

تهیه نقشه‌های مدیریتی علف هرز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با هدف کاربرد در کشاورزی دقیق

عباس روحانی^{۱*} - حسن مکاریان^۲

تاریخ دریافت: ۱۳۸۹/۱۲/۲۱

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۰/۷/۴

چکیده

با پدید آمدن تکنیک‌های آماری قوی و شبکه‌های عصبی، مدل‌های پیش‌بینی کننده پراکنش موجودات به سرعت در اکولوژی توسعه پیدا کرده است. این پژوهش به منظور پیش‌بینی و ترسیم نقشه توزیع جمعیت علف هرز تلخه با استفاده از شبکه‌های عصبی چندی ساز بردار یادگیر (LVQ) و پرسپترون چندلایه (MLP) در سطح مزرعه انجام شد. داده‌های مربوط به جمعیت علف هرز از طریق نمونه برداری از ۵۵۰ نقطه از سطح یک مزرعه در حال آیش واقع در مزرعه تحقیقاتی دانشگاه صنعتی شاهrood در استان سمنان در سال ۱۳۸۹ بدست آمد. برای ارزیابی قابلیت شبکه‌های عصبی مورد استفاده در پیش‌بینی توزیع مکانی علف هرز از مقایسه آماری پارامترهایی مانند میانگین، واریانس، توزیع آماری و ضریب تبیین رگرسیونی خطی بین مقادیر پیش‌بینی شده مکانی توسط شبکه عصبی و مقادیر واقعی آنها و نیز معیار دقت طبقه‌بندی استفاده شد. نتایج نشان داد که در فازهای آموزش و آزمایش بین مقادیر ویژگی‌های آماری میانگین، واریانس و توزیع آماری مجموعه داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده مکانی علف هرز توسط شبکه عصبی LVQ تفاوت معنی داری وجود نداشت، ولی برای شبکه عصبی MLP این مقایسات بجز توزیع آماری معنی دار شدند. همچنین نتایج نشان داد که شبکه عصبی آموزش دیده LVQ دارای خطا‌های تشخیص کمتر از ۱۴/۶ درصد بود. نقشه‌های ترسیم شده نشان داد که توزیع لکه‌ای علف هرز امکان کنترل متناسب با مکان را در مزرعه مورد مطالعه امکان پذیر می‌سازد.

واژه‌های کلیدی: توزیع مکانی، طبقه‌بندی، مدیریت متناسب با مکان، شبکه عصبی

با به خدمت گرفتن فن آوری اطلاعات، مزرعه به چندین واحد (مکان‌های) مشابه تفکیک شده و پس از تشخیص خصوصیات هر یک از این واحداها، مدیران مزرعه نهاده‌ها را برای هر واحد و بر اساس مقدار مورد نیاز جهت دستیابی به حداقل بازده اقتصادی بکار می‌برند (Cardina and Doohan, 2008). جمع آوری اطلاعات و تهیه نقشه در سامانه مدیریت متناسب با مکان محوری ترین مسئله است (Grundy et al, 2005): زیرا عملگرها در فناوری نرخ متغیر بر اساس نقشه‌های تهیه شده تیمارها را اعمال می‌کند (Shaw, 2005). علفهای هرز یکی از عوامل کاهش دهنده عملکرد محصولات کشاورزی در مزارع به حساب می‌آیند، بنابراین کنترل علفهای هرز یکی از مهمترین جنبه‌های تولید در هر نظام کشاورزی است (Rashed Mohassel et al, 2001). در حال حاضر کنترل علفهای هرز اغلب از طریق کاربرد یکنواخت علفکش‌ها در تمام سطح مزارع بصورت لکه‌ای ظاهر می‌شوند (Heijeting et al,

مقدمه

کشاورزی دقیق، جدید ترین فناوری در عرصه کشاورزی می‌باشد که بر اساس سه اصل افزایش عملکرد، افزایش بهره اقتصادی و کاهش اثرات سوء زیست محیطی دنبال می‌شود. مهمترین محور کشاورزی دقیق شناخت دقیق مزرعه و تمام نقاط زمین زراعی است، به طوری که بتوان زمین زراعی را آسیب شناسی کرد و در جهت مدیریت متناسب با شرایط نقاط مختلف زمین گام برداشت. اگرچه کشاورزان تغییرات موجود در قسمت‌های مختلف مزرعه را تشخیص می‌دهند اما ابزارآلات در دسترس اجازه مدیریت متناسب با مکان را به آن‌ها نمی‌دهد (Searcy, 2008). کشاورزی دقیق ابزارهای توانا برای افزایش کارآیی مدیریت مزرعه به ارمغان آورده است. در این رهیافت

۱ و ۲- استادیاران دانشکده کشاورزی، دانشگاه صنعتی شاهrood
(Email: abassrohani@yahoo.com)
(*)- نویسنده مسئول:



(Chang and Islam, 2000)، ارزیابی کیفیت آب (Zhang et al, 2002)، تخمین بیوماس (Drummond et al, 1997) و تخمین عملکرد (Jin and Liu, 1997) و تخمین عملکرد (Irmak et al, 2003) نیز پتانسیل بالای نشان داده است. مدل‌های شبکه عصبی دارای مزایایی از قبیل افزایش ظرفیت اطلاعات و توانایی بیان اثرات مقابله قوی بین متغیرهای ورودی می‌باشند. (Exposito et al, 2006) در سطح مزرعه پیش‌بینی کرده و نقش عوامل ایجاد سویا را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی الگوهای مکانی عملکرد سویا را در بررسی قرار دادند. علف هرز تلخه گونه چندساله‌ای است که بخش وسیعی از اراضی زراعی و غیر زراعی ایران را مورد تهاجم قرار داده است و هر ساله خسارت قابل توجهی را به کشاورزان وارد می‌کند (Rashed Mohassel et al, 2001). در حال حاضر، مطالعات متعددی به منظور پیش‌بینی، طبقه‌بندی و تئیه نقشه‌های دقیق پوشش‌های گیاهی، تغییرات بیوماس، عملکرد و غیره با روش‌های مختلف درونیابی در حال انجام است و هدف اصلی در همه آن‌ها تئیه نقشه‌های قابل اطمینان جهت مدیریت دقیق مزارع می‌باشد. بنابراین هدف ما نیز در این مطالعه، مقایسه قابلیت مدل‌های شبکه عصبی پرسپکترون چند لایه (MLP) و چندی ساز بردار یادگیر (LVQ4) در پیش‌بینی، طبقه‌بندی و ترسیم نقشه‌های توزیع مکانی علف هرز تلخه (*Acroptilon repens* L.) در نقاط نمونه برداری نشده بر اساس داده‌های حاصل از نقاط نمونه برداری شده در یک مزرعه در حال آیش است.

مواد و روش‌ها

آزمایش در سال ۱۳۸۹ در مزرعه دانشکده کشاورزی دانشگاه صنعتی شاهرود واقع در استان سمنان انجام شد. طول و عرض جغرافیایی محل به ترتیب $5^{\circ} 57'$ و $36^{\circ} 25'$ شمالی و $57^{\circ} 57'$ شرقی و ارتفاع محل از سطح دریا $1349/1$ متر می‌باشد. میانگین بارندگی سالانه منطقه 150 میلی متر، میانگین سالانه دما $14/4$ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. داده‌های مورد استفاده از مزرعه‌ای به ابعاد 20×100 متر (2000 مترمربع) و در حال آیش در مرداد ماه جمع آوری شد. علف هرز تلخه یکی از گونه‌های با تراکم بالا در این مزرعه بود. بنابراین در این پژوهش توزیع جمعیت این علف هرز مورد مطالعه قرار گرفت. نمونه برداری از جمعیت علف هرز تلخه بر روی یک شبکه علامت گذاری شده مربعی^۱ به ابعاد 2×2 متر انجام و در مجموع از 550 نقطه در مزرعه نمونه برداری انجام شد. نمونه برداری از جمعیت علف هرز با استفاده از کوادراتی به ابعاد 50×100 سانتی متر (مساحت $5/5$)

(2007) از طرفی امروزه سیستم‌های کشاورزی وابسته به مواد شیمیایی به دلیل نگرانی ناشی از آلودگی‌های زیست محیطی، سلامت انسان و افزایش هزینه‌های اقتصادی کشاورز بطور فزاینده‌ای مورد بازنگری واقع شده‌اند. در این راستا مطالعات نشان داده است که پیش‌بینی گسترش لکه‌های علف هرز و سمپاشی لکه‌ای نسبت به سمپاشی سراسری سبب کاهش مصرف علف کش‌ها و آلودگی محیط شده و از نظر اقتصادی نیز برای زارعین سودمند می‌باشد (Jurado-Exposito et al, 2004). به عنوان مثال، در بررسی کنترل لکه‌ای علف‌های هرز گندم در یک دوره پنج ساله نشان داده شد که 39 درصد کل سطح مزرعه برای کنترل علف‌های هرز باریک برگ و 44 درصد آن برای کنترل علف‌های هرز پهن برگ نیاز به سمپاشی دارد (Nordmeyer, 2006). پیش‌بینی و تئیه نقشه‌های دقیق توزیع علف‌های هرز به منظور کاربرد در مدیریت لکه‌ای با روش‌های مختلفی مورد ارزیابی قرار گرفته است (Cardina and Doohan, 2008). امروزه شبکه‌های عصبی در بسیاری از زمینه‌ها از جمله طبقه‌بندی، تشخیص الگو، پیش‌بینی و مدل سازی فرآیندها در علوم مختلف بکار گرفته می‌شوند. مزیت روش شبکه عصبی یادگیری مستقیم از روی داده‌ها، بدون نیاز به برآورد مشخصات آماری آن‌ها است (Vakil-Baghmisheh, 2002). شبکه عصبی بدون در نظر گرفتن هیچ فرضیه اولیه و همچنین دانش قبلی از روابط بین پارامترهای مورد مطالعه، قادر به پیدا کردن رابطه بین مجموعه ای از ورودی‌ها و خروجی‌ها برای پیش‌بینی هر خروجی متناظر با ورودی دلخواه می‌باشد (Kaul et al, 2005; Torrecilla et al, 2004). ویژگی دیگر شبکه عصبی، تحمل پذیری در مقابل خطا می‌باشد (Azadeh et al, 2006). این مزايا دلایل بکارگیری شبکه عصبی در پیش‌بینی تراکم علف‌های هرز را برای ما روش می‌سازد. شبکه‌های عصبی شامل تعدادی نرون‌های متصل بهم هستند. مراحل اصلی حل هر مسئله توسط شبکه عصبی شامل آموزش و آزمایش می‌باشد. آموزش، فرآیند یادگیری مجموعه داده‌های ورودی به منظور تشخیص الگوهای آن توسط شبکه می‌باشد. روش آموزش را قانون یادگیری گویند و اتصالات وزنی بین نرون‌ها از طریق قانون یادگیری در طول فاز آموزش اصلاح می‌شوند. آزمایش، ارزیابی قابلیت تعمیم پذیری و شایستگی شبکه آموزش دیده در شرایط کاملاً جدید توسط مجموعه داده‌های غیر از داده‌های آموزش گویند (Veelenturf, 1995; Gupta et al, 2003). امروزه مدل‌های شبکه عصبی بعنوان ابزارهای شناخته شده‌ای برای تخمین توابع در تحقیقات اکولوژیکی و محیطی به شمار می‌روند (Zhang et al, 2008) و می‌توانند با دقت بالا جمعیت علف هرز را از گیاه زراعی در مزارع متمایز کنند (Yang et al, 2003). گرچه با استفاده از این مدل‌ها توانسته اند روابط غیر خطی پیچیده و مرکب را با استفاده از تصاویر تهیه شده از شاسخاره برای چند گیاه زراعی تشریح نمایند، اما این تکنیک در پیش‌بینی

شده است. شبکه MLP با دریافت بردار ورودی X^q ، بردار خروجی Z^q برای هر $(q=1, \dots, Q)$ تولید خواهد کرد. هدف اتخاذ پارامترهای صحیح شبکه به منظور دستیابی به خروجی واقعی Z^q که تا جای ممکن نزدیک به خروجی مطلوب d^q متضاظر با خود باشد. برای آموزش شبکه از الگوریتم پس انتشار با نرخ یادگیری کاهشی (BDLRF^۳) استفاده شد. مزیت این الگوریتم در مقابل با الگوریتم پس انتشار اصلی (BB) به عنوان یک الگوریتم رایج در آموزش شبکه MLP شامل سهولت در تنظیم پارامترهای یادگیری شبکه، کاهش زمان یادگیری و بهبود رفتار شبکه در طول آموزش می‌باشد.

الگوریتم BDLRF : این الگوریتم نسخه اصلاح شده الگوریتم (Vakil-Baghmisheh and Pavešić, 2001) این الگوریتم آموزش با آهنگ یادگیری (۱) و عامل ممتد α ثابت و نسبتاً بزرگ شروع می‌کند و قبل از آنکه شبکه ناپایدار و یا همگرایی آن کند شود، هر T تکرار ($T \leq 5$) آهنگ یادگیری و فاکتور ممتد را از طریق تصاعد حسابی بصورت یکنواخت کاهش داده می‌شود تا زمانیکه این پارامترها به x درصد $(\% / ۵)$ مقادیر اولیه خودشان برسند. η و بطور مشابه α با استفاده از فرمول (معادله ۲) کاهش داده شد:

$$\eta_n = \eta_0 + (x-1) \frac{n \eta_0 T}{Q - n_1} \quad (2)$$

در اینجا n_1 ، n و η_0 به ترتیب نقطه شروع آهنگ یادگیری در n امین جمله از تصاعد حسابی و مقدار اولیه آهنگ یادگیری می‌باشند.

تابع هزینه بکار رفته در این الگوریتم مجموع کل مربعات خطای (TSSE^۴) می‌باشد و بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$TSSE = \sum_q \sum_k (d_k^q - z_k^q)^2 \quad , \quad q = 1, \dots, Q \quad (3)$$

و d_k^q و z_k^q به ترتیب k امین عنصر از بردارهای خروجی مطلوب و واقعی از q امین ورودی است. یادگیری شبکه در دو فاز پیش انتشار و پس انتشار اتفاق می‌افتد. وزن‌های هر لایه از شبکه از طریق زیر محاسبه می‌شوند.

$$k = 1, \dots, l_3, \quad j = 1, \dots, l_2, \quad i = 1, \dots, l_1 \quad (4)$$

$$u_{jk}(n+1) = u_{jk}(n) - \eta \times \frac{\partial E}{\partial u_{jk}} + \alpha(u_{jk}(n) - u_{jk}(n-1)) \quad \text{و}$$

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) - \eta \times \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha(w_{ij}(n) - w_{ij}(n-1)) \quad (5)$$

متربع) در محل تقاطع خطوط شبکه مربعی انجام شد. به طوری که در هر کوادرات جمعیت علف هرز تاخه شناسایی و شمارش شد، سپس داده‌ها در مدل مورد استفاده قرار گرفت.

پیش پردازش داده‌ها

در ابتدا داده‌های موجود بطور تصادفی به دو دسته مجموعه آموزش 80 درصد کل داده‌ها و مجموعه آزمایش 20 درصد کل داده‌ها تقسیم‌بندی شد. البته اگر این تقسیم‌بندی منجر به نتایج مطلوب نشود، می‌توان این مرحله را مجدداً تکرار کرد (Zhang and Fu, 1998). قبل از بکارگیری داده‌های خام اولیه در آموزش و آزمایش شبکه باید نرمالیزه شود، زیرا الگوریتم یادگیری همراه با داده‌های خام نمی‌تواند عملکرد مناسبی داشته باشد و همچنین بدليل دامنه تغییرات خروجی تابع فعالیت سیگموئیدی $[10]$ [۱۰] بکارگرفته شده در لایه میانی این امر ضروری به نظر می‌رسد. در غیر اینصورت شبکه در طول فاز آموزش همگرا نخواهد شد و نتایج مطلوب تولید نخواهد شد (Azadeh et al, 2006). زمانیکه از تابع فعالیت سیگموئیدی استفاده می‌شود، بهترین دامنه تبدیل داده‌ها $[0/10/9]$ می‌باشد (Vakil-Baghmisheh, 2002).

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 داده خام اولیه، x_n داده نرمالیزه شده، x_{\max} و x_{\min} به ترتیب حد بالایی و پایینی دامنه تبدیل داده‌های اولیه و r_{\max} و r_{\min} به ترتیب حد بالایی و پایینی دامنه تبدیل داده‌های تبدیل شده است.

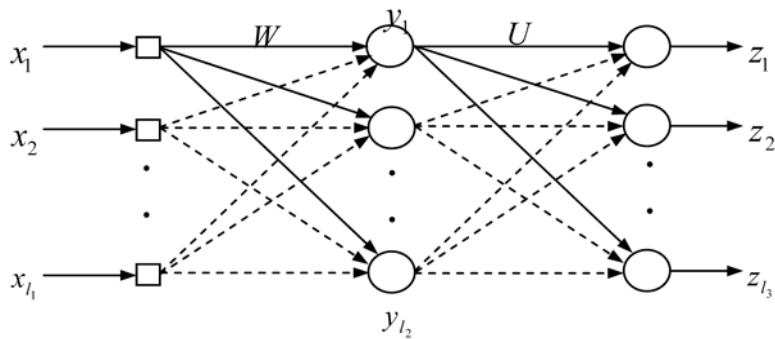
از شبکه‌های عصبی MLP و LVQ با هدف طبقه بندی سطح مزرعه به دو کلاس برای سه حالت مختلف استفاده شد. حالت اول برای زمانی است که مزرعه را به دو منطقه وجود علف هرز و یا عدم وجود علف هرز و به ترتیب حالت دوم و سوم برای زمانی است که تراکم علف هرز برای نقاطی از مزرعه کوچکتر یا مساوی و یا بزرگتر از 2 و 4 بوته در هر متر مربع می‌باشد. کلاس اول برای حالت اول، دوم و سوم به ترتیب شامل 472 ، 512 و 527 نقطه نمونه برداری شده و کلاس دوم برای حالت اول، دوم و سوم به ترتیب شامل 78 ، 23 و 28 نقطه نمونه برداری شده می‌باشد. به طور کاملاً تصادفی، درصد از کل داده‌ها برای آموزش شبکه و 20 درصد باقی مانده برای آزمایش شبکه به منظور طبقه بندی انتخاب شد.

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)

ساختار شبکه MLP با یک لایه مخفی در شکل ۱ نشان داده

1 - Sigmoid transfer function

-
- 2- Backpropagation with declining learning-rate factor
3 - Basic backpropagation
4 - Total sum-squared error



(۲۰۰۲) شکل ۱. ساختار شبکه MLP با یک لایه مخفی (وکیل-باغمیشه)

Fig. 1. Configuration of the MLP with one hidden layer.

پیدا کردن نزدیکترین بردار کد به \mathbf{x}^q :

$$c = \arg \min_m (\|\mathbf{x}^q - \mathbf{w}_m\|) \quad (6)$$

تنظیم \mathbf{w}_c

$$\mathbf{w}_c(t+1) = \mathbf{w}_c(t) + \alpha(n)s(n)[\mathbf{x}^q - \mathbf{w}_c(t)] \quad (7)$$

آهنگ یادگیری در طول زمان آموزش از رابطه زیر بدست آمد.

$$a(n) = \begin{cases} k_1 & \text{if } q \leq q_c \\ k_2 \exp\left(-\frac{q-q_c}{\tau}\right) & \text{if } q > q_c \\ 0 & \text{if } \alpha(n) < 1 \end{cases} \quad (8)$$

اگر طبقه بندی صحیح باشد ($d_c(n) = s(n)$) می‌باشد و در صورتیکه طبقه بندی صحیح نباشد ($s(n) = -1$) خواهد شد. عامل $d_c(n)$ متعادل کننده است و از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$d_c(n) = \frac{E_c(n)}{P_c(n)} \quad (9)$$

در این رابطه، به ترتیب (n) و $P_c(n)$ تعداد بردارهایی است که به درستی و اشتباه توسط بردار کد c طبقه بندی می‌شود. تا پایان تکرار اول مقدار $d_c(n)$ مشخص خواهد شد. بنابراین از روش زیر برای محاسبه آن استفاده شد:

$$d_c(n) = \begin{cases} \varepsilon & \text{if } q=1 \\ d_c(n-1) & \text{if } q \geq 2, P_c(n-1) \neq 0 \\ \lambda & \text{if } q \geq 2, P_c(n-1) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

$\lambda = 10^{-1}$ و $\varepsilon = 10^{-10}$ می‌باشد. مقدار توصیه شده $= 0.2$ و است (Vakil-Baghmisheh and Pavešić, 2003).

ساختار شبکه عصبی LVQ استفاده شده به منظور طبقه بندی سطح مزروعه به دو منطقه یا طبقه بندی بر مبنی تراکم‌های مختلف، در شکل ۲ نشان داده است. ورودی‌های شبکه مختصات مکانی علف‌های هرز می‌باشند و خروجی شبکه بردار کد تعیین کننده کلاس بردار ورودی است. برنامه نویسی مدل‌های شبکه عصبی در محیط نرم افزار Matlab نسخه 7 انجام شد.

در اینجا w_{ij} اتصال وزنی بین گره‌های i و j و U_{jk} اتصال وزنی بین گره‌های j و k ، مقادیر اولیه این وزن‌ها بطور تصادفی از دامنه مقادیر $[0/250]$ انتخاب می‌شود. I_2 و I_3 به ترتیب تعداد نرون‌ها در لایه مخفی و لایه خروجی می‌باشند. η و α به ترتیب آهنگ یادگیری و فاکتور ممتومن هستند و مقادیر آن‌ها در فاصله $[0/1]$ قرار دارند و n شماره تکرار الگوریتم ($n=1, \dots, N$). زمانی الگوریتم متوقف می‌شود که TSSE کوچکتر از مقدار آستانه باشد. جزئیات بیشتر این الگوریتم را می‌توان در پژوهش Vakil-Baghmisheh and Pavešić(2003) مشاهده کرد.

شبکه عصبی LVQ

نحوی کار شبکه عصبی LVQ بر اساس تقسیم فضای ورودی \mathcal{R}^n به تعدادی منطقه‌های متمایز از هم با نام ناحیه‌های تصمیم‌گیری ۱ و اختصاص یک بردار کد به هر یک از آن‌ها است. طبقه بندی بر حسب نزدیکی بردار ورودی X به بردارهای کد خواهد شد. بردار ورودی متعلق به کلاس نزدیکترین بردار کد خواهد شد. الگوریتم تا وقتی که ناحیه‌های تصمیم‌گیری و مرکزهای آن‌ها ثابت نشود، ادامه خواهد یافت. LVQ0, LVQ1, LVQ2.1, LVQ3, LVQ4 (Kohonen, 1990; Kohonen, 1995) و (Vakil-Baghmisheh and Pavešić, 2002; Vakil-Baghmisheh and Pavešić, 2003) از الگوریتم آموزش LVQ4 به جهت بالا بودن کارآیی آن استفاده شد.

الگوریتم آموزش LVQ4

فرض شود \mathbf{x}^q بردار ورودی از مجموعه آموزش باشد:

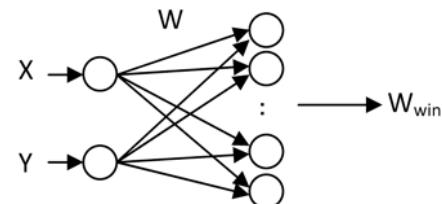
$$\mathbf{x}^q \in \mathbb{R}^n, \quad q=1, \dots, Q$$

و \mathbf{w}_m بردار کد باشد

$$\mathbf{w}_m \in \mathbb{R}^n, \quad m=1, \dots, M$$

1 - Decision regions (Voronoi cells)

2 - Codebook (Voronoi) vector



شکل ۲. ساختار شبکه LVQ استفاده شده برای پیش‌بینی مکانی وجود علف هرز. (X, Y) مختصات نقاط نمونه برداری شده، W ماتریس بردارهای کد و W_{win} بر جسب بردار کد برنده شده.

Fig. 2. Configuration of the LVQ for prediction of weed spatial existence. (X, Y): coordinate of sampled points, W: code vectors matrix. W_{win} : label of winner code vector.

نتایج و بحث

ظاهر می‌شوند. لذا به نظر می‌رسد که تفاوت عملکرد مدل‌های شبکه عصبی به دلیل ماهیت متفاوت علف‌های هرز و حشرات باشد. علاوه بر این زمان یادگیری شبکه عصبی MLP بسیار بیشتر از شبکه عصبی LVQ بود، زیرا به ترتیب حداقل و حداقل تعداد تکرارهای الگوریتم در شبکه‌های عصبی LVQ و MLP جهت یادگیری الگوی پراکنش علف هرز، ۱۰ تکرار و ۱۰۰۰ تکرار بود.

برای اطمینان از یادگیری شبکه‌های عصبی آموزش دیده برای پیش‌بینی الگوی پراکنش علف هرز تلخه، داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه از نظر آماری با هم مقایسه شدند. در اینجا فرضیه صفر بر تساوی میانگین، واریانس و توزیع آماری هر دو سری داده 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 t و کولموگرف-اسمیرنو استفاده شد.

مقادیر محاسبه شده برای هر مورد طبقه بندي در جدول ۲ نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که میانگین، واریانس و توزیع آماری مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده در هر مورد طبقه بندي به کمک شبکه عصبی LVQ، اختلاف معنی داری با هم ندارند (در تمام موارد $p > 0.3$). ولی نتایج مقایسات آماری برای شبکه عصبی MLP نشان از وجود اختلاف معنی دار در سطح احتمال ۹۵ درصد بین میانگین و واریانس در دو مرحله آموزش و آزمایش دارد ($p < 0.01$). با این وجود بین توزیع آماری مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی MLP اختلاف معنی داری در سطح احتمال ۹۵ درصد وجود ندارد ($p > 0.07$). بنابراین شبکه عصبی مصنوعی LVQ دارای قابلیت بالایی برای پیش‌بینی الگوی پراکنش علف هرز تلخه در مقایسه با مدل شبکه عصبی MLP می‌باشد. وجود $p = 1/000$ در مورد توزیع آماری بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی تراکم علف هرز در سطح مزرعه بویژه در فاز آزمایش شبکه، نشان از دقت بالا و نیز قابلیت خوب شبکه عصبی مصنوعی LVQ به منظور طبقه بندي سطح مزرعه از نظر تراکم علف هرز با هر مقدار تراکم بحرانی می‌باشد.

جدول ۱. خطای تشخیص شبکه عصبی LVQ و MLP در دو فاز آموزش و آزمایش

Table 1. Recognition error of LVQ and MLP neural network in training and test phases.

Network goals for classification	Members of class 1	Members of class 2	Recognition error in training phase (%)	Recognition error in test phase (%)	Network type
$WD_1 = 0, WD_2 > 0$	472	78	0.21	0.00	LVQ
			10.90	14.60	MLP
$WD_1 \leq 2, WD_2 > 2$	512	38	0.64	0.00	LVQ
			4.49	12.2	MLP
$WD_1 \leq 4, WD_2 > 4$	527	23	0.21	0.00	LVQ
			4.06	1.22	MLP

توضیحات: WD_1 و WD_2 به ترتیب تراکم علف هرز در کلاس اول و کلاس دوم طبقه بندي

WD_1 and WD_2 : weed density in class 1 and 2, respectively.

جدول ۲. مقایسات آماری مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده تراکم علف هرز توسط شبکه عصبی LVQ و MLP

Table 2. Statistical comparisons between the observed and estimated weed density by MLP and LVQ neural networks.

Network goals for	Network	Statistical values
-------------------	---------	--------------------

classification	utilization phase	comparisons of means	comparisons of variance	comparisons of sdistribution	Network type
$WD_1 = 0, WD_2 > 0$	Training Phase	0.852 0.000	0.789 0.000	1.000 0.073	LVQ MLP
	Test Phase	1.000 0.008	1.000 0.000	1.000 0.548	LVQ MLP
	Training Phase	0.692 0.001	0.323 0.000	1.000 0.828	LVQ MLP
	Test Phase	1.000 0.003	1.000 0.000	1.000 0.548	LVQ MLP
$WD_1 \leq 2, WD_2 > 2$	Training Phase	0.870 0.005	0.596 0.000	1.000 0.967	LVQ MLP
	Test Phase	1.0000 0.563	1.000 0.002	1.000 1.000	LVQ MLP
	Training Phase	0.870 0.005	0.596 0.000	1.000 0.967	LVQ MLP
	Test Phase	1.0000 0.563	1.000 0.002	1.000 1.000	LVQ MLP

براساس قضیه تقریب عمومی از یک لایه مخفی استفاده شد (Rohani et al, 2011). ولی با این وجود در مسئله مورد بررسی نتایج شبکه عصبی MLP بهتر از شبکه عصبی LVQ نشد. محققین دیگر نیز بیان کردند که شبکه‌های عصبی می‌توانند در شرایط متفاوت نتایج بسیار متغیر و حتی دور از انتظار داشته باشند (Zhang et al, 2008; Olden et al, 2004 ; Filippi and Jensen, 2006) اما در بیشتر این مطالعات شبکه‌های عصبی نسبت به مدل‌های رایج، برتری نشان داده اند (Dawson et al, 2006; Yu et al, 2006).

نقشه‌های توزیع مکانی علف هرز تلخه

نقشه پراکنش مکانی علف هرز تلخه که توسط شبکه‌های عصبی MLP و LVQ تفکیک و ترسیم شده در شکل ۳ نشان داده شده است. در این شکل ابتدا جمعیت علف هرز تلخه بر اساس حد آستانه صفر به دو کلاس جمعیتی فاقد علف هرز (صفر بوته) و دارای علف هرز، تقسیم و نقشه‌های آن ترسیم شد (شکل ۳ a ، b و c). در شکل ۳ e ، f و نیز در شکل ۳ g ، h و i به ترتیب، جمعیت علف هرز بر اساس دو حد آستانه ۲ و ۴ بوته در متر مربع ترسیم شده است. حد صفر، ۲ و ۴ بوته انتخاب شده می‌تواند یک حد آستانه فرضی برای علف هرز باشد تا به کمک آن قابلیت شبکه‌های عصبی نشان داده شود. اگرچه پیش‌تر با مقایسات آماری، خطای تشخیص و معادله رگرسیونی مابین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده به عدم وجود تفاوت معنی داری بین آن‌ها دست پیدا کردیم، ولی با مقایسه بین نقشه حاصل از داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی LVQ متوجه خواهیم شد که تفاوت چندانی بین آن‌ها وجود ندارد و اگر بعضی نقاط دو نقشه متناظر متفاوت از هم هستند ناشی از خطای مدل شبکه عصبی است.

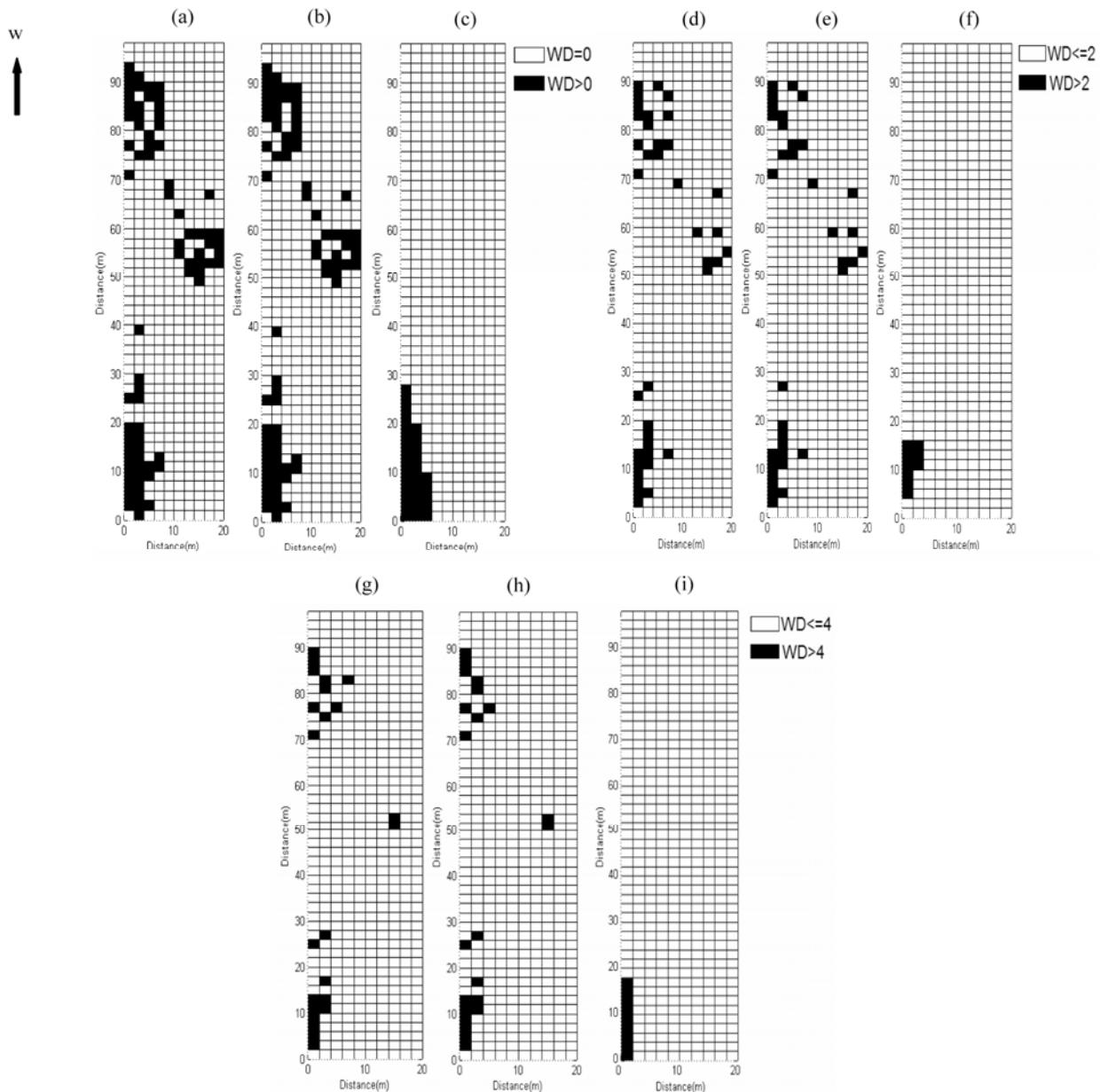
ضرایب تبیین و رابطه خطی رگرسیونی بین مقادیر واقعی هر کلاس در مقابل مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی LVQ و MLP در جدول ۳ نشان داده شده است. بهترین نتایج براساس این دو معیار وقتی بدست می‌آید که معادله خطی مابین تراکم علف هرز واقعی و تراکم علف هرز پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی علاوه بر داشتن ضرایب تبیین بالا دارای کمترین عرض از مبدأ (نژدیک به صفر) و شبی نزدیک به یک باشد ($dv + 0.000$). کاملاً واضح است که ضرایب تبیین بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده در مرحله آموزش و آزمایش در شبکه عصبی LVQ بسیار بالا می‌باشد ($R^2 > 0.90$) در حالیکه این مقدار برای شبکه عصبی MLP کوچکتر از 0.49 است. همچنین معادله خطی رگرسیونی مابین آن‌ها دارای شبکه‌های نزدیک به واحد و عرض از مبدأهای کوچکی هستند، بنابراین می‌توان به شبکه عصبی LVQ اطمینان کرد. در مورد شبکه عصبی MLP این رابطه خطی در تمام موارد از شبکه عصبی پایین (کوچکتر از 0.90) و نیز از عرض از مبدأ بسیار بزرگ (بزرگتر از 0.02) برخوردار شد. این نتایج نشان می‌دهند که قابلیت تعیین پذیری شبکه عصبی LVQ در مقابل شبکه عصبی MLP آموزش دیده بسیار بالا می‌باشد، زیرا فاز آزمایش در مقایسه با فاز آموزش دارای ضریب تبیین بالاتر و نیز معادله خطی رگرسیونی مابین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده از شبکه عصبی LVQ نزدیکتر به واحد و عرض از مبدأ نزدیکتر به صفر برخوردار است. در پژوهشی که به منظور تعیین الگوهای پراکنش حشرات در یک مرغزار بوسیله شبکه‌های عصبی انجام شد، بیان شد که شبکه‌های عصبی MLP و خطی می‌توانند به خوبی الگوهای توزیع حشرات را تشخیص دهند. اما در بین شبکه‌های مذکور MLP دارای قوی ترین الگوریتم در تشخیص الگوها بود (Zhang et al, 2008). به هر حال با کاربرد مناسب تعداد لایه مخفی و نرون، توابع تبدیل، توابع آموزش و آزمایش، شبکه MLP می‌تواند هر گونه تابع خطی یا غیرخطی را با دقت مطلوب، برآورد نماید (Zhang and Barrion, 2006). اگرچه در این پژوهش از الگوریتم اصلاح شده شبکه عصبی MLP استفاده شد و همچنین جدول ۳. رابطه خطی رگرسیونی و ضریب تبیین بین dv (مقادیر واقعی داده‌ها) و pv (مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل).

Table 3. Linear regression relationship and coefficient of determination between dv (actual value) and pv (predicted value by

model).					
Network goals for classification	Network utilization phase	Linear regression relationship	R ²	Network type	
WD ₁ = 0, WD ₂ >0	Training Phase	pv= 0.994 dv + 0.009	0.965	LVQ	
		pv= 0.292 dv + 0.722	0.195	MLP	
		pv= 1.000 dv + 0.000	0.999	LVQ	
		pv= 0.139 dv + 0.875	0.073	MLP	
	Test Phase	pv= 0.906 dv + 0.093	0.900	LVQ	
		pv= 0.256 dv + 0.745	0.210	MLP	
		pv= 1.000 dv + 0.000	0.999	LVQ	
		pv= 0.090 dv + 0.909	0.079	MLP	
WD ₁ ≤ 2, WD ₂ >2	Training Phase	pv= 0.950 dv + 0.050	0.947	LVQ	
		pv= 0.222 dv + 0.781	0.150	MLP	
		pv= 1.000 dv + 0.000	0.999	LVQ	
		pv= 0.987 dv + 0.028	0.490	MLP	
	Test Phase	pv= 0.950 dv + 0.050	0.947	LVQ	
		pv= 0.222 dv + 0.781	0.150	MLP	
		pv= 1.000 dv + 0.000	0.999	LVQ	
		pv= 0.987 dv + 0.028	0.490	MLP	

طبقه بندی کردند. نقشه‌های تهیه شده بوسیله شبکه‌های عصبی چنانچه از دقت بالایی برخوردار باشد می‌توانند به مدیر مزرعه در جهت اعمال کنترل لکه ای علفکش‌ها کمک کنند. علاوه بر این چنانچه نقشه‌ها منطبق بر مختصات جغرافیایی هر مکان تهیه شوند، راهنمای خوبی برای فعال شدن نازل‌ها در نقاط بالای حد آستانه علف هرز در عملگرهای نرخ متغیر^۱ خواهد بود. نقشه‌های ترسیم شده نشان دهنده توزیع ناهمگون و تجمعی علف هرز تلخه در مزرعه مورد مطالعه بود. علف هرز تلخه گیاهی چندساله و مهاجم است که قادر به تکثیر از طریق بذر می‌باشد، اما این گیاه عمده‌تاً از طریق پراکنش قطعات ریشه بوسیله عوامل گوناگون تکثیر می‌شود (Roberts et al, 2004). در مطالعه ای با استفاده از مدل‌های شبیه سازی، پراکنش علف هرز تلخه در ایالت کلرادوی آمریکا مورد مطالعه قرار گرفت (Goslee et al, 2006). این محققین نقشه‌های پراکنش علف هرز را ترسیم کرده و نشان دادند که این علف هرز عمده‌تاً بصورت لکه ای ظاهر می‌شود، به گفته همین محققین برهمکنش بین میزان بارندگی، درجه حرارت، بافت خاک و نیز روش‌های مدیریتی اعمال شده سبب توزیع ناهمگون این علف هرز در سطح ایالت شده است.

ولی در مورد صحت کارآیی یک مدل نمی‌توان تنها با مقایسه یک یا چند نقطه قضاوت کرد (Zhang and Fuh, 1998) مقایسه نقشه‌های تفکیک شده توسط مدل شبکه عصبی MLP و نقشه‌های حاصل از اداده‌های واقعی مشاهده می‌شود، لکه‌هایی از علف هرز که در بخش‌های میانی و غرب مزرعه وجود داشته توسط شبکه MLP (شکل‌های ۳، f، c و i) قابل تشخیص نبوده، در حالیکه این لکه‌ها آسوده به علف هرز بوده است. (Zhang et al, 2008) در مقایسه سه مدل شبکه عصبی MLP، LVQ و روش تفکیک خطی^۱ برای تعیین الگوهای پراکندگی حشرات در سطح یک چمن زار، بیان کردند که شبکه عصبی MLP الگوریتم قوی تری در تشخیص الگوهای پراکنش حشرات بود. آن‌ها رفتارهای اکولوژیکی را در کارآیی مدل‌های شبکه عصبی موثر دانستند. بنابراین به نظر می‌رسد با توجه به ویژگی‌های اکولوژیکی متفاوت حشرات و علف‌های هرز در سطح مزارع، تفاوت در عملکرد شبکه MLP در دو آزمایش دور از ذهن نباشد. در آزمایش (Zhang et al, 2008) شبکه LVQ، از نظر دقت تشخیص حدوات سطح دو شبکه دیگر قرار می‌گرفت. در پژوهشی دیگر که با استفاده از شبکه عصبی LVQ انجام شد، محققین میزان آسودگی پانیکول برنج به بیماری بلایت را به چند سطح سالم، با آسودگی کم، متوسط و شدید طبقه بندی کرده و سپس بر اساس آستانه آسودگی مورد نظر اقدام به کنترل بیماری کردند (Zhang et al, 2010). آستانه اقتصادی به صورت تراکمی از علف‌هرز تعریف می‌شود که در آن هزینه کنترل علف‌هرز معادل سود حاصل از کنترل است (O Donovan, 1991). واضح است که نفاط دارای تراکم بیشتر از حد آستانه در مدیریت متناسب با مکان مورد تیمار قرار می‌گیرد و سایر نقاط که زیر حد آستانه قرار دارند نیاز به مصرف علفکش یا هر عملیات کنترلی ندارند. (Kavdir (2004) با کاربرد شبکه عصبی مصنوعی بوته‌های آفتاب گردان و علف هرز توق را دو تا سه هفته بعد از سبز شدن با توجه به اندازه، شکل و رنگ



شکل ۳. نقشه توزیع علف هرز تلخه در دو حالت واقعی (شکل های a ، d و g) و تفکیک شده، توسط مدل شبکه عصبی LVQ (شکل های b ، e و f) و مدل شبکه عصبی MLP (شکل های c ، f و i). نقشه های a ، b و c براساس حد آستانه صفر بوده، نقشه های d ، e و f براساس حد آستانه دو بوده و نقشه های g ، h و i براساس حد آستانه چهار بوده علف هرز در متر مربع ترسیم شده است.

Fig. 3. *Acroptilon repense* distribution maps in actual (a, d and g) and classified conditions by LVQNN (b, e and h) and by MLPNN (c, f and i). The maps of a, b, c and d, e, f and g, h, i have been drawn according to economic threshold of 0, 2 and 4 plants/m² respectively.

قياقي^۳ که بواسيله اندام های رويسى زير زمينى تكثير مى شوند نيز گزارش شده است (Christensen et al, 1998). علفهای هرزی که

در نهايىت آنها بيان كرددند که با توجه به توزيع لکه اى تلخه، امكان كنترل نقاط آلوده به اين علف هرز و كاهش ميزان سه مصرفی و هزینه های كنترل وجود دارد. وجود توزيع لکه اى در علفهای هرز چند ساله اى نظير شاهى وحشی^۱ (Makarian, 2008)، خارلته^۲

2 - *Cirsium arvense* (L.)

3 - *Sorghum halepense*

1 - *Cardaria draba* (L.)

بالایی علاوه بر پیش‌بینی، نقشه پراکنش جمعیت علف هرز تلخه را ترسیم نماید. نقشه حاصل از هر دو شبکه نیز نشان داد که تلخه دارای آرایش لکه‌ای است. بنابراین تنها از طریق تیمار کردن لکه‌های دارای علف هرز می‌توان به اهداف مدیریت متناسب با مکان و کاهش علفکش‌های مصرفی دست یافت.

سپاسگزاری

بدینوسیله از معاونت محترم پژوهشی دانشگاه صنعتی شاهروд به خاطر حمایت مالی از این پژوهش قدردانی می‌شود.

حالات لکه‌ای بودن و پایداری بیشتری دارند برای مدیریت متناسب با مکان مناسب‌ترند (Colbach et al, 2000).

نتیجه گیری کلی

این پژوهش نشان داد که یکی دیگر از روش‌های مدل‌سازی رفتار علف‌های هرز، شبکه‌های عصبی مصنوعی است. در این گونه مدل‌ها بدون در نظر گرفتن معادلات پیچیده غیرخطی، می‌توان دینامیک حاکم بر سیستم را استخراج نموده و از این طریق، خروجی‌های مدل را پیش‌بینی کرد. از بین شبکه‌های عصبی LVQ و MLP بکار گرفته شده در این مطالعه شبکه LVQ توانست با دقت

منابع

- 1- Azadeh, A., Ghaderi, S. F., and S. Sohrabkhani. 2006. Forecasting electrical consumption by integration of Neural Network, time series and ANOVA. *Applied Mathematics and Computation*, 186: 1753-1761.
- 2- Cardina, J., and D. J. Doohan. 2008. Weed biology and precision farming. Site-specific management guideline. www.ppi-far.org/ssmg.
- 3- Chang, D.H., and S. Islam. 2000. Estimation of soil physical properties using remote sensing and artificial neural network. *Remote Sensing of Environment*, 74: 534-544.
- 4- Christensen, S., T. Heisel, and M. Paice. 1998. Simulation of long term *Alopecurus myosuroides* population using three patch spraying strategies. Proceedings of the 15th Danish Plant Protection Conference Weeds. DJF-RC. Prot No. 2, pp. 141-150.
- 5- Colbach, N., F. Forcella, and G.A. Johnson. 2000. Spatial and temporal stability of weed populations over five years. *Weed Science*, 48:366-377.
- 6- Dawson, C. W., R. J. Abrahart, and A.Y. Shamseldin. 2006. Flood estimation at un gauged sites using artificial neural networks. *J. Hydrol.* 319:391-409.
- 7- Drummond, S.T., K.A. Sudduth, A. Joshi, S. J. Birrell and N. R. Kitchen. 2003. Statistical and neural methods for site-specific yield prediction. *Transactions of the American Society of Agricultural and Biological Engineers (ASABE)*, 46: 5-14.
- 8- Filippi, A. M., and J. R. Jensen. 2006. Fuzzy learning vector quantization for hyperspectral coastal vegetation classification. *Remote Sensing Environment*. 100:512-530
- 9- Goel, P. K., S. O. Prasher, R. M. Patel, J. A. Landry, R. B. Bonnell, and A. A. Viau. 2003. Classification of hyperspectral 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.
- 10- Goslee, C. S., D. P. C. Peters, and K. George-Beck. 2006. Spatial prediction of invasion success across heterogeneous landscapes using an individual-based model. *Biological invasions*. 8: 193- 200.
- 11- Grundy, A. C., C. M. Onyango, K. Phelps, R. J. Reader, J. A. Marchant, L. R. Benjamin, and M. Mesd. 2005. Using a competition model to quantify the optimal trade-off between machine vision capability and weed removal effectiveness. *Weed Research*. 45: 388- 405.
- 12- Gupta, M. M., J. Jin, and N. Homma. 2003. *Static and Dynamic Neural Networks: From Fundamentals to Advanced Theory*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- 13- Heijeteng, S., W. Van Der Werf, A. Stein, and M. Kropff. 2007. Are weed map stable in location? Application of an explicitly two – dimensional methodology. *Weed Research*, 47: 381-395.
- 14- Irmak, a., J. W. Jones, W. D. Batchelor, S. Irmak, k. J. Boote, and j. O. Paz. 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.
- 15- Jin, Y. Q., and C. Liu. 1997. Biomass retrieval from high-dimensional active/passive remote sensing data by using artificial neural networks. *International Journal of Remote Sensing*, 18: 971-979.
- 16- Jurado-Exposito, M., F. Lopez-Granados, J. L. Gonzalez-Andujar, and L. Garcia-Torres. 2004. Spatial and temporal analysis of *Convolvulus arvensis* L. populations over four growing seasons. *European Journal of Agronomy*, 21: 287-296.

- 17- Kaul, M., R. L. Hill, and C. Walther. 2005. Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction. *Agriculture system*, 85: 1-18.
- 18- Kavdir, S. 2004. Discrimination of sunflower, weed and soil by artificial neural networks. *Computer and Electronic in Agriculture*, 44: 153-160.
- 19- Kohonen, T. 1990. The Self-Organizing Map, Proceedings of IEEE, Vol. 78, No. 9.
- 20- [Kohonen, T. 1995. Self-Organizing Map, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.](#)
- 21- Liu, Z. Y., H. F. Wu., and J.-F. Huang .2010. Application of neural networks to discriminate fungal infection levels in rice panicles using hyperspectral reflectance and principal components analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 72: 99-106 .
- 22- Makarian H., M. H. Rashed Mohassel, M. Bannayan and M. Nassiri. 2007. Soil seed bank and seedling populations of *Hordeum murinum* and *Cardaria draba* in saffron fields. *Agriculture Ecosystems and Environment*, 120: 307- 312.
- 23- Makarian, H. 2008. Investigation of spatial and temporal dynamic of weed seed bank and seedling populations and its effect on saffron (*Crocus sativus* L.) leaf dry weight under different weed management conditions. Ph.D. thesis in weed science. Ferdowsi University of Mashhad :193pp.(in farsi)
- 24- Nordmeyer, H. 2006. Patchy weed distribution and site-specific weed control in winter cereals. *Precision Agriculture*, 7: 219 -231.
- 25- Olden, J. D., M. K. Joy, and R.G. Death. 2004. An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data. *Ecological Modelling*, 178:389–397.
- 26- Rashed Mohassel, M. H., H. Najafi, and M. D. Akbarzadeh. 2001. *Weed Biology and Control*. Ferdowsi University Press, 404p. (In farsi)
- 27- Roberts, E. A., R.L. Sheley, and R. L. Lawrence. 2004. Using sampling and inverse distance weighting modeling for mapping invasive plants. *Western North American Naturalist*, 64: 312-323.
- 28- Rohani, A., Abbaspour-Fard, M.H., Abdolahpour, S. 2011. Prediction of tractor repair and maintenance costs using artificial neural network. *Expert Sys. Applications* 38: 8999–9007.
- 29- Searcy, S. W. 2008. Precision farming: a new approach to crop management. Texas agricultural extension service. Txprecag.tamu.edu/content/pub/pf-ncm.pdf.
- 30- Shaw, D. R. 2005. Translation of remote sensing data into weed management decisions. *Weed Science*. 53: 264-273.
- 31- Torrecilla, J. S., L. Otero, and P. D. Sanz. 2004. A neural network approach for thermal/pressure food processing. *Food Engineering*, 62: 89-95.
- 32- Vakil-Baghmisheh, M. T. 2002. Farsi Character Recognition Using Artificial Neural Networks. PhD Thesis, Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana.
- 33- Vakil-Baghmisheh, M. T., and N. Pavešic. 2001. Back-propagation with declining learning rate. Proceeding of the 10th Electrotechnical and Computer Science Conference, Portorož, Slovenia. Vol B: 297-300.
- 34- Vakil-Baghmisheh, M. T., and N. Pavešic. 2003. Premature clustering phenomenon and new training algorithms for LVQ. *Pattern recognition*, 36:1901-1921.
- 35- Veelenturf, L. P. J. 1995. Analysis applications of artificial neural networks. Simon & Schuster international group, United States of America.
- 36- Yang, C. C., S. O. Prasher, J. A. Landry, and H. S. Ramaswamy. 2003. Development of a herbicide application map using artificial neural networks and fuzzy logic. *Agricultural Systems*, 76: 561-574.
- 37- Yu, R., P. S. Leung, and P. Bienfang. 2006. Predicting shrimp growth: artificial neural network versus non-linear regression models. *Aqua- cultural Engineering*, 34:26–32
- 38- Zhang, W. J., and A.T. Barrion. 2006. Function approximation and documentation of sampling data using artificial neural networks. *Environmental Monitoring and Assessment*, 122(1-3):185–201.
- 39- Zhang, W. J., X. Q. Zhong, and G. H. Liu. 2008. Recognizing spatial distribution patterns of grassland insects: neural network approaches. *Stochastic Environmental. Research and Risk Assessment*, 22:207–216.
- 40- Zhang, Y. F., and J. Y.H. Fuh. 1998. A neural network approach for early cost estimation of packaging products. *Computers & Industrial Engineering*, 34: 433-50.
- 41- Zhang, Y., J. Pulliainen, S. Koponen, and M. Hallikainen. 2002. Application of an empirical neural network to surface water quality estimation in the Gulf of Finland using combined optical data and microwave data. *Remote Sensing of Environment*, 81: 327–336.