

مدل سازی خطر مکانی پیشروی پهنه های ماسه ای با استفاده از الگوریتم های خبره و هوش

مصنوعی

هایده آراء^۱؛ استادیار گروه مدیریت مناطق خشک و بیابانی، دانشکده کویر شناسی، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران.

زهره 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

پذیرش نهایی: ۱۴۰۲/۰۹/۰۴

دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۴/۰۵

چکیده

شناسایی پهنه های ماسه ای، ابزار مهمی برای برنامه ریزی در راستای توسعه پایدار به شمار می رود. با توجه به شرایط اقلیمی شهرستان سرخس، پارامترهایی مانند خشک سالی، طوفان های گرد و غبار از یک طرف، توسعه اراضی کشاورزی و تبدیل مراتع به دیمزارهای کم بازده از سوی دیگر سبب پیش روی و توسعه این پهنه ها گردیده است. با توجه به هدف پژوهش، عوامل موثر و پویا مانند پوشش گیاهی، خشک سالی و تعداد روزهای گرد و غبار، به عنوان متغیرهای دینامیک و سایر پارامترهای طبیعی منطقه مانند زمین شناسی، شیب، جهت، پستی و بلندی و خاک به عنوان متغیرهای استاتیک ورودی به مدل انتخاب گردیدند. در مدل سازی از الگوریتم های جنگل تصادفی (RF) و شبکه عصبی پرسپترون (MLP) استفاده شد. برای ساخت مدل ها ۸ لایه اطلاعاتی به عنوان متغیر پیش گو و متغیر وجود یا عدم وجود پهنه های ماسه ای بعنوان متغیر هدف تعیین گردید. ارزیابی الگوریتم های مدل سازی 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 رتبه بندی متغیرهای بکار رفته در مدل، متغیر پوشش گیاهی در همه دوره ها در رتبه اول قرار گرفت و پس از آن متغیر SPI در سال های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۵ و متغیر DSI در سال های 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 دوره ها برخوردار و در رتبه پایین تری قرار گرفت.

واژه های کلیدی: تکنیک های داده کاوی، شبکه عصبی مصنوعی، جنگل تصادفی، پهنه های ماسه ای، سرخس.

مقدمه

بیابان زایی، یکی از عمده ترین مشکلات زیست محیطی، اجتماعی اقتصادی در بسیاری از کشورهای جهان می باشد (Breckle, et.al., ۲۰۰۱). بیابان زایی در واقع به تخریب زمین در مناطق خشک، نیمه خشک و نیمه مرطوب گفته می شود که تاثیرات ناشی از فعالیت های انسانی از مهم ترین عوامل آن است (David and Nicholas, ۱۹۹۴). پهنه های ماسه ای یکی از لندفرم های بیابانی است که پیش روی و توسعه آن می تواند تاسیسات زیربنایی را تهدید نماید. شناسایی به موقع و درست تغییرات عوارض سطح زمین، پایه ای را برای درک بهتر ارتباطات و تقابلات بین بشر و پدیده های طبیعی جهت مدیریت بهتر از منابع ایجاد می نماید. برای شناسایی تغییرات پوشش اراضی می توان از داده های چند زمانه و آنالیز کمی این داده ها در زمان های مختلف استفاده نمود (Lu, et.al., ۲۰۰۴)، لذا یکی از ابزارهای دقیق مدیریتی که باعث اعمال مدیریت مبتنی بر دانش روز نیز می گردد، همین مطالعات پایشی با استفاده از داده های ذکر شده است. استفاده از داده های ماهواره ای و اطلاعات زمینی در این گونه مطالعات سبب گردیده بسیاری از تغییرات زمانی و مکانی پدیده ها به خوبی به تصویر کشیده شود که همین امر می تواند 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 فن آوری های دورسنجی است که با به کارگیری داده های ماهواره ای، علاوه بر کاهش هزینه ها، سبب افزایش دقت و سرعت شده و روز به روز بر اهمیت آن در راستای توسعه پایدار افزوده می شود (علوی پناه، ۱۳۸۵). از عوامل موثر در توسعه این لندفرم ها می توان به خاک، پوشش گیاهی، شرایط اقلیمی و جمعیت اشاره کرد که تغییرات هریک از عوامل می تواند نقش موثری در تشدید این پدیده داشته باشد. عوامل موثر پویا را می توان بعنوان متغیر ورودی به مدل تعریف نمود. شاخص های انتخابی مدل باید از منابع اطلاعاتی قابل اعتماد باشد مانند تصاویر ماهواره، داده های رقومی، اطلاعات خاک و ... (Gad and Lotfy, ۲۰۰۶). مدل سازی برخی فرآیندها مانند شرایط پویای پوشش گیاهی و بررسی روابط عوامل موثر بر آن می تواند ابزار قدرت مندی برای شبیه سازی شرایط طبیعی به شمار رود (Florian, et.al., ۲۰۰۱). استفاده از مدل های تلفیقی شامل میانگیری ساده و وزن دار و مدل شبکه مصنوعی در شبیه سازی جریان رودخانه حوزه سد آبخیز حیرفت مورد استفاده قرار گرفت و نتایج نشان داد که رویکرد تلفیق داده ها دقت پیش بینی ها را افزایش داده است (Mirzaei and Saraf, ۲۰۲۲). به منظور افزایش دقت طبقه بندی کاربری اراضی، در مطالعه ای با استفاده از سه الگوریتم بهینه ساز به نام های بهینه ساز چندمنظوره، الگوریتم ژنتیک و تابع بدون مشتق و با استفاده از برنامه نویسی الگوریتم ها در نرم افزار متلب به این نتیجه رسیدند که بهینه سازهای DF و GA به ترتیب نتایج طبقه بندی را به میزان ۷ و ۸٪ بهبود بخشیده است (Jamali, ۲۰۲۱). همچنین در پژوهشی با استفاده از مدل مارکوف به پیش بینی بیابان زایی منطقه محلی جیبیا در نیجریه پرداخته شد و نتایج تحقیق نشان داد که مهم ترین عامل بیابان زایی 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 ماهواره ای مانند NDVI و دمای سطح زمین، همچنین شاخص خشک سالی، اقدام به محاسبه شاخص خشک سالی ترکیبی با شدت های مختلف نموده و هدف از انجام تحقیق را تهیه روش جامع و یک پارچه برای پایش بر خشک سالی 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., ۲۰۱۶).

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 بین‌المللی مشهد-سرخس-تجن، گمرک ترانزیتی ایران، پالایشگاه خانگیان، 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 کارایی 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 داده‌ها می‌باشد.

داده‌ها و روش کار

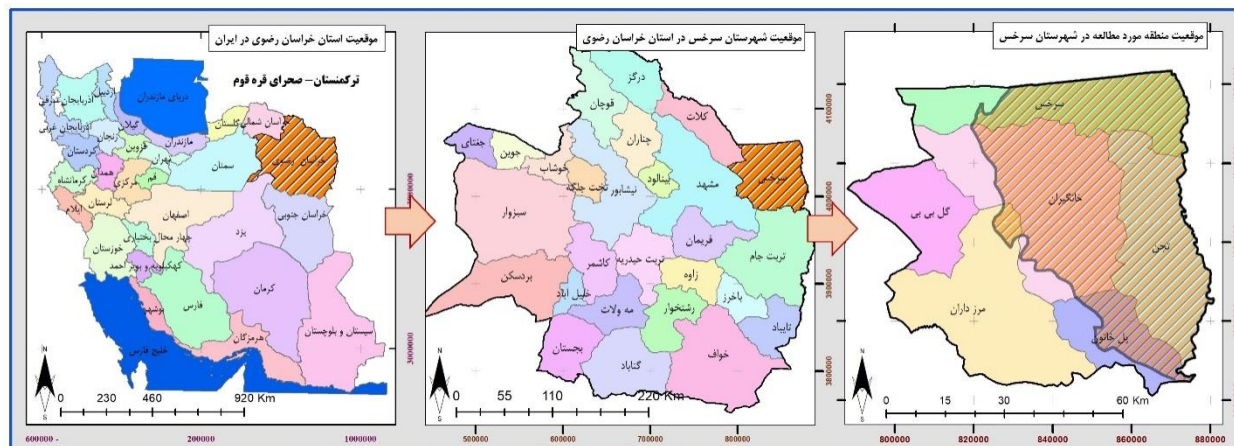
الف) قلمرو جغرافیایی مورد مطالعه

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

۲ Convolutional neural networks

۳ Land-use change

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).



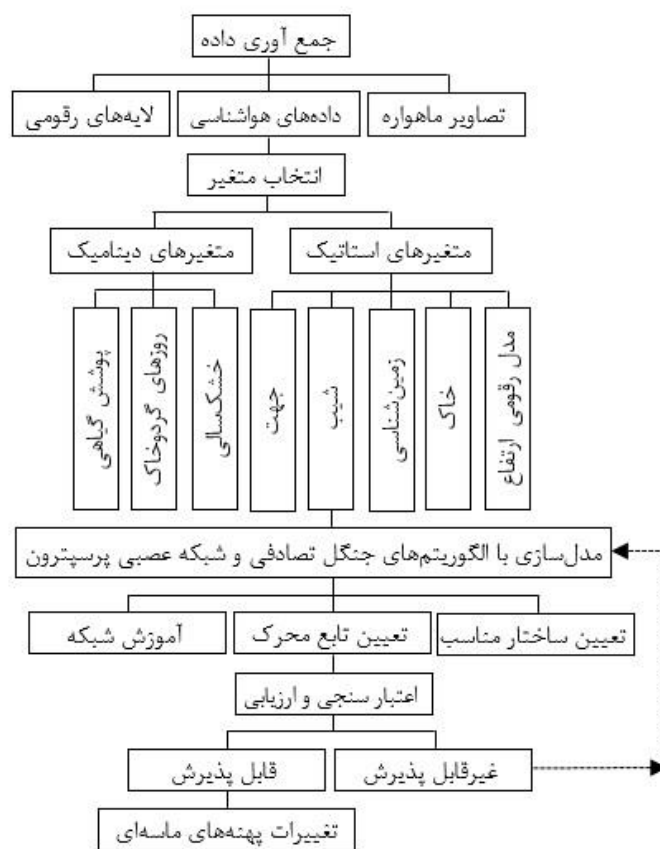
شکل ۱: موقعیت منطقه مورد مطالعه در ایران، استان خراسان رضوی و شهرستان سرخس

ب) داده های مورد استفاده

پیش روی و توسعه پهنه های ماسه ای از پیامدهای تخریب سرزمین است که طبق تعریف کنوانسیون مقابله با بیابان زایی، این پدیده ناشی از عوامل مختلف، اقلیمی، فعالیت های انسانی و شرایط طبیعی محیط می باشد. لذا متغیرهای ورودی به مدل های خبره و هوش مصنوعی به گونه ای انتخاب شدند که این سه عامل را پوشش دهند. از این رو عواملی مانند خشک سالی، 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. دوره ی آماری مورد بررسی برای تغییرات پهنه های فرسایش بادی، ۱۵ سال و از سال های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۵ در نظر گرفته شد که بر اساس این پایه زمانی، داده های 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 جدول ۱ و مراحل انجام کار در شکل ۲ ارائه شده است.

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	۳۰ متر	۲۰۰۰/۰۴/۲۸	۹ اردیبهشت ۱۳۷۹
لندست ۷	ETM ⁺	۳۵	۱۵۸	۳۰ متر	۲۰۰۵/۰۴/۲۶	۶ اردیبهشت ۱۳۸۴
لندست ۷	ETM ⁺	۳۵	۱۵۸	۳۰ متر	۲۰۱۰/۰۶/۰۲	۱۶ خرداد ۱۳۸۹
لندست ۸	OLI	۳۵	۱۵۸	۳۰ متر	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

صورت پلی گون ترسیم و مساحت آن محاسبه گردید. از طرفی لایه نقطه ای پهنه های ماسه ای که شامل ۱۸۸ نقطه به دست آمده از مشاهدات میدانی (۶۰ نقطه)، نقشه های 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 پهنه های ماسه ای و مناطقی که فاقد پهنه های ماسه ای است، می باشد. ۶۴ نقطه در موقعیت پهنه های ماسه ای و ۱۲۴ نقطه در موقعیت فاقد پهنه های ماسه ای انتخاب گردیدند. از قطع دادن لایه نقاط با هر یک از متغیرها، اطلاعاتی نظیر، ارتفاع، شیب، جهت شیب، سنگ شناسی، خاک و شاخص های خشک سالی، تعداد روزهای گرد و غبار و پوشش گیاهی 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 مدل های طبقه بندی با شبکه عصبی و سیستم خبره وارد نرم افزار متلب گردید.

$$SPI = \frac{P_i - \bar{P}}{SD} \quad \text{رابطه ۱}$$

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

$$DSI = \sum_{i=1}^n [(\Delta \times SDS) + MDS + (0.05 \times LDE)] \quad \text{رابطه ۲}$$

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

محلی

$$NDVI = \frac{(\rho NIR - \rho Red)}{(\rho NIR + \rho Red)} \quad \text{رابطه ۳}$$

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 شبکه های عصبی با تغییر پارامترهای قابل تنظیم (شامل تابع انتقال، قانون یادگیری، تعداد لایه میانی، تعداد نرون های لایه میانی، تعداد الگو) ساخته و اجرا شدند. یکی از متداول ترین انواع شبکه های 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, ۱۹۸۶). به طور معمول MLP بعنوان مجموعه ای از لایه های به هم پیوسته از نرون های مصنوعی ورودی، لایه پنهان و خروجی سازمان دهی شده است (Memarian, et.al., ۲۰۱۳). دقت این شبکه ها به وسیله معیارهای آماری محاسبه شده در مرحله آزمون، بررسی گردید و در نهایت شبکه ای که نزدیک ترین 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 می باشد. سپس با مقایسه خروجی شبکه و خروجی واقعی، مقدار خطا محاسبه می شود، این خطا به صورت پس انتشار (BP) (Yosefi and Poorshariaty, ۲۰۱۵) در شبکه بازگشت داده می شود تا وزن های اتصال دهنده گره ها دوباره تنظیم شوند (Chang and Liao, ۲۰۱۲). از دیگر شاخص های ارزیابی $RMSE$ ، MSE و

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.

$$MSE = \frac{\sum_j^p = \cdot \sum_i^N = \cdot (d_{ij} - y_{ij})^2}{NP} \quad \text{رابطه ۴}$$

$$r = \frac{\frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(d_i - \bar{d})}{N}}{\sqrt{\frac{\sum_i (d_i - \bar{d})^2}{N}} \sqrt{\frac{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}{N}}} \quad \text{رابطه ۵}$$

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. ایده‌آل‌ترین 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).

$$AUC = \sum_{j=1}^n [X_{i+1} - X_i] * [y_i + (y_{i+1} - y_i)/2] \quad \text{رابطه ۶}$$

که در آن، 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

تحلیل حساسیت برای آگاهی از میزان تاثیرگذاری هر کدام 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).

$$\text{Sensitivity} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \quad \text{رابطه ۷}$$

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.

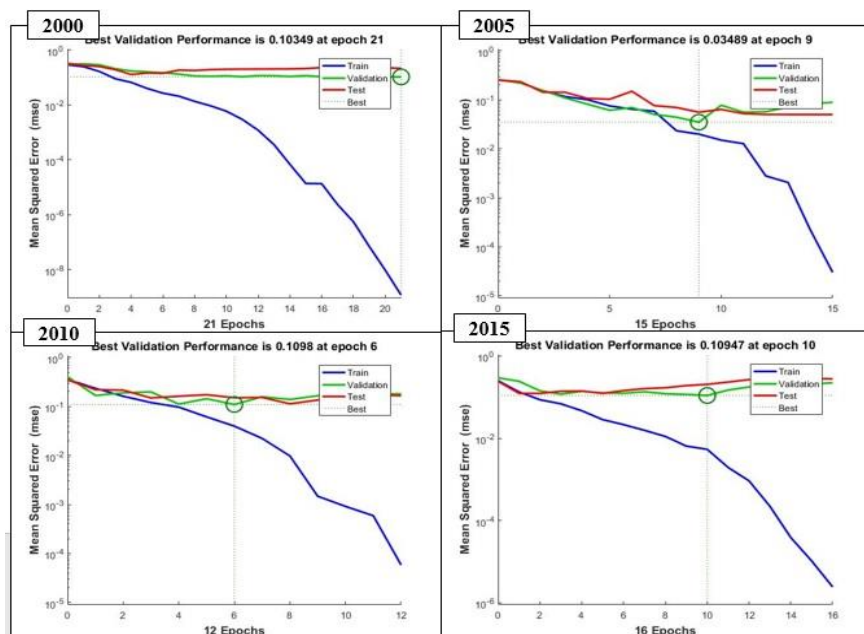
شرح و تفسیر نتایج

در مدل سازی با فراخوانی متغیرهای مستقل و متغیر وابسته (پیشروی پهنه های ماسه ای)، به مدل های منتخب، الگوی پیشروی پهنه های ماسه ای برای سال های ۲۰۰۰، ۲۰۰۵، ۲۰۱۰ و ۲۰۱۵ شبیه سازی 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

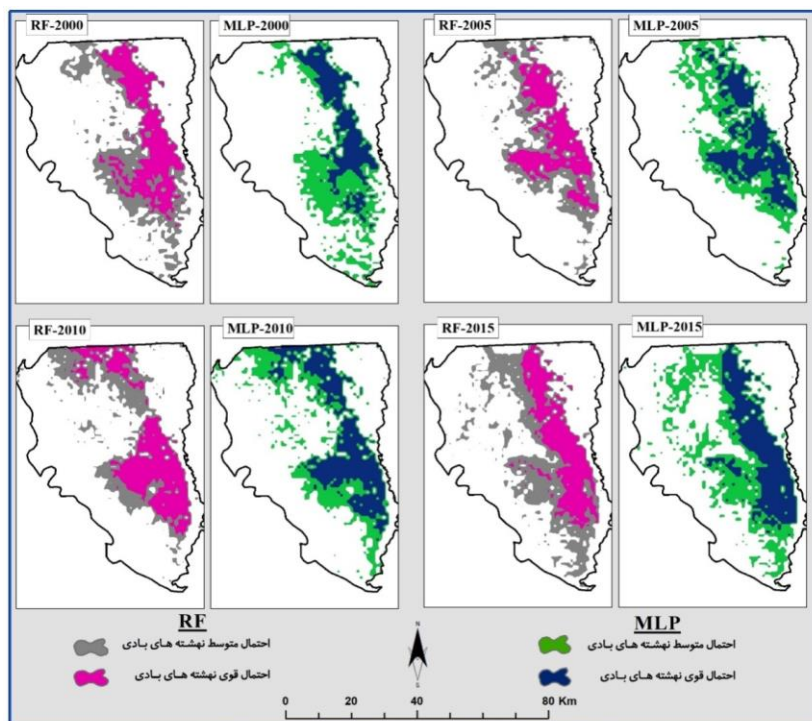
پارامتر	مقدار
تعداد لایه های ورودی	۸
تعداد نرون های لایه مخفی	۱۴
نرخ آموزش	۰/۰۰۱
بیشینه میزان تکرار	۱۰۰۰
تکرار اجرا شده	۱۴
ثابت سیگموئید	۱

^۶ Removal-parameter sensitivity analysis



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.



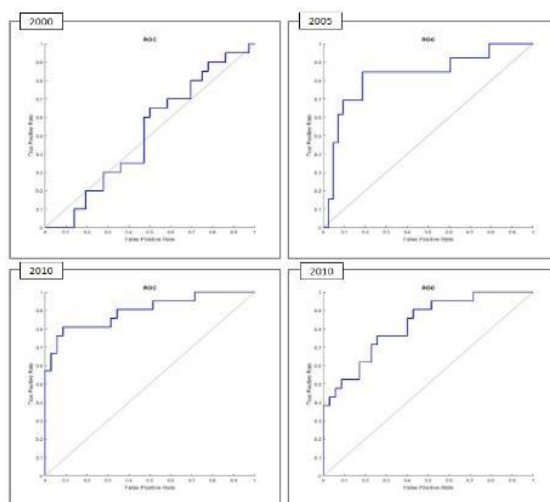
شکل ۴ مقایسه پهنه‌های ماسه‌ای حاصل از مدل‌سازی

در جدول ۳ پارامترهای برآورد دقت مدل ها ارائه شده است. نتایج نشان می دهد در همه سال های مورد مطالعه بجز سال ۲۰۰۰ ضریب تبیین در روش جنگل تصادفی بیشتر از روش شبکه عصبی پرسپترون می باشد اما ضرایب خطا در همه سال ها در روش جنگل تصادفی کمتر از روش شبکه عصبی می باشد. این نتایج نشان می دهد که مدل جنگل تصادفی دارای دقت بیشتری نسبت به شبکه عصبی پرسپترون برای پیش بینی پهنه های ماسه ای می باشد.

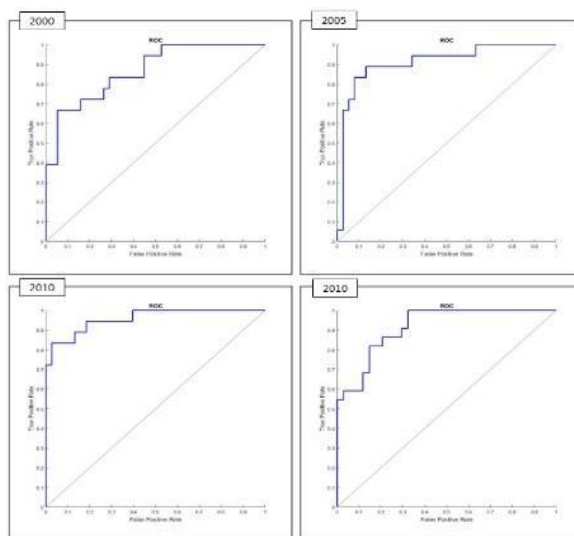
نتایج ارزیابی الگوریتم های مورد مطالعه با استفاده از منحنی راک نشان می دهد که در مدل RF، عملکرد مدل با توجه به سطح زیرمنحنی بالای ۹۰ درصد در همه دوره ها در کلاس عالی قرار می گیرد در حالی که مدل شبکه عصبی MLP در سال ۲۰۰۰ در رده بی فایده (بی ارزش و کاملاً تصادفی) در سال های ۲۰۰۵ و ۲۰۱۰ در کلاس عملکرد خوب و در سال ۲۰۱۵ در کلاس عملکرد نسبتاً خوب قرار گرفته است و این به این معناست که الگوریتم جنگل تصادفی در همه دوره ها، عملکرد بهتری در طبقه بندی پهنه های ماسه ای نسبت به شبکه عصبی دارد. جدول (۳) پارامترهای ارزیابی عملکرد الگوریتم های مدل سازی با دو روش RF و MLP، شکل های (۵) و (۶) نمایش گرافیکی منحنی راک در این دو مدل را در دوره های مورد مطالعه نشان می دهد.

جدول ۳ نتایج ارزیابی مدل ها برای شبیه سازی پهنه های ماسه ای 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	۰,۱۴	۰,۱	۰,۱۳	۰,۰۷	۰,۲۱	۰,۱
RMSE	۰,۶	۰,۳۱	۰,۴	۰,۳	۰,۳۶	۰,۲۶	۰,۴۴	۰,۳
R-TEST	-۰,۱	۰,۷۸	۰,۵۴	۰,۷	۰,۷	۰,۸۷	۰,۴۹	۰,۷۸
R-TRAIN	-۰,۱	۰,۹۴	۰,۸۶	۰,۹۱	۰,۹	۰,۹۴	۰,۸۲	۰,۹۳

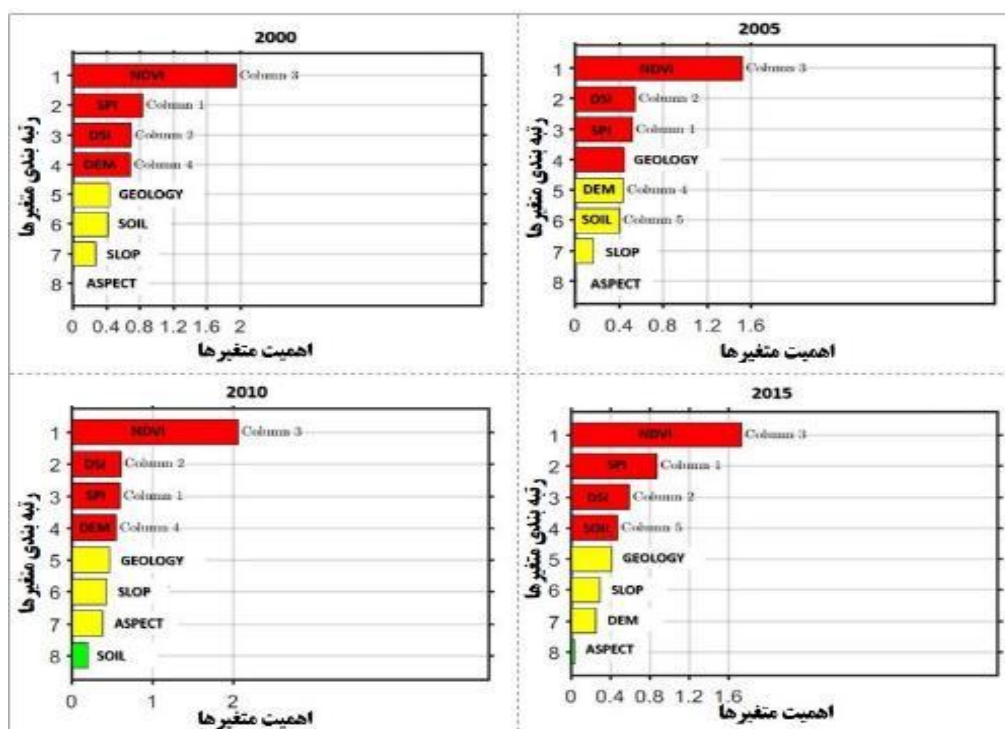


شکل ۵ منحنی راک در مدل MLP



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. تقریباً در همه دوره‌های مورد مطالعه فاکتور جهت از اهمیت کمتری نسبت به سایر فاکتورها برخوردار است که می‌توان از مجموعه متغیرهای مورد نیاز مدل‌سازی برای پیش‌بینی پهنه‌های ماسه‌ای حذف نمود.



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 پهنه های ماسه ای می باشد که برای این منظور ۸ عامل موثر در توسعه این پهنه ها، مورد بررسی قرار گرفت. این فاکتورها در مدل سازی در قالب سه شاخص دینامیک و ۵ شاخص استاتیک وارد مدل شدند. نتایج حاصل از شاخص های دینامیک نشان می دهد که در طی ۱۵ سال مورد مطالعه، مانند کاهش بارش، افزایش تعداد روزهای گرد و خاک و کاهش پوشش گیاهی به دلیل خشک سالی های مستمر، ارتباط مستقیمی با افزایش وسعت پهنه های ماسه ای دارد. مهم ترین عامل تاثیرگذار در پیشروی پهنه های ماسه ای، شاخص پوشش گیاهی شناسایی شد که با تحقیقات فلکی (Falaki, ۲۰۲۰) نیز کاملاً مطابقت دارد. تبدیل اراضی مرتعی به کشاورزی مخصوصاً 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 کشاورزی، 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 پهنه های ماسه ای و ارزیابی دقت آن بر اساس منحنی راک، بیان گر 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 می توان به وزن دهی این روش به ورودی و پارامترهای مرتبط دانست بطوری که در این روش در حین پیش بینی مقادیر می توان اهمیت هریک از پارامترهایی مرتبط را نیز تعیین کرد.

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., ۱۹۹۴. 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*, ۶(۱۰): ۶۵۷-۶۶۰.
- 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): ۳۶۳-۳۷۰.
- 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(۶): 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*, ۲۴(۳): ۳۷۳-۳۹۰.
- Janitza, S.; Tutz, G., Boulesteix, A. L. ۲۰۱۶. Random forest for ordinal responses: prediction and variable selection, *Computational Statistics & Data Analysis*, ۹۶: ۵۷-۷۳.
- Gad, A.; Lotfy, I. ۲۰۰۶. 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 ۲۰۰۶, Riyadh, Kingdom of Saudi Arabia, ۲۶-۲۹ November ۲۰۰۶.
- 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*, ۳۶: ۴۷۰۲-۴۷۲۳.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., & Moran, E. ۲۰۰۴. Change detection techniques. *International journal of remote sensing*, ۲۵(۱۲): ۲۳۶۵-۲۴۰۱.
- 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*, ۴(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(۳-۴): ۱۶۱-۱۷۸.

- 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, ۴(۱۳): ۶۷۲-۶۸۹.
- Principe, J.; Lefebvre, W. C., Lynn, G., Fancourt, C., Wooten, D. ۲۰۰۷. NeuroSolutions-documentation, the manual and on-line help, Version ۵,۰۵. NeuroDimension, Inc.
- Pickard, B., Gray, J., & Meentemeyer, R. (۲۰۱۷). Comparing quantity, allocation and configuration accuracy of multiple land change models. Land, ۶(۳), ۵۲.
- Philips, Z., Bojke, L., Sculpher, M., Claxton, K., & Golder, S. (۲۰۰۶). Good practice guidelines for decision-analytic modelling in health technology assessment. Pharmacoeconomics, ۲۴(۴), ۳۵۵-۳۷۱.
- Rumelhart, D. E.; Zipser, D. ۱۹۸۶. Feature discovery by competitive learning, Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition, vol. ۱: foundations, ۵۶۷.
- Yosefi, M.; Poorshariaty, R. ۲۰۱۵. Suspended Sediment Estimation using Neural Network and Algorithms Assessment (Case Study: Lorestan Province). Journal of Watershed management research, ۵(۱۰): ۸۵-۹۷.
- Wang, B., Waters, C., Orgill, S., Cowie, A., Clark, A., Li Liu, D., ... & Sides, T. (۲۰۱۸). Estimating soil organic carbon stocks using different modelling techniques in the semi-arid rangelands of eastern Australia. Ecological indicators, ۸۸, ۴۲۵-۴۳۸.