

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی حضور علف‌های هرز

در مزارع نخود دیم استان کردستان

سحر منصوریان^{۱*}، ابراهیم ایزدی دربندی^۱، محمد حسن راشد محصل^۱، مهدی راستگو^۱ و همایون کانونی^۲

۱- گروه زراعت و اصلاح نباتات دانشکده کشاورزی دانشگاه فردوسی مشهد ۲- مرکز تحقیقات کشاورزی استان کردستان

تاریخ دریافت: ۹۳/۱۰/۱۵

تاریخ پذیرش: ۹۴/۵/۱۷

چکیده

به منظور مقایسه توانایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی حضور علف‌های هرز، آزمایشی در ۳۳ مزرعه نخود دیم استان کردستان در سال زراعی ۹۲-۱۳۹۱ انجام شد. برای این منظور، اطلاعات اقلیمی و خاکی به عنوان متغیرهای مستقل و حضور و عدم حضور علف‌های هرز غالب به عنوان متغیرهای وابسته در مدل‌های رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شدند. در این تحقیق از شبکه پرسپترون چندلایه با نه نرون در لایه ورودی، یک و دو لایه پنهان با تعداد نرون مختلف و دو نرون در لایه خروجی استفاده شد. علف‌هرز بی تی راخ (*Galium aparine* L.) و پیچک صحرایی (*Convolvulus arvensis* L.) با بیشترین شاخص فراوانی، علف‌های هرز غالب مزارع نخود بودند. نتایج نشانه داد که رگرسیون لجستیک نتوانست بین متغیرهای مستقل و حضور علف‌هرز بی تی راخ معادله‌ای را برازش دهد. در حالی که شبکه عصبی مصنوعی قادر بود برای هر دو علف‌هرز بی تی راخ و پیچک صحرایی در هر دو مرحله نمونه برداری، مدل مناسبی را برازش دهد. بطور کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی با کارایی بالا در مقایسه با روش رگرسیون لجستیک، برای پیش-بینی حضور علف‌های هرز در مزارع نخود دیم استان کردستان، مناسب تر بوده و کاربرد آن برای این منظور قابل توصیه می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: شاخص غالبیت، ضریب تبیین، مدل‌سازی

* Corresponding author. E-mail: sahar.mansourian@stu-mail.um.ac.ir

مقدمه

برداری مستقیم همراه با اندازه گیری‌های آزمایشگاهی یا صحرایی، معمولاً، پُرهزینه و وقتگیر بوده و برای اهداف کاربردی دارای محدودیت است. لذا در سال‌های اخیر، گرایش به استفاده از روش‌های غیرمستقیم برای تخمین و احتمال حضور علف‌های هرز در مزارع رو به فزونی است (Rohani & Makarian, 2011).

برای ارتباط دادن متغیرها با احتمال حضور علف‌های هرز روش‌های مختلفی وجود دارد، از آن جمله می‌توان به رگرسیون چندمتغیره^۱ و شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ اشاره کرد. یکی از مهمترین کاربردهای روش‌های آماری، شناسایی الگو، طبقه بندی و پیش بینی بر اساس واقعیت‌ها و اطلاعات در دسترس از یک موضوع خاص است. روش‌های آماری که برای مدل سازی روابط بین متغیرها به کار می‌رود دارای تعدادی پیش فرض و محدودیت است. این پیش فرض‌ها شامل نرمال بودن توزیع داده‌ها، عدم چند هم خطی^۳، یکسان بودن واریانس خطاها و موارد دیگری است و در صورت فقدان این شرایط به کارگیری این مدل‌ها امکان پذیر نبوده و یا با خطای قابل توجهی همراه است. از این رو به روش‌هایی با محدودیت‌ها و فرضیات کمتر، نیاز می‌باشد. هدف رگرسیون لجستیک یافتن بهترین مدل برای تشریح روابط میان حضور و عدم حضور متغیر وابسته و مجموعه گروه‌هایی از متغیرهای مستقل است. این مدل رگرسیون، شبیه رگرسیون معمولی است با این تفاوت که روش تخمین ضرایب یکسان نمی‌باشد و به جای حداقل کردن مجذور خطاها (که در رگرسیون معمولی انجام می‌شود)، احتمالی که یک واقعه رخ می‌دهد را حداکثر می‌نماید. مزیت رگرسیون لجستیک نسبت به سایر رگرسیون‌هایی که ضرایب مدل را با حداکثر مربعات به دست می‌آورند این است که لزومی برای وجود رابطه خطی میان متغیر مستقل و وابسته ندارد همچنین نیازمند به وجود توزیع نرمال میان متغیرها نبوده و فرض نمی‌کند که متغیرها دارای

سطح زیر کشت نخود در دنیا، ۲۰/۱۳ میلیون هکتار با تولید ۶۲/۱۱ میلیون تن می‌باشد (FAO, 2011). ایران با میانگین ۴۱۹۴۹۷ هزار هکتار سطح زیر کشت نخود و تولید ۲۳۳۳۸۶ هزار تن با عملکرد متوسطی معادل ۱۵۱۰ و ۵۳۳ کیلوگرم در هکتار به ترتیب در مزارع آبی و دیم (Anonymous, 2011)، رتبه چهارم جهان را به خود اختصاص داده است (FAO, 2011). استان کردستان با ۷۲۴۴۸ هکتار، رتبه سوم از نظر سطح زیر کشت نخود در کشور را دارد که از این مقدار ۷۲۰۴۳ هکتار آن به صورت دیم کشت می‌شود و عملکردی معادل ۴۰۵ کیلوگرم در هکتار را دارد (Anonymous, 2011) که نسبت به میانگین عملکرد جهانی (۸۸۰ کیلوگرم در هکتار) و کشورهای مهم تولیدکننده نخود بسیار پایین است (FAO, 2011). با وجود اهمیت نخود در این استان و رغبت روزافزون زارعین منطقه برای کاشت این گیاه و قرار دادن آن در تناوب با گندم دیم، عملکرد دانه نخود در واحد سطح غالباً کم است (Ahmadi & Kanooni, 1988).

یکی از مشکلات نخود در شرایط دیم، وجود علف‌های هرز می‌باشد (Kropff & Lotz, 1992). علف‌های هرز از طریق رقابت، از دسترسی مطلوب گیاه زراعی به منابع جلوگیری می‌کنند (Norouzi et al., 2003). نخود به دلیل سرعت رشد کند و سطح برگ محدود در مراحل اولیه رشد به علف‌های هرز بسیار حساس می‌باشد (Data et al., 2007). بطوری که گزارش شده است، در صورت عدم کنترل و یا مدیریت ضعیف علف‌های هرز، تلفات عملکرد نخود در اثر رقابت با علف‌های هرز به بیش از ۵۰ درصد و گاهی تا ۸۰ درصد نیز می‌رسد (Mousavi & Ahmadi, ICARDA, 2007). با توجه به اهمیت علف‌های هرز در تولید عملکرد بالقوه نخود، پیش بینی حضور علف‌های هرز و شناخت جوامع آنها، بعنوان اساسی ترین اقدام در مدیریت علف‌های هرز محسوب می‌شود. با این وجود، اعتقاد بر این است که نمونه

¹ Multiple regression

² Artificial Neural Network

³ Multicollinearity

بیشتری برای وقوع متغیر وابسته دارد و بالعکس ضریب منفی B، نمایانگر همبستگی ضعیف متغیر مستقل با وقوع متغیر وابسته است (Ayalew & Yamagishi, 2005). به دلیل دشوار بودن گزارش B بهتر است مقدار $\text{Exp}(B)$ به عنوان ضرایب رگرسیونی هر یک از متغیرهای وارد شده به مدل استفاده شود (Chau & Chan, 2005).

یکی دیگر از این روش‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی است. ساختار شبکه عصبی مصنوعی مشابه سیستم عصبی بیولوژی مغز انسان است (Torrecilla et al., 2004). امروزه شبکه‌های عصبی در بسیاری از زمینه‌ها از جمله طبقه بندی، تشخیص الگو، پیش بینی و مدل سازی فرآیندها بکار گرفته می‌شود. 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 پیش بینی هر خروجی متناظر با ورودی دلخواه می‌باشد (Kaul & Walthall, 2005). این روش هیچ فرض اولیه‌ای برای توزیع داده‌ها تحمیل نمی‌نماید. در این شبکه‌ها اطلاعات به صورت ضمنی پردازش می‌شود، بر این اساس چنانچه بخشی از سلول‌های شبکه حذف شوند یا عملکرد غلط داشته باشند باز هم احتمال رسیدن به پاسخ صحیح وجود دارد (Rahmani & Esmaili, 2010). امروزه مدل‌های شبکه عصبی بعنوان ابزارهای شناخته شده ای برای تخمین توابع در تحقیقات اکولوژیکی و محیطی به شمار می‌روند (Zhang et al., 2008) و می‌توانند با دقت بالا جمعیت علف‌هرز را از گیاه زراعی در مزارع متمایز کنند (Yang et al., 2003). آیتکنهد و همکاران (Aitkenhead et al., 2003) از مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای تشخیص و تمایز بین گیاه زراعی هویج، علف‌هرز چچم و خاک مزرعه استفاده کردند. کاودیر (Kavdir, 2004) با کاربرد شبکه عصبی مصنوعی، بوته‌های آفتاب گردان و علف‌هرز توق را دو تا سه

واریانس‌های آماری برابر باشند و در کل به فرضیات کمتری نیازمند است.

در رگرسیون لجستیک، معادله برابر است با لگاریتم نسبت دو حالت به همدیگر. آزمون ضرایب B در معادله نشان می‌دهند که معادله رگرسیون مورد نظر مرکب از چه متغیرهای مستقلی می‌باشد و آنتی لگاریتم ضریب (e^B) برابر با نسبت شانس^۱ متغیر مستقل است (Ayalew & Yamagishi, 2005). مدل عمومی آن به شکل زیر است (معادله ۱):

معادله ۱:

$$Y = \text{logit}(p) = \ln(p/(1-p)) = c_0 + c_1x_1 + c_2x_2 + \dots + c_nx_n$$

p = احتمال اینکه متغیر وابسته یک باشد (در این تحقیق احتمال حضور علف‌هرز)

Odds ratio = $p/1-p$ یا Odds (شانس یا نسبت شانس)؛ c_0 عرض از مبدا یا ضریب ثابت است و x_1, x_2, \dots, x_n ضرایب مربوط به متغیرهای مستقل c_1, c_2, \dots, c_n هستند.

این تحلیل آماری دارای پارامترهای آماری مهم می‌باشد از جمله؛ پارامتر $-2 \log \text{likelihood} (-2LL)$ ، R^2 Nagelkerke، R^2 Cox & Snell، همبستگی میان هر متغیر در معادله با استفاده از ضریب B، آماره Wald، برآورد نسبت شانس یا e^B و غیره. آماره والد، معنی دار بودن متغیرهای وارد شده در رگرسیون را بررسی می‌کند و از تقسیم ضرایب بر انحراف استاندارد به توان ۲ به دست می‌آید که با توجه به مقادیر $\text{Sig} < 0.05$ مربوط به آزمون والد، ضرایب بدست آمده معنی دار است. متغیرهای مستقلی که ضریب معنی داری آنها از ۰/۰۵ بیشتر است در هر مرحله از ورودی داده‌ها به مدل لجستیک حذف شده و متغیرهای تاثیرگذار با ضریب معنی داری کمتر از ۰/۰۵ در معادله باقی ماندند. به ازای افزایش یک واحد از عوامل موثر شانس وقوع حضور علف‌هرز کاهش یافته است در حالیکه ضرایب مثبت معنی معکوسی را بیان می‌کنند. ضریب مثبت B، یعنی اینکه آن متغیر نقش

^۱ Odds ratio

رس خاک بین ۶/۳ و ۷ بود و ممکن است رشد گیاه زراعی در مزارعی که سطح اسیدیته خاک خیلی پایین تر از میانگین این مقادیر باشد، کاهش پیدا کند که منجر به کاهش قابلیت رقابت گیاه زراعی در مقابل علف‌های هرز خواهد شد.

براساس اطلاعات موجود، در کشور ما با وجود وسعت زیاد مزارع نخود و با توجه به نقش عوامل خاکی و آب و هوایی در حضور علف‌های هرز، تا به حال تحقیقات کاربردی محدودی در زمینه توزیع مکانی آنها در مزارع نخود دیم استان کردستان انجام شده است. لذا این مطالعه به منظور توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه برای تخمین حضور علف‌های هرز و نیز مقایسه مدل رگرسیونی چندمتغیره و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد مکانی علف‌های هرز با استفاده از خصوصیات و پارامترهای محیطی و خاکی و همچنین تعیین مهمترین عوامل محیطی مؤثر بر حضور علف‌های هرز در مزارع نخود دیم استان کردستان انجام گرفته است.

مواد و روش‌ها

این بررسی در قالب یک مطالعه موردی طی سال زراعی ۹۲-۱۳۹۱ در ۳۳ مزرعه منتخب از مزارع نخود دیم شهرستان‌های شاخص استان کردستان (سنندج، دهگلان، کامیاران، دیواندره و سقز) که بالاترین سطح زیر کشت نخود دیم را داشتند انجام شد (شکل ۱).

عملیات نمونه برداری از مزارع نخود به تناسب مساحت مزرعه با توجه به روش تعریف شده توسط مین باشی و همکاران (Minbashi Moeini et al., 2008) انجام شد (جدول ۱).

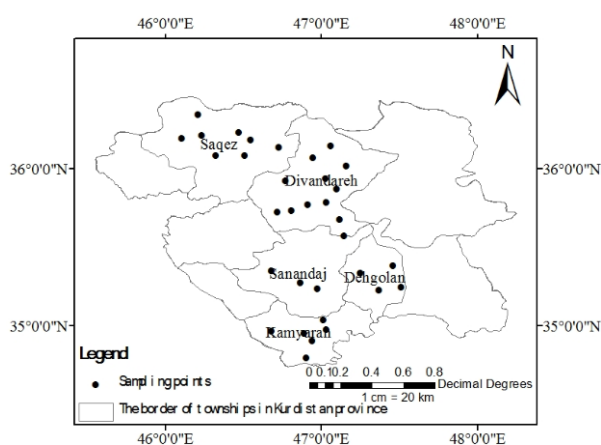
از آنجایی که علف‌های هرز به صورت لکه ای در کنار یکدیگر حضور می‌یابند، لذا نمونه برداری با استفاده از روش سیستمیک W ارائه شده توسط توماس (Thomas, 1985) و مک کولی و همکاران (McCully et al., 1991) با اندکی تغییر (روش سیستماتیک تصادفی W)، انجام شد. انتخاب مزارع، به طور تصادفی و براساس خصوصیات توپوگرافی و

هفته بعد از سبز شدن با توجه به اندازه، شکل و رنگ طبقه بندی کردند. ایرماک و همکاران (Irmak et al., 2006)، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی الگوهای مکانی عملکرد سویا را در سطح مزرعه پیش بینی کرده و نقش عوامل ایجاد کننده تغییرات مکانی عملکرد از جمله پستی و بلندی و حاصلخیزی خاک را نیز مورد بررسی قرار دادند.

علیمرادی و همکاران (Alimoradi et al., 2010) به ارزیابی پاسخ جوامع علف‌های هرز به شرایط محیطی مزارع چغندر قند استان خراسان رضوی و شمالی پرداختند و بین شرایط اقلیمی شهرستان‌های مختلف و ظهور گونه‌های علف‌های هرز همبستگی‌هایی را گزارش نمودند. در مطالعه ای با استفاده از مدل‌های شبیه سازی، پراکنش علف‌هرز تلخه در ایالت کلرادو آمریکا مورد مطالعه قرار گرفت (Goslee et al., 2006). این محققین نقشه‌های پراکنش علف‌هرز را ترسیم کرده و نشان دادند که این علف‌هرز عمدتاً 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 علف‌هرز در سطح ایالت شده است. بنونوتی (Benvenuti, 2003) جوانه زنی و خصوصیات گیاهچه بذره‌های تاتوره را در ۱۰ نوع خاک با خصوصیات فیزیکی متفاوت بررسی کرد. نتایج نامبرده مشخص کرد که ممانعت از جوانه زنی بذور، با محتوای رس خاک ارتباط مستقیم و با محتوای شن، ارتباط عکس داشت. وی مطرح نمود که خاک‌های شنی قادر به تبادل گاز با محیط خارج می‌باشند و به همین دلیل اکسیژن قابل دسترس در خاک‌های شنی بیشتر است. به نظر می‌رسد، خصوصیات فیزیکی خاک، اثر زیادی روی اکولوژی بذور مدفون شده و در نتیجه روی پویایی بانک بذر در سیستم‌های زراعی دارد. تیرر و همکاران (Tyrrer et al., 2001) مطرح نمودند که تلخه در مکان‌هایی مشاهده شد که خاک‌های آن ماده آلی بیشتری دارد (Callaway et al., 2004). والتر و همکاران (Walter et al., 2002) مطرح کردند که میزان اسیدیته بسته به محتوای

نمونه‌برداری از هر مزرعه بر اساس درصد فراوانی مزارع با توجه به سه مقیاس زیر بود. نوع a: مزارع یک تا ۵ هکتاری، نوع b: مزارع ۶ تا ۱۵ هکتاری و نوع c: مزارع ۱۶ هکتار به بالا که به ترتیب با پرتاب ۵، ۹ و ۱۳ عدد (شکل ۲) توسط کادر چوبی 0.5×0.5 متری (۰/۲۵ متر مربع) (Hassan *et al.*, 2010; Minbashi Moeini *et al.*, 2008)

نمونه‌برداری از هر مزرعه بر اساس درصد فراوانی مزارع با توجه به سه مقیاس زیر بود. نوع a: مزارع یک تا ۵ هکتاری، نوع b: مزارع ۶ تا ۱۵ هکتاری و نوع c: مزارع ۱۶ هکتار به بالا که به ترتیب با پرتاب ۵، ۹ و ۱۳ عدد (شکل ۲) توسط کادر چوبی 0.5×0.5 متری (۰/۲۵ متر مربع) (Hassan *et al.*, 2010; Minbashi Moeini *et al.*, 2008)



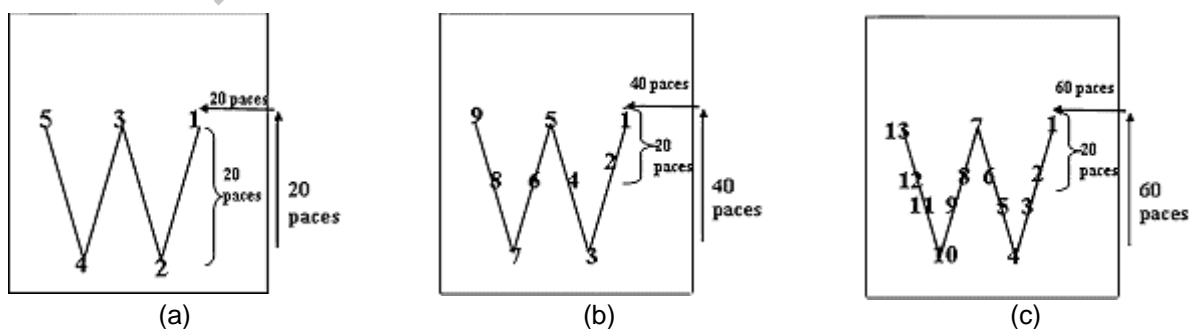
شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه برداری شده از مزارع نخود دیم در استان کردستان

Figure 1- Geographical situation of surveyed area and sampled points of dry chickpea farms in Kurdistan province.

جدول ۱- استاندارد تعداد مزارع نخود دیم مورد ارزیابی در شهرستان‌های استان کردستان (Minbashi Moeini *et al.*, 2008)

Table 1- Number of dry chickpea fields surveyed in each township in Kurdistan province (Minbashi Moeini *et al.*, 2008).

Number of fields surveyed	area under dryland chickpea cultivation (ha)
2	<500
3	501-1000
4	1001-5000
6	5001-10000
8	10001-15000
12	15001-30000
16	30001-60000
The number is attained by adding 10000 ha to the area and one field is added to 16	



شکل ۲- الگوی نمونه برداری از علف‌های هرز مزارع نخود: (a) ۵-۱ هکتار، (b) ۶-۱۵ هکتار، (c) بیش از ۱۶ هکتار.

Figure 2- Sampling method in the surveyed fields. (a) 1-5 ha, (b) 6-15 ha, and (c) >15 ha. The numbers represent the place in which each 0.25 m² quadrat was taken.

بررسی، عناصر نیتروژن، فسفر و پتاسیم به مقدار کافی وجود داشت. آنالیز خاک نشان داد که خاک‌های مورد بررسی دارای بافت سنگین تا متوسط بودند.

یکی از شاخص‌های ارزیابی ترکیب و تنوع گونه ای جامعه علف‌های هرز، فراوانی^۱ (F) مزارع می‌باشد (Minbashi et al., 2008; Hussain et al., 2004). فراوانی شامل درصدی از مزارع که گونه گیاهی مورد نظر (علف‌هرز) حضور دارد و در واقع تخمینی از وسعت و یا گستره جغرافیایی تراجم علف‌هرز مورد نظر در منطقه می‌باشد. برای این منظور، از معادله ۲ استفاده شد (Minbashi Moeini et al., 2008):

$$F_k = \sum Y_i / n \times 100 \quad (\text{معادله ۲})$$

که در آن F_k : فراوانی گونه k ; Y_i : حضور (1) و یا عدم حضور (0) گونه k در مزرعه شماره i ام؛ n : تعداد مزارع مورد بازدید.

یکنواختی مزرعه برای گونه k (ضریب همسانی)^۲ (U_k) عبارت از درصد کوادرات‌هایی که گونه گیاهی مورد نظر (علف‌هرز) حضور دارد و تخمینی از سطح تراجم گونه را به دست می‌دهد (معادله ۳) (Minbashi Moeini et al., 2008).

$$U_k = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m m X_{ij} / m \times n \quad (\text{معادله ۳})$$

زمان نمونه برداری در مناطق مختلف استان طی مراحل سه برگی و غلاف بندی نخود بود. برای این منظور ضمن نمونه برداری از مزارع، مختصات هر مزرعه از قبیل طول و عرض جغرافیایی و ارتفاع از سطح دریا توسط دستگاه GPS ثبت شد (Minbashi Moeini et al., 2008; Hassan et al., 2010). به منظور بررسی پاسخ گونه‌های مختلف علف‌های هرز به خصوصیات فیزیکوشیمیایی خاک، ضمن نمونه گیری از علف‌های هرز، از سطح مورد نظر نمونه‌های خاک از عمق ۳۰-۱۵ سانتی متری خاک مزارع برداشت و برای اندازه گیری پارامترهای نیتروژن، فسفر، پتاسیم، هدایت الکتریکی، اسیدیته، درصد ماده آلی، درصد اشباع رطوبت، درصد شن، سیلت و رس به آزمایشگاه خاکشناسی منتقل شد. با توجه به آنکه، نمونه‌ها از مزارع مختلف شهرستان‌های مختلف جمع آوری شدند، آمار مربوط به گزارش هواشناسی این شهرستان‌ها نیز از جمله میانگین بارندگی، میانگین حداقل و حداکثر دما به عنوان عوامل جداگانه از ایستگاه‌های سینوپتیک و باران سنجی گرفته شد (جدول ۲) و رابطه آنها با فلور علف‌های هرز مورد بررسی قرار گرفت. نتایج آمار توصیفی تجزیه خصوصیات فیزیکوشیمیایی نمونه‌های خاک شهرستان‌های مورد مطالعه استان کردستان در جدول ۳ آورده

جدول ۲- خصوصیات آب و هوا در در شهرستان های مورد مطالعه استان کردستان.

Table 2- Characteristic of climate type in 5 townships of Kurdistan province.

	Rainfall (mm)	Average of temperature (C°)
min	31.84	3.84
max	59.6	24.77

*- min: minimum and max: maximum

جدول ۳- خصوصیات فیزیکوشیمیایی خاک در در شهرستان های مورد مطالعه استان کردستان.

Table 3- Characteristic of physicochemistry of soils in 5 townships of Kurdistan province.

	N (%)	P (p.p.m)	K (p.p.m)	pH (H ₂ O, 1:2)	EC×103 (ds/m)	Clay (%)	Sand (%)	Silt (%)	O.M (%)	S.P (%)
min	0.02	3.5	117.8	7.26	0.77	13.4	20.6	22	0.28	25.97
max	0.14	17.85	429.5	7.96	1.14	35.4	62.6	52.6	2.34	50.48

*- min: minimum and max: maximum

شده است. با توجه به نتایج آزمایش خاکشناسی، در تمامی

خاک‌های مورد

¹ Frequency

² Uniformity

از انجام تجزیه و تحلیل داده‌ها برای بررسی تابعیت داده‌ها از مفروضات رگرسیون لجستیک استفاده شد. عدم پدیده چند هم خطی بین پارامترهای مستقل که برای بررسی این پدیده از دو فاکتور VIF^۴ و TOL^۵ استفاده شد (Allison, 2001). متغیر وابسته باید یک متغیر کیفی دو حالتی باشد که در این مطالعه حضور علف‌هرز (کد یک) و عدم حضور (کد صفر) می‌باشد. در این تحقیق، متغیرهای مستقل دارای $VIF > 10$ و $TOL < 0.1$ از آنالیز لجستیک حذف شدند (Ozdemir, 2011) که در این تحقیق در مورد تمام علف‌های هرز غالب، متغیرهای ماده آلی، نیتروژن، شن، پتاسیم و میانگین حداکثر دما حذف شدند (نتایج گزارش نشده است). قبل از بکارگیری داده‌های خام اولیه در ساخت مدل رگرسیون چندمتغیره، باید داده‌ها در دامنه مناسبی نرمالیزه شود (Mahmodabadi & Seyed Hoseini, 2012). برای نرمال سازی داده‌ها روش‌های متعددی وجود دارد که یکی از این روش‌ها نرمال سازی داده‌ها بین ۰/۱ و ۰/۹ است (Heykin, 1999). با در نظر داشتن این نکات در این پژوهش نیز داده‌های ورودی بین ۰/۱ و ۰/۹ نرمال شدند (معادله ۷).

$$Y = \left[\frac{(x_i - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \times 0.8 \right] + 1 \quad \text{معادله ۷}$$

جهت اطلاع بیشتر از ماهیت و قابلیت مدل لازم است که یادآوری شود، روش مورد استفاده با این تحلیل آماری انواع مختلف روش‌های گام به گام^۶ است که در این مطالعه از روش Forward conditional استفاده گردید. با انتخاب این روش امکان جداسازی متغیرهای معنی دار مرتبط با متغیر وابسته فراهم می‌شود (Ayalew & Yamagishi, 2005). پس از اینکه داده‌ها استخراج و به نرم افزار آماری SPSS منتقل شدند، در پایان به صورت خودکار و براساس همبستگی هر کدام از متغیرهای مستقل با متغیر وابسته، ضرایبی به دست می‌آید. انتخاب روش گام به گام باعث می‌شود که متغیرهای مستقل با توجه به میزان همبستگی که با متغیر وابسته دارند به

U_k : یکنواختی مزرعه برای گونه k ؛ X_{ij} : حضور (1) و یا عدم حضور (0) گونه k در کادر شماره i در مزرعه شماره i ؛ n : تعداد مزارع مورد بازدید؛ m : تعداد کادر پرتاب شده؛ تراکم^۱ (D) تعداد بوته هر گونه را در مترمربع در هر مزرعه نشان می‌دهد (معادله ۴) (Minbashi Moeini et al., 2008).

$$D_{ki} = \sum Z_{ij} / m \times 4 \quad \text{(معادله ۴)}$$

D_{ki} : تراکم (تعداد بوته در متر مربع) برای گونه k در مزرعه شماره i ؛ Z_{ij} : تعداد گیاهان در کادر؛ m : تعداد کادر پرتاب شده میانگین تراکم مزارع^۲ (MFD_{ki}) که برحسب تعداد در مترمربع مطرح می‌شود و برای نشان دادن میزان بزرگی (بزرگنمایی) تراکم در تمام مزارع پایش می‌شود، به کار می‌رود (معادله ۵) (Minbashi Moeini et al., 2008).

$$MFD_{ki} = \sum^n D_{ki} / n \quad \text{(معادله ۵)}$$

MFD_{ki} : میانگین تراکم گونه k ؛ D_{ki} : تراکم (تعداد بوته بوته در متر مربع) برای گونه k در مزرعه شماره i ؛ n : تعداد مزارع مورد مطالعه

$$AI_k = F_k + U_k + MFD_k \quad \text{(معادله ۶)}$$

AI_k : شاخص غالبیت گونه k (Minbashi Moeini et al., 2008).

برای پردازش اولیه داده‌ها و نیز محاسبه شاخص‌های مختلف ارزیابی پوشش گیاهی از جمله فراوانی، تراکم، یکنواختی و تنوع علف‌های هرز از نرم افزار Excel استفاده شد.

رگرسیون لجستیک

روابط رگرسیونی جهت دستیابی به بهترین مدل رگرسیونی با متغیرهایی که بیشترین تاثیر را بر روی حضور علف‌هرز در خاک داشته اند مورد ارزیابی قرار گرفت. برای تجزیه و تحلیل نتایج از نرم افزار SPSS نسخه ۱۸^۳ استفاده شد. پیش

^۴ Variance Inflation Factor

^۵ Tolerance

^۶ Stepwise

^۱ Density

^۲ Mean Field Density

^۳ version 18

روش دوم: سطح زیر منحنی مشخصه عملکرد

ROC^۲ یکی از مهمترین شاخص‌هایی است که برای آزمون مدل استفاده می‌شود. این آماره که به عنوان سطح زیر منحنی مشخصه عملکرد^۳ (AUC) نیز شناخته می‌شود، به طور گسترده ای برای برآورد دقت پیش بینی مدل‌های توزیع گونه‌ها که مبنی بر داده‌های حضور و عدم حضور گونه‌ها هستند، مورد استفاده قرار گرفته است. سطح زیر منحنی، توافق بین مشاهدات مربوط به حضور و عدم حضور انجام شده و پیش بینی را نشان می‌دهد و توانایی مدل در تشخیص محل‌هایی که گونه حضور دارد و محل‌هایی که گونه حضور ندارد را ارزیابی می‌کند. این موضوع قابلیت استفاده از مدل‌ها را به منظور اولویت بندی کردن اهمیت نسبی مناطق مختلف به عنوان رویشگاه برای گونه‌های خاص را نشان می‌دهد. دامنه سطح زیر منحنی از صفر تا یک می‌باشد که امتیاز یک نشان دهنده تشخیص عالی، ۰/۵ نشان دهنده پیش بینی است که بهتر از حدس تصادفی نیست و مقادیر کمتر از ۰/۵ عملکرد بدتر از حالت تصادفی را نشان می‌دهد که این حالت موقعی رخ می‌دهد که مدل مناسب داده‌ها است اما پیش بینی به طور بد انجام شده است و عملکرد پیش بینی در سطح پایینی قرار دارد. به عبارت دیگر چنانچه مقدار این شاخص برابر با ۱ باشد، نشان دهنده برآزش کامل مدل و چنانچه مقدار آن برابر ۰/۵ باشد نشان دهنده عدم برآزش مدل (تصادفی بودن مقادیر بدست آمده از تابع لجستیک) خواهد بود (Iswar *et al.*, 2010; Pardhan, 2010). یکی از مزیت‌های شاخص سطح زیر منحنی این است که امکان مقایسه آزمون‌های مختلف که نتایج عددی با مقیاس‌های اندازه گیری مختلف تولید می‌کنند، را فراهم می‌آورد (Pepe, 2000). سطح زیر منحنی یک شاخص تشخیصی است که احتمال وقوع را صرف نظر از خوب بودن برآزش پیش بینی، ارائه می‌دهد (Reineking & Schroder, 2006)؛ بنابراین ممکن است یک مدل با درجه برآزش پایین (تخمین بیش از حد یا کمتر در

ترتیب وارد شوند و هر تغییری که ضریب معنی داری بیشتری داشته باشد زودتر وارد معادله می‌شود و به این ترتیب پس از ورود تمامی عوامل، ضریب معنی داری آنها مورد آزمون قرار گرفته و هر عاملی که ضریب معنی داری آن در این محدوده (در این مطالعه ۰/۰۵) قرار نگیرد حذف خواهد شد و مدل آماری برای اینکه تشخیص دهد که آیا هر کدام از متغیرهای مستقل برای حذف شدن صلاحیت دارند یا خیر، مجدداً پردازش انجام می‌دهد (Dai & lee, 2002).

خروجی نرم افزار SPSS، ضرایب معادله رگرسیون لجستیک را تعیین می‌کند. این ضرایب بر اساس همبستگی هر کدام از متغیرهای مستقل با متغیر وابسته (علف‌هرز) به دست آمدند. همبستگی میان هر متغیر در معادله با استفاده از ضریب B و آماره Wald مشخص می‌شود که جدول Variables in the Equation ضرایب معادله لجیت خطی را لیست می‌کند.

ارزیابی مدل بدست آمده از رگرسیون لجستیک

روش اول: جدول Model Summary

سه آماره R^2 Nagelkerke، R^2 Cox & Snell، و R^2 loglikelihood برای ارزیابی مدل به کار برده می‌شوند و نشان‌دهنده تطابق مدل با داده‌ها می‌باشد. همچنین R^2 Nagelkerke مشابه به ضریب تبیین^۱ در رگرسیون معمولی عمل می‌کند. ارزیابی صحت مدل به دست آمده از رگرسیون لجستیک با استفاده از این فاکتورها انجام می‌شود. با توجه به این فاکتورها، مدلی ارزشمند است که مقدار کمتری از $-2LL$ را به خود اختصاص دهد. همچنین دامنه فاکتورهای R^2 Nagelkerke و R^2 Cox & Snell بین صفر و یک متغیر هستند در این مطالعه ابتدا یک بار با حضور تمامی متغیرهای مستقل موثر در حضور علف‌هرز منطقه مورد مطالعه مدل آماری اجرا و نتیجه این فاکتور ثبت گردید. در مرحله بعد تجزیه و تحلیل هر بار با حذف یکی از متغیرهای مستقل برای نشان دادن تاثیر هر یک از آنها انجام گرفت و مجدداً نتیجه فاکتورهای مذکور ثبت گردید (Chau & Chan, 2005).

² Receiver Operating Characteristic

³ Area Under the Curve

¹ R^2

این ضرایب به متغیرهای مربوطه در قسمت Calculator نرم افزار Arc GIS 9.3 اعمال می‌شود و نقشه پراکنش علف‌های هرز با روی هم گذاری نقاط حضور بر نقشه پهله بندی حاصل می‌شود.

ارزیابی صحت نقشه پهله بندی حضور علف‌هرز

ارزیابی دقت پیش بینی یک مدل معمولاً اعتبارسنجی^۳ یا ارزیابی^۴ نامیده شده و یک مرحله اساسی در ایجاد و توسعه مدل است. اگر مدلی بدون ارزیابی دقت پیش بینی آن مورد استفاده قرار گیرد، استفاده از آن مدل شایستگی کمی خواهد داشت. از این رو اعتبارسنجی، امکان مقایسه روش‌های مختلف مدل سازی و مناسب بودن یک مدل را برای یک کاربرد خاص فراهم می‌آورد (Pearce & Ferrier, 2000). در این تحقیق نقشه‌های پیوسته پیش بینی رویشگاه گونه‌های گیاهی به نقشه‌های حضور بسیار کم تا حضور بسیار زیاد گونه‌ها تبدیل شد و میزان تطابق آنها با نقشه واقعی از طریق محاسبه سطح زیر منحنی راک مورد محاسبه قرار گرفت. لیو و همکاران (Liu et al., 2005) این روش را به عنوان یکی از روش‌های خوب برای استفاده در تحقیقات پیشنهاد کردند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

پیش پردازش داده‌ها برای ساخت شبکه‌های عصبی

مصنوعی

قبل از بکارگیری داده‌های خام اولیه در آموزش شبکه، باید داده‌ها در دامنه مناسبی نرمال سازی شود (Mahmoudabadi & Seyedhosseini, 2012) در غیر این صورت شبکه در طول فاز آموزش همگرا نخواهد شد و لذا نتایج مطلوب حاصل نخواهد شد (Azadeh et al., 2006). برای نرمال سازی داده‌ها روش‌های متعددی وجود دارد که یکی از این روش‌ها نرمال سازی داده‌ها بین ۰/۱ و ۰/۹ است (Haykin, 1994). با در نظر داشتن این نکات در این پژوهش نیز داده‌های ورودی بین ۰/۱ و ۰/۹ نرمال شدند (معادله ۷).

مورد همه پیش بینی‌ها) قدرت تشخیص خوبی داشته باشد (Hosmer & Lemeshow, 2000). همچنین ممکن است که یک مدل با برازش خوب قدرت تشخیص پایینی داشته باشد. این شاخص از آنجایی اهمیت دارد که مبنای آن مقادیر حقیقی احتمال نیست بلکه در نظر گرفتن مقادیر احتمال به صورت رتبه ای است. یعنی خروجی رگرسیون لجستیک که به صورت مقادیر احتمال وقوع می‌باشد به صورت نسبی بررسی می‌گردد.

آماده سازی نقشه‌ها

تهیه لایه‌های اطلاعاتی

به دلیل اینکه برای تهیه نقشه پراکنش پیش بینی رویشگاه، تمام عوامل موجود در مدل ضروری است، بنابراین نقشه ارتفاع از سطح دریا، میانگین بارندگی و هدایت الکتریکی هم با استفاده از روش زمین آمار تهیه شد. برای تعیین بهترین روش درون یابی، جذر میانگین مربع خطا^۱ هر یک از روش‌ها بدست آمد. در نهایت روش معکوس فاصله وزنی (IDW)^۲ که دارای کمترین میزان جذر میانگین مربع خطا بود به عنوان روش مطلوب تهیه نقشه درون یابی مورد استفاده قرار گرفت. فرض اساسی این روش بر آن است که با افزایش فاصله میزان سایر پارامترها در برآورد واحد سطح کاهش می‌یابد. برای پیش بینی در مکانهایی که داده‌های آنها اندازه گیری نشده است از مقادیر اندازه گیری شده پیرامون محل استفاده می‌شود. در پیش بینی، عامل وزن براساس فاصله نقاط از یکدیگر تعیین می‌شود. به نقاط نزدیک محل نمونه وزن بیشتر و به نقاط دورتر وزن کمتر اختصاص می‌یابد. سادگی و عدم نیاز تبعیت داده‌ها از توزیع نرمال نیز از مزیت‌های این روش است (Sanjari, 2011). پس از اعمال ضرایب ثابت به دست آمده از خروجی تجزیه و تحلیل رگرسیون لجستیک به لایه‌های به دست آمده در نرم افزار SPSS، پارامتر خطی Z معادله ساخته می‌شود. برای تهیه نقشه پهله بندی علف‌هرز

³ Validation

⁴ Evaluation

¹ RMSE

² Inverse Distance Weighted

طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی

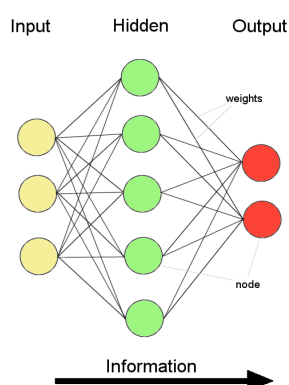
در این پژوهش ۶۰، ۱۵ و ۲۵ درصد کل داده‌ها، به ترتیب برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمون مدل اختصاص یافت. پارامترهای ارتفاع از سطح دریا، فسفر، درصد رس و سیلت، اسیدیته، هدایت الکتریکی، درصد رطوبت اشباع خاک، میانگین بارندگی و میانگین حداقل دمای در طی فصل رشد نخود (۹ نرون) به عنوان پارامترهای ورودی و حضور و عدم

حضور علف‌های هرز مختلف (۲ نرون)، به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شدند. بر اساس قضیه تقریب عمومی، شبکه عصبی با یک لایه مخفی و با تعداد کافی نرون در آن لایه قادر به تقریب هر تابع پیوسته دلخواه است (Kaul et al., 2005)، بنابراین ابتدا یک لایه مخفی و سپس دو لایه مخفی برای شبکه عصبی انتخاب شد (جدول ۴).

جدول ۴- انواع شبکه‌های عصبی بکار رفته در پیش بینی حضور علف‌های هرز در مزارع نخود دیم برای آرایش‌های مختلف در لایه پنهان

Table 4- Different ANNs used to prediction of weed present for divers configurations at hidden layer

No.	Number of neuron in first hidden layer (NH1)	Number of neuron in second hidden layer (NH2)	Topology
1	1	0	9-1-2
2	2	0	9-2-2
3	3	0	9-3-2
4	4	0	9-4-2
5	5	0	9-5-2
6	6	0	9-6-2
7	7	0	9-7-2
8	8	0	9-8-2
9	9	0	9-9-2
10	10	0	9-10-2
11	2	1	9-2-1-2
12	2	2	9-2-2-2
13	2	3	9-2-3-2
14	2	4	9-2-4-2
15	2	5	9-2-5-2
16	2	6	9-2-6-2
17	2	7	9-2-7-2
18	2	8	9-2-8-2
19	2	9	9-2-9-2
20	2	10	9-2-10-2



شکل ۳- نمایی از ساختار شبکه عصبی

Figure 3- The structure of neural network

شبکه پرسپترون چند لایه^۱ (MLP)

¹ Multi Layer Perceptron

مدل از مقادیر ضریب شبکه در غیاب یک متغیر بر خطای کل شبکه در حضور تمامی متغیرهای ورودی، استفاده شد. بر اساس این روش اگر مقدار ضریب حساسیت یک متغیر بیش تر از یک باشد، آن متغیر سهم زیادی در توضیح متغیر وابسته دارد (Heidari *et al.*, 2011).

بررسی صحت پیش بینی مدل‌های حاصل از شبکه عصبی مصنوعی

بعد از انجام شبیه سازی با بهترین شبکه (شبکه ای دارای حداقل خطا) و اعتبارسنجی نتایج به دست آمده، شبیه سازی احتمال حضور و عدم حضور گونه‌ها در مناطقی که نمونه برداری صورت گرفته بود، انجام شد و میزان تطابق مقادیر حاصل از پیش بینی برای هر یک از علف‌های هرز با نقشه واقعی آن علف‌هرز با اندازه گیری سطح زیر منحنی راک بررسی شد.

نتایج و بحث

الف- شاخص‌های ارزیابی ترکیب و تنوع گونه ای جامعه علف‌های هرز غالب مزارع نخود دیم استان کردستان

نتایج نشان داد که در مرحله سه برگی نخود، علف‌هرز بی تی راخ با شاخص غالبیت ۹۹/۳۶، غالب ترین علف‌هرز پهن برگ مزارع نخود دیم استان کردستان بود و علف‌های هرز پیچک صحرائی (۸۱/۰۶)، سوزن چوپان (۷۰/۵۵) و شنگ (۶۹/۵۹) در رتبه‌های بعدی قرار گرفتند (جدول ۵). افزایش شاخص غالبیت نشان دهنده کاهش تنوع و محدود شدن جامعه گیاهی به چندین گونه غالب می‌باشد (Margurran, 1988). نتایج نشان داد که در مرحله غلاف بندی، علف‌هرز پیچک صحرائی با شاخص غالبیت ۹۵/۹۵، غالب ترین علف‌هرز پهن برگ مزارع نخود دیم استان کردستان بود و علف‌هرز شنگ (۷۷/۰۲) در رتبه بعدی قرار گرفت (جدول ۵). علف‌هرز بی تی راخ خاص نواحی مرطوب بوده و سایه

در این تحقیق به منظور آموزش شبکه عصبی، با استفاده از نرم افزار نوروسولوشن^۱ نسخه ۶، از شبکه پرسپترون چند لایه که از شبکه‌های عصبی پیشخور می‌باشد، استفاده شده است.

برای آموزش شبکه از الگوریتم پس انتشار با نرخ یادگیری کاهششی (BDLRF)^۲ استفاده شد. توابع فعالیت در لایه‌های مخفی برای تمام شبکه‌ها از نوع تانژانت هایپربولیک و در لایه خروجی، خطی (با توجه به ماهیت مسئله) در نظر گرفته شد. با تغییر تعداد گره‌ها در لایه پنهان توپولوژی‌های مختلفی از شبکه‌های عصبی در نظر گرفته شد.

ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی

فرآیند آموزش که شامل تغییر وزن بین لایه‌های مختلف در طول زمان آموزش است، انجام گردید تا جایی که تفاوت بین داده‌های واقعی (برای داده‌های آزمون) و داده‌های پیش بینی شده به حداقل برسد و در نهایت بهترین ساختارهای شبکه برای حضور و عدم حضور علف‌های هرز مختلف بر اساس کمترین میزان ریشه میانگین مربع خطا (MSE) و بیشترین ضریب تبیین انتخاب گردیدند (Liu *et al.*, 2001). برای ارزیابی دقت پیش بینی مدل از داده‌های آزمون استفاده گردید. مقدار تخمین زده شده شاخص MSE نشانگر درجه اریب بودن تخمین است که باید حتی المقدور نزدیک صفر باشد و نمایانگر درجه دقت تخمین است که برای یک تخمین نااریب باید تا حد امکان حداقل باشد.

آنالیز حساسیت

جهت دستیابی به فاکتورهای مؤثر بر حضور علف‌های هرز مختلف از آنالیز حساسیت استفاده شد. فرآیند آنالیز حساسیت اطلاعات ارزشمندی درباره میزان حساسیت مدل به متغیرهای ورودی آن را در اختیار طراح و معمار مدل قرار می‌دهد. با شناسایی میزان تأثیر متغیرهای ورودی بر دقت پیش بینی مدل، می‌توان متغیرهای کم اثر را از شبکه حذف و مدل ساده تری را بسط و توسعه داد. در این پژوهش برای انجام آنالیز حساسیت

¹ Neurosolution

² Back-propagation with declining learning-rate factor

جدول ۵- نام علمی، فراوانی (F)، یکنواختی (U)، میانگین تراکم در مزارع مشاهده شده (MFD) و شاخص وفور (AI) علف‌های هرز مزارع نخود دیم استان کردستان در مرحله a) سه برگی و b) غلاف بندی نخود بترتیب بر اساس غالبیت.

Table 5- Scientific name, Frequency (F), Uniformity (U), Mean Field Density (MFD) and Abundance Index (AI) of Weed species of dryland chickpea fields in Kurdistan province during a) three leaves and b) podding stages respectively based on abundance

Scientific name	Weed family	F (%)		U (%)		MFD (Plant m ⁻²)		AI	
		a	b	a	b	a	b	a	b
<i>Galium aparine</i> L.	Rubiaceae	83	-	0.5	-	16	-	99	-
<i>Convolvulus arvensis</i> L.	Convolvulaceae	77	88.86	0.5	0.52	4	6.57	81	95.95
<i>Scandix pecten veneris</i> L.	Apiaceae	65	-	0.3	-	5	-	71	-
<i>Tragopogon graminifolius</i> DC.	Astraceae	66	72.19	0.3	0.35	4	4.48	70	77.02

ترتیب تحت تاثیر درصد رس، هدایت الکتریکی و ارتفاع از سطح دریا بودند. لازم به ذکر است که بین متغیرهای مستقل و حضور علف‌های هرز پیچک صحرایی و شنگ در مرحله غلاف بندی نخود و علف‌هرز بی تی راخ در مرحله سه برگی نخود رابطه ای مشاهده نشد.

با توجه به نتایج حاصل، افزایش یک واحدی متغیر مستقل رس، منجر به افزایش شانس حضور علف‌هرز پیچک صحرایی به مقدار (B) Exp (۷۷/۵۹۵) شده است (جدول ۶). آماره والد محاسبه شده برای هر یک از متغیرها و سطح خطای محاسبه شده بیانگر معنی داری ضرایب در مدل بود. در این ارتباط، چیکوی و اکلیم (۲۰۰۱) گزارش دادند که علف‌های هرز چندساله در شرایط رسی و خاک‌های سنگین خوب رشد نمی‌کنند و رشد ریزم‌ها که مفهوم اصلی تجدید نسل برای این گونه‌ها می‌باشد، ممکن است در خاک‌های رسی محدود شود که در تطابق با نتایج این بررسی است.

افزایش یک واحدی متغیر مستقل هدایت الکتریکی منجر به افزایش شانس حضور علف‌هرز سوزن چوپان به مقدار (B) Exp (۰/۰۲۳) شده است (جدول ۶) که در منطقه مورد مطالعه خاک‌هایی با شوری پایین می‌توانند رویشگاهی با تناسب بالا را برای گونه مذکور ایجاد کنند. در مورد علف‌هرز سوزن چوپان باید ذکر کرد که این علف‌هرز مناطق گرم و زمین‌های لومی آهکی، خاک‌های خشک رسی و سرشار از مواد غذایی را ترجیح می‌دهد (Rashed Mohassel et al., 2009).

دوست است و مناطق گرم و خاک‌های سنگین را ترجیح می‌دهد و از علف‌های هرز مهم مزارع گندم در استان کردستان می‌باشد (Rashed Mohassel et al., 2009). بخش اعظم جوانه زنی علف‌هرز بی تی راخ در پاییز انجام می‌شود و بذور جوانه نزده در بهار جوانه می‌زنند (Mennan & Ngouajio, 2006) در نتیجه در مرحله سومین برگ شانه ای نسبت به مرحله غلاف بندی نخود دارای شاخص غالبیت بالاتری بود. نتایج بررسی‌ها از مشکلات سال‌های قبل زارعین حاکی از این بود که علف‌های هرز ذکر شده از سال‌های گذشته به عنوان پهن برگ‌های مهم مزارع نخود مطرح بوده اند و به نظر می‌رسد عملیات مدیریتی اعمال شده نتوانسته است طی سالهای اخیر این گونه‌ها را کنترل نماید (مکالمات شخصی با کشاورزان منطقه).

ب- کارایی رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی علف‌های-هرز مزارع نخود دیم استان کردستان و بررسی عوامل محیطی عمده تاثیرگذار بر آنها

استفاده از روش رگرسیون لجستیک و تلفیق این نتایج به عنوان ابزاری کارگشا در آنالیز جامعه علف‌های هرز می‌باشد. در جدول ۴ متغیرهای مستقل موثر بر حضور علف‌های هرز غالب در این مرحله از رشد نخود دیم آمده است. جدول ۵ ضرایب بدست آمده از معادله رگرسیون لجستیک با بالاترین R² را نشان می‌دهد.

در نمونه برداری در مرحله سه برگی نخود دیم، حضور علف‌های هرز پیچک صحرایی، سوزن چوپان و شنگ به

حضور خیلی کم (۰/۲-۰/۴)، کم (۰/۲-۰/۴)، متوسط (۰/۶-۰/۸)، زیاد (۰/۶-۰/۸) و احتمال حضور خیلی زیاد (۰/۸-۱) تقسیم بندی شد (شکل ۴).

ارزیابی صحت نقشه پهنه بندی حضور علف‌های هرز مزارع نخود دیم استان کردستان

مقدار سطح زیر منحنی (AUC) در منحنی ROC برای محدوده مورد مطالعه در مرحله سه برگه برای علف‌های هرز پیچک صحرایی، شنگ و سوزن چوپان به ترتیب برابر با ۰/۷۵۸، ۰/۴۳۳ و ۰/۷۲۳ می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که مدل کارآیی لازم را در پیش بینی حضور علف‌هرز سوزن چوپان نداشت (شکل ۵).

ج- ارزیابی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش-بینی علف‌های هرز مزارع نخود دیم استان کردستان و بررسی عوامل محیطی عمده تاثیرگذار بر آنها

مرحله سه برگه نخود دیم استان کردستان

نتایج عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی برای آرایش‌های مختلف در مرحله سه برگه نخود دیم استان کردستان در جدول ۶ آورده شده است. همانطور که در جدول ۶ نیز مشخص شده است از بین شبکه‌ها، توپولوژی ۲-۵-۲-۹، یعنی شبکه ای با ۹ ورودی، ۲ عنصر پردازشی (نرون) در لایه پنهان اول، ۲ عنصر در لایه پنهان دوم و دو خروجی، بهترین نتیجه را برای پیش بینی حضور علف‌هرز بی تی راخ داد. برای این آرایش مقدار R^2 و MSE به ترتیب ۰/۵۷ و ۰/۱۳۷

افزایش یک واحدی متغیر مستقل ارتفاع از سطح دریا منجر به افزایش شانس حضور علف‌هرز شنگ به مقدار Exp (B) ۷۱/۲۸۱ شده است (جدول ۶). بورک (Burk, 2001) ارتفاع را به عنوان عامل تاثیرگذار روی توزیع، الگو و فراوانی گونه‌ها و جوامع گیاهی گزارش نمود. خادم الحسینی و همکاران (Khadem Alhoseini et al., 2007) معتقدند که پستی و بلندی‌ها و ارتفاع از سطح دریا به طور مستقیم روی عوامل محیطی دیگری چون کاهش درجه حرارت مؤثر بوده و به طور غیرمستقیم از طریق تأثیر در تشکیل خاک بر جوامع گیاهی تأثیر می‌گذارد که خود این دو عامل از عوامل تعیین کننده پراکنش علف‌های هرز می‌باشند.

در این آزمایش ضرایب تاثیر گذاری هر یک از عوامل در تعیین حضور گیاهان مورد بررسی در سطح پایینی بود. محققین دلیل آن را با بالا بودن سطح مورد مطالعه و تعداد بالای نمونه گیری در ارتباط دانستند (Pinke et al., 2010؛ Silc et al., 2009). از طرف دیگر دامنه سازگاری بالای علف‌های هرز نسبت به عوامل محیطی نیز مؤثر بوده است.

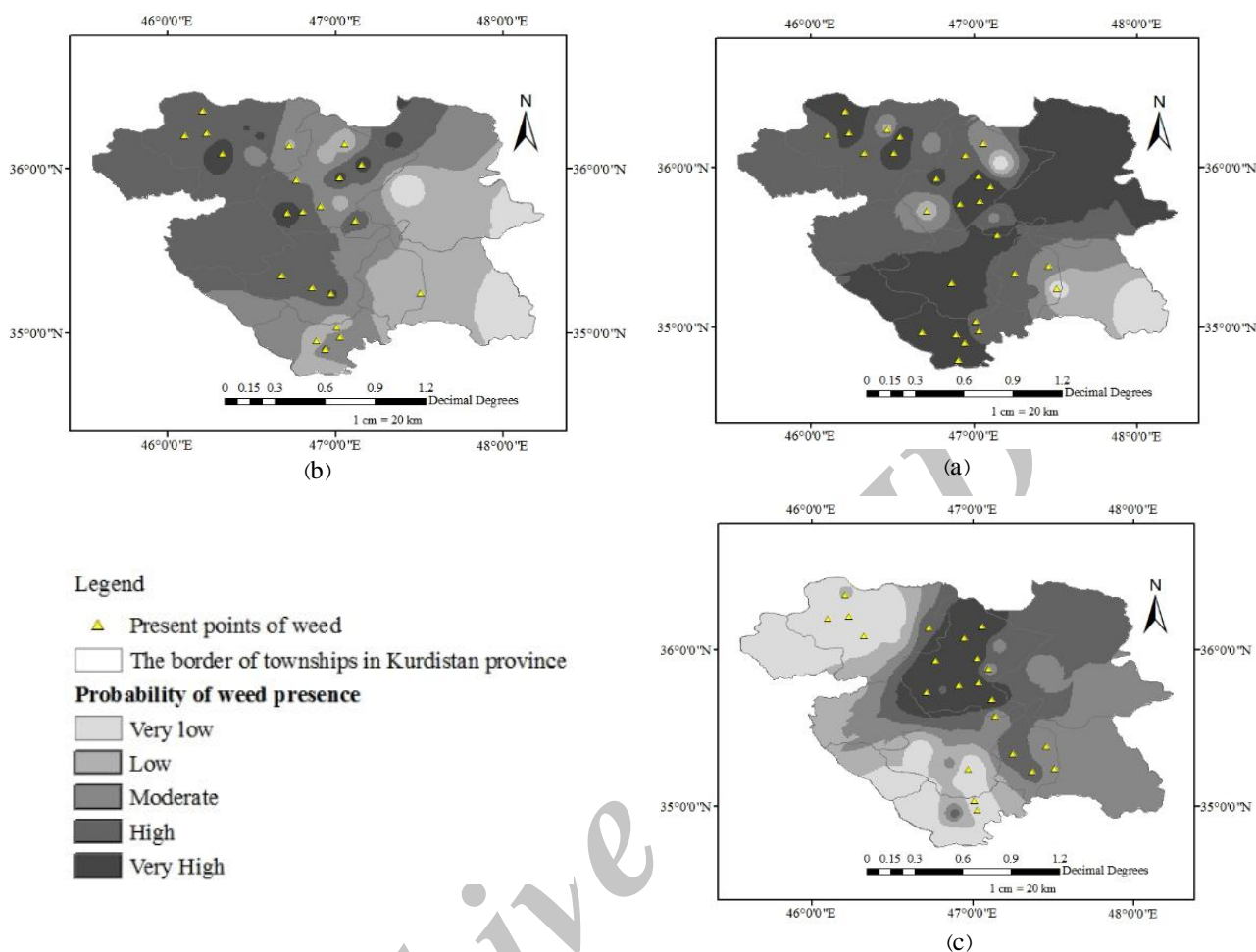
نقشه پهنه بندی مزارع نخود دیم استان کردستان

بر اساس نقشه حاصل از اجرای مدل رگرسیون لجستیک مقادیر احتمال حضور علف‌هرز بدست آمده دامنه تغییری بین صفر تا یک از خود نشان دادند. برای پهنه بندی احتمال حضور علف‌هرز از روش شکست طبیعی به دلیل تطابق بیشتر با منطقه استفاده شد که طی آن محدوده مطالعاتی در پنج طبقه احتمال

جدول ۶- نام علمی، فراوانی (F)، شاخص غالبیت (AI)، ضرایب تبیین، متغیرهای مستقل و معادلات لجستیک علف‌های هرز غالب مزارع نخود دیم استان کردستان در مرحله سه برگه نخود پترتیب بر اساس غالبیت.

Table 6- Scientific name, Frequency (F), Abundance Index (AI), Coefficients of determination, Independent variables and Logit equations of dominant weed species of dry farms of chickpea of Kurdistan province in three leaves stage based on abundance, respectively.

Scientific name	<i>Convolvulus arvensis</i> L.	<i>Scandix pecten veneris</i> L.	<i>Tragopogon graminifolius</i> DC.
Abundance Index	81.06	70.55	69.59
Independent variable	Sand	EC	Altitude
Wald	4.022	4.397	4.443
Exp (B)	77.595	0.023	71.281
Nagelkerke R2	0.197	0.203	0.215
Log likelihood	31.882	35.361	0.155
Cox & Snell R2	0.132	0.144	0.155
AUC	0.797	0.743	0.723
Logit equation	$Z = -1.577 + 4.352x_{\text{Sand}}$	$Z = 2.866 - 3.772x_{\text{EC}}$	$Z = -1.177 + 4.267x_{\text{Altitude}}$

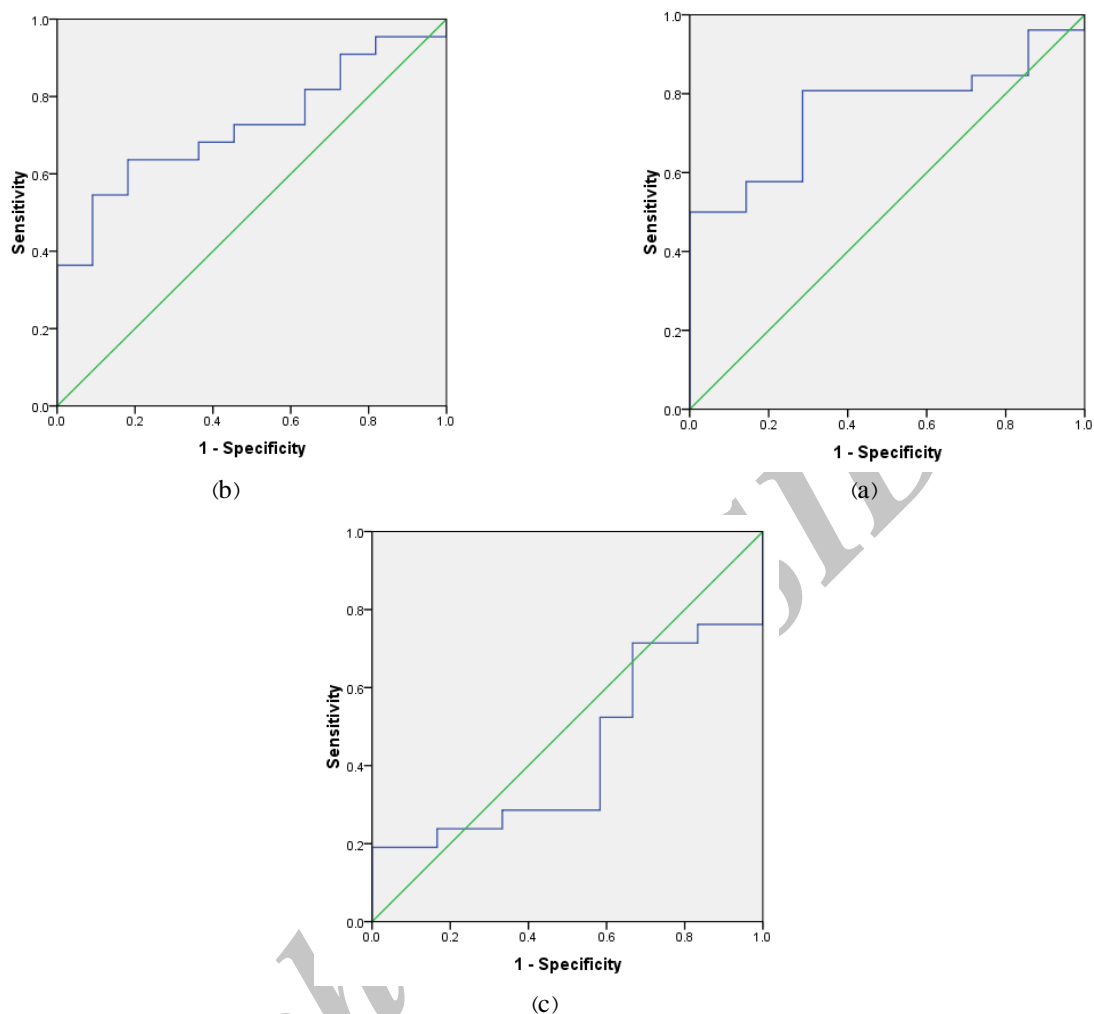


شکل ۴- نقشه پیش بینی حضور علف‌های هرز در مرحله سه برگی نخود دیم استان کردستان (الف) پیچک صحرائی، (ب) سوزن چوپان و (ج) شنگ).

Figure 4- Prediction map of presence of weeds in dryland chickpea fields in Kurdistan province during three leaves stage (a) *Convolvulus arvensis* L., b) *Scandix pecten veneris* L. and c) *Tragopogon graminifolius* DC.).

در مزارع نخود دیم این که کدام عامل یا عوامل بیشترین اهمیت را در توجیه تغییرات جامعه گیاهی بر عهده دارند متفاوت است. نتایج این پژوهش نشان داد که عمده ترین عوامل در تعیین پراکنش علف‌های هرز میانگین بارندگی و ارتفاع از سطح دریا بودند. طی آنالیز حساسیت، مهمترین پارامتر مؤثر بر حضور علف‌های هرز در مرحله سه برگی نخود دیم در منطقه مورد مطالعه شناخته شد. مهمترین پارامتر مؤثر بر حضور علف‌های هرز غالب در این مرحله ارتفاع از سطح دریا و میانگین بارندگی بودند. در مورد علف‌های هرز بی تی راخ و سوزن چوپان، ارتفاع از سطح دریا و در علف‌هرز پیچک صحرائی، میانگین بارندگی می‌باشد.

حاصل گردید. توپولوژی ۲-۱۰-۹، بهترین نتیجه را برای پیش بینی حضور علف‌هرز پیچک صحرائی داد. برای این آرایش مقدار R^2 و MSE به ترتیب ۰/۷۶ و ۰/۰۳۲ حاصل گردید. توپولوژی ۲-۱-۹، بهترین نتیجه را برای پیش بینی حضور علف‌هرز سوزن چوپان داد. برای این آرایش مقدار R^2 و MSE به ترتیب ۰/۹۹ و ۰/۱۰۹ حاصل گردید و توپولوژی ۲-۲-۹، بهترین نتیجه را برای پیش بینی حضور علف‌هرز شنگ داد. برای این آرایش مقدار R^2 و MSE به ترتیب ۰/۴۱ و ۰/۱۹۶ حاصل گردید (جدول ۷).



شکل ۵- منحنی راک به منظور ارزیابی صحت نقشه‌های پهنه بندی حضور علف‌های هرز غالب در مرحله سه برگی نخود دیم (الف) پیچک (صحرايي، ب) سوزن چوپان و ج) سنگ).

Figure 5- ROC curves for validation of susceptibility map of weeds in dryland chickpea fields in Kurdistan province during three leaves stage (a) *Convolvulus arvensis* L., b) *Scandix pecten veneris* L. and c) *Tragopogon graminifolius* DC.).

جدول ۷- عملکرد بهترین شبکه در پیش بینی حضور علف‌های هرز در مرحله سه برگی نخود دیم استان کردستان.

Table 7- Revenue of the best network in predicting of weed presence in three leaves stage of chickpea in Kurdistan province.

Weed	Number of neuron in the first hidden layer	Number of neuron in the second hidden layer	Mean squared error (MSE)	R ²
<i>Galium aparine</i> L.	2	5	0.137	0.57
<i>Convolvulus arvensis</i> L.	10	0	0.032	0.76
<i>Scandix pecten veneris</i> L.	1	0	0.109	0.99
<i>Tragopogon graminifolius</i> DC.	2	2	0.196	0.41

جدول ۸ آورده شده است. همانطور که در جدول ۸ نیز مشخص شده است از بین شبکه‌ها، توپولوژی ۲-۱۰-۲، یعنی شبکه ای با ۹ ورودی، ۲ عنصر پردازشی (نرون) در لایه پنهان اول و ۱۰ نرون در لایه پنهان دوم و دو خروجی، بهترین

مرحله غلاف بندی نخود دیم استان کردستان

نتایج عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی برای آرایش‌های مختلف در مرحله غلاف بندی نخود دیم استان کردستان در

چوپان به ترتیب برابر با ۰/۸۸۶، ۰/۸۹۵، ۰/۸۲۲ و ۰/۶۴ می‌باشد (شکل ۶). همچنین مقدار سطح زیر منحنی مشخصه عملکرد در مرحله غلاف بندی نخود دیم برای علف‌های هرز پیچک صحرایی و شنگ به ترتیب برابر با ۰/۷۸۴ و ۰/۸۴۳ می‌باشد (شکل ۷).

استقرار و گسترش علف‌های هرز پیچک صحرایی به علت تولید بذرها و فراوانی و سیستم ریشه ای وسیعی است که با داشتن تعداد زیادی جوانه می‌تواند ساقه‌های جدیدی ایجاد کند. علف‌های هرز پیچک صحرایی با بیشترین وفور و حضور در تمامی خاک‌ها و اقلیم‌های موجود در استان کردستان به عنوان سازگارترین علف‌های هرز در مرحله غلاف بندی نخود دیم استان شناخته شد و به دلیل دائمی بودن و بومی بودن در تمام مزارع نخود شیوع داشت (Shimi & Termeh, 1994). تنها یک بوته حاصل از ریزوم در مدت کوتاهی بعد از سبز شدن، می‌تواند سطح وسیعی از مزرعه را اشغال نموده و بطور کامل پوشش دهد (Rashed Mohassel et al., 2009). بنابراین گسترش و غالبیت این گونه، طبیعی به نظر می‌رسد. همچنین در مورد علف‌های هرز چندساله شنگ باید این نکته را ذکر نمود که عامل اصلی انتشار بذور این علف‌های هرز، باد است و بنابراین وجود کاه و کلش و بقایای گندم بر سطح خاک سبب به دام افتادن بذور و افزایش تراکم آن در نخود می‌شود (Murphy & Lemerle, 2006) و از این رو، کنترل آنها به سادگی انجام نخواهد شد. مطالعات مختلف بر فراوانی بیشتر گیاهان باد-پراکنش در نظام‌های بدون شخم، که با حفظ بقایای محصول در سطح خاک همراه هستند، تاکید داشته اند (Zanin et al., 1997). از سوی دیگر، فراوانی علف‌های هرز یکساله همچون علف‌های هرز سوزن چوپان و بی تی راخ، بدلیل

نتیجه را برای پیش بینی حضور علف‌های هرز پیچک صحرایی داد. برای این آرایش مقدار R^2 و MSE به ترتیب ۰/۷۷ و ۰/۰۷۴ حاصل گردید. توپولوژی ۲-۱۰-۲-۹، بهترین نتیجه را برای پیش بینی حضور علف‌های هرز شنگ داد. برای این آرایش مقدار R^2 و MSE به ترتیب ۰/۴۰ و ۰/۳۵۶ حاصل گردید.

با توجه به نتایج آنالیز حساسیت، مؤثرترین پارامتر بر حضور علف‌های هرز در مرحله غلاف بندی نخود دیم در منطقه مورد مطالعه شناخته شد. مهمترین پارامتر بر حضور علف‌های هرز پیچک صحرایی در منطقه مورد مطالعه، ارتفاع از سطح دریا و در علف‌های هرز شنگ، ارتفاع از سطح دریا و میانگین بارندگی می‌باشند. کادمون و دانین (Kadmon & Danin, 1999)، بارندگی را در توزیع الگو و فراوانی گونه‌ها و جوامع گیاهی موثر دانستند. توماس و دوناگی (Thomas & Donaghy, 1991) نیز بارندگی را عامل مهمی در تعیین الگوی پراکنش علف‌های هرز معرفی کردند.

همانطور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، اسیدپته مناطق مورد بررسی بین ۷/۲۶ تا ۷/۹ می‌باشد. گزارش شده است که مناطق با شرایط آب و هوایی مرطوب و نیمه مرطوب با خاک‌هایی عمیق، حاصلخیز، سبک و قلیایی برای رشد علف‌های هرز پیچک صحرایی مناسب است (Fried et al., 2008). این علف‌های هرز در مناطقی با بارندگی‌های متوسط و یا در کشت‌های آبی به خوبی رشد می‌کند ولی در شرایط غرقابی قادر به ادامه حیات نخواهد بود.

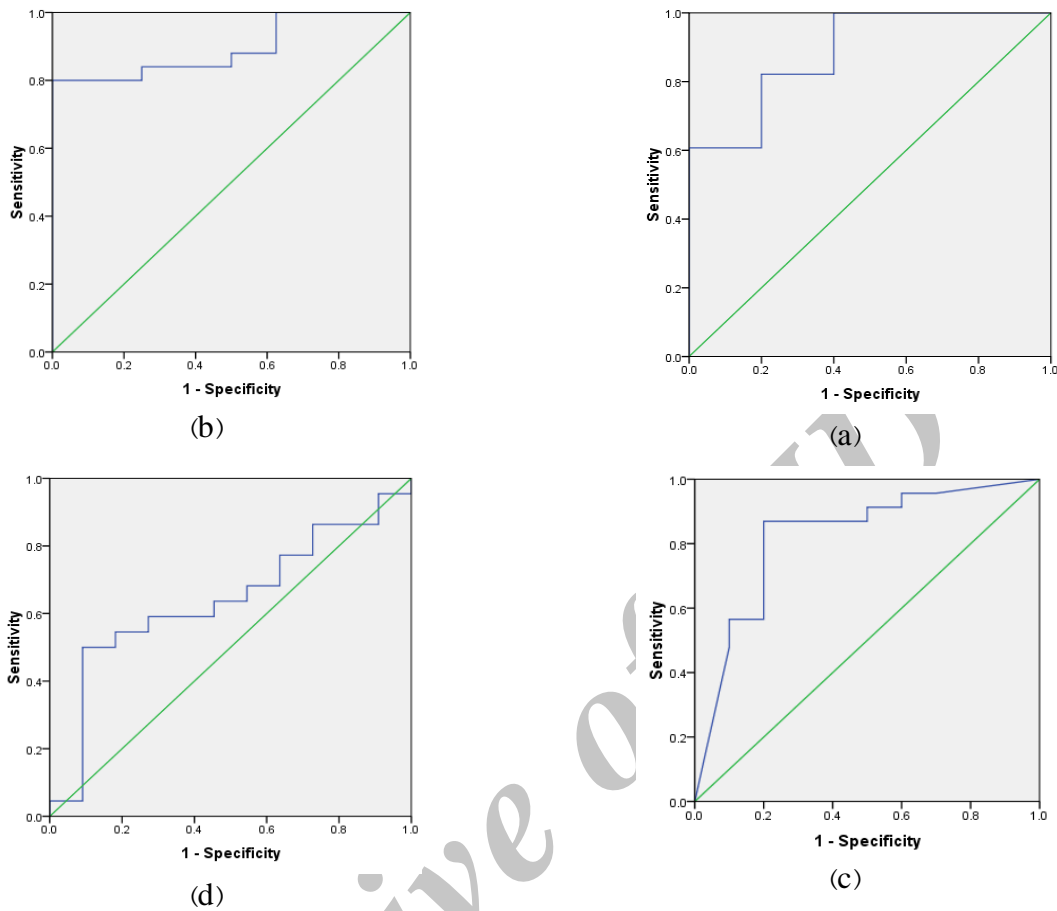
ارزیابی صحت مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی حضور علف‌های هرز مزارع نخود دیم با روش راک

مقدار سطح زیر منحنی مشخصه عملکرد در منحنی ROC برای محدوده مورد مطالعه در مرحله سه برگی نخود دیم علف‌های هرز بی تی راخ، پیچک صحرایی، شنگ و سوزن

جدول ۸- عملکرد بهترین شبکه در پیش بینی حضور علف‌های هرز در مرحله غلاف بندی نخود دیم استان کردستان.

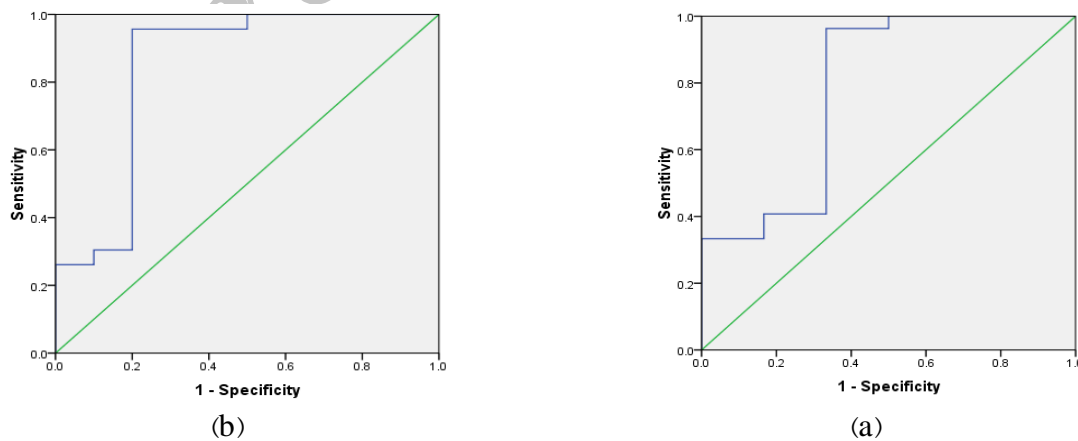
Table 8-Revenue of the best network in predicting of weeds presence at pod set stage of dryland chickpea in Kurdistan province

Weed	NH1	NH2	Mean squared error (MSE)	R ²
Convolvulus arvensis L.	2	10	0.074	0.77
Tragopogon graminifolius DC.	2	10	0.356	0.40



شکل ۶- منحنی راک به منظور ارزیابی صحت مدل‌های شبکه عصبی حضور علف‌های هرز غالب در مرحله سه برگی نخود دیم (الف) بی تی راخ، (ب) پیچک صحرائی، (ج) سوزن چوپان و (د) سنگ).

Figure 6- ROC curves for validation of ANN models of weeds in dryland chickpea fields in Kurdistan province during three leaves stage (a) *Galium aparine* L., (b) *Convolvulus arvensis* L., c) *Scandix pecten veneris* L. and d) *Tragopogon graminifolius* DC.).



شکل ۷- منحنی راک به منظور ارزیابی صحت مدل‌های شبکه عصبی حضور علف‌های هرز غالب در مرحله غلاف بندی نخود دیم (الف) سنگ و (ب) پیچک صحرائی).

Figure 7- ROC curves for validation of ANN models of weeds in dryland chickpea fields in Kurdistan province during podding stage (a) *Tragopogon graminifolius* DC. and (b) *Convolvulus arvensis* L.).

بطور کلی با توجه به نتایج حاصل از این بررسی، روش متداول رگرسیون لجستیک در فرایند مدل سازی کارآیی لازم را ندارد. نتایج نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی توانست برای اکثر علف‌های هرز غالب مزارع نخود دیم مورد بررسی در استان کردستان، مدل مناسب تر با ضریب تبیین بهتری را پیش بینی نماید. با استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی بدون در نظر گرفتن معادلات پیچیده غیرخطی، می‌توان دینامیک حاکم بر سیستم را استخراج نموده و از این طریق، خروجی‌های مدل را پیش بینی کرد. علاوه بر این با مطالعه شرایط آب و هوایی، اقلیم و خاک منطقه، می‌توان به علل حضور بعضی گونه‌ها در برخی مناطق پی برده و از این اطلاعات در مدیریت علف‌های هرز بهره گرفت. با انتخاب نوع مناسب تکنیک یادگیری، تعداد مناسب نرون و لایه پنهان، نوع و تعداد عوامل ورودی و نیز کالیبره کردن مناسب آن می‌توان گفت که این تکنیک ابزاری بسیار کارا و مناسبی برای پیش بینی حضور علف‌های هرز می‌باشد.

توان بازیابی و قابلیت تکثیر سریع آنها بعد از تخریب‌های مداوم در محصولات یکساله منطقه (گندم و نخود) به دلیل تولید بذر فراوان، دور از انتظار نیست.

شناخت عوامل محیطی مؤثر در استقرار رویشگاه‌های مختلف و کمی کردن این عوامل پیش نیاز ارائه مدل‌های پیش بینی و تهیه نقشه پیش بینی رویشگاه‌های گیاهی است. مشخص کردن وزن این عوامل با استفاده از روش‌های مختلف مورد استفاده در مدل سازی پراکنش گونه‌ها می‌تواند در تهیه نقشه‌های پیش بینی رویشگاه به کاربران این گونه مدل‌ها کمک کند. با توجه به اهداف این پژوهش، پس از شناخت عوامل مهم و تاثیرگذار بر پراکنش گونه‌ها و مشخص کردن وزن عوامل با روش‌های رگرسیون لجستیک و روش شبکه عصبی مصنوعی، نقشه پیش بینی رویشگاه گونه‌های مورد بررسی تهیه شد. ارزیابی عملکرد مدل‌های مورد استفاده برای تعیین دامنه آشیان بوم شناختی گونه‌های گیاهی در این پژوهش نشان می‌دهد که میزان دقت مدل‌های حاصل از این روش‌ها در پیش بینی حضور و عدم حضور گونه‌ها متفاوت است که این موضوع منجر به بروز تفاوت معنی دار بین عملکرد روش‌های مورد استفاده شد.

منابع

- Ahmadi, M. Kh. and Kanooni, H. 1988. The Pulses (Chickpea, Lenze and Mung). Journal of Research and promotion. Agriculture Organization of Kurdistan province. 16 pages. (In Persian with English Summary).
- Aitkenhead, M.J., Dalgetty, I.A., Mullins, C.E., McDonald, A.J. S. and Strachan, N.J.C. .2003. Weed and crop discrimination using image analysis and artificial intelligence methods. *Comp. & Elec. Agric.* 39:157-171.
- Alimoradi, L., Rashed Mohassel, M., Khazaei, H. and Ahmadian Iazdi, A. 2010. Weed community response to Sugar been field condition. 3rd Iranian Weed Science Congress: 148-150. (In Persian with English Summary).
- Allison, P. D. 2001. Logistic Regression Using the SAS System: Theory and Application. Wiley Interscience, New York. 288 pp.
- Anonymous, 2011. Almanac of agricultural and horticultural products. Statistic and information processing office of planning and economic of Ministry of Jihad- Agriculture, Tehran. (In Persian with English Summary).
- Anonymous, .2007. Matlab. The Language of Technical Computing. Version 7.4 . The Mathworks of Natick, Massachusetts, USA.
- Azadeh, A., S.F. Ghaderi and S. Sohrabkhani. 2006. A simulated-based neural network algorithm for forecasting electrical energy consumption in Iran. *Energ. Policy.* 36: 2637-2644.
- Ayalew, L. and Yamagishi, H. (2005) The application of GISbased logistic regression for landslide

- susceptibility mapping in the Kakuda–Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*. 65: 15–31.
- Benvenuti, S. 2003. Soil texture involvement in germination and emergence of buried weed seeds. *Agron. J.* 95: 191-198.
- Bridges, D. C., Brecke, B. J. and Barbour, J. C. 1992. Wild poinsettia (*Euphorbia heterophylla*) interference with peanut (*Arachis hypogaea*). *Weed Sci.* 40: 37-42.
- Burk, A. 2001. Classification and ordination of plant communities of the Nauntain, Namibia. *J. Veg. Sci.* 12: 53-60.
- Callaway, R. M., Thelen, G. C., Barth, S., Ramsey, P. W., and Gannon, J. E. 2004. Soil fungi alter interactions between the invader *Centaurea maculosa* and North America natives. *Ecol.* 85: 1062-1071.
- Chau, K.T. and Chan, J.E. 2005. Regional bias of landslide data in generating susceptibility maps using logistic regression for Hong Kong Island. *Original Article*. 280-290 pp.
- Dai, F.C., Lee, C.F. 2002. Landslide characteristics and slope instability modeling using GIS, Lantau Island, Hong Kong. *Geomorphology*. 42: 213–228.
- Datta, A., Sindel, B.M., Jessop, R.S., Kristiansen, P. and Felton, W.L. 2007. Phytotoxic response and yield of chickpea (*Cicer arietinum*) genotypes with pre-emergence application of isoxaflutole. *Aust Expe Agri.* 47: 1460-1467.
- FAO. 2011. *FAO Year Book*. FAO Publication.
- Fried, G., Norton, L. R. and Reboud, X. 2008. Environmental and management factors determining weed species composition and diversity in France. *Agriculture, Ecosyst & Enviro.* 128: 68–76.
- Goslee, C. S., Peters, D. P. C. and George-Beck, K. 2006. Spatial prediction of invasion success across heterogeneous landscapes using an individual-based model. *Biological. invas.* 8: 193- 200.
- Haykin, S., 1994. *Neural networks: A comprehensive foundation*. McMillan College Publishing Company, New York.
- Hassan, G., Khan, I., Khan, M.Z., Shah, N.H., Khan, M. and Liaquatullah, M. 2010. Weed flora of chickenpea in district Lakki Marwat, NWFP, Pakistan. *Sarhad J. Agric.* 26: 79-86.
- Heidari, M.D. Omid, M. and Akram, A. 2011. Application of Artificial Neural Network for Modeling Benefit to Cost Ratio of Broiler Farms in Tropical Regions of Iran. *Res. J. App. Sci. Eng. and Tech.* 3(6): 546-552.
- Hosmer, D. W. and Lemeshow, S. 2000. *Applied logistic regression*. Wiley, New York. 307 pp.
- Hussain, F., Murad, A. and Durrani, M.J. 2004. Weed communities in wheat fields of Mastuj, District Chitral, Pakistan. *Pak. J. Weed Sci. Res.* 10: 101-108.
- ICARDA (International Center for Agricultural Research in the Dry Area-Farming System Program). *Annual Reports*. 2007. Aleppo, Syria.
- Irmak, A., Jones, J.W., Batchelor W.D., Irmak, S., Boote, k.J. and Paz, j.O. 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.
- Isvar, D., Sashikant, S., Cees, V.W., Alfred, S., Robert, H. 2010. Landslide susceptibility assessment using logistic regression and its comparison with a rock mass classification system, along a road section in the northern Himalayas, India. *Geomorphology*. 114: 627-637.
- Kadmon, R. and Danin, A. 1999. Distribution of plant species in Israrl in relation to apatial variation in rainfall. *J. Veg. Sci.* 10: 421-432.
- Kaul, M., Hill, R.L. and Walthall, C. 2005. Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction. *Agriculture system*. 85: 1-18.
- Kavdir, S. 2004. Discrimination of sunflower, weed and soil by artificial neural networks. *Comp. & Elec. Agric.* 44: 153-160.
- Khadem Alhoseini, Z., Shokri, M. and Habibian, S. H. 2007. Survey of topography and climate roles on plant distribution in rangeland of Mashjar Arsanjan (Bonab). *J. Rang.* 3: 222-235. (In Persian with English Summary).
- Kropff, M.J. and Lotz, L.A.P. 1992. System approach to quantify crop- weed interaction and their application to weed management. *Agri Sys.* 40: 256 – 282
- Liu, C., Berry, P. M., Dawson, T. P., and Pearson, R. G. 2005. Selecting thresholds of occurrence in the prediction of species distributions. *Ecography*. 28: 385-393.
- Liu, J., Goering, C.E. and Tian, L. 2001. A neural network for setting target yields. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*. 44: 705-713.

- Magurran, A.E. 1988. Ecological Diversity and Its Measurement. Princeton University Press, Princeton, NJ, USA. 179 pp.
- Mahmoudabadi, A. and Seyedhosseini, S. M. 2012. Time-risk tradeoff of hazmat routing problem in emergency situation. Proceedings of the third international conference on industrial engineering and operation management, Istanbul, Turkey: 344-351.
- McCully, K.M., Simpson, G. and Watson, A.K. 1991. Weed survey of Nova Scotia Lowbush (*Vaccinium angustifolium*) fields. Weed Sci. 39:180-185.
- Mennan, H. and Ngouajio, M. 2006. Seasonal cycles in germination and seedling emergence of summer and winter populations of catchweed bedstraw (*Galium aparine*) and wild mustard (*Brassicakaber*). Weed Sci. 54: 114-120.
- Minbashi Moeini, M., Baghestani, M. A. and Rahimian Mashhadi, H. 2008. Introducing an abundance index for assessing weed flora in survey studies. Weed Bio. & Manag. 8:172-180.
- Mortazavi Kooshk, N., Mirinejhad, Sh., Keshavarz, K. and Saeedi, K. 2011. Survey of altitude effect on biological yield and morphological traits of spurge in Kohgiloieh and Boierahmad province. MSc. Thesis in Agronomy. Yasouj Branch, Islamic Azad University. (In Persian with English Summary).
- Mousavi, S. K. and Ahmadi, A. 2009. Yield and its components of chickpea response to date and density of planting and interference of weed in dry land conditions of Lorestan province. Iranian J. Plant Protec. 23: 1-13. (In Persian with English Summary).
- Murphy, C.E. and Lemerle, D. 2006. Continuous cropping systems and weed selection Euphytica 148: 61-73.
- Niromand, H. 1995. Linear regression. Astan Ghods Razavi press. University of Imam Reza. (In Persian with English Summary).
- Nordmeyer, H. and Dunker, M. 1999. Variable weed densities and soil properties in a weed mapping concept for patchy weed control. Proceedings of the 2nd European Conference on Precision Agriculture, Odense Congress Centre, Denmark: 453-462.
- Norouzi, Sh., D. Mazaheri. and Ghanbari, A. 2003. Survey of weed competition effects on yield and yield components of wheat in Shirvan area. Agro. J. (Pajouhesh & Sazandegi). 60: 91-96. (In Persian with English Summary).
- Ozdemir, A. 2011. Using a binary logistic regression method and GIS for evaluating and mapping the groundwater spring potential in the Sultan Mountains (Aksehir, Turkey). Journal of Hydrology. 405: 123-136.
- Pearce, J., Ferrier, S. 2000. Evaluating the predictive performance of habitat models developed using logistic regression. Eco. Model. 133: 225-245.
- Pepe, M.S. 2000. Receiver operating characteristic methodology. J. Am. Statis. Ass. 95: 308-311.
- Pinke, G., Pal, R. and Botta-Dukat, Z. 2010. Effects of environmental factors on weed species composition of cereal and stubble fields in western Hungary. Ent. Eur. J. Biol. 5: 283-292.
- Pradhan, B. 2010. Manifestation of an advanced fuzzy logic model coupled with Geo-information techniques to landslide susceptibility mapping and their comparison with logistic regression modeling. Environ. Eco. & Statis. 23pp.
- Rahmani, A. and Esmaili, Gh. 2010. Efficacy of Artificial Neural Networks, Logistic Regression in Necol prediction. Quarterly of economic (Economic Survey). 4: 151-172. (In Persian with English Summary).
- Rashed Mohassel, M.H., Najafi, H. and Akbarzadeh, M.D. 2009. Weed biology and control. Ferdowsi University of Mashhad Press, Second Edition, Pp 404. (In Persian with English summary).
- Reineking, B. and Schroder, B. 2006. Constrain to perform: regulation of habitat models. Ecological Modelling. 193: 675-690.
- Rohani, A. and Makarian, H. 2011. Preparing maps of weed management by Artificial Neural Networks to apply in precise agriculture. J. Agri. Machi. Eng. 1: 74-83. (In Persian with English Summary).
- Sanjari, S. 2011. Application of Arc GIS 10. Mehregan Ghalam Press. 408 Pp.
- Shimi, P. and Termeh, F. 1994. Weeds of Iran. Agriculture Research, Education and Extension Organization. 154 Pp.
- Silc U., Vrbnicanin, S., Bozic, D., Carni, A. and Stevanovic, D. 2009. Weed vegetation in the north-western Balkans: diversity and species composition. Weed Res. 49: 602-612.
- Thomas, A. G. 1985. Weed survey system used in Saskathevan for cereal and oilseed crops. Weed Sci. 33:34-43.

- Thomas, A.G. and Donaghy, D. I. 1991. A survey of the occurrence of seedling weeds in spring annual crops in anitoba. *Can. J. Plant Sci.* 71: 811-820.
- Torrecilla, J.S., Otero, L. and Sanz P.D. 2004. A neural network approach for thermal/pressure food processing. *Food Eng.* 62: 89-95.
- Tyrer. S.J., Hild. A.L., Mealor. B.A., and Munn. L.C. and Duncan. C.L. 2001. Knapweed management: another decade of change. *Proceedings of the 1st international knapweed symposium of the twenty first century.* 110 p.
- Vakil-Baghmisheh M.T. 2002. Farsi Character Recognition Using Artificial Neural Networks. PhD Thesis, Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana.
- Walter. A.M., Christensen. S. and Simmelsgaard. S.E. 2002. Spatial correlation between weed species densities and soil properties. *Weed Res.* 42: 26-38.
- Yang, C.C., Prasher, S.O., Landry, J.A. and Ramaswamy, H.S. 2003. Development of a erbicideapplication map using artificial neural networks and fuzzy logic. *Agr. Sys.* 76: 561-574.
- Zanin, G., Otto, S., Riello, L., and Borin, M. 1997. Ecological interpretation of weed flora dynamics under different tillage systems. *Agriculture. Ecos & Environ.* 66: 177-188.
- Zhang, W.J., X.Q. Zhong, and G.H. Liu. 2008. Recognizing spatial distribution patterns of grassland insects: neural network approaches. *Stochastic Environmental. Res. & Risk Assess.* 22:207-216.

Archive of SID

Application of Artificial Neural Network (ANN) and Logistic Regression for Predicting Weeds Presence in Dryland Chickpea Fields of Kurdistan Province

Sahar Mansourian¹, Ebrahim Izadi Darbandi¹, Mohammad Hassan Rashed Mohassel¹, Mehdi Rastgo¹ and Homayoun Kanouni²

1- Department of Agronomy, College of Weed Science, Ferdowsi University of Mashhad and 2- Research Plant Protection Institute of Kurdistan Province

Abstract

A survey was conducted to compare the potential of ANN and logistic regression in predicting weed presence of 33 dryland chickpea fields in Kurdistan province. Climatic and edaphic factors as independent variable and presence or absence of weeds with highest abundance as dependent variables were entered in the logistic regression and ANN models. The developed ANN was a Multi Layer Perceptron with nine neurons in the input layer, one and two hidden layer(s) of various numbers of neurons and two neurons in the output layers. Catchweed (*Galium aparine* L.) and field bindweed (*Convolvulus arvensis* L.) with the highest abundance indices were the dominant weeds in the chickpea fields. The logistic regression did not fit a model for catchweed, however, the ANN could develop the best suited models for predicting the catchweed and field bindweed presence in dryland chickpea fields. Sensitivity analysis revealed that altitude and rainfall are the most significant parameters in modeling weed presence in dryland chickpea fields. For the optimal model, the values of the model's outputs correlated well with actual outputs and its application for this purpose is recommended.

Key words: Abundance index, modeling, Multi Layer Perceptron.