

ترکیب روش زمین آمار با شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی الگوی توزیع کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای *Coccinella septempunctata* در

مزرعه یونجه شهرستان باجگاه

روناک محمدی*^۱، علیرضا شعبانی‌نژاد^۱ و محمود عالیچی^۲

۱- دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه و ۲- بخش گیاه‌پزشکی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز،

Aalichir@shirazu.ac.ir

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: ronak.m1363@gmail.com

چکیده

با پدید آمدن تکنیک‌های آماری قوی و شبکه‌های عصبی، مدل‌های پیش‌بینی کننده پراکنش موجودات به سرعت در اکولوژی توسعه پیدا کرده است. با توجه به دشواری نمونه برداری معمولاً در این گونه مطالعات تعداد نمونه کافی وجود ندارد لذا برای رفع این مشکل در این پژوهش به منظور پیش‌بینی و ترسیم نقشه توزیع کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای از ترکیب روش کریجینگ با شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) ترکیب شده با الگوریتم ژنتیک در سطح مزرعه استفاده شد. داده‌های مربوط به جمعیت این آفت از طریق نمونه برداری از سطح یک مزرعه در شهرستان باجگاه در سال ۱۳۹۲ بدست آمده. داده‌ها توسط روش کریجینگ معمولی با نیم تغییرنمای کروی که بهترین عملکرد را داشت میانجی‌یابی شدند و به عنوان ورودی شبکه عصبی معرفی شدند. برای ارزیابی قابلیت شبکه‌های عصبی مورد استفاده در پیش‌بینی توزیع از مقایسه آماری پارامترهایی مانند واریانس، توزیع آماری بین مقادیر پیش‌بینی شده مکانی توسط شبکه عصبی و مقادیر واقعی آن‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد که در فازهای آموزش و آزمایش بین مقادیر ویژگی‌های آماری واریانس و توزیع آماری مجموعه داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده مکانی این آفت توسط شبکه عصبی ترکیب شده، تفاوت معنی‌داری وجود نداشت. نقشه‌های ترسیم شده نشان داد که توزیع آفت تجمعی است.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم ژنتیک، توزیع مکانی، شبکه عصبی مصنوعی، کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای.

Application of combined geostatistics with optimized artificial neural network by genetic algorithm to estimate the distribution of *Coccinella septempunctata* in the alfalfa farm of Bajgah

Ronak Mohammadi^{1,*}, Ali Reza Shabani Nejad & Mahmood Alichichi²

1- Department of Plant Protection, Faculty of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran &

2- Plant Protection Department, Faculty of Agriculture, Shiraz University, Shiraz, Iran.

*Corresponding author, E-mail: ronak.m1363@gmail.com

Abstract

Today, with the advance statistical techniques and neural networks, predictive models of distribution were rapidly developed in ecology. Due to the difficulty of sampling, there are usually not enough samples in such studies. Therefore, in order to predict and mapping the distribution of *Coccinella septempunctata* used the combination of the Kriging method with multilevel perceptron neural networks (MLP) combined with genetic algorithm at the farm level. Population data of pest was obtained in 2014 by sampling in 221 fixed points in the alfalfa farm of Bajgah. The data was interpolated by ordinary Kriging method with spherical variogram, which had the best performance, and introduced as a neural network input. To evaluate the ability combined geostatistics with optimized artificial neural network by genetic to predict the distribution used statistical comparison parameters such as mean, variance, statistical distribution and between predicted values and actual values. Results

indicating that there was non-significant difference between statistical parameters such as average, variance, statistical distribution and also coefficient of determination in the observed and the estimated *Coccinella septempunctata* density. Our map showed that pest distribution was patchy.

Keywords: Artificial neural networks, Genetic algorithm, spatial distribution, *Coccinella septempunctata*

Received: 22 October 2017, Accepted: 15 August 2018

مقدمه

کفشدوزک هفت نقطه‌ای، *Coccinella septempunctata* L. یک گونه متداول مورد استفاده برای کنترل بیولوژیک در سامانه‌های کشاورزی است که بسیاری از گونه‌های بومی آفات به‌وسیله آن کنترل می‌شوند (Honek & Martinkova, 2005). مبدا اولیه این گونه آسیا و اروپا بوده ولی در حال حاضر در سراسر خاورمیانه، هند و آمریکای شمالی گسترش دارد (Hodek, 1973). همچنین این گونه در تمام مناطق ایران و در انواع اکوسیستم‌ها نیز گزارش شده است (Ansari pour et al., 2012). استفاده بهینه و افزایش کارایی از این حشرات مفید، مستلزم در نظر گرفتن عواملی از قبیل زمان، مکان، و گیاهان میزبان می‌باشد. علاوه بر آن عوامل دیگری همچون رفتارهای جستجوگرانه کفشدوزک، ترجیح میزبانی، میزان تغذیه، انتخاب زیستگاه، برخورد با عوامل محیطی و تغییرات محیطی نیز اهمیت دارند (Hagen, 1962). شناخت این عوامل به عنوان اولین قدم در بهره‌گیری از این دشمنان طبیعی و همچنین حفاظت و تکثیر آن‌ها در قالب کنترل بیولوژیک موفق، نقش به‌سزایی دارد. لازمه تکوین برنامه مدیریت تلفیقی هر آفتی، داشتن آگاهی کامل از زیست‌شناسی، بوم‌شناسی و تغییرات جمعیت آفت و دشمنان طبیعی آن می‌باشد. به‌منظور توسعه راهبرد کنترل بیولوژیک پایدار، درک چگونگی ساختار زیستگاه، اندازه و تغییرات جمعیت آن‌ها و همچنین تحت تاثیر قرار گرفتن دشمن طبیعی برای از بین بردن طعمه لازم و ضروری است (Kianpour et al., 2011). اما آنچه رسیدن به این اهداف را محقق می‌سازد، افزایش صحت و دقت روش‌های درون‌یابی و تهیه نقشه‌های کاربردی از جمعیت آفات است. درون‌یابی مکانی شامل تخمین متغیرهایی مانند تراکم آفت مورد نظر، در نقاط نمونه‌برداری نشده با استفاده از داده‌های به دست آمده از نقاط نمونه‌برداری شده می‌باشد. به عبارتی یک روش درون‌یابی ایده‌آل قادر است تا با استفاده از اطلاعات مربوط به تراکم آفات در تعداد نقاط محدود نمونه‌برداری شده، تراکم آفت را در نقاط نمونه‌برداری نشده به درستی تخمین بزند (Makarjian et al., 2007).

از مثال‌های موفقیت‌آمیز در درون‌یابی کریجینگ می‌توان به پیش‌بینی جمعیت پروانه ابریشم باف ناچور *Lymantria dispar* L. اشاره نمود که با کمک این روش می‌توان مسیر مهاجرت این آفت را در مناطق جنگلی پیش‌بینی نمود (Liebhold et al., 1991). پراکنندگی حشرات کامل سوسک ساقه خوار ذرت *Ostrinia nubilalis* (Lepidoptera: Crambidae) در مزارع شمال آمریکا به کمک روش‌های زمین‌آماري تخمین و به دنبال آن ردیابی و پیش‌بینی شروع فعالیت آن در ابتدای فصل انجام شده است (Wright et al., 2002). در سال‌های اخیر کانون‌یابی جمعیت‌های انواع ملخ که به یک مشکل بین‌المللی تبدیل شده، به کمک روش‌های زمین‌آمار انجام می‌شود (Story & Congalton, 1994). در باغ‌های آلو با هدف مدیریت بهتر کرم آلو *Cydia funebrana* (Lepidoptera: Crambidae) (Treitschke) ویژگی‌های زمین‌آماري جلب این حشره توسط تله‌های فرمونی مورد بررسی قرار داده شد (Sciaretta et al., 2001). مشخصات زمین‌آماري ساقه‌خوار *Leucoptera coffeella* و *Hypothenemus hampei* Ferrari (Coleoptera: Curculionidae) مینوز

Guérin-Meneville (Lepidoptera: Lyonetiidae) در مزرعه قهوه، امکان پیش‌بینی جمعیت و میزان خسارت این دو حشره را فراهم ساخت (De Alves *et al.*, 2011). به علاوه، به منظور اجرای سیستم کشاورزی دقیق در مدیریت کرم‌سیب *Cydia pomonella* L. (Lepidoptera: Tortricidae) زمین‌آمار و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) مورد استفاده قرار گرفت (Ribes-Dasi *et al.*, 2005). در ایران نیز تحقیقاتی مشابه انجام شده است. چنانکه میزان پراکندگی و خسارت کرم میوه‌خوار خرما *Batrachedra amydraula* Meyrick (Lepidoptera: Batrachedridae) با استفاده از روش زمین‌آمار در استان خوزستان تعیین شده است (Latifian & Soleymannejadian, 2009). همچنین می‌توان به استفاده از ویژگی‌های زمین‌آمار، جهت حرکت و میزان تراکم کرم پيله‌خوار نخود *Heliothis virescens* Hufnagel (Lepidoptera: Nuctoidae) در مزارع نخود دیم شهرستان دلفان از استان لرستان اشاره نمود (Shafiee Nasab *et al.*, 2015). مطالعات متعددی نشان داده است که شبکه‌های عصبی توانایی بالایی در تشخیص الگوهای توزیع مکانی جمعیت‌های اکولوژیکی دارند (Goel *et al.*, 2003; Irmak *et al.*, 2006). در پژوهشی مدل شبکه عصبی بردار چندی ساز یادگیر برای مطالعه توزیع مکانی حشرات در اراضی مرتعی استفاده شد و کارایی مطلوبی نشان داد (Zhang *et al.*, 2008). در پژوهشی از شبکه عصبی مصنوعی ترکیب شده با الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی الگوی پراکنش کنه تارتن دو لکه‌ای در مزرعه خیار استفاده شد که نتایج کارایی بسیار بالای این شبکه را نشان داد (Shabani nejad *et al.*, 2017). از طرفی از شبکه عصبی LVQ4 در تخمین توزیع پراکندگی شب‌پره مینوز گوجه‌فرنگی استفاده شد و کارایی بسیار بالایی از خود نشان داد (Shabani nejad & Tafaghodinia, 2016). در پژوهشی داده‌های حاصل از نمونه‌برداری مزرعه خیار توسط روش خوشه‌بندی اتوماتیک تقسیم‌بندی شدند و توسط شبکه نرو-فازی، پراکندگی سفید‌بالک پنبه ترسیم شد (Shabani nejad & Tafaghodinia, 2017) و در نهایت مقایسه‌ای بین روش‌های زمین‌آمار و شبکه عصبی مصنوعی در تعیین پراکنش مکانی کنه تارتن دولکه‌ای، *Tetranychus urticae* (Acari: Tetranychidae) Koch. در مزرعه خیار شهرستان رامهرمز انجام شد که نتایج برتری روش شبکه عصبی مصنوعی نشان داد (Shabani nejad & Tafaghodinia, 2016). بر اساس بررسی‌های انجام شده، تاکنون پژوهشی به منظور ارزیابی ترکیب روش زمین‌آمار با شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک در راستای تحقق برنامه مدیریت کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای، در مزرعه یونجه صورت نگرفته است. به همین دلیل، تحقیق حاضر با هدف شناخت وضعیت پراکنش این آفت در مزرعه یونجه منطقه باجگاه انجام شد.

مواد و روش‌ها

موقعیت جغرافیایی و تهیه نقشه نمونه‌برداری

به منظور انجام این پژوهش یک مزرعه یونجه به مساحت ۴/۲ هکتار در اطراف شهرستان شیراز در بخش باجگاه در محدوده جغرافیایی بین ۴۸ درجه و ۴۴ دقیقه تا ۵۲ درجه و ۲۷ دقیقه طول شرقی و ۳۱ درجه و ۶۰ دقیقه تا ۴۳ درجه و ۶ دقیقه عرض شمالی انتخاب شد.

روش نمونه برداری

مزرعه یونجه انتخاب شده به چهار قطر تقسیم گردید. سپس بر روی قطرها، با حرکت زیگزاکی و با استفاده از تور حشره‌گیری با دهانه‌ای به قطر سی سانتی‌متر و طول دسته ۷۵ سانتی‌متر به ازای هر ۱۰ متر، ۲۰ تور به‌طور تصادفی به عرض یک متر زده شد.

زمین آمار

روش‌های زمین‌آماری بر پایه نظریه متغیر مکانی استوار است. یک متغیر مکانی عبارت است از هر خصوصیت محیطی یا زیستی که در فضای ۲ یا ۳ بعدی توزیع شده باشد. تغییرات این دسته از متغیرها از نقطه‌ای به نقطه‌ی دیگر مشخص و دارای پیوستگی آشکاری می‌باشند. شدت خسارت و تراکم، نمونه‌هایی از متغیرهای مکانی هستند (Katherine, 2001). در روش‌های زمین‌آماری، وجود همبستگی مکانی بین مقادیر یک متغیر، در یک ناحیه را بررسی می‌نماید. وابستگی مکانی بین نمونه‌ها را می‌توان به صورت یک مدل ریاضی تحت عنوان ساختار مکانی بررسی نمود (Hassani-pak, 2007). به صورت کلی زمین‌آمار دارای دو بخش اصلی واریوگرام و کریجینگ می‌باشد (Gressie, 1993).

واریوگرام

واریوگرام نمودار واریانس بر مبنای بین نمونه‌ها است، که ساختار ارتباط مکانی بین نمونه‌ها را نشان می‌دهد. برای محاسبه و تعیین واریوگرام تجربی، در قدم اول مجذور اختلاف یک ویژگی معین در دو نقطه با فاصله مشخص محاسبه می‌شود و سپس میانگین این مجذور اختلاف‌ها محاسبه شده و مدلی تجربی بر آن برازش می‌شود. میانگین حاصل مجذور اختلاف کمیت مورد نظر در تمام نقاط با فاصله مشخصی از هم می‌باشد که واریوگرام نامیده می‌شود (Habashi et al, 2007).

کریجینگ

در اصل کریجینگ یک نام تعمیم یافته برای کلیه روش‌های آماری تخمین و برآورد متغیرهای مکانی بوده که در این روش‌ها مقادیر برآورد شده از مجموع حاصل ضرب یک ضریب وزنی در مقادیر نقاط مشاهده‌ای به دست می‌آید، به این صورت که هرچه متغیر به مبدا (منبع کلنی) نزدیک‌تر باشد وزن آن بیشتر و هرچه فاصله نقاط دورتر وزن آن کمتر خواهد بود (Hassani-pak, 2007).

شبکه عصبی مصنوعی

یک شبکه عصبی به طور متداول از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل می‌شود. لایه ورودی فقط اطلاعات را دریافت می‌کند و مشابه متغیر مستقل عمل می‌کند. از اینرو تعداد نورون‌های لایه ورودی بر اساس تعداد متغیرهای مستقل تعیین می‌شوند. لایه خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل می‌کند و تعداد نورون‌های آن به تعداد متغیرهای وابسته بستگی دارد. برخلاف لایه‌های ورودی و خروجی، لایه پنهان هیچ مفهومی را نشان نمی‌دهد و فقط یک نتیجه در روند محاسبه ارزش خروجی است. شبکه‌های عصبی مصنوعی انواع مختلفی دارند؛ اما یکی از پرکاربردترین نوع شبکه‌های عصبی، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه است. در این نوع شبکه عصبی،

گره‌ها در لایه‌های متوالی قرار گرفته و ارتباط بین آنها یک‌طرفه است و زمانی که یک الگوی ورودی به شبکه وارد می‌شود، اولین لایه، مقادیر خروجی خود را محاسبه می‌کند و در اختیار لایه بعدی قرار می‌دهد. لایه بعدی این اطلاعات را به عنوان ورودی دریافت کرده و مقادیر خروجی خود را به لایه بعدی منتقل می‌کند. در واقع در این نوع شبکه، هر گره به گره‌های بعدی سیگنال منتقل می‌کند (Heykin, 1999).

پیش‌پردازش داده‌ها

نرمال سازی داده‌ها که به مفهوم پیش‌پردازش داده‌ها است، سبب بهبود عملکرد شبکه می‌شود. پیش‌پردازش داده‌ها، که به طور معمول، قبل از آموزش شبکه صورت می‌گیرد؛ به معنی انجام تبدیل‌هایی است بر روی داده‌های ورودی شبکه، به منظور بیرون کشیدن ویژگی‌ها از درون ورودی‌ها و تبدیل به خروجی به شکل قابل درک‌تر برای شبکه است (Shanker et al., 1996). روش‌های گوناگونی برای نرمال‌سازی داده‌ها وجود دارد؛ یکی از روش‌های معمول در این زمینه، نرمال‌سازی آماری است. در این روش، میانگین داده‌ها صفر و انحراف معیار آنها برابر یک خواهد شد. بدین منظور از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$X_n = \frac{x_0 - \bar{X}}{S} \quad (1)$$

که در آن X_n ، x_0 و \bar{X} به ترتیب داده‌های نرمال شده، داده‌های اصلی و میانگین داده‌ها و S انحراف معیار داده‌ها است. (Heykin, 1999). در این پژوهش از این روش برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شده است.

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)

شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه از یک یا تعداد بیشتری لایه‌های میانی تشکیل شده‌اند. سیگنال‌های ورودی به وسیله ضریب‌های بهنجارکننده نرمالیزه شده و بعد از محاسبات، خروجی به مقدار واقعی برگردانده می‌شود. مقادیر اولیه وزن‌ها نیز به صورت اتفاقی در نظر گرفته می‌شوند (Kim, 2006). در این شبکه ابتدا هر نرون در لایه مخفی مجموع حاصل ضرب اطلاعات ورودی و وزن‌های ارتباطی (پارامترهایی که مقادیر اولیه آنها به صورت تصادفی تعیین می‌شود) را محاسبه می‌کند و سپس این حاصل را با استفاده از یک تابع فعال‌سازی به نرون لایه بعد می‌فرستد. مقادیر محاسبه شده خروجی با مقادیر واقعی آنها مقایسه و میزان خطا محاسبه می‌شود. چنانچه میزان خطا از خطای مطلوب که از قبل در نظر گرفته شده متفاوت باشد به عقب بازگشته و با تغییر ضرایب ارتباطی و تکرار مراحل قبلی مجدداً خروجی‌های جدیدی محاسبه می‌شود و در این شبکه‌ها آموزش براساس الگوریتم پس انتشار خطا آموزش است (Choudhury & Bartarya, 2003).

با وجود موفقیت‌های کلی الگوریتم پس انتشار خطا در یادگیری شبکه‌های عصبی، چندین مشکل اصلی وجود دارد: سرعت پایین هم‌گرایی این الگوریتم و همچنین هم‌گرایی این الگوریتم، به انتخاب مقادیر اولیه وزن‌های شبکه، بردارهای بایاس و پارامترها موجود در الگوریتم، مانند نرخ یادگیری، وابسته است (Freeman & Sakura, 2005). با توجه به معایب این الگوریتم، به منظور افزایش سرعت هم‌گرایی و تعیین وزن‌های مناسب شبکه از الگوریتم‌های هوشمند استفاده می‌شود، بر این اساس در این پژوهش از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است.

معماری شبکه عصبی مصنوعی

در طراحی ساختار و معماری شبکه عصبی تعداد عناصر بردار ورودی از صورت مسئله مورد بررسی مشخص شده و با انتخاب طراح نیست، اما تعیین تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها، نوع ارتباط بین نرون‌ها، نوع تابع فعال‌سازی، تعداد تکرارها، در انتخاب طراح است و بنابراین در شبکه عصبی یک طراحی بهینه ضروری به نظر می‌رسد (Vellido et al., 2010).

برای انتخاب پارامترهای مدل و طراحی بهینه از فرآیند ۸ مرحله‌ای بیان شده توسط کاسترا و بوید (۱۹۹۶) استفاده شده است. (Kaastra et al., 1996). که لایه پنهان و ۳ نرون در لایه پنهان بهترین عملکرد را داشته است. تابع فعال‌سازی مورد استفاده نیز تابع سیگموئیدی در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی استفاده شد. تعداد تکرار در تمامی مراحل ۱۰۰۰ در نظر گرفته شد.

تنظیم وزن‌های شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یکی از الگوریتم‌های جست و جو است که بر اساس ژنتیک ارگانیزم‌های زنده پایه‌گذاری شده است. این الگوریتم اصل (انتخاب یا بقای اصلح) داروین را با یک سری اطلاعات تصادفی ساخت یافته ادغام نموده و یک الگوریتم جست و جو با خصوصیات روش‌های تکامل طبیعی ایجاد می‌نماید. به عبارتی دیگر، در هر نسل مجموعه‌ی جدیدی از رشته‌ها با استفاده از مناسب‌ترین اجزای نسل قبل ایجاد می‌شود و اجزای جدید برای تناسب مورد آزمون قرار می‌گیرند (Shu-Heng, 2002). یکی از قابلیت‌های الگوریتم ژنتیک که به صورت ترکیبی با شبکه عصبی استفاده می‌شود، تنظیم اوزان اتصال شبکه است. در ادامه، چگونگی بکارگیری الگوریتم ژنتیک به منظور تعیین اوزان شبکه عصبی توسعه یافته در این پژوهش تشریح می‌شود.

کدگذاری کروموزوم‌ها

هر یک از کروموزوم‌های الگوریتم ژنتیک از مجموع وزن‌ها و بایاس‌ها متناظر با معماری شبکه عصبی تشکیل می‌شود (Lohn et al., 2002). در این شبکه اوزانی که لایه اول و دوم را به یکدیگر متصل می‌نماید با Wi1 نشان داده می‌شود و تعداد آنها برابر با ۶ عدد است. همین‌طور اوزانی که لایه دوم و سوم را به هم متصل می‌کند با wi2 نشان داده می‌شود. که تعداد آنها برابر با ۳ است. از سوی دیگر تعداد ۲ بایاس برای دو عدد نرون لایه دوم در نظر گرفته می‌شود. که با bi1 نمایش داده می‌شود و همچنین یک عدد بایاس با علامت bi2 برای یک عدد نرون در لایه سوم مشخص می‌شود. مجموع این بایاس‌ها برابر با سه عدد خواهد بود. در نتیجه طول کروموزوم مورد نظر برابر با مجموع تعداد اوزان و بایاس‌های این شبکه برابر ۱۳ است.

تابع برازندگی

پس از انجام فرآیند پیش‌پردازش، مجموعه داده‌ها به عنوان ورودی شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. اوزان اولیه متناظر با ورودی‌های شبکه عصبی (کروموزوم‌های الگوریتم ژنتیک) در تکرار نخست به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند. همچنین، رابطه میانگین مجذور خطا به عنوان تابع برازش هر کروموزوم از الگوریتم ژنتیک قلم‌داد می‌شود و از این رو به کارگیری عملگر تقاطع ممکن می‌شود (Paredis, 1995). در پایان هر تکرار، ۱۰ درصد از بهترین کروموزوم‌ها به همراه ۹۰ درصد کروموزوم تولید شده تصادفی جدید، به نسل بعد منتقل

می‌شوند. فرآیند یاد شده تا رسیدن به شرایط توقف الگوریتم ادامه می‌یابد. در پایان بهترین کروموزوم به عنوان اوزان اولیه به شبکه عصبی مصنوعی اعمال می‌شود.

عمل‌گرهای تقاطع و جهش

به منظور تقاطع کروموزوم‌های منتخب والد و تولید کروموزوم‌های فرزند، از عمل‌گر تقاطع یک نقطه‌ای استفاده شده است. عمل‌گر تقاطع به منظور تولید نسل در هر تکرار مورد استفاده قرار می‌گیرد و هدف اصلی از به کارگیری این عمل‌گر، تولید نسلی با برازندگی بهتر است، مشروط به اینکه هر یک از فرزندان، مشخصه‌های مطلوب والدین خور را به ارث می‌برند (Kumar et al., 2006). در عمل‌گر تقاطع یک نقطه‌ای، یک نقطه بر روی هر کروموزوم انتخاب شده و فرزندان با ترکیب ژن‌های قبل و بعد نقطه تقاطع کروموزوم والدین منتخب حاصل می‌شوند. برای انتخاب کروموزوم‌های والد از رویکرد چرخ رولت بهره گرفته شد (Goldberg, 1999). پس از به کارگیری عمل‌گر تقاطع، به منظور بررسی گسترده‌تر فضای مسئله، از عمل‌گر جهش نیز استفاده می‌شود به طوری که در آن، یک محل از هر کروموزوم به صورت تصادفی انتخاب شده و مقدار ژن متناظر با احتمال $0/5$ به میزان 10% درصد افزایش (کاهش) می‌یابد.

شرط توقف

تعداد کل تکرار الگوریتم‌های ژنتیک برابر با 100 در نظر گرفته شده است و اگر بعد از 40 تکرار بهبودی در مقدار برازندگی به وجود نیاید، الگوریتم متوقف می‌شود.

ترکیب روش زمین‌آمار با شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک

از محدودیت‌های روش‌های زمین‌آمار و شبکه‌های عصبی مصنوعی حساسیت آنها به تعداد اطلاعات ورودی را می‌توان نام برد که هرچه تعداد این اطلاعات کمتر باشد خطای کار به نسبت بالاتر می‌رود. در این پژوهش از روش کریجینگ معمولی برای تخمین پراکندگی کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای و جهت ترکیب با شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک استفاده شد. لازم به ذکر است که داده‌ها توسط روش کریجینگ به 1000 نقطه تخمینی تبدیل و به منظور بررسی قدرت تفکیک روش‌ها به سطوح فرضی تراکم آفت، داده‌ها به دو کلاس صفر تا کمتر از ده آفت و بزرگتر مساوی 10 تا بیشتر از 20 کفشدوزک تقسیم شدند.

معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی مدل واریوگرام، شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک و ترکیب او دو روش که بر داده‌ها برازش شدند از پارامترهای آماری ضریب تبیین (R^2)، مجموع مربعات باقیمانده (RSS) استفاده شد.

تجزیه و تحلیل آماری

تست نرمالیت داده‌های مربوط به نمونه‌برداری به کمک نرم‌افزار SPSS 19 و آزمون کولموگروف - اسمیرنوف، بررسی شد و به دلیل عدم نرمال بودن آنها، داده‌ها توسط روش کاکس باکس نرمال شدند. تجزیه داده‌ها برای

روش زمین آمار با نرم افزار Surfer نسخه ۱۲ صورت گرفت. کد کامپیوتری شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک در محیط نرم افزار Matlab نسخه ۸/۱ تهیه شد.

نتایج و بحث

نتیجه عملکرد روش زمین آمار

نتایج برازش داده‌ها حاصل از نمونه برداری در روش زمین آمار مطابق جدول ۱ نشان داد که به صورت کلی داده‌ها با مدل کروی تطابق داشتند که بر اساس این نتیجه با اطمینان می‌توان استنباط نمود که پراکندگی کفشدوزک هفت نقطه‌ای *C. septempunctata* به صورت تجمعی است. با توجه به نتایج، ضریب تبیین بالای ۰/۸۰ است و درجه وابستگی مکانی ۰/۷۹ بود که مقدار درجه وابستگی مکانی مناسبی است و می‌توان به این نتایج اطمینان کافی داشت.

جدول ۱- ویژگی زمین آماری بوته‌های یونجه که کفشدوزک هفت نقطه‌ای روی آن فعالیت دارند

Table 1. Geostatistical characteristics of the infected plants alfalfa to *C. septempunctata*

Model	Coefficient of Determination	RSS	Degree of spatial dependence	Range of spatial dependence	Nugget
Spherical	0.812	2.43	0.7903	205.12	20.05

نتیجه عملکرد روش شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک

به منظور انتخاب پارامترهای الگوریتم ژنتیک همچون تعداد جمعیت اولیه، احتمال تقاطع و احتمال جهش، الگوریتم چندین بار اجرا شد. مطابق جدول شماره ۲ نتایج حاصل از روش سعی و خطا نشان داد که بهترین خروجی الگوریتم ژنتیک با فرض جمعیت اولیه ۱۰۰ کروموزوم، احتمال تقاطع ۰/۹ و احتمال جهش ۰/۱ ممکن می‌گردد. در واقع به ازای پارامترهای مذکور، مقدار میانگین مطلق خطای نسبی برای مولفه خروجی شبکه عصبی پیشنهادی کمینه می‌گردد. با تنظیم پارامترهای الگوریتم ژنتیک، اوزان اولیه شبکه عصبی محاسبه گردید و بدین طریق شبکه عصبی جهت پیش‌بینی پراکندگی *C. septempunctata* آماده شد که نتایج عملکرد آن در جدول شماره ۳ نشان داده شده است.

جدول ۲- درصد خطای شبکه عصبی پیشنهادی به ازای پارامترهای مختلف الگوریتم ژنتیک

Table 2. Error percentage of proposed neural network with different parameters of Genetic algorithms

AARE percentage for the third class (%)	AARE percentage for second class (%)	Mutation rate	Crossover rate	Population
2.62	3.49	0.4	0.6	50
2.51	1.99	0.3	0.7	50
2.63	3.17	0.2	0.8	50
2.29	2.89	0.1	0.9	50
2.20	2.70	0.4	0.6	100
2.17	2.66	0.3	0.7	100
1.99	2.50	0.2	0.8	100
1.97	2.49	0.1	0.9	100
1.97	2.47	0.4	0.6	150
1.97	2.41	0.3	0.7	150
1.97	2.30	0.2	0.8	150
1.94	2.22	0.1	0.9	150

جدول ۳- عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک

Table 3. Performance of Artificial Neural Network optimized with genetic algorithm

Network goals for classification	Network Utilization phase	RSS	R2
BD=0 , BD 10	Training Phase	1.89	0/841
	Test Phase	1.65	0/826
BD 10 , BD>20	Training Phase	1.12	0/832
	Test Phase	1.19	0.809

نتیجه عملکرد ترکیب روش زمین‌آمار با شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک

در این مرحله داده‌های حاصل از نمونه برداری توسط روش زمین‌آمار به ۱۰۰۰ نقطه تخمینی و به دو کلاس تبدیل شد و سپس از شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک با فرض جمعیت اولیه ۱۰۰ کروموزوم، احتمال تقاطع ۰/۹ و احتمال جهش ۰/۱ و میانگین مطلق خطای نسبی ۱.۱۴. برای پیش‌بینی الگوی پراکنش این گونه کفشدوزک استفاده، و بر اساس شاخص‌های آماری جدول شماره ۴ این ترکیب دارای عملکرد مطلوبی است.

جدول ۴- عملکرد ترکیب زمین‌آمار با شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک

Table 4. Performance of Combined Geostatistics with Optimized Artificial Neural Network by Genetic Algorithm in Estimation of Groundwater Level

Network goals for classification	Network Utilization phase	RSS	R2
BD=0 , BD 1	Training Phase	0.54	0/877
	Test Phase	0.112	0/803
BD 10 , BD>20	Training Phase	0.784	0/880
	Test Phase	0.654	0.851

برای اطمینان از یادگیری شبکه عصبی آموزش دیده برای پیش‌بینی الگوی پراکنش کفشدوزک هفت نقطه‌ای داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه از نظر آماری با هم مقایسه شدند. در اینجا فرض صفر بر تساوی میانگین، واریانس و توزیع آماری دلالت دارد. هر فرضیه در سطح احتمال ۹۵ درصد به کمک پارامتر p آزمون شد. به ترتیب برای مقایسه میانگین، واریانس و توزیع آماری از آزمون F ، t و کولموگروف - اسمیرنوف استفاده شد. مقادیر P محاسبه شده برای هر مورد در جدول (۳) نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که میانگین، واریانس برای شبکه عصبی مصنوعی اختلاف معنی داری را نشان نمی‌دهد ($p < 0.001$) و بین توزیع آماری مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی اختلاف معنی داری در سطح ۹۵ درصد وجود ندارد ($p > 0.89$). وجود $p > 0.73$ در مورد توزیع آماری بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی تراکم کفشدوزک در سطح مزرعه، نشان از دقت بالا و نیز قابلیت شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک به منظور طبقه بندی سطح مزرعه دارد.

جدول ۵- مقایسات آماری مقادیر واقعی و پیش‌بینی تراکم کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای توسط شبکه عصبی MLP

Table 5. Statistical comparisons between the observed and estimated *C. septempunctata* by MLP neural networks.

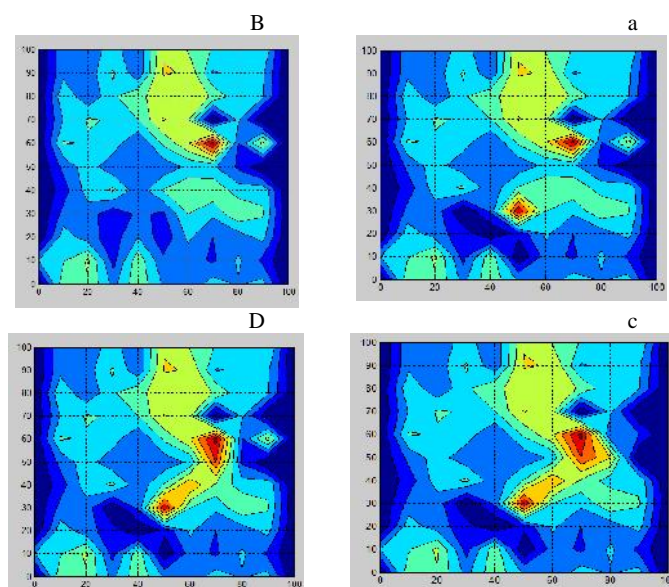
Classification	Utilization phase	Comparisons of means	Comparisons of variance	Comparisons of distribution
BD=0 , BD 10	Training Phase	0/676	0/786	0/75
	Test Phase	0/657	0/786	0/84
BD 10 , BD>20	Training Phase	0/776	0/874	0/89
	Test Phase	0/653	0.986	0/87

در پژوهشی که منظور تعیین الگوهای پراکنش حشرات در یک مرتع به وسیله شبکه عصبی انجام شد، بیان شد که شبکه عصبی LVQ, MLP و خطی می‌توانند به خوبی الگوهای توزیع حشرات را تشخیص دهند. اما در بین شبکه‌های مذکور شبکه‌های MIP دارای قوی‌ترین الگوریتم در تشخیص الگوها بود (Zhang *et al.*, 2008) و همچنین پژوهش (Young *et al.*, 2000) بیانگر کارایی بالای شبکه عصبی مصنوعی MLP در پیش‌بینی پویایی جمعیت مگس گالزا (Diptera: Cecidomyiida) در جنگل‌های سوزنی‌برگ آمریکا بود. نتایج به دست آمده از این دو پژوهش با نتایج حاصل از این پژوهش هماهنگی داشت.

نقشه‌های توزیع مکانی کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای

نقشه پراکندگی مکانی کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای توسط شبکه عصبی تفکیک و ترسیم شده و در شکل ۱ نشان داده شده است. در این شکل ۱ a و b و نیز در شکل ۱ c و d به ترتیب، جمعیت آفت بر اساس دو حد آستانه ۱۰ و ۲۰ عدد کفشدوزک ترسیم شده استفاده شد. این حدود یک حد آستانه فرضی برای این گونه باشد تا با کمک آن قابلیت شبکه عصبی نشان داده شود. اگرچه که پیش‌تر بر اساس مقایسات آماری، مابین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده به عدم وجود تفاوت معنی‌داری در توزیع آماری کفشدوزک دست پیدا کردیم. اما اکنون با مقایسه بین نقشه‌های حاصله از داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه متوجه خواهیم شد بین نقاط متناظر در نقشه در برخی از مکان‌ها تفاوت‌هایی وجود دارد که ناشی از خطای مدل شبکه عصبی است. ولی در مورد صحت کارایی یک مدل نمی‌توان تنها با مقایسه یک یا چند نقطه قضاوت کرد (Zhang & Fuh, 1998).

در مقایسه نقشه‌های تفکیک شده توسط مدل شبکه عصبی و نقشه‌های واقعی بخش‌های مرکزی و شرقی زمین دارای کفشدوزک بودند که توسط شبکه عصبی قابل پیش‌بینی نبود. (Zhang *et al.*, 1998) در مقایسه سه مدل شبکه عصبی LVQ, MLP و خطی برای تعیین الگوهای پراکندگی حشرات در سطح یک چمنزار، بیان کردند که شبکه عصبی MLP الگوریتم قوی‌تری در تشخیص الگوی پراکندگی حشرات بود.



شکل ۱- نقشه توزیع کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای در دو حالت واقعی (شکل‌های b و c) و تفکیک شده توسط مدل شبکه عصبی (شکل‌های d و b). نقشه‌های (a,b) بر اساس حد آستانه ده آفت، نقشه‌های (c,d) حد آستانه بیست آفت. **Fig. 1.** *C. septempunctata* distribution maps in actual (b and c) and classified conditions by MLPNN (c and b). The maps of b and d have been drawn according to economic threshold of 10 and 20 respectively

نتیجه‌گیری

کنترل موثر آفات یونجه توسط شکارگران و استقرار مزرعه‌ای سالم با پوشش کامل از اصول لازم جهت مدیریت تلفیقی آفات در مزارع یونجه است. برای تدوین برنامه‌های مدیریت تلفیقی آفات، آگاهی از تغییرات جمعیت آفت و شکارگرهای آنها لازم و ضروری می‌باشد. حفاظت از این دشمنان طبیعی مستلزم ایجاد شرایط مناسب بوده که دارای حداقل استرس باشد. یکی از عواملی که می‌تواند به این مسئله کمک کند تغییر در عملیات زراعی شامل (حفظ پناهگاه‌های آنها با کاشت و یا برداشت ردیفی یا حفظ پوشش گیاهی، رعایت تناوب و تقویت جمعیت‌های محلی) می‌باشد (Obrycki & Kring, 1998). مدیریت مکان - ویژه دشمنان طبیعی راهکاری برای رسیدن به این اهداف می‌باشد. اما آنچه رسیدن به این هدف را محقق می‌سازد افزایش صحت و دقت در تهیه نقشه‌های پراکنش جمعیت آنها است. مطالعات متعددی نشان داده است که شبکه عصبی مصنوعی توانایی بالای در تشخیص الگوهایی توزیع مکانی جمعیت‌های اکولوژیکی دارند. در این پژوهش شبکه عصبی توانست با دقت مناسبی نقشه پراکنش این شکارگر را در منطقه ترسیم نماید که نتایج حاصل از این پژوهش می‌تواند در مدیریت مکان - ویژه این گونه شکارگر مورد استفاده قرار گیرند به این صورت که با استفاده از نقشه‌های پراکنش، می‌توان جهت تقویت جمعیت‌های محلی، و حفاظت از این عوامل کنترل طبیعی در نقاط پراکنش آنها، متمرکز ساخت.

References

- Ansari pour, A. & Shakarami, J.** (2011). Study of ladybirds (Col.: Coccinellidae) in Khorramabad district and the first report of *Hyperaspis quadrimaculata* (Redtenbacher 1844) for Iranian fauna. *Life Science Journal* 8, 488-495.
- Choudhury, S.K. & Bartarya, G.** (2003). Role of temperature and surface finish in predicting tool wear using neural network and design of experiments. *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 10, 747-753.
- De Alves, M.C., Da Silva, F.M., Moraes, J.C., Pozza, E.A., De Oliveira, M.S., Souza, J.C.S & Alves, L.S.** (2011). Geostatistical analysis of the spatial variation of the berry borer and leaf miner in a coffee agroecosystem. *Precision Agriculture* 12, 18-31.
- Freeman, J. & Sakura, D.** (2005). Neural Networks: Algorithms, Applications, and Programming Techniques. 1thed. 372pp. Addison-Wesley, Berlin.
- Goel, P. K., Prasher, S. O., Patel, R. M., Landry, J. A., Bonnell, R. B. & Viau, A. A.** (2003). Classification of hyper spectral data by decision trees and artificial neural networks to identify weed stress and nitrogen status of corn. *Computers and Electronics in Agriculture* 39, 67-93.
- Gressie, N.** (1993). Statistics for spatial data. 1thed. 550 pp. John Wiley, New York.
- Goldberg, D.** (1999). Genetic algorithms in search optimization and machine learning. 2thed. 320pp. Addison-Wesley Longman Publishing Company. Boston.
- Habashi, H., Hosseini, M., Mohammadi, J. & Rahmani, R.** (2007). Geostatistic applied in forest soil studding process. *Journal of Agricultural Science and natural Resources* 14, 1-10. [In Persian with English summary]
- Hagen, J.S.** (1962). Biology and ecology of predaceous Coccinellidae. *Annual Review of Entomology* 7, 289-326.
- Hasani Pak, A.** (2007). Geostatistics. 3thed. 538 pp. University of Tehran Press. [In Persian]
- Heykin S.** (1999). Neural network, a comprehensive foundation. 1thed. 572 pp. John Wiley & Sons, New York.
- Honek, A. & Martinkova, Z.** (2005). Long term changes in abundance of *Coccinella septempunctata* L. (Coleoptera: Coccinellidae) in the Czech Republic. *European Journal of Entomology* 102, 443-448.
- Hodek, I.** (1973). Biology of Coccinellidae. Academia publishing house of the czechoslovak, Academy of Sciences Pragus, 260pp.
- Isman, M.** (1999). Pesticides based on plant essential oils. Pesticide. *Crop Protection* 18, 603-608.
- Irmak, A., Jones, J. W., Batchelor, W. D., Irmak, S., Boote, k. J. & Paz, J.** (2006). Artificial neural network model as a data analysis tool in precision farming. *Transactions of the American Society of Agricultural and Biological Engineers* 49, 2027-2037.
- Katherine, A.R.** (2001). Geostatistic using SAS software. Owen analytic inc. Deep. River, CT., 6 pp.
- Kianpour, R., Fathipour, Y., Kamali, K. & Naseri, B.** (2010). Bionomics of *Aphis gossypii* (Homoptera: Aphididae) and its predators *Coccinella septempunctata* and *Hippodamia variegata* (Coleoptera: Coccinellidae) in natural conditions. *Journal of Agricultural Science and Technology* 12, 1-11.
- Kim, K.** (2006). Artificial Neural Network with evolutionary instance selection for financial forecasting. *Expert systems with application* 30, 519-526.
-

- Kumar, D. N., R. K. Srinivasa and B. Ashok.** (2006). Optimal reservoir operation for irrigation of multiple crops using genetic algorithms. *Journal of Irrigation Drainage Engineering* 132, 123-129.
- Castera, I. & Boyd, M.** (1996). Designing an artificial neural network for forecasting financial and economic time series. *Neurocomputing* 12, 13-19.
- Liebhold, A.M., Zhang, X., Hohn, M.E., Elkinton, J.S., Ticehurst, M., Benzon, C.L. & Campbell, R.W.** (1991). Geostatistical analysis of Gypsy moth (Lepidoptera: Lymantridae) egg mass population. *Environmental Entomology* 20, 1407-1417.
- Lohn J.D., W. Kraus, G. Haith.** (2002). Comparing a Coevolutionary Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization. *Proceedings of the 2002 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1157-1162.
- Latifian, M. & Soleymannejadian, E.** (2009). Study of the Lesser moth *Batrachedra amydraula* (Lep.: Batrachedridae) distribution based on geostatistical models in Khuzestan province. *Journal of Entomological Research* 1, 43-55. [In Persian with English summary]
- Makarian, H., Rashed Mohassel, M. H., Bannayan, M. & Nassiri, M.** (2007). Soil seed bank and seedling populations of *Hordeum murinum* and *Cardaria draba* in saffron fields. *Agriculture Ecosystems and Environment* 120, 307- 312.
- Obrycki, J.J. & Kring, T. J.** (1998). Pradaceus Coccinellidae in biological control. *Annual Review of Entomology* 43, 295-321.
- Paredis, J.** (1995). The symbiotic evolution of solutions and their representations. Pages 359-365 of: Eshelman, L. (ed), *Proceedings of the sixth international conference on genetic algorithms*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann.
- Ribes-Dasi, M., Almacellas, J., Sió, J., Torà, R., Planas, S. & Avilla, J.** (2005). the use of Geostatistics and GIS to optimise pest control practices in precision farming systems. *Information and Technology for Sustainable Fruit and Vegetable Production* 10, 583-590.
- Story, M. & Congalton, R.G.** (1994). Accuracy assessment: A user's perspective: L.K. Fenster maleer. Remote sensing thematic assessment. *American society for photogrammetry and remote sensing* 12, 257-259.
- ShafieeNasab, B., Shakarami, J., Mohiseni, A. & Jafari, S.H.** (2015). Geostatistical characteristics of the spatial distribution of the infestation pods by the pod borer, *Heliothis virescens* Huf. (Lep: Noctuidae) in rain-fed chickpea (*Cicer arietinum* L.) fields in Delfan (Lorestan province). *Plant Pests Research* 5, 49-59. [In Persian with English summary]
- Sciarretta, A., Trematerra, P. & Baumgärtner, J.** (2001). Geostatistical analysis of *Cydia funebrana* (Lepidoptera: Tortricidae) pheromone trap catches at two spatial scales. *American Entomologist* 47, 174-184.
- Shabani nejad, A. R. & Tafaghodinia, B.** (2016). Evaluation of the ability of LVQ4 artificial neural network model to predict the spatial distribution pattern of *Tuta absoluta* in the tomato field in Ramhormoz. *Journal of Entomological society of Iran* 36, 195-204. [In Persian with English summary]
- Shabani nejad, A. & Tafaghodiniya, B.** (2017). Automatic clustering of data from sampling and evaluation of neuro-fuzzy network to estimate the distribution of *Bemisia tabaci* (Hem.: Aleyrodidae). *Journal of Entomological society of Iran* 37, 91-105. [In Persian with English summary]
- Shabani nejad, A. R. & Tafaghodinia, B.** (2016). Evaluation of Geostatistical Methods and Artificial Neural Network for Estimating the Spatial Distribution of *Tetranychus urticae*

-
- (Acari: Tetranychidae) in Cucumber field Ramhormoz. *Journal of Applied Entomology and Phytopathology* 85, 22-30. [In Persian with English summary].
- Shabani nejad, A. R., Tafaghodinia, B. & Zandi- Sohani, N.** (2016). Hybrid neural network with genetic algorithms for predicting distribution pattern of *Tetranychus urticae* T. in cucumbers field of R mhormoz. *Persian journal of Acarology* 8, 240-252.
- Shu-Heng, C.** (2002). Genetic Algorithm and Genetic Programming in Computational Finance. 1sted. 389 pp. Springer Kluwer Academic Publications.
- Vellido, A., Liboa, P. J. G. & Vaughan, J.** (2010). **Neural Networks in Business: a Survey of Applications.** *Expert Systems with Application* 19, 12-24.
- Shanker, M., Hu, M. Y., Hung, M. S.** (1996). Effect of data standardization on neural networks training. *Omega*, 24, 385-397.
- Seraj A. A.** (2011). Principle of Plant pest control. 7745pp. Shahid chamran Press.
- Wright, R.J., Devries, T.A., Young, L.J., Jarvi, K.J. & Seymout, R.C.** (2002) Geostatistical analysis of small- scale distribution of European corn borer (Lepidoptera: Crambidae) larvae and damage in whorl stage corn. *Environmental Entomology* 31, 160–167.
- Young-S.P., Ja-Myung, K., Buom-Young, L., Yeong-Jin, L. & YooShin, K.** (2000). Use of an artificial neural network to predict population dynamics of the forest–pest pine needle gall midge (Diptera: Cecidomyiida). *Environmental Entomology*, 29, 1208–1215
- Zhang, W. J., Zhong, X. Q. & Liu, G. H.** (2008). Recognizing spatial distribution patterns of grassland insects: neural network approaches. Stochastic Environmental. *Research and Risk Assessment* 22, 207–216.
- Zhang, Y. F. & Fu, J. Y.H.** (1998). A neural network approach for early cost estimation of packaging products. *Computers & Industrial Engineering*, 34, 433-50.
-