



## توصیف ریاضی منحنی رشد گوسفندان کردی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن با برخی مدل‌های غیرخطی

سونیا زکی زاده<sup>۱\*</sup>، داودعلی ساقی<sup>۲</sup>، هادی معماریان<sup>۳</sup>

۱- دانشیار، بخش ژنتیک و اصلاح نژاد، موسسه تحقیقات علوم دامی کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران  
۲- استادیار، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، مشهد، ایران  
۳- دانشیار، گروه مرتع و مدیریت آب‌خیزداری، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه بیرجند

(تاریخ دریافت: ۹۸/۰۲/۳۱ - تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۵/۱۶)

### چکیده

هدف این تحقیق مقایسه شبکه عصبی مصنوعی با مدل‌های رگرسیون غیرخطی برودی، گمپرتز، لجستیک و ون‌برتالانفی در برازش منحنی رشد گوسفند کردی بود. برای این منظور، تعداد ۱۷۶۵۹ رکورد روز آزمون وزن تولد تا یکسالگی موجود در ایستگاه پرورش و اصلاح نژاد حسین‌آباد شیروان در استان خراسان شمالی طی سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۳۹۲ متعلق به ۵۰۷۴ راس دام آماده‌سازی و استفاده شد. معماری شبکه بر پایه پرسپترون سه لایه با تعداد پنج نورون در هر لایه بود که از تابع انتقال سیگموئید-آکسون و قانون یادگیری لونبرگ-مارکوآت و با استفاده از نرم‌افزار نروسولوشن ساخته شد. تجزیه مدل‌های غیرخطی با رویه NLIN نرم‌افزار SAS انجام شد. نکویی برازش مدل‌ها بر اساس ضریب تبیین ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدرمطلق انحرافات (MAD)، معیار اطلاعات آکائیک (AIC) و معیار اطلاعات بیزی (BIC) تعیین و اثر عوامل ثابت مؤثر روی فراسنجه‌های مدل بهینه بررسی شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با داشتن بالاترین صحت ( $R^2=0.9735$ ) و کمترین خطا ( $RMSE=3/452$ ،  $MAD=2/424$ ) بهتر از سایر مدل‌ها، منحنی رشد را توصیف کرد. بین مدل‌های غیرخطی، مدل برودی با بالاترین  $R^2=0.966$  و کمترین AIC، BIC، MAD و RMSE توانست در هر دو جنس برآورد مناسبی از منحنی رشد ارائه دهد. در جنس نر، بره‌های تک‌قلو و گوسفندانی که در ماه‌های زمستان متولد شده بودند، وزن مجانبی و نرخ رشد بیشتر بود. شاخص‌های ارزیابی نشان داد شبکه عصبی مصنوعی دقت بالایی در پیش‌بینی منحنی رشد گوسفندان کردی دارد و پس از آن مدل برودی مناسب‌تر از سایر مدل‌ها بود.

واژه‌های کلیدی: توابع غیرخطی، فراسنجه‌های رشد، گوسفند کردی، نکویی برازش مدل، وزن بلوغ

\* نویسنده مسئول: Sonia-zaki@yahoo.com

## مقدمه

در شبکه‌هایی از عناصر محاسباتی که با اتصالاتی به یکدیگر مربوط هستند، به طور موازی و همزمان پردازش می‌کند. این مسئله سبب افزایش سرعت محاسبات شبکه‌های عصبی و به‌کارگیری آنها در حل مسائل مختلف به صورت همزمان شده است (Bishop, 2006). شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند چندین متغیر وابسته را با استفاده از چندین متغیر مستقل به طور هم‌زمان محاسبه نماید، در حالی که در مدل‌های ریاضی تنها یک متغیر وابسته قابل محاسبه است (Zhang et al., 2003). هر شبکه عصبی مصنوعی شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. شبکه عصبی مصنوعی سعی می‌کند پس از دریافت ورودی‌ها، آن را به خروجی مطلوب برساند؛ این کار با استفاده از عمل وزن دادن به ورودی‌ها و استفاده از یک تابع انتقال (یا فعال) انجام می‌شود که به این کار، آموزش شبکه گویند. پس از انجام این کار، مدل خود را آزمون می‌کند و نهایتاً مورد تأیید قرار می‌گیرد. بنابراین، مهم‌ترین ویژگی شبکه‌های عصبی مصنوعی قابلیت یادگیری آنها است. در زمینه مدل‌سازی و برازش منحنی‌های رشد در گوسفند کردی گزارش زیادی وجود ندارد، اما در مطالعات روی سایر نژادها، مدل‌های متفاوتی به عنوان بهترین مدل رشد انتخاب شده‌اند. لذا، هدف از این تحقیق بررسی و مقایسه شبکه‌های عصبی مصنوعی و تعیین بهترین معادله رگرسیون غیرخطی برای منحنی رشد گوسفند نژاد کردی، برآورد فراسنجه‌های بهترین مدل و بررسی عوامل مؤثر روی این فراسنجه‌ها بود.

## مواد و روش‌ها

در این تحقیق، اطلاعات شجره و ۱۷۶۵۹ رکورد وزن بدن (در سنین مختلف)، تاریخ تولد، نوع و جنس تولد، وزن‌های تولد، سه، شش، نه و ۱۲ ماهگی مربوط به گوسفندان نژاد کردی موجود در ایستگاه اصلاح نژاد حسین آباد شیروان در استان خراسان شمالی (متولد سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۳۹۲) مورد بررسی قرار گرفت و سپس اطلاعات مربوط به ۵۰۷۴ راس دام (۲۵۸۱ ماده، ۲۴۹۳ نر) پس از آماده‌سازی و اطمینان از صحت ثبت رکوردها مورد استفاده قرار گرفت. فصل جفت‌گیری در ایستگاه حسین آباد شیروان اواخر تابستان و اوایل پاییز است و زایش بره‌ها از اوایل اسفند

رشد یک ویژگی زیستی است که با تعابیر ریاضی قابل توضیح است و محققین مختلف، از روش‌های متفاوتی برای بیان رشد استفاده کرده‌اند. افزایش تعداد یا اندازه سلول‌های بدن نه تنها همیشه یکسان و به صورت خطی نیست، بلکه در بسیاری مواقع غیرخطی است (Aman Ullah et al., 2013). معمولاً، رشد یک منحنی S شکل یا سیگموئیدی را دنبال می‌کند که با انواع مختلف توابع تعمیم یافته لجستیک، گومپرتز، ریچاردز، برودی و ون‌برن‌تالانفی قابل توضیح است. این مدل‌ها جهت بیان میزان ظرفیت رشد و نسبت آماری بین سن و وزن بدن استفاده و به صورت غیرخطی محاسبه می‌شوند (Keskin et al., 2010; Keskin et al., 2009). عملکرد رشد و تغییرات وابسته به وزن بدن در سن‌های مختلف فرق می‌کند و به‌گونه‌ای است که بیشترین مرحله رشد در زمان جوانی مشاهده می‌شود. پس از آن، نرخ رشد به تدریج صفر شده و در زمان بلوغ به مرحله ثبات می‌رسد (Arango and Van Vleck, 2002; Lambe, 2006). نقطه عطف در منحنی رشد زمانی است که منحنی از حالت تقعر به حالت تحدب در می‌آید و منحنی رشد (مشتق اول) در این نقطه بیشینه است. بنابراین، نقطه عطف تعیین‌کننده سنی است که دام یا یک اندام، سریع‌ترین رشد خود را نشان می‌دهد (Gille, 2010). به طور کلی، مدل‌ها بر اساس دو ویژگی مرحله رشد سریع که از روز تولد شروع شده و تا نقطه عطف منحنی رشد (بیشترین رشد) ادامه می‌یابد و مرحله رشد کند که بعد از نقطه عطف شروع شده و به بیشینه وزن محدود می‌شود، رشد را برازش می‌کنند (Roush and Branton, 2005).

شبکه‌های عصبی مصنوعی، یکی دیگر از مدل‌های ریاضی و شاخه‌ای از هوش مصنوعی هستند که توانایی یادگیری و پیدا کردن همبستگی‌های پیچیده بین داده‌ها را دارند (Bahreini Behzadi and Aslaminejad, 2010). این شبکه‌ها ایده‌ای برای پردازش اطلاعات هستند که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته و مانند مغز، اطلاعات را پردازش می‌کنند. ماهیت ذاتی شبکه عصبی این است که اطلاعات را

شروع و تا اواسط فروردین ادامه دارد. هنگام تولد، بره‌ها شماره زده شده و جنس، وزن و نوع تولد در دفتر مربوطه ثبت می‌شود. بره‌ها تا سه ماهگی همراه مادر هستند و سپس جدا می‌شوند. تغذیه گله از اواخر اسفند روی مراتع و پس چر غلات و با شروع سرما و زمستان به صورت تغذیه دستی است. وزن‌کشی بره‌ها تا آخر سال ۱۳۷۸ ماهیانه و پس از آن در زمان‌های تولد، یک، دو، سه، چهار، شش، نه و ۱۲ ماهگی انجام شده است. حیواناتی در این پژوهش در نظر گرفته شدند که حداقل دارای یک رکورد وزن در سنین مختلف تولد، سه، شش، نه و ۱۲ ماهگی بودند. از آنجایی که زمان وزن‌کشی برای سن مشخص انجام می‌شود، تعدادی از حیوانات قبل از سن مورد نظر و تعدادی دیگر بزرگ‌تر از سن مورد نظر هستند؛ لذا، وقتی برای تمامی سطوح سنی در طول سال رکوردگیری انجام شود، گستره‌ای از رکورد در تمام ماه‌های سال به وجود می‌آید. بنابراین در این پژوهش برای هر بازه سنی عددی تعریف شد که با مشخصه شماره ماه مشخص شد. تقسیم‌بندی گروه‌های سنی، تعداد دام در هر گروه و کمینه و بیشینه مقدار وزن دام در آن گروه، به همراه میانگین و انحراف معیار هر گروه در جدول ۱ نشان داده شده است. رکوردهای صفات رشد با استفاده از چهار مدل غیرخطی گمپرتز، لجستیک، برودی و ون‌برتالانفی برازش شدند (جدول ۲).

مدل‌ها با استفاده از رویه غیرخطی NLIN نرم‌افزار SAS نسخه 9.4 و روش تکرار مارکوات اجرا و ضرایب فراسنجه-های مدل و همبستگی بین آنها تعیین و مناسب‌ترین آنها بر اساس معیارهای ضریب تبیین ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات باقیمانده (RMSE)، میانگین قدرمطلق انحرافات (MAD) و معیار اطلاعات آکائیک (AIC) و معیار اطلاعات بیزی (BIC) بر اساس روابط زیر انتخاب شد:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (\text{خیرآبادی و محمدی، ۱۳۹۶})$$

$$RMSE = \frac{\sqrt{SSE}}{\sqrt{n-p}} \quad (\text{خیرآبادی، ۱۳۹۵})$$

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|}{n} \quad (\text{Roush et al., 2006})$$

$$AIC = \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + 2p \quad (\text{بیرانوند و همکاران، ۱۳۹۶})$$

روش مرسوم ساخت و بهبود عملکرد شبکه عصبی شامل پیدا کردن ساختار بهینه شبکه عصبی، تعیین تعداد مناسب چرخه‌های یادگیری، تغییر ترکیب متغیرهای ورودی، سفارشی کردن مقادیر فراسنجه‌های یادگیری و انتخاب اولیه توابع انتقال است (Shahinfar et al., 2012). برای ساخت شبکه عصبی مصنوعی از شبکه‌های پرسپترون چند لایه که جزء شبکه‌های پیش‌خور محسوب می‌شوند، با الگوریتم پس‌انتشار خطا استفاده شد. در این نوع، الگوریتم خطای خروجی شبکه، برآورد و به عقب منتشر می‌شود تا وزن‌های انتخابی مدل عوض شود. این روند به تعداد ۱۰۰۰ تکرار صورت پذیرفت تا بهترین وزن‌ها انتخاب و شبکه آموزش ببیند. سپس، این وزن‌ها برای داده‌های جدید و به منظور اعتبارسنجی اعمال شد و خروجی مدل با داده‌های واقعی، آزمون و کارآیی آن قضاوت شد. مجموع وزنی تمام متغیرهای ورودی به صورت  $y_i = \sum_j \omega_{ji} X_{ij}$  بود که  $X_{ij}$  متغیر ورودی و  $\omega_{ji}$  وزن متناظر در لایه  $j$  است. به طور مشابه، گره لایه خروجی مجموع وزنی تمام گره‌های آخرین لایه مخفی را دریافت و از همان تابع فعال‌کننده برای محاسبه مقادیر خروجی استفاده می‌کند. یادگیری الگوریتم پس‌انتشار خطا با جمع کردن تمام مقادیر خطا در خروجی شبکه شروع می‌شود. برای هر واحد خروجی  $k$ ، مقدار خطا برابر  $E_k = o_k(1 - o_k)(t_k - o_k)$  است؛  $t_k$  و  $o_k$  به ترتیب برابر هدف و خروجی  $k$ امین خروجی  $t$ امین مرحله آموزش است. برای به روز رسانی هر وزن در شبکه از  $\omega_{ij} = \omega_{ij} + \Delta\omega_{ij}$  و  $\Delta\omega_{ij} = \eta E_j X_{ji}$  استفاده شد که  $\eta$  گام (نرخ) یادگیری،  $E_j$  مقدار خطا در  $j$ امین گره و  $X_{ji}$  مقدار ورودی  $j$ امین گره در  $i$ امین لایه‌ای است که وزن در آن استفاده شده است (Shahinfar et al., 2012).

جدول ۱- گروه سنی، تعداد دام هر گروه، کمینه، بیشینه و میانگین وزن به همراه انحراف معیار مربوطه (کیلوگرم)

Table 1. Age group, animal number in each group, minimum, maximum and mean of weight and corresponding standard deviation (kg)

Month	Age (day)	sex	Number	Mean of weight	Maximum of weight	Minimum of weight	Standard deviation
0	1	Female	2571	4.44	7.0	1.8	0.72
		Male	2474	4.52	7.2	1.5	0.75
1	18-30	Female	19	12.85	18.4	9.0	2.58
		Male	22	13.34	20.0	5.9	3.54
2	31-60	Female	245	17.12	26.4	8.0	3.80
		Male	223	18.96	32.2	7.2	4.41
3	61-90	Female	709	21.32	36.5	7.3	4.38
		Male	656	23.28	35.7	8.1	5.06
4	91-119	Female	1041	24.79	37.0	8.0	4.57
		Male	1023	27.11	43	8.3	5.29
5	120-150	Female	77	24.65	39	14.9	5.73
		Male	88	27.56	45.0	12.0	7.17
6	151-180	Female	505	29.20	44.0	15.0	5.85
		Male	456	32.78	50.0	16.5	7.26
7	181-210	Female	1050	31.20	45.2	16.0	5.27
		Male	920	35.10	53.0	16.5	6.89
8	211-240	Female	38	30.33	43.0	16.0	5.10
		Male	121	33.86	52.0	24.0	4.88
9	241-270	Female	330	33.07	47.0	15.9	6.36
		Male	371	39.06	53.0	24.0	6.45
10	271-300	Female	831	33.76	50	13.7	5.92
		Male	868	39.58	63.0	20.9	6.74
11	301-330	Female	140	29.60	56.0	21.2	5.80
		Male	237	37.37	61.0	24.4	5.83
12	331-360	Female	355	37.82	54.0	21.2	7.60
		Male	294	44.87	64.0	25.4	8.36
13	361-390	Female	777	38.49	64.0	20.2	6.58
		Male	699	47.99	65.0	21.5	7.20
14	391-417	Female	238	40.08	56.3	24.9	4.80
		Male	123	48.80	65.5	33.2	7.52
15	418-449	Male	21	50.81	60.0	30.0	6.92
16	450-475	Male	81	54.57	64.5	44	4.34

جدول ۲- مدل ریاضی توابع مورد استفاده برای توصیف منحنی رشد گوسفندان کردی

Table 2. Mathematical model of functions used for describing growth curve of Kurdish sheep

Model	Function	Parameter number
Gompertz	$W(t) = Ae(-Be(-kt)) + \varepsilon$	3
Logistic	$W(t) = \frac{A}{(1 + Be(-kt))} + \varepsilon$	3
Brody	$W(t) = A(1 - Be(-kt)) + \varepsilon$	3
von Bertalanfy	$W(t) = A(1 - Be(-kt))^3 + \varepsilon$	3

A= Asymptotic mature weight; B= Integration constant; K= Maturity rate; e= Euler's number; t= Time,  $\varepsilon$ = Residual

گرفت. همچنین، میزان همبستگی هر یک از فراسنجه‌های مدل رشد برتر نسبت به یکدیگر با نرم‌افزار SAS محاسبه شد. فراسنجه‌های a, b و k برای گوسفندان به طور انفرادی محاسبه و تأثیر عوامل ثابت نوع تولد، جنسیت، سال و فصل تولد روی هر یک از این فراسنجه‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت. مدل مورد استفاده جهت برآورد اثر عوامل ثابت روی فراسنجه‌های a و b مدل برتر به شکل زیر بود. از آنجایی که برای فراسنجه k آثار متقابل جنس\*تیپ تولد و سال تولد\*فصل تولد معنی‌دار نبود، از مدل تجزیه آماری برای این فراسنجه حذف شدند:

$$Y_{ijklm} = SX_i + LS_j + YE_k + S_l + SX_i * LS_j + SX_i * YE_k + YE_k * S_l + e_{ijklm}$$

در این مدل،  $Y_{ijklm}$  = فراسنجه مدل برتر،  $SX_i$  = جنسیت،  $LS_j$  = نوع تولد،  $YE_k$  = سال تولد،  $S_l$  = فصل تولد،  $SX_i * LS_j$  = اثر متقابل جنس و تیپ تولد،  $SX_i * YE_k$  = اثر متقابل جنس و سال تولد،  $YE_k * S_l$  = اثر متقابل سال و فصل تولد و  $e_{ijklm}$  = اثر باقیمانده.

### نتایج

آمار توصیفی اوزان ثبت شده گوسفندان نر و ماده کردی در جدول ۴ ارائه شده است. فراسنجه‌های منحنی رشد بر اساس برآزش مدل‌های مختلف غیرخطی به همراه شاخص‌های نکویی برآزش برای جنس ماده در جدول ۵ و برای جنس نر در جدول ۶ ارائه شده است. با توجه به شاخص‌های جداول ۵ و ۶، مشخص شد که مدل برودی با داشتن بیشترین ضریب تبیین و کمترین میزان خطا (MAD، BIC، AIC، R<sup>2</sup>، RMSE) بهترین مدل غیرخطی برای برآزش رشد در هر دو جنس گوسفند کردی بود.

در این نرم‌افزار به طور پیش‌گزیده، ۶۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه، ۲۵ درصد برای اعتبارسنجی و ۱۵ درصد برای آزمون در نظر گرفته شد. هر گره در لایه ورودی متناسب با یک متغیر ورودی بود و برای انتخاب ورودی‌های مناسب از بین داده‌های ایستگاه (آثار فصل و سال زایش، جنس بره، نوع تولد و سن بره) و خروجی مدل که وزن بدن بره بود، چهار سناریوی مختلف در نظر گرفته شد (جدول ۳).

گره‌ها در لایه مخفی این تحقیق، دارای تابع فعال‌کننده سیگموئید-آکسون و قانون یادگیری لونیگ-مارکوآت بودند که نوعی تابع لجستیک محسوب می‌شود و به مدل رشد نزدیک است. برای بهینه کردن ساختار شبکه عصبی مصنوعی و تعداد لایه‌ها و نورون‌ها، تعداد زیادی شبکه به روش سعی و خطا طراحی و از بین آنها و با در نظر گرفتن حداقل مربعات خطا و حداکثر بودن ضریب همبستگی، بهترین شبکه انتخاب شد. معیار عملکرد و کارایی سناریوهای شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده، بر اساس میانگین مربعات خطای نرمال شده (NMSE) (رابطه زیر)، ضریب تبیین (R<sup>2</sup>) و میانگین قدر مطلق انحرافات (MAD) بررسی شد.

$$NMSE = \frac{(C_0 - C_P)^2}{\bar{C}_0 \bar{C}_P} \quad (\text{Poli and Cirillo, 1993})$$

$C_0$  مقدار مشاهده شده،  $C_P$  مقدار پیش‌بینی شده.

سپس برای هر حیوان با استفاده از نرم‌افزار SAS و به روش برآزش انفرادی، مقادیر فراسنجه‌های a, b و k به صورت مجزا محاسبه شد. با توجه به اینکه جنسیت می‌تواند دقت برآورد مدل‌ها را تحت تأثیر قرار دهد، تعیین بهترین مدل و برآزش‌های انفرادی به تفکیک هر جنس انجام شد (Assan, 2013). میزان اثر عوامل ثابت روی هر یک از فراسنجه‌های مدل رشد با رویه GLM نرم‌افزار SAS مورد بررسی قرار

جدول ۳- سناریوهای مختلف برای ورود فراسنجه‌های مطلوب در مدل پرسپترون چند لایه شبکه عصبی مصنوعی

Table 3. Different scenarios for optimum parameters entering in MLP artificial neural network

Scenarios	Input data	Output	Input layer parameters
S1	5	W12	Y, S, SX, BT, AG
S2	5	W12	Y, M, SX, BT, AG
S3	5	W12	Y, S, SX, BT, TE
S4	5	W12	Y, M, SX, BT, TE

W1= Yearling weight, Y= Year of birth, S= Season of birth, SX= sex, BT= Type of birth, AG=Lambs' weight at recording, M= Month of birth, TE= Month of recording

جدول ۴- میانگین و انحراف معیار وزن بدن به تفکیک جنس بره

Table 4. Average and standard deviation of body weight (kg) based on lamb sex

Sex	Number	Birth weight	3-month weight	6-month weight	9-month weight	Yearling weight
Female	8945	4.29±0.64	23.25±4.33	31.56±5.02	33.08±6.18	38.53±6.82
Male	8724	4.28±0.71	25.24±5.24	35.08±8.07	38.26±6.84	47.20±8.02
Average		4.38±0.75	20.95±5.16	27.44±6.16	33.82±6.65	37.45±7.72

جدول ۵- فراسنجه‌های برآورد شده (±SE) حاصل از برازش توابع غیرخطی رکوردهای وزن بدن گوسفندان ماده کردی و معیارهای سنجش نکوئی برازش

Table 5. Estimated parameters (±SE) obtained from fitting non-linear functions on body weight records in Kurdish ewes and goodness of fit criteria

Model	Parameter* (kg)	Statistics**				
		RMSE	R <sup>2</sup>	BIC	AIC	MAD ( $ \bar{y}_i - \hat{y}_i $ )
Gompertz	a= 36.038 (0.108) b = 1.983 (0.019) k = 0.016 (0.0002)	12.649	0.964	28865.515	28844.224	3.580
Logistic	a = 34.897 (0.093) b = 5.459 (0.112) k = 0.025 (0.0003)	12.1327	0.961	29509.20942	29487.919	3.784
Brody	a = 38.399 (0.164) b = 0.884 (0.002) k = 0.008 (0.0001)	11.849	0.966	28282.0299	28260.739	3.413
von Bertalanfy	a= 36.619 (0.118) b= 0.493 (0.003) k= 0.013 (0.0001)	12.343	0.965	28646.043	28624.752	3.512

\* a: Mature weight; b: Integral constant; k: Growth rate

\*\* RMSE= Root mean square error, R<sup>2</sup>= Coefficient of determination, BIC= Bayesian information criterion, AIC= Akaike's information criteria

جدول ۶- فراسنجه‌های برآورد شده (±SE) حاصل از برازش توابع غیرخطی رکوردهای وزن بدن گوسفندان نر کردی و معیارهای سنجش نکوئی برازش

Table 6. Estimated parameters (±SE) obtained from fitting non-linear functions on body weight records in Kurdish rams and goodness of fit criteria

Model	Parameter* (kg)	Statistics**				
		RMSE	R <sup>2</sup>	BIC	AIC	MAD ( $ \bar{y}_i - \hat{y}_i $ )
Gompertz	a= 44.737 (0.168) b = 2.082 (0.018) k = 0.012 (0.0001)	18.437	0.9618	31319.32	31298.111	4.529
Logistic	a = 42.694 (0.136) b = 5.238 (0.100) k = 0.0196 (0.0002)	20.4442	0.957655	32215.82	32194.612	4.934
Brody	a = 50.130 (0.314) b = 0.90 (002) k = 0.0006 (0.0001)	16.580	0.966	30398.53	30377.327	4.117
von Bertalanfy	a= 45.907 (0.193) b= 0.502 (0.003) k= 0.010 (0.0001)	17.7582	0.963218	30993.9	30972.696	4.373

\* a: Mature weight; b: Integral constant; k: Growth rate

\*\* RMSE= Root mean square error, R<sup>2</sup>= Coefficient of determination, BIC= Bayesian information criterion, AIC= Akaike's information criteria

شبکه عصبی مصنوعی باید به وسیله داده‌های مناسبی که شامل ورودی و خروجی است، آموزش داده شود که می‌تواند در یادگیری مناسب مدل حائز اهمیت باشد. از طرف دیگر، انتخاب نوع و ساختمان مناسب شبکه عصبی نیز در اخذ نتایج مناسب اهمیت دارد. در این تحقیق، از توابع فعال و قانون یادگیری سیگموئید مومنتوم، سیگموئید لونیبرگ-مارکوات و تانژانت هیپربولیک مومنتم با تعداد لایه‌های مخفی مختلف و پرسپترون‌های متفاوت استفاده شد. با توجه به شاخص‌های  $R^2$ ، MSE، اعتبارسنجی و مجموع مربعات خطای نرمال شده (NMSE)، بهترین عملکرد مربوط به شبکه پرسپترون سه لایه با تعداد پنج نورون در هر لایه بود که پس از آن سناریوهای مختلف روی آن پیاده شدند (جدول ۹). مقایسه سناریوهای مختلف برای طراحی شبکه عصبی مصنوعی بر مبنای حداقل خطای مطلق (MinAbsEr)، NMSE، MAD و  $R^2$  در جدول ۱۰ ارائه شده است.

در جدول ۷ میزان همبستگی بین فراسنجه‌های مدل برودی ارائه شده است. در این پژوهش، به دلیل برتر بودن مدل برودی در برآورد فراسنجه‌های منحنی رشد، فقط عوامل محیطی موثر بر فراسنجه‌های این مدل بررسی شدند. نتایج آزمون معنی‌داری برخی عوامل ثابت روی فراسنجه‌های  $a$ ،  $b$  و  $k$  منحنی رشد نشان داد که وزن حیوان علاوه بر سن حیوان، تحت کنترل عوامل ثابت دیگری نیز است و جنس بره، نوع تولد، فصل و سال تولد، آثار متقابل جنس×تپ تولد، جنس×سال تولد و سال تولد×فصل تولد روی پارامترهای وزن بلوغ مجانبی ( $a$ ) و ثابت انتگرال‌گیری ( $b$ ) و جنس×سال تولد روی نرخ بلوغ ( $k$ ) اثر معنی‌دار دارد ( $P < 0.001$ ) (جدول ۸). منحنی برازش شده رشد بره‌های کردی بر اساس مدل برودی به تفکیک جنسیت در شکل ۱ ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در ابتدا تفاوت بین دو جنس بره اندک بوده اما با گذشت زمان، این تفاوت افزایش می‌یابد. اثر نوع تولد در تحقیق حاضر به گونه‌ای بود که در بره‌های تک قلو، وزن بلوغ و نرخ رشد به مراتب بیشتر از بره‌هایی بود که دوقلو و یا سه‌قلو متولد شده بودند (جدول ۸).

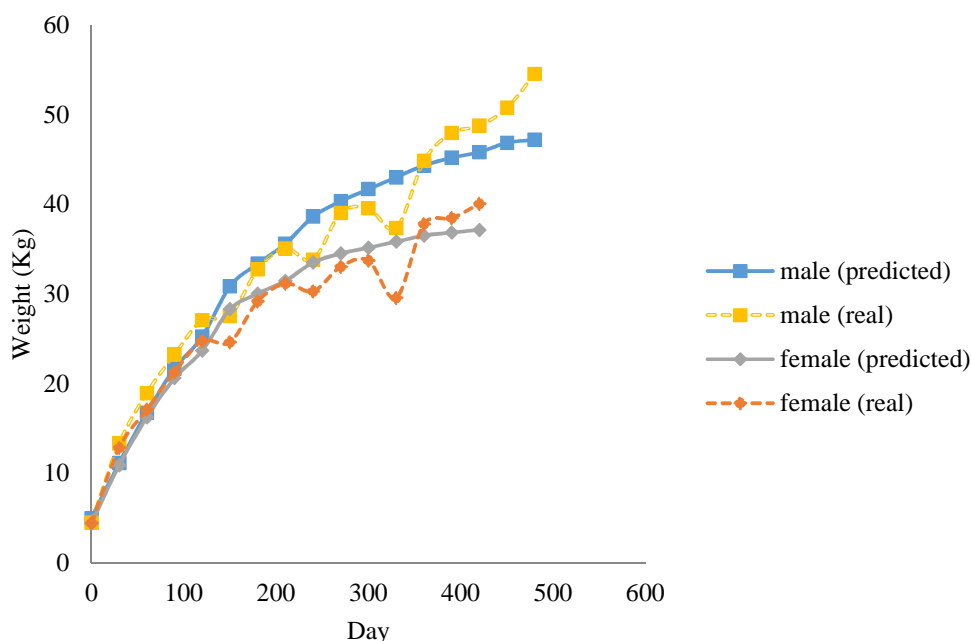


Fig. 1. Fitted growth curve of Kurdish lambs based on Brody model for each sex  
شکل ۱- منحنی برازش شده رشد بره‌های کردی بر اساس مدل برودی به تفکیک جنسیت

جدول ۷- میزان همبستگی فراسنجه‌های مدل برودی (جنس نر بالای قطر، جنس ماده پایین قطر)

Table 7. Correlation between parameters of Brody model (males up-diagonal, females down-diagonal)

	a	b	k
a	1	0.0532	-0.9325
b	0.0485	1	0.1151
k	-0.8674	0.1500	1

a: Mature weight; b: Integral constant; k: Growth rate

جدول ۸- میانگین حداقل مربعات ( $\pm$ SE) عوامل ثابت موثر بر فراسنجه‌های مدل برودی برازش شده روی داده‌های وزن بدن بره‌هاTable 8. Least squares means ( $\pm$ SE) of fixed effects on the parameters of the fitted Brody model on the lamb's body weight data

Effects	a	b	k
Sex	***	*	***
Male (8675)	44.505 (2.271)	0.905 (0.006)	0.009 (0.002)
Females (8927)	32.867 (2.267)	0.887 (0.006)	0.013 (0.002)
Birth type (BT)	***	***	***
Single	43.638 (0.665)	0.887 (0.002)	0.0130 (0.0003)
Twin	40.224(0.756)	0.900 (0.002)	0.0113 (0.0004)
Triple	32.195 (4.635)	0.902 (0.012)	0.0089 (0.0047)
Year of birth	***	***	***
1	41.274 (1.817)	0.903 (0.005)	0.0100 (0.0016)
2	37.026 (2.288)	0.899 (0.006)	0.0122 (0.0016)
3	37.758 (1.567)	0.887 (0.004)	0.0115 (0.0016)
Birth season	***	***	***
Spring	36.243 (2.020)	0.891 (0.005)	0.0158 (0.0017)
Winter	41.128 (1.540)	0.902 (0.004)	0.0067 (0.0016)
Sex×BT	***	***	-
Female × Single	37.174 (0.694)	0.876 (0.002)	-
Female × Twin	32.611 (0.830)	0.886 (0.002)	-
Female × Triple	28.817 (6.521)	0.900 (0.012)	-
Male × Single	50.102 (0.685)	0.897 (0.002)	-
Male × Twin	47.838 (0.866)	0.915 (0.002)	-
Male × Triple	35.574 (6.524)	0.904 (0.018)	-
Sex × Year	***	***	***
Female × 1	36.806 (2.392)	0.898 (0.006)	0.0107 (0.0016)
Female × 2	31.233 (2.764)	0.890 (0.007)	0.0141 (0.0016)
Female × 3	30.562 (2.211)	0.873 (0.006)	0.0140 (0.0016)
Male × 1	45.743 (2.398)	0.908 (0.007)	0.0093 (0.0016)
Male × 2	42.819 (2.751)	0.908 (0.006)	0.0102 (0.0016)
Male × 3	44.953 (2.221)	0.900 (0.006)	0.0090 (0.0016)
Season × Year	***	***	-
Spring × 1	39.732 (2.461)	0.903 (0.007)	-
Spring × 2	35.626 (3.730)	0.901 (0.010)	-
Spring × 3	33.372 (1.613)	0.869 (0.004)	-
Winter × 1	42.816 (1.561)	0.904 (0.004)	-
Winter × 2	38.426 (1.539)	0.896 (0.004)	-
Winter × 3	42.143 (1.587)	0.904 (0.004)	-



وزن کشی (به روز) تاثیرگذاری بیشتری نسبت به ماه وزن- کشی بره‌ها دارد (جدول ۱۱). مقایسه نتایج بهترین مدل غیرخطی برازش‌کننده وزن بدن گوسفند (مدل برودی) با نتایج شبکه عصبی مصنوعی (جدول ۱۲) مشخص می‌کند شبکه عصبی در برازش منحنی وزن بدن بهتر از مدل غیرخطی عمل نموده و می‌تواند در پیش‌بینی وزن بدن گوسفند کردی کاربرد داشته باشد.

تجزیه حساسیت، اهمیت نسبی داده‌های ورودی شبکه را بررسی می‌کند و نحوه تغییرات خروجی مدل را در مقایسه با تغییرات ورودی نشان می‌دهد. از آنجایی که تجزیه حساسیت با در نظر گرفتن اثر پدر در مدل، سبب بیشتر شدن میانگین مربعات خطا شد، این اثر از مدل حذف شد. نتایج تجزیه حساسیت داده‌های ورودی در جدول ۱۱ ارائه شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، سن در زمان

جدول ۹- انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده به همراه شاخص‌های مقایسه عملکرد

Table 9. Different artificial neural networks along with the criteria for performance comparison

Layer	Perceptron (per layer)	Function	Learning rule	MSE train	MSE CV	NMSE	R <sup>2</sup>
1	1	Sigmoid	Momentum	0.0026	0.0029	0.1520	0.9227
	5			0.0015	0.0017	0.0879	0.9572
	10			0.0014	0.0015	0.0797	0.9619
2	1	Sigmoid	Momentum	0.0027	0.0029	0.1560	0.9213
	5			0.0014	0.0016	0.0859	0.9577
	10			0.0013	0.0014	0.0754	0.9628
3	1	Sigmoid	Momentum	0.0027	0.0031	0.1640	0.9187
	5			0.0014	0.0016	0.0847	0.9577
	10			0.0012	0.0013	0.0706	0.9647
1	1	TanH	Momentum	0.0208	0.0183	0.2232	0.8843
1	1	Sigmoid	LM	0.0025	0.0027	0.1444	0.9251
2	1			0.0049	0.0054	0.2934	0.8708
3	1			0.0024	0.0026	0.1389	0.9279
3	3			0.0012	0.0013	0.0688	0.9650
3	5			0.0009	0.0010	0.0523	0.9735
3	8			0.0009	0.0011	0.0570	0.9711
3	10			0.0009	0.0011	0.0544	0.9725

MSE= Mean square of error, NMSE= Normalised mean square of error, R<sup>2</sup>= Coefficient of determination

جدول ۱۰- مقایسه عملکرد سناریوهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی

Table 10- Performance comparison of different artificial neural network scenarios

Scenarios	MinAbsEr	MAD	NMSE	MinMSE C.V.	MinMSE Training	R <sup>2</sup>
S1	0.00073	2.57497	0.06008	0.00111	0.00105	0.96499
<b>S2</b>	<b>0.00091</b>	<b>2.42427</b>	<b>0.05233</b>	<b>0.00102</b>	<b>0.00094</b>	<b>0.97349</b>
S3	0.00099	2.55172	0.05873	0.00111	0.00103	0.97019
S4	0.00007	2.71844	0.06662	0.00123	0.00116	0.96612

MinAbsEr= Minimum of absolute error, MAD= Mean of absolute difference, NMSE=Normalized mean squared error, MinMSE C.V.= Minimum MSE of criteria value, MinMSE Training= Minimum MSE of training, R<sup>2</sup>= Coefficient of determination

جدول ۱۱- تجزیه حساسیت داده‌های ورودی در سناریوهای مختلف

Table 11. Sensivity analysis of input data in different scenarios

Input	S1	S2	S3	S4
Birth year	4.72188	3.99699	4.08771	6.04204
Birth season	7.50839	---	3.21297	---
Sex	1.22746	0.69057	1.03482	15.38916
Birth type	0.99390	0.81645	0.76108	0.57937
Age at weighing	7.93543	11.36467	---	---
Birth month	---	3.46312	---	1.85677
Recording number	---	---	6.24438	3.49228

S1= The 1<sup>st</sup> scenario, S2= The 2<sup>nd</sup> scenario, S3= The 3<sup>th</sup> scenario, S4= The 4<sup>th</sup> scenario

جدول ۱۲- مقایسه بهترین مدل غیرخطی منحنی رشد بدن گوسفندان کردی با شبکه عصبی مصنوعی

Table 12. Comparison of the best non-linear model of body growth curve of Kurdish sheep using artificial neural network

	MSE	$NMSE \left( \frac{MSE}{\sigma_y^2} \right)$	$RMSE (\sqrt{MSE})$	$R^2$	$MAD ( y_i - \hat{y}_i )$
Brody (female)	23.699	$\frac{23.699}{188.077} = 0.126$	11.841	0.966	4.117
Brody (male)	33.161	$\frac{33.161}{272.061} = 0.122$	16.580	0.966	3.413
ANN (both sex)	11.917	0.052	$\sqrt{11.917} = 3.452$	0.973	2.424

#### بحث

شده و n اندازه نمونه است. بدین ترتیب بین برازش و پیچیدگی مدل تعادل ایجاد می‌شود و بر اساس تابع درست‌نمایی عمل می‌کند (Gayawan and Ipinoyomi, 2009). شاخص AIC بر پایه حداکثر درست‌نمایی و به وسیله فردی به همین نام پیشنهاد شد و برای تصحیح تعداد فراسنجه‌های مدل‌های مورد مقایسه، عامل 2k را در نظر می‌گیرد که معیار تعادلی میان دقت مدل و پیچیدگی آن برقرار می‌کند (خیرآبادی و همکاران، ۱۳۹۶).

تاکنون، مطالعات اندکی روی برآورد منحنی رشد گوسفندان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی گزارش شده است. در مطالعه‌ای با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و با روش الگوریتم ژنتیکی، وزن بلوغ گوسفند بلوچی با استفاده از وزن شیرگیری و تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و قانون یادگیری لوبنبرگ مارکوات برآورد شد و محققین بیان داشتند که بر اساس شاخص‌های NMSE و x، اوزان سه و چهار ماهگی (وزن از شیرگیری) بهتر از وزن تولد می‌تواند وزن بلوغ را برآورد نماید (Zakizadeh et al., 2014). در مطالعه‌ای برای پیش‌بینی منحنی رشد گوسفند لری-بختیاری، شش مدل غیرخطی و دو مدل خطی به همراه مدل شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شدند (بحرینی بهزادی، ۱۳۹۴). ساختار شبکه عصبی مصنوعی در آن مطالعه به صورت تابع انتقال سیگموئیدی و قانون لوبنبرگ مارکوات با یک لایه پنهان و شش نورون بود. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با داشتن بالاترین ضریب تبیین (۰/۸۸۸۰) و کمترین میانگین مربعات خطا (۴۱/۰۵)، بهترین مدل برای برازش منحنی رشد این نژاد گوسفند بود. همچنین، بهترین مدل رشد برای گوسفندان بلوچی از بین شش مدل غیرخطی و شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی مصنوعی معرفی شد

در تحقیق حاضر، پایین‌تر بودن مقادیر RMSE، NMSE، MAD و بالاتر بودن ضریب تبیین در شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های غیرخطی، حاکی از مناسب‌تر بودن این روش نسبت به سایر روش‌های تجزیه رگرسیون غیرخطی است. در حالی که در بین مدل‌های غیرخطی، شاخص‌های RMSE،  $R^2$ ، BIC، AIC و MAD نشان داد که بهترین نتایج مربوط به مدل برودی است. مدل برودی به دلیل کمتر بودن معیار اطلاعات آکائیک و بیزی، بهترین مدل برای پیش‌بینی منحنی رشد در گوسفندان نر و ماده و تک‌قلو و دوقلوی مهربان گزارش شده است (Hojjati and Ghavi Hossein-Zadeh, 2017). این در حالی بود که نامناسب‌ترین مدل نیز مدل لجستیک اعلام شد. بهتر بودن مدل غیرخطی برودی به دلیل دقت بالاتر و خطای کمتر در سایر نژادها مانند گوسفندان کوتوله غرب آفریقا (Gbangboche et al., 2008)، جنس نر گوسفندان گیلانی (Ghavi Hossein-Zadeh and Bahreini Behzadi et al., 2016)، بلوچی (Golshani, 2014)، عربی (خیرآبادی و محمدی، ۱۳۹۶) و هر دو جنس گوسفند لری (بیرانوند و همکاران، ۱۳۹۶) نیز گزارش شده است. معمولاً ضریب تبیین به عنوان معیار صحت مدل استفاده می‌شود و بیانگر میزان برازش داده‌ها به واسطه استفاده از یک مدل رگرسیونی است. میانگین مربعات خطا و جذر آن از مهم‌ترین شاخص‌های پیش‌بینی هستند و مدل با کمترین معیار خطا به عنوان بهترین مدل انتخاب می‌شود. شاخص اطلاعات بیزی با در نظر گرفتن اندازه نمونه (n) و تعداد فراسنجه‌های مورد استفاده (p)، مجموع مربعات خطا را برای پیچیدگی مدل تصحیح می‌کند. در این معادله لگاریتم حداکثر درست‌نمایی، p تعداد فراسنجه‌های برآورد

برابر  $۰/۰۶ \pm ۴/۳۴$ ، در عربی برابر  $۰/۲۳ \pm ۳۶/۹۸$  کیلوگرم) و مدل برودی (در زندی برابر  $۰/۱۳ \pm ۳۶/۹۰$ ، در عربی برابر  $۰/۲۳ \pm ۵۶/۷۸$  کیلوگرم) بود. همچنین، کمترین و بیشترین برآورد نرخ رشد در نژادهای زندی و عربی به ترتیب برای مدل‌های برودی (در زندی برابر  $۰/۰۰۱ \pm ۰/۰۰۹۱$ ، در عربی برابر  $۰/۰۰۰ \pm ۰/۰۰۴$  کیلوگرم) و لجستیک (در زندی برابر  $۰/۰۰۲ \pm ۰/۰۲۶۷$ ، در عربی برابر  $۰/۰۰۰ \pm ۰/۰۱۵$  کیلوگرم) گزارش شد (خیرآبادی، ۱۳۹۵؛ خیرآبادی و محمدی، ۱۳۹۶). گزارش شده است که بره‌های نر نژاد نوردوز نسبت به بره‌های ماده رشد سریع‌تری داشتند و وزن بلوغ آنها نیز سنگین‌تر بود (Daskiran *et al.*, 2010). بالاتر بودن وزن بلوغ مجانبی جنس نر را می‌توان به عوامل فیزیولوژیکی و یا هورمون‌های اختصاصی جنس نر نسبت داد (Bathaei and Leroy, 1998).

در تحقیق حاضر، مقدار پارامتر  $a$  یا وزن زمان بلوغ برآورد شده گوسفند نر کردی ( $۵۰/۱۳۰$  کیلوگرم) از گوسفندان نژاد عربی ( $۵۶/۷۸۰$  کیلوگرم)، لری-بختیاری ( $۶۵/۹۸۰$  کیلوگرم) و مهربان ( $۶۸/۵۰۰$  کیلوگرم) کمتر و از نژادهای شال ( $۴۸/۸۰۰$  کیلوگرم)، بلوچی ( $۴۷/۶۲۰$  کیلوگرم)، مغانی ( $۴۰/۲۰۰$  کیلوگرم)، لری ( $۳۷/۳۸۰$  کیلوگرم)، زندی ( $۳۴/۴۰۰$  کیلوگرم) و گوسفندان استان گیلان ( $۲۹/۰۷۰$  کیلوگرم) بیشتر بود (خیرآبادی و محمدی، ۱۳۹۶؛ بحرینی بهزادی، ۱۳۹۴؛ Hojjati and Ghavi Hosein-Zadeh, 2014؛ Bahreini Behzadi *et al.*, 2014؛ خیرآبادی، ۱۳۹۵؛ Ghavi Hosein-Zadeh and Golshani, 2016). وزن بلوغ تقریبی با فراسنجه  $a$  مشخص می‌شود، اما زمانی که سن ( $t$ ) به بی‌نهایت نزدیک می‌شود، حد تقریبی هر مدل مشخص‌کننده بیشترین وزن حیوان نیست و یک میانگین وزن تقریبی است که گوسفند بالغ (صرف نظر از تغییرات کوتاه-مدت محیطی موقت) به این میانگین وزن می‌رسد (Gbangboche *et al.*, 2008). بالاتر بودن ضریب  $a$  برای گوسفند می‌تواند نشان‌دهنده وزن بالاتر بلوغ در آن نژاد بوده و یا ممکن است بیانگر بلوغ دیررس آن باشد، که حیوان به مدت زمان بیشتری برای رسیدن به بلوغ نیاز دارد (Ghavi Hosein-Zadeh, 2015). دامنه تغییرات فراسنجه‌های

(Bahreini Behzadi and Aslaminejad, 2010). این محققین از پرسپترون چند لایه با دو نورون در لایه میانی استفاده کردند و با ضریب تبیین  $۰/۹۹۹۵$  و مجموع مربعات خطای  $۰/۰۶۵$  بهترین روش برآورد منحنی رشد را شبکه عصبی مصنوعی گزارش کردند. در تحقیقی، شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیکی برای پیش‌بینی وزن نه ماهگی بره‌های لری استفاده شد و از داده‌های ورودی جنس و نوع تولد بره، سال و فصل تولد، صفات وزن تولد، از شیرگیری و شش ماهگی استفاده شد (بیرانوند و همکاران، ۱۳۹۶). معماری شبکه در تحقیق آنها دارای ۱۰ نورون در لایه میانی برای جنس ماده و نه نورون در جنس نر بود. این محققین با مقایسه ضریب تبیین و میانگین مربعات خطا در مقایسه شبکه عصبی با مدل‌های غیرخطی، مدل برودی را برای پیش‌بینی وزن این نژاد از گوسفند، به عنوان مدل مناسب‌تر معرفی کردند. دلیل تفاوت نتایج آنها با تحقیق حاضر که مدل غیرخطی برودی را مناسب‌تر از شبکه عصبی مصنوعی گزارش کرده‌اند، می‌تواند به پایین بودن ضریب تبیین پیش‌بینی شبکه عصبی ( $۰/۸۴۳۶$  در جنس ماده و  $۰/۸۵۴۹$  در جنس نر) مرتبط باشد، یا اینکه به هدف تحقیق آنها و پیش‌بینی وزن نه ماهگی بجای یکسالگی مربوط شود. ظاهراً جنسیت بره عامل اساسی رشد است، به طوری که در تمامی مدل‌های بررسی شده در تحقیق حاضر، وزن مجانبی در جنس نر بیشتر از ماده و نرخ رشد بره‌های ماده از نرها بیشتر بود که با نتایج سایر محققین همخوانی دارد (بیرانوند و همکاران، ۱۳۹۶). بیشترین مقدار وزن بلوغ تقریبی (در نرها برابر با  $۵۰/۱۳$  کیلوگرم، در ماده‌ها برابر با  $۳۸/۳۹$  کیلوگرم) در مدل برودی و کمترین مقدار آن در مدل لجستیک (در نرها برابر با  $۴۲/۶۹$ ، در ماده‌ها برابر با  $۳۴/۸۹$  کیلوگرم) مشاهده شد، اما نرخ رشد در این دو مدل دقیقاً بر عکس وزن بلوغ تقریبی گوسفند بود، که بیشترین مقدار در مدل لجستیک (در نرها برابر با  $۰/۰۱۹۶$ ، در ماده‌ها برابر با  $۰/۰۲۵$  کیلوگرم) و کمترین نرخ رشد در مدل برودی (در نرها برابر با  $۰/۰۰۰۶$ ، در ماده‌ها برابر با  $۰/۰۰۰۸$  کیلوگرم) مشاهده شد. نتایج مشابهی نیز در گوسفند نژاد زندی و عربی گزارش شده است که کمترین و بیشترین وزن بلوغ در تجزیه توام هر دو جنس متعلق به مدل لجستیک (در زندی

تکقلو نیز بیشتر از دوقلوها گزارش شده است. پایین بودن وزن بره‌های دوقلو می‌تواند به علت صفات مادری و محدودیت‌های میش در حمایت از جنین‌های دو یا چندقلو و یا عدم داشتن شیر کافی جهت تغذیه نوزادان باشد (خیرآبادی و محمدی، ۱۳۹۶). در مطالعه اثر نوع تولد بر خصوصیات رشد گوسفند کارایاکا در شمال ترکیه با استفاده از مدل گمپرتز، گزارش شده است که بره‌های تکقلو وزن نسبتاً کمتری نسبت به دوقلوها داشتند، به گونه‌ای که تفاوت قابل ملاحظه‌ای از نظر نرخ رشد کلی در قبل از رسیدن به نقطه عطف وجود داشت، اما کاهش رشد، بعد از رسیدن به نقطه عطف در مورد دوقلوها نسبت به تکقلوها کمتر بود (Ulutas *et al.*, 2010). این در حالی است که در مطالعه دیگر، اثر نوع تولد بر میزان رشد معنی‌دار گزارش نشده است (Daskiran *et al.*, 2010).

در برخی تحقیقات، مدل‌های غیرخطی دیگری به عنوان بهترین مدل در برازش وزن گوسفندان نژادهای مختلف گزارش شده است که از آن جمله می‌توان به مدل غیرخطی گمپرتز اشاره نمود که برای گوسفندان منگالی پاکستان (Tariq *et al.*, 2011)، کورچیک و مورکارامان ترکیه (Eyduran *et al.*, 2008) و تالی پاکستان (Waheed *et al.*, 2016)، به عنوان مدل برتر گزارش شده است. از سایر مدل‌های برتر گزارش شده می‌توان به مدل ون برن تالانفی در گله‌های گوسفند تجاری در پاکستان (Aman Ullah *et al.*, 2013)، مدل ریچاردز در گوسفند شال (Ghavi *et al.*, 2015)، تکسل و اسکاتیش بلک فیس (Hosein-Zadeh, 2015) و جنس ماده گوسفندان استان گیلان (Ghavi Hosein-Zadeh, 2016)، مدل مونومولکولار در گوسفندان شمال ترکیه (Kucuk, and Eyduran, 2009) و مدل مورگان-مرسر-فلودین در گوسفندان منگالی پاکستان (Tariq *et al.*, 2013)، اشاره نمود.

### نتیجه‌گیری کلی

به طور کلی در این پژوهش هر پنج مدل دارای دقت خوبی برای برازش منحنی رشد گوسفندان کردی بودند، ولی بر اساس نتایج آماری به دست آمده می‌توان بیان کرد که مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای بیشترین دقت برای پیش‌بینی

منحنی رشد برای هر نژاد و بسته به مدل‌های استفاده شده در تحقیقات، متفاوت بوده و از وزن مجانبی در دامنه ۳/۳۶ تا ۹/۸۰ و نرخ رشد در دامنه ۰/۰۳۸ تا ۰/۰۱۵ گزارش شده است (Eyduran *et al.*, 2008; Lambe *et al.*, 2006). تعیین بهترین سن بلوغ کار مشکلی است، زیرا بستگی به گونه و نژاد، روش انتخاب، سیستم مدیریتی و شرایط محیطی دارد.

متغیر  $k$  شیب منحنی غیرخطی مدل رشد است و نرخ تقریبی رسیدن به وزن بلوغ را اندازه‌گیری می‌کند. به عبارت دیگر این فراسنجه، سرعت رشد تا رسیدن به وزن مجانبی (نهایی) را نشان می‌دهد (Gbangboche *et al.*, 2008). بیشتر بودن این متغیر نشان‌دهنده بلوغ زودرس حیوان است (Gbangboche *et al.*, 2008; Bahreini Behzadi *et al.*, 2014). این فراسنجه به تفسیر شکل منحنی کمک می‌کند و برای تعیین میزان رشد به کار می‌رود (Gbangboche *et al.*, 2008). مقادیر این فراسنجه در تمام مدل‌های مورد بررسی در این تحقیق در جنس ماده بیشتر از نرها بود که بیانگر بلوغ زودتر در جنس ماده است.

همان‌طور که در نتایج مشاهده می‌شود، پارامتر  $k$  با وزن بلوغ حیوان همبستگی منفی دارد و بیان می‌کند که گوسفندان با وزن بلوغ پایین‌تر، سریع‌تر به بلوغ می‌رسند. لذا، با کاهش مقدار  $k$ ، مقدار فراسنجه  $a$  (وزن بلوغ) افزایش یافته است. این همبستگی منفی در سایر مطالعات نیز گزارش شده است (Bahreini Behzadi and Aslaminejad, 2014; بحرینی بهزادی، ۱۳۹۴؛ Ghavi Hosein-Zadeh, 2015). خیرآبادی و محمدی، ۱۳۹۶؛ بیرانوند و همکاران، ۱۳۹۶). بالاتر بودن متغیر  $k$  در گوسفندان ماده در این تحقیق نشان می‌دهد که سرعت رسیدن به بلوغ در گوسفندان ماده کردی، بیشتر از جنس نر است، اما به دلیل همبستگی منفی بین  $a$  و  $k$ ، وزن بلوغ در ماده‌ها کمتر از نرها بود. بالاتر بودن این ضریب در جنس ماده سایر نژادها نیز گزارش شده است (Bathaei and Leroy, Ghavi Hosein-Zadeh, 2016; Eyduran *et al.*, 2008 1998؛ بیرانوند و همکاران، ۱۳۹۶). همچنین نوع تولد در تحقیق حاضر موثر بود و در بره‌های تکقلو، وزن بلوغ و نرخ رشد به مراتب بیشتر از بره‌هایی بود که دوقلو و یا سه‌قلو متولد شده بودند. وزن بره‌های عربی

شبکه عصبی مصنوعی نیز قابل قبول است اما محدودیت آن، نداشتن مفهوم زیستی برای فراسنجه‌های منحنی رشد است.

وزن بدن بر حسب سن بود و بعد از آن مدل برودی قرار داشت و برای توصیف رشد گوسفندان کردی استان خراسان شمالی، نسبت به سایر مدل‌های غیرخطی مناسب‌تر بود.

### فهرست منابع

- بحرینی بهزادی م. ر. ۱۳۹۴. مقایسه مدل‌های مختلف رشد و شبکه‌های عصبی مصنوعی در برازش منحنی رشد در گوسفند لری-بختیاری. پژوهش در نشخوارکنندگان، ۳: ۱۲۵-۱۴۸.
- بیرانوند ف، بیگی نصیری م. ت، مسعودی ع، و شعبانی نژاد ع. ۱۳۹۶. بررسی صفات رشد گوسفند لری با استفاده از مدل‌های غیرخطی و شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک. پژوهش‌های علوم دامی، ۲۷: ۱۲۹-۱۴۲.
- خیرآبادی خ. ۱۳۹۵. مقایسه عملکرد برخی از توابع غیرخطی در توصیف منحنی رشد گوسفند نژاد زندی. علوم دامی ایران، ۴۷: ۶۰۹-۶۱۹.
- خیرآبادی خ، و محمدی ی. ۱۳۹۶. ارزیابی توابع ریاضی در برآورد عملکرد رشد گوسفند نژاد عربی. علوم دامی، ۱۱۵: ۱۲۷-۱۳۶.
- 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: 865-869.
- Arango J. A. and Van Vleck L. D. 2002. Size of beef cows: Early ideas new developments. *Genetic and Molecular Research*, 1: 51-63.
- Assan N. 2013. Bioprediction of body weight and carcass parameters from morphometric measurements in livestock and poultry. *Scientific Journal of Review*, 2: 140-150.
- Bahreini Behzadi M. R and Aslaminejad A. A. 2010. A comparison of neural network and nonlinear regression predictions of sheep growth. *Journal of Animal and Veterinary Advances*, 9: 2128-2131.
- Bahreini Behzadi M. R., Aslaminejad A. A., Sharifi A. R. and Simianer H. 2014. Comparison of mathematical models for describing the growth of Baluchi sheep. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 14: 57-68.
- Bathaei S. S. and Leroy P. L. 1998. Genetic and phenotypic aspects of the growth curve characteristics in Mehraban Iranian fat-tailed sheep. *Small Ruminant Research*, 29: 261-269.
- Bishop C. M. 2006. Pattern recognition and machine learning. Springer, New York. 740 Pp.
- Daskiran I., Koncagul S. and Bingol M. 2010. Growth characteristics of Indigenous Norduz female and male lambs. *Journal of Agricultural Sciences*, 16: 62-69.
- Eyduran E., Kucuk M., Karakus K. and Ozdemir T. 2008. New approaches to determination of the best nonlinear function describing growth at early phases of Kivircik and Morkaraman breeds. *Journal of Animal and Veterinary Advances*, 7: 799-804.
- Gayawan E. and Ipinyomi R. A. 2009. A comparison of Akaike, Schwarz and R square criteria for model selection using some fertility models. *Australian Journal of Basic and Applied Science*, 3: 3524-3530.
- Gbangboche A. B., Glele-Kakai R., Salifou S., Albuquerque L. G. and Leroy P. L. 2008. Comparison of non-linear growth models to describe the growth curve in west African dwarf Sheep. *Animal*, 2: 1003-1012.
- Ghavi Hossein-Zadeh N. 2015. Modeling the growth curve of Iranian Shall sheep using non-linear growth models. *Small Ruminant Research*, 130: 60-66.
- Ghavi Hossein-Zadeh N. and Golshani G. 2016. Comparison of non-linear models to describe growth of Iranian Guilan sheep. *Revista Colombiana de Ciencias Pecuarias*, 29: 199-209.
- Gille U. 2010. Analysis of growth. From <http://www.uni-leipzig.de/~vetana/growth.htm>.
- Hojjati F. and Ghavi Hossein-Zadeh N. 2017. Comparison of non-linear growth models to describe the growth curve of Mehraban sheep. *Journal of Applied Animal Research*, 46: 499-504.
- Keskin I., Dag B., Sariyel V. and Gokmen M. 2009. Estimation of growth curve parameters in Konya Merino sheep. *South African Journal of Animal Science*, 39: 163-168.
- Kucuk M. and Eyduran E. 2009. The determination of the best growth model for Akkaraman and German Blackheaded Mutton x Akkaraman B1 cross breed lambs. *Bulgarian Journal of Agricultural Science*, 15: 90-92.
- Kum D., Karakus K. and Ozdemir T. 2010. The best non-linear function for body weight at early phase of Norduz female lambs. *Trakia Journal of Sciences*, 8: 62-67.

- Lamb N. R., Navajas E. A., Simm G. and Bunger L. 2006. A genetic investigation of various growth models to describe growth of lambs of two contrasting breeds. *Journal of Animal Science*, 86: 2642-2654.
- Poli A. A. and Cirillo M. C. 1993. On the use of normalized mean square error in evaluating dispersion model performance. *Atmospheric Environment*, 27A: 2427-2434.
- Roush W. B. and Branton S. L. 2005. A comparison of fitting growth models with a genetic algorithm and nonlinear regression. *Poultry Science*, 84: 404-502.
- Roush W. B., Dozier W. A. and Branton S. L. 2006. Comparison of Gompertz and neural network models of broiler growth. *Poultry Science*, 85: 794-797.
- Tariq M. M., Iqbal F., Eyduran E., Bajwa M. A., Huma Z. E. and Waheed A. 2013. Comparison of non-linear functions to describe the growth in Mengali sheep breed of Balochistan. *Pakistan Journal of Zoology*, 45: 661-665.
- Shahinfar S., Mehrabani-Yeganeh H., Lucas C., Kalhor A., Kazemian M. and Weigel K. A. 2012. Prediction of breeding values for dairy cattle using artificial neural networks and neuro-fuzzy systems. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2012: 127130. doi:10.1155/2012/127130.
- Ulutas Z., Sezer M., Aksoy Y., Sirin E., Sen U., Kuran M. and Akbas Y. 2010. The effect of birth types on growth curve parameters of Karayaka Lambs. *Journal of Animal and Veterinary Advance*, 9: 1384-1388.
- Zakizadeh S., Jafari M. and Memarian H. 2014. An expert integration for growth rate simulation of sheep. In *Proceeding of 65<sup>th</sup> Annual Meeting of the European Federation of Animal Science*. August 2014, Denmark.
- Zhang Q. J., Gupta K. C. and Devabhaktuni V. K. 2003. Artificial neural networks for RF and microwave design- From theory to practice. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*. 51(4): 1339-1350.



**Research paper**

**Mathematical description of growth curve in Kurdish sheep using artificial neural network and its comparison with non-linear models**

**S. Zakizadeh<sup>1\*</sup>, D. A. Saghi<sup>2</sup>, H. Memarian<sup>3</sup>**

1. Associate Professor of Animal Genetics and Breeding, Animal Science Research Institute of Iran, Agriculture Research, Education, and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran

2. Assistant Professor of Animal Genetics and Breeding, Agriculture and Natural Resources Research Center of Khorasan Razavi, Agriculture Research, Education, and Extension Organization (AREEO), Mashhad, Iran

3. Associate Professor, Land Resources Management (Soil Conservation Engineering), Department of Rangeland and Watershed Management, Faculty of Natural Resources and Environment, University of Birjand, Birjand, Iran

(Received: 21-05-2019 – Accepted: 07-08-2019)

**Abstract**

The objective of this study was to compare artificial neural network (ANN) with non-linear models including Brody, Gompertz, Logistic and von Bertalanffy for predicting the growth curve of Kurdish sheep. The database comprised of 17659 body weights from birth to yearling of 5074 lambs belonging to 162 rams and 1968 ewes during 1996-2013. The ANN model was developed according to three-multilayer perceptron with five nodes in each layer, Sigmoid-Axon function and Levenberg-Marquat learning rule by Neuro Solution software. Non-linear models were analyzed by the NLIN procedure of SAS program. The goodness of fit of models and their comparisons were conducted by using the coefficient of determination ( $R^2$ ), residual mean square (MSE), root of the residual mean square (RMSE), mean absolute deviation (MAD), Akaike's information criterion (AIC) and Bayesian information criterion (BIC). The influences of fixed effect on model parameters were analyzed on the optimum model. The results revealed that the ANN had the highest accuracy ( $r= 0.9735$ ) and the lowest error (MSE= 0.9170, RMSE= 3.452, MAD= 2.424) and described the growth curve better than the other models. Among all non-linear models, the Brody model had the highest coefficient of determination ( $R^2= 0.966$ ) and the lowest AIC, BIC, MAD and RMSE values indicating the best fit for both sexes. Male lambs, single lambs and those gave birth in winter had the highest mature weight and growth rate. The evaluation criteria indicated that the ANN had a suitable potential to predict growth curve of Kurdish sheep, after that the Brody model fitted the data better than the other non-linear models.

**Keywords:** Non-linear functions, Growth parameter, Kurdish Sheep, Model goodness of fit, Mature weight

\*Corresponding author: Sonia-zaki@yahoo.com