

مقایسه مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی و مدل خطی چندگانه در برآورد وزن دنبه نژادهای دنبه‌دار و آمیخته‌های آنها با نژاد بدون دنبه

- کریم نوبری^۱، محمود وطن خواه^۲، سید داوود شریفی^۳، ناصر امام جمعه کاشان^۴، محمد مومن^۵، عبدالله کاویان^۱
^۱بخش تحقیقات علوم دامی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی گلستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، گرگان، ایران.
^۲بخش تحقیقات علوم دامی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی چهار محال و بختیاری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، شهرکرد، ایران.
^۳گروه علوم دام و طیور، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران، تهران، ایران.
^۴گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران.

تاریخ دریافت: مهر ۱۳۹۸ تاریخ پذیرش: بهمن ۱۳۹۸

شماره تماس نویسنده مسئول: ۰۹۱۵۸۹۱۴۴۲۷

Email: k.nobari@areeo.ac.ir

شناسه دیجیتال (DOI): 10.22092/asj.2020.128001.2003

چکیده

همه نژادهای گوسفندان بومی ایران بجز نژاد زل، دنبه‌دار هستند و علیرغم درصد چربی لاشه کمتر بره‌های نر نسبت به ماده‌ها، دارای وزن دنبه بیشتری می‌باشند. استفاده از میزان تنوع درون‌نژادی جهت تغییر ژنتیکی مستلزم اندازه‌گیری دقیق و صحیح وزن دنبه در دام‌های تحت انتخاب می‌باشد. هدف این مطالعه مقایسه روش‌های مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و مدل خطی جهت پیش‌بینی وزن دنبه در گوسفند از روی وزن بدن و اندازه‌های مختلف ابعاد دنبه بود. برای مدل‌سازی جهت برآورد وزن دنبه، تعداد ۳۲ بره از نژادهای شال و زندی، آمیخته‌های زندی×شال، زل×زندی و زل×شال تهیه گردید. ورودی‌های مدل شامل نوع تولد، جنسیت، نژاد، عرض بالای دنبه، عرض میانی دنبه، عرض پایین دنبه، ارتفاع دنبه و وزن بدن قبل از کشتار و خروجی مدل وزن دنبه بود. صفات وزن بدن، نژاد و عرض میانی دنبه به ترتیب با مقادیر ۰/۸۳، -۰/۸۲ و ۰/۸۰ دارای بیشترین همبستگی با وزن دنبه داشتند. پارامترهای برازش بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای ضرایب تبیین ۰/۹۹ و مجذور میانگین مربعات خطای (RMSE) ۷۰/۳ گرم بودند. میزان پارامترهای مذکور در مدل خطی به ترتیب ۰/۸۹ و ۲۶۳/۸۶ گرم بود. نتایج حاصل از بسط مطالعه اصلی، وجود پیچیدگی روابط متقابل بین ورودی‌های مدل را نشان داد. این پژوهش امکان پیش‌بینی دقیق و صحیح وزن دنبه نژادها و آمیخته‌های مختلف را با استفاده از شبکه عصبی به اثبات رساند. این مطالعه همچنین نشان داد که برآورد وزن دنبه از روی صفات قابل اندازه‌گیری در گوسفند با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی با صحت و دقت بیشتری نسبت به مدل خطی انجام می‌شود.

واژه‌های کلیدی: مدل‌سازی، شبکه عصبی، آمیخته، وزن دنبه، کیفیت لاشه.

Animal Science Journal (Pajouhesh & Sazandegi) No 129 pp: 167-182

Comparison of Artificial Neural Network and Multiple Linear Models in Estimation of Fat-tail weight on Fat-tailed Breeds and their Crosses.

By: KarimNobari^{*1}, Mahmood Vatankeh², SeyedDavood Sharifi³, Nasser EmamJomeaKashan³, Mehdi Momen³, Abdollah Kavian¹

¹ Animal Science Research Department, Golestan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Gorgan, Iran.

² Animal Science Research Department, Charmahal and Bakhtiari Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Shahrekord, Iran.

³ Department of Animal and Poultry Sciences, College of Aboureihan, University of Tehran, Tehran, Iran.

⁴ Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, ShahidBahonar University of Kerman(SBUK), Iran

Received: October 2019

Accepted: February 2020

All breeds of Irannians sheep except Zel has a fat tail, and despite their lower carcass fat percentage, male lambs have higher fat-tail weight. Using within breed genetic variation requires accurate and precise measuring of fat tail weight on candidates of selection. The aim of this study was comparison of artificial neural network (ANN) modeling and linear modeling methods to prediction of fat tail weight, using body weight and different tail dimensions. 32 lambs of Chal and Zandi breeds, crosses of Zandi×Chal, Zel×Zandi and Zel×Chal hybrids were used for modeling to an estimation of fat-tail weight. Inputs of the model was birth type, sex, breed, upper width, mid width and lower width of fat tail, fat tail height and body weight, output of the model was fat tail weight. body weight, genotype, and fat tail mid-width had the largest positive correlations with fat-tail weight, 0.83, -0.82 and 0.80, respectively. The adequacy parameters of the best artificial neural network model had a coefficient determination of 0.99 and a mean squared error (RMSE) of 70.3g. The values of these estimated parameters by the multiple linear model were 0.891 and 263.86, respectively. The results of the extension of the original study showed the complexity of the interactions between the model inputs. Present research approved to accurate and unbiased estimation of tail weight of different breeds and crosses using artificial neural network. Furthermore, present study showed that ANN model can be used for accurate and precise estimation of fat tail weight using measured traits on sheep, than linear model.

Key words: Modeling, Neural Network, Crossbreed, Fat-tail weight, Carcass quality.

مقدمه

همکاران، ۲۰۱۰). میزان انرژی مورد نیاز برای ذخیره یک واحد وزنی چربی بیشتر از گوشت می باشد (Moradi و همکاران، ۲۰۱۱). چربی ذخیره شده در دنبه در اکثر نژادهای دنبه دار دارای نسبت بیشتری از کل چربی می باشد برای نمونه از ۲۴/۵ و ۲۱/۳۹ درصد چربی لاشه بره های نر مغانی و ماکویی به ترتیب ۱۳/۳ و ۱۰/۹۲ درصد را دنبه تشکیل می دهد (Kiyanzad، ۲۰۰۴). بنظر می رسد با پیش بینی وزن دنبه و بکارگیری آن در انتخاب و اصلاح نژاد می توان وزن چربی لاشه را کاهش داد، به دلیل اینکه بین وزن دنبه و چربی لاشه همبستگی بالایی (۰/۷۵) وجود دارد (Zamiri و Izadifar، ۱۹۹۷).

فرآیند اهلی سازی در بسیاری از گونه های جانوری تغییرات معنی داری ایجاد کرده است (Wright، ۲۰۱۵) و گونه گوسفند نیز در معرض چنین تغییراتی متأثر از اهلی سازی قرار داشته است. از جمله این تغییرات را می توان به وجود دنبه اشاره نمود. امکان ایجاد دنبه به دلیل کوچ، وضعیت مراتع و علوفه در مقاطعی از سال، محتمل می باشد بطوری که دنبه، منبع ذخیره انرژی حیوان برای شرایط بد آب و هوایی زمستان و یا راهپیمایی در کوچ ها می باشد (Kashan و همکاران، ۲۰۰۵؛ Atti و همکاران، ۲۰۰۴). چربی لاشه از جمله چربی ذخیره شده در دنبه به دلایل متعدد بازارپسندی کمتری دارد (Khaltabadi Farahani و

بسیاری از گوسفندان نژادهای مناطق بیابانی جهان از جمله ایران و خاورمیانه، دارای دنبه می‌باشند و به دلیل اهمیت بیشتر تولید گوشت، تولید گوسفندان با دنبه کوچکتر از جمله اهداف اصلاحگران محسوب می‌شود (Vatankhah و همکاران، ۲۰۰۴). وزن دنبه دارای تنوع زیادی در نژاد ماکویی (Khaltabadi Farahani و همکاران، ۲۰۱۰) و دیگر نژادهای گوسفند ایرانی می‌باشد (Kiyanzad، ۲۰۰۴) که می‌تواند تحت اصلاح نژاد قرار گیرند. علاوه بر آن، با توجه به اینکه بره‌های نر که دارای وزن دنبه بیشتر هستند، برای تولید گوشت کشتار می‌شوند (Kiyanzad، ۲۰۰۴). بنابراین، دو راهبرد اصلاح نژاد به کمک انتخاب (Selective Breeding) و آمیخته‌گری (Cross Breeding) می‌تواند در اقتصاد گوسفندداری و حفظ نژاد مفید باشد. استفاده از راهکار اول مستلزم اندازه‌گیری وزن دنبه است، اما این صفت در گوسفندان زنده به راحتی قابل اندازه‌گیری نمی‌باشد. بنابراین، برای پیش‌بینی وزن دنبه از طریق صفات مورفولوژیکی و بیومتریکی بدن، مدل‌های مختلف ارائه شده است تا با اندازه‌های بدست آمده در کنار اهداف اصلاحی دیگر، ارزش اصلاحی این صفت در حیوانات مختلف محاسبه شده و حیوانات دارای ارزش اصلاحی کمتر برای وزن دنبه را انتخاب نمایند. آمیخته‌گری نیز می‌تواند برای کاهش وزن دنبه استفاده گردد، بطوری که آمیخته‌گری میش‌های نژادهای دنبه‌دار بلوچی و مهربان با قوچ‌های تارگی و کاریدال باعث تولید آمیخته‌هایی با وزن دنبه کمتر و کیفیت گوشت بهتر شدند (Farid، ۱۹۹۱). در استفاده از برخی نژادهای ایرانی به عنوان نژاد پدری در تلاقی‌گری با گوسفندان نژاد کردی، وزن دنبه تحت تأثیر نژاد پدری مورد استفاده قرار گرفته است (Esmailizadeh و همکاران، ۲۰۱۱). برای لحاظ کردن وزن دنبه در معیار انتخاب، اندازه‌گیری آن ضروری می‌باشد. از طرفی، امکان پیش‌بینی وزن دنبه با استفاده از اندازه‌گیری‌های مورفولوژیکی جهت استفاده در برنامه‌های اصلاح نژادی وجود دارد (Vatankhah و Talebi، ۲۰۰۸). پیش‌بینی وزن دنبه با استفاده از صفات اندازه‌گیری شده بر روی گوسفندان زنده امکان‌پذیر می‌باشد (Zamiri و Izadifar،

۱۹۹۷) و در بسیاری از مطالعات همبستگی بالایی بین وزن دنبه و اندازه‌های بدن وجود داشته است. مشخص شده است دو صفت طول حاشیه دنبه و طول دنبه از صفات مهم در پیش‌بینی وزن بدن است، علاوه بر دو شاخص مذکور، نمره چربی پشت نیز اهمیت دارد (Bedhraf Romdhani و همکاران، ۲۰۰۴). در بررسی نژادهای ماکویی و مغانی بره‌های نر دارای دنبه سنگین‌تری نسبت به بره‌های ماده بودند (Kiyanzad، ۲۰۰۴). در تحقیق مذکور، متوسط وزن دنبه‌ها در بره‌های ماکویی و مغانی به ترتیب ۷۱۰ و ۹۶۰ گرم بود که به ترتیب ۹/۰۳ و ۱۱/۳ درصد از وزن بدن را تشکیل می‌دادند. وزن دنبه همبستگی بالایی با وزن زنده (۰/۶۹)، وزن لاشه تهی شده (۰/۶۷) و وزن لاشه گرم (بعد از جدا کردن اجزاء) (۰/۷۵) دارد (Kiyanzad، ۲۰۰۴). مطالعه‌ای دیگر بر روی نژاد ماکویی، وزن دنبه با میانگین ۱۰۳۰ گرم همبستگی بالایی با وزن بدن (۰/۶۷)، محیط ابتدا (۰/۶۱)، وسط (۰/۶۳) و انتهای (۰/۶۸) دنبه داشت. در این مطالعه، معادلات مختلفی را برای پیش‌بینی وزن دنبه مورد استفاده قرار گرفته که ضریب تبیین آنها بین ۵۰٪ تا ۶۹٪ متغیر بودند (Khaltabadi Farahani و همکاران، ۲۰۱۰). در تحقیقی دیگر همبستگی بالایی بین وزن دنبه و برخی اندازه‌های بیومتریک دنبه مشاهده شده که از ۰/۸۸ (دور بالای دنبه) تا ۰/۶۱ (دور پایین دنبه) متغیر بود (Safdarian و همکاران، ۲۰۰۸). در بررسی دیگری همبستگی قوی و معنی‌داری بین وزن دنبه و دور بالای دنبه (ابتدای دنبه) در بره‌های نر نژادهای Rahmani (۰/۹۳) و Barki (۰/۸۹) یافت شده است که به ترتیب ۸۶٪ و ۷۹٪ از تنوع وزن دنبه را تبیین نمودند. در بررسی فوق همبستگی قوی و معنی‌دار بین وزن دنبه و دور انتهای دنبه در بره‌های نر نژاد Ossimi (۰/۹۵) وجود داشت که ۹۴٪ وزن دنبه را تبیین نمود (Agamy و همکاران، ۲۰۱۳). با توجه به تنوع اهمیت اندازه‌گیری‌های مختلف در نژادهای گوناگون، میزان اولویت هر یک از اندازه‌گیری‌ها در پیش‌بینی وزن دنبه از نژادی به نژاد دیگر متفاوت می‌باشد. بنابراین پیش‌بینی وزن دنبه با استفاده از مدلی قدرتمند برای کلیه نژادها و یا مدل‌های مرسوم ریاضی برای تک تک نژادها مورد نیاز می‌باشد.

و زل×شال استفاده گردید. برای تولید بره‌های خالص زندی و شال به ترتیب از هر گروه ژنتیکی ۴۰ و ۲۰ رأس میش با دو رأس قوچ در جایگاه مجزا نگهداری شدند. برای ایجاد آمیخته‌های زندی×شال، ۲۰ رأس میش شال و ۲ رأس قوچ زندی و همچنین جهت تولید آمیخته‌های زل×زندی و زل×شال به ترتیب ۴۰ و ۲۰ رأس میش زندی و شال و دو رأس قوچ از هر نژاد استفاده شدند. از آمیخته‌های مذکور از هر ترکیب تعدادی بره نر و ماده مطابق با جدول ۱ شد که نوع زایش متفاوتی داشتند. تعداد ۸ رأس بره از هر ترکیب با جیره پرواربندی تغذیه شدند.

جدول ۱. تعداد نرها و ماده‌ها و نحوه تولد در ترکیب‌های ژنتیکی خالص و آمیخته

ترکیب ژنتیکی	تعداد نرها	تعداد ماده‌ها	تک قلو	دوقلو
شال	۵	۳	۶	۲
زندی	۵	۳	۴	۴
زندی×شال	۴	۴	۳	۵
زل×زندی	۴	۴	۳	۵
زل×شال	۴	۴	۴	۴

پرواربندی در بره‌های در سن بین ۷۵ تا ۱۰۰ روزه پس از طی ۱۴ روز دوره عادت پذیری آغاز شد. احتیاجات غذایی به کمک جداول استاندارد و بر اساس حداکثر افزایش وزن روزانه تعیین گردید. بر این اساس سه نوع جیره برای هر یک از ماه‌های پرواربندی درصدهای مختلفی از علوفه و کنسانتره در نظر گرفته شدند که در جدول ۲ آورده شده است.

شبکه عصبی مصنوعی ابزاری قدرتمند جهت مدل‌سازی مدل‌های غیرخطی چند بعدی ناپارامتریک آموزنده مناسب برای مدل‌سازی مسائل پیچیده زیست‌شناسی می‌باشد. در بررسی تفاوت بین دو مدل رگرسیون خطی چندگانه و مدل شبکه عصبی مصنوعی، جهت پیش‌بینی وزن دنبه با استفاده از اندازه‌گیری‌های مورفولوژیک، مشخص گردید که مدل شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تبیین بیشتر (۹۳٪) و خطای کمتر از مدل خطی عملکرد بهتری داشت (Norouzian و Vakili Alavijeh، ۲۰۱۶).

روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی اجزاء لاشه ارائه شده است که بعضی از آنها نیاز به ابزار خاص برای اندازه‌گیری ورودی‌های معادله و برخی دیگر دارای دقت پایین می‌باشند. در این تحقیق دو راهبرد اصلاح نژادی مذکور مورد بررسی قرار گرفته است و ژنوتیپ‌های مختلف از جمله نژادهای خالص دنبه‌دار و آمیخته‌های آنها با تنها نژاد دم‌دار (زل) کشور تهیه و مورد بررسی قرار گرفته است. هدف این تحقیق بررسی امکان پیش‌بینی وزن دنبه گوسفندان دارای ژنوتیپ‌های مختلف با استفاده از اندازه‌گیری‌های انجام شده بر روی گوسفندان زنده به کمک مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. علاوه بر آن رجحان این روش به روش‌های مدل‌سازی خطی نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد.

مواد و روش‌ها

جمعیت مورد مطالعه

با هدف پیش‌بینی وزن دنبه در ترکیب‌های مختلف ژنتیکی شامل نژادهای خالص شال و زندی، آمیخته‌های زندی×شال، زل×زندی

جدول ۲. جیره غذایی در صدهای علوفه و کنسانتره در طول پرواربندی سه ماهه

ماه پرواربندی	جو (درصد)	یونجه (درصد)	فیبر خام (درصد)	پروتئین خام (درصد)
۱	۲۰	۸۰	۲۵/۸	۱۲/۳
۲	۳۰	۷۰	۲۲/۲	۱۲/۲
۳	۴۰	۶۰	۲۱/۲	۱۲/۱

اندازه‌گیری ورودی‌ها و خروجی

$$normal = 0.05 + 0.95 * \left(\frac{OriData - min}{max - min} \right)$$

معادله

در اینجا $normal$ ، داده نرمال شده در هر ستون؛ $OriData$ ، داده اولیه یا اصلی در هر ستون داده؛ min ، حداقل مقدار در هر ستون داده یا ورودی؛ max ، حداکثر مقدار در هر ستون داده می‌باشد. قبل از بکارگیری مدل‌سازی شبکه عصبی هر یک از ستون‌های داده شامل ورودی‌ها و خروجی‌ها در دامنه صفر تا یک نرمال شدند.

مدل خطی

مدل خطی تعمیم یافته با استفاده از رویه GLM نرم افزار R نسخه 3.5.2 انجام شد. مدل خطی مذکور با استفاده از دو سری داده مختلف تهیه و مورد ارزیابی قرار گرفتند. در یکی از مدل‌سازی‌ها کل داده‌ها جهت تهیه مدل استفاده شد و در مورد دیگر به مانند روش شبکه عصبی مصنوعی ۷۵٪ داده‌ها برای مدل‌سازی و باقیمانده داده برای ارزیابی مدل استفاده گردید. در مدل‌سازی اول، ارزیابی کارایی مدل بر روی یک سری داده انجام شد، اما در مدل‌سازی دوم ارزیابی کارایی مدل بر روی داده‌های آموزش، آزمون و کل داده‌ها انجام شدند.

ارزیابی مدل

جهت تعیین میزان برازندگی مدل از دو پارامتر ضریب تبیین (R^2) و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده گردید. برای این منظور سه نوع داده آموزش، آزمون و کل با استفاده از پارامترهای برازندگی فوق مورد ارزیابی قرار گرفتند. با هر بار تغییر ساختار و پارامترهای مربوط به شبکه میزان برازندگی مدل حاصل مورد بررسی قرار گرفت تا در نهایت مدل دارای مناسب‌ترین برازندگی، انتخاب شود. برای محاسبه پارامترهای برازندگی هر کدام از سری داده‌ها میزان برآوردهای وزن دنبه توسط مدل شبکه و مقدار واقعی وزن دنبه مورد استفاده قرار گرفت. معادله‌های برآورد پارامترهای برازندگی مدل به صورت زیر می‌باشد.

در انتهای پرواربنندی (۹۰ روز بعد از شروع پرواربنندی)، ابعاد مختلف دنبه شامل عرض بالای دنبه، عرض میانی دنبه، عرض پایین دنبه، ارتفاع دنبه و وزن زنده اندازه‌گیری شدند. همه بره‌های پرواری ترکیب‌های ژنتیکی به روش سنتی کشتار شدند. بعد از کشتار و انتقال به سردخانه به مدت ۱۲ ساعت، دنبه هر دام وزن کشتی و ثبت شد.

قبل از شروع مدل‌سازی، برای اندازه‌گیری میزان همبستگی بین هر یک از صفات اندازه‌گیری شده با وزن دنبه، میزان همبستگی پیرسون اندازه‌گیری شد.

مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی

سری داده مورد استفاده شامل نوع تولد، جنسیت، ترکیب ژنتیکی، عرض بالای دنبه، عرض میانی دنبه، عرض پایین دنبه، ارتفاع دنبه و وزن زنده قبل از کشتار (ورودی‌های مدل) و وزن دنبه (خروجی) بود. برای بدست آوردن مدل شبکه عصبی مصنوعی، سری داده به دو گروه سری داده آموزش و سری داده آزمون تقسیم شد. سری داده آموزش که شامل ۷۵ درصد کل داده‌ها دارای ورودی‌ها و خروجی بود و برای آموزش شبکه بکار گرفته شد. سری داده آزمون (۲۵ درصد کل داده‌ها) دارای ورودی‌های مدل، بدون خروجی بودند.

شبکه عصبی پیش‌خور^۱ با ۸ نرون در لایه ورودی و یک نرون در لایه خروجی مورد استفاده قرار گرفت. تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون در هر یک از لایه‌ها بر اساس میزان برازندگی مدل با روش آزمون و خطا تعیین شدند. برای آموزش شبکه از الگوریتم پس انتشار استفاده گردید که در آن شبکه، ورودی‌ها و خروجی را خوانده و میزان وزن‌ها در هر یک از گره‌ها و اندازه خطا را در جهت حداقل کردن خطای پیش‌بینی تغییر می‌دهد.

در هر یک از گره‌ها، تابع فعال‌سازی لجستیک که منحنی سیگموئیدی با ورودی‌های دارای دامنه صفر تا یک می‌باشد، مورد استفاده قرار گرفت. جهت نرمال کردن داده‌ها در دامنه مناسب برای تابع فعال‌سازی، معادله زیر استفاده شد:

¹ Backpropagation

بسط مطالعه

پس از انتخاب بهترین مدل شبکه عصبی دارای مناسب ترین پارامتر برازش، بسط مطالعه اصلی جهت بررسی دقیق تر تأثیر هر یک از ورودی ها و اثرات متقابل آنها بر روی وزن دنبه انجام گرفت. در بسط مطالعه تعداد سطوح ورودی ها نسبت به آزمایش اصلی افزایش یافت و خروجی ها با استفاده از مدل شبکه عصبی پیش بینی گردید. سطوح انتخابی برای هر یک از ورودی ها از مقدار حداقل آن ورودی شروع و با فواصل یکسان به مقدار حداکثر ختم می شد. تعداد سطوح هر یک از پارامترهای مورد بررسی در مطالعه بسط یافته در جدول ۳ آورده شده است.

$$R^2 =$$

معادله

$$\left[1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \right]$$

$$RMSE =$$

معادله

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}}$$

Y_i : وزن دنبه در آامین حیوان

\hat{Y}_i : وزن دنبه پیش بینی شده برای آ-امین حیوان توسط مدل شبکه

عصبی مصنوعی

\bar{Y} : میانگین وزن دنبه

n : اندازه نمونه

جدول ۳. تعداد سطوح، حداقل، حداکثر و فواصل بین سطوح ورودی ها، در مطالعه بسط یافته

ورودی	تعداد سطوح	نقطه شروع	فاصله سطوح با یکدیگر	نقطه پایان
نوع تولد	۲/۰	۱	۱	۲
جنس	۲/۰	۱	۱	۲
نژاد	۵/۰	۱	۱	۵
وزن زنده قبل از کشتار	۱۰	۲۲/۰	۳/۱	۵۰/۲
عرض بالای دنبه	۶	۹/۵	۲/۸	۲۳/۵
عرض میانی دنبه	۸	۱۵/۰	۳/۱	۳۶/۵
عرض پایین دنبه	۷	۹/۶	۳	۲۷/۶
ارتفاع دنبه	۷	۱۵/۳	۲/۸	۳۲/۳

از ترکیبات مختلف هر یک از سطوح ورودی های مختلف در مجموع ۴۷۰۴۰۰ سناریوی مختلف ایجاد شد. میزان وزن دنبه با استفاده از بهترین مدل شبکه عصبی، برای هر یک از سناریوها پیش بینی گردید.

نتایج و بحث

با بررسی اولیه داده ها، مدل سازی به کمک شبکه عصبی و مدل خطی انجام شد. مدل های مورد بررسی بر اساس معیارهای برازش مدل مورد ارزیابی قرار گرفتند. بهترین مدل شبکه عصبی با تغییر ساختار و پارامترهای شبکه و ارزیابی برازش مدل ها، انتخاب گردید و بسط مطالعه به کمک آن صورت گرفت.

خصوصیات ورودی ها و خروجی های آزمایش اصلی

میزان حداقل، حداکثر، میانگین و انحراف معیار هر یک از ورودی ها و خروجی های اندازه گیری شده در جدول ۴ آورده شده است.

جدول ۴- پارامترهای مربوط به ورودی ها و خروجی های مورد استفاده

انحراف معیار	میانگین	حداکثر	حداقل	ورودی/خروجی
۶/۲۷۰۷	۳۵/۱۳۵	۵۰/۲	۲۲/۰	وزن زنده قبل از کشتار (کیلوگرم)
۲/۶۷۰۱	۱۵/۱۱۳	۲۳/۵	۹/۵	عرض بالای دنبه (سانتی متر)
۴/۷۹۸۷	۲۳/۸۸۰	۳۶/۵	۱۵/۰	عرض میانی دنبه (سانتی متر)
۴/۳۴۷۲	۱۸/۷۴۸	۲۷/۶	۹/۶	عرض پایین دنبه (سانتی متر)
۳/۸۵۶۴	۲۱/۰۹۵	۳۲/۳	۱۵/۳	ارتفاع دنبه (سانتی متر)
۸۰۸/۳۹۱۷	۱۹۴۹/۵۰۰	۳۳۰۰/۰	۶۰۰/۰	وزن دنبه (گرم)

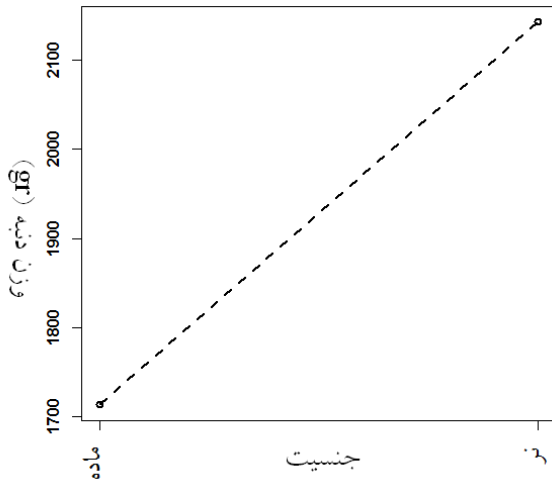
میانگین هر یک از ورودی ها و خروجی ها بر اساس نوع زایش، جنس و نژاد در جدول ۵ آورده شده است.

جدول ۵- میانگین ورودی ها و خروجی های مدل بر اساس نوع زایش، جنس و نژاد

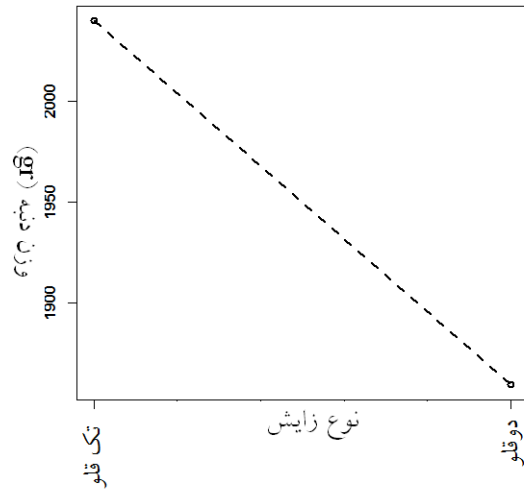
میانگین وزن دنبه (گرم)	نوع زایش	جنسیت	ورودی/خروجی
۲۵۳۷/۵±۳۰۵	تک قلو	نر	نژاد شال
۲۳۰۰±۲۶۷	دوقلو	نر	
۲۲۲۵±۲۵۸	تک قلو	ماده	
۳۱۰۰±۳۵۷	دوقلو	ماده	
۲۸۶۲/۵±۳۳۸	تک قلو	نر	نژاد زندی
۲۴۰۰±۲۷۷	دوقلو	نر	
۲۷۵۰±۳۲۲	تک قلو	ماده	
۲۸۰۰±۳۲۸	دوقلو	ماده	
۲۱۷۵±۲۵۷	تک قلو	نر	آمیخته زندی×شال
۲۳۰۰±۲۵۷	دوقلو	نر	
۲۳۲۵±۲۶۸	تک قلو	ماده	
۲۳۵۰±۲۷۳	دوقلو	ماده	
۱۴۲۵±۱۶۵	تک قلو	نر	زل × زندی
۱۷۰۰±۱۹۸	دوقلو	نر	
۱۰۷۵±۱۱۸	تک قلو	ماده	
۹۰۰±۹۰	دوقلو	ماد	
۹۴۵±۱۰۹	تک قلو	نر	زل × شال
۷۵۰±۸۷	دوقلو	نر	
۱۰۵۰±۱۱۹	تک قلو	ماده	
۷۵۰±۸۳	دوقلو	ماد	

روی وزن دانه نشان داده شده است.

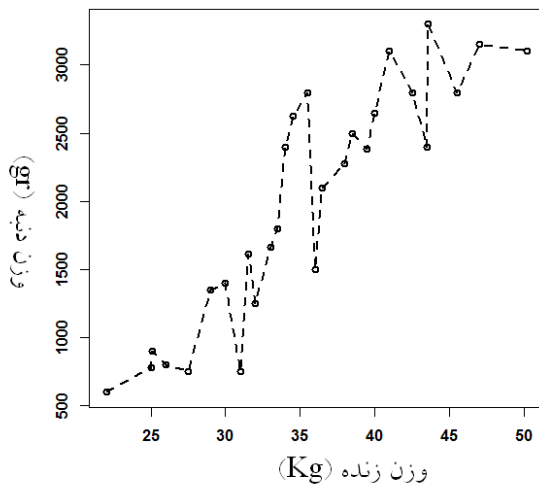
تأثیر هر یک از ورودی‌ها بر روی وزن دانه به صورت شماتیک مورد بررسی قرار گرفت. در شکل ۱ تأثیر هر یک از ورودی‌ها بر



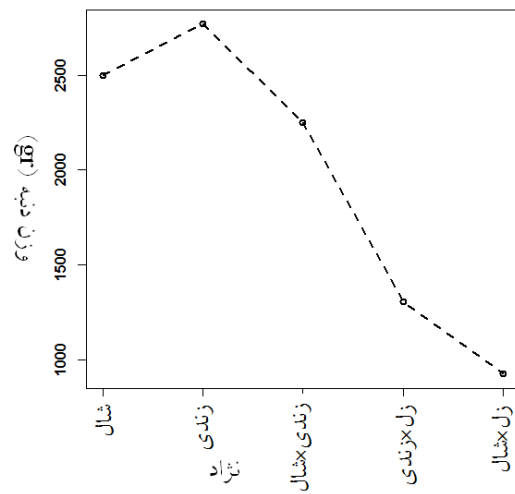
الف



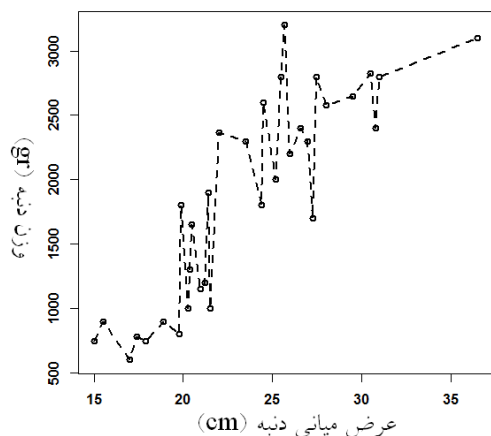
ب



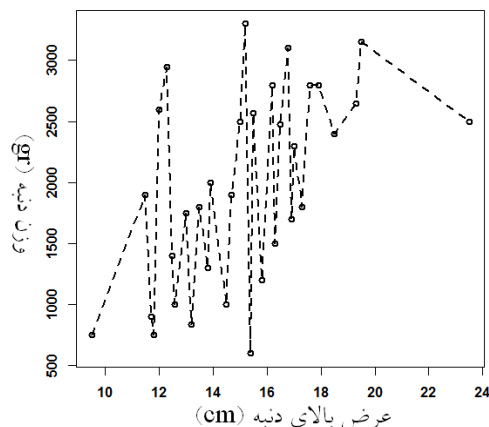
ج



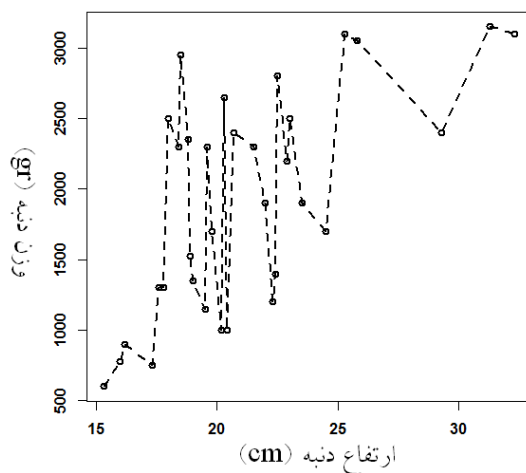
د



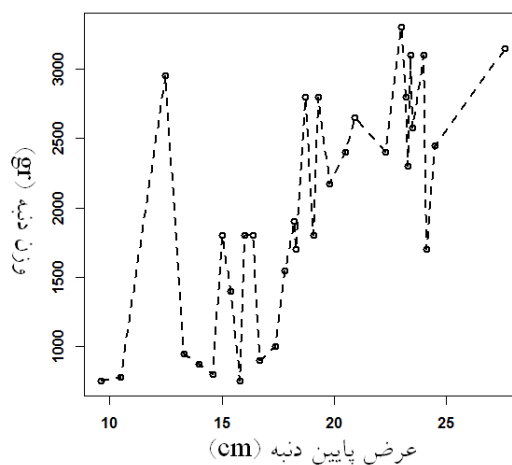
ج



ث



ح



چ

شکل ۱- تأثیر هر یک از ورودی‌ها بر روی وزن دنبه در آزمایش اصلی

یک از عوامل فوق می‌تواند ناشی از تأثیر عوامل مؤثر دیگر باشد. برای مثال در بررسی عرض پایین دنبه به طور جداگانه ممکن است برخی از داده‌ها تحت تأثیر سایر صفات مربوط به ابعاد دنبه، وزن بدن و ترکیب ژنتیکی قرار گرفته و تغییرات شدید را نشان دهد. مطالعات بسیاری همبستگی بین وزن زنده و وزن دنبه را به اثبات رساندند با توجه به این موضوع و اینکه گروه نژادی بطور معنی‌داری بر روی وزن زنده تأثیر می‌گذارند (Esmailizadeh و همکاران، ۲۰۱۱؛ Levvaf و Farahvash، ۲۰۱۲) می‌توان گفت که نتایج این مطالعه با بسیاری از مطالعات انطباق داشت. نتایج نشان می‌دهد که جنس نر به میزان حدود ۴۰۰ گرم وزن دنبه

ترکیب‌های ژنتیکی‌های مورد بررسی در این مطالعه وزن دنبه بالاتری نسبت به نژادهای ماکویی و مغانی داشتند، همچنین، در این مطالعه نیز وزن دنبه تحت تأثیر نژاد قرار گرفت (Kiyanzad، ۲۰۰۴). نژاد زندی نسبت به نژاد شال وزن دنبه بالاتر و آمیخته آنها وزن دنبه‌ای کمتر از متوسط نژادهای خالص آنها داشتند، که نشانه وجود هتروزیس منفی بر روی وزن دنبه در ترکیب این دو نژاد می‌باشد. آمیخته‌های نژادهای شال و زندی با قوچ‌های زل وزن دنبه نسبتاً کمتری نسبت به نژادهای خالص داشتند. با افزایش وزن زنده، عرض بالایی، میانی، پایینی و ارتفاع دنبه وزن دنبه روندی افزایشی داشت. مشاهده تغییرات شدید در بررسی جداگانه هر

در بسیاری از مطالعات همبستگی بین اندازه‌های بدنی و وزن زنده بر روی وزن دنبه مورد بررسی قرار گرفته است و در مطالعه حاضر نیز جهت مقایسه نتایج محققان مختلف، همبستگی بین ورودی‌ها با یکدیگر و خروجی محاسبه گردید. همبستگی بین ورودی‌های مدل و وزن دنبه که در جدول ۶ آورده شده است.

بیشتری نسبت به جنس ماده دارد و بره‌های تک قلو نیز حدود ۲۰۰ گرم وزن دنبه بیشتری نسبت به بره‌های دوقلو دارند که با بسیاری از مطالعات در این زمینه انطباق دارد (Kiyanzad, ۲۰۰۴). در بررسی نژادهای مختلف ایرانی نیز بره‌های نر علیرغم دارا بودن درصد چربی لاشه کمتر، دارای وزن دنبه بیشتری نسبت به ماده‌ها هستند.

جدول ۶- همبستگی پیرسون بین ورودی‌ها با یکدیگر و خروجی

جنس	نژاد	وزن زنده	عرض بالای دنبه	عرض میانی دنبه	عرض پایین دنبه	ارتفاع دنبه	وزن دنبه	نوع تولد
	۰/۱۸	-۰/۲۶	-۰/۰۲	۰/۰۵	-۰/۰۳	-۰/۲۱	-۰/۱۱	نوع تولد
	-۰/۱۱	۰/۴۲	-۰/۰۱	۰/۲۱	۰/۲۴	۰/۱۶	۰/۲۷	جنس
		-۰/۶۴	-۰/۳۶	-۰/۵۹	-۰/۵۷	-۰/۴۳	-۰/۸۲	نژاد
			۰/۴۰	۰/۶۵	۰/۷۰	۰/۷۴	۰/۸۳	وزن زنده
				۰/۶۷	۰/۶۱	۰/۲۷	۰/۵۱	عرض بالای دنبه
					۰/۸۷	۰/۵۶	۰/۸۰	عرض میانی دنبه
						۰/۶۰	۰/۷۴	عرض پایین دنبه
							۰/۶۰	ارتفاع دنبه

بالایی با دور انتهایی، وسط و پایین دنبه داشتند که در این مطالعه به جای دور از پهنای دنبه استفاده شد و وزن دنبه به ترتیب با عرض میانی، پایینی، ارتفاع و عرض بالای دنبه همبستگی بالایی نشان داد.

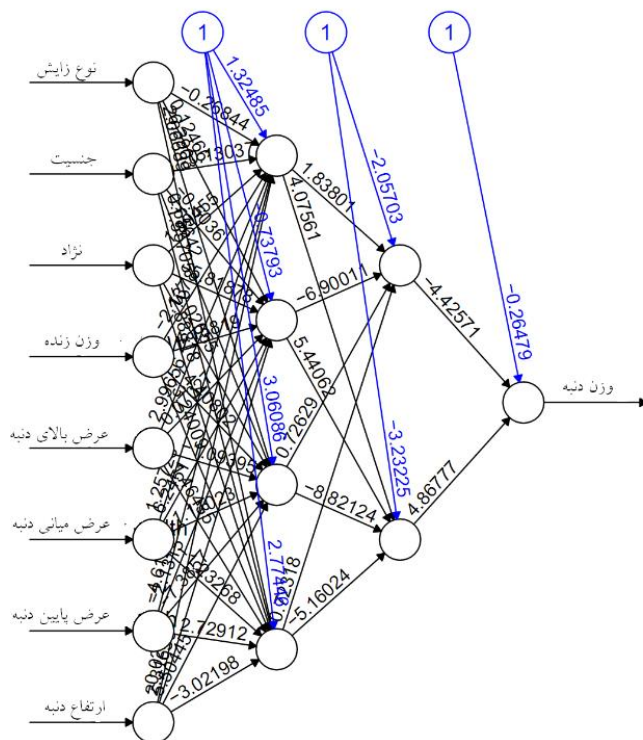
مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مورد استفاده از طریق پس انتشار خطا و تابع فعال سازی لجستیک با نرخ یادگیری ۰/۵ آموزش داده شد و در نهایت یک شبکه عصبی مصنوعی با ساختار یک لایه ورودی، دو لایه پنهان و یک لایه خروجی طراحی گردید. ساختار بهترین شبکه، که مدل حاصل از آن دارای مناسب‌ترین پارامترهای برازش بود، دارای تعداد ۸ نرون در لایه ورودی، ۴ نرون در لایه پنهان اول، ۲ نرون در لایه پنهان دوم و یک نرون در لایه خروجی داشت.

همانطور که در جدول مشاهده می‌گردد، اندازه‌گیری‌های انجام شده دارای همبستگی بین ۰/۱۱ تا ۰/۸۲ با وزن دنبه بودند، اما سه ورودی وزن زنده، نژاد و عرض میانی دنبه به ترتیب دارای بیشترین همبستگی بودند. در مطالعه Kiyanzad و همکاران (۲۰۰۴) همبستگی بین وزن دنبه و وزن زنده را ۰/۶۹ گزارش نمودند و همچنین Khaltabadi Farahani و همکاران (۲۰۱۰) همبستگی بین آنها را در نژاد ماکویی ۰/۶۷ برآورد کردند. همبستگی بین وزن زنده و وزن دنبه در مطالعه کنونی ۰/۸۳ بود که نسبت به مطالعات قبلی بالاتر است که می‌تواند ناشی از تنوع زیاد ژنوتیپ‌های مورد بررسی باشد. در مطالعه Khaltabadi Farahani و همکاران (۲۰۱۰) وزن دنبه به ترتیب همبستگی

داده های آزمون، آموزش و کل به ترتیب ۱۸۶/۰، ۳۱/۷ و ۷۰/۳ گرم بودند. ساختار مدل نهایی بدست آمده به صورت شکل ۲ زیر بود.

پارامترهای برازش بهترین مدل دارای ضرایب تبیین ۹۶/۵٪، ۹۹/۸٪ و ۹۹/۰٪ به ترتیب برای سری داده های آزمون، آموزش و کل بودند. مجذور میانگین مربعات خطای مدل (RMSE) در سری



شکل ۲. ساختار بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی

مصنوعی، کارایی مدل بر روی سری داده های آموزش، آزمون و کل داده ها استفاده گردید.

مدل اول

$$\text{وزن زنده} = ۵۶/۷۳۷۹۸ + ۲۱۶/۶۸ \text{ (نژاد)} - ۲۱۶/۶۸ \text{ (جنسیت)} - ۲/۲۸۷۴۲$$

$$\text{نوع تولد} = ۵۶/۱۰۶۱۴ + ۵۵۳/۹۲۳ = \text{وزن دنبه}$$

$$\text{ارتفاع دنبه} = ۸/۱۰۸۸۶ - ۱۸/۳۲۵۷ \text{ (دور میانی دنبه)}$$

$$\text{دنبه} = ۶۳/۸۷۳۹۷ + ۴/۳۹۲۴۱ \text{ (دور بالای دنبه)}$$

مدل دوم

$$\text{وزن زنده} = ۶۰/۷۹۸۵۵ + ۱۳۱/۲۷۴ \text{ (نژاد)} - ۱۳۱/۲۷۴ \text{ (جنسیت)} - ۱۲۳/۶۶۶$$

$$\text{نوع تولد} = ۵۶/۹۶۶۶ - ۹۳۸/۴۷۷ = \text{وزن دنبه}$$

$$\text{ارتفاع دنبه} = ۹/۶۸۴ - ۱۰/۱۶۱۶ \text{ (دور میانی دنبه)}$$

$$\text{دنبه} = ۷۱/۹۰۲۸۶ + ۳/۰۶۰۶۹ \text{ (دور بالای دنبه)}$$

در این مطالعه میزان دقت مدل سازی شبکه عصبی نسبت به سایر مطالعات انجام شده با روش های مدل سازی مختلف (Norouzian و همکاران، ۲۰۱۰؛ Vakili Alavijeh و همکاران، ۲۰۱۶) بهتر بود. علیرغم اینکه Norouzian و Vakili Alavijeh (۲۰۱۶) نیز از شبکه عصبی مصنوعی برای مدل سازی استفاده نمودند، اما در این مطالعه به دلیل استفاده از گروه های ژنتیکی مختلف مؤثر بر روی وزن دنبه میزان قدرت مدل سازی تنوع موجود در جمعیت افزایش یافته است.

مدل خطی

دو مدل خطی، به ترتیب با استفاده از کل داده ها و ۷۵٪ داده ها تهیه گردید. برای ارزیابی مدل اول بطور ساده از کل سری داده استفاده شد، اما برای ارزیابی مدل دوم همانند ارزیابی مدل شبکه عصبی

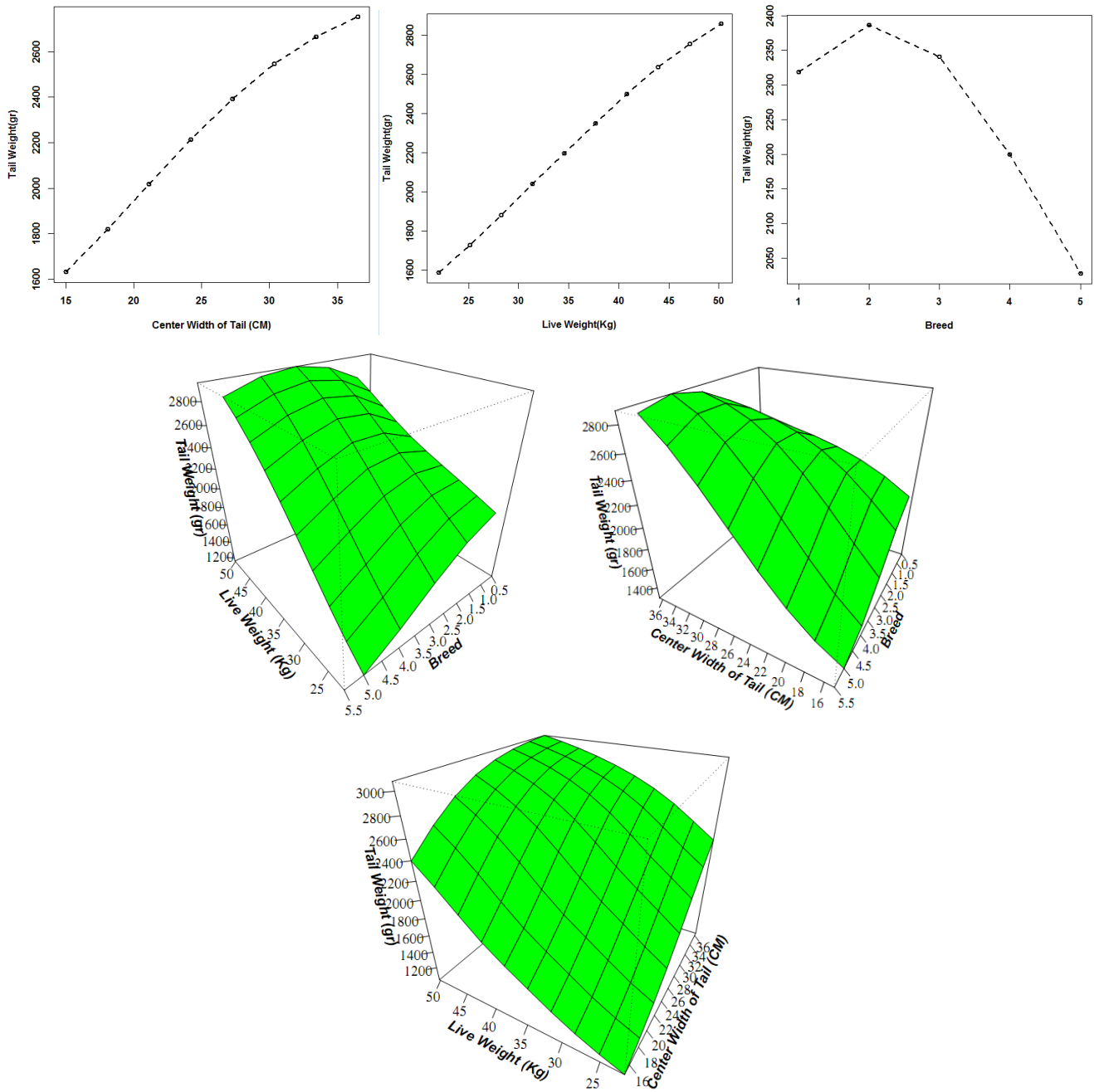
در نژاد ماکویی بین ۵۰٪ و ۶۹٪ گزارش شده است. در این مطالعه میزان ضریب تبیین بهتری بدست آمد که می‌تواند ناشی از استفاده از ورودی (متغیر مستقل) های مؤثرتر بر روی وزن دنبه باشد که از جمله مهمترین آن می‌توان به ترکیب نژادی اشاره نمود.

بسط مطالعه

با استفاده از بهترین مدل بدست آمده، برای سناریوهای پیش‌بینی شده در مطالعه بسط یافته خروجی یا وزن دنبه پیش‌بینی گردید. پیش‌بینی‌های حاصل ترسیم و تأثیرات متقابل ورودی‌های مورد استفاده بر روی وزن دنبه مورد بررسی قرار گرفتند. نمودار تأثیرات اصلی و اثرات متقابل ورودی‌هایی که بیشترین همبستگی را با وزن دنبه داشته‌اند در شکل ۳ آورده شده است.

ضریب تبیین و مجذور میانگین مربعات خطای (RMSE) ۸۹/۱٪ و ۲۶۳/۸۶ برای مدل اول بدست آمد. ضریب تبیین مدل دوم برای داده‌های آموزش، آزمون و کل به ترتیب ۹۱/۷٪، ۸۱/۷٪ و ۸۷/۶٪ بود و مجذور میانگین مربعات خطای مدل نیز به ترتیب ۲۲۰/۴۵، ۴۲۲/۴۱ و ۲۸۴/۷۱ بودند. نتایج حاصل از مدل خطی و مدل شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل خطی دارای دقت و صحت بهتری می‌باشد. بسیاری از مطالعات در جنبه‌های مختلف علوم دامی بهتر بودن کارایی روش مدل‌سازی شبکه عصبی را نسبت به روش‌های ریاضی نشان داده‌اند (Norouzian و Vakili Alavijeh، ۲۰۱۶؛ Ghazanfari و همکاران، ۲۰۱۱).

در مطالعه Khaltabadi Farahani و همکاران (۲۰۱۰)، میزان ضریب تبیین مدل‌های خطی مورد استفاده برای پیش‌بینی وزن دنبه



شکل ۳. نمودار اثرات اصلی و متقابل ورودی‌های دارای بیشترین همبستگی با وزن دنبه در مطالعه بسط یافته

- Atti, N., Bocquier, F. and Khaldi, G. (2004). Performance of the fat-tailed Barbarine sheep in its environment: adaptive capacity to alternation of underfeeding and re-feeding periods. *Animal Research*. 53(3):165-176.
- Bedhief Romdhani, S., Soumri, N. and Djemali, M. (2004). Use of fat tail and body scores to estimate lamb weights in fat tailed meat sheep. In: Proceedings of the 34th Biennial Session of ICAR, Sousse, Tunisia, p. 71-81.
- Esmailizadeh, A.K., Miraei-Ashtiani, S.R., Mokhtari, M.S. and Asadi-Fozi, M. (2011). Growth performance of crossbred lambs and productivity of kurdi ewes as affected by the sire breed under extensive production system. *Journal of Agricultural Science and Technology*. 13:701-708.
- Farid, A. (1991). Slaughter and carcass characteristics of three fat-tailed sheep breed and their crosses with Corriedal and Targhee rams. *Small Ruminant Research*. 5(3):255-271.
- Ghazanfari, S., Nobari, K. and Tahmoorespur, M. (2011). Prediction of Egg Production Using Artificial Neural Network. *Iranian Journal of Animal Science*. 1(1):11-16.
- Khaltabadi Farahani, H., Moradi Shahrabak, H., Moradi Shahrabak, M. and Mehrabani Yeganeh, M. (2010). Relationship of fat-tail and body measurements with some economic important traits in fat-tail Makoei breed of Iranian sheep. *African Journal of Biotechnology*. 9(36):5989-5992.
- Kashan, N.E.J., Manafi-Azar, G.H., Afzalzadeh, A. and Salehi, A. (2005). Growth performance and carcass quality of fattening lambs from fat-tailed and tailed sheep breeds. *Small Ruminant Research*. 60:267-271.
- Lavvaf, A. and Farahvash, T. (2012). Body measurements recording as an alternative to determine live weight and carcass performance of Macoei and Afshari sheep. *Indian Journal of Animal Research*. 46(3):263-267.

سناریوهای طراحی شده برای مطالعه بسط یافته برای هر کدام از ورودی‌ها در محدوده داده حاصل از مطالعه اصلی بود. بنابراین، با بررسی نتایج مطالعه بسط یافته می‌توان دریافت که وزن دنبه پیش‌بینی شده (برای ورودی‌های محدوده داده اصلی) بر اساس مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای روندی مشابه با نتایج حاصل از آزمایش اصلی دارند. در این صورت، با توجه به نمودار اثر متقابل حاصل از مطالعه بسط یافته، می‌توان گفت که اثر متقابل ورودی‌های مورد بررسی بر روی وزن دنبه بصورت خطی نمی‌باشد که نشان از پیچیدگی روابط بین آنها دارد. پیچیدگی روابط بین ورودی‌های مورد بررسی را می‌توان از ضرایب تبیین پایین حاصل از روش‌های خطی در مطالعات مختلف استنباط نمود (Agamy و همکاران، ۲۰۱۳؛ Khaltabadi Farahani و همکاران، ۲۰۱۰). بنابراین، روش‌های دارای کارایی بهتر جهت مدل‌سازی روابط پیچیده موجود در ورودی‌ها می‌تواند باعث افزایش دقت و صحت پیش‌بینی‌های وزن دنبه گردد.

نتایج حاصل از بسط مطالعه اصلی پیچیدگی روابط متقابل بین ورودی‌های مدل را نشان داد. این پژوهش امکان برآورد وزن دنبه برای ترکیبات ژنتیکی آمیخته نژادهای دنبه‌دار با نژادهای دم‌دار را به اثبات رساند. در این مطالعه پارامترهای برازش بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای ضریب تبیین ۰/۹۹ و مجذور میانگین مربعات خطای ۷۰/۳ بودند که نسبت به مدل خطی، به ترتیب با مقادیر پارامترهای برازش ۰/۸۹ و ۲۶۳/۸، عملکرد بهتری داشت. این پژوهش اثبات می‌نماید که در برآورد وزن دنبه از روی صفات قابل اندازه‌گیری در موجود زنده، مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل خطی به دلیل ضریب تبیین بالا و میانگین مربعات خطای پایین دارای رجحان می‌باشد.

منابع

- Agamy, R., Abdel-Moneim, A.Y., Abd-Alla, M.S., Abdel-Mageed I.I. and Ashmawi G.M. (2013). Use of fat tail dimensions for prediction of fat in tail and carcass in Egyptian ram lambs. *Egyptian Journal of Animal Production*. 50(3):144 -156.

- in Lori-Bakhtiari sheep in Iran. *South African Journal of Animal Science*. 38(2):110-118.
- Vatankhah, M., Moradi-Shahre Babak, M., Nejati-Javaremi, A., Mirayi-Ashtiani, S. and Vaez-Torshizi, R. (2004). Relation between body measurements with live weight, warm carcass, warm carcarr without fat-tail in Lori Bakhtiari sheep. *Animl Science Journal*, 65:7-15.
- Wright, D. (2015). The Genetic Architecture of Domestication in animals. *Bioinformatics and Biology Insight*. 9(4):11-20.
- Zamiri, M.J. and Izadifard, J. (1997). Relationships of fat-tail weight with fat-tail measurements and carcass characteristics of Mehraban and Ghezel rams. *Small Ruminant Research*. 15:261-266.
- Zamiri., M.J. and Izadifard, J. (1997). Relationsheeps of fat-tail weight with fattail Measurements and carcass characteristics of Mehraban and Ghezel rams. *Small Rumin. Res.* 26:261-266.
- Moradi, M.H., Nejati-Javaremi, A., Moradi-Shahrbabak, M., Dodds, K.G. and McEwan, J.C. (2012). Genomic scan of selective sweeps in thin and fat tail sheep breeds for identifying of candidate regions associated with fat deposition. *BMC Genetics*. 13:10-12.
- Norouzian, M.A. and 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.
- Safdarian, M., Zamiri, M.J., Hashemi, M. and Noorolahi, H. (2008). Relationships of fat-tail dimensions with fat-tail weight and carcass characteristics at different slaughter weights of Torke-Ghashghai sheep. *Meat Science*. 80(3):686-689.
- Vatankhah, M. and Talebi, M.A. (2008). Heritability estimates and correlations between production and reproductive traits

