فصلنامه علمی – پژوهشی تحقیقات جنگل و صنوبر ایران
جلد ۲۴ شماره ۲، صفحه ۳۲۲-۳۱۰، (۱۳۹۵)

مدل‌سازی آشفتگی انبوهی جنگل در ارزیابی محیطی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

علی جهانی

استادیار، گروه محیط زیست طبیعی و تنوع زیستی، دانشکده محیط زیست، دانشگاه محیط زیست، کرج، ایران، پست الکترونیک: Ajahani@ut.ac.ir

تاریخ دریافت: ۹۴/۰۵/۱۲ تاریخ پذیرش: ۹۴/۰۹/۰۳

چکیده

ارزیابی اثرات محیط زیستی به‌عنوان یک ابزار اساسی برای مدیریت محیط زیستی و توسعه پایدار شناخته شده است، اما زمانی‌که به مقادیر کمی برای تصمیم‌گیری نیاز است، ارزیابی اثرات دچار مشکل می‌شود و نیاز به مدل‌سازی آشکار است. هدف از پژوهش پیش‌رو طراحی و پیاده‌سازی یک سامانه مبنی بر شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از اجزای اکوسیستم، فعالیت‌های طرح جنگلداری و میزان آشفتگی تراکم تاج‌پوشش اکوسیستم جنگلی (انبوهی جنگل) بود. پژوهش پیش‌رو در سه بخش پاتم، نم‌خانه و گرازبن جنگل خیرود نوشهر انجام شد. واحدهای همگن محیط زیستی با استفاده از منابع اکولوژیکی و ابزار دقیق GIS تهیه شد. با انتخاب الگوریتم مناسب در محیط شبکه‌های عصبی مصنـوعی در نرم‌افزار NeuroSolutions 5، انبوهی جنگل براساس مقادیر کمی و کیفی شرایط اکولوژیک و فعالیت‌های انسانی شبیه‌سازی شد. شبکه پرسپترون چندلایه با یک لایه پنهان و چهار نرون در هر لایه با توجه به بیشترین مقدار ضریب تعیین (برابر با ۰/۹۸۶۴)، بهترین عملکرد بهینه‌سازی توپولوژی را نشان داد. براساس نتایج تحلیل حساسیت، عامل‌های انسانی مانند تراکم دام در واحد سطح جنگل (تعداد در هکتار) در کنار عامل‌های طبیعی و اکولوژیکی مانند متوسط قطر درختان توده (سانتی‌متر) و عمق خاک به‌ترتیب بیشترین تأثیر را در میزان انبوهی جنگل نشان دادند. ارزیابی اثرات پروژه‌های اجراشده علاوه‌بر اینکه تجربه‌ای در زمینه ارزیابی اثرات توسعه به‌شمار می‌رود، می‌تواند راه‌گشای تصمیم‌گیری در مورد اجرای پروژه‌های مشابه در مکان‌های مشابه باشد.

واژه‌های کلیدی: ارزیابی اثرات محیط زیستی، انبوهی جنگل، پرسپترون چندلایه، تحلیل حساسیت، شبکه عصبی مصنوعی.

مقدمه

ارزیابی اثرات محیط زیستی روشی برای اطمینان از رعایت ضوابط، معیارها و قوانین محیط زیستی در طرح‌های مختلف است که هدف اصلی آن پیش‌بینی، شناسایی و تجزیه و تحلیل دقیق کلیه نشان‌زدهای مثبت و منفی یک طرح بر محیط زیست (اکوسیستم‌های طبیعی و انسانی) است. ارزیابی اثرات محیط زیستی به‌عنوان یک ابزار اساسی برای مدیریت محیط زیستی و توسعه پایدار شناخته شده است (George, 1999; Eccleston, 2000)، اما زمانی‌که به مقادیر کمی برای تصمیم‌گیری نیاز است، ارزیابی اثرات دچار مشکل می‌شود (Leknes, 2001). روش تجزیه و تحلیل سیستمی در ارزیابی اثرات محیط زیستی با دیدگاهی کلی‌گرایانه، محیط زیست و اجزای آن را یک نظام منسجم و وابسته می‌داند و تا حد امکان عامل‌های یادشده را به همراه روابط حاکم بر آنها مورد توجه قرار می‌دهد. روش تجزیه و تحلیل سیستمی دارای سه رهیافت تحلیلی، تجربی و مدل‌سازی است. در رهیافت مدل‌سازی ارزیاب با استفاده از اطلاعات گذشته و حال اقدام به طراحی مدلی برای

پیش‌بینی اثرات پروژه بر محیط زیست می‌کند. از مدل‌هایی که اقدام به ارزیابی اثرات احتمالی پروژه‌های توسعه می‌کنند، می‌توان به مدل تخریب (DM) (Makhdoum, 2002) و مدل بهینه تخریب جنگل (OFDM) (Jahani *et al.*, 2016) اشاره کرد. مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی، کشف روابط حاکم بین عناصر اکوسیستم، کمی کردن آنها و ارتباط آنها با تخریب اکوسیستم در اثر توسعه، احتمال خطر در تصمیم‌گیری‌ها و طرح‌های توسعه را کاهش می‌دهد و به‌عنوان یکی از سامانه‌های پشتیبان تصمیم‌گیری در ارزیابی اثرات محیط زیستی در مدیریت جنگل شناخته می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی نوعی مدل‌سازی ساده‌انگارانه از نظام‌های عصبی بیولوژیکی هستند که تاکنون در مطالعات گسترده‌ای در زمینه محیط زیست به‌کار گرفته شده‌اند (Maier & Dandy, 2000; Maier *et al.*, 2010; Tayebi *et al.*, 2010; Yijun *et al.*, 2010; Vali *et al.*, 2012; Jahani *et al.*, 2016).

فعالیت‌هایی که در غالب طرح‌ها و پروژه‌های جنگلداری انجام می‌شوند، اغلب اثرات و پیامدهای ناسازگار محیط زیستی دارند (Gumus *et al.*, 2008; Michelsen *et al.*, 2008; Hanna *et al.*, 2011; Koskela, 2011). ازجمله این اثرات باز شدن تاج‌پوشش جنگل یا کاهش انبوهی آن است. باز شدن تاج‌پوشش با دخالت‌های بشر و قطع و بهره‌برداری درختان سرپا از عامل‌های مصنوعی عمده باز شدن تاج‌پوشش جنگل محسوب می‌شوند (Kathke & Bruelheide, 2010). باز شدن تاج‌پوشش جنگل باعث می‌شود تا نور خورشید با شدت بیشتری به کف جنگل برخورد کند و این موضوع منجر به تبخیر بیشتر آب از سطح خاک و تغییراتی نیز در خصوصیات خاک جنگل می‌شود. همچنین مقدار و نوع ماده آلی که یکی از قسمت‌های مهم خاک محسوب می‌شود، تحت تأثیر عامل‌های اقلیمی و پوشش گیاهی است و هر دوی این عامل‌ها می‌توانند متأثر از کاهش انبوهی جنگل باشند (Brokaw & Busing, 2000). گروهی از عامل‌های زنده و غیرزنده مؤثر در استقرار زادآوری درختان و رشد و بقای آنها شامل نور، رطوبت خاک، مواد غذایی، پوشش لاشبرگی و انتشار بذر هستند که تراکم تاج‌پوشش می‌تواند تأثیر بسیار مهمی در ترکیب عامل‌های فوق در یک رویشگاه طبیعی با قدمت زیاد داشته باشد (Dupuy & Chazdon, 2008). فرایند زادآوری در جنگل شامل استقرار نهال در اطراف درختان مادری است که آینده یک جنگل را تضمین می‌کند و از پدیده‌های مهم و مورد بررسی در جنگل‌شناسی است. همچنین تراکم تاج‌پوشش اثرات جالب توجهی در زادآوری جنگل‌ها و توسعه آنها دارد (Zolfaghari *et al.*, 2011). باز شدن تاج‌پوشش جنگل و درنتیجه رسیدن نور خورشید به کف جنگل، باعث تحریک بذردهی درختان اطراف، زیاد شدن رطوبت خاک سطحی و گسترش تمشک و گیاهان علفی دیگر کف جنگل می‌شود و اثرات مختلفی را در استقرار زادآوری خواهد داشت (Mayo, 2002). در مواردی که باز شدن تاج‌پوشش خیلی زیاد است استقرار گیاهان نورپسند مانند سرخس‌ها، تمشک و در مواردی آقطی و گزنه مانع از استقرار و رویش نهال‌ها می‌شود (Zolfaghari *et al.*, 2011). مطالعات Collet و همکاران (۲۰۰۱) نشان داد که در تراکم تاج‌پوشش زیاد، تهاجم گونه‌های مزاحم کمتر و برعکس استقرار زادآوری طبیعی بیشتر است، بنابراین با باز شدن بیشتر از حد تاج‌پوشش، از تعداد نهال‌ها کاسته می‌شود. از این‌رو مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات انبوهی جنگل در اثر فعالیت‌های طرح جنگلداری کمک شایانی به مدیریت متناسب تراکم تاج‌پوشش جنگل در مراحل رویشی مختلف توده و تنظیم نور در جنگل خواهد کرد.

هدف از پژوهش پیش‌رو طراحی و پیاده‌سازی یک سامانه مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از منابع اکوسیستم، فعالیت‌های طرح جنگلداری و میزان آشفتگی تراکم تاج‌پوشش اکوسیستم جنگلی (انبوهی جنگل) است تا بدین‌وسیله امکان ارزیابی اثرات محیط زیستی طرح جنگلداری پیش از اجرا به‌عنوان یک سامانه پشتیبان تصمیم‌گیری فراهم شود. همچنین مدل شبکه عصبی بهینه، مدل ارزیابی اثرات محیط زیستی طرح جنگلداری در انبوهی جنگل را معرفی خواهد کرد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

پژوهش پیش‌رو در سه بخش پاتم، نم‌خانه و گرازبن جنگل آموزشی پژوهشی خیرود دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران انجام شد. این جنگل در هفت کیلومتری شرق شهرستان نوشهر بین ´۲۷ °۳۶ تا ´۴۰ ° ۳۶ عرض شمالی و ´۳۲ °۵۱ تا ´۴۳ °۵۱ طول شرقی و در حوزه اداره کل منابع طبیعی نوشهر در منطقه خیرودکنار واقع شده است. طبق برنامه‌ریزی انجام‌شده مجموعه فعالیت‌های جنگل‌داری در سه دوره طرح جنگل‌داری در بخش پاتم، دو دوره طرح جنگل‌داری در بخش نم‌خانه و یک دوره در بخش گرازبن در حال اجرا است.

روش پژوهش

ابتدا اقدام به نقشه‌سازی واحدهای همگن محیط زیستی در منطقه شد. به‌طور کلی هدف از تشکیل واحدهای همگن محیط زیستی را می‌توان دستیابی به واحدهای نقشه‌ای دانست که ازنظر منابع مورد استفاده، از شرایط به‌نسبت مشابه و یکسانی برخوردار باشند که واحدهای همگن نیز نامیده می‌شوند. در این واحدهای همگن با بررسی و مطالعه و تأثیر متقابل منابع اکولوژیک مشابه در سطح واحد، امکان بررسی آثار محیط زیستی فعالیت‌های توسعه‌ای مختلف انجام‌شده در طرح جنگل‌داری فراهم می‌شود. با توجه به همگنی شرایط اکوسیستم در سطح هر یک از واحدها و برنامه‌ها و فعالیت‌های توسعه‌ای مختلف انجام‌شده در طی طرح جنگل‌داری و همچنین فعالیت‌های سنتی موجود در منطقه می‌توان به بررسی اثرات فعالیت‌ها بر آشفتگی انبوهی جنگل با استفاده از مطالعات زمینی و کاربرد مدل‌ها و روش‌های بررسی هر یک از اثرات پرداخت. در این مطالعه روش تجزیه و تحلیل سیستمی بر پایه نقشه‌سازی منابع اکولوژیکی بود که روی‌هم‌گذاری و تلفیق این نقشه‌ها با یکدیگر باعث تشکیل یگان‌های همگنی شد که هریک دارای مشخصات اکولوژیکی خاص خود بودند. مجموعه نرم‌افزار ArcGIS 9.3 برای ورود داده‌ها، ذخیره‌سازی، مدیریت و تهیه خروجی‌های مناسب استفاده شد. واحدهای همگن محیط زیستی با استفاده از منابع اکولوژیکی و ابزار دقیق GIS، در گام‌های زیر تهیه شد:

۱. روی‌هم‌گذاری نقشه‌های طبقات شیب، جهت و ارتفاع به‌دست‌آمده از مرحله اول و تهیه نقشه یگان شکل زمین

۲. روی‌هم‌گذاری نقشه‌های یگان شکل زمین با نقشه خاک‌شناسی و تهیه نقشه نخستین یگان محیط زیستی

۳. روی‌هم‌گذاری نقشه‌های نخستین یگان محیط زیستی با نقشه پردازش‌شده رستنی‌ها و انبوهی جنگل و تهیه نقشه یگان محیط زیستی

۴. تهیه و تنظیم جدول‌های ویژگی‌های یگان‌های محیط زیستی (ویژگی‌های اکولوژیکی پایدار)

۵. تکمیل جدول‌های یگان‌های محیط زیستی با فراهم‌آوری و تدوین ویژگی‌های اکولوژیکی ناپایدار

مدل‌سازی شبکه عصبی

از آنجایی‌که هدف اصلی پژوهش پیش‌رو بررسی عامل‌های اکولوژیکی و مدیریتی در آشفتگی انبوهی جنگل بود، بنابراین باید رابطه بین متغیرها و نشان‌گرهای اندازه‌گیری‌شده و انبوهی جنگل کمی می‌شد تا بدین‌ترتیب به یک مدل ریاضی برای برآورد میزان انبوهی جنگل دست یافت. از آنجایی‌که در طبیعت و به‌ویژه در اکوسیستم جنگلی رابطه بین متغیرها یک رابطه پیچیده، چندمتغیره و غیرخطی است، بنابراین تحلیل رابطه بین شرایط اکولوژیکی اکوسیستم، فعالیت‌های توسعه انسانی و تخریب جنگل تنها با روش‌های پیچیده‌تر امکان‌پذیر است. شبکه‌های عصبی مصنوعی برای چنین منظوری از توانایی بسیار زیادی برخوردار هستند، زیرا با برخورداری از توانایی تشخیص الگو، رابطه خوبی بین ورودی‌ها یا متغیرهای پیش‌بینی‌کننده (هرچند زیاد باشند) و خروجی مورد نظر برقرار می‌کنند. همچنین به‌دلیل پردازش موازی داده‌های ورودی در مقایسه با دیگر الگوها، حساسیت کمتری نسبت به وجود خطا در اطلاعات ورودی دارند. ساختار یا توپولوژی یک شبکه عصبی مصنوعی با تعیین تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، تابع محرک (کنترل‌کننده خروجی هر نرون)، روش آموزش، الگوریتم تصحیح وزن‌ها و نوع مدل یا تابع تعیین

می‌شود. در پژوهش پیش‌رو به کمک یک الگوریتم مناسب در محیط شبکه‌های عصبی مصنـوعی در نرم‌افزار NeuroSolutions 5، انبوهی جنگل براساس مقادیر کمی و کیفی اکولوژیک و فعالیت‌های انسانی شبیه‌سازی شد. لایه ورودی شامل متغیرهای اکولوژیکی و متغیرهای مدیریتی بود که درواقع برابر با ۲۳ عامل به‌عنوان ورودی‌های شبکه عصبی بود (جدول ۱).

جدول ۱- نشان‌گرهای ورودی و خروجی شبکه عصبی

ورودی‌های شبکه			خروجی شبکه
متغیرهای اکولوژیکی		متغیرهای مدیریتی	
درصد شیب (Sl)	جهت جغرافیایی (As)	شدت اثرات مخرب کوبیدگی خاک (SC)	انبوهی جنگل (درصد تاج‌پوشش) (CC)
ارتفاع از سطح دریا به متر (El)	عمق خاک به سانتی‌متر (SD)	شدت اثرات مخرب توریست (To)	
زهکشی خاک (SDr)	تیپ جنگلی (FT)	سطح عملیات بذرکاری انجام‌شده به متر مربع (SP)	
فرسایش‌پذیری خاک (SE)	متوسط دمای سالانه به سانتی‌گراد (Te)	فاصله از جاده به متر (RD)	
متوسط بارش سالانه به میلی‌متر(Pr)	زمین‌شناسی (Ge)	فاصله از مسیر مال‌رو به متر (TD)	
متوسط قطر درختان به سانتی‌متر (TAD)		فاصله از سرا به متر (AD)	
		تراکم دام (تعداد در هکتار) (CD)	
		شدت اثرات مخرب چوبکشی (Sk)	
		شدت اثرات مخرب تبدیل مقطوعات (Lo)	
		سطح عملیات نهال‌کاری انجام‌شده به متر مربع (Re)	
		حجم مجموعه برداشت چوب انجام‌شده به متر مکعب (Ha)	
		فاصله از دپوی چوب به متر (DD)	

برای مدل‌سازی، متغیرهای اکولوژیکی و مدیریتی به‌صورت کمی مورد استفاده قرار گرفتند. در این ارتباط متغیر جهت جغرافیایی در پنج طبقه شمالی (۱)، شرقی (۲)، جنوبی (۳)، غربی (۴) و مسطح (۵) دسته‌بندی شد. با توجه به مطالعات خاک‌شناسی منطقه، زهکشی خاک در چهار طبقه ضعیف (۱)، متوسط (۲)، خوب (۳) و بسیار خوب (۴) و فرسایش پذیری در دو طبقه کم (۱) و متوسط (۲) قرار داشت. ساختار زمین‌شناسی منطقه در چهار طبقه سنگ آهک آهن‌دار (۱)، سنگ آهک ضخیم (۲)، سنگ آهک معمولی (۳) و رسوبات آبراهه‌ای (۴) کمی شد. همچنین تیپ جنگلی در ۱۲ طبقه راش- ممرز (۱)، ممرز- راش (۲)، بلوط (۳)، بلوط- ممرز (۴)، ممرز- بلوط (۵)، ممرز آمیخته (۶)، افرا (۷)، ون (۸)، انجیلی- ممرز (۹)، انجیلی- شمشاد (۱۰)، نمدار- شمشاد (۱۱) و سوزنی برگ آمیخته (۱۲) کمی شد. شدت اثرات مخرب در چهار طبقه ضعیف (۱)، متوسط (۲)، زیاد (۲) و خیلی زیاد (۴) کمی شد و با مطالعات میدانی در تک‌تک یگان‌های محیط زیستی ارزیابی شد. بقیه متغیرها به‌طور دقیق معادل کمیت خود مورد توجه قرار گرفتند (Jahani *et al.*, 2016). فعالیت‌های مختلفی که در جنگل و طی اجرای طرح جنگل‌داری انجام می‌شود، تأثیر مستقیمی بر انبوهی جنگل دارد، بنابراین برای مدل‌سازی تخریب در جنگل اقدام به اندازه‌گیری انبوهی جنگل در هریک از ۱۲۹ یگان محیط زیستی در طی عملیات میدانی شد.

یکی از ساده‌ترین و در عین حال کارآمدترین چیدمان‌های پیشنهادی برای استفاده در مدل‌سازی

عصب‌های واقعی، مدل پرسپترون چندلایه است که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل یافته است. در این ساختار، تمام نرون‌های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصل هستند. این چیدمان به‌اصطلاح یک شبکه با اتصالات کامل را تشکیل می‌دهد. نرم‌افزار NeuroSolutions 5 برای طراحی و ارزیابی شبکه‌های عصبی مصنوعی مختلف استفاده شد. برای آموزش شبکه، ابتدا ۱۲۹ نمونه مورد نظر به‌طور تصادفی به سه دسته آموزش شبکه (۷۰ درصد)، سنجش دقت (۱۵ درصد) و تست شبکه (۱۵ درصد) تقسیم شدند. تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های هر لایه به روش آزمون و خطا مورد بررسی قرار گرفت. به‌منظور تعیین معماری بهینه شبکه عصبی، معماری‌های مختلفی با تعداد یک و دو لایه مخفی، به‌همراه چهار تا ۳۰ نرون آموزش داده شد و ارزیابی شد. صحت مدل با مقایسه خروجی آن و شاخص‌های محاسبه‌شده شامل ضریب تعیین (R^2)، میانگین خطای مطلق (*MAE*) و میانگین مربعات خطا (*MSE*) سنجیده شد (رابطه‌های ۱ تا ۳).

$$\mathrm{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i - P_i)^2}{n} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|O_i - P_i\right| \quad \text{رابطه (۲)}$$

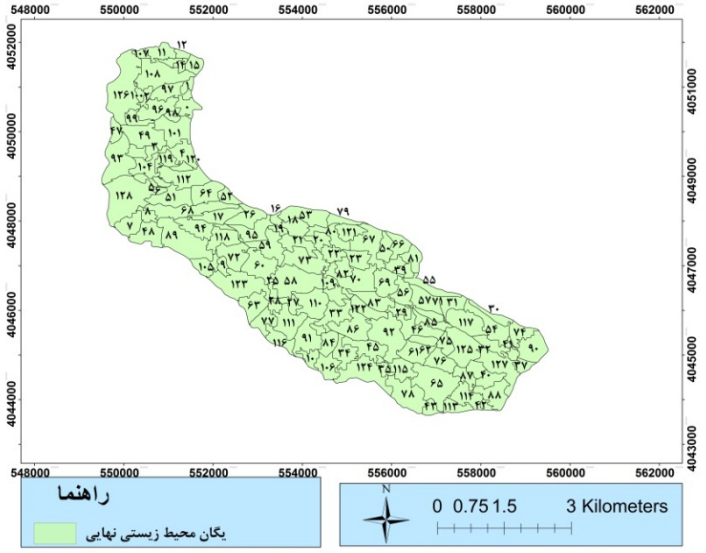
$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i - O_{ave})(P_i - P_{ave})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(O_i - O_{ave})\sum_{i=1}^{n}(P_i - P_{ave})}} \quad \text{رابطه (۳)}$$

که در این رابطه‌ها: O_i داده اندازه‌گیری‌شده، P_i داده پیش‌بینی‌شده، O_{ave} میانگین داده‌های اندازه‌گیری‌شده و P_{ave} میانگین داده‌های پیش‌بینی‌شده و n تعداد داده‌ها است.

ارزیابی بهترین برازش شبکه برای یافتن بهترین توپولوژی شبکه مناسب، از طریق معیارهای فوق انجام شد که هدف کمینه کردن میانگین مربعات خطا و میانگین مربعات خطای مطلق (درصد) بود.

نتایج

در این پژوهش درمجموع ۱۲۹ یگان محیط زیستی تعیین شد و اطلاعات متغیرهای اکولوژیکی و مدیریتی هریک از آنها ثبت شد (شکل ۱). با توجه به هدف پژوهش برای بررسی رابطه متغیرهای اکولوژیکی و مدیریتی با میزان انبوهی جنگل و مدل‌سازی آن، درصد تراکم تاج‌پوشش در هریک از یگان‌ها برآورد شد. در این پژوهش، ترکیب مختلفی از لایه‌ها و نرون‌های مختلف همراه با تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک (لایه‌های پنهان و خروجی) برای بهینه‌سازی شبکه استفاده شد. در مرحله اول بهینه‌سازی شبکه هوشمند عصبی با استفاده از یک لایه پنهان با چهار تا ۳۰ نرون که به‌طور تصادفی انتخاب شدند، انجام شد و در مرحله دوم قدرت شبکه با همان تعداد نرون در دو لایه پنهان تخمین زده شد. ویژگی‌های مورد آزمون برای دستیابی به ساختار بهینه شبکه عصبی در جدول ۲ نشان داده شده است.



شکل ۱- نقشه یگان‌های محیط زیستی منطقه مورد مطالعه

جدول ۲- ویژگی‌های مورد آزمون برای دستیابی به ساختار بهینه شبکه عصبی

ویژگی‌های ساختاری شبکه	لایه پنهان اول	لایه پنهان دوم	لایه خروجی
نوع شبکه	پرسپترون چندلایه	پرسپترون چندلایه	پرسپترون چندلایه
تابع انتقال	Hyperbolic tangent, Sigmoid tangent, Linear	Hyperbolic tangent, Sigmoid tangent, Linear	Hyperbolic tangent, Sigmoid tangent, Linear
الگوریتم بهینه‌سازی	Gradient descent	Gradient descent	Gradient descent
دوره یادگیری	۱۰۰۰	۱۰۰۰	۱۰۰۰
ضریب مومنتوم	۰/۷-۰/۹	۰/۷-۰/۹	۰/۷-۰/۹
تعداد نرون‌ها	۴-۳۰	۴-۳۰	۱
نرمال‌سازی	۰/۹- تا ۰/۹	۰/۹- تا ۰/۹	۰/۹- تا ۰/۹

پس از آزمون شبکه‌های به‌دست‌آمده از ساختارهای توپولوژی به‌دست آمد(جدول ۳). گوناگون، نتایج بهینه‌سازی شبکه عصبی به همراه بهترین

جدول ۳- نتایج ساختار بهینه مدل شبکه عصبی مصنوعی برای ارزیابی تقاضای تفرجی

ویژگی‌های ساختاری شبکه	لایه پنهان اول	لایه خروجی
نوع شبکه	پرسپترون چندلایه	پرسپترون چندلایه
تابع انتقال	Hyperbolic tangent	Linear
الگوریتم بهینه‌سازی	Gradient descent	Gradient descent
دوره یادگیری	۱۰۰۰	۱۰۰۰
ضریب مومنتوم	۰/۷	۰/۷
تعداد نرون‌ها	۴	۱
نرمال‌سازی	۰/۹- تا ۰/۹	۰/۹- تا ۰/۹

در آموزش شبکه عصبی می‌توان از ترکیبات مختلف لایه‌های پنهان و با تعداد نرون مختلف استفاده کرد. بررسی ضرایب تعیین به‌دست‌آمده، میزان خطای شبکه در پیش‌بینی را نشان می‌دهد و توپولوژی (ساختار شبکه) به‌کاررفته با بیشترین مقدار ضریب تعیین، بهترین عملکرد شبکه عصبی در پیش‌بینی و مدل‌سازی را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج شبکه‌های آموزش‌یافته، شبکه با یک لایه پنهان و چهار نرون در هر لایه با توجه به بیشترین مقدار ضریب تعیین، بهترین عملکرد بهینه‌سازی توپولوژی را نشان داد (جدول ۴).

جدول ۴- نتایج ساختارهای مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمون برای ارزیابی تقاضای تفرجی

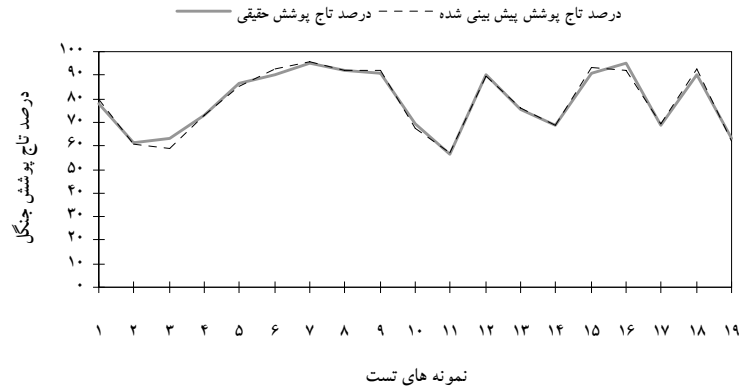
مدل	تعداد لایه‌های مخفی	تعداد نرون‌ها	R^2	*MAE*	*MSE*
۱	۱	۴	۰/۹۸۶۴	۱/۳۱۹	۲/۸۰۲
۲	۱	۶	۰/۹۶۴۳	۳/۱۳۵	۶/۶۵۹
۳	۱	۸	۰/۹۷۴۲	۲/۴۲۵	۵/۱۵۱
۴	۱	۱۰	۰/۹۵۷۷	۵/۷۲۵	۱۲/۱۶۲
۵	۱	۱۲	۰/۹۶۵۶	۳/۰۰۵	۶/۳۸۴
۶	۱	۱۴	۰/۹۴۱۱	۷/۱۲۵	۱۵/۱۳۶
۷	۱	۱۸	۰/۹۴۱۱	۷/۱۲۵	۱۵/۱۳۶
۸	۱	۲۲	۰/۹۴۳۶	۶/۸۶۵	۱۴/۵۸۳
۹	۱	۲۶	۰/۹۶۱۲	۳/۷۸۵	۸/۰۴۱
۱۰	۱	۳۰	۰/۹۳۱۱	۹/۰۲۵	۱۹/۱۷۲
۱۱	۲	۴	۰/۹۵۶۳	۵/۹۳۵	۱۲/۶۰۸
۱۲	۲	۶	۰/۹۵۵۱	۵/۹۶۱	۱۲/۶۶۳
۱۳	۲	۸	۰/۹۲۶۵	۱۱/۷۲۳	۲۴/۹۰۳
۱۴	۲	۱۰	۰/۹۳۹۸	۸/۱۲۵	۱۷/۲۶
۱۵	۲	۱۲	۰/۹۳۱۱	۹/۰۲۵	۱۹/۱۷۲
۱۶	۲	۱۴	۰/۹۴۳۶	۶/۸۶۵	۱۴/۵۸۳
۱۷	۲	۱۸	۰/۹۳۰۱	۹/۰۰۵	۱۹/۱۲۹
۱۸	۲	۲۲	۰/۹۶۴۷	۳/۱۲۵	۶/۶۳۸
۱۹	۲	۲۶	۰/۹۶۵۱	۳/۰۰۱	۶/۳۷۵
۲۰	۲	۳۰	۰/۹۶۱۱	۳/۷۴۵	۷/۹۵۶

شبکه در ۳۰ دوره اجرا شد و در بیشترین دقت (کمترین میانگین مربعات خطا) آموزش شبکه در گردش ۱۰۰۰ و آزمون شبکه در گردش ۸۴۵ برای جلوگیری از بیش‌برازش مدل متوقف شد (جدول ۵).

جدول ۵- نتایج اجرای شبکه عصبی بهینه طراحی‌شده

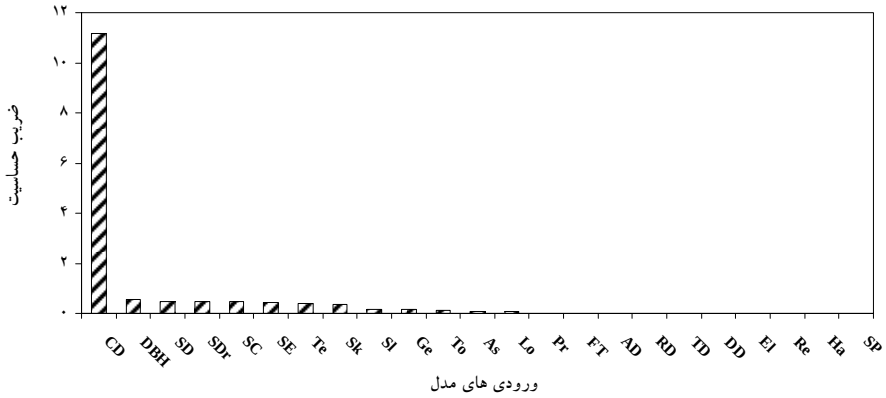
شبکه با بیشترین دقت	آموزش	اعتبارسنجی
دوره اجرا (Run)	۴	۲
گردش (Epoch)	۱۰۰۰	۸۴۵
حداقل میانگین مربعات خطا	۱۲×۱۰^{-۵}	۱۶۳×۱۰^{-۵}
میانگین مربعات خطای نهایی	۱۲×۱۰^{-۵}	۱۶۷×۱۰^{-۵}

تعداد ورودی‌ها برابر با ۱۲۹ نمونه با ۲۴ متغیر و خروجی برابر با درصد تاج‌پوشش بود. ۱۹ نمونه برای تست نتایج شبکه عصبی طراحی‌شده استفاده شد. شکل ۲ اختلاف درصد تاج‌پوشش حقیقی و میزان پیش‌بینی‌شده توسط مدل شبکه عصبی را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، اختلاف ناچیزی بین درصد تاج‌پوشش حقیقی و درصد تاج‌پوشش پیش‌بینی‌شده وجود دارد که حاکی از دقت زیاد شبکه عصبی طراحی‌شده در پیش‌بینی میزان انبوهی جنگل براساس متغیرهای ورودی است.



شکل ۲- نمودار اختلاف درصد تاج‌پوشش حقیقی و درصد تاج‌پوشش پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی

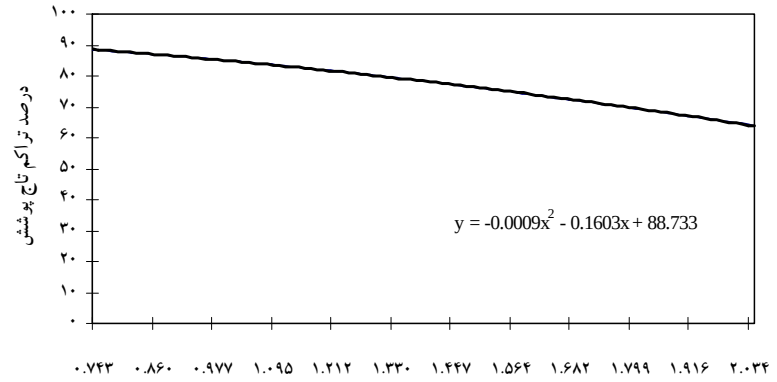
با توجه به ضریب تعیین مطلوب شبکه (۰/۹۸۶۴)، دقت شبکه عصبی در پیش‌بینی انبوهی جنگل از سطح بسیار خوبی برخوردار بوده است. نتایج مربوط به تحلیل حساسیت مؤلفه‌های به‌کارگرفته‌شده برای مدل‌سازی در شکل ۳ نشان داده شده است. شکل ۳ ضریب تأثیرگذاری هر یک از مؤلفه‌های کاربردی در پیش‌بینی درصد تاج‌پوشش جنگل‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۳- ضریب تأثیرگذاری مؤلفه‌های کاربردی در پیش‌بینی درصد تاج‌پوشش جنگل

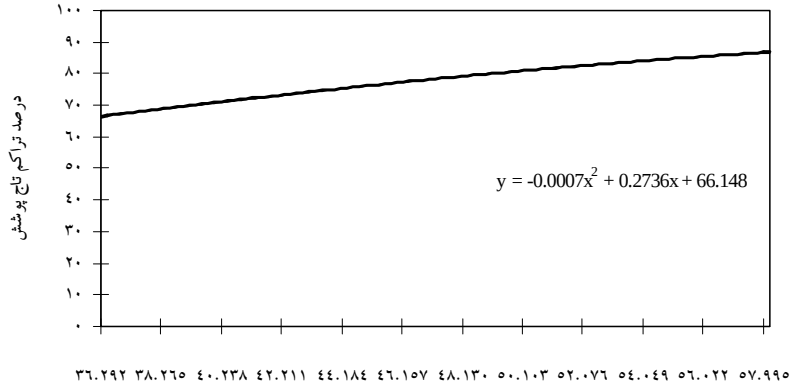
تحقیقات نشان داده است که درنظر گرفتن عامل‌های انسانی در کنار عامل‌های طبیعی و اکولوژیکی به‌طور بهتری آسیب‌پذیری یک منطقه را نشان می‌دهد که تحت عنوان آسیب‌پذیری محیط زیستی تعریف می‌شود (Wang *et al.*,

2008). براساس نتایج تحلیل حساسیت برای مدل ارزیابی اثرات محیط زیستی طرح جنگلداری در آشفتگی انبوهی جنگل، عامل‌های انسانی مانند تراکم دام در واحد سطح (هکتار) جنگل در کنار عامل‌های طبیعی و اکولوژیکی مانند متوسط قطر درختان توده و عمق خاک به‌ترتیب بیشترین تأثیر را در میزان انبوهی جنگل از خود نشان دادند (شکل ۳). روند تغییرات انبوهی جنگل برحسب تغییرات تراکم دام در واحد سطح جنگل در شکل ۴ نشان می‌دهد که با افزایش تراکم دام در واحد سطح، به‌صورت غیرخطی از انبوهی جنگل به‌شدت کاسته شده است.



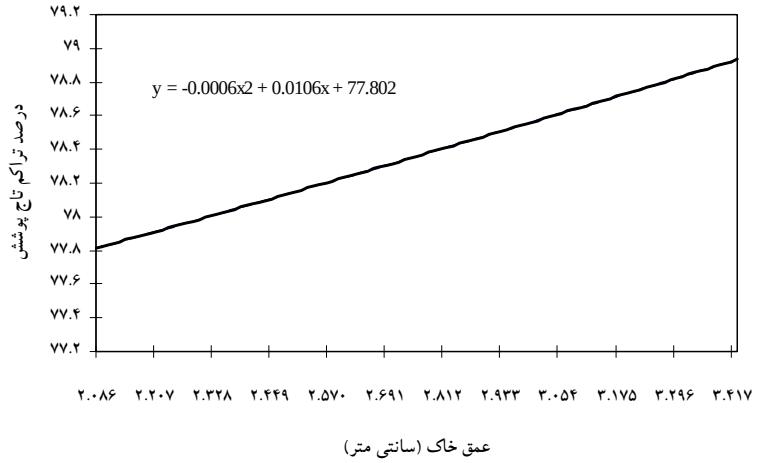
شکل ۴- نمودار روند تغییرات انبوهی جنگل برحسب تغییرات تراکم دام در واحد سطح جنگل

روند تغییرات انبوهی جنگل برحسب تغییرات متوسط قطر درختان توده در شکل ۵ نشان می‌دهد که با افزایش متوسط قطر درختان توده، به‌صورت غیرخطی میزان انبوهی جنگل افزایش یافته است. افزایش قطر درخت باعث گسترده شدن و انبوهی تاج آن می‌شود که درنتیجه ارتباط مستقیمی بین متوسط قطر درختان در توده جنگلی و انبوهی جنگل به‌دست آمده است.



شکل ۵- نمودار روند تغییرات انبوهی جنگل برحسب تغییرات متوسط قطر درختان توده

روند تغییرات انبوهی جنگل برحسب تغییرات عمق خاک در شکل ۶ نشان می‌دهد که با افزایش عمق خاک در جنگل، انبوهی جنگل به‌صورت غیرخطی افزایش یافته است.



شکل ۶- نمودار روند تغییرات انبوهی جنگل برحسب تغییرات عمق خاک

بحث

ارزیابی اثرات محیط زیستی فعالیت‌های جنگلداری، پتانسیل موجود برای بهبود مدیریت جنگل‌ها را فراهم می‌کند. با وجود این‌که اثرات منفی زیادی در اثر عملیات جنگلداری بر کیفیت محیط زیست وارد می‌شود، اما تاکنون ارزیابی اثرات محیط زیستی به‌طور گسترده در بخش جنگل به‌خصوص در کشورهای در حال توسعه استفاده نشده است (Knowler & Lovett, 1996; Hanna *et al.*,2011). تغییرات در انبوهی جنگل و آشفتگی به‌وجودآمده در تراکم تاج‌پوشش یکی از آثار جدی ناشی از فعالیت‌های انسانی در اکوسیستم جنگل است. امروزه مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی در محیط‌های طبیعی در مطالعات بسیاری ازجمله مدیریت منابع آب (Iliadis & Maris 2007; Fernandez *et al.*, 2009; Arsene *et al.*, 2012)، علوم جنگل (Aghajani *et al.*, 2014) و ارزیابی اثرات محیط زیستی در اکوسیستم جنگلی (Jahani *et al.*, 2016) به‌کار گرفته شده است و کاربرد آن با توجه به ضرایب تعیین زیاد به‌دست‌آمده با موفقیت چشمگیری همراه بوده است. نتایج پژوهش پیش‌رو نیز نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی طراحی‌شده قابلیت خوبی در مدل کردن انبوهی جنگل در مدیریت جنگل مورد مطالعه دارد. همچنین مدل شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی و چهار نرون و تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و خطی توانست با کاربرد حجم کمی از داده‌ها دانش الگوریتم بین مدیریت و ساختار جنگل وانبوهی آن را با دقت زیادی بیابد. همچنین تحلیل حساسیت انجام‌شده و شناسایی تأثیرگذارترین عناصر بر انبوهی جنگل نشان داد که برای مدیریت جنگل و دستیابی به انبوهی مطلوب، توجه به تراکم دام در سطح جنگل در الویت اول برنامه‌ریزی قرار دارد، زیرا با افزایش تراکم دام در منطقه، کاهش انبوهی جنگل به‌عنوان یکی از اثرات محیط زیستی در اکوسیستم‌های جنگلی رخ می‌دهد. مقایسه فعالیت‌های مختلف جنگل‌داری در تحقیقات Oghnom (۲۰۱۱) نشان داد که بیشترین اثرات منفی، ناشی از فعالیت‌های بهره‌برداری و دامداری در جنگل بوده است. Jahani و همکاران (۲۰۱۶) با ارایه مدل OFDM برای ارزیابی اثرات محیط زیستی طرح‌های جنگل‌داری، افزایش کمیت متغیرهای چرای دام، مسیر مال‌رو، چوبکشی، قطع، کوبیدگی خاک، توریست، زباله‌ریزی، لوله‌گذاری، تخریب جاده، کابل‌کشی، فرسایش‌پذیری خاک، شیب، جهت، ارتفاع از سطح دریا، زمین‌شناسی و درجه کیفیت (طبقه) تیپ جنگلی را به‌عنوان عامل‌های افزایش میزان تخریب دانستند. نتایج پژوهش پیش‌رو نیز متوسط قطر درختان توده و عمق خاک را به‌عنوان عامل‌های اکولوژیک مؤثر در آسیب‌پذیری اکولوژیک محیط معرفی کرد.

حفظ تاج‌پوشش جنگل و مدیریت انبوهی آن یکی از الویت‌های عملیات جنگل‌شناسی است که از یک‌سو موجب حفاظت از زادآوری جوان درختان از تابش مستقیم آفتاب یا عامل‌های جوی می‌شود و از سوی دیگر نور غیرمستقیم مورد نیاز نهال‌ها را تأمین می‌کند و موجب افزایش فعالیت بیولوژیکی خاک می‌شود. از این‌رو، کاهش شدت اثرات محیط زیستی در آشفتگی انبوهی جنگل و کنترل تراکم تاج‌پوشش متناسب با مراحل توالی توده و با توجه به اهداف جنگل‌شناسی از طریق مدل ارایه‌شده در پژوهش پیش‌رو قابل انجام است. با توجه به شرایط اکولوژیک جنگل و فعالیت‌های جنگل‌داری برنامه‌ریزی‌شده، امکان پیش‌بینی تغییرات انبوهی جنگل با استفاده از مدل‌سازی با شبکه عصبی فراهم شده است. نتایج تحلیل حساسیت امکان شناسایی، توانمندسازی و انجام اقدامات اصلاحی برای کنترل آشفتگی انبوهی جنگل را برای مدیران و برنامه‌ریزان اکوسیستم‌های جنگلی فراهم می‌کند و گامی مؤثر در کاهش اثرات محیط زیستی طرح‌های جنگل‌داری خواهد بود. پژوهش پیش‌رو ازجمله موارد ارزیابی اثرات توسعه بود که پس از اجرای طرح جنگل‌داری در منطقه انجام شد. ارزیابی اثرات پروژه‌های اجراشده علاوه‌بر این‌که تجربه‌ای در زمینه ارزیابی اثرات توسعه به‌شمار می‌رود، می‌تواند راه‌گشای تصمیم‌گیری در مورد اجرای پروژه‌های مشابه در مکان‌های مشابه باشد. نتایج به‌دست‌آمده در پژوهش پیش‌رو در چهارچوب روش تجزیه و تحلیل سیستمی منجر به مدل‌سازی آشفتگی انبوهی جنگل و مدل‌سازی در ارزیابی اثرات محیط زیستی طرح‌های جنگل‌داری و طراحی سامانه پشتیبان تصمیم‌گیری خواهد شد.

References

- Aghajani, H., Marvie Mohadjer, M.R., Jahani, A., Asef, M.R., Shirvany, A. and Azaryan, M., 2014. Investigation of affective habitat factors affecting on abundance of wood macrofungi and sensitivity analysis using the artificial neural network. Iranian Journal of Forest and Poplar Research, 21(4): 9-19 (In Persian).
- Arsene, C.T.C., Gabrys, B. and Al-Dabass, D., 2012. Decision support system for water distribution systems based on neural networks and graphs theory for leakage detection. Expert Systems with Applications, 39: 13214-13224.
- Brokaw, N. and Busing, R., 2000. Niche Versus Chance and Tree Diversity in Forest Gaps. Published by United States Forestry Sciences Laboratory, New York, 183p.
- Collet, C., Lanter, O. and Pardos, M., 2001. Effects of canopy opening on height and diameter growth in naturally regenerated beech seedlings. Journal of Annals of Forest Science, 58(2): 127-134.
- Dupuy, J.M. and Chazdon, R.L., 2008. Interaction effects of canopy gap, understory vegetation and leaf litter on tree seedling recruitment and composition in tropical secondary forests. Forest Ecology and Management, 255(1): 3716-3725.
- Eccleston, C.H., 2000. Environmental Impact Assessment. John Wiley & Sons, New York, 346p.
- Fernandez, F., Seco, J., Ferrer, A. and Rodrigo, M.A., 2009. Use of neuro fuzzy networks to improve wastewater flow-rate forecasting. Environmental Modelling & Software, 24: 686-693.
- George, C., 1999. Testing for sustainable development through environmental assessment. Environmental Impact Assessment Reviews, 19: 175-200.
- Gumus, S., Acar, H.H. and Toksoy, D., 2008. Functional Forest Road Network Planning by Consideration of Environmental Impact Assessment for Wood Harvesting. Journal of Environmental Monitoring and Assessment, 142: 109-116.
- Hanna, K.S., Polonen, I. and Raitio, K., 2011. A potential role for EIA in Finnish forest planning: learning from experiences in Ontario, Canada. Journal of Impact Assessment and Project Appraisal, 29(2): 99-108.
- Iliadis, L.S. and Maris, F., 2007. An artificial neural network model for mountainous water-resources management: the case of Cyprus mountainous watersheds. Environmental Modelling & Software, 22: 1066-1072.
- Jahani, A., Feghhi, J., Makhdoum, M.F. and Omid, M., 2016. Optimized forest degradation model (OFDM): an environmental decision support system for environmental impact

assessment using an artificial neural network. Journal of Environmental Planning and Management, 59(2): 222-244.
- Kathke, S. and Bruelheide, H., 2010. Gap dynamics in a near-natural spruce forest at Mt. Brocken, Germany. Forest Ecology and Management, 259(1): 624-632.
- Knowler, D. and Lovett, J., 1996. Manual for Environmental Assessment in Forestry. Published by Department of Environmental Economics and Environmental Management, University of York, 108p.
- Koskela, M., 2011. Expert views on environmental impacts and their measurement in the forest industry. Journal of Cleaner Production, 19: 1365-1376.
- Leknes, E., 2001. The role of EIA in decision-making process. Environmental Impact Assessment Reviews, 21: 309–334.
- Maier, H., Jain, R.A., Dandy, G.C. and Sudheer, K.P., 2010. Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: current status and future directions. Environmental Modelling & Software, 25(8): 891-909.
- Maier, H.R. and Dandy, G.C., 2000. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. Environmental Modelling & Software, 15(1): 101-124.
- Makhdoum, M.F., 2002. Degradation model: a quantitative EIA instrument, acting as a decision support system (DSS) for environmental management. Environmental Management, 30(1): 151-156.
- Mayo, J., 2002. Dead trees effects in forest ecosystem. Science Finding Journal, 11(1): 25-34.
- Michelsen, O., Solli, C. and Stromman, A.H., 2008. Environmental Impact and Added Value in Forestry Operations in Norway. Journal of Industrial Ecology, 12(1): 69-81.
- Oghnom, M., 2011.Environment impact assessment of forestry plan using degradation model and matrix. M.Sc. thesis, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, 183p (In Persian).
- Tayebi, M.H., Tangestani, M.H. and Roosta, H., 2010. Environmental impact assessment using neural network model: A case study of the Jahani, Konarsiah and Kohe Gach salt plugs, Shiraz, Iran. Abstracts of the 7th ISPRS TC VII Symposium. Austria, 18-21 Aug. 2010: 15-18.
- Vali, A., Ramesht, M.H., Seif, A. and Ghazavi, R., 2012. An assessment of the artificial neural networks technique to geomorphologic modeling sediment yield (case study Samandegan river system). Geography and Environmental Planning Journal, 44(4): 5-9.
- Wang, X.D., Zhong, X.H., Liu, S.Z., Liu, J.G., Wang, Z.Y. and Li, M.H., 2008. Regional assessment of environmental vulnerability in the Tibetan Plateau: development and application of a new method. Journal of Arid Environments, 72: 1929-1939.
- Yijun, L., Jiali, T., Hongfen, J., Guangping, Z. and Zhimin, Y., 2010. Artificial neural networks applied in environmental quality assessment. Abstracts of the 3rd IEEE International Computer Science and Information Technology Symposium. Spain, 12-15 Sep. 2010: 19-22.
- Zolfaghari, E., Marvi Mohajer, M.R., Zahedi Amiri, Gh. and Namiranian, M., 2011. Investigation of forest crown gap effects on rehabilitation and diversity of natural regeneration settlement (Case study, Chelir district from Kheiroud forest, Nooshahr). Journal of Forest Science and Engineering, 1(2): 24-28 (In Persian).

Modeling of forest canopy density confusion in environmental assessment using artificial neural network

A. Jahani

Assistant Prof., Department of Natural Environment and Biodiversity, Faculty of Environment, University of Environment, Karaj, Iran. Email: Ajahani@ut.ac.ir

Received: 03.08.2015 Accepted: 24.11.2015

Abstract

Environmental Impact Assessment (EIA) is well-known as a basic tool for environmental management and sustainable development. However, modelling approaches are generally preferred when quantitative entities are required for decision-making. The purpose of this study was to test artificial neural network incorporating ecosystem components, forest management activities and the forest canopy density confusion. The study area embraced three districts of Patom, Namkhaneh and Gorazbon within Khyroud research and educational forest of University of Tehran. Land Management Units were formed using available ecological databases and GIS. Based on qualitative and quantitative measures of ecological condition and human activities, the forest canopy density was simulated using artificial neural networks in Neuro Solutions ver. 5 software. Multilayer Perceptron network with one hidden layer and four neurons created the best function for optimizing topology with highest coefficient of determination ~ 0.9864. The results of sensitivity analysis revealed that human activities like the cattle density in land unit (ha), ecological and natural factors such as the average diameter of forest type trees and soil depth are associated with the highest effects on forest canopy density. As a conclusion, the impact assessment of implemented projects could offer an improved solution in decision making for similar projects across similar locations.

Keywords: Environmental Impact Assessment, forest canopy density, multilayer perceptron, sensitivity analysis, artificial neural network.