

بررسی صفات رشد گوسفند لری با استفاده از مدل‌های غیر خطی و شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک

فاطمه بیرانوند^{۱*}، محمد تقی بیگی نصیری^۲، عباس مسعودی^۳ و علیرضا شعبانی نژاد^۴

تاریخ دریافت: ۹۴/۱۰/۳ تاریخ پذیرش: ۹۵/۹/۲۱

^۱ دانشجوی دکتری گروه علوم دامی دانشگاه رامین خوزستان

^۲ استاد گروه علوم دامی دانشگاه رامین خوزستان

^۳ دانشجوی دکتری گروه علوم دامی دانشکده کشاورزی دانشگاه لرستان

^۴ فارغ التحصیل کارشناسی ارشد گروه گیاهپزشکی دانشگاه صنعتی شاهرود

*مسئول مکاتبه: Email: Beiranvand_Fatemeh@yahoo.com

چکیده

زمینه مطالعه: در این پژوهش از اطلاعات تعداد ۷۰۵۴ راس گوسفند نژاد لری برای برآزش منحنی رشد این نژاد استفاده شد. **هدف:** صفات رشد مورد بررسی شامل وزن تولد، از شیرگیری، شش ماهگی و نه ماهگی بود که با استفاده از سه مدل غیر خطی شامل گمپرتز، برودی و لجستیک و همچنین شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برآزش شد. **روش کار:** تیپ تولد، جنسیت، سال تولد، سن مادر و فصل تولد به همراه وزن تولد، شیرگیری و شش ماهگی به عنوان عوامل ورودی به ANN معرفی شدند و برای وزن نه ماهگی پیش بینی انجام شد. برای این منظور یک شبکه Feed-forward بهینه شده با الگوریتم ژنتیک مورد استفاده قرار گرفت. مقایسه مدل‌های غیرخطی بر اساس ضریب تبیین (R^2)، میانگین مربعات خطا (MSE)، تعداد تکرار و معیار آکائیک (AIC) انجام شد و بر این اساس مدل برودی به عنوان مدل مناسب برای برآزش صفات رشد انتخاب شد. پارامترهای A، B و K بر اساس مدل برودی برای دو جنس ماده و نر برآورد شدند. **نتایج:** همبستگی بین پارامترهای A و K منفی گزارش شد. اثر عوامل محیطی بر روی پارامترهای منحنی رشد معنی دار بود ($P < 0.01$). بر اساس بررسی‌های انجام شده ANN با R^2 برابر با ۸۴/۳۶ و ۸۵/۴۹ درصد قادر به پیش بینی وزن نه ماهگی برای جنس ماده و نر بود. همچنین با تعداد ۱۰ و ۹ نرون در لایه میانی برای جنس ماده و نر، در MSE همگرایی ایجاد شد. **نتیجه‌گیری نهایی:** بر اساس میزان R^2 گزارش شده، مدل‌های برودی، لجستیک، گمپرتز و ANN به ترتیب مناسب-ترین مدل‌ها برای برآزش صفات رشد در گوسفند لری بودند.

واژگان کلیدی: صفات رشد، ANN، مدل‌های غیرخطی، گوسفند لری

مقدمه

مورد استفاده قرار می‌گیرند چرا که این روش‌ها سریع، قدرتمند و ابزارهایی قابل انعطاف برای طبقه‌بندی و پیش بینی می‌باشند. در زمینه علوم دامی این روش‌ها برای

روش‌های یادگیری ماشین مانند شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در حال حاضر به طور وسیعی در کشاورزی

روابط جالب و پیچیده بین این داده‌ها می‌باشد. در صورتی که مجموعه اطلاعات حاصل از یک پژوهش به وسیله یک مدل ریاضیاتی مناسب (مانند رگرسیون خطی) قابل توضیح باشند، ANN قطعاً مورد نیاز نیست. اما در صورتی که ارتباطات بین داده‌ها نامشخص بوده و یا به صورت نسبی مشخص باشد، استفاده از ANN مفید خواهد بود. در طول فرآیند آموزش، ما بین ورودی و خروجی‌های شبکه روابط تابعی شکل می‌گیرد. همانند یک شبکه عصبی بیولوژیکی، شبکه عصبی مصنوعی نیز شامل روابط بین نورون‌هایی است که شامل سه قسمت اصلی هستند: ۱) گره‌هایی که سیگنال‌هایی را کنترل می‌کنند مثلاً تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها یا وزن و توابع فعال وابسته به گره‌ها. ۲) تعریف توپولوژیکی و مکان شناختی شبکه و اینکه چگونه گره‌ها سازمان دهی و با هم مرتبط می‌شوند و ۳) قواعد آموزشی برای شروع و تنظیم وزن‌ها. در حالت کلی دو نوع ANN وجود دارد: ANN با وجود نظارت و ANN بدون نظارت که تفاوت این دو نوع در استراتژی آموزش شبکه است. در شیوه آموزش بدون نظارت داده‌های ورودی به شبکه بدون توجه به هدف تحلیل داده‌ها (یا همان خروجی‌ها)، سازمان دهی و پردازش می‌شوند در حالی که در شیوه آموزش با نظارت، داده‌های ورودی و خروجی هر دو در آموزش دادن شبکه به کار می‌روند (پروونیک و همکاران ۲۰۱۱).

شبکه عصبی Feed-forward

شبکه عصبی Feed-forward یک نوع شبکه عصبی است که شیوه آموزش آن، آموزش تحت نظارت است. این شبکه‌ها حاوی نورون‌هایی هستند که از چند لایه تشکیل شده‌اند. نخستین لایه متعلق به داده‌های ورودی است، آخرین لایه متعلق به داده‌های خروجی است و مابین این دو، لایه‌های پنهان قرار گرفته‌اند. در یک توصیف کلی از نورون‌ها می‌توان از تابع عملکردی f استفاده نمود که در آن برای هر نورون i یک زیر مجموعه از تابع V وجود دارد ($f(i) \subseteq V$) که در برگیرنده همه نورون‌های پیشین

تشخیص ورم پستان، تشخیص فعلی و دلایل حذف دام‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند. درخت‌های تصمیم‌گیری و روش‌های وابسته به آنها همچنین برای آنالیز شکل منحنی شیردهی، تفسیر اطلاعات مربوط به شمارش تعداد سلول‌های بدنی و ارزیابی بازدهی تولیدمثلی مورد استفاده قرار می‌گیرند (شاهین فر و همکاران ۲۰۱۲). در حالت کلی وجود یک روش ساده و مؤثر برای تجزیه و تحلیل ژنتیکی صفاتی که تابعی از متغیرهایی مانند سن یا برخی دیگر از متغیرهای مستقل و پیوسته هستند، در بسیاری از رشته‌های زیست‌شناسی و ژنتیک مطلوب است. اصلاح نژاد در گیاهان و حیوانات با آنالیزهای ژنتیکی داده‌های تکراری مانند دوره شیردهی و میزان رشد مواجه خواهند بود، از اینرو وجود این روش‌ها در پیشبرد صفات مهم مؤثر خواهد بود (جافرزیک و پلچر ۲۰۰۰). در برنامه‌های تحلیلی گوناگون که مورد استفاده محققان قرار می‌گیرند، هدف برقراری یک تابع عملکردی بین متغیرهای مختلف تشکیل دهنده یک پدیده است. در آمار کلاسیک این عمل با به کار بردن روش رگرسیون برای کمینه کردن تابع خطا پیش از انتخاب مدل آماری انجام می‌شود. در بیشتر موارد مدل آماری یک مدل غیر خطی است که فرآیند پردازش آن پیچیده است. برای برطرف نمودن مشکل روش‌های آماری که هدف آنها پیش‌بینی یا برآورد کردن مقدار تابع پیوسته f که به متغیرهای گوناگون (x_1, x_2, \dots, x_n) وابسته است، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد (تورئس و همکاران ۲۰۰۵). ANN یک روش یادگیری ماشینی است که ایده آن از شبیه‌سازی عملکرد مغز دریافت شده است. ANN زمانی که به کار بردن الگوریتم‌های مختلف در تحلیل داده‌های حاصل از علوم مختلف مایوس‌کننده بود، با ابزارهای محاسباتی قدرتمند خود توانست به سرعت توسعه پیدا کند (کات رایت ۲۰۰۸). نکته کلیدی در استفاده از ANN قابلیت آموزش دادن آن است. همچنین مهم‌ترین مزیت ANN مربوط به توانایی آن در پذیرش حجم عظیمی از داده‌ها و یافتن

۲۰۱۰). استفاده از توابع غیر خطی برای توصیف منحنی رشد در تعدادی از پژوهش‌ها صورت گرفته است. آکباز و همکاران (۱۹۹۹) در نژاد Turkish Kivircik و Daglic، تکل و همکاران (۲۰۰۵) در بره‌های نژاد آواسی، طریق و همکاران (۲۰۱۳) در گوسفندان نژاد منقالی و داسکیران و همکاران (۲۰۱۰) برای گوسفندان نژاد بومی Norduz توابع غیر خطی را برای مطالعه صفات رشد مورد استفاده قرار دادند.

در مطالعه حاضر علاوه بر مدل‌های غیر خطی، ANN نیز برای پیش بینی صفات رشد مورد استفاده قرار گرفت. لاکروکس و همکاران (۱۹۹۷) گزارش نمودند استفاده از ANNs می‌تواند منجر به پیش بینی دقیق‌تر و آسان‌تر تولید شیر در گاوهای شیری کانادا گردد. گریزیاک و همکاران (۲۰۰۶) قادر به پیش بینی منحنی تولید شیر با بکارگیری ANN و با استفاده از رکوردهای گاو شیری در سه دوره شیردهی بودند. کومیناکیس و همکاران (۲۰۰۲) ANN را برای پیش بینی تولید شیر در گوسفند نژاد Chios بکار بردند. تورئس و همکاران (۲۰۰۵) تلاش نمودند با به کارگیری ANNs و الگوریتم ژنتیک به تقریب منحنی شیردهی گوسفند مانچگان اسپانیا پردازند. Roush و همکاران (۲۰۰۶) برای بررسی رشد جوجه‌های گوشتی کارایی شبکه عصبی و مدل‌های غیر خطی را با هم مقایسه نمودند. همچنین بحرینی بهزادی و اسلام نژاد (۲۰۱۰) رشد گوسفند نژاد بلوچی را با استفاده از مدل‌های غیر خطی و شبکه عصبی مورد بررسی و مقایسه قرار دادند. هدف از این پژوهش پیش بینی صفات رشد گوسفند لری با استفاده از ANN بهینه شده با الگوریتم ژنتیک و مدل‌های غیر خطی، مقایسه این مدل‌ها با یکدیگر و تعیین بهترین مدل محاسباتی برای توصیف صفات رشد گوسفند لری بود.

این نورون (i) می‌باشد. هر نورون در یک لایه خاص با همه نورون‌های موجود در لایه‌های بعدی در ارتباط است. ارتباط بین i امین و j امین نورون به وسیله ضرایب وزنی مشخص می‌شود (سووزیل و همکاران ۱۹۹۷).

الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یک تکنیک برنامه نویسی است که از فرآیند تکامل ژنتیکی به عنوان الگوی حل مساله استفاده می‌کند (احمد و سیمونوویچ ۲۰۰۵). این مدل محاسباتی به دانسته‌های قبلی از حوزه مسئله و یا فضای جواب آن نیازی ندارد (ابو کادیس ۲۰۱۰). در استفاده از ANN در مدلینگ فرآیندهای غیر خطی مشکلاتی وجود دارد: عدم وجود یک روش دقیق برای انتخاب مناسب‌ترین توپولوژی شبکه، نوع توابع فعال سازی و پارامترهای مورد نیاز برای آموزش شبکه. الگوریتم ژنتیک برای غلبه بر این مشکل گسترش یافته است. الگوریتم ژنتیک در برگیرنده شبکه‌های چندگانه طراحی شده با توابع فعال سازی مختلف و الگوریتم‌هایی برای حداقل سازی خطا است که در نهایت بهترین ترکیب ممکن را انتخاب می‌نماید (فرنتینو ۲۰۰۵).

مدل‌های غیر خطی

مدل‌های غیر خطی شکل توسعه یافته قدرتمندی از مدل‌های رگرسیونی کلاسیک هستند. این مدل‌ها که در بر گیرنده اثرات ثابت و تصادفی هستند برای توصیف داده‌های رشد مورد استفاده قرار می‌گیرند (بحرینی بهزادی و همکاران ۲۰۱۴). غالباً توضیح صفات رشد دام‌ها به وسیله مدل‌های رشد غیر خطی نظیر گمپرتز، لجستیک، ریچارد، ویبول، برودی و ون برتالنفای انجام می‌پذیرد (امان الله و همکاران ۲۰۱۳). مدل‌های رشد غیر خطی مجموعه‌ای از پارامترها را برآورد می‌کنند که الگوهای رشد را در هر زمانی توصیف کرده و به این ترتیب وزن دام در سنین مختلف قابل پیش بینی خواهد بود (کنکاگل و کادیرسی ۲۰۱۰). پارامترهایی که با استفاده از این مدل‌های غیر خطی به دست می‌آیند، قابل توارث بود و در فرآیند انتخاب مورد استفاده قرار می‌گیرند (داسکیران

مواد و روش‌ها

داده‌ها

اطلاعات به کار برده شده در این تحقیق مربوط به صفات وزن تولد، وزن از شیرگیری، وزن شش ماهگی و نه ماهگی تعداد ۷۰۵۴ رأس گوسفند نژاد لری می‌باشد که بین سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۹ توسط سازمان جهاد کشاورزی استان لرستان از گله‌های عشایری شهرستان

خرم آباد جمع‌آوری شده است. در ابتدا این داده‌ها با استفاده از نرم‌افزارهای اکسل ۲۰۱۰ و فاکس‌پرو ۱۳ (هنزن ۱۹۹۵) ویرایش شدند. برای بررسی نرمال بودن داده‌ها از نرم‌افزار SAS (انستیتو^۲ SAS ۲۰۰۴) رویه univariate استفاده شد. میانگین، حداقل و حداکثر اوزان مورد بررسی برای بره‌های نر و ماده در جدول شماره ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱- میانگین (\pm SE)، حداقل و حداکثر وزن جنس نر و ماده گوسفند لری بر حسب کیلوگرم
Table 1- Average (\pm SE), minimum and maximum weight (Kg) for male and female Lori lambs

| صفت Trait | حداکثر وزن (kg) | | حداقل وزن (kg) | | میانگین \pm خطای استاندارد Average (kg) \pm standard error | |
|--------------|---------------------|----------------|---------------------|---------------|---|-------------------|
| | Maximum weight (kg) | | Minimum weight (kg) | | Average (kg) \pm standard error | |
| | نر male | ماده female | نر male | ماده femal | نر male | ماده female |
| BW | ۵/۱ | ۵ | ۲/۵ | ۲/۴ | ۳/۰ \pm ۵۳/۰۱۹ | ۳/۰ \pm ۳۲/۰۱۴ |
| WW | ۲۳ | ۲۳ | ۱۸ | ۱۸ | ۲۱/۰ \pm ۷۶/۰۷۸ | ۲۰/۰ \pm ۲۸/۰۴۱ |
| 6MW | ۵۲/۱ | ۳۶/۴ | ۲۲ | ۲۱ | ۳۱/۰ \pm ۷۸/۱۷۴ | ۲۵/۰ \pm ۰۹/۰۸۸ |
| 9MW | ۴۹/۵ | ۴۲/۷ | ۲۲/۳ | ۲۲ | ۳۱/۰ \pm ۷۲/۲۲۹ | ۲۷/۰ \pm ۵۸/۱۷۳ |

BW: وزن تولد، WW: وزن از شیرگیری، 6MW: وزن شش ماهگی و 9MW: وزن نه ماهگی.

BW: Birth weight, WW: Weaning weight, 6MW: Weight at six months age and 9MW: Weight at nine months age.

برازش مدل‌های غیر خطی

برای ارزیابی صفات رشد، رکوردهای مربوط به این صفات با استفاده از سه مدل گمپرتز، برودی و لجستیک برازش شدند. معادلات مربوط به این مدل‌ها در جدول شماره ۲ نشان داده شده است (داسکیران ۲۰۱۰). این مدل‌ها با استفاده از رویه غیر خطی (PROC NLIN) و روش تکرار گوس-نیوتن با استفاده از نرم‌افزار SAS 9.2 (۲۰۰۳) اجرا و فراسنجه‌های رشد محاسبه شدند. مدل‌های مختلف بر اساس شاخص ضریب تبیین (R^2)، میانگین مربعات خطا (MSE)، تعداد تکرار و معیار آکائیک (AIC) اعتبار سنجی و با یکدیگر مقایسه شدند. برای مدل‌های مختلف، معیار AIC به صورت زیر تعریف شد:

$$AIC = n \times \log\left(\frac{SS_{RES}}{n}\right) + 2p$$

که SS_{RES} میانگین مربعات مانده‌ها، n : تعداد مشاهدات و p تعداد پارامترهای مدل است. مدلی که دارای پایین‌ترین مقدار AIC باشد، مدل مناسب برای برازش داده‌ها در نظر گرفته می‌شود (ویتزیکا و همکاران ۲۰۱۰). پس از تعیین مناسب‌ترین مدل بر اساس این معیارها، مدل منتخب با استفاده از رویه رگرسیون غیر خطی نرم‌افزار SAS بر داده‌ها برازش داده شد و پارامترهای منحنی رشد برای همه دام‌ها محاسبه گردید. جهت تعیین عوامل محیطی مؤثر بر پارامترهای منحنی رشد، مدل آماری در برگزیده این عوامل با استفاده از نرم‌افزار SAS مورد بررسی قرار گرفته و اثرات معنی‌دار مشخص شدند:

$Y_{ijkmn} = \mu + Sx_i + Ls_j + Se_k + Yr_m + Ma_n + e_{ijkmn}$
در این مدل آماری Y_{ijkmn} نشان دهنده بردار مشاهدات برای صفت مورد نظر، μ میانگین جمعیت، Sx_i جنسیت

² SAS Institute Inc

¹ Visual FoxPro 3.0

به عنوان داده‌های train یا داده‌های آموزش، ۱۵ درصد برای صحت سنجی و ۱۵ درصد نیز برای امتحان شبکه انتخاب شدند. کد مربوط به شبکه عصبی مورد نظر در نرم افزار Matlab نوشته و اجرا شد. در پیش بینی وزن نه ماهگی برای هر کدام از دام‌ها یک بار شبکه عصبی با تعداد ۸ ورودی تشکیل شد. این شبکه برای هر دامی شامل ورودی‌ها، اوزان، لایه میانی، توابع تحریک و در نهایت خروجی شبکه بود. فرآیند یادگیری شبکه با دستکاری اوزان که به صورت تصادفی به شبکه داده شدند، ادامه یافت. به ازای هر شبکه عصبی تشکیل شده یک پاسخ ایجاد گردید. فرآیند دستکاری کردن اوزان تا زمانی ادامه پیدا کرد که بین پاسخ ایجاد شده توسط شبکه و پاسخ مورد نظر همگرایی ایجاد شد.

ارزیابی عملکرد شبکه عصبی

با تشکیل ساختار شبکه عصبی، برای بررسی و مشخص نمودن تعداد بهینه نورون‌ها در لایه میانی از میانگین مربعات خطا (MSE) استفاده گردید:

$$MSE = \frac{SSE}{n - p}$$

در این معادله SSE مجموع مربعات باقیمانده، n تعداد داده‌ها و p تعداد پارامترها است (تورئس و همکاران، ۲۰۰۵). پس از پیش بینی وزن هر دام توسط شبکه، پاسخ شبکه و مشاهدات با هم مقایسه و تفاوت بین این دو مقدار مشخص گردید. در مرحله امتحان شبکه، برای مقایسه پاسخ‌های شبکه عصبی و داده‌های واقعی از ضریب تبیین استفاده گردید:

$$R^2 = 1 - \left[\sum_{i=1}^N \left(\frac{Q_{exp} - Q_{cal}}{Q_{exp^2}} \right)^2 \right]$$

در این معادله Q_{exp} مقدار مشاهده شده، Q_{cal} نشان دهنده ارزش پیش بینی شده توسط شبکه و N تعداد مشاهدات است که برابر با تعداد ۱۵۲ نمونه‌ی تصادفی بود که برای امتحان شبکه مورد استفاده قرار گرفت. هر

بره (۲ و ۱) = Ls_j اثر ثابت ژامین تیپ تولد ($j=1, 2$)، فصل تولد = Yr_m اثر ثابت m امین سال تولد بره که با توجه به این که دامنه بررسی‌ها در محدوده سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۹ بود، شامل ۱۰ سطح بود (۱۰:۱۰) = Ma_n اثر n امین سن مادر ($n=7-2$) و e_{ijklm} اثرات باقیمانده می‌باشد.

جدول ۲- معادلات مدل‌های توصیف کننده منحنی رشد
Table 2- The equations of describing models for growth curve

| مدل Model | معادله Equation |
|---------------------|--------------------------------------|
| گمپرتز Gompertz | $BW_t = BW_A * \exp(-B * \exp(-kt))$ |
| برودی Brody | $BW_t = BW_A * [1 - B * \exp(-kt)]$ |
| لجستیک Logistics | $BW_t = BW_A / [1 + B * \exp(-kt)]$ |

A, B و K : فراسنجه‌های منحنی رشد، A : وزن مجانبی یا وزن بلوغ، B : نرخ رشد از تولد تا بلوغ، K : نرخ بلوغ، BW_t وزن بدن در سن t ، BW_A : وزن بلوغ و t : سن بر حسب روز.

A, B and K : growth curve parameters, A : asymptotic weight or mature weight, B : the rate of growth from birth to maturity, K : rate of maturity, BW_t : body weight at age t , BW_A : maturity Weight and t is the age (by Day).

ساختار ANN

اثرات محیطی شامل جنس بره، تیپ تولد، فصل تولد، سال تولد، سن مادر به همراه صفات وزن تولد، وزن شیرگیری و وزن شش ماهگی به عنوان ورودی به شبکه عصبی معرفی شدند و در نهایت وزن نه ماهگی پیش بینی شد. در این مرحله یک پرسپترون چند لایه feed-forward به عنوان معمول‌ترین ساختار یک شبکه عصبی تشکیل و این پرسپترون به وسیله الگوریتم ژنتیک آموزش داده شد. بدین منظور تعداد جمعیت اولیه ۱۵۰، حداکثر تعداد نسل ۵۰، تعداد گردش برابر با ۵۰ دور و میزان جهش در جمعیت ۳۰ درصد در نظر گرفته شد. با توجه به اینکه در این بررسی از ANN تحت نظارت استفاده گردید، ۷۰ درصد از داده‌ها به صورت تصادفی

چه میزان ضریب تبیین بالاتر باشد، دقت پیش بینی نیز بالاتر خواهد بود (تورئس و همکاران، ۲۰۰۵).

نتایج و بحث

پارامترهای منحنی رشد برآورد شده توسط سه مدل گمپرتز، برودی و لجستیک در جدول شماره ۳ نشان داده شده است. مقایسه مدل‌ها بر اساس ضریب تبیین نشان می‌دهد که این مدل‌ها تفاوت چندانی با یکدیگر نداشته و دامنه ضریب تبیین بین ۹۶/۷۹ تا ۹۸/۸۴ درصد متغییر بود. با این وجود بالاترین ضریب تبیین برای دو جنس نر و ماده مربوط به مدل برودی بود. ضریب تبیین بالا و تعداد تکرار پایین برای هر ۳ مدل نشان می‌دهد که این مدل‌ها برای توصیف منحنی رشد گوسفند لری مناسب هستند. مقایسه ۳ مدل نشان داد که مدل برودی با تعداد تکرار کمتری نسبت به ۲ مدل دیگر به همگرایی رسیده و همچنین پایین‌ترین معیار آکائیک برای دو جنس نر و ماده مربوط به این مدل بود. میانگین مربعات خطا به عنوان معیار دیگر برای مقایسه سه مدل غیر خطی بود که برای جنس ماده مدل گمپرتز پایین‌ترین میزان و برای جنس نر مدل لجستیک پایین‌ترین میزان MSE را برآورد کردند. بالاترین مقدار MSE با مدل گمپرتز برای جنس نر برآورد گردید که منجر به نادیده گرفتن این مدل به عنوان مدل مناسب برای برآورد داده‌ها و برآورد پارامترهای ژنتیکی شد. از میان سه مدل غیر خطی مورد بررسی بر اساس معیارهای انتخاب مدل، مدل برودی به عنوان مدل مناسب برای برآورد داده‌های صفات رشد گوسفند لری انتخاب شد. توپال و همکاران (۲۰۰۴) نشان دادند که مدل‌های برودی، گمپرتز، لجستیک و برتالانفی برای توصیف منحنی رشد در گوسفند نژاد آواسی مناسب هستند. بن حمودا و همکاران (۲۰۱۱) با پژوهشی بر روی صفات رشد گوسفند بابارین^۱ نشان دادند همه مدل‌های برودی، لجستیک، گمپرتز و برتالانفی برای توصیف وزن

بدن و ابعاد دنبه این گوسفند مناسب هستند در حالی که مدل برتالانفی برآوردهای دقیق‌تری را از پارامترهای رشد ارائه می‌دهد. مالهادو و همکاران (۲۰۰۹) با بررسی منحنی رشد گوسفند Dorper با استفاده از مدل‌های برودی، لجستیک، ریچاردز، برتالانفی و گمپرتز نشان دادند که بهترین برازش‌ها توسط دو مدل گمپرتز و لجستیک ارائه شده است. داسیلوا و همکاران (۲۰۱۲) با بررسی منحنی رشد گوسفند Santa Ines و بحرینی بهزادی (۱۳۹۴) برای گوسفند لری بختیاری و کاپوزلو و همکاران (۲۰۱۳) برای گوسفند Hemsin مدل برودی را به عنوان مناسب‌ترین مدل غیرخطی برای برآورد منحنی رشد اعلام نمودند.

پس از تعیین مدل مناسب برای برآورد داده‌ها، اثر عوامل محیطی بر روی پارامترهای منحنی رشد که با استفاده از این مدل برای تک تک دام‌ها برآورد شده بود، مورد بررسی قرار گرفت. سال تولد، تیپ تولد، جنس بره، سن مادر و فصل تولد بر روی پارامترهای A، B و K اثر معنی دار داشتند ($P < 0.01$). وزن مجانبی یا وزن بلوغ (A) الزاماً وزن دام در زمان بلوغ نیست بلکه متوسط وزنی است که دام در طول دوره بلوغ به آن می‌رسد (اولگارویو و همکاران ۲۰۱۲). در واقع وزن بلوغ به معنای بالاترین وزنی نیست که یک دام به آن می‌رسد بلکه نشان دهنده میانگین وزن یک گوسفند بالغ است که مستقل از نوسانات کوتاه مدتی که تحت تاثیر شرایط محیطی موقت بر وزن دام ایجاد می‌شوند، است (گبانوچ و همکاران ۲۰۰۸). همانطور که در جدول ۳ مشاهده می‌شود مقدار برآورد شده برای پارامتر A در هر ۳ مدل برای جنس نر بیشتر از جنس ماده است که نشان می‌دهد وزن بلوغ جنس نر در گوسفند نژاد لری بیشتر از جنس ماده است.

¹ Babarine

جدول ۳- پارامترهای منحنی رشد (A, B, K و M) همراه با اشتباه استاندارد آنها ($\pm SE$) و معیارهای ارزیابی مدل‌ها برای جنس نر و ماده در گوسفند نژاد لری

Table 3- Growth curve parameters (A, B, K and M) with their standard error ($\pm SE$) and models evaluation criteria for male and female lambs

| مدل Model | جنس Sex | AIC | Iteration | MSE | R ² | M | K | B | A(kg) |
|---------------------|----------------|----------|-----------|--------|----------------|-------------|--------------|--------------|-------------|
| گمپرتز Gompertz | نر Male | ۱۹۰۴/۰۸۸ | ۵ | ۲۳/۶۵۱ | ۰/۹۶۷۹ | - | ۰/۰±۰۲۲/۰۰۰۵ | ۲/۰±۳۱/۰۵ | ۳۰/۰±۶۲/۱۳۸ |
| | ماده Female | ۱۷۹۱/۵۱۱ | ۴ | ۸/۲۵۸ | ۰/۹۸۷۲ | - | ۰/۰±۰۲۶/۰۰۰۴ | ۲/۰±۰۸۵/۰۲۷ | ۲۵/۰±۰۳/۰۶۸ |
| برودی Brody | نر Male | ۱۷۶۰/۱۴۹ | ۱ | ۹/۳۶۷ | ۰/۹۸۸۴ | - | ۰/۰±۰۱۶/۰۰۰۶ | ۳/۰±۹۴۵/۰۳۱ | ۳۷/۰±۳۸/۱۰۹ |
| | ماده Female | ۱۷۱۸/۹۹۴ | ۳ | ۷/۳۷۹ | ۰/۹۸۸۱ | - | ۰/۰±۰۱۷/۰۰۰۳ | ۰/۰±۸۸۵/۰۰۰۴ | ±۳/۳۵/۰۸۳ |
| لجستیک Logistics | نر Male | ۱۷۶۹/۶۹۵ | ۸ | ۷/۴۱۶ | ۰/۹۷۱۹ | ۱۲/۰±۹۱/۴۲۴ | ۰/۰±۰۱۸/۰۰۰۴ | - | ۳۴/۰±۸۷/۲۴ |
| | ماده Female | ۱۷۳۶/۵۸۳ | ۷ | ۱۳/۴۸۸ | ۰/۹۸۱۹ | ۱۹/۰±۴۱/۶۱۷ | ۰/۰±۰۲۴/۰۰۰۴ | - | ۳۰/۰±۷۶/۱۰۷ |

R²: ضریب تبیین، MSE: میانگین مربعات خطا، Iteration: تعداد تکرار و AIC: معیار آکائیک.

R²: coefficient of determination, MSE: Mean Square Error, Iteration: the number of repetitions and AIC: Akaike's information criterion.

است (گبانوچ و همکاران ۲۰۰۸). همانطور که در جدول ۳ مشاهده می‌شود، نرخ رشد ماده‌ها (۰/۰۱۷±۰/۰۰۰۳) تا (۰/۰۲۶±۰/۰۰۰۴) در هر ۳ مدل بالاتر از نرخ رشد در نرها (بین ۰/۰۱۶±۰/۰۰۰۶ تا ۰/۰۲۲±۰/۰۰۰۵) می‌باشد. با وجود اینکه در گوسفند نژاد لری تفاوت نرخ رشد در نرها و ماده‌ها پایین است، ماده‌ها نرخ رشد بالاتری داشته و متعاقباً وزن بلوغ پایین‌تری دارند. به اعتقاد بسیاری از پژوهشگران مهم‌ترین رابطه بیولوژیکی در منحنی رشد، رابطه بین پارامترهای A و K است. به طوری که همبستگی منفی بین این دو پارامتر نشان می‌دهد که حیواناتی که زودتر به بلوغ می‌رسند، وزن بلوغ کمتری نیز دارند (لپی و همکاران ۲۰۱۵). در جدول شماره ۴ ضرایب همبستگی پارامترهای منحنی رشد گوسفند لری نشان داده شده است. همانطور که در این جدول نشان داده شده است، همبستگی بین پارامترهای وزن بلوغ و نرخ بلوغ گوسفندان نر و ماده نژاد لری منفی و به ترتیب برابر با ۰/۵۸- و ۰/۵۷۲- می‌باشد. ماله‌دو و همکاران (۲۰۰۹)، مک مانوس و همکاران (۲۰۰۳) و بحرینی

بر اساس مدل برودی، وزن بلوغ گوسفند نر و ماده نژاد لری به ترتیب ۲۷/۳۸±۰/۱۰۹ و ۲۵/۳±۰/۰۸۳ می‌باشد. وزن بلوغ برآورد شده برای گوسفند لری در این پژوهش از برآوردهای انجام شده توسط گلیمتیس و همکاران (۲۰۰۶) برای جنس نر و ماده نژاد Karagouniko، داسکیران و همکاران (۲۰۱۰) برای نژاد Norduz، بحرینی بهزادی (۱۳۹۴) برای گوسفند لری بختیاری و کاپوزلو و همکاران (۲۰۱۳) برای گوسفند نژاد Hemsin پایین‌تر بود که نشان دهنده جثه کوچکتر گوسفند نژاد لری نسبت به این نژادها می‌باشد. صفت وزن بلوغ می‌تواند تحت تاثیر عواملی نظیر گونه و نژاد دام، سیستم انتخاب در گله، سیستم مدیریتی و شرایط محیطی تغییر یابد (بحرینی بهزادی و همکاران ۱۳۹۴). پارامتر K یا نرخ بلوغ به تفسیر شکل منحنی رشد کمک می‌کند. این پارامتر میزان نرخ رشد تا رسیدن به وزن بلوغ را نشان می‌دهد و به عنوان پارامتری برای تعیین میزان رشد و میزان تغییرات در نرخ رشد مورد استفاده قرار می‌گیرد. به عبارت دیگر مقادیر بالای K نشان دهنده بلوغ زودرس در حیوانات

بهزادی و همکاران (۱۳۹۴) همبستگی بین پارامترهای منحنی رشد را منفی گزارش کردند. برای پیاده سازی کد شبکه عصبی و فراخوانی اطلاعات مورد نظر و اجرای آنها در قالب کد مربوطه از نرم‌افزار Matlab استفاده گردید. با اجرای برنامه مورد نظر، شبکه عصبی با تعداد ۸ ورودی که شامل اثرات محیطی و صفات وزن تولد، از شیرگیری و شش ماهگی بود، تشکیل شد. W ها یا اوزانی که برای مرتبط ساختن لایه ورودی به لایه میانی مورد استفاده قرار گرفتند، شامل وزن‌هایی تصادفی در

بازه -0.5 تا $+0.5$ بودند که اولین ماتریس وزنی داده‌ها را تشکیل دادند. همانطور که در شکل شماره ۱ نشان داده شده است، تشکیل نوروهای لایه میانی شبکه عصبی برای جنس ماده در ابتدا با به کار بردن تعداد ۱ نورو آغاز شد و میزان خطای پیش بینی بر اساس آن سنجیده شد. در ادامه تعداد گره‌های لایه میانی افزایش پیدا کرد و این افزایش تا آنجا ادامه پیدا کرد که تغییر محسوسی در میزان میانگین مربعات خطا مشاهده نشد.

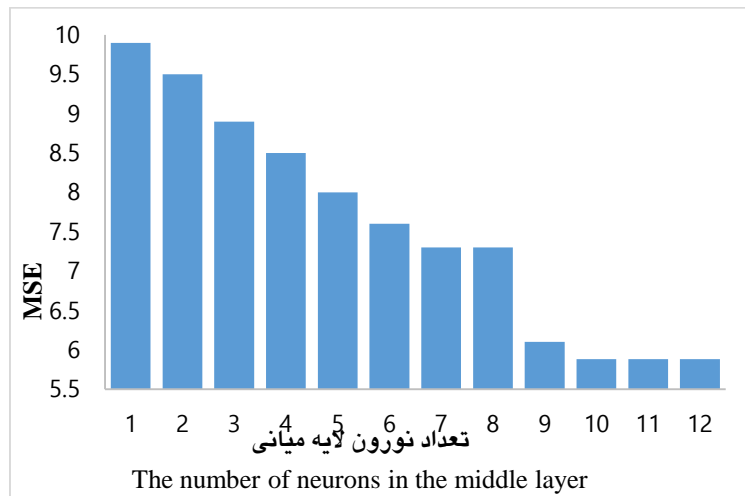
جدول ۴- ضرایب همبستگی پارامترهای منحنی رشد در گوسفند لری بر اساس مدل برودی

Table 4- correlation coefficients of growth curve parameters in Lori sheep based on the Brody model

| پارامتر parameter | ماده Female | | | نر Male | | |
|----------------------|----------------|-------|--------|------------|--------|--------|
| | K | B | A | K | B | A |
| A | -۰/۵۷۲ | ۰/۰۳۵ | ۱ | -۰/۵۸ | -۰/۰۴۷ | ۱ |
| B | ۰/۴۲۷ | ۱ | ۰/۰۳۵ | ۰/۵۹۵ | ۱ | -۰/۰۴۷ |
| K | ۱ | ۰/۴۲۷ | -۰/۵۷۲ | ۱ | ۰/۵۹۵ | -۰/۵۸ |

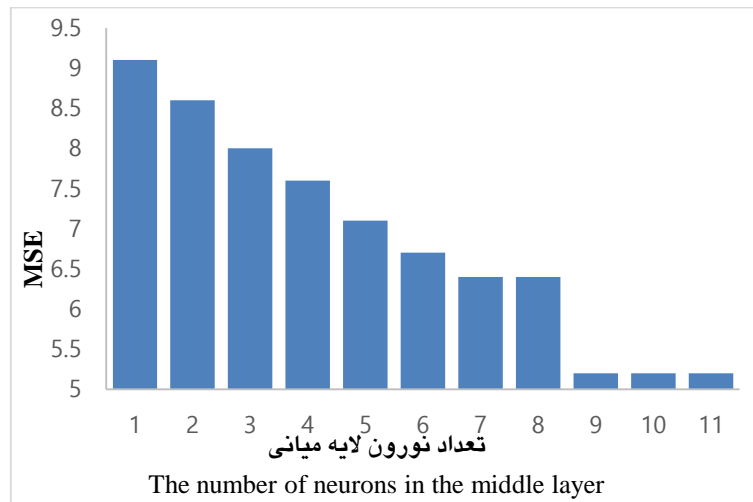
همگرایی زمانی ایجاد شد که تعداد نوروهای لایه میانی به عدد ۱۰ رسید. در این مرحله میانگین مربعات خطا برابر با ۵/۸۸ بود و با اضافه شدن نوروهای لایه میانی در میانگین مربعات خطا تغییری ایجاد نشد. برای جنس نر نیز با به کار بردن تعداد ۹ نورو در لایه میانی، میانگین مربعات خطا برابر با ۵/۲ بوده و تغییری در آن ایجاد نشد. در شکل‌های شماره ۲ و ۳ ضریب تبیین پیش

بینی انجام شده بر اساس جنس ماده و نر، مشخص شده است. ضریب تبیین پیش بینی شبکه عصبی برای صفت وزن نه ماهگی، به ترتیب برابر با ۸۴/۳۶ و ۸۵/۴۹ درصد برای جنس ماده و نر بود. مقایسه مدل‌های غیرخطی و ANN بر اساس ضریب تبیین، کارایی بالاتر مدل‌های غیرخطی را برای برآزش صفات رشد گوسفند لری نشان می‌دهد.



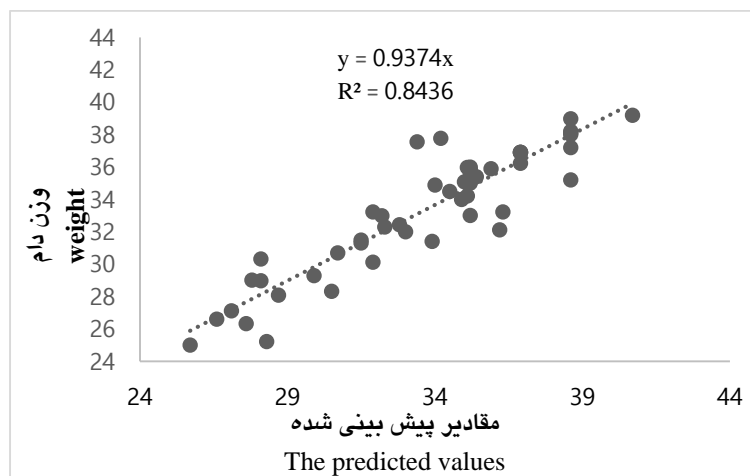
شکل ۱- تعیین میانگین مربعات خطا بر اساس تعداد نورون لایه میانی برای جنس ماده

Figure 1- Mean Square Error determined based on the number of neurons in the middle layer for female lambs



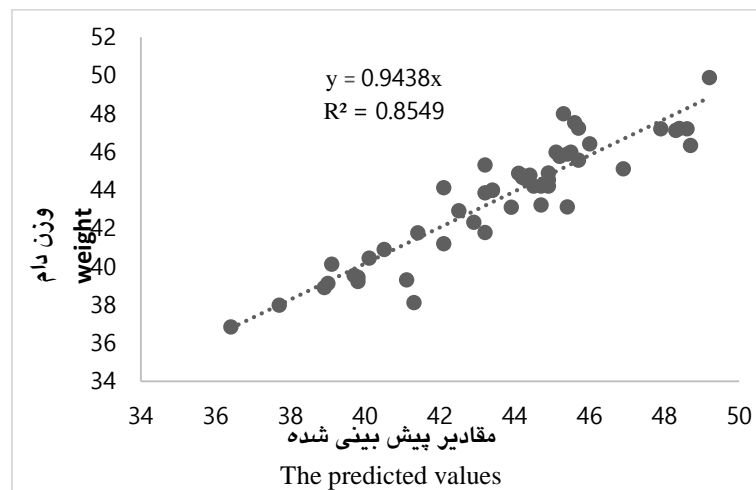
شکل ۲- تعیین میانگین مربعات خطا بر اساس تعداد نورون لایه میانی برای جنس نر

Figure 2- Mean Square Error determined based on the number of neurons in the middle layer for male lambs



شکل ۳ ضریب تبیین پیش بینی صفت وزن نه ماهگی جنس ماده گوسفند لری

Figure 3- coefficient of determination for prediction weight at nine months age for female lambs



شکل ۴ ضریب تبیین پیش بینی صفت وزن نه ماهگی جنس نر گوسفند لری

Figure 4- Coefficient of determination for prediction weight at nine months age for male lambs

نتیجه‌گیری

گمپرتز نسبت به ANN کارایی بالاتری برای پیش بینی و برازش صفات رشد گوسفند لری دارند. میزان وزن تولد و وزن از شیرگیری و به طور کلی صفات رشد در بره‌های نژاد لری با وجود تغییر در شرایط آب و هوایی و به دنبال آن تغییر در شرایط مراتعی که این گوسفندان از آنها استفاده می‌کنند، در بازه‌های زمانی مختلف تغییر خواهد یافت. به دلیل وابسته بودن پرورش این نژاد گوسفند به مراتع طبیعی و وجود شرایط پرورشی متغیر، پیش بینی صفات تولیدی در شرایط محیطی و مدیریتی که پژوهش بر اساس آن صورت گرفته است صادق خواهد بود. ثبت و آنالیز اطلاعات در بازه‌های زمانی کوتاه و تعمیم نتایج برای دوره‌های پرورشی کوتاه مدت به برطرف شدن این محدودیت کمک می‌نماید.

در این پژوهش با به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی که با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه‌ترین ساختار برای آن مشخص شده بود و همچنین با بکارگیری مدل‌های غیرخطی و مقایسه این دو نوع روش با همدیگر، کارایی این روش‌ها برای پیش بینی و ارزیابی صفات رشد گوسفند لری مورد بررسی قرار گرفت. پارامترهایی که به عنوان ورودی برای ANN مورد استفاده قرار گرفتند، پارامترهایی هستند که همواره در رکورد برداری برای گوسفندان این نژاد ثبت می‌شوند. مقادیر ضریب تبیین گزارش شده در این پژوهش نشان می‌دهد که در بین مدل‌های غیرخطی مدل برودی بهترین برازش از صفات رشد را داشته و همچنین سه مدل برودی، لجستیک و

منابع مورد استفاده

- Abu Qdais H, Bani Hani K and Shatnawi N, 2010. Modeling and optimization of biogas production from a waste digester using artificial neural network and genetic algorithm. Resources. Conservation and Recycling 54: 359–363.
- Ahmed S and Simonovic SP, 2005. An artificial neural network model for generating hydrograph from hydro meteorological parameters. Journal of Hydrology 315: 236-251.
- Akbas Y, Taskin T and Demiroren E, 1999. Comparison of several models to fit the growth curves of Kivircik and Daglic male lambs. Turk J Vet Animal Science 23:537–554.
- Aman Ullah M, Amin M and Ansar Abbas M, 2013. Non-Linear Regression Models to Predict the Lamb and Sheep Weight Growth. Pakistan Journal of Nutrition 12 (9): 865-869, ISSN 1680-5194.
- Bahreini Behzadi MR and Aslaminejad AA, 2010. A Comparison of Neural Network and Nonlinear Regression Predictions of Sheep Growth. Journal of Animal and Veterinary Advances 16: 2128-2131.

- Bahreini Behzadi MR, 2014. Comparison of different growth models and Artificial Neural Networks for the growth curve of Lori-Bakhtiari sheep. *Journal of Rresearch in Ruminants* Volume 3, Issue 2, 14: 57- 68.
- Bahreini Behzadi MR, Aslaminejad AA, Sharifi AR and Simianer H, 2014. Comparison of Mathematical Models for Describing the Growth of Baluchi Sheep. *Journal of Agric Sci Tech* 14: 57-68.
- Ben Hamouda M and Atti N, 2011. Comparison of growth curves of lamb fat tail measurements and their relationship with body weight in Babarine sheep. *Small Ruminant Research*. Volume 95, Issues 2–3, Pages 120–127.
- Cartwright HM, 2008. Artificial neural networks in biology and chemistry. In: *Artificial neural networks: methods and applications*. Livingstone, D. (Ed.), 1-13, Humana Press. ISBN: 978-1-58829-718-1, New York.
- Da Silva LSA, Fraga AB, De Lima Da Sliva F, Beelen PMG, De Oliveira Silva RM, Tonhati H and Da Costa Baroos C, 2012. Growth curve in Santa Ines sheep. *Small Ruminant Research* 105: 182-185.
- Daskiran I, Koncagul S and Bingol M, 2010. Growth Characteristics of Indigenous Norduz Female and Male Lambs. *Journal of Agricultural Sciences* 16: 62-69.
- Falconer DS, 1989. *Introduction to quantitative genetics*. 3rd edition. Longman, Essex.
- Ferentinos KP, 2005. Biological engineering applications of feedforward neural networks designed and parameterized by genetic algorithms. *Elsevier, Neural Networks* 18: 934–950.
- Gbangboche AB, Glele-Kakai R, Salifou S, Albuquerque LG and Leroy PL, 2008. Comparison of non-linear growth models to describe the growth curve in West African Dwarf sheep. *Animal*. 2:7, pp: 1003–1012.
- Goliomytis M, Orfanos S, Panopoulou E and Rogdakis E, 2006. Growth curves for body weight and carcass components, and carcass composition of the Karagouniko sheep, from birth to 720 d of age. *Small Ruminant Research*. 66:222–229.
- Grzesiak W, Błaszczuk P and Lacroix R, 2006. Methods of predicting milk yield in dairy cows—Predictive capabilities of Wood's lactation curve and artificial neural networks (ANNs). *Computers and Electronics in Agriculture*. 54:69–83.
- Hentzen W, 1995. *Programming visual FoxPro 3.0*. Ziff-Davis press. ISBN-10: 1562763253.
- Jaffrezic F and Pletcher SD, 2000. Statistical Models for Estimating the Genetic Basis of Repeated Measures and Other Function-Valued Traits. *Genetics* 156(2): 913-22.
- Kominakis AP, Abas Z, Maltaris I and Rogdakis E, 2002. A preliminary study of the application of artificial neural networks to prediction of milk yield in dairy sheep. *Computers and Electronics in Agriculture* 35: 35–48.
- Koncagul S and Cadirci S, 2010. Analysis of Growth Curve of Broiler with Restricting and Unrestricting Initial Body Weight in Gompertz-Laird Model in Different Environments. *Italian Journal of Animal Science* 9: 20–25.
- Kopuzlu S, Sezgin E, Esenbuga N and Cevdet Bilgin O, 2013. Estimation of growth curve characteristics of Hemsin male and female sheep. *Journal of Applied Animal Research*. Volume 42, 228-232.
- Lacroix R, Salehi F, Yang XZ and Wade KM, 1997. Effects of data preprocessing on the performance of artificial neural networks for dairy yield prediction and cow culling classification. *Transactions of the ASAE (American Society of Agricultural Engineers)* 40(3): 839-846.
- Lupi TM, Nogales S, Leon JM, Barba C and Delgado JV, 2015. Characterization of commercial and biological growth curves in the Segurena sheep breed. *Animal*. 9(8):1341-8.
- Malhado CHM, Carneiro PLS, Affonso PRAM, Souza AAO and Sarmento JLR, 2009. Growth curves in Dorper sheep crossed with the local Brazilian breeds, Morada Nova, Rabo Largo, and Santa Inês. *Small Ruminant Research*. 84:16–21.
- McManus C, Evangelista C, Fernandes LAC, de Miranda RM, Moreno-Bernal FE and dos Santos NR, 2003. Parameters for Three Growth Curves and Parameters that Influence Them for Bergamasca Sheep in the Brasilia Region. *Revista Brasileira de Zootecnia (Brazilian Journal of Animal Science)*. 32: 1207–1212.

- Olegario de Araujo R, Righetti Marcondes C, Cecilia Florisbal Dame M, del Valle Garnero A, Jose Gunski R, Magda Everling D and Nogara Rorato PR, 2012. Classical nonlinear models to describe the growth curve for Murrah buffalo breed. *Ciência Rural, Santa Maria*.42:520-525.
- Prevolnik M, Skorjanc M, Candek - Potokar M and Novic M, 2011. *Computer and Information Science, Numerical Analysis and Scientific Computing, Artificial Neural Networks - Industrial and Control Engineering Applications*. 19: 221-240.
- Roush WB, Dozier WA and Branton SL, 2006. Comparison of Gompertz and Neural Network Models of Broiler Growth. *Poultry Science* 85:794–797.
- Sargolzaei M, Iwaisaki H and Colleau JJ, 2006. Contribution, Inbreeding F, Coancestry (CFC). A software package for pedigree analysis and monitoring genetic diversity. Release 1.0. Niigata University. Niigata 950-2181, Japan.
- SAS Institute Inc, 2004. SAS/STAT[®] User's Guide, Version 9.1. SAS Institute Inc., Cary, NC. ISBN 1-59047-243-8.
- Shahinfar S, Mehrabani-Yeganeh H, Lucas C, Kalhor A, Kazemian M. and Weigel KA, 2012. Prediction of Breeding Values for Dairy Cattle Using Artificial Neural Networks and Neuro-Fuzzy Systems. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*. Volume 2012 (2012), Article ID 127130, 9 pages.
- Svozil D, KvasniEka V and Pospichal J, 1997. Tutorial Introduction to multi-layer feed-forward neural networks. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 39: 43-62.
- Tariq MM, Iqbal F, Eyduran E, Bajwa MA, Huma ZE and Waheed A, 2013. Comparison of Non-Linear Functions to Describe the Growth in Mengali Sheep Breed of Balochistan. *Pakistan J. Zool.*, vol. 45(3), pp. 661-665.
- Tekel N, Sireli HD, Elicin M and Elicin A, 2005. Comparison of growth curve models on Awassi lambs. *Indian Vet. J.*, 82:179 – 182.
- Topal M, Ozdemir M, Aksakal V, Yildiz N and Dogru U, 2004. Determination of the best nonlinear function in order to estimate growth in Morkaraman and Awassi lambs. *Small Ruminant Research*. 55:229–232.
- Torres M, Hervas C and Amador F, 2005. Approximating the sheep milk production curve through the use of artificial neural networks and genetic algorithms. *Computers & Operations Research* 32:2653–2670.
- Vitezica ZG, Marie-Etancelin C, Bernadet MD, Fernandez X and Robert-Granie C, 2010. Comparison of nonlinear and spline regression models for describing mule duck growth curves. *Poultry Science* 89(8):1778-84.
- Yazdi MH, Engstrom G, Nasholm A, Johansson K, Jorjani H and Liljedahl LE, 1997. Genetic parameters for lamb weight at different ages and wool production in Baluchi sheep. *Anim Sci* 65:247–255.

Study of Lori growth traits using nonlinear models and artificial neural network optimized by genetic algorithm

F Beiranvand¹, MT Beigi Nasiri², A Masoudi³ and A Shabaninejad⁴

Received: December 24, 2015

Accepted: December 11, 2016

¹PhD Student, Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, Ramin Agriculture and Natural Resources University, Mollasani, Khuzestan, Iran

²Professor, Department of Animal Sciences, Ramin Agriculture and Natural Resources University, Mollasani, Khuzestan, Iran

³PhD Student, Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, Lorestan University, Lorestan, Iran

⁴MSc Graduated Student, Faculty of Plant Protection, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

*Corresponding author: Email: Beiranvand_Fatemeh@yahoo.com

Introduction: Machine learning methods such as artificial neural network (ANN) are already widely used in agriculture because these methods are fast, powerful and flexible tools for classification and forecasting requirements. In the field of animal science, these methods are used for the detection of mastitis, estrous and removal reasons of animals (Shahinfar et al. 2012). ANN is a machine learning method that simulates brain function. The most important advantage of ANN is related to its ability to accept large volumes of data and find interesting and complex relationships between these data. Feed-forward neural network is a type of neural network training methods that is a training monitored. The network contains neurons that are composed of several layers. The first layer of input data, the last layer of the data is output, and between these two layers are hidden layers. In this way the genetic algorithm is programming technique that uses a process of genetic evolution as a problem solving model (Ahmed and Simonovic 2005). Non-linear regression models are developed form of classical models. This models are includes fixed and random effects that used to describe the growth of their data (Bahreini Behzadi et al. 2014). Often growth traits of livestock described by non-linear growth models such as Gompertz, Logistic, Richards, Weibull, Brody and von Bertalanffy (Aman Ullah et al. 2013).

Material and methods: The data for this research was related to number of 7054 Lori sheep and including birth weight, weaning weight, weight six and nine months of age that were collected by the Agricultural Organization of the Lorestan province between the years 2001 to 2010 years. This data was related to nomadic herds in the Khorramabad city. At first, this data was edited using Excel 2010 and Fox Pro 3 (Hentzen 1995) software. To check the normality of the data, the software SAS (Institute SAS 2004) univariate procedures was used. Also for evaluation of growth traits, Gompertz, Brody and Logistics models were used. These models were performed by non-linear procedure (PROC NLIN) and the Gauss - Newton Iterative methods using SAS 9.2 (2003) software and then the growth parameters were calculated. Different models were validation and compared with each other based on the coefficient of determination (R^2), mean squared error (MSE), the number of iteration and Akaike information criterion (AIC). In the ANN environmental effects such as sex of lamb, type of birth, birth season, birth year, mother's age and birth weight, weaning weight and weight at six months of age were introduced as input to the neural network and ultimately weight at nine months of age was predicted. When neural network structure was formed, Mean Square Error (MSE) was used to evaluate and determine the optimal number of neurons in the middle layer.

Results and discussion: Compare models based on the coefficient of determination shows that the models are not much different from each other and coefficient of determination range was varied between 96.79 to 98.84 percent. The highest R^2 for male and female was related to the Brody model. High R^2 and low iteration for all 3 models show that these models are suitable to describe the growth curve of Lori sheep. Year of birth, birth type, lamb sex, mother age and birth season had significant effect on the A, B and K parameters ($P < 0.01$). In this study, in all 3 models the growth rate of females

(0.017 ± 0.0003 to 0.026 ± 0.0004) was higher than the growth rate in males (between 0.016 ± 0.006 to 0.022 ± 0.0005). The difference in growth rates in males and females in Lori sheep is down and females have higher growth rates and, consequently, lower maturity weight. The Matlab software was used to implement neural network code and calling the information and their implementation. the neural network with 8 inputs including birth weight, weaning and six months and fixe effects was formed.

Conclusion: Based on R^2 in this study suggest that the Brody model is the best model for fit the growth traits and also three models of Brody, Logistic and Gompertz have the higher performance for forecasting and analysis of growth traits in Lori sheep than ANN. The birth and weaning weights and the other growth traits in Lori lambs is impressed by the change in weather conditions, followed by changes in natural conditions.

Keywords: Growth traits, ANN, Nonlinear models, Lori sheep