

## Description of Growth Curve in Moghani Sheep using Artificial Neural Networks

Rashid Safari<sup>1\*</sup>, Mohammadreza Sheikhlou<sup>2</sup>, Mohammad Esmailpour<sup>3</sup>,  
Zeinab Ghorbani<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Assistant Professor, Department of Animal Sciences, Ahar Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Tabriz, Ahar, Iran, Email: rashid.safari@gmail.com

<sup>2</sup>Associated Professor, Department of Animal Sciences, Ahar Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Tabriz, Ahar, Iran, Email: mrsheikhlou@gmail.com

<sup>3</sup>Assistant Professor, Ahar Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Tabriz, Ahar, Iran, Email: m.esmailpour@tabrizu.ac.ir

<sup>5</sup>MSc. Animal Science, Ahar Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Tabriz, Ahar, Iran, Email: z.ghorbani@yahoo.com

| Article Info                                                                                   | ABSTRACT                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                       |
|------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Article type:</b><br>Research Full Paper                                                    | <b>Background and Objectives:</b> Strategies should be considered to increase the growth and production of sheep meat in Iran. Weight prediction of sheep helps to determine the optimal time for slaughter as well as the appropriate feeding program. Weight prediction can be investigated using mathematical models describing growth. The purpose of this study was to evaluate the performance of artificial neural networks in predicting the weight of Moghani sheep during the growth period of the animal up to one year of age.                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                     |
| <b>Article history:</b><br>Received: 04/08/2024<br>Revised: 08/17/2024<br>Accepted: 08/20/2024 | <b>Materials and Methods:</b> In this study, the information related to the weight characteristics of 10,726 Moghani sheep from birth to one-year-old, which were collected during the years 1989 to 2016 in the breeding station of Moghani sheep located in Jafarabad Moghan, Ardabil province, was used. To investigate the growth curve, a multi-layer perceptron artificial neural network accompanied by the backpropagation algorithm was used in this research. Transfer functions such as tangent axon, sigmoid axon, and hyperbolic linear tangent and training algorithms such as momentum, gradient descent, and Levenberg–Marquardt algorithm were used to design the multi-layer perceptron neural network. After fitting nonlinear models and artificial neural network, goodness-of-fit indices including coefficient of determination $R^2$ , MSE and MAE were used to select the best model. |
| <b>Keywords:</b><br>Artificial neural networks<br>Growth traits<br>Moghani sheep               | <b>Results:</b> The results of this study showed that in the artificial neural network, with three input variables (sex, recording season and age), the hyperbolic axon tangent function and training algorithm of gradient descent was the best performance, with the explanation coefficient, the average square squares, and the average absolute error of 0.919, 602.60 and 3.50, respectively. In the artificial neural network with four input variables (sex, recording season, birth type and age), 1 hidden layer, axon stimulus function, and momentum                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               |

---

learning algorithm, had the best performance so that the explanation coefficient, average error squares, and an absolute error were 0.923, 123/864 and 2864/864, respectively. In the artificial neural network with five input variables (Sex, season of recording, type of birth, age of mother at birth and age of animal), 1 hidden layer, axon hyperbolic linear tangent stimulus function, and Levenberg–Marquardt algorithm, explanation coefficient, the average square squares, and the mean of the absolute error were 0.928, 0 and 2.754, respectively.

**Conclusion:** The results of this study showed that the artificial neural network model used in this research, with very high accuracy, can predict the weight of Moghani sheep during the animal's growth period up to one year of age. Therefore, the correlation coefficients in using three, four and five input variables to predict the weight of Moghani sheep were 0.95, 0.96 and 0.96, respectively.

---

**Cite this article:** Safari, R., Sheikhlou, M.R., Esmailpour, M., Ghorbani, Z. (2025). Description of Growth Curve in Moghani Sheep using Artificial Neural Networks. *Journal of Ruminant Research*, 13(1), 37-52 .



© The Author(s).

DOI: 10.22069/ejrr.2024.22340.1949

Publisher: Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

---

## توصیف منحنی رشد گوسفند مغانی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

رشید صفری<sup>۱\*</sup>، محمدرضا شیخلو<sup>۲</sup>، محمد اسماعیل پور<sup>۳</sup>، زینب قربانی<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup> استادیار، گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی اهر، دانشگاه تبریز، رایانامه: rashid.safari@gmail.com

<sup>۲</sup> دانشیار، گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی اهر، دانشگاه تبریز، رایانامه: mrsheikhlou@gmail.com

<sup>۳</sup> استادیار، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی اهر، دانشگاه تبریز، رایانامه: m.esmaeilpour@tabrizu.ac.ir

<sup>۴</sup> دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی اهر، دانشگاه تبریز، رایانامه: z.ghorbani@yahoo.com

| اطلاعات مقاله                                                                | چکیده                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        |
|------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| نوع مقاله:<br>مقاله کامل علمی - پژوهشی                                       | <p><b>سابقه و هدف:</b> راه‌کارهایی به منظور افزایش رشد و تولید گوشت گوسفند در ایران در نظر گرفته شده است. تخمین وزن گوسفند به تعیین زمان بهینه برای کشتار و همچنین برنامه تغذیه‌ای مناسب کمک می‌کند. تخمین وزن گوسفند را می‌توان با استفاده از مدل‌های ریاضی توصیف‌کننده رشد بررسی نمود. هدف از این مطالعه بررسی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی وزن گوسفند مغانی در طول دوره رشد حیوان تا یک سالگی است.</p>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             |
| تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱/۲۰<br>تاریخ ویرایش: ۱۴۰۳/۵/۲۷<br>تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۵/۳۰ | <p><b>مواد و روش‌ها:</b> در این تحقیق از اطلاعات مربوط به صفات وزن گوسفندان مغانی از تولد تا یک سالگی به تعداد ۱۰۷۲۶ رأس که طی سال‌های ۱۳۶۸ تا ۱۳۹۵ در ایستگاه اصلاح نژاد گوسفند مغانی واقع در جعفرآباد مغان استان اردبیل جمع‌آوری شده بود، استفاده گردید. از یک شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس انتشار خطا جهت پیش‌بینی وزن حیوان در طول دوره رشد استفاده گردید. از توابع انتقالی همچون تانژانت اکسون، سیگموئید اکسون و تانژانت هیپربولیک خطی اکسون و الگوریتم‌های آموزشی همچون مونتوم، گرادیان نزولی و لوبنرگ مارکوات جهت طراحی ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شد. شاخص‌های نیکویی برازش جهت انتخاب بهترین ساختار شبکه شامل ضریب تبیین (<math>R^2</math>)، مجذور میانگین مربعات خطا (MSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) بود.</p> |
| واژه‌های کلیدی:<br>صفات رشد<br>شبکه عصبی مصنوعی<br>گوسفند مغانی              | <p><b>یافته‌ها:</b> در شبکه عصبی مصنوعی با سه متغیر ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری و سن دام)، تابع تانژانت هیپربولیک اکسون و الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی بهترین عملکرد را داشت به طوری که ضریب تبیین، مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب ۰/۹۱۹، ۲۱/۶۰۲ و ۳/۵۰۴ بودند. در شبکه عصبی مصنوعی با چهار متغیر ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری، تیپ تولد و سن دام)، تابع محرک تانژانت هیپربولیک اکسون و الگوریتم آموزشی مونتوم بهترین عملکرد را داشت به طوری که ضریب تبیین، مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب ۰/۹۲۳، ۱۴/۸۸۷ و ۲/۸۶۴ بودند. در مدل شبکه عصبی مصنوعی با پنج متغیر ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری، تیپ تولد، سن مادر هنگام زایش و سن دام)،</p>                                                                          |

---

تابع محرک تانژانت هیپربولیک خطی آکسون و الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات توانایی تخمین وزن گوسفند مغانی را دارا بود و در این ساختار، ضریب تبیین، مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب ۰/۹۲۸، ۱۳/۷۹۰ و ۲/۷۵۴ بودند.

**نتیجه گیری:** نتایج این تحقیق نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی بکار رفته با دقت بسیار بالایی توانایی پیش‌بینی وزن گوسفند مغانی در طول دوره رشد حیوان تا یک سالگی را دارد. به طوری که ضرایب همبستگی در استفاده از سه، چهار و پنج متغیر ورودی جهت پیش‌بینی وزن گوسفند مغانی به ترتیب ۰/۹۵، ۰/۹۶ و ۰/۹۶ بود.

---

**استناد:** صفری، رشید؛ شیخ‌لو، محمدرضا؛ اسماعیل‌پور، محمد؛ قربانی، زینب. (۱۴۰۴). توصیف منحنی رشد گوسفند مغانی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. پژوهش در نشخوارکنندگان، ۱۳(۱)، ۳۷-۵۲.

DOI: 10.22069/ejrr.2024.22340.1949



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

---

## مقدمه

گوسفند مغانی یک نژاد مقاوم به تغییرات آب و هوایی و دارای سرعت رشد مطلوب می‌باشد. قلمرو اصلی پرورش آن در مناطق غرب ایران است. اگرچه در برخی منابع گوسفند مغانی را دامی دومنظوره عنوان کرده‌اند، اما با توجه به اینکه این نژاد توانایی بالایی برای تولید بره‌های سنگین دارد، یک نژاد گوشتی محسوب شده و هدف اصلی از پرورش این نژاد تولید گوشت است (Ghavi Hosseinzadeh و همکاران، ۲۰۱۰ و Jafaroghli و همکاران، ۲۰۱۰). لذا پرورش‌دهندگان گوسفند برای افزایش وزن بدن در هنگام فروش عمدتاً توجه خاصی به صفات رشد دارند. با توجه به این‌که حدود ۱۱ میلیون تن علوفه قابل‌برداشت در شرایط بارش نرمال در مراتع ایران تولید می‌شود که ۳۱ درصد از علوفه دام کشور را تأمین می‌نماید (سایت سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری ایران<sup>۱</sup>)، همیشه باید راه‌کارهایی به‌منظور افزایش رشد و تولید گوشت گوسفند در کشور نظر گرفت (Bahreini Behzadi، ۲۰۱۵). رشد یکی از مهم‌ترین صفات اقتصادی گوسفند می‌باشد که به‌صورت افزایش تعداد سلول‌های بدنی یا افزایش وزن بدن در دوره خاصی از طول عمر دام تعریف می‌شود (Daskiran و همکاران، ۲۰۱۰). تخمین وزن دام‌های اهلی به تعیین زمان بهینه برای کشتار و همچنین برنامه تغذیه‌ای مناسب کمک می‌کند (Fitzhugh، ۱۹۷۶). با تخمین وزن دام، رشد حیوان در آینده قابل پیش‌بینی بوده و می‌توان از این اطلاعات، در برنامه‌های اصلاح نژادی جهت انتخاب دام‌های مناسب استفاده کرد. رشد حیوانات را می‌توان با استفاده از مدل‌های ریاضی توصیف‌کننده رشد بررسی نمود. مدل‌های رشد، توابع ریاضی هستند که برای توصیف الگوی رشد به‌کاررفته و این توابع، اطلاعات مربوط به رشد آینده حیوان را

ارائه می‌دهند (Bahreini Behzadi، ۲۰۱۵). برای مدل‌سازی پدیده رشد از مدل‌های مختلف استفاده می‌شود. معمولاً این روش‌ها دارای پیش‌فرض‌ها و محدودیت‌هایی هستند. لذا استفاده از روش‌های با محدودیت کمتر جهت پیش‌بینی رشد می‌تواند مفید باشد. بر این اساس، شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند یکی از مناسب‌ترین روش‌ها در این زمینه باشد زیرا شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل کشف روابط غیرخطی بین داده‌های ورودی و استخراج مدل پویای حاکم بر داده‌ها، به‌عنوان ابزاری قوی در پیش‌بینی پارامترها می‌باشد (Safari و همکاران، ۲۰۲۴). همچنین، توانایی شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی سامانه‌های غیرخطی و پیچیده موجب شده تا این روش در شاخه‌های مختلف علوم دامی مورداستفاده قرار گیرد (Izy و Zarghi، ۲۰۱۵؛ Mirderikvandi و همکاران، ۲۰۱۵؛ Beiranvand و همکاران، ۲۰۱۶).

در تحقیقی، تخمین میزان رشد گوسفند کردی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بررسی شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی با صحت خوبی ( $R^2 = 0.9735$ ) توانست وزن گوسفند کردی را پیش‌بینی نماید (Zakizadeh و همکاران، ۲۰۲۰). در پژوهش دیگری، تخمین صفات رشد گوسفند لری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بر اساس میزان ضریب تبیین گزارش‌شده، موفق بود (Beiranvand و همکاران، ۲۰۱۶). در پژوهشی، وزن بدن گوسفند هارنایی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ضریب تبیین و مجذور میانگین مربعات خطا گزارش‌شده به ترتیب ۸۱/۹۹ و ۱/۵۸۹) با موفقیت پیش‌بینی شد (Muhammad و همکاران، ۲۰۱۵). عوامل متعددی بر وزن دام تأثیرگذارند که از آن جمله می‌توان به سن دام، جنسیت دام، فصل تولد (در این تحقیق، با توجه به رکوردگیری‌ها در سنین مختلف، فصل رکوردگیری لحاظ شد)، تیپ تولد و سن مادر در هنگام زایمان

<sup>1</sup> <https://frw.ir>

اشاره کرد (Ghorbani و همکاران، ۲۰۲۱). در آموزش و اعتبارسنجی شبکه عصبی مصنوعی جهت تعیین ساختار بهینه از الگوریتم‌های آموزشی و توابع فعالیت مختلف با متغیرهای ورودی تأثیرگذار در حالت‌های مختلف استفاده می‌شود (Safari و همکاران، ۲۰۲۴). هدف این مطالعه پیش‌بینی وزن گوسفند مغانی در طول دوره رشد حیوان تا یک‌سالگی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بر اساس مجموعه داده‌های با سه ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری و سن دام)، چهار ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری، تیپ تولد و سن دام) و پنج ورودی مختلف (جنسیت، فصل رکوردگیری، تیپ تولد، سن مادر در هنگام زایش و سن دام) با استفاده از الگوریتم‌های آموزشی (تانزانیت هیپربولیک آکسون، سیگموئید آکسون و تانزانیت هیپربولیک خطی آکسون) و توابع فعالیت مختلف (مومتوم، گرادیان نزولی و لونبرگ مارکوات) بدون استفاده از وزن دام به عنوان متغیر ورودی می‌باشد تا بدین ترتیب بتوان قبل از آغاز به پرورش دام، وزن حیوان را در سنین مختلف پیش‌بینی کرد و در صورت نیاز اقدام به انتخاب حیوانات مناسب جهت پرورش نمود.

### مواد و روش‌ها

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق مربوط به صفات وزن تولد، سه‌ماهگی، شش‌ماهگی، نه‌ماهگی و یک‌سالگی ۱۰۷۲۶ رأس گوسفند مغانی بود که طی سال‌های ۱۳۶۸ تا ۱۳۹۵ در ایستگاه اصلاح نژاد گوسفند مغانی واقع در جعفرآباد مغان استان اردبیل جمع‌آوری شده بود. فایل داده‌ها شامل شماره شناسایی حیوان، گله، جنس، سال تولد، ماه تولد، تیپ تولد، سن دام و وزن دام بود. جهت ویرایش اولیه داده‌ها و آماده‌سازی فایل رکوردها برای آنالیز اصلی از نرم‌افزارهای Exell و FoxPro 6 استفاده گردید.

حیواناتی که حاوی پنج رکورد مربوط به وزن تولد و وزن سه‌ماهگی، شش‌ماهگی، نه‌ماهگی و یک‌سالگی بودند در شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفتند. حداکثر سن مورد قبول برای ثبت وزن یک‌سالگی ۴۰۰ روز در نظر گرفته شد. رکوردهای خارج از دامنه سه انحراف معیار از میانگین برای هر سن وزن‌گیری حذف گردید. همچنین پس از آماده‌سازی فایل رکوردها، اوزان بدن برای سنین مختلف هر حیوان بررسی و رکورد دام‌هایی که افزایش و یا کاهش غیرمنطقی در سنین مختلف داشتند، حذف شدند (Bahreini Behzadi، ۲۰۱۸). جنس گوسفند، تیپ تولد، سال تولد، ماه تولد، سن مادر به هنگام زایش به همراه ستون سن به‌روز (از تولد تا یک‌سالگی) به عنوان اطلاعات ورودی و وزن گوسفند در سنین مختلف به کیلوگرم (از تولد تا یک‌سالگی) به عنوان اطلاعات خروجی به شبکه عصبی معرفی شدند. از توابع انتقال تانزانیت هیپربولیک آکسون، سیگموئید آکسون و تانزانیت هیپربولیک خطی آکسون و الگوریتم‌های آموزشی مومتوم، گرادیان نزولی و لونبرگ مارکوات جهت طراحی ساختار شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده گردید (Safari و همکاران، ۲۰۲۴). ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده به روش آزمون و خطا به دست آمد و تعداد نورون‌های موجود در لایه ورودی و خروجی مشخص شد (Bahreini Behzadi، ۲۰۱۵). برای این کار پارامترهای مختلف شبکه نظیر تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نورون‌ها در هر لایه پنهان، قانون یادگیری و تعداد دوره‌های یادگیری مورد ارزیابی قرار گرفت. بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی نیز با بررسی حالات مختلف شبکه و ارزیابی اختلاف بین مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده و همچنین معیارهای نکویی برازش انجام شد (Bahreini Behzadi، ۲۰۱۵). برای شبکه‌های عصبی طراحی‌شده در این تحقیق از

## توصیف منحنی رشد گوسفند مغانی با استفاده از شبکه‌های... / رشید صفری و همکاران

۷۸۹۶ ردیف داده که هر ردیف شامل اطلاعات جنسیت، سال، ماه و تیپ تولد و سن و وزن حیوان در سنین مختلف بود استفاده گردید. از این مجموعه داده‌ها ۵۰ درصد برای آموزش شبکه، ۲۵ درصد برای اعتبارسنجی و ۲۵ درصد نیز برای آزمون شبکه در نظر گرفته شد. از شاخص‌های نکویی برازش شامل ضریب تبیین ( $R^2$ )، مجذور میانگین مربعات خطا (MSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) جهت

انتخاب بهترین مدل شبکه عصبی استفاده گردید (Torres و همکاران، ۲۰۰۵). در این تحقیق، از نرم-افزار Neuro Solutions 5 برای طراحی و اجرای شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده گردید.

### نتایج و بحث

نتایج عملکرد شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی وزن زنده گوسفند مغانی در طول دوره رشد در جدول ۱ آمده است.

جدول ۱- عملکرد شبکه عصبی مصنوعی با ساختارهای یکسان در لایه ورودی و پنهان با سه، چهار و پنج ورودی جهت پیش‌بینی وزن زنده گوسفند مغانی

Table 1. The performance of artificial neural network with the same structures in the input and hidden layers with 3, 4 and 5 inputs to predict live weight of Moghani shee

| MAE<br>میانگین خطای<br>مطلق                                | MSE<br>مجذور میانگین<br>مربعات خطا | $R^2$<br>ضریب تبیین | تابع فعالیت/ الگوریتم آموزشی<br>Activity function / Training algorithm                                |
|------------------------------------------------------------|------------------------------------|---------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| مجموعه داده‌ها با سه ورودی<br>A dataset with three inputs  |                                    |                     |                                                                                                       |
| 3.603                                                      | 22.504                             | 0.918               | تانزانته هیپربولیک آکسون / مومنتوم<br>Hyperbolic tangent axon/ momentum /                             |
| 4.924                                                      | 36.597                             | 0.859               | سیگموئید آکسون / مومنتوم<br>Sigmoid axon /momentum                                                    |
| 3.613                                                      | 21.566                             | 0.917               | تانزانته هیپربولیک خطی آکسون / مومنتوم<br>Linear hyperbolic tangent axon /momentum                    |
| 3.504                                                      | 21.602                             | 0.919               | تانزانته هیپربولیک آکسون / گرادیان نزولی<br>Hyperbolic tangent axon/ conjugate gradient               |
| 3.352                                                      | 19.517                             | 0.917               | سیگموئید آکسون / گرادیان نزولی<br>Sigmoid axon/ conjugate gradient                                    |
| 3.694                                                      | 22.715                             | 0.912               | تانزانته هیپربولیک خطی آکسون / گرادیان نزولی<br>Linear hyperbolic tangent axon/ conjugate gradient    |
| 3.495                                                      | 19.865                             | 0.917               | تانزانته هیپربولیک آکسون / لونبرگ مارکوات<br>Hyperbolic tangent axon/ Leven-berg-Marquardt            |
| 3.317                                                      | 19.346                             | 0.916               | سیگموئید آکسون / لونبرگ مارکوات<br>Sigmoid axon/ Leven-berg-Marquardt                                 |
| 3.642                                                      | 22.796                             | 0.918               | تانزانته هیپربولیک خطی آکسون / لونبرگ مارکوات<br>Linear hyperbolic tangent axon/ Leven-berg-Marquardt |
| مجموعه داده‌ها با چهار ورودی<br>A dataset with four inputs |                                    |                     |                                                                                                       |
| 2.864                                                      | 14.887                             | 0.923               | تانزانته هیپربولیک آکسون / مومنتوم<br>Hyperbolic tangent axon/ momentum /                             |
| 5.041                                                      | 36.049                             | 0.865               | سیگموئید آکسون / مومنتوم<br>Sigmoid axon /momentum                                                    |

| MAE<br>میانگین خطای<br>مطلق                               | MSE<br>مجدور میانگین<br>مربعات خطا | R <sup>2</sup><br>ضریب تبیین | تابع فعالیت/ الگوریتم آموزشی<br>Activity function / Training algorithm                                |
|-----------------------------------------------------------|------------------------------------|------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 3.459                                                     | 20.734                             | 0.916                        | تانزانته هیپربولیک خطی آکسون / مومنتوم<br>Linear hyperbolic tangent axon / momentum                   |
| 3.297                                                     | 19.279                             | 0.919                        | تانزانته هیپربولیک آکسون / گرادیان نزولی<br>Hyperbolic tangent axon/ conjugate gradient               |
| 3.456                                                     | 21.119                             | 0.920                        | سیگموئید آکسون / گرادیان نزولی<br>Sigmoid axon/ conjugate gradient                                    |
| 3.456                                                     | 22.052                             | 0.918                        | تانزانته هیپربولیک خطی آکسون / گرادیان نزولی<br>Linear hyperbolic tangent axon/ conjugate gradient    |
| 3.467                                                     | 21.240                             | 0.915                        | تانزانته هیپربولیک آکسون / لونبرگ مارکوات<br>Hyperbolic tangent axon/ Leven-berg-Marquardt            |
| 3.260                                                     | 19.157                             | 0.921                        | سیگموئید آکسون / لونبرگ مارکوات<br>Sigmoid axon/ Leven-berg-Marquardt                                 |
| 3.311                                                     | 19.498                             | 0.918                        | تانزانته هیپربولیک خطی آکسون / لونبرگ مارکوات<br>Linear hyperbolic tangent axon/ Leven-berg-Marquardt |
| مجموعه داده‌ها با پنج ورودی<br>A dataset with five inputs |                                    |                              |                                                                                                       |
| 2.802                                                     | 14.240                             | 0.926                        | تانزانته هیپربولیک آکسون / مومنتوم<br>Hyperbolic tangent axon/ momentum /                             |
| 4.161                                                     | 27.391                             | 0.850                        | سیگموئید آکسون / مومنتوم<br>Sigmoid axon / momentum                                                   |
| 2.931                                                     | 15.155                             | 0.922                        | تانزانته هیپربولیک خطی آکسون / مومنتوم<br>Linear hyperbolic tangent axon / momentum                   |
| 2.863                                                     | 14.507                             | 0.924                        | تانزانته هیپربولیک آکسون / گرادیان نزولی<br>Hyperbolic tangent axon/ conjugate gradient               |
| 2.788                                                     | 14.200                             | 0.925                        | سیگموئید آکسون / گرادیان نزولی<br>Sigmoid axon/ conjugate gradient                                    |
| 2.849                                                     | 14.003                             | 0.926                        | تانزانته هیپربولیک خطی آکسون / گرادیان نزولی<br>Linear hyperbolic tangent axon/ conjugate gradient    |
| 2.786                                                     | 14.188                             | 0.927                        | تانزانته هیپربولیک آکسون / لونبرگ مارکوات<br>Hyperbolic tangent axon/ Leven-berg-Marquardt            |
| 2.868                                                     | 14.741                             | 0.922                        | سیگموئید آکسون / لونبرگ مارکوات<br>Sigmoid axon/ Leven-berg-Marquardt                                 |
| 2.754                                                     | 13.790                             | 0.928                        | تانزانته هیپربولیک خطی آکسون / لونبرگ مارکوات<br>Linear hyperbolic tangent axon/ Leven-berg-Marquardt |

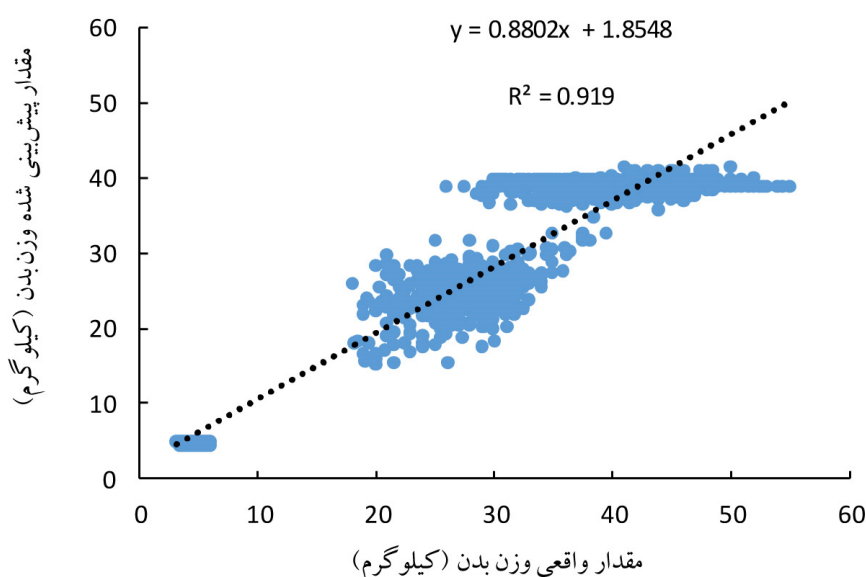
R<sup>2</sup> = ضریب تبیین؛ MSE = مجدور میانگین مربعات خطا و MAE = میانگین خطای مطلق

بالاتری می‌تواند تغییرات مربوط به وزن دام را پیش-بینی کند (Safari و همکاران، ۲۰۲۴). مطابق جدول ۱ در مجموعه داده‌ها با سه ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری و سن دام)، در الگوریتم آموزشی

بر اساس معیارهای عملکرد هرچقدر ضریب تبیین دارای مقدار بیشتر (نزدیک به یک)، مجدور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق مقادیر پایین‌تری (نزدیک به صفر) داشته باشند شبکه عصبی با دقت

مربعیات خطا و میانگین خطای مطلق داشت. در الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات، نیز تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک خطی آکسون با بیشترین مقدار ضریب تبیین و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق بهترین عملکرد را داشت. بدترین عملکرد را تابع فعالیت سیگموئید آکسون با کمترین میزان ضریب تبیین و بیشترین میزان مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق دارا بود. منحنی‌های رگرسیون مربوط به مقادیر وزن پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی با سه ورودی، برای بهترین ساختار شبکه (بیشترین ضریب تبیین و کمترین مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق) در شکل ۱ آورده شده است.

مؤتمنوم، بهترین عملکرد را تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون با بیشترین ضریب تبیین و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب برابر با ۰/۹۱۸، ۲۲/۵۰۴ و ۳/۶۰۳ داشت و بدترین عملکرد متعلق به تابع فعالیت سیگموئید آکسون با کمترین ضریب تبیین و بیشترین میزان مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق بود. همچنین در الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی، بهترین عملکرد را تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون با بیشترین مقدار ضریب تبیین و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق، و بدترین عملکرد را تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک خطی آکسون با کمترین میزان ضریب تبیین و بیشترین میزان مجذور میانگین



شکل ۱- منحنی رگرسیونی مقادیر پیش‌بینی شده وزن بدن دام با استفاده از شبکه عصبی در مجموعه داده‌هایی با سه ورودی الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون در مقابل مقادیر مشاهده شده وزن بدن تا یک‌سالگی.

Figure 1. The regression curve of the predicted values of animal body weight using neural network in a data set with three inputs of the gradient descent training algorithm and the hyperbolic tangent activity function of the axon against the observed values of body weight up to one-year-old.

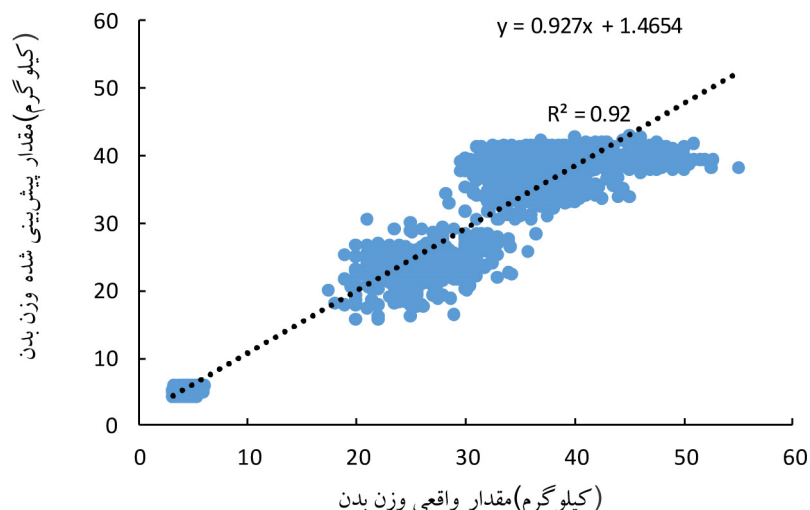
گرادیان نزولی و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون می‌باشد که منحنی رگرسیون آن در شکل ۱ آورده شده است. در شکل‌های ۱، ۲ و ۳، گسستگی

بین ساختارهای شبکه با یک‌لایه پنهان و سه ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری و سن دام) بهترین ساختار شبکه مربوط به الگوریتم آموزشی

در رکوردهای وزن بدن مشاهده می‌شود زیرا در این پژوهش، در فاصله وزنی حدود هفت تا ۱۵ کیلوگرم، رکوردی برای دام‌ها وجود نداشت. در شکل ۱، ضریب همبستگی ۹۵/۸ درصد (ضریب تبیین: ۰/۹۱۹۱) بین مقادیر پیش‌بینی شده وزن بدن دام با مقادیر واقعی وزن بدن نشان از دقت مناسب این ساختار شبکه در پیش‌بینی وزن زنده دام در سنین مطابق با جدول ۱، در مجموعه داده‌هایی با چهار ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری، تیپ تولد و سن دام) برای الگوریتم آموزشی مومنتوم، تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون با بالاترین مقدار ضریب تبیین و پایین‌ترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب با مقادیر ۰/۹۲۳، ۱۴/۸۸۷ و ۲/۸۶۴ در مقایسه با سایر ساختارهای شبکه الگوریتم آموزش مومنتوم در هر دولایه ورودی و پنهان دارای بهترین عملکرد بود. در الگوریتم آموزشی گرادینان نزولی، بهترین عملکرد را تابع فعالیت سیگموئید آکسون با بیشترین مقدار ضریب تبیین و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق با مقادیر ۰/۹۲۰، ۲۱/۱۱۹ و ۳/۴۵۶ داشت. در الگوریتم آموزشی لونیبرگ مارکوات، تابع فعالیت سیگموئید آکسون با بیشترین مقدار ضریب تبیین ۰/۹۲۱ و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب برابر با ۱۹/۱۵۷ و ۳/۲۶۰ بهترین عملکرد را داشت؛ بنابراین منحنی‌های رگرسیون مربوط به مقادیر وزن

مختلف (از تولد تا یک‌سالگی) است. با توجه به این بخش از نتایج ساختار شبکه با الگوریتم آموزشی گرادینان نزولی و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون با سه ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری و سن دام) و یک‌لایه پنهان به‌عنوان بهترین ساختار معرفی می‌گردد.

پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی با چهار ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری، تیپ تولد و سن دام) برای بهترین ساختار شبکه (بیشترین ضریب تبیین و کمترین مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق) در شکل ۲ آورده شده است. مقدار ضریب همبستگی ۰/۹۶ (ضریب تبیین: ۰/۹۲۳۹) در شکل ۲ نشان می‌دهد که شبکه عصبی با ساختار الگوریتم آموزشی مومنتوم و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون به میزان ۹۶ درصد، مقادیر واقعی وزن بدن را پیش‌بینی می‌کند و در این ساختار همبستگی مناسب بین مقادیر پیش‌بینی شده وزن بدن دام با مقادیر واقعی وزن بدن نسبت به سایر ساختارهای شبکه با چهار ورودی و یک لایه پنهان وجود دارد. با توجه به این بخش از نتایج ساختار شبکه با الگوریتم آموزشی مومنتوم و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون با چهار ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری، تیپ تولد و سن دام) و یک‌لایه پنهان به‌عنوان بهترین ساختار شبکه معرفی می‌گردد.



شکل ۲- منحنی رگرسیونی مقادیر پیش‌بینی شده وزن بدن دام با استفاده از شبکه عصبی در مجموعه داده‌هایی با چهار ورودی الگوریتم آموزشی مومنتوم و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون در مقابل مقادیر مشاهده شده وزن بدن تا یک سالگی.

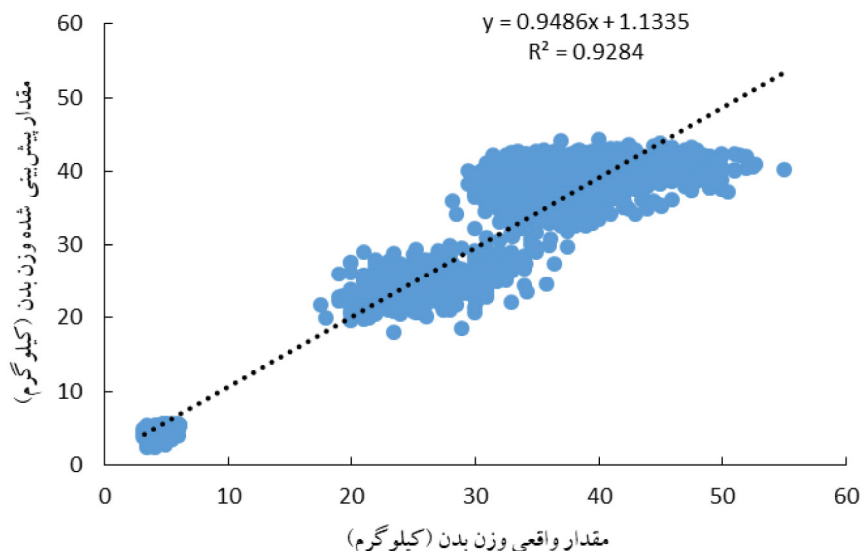
Figure 2. The regression curve of the predicted values of animal body weight using a neural network in a data set with four inputs of the momentum training algorithm and the hyperbolic tangent activity function of the axon against the observed values of body weight up to one-year-old.

خطی آکسون با بیشترین مقدار ضریب تبیین و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب برابر با ۰/۹۲۸، ۱۳/۷۹۰ و ۲/۷۵۴ بهترین عملکرد را داشت و تابع فعالیت سیگموئید آکسون با کمترین مقدار ضریب تبیین و بیشترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق دارای ضعیف‌ترین عملکرد بود. منحنی رگرسیون مربوط به مقادیر وزن پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی با پنج ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری، تیپ تولد، سن مادر هنگام زایش و سن دام) برای بهترین ساختار شبکه (بیشترین ضریب تبیین و کمترین مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق) در شکل ۳ آورده شده است. در این شکل، مقدار ضریب همبستگی ۰/۹۶ (ضریب تبیین: ۰/۹۲۸۴) می‌باشد که نشان می‌دهد شبکه عصبی با این ساختار به میزان ۹۶ درصد مقادیر واقعی وزن بدن را پیش‌بینی می‌کند که نشان‌دهنده همبستگی مناسب مقادیر پیش‌بینی شده وزن بدن دام با مقادیر واقعی وزن بدن نسبت به سایر ساختارهای شبکه با

مطابق جدول ۱، در مجموعه داده‌هایی با پنج ورودی در الگوریتم آموزشی مومنتوم، تابع فعالیت آکسون با بیشترین ضریب تبیین و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب برابر با ۰/۹۲۶، ۱۴/۲۴۰ و ۲/۸۰۲ بهترین عملکرد را نشان داد و تابع فعالیت سیگموئید آکسون با کمترین ضریب تبیین ۰/۸۵ و بیشترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب ۲۷/۳۹۱ و ۴/۱۶۱ ضعیف‌ترین عملکرد را داشت. در الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی، تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک خطی آکسون با بیشترین مقدار ضریب تبیین و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب برابر با ۰/۹۲۶، ۱۴/۰۰۳ و ۲/۸۴۹ بهترین عملکرد را داشت و ضعیف‌ترین عملکرد متعلق به تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون با کمترین مقدار ضریب تبیین و بیشترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق بود. در الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات، تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک

رکوردگیری، تیپ تولد، سن مادر هنگام زایش و سن دام) و یک لایه پنهان به عنوان بهترین ساختار شبکه معرفی می گردد.

پنج ورودی و یک لایه پنهان است. با توجه به این بخش از نتایج ساختار شبکه با الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک خطی آکسون با پنج ورودی (جنسیت، فصل



شکل ۳ - منحنی رگرسیونی مقادیر پیش‌بینی شده وزن بدن دام با استفاده از شبکه عصبی در مجموعه داده‌هایی با پنج ورودی الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک خطی آکسون در مقابل مقادیر مشاهده شده وزن بدن تا یک سالگی.

Figure 3. Regression curve of predicted values of animal body weight using a neural network in data set with five inputs of Lunberg-Marquard training algorithm and linear hyperbolic tangent activity function of axon against observed values of body weight up to one-year-old.

با دقت عملکرد بالاتری طراحی کرد. به طوری که بدون در نظر گرفتن نوع الگوریتم و تابع فعالیت مورد استفاده در شبکه عصبی مصنوعی زمانی که از پنج متغیر ورودی شبکه عصبی استفاده شد عملکرد شبکه بهتر از استفاده از چهار متغیر ورودی و سه متغیر ورودی بود. در مجموعه داده‌هایی با سه ورودی، بهترین ساختار شبکه به الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی و تابع تانژانت هیپربولیک آکسون با داشتن بیشترین ضریب تبیین و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب برابر با ۰/۹۱۸، ۲۱/۶۰۲ و ۳/۵۰۴ تعلق گرفت. در مجموعه داده‌هایی با چهار ورودی، بهترین ساختار شبکه به الگوریتم آموزشی مونتوم و تابع تانژانت هیپربولیک آکسون با داشتن بیشترین ضریب تبیین و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به

در اکثر مطالعات صورت گرفته در رابطه با شبکه عصبی مصنوعی در تخمین مقادیر وزن گوسفند افزایش لایه پنهان تأثیر مثبتی بر نتایج حاصله نداشته است ولی برخی مطالعات افزایش دقت (Bahreini, Behzadi, ۲۰۱۵) و برخی کاهش دقت شبکه عصبی را در اثر افزایش تعداد لایه پنهان گزارش کرده‌اند (Beiranvand و همکاران، ۲۰۱۶). در این راستا بهترین نتایج شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه پنهان و سه، چهار و یا پنج ورودی با افزایش لایه پنهان به ۲ لایه مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج حاصله نشان داد که افزایش لایه‌های پنهان تأثیر مثبتی بر دقت شبکه ندارد. با توجه به نتایج به دست آمده از ساختارهای مختلف شبکه عصبی جهت پیش‌بینی صفات وزن گوسفند مغانی تا یک سالگی نشان داده شد که با افزودن تعداد ورودی‌های شبکه می‌توان شبکه عصبی مصنوعی

ترتیب برابر با ۰/۹۲۳، ۱۴/۸۸۷ و ۲/۸۶۴ تعلق گرفت. در مجموعه داده‌هایی با پنج ورودی، بهترین ساختار شبکه به الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات و تابع تانژانت هیپربولیک خطی آکسون با داشتن بیشترین ضریب تبیین و کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب برابر با ۰/۹۲۸، ۱۳/۷۹۰ و ۲/۷۵۴ تعلق گرفت؛ بنابراین در کل ساختارهای شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده جهت تخمین وزن گوسفند مغانی، شبکه با ساختار تابع تانژانت هیپربولیک خطی آکسون و الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات و با تعداد پنج ورودی در هر دولایه پنهان و خروجی دارای بهترین عملکرد است.

در مطالعه‌ای داده‌های رشد گوسفندان را با استفاده از دو نوع ساختار شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا و تابع پایه شعاعی یک نوع شبکه پس انتشار با الگوریتم آموزشی K-means مورد بررسی قرار دادند. در شبکه پرسپترون چندلایه مقدار ضریب تبیین و میانگین مربعات خطا به ترتیب برابر با ۸۵/۹ و ۷/۴۵۵ بود و این مقادیر در شبکه تابع پایه شعاعی نیز به ترتیب برابر با ۸۰/۹ و ۱۰/۱۸ بودند (Ganesan و همکاران، ۲۰۱۴) که نتایج حاصله نسبت به مطالعه حاضر با دقت کمتری توان پیش‌بینی وزن را نشان دادند. در تحقیق (Bahreini Behzadi، ۲۰۱۵) برای فرآیند پیش‌بینی رشد در گوسفندان لری بختیاری شبکه عصبی مصنوعی با ساختار، تابع انتقال سیگموئیدی و تابع خروجی تانژانت هیپربولیک خطی آکسون با الگوریتم یادگیری لونبرگ مارکوات انتخاب شده بود. ضریب تبیین و میانگین مربعات خطا با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مورد نظر به ترتیب ۸۸/۸ و ۴۱/۰۵ برآورد شد و همچنین میزان همبستگی برآورد شده ۹۴/۲ درصد بود که این مقادیر به دست آمده کمتر از نتایج تحقیق حاضر بودند. در پژوهشی، خصوصیات منحنی رشد گوسفند بلوچی را با استفاده

از شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرارداد و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با تابع فعالیت سیگموئید آکسون در لایه پنهان، تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک خطی آکسون در لایه خروجی و الگوریتم یادگیری لونبرگ مارکوات برای این مطالعه انتخاب شد (Bahreini Behzadi، ۲۰۱۸). در پژوهش دیگری، رشد گوسفند کرمانی با استفاده از ساختار شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با تعداد سه، شش و نه متغیر ورودی، یک‌لایه پنهان با الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات و تابع فعالیت سیگموئید آکسون مورد بررسی قرار دادند و به ترتیب ضریب همبستگی - های ۰/۷۲، ۰/۷۴ و ۰/۸۶ برآورد شد (Ghotbaldini و همکاران، ۲۰۱۸) که از مقدار برآورد شده در تحقیق حاضر کمتر بودند. در مطالعه دیگری، صفات رشد گوسفند لری با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه Feed-forward همراه با الگوریتم ژنتیک مورد بررسی قرار گرفت. ضریب تبیین برآورد شده برای جنس ماده و نر به ترتیب برابر با ۸۴/۳۶ و ۸۵/۴۹ درصد بود (Beiranvand و همکاران، ۲۰۱۶) که از مقدار نتایج این تحقیق کمتر بودند. مدل‌های رشد و شبکه عصبی مصنوعی در اردک مورد مقایسه قرار گرفت و نتایج آن‌ها برتری شبکه‌های عصبی با تابع پایه شعاعی را در مقابل رگرسیون غیرخطی نشان داد. ضرایب تبیین شبکه عصبی تابع پایه شعاعی و پرسپترون چندلایه به ترتیب برابر با ۰/۹۸۰ و ۰/۹۷۵ بود (Kaewtapee و همکاران، ۲۰۱۱).

### نتیجه‌گیری

نتایج این پژوهش نشان داد که با دقت بالایی می‌توان وزن گوسفند مغانی را با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی نمود. با توجه به نتایج این پژوهش، استفاده از مدل شبکه عصبی در تنظیم برخی برنامه‌های مدیریتی مانند تنظیم برنامه‌های تغذیه‌ای،

تعیین بازه زمانی پروار و سن مناسب کشتار  
گوسفندهای ایستگاه اصلاح نژاد جعفرآباد مغان استان  
اردبیل پیشنهاد می‌شود. استفاده از شبکه عصبی جهت  
پیش‌بینی وزن دام قبل از برنامه‌های پرورشی که هزینه  
بر و زمان بر هستند می‌تواند در گزینش هر حیوان در  
برنامه انتخاب دام‌ها مدنظر قرار گیرد و باعث بهبود  
ژنتیکی صفت وزن دام‌ها در جهت تولید دام‌های با  
بهره‌وری بالاتر کمک نماید. پیشنهاد می‌گردد برای  
استفاده از شبکه عصبی مصنوعی جهت تخمین وزن  
این نژاد از جامعه آماری بزرگ‌تری استفاده شود تا  
فرآیند آموزش شبکه عصبی مصنوعی بهتر شده و  
دقت پیش‌بینی‌ها بالاتر رود.

### منابع

- 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(2): 123-146. (In Persian)
- Bahraini Behzadi, M.R. (2018). Genetic and phenotypic investigation of growth curve characteristics and prediction of some carcass traits by artificial neural network in Baluchi sheep. PhD thesis, Ferdowsi University of Mashhad. (In Persian)
- Beiranvand, F., Beigi Nasiri, MT, Masoudi, A. & Shabaninejad, A. (2016). Study of Lori growth traits using nonlinear models and artificial neural network optimized by genetic algorithm. *Animal Science Research Journal*, 1: 129-142.
- Daskiran, I., Koncagul, S. & Bingol, M. (2010). Growth characteristics of Indigenous Norduz female and male lambs. *Journal of Agriculture Science*, 16 (1): 62-9.
- Fitzhugh, HA. (1976). Analysis of growth curves and strategies for altering their shape. *Animal Science*, 42:1036-1051.
- Ganesan, R., Dhanavanthan, P., Kiruthika, C., Kumarasamy, P. & Balasubramanyam, D. (2014). Comparative study of linear mixed-effects and artificial neural network models for longitudinal unbalanced growth data of Madras Red sheep. *Animal Science*, 7(2): 58-52.
- Ghavi Hosseinzadeh, N. & Ardalan, M. (2010). Estimation of genetic parameters for body weight traits and litter size of Moghani sheep. *Journal of Agriculture Science Cambridge*, 148: 363-370.
- Ghorbani, Z., Sheikhlou, M.R., & Karimi, A. (2021). Estimation of genetic parameters of growth curve components obtained from comparison of nonlinear models in Moghani sheep breed. *Journal of Ruminant Research*, 9: 99- 113. (In Persian).
- Ghotbaldini, H.R., Mohammadabadi, M.R., Nezamabadi Pour, H. (2018). Application of artificial intelligence for estimating breeding value of body weight in birth and 3 months' age in Kermani sheep breed. *Modern Genetics*, 3: 331- 323.
- Izy, J. & Zarghi, H. (2015). Comparison of Regression and Artificial Neural Network Models in Predicting the Production Performance of Laying Hens. *Iranian Journal of Animal Science Research*, 7(1): 58-65. (In Persian)
- Jafaroghli, M., Rashidi, A., Mokhtari, S.M., & Shadparvar, A.A. (2010). (Co)Variance components and genetic parameter estimates for growth traits in Moghani sheep. *Small Ruminant Research*, 91:170-177.
- Kaewtapee, C., Khatchaturant, V. & Bunchasak, C. (2011). Comparison of growth models between artificial neural networks and nonlinear regression analysis in Cheery vally ducks. *Applied Poultry Research*, 20: 421- 428.
- Mirderikvandi, M., Masoudi, A., Azarfar, A. & Kiani, A. (2015). Comparison of Gompertz and artificial neural network models of broiler growth received Artichoke extract in their drinking water. *Iranian Journal of Animal Science*, 46(1): 9-16. (In Persian)
- Muhammad, A., Eyduran, E., Tariq, M.M., Cem, T. & Ferhat, A. (2015). Comparison of artificial neural network and decision tree algorithms used for predicting live weight at post

- weaning period from some biometrical characteristics in Harnai sheep. *Pakistan Journal of Zoology*, 47 (6): 1579- 1585.
- Safari, R., Sheikhlou, M.R., Esmaeilpour, M., Jafarzadeh, H. & Sheikhal Pour, A. (2024). Application of artificial neural networks to predict milk production in Holstein cows. *Journal of Ruminant Research*, 12: 113-128. (In Persian)
- Torres, M., Hervas, C. & Amador, F., (2005). Approximating the sheep milk production curve through the use of artificial neural networks and genetic algorithms. *Computers and Operations Research*, 32: 2653–70.
- 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, 45-59. (In Persian)

