

مقاله پژوهشی

مقایسه عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم رقابت استعماری و جهش قورباغه مخلوط شده برای پیش‌بینی الگوی توزیع کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای *Coccinella septempunctata* در مزرعه یونجه شهرستان زرقان

روناک محمدی^۱✉، مریم آل‌عصفور^۲

۱- دانشجوی دکتری حشره شناسی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران؛ ۲- استادیار، بخش گیاه‌پزشکی، دانشکده کشاورزی،

دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

(تاریخ دریافت: اسفند ۱۴۰۰؛ تاریخ پذیرش: شهریور ۱۴۰۱)

چکیده

امروزه تشریح الگوهای پراکندگی حشرات با استفاده از روش‌های درونیایی و تخمین تراکم مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته است. این پژوهش به منظور پیش‌بینی و ترسیم نقشه توزیع مکانی کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) ترکیب شده با الگوریتم رقابت استعماری، جهش قورباغه در سطح مزرعه انجام شد. داده از صد نقطه سطح یک مزرعه یونجه شهرستان زرقان در سال ۱۳۹۸ به دست آمده است. برای ارزیابی شبکه‌های عصبی مورد استفاده و مقایسه عملکرد آن‌ها در پیش‌بینی توزیع این گونه از پارامترهای آماری مانند توزیع آماری، مقایسه میانگین و ضریب تبیین 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 توزیع آماری و میانگین مجموعه داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده مکانی این گونه توسط شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم جهش قورباغه مخلوط شده، تفاوت معنی‌داری وجود نداشت و الگوریتم جهش قورباغه مخلوط شده دقت بالاتری در تشخیص توزیع داشت. بر اساس نقشه‌های ترسیمی ما توزیع این گونه کفشدوزک تجمعی است. واژه‌های کلیدی: الگوریتم، توزیع مکانی، شبکه عصبی مصنوعی، کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای، متاهوریستیک

Comparison of optimized artificial neural network performance with imperialist competitive algorithm and shuffled frog leaping algorithm to predict the distribution pattern of *Coccinella septempunctata* in an alfalfa field of zarghan

R. MOHAMMADI¹✉, M. ALEOSFOOR²

1-PhD candidate in entomology, faculty of agriculture, Razi University, Kermanshah

2-Assistant Professor, Department of Plant Production, College of Agriculture, Shiraz University, Iran

Abstract

Nowadays, many researchers have paid attention to explaining the patterns of insect dispersion using interpolation and density estimation methods in order to investigate the possibility of proper integrated management with the location of pests. This study was conducted to predict and map the spatial distribution of the *Coccinella septempunctata* using multilayer perceptron neural networks (MLPs) combined with the imperialist competitive algorithm and shuffled frog leaping algorithm at the field level. Data have been obtained through 100 samples taking from the surface of a hay field of zarghan area in 2019. To evaluate the neural networks used and compare their performance, statistical parameters such as statistical distribution, mean comparison and coefficient of explanation between the spatially predicted values by the neural network and their actual values were used to predict the distribution of this species. The results showed that in the training and experimental phases, there was no significant difference between the values of statistical distribution and the mean of real and predicted spatial data sets of this species combined by neural network with shuffled frog leaping algorithm. Shuffled frog leaping algorithm was more accurate in detecting the distribution. Our map showed that pest distribution was patchy

Keywords: Artificial neural network, *Coccinella septempunctata*, metaheuristic algorithm, spatial distribution.

مقدمه

کفشدوزک‌ها در بسیاری از زیستگاه‌ها شامل زمین‌های زراعی، باغ‌ها، جنگل‌ها، سواحل دریا، کوه‌ها و یا مکان‌های دیگر یافت می‌شوند (Ali and Rizvi, 2010). کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای *Coccinella septempunctata* L. گونه متداول مورد استفاده برای مهار زیستی در سامانه‌های کشاورزی است که بسیاری از گونه‌های بومی آفات به‌وسیله آن‌ها کنترل می‌شوند. (Honek and Martinkova, 2005; Khan and Yoldas, 2018). کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای یکی از گونه‌های مهم است که 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 از تمام مناطق ایران و در انواع اکوسیستم‌ها نیز گزارش شده است (Ansari Pour et al., 2012; Alichy and Mohammadi, 2017). 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 یک برنامه مهار زیستی موفق، نقش به‌سزایی دارد. لازمه تکوین برنامه مدیریت تلفیقی هر آفتی، داشتن آگاهی کامل از زیست‌شناسی، بوم‌شناسی و دینامیسم جمعیت آفت و دشمنان طبیعی آن می‌باشد. به‌منظور توسعه استراتژی مهار زیستی پایدار درک چگونگی ساختار زیستگاه، اندازه و تغییرات جمعیت و همچنین تحت تاثیر قرار گرفتن دشمن طبیعی برای از بین بردن طعمه 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 حشرات است. درون‌یابی مکانی شامل تخمین متغیرهایی مانند تراکم حشره مورد نظر، در

نقاط نمونه‌برداری نشده با استفاده از داده‌های به دست آمده از نقاط نمونه‌برداری شده است. به عبارتی یک روش درون‌یابی ایده‌آل قادر است تا با استفاده از اطلاعات مربوط به تراکم حشره در تعداد نقاط محدود نمونه‌برداری شده، تراکم حشره را در نقاط نمونه‌برداری نشده به درستی تخمین بزند (Makarjian et al., 2007). از روش‌های درون‌یابی مورد استفاده در مطالعات حشره‌شناسی روش‌های کریجینگ (Kriging) و شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) را می‌توان نام برد. مطالعات متعددی نشان داده است که شبکه‌های عصبی توانایی بالایی در تشخیص الگوهای توزیع مکانی جمعیت‌های بوم‌شناختی دارند (Irmak et al., 2006; Goel et al., 2003). در یک پژوهش از مدل شبکه عصبی بردار چندی ساز یادگیر (Learning Vector Quantization Neural Network) برای مطالعه توزیع مکانی حشرات در اراضی مرتعی استفاده شد و کارایی مطلوبی نشان داد (Zhang et al., 2008). در پژوهشی دیگر 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 پراکنندگی شب‌پره مینوز گوجه فرنگی استفاده شد، و کارایی بسیار بالایی از خود نشان داد (Shabani nejad and Tafaghodinia, 2016). در پژوهشی داده‌های حاصل از نمونه‌برداری مزرعه خیار توسط روش خوشه‌بندی اتوماتیک تقسیم‌بندی شدند و پراکنندگی سفید بالک پنبه توسط شبکه نرو-فازی ترسیم شد (Shabani nejad and Tafaghodinia, 2017). و در نهایت مقایسه‌ای بین روش‌های زمین‌آمار و شبکه عصبی مصنوعی در تعیین پراکنش مکانی کنه تارتن دولکه‌ای *Tetranychus urticae* (Acari: Tetranychidae) در مزرعه خیار شهرستان رامهرمز انجام شد که نتایج، برتری روش شبکه عصبی مصنوعی را نشان داد (Shabani nejad and Tafaghodinia, 2016). بنا به بررسی‌های انجام شده، تاکنون پژوهشی به‌منظور ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم رقابت

میانی، این امر ضروری به نظر می‌رسد. در غیر این صورت شبکه در طول فاز آموزش همگرا نخواهد شد و نتیجتاً نتایج مطلوبی هم به دست نمی‌آید (Yuxin et al, 2006). زمانی که از تابع فعالیت سیگموئیدی استفاده می‌شود، بهترین دامنه تبدیل داده‌ها بین ۰/۹ و ۰/۱ می‌باشد (Vakil-Baghmisheh and Pavešičmm, 2003). برای تبدیل داده‌ها از روش نرمالیزاسیون خطی معادله (۱) استفاده شد:

$$x_n = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \times (r_{max} - r_{min}) + r_{min} \quad (1)$$

در اینجا X داده‌ی خام اولیه، x_n داده‌ی نرمالیزه شده، x_{min} و x_{max} به ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه داده‌های اولیه، r_{max} و r_{min} هم به ترتیب حدود بالایی و پایینی دامنه تغییرات داده‌های تبدیل 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 (Kim, 2006). 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 است (Choudhury and Bartarya, 2003).

علیرغم، موفقیت‌های کلی الگوریتم پس انتشار خطا، 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 and Sakura, 2005). با توجه به معایب این الگوریتم، برای افزایش سرعت همگرایی و تعیین وزن‌های مناسب شبکه از الگوریتم‌های هوشمند استفاده می‌شود، بنابراین در این پژوهش از الگوریتم رقابت استعماری و جهش قورباغه استفاده شده است.

استعماری و جهش قورباغه در راستای تحقق برنامه مدیریت توزیع کفشدوزک هفت‌نقطه‌ای، در مزرعه یونجه صورت نگرفته است. به همین دلیل، تحقیق حاضر با هدف شناخت وضعیت پراکنش این آفت در مزرعه یونجه منطقه زرقان انجام شد.

مواد و روش‌ها

موقعیت جغرافیایی و تهیه نقشه نمونه برداری

به منظور انجام این پژوهش یک مزرعه یونجه به ابعاد یک هکتار در اطراف شهرستان زرقان در فاصله ۲۵ کیلومتری شهر شیراز انتخاب شد. در درون مزرعه موقعیت مکانی هر نقطه نمونه برداری بر اساس موقعیت جغرافیایی آن‌ها در تمام طول نمونه برداری ثابت در نظر گرفته شد. جهت علامت گذاری موقعیت مکانی نقاط نمونه برداری پس از مشخص کردن جهت شمال زمین، نقطه‌ای در حاشیه جنوبی زمین به عنوان مبدا مختصات مشخص شد. مزرعه به شبکه‌های ۱۰ متری تقسیم، و در مجموع ۱۰۰ نقطه مشخص شد. در تمامی نقاط نمونه برداری که از اواسط فروردین تا پایان شهریور هر هفته یکبار از مزرعه انتخابی صورت گرفت یک بلوک ۲×۲ متر مربع انتخاب و درون آن تعداد ۱۰ بوته به صورت تصادفی به عنوان واحد نمونه برداری انتخاب، و تعداد حشرات کامل موجود در قسمت‌های مختلف گیاه شمارش و ثبت شد.

پیش پردازش داده‌ها

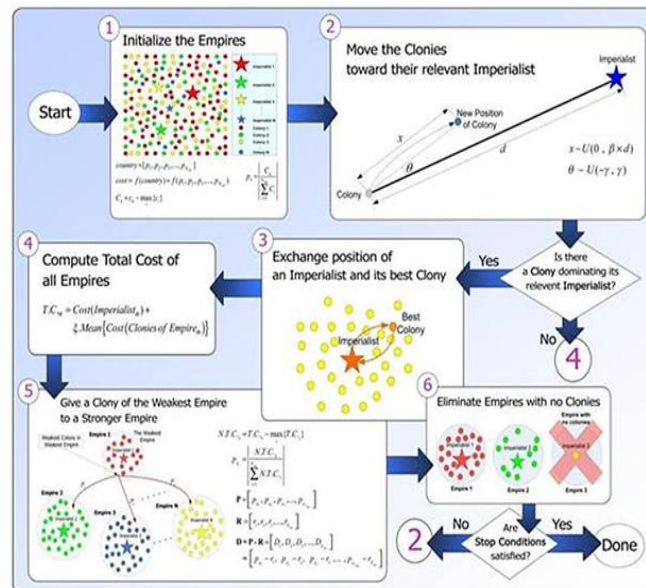
در ابتدا داده‌ها به طور تصادفی به دو دسته مجموعه آموزش با ۷۰ عضو (۷۰ درصد کل داده‌ها) و مجموع آزمایش با ۳۰ عضو (۳۰ درصد کل داده‌ها) تقسیم بندی شد. البته اگر این تقسیم بندی منجر به نتایج مطلوب نشود، می‌توان این مرحله را مجدداً تکرار کرد (Zhang et al, 1998).

قبل از به کارگیری داده‌های خام اولیه در آموزش شبکه، باید داده‌ها در دامنه مناسبی نرمالیزه شوند زیرا الگوریتم یادگیری همراه با داده‌های خام نمی‌تواند عملکرد مناسبی داشته باشد و همچنین به دلیل دامنه تغییرات خروجی تابع فعالیت سیگموئیدی (Sigmoid transfer function) به کار گرفته شده در لایه

معماری شبکه عصبی مصنوعی

در طراحی ساختار و معماری شبکه عصبی تعداد عناصر بردار ورودی از صورت مسئله مورد بررسی مشخص می‌شوند و با انتخاب طراح نیست، اما تعیین تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها، نوع ارتباط بین نرون‌ها، نوع تابع فعال‌سازی، تعداد تکرارها، در حوزه 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 هشت مرحله‌ای بیان شده توسط کاسترا و بوید (۱۹۹۶) استفاده شد، شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم رقابت استعماری ۶ نرون، جهش قورباغه ۵ نرون در لایه پنهان بهترین عملکرد را داشته است. برای تابع فعال‌سازی مورد استفاده نیز از تابع سیگموئیدی در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی استفاده شد. تعداد تکرار برای تمامی مراحل ۱۰۰۰ در نظر گرفته شد. تنظیم وزن‌های شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری این الگوریتم یک الگوریتم جدید در زمینه محاسبات تکاملی است که بر مبنای تکامل اجتماعی - سیاسی انسان

پایه‌گذاری شده است. روند الگوریتم به این صورت است که در مرحله اول با تعدادی جمعیت اولیه، که کشور نام دارند، شروع می‌شود و سپس تابع هدف طبق تعریف مساله برای هر یک از کشورها به دست می‌آید. با مقایسه مقادیر تابع هدف تمامی کشورها، تعدادی از بهترین آن‌ها انتخاب و کشورهای استعمارگر نامیده می‌شوند و بقیه کشورها کشورهای مستعمره (کلونی) نامیده می‌شوند. باید توجه کرد که در شرایط مساوی که چندین مقدار تابع هدف یکسان برای انتخاب کشورهای استعمارگر وجود دارد به تصادف از بین آن‌ها، کشورهای استعمارگر انتخاب می‌شوند. حال کشورهای مستعمره به کشورهای استعمارگر اختصاص می‌یابند تا امپراطوری‌ها (هر امپراطوری از یک کشور استعمارگر و چند کشور مستعمره تشکیل شده است) تشکیل شوند. باید توجه کرد که هرچه قدرت یک کشور استعمارگر بیشتر باشد (تابع هدف آن بهتر باشد) تعداد بیشتری کشورهای مستعمره به آن اختصاص می‌یابد. شمای کلی این الگوریتم در شکل (۱) نشان داده شده است (Atashpaz-Gargari, 2009).



شکل ۱- شکل کلی الگوریتم رقابت استعماری

(Atashpaz-Gargari, 2008)

Fig. 1. Scheme of Imperialist Competitive Algorithm.

پیاده سازی آن آسان است. الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه می تواند بسیاری از مسائل غیر خطی، غیر قابل تشخیص و چند حالت را حل کند (Eusuff *et al.*, 2003)

این الگوریتم مزایای دو الگوریتم های بر پایه ژنتیک مانند همپتیک و الگوریتم های بر اساس رفتار اجتماعی مانند الگوریتم دسته پرندگان را باهم ترکیب کرده است. لذا تلاش می کند که یک تعادل بین بررسی گسترده در فضای جواب های محتمل ایجاد کند. در این الگوریتم جمعیت شامل یک دسته از قورباغه ها (جواب ها) می شود، هر قورباغه ساختاری شبیه به کروموزوم در الگوریتم ژنتیک را خواهد داشت. کل جمعیت قورباغه ها در دسته های کوچکتری تقسیم بندی می شوند، هر دسته نماینده انواع مختلفی از قورباغه ها هستند که در محل های مختلفی از فضای جواب ها گسترده شده اند. سپس هر دسته از این قورباغه ها شروع به یک جستجوی محلی دقیق در اطراف محل استقرار خود می کنند. هر قورباغه در هر دسته هم تحت تأثیر دیگر اعضای گروه خود قرار می گیرد و هم از گروه های دیگر متأثر می شود. بعد از چند مرحله بعد آموزش انجام می گیرد و اطلاعات بین تمامی گروه ها پخش میشود تا شرط همگرایی برقرار شود. نحوه یافتن بهترین جواب در این الگوریتم از دو مرحله جستجو سراسری و محلی تشکیل شده است. تشکیل جمعیت اولیه ابتدا تعداد دسته های مورد نظر و تعداد قورباغه هایی که می بایست در هر دسته قرار گیرند مشخص می شوند. اگر تعداد دسته ها و تعداد قورباغه های موجود در هر دسته ۱ در نظر گرفته شود، در این صورت تعداد کل نمونه ها برابر $F = mn$ خواهد بود. سپس تابع هزینه برای تمام نمونه های تولید شده محاسبه می گردد. مرتب سازی و توزیع تعداد کل قورباغه های انتخابی بر اساس تابع هزینه محاسبه شده، مرتب می شوند به گونه ای که نمونه با کمترین تابع هزینه و بهترین موقعیت در اولین مکان قرار گیرد. موقعیت بهترین قورباغه در کل جمعیت ذخیره می گردد. سپس کل قورباغه ها در بین m دسته انتخابی تقسیم می شوند به قسمتی که در هر دسته یک قورباغه قرار گیرد، نحوه تقسیم بدین صورت می باشد که در

تنظیم وزن های شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم جهش قورباغه

الگوریتم جهش قورباغه مخلوط شده یا Leaping Shuffled Frog Algorithm به اختصار (SFLA)، یکی از الگوریتم های بهینه سازی فرا ابتکاری است که از رفتار اجتماعی قورباغه ها الهام گرفته شده است، و از نظر طبقه بندی، در میان الگوریتم های رفتاری یا الگوریتم های ممیتیک (Memetic Algorithms) قرار می گیرد. الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه یک الگوریتم مبتنی بر همپتیک متأهیوریستیک است. الگوریتم ممیتیک، یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت است که برای مسائل بهینه سازی پیچیده و بزرگ مورد استفاده قرار می گیرد. ایده اصلی این الگوریتم، به کارگیری یک روش جستجوی محلی در درون ساختار الگوریتم ژنتیک برای بهبود کارایی فرآیند تشدید هنگام جستجو است. الگوریتم ممیتیک در ابتدا مجموع جواب های اولیه را رمزگذاری می کند، آنگاه این الگوریتم میزان مطلوبیت هر یک از جواب ها را بر اساس یک تابع برازندگی را محاسبه کرده و جواب های جدیدی را تولید می کند. الگوریتم SFLA از نحوه جستجوی غذای گروه های قورباغه سرچشمه می گیرد. این الگوریتم برای جستجوی محلی میان زیر گروه های قورباغه از روش نموممیتیک استفاده می کند. الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه از استراتژی ترکیب استفاده می کند و امکان مبادله پیام در جستجوی محلی را فراهم می سازد. این الگوریتم مزایای الگوریتم نموممیتیک و بهینه سازی گروه ذرات را ترکیب می کند. در الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه نه تنها در جستجوی محلی بلکه در جستجوی سراسری نیز پیام ها مبادله می شوند. بدین ترتیب جستجوی محلی و سراسری به خوبی در این الگوریتم ترکیب می شوند. جستجوی محلی امکان انتقال مم را میان افراد ممکن می سازد و استراتژی ترکیب امکان انتقال مم را میان کل جمعیت ممکن می سازد. مانند الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی گروه ذرات الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه یک الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر کلونی است. الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه قابلیت بالایی برای جستجوی سراسری دارد و

مقادیر واقعی تراکم کفشدوزک هفت نقطه‌ای در سطح مزرعه، نشان از دقت بالا و نیز قابلیت شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم جهش قورباغه مخلوط شده است.

جدول ۱- مقایسات آماری مقادیر واقعی و پیش‌بینی تراکم کفشدوزک هفت نقطه‌ای توسط شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم رقابت استعماری جهش قورباغه مخلوط شده.

Table 1. Statistical comparisons between the observed and estimated to *Coccinella septempunctata* by Neuro Fuzzy networks by artificial neural network optimized with Colonial Competition Algorithm and Shuffled Frog Leaping

Sample	Strategy of learning	Comparisons of means	Comparisons of distribution
1	ICA-BP	0.789	0.84
	SFLA-BP	0.811	0.83
2	ICA-BP	0.821	0.81
	SFLA-BP	0.846	0.83
3	ICA-BP	0.799	0.81
	SFLA-BP	0.837	0.84
4	ICA-BP	0.852	0.86
	SFLA-BP	0.887	0.91

ضرایب تبیین، رابطه خطی رگرسیونی و معنی‌داری آن، بین مقادیر واقعی هر نمونه‌برداری در مقابل مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی ترکیب شده با شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم رقابت استعماری، جهش قورباغه در جدول ۲ نشان داده شده است. نتایج بیانگر قدرت تعمیم‌پذیری بیشتر شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم جهش قورباغه مخلوط شده در تخمین تراکم کفشدوزک هفت نقطه‌ای در مزرعه است. بنابراین از خروجی این روش برای رسم نقشه-های تراکم استفاده شد.

در پژوهشی که منظور تعیین الگوهای پراکنش حشرات در یک مرتع به وسیله شبکه عصبی انجام شده است، بیان شده که شبکه عصبی MLP، LVQ و خطی می‌توانند به خوبی الگوهای توزیع حشرات را تشخیص دهند. اما در بین شبکه‌های مذکور شبکه‌های MLP دارای قوی‌ترین الگوریتم در تشخیص الگوها بوده است (Zhang et al., 2008) و همچنین پژوهش (Young et al., 2000) بیانگر کارایی بالای شبکه عصبی مصنوعی

جمعیت مرتب شده اولین عضو در اولین دسته قرار می‌گیرد، دومین عضو در دومین دسته و به همین ترتیب ادامه می‌یابد تا N امین عضو انتخاب شده و در m امین دسته قرار گیرد، سپس عضو m+1 در اولین دسته قرار خواهد گرفت و به همین ترتیب روند تقسیم قورباغه‌ها ادامه می‌یابد. تکامل دسته‌ها از تقسیم قورباغه‌ها در بین دسته‌های مختلف هر دسته به تعداد از قبل تعیین شده مراحل تکامل را تکرار می‌کند. پس از این مرحله، تمام قورباغه‌ها ترکیب شده و مرحله جستجوی سراسری دوباره تکرار می‌شود (Heidari et al., 2021)

شرط توقف

تعداد کل تکرار الگوریتم برای تمامی الگوریتم‌ها برابر با ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است و اگر بعد از ۲۰۰ تکرار، بهبودی در مقدار برازندگی به وجود نیاید، الگوریتم‌ها متوقف می‌شود. کد شبکه عصبی و الگوریتم رقابت استعماری در نرم‌افزار Matlab نسخه ۸/۱ نوشته شد و برای انجام مقایسات آماری از نرم‌افزار SPSS نسخه ۱۹ استفاده شد.

نتایج و بحث

برای اطمینان از یادگیری شبکه عصبی آموزش دیده برای پیش‌بینی الگوی پراکنش کفشدوزک هفت نقطه‌ای، داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم رقابت استعماری، جهش قورباغه از نظر آماری با هم مقایسه شدند. در اینجا فرض صفر بر تساوی میانگین و توزیع آماری دلالت دارد. به ترتیب برای مقایسه میانگین، و توزیع آماری از آزمون F و کولموگروف - اسمیرنوف استفاده شد. مقادیر p محاسبه شده برای هر مورد در جدول ۱ نشان داده شده است. نتایج نشان داد که در شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده توسط الگوریتم رقابت استعماری، جهش قورباغه میانگین اختلاف معنی‌داری را نشان نمی‌دهد ($p > 0.80$) و بین توزیع آماری مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی اختلاف معنی‌داری در سطح احتمال ۵٪ وجود ندارد ($p > 0.86$). وجود $p > 0.91$ در مورد توزیع آماری بین مقادیر پیش‌بینی شده و

پوشش کامل از اصول لازم برای مدیریت تلفیقی آفات در مزارع یونجه است. مهم‌ترین آفات موجود در مزارع یونجه ایران سرخرطومی برگ *Hypera postica* و ریشه یونجه (*Sitona spp.*)، زنجبرک سیب‌زمینی *Empoasca decipiens*، شته خالدار یونجه *Therioaphis maculate*، شته سیاه باقلا *Aphis fabae* و شته نخود فرنگی *Acyrtosipgon pisu* هستند. زندگی کفشدوزک هفت نقطه‌ای به رغم مطالعات گسترده در جهان بسیار پیچیده است. که به دلیل چرخه زیستی متفاوت در مکان‌های مختلف، اجرای هر برنامه مدیریتی که شامل شکارگرانی مانند کفشدوزک یاد شده است باید همراه با مطالعات محلی در مورد پراکنش، دیپوز، نوسانات جمعیت در فصول مختلف آن‌ها باشد. کفشدوزک هفت نقطه‌ای یکی از مهم‌ترین دشمنان طبیعی آفات گروه جوربالان در این مزارع محسوب می‌شود که به‌خصوص در کنترل شته‌ها نقش به‌سزایی را ایفا می‌کند. اگرچه ممکن است نقش این حشرات مفید در طبیعت زیاد مهم به نظر نرسد ولی بدون آن‌ها مهار آفات از جمله شته‌ها در مزارع و باغات مشکل خواهد بود. حفاظت از این دشمنان طبیعی مستلزم ایجاد شرایطی مناسب بوده که دارای حداقل استرس باشد.

جدول ۲- رابطه خطی رگرسیونی و ضریب تبیین بین av

(مقادیر واقعی داده‌ها) و Pv (مقادیر پیش‌بینی شده) توسط مدل.

Table 2. Linear regression relationship and coefficient of determination between dv (actual value) and pv (predicted value by model).

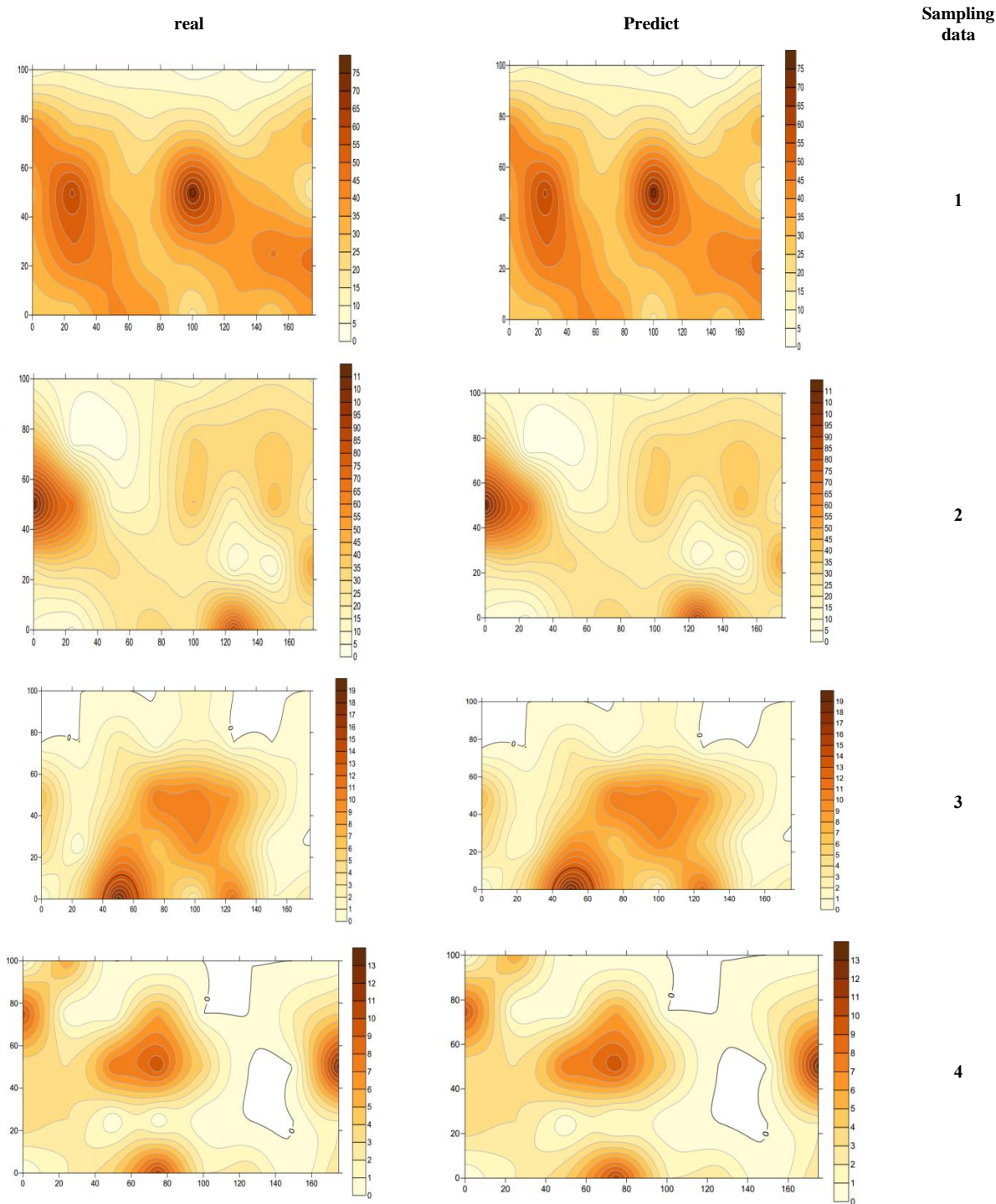
Sample	Strategy of learning	Linear regression relationship	R ²
1	ICA-BP	pv= 0.8444 av +0.027	0.8773
	SFLA-BP	pv= 0.8757 av +0.0243	0.9004
2	ICA-BP	pv= 0.8324 av +0.0321	0.8686
	SFLA-BP	pv= 0.8685 av +0.012	0.9016
3	ICA-BP	pv= 0.9035 av +0.0108	0.9119
	SFLA-BP	pv= 0.8757 av +0.0401	0.9325
4	ICA-BP	pv= 0.9368 av +0.0132	0/9396
	SFLA-BP	pv= 0.9646 av +0.0133	0/9711

MLP در پیش‌بینی پویایی جمعیت مگس گالزا (Diptera: Cecidomyiida) در جنگل‌های سوزنی‌برگ آمریکا بوده است. در پژوهش دیگری که با استفاده از شبکه عصبی LVQ4 انجام شده، محققین پراکنندگی شب‌پره مینوز گوجه فرنگی را در سه سطح بررسی کرده‌اند و نتایج نشان از قدرت تفکیک و کارایی بسیار بالای شبکه عصبی LVQ4 و توزیع تجمعی این آفت داشت (Shabani nejad et al., 2016) و از طرفی در پژوهش محمدی و همکاران (۲۰۱۸) شبکه عصبی مصنوعی GMDH در تخمین پراکنش مکانی کفشدوزک هفت نقطه‌ای در مزارع یونجه قابلیت بسیار بالایی داشته و از طرفی محمدی و همکاران (۲۰۱۸) بیان داشته‌اند که ترکیب روش زمین آمار با شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی الگوی توزیع کفشدوزک هفت نقطه‌ای در زرقان شیراز کارایی بالایی از خود نشان داده است نتایج به‌دست آمده از این پژوهش‌ها با نتایج حاصل از این پژوهش هماهنگی داشت.

نقشه‌های توزیع کفشدوزک هفت نقطه‌ای

نقشه پراکنندگی مکانی کفشدوزک هفت نقطه‌ای توسط شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم جهش قورباغه مخلوط شده ترسیم و به دو بخش واقعی و تخمینی در شکل ۲ نشان داده شده است. 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 and Fuh, 1998).

یونجه گیاهی بومی نواحی گرمسیری بوده که در هر نوع آب و هوایی رشد می‌کند و نسبت به خشکی مقاوم است. کنترل موثر آفات یونجه توسط شکارگران و استقرار مزرعه‌ای سالم با



شکل ۲- نقشه توزیع کفشدوزک هفت نقطه ای در دو حالت واقعی و تفکیک شده توسط مدل شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم جهش قورباغه مخلوط شده.

Fig. 2. *Coccinella septempunctata* distribution maps in actual and classified conditions by Neural network optimized with Shuffled Frog Leaping Algorithm.

کرد. در این پژوهش شبکه عصبی توانست با دقت مناسبی علاوه بر پیش‌بینی، نقشه پراکنش کفشدورک هفت نقطه ای را ترسیم نماید. نقشه حاصله بیان کننده پراکنش جمعی این دشمن طبیعی است. بنابراین تنها با رهاسازی در محل‌هایی با تراکم بالای آفت می‌توان به مدیریت مناسب مزرعه و کاهش مصرف سموم دست یافت. نتایج حاصل از این پژوهش می‌تواند در مدیریت مکان - ویژه این گونه نیز مورد استفاده قرار گیرد به این صورت که با استفاده از نقشه‌های پراکنندگی حاصل از خروجی شبکه عصبی بهینه‌شده با جهش قورباغه، می‌توان از این عوامل کنترل طبیعی در نقاط پراکنش آن‌ها، متمرکز ساخت.

سپاسگزاری

بدینوسیله از معاونت محترم پژوهشی دانشگاه شیراز به جهت در اختیار نهادن امکانات آزمایشگاهی کمال تشکر را داریم.

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 and Kring, 1998). مدیریت مکان - ویژه دشمنان طبیعی، راهکاری برای حفاظت و حمایت از این دشمنان طبیعی می‌باشد. نتایج حاصل از این پژوهش می‌تواند در مدیریت مکان - ویژه این گونه نیز مورد استفاده قرار گیرند، به این صورت که با استفاده از نقشه‌های پراکنندگی، می‌توان این عوامل کنترل طبیعی را در نقاط پراکنش آن‌ها متمرکز ساخت. این پژوهش نشان داد که یکی دیگر از روش‌های مدل‌سازی رفتار حشرات، شبکه‌های عصبی مصنوعی است. در این گونه مدل‌ها بدون در نظر گرفتن معادلات پیچیده غیر خطی، می‌توان پویایی حاکم بر سیستم را استخراج کرد و از این طریق، خروجی‌های مدل را پیش‌بینی

ALI, A. & RIZVI, P.O., 2010. Age and stage specific life table of *Coccinella septempunctata* L. (Coleoptera: Coccinellidae) at varying temperature. *World Journal of Agricultural Sciences* 6, 268-273.

ALICHI, M. and MOHAMMADI, R. 2017. Biology and food spectrum of Seven-spotted ladybird, *Coccinella septempunctata* L. (Col.: Coccinellidae), in alfalfa fields of Badjgah area (Shiraz). *Plant Pest Research* 7, 43-53.

ANSARI POUR, A., AGHASI, K. and BANNISTER, M., 2012. Density and sex ratio of seven spotted ladybird (*Coccinella septempunctata*) in three altitudes of Khorramabad. *Life Science Journal* 9, 830-834.

ATASHPAZ-GARGARI, E., HASHEMZADEH, F., RAJABIOUN, R. & LUCAS, C., 2008. Colonial competitive algorithm: A novel approach for PID controller design in MIMO distillation column process. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics* 1, 337-355.

ATASHPAZ-GARGARI, E 2009. Imperialist Competitive Algorithm development and its applications, M.S. Thesis, University of Tehran (in Persian).

CHOUHDURY, S. K. and 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.

CASTERA, I. and BOYD, M., 1996. Designing a Artificial Neural Network for forecasting financial and economic time series. *Neuro computing* 12, 13-19.

ENAYATIFAR, R., SADAELI, H. J., ABDULLAH, A. H. and GANGI, A. 2013. Imperialist competitive algorithm combined with refined high-order weighted fuzzy time series (RHWFTS-ICA) for short term load forecasting. *Energy Conversion and Management* 76, 1104-1116.

EUSUFF, M. M. AND LANSEY, K. E. 2003. Optimization of Water Distribution Network Design Using the

- Shuffled Frog Leaping Algorithm. *Journal of Water Resources Planning and Management* 129, 210-225.
- FREEMAN, J. and SAKURA, D. 2005. *Neural Networks: Algorithms, Applications, and Programming Techniques*. Addison-Wesley, Berlin.
- GOEL, P. K., PRASHER, S. O., PATEL, R. M., LANDRY, J. A., BONNELL, R. B. and 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.
- HAGEN, J.S. 1962. Biology and ecology of predaceous Coccinellidae. *Annual Review of Entomology* 7, 289-326.
- HODEK, I. 1973. *Biology of Coccinellidae*. Academia publishing house of the Czechoslovak Academy of Sciences Prague, 260pp.
- HONEK, A. and 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.
- HEIDARI, M., VALIDI, J., EBRAHIMI, S. 2021. Portfolio Optimization Based on Robust Probabilistic Planning Model Using Genetic Algorithm and Shuffled Frog-leaping Algorithm. *Financial Engineering and Portfolio Management* 12, 564-586.
- IRMAK, A., JONES, J. W., BATCHELOR, W. D., IRMAK, S., BOOTE, K. J. and 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.
- KENNEDY, J. and EBERHART, R.C. 1995. Particle Swarm Optimization. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks IV*.
- 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.
- KHAN, M.H. and YOLDAS, Z. 2018. Investigations on the cannibalistic behavior of ladybird beetle *Coccinella septempunctata* L. (Coleoptera: Coccinellidae) under laboratory conditions. *Turkish Journal of Zoology* 42,432-438.
- 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.
- MOHAMADDDI, R., SHABANI NEJAD, A.R. & ALICHI, M. 2018. An Application of Combined Geostatistics with Optimized Artificial Neural Network by Genetic Algorithm to estimate the distribution of *Coccinella septempunctata* (Col.:Coccinellidae) in the alfalfa farm of Bajgah. *Journal of Entomological Society of Iran* 38,1-14. [In Persian with English summary.
- MOHAMADDDI, R., SHABANI NEJAD, A.R., ALICHI, M. & SHABANI NEJAD, M.R. 2018. Evaluation of GMDH artificial neural network model to predict the spatial distribution of *Coccinella septempunctata* (Col.: Coccinellidae) in the alfalfa farm of Bajgah, Shiraz. *Journal of Entomological Society of Iran* 38,275-287. [In Persian with English summary.
- MORADI, H. and ZANDIEH, M. 2013. An imperialist competitive algorithm for a mixed-model assembly line sequencing problem. *Journal of Manufacturing Systems* 32,46 – 56.
- OBRYCKI, J.J. and KRING, T.J. 1998. Predaceous Coccinellidae in biological control. *Annual Review of Entomology* 43, 295-321.
- SHABANI NEJAD, A. R. and 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. 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. & ZANDISOHANI, N. 2016. Hybrid neural network with genetic algorithms for predicting distribution pattern of *Tetranychus urticae* T. in cucumbers field of Rāmhormoz. Persian Journal of Acarology 8, 240-252.
- SHABANI NEJAD, A. R. and TAFAGHODINIA, B. 2017. Automatic clustering of data from sampling and evaluation of neuro-fuzzy network for estimating the distribution of *Bemisia tabaci* (Hem.:Aleyrodidae). Journal of Iranian entomology society 37, 91-105. [In Persian with English summary].
- VELLIDO, A., LIBOA, P. J. G. and VAUGHAN, J. 2010. Neural Networks in Business: a Survey of Applications. Expert Systems with Application 19, 12-24.
- VAKIL-BAGHMISHEH, M.T. and PAVEŠIĆ, N. 2003. Premature clustering phenomenon and new training algorithms for LVQ. Pattern recognition 36(5), 1901-1921.
- YOUNG, S.P. JA-MYUNG, K., BUOM-YOUNG, L., YEONG-JIN, L. and 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.
- YUXIN, M., MULLA, D. J. and PIERRE, C. R. 2006. Identifying important factors influencing corn yield and grain quality variability using artificial neural networks. Precision Agriculture 7, 117-135.
- ZHANG, Y. F. and FUH, J. Y. H. 1998. A neural network approach for early cost estimation of packaging products. Computer Ind Engineer 34, 433-50.
- ZHANG, W. J., ZHONG, X. O. and LIU, G. H. 2008. Recognizing spatial distribution patterns of grassland insects: neural network approaches. Stochastic Environmental. Research and Risk Assessment 22, 207-216.