87-97. doi: 10.22124/ar.2024.25856.1796

تحقیقات تولیدات دامی

سال سیزدهم/شماره سوم/پاییز ۱۴۰۳ (۹۷-۸۷)

Animal Production Research

دانشگاه گیلان

مقاله پژوهشی

مقایسه دقت شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون خطی در تخمین وزن بدن شترهای یک کوهانه

تیام رادین[۱]، حسین نعیمی‌پور یونسی[۲*]، سیّد همایون فرهنگ‌فر[۳]، محمّد باقر منتظر تربتی[۴]

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه علوم دامی ، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند

۲- استادیار، گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند

۳- استاد، گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند

۴- دانشیار، گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۸/۰۵ – تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۴/۰۳ – تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۴/۱۷)

چکیده

وزن‌کشی، نقش مهمی در مدیریت پرورش شتر، برای تنظیم احتیاجات غذایی، بررسی رشد و ارزیابی سالیانه دام‌ها دارد. در مدل‌های ریاضی، با توجه به همبستگی بالای اندازه‌گیری‌های ظاهری بدن با وزن، از آن‌ها برای تخمین وزن بدن استفاده می‌شود. هدف از این پژوهش، مقایسه دقت استفاده از مدل رگرسیون خطی چندگانه به‌روش گام به گام و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین وزن بدن شترهای یک کوهانه با استفاده از ابعاد بدن و بسته nnet در نرم‌افزار R بود. در این پژوهش، از ابعاد بدنی ۱۷۷ نفر شتر یک کوهانه (در چهار گروه ۱- ماده بالغ بلوچی، ۲- ماده بالغ پاکستانی، ۳- ماده بلوچی و پاکستانی با سن کمتر از دو سال، و ۴- کل جمعیت شترها) ایستگاه پرورش شتر خراسان جنوبی استفاده شد. ابعاد بدن شامل طول گردن، دور گردن، طول دست، طول پا، ارتفاع شانه تا زمین، ارتفاع کوهان تا زمین، ارتفاع کپل تا زمین، دور سینه، عرض سینه، دور شکم، عرض لگن، طول دم، ارتفاع پستان و دور پستان بودند. مدل مناسب بر اساس معیارهای نکویی برازش شامل ضریب تبیین، ریشه مجذور میانگین مربعات خطا، میانگین مطلق خطا و میانگین درصد مطلق خطا انتخاب شد. نتایج تحلیل رگرسیون خطی چندگانه در کل جمعیت شترهای مورد ارزیابی نشان داد ابعاد بدنی ارتفاع شانه تا زمین، دور سینه، دور شکم، دور گردن و طول دست، اثر معنی‌داری بر وزن بدن داشت. در تحلیل شبکه عصبی مصنوعی، اندازه‌های دور شکم، دور سینه و ارتفاع شانه با زمین، با اهمیت‌ترین متغیرها در برآورد وزن بدن شترهای کل جمعیت بودند. مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی، دارای دقت قابل قبول در برآورد وزن بودند. با این حال، مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل رگرسیون چندگانه، ضریب تبیین بالاتر و خطای کمتری در برآورد وزن شترها داشت و می‌تواند برای برآورد وزن بدن استفاده شود.

واژه‌های کلیدی: خصوصیات ریخت‌شناسی، رگرسیون خطی، شبکه عصبی مصنوعی، شتر، وزن بدن

* نویسندهٔ مسئول: hnaeimipour@birjand.ac.ir

doi: 10.22124/ar.2024.25856.1796

مقدمه

پرورش شتر در بسیاری از کشورهای جهان، به‌ویژه مناطق خشک و نیمه‌خشک با شرایط اقلیمی نامساعد، با تولید شیر و گوشت، نقش مهمی در چرخه زندگی جوامع ایفا می‌کند. خصوصیات فنوتیپی شتر نشان می‌دهند این حیوان از نظر فیزیولوژیکی، آناتومیکی و رفتاری با محیط‌های بیابانی سازگار است (Ehsaninia *et al.*, 2020). استقرار بخش زیادی از ایران در شرایط آب و هوایی خشک و نیمه‌خشک، موجب کمبود مواد خوراکی برای تغذیه دام‌ها و افزایش هزینه‌های تولید شده است. منطقه خراسان جنوبی به‌دلیل محدودیت منابع آبی، برای تولید بسیاری از محصولات کشاورزی مناسب نیست. یکی از چالش‌های اساسی شترداری را می‌توان دشواری رکوردبرداری و کمبود رکورد به‌دلیل طبیعت وحشی و همچنین، جثه بزرگ به‌خصوص در سنین بالغ برشمرد (Kadim *et al.*, 2008). در مدیریت پرورش شتر، وزن‌کشی در گروه‌بندی دام‌ها، تنظیم احتیاجات غذایی و بررسی رشد و ارزیابی سالیانه دام‌ها، نقش مهمی دارد. دشواری‌ها و مخاطرات زیاد وزن‌کشی با ترازو، شترداران را به استفاده از روش‌های جایگزین نظیر وزن‌متر و ارزیابی چشمی و استفاده از مدل‌های پیش‌بینی‌کننده ریاضی در راستای بهبود و افزایش کارآیی و سودمندی برای پیش‌بینی وزن شترها ترغیب می‌نماید (Pereira *et al.*, 2014; Mahmud *et al.*, 2014). در مدل‌های ریاضی برای تخمین وزن بدن، با توجه به همبستگی بالای اندازه‌گیری‌های ظاهری بدن با وزن، از آن‌ها استفاده می‌شود (Cannas and Boe, 2003; Abegaz and Awgichew, 2009). محققین گزارش کرده‌اند وزن زنده گاو با طول بدن، اندازه دور سینه و ارتفاع جدوگاه، همبستگی معنی‌دار و با دور سینه، بالاترین همبستگی را دارد (Franicis *et al.*, 2002). بر اساس گزارش Kadim *et al.* (2008)، بین ابعاد بدن شترهای یک کوهانه شامل دور شکم، دور سینه و طول بدن با وزن زنده، همبستگی بالا وجود دارد. محققین بر اساس ارتباط وزن شتر و اندازه‌های بدنی، یک وزن‌متر اختصاصی را جهت تخمین وزن شتر از روی ابعاد بدن پیشنهاد نمودند (Kohler-Rollefson *et al.*, 2001). به‌منظور تخمین وزن دام از روی ابعاد بدن، علاوه بر معادلات خطی، روش‌های ریاضی دیگری نظیر ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم و شبکه عصبی مصنوعی پیشنهاد شده است (Khojastehkey *et al.*, 2022).

شبکه عصبی مصنوعی از توانایی‌های مشابه با مغز انسان برخوردار است. این روش با الگوبرداری از مغز و پردازش داده‌ها به‌صورت شبکه‌های موازی و به‌هم پیوسته در حل مسائل استفاده می‌شود (Bishop and Nasrabadi, 2006). شبکه‌های عصبی مصنوعی، برنامه‌های کامپیوتری هستند که با الهام از دانش زیست‌شناسی و شبیه‌سازی الگوهای مغز انسان برای فرآیندهای یادگیری و پردازش اطلاعات، طراحی شده‌اند و از چندین عنصر پردازش ساده و مرتبط به هم که نورون یا گره‌های مصنوعی نامیده می‌شوند تشکیل شده‌اند (Babinec, 1997).

در شبکه عصبی مصنوعی، هر کدام از این نورون‌ها از راه اتصالی به نورون دیگر متصل می‌شود و این اتصال دارای مشخصه وزن منحصر به فرد است. هر مجموعه از نورون‌ها یک لایه محسوب می‌شود. در زمان یادگیری، وزن اتصال‌ها تغییر کرده و اصلاح می‌شوند. اگر بین دو نورون اتصالی نباشد، وزن اتصال آن‌ها برابر با صفر است. وزن‌ها بر خروجی شبکه اثر می‌گذارند. وزن اتصالات، حافظه شبکه عصبی مصنوعی را تشکیل می‌دهند. نقش نورون در شبکه عصبی مصنوعی، پردازش اطلاعات است که به‌وسیله تابع فعال‌سازی که یک پردازشگر ریاضی است انجام می‌گیرد. تابع فعال‌سازی بر اساس سؤالی که قرار است به‌وسیله شبکه عصبی به آن پاسخ داده شود انتخاب می‌شود. شبکه عصبی مصنوعی با دو لایه (ورودی و خروجی)، ساده‌ترین شکل شبکه است. شبکه عصبی مصنوعی از ارزش نورون‌های ورودی برای محاسبه ارزش نورون خروجی استفاده می‌نماید، و شبکه‌های عصبی مصنوعی که از لایه پنهان برخوردار باشند، توانایی بیشتری در مقایسه با شبکه عصبی دو لایه دارند (Menhaj, 1998).

شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌کمک فرآیند یادگیری و با استفاده از نورون میان فضای ورودی لایه ورودی و فضای مطلوب لایه خروجی ارتباط برقرار می‌کنند. اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی به وسیله لایه‌های مخفی پردازش شده و به لایه خروجی منتقل می‌شود. هر شبکه با استفاده از نمونه‌هایی آموزش می‌یابد. لایه ورودی داده‌ها را به کمک تابع فعال‌سازی به لایه بعدی منتقل کرده و لایه پنهان، این مقادیر را با یک مقدار وزنی به نام وزن سیناپسی ضرب می‌کند. این مقادیر با یکدیگر جمع شده و نتیجه آن

قبل از ارسال به لایه بعدی از یک تابع عبور می‌کند. این فرآیند تا زمانی که مقادیر به لایه خروجی برسند تکرار می‌شود. آموزش شبکه عصبی با مجموعه داده‌ها شروع شده و داده‌ها به دو نوع آموزش و آزمون تقسیم می‌شوند. داده-های آموزش، شبکه را آموزش می‌دهند و سپس، با داده‌های آزمون، آزمایش می‌شوند. خطای خروجی مطلوب و واقعی در طول آموزش اندازه‌گیری می‌شود. خطا باید طی فرآیند آموزش کم شود و زمانی که خطا به اندازه کافی کوچک شود آموزش متوقف می‌شود. در حالت بهینه، خطا تا حد ممکن کوچک می‌شود تا شبکه عصبی، داده آموزش را با دقت بالا بازسازی نماید (Derks *et al*., 1995).

شبکه عصبی مصنوعی، یکی از ابزارهای ارزیابی دقیق و مؤثر در بررسی صفات ظاهری حیوانات است (Norouzian and Vakili, 2016). در مطالعات علوم دامی، برای تخمین چربی لاشه (Slosarz *et al.*, 2011)، حجم دنبه (Norouzian and Vakili, 2016)، تخمین وزن و جثه (Salau *et al*, 2014) و پیش‌بینی تولید شیر در دوره شیردهی (Grzesiak *et al*, 2003) از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. Çelik (2021) با استفاده از مدل سری-های زمانی و شبکه عصبی در برآورد جمعیت شتر ترکیه، گزارش نمود که شبکه عصبی، برآورد دقیق‌تری ارائه می-نماید. هوش مصنوعی در دامپروری می‌تواند جهت کاهش هزینه‌ها و افزایش سودآوری، نظارت، تخمین و پیش‌بینی دقیق، بهینه‌سازی رشد، مقابله با انگل‌ها و امنیت زیستی مورد استفاده قرار گیرد (Kumari and Dhawal, 2021). هدف این تحقیق، تخمین وزن زنده شترهای یک کوهانه با استفاده از اندازه‌های بدن و مقایسه دقت مدل رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی بود.

مواد و روش‌ها

در این تحقیق از داده‌های ۱۷۷ نفر شتر یک کوهانه (شامل ۱- ۶۳ نفر شتر ماده بالغ پاکستانی سن بین ۹ تا ۱۲ سال، ۲- ۲۱ نفر شتر ماده بالغ بلوچی سن سن بین ۹ تا ۱۲ سال، ۳- ۹۳ نفر شتر نر و ماده کمتر از ۲ سال سن از هر دو نژاد، و ۴- کل جمعیت شترها) که به‌وسیله ایستگاه پرورش شتر خراسان جنوبی در سال ۱۳۹۸جمع‌آوری شده است، استفاده شد. خصوصیات ریخت‌شناسی شترها شامل: طول گردن، دور گردن، طول دست، طول پا، ارتفاع شانه تا زمین، ارتفاع کوهان تا زمین، ارتفاع کپل تا زمین، دور سینه، عرض سینه، دور شکم، عرض لگن، طول دم، ارتفاع پستان و دور پستان با استفاده از متر نواری استاندارد ثبت شده است. شترهای مورد ارزیابی پس از اندازه‌گیری ابعاد بدن با استفاده از باسکول دیجیتال ۱۰۰۰ کیلوگرمی، وزن می‌شدند. فایل نهایی ارقام، در برگیرنده ۲۲۵۳ رکورد بود. داده‌ها با نرم افزارهایی نظیر اکسل و SPSS ویرایش شدند. در مدل رگرسیون خطی چندگانه، ابعاد بدن به‌عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و وزن بدن به‌عنوان متغیر وابسته وارد مدل شدند و با تابع glm و stepAIC در نرم‌افزار R تجزیه و تحلیل شدند و بهترین مدل با روش رگرسیون گام به گام یا stepwise مشخص شد. بسته nnet در نرم‌افزار R برای شبکه‌های عصبی پیش‌خور استفاده شد. شبکه عصبی پیش‌خور از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. هر یک از این لایه‌ها دارای چندین نورون هستند. این نورون‌ها به نورون‌های لایه بعدی متصل هستند و خروجی هر نورون به نورون‌های لایه بعد وارد می‌شود تا در نهایت، نورون موجود در لایه خروجی، پیش‌بینی نهایی را اعلام کند. nnet یک بسته پرکاربرد در R است که توابعی را برای ساخت و آموزش شبکه های عصبی ارائه می‌دهد و مخفف شبکه‌های عصبی پیش‌خور و مدل‌های لگاریتمی-خطی چند جمله‌ای است و تابع فعال‌سازی مورد استفاده به‌عنوان پیش‌فرض، سیگموئید لجستیک است (Ripley *et al*., 2016). در این تحقیق، ۱۴ ورودی شامل: طول گردن، دور گردن، طول دست، طول پا، ارتفاع شانه تا زمین، ارتفاع کوهان تا زمین، ارتفاع کپل تا زمین، دور سینه، عرض سینه، دور شکم، پهنای لگن، طول دم، ارتفاع پستان و دور پستان و یک خروجی شامل: وزن بدن در نظر گرفته شد و ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه و ۲۰ درصد داده‌ها برای آزمون در نظر گرفته شدند.

به‌دلیل ناقص بودن برخی ابعاد بدن در گروه‌های مختلف، جهت تجزیه این خصوصیات، از ورودی حذف شدند. به همین دلیل، گروه سوم (نه ورودی) و گروه چهارم (۱۲ ورودی)، تعداد ورودی کمتری داشتند. در گروه‌های شترهای ماده بالغ بلوچی، شترهای ماده بالغ پاکستانی، شترهای کمتر از دو سال سن و کل جمعیت شترهای مورد ارزیابی به‌ترتیب از تعداد سه، ۱۰، شش و شش نورون و برای همه گروه‌ها از یک لایه پنهان استفاده شد. دقت مدل رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی برای

تخمین وزن شترها با استفاده از ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE) و میانگین قدرمطلق درصد خطا (MAPE) مورد مقایسه قرار گرفت (Ruchay *et al*., 2022).

نتایج و بحث

میانگین وزن بدن و ابعاد بدن شتر در گروه‌های مختلف مورد ارزیابی در جدول ۱ ارائه شده است. متوسط وزن زنده شترها در شترهای کمتر از دو سال سن، ماده بالغ پاکستانی و ماده بالغ بلوچی به‌ترتیب ۳۶/۳ ± ۱۳۵/۴، ۷۱/۹ ± ۵۱۵/۳ و ۱۰۲/۱ ± ۴۷۸/۷ کیلوگرم بود.

مدل رگرسیون خطی چندگانه: نتایج تجزیه رگرسیون صفت وزن بدن شترهای ماده بالغ بلوچی نشان داد متغیرهای مستقل طول گردن، طول پا، ارتفاع شانه تا زمین، ارتفاع کوهان تا زمین، ارتفاع کپل تا زمین، دور سینه و عرض سینه بر وزن بدن شتر، معنی‌دار بودند ($P<۰/۰۵$). همچنین، اثر متغیرهای طول دست، ارتفاع از شانه، دور سینه و دور شکم بر وزن بدن در شترهای ماده بالغ پاکستانی معنی‌دار بودند ($P<۰/۰۵$)، و در شترهای با سن کمتر از دو سال (هر دو نژاد و هر دو جنس نر و ماده)، متغیرهای طول دست، دور سینه، دور شکم، عرض سینه، دور گردن و طول گردن، اثر معنی‌داری بر وزن بدن داشتند ($P<۰/۰۵$). در کل جمعیت شترهای مورد ارزیابی، متغیرهای ارتفاع شانه، دور سینه، دور شکم، دور گردن و طول دست، معنی‌دار بودند ($P<۰/۰۵$). مدل‌های رگرسیون چندگانه در تخمین وزن بدن شتر با توجه به نتایج اشاره شده در جدول ۲ نشان داده شده است. گزارشات سایر محققین نشان داد که دور سینه، طول بدن، عرض کپل و ارتفاع جدوگاه، مناسب‌ترین و مطمئن‌ترین متغیرها برای تخمین وزن زنده دام هستند (Atta *et al*., 2004; Borah *et al*., 2007; Bahashwan *et al*., 2016). Tsegaye *et al*. (2013) گزارش نمود اثر متغیرهای اندازه دور سینه، طول بدن، دور شکم و عرض کپل بر وزن بدن در بزها، معنی‌دار بودند. Bitaraf Sani *et al*. (2023) از روش‌های تحلیل مؤلفه اصلی و رگرسیون چندگانه برای تخمین وزن شترها از روی صفات بیومتری استفاده نمود و گزارش کرد که ضرایب همبستگی بین وزن و زیست‌سنجه‌های بدنی شترها از ۰/۷۳ تا ۰/۹۴ متغیر بود و روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی نسبت به رگرسیون چندگانه از کارآیی و دقت بالاتر و خطای کمتری برخوردار بود و همچنین، Moradi Sharbabak *et al*. (2015) برای تعیین معادله تابعیت صفت وزن شتر از صفات بیومتری، از تجزیه رگرسیون چند متغیره به‌روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده نمودند و گزارش کردند که در صورت وجود هم‌راستایی، روش تجزیه مؤلفه‌های اصلی نسبت به روش‌های حداقل مربعات معمولی، برآوردهای دقیق‌تری داشت.

جدول ۱- متوسط وزن بدن و ابعاد بدن شترها

Table 1. Average body weight and body dimensions of camels*

Body dimensions	Groups		
	Adult female Pakistani	Less than two years	Adult female Baluchi
Body weight (kg)	515.3 ± 71.9	135.4 ± 36.3	478.7 ± 102.1
Neck length (cm)	89.2 ± 8.5	71.5 ± 11.1	91.9 ± 12.3
Neck girth (cm)	75.4 ± 5.6	62.1 ± 8.6	77.5 ± 7.8
Hand length (cm)	150.4 ± 12.7	122.3 ± 11.2	139 ± 9.1
Foot length (cm)	156.8 ± 10.4	127.9 ± 12.8	138.5 ± 9.4
Shoulder height (cm)	183.4 ± 12.5	133.3 ± 10.8	174.3 ± 11.8
Hump height (cm)	208.8 ± 11.7	147.8 ± 9.2	197.4 ± 12.7
Hip height (cm)	179.3 ± 11.8	130.8 ± 11.3	169.7 ± 11.7
Chest girth (cm)	209.6 ± 8.7	151.8 ± 15.9	213.9 ± 21.3
Chest width (cm)	43.2 ± 6.1	33.2 ± 4.6	40.9 ± 4.8
Abdominal girth (cm)	251.9 ± 19.6	177.8 ± 19.9	238.9 ± 21.3
Hip width (cm)	39.3 ± 3.4	129.9 ± 3.9	41.9 ± 4.3
Tail length (cm)	51.2 ± 4.2	40.2 ± 3.5	50.3 ± 2.9
Udder height (cm)	22.9 ± 4.1	135.4 ± 36.3	36.2 ± 4.3
Udder girth (cm)	65.9 ± 12.1	71.5 ± 11.1	52.2 ± 15

* Data are presented as mean ± standard deviation

در یک پژوهش، ارتباط بسیار معنی‌داری بین وزن شتر با دور سینه، دور کوهان و ارتفاع شانه گزارش شد (Kohler-Rollefson *et al.*, 2001). در مطالعه Khojasteki (2022) *et al.* نشان داده شد مدلی که در آن، متغیرهای طول بدن، ارتفاع کپل تا زمین، ارتفاع شانه تا زمین و دور سینه وارد شدند بالاترین دقت را در برآورد وزن زنده شتر تک کوهانه ارائه کرد. Meghelli *et al.* (2020) ضمن بررسی خصوصیات ریخت‌شناسی شتر گزارش نمود که ارتفاع جدوگاه و دور سینه می‌تواند در برآورد وزن دو نژاد متفاوت شتر در سنین مختلف، استفاده شود. Asadzadeh *et al.* (2021) از ۱۲ صفت خطی بیومتری با هفت مدل ماشین یادگیری برای برآورد وزن بدن شتر استفاده کردند و گزارش نمودند همه مدل‌ها در پیش‌بینی وزن شتر (از تولد تا سن هشت ماهگی)، عملکرد بالا و قابل قبولی داشتند و نتایج بهتری نسبت به روش‌های مرسوم رگرسیونی ارائه می‌کنند. همچنین، این محققین پیشنهاد کردند بردار پشتیبان با کرنل چندجمله‌ای می‌تواند به‌دلیل دقت بالاتر، بهترین مدل یادگیری ماشین باشد. نتایج آن‌ها با استفاده از نرم‌افزار R و بسته caret به‌دست آمد که با نوع بسته مورد استفاده در تحقیق حاضر (nnet)، مدل تجزیه و همچنین، سن و نژاد شترها در این تحقیق، متفاوت بود. ضمناً بسته nnet، توانایی مرتب کردن صفات بیومتری شتر را با توجه به اهمیت آن‌ها داشت که در بسته caret، این مهم یافت نشد.

مدل شبکه عصبی مصنوعی: بر اساس تجزیه و تحلیل شبکه عصبی مصنوعی، متغیر دور سینه، دور شکم، ارتفاع شانه تا زمین و ارتفاع پستان در شترهای ماده بالغ بلوچی (شکل ۱)، ارتفاع شانه تا زمین، دور شکم، طول دم و دور سینه در شترهای ماده بالغ پاکستانی (شکل ۲)، عرض لگن، طول دست، طول پا، طول گردن و دور سینه در شترهای با سن کمتر از دو سال (شکل ۳)، دور شکم، دور سینه، و ارتفاع شانه تا زمین در کل جمعیت شترها (شکل ۴)، با اهمیت‌ترین متغیرها در برآورد وزن بدن شترهای تک‌کوهانه بودند. اهمیت یا قدرت ارتباط یک متغیر مستقل برای یک متغیر وابسته را می‌توان با شناسایی تمام اتصالات وزنی بین گره‌های مورد نظر تعیین نمود. شاخص اهمیت بین صفر و یک تغییر می‌کند و هرچه به عدد یک نزدیک‌تر باشد اهمیت بیشتر و نزدیک صفر بودن، اهمیت ناچیز را نشان می‌دهد (Garson, 1991). در در یک تحقیق، گزارش شد که اثر متغیرهای دور سینه، دور شکم، طول بدن و ارتفاع شانه بر وزن زنده گوساله‌های دوفاری، معنی‌دار بود (Bahashwan *et al.*, 2016). مطالعه Iqbal *et al.* (2014) نشان داد که در بره‌های کالی، ابعاد بدن شامل ارتفاع شانه، دور سینه و طول بدن با وزن بدن در ارتباط بودند. محققین دیگری، ارتباط معنی‌داری بین وزن شتر با اندازه دور سینه، دور کوهان و ارتفاع شانه بیان داشتند (Kohler-Rollefson *et al.*, 2001; Meghelli *et al*., 2020; Asadzadeh *et al*., 2021; Khojasteki *et al.*, 2022). تمام این گزارش‌ها در توافق با نتایج این پژوهش در مورد ارتباط معنی‌دار بین اندازه‌های بدن با وزن زنده بودند.

دقت و کارآیی مدل رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی: معیارهای نکویی برازش نشان داد مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد وزن بدن شترهای مورد بررسی دارای دقت قابل قبول بودند (جدول ۳). با این حال، مدل شبکه عصبی مصنوعی nnet در مقایسه با مدل رگرسیون خطی چندگانه، خطای کمتری در برآورد وزن بدن شترها داشت. شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیونی در تمامی چهار گروه شتر مورد ارزیابی، با داشتن بالاترین ضریب تبیین و کمترین خطا (RMSE، MAE، MAPE)، کارآیی بهتر و دقت بالاتری در پیش‌بینی وزن بدن شترها داشت. با هر دو مدل، کمترین و بیشترین خطا، به‌ترتیب مربوط به شترهای بالغ پاکستانی و کل جمعیت بود که می‌تواند نشان‌دهنده اثر گروه‌بندی حیوانات بر اساس نژاد و سن بر دقت و کارآیی مدل‌ها باشد. گزارشات Khojasteki *et al.*(2022) و Zakizadeh *et al.* (2020) نیز مؤید دقت بالاتر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیونی بود. برخی محققین، دقت شبکه عصبی را در تخمین وزن دنبه گوسفندان در مقایسه با مدل رگرسیون چندگانه بالاتر گزارش کردند (Norouzian and Vakili, 2016). Bahreini Behzadi (2021) بیان داشت روش شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند با داشتن دقتی نسبتاً برابر با مدل‌های رشد غیرخطی به‌عنوان ابزار قدرتمندی برای مدل‌سازی، مورد استفاده مدیران مزارع پرورش شتر قرار گیرد. امروزه، کارآیی استفاده از انواع مدل‌های رگرسیون، روش تحلیل مؤلفه اصلی، شبکه عصبی مصنوعی و سایر ابزارهای داده‌کاوی در تخمین وزن بدن دام از روی ابعاد بدنی، به اثبات رسیده است، اما دقت پیش‌بینی این روش‌ها و سهولت استفاده از آن‌ها، از دامی به دام

دیگر و از شرایطی به شرایط دیگر، متفاوت گزارش شده است (Bahashwan *et al.*, 2016).

نتیجه‌گیری کلی

با توجه به معیارهای نکویی برازش، نتایج این پژوهش نشان داد که هر دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندگانه دارای دقت قابل قبول در برآورد وزن بدن شتر بودند. با این حال، مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل رگرسیونی، دقت بالاتری در برآورد وزن بدن شترها داشت و بنابراین، ابزاری بسیار کارآمد و مناسب برای برآورد وزن بدن شتر است. همچنین، گروه‌بندی رکوردها بر اساس سن و نژاد نیز می‌تواند در افزایش دقت و کاهش خطا، مؤثر باشد.

جدول ۲- مدل‌های رگرسیون چندگانه گام به گام در تخمین وزن بدن شتر

Table 2. Stepwise multiple regression models for camel weight estimation

Groups	Models
Adult female Baluchi camels	Weight=-0.031- 0.199*Neck length-0.347* Neck girth-0.193* Hand length + 0.59*Shoulder heigh+0.08* Hump height-0.223* Hip height+0.397* Chest girth+0.162* Hip width-0.02* Tail length+0.27* Udder height+0.19* udder girth
Adult female Pakistani	Weight=-0.397+-0.02* Hand length+0.62* Shoulder height+0.37* Chest girth+0.51* Abdominal girth
Camels less than two years old	Weight=-0.058+0.036* Hand length+0.1* Neck length+0.124* Neck girth+0.241* Chest girth+0.1* Chest width+0.17* Abdominal girth
All camels evaluated	Weight=-0.123-0.088* Hand length-0.06* Neck girth+0. 47* Shoulder height+0.44* Chest girth+0.46* Abdominal girth

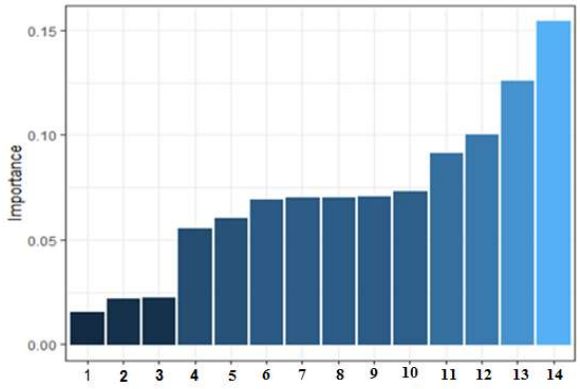

Fig. 1. Importance of variables in the neural network model for the body weight of adult female Baluchi camels. 1. Neck length, 2. Tail length, 3. Hump height, 4. Hip height, 5. Hand length, 6. Hip width, 7. Chest width, 8. Neck girth, 9. Udder girth, 10. Foot length, 11. Udder height, 12. Shoulder height, 13. Abdominal girth, 14. Chest girth

شکل ۱- اهمیت متغیرها در مدل شبکه عصبی برای صفت وزن شترهای ماده بالغ بلوچی. ۱: طول گردن، ۲: طول دم، ۳: ارتفاع کوهان تا زمین، ۴: ارتفاع کپل تا زمین، ۵: طول دست، ۶: عرض لگن، ۷: عرض سینه، ۸: دور گردن، ۹: دور پستان، ۱۰: طول پا، ۱۱: ارتفاع پستان، ۱۲: ارتفاع شانه تا زمین، ۱۳: دور شکم، ۱۴: دور سینه

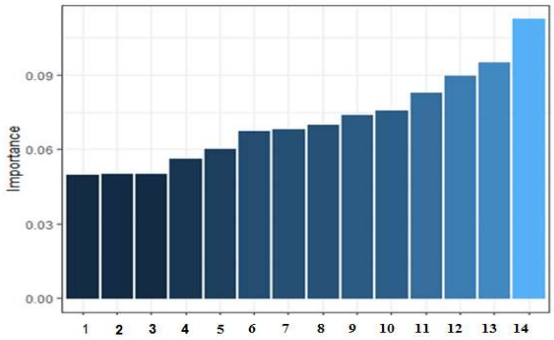

Fig. 2. Importance of variables in the neural network model for the body weight of adult female Pakistani camels. 1. Udder height, 2. Neck girth, 3. Foot length, 4. Hip width, 5. Neck length, 6. Udder girth, 7. Hip height, 8. Chest width, 9. Hand length, 10. Hump height, 11. Chest girth, 12. Tail length, 13. Abdominal girth, 14. Shoulder height

شکل ۲- اهمیت متغیرها در مدل شبکه عصبی برای صفت وزن شترهای ماده بالغ پاکستانی. ۱: ارتفاع پستان، ۲: دور گردن، ۳: طول پا، ۴: عرض لگن، ۵: طول گردن، ۶: دور پستان، ۷: ارتفاع کپل تا زمین، ۸: عرض سینه، ۹: طول دست، ۱۰: ارتفاع کوهان تا زمین، ۱۱: دور سینه، ۱۲: طول دم، ۱۳: دور شکم، ۱۴: ارتفاع شانه تا زمین

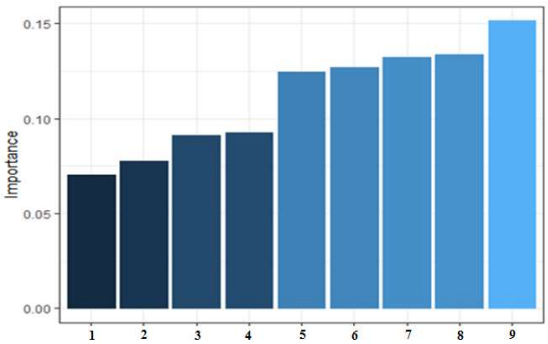

Fig. 3. Importance of variables in the neural network model for the body weight of less than two years old camels (Baluchi and Pakistani breeds). 1. Tail length, 2. Neck girth, 3. Abdominal girth, 4. Chest width, 5. Chest girth, 6. Neck length, 7. Foot length, 8. Hand length, 9. Hip width

شکل ۳- اهمیت متغیرها در مدل شبکه عصبی برای صفت وزن شترهای کمتر از ۲ سال سن (نژادهای بلوچی و پاکستانی). ۱: طول دم، ۲: دور گردن، ۳: دور شکم، ۴: عرض سینه، ۵: دور سینه، ۶: طول گردن، ۷: طول پا، ۸: طول دست، ۹: عرض لگن

جدول ۳- مقایسه دقت و کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیونی در برآورد وزن بدن شتر

Table 3. Comparison of the accuracy and efficiency of artificial neural network model and regression model in estimating camel body weight

Group	Model	R^2	RMSE	MAE	MAPE
Baluchi adult female	ANN	0.996	6.852	5.981	1.271
	MLR	0.979	22.955	18.917	4.328
Pakistani adult female	ANN	0.995	3.525	2.626	0.526
	MLR	0.989	5.377	4.355	0.844
Less than 2 years	ANN	0.896	13.959	10.518	14.022
	MLR	0.849	17.549	13.320	18.094
All camels	ANN	0.929	20.248	16.704	22.764
	MLR	0.903	38.505	29.051	30.714

ANN: Artificial neural network; MLR: Multiple linear regression; RMSE: Root mean square error; MAE: Mean absolute error; MAPE: Mean absolute percentage error

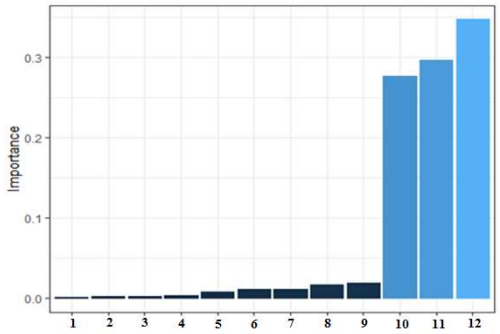

Fig. 4. Importance of variables in the neural network model for the body weight of less than two years old camels (Baluchi and Pakistani breeds). 1. Hump height h, 2. Chest width, 3. Hand length, 4. Foot length, 5. Neck length, 6. Hip width, 7. Hip height, 8. Tail length, 9. Neck girth, 10. Shoulder height, 11. Chest girth, 12. Abdominal girth

شکل ۴- اهمیت متغیرها در مدل شبکه عصبی برای صفت وزن بدن در کل جمعیت شترهای مورد ارزیابی. ۱: ارتفاع کوهان تا زمین، ۲: عرض سینه، ۳: طول دست، ۴: طول پا، ۵: طول گردن، ۶: عرض لگن، ۷: ارتفاع کپل تا زمین، ۸: طول دم، ۹: دور گردن، ۱۰: ارتفاع شانه تا زمین، ۱۱: دور سینه، ۱۲: دور شکم

فهرست منابع

Abegaz, S., & Awgichew, K. (2009). Technical bulletin no. 23. Estimation of weight and age of sheep and goat. Ethiopia sheep and goat productivity improvement program. ESGPIP, Ethiopia.

Asadzadeh, N., Bitaraf Sani, M., Shams Davodly, E., Zare Harofte, J., Khojestehkey, M., Abbaasi, S., & Shafie Naderi, A. (2021). Body weight prediction of dromedary camels using the machine learning models. *Iranian Journal of Applied Animal Science*, *11*(3), 605-614.

Atta, M., & el-Khidir, O. A. (2004). Use of heart girth, wither height and scapuloischial length for prediction of love weight of Nilotic sheep. *Small Ruminant Research*, *55*(1), 233-237. doi: 10.1016/j.smallrumres.2004.01.005

Babinec, T. (1997). Neural networks and statistical models. In: *Sawtooth Software Conference*.

Bahashwan, S., Alrawas, A. S., Alfadli, S., & Johnson, E. S. (2016). Dhofari cattle growth curve prediction by different nonlinear model functions. *Livestock Research for Rural Developmen*, *27*(12).

Bahreini Behzadi, M. R. (2015). Comparison of different growth models and artificial neural network to fit the growth curve of Lori-Bakhtiari sheep. *Journal of Ruminant Research*, *3*, 125-148. [In Persian]

Bahreini Behzadi, M. R. (2021). The use of artificial neural networks to describe growth of Iranian one humped camel (*Camelus dromedarius*). *Applied Animal Science Research Journal*, *10*(39), 83-88. doi: 10.22092/aasrj.2021.124939 [In Persian]

Bishop, C. M., & Nasrabadi, N. M. (2006). Pattern recognition and machine learning. Springer, New York.

Bitaraf-Sani, M., Khojastekey, M., Nobari, K., Mirjalili, A. B., Naderi, A. S., & Harafte, J. Z. (2023). Comparison of principal component analysis method and multiple regressions in estimating the weight of fattening camels. *Journal of Ruminant Research*, *11*(2), 37-48. doi: 10.22069/EJRR.2023.20394.1855 [In Persian]

Borah, S., Hines, E. L., & Bhuyan, M. (2007). Wavelet transform based image texture analysis for size estimation applied to the sorting of tea granules. *Journal of Food Engineering*, *79*(2), 629-639. doi: 10.1016/j.jfoodeng.2006.02.022

Cannas, A., & Boe, F. (2003). Prediction of the relationship between body weight and body condition score in sheep. *Italian Journal of Animal Science*, *2*, 527-529. doi: 10.4081/ijas.2003.11676065

Çelik, Ş. (2021). Modeling and estimation of camel population in Turkey with time series analysis and Artificial Neural Networks. *International Journal of Research in Engineering and Science*, *9*(5), 38-44. doi: 10.5281/zenodo.10651136

Derks, E. P. P. A., Pastor, M. S., & Buydens, L. M. C. (1995). Robustness analysis of radial base function and multi-layered feed-forward neural network models. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, *28*(1), 49-60. doi: 10.1016/0169-7439(95)80039-C

Ehsaninia, J., Faye, B., Ghavi Hossein-Zadeh, N. (2020). Phenotypic diversity of camel ecotypes (*Camelus dromedarius*) in the south region of Kerman province of Iran. *Iranian Journal of Applied Animal Science*, *10*(4), 165-172.

Francis, J., Sibanda, S., & Kristensen, T. (2002). Estimating body weight of cattle using linear body measurements. *Zimbabwe Veterinary Journal*, *33*(1), 15-21. doi: 10.4314/zvj. v33i1.5297

Garson, G. D. (1991). Interpreting neural-network connection weights. *AI expert*, *6*(4), 46-51.

Grzesiak, W., Lacroix, R., Wójcik, J., & Blaszczyk, P. (2003). A comparison of neural network and multiple regression predictions for 305-day lactation yield using partial lactation records. *Canadian Journal of Animal Science*, *83*(2), 307-310. doi: 10.4141/A02-002

Iqbal, Z. M., Javed, K., Abdullah, M., Ahmad, N., Ali, A., Khalique, A., Aslam, N., & Younas, U. (2014). Estimation of body weight from different morphometric measurements in Kajli lambs. *Journal of Animal and Plant Science*, *24*, 700-703. doi: 10.13140/2.1.4283.9687

Kadim, I. T., Mahgoub, O., & Purchas, R. W. (2008). A review of the growth, and of the carcass and meat quality characteristics of the one-humped camel (*Camelus dromedaries*). *Meat Science*, *80*(3), 555-569. doi: 10.1016/j.meatsci.2008.02.010

Khojastehkey, M., Kalantar, M., Yeganeparast, M., Asadzadeh, N., & Souri, N. (2022). Comparison of artificial neural network accuracy and linear regression model in estimating the weight of dromedary camel using body measurements. *Animal Sciences Journal*, *35*(136), 3-16. doi: 10.22092/asj.2022.356403.2186 [In Persian]

Köhler-Rollefson, I., Mundy, P., & Mathias, E. (2001*).* A field manual of camel diseases: traditional and modern health care for the dromedary. ITDG publishing. *Breeding and Improvement of Livestock*, *1*(2), 73-82.

Mahmud, M. A., Shaba, P., & Zubairu, U. Y. (2014). Live body weight estimation in small ruminants-a review. *Global Journal of Animal Scientific Research*, *2*(2), 102-108.

Meghelli, I., Kaouadji, Z., Yilmaz, O., Cemal, I., Karaca, O., & Gaouar, S. B. S. (2020). Morphometric characterization and estimating body weight of two Algerian camel breeds using morphometric measurements. *Tropical Animal Health and Production*, *52*, 2505-2512. doi: 10.1007/s11250-020-02204-x

Menhaj, M. B. (1998). *Neural Networks Basis (Calculation Intelligence).* Second Print. Tehran: Amirkabir Industrial University. [In Persian]

Moradi Shahrbabak, H., Moradi Shahrbabak, M., Miraei Ashtiani, S. R., & Moghbeli, H. (2015). Determination of camel weight regression equation using biometrical traits of Yazdi camels breed by multivariate linear regression analysis based on the principal components analysis. *Animal Sciences Journal*, *28*(108), 25-34. doi: 10.22092/asj.2015.103709 [In Persian]

Norouzian, M. A., & Vakili Alavijeh, M. (2016). Comparison of artificial neural network and multiple regression analysis for prediction of fat tail weight of sheep. *Iranian Journal of Applied Animal Science*, *6*(4), 895-900.

Pereira, M. M., Mansano, C. F. M., Silva, E. P. D., & Stéfani, M. V. D. (2014). Growth in weight and of some tissues in the bullfrog: fitting nonlinear models during the fattening phase. *Ciência e Agrotecnologia*, *38*, 598-606. doi: 10.1590/S1413-70542014000600009

Ripley, B., Venables, W., & Ripley, M. B. (2016). R Package 'nnet'. Available at: https://cran.r-project.org/web/packages/nnet/index.html

Ruchay, A., Kober, V., Dorofeev, K., Kolpakov, V., Dzhulamanov, K., Kalschikov, V., & Guo, H. (2022). Comparative analysis of machine learning algorithms for predicting live weight of Hereford cows. *Computers and Electronics in Agriculture*, *195*, 106837. doi: 10.1016/j.compag.2022.106837

Salau, J., Haas, J. H., Junge, W., Bauer, U., Harms, J., & Bieletzki, S. (2014). Feasibility of automated body trait determination using the SR4K time-of-flight camera in cow barns. *SpringerPlus*, *3*, 1-16. doi: 10.1186/2193-1801-3-225

Slósarz, P., Stanisz, M., Boniecki, P., Przybylak, A., Lisiak, D., & Ludwiczak, A. (2011). Artificial neural network analysis of ultrasound image for the estimation of intramuscular fat content in lamb muscle. *African Journal of Biotechnology*, *10*(55), 11792. doi: 10.5897/AJB11.197

Tsegaye, D., Belay, B., & Haile, A. (2013). Linear body measurements as predictor of body weight in hararghe highland goats under farmer's environment: Ethiopia. *Global Veterinaria*, *11*(5), 649-656. doi: 10.5829/idosi.gv.2013.11.5.76135

Zakizadeh, S., Saghi, D. A., & Memarian, H. (2020). Mathematical description of growth curve in Kurdish sheep using artificial neural network and its comparison with non-linear models. *Animal Production Research*, *9*(1), 45-59. doi: 10.22124/ar.2020.13212 [In Persian]