



## مقایسه مدل‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی عملکرد تولیدی مرغان تخم‌گذار

جواد ایزی<sup>۱</sup> - حیدر زرقی<sup>۲</sup>

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۱۱/۲۹

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۲/۱۱

### چکیده

این مطالعه به منظور بررسی پیش‌بینی شاخص‌های عملکرد تولیدی در مرغان تخم‌گذار با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون غیرخطی چندگانه انجام شد. بررسی بر روی اطلاعات چهار دوره متواتی پرورش در یک واحد پرورش در سه لایه، شبکه عصبی پرسپترون سه لایه، شبکه عصبی با تابع پایه‌ای شعاعی بود. در این مدل‌ها از متغیرهای سن گله، میزان خوارک مصرفی و فصل تولید به عنوان متغیر پیشگو و شاخص‌های عملکرد تولیدی شامل درصد تخم‌گذاری، وزن توده‌ای تخم مرغ تولیدی و ضریب تبدیل غذایی به عنوان متغیر پاسخ استفاده شد. نتایج نهایی رگرسیون‌های خطی شاخص‌های عملکرد تولیدی در مقابل سن برای تمامی متغیرهای وابسته مورد مطالعه متغیر مستقل سن گله معنی دار می‌باشد. بنابراین رگرسیون‌های خطی شاخص‌های عملکرد تولیدی در مقابل سن برای مقایسه با شبکه‌های عصبی مختلف مورد بررسی قرار گرفت و برای مقایسه کلیه مدل‌ها از ضریب تعیین ( $R^2$ ) و میانگین قدر مطلق خطا (MAE) استفاده شد. نتایج نشان داد بین شبکه‌های عصبی مصنوعی مختلف مورد مطالعه، شبکه با تابع پایه‌ای شعاعی بهتر از سایر مدل‌های در پیش‌بینی شاخص‌های عملکرد تولیدی مرغان تخم‌گذار عمل می‌کند.

**واژه‌های کلیدی:** رگرسیون، شبکه‌های عصبی مصنوعی، عملکرد تولیدی، مرغان تخم‌گذار

### مقدمه

برای مدل‌سازی توابع غیرخطی چندگانه است. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های ریاضی دارای توانایی آموزش روابط بین متغیرهای مستقل و وابسته هستند (۱۳). شبکه‌های عصبی مصنوعی با دقت و صحت بیشتری می‌توانند رابطه بین متغیرها را شبیه‌سازی کنند (۳). مولفین زیادی نشان داده‌اند که عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی بهتر است (۱۰ و ۱۶). پتانسیل شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی مدل‌های پیچیده در تغذیه طیور توسط راش و کراونر معرفی شده است که در آن مقایسه‌ای بین رگرسیون خطی و شبکه عصبی برای پیش‌بینی سطح اسید آمینه صورت گرفته و نشان داده شد که شبکه عصبی رگرسیون عمومی<sup>۵</sup> بهترین عملکرد را دارد (۱۸ و ۱۹) همچنین ادريس و همکاران (۵) برای پیش‌بینی عملکرد تولید شیر و راش و همکاران (۲۰) به منظور پیش‌بینی بروز عارضه آسیت در جوجه‌های گوشتشی از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی استفاده کرده‌اند. به منظور آشنایی بیشتر با جزئیات شبکه

با روش رگرسیون خطی چندگانه<sup>۳</sup> (MLR)، می‌توان همزمان به تحلیل و بررسی چندین متغیر مختلف پرداخت متنها برای بدست آوردن نتایج مطلوب از طریق MLR، نمونه‌ها باید زیاد و دقیق باشند، بنابراین، این روش، حساسیت بالایی دارد و ممکن است منجر به بروز خطأ در نتایج بدست آمده شود، علاوه بر این، برای استفاده از این روش، متغیرها باید توزیع نرمال داشته باشند و تغییر آن‌ها از یک رابطه خطی پیروی کند (۱). از شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۴</sup> (ANN) برای حل این مشکل در علوم و مهندسی به خصوص در مواردی که مدل‌های ریاضی پاسخگو نمی‌باشد استفاده می‌شود. در حال حاضر شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از مفیدترین تکنیک‌های مدلینگ

<sup>۱</sup> عضو هیات علمی مرکز آموزش کشاورزی استان خراسان رضوی

<sup>۲</sup> استادیار گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

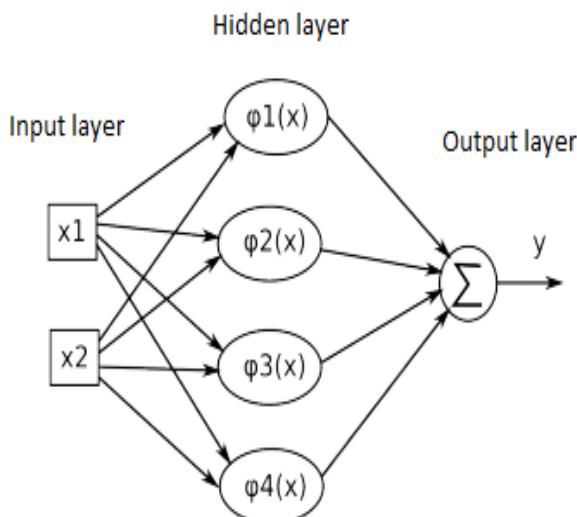
(Email: h.zarghi@um.ac.ir)

3 - Multiple Linear Regression (MLR)

4 - Artificial neural networks (ANN)

با بعد بالاتر به لایه مخفی انتقال می‌یابد. ۲- سپس این فضای ویژگی به عنوان ورودی برای یکتابع خطی به لایه خروجی انتقال می‌یابد، یعنی از این مرحله به بعد مشابه پرسپترون عمل می‌کند. لذا خروجی برابر رابطه ۲ خواهد بود:

$$y = F(x) = \sum_{i=1}^n w_i \varphi_i(x) \quad (2)$$



**شکل ۱ - توپولوژی یک شبکه عصبی مصنوعی-RBF**  
**Figure 1-A simplified fully connected RBF artificial neural network**

برای ساختن  $\varphi_i(x)$  ها مربع فاصله اقلیدسی همه نقاط بردار  $x$  از هر  $x_i$  در یک تابع گوسی مشابه رابطه ۳ در نظر گرفته می‌شود.

$$\varphi_i(x) = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=1}^d (x_k - x_{ik})^2\right) \quad (3)$$

هدف این مطالعه، بررسی پیش‌بینی شاخص‌های عملکرد تولیدی در مرغان تخم‌گذار با استفاده از مدل‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی مختلف و مقایسه این مدل‌ها به منظور تعیین مناسبترین روش می‌باشد.

## مواد و روش‌ها

**داده‌ها:** جهت انجام این مطالعه از داده‌های ثبت شده مربوط به چهار دوره متوالی فعالیت تولید واحد پرورش مرغ تخم‌گذار مجتمع آموزش جهاد کشاورزی خراسان رضوی برای مدل سازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه، تابع پایه شعاعی و رگرسیون خطی چندگانه و مقایسه این روش‌ها با هم استفاده شد.

**رگرسیون خطی چندگانه:** مدل سازی داده‌ها با استفاده از

عصبی، توسعه و کاربرد شبکه‌های عصبی می‌توان به ایزی (۷)، دی هاف (۴)، لاورنس (۹)، میچل (۱۲) و نلسون و ایلینگورث (۱۴) مراجعه کرد.

رگرسیون خطی چندگانه (MLR) ارتباط بین یک سری از متغیرهای پیشگو را با متغیر پاسخ مورد نظر بیان می‌کند (۱). در صورت وجود متغیرهای مستقل  $x_1, x_2, \dots, x_n$  به منظور ایجاد ارتباط خطی بین آن‌ها و متغیر  $y$  (که وابسته به آن‌هاست)، باید رابطه یک بین آن‌ها برقرار باشد:

$$Y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n + e \quad (1)$$

که در این رابطه، از مقادیر  $a_1, a_2, \dots, a_n$  با عنوان ضرایب رگرسیون باد می‌شود. این ضرایب، ضرایب نامشخصی هستند که در حقیقت، مسئول برآورد پارامتر پاسخ می‌باشند (۱).

یک شبکه عصبی مصنوعی، شامل مجموعه‌ای از نرون‌های به هم متصل می‌باشد که به هر مجموعه از این نرون‌ها یک لایه گفته می‌شود. نقش نرون‌ها در شبکه‌های عصبی، پردازش اطلاعات است. این امر، در شبکه‌های عصبی مصنوعی به وسیله پردازشگر ریاضی که همان تابع فعال سازی است، انجام می‌شود. یک تابع فعال سازی، براساس نیاز خاص مسئله‌ای که قرار است به وسیله شبکه عصبی حل شود، از سوی طراح انتخاب می‌شود. ساده‌ترین شکل شبکه، فقط دو لایه دارد (لایه ورودی و خروجی). شبکه شیوه یک سیستم ورودی و خروجی عمل می‌کند و ارزش نرون‌های ورودی را برای محاسبه ارزش نرون خروجی موردن استفاده قرار می‌دهد. شبکه‌های عصبی با لایه‌های پنهان، دارای توانایی‌های بیشتری نسبت به شبکه‌های عصبی دو لایه هستند (۱۱). نحوه عمل پرسپترون چند لایه بدین صورت است که الگویی به شبکه عرضه می‌شود و خروجی آن محاسبه می‌گردد. مقایسه خروجی واقعی و خروجی مطلوب، باعث می‌شود که ضریب وزنی شبکه تغییر یابد به طوری که در دفعات بعد خروجی درست‌تری حاصل می‌شود (۱۷).

مدل سازی با استفاده از شبکه تابع شعاعی<sup>۱</sup>-(RBF)-شبکه RBF در Clementine پیش‌بینی‌ها را بر اساس خوشبندی داده‌ها انجام می‌دهد. روش خوشبندی مورد استفاده در آن مشابه روش خوشبندی k میانگین<sup>۲</sup> می‌باشد. مراکز خوشبدها تهیه لایه مخفی شبکه را تشکیل می‌دهند. سپس کار آموزی لایه خروجی به عنوان یک شبکه پرسپترون یک لایه با استفاده از روش کمترین میانگین مربعات<sup>۳</sup> (LMS) آغاز می‌شود. داده‌های خورانده شده به لایه خروجی، آستانه فعال شدن خوشبدها را تشکیل می‌دهند و یک تابع فاصله برای هر رکورد از مرکز خوشبند وجود دارد. اصول کلی شبکه RBF عبارت است از: ۱- داده‌های ورودی از طریق یک تابع ویژگی  $\varphi$  به یک فضای

1 - Radial basis function = RBF

2 - K-mean Clustering

3 - Least Mean Square

استفاده گردید. برای پیدا کردن بهترین پیش‌بینی‌ها، شبکه‌های مختلفی بر داده‌های مذکور اعمال شدند. در مرحله ارزیابی، مدل‌های شبکه‌های عصبی آموزش دیده به وسیله مجموعه داده‌های ارزیابی که مستقل از داده‌های آموزش بودند، مورد آزمون قرار گرفتند.

### ارزیابی آماری مدل‌ها

برای ارزیابی و مقایسه دقت مدل‌ها از ضریب تعیین ( $R^2$ ) و میانگین قدر مطلق خطا (MAE) (۲۱) استفاده شد. این شاخص‌ها برای هر یک از مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون از طریق روابط ۵ و ۶ محاسبه شدند. که در آنها  $x_i$  مقادیر خروجی واقعی و  $y_i$  مقادیر خروجی توسط مدل می‌باشد.

$$R^2 = \frac{\left(\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})\right)^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |x_i - y_i| \quad (6)$$

### نتایج و بحث

#### پیش‌بینی تولید با استفاده از روش رگرسیون

نتایج نهایی رگرسیون‌های خطی نشان داد که برای تمامی متغیرهای وابسته مورد مطالعه متغیر مستقل سن گله معنی دار می‌باشد. بنابراین رگرسیون غیر خطی شاخص‌های عملکرد تولیدی در مقابله سن برای مقایسه با شبکه‌های عصبی مختلف مورد بررسی قرار گرفت و متغیرهای خوارک مصرفی و فصل تولید از مدل حذف شدند. پاسخ مدل‌های رگرسیون غیر خطی با استفاده از داده‌های ورودی (سن گله)، به عنوان متغیر پیش‌گو و هر یک از داده‌های خروجی (درصد تخم‌گذاری، وزن توده‌ای تخم مرغ تولیدی و ضریب تبدیل غذایی) به عنوان متغیر به شرح جدول ۱ به دست آمد. نمودار پراکنش شاخص‌های عملکرد تولیدی در شکل ۱ نشان داده شده است. نقطه پیک تولید در چهار دوره مورد بررسی در جدول ۲ گزارش شده، نتایج با گزارش نورس و بل مطابقت دارد ایشان گزارش کردند در یک گله مرغ تخم‌گذار منحنی تولید تخم در طی ۸-۹ هفته نخست تولید سریعاً افزایش یافته و سپس با یک ضریب ثابت تا پایان دوره تولید کاهش می‌یابد (۱۵). به منظور تعیین متوسط ضریب کاهش تولید تخم مرغ پس از پیک تولید از مدل رگرسیون خطی استفاده شد. میزان متوسط کاهش تولید پس از پیک در دوره‌های مختلف ۰/۹۰-۰/۲۲ درصد به ازای هر هفتۀ افزایش سن و متوسط چهار دوره تولید ۰/۳۲ درصد به دست آمد.

نرم‌افزار آماری SAS و به روش گام به گام<sup>۱</sup> برای به دست آوردن مدل‌های معتبر به فرمت رابطه ۴ استفاده شد.

$Y = b_0 + b_1 \text{Age}_{(1, 2, \dots, 4)} + b_2 \text{FI}_{(g/b/d)} + b_3 \text{Season}_{(week)}$  (۴)  
که در آن  $Y$  تغییر وابسته [یکی از سه شاخص عملکرد تولیدی شامل وزن توده‌ای تخم مرغ (گرم به ازای هر قطعه پرنده در روز)، درصد تخم‌گذاری (درصد به ازای هر قطعه پرنده در روز) و ضریب تبدیل غذایی] و متغیرهای مستقل به ترتیب شامل: Age، سن گله (هفته)؛ FI، خوارک مصرفی (گرم به ازای هر قطعه پرنده در روز) و Season، فصل تولید بود.

**رگرسیون غیر خطی:** به منظور برآذش مدل‌های دقیق‌تر به داده‌ها در مرحله بعد از رگرسیون غیر خطی استفاده خواهد شد.

**معماری شبکه‌های عصبی:** با توجه به اهداف تحقیق، انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. پرسپترون چند لایه در بین شبکه‌های عصبی بیشترین کاربرد را دارد که در این تحقیق نیز از این شبکه استفاده شده است. پرسپترون چند لایه دارای لایه ورودی، لایه خروجی و لایه یا لایه‌های پنهان می‌باشد که خروجی لایه اول، بردار ورودی لایه دوم به حساب می‌آید. به همین ترتیب خروجی لایه دوم، بردار ورودی لایه سوم را تشکیل می‌دهد (۲). این روند ادامه می‌یابد تا این که یک پاسخ در لایه خروجی ایجاد شود. سپس آن پاسخ با پاسخ مطلوب مقایسه می‌گردد. در نهایت وزن‌های شبکه برای تصحیح یا کاهش خطای اصلاح می‌شوند و الگوی کاربردی نمایان می‌شود. اصلاح وزن‌ها به طور پیوسته در این روال ادامه می‌یابد تا زمانی که کل خطاهای از سطح از پیش تعیین شده کمتر شود تا بتوان به مدلی مطلوب برای پیش‌بینی با حداقل خطای رسانید (۸).

مدل سازی داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار شبکه‌های عصبی Clementine انجام شد. به منظور برآذش داده‌ها، از شبکه‌های تابع پایه شعاعی و پرسپترون چند لایه با ورودی (سن گله)، خروجی‌ها شاخص‌های عملکرد تولیدی گله شامل؛ درصد تخم‌گذاری و وزن توده‌ای تخم مرغ و ضریب تبدیل غذایی و تابع فعال‌سازی سیگموئید استفاده شد. در شبکه پرسپترون چند لایه عموماً هر گره میانی یا خروجی از مجموع حاصل ضرب‌های وزن رابطه‌ها و گره‌هایی که به این گره می‌رسند به دست می‌آید. در اینجا تعداد گره در لایه ورودی و خروجی برابر با یک بود و با انتخاب روش کارورزی تعداد گره بهینه برای لایه مخفی محاسبه شد.

در تمامی معماهای ۳۰ درصد داده‌ها برای کارورزی شبکه و ۷۰ درصد برای تست نتایج شبکه مورد استفاده قرار گرفت. برای جلوگیری از حالت بیش برآذش<sup>۲</sup> از روش اعتبار سنجی ضربدری<sup>۳</sup>

1 - Stepwise

2- Over fitting

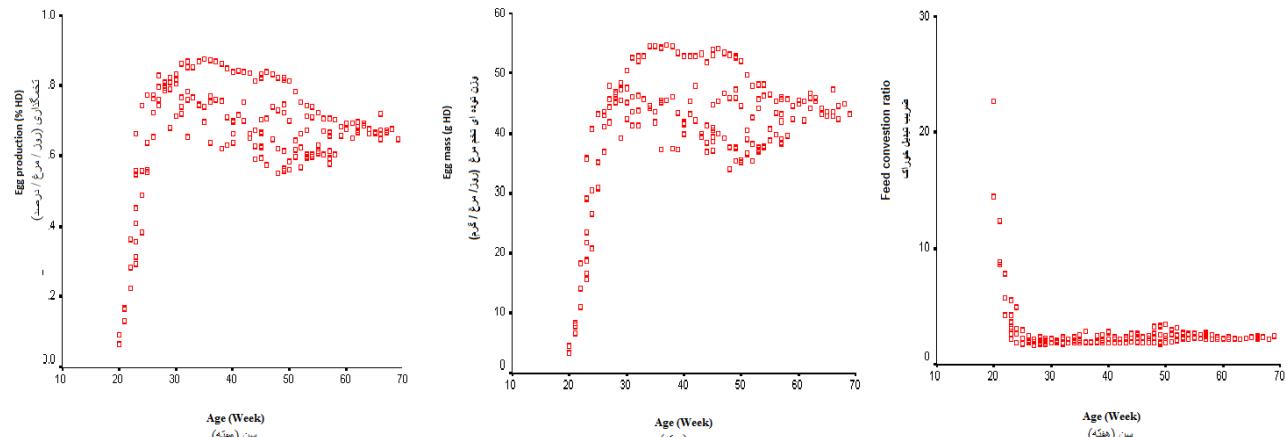
تخم‌گذاری، وزن توده‌ای تخم مرغ تولیدی و ضریب تبدیل) در لایه مخفی دارای ۲۰ نرون یا گره می‌باشد.

پیش‌بینی تولید با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون سه لایه : همان‌گونه که در جدول ۳ نشان داده شده است، شبکه پرسپترون برای برازش مدل در سه متغیر وابسته (درصد

جدول ۱- معادلات مدل غیر خطی شاخص‌های عملکرد تولیدی مرغان تخم‌گذار (با ضریب اطمینان ۹۵ درصد)

Table 1 – Non-linear model equations of performance indexes in laying hens (with 95% reliability)

شاخص عملکرد تولیدی performance indicators	$Y =$	MAE <sup>۱</sup>	R <sup>۲</sup>
درصد تخم‌گذاری	$-15.459 + 1.758 \times \text{age} - 0.073 \times \text{age}^2 + 0.001 \times \text{age}^3 - 1.506E-5 \times \text{age}^4 + 5.930E-8 \times \text{age}^5$	0.061	0.739
Egg production (% HD) <sup>۳</sup>	$-791.766 + 87.048 \times \text{age} - 3.495 \times \text{age}^2 + 0.068 \times \text{age}^3 - 6.492E-4 \times \text{age}^4 + 2.430E-6 \times \text{age}^5$	4.187	0.741
وزن توده‌ای تخم مرغ	$402.955 - 47.827 \times \text{age} + 2.208 \times \text{age}^2 - 0.049 \times \text{age}^3 + 5.390E-4 \times \text{age}^4 - 2.293E-6 \times \text{age}^5$	0.686	0.722
Egg mass (g HD) <sup>۳</sup>			
ضریب تبدیل خوارک			
Feed conversion ratio			

<sup>۱</sup> Mean absolute error<sup>۲</sup> Coefficient of determination (R<sup>۲</sup>)<sup>۳</sup> Hen day

شکل ۲- نمودار پراکنش شاخص‌های عملکرد تولیدی؛ تولید تخم مرغ (روز/مرغ ادرصد)، وزن توده‌ای تخم مرغ (روز/مرغ/اگرم) و ضریب تبدیل خوارک در مقابل سن مرغان تخم‌گذار

Figure 2- Distribution of performance indicators according to the age; egg production (%/ hen/ day), egg mass (g/ hen/ day) and feed conversion ratio of laying hens

جدول ۲- سن بروز پیک تولید، درصد تخم‌گذاری در پیک تولید و ضریب کاهش تولید پس از آن به تفکیک گله‌های مرغان تخم‌گذار

Table 2- The age reached to peak, egg production percent at the peak and egg drop production rate after peak for each flock of laying hens

شماره گله Flock number	درصد تخم‌گذاری در پیک Egg production at the peak (% HD) <sup>۱</sup>	سن بروز پیک پس از آغاز تولید Age at the peak after started production (Week)	ضریب کاهش تولید پس از پیک Egg drop production rate after peak (% /Week)
1	82.97	7	0.22
2	87.38	12	0.90
3	80.67	9	0.19
4	82.30	9	0.26

<sup>۱</sup> Hen day

## جدول ۳- معماری و نتایج حاصل از عملکرد نوع شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین شاخص‌های عملکرد تولیدی مرغان تخم‌گذار

**Table 3-** Architecture and results of performance of artificial neural networks to estimate the performance indexes in laying hens

نوع شبکه عصبی مصنوعی Artificial Neural Network Models	شاخص عملکرد تولیدی Performance indicators			
	Egg production (% HD) <sup>1</sup>	درصد تخم‌گذاری Egg mass (g HD) <sup>1</sup>	وزن توده‌ای تخم مرغ Feed conversion ratio	ضریب تبدیل خوراک
<b>پرسپترون سه لایه</b>				
<b>Three layer perceptron</b>				
تعداد نرون لایه ورودی				
Input layer neuron numbers	1	1	1	1
تعداد نرون لایه مخفی				
Hidden layer neuron numbers	20	20	20	20
تعداد نرون لایه خروجی				
Outer layer neuron numbers	1	1	1	1
همیت نسبی اطلاعات ورودی سن				
The relative importance of input information age	0.82	0.74	0.52	
دقت پیش‌گویی	92.90	92.35	97.24	
Accuracy of predicting	0.73	0.73	0.82	
R <sup>2</sup>	0.065	4.09	0.06	
MAE <sup>3</sup>				
<b>پرسپترون چهار لایه</b>				
<b>Four layer perceptron</b>				
تعداد نرون لایه ورودی				
Input layer neuron numbers	1	1	1	1
تعداد نرون لایه مخفی اول				
First hidden layer neuron numbers	13	106	22	
تعداد نرون لایه مخفی اول				
Hidden layer neuron numbers	8	41	11	
تعداد نرون لایه خروجی				
Outer layer neuron numbers	1	1	1	
همیت نسبی اطلاعات ورودی سن				
The relative importance of input information age	0.75	0.69	0.61	
دقت پیش‌گویی	93.12	92.28	97.81	
Accuracy of predicting	0.71	0.74	0.84	
R <sup>2</sup>	0.06	4.14	0.54	
MAE <sup>3</sup>				
<b>تابع پایه ساعی</b>				
<b>Radial basis function</b>				
تعداد نرون لایه ورودی				
Input layer neuron numbers	1	1	1	1
تعداد نرون لایه مخفی				
Hidden layer neuron numbers	20	20	20	20
تعداد نرون لایه خروجی				
Outer layer neuron numbers	1	1	1	1
همیت نسبی اطلاعات ورودی سن				
The relative importance of input information age	0.81	0.84	0.62	
دقت پیش‌گویی	92.50	92.78	98.00	
Accuracy of predicting	0.75	0.75	0.84	
R <sup>2</sup>	0.06	3.96	0.42	
MAE <sup>3</sup>				

<sup>1</sup> Hen day,<sup>2</sup> Coefficient of determination (R<sup>2</sup>),<sup>3</sup> Mean absolute error

عصبی مصنوعی به طور موثرتری در مقایسه با روش‌های رگرسیونی با داده‌های واقعی منطبق می‌شود، همچنین کراونر و راش (۳) نشان دادند که شبکه‌های عصبی در مقایسه با معادلات رگرسیونی به منظور تخمین سطح اسیدهای آمینه مواد خوراکی موثرتر هستند.

**جدول ۴**- ضریب تعیین، میانگین قدر مطلق خطای مدل‌های مختلف رگرسیون و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی عملکرد تولیدی مرغان تخم‌گذار

**Table 4-** The coefficient of determination and mean absolute error for regression and artificial neural networks models to predict performance of laying hens

نوع شبکه عصبی مصنوعی شاخص‌های عملکردی performance indicators	Artificial neural network models	MAE <sup>۱</sup>	R <sup>۲</sup>
تخم‌گذاری Egg Production (% HD) <sup>۳</sup>	رگرسیون Regression	0.061	0.74
	پرسپترون سه لایه	0.065	0.73
	3 layer perceptron		
	پرسپترون چهار لایه	0.065	0.71
	4 layer perceptron		
	تابع پایه شعاعی	0.059	0.75
وزن توده‌ای تخم‌مرغ Egg mass (g HD) <sup>۳</sup>	Radial basis function		
	رگرسیون Regression	4.187	0.74
	پرسپترون سه لایه	4.091	0.74
	3 layer perceptron		
	پرسپترون چهار لایه	4.148	0.74
	4 layer perceptron		
ضریب تبدیل خوارک Feed conversion ratio	تابع پایه شعاعی	3.963	0.75
	Radial basis function		
	رگرسیون Regression	0.687	0.72
	پرسپترون سه لایه	0.065	0.82
	3 layer perceptron		
	پرسپترون چهار لایه	0.550	0.85
خوارک Feed conversion ratio	4 layer perceptron		
	تابع پایه شعاعی	0.423	0.84
	Radial basis function		

<sup>۱</sup> Mean absolute error

<sup>۲</sup> Coefficient of determination (R<sup>۲</sup>)

<sup>۳</sup> Hen day

**نتیجه‌گیری کلی**  
نتایج حاصل از این بررسی نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با رگرسیون و در بین شبکه‌های عصبی مصنوعی مختلف، شبکه تابع پایه شعاعی بهترین برازش را بر داده‌ها دارد و این حقیقت را نشان می‌دهد که حتی برای داده‌های ماریپیچ شبکه به خوبی کار می‌کند. بنابراین می‌توان از این مدل‌ها برای موقعیت‌های پیچیده استفاده کرد.

برای ارزیابی این مدل‌ها سه شاخص در این جدول دیده می‌شود.  
۱- دقت پیش‌بینی شده شبکه، این شاخص مناسب مقایسه با روش رگرسیون نیست، ۲- ضریب تعیین یا مربع ضریب همبستگی (R<sup>۲</sup>).  
۳- میانگین قدر مطلق خطای مدل (MAE).

**پرسپترون چهار لایه:** تنظیم نرم افزار برای استفاده از کارورزی پویا منجر به یک شبکه با دو لایه مخفی به ترتیب با تعداد گره مندرج در جدول گردید.

**تابع پایه شعاعی:** نتایج حاصل از استفاده از این روش شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۳ مندرج است. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، روش RBF نسبت به سایر روش‌های پیش‌بینی تولید از مشخصه‌های کیفی بالاتری برخوردار است.

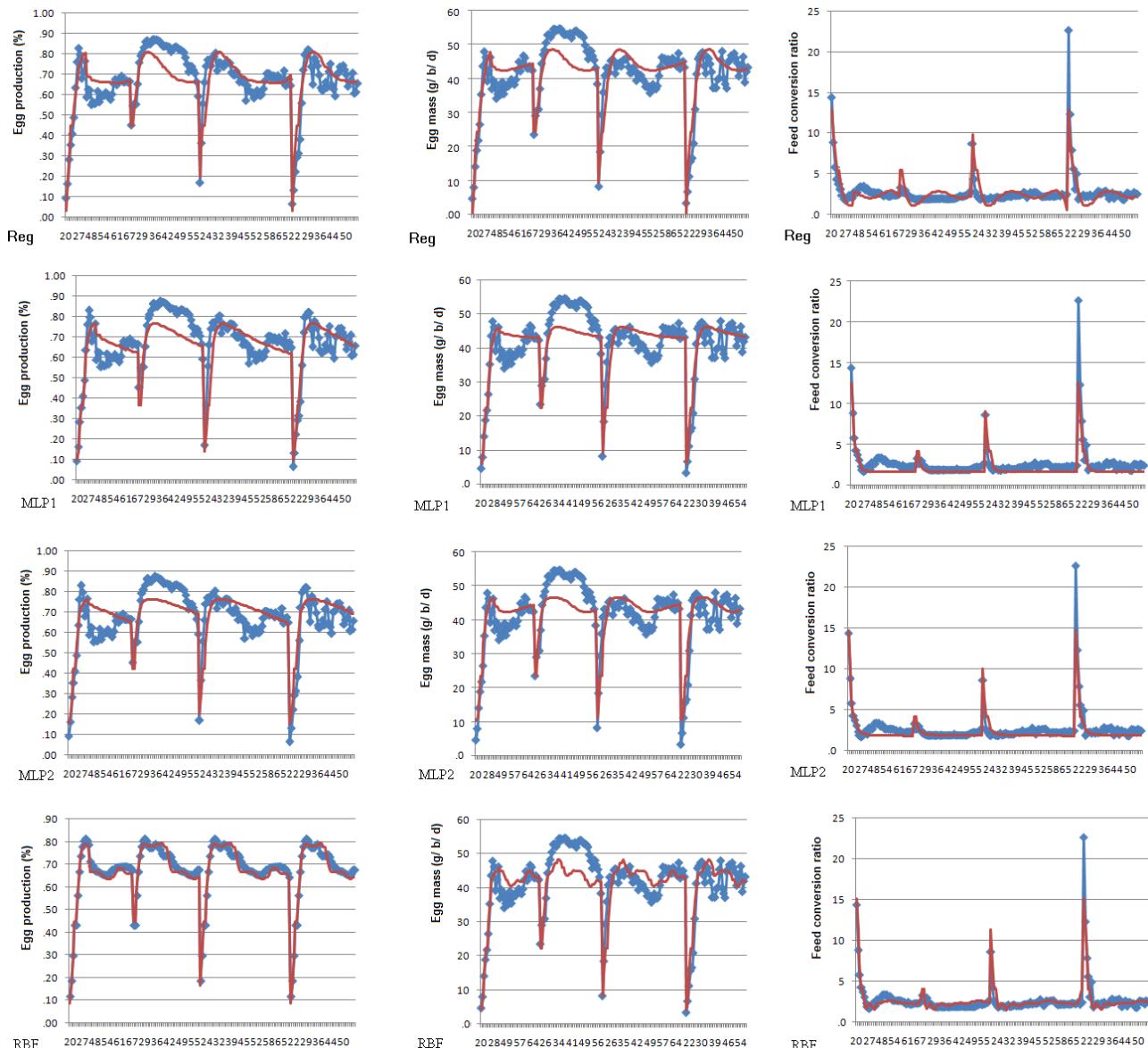
مقادیر R<sup>۲</sup> و میانگین قدر مطلق خطای مدل به منظور تخمین تولید تخم مرغ برای مدل‌های MLR و ANN در جدول ۴ نشان داده شده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود روش شبکه عصبی با تابع پایه رادیال بالاترین ضریب تعیین را دارد. مقایسه بین مقادیر R<sup>۲</sup> و پارامترهای خطای مدل‌های رگرسیون و شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند بیان کننده دقت این مدل‌ها جهت برآورد مقادیر خروجی باشد به طوری که مدل دارای بیشترین R<sup>۲</sup> و کمترین میزان خطای مدل، از دقت بیشتری برخوردار است. در مقایسه عملکرد بین مدل‌های رگرسیون و شبکه‌های عصبی، بررسی R<sup>۲</sup> و معیارهای خطای مدل بین داده‌های ارزیابی نسبت به داده‌های آموخته حاصل از مدل‌های مختلف از اهمیت بیشتری برخوردار است. زیرا مقایسه بین داده‌های ارزیابی در مدل‌های استفاده شده نشان می‌دهد که کدام یک از این مدل‌ها نسبت به تغییرات داده‌ها یا به عبارتی معرفی داده‌های جدید انعطاف پذیری بیشتری نشان می‌دهند. اگرچه شاخص ضریب تعیین برای مقایسه این مدل‌ها مناسب است ولی برای درک بهتر نمودار برآوردهای حاصل از این مدل‌ها در مقابل داده‌های واقعی برای هر یک از دوره‌ها رسم شده است (شکل ۳). در هر نمودار، نتایج مربوط به دوره‌ها با منحنی‌های دوره‌ای دیده می‌شود. نقطه‌هایی که در آن‌ها افت یا جهش شدید وجود دارد نقطه اتصال هر دوره به دوره بعدی است و با توجه به توالی داده‌های چهار دوره، نمودارها حالت تناوبی دارند.

با بررسی این نمودارها مشاهده می‌شود که مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با رگرسیون و بین شبکه‌های مختلف مدل RBF برای بیش بینی تولید در تمامی دوره‌ها برازش بهتری را نشان می‌دهد بنابراین می‌توان نتیجه گرفت مدل RBF عملکرد بهتری در بیش بینی شاخص‌های عملکردی مرغان تخم‌گذار داشته است. نتایج بدست آمده با گزارش غضنفری و همکاران (۶) مطابقت دارد ایشان گزارش کردند پیش‌بینی تولید با استفاده از مدل‌های شبکه‌های

آموزش جهاد کشاورزی خراسان رضوی که امکان اجرای این پژوهش را فراهم کردن قدردانی می‌نمایند.

## سپاسگزاری

بدین وسیله مولفین از معاونت آموزشی و پژوهشی مجتمع



شکل ۳- نمودار منحنی‌های حاصل از برازش شاخص‌های عملکرد تولیدی شامل؛ درصد تخم‌گذاری (روز امرغ /در صد)، وزن توده‌ای تخم مرغ (روز اپرنده /گرم) و ضریب تبدیل خوراک در مقابل سن با استفاده از رگرسیون غیر خطی (Reg) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (MLP<sub>1</sub>, MLP<sub>2</sub> & RPF) (MLP<sub>1</sub>=Three layer perceptron , MLP<sub>2</sub>= Four layer perceptron and RPF= Radial basis function)

## منابع

- 1- Balan, B., S. Mohaghegh and S. Ameri. 1995. State- of- Art- in permeability determination from well log data: Part 1- A comparative study, Model development, SPE, 30978:17-25.

- 2- Chelani, A. B., R. C. V. Chalapati, K. M. Phadke and M. Z. Hasan. 2002. Prediction of sulphur dioxide concentration using artificial neural networks. *Environment Modelling and Software Journal*, 17:161–168.
- 3- Cravener, T. L. and W. B. Roush. 1999. Improving neural network prediction of amino acid levels in feed ingredients. *Poultry Science Journal*, 78:983–991.
- 4- Dayhoff, J. 1990. Neural Network Architecture: An introduction. Van Nostrand Reinhold. New York, NY.
- 5- Edriss, M. A., P. Hosseinnia, M. Edriss, H. R. Rahmani and A. Nil-forooshan. 2008. Prediction of second parity milk performance of dairy cows from first parity information using artificial neural network and multiple linear regression methods. *Asian Journal of Animal Veterinary Advanced*, 3:222-229.
- 6- Ghazanfari, S., K. Nobari and M. Tahmoorespur. 2011. Prediction of egg production using artificial neural network. *Journal of Animal Science*, 1(1): 11-16.
- 7- Izy, J. 2003. Artificial neural networks and its application. Report No. 503/82 of agricultural Documentation Center, the research, education and agricultural extension. (In Persian)
- 8- Jorabian, M. and T. Zare. 2005. Artificial Neural Networks. Ahvaz. Shahid Chamran University Press Center (In Persian)
- 9- Lawrence, J. 1993. Introduction to neural networks. California Scientific Software Press, Nevada City, CA.
- 10- Lek S., M. Delacoste, P. Baran, I. Dimopoulos, J. Lauga and S. Aulagnier. 1996. Application of neural networks to modeling nonlinear relationships in ecology. *Ecology Model*, 90:39-52.
- 11- Menhaj, M. B. 1998. Computational Intelligence, principles of neural networks. Tehran. Professor Hesabi Publication Center. (In Persian)
- 12- Mitchell, T. 1999. Machine learning, MIT Press and McGraw- Hill companies, Inc.
- 13- Mittal, G. S. and J. Zhang. 2000. Prediction of temperature and moisture content of frankfurters during thermal processing using neural network. *Meat Science*, 55: 13-24.
- 14- Nelson, M., W. T. Illingworth. 1991. A practical guide to neural nets. Addison –Wesley Publishing Co. Reading. MA.
- 15- North, M. O. and D. D. Bell. 1990. Commercial Chicken Production Manual. 4th Ed. Chapman and Hall, New York, NY.
- 16- Park S.J., C. S. Hwang and P. L. G.Vlek. 2005. Comparison of adaptive techniques to predict crop yield response under varying soil and land management conditions. *Agriculture Systems Journal*, 85:59-81.
- 17- Rahimi, A. and m. sader Mosave. 2009. Comparison the result of multilayer perceptron neural network with multiple regression in predict the concentration of ozone in Tabriz city. *Research Geography*, 71:65-72 (In Persian)
- 18- Roush W. B. and T. L. Cravener. 1997. Artificial neural network prediction of amino acid levels in feed ingredients, *Poultry Science Journal*, 76: 721-727.
- 19- Roush W. B., T. L. Cravener, Y. K. Kirby and R. F. Wideman, Jr. 1997. Neural network prediction of ascites in broilers based on minimally invasive physiological factors. *Poultry Science Journal*, 76: 1513-1516.
- 20- Roush W. B., Y. K. Kirby, T. L. Cravener and R. F. Wideman, Jr. 1996. Artificial neural network prediction of ascites in broilers. *Poultry Science Journal*, 75:1479-1487.
- 21- Roush, W. B., W. A. Dozier III and S. L. Branton. 2006. Comparision of gompertz and neural networks models of broiler growth. *Poultry Science Journal*, 85:794–797.