

آنالیز حساسیت فرآسنجه‌های موثر بر نوسانات جمعیت سن زمستان گذران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

زهرا دوستی^{۱*}، ناصر معینی نقده^۱، عباسعلی زمانی^۱، لیلا ندرلو^۲

۱- گروه گیاهپزشکی دانشکده کشاورزی دانشگاه رازی، کرمانشاه ایران

۲- استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

چکیده

سن گندم (*Eurygaster integriceps* Put. (Hemiptera: Scutelleridae)) مهم‌ترین آفت گندم و جو در ایران می‌باشد. بررسی‌های مختلف نشان داده‌اند که عوامل مختلف زنده و غیرزنده‌ی محیطی جمعیت‌های این آفت را تحت تاثیر قرار می‌دهند. در این مطالعه رابطه موجود بین تغییرات جمعیت سن زمستان‌گذران با عوامل مختلف محیطی شامل روز نمونه‌برداری، میانگین دمای روزانه، میانگین رطوبت نسبی، سرعت باد، جهت باد، ارتفاع از سطح دریا، میانگین بارش مورد بررسی قرار گرفت. داده‌های مزرعه‌ای طی دو سال از دو مزرعه آبی گندم به مساحت یک هکتار در شهرستان چادگان جمع‌آوری شدند. در این تحقیق شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس انتشار خطا و تکنیک یادگیری مارکوارت لوببرگ برای در نظر گرفتن تاثیر همزمان متغیرهای محیطی بر نوسانات سن زمستان‌گذران، مورد استفاده قرار گرفت. پس از آنالیز حساسیت چهار ورودی شامل متوسط دمای روزانه و رطوبت نسبی، سرعت باد و روز نمونه‌برداری به عنوان ورودی‌های تأثیرگذار انتخاب شدند. نتایج نشان داد شبکه عصبی با دو لایه مخفی، هفت نرون در لایه مخفی اول و سه نرون در لایه مخفی دوم، تابع فعال سازی از نوع سیگموئید، درصد داده‌های ۶۰، ۳۰، ۱۰ به ترتیب برای آموزش، آزمون و ارزیابی برای پیش بینی نوسانات جمعیت سن مادر به کار رود ($R^2 = 0/94$).

واژه‌های کلیدی: سن گندم، شبکه عصبی مصنوعی، آنالیز حساسیت، عوامل اقلیمی، چادگان

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: zahradustiy@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۵/۲۰، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۹/۰۷

مقدمه

گندم یکی از گیاهانی است که همواره تحت تاثیر تنش‌های محیطی است و در این میان، آفات خسارت زیادی به غلات به‌ویژه گندم وارد می‌کنند (Ghanadha & Aiine, 2003). سن معمولی گندم، (*Eurygaster integriceps* Puton (Hemiptera: Scutelleridae) یکی از آفات مهم گندم و جو می‌باشد که از کلیه مناطق ایران به جز قسمتی از خوزستان، نوار باریکی از حاشیه دریای عمان و خلیج فارس و دریای خزر گزارش شده‌است. این حشره نه تنها در ایران بلکه در سایر نقاط دنیا مانند کشورهای دیگر خاورمیانه، غرب آسیا و کشورهای تازه استقلال یافته آسیای مرکزی نیز آفت مهم گندم است. این آفت همچنین در کشورهای جنوب اروپا و شمال آفریقا نیز دیده می‌شود. سن گندم با تغذیه از برگ، ساقه و دانه‌های غلات می‌تواند خسارت کمی و کیفی به غلات وارد کند (Rajabi & Behvarzin, 2000). در مناطقی که آلودگی خیلی زیاد باشد، خسارت به محصول به ۱۰۰ درصد هم می‌رسد (Allahyari, 2010).

حرکت سن گندم از مکان‌های زمستان‌گذران به سوی دشت با رسیدن متوسط دمای روزانه به حدنصاب صورت می‌گیرد (Rajabi, 2007). زمانی که دمای محیط از ۱۷ درجه سلسیوس کمتر شود، فعالیت سن گندم در مزرعه متوقف می‌شود (Mozafari & Eghbali Babadi, 2014). مهم‌ترین عوامل موثر بر بوم‌شناسی سن گندم، شامل دو دسته عوامل غیرزنده (شرایط محیطی مانند درجه حرارت، رطوبت نسبی، بارندگی) و زنده (گیاهان میزبان و دشمنان طبیعی) می‌باشند (Rajabi & Behvarzin, 2000). مبنای اکولوژی در حشرات، بررسی نوسانات فصلی و دینامیسم جمعیت حشرات و پی بردن به میزان کارایی عوامل موثر بر تغییرات جمعیت حشرات در مدت یک نسل یا در بین نسل‌های متوالی است (Rajabi, 2007). در نواحی مختلف ایران، سن معمولی گندم می‌تواند حداکثر دمای ۳۰ درجه و حداقل دمای ۲/۵- تا ۳- درجه سلسیوس را تحمل کند (Brown & Eralp, 1962). در زمان ریزش سن، میانگین دما طی مدت ۱۲ سال مورد بررسی، بین ۱۳/۶ تا ۱۴/۳ درجه سلسیوس متغیر بوده‌است (Rajabi, 2001). طی تحقیقی در استان آذربایجان شرقی ارتفاع از سطح دریا، میانگین وزن سن‌های زمستان‌گذران، میانگین ماهانه رطوبت نسبی کمینه و میزان بارندگی‌های ماه‌های آذر، دی، بهمن و اسفند با مرگ‌ومیر سن رابطه معنی‌داری داشتند (Karimzadeh et al., 2012). نتایج بررسی‌های صورت گرفته طی سال‌های ۱۳۸۹-۱۳۷۸ در شهرستان اصفهان نشان داد تاریخ آغاز ریزش آفت سن به شرایط آب و هوایی پیش از ریزش آفت به ویژه در فصل زمستان بستگی دارد (Mozafari & Eghbali Babadi, 2014). طی بررسی رابطه میزان تراکم سن مادر با دما، طی ۱۲ سال در شهرستان روانسر نشان دهنده‌ی همبستگی بالا و معنی‌دار بین مقادیر روزانه دما و تراکم سن مادر بود (Gorgipour Aftahi et al., 2014). از جمله روش‌های

مناسب و کم‌هزینه برای ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر نوسانات جمعیت حشرات استفاده از رهیافت‌های مدل‌سازی است که طی چهار دهه گذشته مورد توجه فراوان محققان قرار گرفته‌است (Mohammadi *et al.*, 2008).

به دلیل کمبود دانش ما از چگونگی مکانیزم دقیق خسارت علف‌های هرز، آفات و بیماری‌ها بر فرآیندهای رشد و نمو گیاه و وجود حشرات، بیماری‌ها و علف‌های هرز متعدد و در نهایت برهم‌کنشی که میان آفات، شرایط محیطی و عملیات مدیریتی وجود دارد، ساخت و توسعه مدل‌ها از پیشرفت کمتری برخوردار بوده است. علاوه بر این چگونگی لحاظ کردن اثرات تغییر اقلیم بر نوسانات حشرات و محدودیت دسترسی به منابع موجود در این زمینه، بر پیچیدگی ساخت این نوع مدل‌ها می‌افزاید. یکی از روش‌های مدل‌سازی رگرسیون خطی چندگانه^۱ (MLR) است که می‌توان هم‌زمان به تحلیل و بررسی چندین متغیر مختلف پرداخت منتها برای بدست آوردن نتایج مطلوب از طریق رگرسیون خطی چندگانه، نمونه‌ها باید زیاد و دقیق باشند. بنابراین، این روش حساسیت بالایی دارد و ممکن است منجر به بروز خطا 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 (Balan, 1995). از شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ (ANN) برای حل این مشکل استفاده می‌شود. در حال حاضر شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از مفیدترین تکنیک‌های مدلینگ 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 (Mittal & Zhang, 2000). شبکه‌های عصبی مصنوعی با دقت و صحت بیشتری می‌توانند رابطه بین متغیرها را شبیه‌سازی کنند (Gravener & Roush, 1999). پیش‌بینی انتشار جهانی دو آفت، مگس میوه مدیترانه‌ای، *Ceratitidis capitata* (Wiedemann) و پروانه ابریشم‌باف ناجور، *Lymantria dispar* (L.) براساس عوامل اقلیمی و با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفته است. تحلیل حساسیت نشان داد که میانگین دمای روزانه و تبخیر و تعرق روزانه بیش‌ترین نقش را در انتشار مگس میوه مدیترانه‌ای، *C. capitata* داشته است. در مورد پروانه ابریشم‌باف ناجور مهم‌ترین متغیرهای دخیل در انتشار آن متوسط حداقل درجه حرارت و طول روز بوده است (Worner & Gevery, 2006). استفاده از سه مدل شبکه عصبی مصنوعی شامل پرسپترون چند لایه^۳، تابع پایه شعاعی^۴ و شبکه عصبی مبتنی بر استنتاج فازی^۵ و روش رگرسیون خطی چندگانه برای پیش‌بینی زنده‌مانی حشرات

¹ Multi Linear Regression

² Artificial Neural Network

³ Multi-Layer Perceptron

⁴ Radial Basis Function

⁵ Artificial Neural Network-Based Fuzzy Inference System

کامل *Chrysomya megacephala* (F.) انجام شد که نتایج نشان داد از میان سه مدل ANFIS بهترین پیش‌بینی را در تخمین تعداد افراد زنده مانده داشته است، هر سه مدل نسبت به روش رایج رگرسیون خطی عملکرد بهتری نشان دادند (Bianconi et al., 2009). هدف این مطالعه بررسی پیش‌بینی جمعیت سن زمستان گذران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تعیین موثرترین عوامل بر تغییرات جمعیت این آفت می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد بررسی

بررسی تغییرات جمعیت سن گندم در سال‌های ۹۵-۱۳۹۴ در دو مزرعه آبی گندم هر کدام به مساحت یک هکتار، یکی در ارتفاع ۲۱۳۵ متر و دیگری در ارتفاع ۲۲۹۰ متر از سطح دریا در شهرستان چادگان، استان اصفهان انجام شد. نمونه‌برداری از اول فروردین ماه شروع شد و تا زمان برداشت گندم هر دو روز یکبار انجام شد.

واحد و اندازه نمونه‌برداری

برای شمارش سن‌های زمستان گذران از کادر چوبی به ابعاد یک متر در یک متر و با رشد گندم از تور حشره‌گیری استفاده شد (هر پنج تور معادل یک مترمربع). به منظور تعیین تعداد مناسب نمونه، ابتدا یک نمونه‌برداری اولیه با تعداد ۳۰ واحد نمونه انجام گرفت. سپس با استفاده از داده‌های به‌دست آمده مقدار خطای نسبی^۶ تعیین شد. مقدار خطای نسبی از طریق معادله‌ی زیر محاسبه شد:

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

در این معادله \bar{x} میانگین داده‌های نمونه‌برداری اولیه و SE خطای استاندارد می‌باشد. مقدار خطای نسبی قابل پذیرش در تعیین الگوی توزیع فضایی ۲۵ درصد در نظر گرفته شد. سپس تعداد نمونه‌ی مورد نیاز با استفاده از معادله‌ی زیر محاسبه شد:

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

N برابر تعداد نمونه‌ی مورد نیاز، t مقدار جدول t -student بر حسب درجه‌ی آزادی تعداد نمونه، SD انحراف معیار داده‌های نمونه‌برداری اولیه و D میزان خطای قابل قبول (۰/۲۵) می‌باشد (Pedigo & Buntin, 1993).

داده‌های هواشناسی

⁶ Relative Variance

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

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته می‌شوند که به صورت موازی در کنار هم عمل می‌کنند. این عناصر، از سیستم‌های عصبی زیستی الهام گرفته شده‌اند. در طبیعت، عملکرد شبکه‌های عصبی از طریق نحوه‌ی اتصال بین اجزا، تعیین می‌شود. بنابراین می‌توان یک ساختار مصنوعی به تبعیت از شبکه‌های عصبی ساخت و با تنظیم مقادیر هر اتصال، تحت عنوان وزن اتصال، نحوه‌ی ارتباط بین اجزای آن را تعیین کرد (Kia, 2000). شبکه‌های عصبی مصنوعی علی‌رغم تنوع، از ساختار مشابهی برخوردار می‌باشند و معمولاً از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده‌اند. لایه‌ی ورودی فقط اطلاعات را دریافت کرده و مشابه متغیر مستقل عمل می‌کند، بنابراین تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی بر اساس طبیعت مسأله تعیین می‌شود و بستگی به تعداد متغیرهای مستقل دارد (Menhaj, 2010). شماره روز سال از اول فروردین، متوسط دمای روزانه، متوسط رطوبت روزانه، متوسط بارش روزانه، جهت باد، سرعت باد و روز-درجه به عنوان ورودی مدل به کار گرفته شدند. لایه‌ی خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل نموده و تعداد نرون‌های آن بستگی به تعداد متغیر وابسته دارد. اما بر خلاف لایه‌های ورودی و خروجی، لایه پنهان بیانگر هیچ مفهومی نمی‌باشد، بلکه وظیفه تنظیم وزن‌ها و یادگیری را برعهده داشته و تنها یک نتیجه‌ی میانی در فرآیند محاسبه ارزش خروجی می‌باشد. هر یک از نرون‌ها، ورودی‌ها را دریافت نموده و پس از پردازش روی آن‌ها، یک سیگنال خروجی تولید می‌نمایند. لذا هر نرون در شبکه به عنوان مرکز پردازش و توزیع اطلاعات عمل کرده، ورودی و خروجی مخصوص به خود را دارد (Sadorsky, 2006). در این تحقیق از شبکه پرسپترون چند لایه، الگوریتم لونیگ مارکوارت^۷ و تابع انتقال سیگموئید^۸ استفاده شد. در شبکه‌های عصبی پیش‌خور، وجود چندلایه از نرون‌ها با یک تابع انتقال غیرخطی، به شبکه اجازه می‌دهد تا توانایی یادگیری رابطه‌ی خطی و غیرخطی را بین ورودی‌ها و خروجی‌ها، داشته باشد. در ادبیات شبکه عصبی، به جای اصطلاح تخمین ضرایب از اصطلاح یادگیری یا آموزش، برای پیدا کردن ارزش وزن‌های شبکه استفاده می‌شود. قوانین یادگیری به عنوان روشی برای اصلاح وزن‌ها و اریب‌های شبکه‌های عصبی تعریف می‌شوند. زمانی که ورودی به شبکه داده می‌شود، خروجی آن، با هدف مورد مقایسه قرار می‌گیرد. سپس از قوانین یادگیری برای تنظیم وزن‌ها و اریب‌ها استفاده می‌شود تا خروجی شبکه را به هدف نزدیک کند. در نتیجه می‌توان خطای پیش‌بینی برای هر مشاهده را به وسیله‌ی محاسبه‌ی اختلاف خروجی

⁷ Levenberg Marquardt

⁸ Sigmoid

شبکه با ارزش متغیرهای هدف، اندازه‌گیری و سپس با استفاده از الگوریتم وزن‌های شبکه را تعدیل کرد (در اصطلاح شبکه آموزش داده می‌شود). به گونه‌ای که خطای پیش‌بینی داخل نمونه، که به وسیله‌ی مجذور میانگین مربعات خطا اندازه‌گیری می‌شود، حداقل شود. وقتی که وزن‌ها با هر تکرار تغییر می‌کند، در اصطلاح گفته می‌شود که شبکه در حال یادگیری است. یکی از مشکلاتی که در آموزش شبکه‌های عصبی اتفاق می‌افتد مشکل فرا انطباقی^۹ است. در این وضعیت میزان خطا در مورد داده‌های آموزشی بسیار کم و در مورد داده‌های جدیدی که به شبکه ارائه می‌شود زیاد است. در واقع شبکه به جای اینکه داده‌های کلی را یاد بگیرد، نمونه‌های آموزشی را حفظ می‌کند. یکی از راه‌های جلوگیری از این مشکل، تقسیم داده‌ها به دو قسمت می‌باشد. دسته اول برای آموزش و دسته دوم برای معتبر ساختن شبکه به کار می‌رود. دسته دوم که خود شامل دو قسمت اعتبارسنجی^{۱۰} و آزمون^{۱۱} می‌باشد، در تنظیم پارامترها نقشی ندارند ولی تغییرات میزان خطا برای هر دو دسته در حین آموزش بررسی می‌شود. هنگامی که میزان خطا برای دسته دوم در چندین تکرار افزایش پیدا کرد آموزش متوقف شده و پارامترها به حالتی که خطای دسته دوم حداقل بوده است برگردانده می‌شود (Asadpour, 2011). به همین منظور ۶۰ درصد داده‌ها بطور تصادفی برای آموزش مدل، ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمایش و ۱۰ درصد هم برای اعتبارسنجی مدل در نظر گرفته شدند.

آنالیز حساسیت پارامترهای موثر

آنالیز حساسیت عملی است که به ازای آن میزان و نحوه توزیع داده‌های ورودی با بیشترین تاثیر بر روی خروجی مدل مشخص شود. در واقع با تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی سبب کاهش مراحل سعی و خطا و شناخت مهم‌ترین پارامترهای موثر بر پدیده مورد نظر می‌گردد.

نرمال سازی داده‌ها

قبل 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 که ورودی‌ها را بین صفر و یک استاندارد می‌نماید (Erahaghi et al., 1993).

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

در این معادله X داده خام اولیه، X_n داده استاندارد شده، X_{max} و X_{min} به ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه داده‌های اولیه می‌باشد.

بررسی و عملکرد دقت مدل

⁹ Over fitting

¹⁰ Validation

¹¹ Test

به منظور بررسی عملکرد دقت مدل معیارهای جذر میانگین مربعات خطا (رابطه ۴) و ضریب تبیین (رابطه ۵) مورد استفاده قرار گرفت.

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

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

در روابط فوق، obs مقادیر مشاهده‌ای، \overline{obs} میانگین مقادیر مشاهده‌ای و pre مقادیر پیش‌بینی شده، \overline{pre} میانگین مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه و N تعداد کل داده‌ها در هر مرحله از آزمون‌های آموزش و آزمایش است. هر چه مقدار $RMSE$ به صفر و مقدار R^2 به یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده‌ی نزدیک‌تر بودن مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده به یکدیگر و دقیق‌تر بودن جواب‌ها در هر مرحله است.

نتایج

آنالیز حساسیت

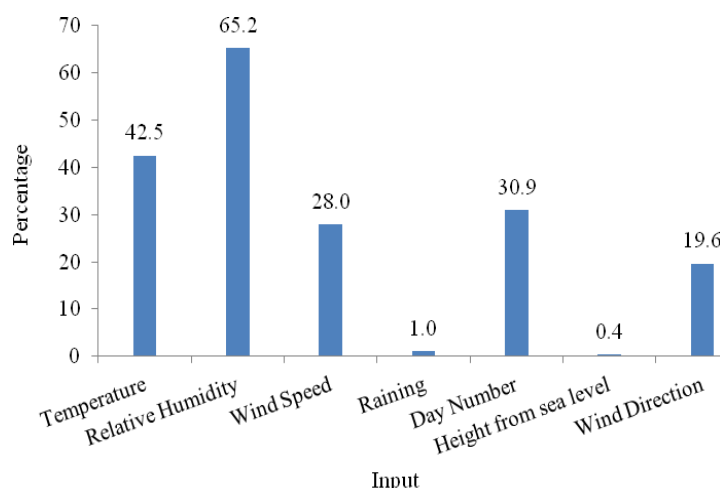
با انجام آنالیز حساسیت می‌توان نقش هر یک از پارامترها را لحاظ کرده و قدرت آن‌ها را محاسبه کرد. نتایج آنالیز حساسیت متغیرهای مستقل موثر بر نوسانات سن مادر در شکل ۱ نشان داده شده‌است. بر اساس نتایج حاصل، میانگین دما، رطوبت نسبی و شماره روز نمونه- برداری و سرعت باد بیشترین همبستگی را با تراکم جمعیت سن مادر داشتند. در این تحقیق برای مدل‌سازی تغییرات جمعیت سن مادر تحت تاثیر متغیرهای آب و هوایی از مدل شبکه عصبی مصنوعی از نوع شبکه پرسپترون چند لایه با دو لایه پنهان با تعداد نرون‌های متفاوت استفاده شده‌است. تابع سیگموئید متداول‌ترین شکل از توابع محرک هست که در این تحقیق از آن برای ساخت شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده‌است. آموزش شبکه‌های پرسپترون چند لایه با استفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا بنام الگوریتم لونبرگ - مارکوارت به دلیل همگرایی سریع‌تر در آموزش شبکه، استفاده گردید. تعداد نرون‌های موجود در لایه‌های ورودی و خروجی با توجه به ماهیت مساله مورد بررسی مشخص شد، حال آن که تعداد نرون‌های موجود در لایه پنهان با سعی و خطا در جهت کاهش مقدار خطا مشخص گردید. روند کار با تعداد نرون‌های کم آغاز و افزودن نرون‌های اضافی تا زمانی ادامه پیدا کرد که افزایش نرون‌های بیشتر تاثیری در بهبود خطا نداشت، بدین منظور از ۱ تا ۱۵ نرون در دو لایه پنهان استفاده گردید (جدول ۱).

جدول ۱- آماره‌های مربوط به انواع مدل‌های بکار رفته در شبکه عصبی مصنوعی

Table 1. Statistics related to the types of models used in the artificial neural network

Number model	Two hidden layer neuron numbers	One hidden layer neuron numbers	RMSE	R ²
1	1	0	0.205395	0.31519
2	1	1	0.205335	0.31559
3	1	2	0.202454	0.334659
4	1	3	0.085991	0.879969
5	1	4	0.085607	0.881038
6	2	0	0.083406	0.887077
7	2	1	0.082937	0.888341
8	2	2	0.082888	0.888476
9	2	3	0.080272	0.895403
10	2	4	0.08156	0.892019
11	3	0	0.082992	0.888194
12	3	1	0.080963	0.893593
13	3	2	0.231007	0.133754
14	3	3	0.231124	0.132877
15	3	4	0.076488	0.905033
16	4	0	0.078048	0.901118
17	4	1	0.078016	0.901199
18	4	2	0.077057	0.903614
19	4	3	0.072099	0.915618
20	5	0	0.075289	0.907987
21	5	1	0.230553	0.137156
22	5	2	0.07257	0.914512
23	5	3	0.06521	0.930973
24	6	0	0.072517	0.914637
25	6	1	0.230553	0.137156
26	6	2	0.066735	0.927706
27	6	3	0.063475	0.934598
28	7	0	0.072198	0.915387
29	7	1	0.065558	0.930234
30	7	2	0.064251	0.932989
31	7	3	0.061596	0.938411
32	8	0	0.067088	0.92694
33	8	1	0.063621	0.934295
34	8	2	0.063103	0.935362
35	8	3	0.061683	0.938237
36	9	0	0.072824	0.913914
37	9	1	0.062822	0.935937
38	9	2	0.063117	0.935334
39	9	3	0.062033	0.937535
40	10	0	0.065787	0.929746
41	10	1	0.061981	0.937639
42	10	2	0.062423	0.936747
43	10	3	0.061348	0.938907
44	11	0	0.065138	0.931125
45	11	1	0.061348	0.938907
46	11	2	0.061348	0.938907
47	11	3	0.061348	0.938907
48	12	0	0.062301	0.936994
49	12	1	0.230228	0.139586
50	12	2	0.061348	0.938907
51	12	3	0.061348	0.938907
52	13	0	0.062039	0.937524
53	13	1	0.230228	0.139586
54	13	2	0.061348	0.938907
55	13	3	0.061348	0.938907
56	14	0	0.062598	0.936391
57	14	1	0.061348	0.938907

58	14	2	0.061348	0.938907
59	14	3	0.061348	0.938907



شکل ۱- نتایج آنالیز حساسیت هشت پارامتر انتخاب شده نسبت به جمعیت سن مادر

Figure 1. Results of sensitivity analysis of 8 parameter selected related to the Sunn pest adult insect

نتایج حاصل از مرحله آموزش و تست مدل برگزیده شبکه عصبی مصنوعی

با مقایسه مقادیر $RMSE$ و R^2 مدل‌های بکار رفته در نهایت مدل ۳۱ با معماری شبکه به صورت (۱-۳-۷-۴) یعنی چهار نرون در لایه ورودی، هفت نرون در لایه مخفی اول، سه نرون در لایه مخفی دوم و یک نرون در لایه خروجی انتخاب شد. در مدل ۳۱ مقدار ضریب تبیین (R^2) ۰/۹۳۸۴ و جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE$) ۰/۰۶۱۵ بدست آمد (شکل ۱).

برای لایه‌های پنهان و خروجی به ترتیب از توابع فعال سازی تانژانت سیگموئید^{۱۲} و خطی^{۱۳} استفاده شد. عملکرد شبکه به کمک معیار میانگین مربعات خطا مورد ارزیابی قرار گرفت. همان طور که مشاهده می‌شود ضرایب تبیین بین داده‌های واقعی و پیش بینی شده در هر سه مرحله آموزش (۰/۹۴۸)، آزمون (۰/۹۱۰) و اعتبارسنجی (۰/۹۰۰) بسیار بالا می‌باشد. همچنین مقدار $RMSE$ پایین و نزدیک به صفر می‌باشد. روال آموزش بعد از ۱۰۰ دوره آموزش یا رسیدن به تolerانس خطای صفر متوقف شد (جدول ۲).

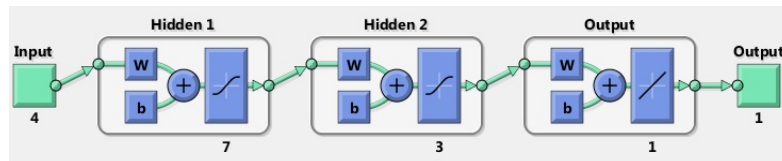
نمودار هیستوگرام خطا پس از تحلیل حساسیت برای هر سه مرحله‌ی آموزش، آزمایش و اعتبار سنجی مدل در شکل ۲ آورده شده است. همان‌گونه که از شکل ۲ بر می‌آید با مقایسه نمودار توزیع فراوانی خطاها و نمودار توزیع نرمال، مشاهده می‌شود که توزیع خطاها نرمال است. همچنین مقدار میانگین ارائه شده در سمت راست نمودار بسیار کوچک و نزدیک به صفر و انحراف معیار نزدیک به یک است. خط بهترین اعتبار سنجی در شکل ۳ نشان دهنده‌ی بهترین

¹² tansing

¹³ purelin

مقدار میانگین مربعات خطا برای شبکه طراحی شده می‌باشد و زمانی روند آموزش شبکه صحیح بوده که مقدار میانگین مربعات خطای منحنی آموزش کمتر از این مقدار باشد و نیز منحنی‌های مربوط به مقادیر اعتبارسنجی و آزمون نزدیک یکدیگر قرار گیرند که تمامی این موارد در شکل ۳ مشاهده می‌شوند. بهترین اعتبارسنجی در گام (تکرار) ۲۶ آموزش و با میانگین مربعات خطای $10^{-3} \times 2/91$ حاصل شد. در این تکرار آموزش مدل در این نقطه متوقف شده است، چرا که پس از آن مدل دچار بیش‌آموزی خواهد شد و همانطور که در نمودار مشاهده می‌گردد، از این تکرار به بعد بین خطای آموزش و اعتبارسنجی مدل واگرایی روی داده است.

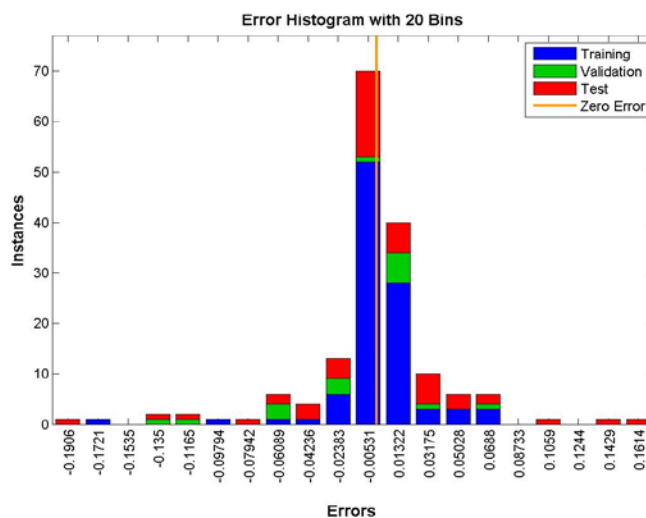
با رسم منحنی پراکندگی مقادیر پیش‌بینی شده مدل در مقابل مقادیر مشاهداتی و با توجه به این‌که هر چه پراکندگی داده‌های پیش‌بینی شده در اطراف خط رگرسیون کمتر باشد نشانگر دقت بالای مدل در برآورد داده‌ها می‌باشد. پراکندگی داده‌های پیش‌بینی شده در اطراف خط رگرسیون با توجه به شکل ۴ برای کل داده‌ها و شکل ۵ برای داده‌های آزمون کم است و تا حدود زیادی می‌توان کارایی مدل شبکه عصبی انتخاب شده را تضمین کرد.



شکل ۱- شماتیک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با توپولوژی ۱-۳-۴-۷ پارامترهای اقلیمی منتخب به

عنوان ورودی و تغییرات جمعیت سن مادر در لایه خروجی

Figure 1. The schematic of the multilayer perceptron neural network of the with topology 1-3-4-7 Selected climatic parameters as inputs and population fluctuation of the Sunn pest adult insect in the output layer



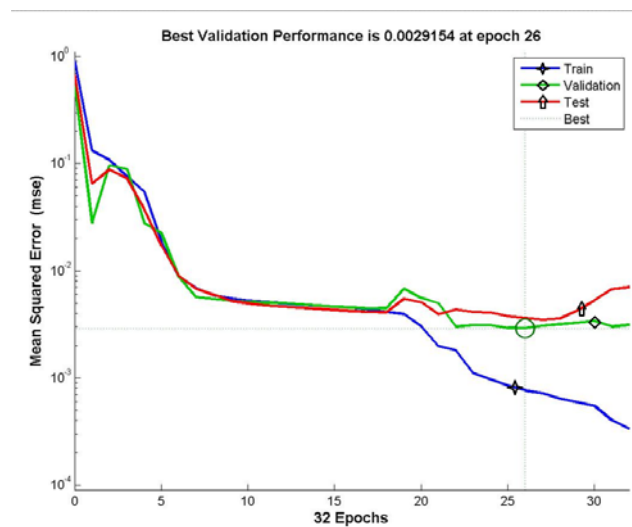
شکل ۲- نمودار هیستوگرام خطا در مدل پیش بینی تراکم جمعیت سن مادر با چهار ورودی منتخب

Figure 2. Error histogram chart in prediction model for population density of the Sunn pest adult insect with four selected inputs

جدول ۲- خروجی بهترین مدل ANN برای تخمین جمعیت سن مادر

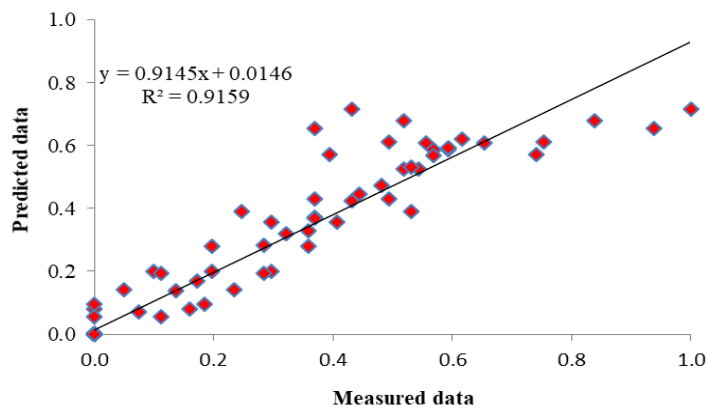
Table 2. Output of the best ANN model to estimate the population of the Sunn pest adult insect

	RMSE	SSE	R ²	p
Training	0.0563	0.0752	0.948	0 > 0.001
Testing	0.0726	0.181	0.910	0 > 0.001
Validation	0.0853	0.335	0.900	0 > 0.001
Total	0.0616	0.306	0.915	0 > 0.001



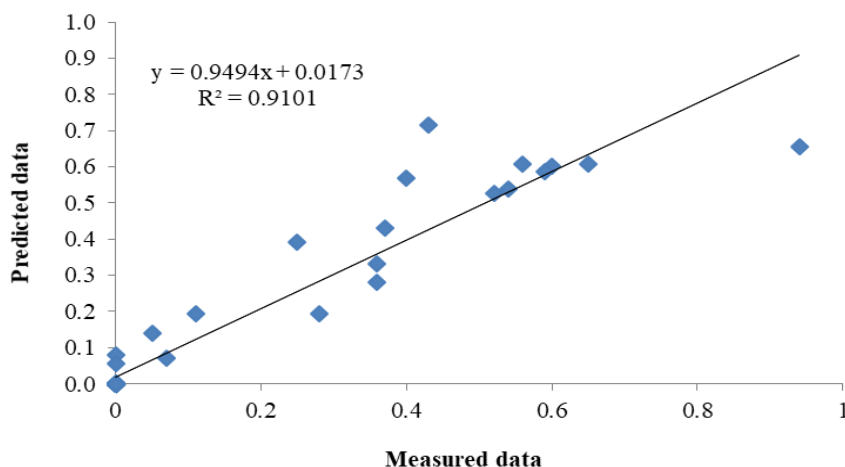
شکل ۳- نمودار بهترین عملکرد اعتبارسنجی در مدل پیش بینی تراکم جمعیت سن مادر با چهار ورودی منتخب

Figure 3. Diagram of the best validation performance in the prediction model of the population density of the Sunn pest adult insect with four selected inputs



شکل ۴- نمودار پراکندگی مقادیر پیش بینی شده جمعیت سن مادر در مقابل مقادیر مشاهده شده به کمک شبکه پرسپترون چند لایه برای کل داده‌ها

Figure 4. Predicted and measured values of population density of the Sunn pest adult insect, using the multilayer perceptron for total data



شکل ۵- نمودار پراکندگی مقادیر پیش بینی شده جمعیت سن مادر در مقابل مقادیر مشاهده شده به کمک شبکه پرسپترون چند لایه عصبی مصنوعی برای داده‌های آزمون

Figure 5. Predicted and measured values of population density of the Sunn pest adult insect, using the multilayer perceptron for testing data

نتیجه گیری

تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی در مسائل حشره‌شناسی و دینامیسم کاربرد موفقیت‌آمیزی دارند. روش‌های شبکه عصبی مصنوعی توانایی‌های زیادی در پیش‌بینی پدیده‌های مختلف دارند. شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای سطحی غنی از ساختارهای متفاوت و مختلف در مدل سازی‌اند. همچنین پردازش اولیه آماری برای اخذ نتایج بهتر لازم به نظر می‌رسد. در شبکه‌های عصبی قضاوت شخصی و تجربه در انتخاب پارامترها و مدل بهینه مهم است، در واقع انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی قالب مشخصی ندارد، با سعی و خطا انجام می‌گیرد. در تحقیق حاضر از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و الگوریتم یادگیری لونیبرگ مارکوارت برای تخمین نوسانات جمعیت سن مادر با استفاده از متغیرهای محیطی منتخب استفاده شد. دقت شبکه در حین آموزش، آزمایش و صحت‌سنجی با معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین (R^2) سنجیده شد. در این مطالعه شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP) توانست با ضریب تبیین بالایی (۰/۹۴) تغییرات جمعیت سن مادر را پس از انجام تحلیل حساسیت و انتخاب بهترین ورودی‌ها، با استفاده از چهار عامل محیطی شماره روز سال، میانگین دما، میانگین رطوبت و سرعت باد به عنوان ورودی پیش‌بینی

کند. یعنی محقق می‌تواند 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 پیش‌بینی و اقدام لازم را در زمان مناسب جهت رسیدن به عملکرد بالاتر انجام دهد.

سپاسگذاری

این تحقیق بخشی از رساله دکتری نگارنده اول می‌باشد که با حمایت مالی دانشگاه رازی انجام شده است و بدینوسیله تشکر و قدردانی می‌گردد.

منابع

- Allahyari, M. Bandani, A. R. & Habibi-Rezaei, M. 2010. Subcellular fractionation of midgut cells of the sunn pest *Eurygaster integriceps* (Hemiptera: Scutelleridae): Enzyme markers of microvillar and perimicrovillar membranes. *Journal of Insect Physiology*, 56: 710–717.
- Asadpour, A. 2011. *Fundamental principles and applied reference for neural networks*. Atinegar Publishing. Tehran. 340 pp.
- Balan, B., Mohaghegh, S. & Ameri, S. 1995. State- of- Art- in permeability determination from well log data: Part 1- A comparative study, Model Development. SPE Eastern Regional Meeting, 18-20 September, Morgantown, West Virginia, 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. S. & Eralp, M. 1962. The distribution of the species of *Eurygaster integriceps* in middle east countries. *Journal of Natural History*, 5: 63-77.
- Erahaghi, I., Xuchai, L., Mahnaz, H. & Yusuf, S. 1993. A robust neural network model for pattern recognition of pressure transient test data. society petroleum engineering annual technical conference and exhibition, 3–6 October 1993. Houston, Texas.
- Gravener, 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.
- Ghanadha, M. & Aiine, S. 2013. Evaluation of resistance of wheat genotypes to sunn pest. *Journal of Agricultural Science of Iran*, 4:34. 769- 783.
- Gorgipour Aftahi, M., Sadeghi, A., Nazemi Rafi, G. & Ghobari, H. 2014. Study of the relationship between density of Sunn pest (*Eurygaster integriceps* Put) in field with temperature after complete loss of wintering places. The First national conference on e-agriculture and sustainable natural resources. Tehran. Arvand mehr institution of higher education. http://www.civilica.com/Paper-NACONF01-NACONF01_0914/html.
- Karimzadeh, R., Hejazi, M., Helali, J., Iranipour, H., & Mohammadi, A. 2012. The relationship between dynamic population *Eurygaster integriceps* with environmental variables in East Azarbaijan province. *Journal of Plant Protection Sciences*, 43(1): 165-177.
- Kia, M. 2010. *Neural networks in matlab*. Publishing Services Kian Green Computer. 408 pp.

- Menhaj, M. B. 2010. *Artificial Neural Network*. Amir Kabir Press, Tehran. 715 pp.
- 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.
- Mohammadi, H., Kafilzadeh, F., Naghshine Fard, M. & Pishbin, S. 2008. Comparison of predictive power of artificial neural network with other forecasting methods. *Journal of Modern Agricultural Sciences*, 3(4): 86- 100.
- Mozafari, Gh. & Eghbali Babadi, F. 2013. Analysis of temperature and rainfall characteristics on the downward of sunn pest in Isfahan province. *Journal of Lecturer in Humanities - Space Planning and Design*, 17 (3): 28-44
- Pedigo, L. P. & Buntin, G. D. 1993. *Handbook of Sampling Methods for Arthropods in Agriculture*. CRC Press, 705 pp.
- Rajabi, Gh. 2000. *Ecology of Cereals Sunn Pests in Iran*. Agricultural Education Publication. Tehran. Iran. 343 pp.
- Rajabi, Gh. & Behvarzin, M. 2000. *The Sunn Pests and Farm Land Diseases in Iran*. The Institute of Researches and Education, the Agricultural Education Issue. 4-6.
- Rajabi, Gh. 2001. Investigation on the downward migration of hibernating Sunn pest individuals from the altitudes to the cereal field in Varamin region. *Journal of Applied Entomology and Phytopathology*, 68 (1,2): 107- 122.
- Rajabi, Gh. 2007. *Sunn Pest Management Based on its Outbreaks' Key Factor Analysis in Iran*. Agricultural Education Publications, Tehran, Iran. 163pp.
- Sadorsky, P. 2006. Modeling and forecasting petroleum futures volatility. *Energy Economics*, 28: 467-488.
- Worner, S. P. & Gevrey, M. 2006. global insect pest species assemblages to determine risk of invasion. *Journal of Applied Ecology*, 43, 858-867.

Sensitivity analysis of the effective input parameters upon the population fluctuation of the sunn pest adult insect using Artificial Neural Network

**Zahra DUSTIY^{1*}, Naser MOEINI NAGHADEH¹, Abbas Ali ZAMANI¹,
Leila NADERLOO²**

*1. Agricultural entomology College of agricultural science, Razi University, Kermanshah, Iran,
(*Corresponding author, Email: zahradustiy@gmail.com)*

2. Department of Biosystem Mechanization Engineering, College of Agricultural Sciences, Razi University, Kermanshah, Iran

Abstract

The Sunn pest, *Eurygaster integriceps* Put. is the most important pest of wheat and barley in Iran. Many studies have shown that various biotic and abiotic environmental factors affect the population of this pest. In this study, the relationship between population density of the Sunn pest adult insect with different environmental factors including sampling date, average daily temperature, average relative humidity, wind speed, wind direction, height from sea level and degree-day was investigated. Field data were collected from two wheat farm of one-hectare in the city of Chadegan, Isfahan province. The used network type was multilayer perceptron with back propagation algorithm and the learning algorithm was Levenberg-Marquardt. After sensitivity analysis due to the ease of the model and extraction of effectiveness of factors including four factors of sampling date, temperature, humidity and wind speed were selected. The results showed that a neural network with two hidden layer, 7 neuron in the first hidden layer and three neuron in the second hidden layer, as a sigmoid activation function, and a data percentage of 60, 30, 10 for training, testing and validation for prediction of population fluctuation of the Sunn pest adult insect is used ($R^2=0.94$)

Keywords: Sunn pest, Artificial neural network, Sensitivity analysis, Environmental Factor, Chadegan