نشریه تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، سال دهم، شماره ۳، پاییز ۱٤۰۲

صفحات ۷۱ – ۸٤

مدل‌سازی خطر مکانی پیشروی پهنه های ماسه‌ای با استفاده از الگوریتم های خبره و هوش مصنوعی

هایده آراء[1] ؛ استادیار گروه مدیریت مناطق خشک و بیابانی، دانشکده کویر شناسی، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران.

زهرا گوهری؛ دکتری بیابانزدائی، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران.

هادی معماریان خلیل آباد؛ دانشیار گروه مرتع آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

دریافت مقاله :۱۴۰۲/۰۴/۰۵ پذیرش نهایی:۱۴۰۲/۰۹/۰۴

چکیده

شناسایی پهنه‌های ماسه‌ای، ابزار مهمی برای برنامه‌ریزی در راستای توسعه پایدار به شمار می‌رود. با توجه به شرایط اقلیمی شهرستان سرخس، پارامترهایی مانند خشک‌سالی، طوفان‌های گرد و غبار از یک طرف، توسعه اراضی کشاورزی و تبدیل مراتع به دیم‌زارهای کم بازده از سوی دیگر سبب پیش‌روی و توسعه این پهنه‌ها گردیده است. با توجه به هدف پژوهش، عوامل موثر و پویا مانند پوشش گیاهی، خشک‌سالی و تعداد روزهای گرد و غبار، به عنوان متغیرهای دینامیک و سایر پارامترهای طبیعی منطقه مانند زمین‌شناسی، شیب، جهت، پستی و بلندی و خاک به عنوان متغیرهای استاتیک ورودی به مدل انتخاب گردیدند. در مدل‌سازی از الگوریتم‌های جنگل تصادفی (RF) و شبکه عصبی پرسپترون (MLP) استفاده شد. برای ساخت مدل‌ها ۸ لایه اطلاعاتی به عنوان متغیر پیش‌گو و متغیر وجود یا عدم وجود پهنه‌های ماسه‌ای بعنوان متغیر هدف تعیین گردید. ارزیابی الگوریتم‌های مدل‌سازی با استفاده از منحنی ROC انجام گردید. نتایج نشان داد که الگوریتم RF با سطح زیر منحنی بطور میانگین بیش از ۹۰ درصد عملکرد بهتری نسبت به MLP با سطح زیر منحنی میانگین ۷۵ درصد، داشته است. در رتبه‌بندی متغیرهای بکار رفته در مدل، متغیر پوشش گیاهی در همه دوره‌ها در رتبه اول قرار گرفت و پس از آن متغیر SPI در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۵ و متغیر DSI در سال‌های ۲۰۰۵ و ۲۰۱۰ در درجه دوم اهمیت قرار داشتند. در متغیرهای استاتیک استفاده شده در مدل، متغیرهای شیب و جهت از اهمیت کمتری نسبت به سایر متغیرها در همه دوره‌ها برخوردار و در رتبه پایین‌تری قرار گرفت.

واژه‌های کلیدی: تکنیک‌های داده کاوی، شبکه عصبی مصنوعی، جنگل تصادفی، پهنه‌های ماسه‌ای، سرخس.

[1] نویسنده مسئول: Email: ara۳۳۸@semnan.ac.ir

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]

[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]

[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]

[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]

[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

مقدمه

بیابان‌زایی، یکی از عمده‌ترین مشکلات زیست محیطی، اجتماعی اقتصادی در بسیاری از کشورهای جهان می‌باشد (Breckle,et.al.,۲۰۰۱). بیابان‌زایی در واقع به تخریب زمین در مناطق خشک، نیمه خشک و نیمه مرطوب گفته می‌شود که تاثیرات ناشی از فعالیت‌های انسانی از مهم‌ترین عوامل آن است (David and Nicholas, ۱۹۹٤). پهنه‌های ماسه‌ای یکی از لندفرم‌های بیابانی است که پیش‌روی و توسعه آن می‌تواند تاسیسات زیربنایی را تهدید نماید. شناسایی به موقع و درست تغییرات عوارض سطح زمین، پایه‌ای را برای درک بهتر ارتباطات و تقابلات بین بشر و پدیده‌های طبیعی جهت مدیریت بهتر از منابع ایجاد می‌نماید. برای شناسایی تغییرات پوشش اراضی می‌توان از داده‌های چند زمانه و آنالیز کمی این داده‌ها در زمان‌های مخلتف استفاده نمود (Lu, et.al.,۲۰۰٤)، لذا یکی از ابزارهای دقیق مدیریتی که باعث اعمال مدیریت مبتنی بر دانش روز نیز می‌گردد، همین مطالعات پایشی با استفاده از داده‌های ذکر شده است. استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و اطلاعات زمینی در این گونه مطالعات سبب گردیده بسیاری از تغییرات زمانی و مکانی پدیده‌ها به خوبی به تصویر کشیده شود که همین امر می‌تواند در شناخت و تعامل بهتر با محیط و در نهایت مدیریت پایدار و توسعه آن سودمند واقع گردد. برای دست‌یابی و استخراج اطلاعات پایه، بهترین ابزار استفاده از فن‌آوری‌های دورسنجی است که با به کارگیری داده‌های ماهواره‌ای، علاوه بر کاهش هزینه‌ها، سبب افزایش دقت و سرعت شده و روز به روز بر اهمیت آن در راستای توسعه پایدار افزوده می‌شود (علوی پناه، ۱۳۸۵). از عوامل موثر در توسعه این لندفرم‌ها می‌توان به خاک، پوشش گیاهی، شرایط اقلیمی و جمعیت اشاره کرد که تغییرات هریک از عوامل می‌تواند نقش موثری در تشدید این پدیده داشته باشد. عوامل موثر پویا را می‌توان بعنوان متغیر ورودی به مدل تعریف نمود. شاخص‌های انتخابی مدل باید از منابع اطلاعاتی قابل اعتماد باشد مانند تصاویر ماهواره، داده‌های رقومی، اطلاعات خاک و ... (Gad and Lotfy,۲۰۰٦). مدل‌سازی برخی فرآیندها مانند شرایط پویای پوشش گیاهی و بررسی روابط عوامل موثر بر آن می‌تواند ابزار قدرت‌مندی برای شبیه‌سازی شرایط طبیعی به شمار رود (Florian, et.al.,۲۰۰۱). استفاده از مدلهای تلفیقی شامل میانگیری ساده و وزن دار و مدل شبکه مصنوعی در شبیه‌سازی جریان رودخانه حوزه سد آبخیز جیرفت مورد استفاده قرار گرفت و نتایج نشان داد که رویکرد تلفیق داده‌ها دقت پیش بینی ها را افزایش داده است(Mirzaei and Saraf,۲۰۲۲). به منظور افزایش دقت طبقه‌بندی کاربری اراضی، در مطالعه‌ای با استفاده از سه الگوریتم بهینه‌ساز به نام‌های بهینه‌ساز چندمنظوره، الگوریتم ژنتیک و تابع بدون مشتق و با استفاده از برنامه‌نویسی الگوریتم‌ها در نرم افزار متلب به این نتیجه رسیدند که بهینه‌سازهای DF و GA به ترتیب نتایج طبقه‌بندی را به میزان ۷ و ۸٪ بهبود بخشیده است (Jamali, ۲۰۲۱). همچنین در پژوهشی با استفاده از مدل مارکوف به پیش‌بینی بیابان‌زایی منطقه محلی جیبیا در نیجریه پرداخته شد و نتایج تحقیق نشان داد که مهم‌ترین عامل بیابان‌زایی این منطقه کاهش پوشش گیاهی است که ۳۵ کیلومتر مربع تا سال ۲۰۳۰ افزایش مساحت خواهد داشت (Falaki, et.al.,۲۰۲۰). محققان دیگری با استفاده از شاخص-های ماهواره‌ای مانند NDVI و دمای سطح زمین، همچنین شاخص خشک‌سالی، اقدام به محاسبه شاخص خشک‌سالی ترکیبی با شدت‌های مختلف نموده و هدف از انجام تحقیق را تهیه روش جامع و یک‌پارچه برای پایش بر خشک‌سالی کشور مراکش

اعلام نمودند (Bijaber, et.al.,۲۰۱۸). در پژوهشی، مدل ۲CNN را با استفاده از توابع همسایگی برای شبیه‌سازی تغییرات کاربری اراضی استفاده و این مدل سبب افزایش کارایی مدل ۳LUC گردید. بدین ترتیب که شبکه هیبرید CNN احتمالات تغییرات کاربری اراضی را با استفاده از تصاویر ماهواره و لایه‌های زمینی پیش‌بینی می‌نماید. در این مدل به لایه فضایی طراحی شده، وزن مشخصات همسایگی در یک دوره ده ساله داده شده است و از آن بعنوان یک مدل جایگزین استفاده گردید. آموزش شبکه عصبی با استفاده از تصاویر ماهواره و داده‌های زمینی انجام و در نهایت مدل دینامیک CA تغییرات لندیوز را پیش‌بینی کرد(Goodin,et.al.,۲۰۱۸). محققان با استفاده از مدل جدید الگوریتم ژنتیک برای برآورد سطح تغییرات کاربری-های شهری در شهر کانانس در دلتای رودخانه یانگ تسه یانگ استفاده و نتایج نشان دهنده ضریب خطای کمتری در این مدل می‌باشد(Feng,۲۰۱۷). قابلیت های روش جنگل تصادفی در زمینه آنالیز داده‌های بیواینفورماتیک پژوهش دیگری است که در آن بسیاری از جنبه های این روش مورد بحث قرار گرفت و همچنین پیاده‌سازی‌های مختلف آن معرفی و مقایسه گردید (Janitza, et.al., ۲۰۱٦).

در این پژوهش از شبکه عصبی به دلیل توانایی آن در مدل‌سازی روابط پیچیده بین متغیرها استفاده گردید. شهرستان سرخس در شمال شرق ایران به دلیل داشتن ویژگی‌های منحصر به فردی مانند قرارگیری در مسیر جاده ابریشم، راه آهن بین المللی مشهد- سرخس- تجن، گمرک ترانزیتی ایران، پالایشگاه خانگیران، منطقه ویژه اقتصادی سرخس که کانون مبادلات تجاری به کشورهای آسیای میانه و کشورهای عضو اکو است و همچنین اماکن تاریخی از نظر استراتژیک و ژئوپلیتیک در استان خراسان رضوی حائز اهمیت فراوان می‌باشد. تغییرات آب و هوایی و افزایش رخدادهایی مانند طوفان‌های گرد و غبار، هجوم ماسه‌های روان به منابع و تاسیسات زیربنایی از دلایل انتخاب این منطقه برای پژوهش می‌باشد. لندفرم مورد بررسی در این تحقیق پهنه‌های ماسه‌ای می‌اشد که تپه‌های ماسه‌ای و همه اشکال نهشته‌های بادرفتی را شامل می‌شود. از آنجایی که مطالعات میدانی در زمینه تغییرات مکانی پهنه‌های ماسه‌ای این شهرستان، دشوار و تکرار آن پرهزینه است، امکاناتی مانند شبیه‌سازی این پهنه‌ها با الگوریتم‌های خبره و هوش مصنوعی می‌تواند در بررسی و پایش مناطق بحرانی در فواصل منظم از نظر دقت و نیز به لحاظ اقتصادی مناسب باشد. لذا در این تحقیق با هدف بررسی کارائی این مدل‌ها در تغییرات دوره‌ای پهنه‌های ماسه‌ای دشت سرخس دو الگوریتم شبکه عصبی پرسپترون و جنگل تصادفی انتخاب گردید که دلیل انتخاب این مدل‌ها، توانایی مدل‌سازی با توجه به عدم قطعیت‌های موجود، دخالت کمتر کاربر و عدم حساسیت مدل به چگونگی توزیع داده ها می‌باشد.

داده‌ها و روش کار

الف) قلمرو جغرافیایی مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه، بخش کوچکی از حوضه بزرگ قره قوم در شمال شرق ایران است و در همسایگی جنوب صحرای بزرگ قره قوم ترکمستان قرار دارد، از این رو شدیدا تحت تاثیر عوامل حاکم بر توسعه کویر بوده و منطقه از نظر طبیعی استعداد

۲ Convolutional neural networks

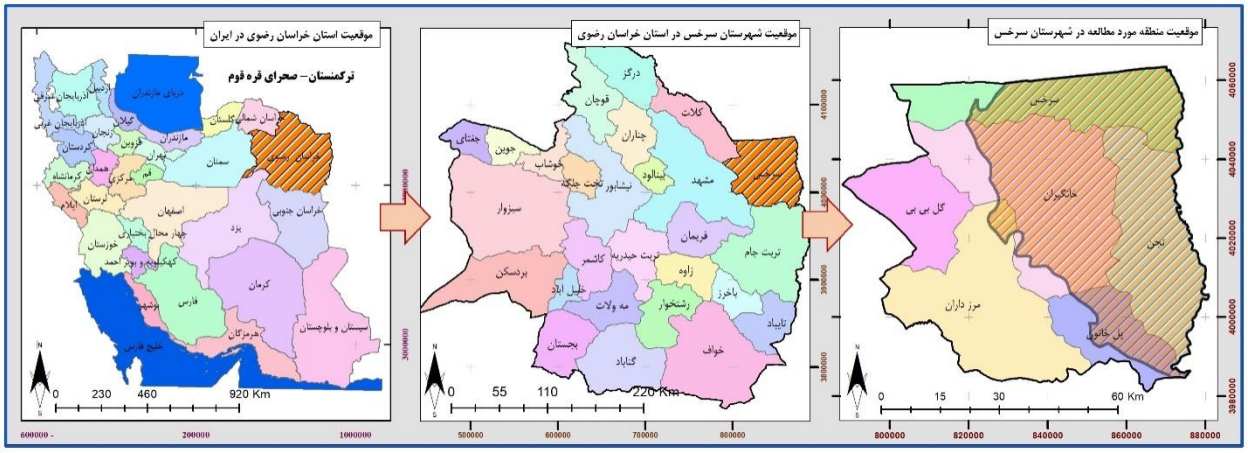
۳ Land-use change

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]

[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]

[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

گسترش کویر را دارد. حد طبیعی شهرستان را در جنوب، رودخانه کشف رود، حد شرقی را رودخانه تجن، (بعد از پیوستن رودخانه هریرود و کشف رود) و حدود طبیعی غربی و جنوب غربی را آخرین امتدادهای ارتفاعات کپه داغ مشخص می نماید. به لحاظ جغرافیایی این منطقه در مختصات ۳۵ درجه و ۵۸ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۳۷ دقیقه عرض شمالی و ۶۰ درجه و ۴۶ دقیقه تا ۶۱ درجه و ۰۹ دقیقه طول شرقی واقع شده است. جهت باد غالب منطقه، شمال غربی است که به سیاه باد معروف است و توسعه اشکال فرسایش بادی از جهت باد غالب منطقه تبعیت می نماید. لذا پنجره کاری محدوده دشت سرخس به مساحت ۲۹۹۲ کیلومترمربع که نشان دهنده گستره فرسایش بادی در این منطقه است انتخاب گردید (شکل ۱).



شکل ۱: موقعیت منطقه مورد مطالعه در ایران، استان خراسان رضوی و شهرستان سرخس

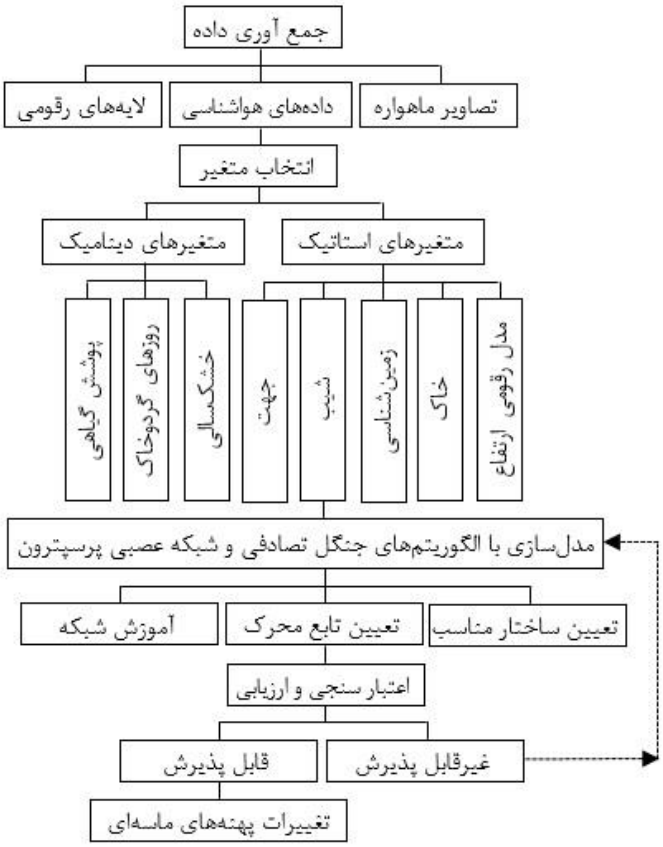
ب) داده های مورد استفاده

پیش‌روی و توسعه پهنه‌های ماسه‌ای از پیامدهای تخریب سرزمین است که طبق تعریف کنوانسیون مقابله با بیابان‌زایی، این پدیده ناشی از عوامل مختلف، اقلیمی، فعالیت‌های انسانی و شرایط طبیعی محیط می‌باشد. لذا متغیرهای ورودی به مدل‌های خبره و هوش مصنوعی به گونه‌ای انتخاب شدند که این سه عامل را پوشش دهند. از این رو عواملی مانند خشک‌سالی، تعداد روزهای گرد و غبار و همچنین شاخص پوشش گیاهی به عنوان متغیرهای دینامیک به مدل و عوامل محیطی مانند، خاک، پستی و بلندی، زمین شناسی، شیب و جهت به عنوان متغیرهای استاتیکی، وارد مدل شدند. دوره‌ی آماری مورد بررسی برای تغییرات پهنه‌های فرسایش بادی، ۱۵ سال و از سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۵ در نظر گرفته شد که بر اساس این پایه زمانی، داده‌های هواشناسی از نظر کیفی، همگن و بازسازی شده و تصاویر ماهواره ای در بازه های زمانی ۵ ساله (۲۰۰۰، ۲۰۰۵، ۲۰۱۰ و ۲۰۱۵) برای استخراج شاخص پوشش گیاهی انتخاب و پردازش گردید. مشخصات تصاویر ماهواره در جداول ۱ و مراحل انجام کار در شکل ۲ ارائه شده است.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]
[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]
[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

جدول ۱: مشخصات تصاویر ماهواره مورد استفاده

نام ماهواره	سنجنده	شماره ردیف	شماره گذر	قدرت تفکیک	تاریخ (میلادی)	تاریخ (شمسی)
لندست ۷	TM	۳۵	۱۵۸	۳۰متر	۲۰۰۰/۰۴/۲۸	۹ اردیبهشت ۱۳۷۹
لندست ۷	ETM^+	۳۵	۱۵۸	۳۰متر	۲۰۰۵/۰۴/۲۶	۶ اردیبهشت ۱۳۸۴
لندست ۷	ETM^+	۳۵	۱۵۸	۳۰متر	۲۰۱۰/۰۶/۰۲	۱۶ خرداد ۱۳۸۹
لندست ۸	OLI	۳۵	۱۵۸	۳۰متر	۲۰۱۵/۰۴/۲۲	۲ اردیبهشت ۱۳۹۴



شکل ۲: نمودار جریانی مراحل انجام تحقیق

- **آماده سازی لایه های ورودی به مدل**

شاخص‌های اقلیمی پس از محاسبه، به فرمت رستر پهنه بندی گردید. شاخص پوشش گیاهی نیز پس از پردازش تصاویر ماهواره برای چهار دوره استخراج گردید. محاسبه شاخص‌ها در جدول ۲ ارائه شده است. سایر متغیرهای محیطی شامل خاک، مدل ارتفاعی زمین، سنگ‌شناسی، شیب و جهت با استفاده از لایه‌های رقومی در محیط نرم‌افزاری ArcMap به فرمت رستر تبدیل گردید. لایه پراکندگی مکانی پهنه‌های ماسه‌ای، با مشاهدات میدانی و استفاده از تصاویر ماهواره‌ای گوگل ارث به

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]
[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]
[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

صورت پلی‌گون ترسیم و مساحت آن محاسبه گردید. از طرفی لایه نقطه‌ای پهنه‌های ماسه‌ای که شامل ۱۸۸ نقطه به دست آمده از مشاهدات میدانی (۶۰ نقطه)، نقشه‌های توپوگرافی (۳۸ نقطه) و تصاویر ماهواره گوگل ارث (۹۰ نقطه) در دشت سرخس به صورت تصادفی تعیین گردید که این نقاط نشان دهنده موقعیت مکانی پهنه‌های ماسه‌ای و مناطقی که فاقد پهنه‌های ماسه‌ای است، می‌باشد. ۶۴ نقطه در موقعیت پهنه‌های ماسه‌ای و ۱۲۴ نقطه در موقعیت فاقد پهنه‌های ماسه‌ای انتخاب گردیدند. از قطع دادن لایه نقاط با هر یک از متغیرها، اطلاعاتی نظیر، ارتفاع، شیب، جهت شیب، سنگ‌شناسی، خاک و شاخص‌های خشک‌سالی، تعداد روزهای گردو غبار و پوشش‌گیاهی در هر نقطه مشخص گردید. بانک اطلاعات این نقاط در نرم افزار Excel تبدیل به فایل با فرمت متن شده و بدین ترتیب لایه ها برای برازش مدل‌های طبقه‌بندی با شبکه عصبی و سیستم خبره وارد نرم افزار متلب گردید.

رابطه ۱

$$SPI = \frac{P_i - \vec{P}}{SD}$$

P_i بارش سالیانه، SD انحراف معیار بارش در طول دوره آماری و $\bar{P}$ میانگین بارندگی بلند مدت

رابطه ۲

$$DSI = \sum_{i=۱}^{n} [(۵ \times SDS) + MDS + (۰.۰۵ \times LDE)]$$

SDS روزهای طوفانی با گرد و غبار سنگین، MDS روزهای طوفانی با گرد و غبار متوسط و LDE روزها با گرد و غبار محلی

رابطه ۳

$$NDVI = \frac{(\rho NIR - \rho Red)}{(\rho NIR + \rho Red)}$$

ρNIR مقدار بازتاب از باند مادون قرمز نزدیک و ρRed مقدار بازتاب مرئی قرمز می باشد.

- **ساختار شبکه عصبی**

برای انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی، تعداد زیادی شبکه عصبی با ساختار مختلف طراحی و ارزیابی گردید. این شبکه‌های عصبی با تغییر پارامترهای قابل تنظیم (شامل تابع انتقال، قانون یادگیری، تعداد لایه میانی، تعداد نرون‌های لایه میانی، تعداد الگو) ساخته و اجرا شدند. یکی از متداول‌ترین انواع شبکه‌های عصبی، پرسپترون چند لایه (MLP) است (Memarian, et.al., ۲۰۱۳). این شبکه متشکل از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک خروجی است. MLP می تواند توسط یک الگوریتم انتشار به عقب آموزش داده شود (Rumelhart and Zipser, ۱۹۸٦). به طور معمول MLP بعنوان مجموعه‌ای از لایه‌های به هم پیوسته از نورون‌های مصنوعی ورودی، لایه پنهان و خروجی سازمان‌دهی شده است (Memarian, et.al., ۲۰۱۳). دقت این شبکه‌ها به وسیله معیارهای آماری محاسبه شده در مرحله آزمون، بررسی گردید و در نهایت شبکه‌ای که نزدیک‌ترین نتیجه را با واقعیت داشت به عنوان شبکه اصلی انتخاب گردید. تابع فعال اصلی مورد استفاده در این پژوهش سیگموئید است که یک تابع لجستیک می‌باشد. سپس با مقایسه خروجی شبکه و خروجی واقعی، مقدار خطا محاسبه می‌شود، این خطا به صورت پس انتشار (BP) (Yosefi and Poorshariaty,۲۰۱۵) در شبکه بازگشت داده می‌شود تا وزن‌های اتصال دهنده گره‌ها دوباره تنظیم شوند (Chang and Liao,۲۰۱۲). از دیگر شاخص‌های ارزیابی MSE، RMSE و

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]
[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]
[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

r بعنوان معیارهای عملکرد شبکه در آموزش و اعتبار سنجی استفاده شد. MSE برآورد کمی خطا را مورد ارزیابی قرار می دهند در حالی که r قدرت و جهت خطی تغییرات پیش‌بینی شده و مشاهده شده را مشخص می‌کند.

رابطه ۴

$$MSE = \frac{\sum_{j}^{p} = \cdot \sum_{i}^{N} = \cdot (d_{ij-y_{ij}})^{۲}}{NP}$$

رابطه ۵

$$r = \frac{\frac{\sum \ i(x_i-\bar{x})(d_i-\bar{d})}{N}}{\sqrt{\frac{\sum \ i(d_i-\bar{d})^{۲}}{N}}\sqrt{\frac{\sum \ i(x_i-\bar{x})^{۲}}{N}}}$$

که در روابط فوق، p تعداد خروجی عناصر پردازش شده، N تعداد نمونه‌ها در مجموعه داده‌ها، y_{ij} خروجی شبکه برای نمونه i در عنصر پردازش شده j، d_{ij} خروجی مورد نظر برای نمونه i در عنصر پردازش شده j می‌باشد. MSE اختلاف بین مقدار مشاهده شده و مقدار محاسبه شده را نشان می‌دهد. کمترین مقدار MSE بالاترین صحت پیش‌گویی را بیان می‌کند. همچنین r نشانگر میزان بازده شبکه است که در آن x_i خروجی شبکه، d_i خروجی مورد نظر، $\bar{x}$ میانگین خروجی شبکه و میانگین خروجی مورد نظر است. بهترین جواب برای مدل هنگامی به دست خواهد آمد که r و MSE به ترتیب به یک و صفر میل کند (Principe, et.al., ۲۰۰۷).

- **ارزیابی الگوریتم‌های مدل‌سازی**

برای بررسی خصوصیات عملکردی مدل از جمله حساسیت، ویژگی و دقت از منحنی ROC[۴] استفاده شد. منحنی راک یک نمایش گرافیکی از موازنه بین نرخ‌های منفی و مثبت برای مقدار احتمالی نمونه‌هاست. سطح زیر منحنی راک بیان‌گر مقدار پیش‌بینی سیستم از طریق توصیف توانایی آن در تخمین درست وقایع رخ داده شده (وجود پهنه‌های ماسه‌ای) و عدم وقوع رخداد (عدم وجود پهنه‌های ماسه‌ای) می‌باشد. ایده‌ال‌ترین مدل، بیش‌ترین سطح زیر منحنی (AUC)[۵] را دارد. مقادیر سطح زیر منحنی از ۰/۵ تا ۱ متغیر است. هرچه سطح زیر منحنی به یک نزدیک‌تر باشد، بیان‌گر بهترین دقت از نقشه پهنه‌بندی شده می‌باشد (Wang et al., ۲۰۱۸).

رابطه ۶

$$AUC = \sum_{j=۱}^{n} [X_{i+۱} - X_i] * [y_i + (y_{i+۱} - y_i)/۲]$$

که در ان، x_i مقدار مثبت کاذب برای استانه i است، y مقدار عدد صحیح مثبت برای استانه i و n تعداد استانه است.

آنالیز حساسیت

۴ Receiver Operating Characteristic

۵ Area under the curve

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]

[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]

[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

تحلیل حساسیت برای آگاهی از میزان تاثیرگذاری هرکدام از پارامترهای بکار رفته شده و تصحیح آن در مدلسازی پهنه های ماسه ای منطقه مورد مطالعه، انجام گرفته است. برای انجام این کار از تحلیل حساسیت حذف پارامتر[۶] استفاده شد که از طریق رابطه ۷ محاسبه می گردد (Principe et al. ۲۰۰۷).

رابطه ۷

$$\text{Sensitivity} = \sqrt{۱/N \sum_{i=۱}^{N} (x_i - \mu)^۲}$$

جایی که x_i مقدار هر متغیر در مرحله i است، μ مقدار متوسط هر متغیر در طول تجزیه و تحلیل حساسیت است، N تعداد مراحل است.

شرح و تفسیر نتایج

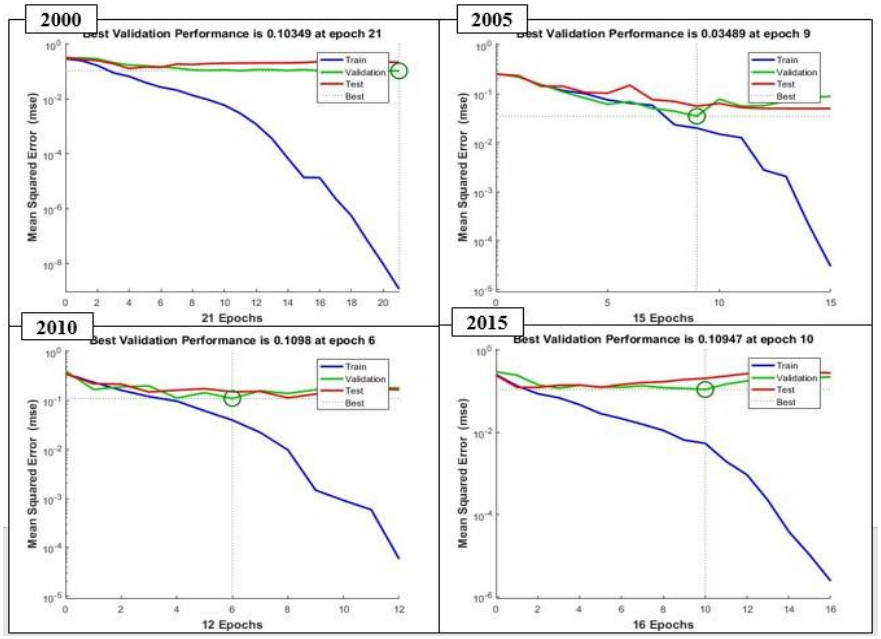
در مدل‌سازی با فراخوانی متغیرهای مستقل و متغیر وابسته (پیش‌روی پهنه‌های ماسه‌ای)، به مدل‌های منتخب، الگوی پیش‌روی پهنه‌های ماسه‌ای برای سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۰۵، ۲۰۱۰ و ۲۰۱۵ شبیه‌سازی گردید. پارامترهای الگوریتم MLP در جدول ۲ و نمودارهای اعتبار سنجی این مدل در شکل ۳ ارائه شده است.

جدول ۲ پارامترهای الگوریتم MLP اجرا شده

پارامتر	مقدار
تعداد لایه های ورودی	۸
تعداد نرون های لایه مخفی	۱۴
نرخ آموزش	۰/۰۰۱
بیشینه میزان تکرار	۱۰۰۰
تکرار اجرا شده	۱۴
ثابت سیگموئید	۱

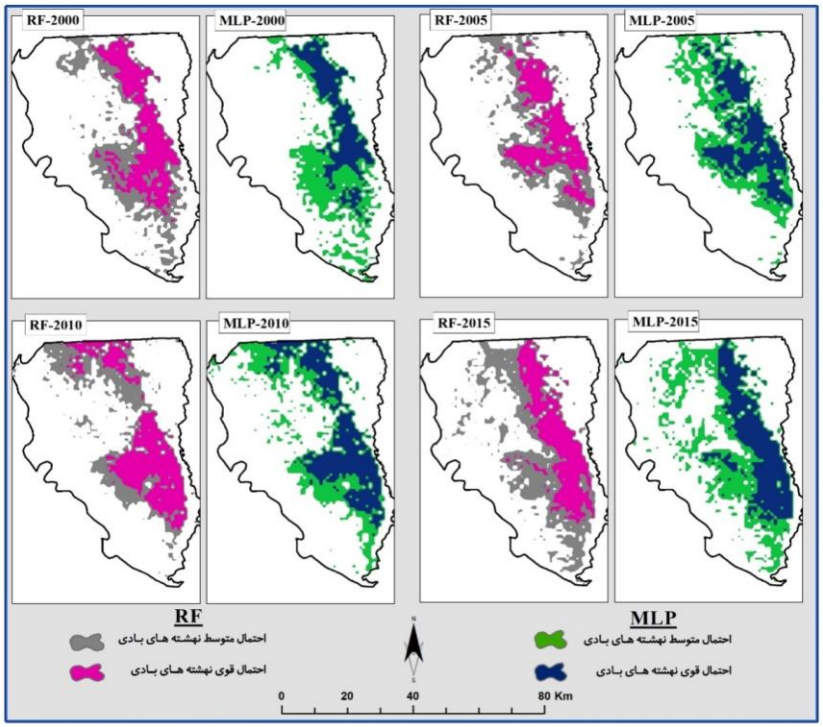
۶ Removal-parameter sensitivity analysis

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]
[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]
[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]



شکل ۳ اعتبارسنجی و آموزش MLP اجرا شده

در شکل ۴ نقشه حاصل از آموزش شبکه با اشتراک همه متغیرها با کم‌ترین میزان خطای RMSE در هر دو روش MLP و RF نمایش داده شده است که با رتبه بندی پیکسل‌ها، پیکسل‌های مستعد برای پیش‌روی پهنه‌های ماسه‌ای، مشخص شده است.



شکل ۴ مقایسه پهنه‌های ماسه‌ای حاصل از مدل‌سازی

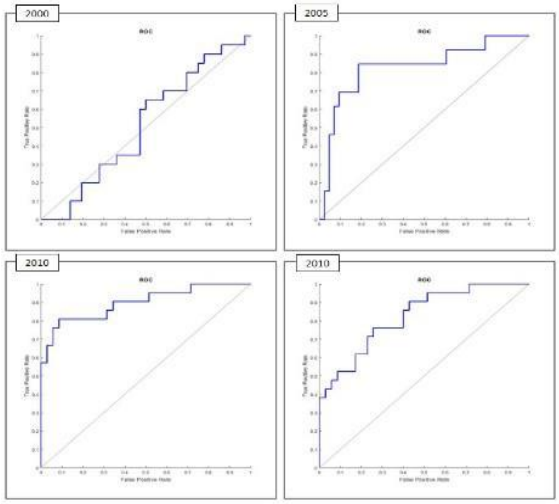
[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]
[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]
[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

در جدول ۳ پارامترهای برآورد دقت مدل‌ها ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد در همه سال‌های مورد مطالعه بجز سال ۲۰۰۰ ضریب تبیین در روش جنگل تصادفی بیشتر از روش شبکه عصبی پرسپترون می‌باشد اما ضرایب خطا در همه سال‌ها در روش جنگل تصادفی کمتر از روش شبکه عصبی می‌باشد. این نتایج نشان می‌دهد که مدل جنگل تصادفی دارای دقت بیشتری نسبت به شبکه عصبی پرسپترون برای پیش‌بینی پهنه‌های ماسه‌ای می‌باشد.

نتایج ارزیابی الگوریتم‌های مورد مطالعه با استفاده از منحنی راک نشان می‌دهد که در مدل RF، عملکرد مدل با توجه به سطح زیرمنحنی بالای ۹۰ درصد در همه دوره‌ها در کلاس عالی قرار می‌گیرد در حالی‌که مدل شبکه عصبی MLP در سال ۲۰۰۰ در رده بی‌فایده (بی‌ارزش و کاملا تصادفی) در سال‌های ۲۰۰۵ و ۲۰۱۰ در کلاس عملکرد خوب و در سال ۲۰۱۵ در کلاس عملکرد نسبتا خوب قرار گرفته است و این به این معناست که الگوریتم جنگل تصادفی در همه دوره‌ها، عملکرد بهتری در طبقه‌بندی پهنه‌های ماسه‌ای نسبت به شبکه عصبی دارد. جدول (۳) پارامترهای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های مدل‌سازی با دو روش RF و MLP، شکل‌های (۵) و (۶) نمایش گرافیکی منحنی راک در این دو مدل را در دوره‌های مورد مطالعه نشان می‌دهد.

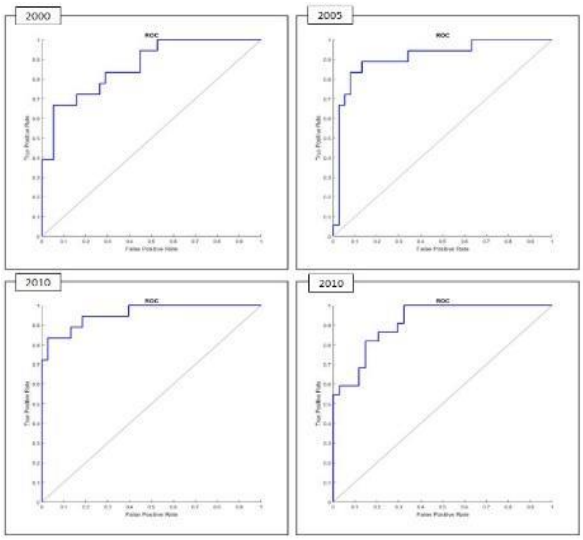
جدول ۳ نتایج ارزیابی مدل‌ها برای شبیه‌سازی پهنه‌های ماسه‌ای در طول مورد مطالعه

Statistical parameters	۲۰۰۰		۲۰۰۵		۲۰۱۰		۲۰۱۵	
	MLP	RF	MLP	RF	MLP	RF	MLP	RF
AUC	۰,۵۱	۰,۹۵	۰,۸۳	۰,۹	۰,۸۷	۰,۹۷	۰,۷۹	۰,۹۶
MSE	۰,۳۸	۰,۰۹۸	۰,۱٤	۰,۱	۰,۱۳	۰,۰۷	۰,۲۱	۰,۱
RMSE	۰,٦	۰,۳۱	۰,٤	۰,۳	۰,۳٦	۰,۲٦	۰,٤٤	۰,۳
R-TEST	-۰,۱	۰,۷۸	۰,٥٤	۰,۷	۰,۷	۰,۸۷	۰,٤۹	۰,۷۸
R-TRAIN	-۰,۱	۰,۹٤	۰,۸٦	۰,۹۱	۰,۹	۰,۹٤	۰,۸۲	۰,۹۳



[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]
[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]
[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

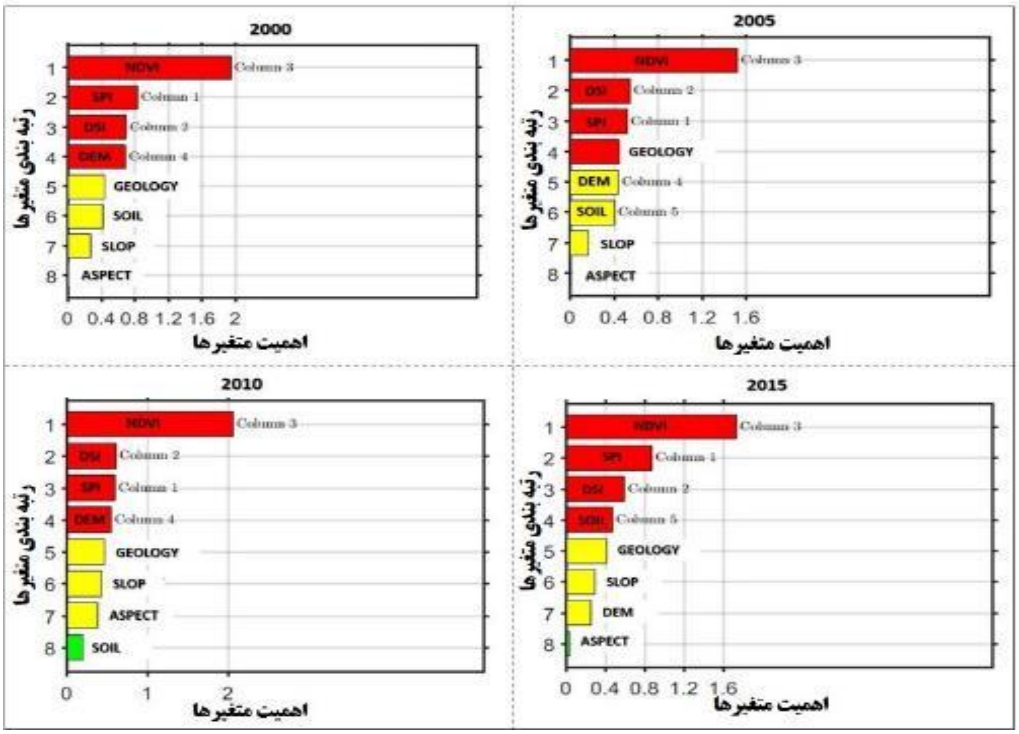
شکل۵ منحنی راک در مدل MLP



شکل ۶ منحنی راک در مدل RF

در ارزیابی نتایج الگوریتم‌های مدل‌سازی، متغیرهای دینامیک در همه دوره‌ها، به عنوان مهم‌ترین عوامل وقوع فرسایش بادی و پیش‌روی پهنه‌های ماسه‌ای معرفی گردیدند. نمودار اهمیت متغیرهای پیش‌گو در شکل ۷ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که شاخص پوشش گیاهی در همه دوره‌ها در رتبه اول، شاخص خشک‌سالی در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۵ در رتبه دوم و شاخص روزهای گرد و غبار در این دو سال در رتبه سوم قرار دارد و این در حالی است که در سال‌های ۲۰۰۵ و ۲۰۱۰ شاخص گرد و غبار و شاخص خشک‌سالی به ترتیب در رتبه‌های دوم و سوم اهمیت، قرار گرفتند. در بین متغیرهای استاتیک بکار گرفته شده در این تحقیق، متغیر مدل رقومی ارتفاع در دو سال ۲۰۰۰ و ۲۰۱۰ در رتبه چهارم اهمیت قرار گرفت و در سال‌های ۲۰۰۵ و ۲۰۱۵ به ترتیب متغیرهای زمین‌شناسی و خاک حائز اهمیت می‌باشند. تقریبا در همه دوره‌های مورد مطالعه فاکتور جهت از اهمیت کمتری نسبت به سایر فاکتورها برخودار است که می‌توان از مجموعه متغیرهای مورد نیاز مدل‌سازی برای پیش‌بینی پهنه‌های ماسه‌ای حذف نمود.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]
[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]
[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]



شکل ۷ نمودار اهمیت متغیرهای پیشگو بر اساس مدل جنگل تصادفی

نتیجه گیری

انتخاب دشت سرخس به عنوان محدوده مطالعاتی به دلیل پتانسیل بالای این محدوده در پیش‌روی پهنه‌های ماسه‌ای می‌باشد که برای این منظور ۸ عامل موثر در توسعه این پهنه‌ها، مورد بررسی قرار گرفت. این فاکتورها در مدل‌سازی در قالب سه شاخص دینامیک و ۵ شاخص استاتیک وارد مدل شدند. نتایج حاصل از شاخص‌های دینامیک نشان می‌دهد که در طی ۱۵ سال مورد مطالعه، مانند کاهش بارش، افزایش تعداد روزهای گرد و خاک و کاهش پوشش گیاهی به دلیل خشک‌سالی‌های مستمر، ارتباط مستقیمی با افزایش وسعت پهنه‌های ماسه‌ای دارد. مهم‌ترین عامل تاثیرگذار در پیش‌روی پهنه‌های ماسه‌ای، شاخص پوشش گیاهی شناسایی شد که با تحقیقات فلکی (Falaki,۲۰۲۰) نیز کاملا مطابقت دارد. تبدیل اراضی مرتعی به کشاورزی مخصوصا کشت دیم یکی از عوامل موثر در بیابان زایی بوده که موافق با نتایج به دست آمده توسط اکبری (۱۳۸۲) نیز می باشد. کاهش باران و بالتبع آن خسارات وارده به بخش کشارزی، پیامدهای اجتماعی مانند مهاجرت روستائیان را به دنبال دارد که طبق تحقیقات پیکارد و همکاران (۲۰۱۷) پیش بینی این مخاطره طبیعی با استفاده از ابزار قدرتمند شبکه عصبی تاثیر بسزایی در مدیریت بحران خواهد داشت.

تهیه پهنه‌های ماسه‌ای و ارزیابی دقت آن بر اساس منحنی راک، بیان‌گر دقت عالی در هردو مدل (بالای ۹۰٪ درصد برای جنگل تصادفی و بالای ۷۰٪ برای شبکه عصبی) برای محدوده مورد مطالعه است. از مزایای مدل RF به MLP را می‌توان به وزن‌دهی این روش به ورودی و پارامترهای مرتبط دانست بطوری‌که در این روش در حین پیش‌بینی مقادیر می‌توان اهمیت هریک از پارامترهایی مرتبط را نیز تعیین کرد.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]
[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]
[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

منابع

اکبری، مرتضی. ۱۳۸۲. ارزیابی و طبقه بندی بیابان‌زایی با تکنیک RS و GIS در منطقه خشک شمال اصفهان، پایان‌نامه کارشناسی ارشد بیابان‌زدایی، دانشگاه صنعتی اصفهان، دانشکده منابع طبیعی.

علوی پناه، سید کاظم. ۱۳۸۵. کاربرد سنجش از دور در علوم زمین، انتشارات دانشگاه تهران.

Bijaber, N.; El Hadani, D., Saidi, M., Svoboda, M. D., Wardlow, B. D., Hain, C. R., Rochdi, A.۲۰۱۸. Developing a remotely sensed drought monitoring indicator for Morocco. Geosciences, **۸(۲)**: ۵۵.

Breckle, S.W.; Veste, M., Wucherer, W. ۲۰۰۱. Sustainable Land Use in Deserts. Springer, Germany.

David, S.G.T.; Nicholas, J.M., ۱۹۹٤. Desertification Exploding the Myth. Wiley, New York.

Chang, C. L.; Liao, C. S. ۲۰۱۲. Parameter sensitivity analysis of artificial neural network for predicting water turbidity. International Journal of Geological and Environmental Engineering, **٦(۱۰)**: ٦٥٧-٦٦٠.

Falaki, M. A.; Ahmed, H. T., Akpu, B. ۲۰۲۰. Predictive modeling of desertification in Jibia Local Government Area of Katsina State, Nigeria. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, **۲۳(۳)**:۳٦۳-۳۷۰.

Feng, Y. ۲۰۱۷. Modeling dynamic urban land-use change with geographical cellular automata and generalized pattern search-optimized rules. International Journal of Geographical Information Science, **۳۱(٦)**: ۱۱۹۸-۱۲۱۹.

Florian, J.; Thomass, S., Thorsten, W., Gerhard, E.W. ۲۰۰۱. Arid rangeland management supported by dynamic spatially explicit simulation models. In: Breckle, S.W., Veste, M., Wucherer, W. (Eds.), Sustainable Land Use in Deserts. Springer, Germany

Jamali, A.۲۰۲۱. Improving land use land cover mapping of a neural network with three optimizers of multi-verse optimizer, genetic algorithm, and derivative-free function. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, **۲٤(۳)**:۳۷۳-۳۹۰.

Janitza, S.; Tutz, G., Boulesteix, A. L. ۲۰۱٦. Random forest for ordinal responses: prediction and variable selection, Computational Statistics & Data Analysis, **۹٦**: ٥۷-۷۳.

Gad, A.; Lotfy, I. ۲۰۰٦. Use of remote sensing and GIS in mapping the environmental sensitivity areas for desertification of Egyptian territory. In: Proceedings of the Second International Conference on Water Resources and Arid Environment ۲۰۰٦, Riyadh, Kingdom of Saudi Arabia, ۲٦–۲۹ November ۲۰۰٦.

Goodin, D.G.; Anibas, K.L., Bezyennyi, M. ۲۰۱۸. Mapping land cover and land use from object-based classification: an example from a complex agricultural landscape, International Journal of Remote Sensing, **۳٦**: ٤۷۰۲-٤۷۲۳.

Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., & Moran, E. ۲۰۰٤. Change detection techniques. International journal of remote sensing, ۲٥ (۱۲): ۲۳٦٥-۲٤۰۱.

Memarian, H.; Balasundram, S. K. ۲۰۱۳. Comparison between multi-layer perceptron and radial basis function networks for sediment load estimation in a tropical watershed. Journal of Water Resource and Protection, **٤(۱۰)**:۸۷۰.

Memarian, H.; Balasundram, S. K., Tajbakhsh, M. ۲۰۱۳. An expert integrative approach for sediment load simulation in a tropical watershed. Journal of Integrative Environmental Sciences, **۱۰(۳-٤)**: ۱٦۱-۱۷۸.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]

[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]

[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]

Mirzaei.N. ;Saraf,A., Application of data integration models in simulating river flow using large-scale climate signals, case study: Jiroft Dam watershed. Watershed engineering and management,**٤(١٣):**٦٧٢-٦٨٩.

Principe, J.; Lefebvre, W. C., Lynn, G., Fancourt, C., Wooten, D. ٢٠٠٧. NeuroSolutions-documentation, the manual and on-line help,Version ٥,٠٥. NeuroDimension, Inc.

Pickard, B., Gray, J., & Meentemeyer, R. (٢٠١٧). Comparing quantity, allocation and configuration accuracy of multiple land change models. Land, ٦(٣), ٥٢.

Philips, Z., Bojke, L., Sculpher, M., Claxton, K., & Golder, S. (٢٠٠٦). Good practice guidelines for decision-analytic modelling in health technology assessment. Pharmacoeconomics, ٢٤(٤), ٣٥٥-٣٧١.

Rumelhart, D. E.; Zipser, D. ١٩٨٦. Feature discovery by competitive learning, Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition, vol. ١: foundations,٥٦٧.

Yosefi, M.; Poorshariaty, R.٢٠١٥. Suspended Sediment Estimation using Neural Network and Algorithms Assessment (Case Study: Lorestan Province).Journal of Watershed management research, **٥(١٠)**: ٨٥-٩٧.

Wang, B., Waters, C., Orgill, S., Cowie, A., Clark, A., Li Liu, D., ... & Sides, T. (٢٠١٨). Estimating soil organic carbon stocks using different modelling techniques in the semi-arid rangelands of eastern Australia. Ecological indicators, ٨٨, ٤٢٥-٤٣٨.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-28]

[DOR: 20.1001.1.24237892.1402.10.3.5.2]

[DOI: 10.61186/jsaeh.10.3.71]