Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

Journal of Ruminant Research

Print ISSN: 2345 - 4261
Online ISSN: 2345 - 4253

Description of Growth Curve in Moghani Sheep using Artificial Neural Networks

Rashid Safari[1*], Mohammadreza Sheikhlou[2], Mohammad Esmaeilpour[3], Zeinab Ghorbani[4]

[1]Assistant Professor, Department of Animal Sciences, Ahar Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Tabriz, Ahar, Iran, Email: rashid.safari@gmail.com
[2]Associated Professor, Department of Animal Sciences, Ahar Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Tabriz, Ahar, Iran, Email: mrsheikhlou@gmail.com
[3]Assistant Professor, Ahar Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Tabriz, Ahar, Iran, Email: m.esmaeilpour@tabrizu.ac.ir
[5]MSc. Animal Science, Ahar Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Tabriz, Ahar, Iran, Email: z.ghorbani@yahoo.com

Article Info

Article type:
Research Full Paper

Article history:
Received:
Revised:
Accepted:

Keywords:
Artificial neural networks
Growth traits
Moghani sheep

ABSTRACT

Background and Objectives: 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 artificial neural networks in predicting the weight of Moghani sheeps during the growth period of the animal up to one year of age.

Materials and Methods: In this study, the information related to the weight characteristics of 10726 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 more 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.

Results: 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

PROOF

learning algorithm, had the best performance so that the explanation coefficient, average error squares, and the 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, has the ability to predict the weight of Moghani sheep during the animal's growth period up to one year of age. So that 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., Esmaeilpour, M., Ghorbani, Z. (2025). Description of Growth Curve in Moghani Sheep using Artificial Neural Networks. *Journal of Ruminant Research*, 13(1), .

© The Author(s).
DOI:
Publisher: Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

PROOF

پژوهش در نشخوارکنندگان
شاپا چاپی: ۴۲۶۱-۲۳۴۵
شاپا الکترونیکی: ۴۲۵۳-۲۳۴۵

توصیف منحنی رشد گوسفند مغانی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

رشید صفری[1*]، محمدرضا شیخلو[2]، محمد اسماعیل‌پور[3]، زینب قربانی[4]

[1] استادیار، گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی اهر، دانشگاه تبریز، رایانامه: rashid.safari@gmail.com
[2] دانشیار، گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی اهر، دانشگاه تبریز، رایانامه: mrsheikhlou@gmail.com
[3] استادیار، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی اهر، دانشگاه تبریز، رایانامه: m.esmaeilpour@tabrizu.ac.ir
[4] دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی اهر، دانشگاه تبریز، رایانامه: z.ghorbani@yahoo.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
مقاله کامل علمی- پژوهشی

تاریخ دریافت:
تاریخ ویرایش:
تاریخ پذیرش:

واژه‌های کلیدی:
صفات رشد
شبکه عصبی مصنوعی
گوسفند مغانی

چکیده

سابقه و هدف: باید راه‌کارهایی به‌منظور افزایش رشد و تولید گوشت گوسفند در ایران در نظر گرفته شود. 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.

مواد و روش‌ها: 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 آکسون و الگوریتم‌های آموزشی همچون مومنتوم، گرادیان نزولی و لونبرگ مارکوات جهت طراحی ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شد. شاخص‌های نیکوئی برازش جهت انتخاب بهترین ساختار شبکه شامل ضریب تبیین (R^2)، مجذور میانگین مربعات خطا (MSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) بود.

یافته‌ها: در شبکه عصبی مصنوعی با سه متغیر ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری و سن دام)، تابع تانژانت هیپربولیک آکسون و الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی بهترین عملکرد را داشت به‌طوری‌که ضریب تبیین، مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به‌ترتیب 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 آکسون و الگوریتم آموزشی مومنتوم بهترین عملکرد را داشت به‌طوری‌که ضریب تبیین، مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به‌ترتیب 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)،

PROOF

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 به‌ترتیب ۰/۹۲۸، ۱۳/۷۹۰ و ۲/۷۵٤ بودند.

نتیجه‌گیری: 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 متغییر ورودی جهت پیش‌بینی وزن گوسفند مغانی به‌ترتیب ۰/۹۵، ۰/۹٦ و ۰/۹٦ بود.

استناد: صفری، رشید؛ شیخلو، محمدرضا؛ اسماعیل‌پور، محمد؛ قربانی، زینب. (۱٤۰٤). توصیف منحنی رشد گوسفند مغانی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. *پژوهش در نشخوارکنندگان*، ۱۳(۱)،

DOI:

ناشر: دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

© نویسندگان.

PROOF

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 دو منظوره 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 قابل برداشت در شرایط بارش نرمال در مراتع ایران تولید می‌شود که ۳۱ درصد از علوفه دام کشور را تامین می‌نماید (سایت سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری ایران[1])، 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، ۱۹۷٦). با تخمین وزن دام، رشد حیوان در آینده قابل پیش‌بینی بوده و می‌توان از این اطلاعات، در برنامه‌های اصلاح‌نژادی 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 به کار رفته 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 به‌دلیل کشف روابط غیرخطی بین داده‌های ورودی و استخراج مدل پویای حاکم بر داده‌ها، به‌عنوان ابزاری قوی در پیش‌بینی پارامترها می‌باشد (Safari و همکاران، ۲۰۲٤). همچنین، توانایی شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی سامانه‌های غیرخطی و پیچیده موجب شده تا این روش در شاخه‌های مختلف علوم دامی مورد استفاده قرار گیرد (Izy و Zarghi، ۲۰۱۵؛ Mirderikvandi و همکاران، ۲۰۱۵؛ Beiranvand و همکاران، ۲۰۱٦).

در تحقیقی، تخمین میزان رشد گوسفند کردی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بررسی شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی با صحت خوبی (۰/۹۷۳۵ = R^2) 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، ۲۰۱٦). در پژوهشی، وزن بدن گوسفند هارنایی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ضریب تبیین و مجذور میانگین مربعات خطا گزارش شده به ترتیب ۸۱/۹۹ و ۱/۵۸۹) با موفقیت پیش‌بینی شد (Muhammad و همکاران، ۲۰۱۵). عوامل متعددی بر وزن دام تأثیر گذارند که از آن جمله می‌توان به سن دام، جنسیت دام، فصل تولد (در این تحقیق، با توجه به رکوردگیری‌ها در سنین مختلف، فصل رکوردگیری

[1] https://frw.ir

PROOF

لحاظ شد)، تیپ تولد و سن مادر در هنگام زایمان 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 متغییرهای ورودی تاثیرگذار در حالت‌های مختلف استفاده می‌شود (Safari و همکاران، ۲۰۲٤). هدف این مطالعه پیش‌بینی وزن گوسفند مغانی در طول دوره رشد حیوان تا یک سالگی 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 (تانژانت هیپربولیک آکسون، سیگموئید آکسون و تانژانت هیپربولیک خطی آکسون) و توابع فعالیت مختلف (مومنتوم، گرادیان نزولی و لونبرگ مارکوات) بدون استفاده از وزن دام به عنوان متغییر 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، سه ماهگی، شش ماهگی، نه ماهگی و یک‌سالگی ۱۰۷۲٦ رأس گوسفند مغانی بود که طی سال‌های ۱۳٦۸ 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 سه ماهگی، شش ماهگی، نه ماهگی و یک‌سالگی بودند در شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفتند. حداکثر سن مورد قبول برای ثبت وزن یک سالگی ٤۰۰ 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 به روز (از تولد تا یک‌سالگی) به‌عنوان 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 تانژانت هیپربولیک اکسون، سیگموئید اکسون و تانژانت هیپربولیک خطی آکسون و الگوریتم‌های آموزشی مومنتوم، گرادیان نزولی و لونبرگ مارکوات جهت طراحی ساختار شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده گردید (Safari و همکاران، ۲۰۲٤). ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی مورداستفاده به روش آزمون و خطا به‌دست 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

PROOF

همچنین معیارهای نکویی برازش انجام شد (Bahreini Behzadi، ۲۰۱۵). برای شبکه‌های عصبی طراحی‌شده در این تحقیق از 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 نرم‌افزار 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 میانگین خطای مطلق	MSE مجذور میانگین مربعات خطا	R^2 ضریب تبیین	تابع فعالیت/ الگوریتم آموزشی Activity function /Training algorithm
			مجموعه داده‌ها با سه ورودی A dataset with three inputs
3.603	22.504	0.918	تانژانت هیپربولیک آکسون / مومنتوم Hyperbolic tangent axon/ momentum /
4.924	36.597	0.859	سیگموئید آکسون / مومنتوم Sigmoid axon /momentum
3.613	21.566	0.917	تانژانت هیپربولیک خطی آکسون / مومنتوم Linear hyperbolic tangent axon /momentum
3.504	21.602	0.919	تانژانت هیپربولیک آکسون / گرادیان نزولی Hyperbolic tangent axon/ conjugate gradient
3.352	19.517	0.917	سیگموئید آکسون / گرادیان نزولی Sigmoid axon/ conjugate gradient
3.694	22.715	0.912	تانژانت هیپربولیک خطی آکسون / گرادیان نزولی Linear hyperbolic tangent axon/ conjugate gradient
3.495	19.865	0.917	تانژانت هیپربولیک آکسون / لونبرگ مارکوات Hyperbolic tangent axon/ Leven-berg–Marquardt
3.317	19.346	0.916	سیگموئید آکسون / لونبرگ مارکوات Sigmoid axon/ Leven-berg–Marquardt
3.642	22.796	0.918	تانژانت هیپربولیک خطی آکسون / لونبرگ مارکوات Linear hyperbolic tangent axon/ Leven-berg–Marquardt
			مجموعه داده‌ها با چهار ورودی A dataset with four inputs
2.864	14.887	0.923	تانژانت هیپربولیک آکسون / مومنتوم Hyperbolic tangent axon/ momentum /
5.041	36.049	0.865	سیگموئید آکسون / مومنتوم

PROOF

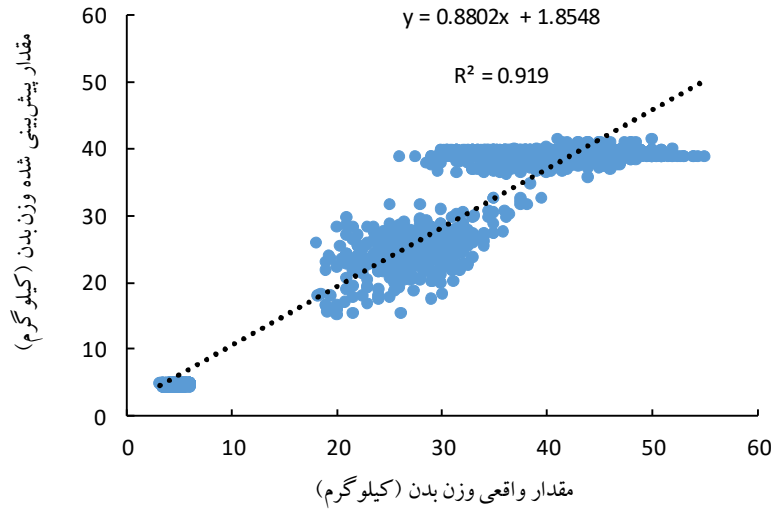
MAE میانگین خطای مطلق	MSE مجذور میانگین مربعات خطا	R^2 ضریب تبیین	تابع فعالیت/ الگوریتم آموزشی Activity function /Training algorithm
			Sigmoid axon /momentum
3.459	20.734	0.916	تانژانت هیپربولیک خطی آکسون / مومنتوم Linear hyperbolic tangent axon /momentum
3.297	19.279	0.919	تانژانت هیپربولیک آکسون /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

R^2= ضریب تبیین؛ MSE= مجذور میانگین مربعات خطا و MAE=میانگین خطای مطلق

بر اساس معیارهای عملکرد هرچقدر ضریب تبیین دارای مقدار بیشتر (نزدیک به یک)، مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق مقادیر پایین‌تری (نزدیک به صفر) داشته باشند شبکه عصبی با دقت بالاتری می‌تواند تغییرات مربوط به وزن دام را پیش-بینی کند (Safari و همکاران، ۲۰۲٤). مطابق جدول ۱

PROOF

در مجموعه داده‌ها با سه ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری و سن دام)، در الگوریتم آموزشی مومنتوم، 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، ۲۲/۵۰٤ و ۳/٦۰۳ 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 مربعات 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.



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.

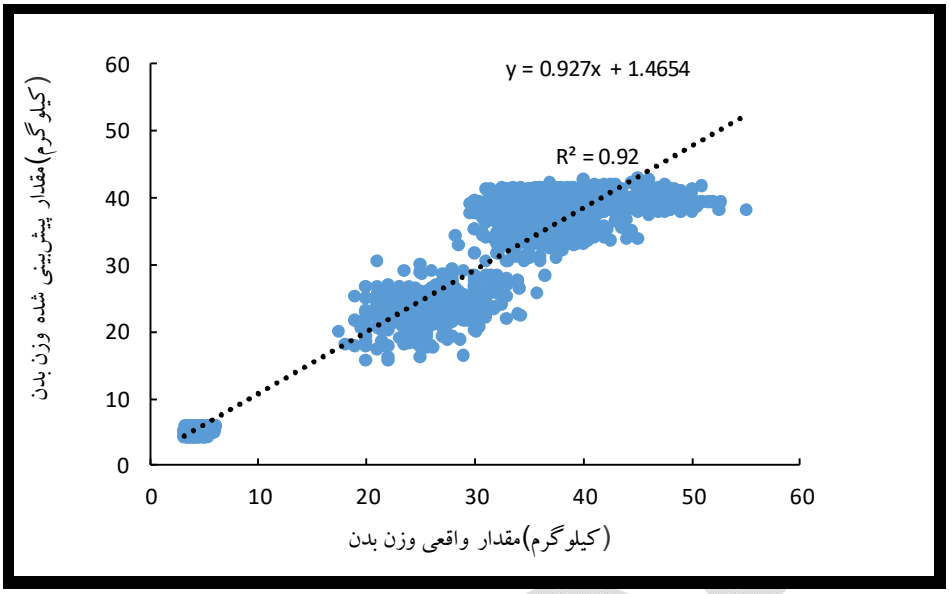
بین ساختارهای شبکه با یک لایه پنهان و سه ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری و سن دام) بهترین ساختار شبکه مربوط به الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون می‌باشد که منحنی رگرسیون آن در شکل ۱ آورده شده است. در شکل‌های ۱، ۲ و ۳، گسستگی

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 پیش‌بینی‌شده 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، ۱٤/۸۸۷ و ۲/۸٦٤ در مقایسه با سایر ساختارهای شبکه الگوریتم آموزش مومنتوم در هر دولایه ورودی و پنهان دارای بهترین عملکرد بود. در الگوریتم آموزشی گرادیان 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 ۳/٤٥٦ داشت. در الگوریتم آموزشی لونبرگ 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 ۳/۲٦۰ بهترین عملکرد را داشت. بنابراین منحنی‌های رگرسیون مربوط به مقادیر وزن پیش‌بینی مختلف (از تولد تا یک‌سالگی) است. با توجه به این بخش از نتایج ساختار شبکه با الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون با سه ورودی (جنسیت، فصل رکوردگیری و سن دام) و یک لایه پنهان به عنوان بهترین ساختار معرفی می‌گردد.

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 ۰/۹٦ (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 ۹٦ درصد، مقادیر واقعی وزن بدن را پیش‌بینی می‌کند و در این ساختار همبستگی مناسب بین مقادیر پیش‌بینی‌شده 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 یک لایه پنهان به عنوان بهترین ساختار شبکه معرفی می‌گردد.

PROOF

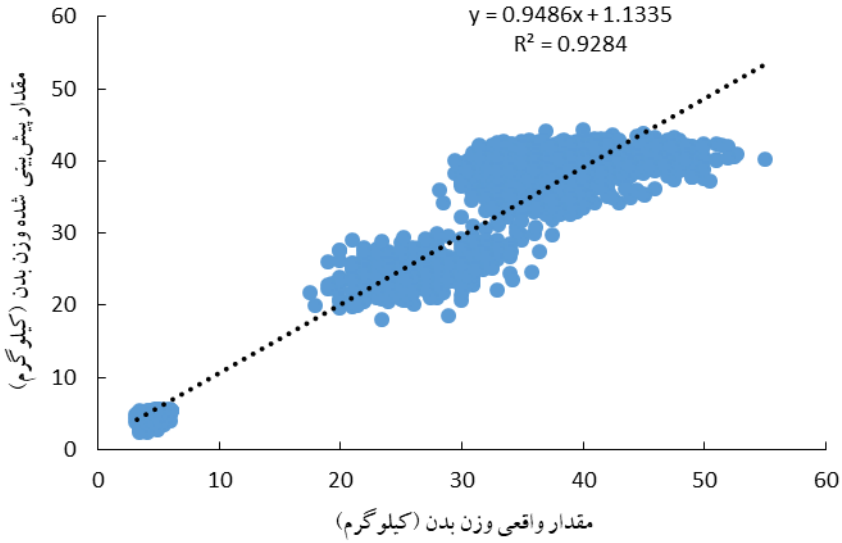


شکل ۲- منحنی رگرسیونی مقادیر پیش‌بینی شده وزن بدن دام با استفاده از شبکه عصبی در مجموعه داده‌هایی با چهار ورودی الگوریتم آموزشی مومنتوم و تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک آکسون در مقابل مقادیر مشاهده شده وزن بدن تا یک‌سالگی.

Figure 2. The regression curve of the predicted values of animal body weight using 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.

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، ۱٤/۲٤۰ 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 ٤/۱٦۱ 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 ۰/۹۲٦، ۱٤/۰۰۳ و ۲/۸٤۹ 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 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 ۲/۷٥٤ 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 ۰/۹٦ (ضریب تبیین: ۰/۹۲۸٤) می‌باشد که نشان می‌دهد شبکه عصبی با این ساختار به میزان ۹٦ 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 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 رکوردگیری، تیپ تولد، سن مادر هنگام زایش و سن دام) و یک لایه پنهان به عنوان بهترین ساختار شبکه معرفی می‌گردد.



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 یک‌سالگی.

Figure 3. Regression curve of predicted values of animal body weight using 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.

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، ۲۰۱٦). 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 به‌دست‌آمده از ساختارهای مختلف شبکه عصبی جهت پیش‌بینی صفات وزن گوسفند مغانی تا یک‌سالگی نشان داده شد که با افزودن تعداد ورودی‌های شبکه می‌توان شبکه عصبی مصنوعی با دقت عملکرد بالاتری طراحی کرد. به‌طوری‌که 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، ۲۱/٦۰۲ و ۳/۵۰٤ تعلق گرفت. در مجموعه داده‌هایی با چهار ورودی، بهترین ساختار شبکه به الگوریتم آموزشی مومنتوم 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 ۰/۹۲۳، ۱٤/۸۸۷ و ۲/۸٦٤ 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 ۲/۷٥٤ 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 دو لایه 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 ۸٥/۹ و ۷/٤٥٥ بود و این مقادیر در شبکه تابع پایه شعاعی نیز به ترتیب برابر با ۸۰/۹ و ۱۰/۱۸ بودند (Ganesan و همکاران، ۲۰۱٤) که نتایج حاصله نسبت به مطالعه حاضر با دقت کمتری توان پیش‌بینی وزن را نشان دادند. در تحقیق (Bahreini Behzadi، ۲۰۱٥) 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 ٤۱/۰٥ برآورد شد و همچنین میزان همبستگی برآورد شده ۹٤/۲ درصد بود که این مقادیر به‌دست آمده کمتر از نتایج تحقیق حاضر بودند. در پژوهشی، خصوصیات منحنی رشد گوسفند بلوچی را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار داد 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، یک لایه پنهان با الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات و تابع فعالیت سیگموئید آکسون مورد بررسی قرار دادند و به ترتیب ضریب همبستگی‌های ۰/۷۲، ۰/۷٤ و ۰/۸٦ 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 ۸٤/۳٦ و ۸٥/٤۹ درصد بود (Beiranvand و همکاران، ۲۰۱٦) 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 ۰/۹۷٥ 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

PROOF

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.

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.

Beiranvand, F., Beigi Nasiri, MT, Masoudi, A. and 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 Sciense*, 16 (1): 62–9.

Fitzhugh, HA. 1976. Analysis of growth curves and strategies for altering their shape. *Animal Sciense*, 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 Sciense*, 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 Sciense 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.

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.

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 Researh*, 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 neutral network models of broiler growth received Artichoke extract in their drinking water. *Iranian Journal of animal Science*, 46(1): 9-16.

PROOF

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., Sheikhali Pour, A. 2024. Application of artificial neural networks to predict milk production in Holstein cows. *Journal of Ruminant Research*, 12: 113-128.

Torres, M., Hervas, C., Amador, F., 2005. Approximating the sheep milk production curve through the use of artificial neural networks andgenetic 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.

PROOF