

مدل سازی توفان گردو خاک بر مبنای شاخص های طیفی شناسایی ریزگردها و هوش مصنوعی در استان هرمزگان

صدیقه موریانی زاده^۱، اسداله خورانی^{۲*} و محمد شریف^۳

^۱ کارشناس ارشد سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، گروه علوم جغرافیایی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران

^۲ دانشیار، گروه علوم جغرافیایی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران

^۳ استادیار، گروه علوم جغرافیایی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران

(دریافت: ۱۴۰۲/۰۷/۰۶، پذیرش: ۱۴۰۲/۱۱/۱۵)

چکیده

گردو خاک از پدیده های اقلیمی است که در طی چند سال اخیر اکثر استان های کشور را درگیر ساخته است. در پژوهش حاضر روزهای ۲۱ تا ۲۴ نوامبر و ۳ تا ۹ دسامبر سال ۲۰۱۶ به عنوان نمونه روزهای گردو خاکی با دید افقی کمتر از ۱۰۰۰ متر انتخاب گردیده است. به این منظور پس از استخراج شاخص تفاضلی نرمال شده گردو خاک (NDDI) و شاخص اختلاف دمای درخشندگی (نوارهای ۱۰/۸ و ۱۲) (BTD) از تصاویر ماهواره METEOSAT، و تعیین آستانه مناسب گردو خاک برای هر دو رخداد توفان با دو روش شبکه عصبی (ANN) و جنگل تصادفی (RF) به مدل سازی و پیش بینی گردو خاک پرداخته شده است. در این مدل ها شاخص های NDDI و BTD به عنوان متغیر وابسته و متغیرهای اقلیمی دمای هوا (AT)، سرعت باد (WS)، فشار هوا (P) و رطوبت مطلق هوا (AH) به عنوان متغیرهای مستقل به کار گرفته شده اند. ۸۰٪ این داده ها شامل هر دو دسته پیش بینی کننده ها و پاسخ ها برای آموزش مدل در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد R^2 حاصل از اجرای مدل شبکه عصبی به منظور پیش بینی شاخص NDDI، ۰/۰۸ و برای اختلاف دمای درخشندگی ۰/۴۲ به دست آمده است. با این وجود درستی سنجی سری های زمانی شاخص تفاضلی نرمال شده پیش بینی شده با مدل جنگل تصادفی نشان داد که R^2 به بیش از ۰/۵۵ و RMSE به ۰/۲ رسید در حالی که R^2 حاصل از اجرای مدل جنگل تصادفی به منظور برآورد الگوریتم اختلاف دمای درخشندگی در حدود ۰/۷ بوده است. بنابراین، نتایج، شاخص اختلاف دمای درخشندگی و مدل جنگل تصادفی از قابلیت بالاتری در پیش بینی داده های گردو خاک برخوردار هستند.

کلمات کلیدی: گردو خاک، دمای درخشندگی، SEVIRI، هوش مصنوعی

۱ مقدمه

مراجعه به آمارها و سوابق حاکی از آن است که در کشور ایران گردوخاک همواره به‌عنوان یکی از انواع پدیده‌های جوی مطرح بوده است. البته فقط کشور ایران تحت تأثیر این شرایط نامطلوب نبوده است و سایر کشورهای منطقه به‌خصوص عراق و سوریه هم در شرایط سخت‌تری متأثر از این توفان‌ها بوده‌اند (انسلین و همکاران، ۲۰۱۰).

با وجود این که اندازه‌گیری‌های میدانی ریزگردها دقت بیشتری نسبت به مشاهدات سنجش‌ازدور دارد اما اندازه‌گیری‌های ماهواره‌ای با پوشش مکانی وسیع‌تر و تصاویر متعدد جهانی و منطقه‌ای با مقیاس‌های زمانی و مکانی مختلف در ترکیب با مدل‌ها و اندازه‌گیری‌های زمینی می‌توانند جهت پایش توفان گردوخاک و اندازه‌گیری ریزگردها با هزینه‌های کمتر مفید باشد (رندال، ۲۰۰۸). تعداد ایستگاه‌های آلودگی سنجی در مناطق دورازدسترس و غیرشهری محدود بوده و هزینه بالایی برای نصب و راه‌اندازی آن‌ها لازم است. علاوه‌براین، به علت نقطه‌ای بودن اندازه‌گیری‌های زمینی، داده‌های ایستگاه‌های زمینی محدودیت‌هایی برای مطالعه گردوخاک دارند. شاخص‌های گردوخاک حاصل از تصاویر ماهواره‌ای به دلیل داشتن پوشش وسیع مکانی و زمانی، معیار مهمی برای بررسی توزیع و گسترش ریزگردها هستند. اندازه‌گیری‌های ایستگاه‌های زمینی و مشاهدات ماهواره‌ای به‌تنهایی قادر نیستند که به ردیابی و آشکارسازی توفان‌های گردوخاک پردازند؛ بنابراین، استفاده از مدل‌های مختلف و ترکیب اندازه‌گیری‌های زمینی و مشاهدات ماهواره‌ای در زمینه مطالعه ریزگردها می‌تواند مفید واقع گردد.

مطالعات زیادی در زمینه شناسایی و مدل‌سازی گردوخاک با استفاده از مشاهدات ماهواره‌ای و اندازه‌گیری‌های زمینی در سطح جهان صورت گرفته است. مطالعات داخلی از جمله مهرابی و همکاران (۱۳۹۴) به‌منظور شناسایی توفان گردوخاک از تصاویرسنجیده

مودیس و شاخص NDDI استفاده کرده نتایج حاصل نشان داد که شدت توفان در منطقه مطالعاتی کمتر از حد واقعی به دست آمده است. تمسکی و همکاران (۱۳۹۴) از شاخص NDVI و عناصر اقلیمی برای مدل‌سازی توفان گردوخاک با استفاده از مدل‌های رگرسیون در جنوب‌شرق کشور از جمله استان هرمزگان استفاده کرده و کارایی این روش را تأیید کردند. اسکندری و همکاران (۱۴۰۰) روندها و همبستگی‌های شاخص‌های AOD و NDVI و عناصر اقلیمی بارندگی، دمای هوا و سرعت باد را به دست آورده و مشخص کردند. حسینی شه پریان و همکاران (۱۳۹۹) کاربرد شبکه‌عصبی مصنوعی و مدل همبستگی در پیش‌بینی پدیده گردوخاک در کلان‌شهر اهواز را مورد بررسی قرار داده و نشان دادند که مدل به‌کارگرفته‌شده توانایی پیش از ۷۰ درصد در پیش‌بینی گردوخاک را دارد. دمی زاده و همکاران (۱۴۰۰) با استفاده از چهار الگوریتم NDDI، THDI، TDI و آکرمن، به آشکارسازی و واکاوی گردوخاک در استان هرمزگان پرداختند. نتایج نشان داد که الگوریتم TDI برای بارزسازی توده‌های گردوخاک در منطقه از کارایی بهتری برخوردار است.

در خارج از کشور نیز کو و همکاران (۲۰۰۶) با استفاده از شاخص تفاضل نرمال شده گردوخاک NDDI و تصاویر سنجنده‌ی مودیس توفان ریزگرد آسیا را مورد پایش قرار دادند. نتایج نشان داد که شاخص NDDI می‌تواند برای شناسایی توفان‌های گردوخاک در مناطق با سطوح روشن جایی که محصول عمق نوری مودیس قابل دسترسی نیست مورد استفاده قرار گیرد. هوانگ و همکاران (۲۰۰۶) با استفاده از ترکیب داده‌های توفان گردوخاک و پارامترهای اقلیمی عملکرد دو مدل شبکه‌عصبی و مدل رگرسیون در شبیه‌سازی وقوع توفان گردوخاک را مرحله به مرحله مورد مقایسه قرار دادند. طبق نتایج کلی روش شبکه‌عصبی دارای پتانسیل پیش‌بینی توفان گردوخاک با استفاده از متغیرهای معمولی هواشناسی در شمال‌غربی چین است. آشپول و

زمانی پارامترهای اقلیمی و محصولات سنجش‌ازدور در پیش‌بینی گردوخاک استان هرمزگان صورت گرفته و عملکرد این مدل‌ها در بهبود دقت پیش‌بینی گردوخاک بررسی شده است. استخراج شاخص‌های اختلاف دمای درخشندگی و شاخص تفاضلی نرمال شده به‌منظور شناسایی ریزگردها از تصاویر SEVIRI و مدل‌سازی ساعتی به روش شبکه عصبی و جنگل تصادفی نوآوری پژوهش حاضر به شمار می‌روند.

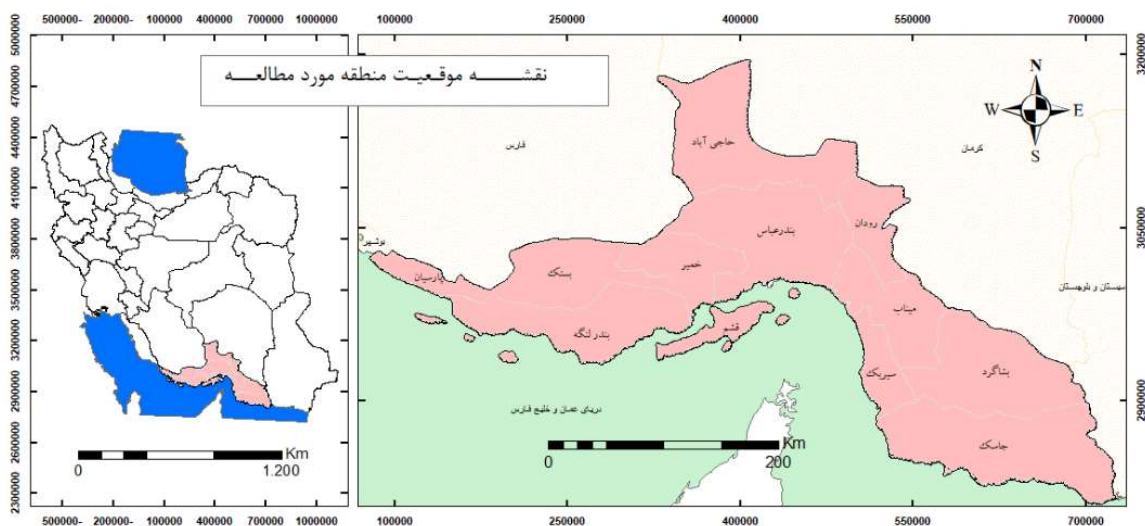
۲ مواد و روش‌ها

۲-۱ منطقه مورد مطالعه

استان هرمزگان در شمال تنگه هرمز و جنوب استان کرمان قرار گرفته است. مساحت این استان ۶۸۴۰۰ کیلومتر مربع است و بین عرض‌های جغرافیایی ۲۵ درجه و ۲۴ دقیقه تا ۲۸ درجه و ۵۷ دقیقه شمالی و طول جغرافیای ۵۳ درجه و ۴۱ دقیقه تا ۵۹ درجه و ۱۵ دقیقه واقع شده است. قرارگیری این منطقه در کمربند خشک و نیمه خشک جهان و نزدیکی به بیابان‌های وسیع عربستان و مرکزی ایران و به همراه فقر پوشش گیاهی، ناپایداری هوا و جریان بادهای شدید در این منطقه باعث وقوع توفان‌های گردوخاک شده است.

همکاران (۲۰۱۲) یک سامانه خودکار تشخیص گردوخاک را با استفاده از کانال‌های مادون قرمز SEVIRI در صحرای غربی نیجریه ارائه دادند. این طرح روشی ساده، تکرارپذیر و سریع برای تشخیص گردوخاک اقلیم در طول روز است. در شب به دلیل چرخه‌ی روزانه قوی دمای سطح کمتر قابل اعتماد است. هرچند میزان موفقیت در صبح زود و اواخر شب کمتر است.

تاکنون در کشور ایران و استان هرمزگان در زمینه برآورد ریزگردها با استفاده از تصاویر سنجنده SEVIRI فعالیتی صورت نگرفته است. بیشتر مطالعات انجام‌شده بر روی تصاویر MODIS بوده است. بررسی مطالعات خارجی نیز نشان داد که کارایی تصاویر SEVIRI برای برآورد گردوخاک تأیید شده است. با وجود قابلیت‌های گسترده مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی و کاربرد آن‌ها در علوم محیطی، تاکنون توجه چندانی به به‌کارگیری این گونه مدل‌ها در زمینه مدل‌سازی و پیش‌بینی گردوخاک در استان هرمزگان صورت نگرفته است. در این راستا، در پژوهش حاضر بررسی نسبتاً کاملی از کارایی شبکه عصبی و جنگل تصادفی و همچنین استفاده از سری



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه.

۲-۲ داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش از داده‌های ایستگاه‌های همدیدی با بازه زمانی ۳ ساعته (دید افقی) ۱۶ ایستگاه‌های سینوپتیک استان هرمزگان در طی سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۸ استفاده شده است. براین اساس روزهای ۲۱ تا ۲۴ نوامبر و ۳ تا ۹ دسامبر سال ۲۰۱۶ (جمعاً ۱۱ روز) به دلیل داشتن بیش‌ترین غلظت گردوخاک و دید افقی کمتر از ۱۰۰۰ متر در اکثر ایستگاه‌های مورد مطالعه به‌عنوان نمونه روزهایی با توفان گردوخاک برای این پژوهش انتخاب شده‌اند. گردوخاک جو را می‌توان در طول روز و شب در قدرت تفکیک مکانی و زمانی زیاد با استفاده از نوارهای خورشیدی و حرارتی، تصاویر سنجنده SEVIRI با یک نرخ نمونه‌برداری ۱۵ دقیقه‌ای و قدرت تفکیک مکانی ۱ و ۳ کیلومتر در نادر

شناسایی کرد. تصاویر SEVIRI با تفکیک زمانی چهارساعته برای روزهای مورد نظر از سایت EUMETSAT دریافت شده است.

در پژوهش حاضر با توجه به مرور منابع انجام شده به‌منظور مدل‌سازی ساعتی گردوخاک از متغیرهای هواشناسی دما، سرعت باد، رطوبت مطلق و فشار برای استان هرمزگان از سامانه گوگل ارث انجین، پایگاه داده NASA استفاده شده است. سامانه ارث انجین سامانه‌ای مستقل از هرگونه سخت‌افزار است که برای پردازش رقومی تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد. با کدنویسی در این سامانه پارامترهای اقلیمی را می‌توان از تصاویر ماهواره‌ای استخراج کرد. جدول ۱ مشخصات داده‌های مورد استفاده در این پژوهش را نشان می‌دهد.

جدول ۱. مشخصات داده‌های به کار رفته برای مدل‌سازی.

داده	تفکیک زمانی	تفکیک مکانی	زمان دریافت	منبع
داده‌های دید افقی ایستگاه هواشناسی	۳ ساعته	-	نوامبر و دسامبر ۲۰۱۶	سازمان هواشناسی استان هرمزگان
تصاویر سنجنده SEVIRI	۴ ساعته	۴ کیلومتر	۲۱-۲۴ نوامبر ۳-۹ دسامبر	www.eumetsat.int
محصول عمق نوری سنجنده مودیس	روزانه	۲۵۰ متر	۲۱-۲۴ نوامبر ۳-۹ دسامبر	disc.gsfc.nasa.gov
داده‌های اقلیمی (دما، رطوبت، فشار، سرعت باد)	۳ ساعته	۲۰ کیلومتر	۲۱-۲۴ نوامبر ۳-۹ دسامبر	Nasa Word Veiw

۳ روش تحقیق

پس از ارزیابی داده‌های دید افقی استان هرمزگان و انتخاب روزهای توفانی، شاخص‌های NDDI و BTD از تصاویر سنجنده SEVIRI استخراج شد. کیو و همکاران در سال ۲۰۰۶، شاخص NDDI یا اختلاف نرمال شده گردوخاک را براساس تفاضل نوارهای ۰/۴۶ و ۲/۱۳ میکرومتر تصاویر سنجنده مودیس ارائه دادند. بهطوری که اختلاف نوارهای انعکاسی سه و هفت این سنجنده سبب آشکارسازی

گردوخاک می‌شود. در این الگوریتم مقادیر بیشتر از صفر بیانگر وجود گردوخاک است (کو و همکاران، ۲۰۰۶).

برای محاسبه شاخص NDDI، تصاویر SEVIRI از نوار یک طول موج ۰/۶ و نوار سه با طول موج ۱/۶ SEVIRI استفاده شده است. شاخص NDDI برای SEVIRI طبق رابطه زیر محاسبه شد.

$$NDDI = \frac{B3 - B1}{B3 + B1} \quad (1)$$

بین دمای درخشندگی معادل T_b و تشعشع مشاهده شده R ایجاد می‌شود (اشمتز، ۲۰۰۲).

$$T_b = \left(\frac{c_2 v_c}{\log\left(1 + \frac{c_1 v_c^2}{r}\right)} - B \right) / A \quad (2)$$

ضریب تصحیح A و B طبق جدول شماره ۲ از رگرسیون غیرخطی با استفاده از تابع پلانک برای کانال‌های مادون قرمز حرارتی مختلف تعیین شده است. مقادیر ضرایب تصحیح A و B و V_c (تعداد موج مرکزی کانال) در درگاه اینترنتی EUMETSAT MSG ارائه شده‌اند.

به منظور صحت‌سنجی شاخص‌ها، شناسایی و آشکارسازی دقیق گردوخاک و تمایز آن از پدیده‌های دیگر از روش آستانه‌گذاری استفاده شده است. آستانه در واقع عددی از ماتریس تصویر است که مرز پیش‌زمینه و پس‌زمینه تصویر را مشخص می‌نماید. تاکنون تکنیک‌های آستانه‌گذاری متعددی توسط محققان پیشنهاد گردیده است که هر کدام مزایا و معایب خود را دارند. در این پژوهش از تکنیک آستانه‌گذاری به روش هیستوگرام طیفی به منظور آشکارسازی گردوخاک، شاخص‌های مورد نظر استفاده شده است (شریفی و قاسم‌زاده، ۱۳۹۳).

آکرمین در سال ۱۹۹۷ شاخص اختلاف دمای درخشندگی را بر اساس تفاضل دمای روشنایی در طول موج‌های ۱۱ و ۱۲ میکرون که بر آستانه صفر استوار است ارائه داد. به طوری که مقادیر BTDA، $(31-32) \geq 0$ ، گردوخاک منطقه را نشان می‌داد (کمیلیان ۱۳۹۲). برای محاسبه شاخص BTDA از سنجنده SEVERI نوارهای نه با طول موج ۱۰/۸ و نوار ۱۰ با طول موج ۱۲ میکروتر به جای نوارهای ۳۱ و ۳۲ مودیس مورد استفاده قرار گرفته است. تصاویر سنجنده SEVERI دارای فرمت NAT هستند. پلاگین Envi msg tools ابزاری است برای فراخوانی فایل‌هایی با فرمت NAT که بر روی نرم‌افزار ENVI نصب می‌شود. با استفاده از این ابزار تصاویر SEVERI که حاوی اطلاعات زمینی هنگام عبور ماهواره هستند از طریق انتخاب سیستم مختصات مورد نظر، زمین مرجع می‌شوند.

پس از تصحیح هندسی تصاویر ابتدا مقادیر رادیانس تصاویر به دمای درخشندگی تبدیل شده است. تبدیل رادیانس SEVERI به دماهای درخشندگی معادل که اغلب در آنالیز کمی تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرد، از طریق یک رابطه تحلیلی ارائه شده توسط تابع طیفی پلانک انجام می‌شود. برای هر کانال مادون قرمز حرارتی رابطه زیر

جدول ۲. ضرایب تصحیح A ، B و V_c برای تصاویر MTEOSAT10 (چمکیز و همکاران، ۲۰۱۲).

CHANNEL NO	CHANNEL ID	V_c	A	B
۹	IR10/8	۹۲۹/۸۴۲	۰/۹۹۸۳	۰/۰۶۰۸۴
۱۰	IR12	۸۳۸/۶۵۹	۰/۹۹۸۸	۰/۳۸۸۲

بین لایه ورودی و خروجی است (امان‌پور و همکاران، ۱۳۹۳).

$$y_k = \varphi(\sum_{j=1}^n (W_{kj} x_j + \theta_k)) \quad (3)$$

در رابطه ۳، x_j ورودی j ام به نرون k ام (که ممکن است ورودی شبکه یا خروجی لایه قبل باشد) است. W_{kj} شدت ارتباطات بین این نرون و ورودی j آن است. y_k خروجی شبکه و φ یک بایاس ثابت است.

۳-۱ شبکه عصبی مصنوعی ANN

شبکه‌های عصبی مصنوعی برای حل مسائل پیچیده و استخراج روابط پنهان بین ورودی‌ها و خروجی‌ها توانایی زیادی داشته و مانند انسان طی روند آموزش و یادگیری برای تشخیص الگوها و طبقه‌بندی‌ها سازمان‌دهی می‌شوند در این تحقیق از شبکه عصبی پروپسترون چندلایه (MLP) استفاده شده است که یک شبکه چندلایه پیش‌خور و شامل یک یا چندلایه ورودی، و لایه‌های میانی

حالی که در هر دو حالت سری‌های زمانی دمای هوا (K)، رطوبت مطلق هوا (kg/kg)، فشار هوا (Pa) و سرعت باد (m/s) به عنوان متغیرهای مستقل یا پیش‌بینی کننده به کار گرفته شدند.

در محیط نرم‌افزار ENVI یکسان‌سازی تفکیک مکانی دو دسته متغیر اجرا شد. (داده‌های NDDI و BTM که دارای ابعاد پیکسلی ۴ کیلومتر بودند به ۲۰ کیلومتر که تفکیک مکانی داده‌های هواشناسی بودند، تبدیل شدند). سپس به دلیل یکسان نبودن تفکیک زمانی و در نتیجه تعداد نوارهای سری‌های زمانی شاخص‌ها و متغیرهای هواشناسی که به ترتیب دارای تفکیک‌های زمانی ۴ و ۳ ساعته بودند، با میان‌یابی در محیط متلب داده‌های ۳ ساعته به داده‌های ۴ ساعته تبدیل شدند. داده‌های سری زمانی ورودی به نحوی نرمال‌سازی شدند که دارای مقدار کمینه صفر و بیشینه یک باشند. در گام بعدی پیکسل‌های بدون مقدار یا NaN از سری‌های زمانی داده‌ها حذف شده است. تعداد کل داده‌ها برای انجام مدل‌سازی ۱۸۳۰۰ عدد بوده است که ۸۰٪ این داده‌ها شامل هر دو دسته پیش‌بینی کننده‌ها و پاسخ‌ها برای آموزش مدل در نظر گرفته شده‌اند و دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی براساس داده‌های برگزیده شده تصادفی اجرا و با هدف پیش‌بینی NDDI و BTM ساخته شدند. روند کلی مدل‌سازی در شکل ۲ آورده شده است.

۳-۴ ارزیابی عملکرد مدل

در این پژوهش برای ارزیابی کارایی مدل از معیارهای ضریب تعیین (R^2) ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و متوسط قدرمطلق خطا (MAE) استفاده شده است. روابط مربوط به این ضرایب در جدول ۳ آورده شده است. به طوری که در این روابط مقدار X_k مقدار مشاهداتی، Y_k مقدار برآورد شده و مشاهده شده و K مربوط به تعداد نمونه‌ها است.

۲-۳ روش جنگل تصادفی (RANDOM FOREST)

الگوریتم جنگل تصادفی از مشهورترین و کارآمدترین روش‌های غیرپارامتریک یادگیری ماشینی در زمینه مدل‌سازی و پیش‌بینی است. این الگوریتم نوع توسعه یافته‌ای از مدل طبقه‌بندی و رگرسیون درختی و متعلق به خانواده روش‌های همدادی است که توسط بریمن ارائه شده است (بریمن، ۲۰۰۱). رابطه کلی مدل به صورت زیر است:

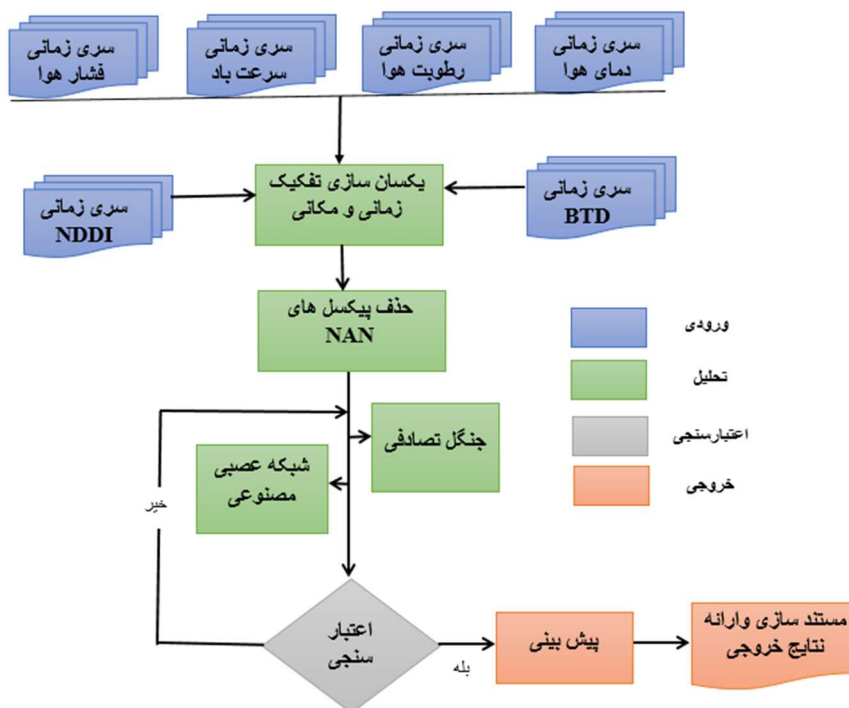
$$F(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x) \quad (4)$$

در رابطه بالا $F(x)$ ، مدل نهایی یا میانگین درخت‌های تصادفی، B مربوط هست به مجموع درخت‌های تصمیم و T_b بهترین متغیر تصادفی یا درخت تصادفی که به دفعات انتخاب می‌شود را نشان می‌دهد. (لطفی، ۱۳۹۹)

از مزایای جنگل تصادفی استفاده از چندین درخت تصمیم‌گیری است که سبب کاهش بی‌ثباتی و حساسیت مدل و افزایش قدرت پیش‌بینی مدل خواهد شد (پورقاسمی و کرل، ۲۰۱۶)؛ بنابراین، در مطالعاتی که متغیرهای زیست‌محیطی و سنجش‌ازدور استفاده می‌شوند، روش جنگل تصادفی می‌تواند مفید واقع شود. (فیو و همکاران، ۲۰۱۷) علاوه بر این هنگامی که تعداد مشاهدات در مقایسه با تعداد پیش‌بینی کننده‌ها نسبتاً کم باشد روش جنگل تصادفی یک روش پیش‌بینی کارآمد است. (سوتیک و همکاران، ۲۰۰۳).

۳-۳ روش انجام مدل‌سازی

در پژوهش حاضر که به منظور مدل‌سازی سری‌های زمانی توفان‌های گرد و خاک با دو روش جنگل تصادفی و شبکه عصبی پروپسترون چندلایه اجرا شده است. از سری‌های زمانی شاخص نرمال شده تفاضلی گرد و خاک (NDDI) و شاخص تفاضل دمای درخشندگی (BTM) به عنوان متغیرهای پاسخ یا وابسته (به طور جداگانه) استفاده شد. در



شکل ۲. روند کلی مدل‌سازی توفان گردوخاک.

جدول ۳. معیارهای اندازه‌گیری کارایی مدل (جمالی زاده تاج‌آبادی و همکاران، ۱۳۸۹).

$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (X_k - Y_k)^2}{K}}$	ریشه میانگین مربعات خطا
$R^2 = \frac{\sum_{k=1}^K X_k Y_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^K X_k^2 \sum_{k=1}^K Y_k^2}}$	مربعات خطا
$MAE = \frac{\sum_{k=1}^K X_k - Y_k }{K}$	متوسط قدر مطلق خطا

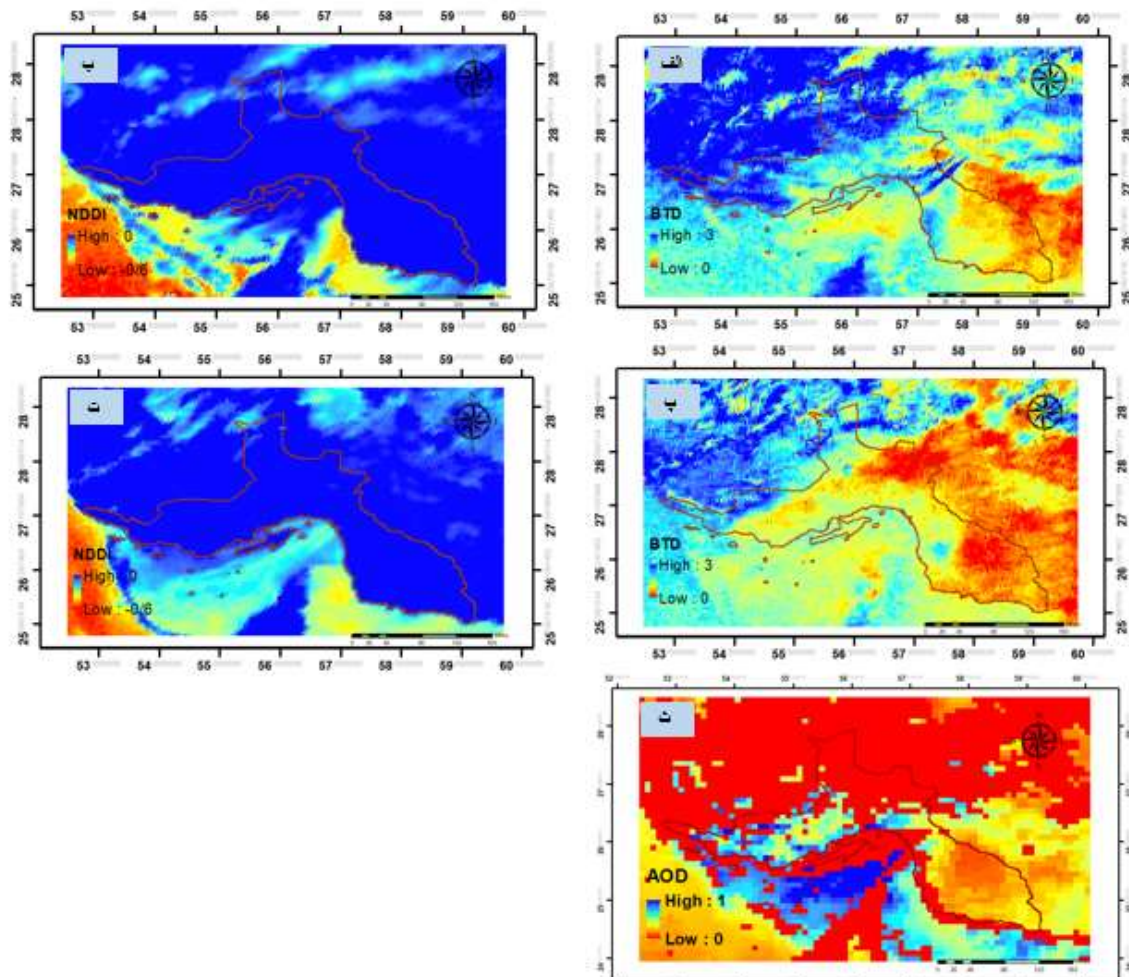
۴ نتایج:

اندازه‌گیری‌های ماهواره‌ای عمق نوری و اندازه‌گیری‌های زمینی آتروسول وجود دارد. با وجود این مزایا بهره‌مندی از این محصول ماهواره‌ای برای شناسایی رویدادهای گردوخاک در مناطق خشک با میزان ابرناکی نسبتاً اندک آسمان امکان‌پذیر است (سلیمانی و همکاران، ۱۴۰۰). علاوه بر این، بررسی در مقالات انجام شده نشان داد که بین عمق نوری و همچنین گردوغبار رابطه‌ای کاملاً خطی و مستقیم وجود دارد. دامنه مقادیر محصول عمق نوری معمولاً از صفر شروع می‌شود و تا ۲ و ۳ متغیر است. هرچقدر میزان عمق نوری از صفر بزرگ‌تر باشد آتروسول موجود در اتمسفر بیشتر است. با توجه به اینکه عمق نوری با

بررسی مطالعات انجام گرفته در داخل و خارج از کشور حاکی از آن است که در زمینه مدل‌سازی و پیش‌بینی گردوخاک با استفاده از تصاویر سنجنده SEVIRI و روش جنگل تصادفی تحقیق یا پژوهشی که بتواند دید کلی‌تر از گردوخاک به ما نشان دهد و دقت و کفایت موضوع را در بر گرفته باشد صورت نگرفته و اگر هم باشد، بسیار نادر است. عمق نوری آتروسول یک پارامتر سنجنش‌ازدور است که به‌عنوان نماینده‌ای از غلظت آتروسول اتمسفری برای نظارت بر توفان گردوخاک استفاده می‌شود. نتایج بررسی‌های انجام شده نشان می‌دهد سازگاری خوبی بین

منطقه یک توفان گردوغبار درحال رخدادن است. پس در صورتی که مقدار عمق نوری از $0/8$ و $0/9$ یا یک یا در برخی مواقع از $0/5$ بالاتر باشد، گفته می‌شود در آن منطقه یک رخداد گردوغباری در حال وقوع است. شکل‌های ۴ تا ۹ مربوط هست به شاخص‌های استخراج شده و محصول عمق نوری مربوط به شدیدترین ساعات گردوغباری طبق جدول ۴-۱، مراحل آماده‌سازی این شاخص‌ها در نرم‌افزار ENVI انجام شده و در نرم‌افزار Arc Map طبقه‌بندی صورت گرفته است.

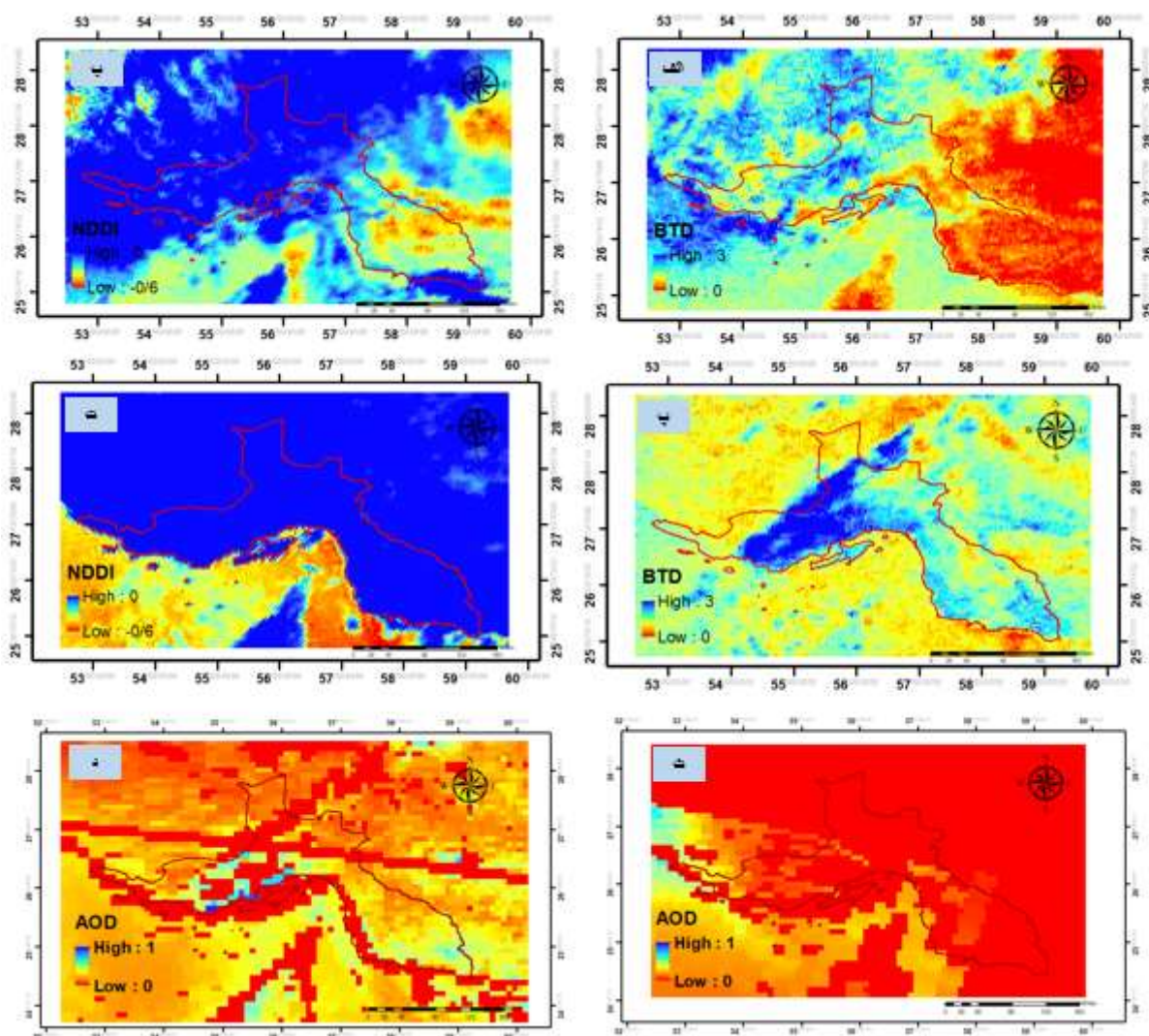
گردوغبار رابطه مستقیم دارد می‌توانیم این‌طور نتیجه بگیریم که هرچقدر میزان عمق نوری بیشتر باشد، میزان آلودگی و نیز میزان گردوغبار موجود در داخل جو هم از لحاظ ذرات موجود بیشتر است. در دامنه مقادیری که برای عمق نوری ذکر شده هرچقدر مقدار عددی از صفر بزرگ‌تر باشد به‌عنوان گردوغبار در نظر گرفته می‌شود گاهی اوقات وقتی این مقدار به یک نزدیک می‌شود؛ یعنی مقدار عمق نوری به $0/8$ ، $0/9$ و یک می‌رسد در آن شرایط می‌گویند وضعیت هوا بدین صورت است که میزان گرد و غبار به شکل قابل توجهی افزایش پیدا کرده و در داخل آن



شکل ۴. تصاویر رخداد ۲۱/۱۱/۲۰۱۶، الف و ب مربوط به ساعت ۷:۰۰، پ و ت مربوط به ساعت ۱۲:۰۰ و ث، محصول عمق نوری مودیس.

جدول ۴. شدیدترین ساعات گردوغباری با کمترین میزان دید افقی مربوط به دو توفان گردوغبار در روزهای ۲۱ تا ۲۴ نوامبر و ۳ تا ۹ دسامبر ۲۰۱۶.

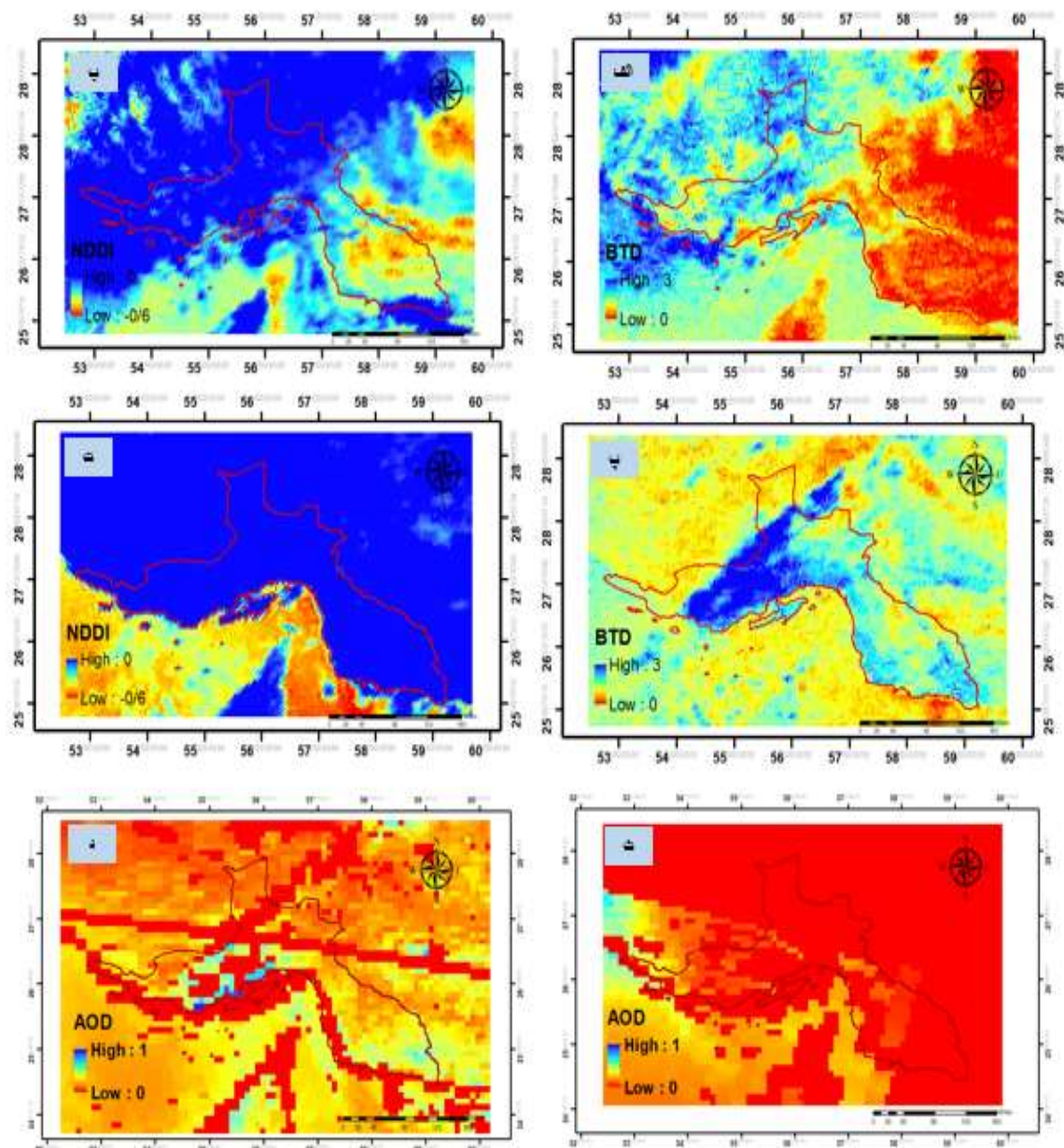
شکل	تاریخ	زمان	دید افقی برحسب متر
۳	۲۰۱۶/۱۱/۲۱	۰۷:۰۰	۲۰۰
	۲۰۱۶/۱۱/۲۱	۱۲:۰۰	۶۰۰
۴	۲۰۱۶/۱۱/۲۴	۰۷:۰۰	۴۰۰
	۲۰۱۶/۱۱/۲۴	۰۹:۰۰	۳۰۰
۵	۲۰۱۶/۱۲/۰۳	۰۳:۰۰	۲۰۰
۶	۲۰۱۶/۱۲/۰۴	۰۶:۰۰	۵۰۰
۷	۲۰۱۶/۱۲/۰۵	۰۳:۰۰	۲۰۰
۸	۲۰۱۶/۱۲/۰۹	۱۲:۰۰	۴۰۰



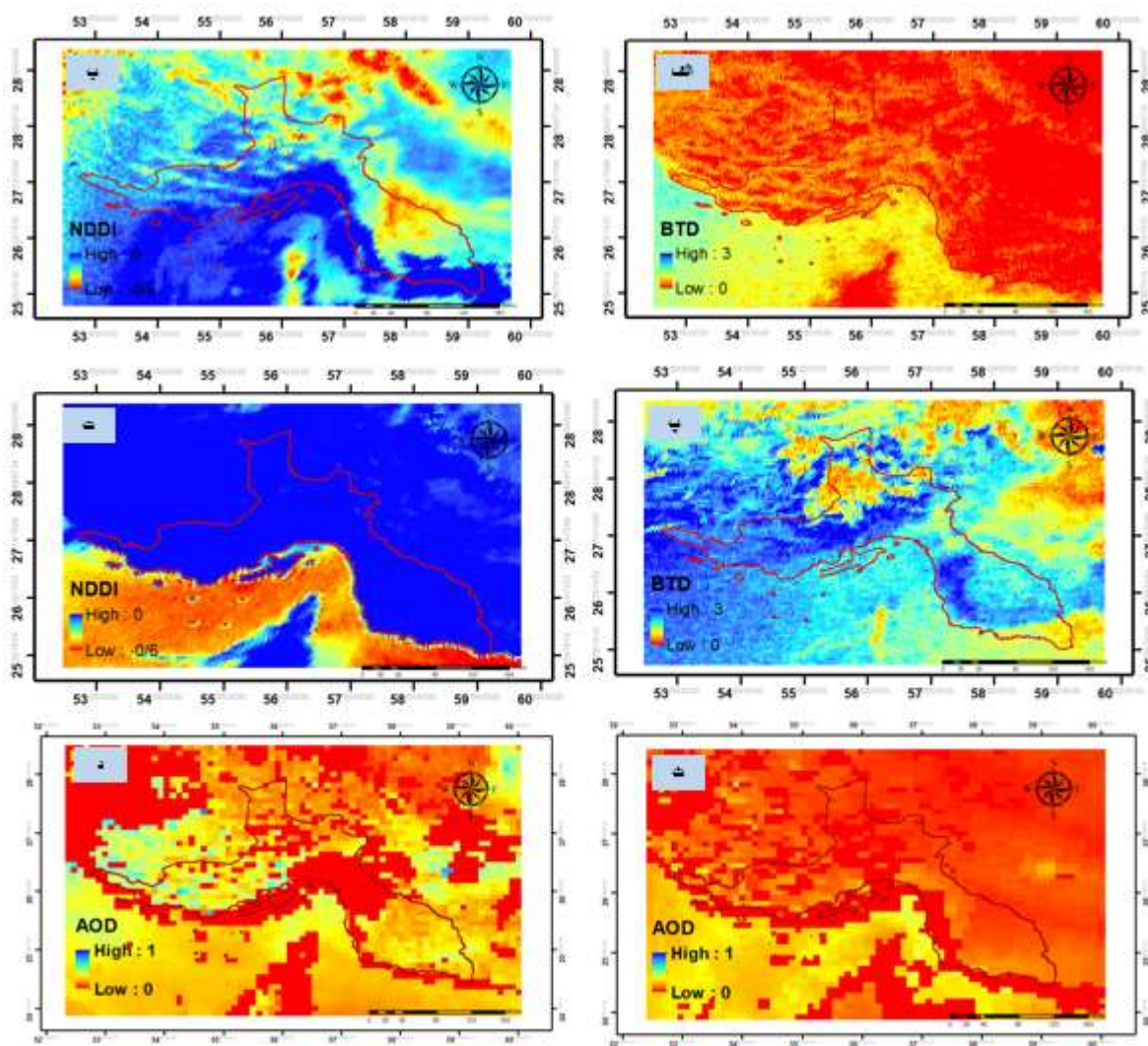
شکل ۵. تصاویر رخدادهای ۲۰۱۶/۱۱/۲۴، الف و ب مربوط به ساعت ۷:۰۰، پ و ت مربوط به ساعت ۹:۰۰، ث. محصول عمق نوری محصول.

است. با افزایش میزان گردوغبار و افزایش ضخامت نوری مقدار عددی شاخص NDDI افزایش و BTDD کاهش می‌یابد هم‌چنین در روز ۲۴ نوامبر از شدت و ضخامت گردوغبار کاسته شده است علاوه‌براین، طبق تصاویر جهت این توفان از جنوب شرق به سمت شمال‌غرب بوده است.

طبق بررسی داده‌های زمینی شدیدترین میزان توفان گردوغبار مربوط به روز ۲۱ نوامبر بوده است که در ساعات اولیه صبح حداقل میزان دید افقی در برخی مناطق استان از جمله شهرهای بندرعباس و رودان به ۲۰۰ متر رسیده است. نتایج حاصل از بررسی تصاویر نشان داد که وجود توده گردوغبار سبب افزایش ضخامت نوری شده



شکل ۶. تصاویر الف و ب به ترتیب مربوط به ساعت ۳:۰۰ و ۶:۰۰ محصول عمق نوری مودیس رخداد ۲۰۱۶/۱۲/۰۳، و تصاویر پ و ت مربوط به ساعت ۶:۰۰ و ج محصول عمق نوری مودیس رخداد ۲۰۱۶/۱۲/۰۴.



شکل ۷. تصاویر الف و ب به ترتیب مربوط به ساعت ۳:۰۰، ۳:۰۰ محصول عمق نوری مودیس رخداد ۲۰۱۶/۱۲/۰۵، و تصاویر پ و ت مربوط به ساعت ۱۲:۰۰ و ج محصول عمق نوری مودیس رخداد ۲۰۱۶/۱۲/۰۹.

روی دریا عملکرد بهتری داشته است (دمی زاده و همکاران، ۱۳۹۸). اما شاخص BTDD هم برای محیط آبی و هم برای محیط خشکی عملکرد مناسبی داشته است و گردو خاک را پوشش داده است. طبق بررسی داده‌های دید افقی ایستگاه‌های هواشناسی استان، گردو خاک در برخی از ساعات به بیشترین میزان خود رسیده و در ساعاتی دیگر از شدت آن کاسته شده است و در طی روزهای توفانی متوالی در ساعات مشخصی دید افقی به کمترین میزان خود رسیده است.

طبق تصاویر حاصل از اعمال شاخص‌ها و همچنین داده‌های زمینی این توفان از شدت بیشتری برخوردار بوده، و اکثر مناطق استان را در بر گرفته است به طوری که میدان دید افقی از ۲۰۰ تا ۱۰۰۰ متر در اغلب مناطق استان در حال تغییر بوده است. طبق نتایج حاصله شاخص NDDI، گردو غبار روی خشکی را به درستی شناسایی نکرده است (قدرت تشخیص گردو خاک از سطح زمین را ندارد) بنابراین، این شاخص برای شناسایی گردو خاک روی خشکی مناسب نیست؛ اما برای شناسایی گردو خاک

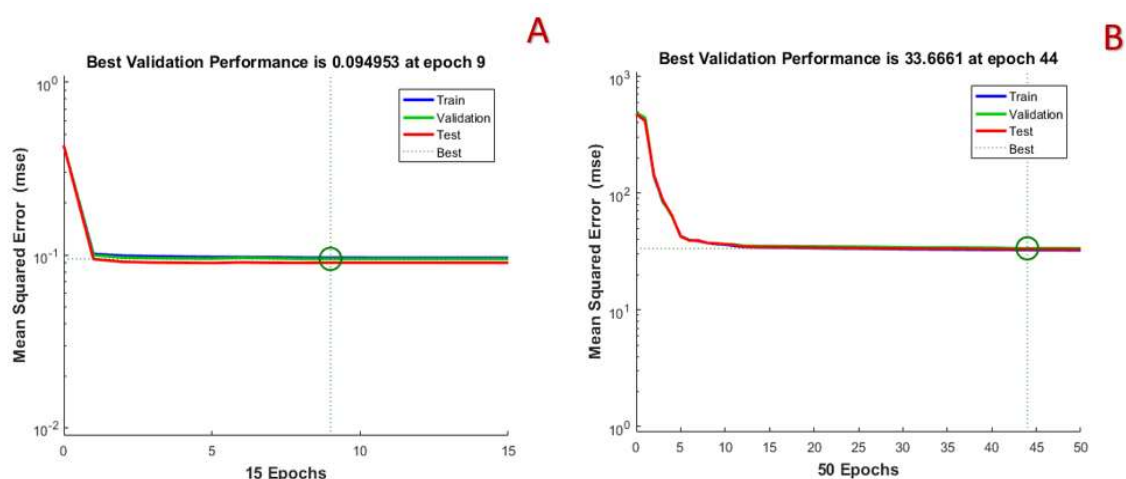
گردوخاک دقیق‌تر خواهد بود. در این مطالعه با استفاده از تحلیل هیستوگرام طیفی تصاویر، مقدار آستانه مناسب شاخص‌ها برای هر دو رخداد توفان تعیین شده است (جدول شماره ۴).

شکل‌های ۱۰ تا ۱۳ خروجی‌های مدل شبکه عصبی نمایش داده شده است.

شکل ۱۰ کارایی شبکه عصبی به کارگرفته شده را نشان می‌دهد. تصویر A مقدار میانگین مربعات خطای حاصل از شبکه عصبی برای شاخص NDDI و تصویر B مقدار میانگین مربعات خطا حاصل از شبکه عصبی با شاخص BTD را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج حاصله شبکه با رخداد ۱۵ تکرار برای NDDI و ۵۰ تکرار برای BTD متوقف شده است. بهترین عملکرد شبکه عصبی حاصل از NDDI، ۰/۰۹۴ در تکرار ۹ و بهترین عملکرد شبکه عصبی حاصل از BTD، ۳۳/۶۶ در تکرار ۱۴۴ رخ داده است.

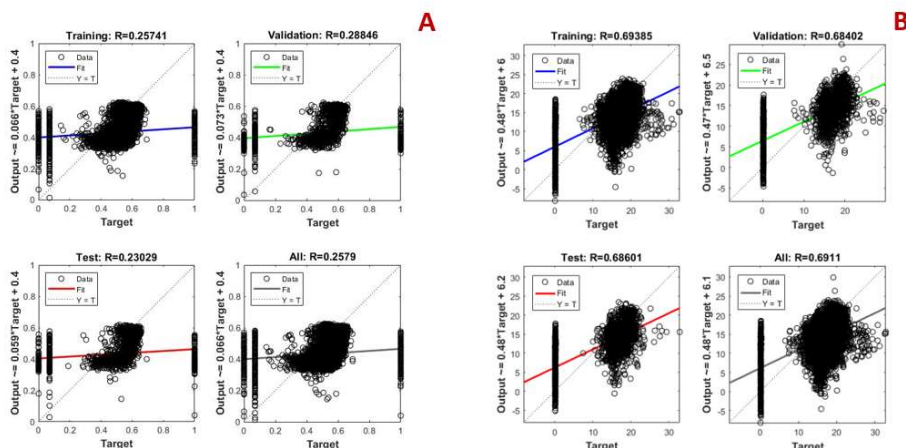
جدول ۴. آستانه‌های تعیین شده به روش هیستوگرام طیفی (رخداد اول ۲۱ تا ۲۴ نوامبر، رخداد دوم ۳ تا ۹ دسامبر).

رخداد توفانی	NDDI	BTD
رخداد اول	۰ تا ۰/۶	۱/۵ تا ۱
رخداد دوم	۰/۳ تا ۰/۶	۱/۲ تا ۰/۸



شکل ۱۰. تعداد دفعات تکرار (Epoches) در اجرای شبکه عصبی برای رسیدن به آموزش بهینه و بهترین کارایی (performance) مدل (تصویر A مربوط به شاخص NDDI و تصویر B مربوط به شاخص BTD).

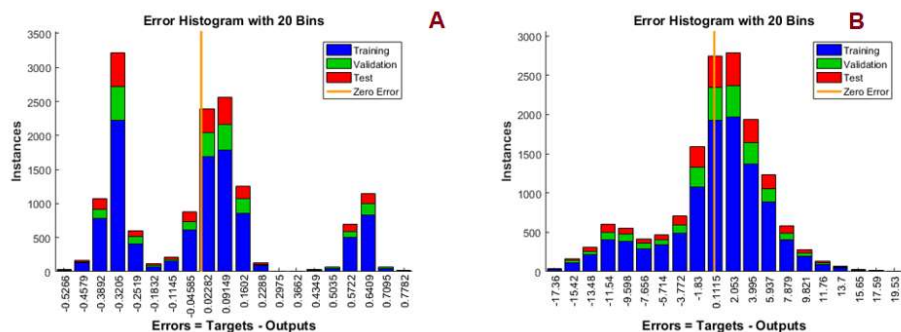
طبق بررسی داده‌های دید افقی ایستگاه‌های هواشناسی استان، گردوخاک در برخی از ساعات به بیش‌ترین میزان خود رسیده و در ساعاتی دیگر از شدت آن کاسته شده است. طی روزهای توفانی متوالی در ساعات مشخصی دید افقی به کمترین میزان خود رسیده و این روند برای اکثر ایستگاه‌ها به همین منوال تکرار شده است، و از آنجایی که محصول عمق نوری مویس به صورت روزانه در اختیار است، بنابراین نمی‌توان از این محصول به عنوان مبنا برای ارزیابی صحت شاخص‌ها در همه ساعات روز استفاده کرد. بنابراین، به منظور صحت‌سنجی شاخص‌ها، شناسایی و آشکارسازی دقیق گردوخاک و تمایز آن از پدیده‌های دیگر از روش آستانه‌گذاری استفاده شده است. با وجود این که محققان آستانه‌های مختلفی را برای گردوخاک تعیین کرده‌اند؛ اما آستانه‌ها متناسب با الگوریتم‌ها، مناطق و رویدادهای مختلف متفاوت‌اند. هرچه قدر آستانه با دقت بیشتری تعیین شود بارزسازی



شکل ۱۱. نمودار معادله رگرسیونی بین مقادیر متغیرهای مؤثر در پدیده گردوخاک (در مرحله‌ی آموزش).

واقعی نزدیک‌تر هستند. میزان دقت مدل برای شاخص NDDI، ۰/۲ و برای شاخص BTD، ۰/۶۹ به‌دست آمده است.

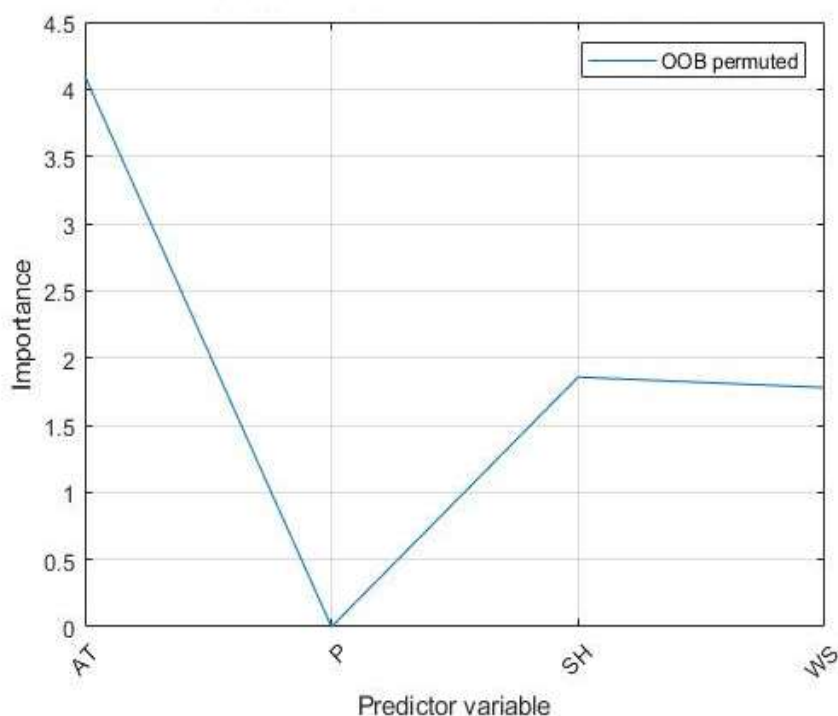
شکل ۱۱ میزان دقت شبکه در پیش‌بینی پدیده گردوخاک را نشان می‌دهد. تصویر A مربوط به NDDI و تصویر B مربوط به BTD است. هرچه تجمع نقاط در محور قطری (محور صفر) بیش‌تر باشد مقادیر خروجی به مقادیر



شکل ۱۲. نمودار عملکرد شبکه، توزیع خطای داده‌های مدل (A مربوط به شاخص NDDI و B مربوط به شاخص BTD).

در نظر گرفته برای آزمون مدل ۳۶۶۰، و همچنین تعداد کل درخت‌های حاضر در مدل ۴۰۰ در نظر گرفته شده است. علاوه‌براین روش جنگل تصادفی می‌تواند برآورد کند که کدام متغیر در پیش‌بینی از اهمیت بیشتری برخوردار است. شکل ۱۳ اهمیت متغیرهای ورودی در پیش‌بینی گردوخاک به روش جنگل تصادفی را نشان می‌دهد. ملاحظه می‌شود که دما دارای اهمیت بیش‌تر و فشار دارای اهمیت کم‌تری است.

شکل ۱۲ مقادیر خطای داده‌های آموزش شبکه را نشان می‌دهد. تصویر A مربوط به NDDI، و تصویر B مربوط به BTD است. همه‌ی خطای مربوط به BTD حول محور صفر توزیع شده‌اند. (با توزیع نزدیک به نرمال و میانگین نزدیک به صفر) و این نشان دهنده‌ی عملکرد خوب شبکه در آموزش داده‌های BTD است. در حالت کلی تعداد داده‌هایی که به‌عنوان نمونه‌آموزشی در نظر گرفته شده است و در ساخت مدل جنگل تصادفی حضور دارند ۱۴۶۴۰ و تعداد داده‌های



شکل ۱۳. اهمیت متغیرهای اقلیمی در مدل‌سازی جنگل تصادفی را نشان می‌دهد.

پیش‌بینی شده و داده‌های اندازه‌گیری شده در جدول ۵ نشان داده شده است. بر اساس نتایج در مجموع بهترین عملکرد در این دو مدل برای پیش‌بینی گردو خاک، مربوط به مدل جنگل تصادفی بوده است.

باتوجه به شکل ۱۳ کمیت‌های دما و رطوبت مؤثرترین عامل بر پیش‌بینی مقدار گردو خاک هستند. پس از اجرا و ساختن مدل‌های مذکور، ۲۰٪ داده‌های که برای ساختن مدل مورد استفاده قرار نگرفته بودند جهت اعتبارسنجی مدل به کار رفتند. نتایج حاصل از اعتبارسنجی داده‌های

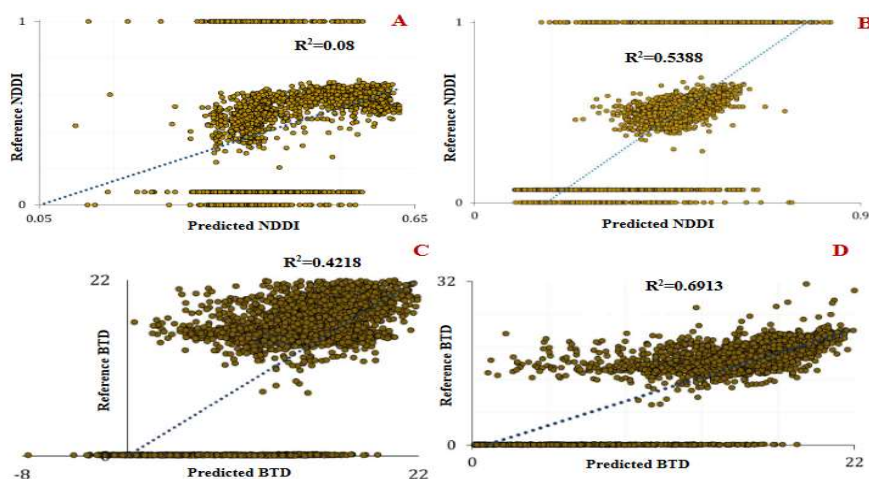
جدول ۵. اعتبارسنجی دو روش مدل‌سازی توفان گردو خاک.

MAE	RMSE	R ²	روش	شاخص توفان گردو خاک
۰/۲۴	۰/۳۱	۰/۰۸	شبکه عصبی	NDDI
۰/۲۳	۰/۳۰	۰/۵	جنگل تصادفی	
۴/۶	۶/۰۰	۰/۴۲	شبکه عصبی	BTD
۲/۸	۴/۴	۰/۶۹	جنگل تصادفی	

جنگل تصادفی نشان داد که R^2 به بیش از ۰/۵۵ و RMSE به ۰/۳ رسید که قابل قبول است. در حالی که R^2 حاصل از اجرای مدل جنگل تصادفی به منظور برآورد BTD در

دقت محاسبه شده برای روش شبکه عصبی پیش‌بینی‌کننده NDDI راضی‌کننده نیست؛ ولی درستی‌سنجی سری‌های زمانی NDDI پیش‌بینی شده با مدل

شاخص به کاررفته، سری‌های زمانی مقادیر NDDI و BTD را می‌توان با معرفی ورودی‌های تعریف شده، پیش‌بینی کرد. شکل ۱۴ نمودارهای پراکنش مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر اندازه‌گیری شده برای هر دو شیوه شبکه عصبی و جنگل تصادفی و هر دو دسته سری‌های زمانی NDDI و BTD را نشان می‌دهد.



شکل ۱۴. مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده NDDI و BTD دو شبکه عصبی و جنگل تصادفی.

بررسی مطالعات انجام گرفته در داخل و خارج از کشور حاکی از آن است که در زمینه مدل‌سازی و پیش‌بینی گردوخاک با استفاده از تصاویر سنجنده SEVIRI و روش جنگل تصادفی تحقیق یا پژوهشی که بتواند دید کلی‌تر از گردوخاک به ما نشان دهد و دقت و کفایت موضوع را در برگرفته باشد صورت نگرفته و اگر هم باشد، بسیار نادر است.

۴ بحث و نتیجه‌گیری

هدف از پژوهش حاضر مدل‌سازی و پیش‌بینی پدیده مخاطره‌ای گردوخاک با استفاده از شاخص‌های طیفی شناسایی ریزگردها و پارامترهای اقلیمی در استان هرمزگان بوده است. نتایج حاصل از پژوهش نشان داد که گردوخاک پدیده‌ای به شدت پویا است؛ بنابراین، به ابزاری نیاز است که بتوان آن را به طور دائم و متوالی مورد بررسی

حدود ۰/۷ بود که بهترین عملکرد را در میان روش‌های پیاده شده نشان داد. بنابراین، باتوجه به این مطالب، بهترین مدل برای پیش‌بینی غلظت گردوخاک در استان هرمزگان مدل ایجاد شده به روش جنگل تصادفی است. بعد از اعتبارسنجی و مقایسه عملکرد دو مدل برای مدل‌سازی توفان گردوخاک بر اساس سری‌های زمانی دو

شکل A مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده NDDI به روش شبکه عصبی، B مربوط به مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده NDDI به روش جنگل تصادفی، C مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده BTD به روش شبکه عصبی و همچنین در شکل D مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده BTD به روش جنگل تصادفی را نمایش داده است.

ضریب تعیین داده‌های اندازه‌گیری و داده‌های پیش‌بینی شده حاصل از روش جنگل تصادفی به طور قابل توجهی بیش‌تر از ضریب تعیین به دست آمده از روش شبکه عصبی است. ضریب تعیین BTD پیش‌بینی شده حاصل از مدل جنگل تصادفی، ۰/۷ به دست آمده که همبستگی بیش‌تر این داده‌ها را با مقادیر اندازه‌گیری نشان می‌دهد.

آشکارساز برای شناسایی توفان‌های گردوخاک در محدوده مورد مطالعه است. محصول عمق نوری مودیس از دقیق‌ترین روش‌های آشکارسازی گردوخاک به شمار می‌رود که گردوخاک را با دقت مناسب آشکار می‌کند. با این حال در روز ۲۴ نوامبر به دلیل وجود ماسک ابر در فرایند تولید عمق نوری و بازتاب زیاد نوارهای مرئی و حرارتی در سطوح بیابانی استان، بخش زیادی از گردوخاک به‌عنوان ابر شناسایی شده و از تصویر حذف گردیده است. این مشکل در پژوهش‌های مشابهی هم‌چون دمی‌زاده (۱۳۹۸) در استان هرمزگان و بادوک (۲۰۰۹) در دریاچه ایر استرالیا انجام شده نیز گزارش شده است که بخش زیادی از گردوخاک منطقه مورد مطالعه به دلیل وجود ماسک ابر از محصول عمق نوری حذف گردیده است.

ضریب تعیین (R^2) حاصل از مدل شبکه عصبی برای سری زمانی داده‌های NDDI، ۰/۰۸ و برای سری زمانی داده‌های BTDD، ۰/۴۲ به دست آمده است؛ بنابراین، دقت محاسبه شده روش ANN پیش‌بینی کننده NDDI راضی کننده نیست. نتایج این بخش با مطالعات جمالیزاده و همکاران (۱۳۸۹)، علیاری و همکاران (۱۳۸۷)، هوانگ و همکاران (۲۰۰۶) بوداقپور و چرخستانی (۱۳۸۷) مطابقت ندارد. به نظر می‌رسد که عملکرد ضعیف مدل به دلیل این است که شاخص NDDI گردوخاک روی خشکی به‌خوبی تشخیص نمی‌دهد. روش جنگل تصادفی قابلیت بهتری برای پیش‌بینی گردوخاک داشته است. ضریب تعیین حاصل از اجرای مدل جنگل تصادفی به‌منظور برآورد NDDI، ۰/۵ و برای BTDD حدود ۰/۷ به دست آمده که بیانگر عملکرد بهتر این مدل نسبت به روش شبکه عصبی است. جنگل تصادفی می‌تواند به طور دقیق ارتباطات ترکیبی بین متغیرهای مستقل و متغیرهای وابسته را توضیح دهد؛ بنابراین، در پژوهش حاضر که از داده‌های اقلیمی و سنجش از دوسنجش‌ازدورده‌اند این روش مفید واقع شده

قرار داد. تصاویر SEVIRI به دلیل زمین ثابت بودن و قدرت تفکیک زمانی بالا امکان پایش مستمر گردوخاک را فراهم می‌کند. قدرت تفکیک زمانی ۱۵ دقیقه‌ای تصاویر سنجنده SEVIRI می‌تواند توده‌های کوچک گردوخاک و هم‌چنین تغییرات کوچک را در تصاویر متوالی تشخیص دهد که با نتایج مطالعات خیراندیش و بداق جمالی (۱۳۹۸)، لی و همکاران (۲۰۰۷)، هنن و همکاران (۲۰۱۹) مطابقت دارد. طبق نتایج اعتبارسنجی شاخص‌ها با دید افقی ایستگاه‌های هواشناسی مشخص شد که شاخص NDDI به‌تنهایی قادر به شناسایی گردوخاک نیست و قدرت تفکیک گردوخاک را از سطح زمین ندارد. ولی برای محیط‌های آبی عملکرد مناسب‌تری دارد. به نظر می‌رسد که این رویکرد به دلیل کاربری اراضی و پوشش متفاوت سطح زمین است. مهرابی و همکاران (۱۳۹۴)، زینالی و صیادی (۱۳۹۷)، دیرآوری و همکاران (۱۳۹۸) و آلبوگامی و همکاران (۲۰۱۸) محدودیت‌های این شاخص را نیز گزارش داده‌اند که با نتایج این بخش از پژوهش مطابقت دارد.

شاخص BTDD و تعیین آستانه مناسب با منطقه مورد مطالعه و رویدادهای مختلف برای تشخیص بهتر گردوخاک مفید واقع شده است. اوچیر خویاک و تسلومان (۲۰۰۸)، باداک و همکاران (۲۰۰۹) و ژانگ و همکاران (۲۰۱۵) در مطالعات خود با الگوریتم BTDD گردوخاک منطقه را به‌خوبی بارسازی کرده‌اند. اگرچه آستانه‌هایی به طور جهانی برای شاخص‌ها به‌منظور شناسایی گردوخاک معرفی شده‌اند. اما آستانه‌ها برای رویدادها و مناطق مختلف به دلیل کاربری اراضی، خصوصیات منطقه و شرایط جوی متفاوت تغییر می‌کند که با نتایج پژوهش‌های بادوک و همکاران (۲۰۰۹)، ژانگ و همکاران (۲۰۰۶)، دیرآوری و همکاران (۱۳۹۸)، خیراندیش و همکاران (۱۳۹۷) و دمی - زاده و همکاران (۱۳۹۹) مطابقت دارد و بیانگر لزوم تعیین آستانه مناسب با هر رویداد گردوخاک و الگوریتم‌های

منابع

اسکندری دامنه، هادی، اسکندری دامنه، حامد، صیادی، زهرا و خورانی، اسداله. (۱۴۰۰). ارزیابی تغییرات مکانی و زمانی عمق نورری و داده‌های اقلیمی در بازه زمانی ۲۰۱۹-۲۰۰۰ (مطالعه موردی: کشور ایران). تحقیقات مرتع و بیابان ایران، ۲۸(۴)، ۷۷۲-۷۸۶. doi: 10.22092/ijrdr.2021.125252

اکبری، ساجده (۱۳۹۵). برآورد مقادیر عمق نوری هواویزها (AOD). پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشکده‌ی منابع طبیعی. دانشگاه کردستان.

اکبری، الهه، فاخری، معصومه، پورغلامحسن، عفت، & اکبری، زهرا. (۱۳۹۴). پهنه بندی ماهانه میزان آلودگی هوا و بررسی نحوه ارتباط آن با عوامل اقلیمی (مطالعه موردی: شهر مشهد). نشریه محیط زیست طبیعی، ۶۸(۴)، ۵۴۷-۵۳۳.

امان پور، سعید، سلیمانی راد، اسماعیل، کشتکار، لیل و مختاری چلچله، صادق (۱۳۹۳). تخمین قیمت مسکن شهر اهواز با استفاده از شبکه عصبی. نشریه اقتصاد و مدیریت شهری. ۳، (۹)؛ ص ۴۵-۵۷.

بوداق پور، سیامک و چرخستانی، امیر (۱۳۸۷). پیش‌بینی میزان غلظت آلاینده های هوای تهران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. فصلنامه علوم و تکنولوژی محیط زیست، ۱۳(۱)، ص ۱-۱۰.

تمسکی، احسان، خورانی، اسداله، درویشی بلورانی، علی و نوحه گر، احمد. (۱۳۹۴). پایش و پیش‌بینی وقوع طوفان‌های گردوغبار با استفاده از داده‌های دورکاوی، سیستم اطلاعات مکانی و داده‌های زمینی براساس بررسی تغییرات پوشش گیاهی و عناصر اقلیمی (مطالعه موردی: جنوب و جنوب شرق ایران). نشریه سنجش از دور و GIS ایران، ۷(۴)، ۲۷-۴۴.

جمالی زاده تاج آبادی، محمدرضا، مقدم نیا، علیرضا، پیری، جمشید و اختصاصی، محمدرضا (۱۳۸۹). پیش

است. نتایج این بخش از پژوهش با مطالعات عالی محمودی سراب و همکاران (۱۳۹۷)، و هادیان فر و سهراب پور (۱۳۹۷) مطابقت دارد. در میان عناصر اقلیمی استفاده شده در مدل به‌عنوان متغیر پیش‌بینی کننده دما از اهمیت بیشتر و فشار از اهمیت کمتری نسبت به بقیه داده‌ها برخوردار بوده است. افزایش درجه حرارت سبب افزایش تبخیر و تعرق و خشکی خاک و در نهایت فرسایش خاک می‌شود که در اثر وزش بادهای نسبتاً شدید ذرات خاک از بستر خود جدا شده و به صورت توفان گردوخاک وارد جو می‌شود. محمودی سراب و همکاران (۱۳۹۷)، اکبری و همکاران (۱۳۹۴)، علیاری و همکاران (۱۳۸۷)، نیز در مطالعات خود به این نتیجه رسیدند که بین شاخص آلودگی هوا با عوامل اقلیمی رابطه معنی‌داری وجود دارد. علاوه بر این متغیرهای آب‌وهوایی از عوامل تاثیرگذار بر آلاینده‌های هوا به شمار می‌روند.

گردوخاک پدیده‌ای است که از لحاظ وسعت مکانی بسیار وسیع است و به‌صورت ملی مورد مطالعه قرار می‌گیرد. هم‌چنین از بعد زمانی گردوخاک پدیده‌ای که به شدت پویا بوده و از ساعتی به ساعت دیگر، موقعیت و مسیر حرکتش تغییر می‌کند. هر چقدر که دوره زمانی طوطولانی‌تر پیوسته‌تری از توفان گردوخاک انتخاب گردد قابلیت مدل بیش‌تر و داده‌های پیش‌بینی شده از دقت بهتری برخوردارند؛ بنابراین اگر متغیرهای ورودی مدل با دقت بیشتری انتخاب گردند عملکرد و دقت مدل‌سازی افزایش می‌یابد. بررسی اجمالی نتایج حاکی از آن است که استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور و روش جنگل تصادفی روشی کارآمد به‌منظور پیش‌بینی گردوخاک بوده است. نتایج پژوهش حاضر قابل‌اتکا بوده است و می‌توان در پژوهش‌های دیگر از جمله شناسایی و پتانسیل‌یابی مناطق مستعد توفان‌های گردوخاک استفاده گردد. پیشنهاد می‌گردد پژوهش‌های بیش‌تری در این زمینه و در زمینه‌های دیگر بر روی تصاویر SEVIRI در کشور انجام گیرد.

- جغرافیای طبیعی، ۵۳(۳)، ۳۱۹-۳۳۳.
- شریفی، ایمان، قاسم زاده، محمد. (۱۳۹۳). ارائه یک روش آستانه گذاری ترکیبی با استفاده از تکنیک های Kapur, Ramesh, Li. دومین همایش ملی پژوهش های کاربردی در علوم کامپیوتر و فناوری اطلاعات. تهران.
- علیاری شوره دلی، مهدی، تشنه لب، محمد و خاکی صدیق، علی (۱۳۸۷). پیش بینی کوتاه مدت آلودگی هوا با کمک شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه، خط حافظه دار تاخیر، گاما و ANFIS با روشهای ترکیبی آموزشی مبتنی بر PSO. نشریه کنترل، ۲، (۱)؛ ص ۱-۱۹.
- حسینی شه پریان، نبی الله، فیروزی، محمدعلی، و حسینی کهنوج، سیدرضا (۱۳۹۹). کاربرد شبکه عصبی مصنوعی و مدل همبستگی در پیش‌بینی پدیده گردوغبار در کلانشهر اهواز. انسان و محیط زیست، ۵۴.
- لطفی، محسن. (۱۳۹۹). ارزیابی کربن آلی خاک در منطقه‌ی حفاظت شده ارسباران بر مبنای تصاویر سنتینل. پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه تهران.
- مهرابی، شهباز، جعفری، رضا و سلطانی کویانی، سعید (۱۳۹۴). بررسی کارایی شاخص NDDI در پهنه بندی طوفان گردوغبار (مطالعه موردی: استان خوزستان). نشریه. ۴، (۸)؛ ص ۱-۱۰.
- عالی محمودی سراب، سجاد، معیری، محمد هادی، شتایی جویباری، شعبان و راشکی، علیرضا (۱۳۹۷). برآورد غلظت ریزگردها با استفاده از متغیرهای آب و هوایی (مطالعه موردی: شهرستان اهواز). محیط زیست طبیعی، ۷۱، (۳)، ص ۳۸۵-۳۹۷.
- هادیان فر، محمد و سهراب پور، حسن (۱۳۹۷). پیش‌بینی آلودگی هوای تهران با داده کاوی. ششمین کنگره بین المللی توسعه و ترویج علوم و فنون بنیادین در جامعه.
- بینی وقوع طوفان گرد و خاک با استفاده از روش شبکه های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: شهر زابل). نشریه تحقیقات مرتع و بیابان ایران. ۱۷، (۲)؛ ص ۲۰۵-۲۲۰.
- خیراندیش، زهرا، بداق جمالی، جواد و رایگانی، بهزاد (۱۳۹۷). شناسایی مسیرهای عبور گرد و خاک جنوب غرب ایران (مطالعه موردی: گرد و خاک ۳۰ خرداد ۱۳۹۱). نیوار، ۴۲(۱۰۱۰۱)، ص ۱-۱۰.
- خیراندیش، زهرا و بداق جمالی، جواد (۱۳۹۸). بررسی ماهواره‌ها و سنجنده‌های شناسایی کننده گردوغبار و هواویزها. پژوهش های محیط زیست، ۱۰(۱۹)، ص ۶۱-۷۲.
- کمیلیان، حسین (۱۳۹۲). مدل سازی توده های گردوغبار با استفاده از سنجش از دور. پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه تربیت مدرس.
- دیراوی پور، مرضیه، محمد عسگری، حسین، فرهادی، سعید و نجفی، ایمان (۱۳۹۸). آشکارسازی پدیده گردوغبار جنوب غرب ایران با استفاده از شاخص های NDDI و BTD و شبکه عصبی. فصلنامه علمی- پژوهشی اطلاعات جغرافیایی «سپهر»، ۲۸(۱۱۱)، ص ۲۱۷-۲۳۴.
- دمی زاده، محمود، مهدوی، رسول، نوروزی، علی‌اکبر، حلّی‌ساز، ارشک و غلامی، حمید. (۱۴۰۰). آشکارسازی و واکاوی گردوغبار در استان هرمزگان. مهندسی و مدیریت آبخیز، ۱۳(۱)، ص ۱۱۱-۱۲۴.
- زینالی، بتول و اصغری، صیاد. (۱۳۹۷). ارزیابی برخی شاخص های شناسایی گردوغبار و پایش آن (مطالعه موردی توفان ۱۰ اوت ۲۰۰۸ شرق ایران). جغرافیا و برنامه ریزی، ۲۲(۶۵)، ص ۲۰۵-۲۲۲.
- سلیمانی، مسعود، ارگانی، میثم، پاپی، رامین، امیری، فاطمه. (۱۴۰۰). پیش‌بینی عمق نوری آئروسول ماهواره ای با استفاده از داده کاوی پارامترهای اقلیمی. پژوهش های

- Ackerma, S. A. (1997). Remote sensing aerosols using satellite infrared observations, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 102, (D14), 6391-17217.
- Anselin, L., Syabri, I., and Kho, Y. (2010). GeoDa: an introduction to spatial data analysis. In *Handbook of applied spatial analysis* (pp. 73-89). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Albugami, S., Palmer, S., Meersmans, J., and Waine, T. (2018). Evaluating MODIS dust-detection indices over the Arabian Peninsula. *Remote Sensing*, 10(12), 1993
- Ashpole, I., and Washington, R. (2012). An automated dust detection using SEVIRI: A multiyear climatology of summertime dustiness in the central and western Sahara. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 117(D8).
- Baddock, M. C., Bullard, J. E., and Bryant, R. G. (2009). Dust source identification using MODIS: a comparison of techniques applied to the Lake Eyre Basin, Australia. *Remote Sensing of Environment*, 113(7), 1511-1528.
- Breiman, Leo. "Random forests." *Machine learning* 45.1 (2001): 5-32.
- Fu, B., Wang, Y., Campbell, A., Li, Y., Zhang, B., Yin, S., ... and Jin, X. (2017). Comparison of object-based and pixel-based Random Forest algorithm for wetland vegetation mapping using high spatial resolution GF-1 and SAR data. *Ecological indicators*, 73, 105-117.
- Huang, J., Ge, J., and Weng, F. (2007). Detection of Asia dust storms using multisensor satellite measurements. *Remote Sensing of Environment*, 110(2), 186-191.
- Huang, M., Peng, G., Zhang, J., and Zhang, S. (2006). Application of artificial neural networks to the prediction of dust storms in Northwest China. *Global and Planetary change*, 52(1-4), 216-224.
- Hennen, M., White, K., and Shahgedanova, M. (2019). An assessment of SEVIRI imagery at various temporal resolutions and the effect on accurate dust emission mapping. *Remote Sensing*, 11(8), 918.
- Li, J., Zhang, P., Schmit, T. J., Schmetz, J., and Menzel, W. P. (2007). Quantitative monitoring of a Saharan dust event with SEVIRI on Meteosat-8. *International journal of remote sensing*, 28(10), 2181-2186.
- Pourghasemi, H. R., and Kerle, N. (2016). Random forests and evidential belief function-based landslide susceptibility assessment in Western Mazandaran Province, Iran. *Environmental earth sciences*, 75(3), 185.
- Qu, J. J., Hao, X., Kafatos, M., and Wang, L. (2006). Asian dust storm monitoring combining Terra and Aqua MODIS SRB measurements. *IEEE Geoscience and remote sensing letters*, 3(4), 484-486.
- Randall, V. M. (2008). Review: Satellite remote sensing of surface air quality. *Atmospheric Environment*.
- Zhang, B., Tsunekawa, A., & Tsubo, M. (2015). Identification of dust hot spots from multi-resolution remotely sensed data in eastern China and Mongolia. *Water, Air, & Soil Pollution*, 226(4), 1-18.
- Zhang, P., Lu, N. M., Hu, X. Q., & Dong, C. H. (2006). Identification and physical retrieval of dust storm using three MODIS thermal IR channels. *Global and Planetary Change*, 52(1-4), 197-206.

Modeling dust storm based on spectral dust indicators and artificial intelligence in Hormozgan province

Sedigheh Moorianizadeh¹, Asadollah Khorani^{2*} and Mohammad sharif³

¹ M.Sc., University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran

² Associate Professor, University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran

³ Assistant Professor, University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran

(Received: 28 September 2023, Accepted: 12 February 2024)

Summary

One of the current weather phenomena that has affected Iran nationwide is the dust storm. Hormozgan province, located in the country's south (in the global arid and semiarid region), is prone to wind erosion and dust storms due to its proximity to the Central Persian and Arabian deserts and its lack of vegetation cover. According to a review of the literature, earlier studies on simulating dust storms in the Hormozgan region have primarily used MODIS products on a daily time scale for the study area. The aim of this study was to model dust storms using spectral indices, such as the Normalized Difference Dust Index (NDDI) and Brightness Temperature Difference (BTD), based on the Artificial Neural Network (ANN) and Random Forest (RF) methods, two of the most well-known and effective machine learning techniques in the modeling and prediction fields, on an hourly time scale using Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager (SEVIRI) METEOSAT images.

The indicators were computed using METEOSAT images during the selected dates (21–24 November 2016 and 3–9 December 2016) for dusty days with visibility of less than 1000 m (8 images per day). In order to model and predict dust storms, the Artificial Neural Network (ANN) and Random Forest (RF) methods were used. NDVI and BT were used as dependent variables, and Air Temperature (AT), Wind Speed (WS), Air Pressure (P), and Absolute Humidity (AH) extracted from NASA GES DISK were used as independent variables. Time scales for SEVIRI images and NASA GES DISK climate reanalysis data were 4 and 3 hours, respectively. Climate reanalysis data were extrapolated to 4 hours each day. The findings demonstrate that the NDDI's Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and coefficient of determination (R²) were, respectively, 0.08, 0.31, and 0.24 based on ANN. While the BT index values were 0.42, 0.6 and 0.46, respectively. Based on the RF technique, the NDVI model had R², RMSE, and MAE values of 0.55, 0.3, and 0.23, whereas the corresponding values for BT were 0.69, 0.44, and 2.8. The results show that RF models combined with climate reanalysis data have a good performance in modeling and predicting dust storms in the Iranian province of Hormozgan. BT index generated from SEVIRI images with a 4-hour time resolution and RF models are also of outstanding performance. Further research is needed to evaluate the performance of the method used in this research in other regions of Iran.

Keywords: Dust storm, brightness temperature difference, SEVIRI, artificial intelligence