

## مدل سازی تغییرات جمعیت سن گندم با متغیرهای محیطی به کمک شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن با مدل رگرسیون خطی در شهرستان چادگان

زهرا دوستی<sup>۱</sup>، ناصر معینی نقده<sup>۲\*</sup>، عباسعلی زمانی<sup>۳</sup> و لیلا ندرلو<sup>۴</sup>

۱ و ۲. دانشجوی دکتری، استادیار و دانشیار، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

۳. استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱/۱۴ - تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۹/۲۷)

### چکیده

این بررسی به منظور پیش‌بینی تغییرات جمعیت سن گندم در مزرعه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره انجام شد. داده‌های مربوط به نوسان‌های جمعیت سن گندم در دو مزرعه آبی هر کدام به مساحت یک هکتار در سال‌های ۱۳۹۴ و ۱۳۹۵ در شهرستان چادگان به دست آمد. در این مدل‌ها از متغیرهای تاریخ نمونه‌برداری، میانگین دما، میانگین رطوبت نسبی، سرعت باد، جهت باد، بارش و ارتفاع از سطح دریا به‌عنوان متغیرهای ورودی و تغییرات جمعیت سن مادر به‌عنوان متغیر خروجی استفاده شد. شبکه مورد استفاده از نوع پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس انتشار خطا و روش یادگیری مارکوئیف-لونیبرگ بود. نتایج نشان داد، بین این دو مدل، شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تبیین ۰/۹۶ بهتر از رگرسیون خطی چند متغیره با ضریب تبیین ۰/۴۰ تراکم جمعیت سن مادر را پیش‌بینی می‌کند. پس از انجام تحلیل حساسیت برای ساده‌تر شدن مدل و استخراج عامل‌های مؤثرتر، چهار عامل شماره روز سال، دما، رطوبت و سرعت باد انتخاب شدند. مدل شبکه عصبی بار دیگر با استفاده از این چهار عامل آموزش داده شد و مدلی با یازده نرون در یک لایه مخفی بهترین نتیجه را داد که ضریب تبیین مرحله آزمون مدل ۰/۹۷ به دست آمد که باز هم گویای دقت بالای آن نسبت به مدل رگرسیون خطی چند متغیره با ضریب تبیین ۰/۴۳ بود.

**واژه‌های کلیدی:** رگرسیون خطی چندگانه، سن گندم، شبکه عصبی مصنوعی، عوامل اقلیمی.

## Modeling the population changes of sunn pest with environmental variables using artificial neural network and comparison with the linear regression model in Chadegan County

Zahra Dustiy<sup>1</sup>, Naser Moeini-Naghadeh<sup>2\*</sup>, Abbas Ali Zamani<sup>3</sup> and Leila Naderloo<sup>4</sup>

1, 2, 3. Ph.D. Candidate, Assistant Professor and Associate Professor, Department of Plant Protection, College of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran

4. Assistant Professor, Department of Biosystem Mechanic Engineering, College of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran  
(Received: Apr. 3, 2017 - Accepted: Dec. 18, 2017)

### ABSTRACT

This study aimed to predict population fluctuations of sunn pest in the field using the artificial neural network and multiple linear regressions. The data on population fluctuation of sunn pest was obtained in years 2015 and 2016 on a farm with an area of one hectare in the Chadegan County. In the artificial neural network model, sampling date, average temperature, average relative humidity, wind speed, wind direction, and rainfall were the input variables and population changes of mother sunn pest were used as the output variable. The used network type was multilayer perceptron with back propagation algorithm and the learning algorithm was Levenberg-Marquardt. The artificial neural network model with coefficient of determination of 0.96 predicted the population density of the mother sunn pest better than the regression model with a coefficient of determination of 0.40. After sensitivity analysis due to the ease of the model and extraction of effectiveness of factors four factors of sampling date, temperature, humidity and wind speed were selected. Neural network model was trained again using the four factors and finally a model with 11 hidden layers gave the best result. The coefficient of determination in the testing step was 0.97 that showed high accuracy relative to the multiple linear regression models with the coefficient of determination 0.43 after sensitivity analysis.

**Keywords:** Artificial neural network, environmental factors, multiple linear regressions, sunn pest.

\* Corresponding author E-mail: moeeny@razi.ac.ir

## مقدمه

گندم یکی از گیاهانی است که همواره تحت تأثیر تنش‌های محیطی است و در این میان آفات آسیب و زیان زیادی به غلات به‌ویژه گندم وارد می‌کنند. سن گندم مهم‌ترین آفت غلات در کشورهای غرب و مرکز آسیا به‌ویژه ایران است (FAO, 2009). حرکت سن گندم از مکان‌های زمستان‌گذران به‌سوی دشت با رسیدن میانگین دمای روزانه به حدنصاب صورت می‌گیرد (Rajabi, 2007). هنگامی که دمای محیط از ۱۷ درجهٔ سلسیوس کمتر شود، فعالیت سن گندم در مزرعه متوقف می‌شود (Mozafari & Eghbali, 2014). مهم‌ترین عوامل مؤثر بر بوم‌شناسی سن گندم، شامل دو دسته عوامل غیرزنده (شرایط محیطی مانند دما، رطوبت نسبی، برازندگی) و زنده (گیاهان میزبان و دشمنان طبیعی) هستند (Rajabi, 2000). مبنای اکولوژی در حشرات، بررسی نوسان‌های فصلی و دینامیسم (پویایی) جمعیت حشرات و پی بردن به میزان کارایی عوامل مؤثر بر تغییرات جمعیت حشرات در مدت یک نسل یا در بین نسل‌های متوالی است (Rajabi, 2007). در نواحی مختلف ایران، سن معمولی گندم می‌تواند بیشینه دمای ۳۰ درجه و کمینه دمای ۲/۵- تا ۳- درجهٔ سلسیوس را تحمل کند (Brown & Eralp, 1962). در زمان ریزش سن، میانگین دما در مدت ۱۲ سال مورد بررسی، بین ۱۳/۶ تا ۱۴/۳ درجهٔ سلسیوس متغیر بوده است (Rajabi, 2001). در نتایج تحقیقی در استان آذربایجان شرقی ارتفاع از سطح دریا، میانگین وزن سن‌های زمستان‌گذران، میانگین ماهانهٔ رطوبت نسبی کمینه و میزان بارندگی‌های ماه‌های آذر، دی، بهمن و اسفند با مرگ‌ومیر سن رابطهٔ معنی‌داری داشتند (Karim, 2012). نتایج بررسی‌های صورت گرفته در سال‌های ۱۳۷۸-۱۳۸۹ در شهرستان اصفهان نشان داد، تاریخ آغاز ریزش آفت سن به شرایط آب و هوایی پیش از ریزش آفت به‌ویژه در فصل زمستان بستگی دارد (Mozafari & Eghbali Babadi, 2014). طی بررسی رابطهٔ میزان تراکم سن مادر با دما در مدت دوازده سال در شهرستان روانسر نتایج نشان‌دهندهٔ همبستگی بالا و معنی‌دار بین مقادیر روزانه دما و

تراکم سن مادر بود (Gorgypour-Afzali et al., 2014).

با روش رگرسیون خطی چندگانه (MLR) می‌توان همزمان به تحلیل و بررسی چندین متغیر مختلف پرداخت، اما برای به دست آوردن نتایج مطلوب از طریق MLR، نمونه‌ها باید زیاد و دقیق باشند، بنابراین، این روش حساسیت بالایی دارد و ممکن است منجر به بروز خطا در نتایج به‌دست‌آمده شود، افزون بر این، برای استفاده از این روش، متغیرها باید توزیع نرمال داشته باشند و تغییر آن‌ها از یک رابطهٔ خطی پیروی کند (Balan et al., 1995). از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای حل این مشکل استفاده می‌شود. امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از سودمندترین روش‌های مدلینگ برای مدل‌سازی توابع غیرخطی چندگانه است. مدل‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های ریاضی توانایی آموزش روابط بین متغیرهای مستقل و وابسته را دارند (Mittal & Zhang, 2000). شبکه‌های عصبی مصنوعی با دقت و درستی بیشتری می‌توانند رابطهٔ بین متغیرها را همانندسازی کنند (Cravermer & Roush, 1999).

پیش‌بینی انتشار جهانی دو آفت، مگس میوهٔ مدیترانه‌ای *Ceratitis capitata* و پروانهٔ ابریشم‌باف *Lymantria dispar* بر پایهٔ عوامل اقلیمی و با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی صورت گرفته است. تحلیل حساسیت نشان داد، میانگین دمای روزانه و تبخیر و تعرق روزانه بیشترین نقش را در انتشار مگس میوهٔ مدیترانه‌ای *Ceratitis capitata* داشته است. در مورد پروانهٔ ابریشم‌باف *Lymantria dispar* نیز مهم‌ترین متغیرهای دخیل در انتشار آن میانگین کمینهٔ دما و طول روز بوده است (Worner & Gevrey, 2006). استفاده از سه مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی شامل پرسپترون چندلایه (Multi-Layer Perceptron)، تابع پایهٔ شعاعی (Radial Basis Function) و شبکهٔ عصبی مبتنی بر استنتاج فازی (Artificial Neural Network-Based Fuzzy Inference System) و روش رگرسیون خطی چندگانه برای پیش‌بینی زنده‌مانی حشرات کامل *Chrysomya megacephala* انجام شد که نتایج نشان داد، از میان سه مدل، ANFIS بهترین

t-student برحسب درجه آزادی شمار نمونه، SD انحراف معیار داده‌های نمونه برداری اولیه و D میزان خطای قابل قبول (۰/۲۵) است (Pedigo & Buntin, 1993).

### داده‌های هواشناسی

متغیرهای آب و هوایی شامل میانگین دمای روزانه، میانگین رطوبت روزانه، میانگین بارش روزانه، جهت باد و سرعت باد از ایستگاه هواشناسی چادگان گرفته شد.

### مدل‌سازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی تا حدودی نوعی روش آماری غیرخطی جدید هستند. آن‌ها می‌توانند برای حل مسائلی که روش‌های آماری متداول قادر به حل آن نیستند استفاده شوند. یک شبکه عصبی شامل عناصر پردازش همزمان (نرون‌ها) ساده است که از شبکه عصبی زیستی (بیولوژیکی) الهام گرفته شده است (Malinova & Guo, 2004). متداول‌ترین ساختار شبکه عصبی که استفاده می‌شود ساختار پیش‌خور مرتبه‌ای است. شبکه عصبی پیش‌خور (FFNN) ساختار پردازشی توزیعی و موازی دارد. پرسپترون چندلایه در بین شبکه‌های عصبی بیشترین کاربرد را دارد که در این تحقیق نیز از این شبکه استفاده شده است. پرسپترون چندلایه، لایه ورودی، لایه خروجی و لایه یا لایه‌های پنهان دارد که خروجی لایه اول، بردار ورودی لایه دوم به شمار می‌آید. به همین ترتیب خروجی لایه دوم، بردار ورودی لایه سوم را تشکیل می‌دهد (Chelani et al., 2002). این روند ادامه می‌یابد تا اینکه یک پاسخ در لایه خروجی ایجاد شود، سپس آن پاسخ با پاسخ مطلوب مقایسه می‌شود. در نهایت وزن‌های شبکه برای تصحیح یا کاهش خطا اصلاح می‌شوند و الگوی کاربردی نمایان می‌شود. اصلاح وزن‌ها به‌طور پیوسته در این روال ادامه می‌یابد تا هنگامی که کل خطاها به سطح از پیش تعیین شده (صفر) برسد و بتوان به مدلی مطلوب برای پیش‌بینی رسید (Jurabian et al., 2005). در این تحقیق ۷۰ درصد داده‌ها به‌طور تصادفی برای آموزش مدل، ۱۵

عملکرد را در پیش‌بینی شمار افراد زنده مانده داشته است، هر سه مدل نسبت به روش رایج رگرسیون خطی عملکرد بهتری نشان دادند (Bianconi et al., 2009). هدف این بررسی ارزیابی پیش‌بینی جمعیت سن مادر با استفاده از مدل رگرسیونی خطی چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه این مدل‌ها به‌منظور تعیین مناسب‌ترین روش است.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد بررسی

بررسی تغییرات جمعیت سن گندم در سال‌های ۱۳۹۴ و ۱۳۹۵ در دو مزرعه آبی گندم رقم پیشگام به مساحت یک هکتار یکی در ارتفاع ۲۱۳۵ و دیگری در ارتفاع ۲۲۹۰ در شهرستان چادگان انجام شد. نمونه‌برداری از اول فروردین آغاز شد و تا زمان برداشت گندم هر دو روز یک‌بار انجام شد.

### واحد و اندازه نمونه برداری

برای شمارش سن‌های زمستان گذران، تخم، پوره‌های سنین یک و دو از کادر مربعی یک در یک متر مربع و با رشد گندم و ظهور پوره‌های سن سه به بالا و حشرات کامل نسل جدید از تور حشره‌گیری استفاده شد (هر پنج تور معادل یک متر مربع). به‌منظور تعیین شمار مناسب نمونه، در آغاز یک نمونه‌برداری اولیه با شمار ۳۰ واحد نمونه انجام گرفت. آنگاه با استفاده از داده‌های به‌دست‌آمده میزان خطای نسبی (Relative Variance) تعیین شد. میزان خطای نسبی از معادله‌های زیر محاسبه شد:

$$RV = \frac{SE}{X} \times 100 \quad (1)$$

در این رابطه  $\bar{x}$  میانگین داده‌های نمونه‌برداری اولیه و SE خطای استاندارد است. میزان خطای نسبی قابل‌پذیرش در تعیین الگوی توزیع فضایی ۲۵ درصد در نظر گرفته شد. آنگاه شمار نمونه مورد نیاز با استفاده از رابطه زیر محاسبه شد:

$$N = \left[ \frac{t \times SD}{D \times x} \right]^2 \quad (2)$$

N برابر شمار نمونه مورد نیاز، t میزان جدول

و شبکه برای هر مرحله فراخوانی شد تا در نهایت از بین هفت ورودی عامل‌های مؤثرتر استخراج شود. مدل رگرسیون خطی چند متغیره نیز پیش و پس از انجام تحلیل حساسیت انجام و نتایج آن بررسی شد.

پیش از به کارگیری داده‌های خام اولیه در آموزش شبکه، داده‌ها باید در دامنه مناسبی استاندارد شوند زیرا الگوریتم یادگیری همراه با داده‌های خام نمی‌تواند عملکرد مناسبی داشته باشد. برای تبدیل داده‌ها از روش استانداردسازی معادله ۳ استفاده شد. در این معادله  $X$  داده خام اولیه،  $X_n$  داده استاندارد شده و  $X_{\min}$  و  $X_{\max}$  به ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه داده‌های اولیه است.

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (3)$$

به منظور ارزیابی و مقایسه نتایج به دست آمده از روش‌ها و مدل‌های به کار برده شده در این پژوهش، از شاخص‌های آماری مانند ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تعیین ( $R^2$ ) استفاده شد.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(obs - pre)^2}{n}} \quad (4)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (obs - \overline{obs})(pre - \overline{pre})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (obs - \overline{obs})^2 \sum_{i=1}^n (pre - \overline{pre})^2}} \quad (5)$$

که در این رابطه‌ها RMSE ریشه میانگین مربعات خطا،  $obs$  مقادیر مشاهده‌ای،  $\overline{obs}$  میانگین مقادیر مشاهده‌ای،  $\overline{pre}$  میانگین مقادیر پیش‌بینی شده،  $pre$  مقادیر پیش‌بینی شده،  $n$  شمار داده‌ها و  $R^2$  ضریب تعیین است.

## نتایج و بحث

### اندازه نمونه

بنابر نتیجه به دست آمده از نخستین نمونه برداری، تعداد نمونه مناسب با خطای قابل قبول (۰/۲) برابر ۳۱ واحد تعیین شد. میزان خطای نسبی (RV) نمونه برداری اولیه میزان ۱۰/۱۷ درصد بود که در محدوده قابل قبول قرار داشت.

نتایج نهایی رگرسیون خطی و شبکه عصبی نتایج نهایی رگرسیون خطی نشان داد، برای متغیر

درصد برای اعتبارسنجی و ۱۵ درصد برای آزمایش مدل در نظر گرفته شدند. تابع استفاده شده برای آموزش مدل تابع پس انتشار مارکوئیت-لونبرگ بود. این الگوریتم سریع‌ترین الگوریتم پس انتشار است و به عنوان نخستین انتخاب الگوریتم ناظر بسیار توصیه می‌شود، اگرچه حافظه بیشتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها نیاز دارد. بهترین الگوریتم آموزش با دقت و سرعت بالا مارکوئیت-لونبرگ است که از آن استفاده شده است. این الگوریتم میزان آهنگ یادگیری خاص خودش را دارد و تنها ضریب میو ( $\mu$ ) اولیه دارد که پیش فرض آن ۰/۰۱ است البته عامل افزایش ضریب میو ۱۰ و عامل کاهش آن ۰/۱ است که همه پیش فرض هستند. برای به دست آوردن بهترین نتیجه، برخی فراسنجه (پارامتر)های قابل تنظیم ساختار مدل شبکه عصبی تغییر داده شد از جمله شمار لایه‌های مخفی تا مدلی با خطای کمتر و ضریب تعیین بیشتر انتخاب شود.

مدل سازی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی در دو مرحله انجام گرفت. در آغاز همه عوامل محیطی مدنظر شامل شماره روز سال از اول فروردین (۱۰ اردیبهشت یعنی ۴۱امین روز سال)، میانگین دمای روزانه، میانگین رطوبت روزانه، میانگین بارش روزانه، جهت باد، سرعت باد و ارتفاع از سطح دریا به عنوان ورودی مدل به کار گرفته شد. در مرحله دوم با استفاده از تحلیل حساسیت تنها عامل‌هایی که تأثیر بیشتر و مهم‌تری در مدل داشتند، شناسایی شده و به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی به کار رفتند. در هر دو مرحله نتایج مدل استخراج و در نهایت خروجی مدل با خروجی واقعی ارزیابی شد.

تحلیل حساسیت (Sensitivity Analysis) برای نشان دادن واکنش شبکه به تغییرات هر یک از متغیرها به کار می‌رود. بنابراین تأثیر ورودی‌های قوی‌تر دخیل می‌تواند بررسی شود. در این تحقیق، پس از به دست آوردن بهترین شبکه عصبی با استفاده از کل ورودی‌ها (هفت ورودی) تحلیل حساسیت با مقید کردن هر ورودی، به جز یکی که در حال بررسی است، در میزان میانگین آن برای مجموعه داده‌ها انجام شد. سپس مقادیر ورودی در حال بررسی در محدوده صفر تا یک تغییر کرد

شکل ۱ (پایین) نمودار بهترین عملکرد اعتبارسنجی مدل‌های جمعیت سن مادر را نشان می‌دهد و در تکرار  $10^{-3} \times 3/57$  است که آموزش مدل در این نقطه متوقف شده است. چراکه پس از آن مدل دچار بیش‌آموزی خواهد شد و همان‌طور که در نمودار مشاهده می‌شود، از این تکرار به بعد بین خطای آموزش و اعتبارسنجی مدل واگرایی روی داده است.

شکل ۲ رابطه بین مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده و میزان R (ضریب همبستگی) توسط مدل‌های پیش‌بینی تراکم جمعیت سن مادر را در مراحل آموزش، اعتبارسنجی، آزمون و کل داده‌ها نشان می‌دهد.

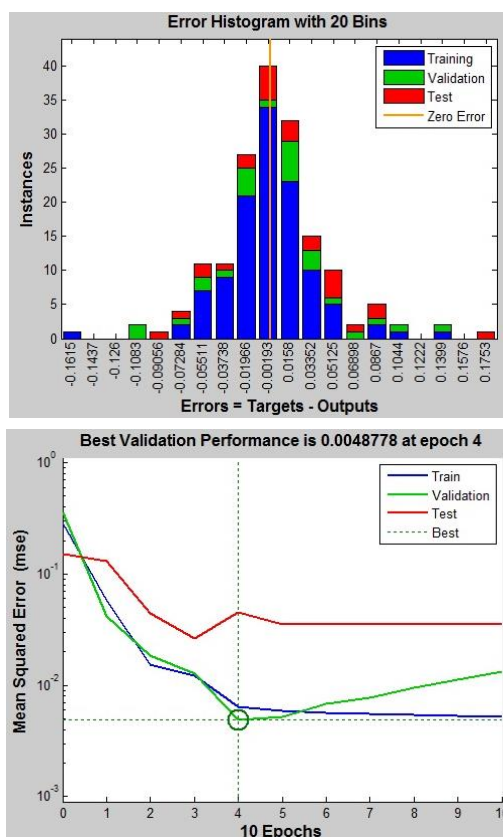
وابسته تراکم سن مادر با هفت متغیر مستقل ضریب تبیین ( $R^2$ ) ۰/۴۳ به دست آمد. ساختار مدل شبکه عصبی با نه نرون در لایه مخفی آن برای پیش‌بینی تراکم جمعیت آفت منجر به بهترین نتیجه شد. ضریب تبیین مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی جمعیت سن مادر در جدول ۱ آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود ضریب‌های تبیین بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی‌شده در هر سه مرحله آموزش (۰/۹۸)، اعتبارسنجی (۰/۹۵) و آزمون (۰/۹۶) بسیار بالا است.

شکل ۱ (بالا) نمودار ستونی (هیستوگرام) خطا را برای هر سه مرحله آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش مدل نشان می‌دهد که در آن توزیع خطا نرمال است.

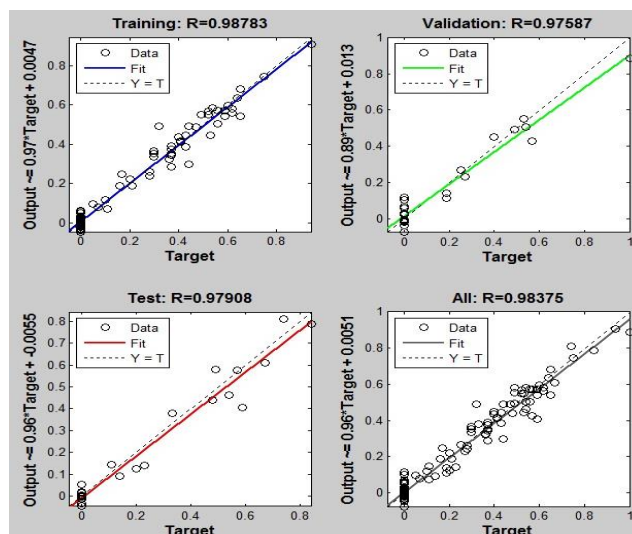
جدول ۱. نتایج ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی با هفت ورودی

Table 1. The results of ANN model with 7 input

Stage	RMSE	R <sup>2</sup>
Learning	$1.15 \times 10^{-3}$	0.976
Validation	$1.89 \times 10^{-3}$	0.953
Test	$1.87 \times 10^{-3}$	0.958



شکل ۱. نمودار ستونی خطا (بالا) و بهترین عملکرد اعتبارسنجی (پایین) در مدل پیش‌بینی تراکم جمعیت بالغ سن گندم با هفت ورودی  
Figure 1. The error histograms (right) and performance validation (left) in prediction of the adult sunn pest populations density with seven inputs



شکل ۲. رابطه بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده توسط مدل جمعیت بالغ سن گندم در مراحل مختلف با هفت ورودی  
Figure 2. The relationship between amounts observed and predicted by the model at different stages of the adult sunn pest populations with seven inputs

هر سه مرحله آموزش (۰/۹۰)، اعتبارسنجی (۰/۹۲) و آزمون (۰/۹۷) بسیار بالا می‌باشد.

نمودار هیستوگرام خطا پس از تحلیل حساسیت برای هر سه مرحله آموزش، اعتبارسنجی و آزمون مدل باز هم نشان داد که در آن توزیع خطا نرمال می‌باشد و بهترین عملکرد اعتبارسنجی مدل در تکرار ۴ روی داد که در این تکرار خطای اعتبارسنجی تقریباً  $10^{-3} \times 4/87$  بود که آموزش مدل در این نقطه متوقف شد. شکل ۴ رابطه بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده و مقدار R (ضریب همبستگی) پس از انجام تحلیل حساسیت توسط مدل پیش‌بینی تراکم جمعیت سن مادر را در مراحل آموزش، اعتبارسنجی، آزمون و کل داده‌ها نشان می‌دهد. از همان نتیجه تحلیل حساسیت مدل شبکه عصبی که منجر به تعداد ورودی‌های کمتر اما مؤثرتر شده است، بار دیگر برای پیش‌بینی جمعیت سن مادر توسط مدل رگرسیون خطی استفاده گردید. رابطه رگرسیونی بین جمعیت سن مادر و متغیرهای محیطی پس از تحلیل حساسیت با استفاده از چهار ورودی شماره روز سال، دما، رطوبت و سرعت باد مقدار ضریب تبیین آن  $0/4$  به دست آمد.

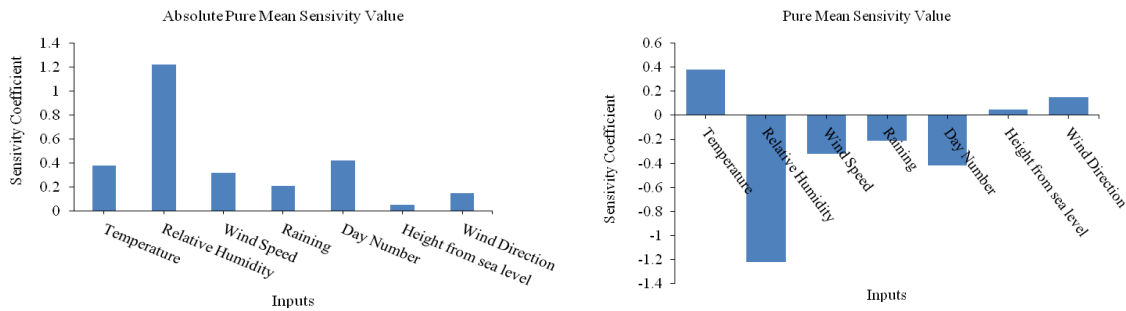
مقادیر  $R^2$  و میانگین مربعات خطا به منظور پیش‌بینی جمعیت سن مادر برای مدل‌های رگرسیون و شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۳ نشان داده شده

نتیجه تحلیل حساسیت خالص (راست) و قدم‌مطلق (چپ) در شکل ۳ نشان داده شده است. در شکل سمت راست، عامل‌هایی که تأثیر کاهشی در تراکم جمعیت آفت سن داشته‌اند با ضریب منفی و عامل‌هایی که تأثیر افزایشی در تراکم جمعیت آفت سن داشته‌اند با ضریب مثبت ظاهر شده‌اند. در شکل سمت چپ نیز قدم‌مطلق تأثیر متغیرهای ورودی نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، عامل رطوبت بیشترین تأثیر را در تراکم جمعیت آفت سن داشته است به طوری که با افزایش رطوبت، جمعیت سن کاهش یافته است. در نهایت چهار عامل شماره روز سال، میانگین دما و رطوبت روزانه و سرعت باد به عنوان عوامل مؤثرتر انتخاب شدند.

پس از انجام تحلیل حساسیت مدل شبکه عصبی دوباره با چهار عامل ورودی شماره روز سال، متوسط دمای روزانه، رطوبت و سرعت باد برای بدست آوردن بهترین مدل تنظیم شد و در نهایت شبکه عصبی با ۱۱ لایه مخفی برای پیش‌بینی تراکم جمعیت آفت سن مادر منجر به بهترین نتیجه شد. نتایج ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی پس از تحلیل حساسیت برای پیش‌بینی تراکم جمعیت سن مادر با استفاده از چهار عامل ورودی مؤثرتر شماره روز سال، میانگین دما، رطوبت و سرعت باد در جدول ۲ نشان داده شده است که ضرایب تبیین بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده در

کننده دقت شبکه عصبی مصنوعی جهت برآورد مقادیر خروجی باشد به طوری که مدل شبکه عصبی دارای بیشترین  $R^2$  و کمترین میزان خطا، از دقت بیشتری برخوردار است.

است. همان طور که ملاحظه می شود شبکه عصبی با پرسپترون چندلایه بالاترین ضریب تبیین را دارد. مقایسه بین مقادیر  $R^2$  و پارامترهای خطا در مدل رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی می تواند بیان



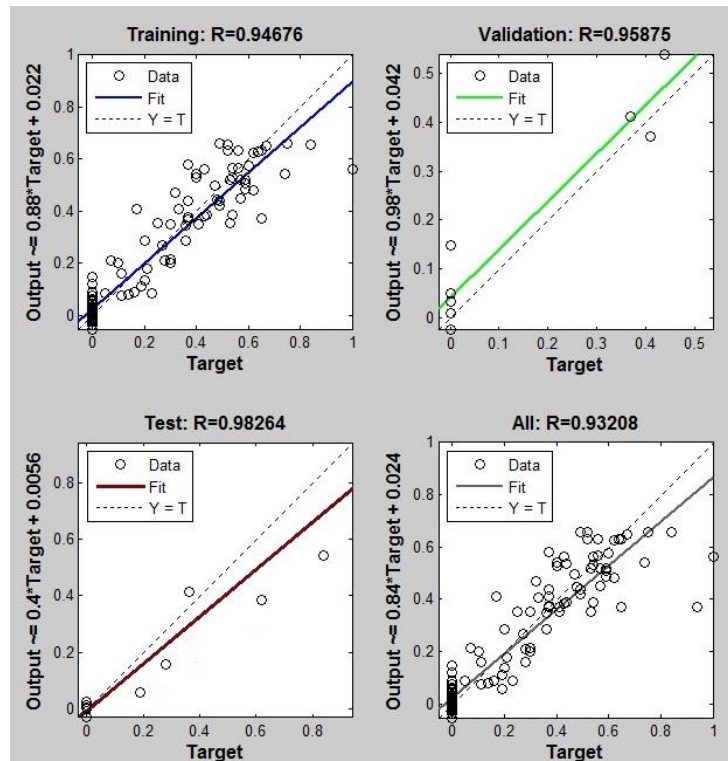
شکل ۳. تحلیل حساسیت خالص (راست) و قدرمطلق (چپ)

Figure 3. Sensitivity analysis of pure (right) and absolute (left) values

جدول ۲. نتایج ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی پس از تحلیل حساسیت

Table 2. The results of ANN model after sensitivity analysis

Stage	RMSE	$R^2$
Learning	$2.51 \times 10^{-3}$	0.896
Validation	$2.21 \times 10^{-3}$	0.919
Test	$2.11 \times 10^{-3}$	0.966



شکل ۴. رابطه بین مقادیر مشاهده شده و پیش بینی شده توسط مدل شبکه عصبی پس از انجام تحلیل حساسیت توسط مدل پیش بینی تراکم جمعیت بالغ سن گندم

Figure 4. The relationship between the amounts observed and predicted by the model at of the adult sunn pest populations with seven inputs

جدول ۳. رابطه رگرسیونی بین جمعیت بالغ سن گندم و متغیرهای محیطی پس از تحلیل حساسیت

Table 3. Regression relationship between the population of the adult sunn pest and environmental variables after sensitivity analysis

Coefficient	SSE	RMSE	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	p
-0.22	9.38	0.24	0.40	0.38	6.9 e <sup>-17</sup>
0.25					
0.48					
-0.28					

جدول ۴. نتیجه نهایی مدل رگرسیون خطی و شبکه عصبی برای پیش بینی جمعیت بالغ سن گندم

Table 4. Result of final model regression linier and neural network for population prediction of the adult sunn pest

Model	State	MSE	R <sup>2</sup>
Regression linier	Before sensitivity analysis	2.24	0.40
	After sensitivity analysis	0.24	0.43
Neural network	Before sensitivity analysis	1.87×10 <sup>-3</sup>	0.958
	After sensitivity analysis	2.11×10 <sup>-3</sup>	0.966

رطوبت و سرعت باد به عنوان ورودی پیش بینی کند. یعنی محقق می تواند در هر زمان و هر روز سال به راحتی با داشتن اطلاعات قابل دسترس از سازمان هواشناسی و قرار دادن آنها در مدل شبکه عصبی تراکم جمعیت آفت را پیش بینی و اقدام لازم را در زمان مناسب جهت رسیدن به عملکرد بالاتر انجام دهد.

### سپاسگزاری

این تحقیق بخشی از رساله دکتری نگارنده اول است که با حمایت مالی دانشگاه رازی انجام شده است و بدین وسیله از همکاری دانشکده علوم کشاورزی و همچنین از همکاری صمیمانه جناب آقای دکتر جوادی کیا، تشکر و قدردانی می گردد.

### نتیجه گیری کلی

نتایج حاصل از این بررسی نشان داد که یکی دیگر از روش های مدل سازی تغییرات جمعیت آفات، شبکه های عصبی مصنوعی است. این گونه مدل ها با استخراج روابط پیچیده و غیرخطی بین عوامل، می توانند دینامیسم حاکم بر سیستم را استخراج نموده و از این طریق، خروجی مدل را پیش بینی کنند. در این مطالعه شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP) توانست با ضریب تبیین بالایی (۰/۹۶) نسبت به مدل رگرسیون خطی (۰/۴۰) تغییرات جمعیت سن مادر را پس از انجام تحلیل حساسیت و انتخاب بهترین ورودی ها، با استفاده از چهار عامل محیطی شماره روز سال، میانگین دما، میانگین

## REFERENCES

- Balan, B., Mohaghegh, S. & Ameri, S. (1995). State-of-Art-in permeability determination from well log data: Part 1- A comparative study, model development. *Society of Petroleum Engineers*, 30978, 17-25.
- Bianconi, A., Von Zuben, C. J., Serapiao, A. B. S. & Govone, J. (2009). Artificial neural networks: A novel approach to analysing the nutritional ecology of a blowfly species *Chrysomya megacephala*. *Journal of Insect Science*, 10, 1-18 .
- Brown, E. & Eralp, M. (1962). The distribution of the species of *Eurygaster* Lap. (Hemiptera, Scutelleridae) in Middle East countries. *Journal of Natural History*, 5(50), 65-81.
- Chelani, A. B., Chalapati, R. C. V., Phadke, K. M. & Hasan, M. Z. (2002). Prediction of sulphur dioxide concentration using artificial neural networks. *Environmental Modeling and Software*, 17, 161-168.
- Cravener, T. L. & Roush, W. B. (1999). Improving neural network prediction of amino acid levels in feed ingredients. *Journal of Applied Poultry Research*, 78(7), 983-991.
- FAO. (2009). sunn pests and their control in the Near East. *FAO Plant Production and Protection*, 1-17.
- Gorgypour Afzali, M., Sadeghi, A., Nazemi Rafi, G. & Ghobari, H. (2014). Relationship between densities of sunn pest *Eurygaster integriceps* with temperature in a field after the complete fall of wintering areas. *The First National Conference on E-Agriculture and Sustainable Agriculture and Natural Resources*, [http://www/civilica.com/Paper-NACONF01-NACONF01\\_0914/html](http://www/civilica.com/Paper-NACONF01-NACONF01_0914/html). 5 pp. (In Farsi)
- Jurabian, M., Zare, T. & Ostovar, O. (2005). *Artificial neural networks*. Ahvaz. Shahid Chamran University Press Center. 746pp. (in Farsi)
- Karim Zadeh, R., Hejazi, M. J., Helali, H., Iranipour, S. & Mohammadi, S. A. G. (2012). Population dynamic relationship of sunn pest *Eurygaster integriceps* with environmental variables in East Azerbaijan province. *Iranian Journal of Plant Protection*, 43(1), 165-177. (in Farsi)



10. Malinova, T. & Guo, Z. X. (2004). Artificial neural network modelling of hydrogen storage properties of Mg-based alloys. *Journal of Materials Science and Engineering: A*, 365(1-2), 219-227.
11. Mittal, G. S. & Zhang, J. (2000). Prediction of temperature and moisture content of frankfurters during thermal processing using neural network. *Journal of Applied Poultry Research*, 78(7), 13-24 .
12. Mozafari, G. & Eghbali Babadi, F. (2014). Analysis of temperature and rainfall characteristics on the attacking date of sunn pest in Isfahan Township. *Spatial Planning*, 17(3), 27-44. (in Farsi)
13. Pedigo, L. P. & Buntin, G. D. (1993). *Handbook of sampling methods for arthropods in agriculture*. CRC Press, 705 pp.
14. Rajabi, G. R. (2000). *Ecology of cereal sunn pests in Iran*. Agricultural Research, Education, Extension, and Organization Publication, Tehran, Iran. 343 pp. (in Farsi)
15. Rajabi, G. R. (2001). Investigation on the downward migration of hibernating sunn pest individuals from the altitudes to the cereal fields in Varamin region. *Journal of Pests and Plant Diseases*, 68(1), 107-122. (in Farsi)
16. Rajabi, G. R. (2007). *The basic control of wheat sunn pest*. Tehran: Institute of Research and Education and Promotion of Agriculture. 324 pp.(in Farsi)
17. Worner, S. P. & Gevrey, M. (2006). Global insect pest species assemblages to determine risk of invasion. *Journal of Applied Ecology*, 43, 858-867.
18. Zheng, H., Jiang, B. & Lu, H. (2011). An adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS) for detection of bruises on Chinese bayberry (*Myrica rubra*) based on fractal dimension and RGB intensity color. *Journal of Food Engineering*, 104, 663-667.