



## مدل سازی و پیش بینی آلودگی گرد و غبار با استفاده از داده های ماهواره ای و مدل های یادگیری ماشین (مطالعه موردی: اهواز)

علیرضایوسفی کبریا<sup>۱</sup>، مهدی نادی<sup>۲\*</sup>، عبادت قنبری پرمهر<sup>۲</sup>، ژونگ چانگ سانگ<sup>۴</sup>

تاریخ دریافت:

تاریخ پذیرش:

### چکیده

آلودگی گرد و غبار یکی از چالش های زیست محیطی در مناطق خشک و نیمه خشک است که تأثیرات زیان بار آن بر سلامت عمومی، کشاورزی، منابع آبی و زیرساخت ها حائز اهمیت است. در این پژوهش به منظور پیش بینی آلودگی ریزگرد (PM10) شهر اهواز، از شاخص AOD ماهواره مودیس در بازه زمانی ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ استفاده شد و چهار تکنیک یادگیری ماشین شامل MLP و LSTM، SGB، XGBoost و HYSPLIT، مسیره های ریزگرد ردیابی و فراوانی آن بررسی شد. سپس با استفاده از تصاویر تروکالر ماهواره، ایستگاه های مجازی در مسیر حرکت ریزگرد تعیین و از مقادیر AOD این نقاط به عنوان داده های ورودی به مدل های پیش بینی استفاده شد. نتایج نشان داد که همبستگی داده های شاخص AOD ماهواره ای با داده های واقعی PM10 در سال های ۲۰۲۱ و ۲۰۲۲ در حد ۰/۰۱ معنادار بوده و ضرایب تعیین به ترتیب ۰/۸۹ و ۰/۸۵ به دست آمد. بررسی نقشه های مسیریابی ریزگردها مشخص کرد که گرد و غبار از مبدأ کشور عراق به اهواز منتقل شده است. میانگین داده های AOD از هشت ایستگاه مجازی در یک گام زمانی به عقب برای پیش بینی یک هفته ای استفاده شد. نتایج نشان داد که روش XGBoost با میانگین مطلق خطا ۰/۰۸ و ضریب تعیین ۰/۸۷ عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل ها داشت. همچنین، مدل های SGB و LSTM به ترتیب در رتبه های بعدی و MLP کمترین دقت را داشته است. نتایج پیش بینی هفت روزه نشان داد که مدل های بوستینگ، به ویژه XGBoost، توانایی بالایی در درک نوسانات داده ها دارد. نتایج این پژوهش نشان می دهد که داده های ماهواره ای AOD و مدل های پیشرفته یادگیری ماشین ابزارهای مؤثری برای پیش بینی و مدیریت آلودگی گرد و غبار می باشد.

کلمات کلیدی: شاخص AOD، ردیابی ریزگرد، مدل HYSPLIT، XGBoost

### مقدمه

تدریج کیفیت و کمیت محصولات را تحت تأثیر قرار می دهد (Bolan et al., 2024). علاوه بر این، نفوذ ریزگردها به منابع آبی منجر به آلودگی و کاهش دسترسی به آب پاک می شود که اثرات جبران ناپذیری بر اکوسیستم ها و امنیت غذایی دارد (He et al., 2023). همچنین ریزگردها در سالیان اخیر سبب آلودگی هوا و کاهش کیفیت هوا در مناطق مختلف جهان شده است (Yosefi kebriya et al., 2024). آلودگی هوا به یکی از مسائل جدی بهداشتی و زیست محیطی

ریزگردها به عنوان یکی از عوامل اصلی تخریب محیط زیست و تهدیدی جدی برای منابع کشاورزی و آبی، نقشی اساسی در تشدید تغییرات اقلیمی و کاهش کیفیت زندگی دارد (Yosefi kebriya et al., 2024). این ذرات معلق که اغلب از خشک شدن تالاب ها، بیابان زایی، و فعالیت های انسانی ناشی می شود، با پوشاندن سطح گیاهان و ممانعت از فرایند فتوسنتز، تولیدات کشاورزی را کاهش داده و به

\* نویسنده مسئول: mehdi.nadi@gmail.com

<sup>۱</sup> استادیار، گروه سنجش از دور، دانشکده نقشه برداری، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران

<sup>۲</sup> مرکز تحقیقات بین المللی داده های بزرگ برای اهداف توسعه پایدار، آکادمی علوم چین، پکن، چین

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آب، هواشناسی کشاورزی، دانشکده مهندسی زراعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران  
<sup>۲</sup> استادیار، گروه مهندسی آب، هواشناسی کشاورزی، دانشکده مهندسی زراعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران

نحوه ارجاع مقاله:

یوسفی کبریا، ع.، نادی، م.، قنبری پرمهر، ع.، چانگ سانگ، ژ. ۱۴۰۴. مدل سازی و پیش بینی آلودگی گرد و غبار با استفاده از داده های ماهواره ای و مدل های یادگیری ماشین (مطالعه موردی: اهواز). نشریه هواشناسی کشاورزی، ۱۳(۲)، ۲۹-۴۶. DOI: 10.22125/agmj.2024.459793.1169  
Yousefi Kebriya, A., Nadi, M., Ghanbari Parmehr, E., Changsang, Z. 2026. Modeling and forecasting dust pollution using satellite data and machine learning techniques (A case study of Ahvaz). Journal of Agricultural Meteorology, 13(2), 29-46. DOI: 10.22125/agmj.2024.459793.1169

مانند شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های یادگیری تقویتی، قادر به تحلیل داده‌های پیچیده و شبیه‌سازی روابط غیرخطی میان متغیرهای مختلف هستند (Benti et al., 2023). این پیش‌بینی‌ها به دولت‌ها و مقامات بهداشتی کمک می‌کنند تا از وضعیت آلودگی هوا مطلع شوند، تدابیر لازم را برای حفاظت از سلامت عمومی اتخاذ کنند و برنامه‌ریزی‌های بهینه‌ای برای کاهش آلودگی و بهبود کیفیت زندگی انجام دهند. پژوهش‌های متعددی در این زمینه صورت گرفته از جمله، (Faraji et al., 2021)، مدل مکانی-زمانی مبتنی بر واحد گیت دار بازگشتی (GRU) را برای پیش‌بینی غلظت ذرات PM2.5 در تهران ارائه داده و آن را با روش‌های SVR و LSTM مقایسه کرده‌اند. داده‌های استفاده شده شامل اطلاعات ساعتی از ۱۳ ایستگاه سنجش آلودگی و ۳ ایستگاه سینوپتیک است. مدل GRU با RMSE برابر ۷/۹۷ میکروگرم بر مترمکعب و MAE برابر ۵/۳۵ میکروگرم بر مترمکعب بهترین عملکرد را داشته و ۸۰ درصد از تغییرات PM2.5 را پیش‌بینی کرده است. Karami et al., (2023)، قابلیت‌های مدل‌های یادگیری ماشین، از جمله ماشین بردار پشتیبان (SVM) و جنگل تصادفی (RF) را با استفاده از الگوریتم ترکیبی ژنتیک (GA) برای پیش‌بینی آلودگی هوا در تهران بررسی کرده‌اند. داده‌ها از شرکت کنترل ترافیک تهران جمع‌آوری شده است. مدل ترکیبی GA-RF با ضریب تعیین (R<sup>2</sup>) برابر ۰/۹۹۷ و مقدار RMSE برابر ۰/۱۵۳، دقت بالایی در پیش‌بینی آلودگی هوا نشان داده است. (Yadav et al., 2024)، به بررسی کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی آلاینده‌های هوا پرداخته است. این تحقیق نشان می‌دهد که ANN دقت بیشتری نسبت به روش‌های سنتی در پیش‌بینی آلاینده‌ها دارد و می‌تواند با استفاده از پارامترهای جوی مختلف، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه دهد. همچنین، خلاهای تحقیقاتی در این زمینه شناسایی شده و نتایج می‌تواند به توسعه هوش مصنوعی در پیش‌بینی آلاینده‌ها کمک کند. در مطالعه‌ای به پیش‌بینی اثرات بهداشتی PM2.5 با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در شهر اهواز پرداخت. مدل ANN شامل یک لایه ورودی با ۸ پارامتر، یک لایه مخفی با ۲۷ نورون و یک لایه خروجی بود. این مدل با ۸۰٪ و ۹۰٪ داده‌ها آموزش داده

جهانی تبدیل شده است که رشد سریع شهری و صنعتی شدن به تشدید آن افزوده است. به ویژه، ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون (PM10<sup>۱</sup>) که به عمق ریه‌ها و جریان خون وارد می‌شوند، مشکلات جدی سلامتی و زیست‌محیطی را به همراه دارند (Arias-Perez et al., 2020). این ذرات حتی در غلظت‌های پایین نیز می‌توانند منجر به بیماری‌های تنفسی، قلبی و سایر اختلالات جدی شوند. قرار گرفتن در معرض این آلاینده‌ها خطر ابتلا به بیماری‌های قلبی-عروقی، تنفسی و سرطان‌ها را افزایش می‌دهد. آلودگی هوا همچنان یکی از عوامل اصلی مرگ و میر در جهان است و در ایران، سالانه حدود ۴۱ هزار نفر به دلیل آلودگی هوا جان خود را از دست می‌دهند (Thangavel et al., 2022; Safarian et al., 2018). در مناطقی مانند خاورمیانه، تأثیرات بهداشتی طوفان‌های گرد و غبار بسیار برجسته است. گرد و غبار می‌تواند به مشکلات تنفسی، بیماری‌های قلبی-عروقی و تشدید بیماری‌هایی مانند آسم و برونشیت مزمن منجر شود. خاورمیانه به دلیل خشکسالی‌های طولانی و شرایط خشک، دچار طوفان‌های گرد و غبار شدیدی شده است که بر سلامت و محیط زیست تأثیرات منفی زیادی دارند (Sadeghi moghadam et al., 2022). در شهرهایی مانند اهواز، غلظت‌های بالای PM10 به مشکلات بهداشتی و آسیب‌های زیست‌محیطی جدی منجر شده است. علاوه بر اثرات بهداشتی، آلودگی ناشی از PM10 می‌تواند به تغییرات آب و هوایی، آسیب به اکوسیستم‌ها و کاهش کیفیت آب و خاک منجر شود (Mansouri Moghadam., 2024). گرد و غبار ناشی از مناطق مرزی مانند عراق، سوریه و عربستان به شدت بر افزایش آلودگی گرد و غباری در ایران تأثیر می‌گذارد. عوامل دیگری مانند خشک شدن تالاب‌ها، خشکسالی‌ها و فرسایش خاک نیز به تشدید این مشکلات کمک می‌کنند (Yousefi Kebriya et al., 2024). برای مقابله با این چالش‌ها، پیش‌بینی دقیق غلظت‌های PM10 و استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و تکنیک‌های ماشین لرنینگ اهمیت ویژه‌ای دارد. داده‌های ماهواره‌ای، مانند اطلاعات AOD<sup>۲</sup> (غبار اپتیکی جوی)، می‌توانند توزیع و حرکت ذرات معلق در جو را به دقت شبیه‌سازی کنند (Handschuh et al., 2023). تکنیک‌های یادگیری ماشین، به ویژه مدل‌های پیشرفته

<sup>2</sup> Aerosol Optical Depth<sup>1</sup> Particulate Matter with a diameter of 10 μm or less

درخت تصمیم (DT)، درخت رگرسیون تقویتی (BRT) و جنگل تصادفی (RF) پرداخته شد. نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی با دقت  $0.98/37\%$  و حساسیت  $0.97/19\%$  بهترین عملکرد را در پیش‌بینی  $PM_{10}$  دارد (Shaziyani et al., 2022). در سال ۲۰۱۱، سازمان جهانی بهداشت اهواز را به عنوان یکی از آلوده‌ترین شهرهای جهان شناسایی کرد. این وضعیت ناشی از تأثیرات منفی جدی بر سلامت عمومی و مشکلات زیست‌محیطی مرتبط با غلظت‌های بالای  $PM_{10}$  در این منطقه است. گرد و غبار در اهواز به کاهش کیفیت هوا، آسیب به زیرساخت‌های شهری و ایجاد مشکلات اقتصادی و اجتماعی گسترده منجر شده است (Asadifard and Masoudi, 2018). اگرچه مطالعات متعددی در زمینه پیش‌بینی آلودگی هوا در اهواز و دیگر شهرهای ایران صورت گرفته، اما هیچ تحقیقی به بررسی پیش‌بینی غلظت‌های  $PM_{10}$  در این شهر با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های عصبی بازگشتی و الگوریتم‌های تقویتی نپرداخته است. باتوجه به عدم وجود داده‌های بلند مدت  $PM_{10}$  در ایستگاه اهواز این مطالعه با هدف پر کردن این خلاء تحقیقاتی و بهبود پیش‌بینی‌های آلودگی، از داده‌های ماهواره‌ای MODIS شاخص AOD کشور عراق با یک گام زمانی (یک روز قبل) و داده‌های AOD شهر اهواز استفاده می‌کند، باتوجه به اینکه اکثر گرد و غبار شهر اهواز از کشور عراق وارد این شهر می‌شود لذا با گام زمانی یک روز قبل شاخص AOD کشور عراق به پیش‌بینی شاخص AOD شهر اهواز پرداخته شد. مدل‌های به کار رفته شامل  $MLP^2$ ،  $LSTM^4$ ،  $GB^5$  و XGBoost هستند. این تحقیق به تحلیل و ارزیابی این مدل‌ها در پیش‌بینی غلظت‌های AOD در اهواز می‌پردازد و نتایج آن می‌تواند به بهبود مدیریت کیفیت هوا و کاهش اثرات منفی آلودگی در این منطقه کمک کند.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

شهر اهواز، مرکز استان خوزستان در جنوب غربی ایران، به عنوان یکی از مناطق اصلی تحقیق در این مطالعه انتخاب

شد و نتایج آن نشان داد که مقدار ضریب همبستگی (R) برای این دو مدل به ترتیب  $0.80$  و  $0.83$  بود. نتایج نشان داد که بین غلظت  $PM_{2.5}$  و دما و سرعت باد رابطه مثبت وجود دارد. مدل ANN به عنوان ابزاری مؤثر برای پیش‌بینی دقیق و کاهش اثرات بهداشتی  $PM_{2.5}$  معرفی شد (Goudarzi et al., 2021). در پژوهشی به بررسی پیش‌بینی آلودگی هوا در کلان‌شهرهای تهران، تبریز و شیراز با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین پرداخته است. هدف تحقیق، توسعه مدلی مبتنی بر XGBoost برای پیش‌بینی روزانه آلاینده‌های هوا بود. سه معیار ارزیابی شامل ضریب تعیین ( $R^2$ )، RMSE و MAE برای ارزیابی مدل استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل پیشنهادی دقت نسبتاً پایینی در پیش‌بینی آلاینده‌ها داشت ( $R^2_{PM_{2.5}} = 0.36$ ،  $R^2_{SO_2} = 0.41$ ،  $R^2_{NO_2} = 0.46$ ،  $R^2_{PM_{10}} = 0.27$ ،  $R^2_{CO} = 0.38$  و  $R^2_{O_3} = 0.52$ ) (Kaviani et al., 2022). در تحقیقی به بررسی تأثیر پاندمی کووید-۱۹ بر غلظت‌های  $SO_2$  و  $PM_{10}$  در استان ساکارا پرداخت. این تحقیق با استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی در نرم‌افزار پایتون مدل‌سازی و نتایج پیش‌بینی با داده‌های واقعی مقایسه شد. نتایج نشان داد که همبستگی پیش‌بینی‌ها با داده‌های واقعی در محدوده  $0.67$  تا  $0.88$  و مقدار  $RMSE^1$  بین  $2/84$  تا  $14/09$  است. همچنین، در برخی روزها مقدار  $PM_{10}$  در استان ساکارا سه برابر حد مجاز می‌شود (Kurnaz and Demir, 2022). پژوهشی که به مقایسه مدل‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی غلظت  $PM_{10}$  در شهر لوبلین پرداخته شد و از مدل‌های مختلف شامل رگرسیون خطی، نزدیک‌ترین همسایگان، ماشین بردار پشتیبان، درخت‌های رگرسیون، مدل‌های گاوسی، شبکه عصبی مصنوعی ( $ANN^2$ ) و شبکه LSTM استفاده شد. داده‌های سه ساله شامل ۱۹ پارامتر برای توسعه مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل ANN با  $R^2$  برابر  $0.90$  بهترین عملکرد را داشت و می‌تواند برای پیش‌بینی سطح  $PM_{10}$  و تعیین خطر افزایش سطح هشدار استفاده شود (Kujawska et al., 2022). پیش‌بینی غلظت  $PM_{10}$  با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، شامل

<sup>4</sup> Long Short-Term Memory

<sup>5</sup> Stochastic Gradient Boosting

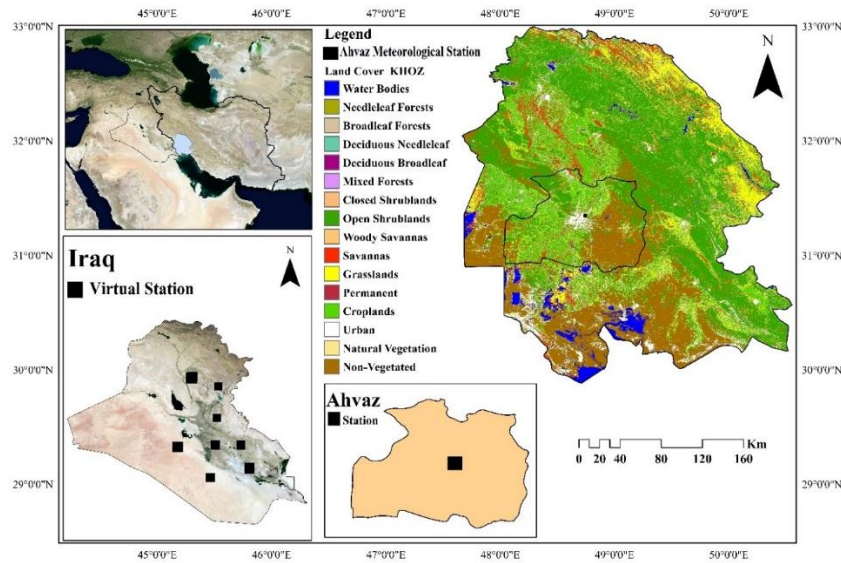
<sup>1</sup> Root Mean Square Error

<sup>2</sup> Artificial Neural Network

<sup>3</sup> Multilayer Perceptron

تالاب هورالعظیم و شادگان، از لحاظ منابع آبی و محیط زیستی اهمیت بسیاری دارد. همچنین، این شهر به دلیل قرار گیری در مسیر گرد و غبارهای کشورهای همسایه بحران های زیست محیطی مختلفی را تجربه می کند. اهواز به عنوان یکی از شهرهایی که بیشترین میزان ذرات معلق و آلودگی هوا را در جهان تجربه می کند (Ansari, Ghoghhar et al., 2021).

شده است. این شهر با مختصات جغرافیایی تقریبی  $31^{\circ}$  شمالی و  $48^{\circ} 40'$  شرقی واقع شده است. اهواز در منطقه ای با اقلیم فراخشک گرم قرار دارد (Khalili et al., 2022). که تحت تأثیر جریان های بادی مختلف از سمت غرب و جنوب غربی است و میزان بارش درازمدت سالانه آن در حدود ۲۱۵ میلیمتر می باشد (Nadi et al., 2012). این منطقه به دلیل قرارگیری در نزدیکی رودخانه کارون، شبکه های آبیاری گسترده و وجود تالاب های مهمی مانند



شکل ۱- موقعیت ایستگاه های مجازی و نقشه کاربری اراضی استان خوزستان و شهر اهواز

Figure 1- Location of the virtual stations and the land use map of Khuzestan Province and Ahvaz City

ماهواره ای (True Color) نیز استفاده گردید. در این تحلیل، هشت ایستگاه مجازی برای دریافت داده های AOD در مناطق مختلف طراحی شد و میانگین این چهار ایستگاه (برای افزایش دقت داده ها) ثبت شد و استخراج گردید، ایستگاه اهواز و ایستگاه های منطقه مورد مطالعه عراق در شکل ۱ قابل مشاهده است.

### کدنویسی گوگل ارث انجین<sup>۱</sup>

گوگل ارث انجین یک سرویس ابری است که توسط گوگل ارائه می شود و به انجام تحلیل های مکانی بر روی داده های ماهواره ای و زمینی کمک می کند. برای تحلیل و پایش گرد و غبار از داده های ماهواره MODIS و سامانه گوگل ارث انجین استفاده شد. داده های عمق نوری هواویز (AOD) برای دوره زمانی ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ از مجموعه

### داده های مورد استفاده

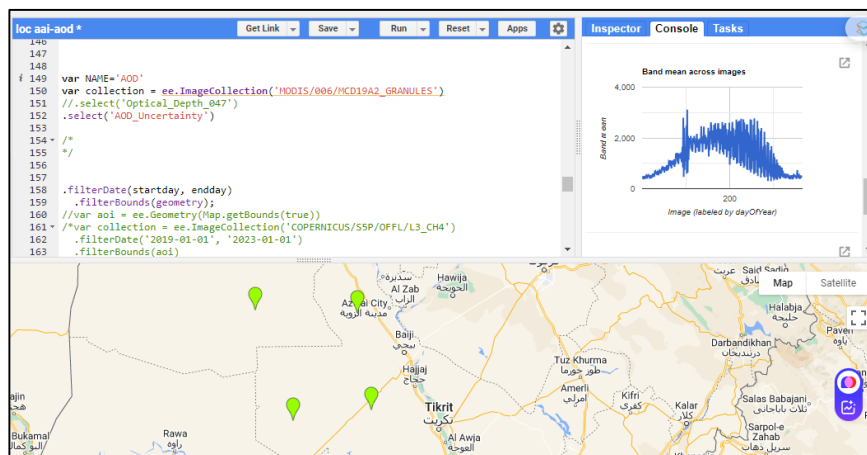
#### داده های واقعی و ماهواره ای

در این پژوهش، داده های PM10 مربوط به سال های ۲۰۲۱ و ۲۰۲۲ از ایستگاه آلودگی سنجی اهواز به عنوان یکی از منابع اصلی مورد استفاده قرار گرفت. علاوه بر این، داده های AOD (عمق نوری هواویز) ماهواره MODIS برای بازه زمانی هفت سال از ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲، برای منطقه اهواز و کشور عراق استخراج شد. فرآیند استخراج این داده ها با استفاده از کدنویسی پیشرفته در سامانه گوگل ارث انجین انجام شد. برای عراق، مناطقی انتخاب شدند که بیشترین میزان جریان های گرد و غبار از آن ها عبور می کردند. به منظور بررسی مسیر دقیق این جریان های گرد و غبار، مدل HYSPLIT به کار گرفته شد که در کنار آن از تصاویر

<sup>۱</sup> Google Earth Engine (GEE)

سال) فیلتر شده و میانگین روزانه به دست آمد. در نهایت، داده‌های استخراج شده به صورت نمودار سری زمانی برای بازه‌ی زمانی مذکور ترسیم شد و به صورت فایل اکسل استخراج گردید. برای هر روز، میانگین AOD در منطقه مورد مطالعه با مقیاس فضایی ۱۰۰۰ متر محاسبه و برای بررسی تغییرات روزانه گرد و غبار و شناسایی روندهای فصلی و سالانه مورد استفاده قرار گرفت، که در شکل ۲ قابل مشاهده است (Yousefi kebriya et al., 2024).

داده‌های MODIS/006/MCD19A2\_GRANULES استخراج گردید. برای انجام تحلیل‌های زمانی، داده‌ها در محدوده جغرافیایی منطقه مورد مطالعه فیلتر شد. این محدوده جغرافیایی با استفاده از تابع filterBounds مشخص شد و داده‌های AOD برای این منطقه استخراج گردید. به منظور محاسبه میانگین‌های روزانه AOD، تصاویر مربوط به هر روز از سال (۳۶۵ روز) از مجموعه داده‌ها با استفاده از توابع موجود در سامانه GEE فیلتر و محاسبه شد. برای هر روز، داده‌ها از لحاظ تقویمی (روزهای



شکل ۲- کد نویسی و فراخوانی داده از گوگل ارث انجین

Figure 2- Coding and data retrieval from Google Earth Engine

توسط اداره ملی اقیانوسی و جوی ایالات متحده (NOAA) توسعه یافته است. این مدل به پژوهشگران و مدیران محیط‌زیست این امکان را می‌دهد که جریان‌های هوا و پراکندگی آلاینده‌ها در اتمسفر را مدل‌سازی کنند و همچنین مسیر حرکت ذرات ریز را تخمین بزنند. علاوه بر این، مدل HYSPLIT از روش پراکندگی لاگرانژی برای درک توزیع گرد و غبار استفاده می‌کند. این برنامه از معادلات لاگرانژی برای ردیابی دقیق حرکت هر ذره ریز در فضا و زمان بهره می‌گیرد. داده‌های هواشناسی مانند سرعت و جهت باد، دما، فشار و رطوبت که از مدارهای ماهواره‌ای و ایستگاه‌های هواشناسی به دست می‌آیند، در این مدل استفاده می‌شوند. این مدل فرآیندهای جوی متعددی از جمله الگوهای باد، آشفتنگی و پایداری جوی را در نظر می‌گیرد. مدل HYSPLIT در طیف گسترده‌ای از کاربردها از جمله مطالعات آلودگی هوا، پراکندگی خاکستر

## ماهواره مودیس<sup>۱</sup>

ماهواره MODIS یکی از ابزارهای پیشرفته سنسور از دور است که توسط ناسا و NOAA برای پایش محیط زیست و اقلیم طراحی شده است. این ماهواره تصاویر با وضوح متوسطی را در ۳۶ باند طیفی مختلف ثبت می‌کند و اطلاعاتی درباره دمای سطحی، برف و یخ، گیاهان، گرد و غبار، کیفیت هوا، و وضعیت اقیانوس‌ها ارائه می‌دهد. داده‌های MODIS به دلیل پوشش جهانی و تکرار بالا، برای مطالعات زیست‌محیطی و اقلیمی بلندمدت و منطقه‌ای، نظیر پایش تغییرات اقلیمی و مدیریت منابع طبیعی، کاربرد گسترده‌ای دارند (NASA, 2015).

## مدل HYSPLIT<sup>۲</sup>

مدل HYSPLIT به عنوان یک برنامه شناخته شده برای مدل‌سازی پراکندگی ذرات معلق (ذرات ریز و آلاینده‌های هوا) مورد استفاده قرار می‌گیرد. این برنامه

<sup>2</sup> Hybrid Single-Particle Lagrangian Integrated Trajectory  
Journal of Agricultural Meteorology

<sup>1</sup> Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer  
نشریه هواشناسی کشاورزی

(RNN) است که برای مدل‌سازی داده‌های سری زمانی و داده‌های وابسته به ترتیب زمانی به کار می‌رود. این مدل قادر است اطلاعات طولانی مدت را از داده‌ها استخراج کند و برای پیش‌بینی‌های آینده استفاده نماید. مدل LSTM شامل چندین سلول حافظه است که قادر به ذخیره و انتقال اطلاعات در بازه‌های زمانی مختلف هستند (Isik and Akkan, 2024; Al-Selwi et al., 2024). مدل‌سازی‌ها با استفاده از کتابخانه PyTorch و زبان برنامه‌نویسی Python پیاده‌سازی شد. در این مطالعه، داده‌های AOD ماهواره‌ای مودیس از بازه زمانی ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ برای مناطق مشخص شده در عراق جهت پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار در شهر اهواز استفاده شد. داده‌های زمانی به عنوان شاخص زمانی تنظیم شده و برای شناسایی بهتر الگوهای زمانی و بهبود عملکرد مدل، ویژگی‌های مرتبط با ماه، فصل، روز هفته و روز سال استخراج گردید. علاوه بر این، از توابع سینوسی و کسینوسی برای نمایش چرخه‌های دوره‌ای و الگوهای زمانی استفاده شد. پس از پیش‌پردازش داده‌ها و استانداردسازی آنها، داده‌ها برای آموزش مدل‌های شبکه عصبی آماده شدند. ابتدا مدل MLP شامل سه لایه متراکم با تعداد ۱۲۸، ۶۴ و ۳۲ نورون طراحی گردید که هر یک از این لایه‌ها از تابع فعال‌سازی ReLU بهره‌مند بودند. برای جلوگیری از بیش‌برازش، از لایه‌های Dropout نیز در ساختار مدل استفاده شد. این مدل با استفاده از بهینه‌ساز Adam و تابع زیان (MSE)<sup>۱</sup> برای ۵۰ دوره آموزش داده شد. ورودی مدل شامل داده‌های ۷ روز گذشته و خروجی آن پیش‌بینی روز آینده بود. علاوه بر مدل MLP، یک مدل LSTM نیز طراحی شد. این مدل شامل دو لایه LSTM با ۱۲۸ و ۶۴ نورون بود که هر لایه به یک لایه Dropout متصل گردید. در پایان، یک لایه Dense به عنوان خروجی نهایی استفاده شد. مشابه مدل MLP، مدل LSTM نیز با بهینه‌ساز Adam و تابع زیان MSE کامپایل و برای ۵۰ دوره آموزش داده شد. داده‌های آزمون برای اعتبارسنجی مدل و سائز دسته‌ها به اندازه ۶۴ در نظر گرفته شد. پس از آموزش، مدل‌ها بر روی مجموعه داده آزمایشی پیش‌بینی انجام داده و نتایج به مقیاس اصلی بازگردانده شد. همچنین، برای پیش‌بینی دمای ۷ روز آینده از داده‌های آخرین نقاط شناخته شده استفاده گردید و به صورت تکراری

آشفشانی و انتشار مواد رادیواکتیو مورد استفاده قرار می‌گیرد (Rolph et al., 2017).

### شاخص کیفیت هوا (AQI)

شاخص کیفیت هوا (AQI) به صورت روزانه و حتی ساعتی اندازه‌گیری می‌شود و غلظت هر آلاینده هوا را ارزیابی می‌کند. غلظت هر آلاینده اندازه‌گیری شده و با استفاده از مقیاس یا شاخص استاندارد، به یک عدد از صفر تا ۵۰۰ تبدیل می‌شود، که در جدول ۱ قابل مشاهده است. شاخص کیفیت هوا یک اندازه‌گیری نسبی است، به این معنی که مقادیر پایین‌تر نشان‌دهنده‌ی کیفیت هوای بهتر و نگرانی کمتر برای سلامتی است، در حالی که مقادیر بالاتر نشان‌دهنده‌ی کیفیت هوای ضعیف‌تر و افزایش خطرات سلامتی است (Yousefi kebriya and Nadi, 2023). شاخص کیفیت هوا با استفاده از شاخص عمق اپتیکی آئروسول (AOD) تعیین می‌شود که جذب و پراکندگی نور توسط ذرات معلق (آئروسول) در جو را اندازه‌گیری می‌کند. AOD یک شاخص کمی است که بر حسب تعداد مولکول ذرات معلق هوا در هر کیلومتر مکعب از جو اندازه‌گیری می‌شود (NOAA, 2020).

جدول ۱- شاخص کیفیت هوا بر اساس مقادیر AOD و AQI (NOAA, 2020)

Table 1- Air quality index Based on AOD and AQI (NOAA, 2020)

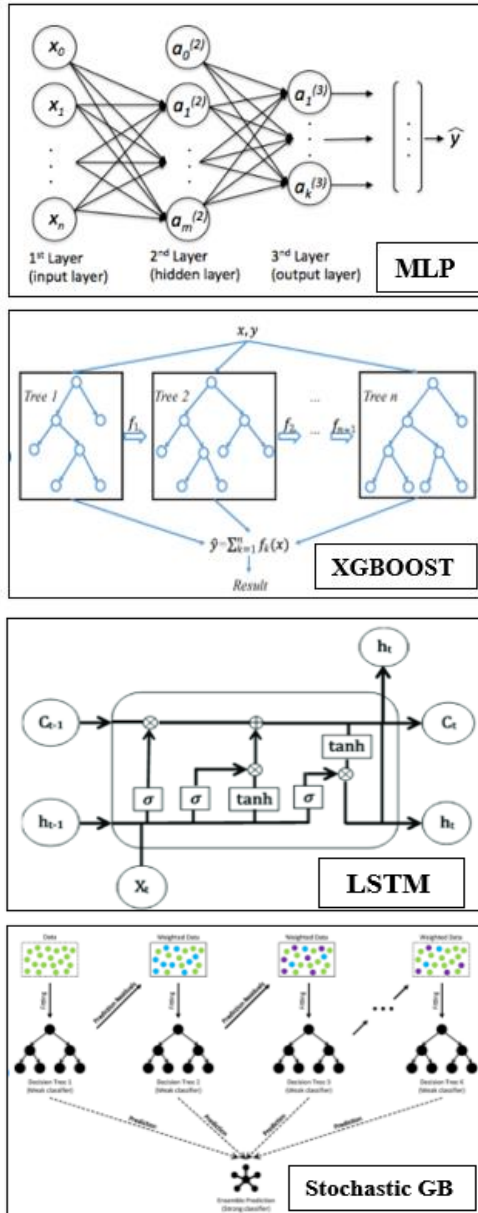
Levels of Concern	Values of Index AOD	Values of Index AQI
Good	<0.1	0-50
Moderate	0.1-0.3	51-100
Unhealthy	0.3-0.5	101-200
Very Unhealthy	0.5-1	201-300
Hazardous	1<	300<

### مدل‌های پیش‌بینی

#### مدل شبکه عصبی MLP و LSTM

شبکه MLP یک نوع شبکه عصبی مصنوعی است که از چندین لایه نرون به صورت متوالی تشکیل شده است. این شبکه از یک لایه ورودی، چند لایه مخفی، و یک لایه خروجی تشکیل می‌شود. هر نرون در هر لایه به تمامی نرون‌های لایه قبلی و بعدی متصل است (Ahmadnejad et al., 2024). شبکه LSTM یک نوع شبکه عصبی بازگشتی

<sup>1</sup> Mean Squared Error



شکل ۳- مدل‌های پیش‌بینی MLP, LSTM, XGBOOST و Stochastic GB (Ganaie et al., 2022)  
 Figure 3- Prediction models MLP, LSTM, XGBOOST, and Stochastic GB (Ganaie et al., 2022)

داده‌ها به دو بخش آموزشی و آزمایشی تقسیم شد و مدل XGBoost با استفاده از داده‌های آموزشی آموزش دیده و سپس بر روی داده‌های آزمایشی پیش‌بینی انجام شد. پیش‌بینی‌ها به مقیاس اصلی بازگردانده شده و نتایج به همراه مقادیر واقعی در یک فایل اکسل ذخیره شدند. همچنین، برای پیش‌بینی AOD در یک هفته آینده، از داده‌های آخرین نقاط شناخته‌شده استفاده شده و مدل پیش‌بینی‌های جدید به صورت تکراری تولید شد. مدل

پیش‌بینی‌های جدید تولید شد. نتایج پیش‌بینی‌ها به همراه مقادیر واقعی در یک فایل اکسل ذخیره شدند و عملکرد مدل‌ها با معیارهای مختلف ارزیابی شد.

### مدل Gradient Boosting

روش Gradient Boosting یکی از تکنیک‌های قدرتمند یادگیری ماشین است که در آن مدل‌های ضعیف (به‌طور معمول درخت‌های تصمیم‌گیری) به صورت متوالی برای بهبود دقت پیش‌بینی استفاده می‌شود. این روش مبتنی بر کاهش تدریجی خطا با استفاده از گرادینان نزولی است. در Stochastic GB، با کاهش بخشی از داده‌ها در هر مرحله (Sampling) و آموزش مدل‌ها بر روی این نمونه‌های تصادفی، عملکرد مدل بهبود یافته و خطر بیش‌برازش کاهش می‌یابد. XGBoost یک نوع پیشرفته از روش Gradient Boosting است که با استفاده از چندین بهینه‌سازی داخلی و قابلیت موازی‌سازی، عملکرد بهتری در مسائل پیچیده و مقیاس‌پذیر ارائه می‌دهد (Ganaie et al., 2022; Li et al., 2025). از طریق ترکیب درخت‌های تصمیم‌گیری کوچک به صورت تدریجی، خطای مدل‌های قبلی را تصحیح کرده و نتایج دقیق‌تری به دست می‌آورد (Zhao et al., 2025). این مدل‌ها در کتابخانه‌های تخصصی scikit-learn (برای Gradient Boosting) و کتابخانه XGBoost (برای XGBoost) زبان برنامه‌نویسی Python پیاده‌سازی شده. در این مطالعه، برای پیش‌بینی آلودگی گرد و غباری از نظر شاخص AOD از داده‌های سری زمانی استفاده شد. ابتدا داده‌های AOD در بازه زمانی ۲۰۱۶-۲۰۲۲ بارگذاری و ویژگی‌های فصلی و آماری مانند ماه، فصل، روز هفته و روز سال به داده‌ها افزوده شد. همچنین، برای نمایش الگوهای دوره‌ای، توابع سینوسی و کسینوسی به داده‌ها اضافه گردید. پس از پیش‌پردازش داده‌ها و استانداردسازی آن‌ها، داده‌ها برای آموزش مدل‌ها آماده شدند. مدل XGBoost با استفاده از بوستینگ تصادفی طراحی شد. این مدل شامل پارامترهایی چون نرخ یادگیری ۰/۱، عمق حداکثر درخت ۵، و تعداد درختان ۱۰۰ است. برای پیشگیری از بیش‌برازش، از ویژگی‌های تصادفی در انتخاب نمونه‌ها و ویژگی‌ها استفاده شده است (درصد تصادفی نمونه‌ها برابر با ۰/۸ و درصد تصادفی ویژگی‌ها نیز برابر با ۰/۸ بود).

شناسایی حساسیت مدل در برابر انحرافات عمده کمک می‌کند. RMSE نیز در محدوده ۰ تا  $\infty$  قرار دارد و مقدار صفر نشان‌دهنده دقت کامل است. در نهایت، میانگین درصد خطای مطلق، میانگین درصدی اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی را محاسبه می‌کند و برای مقایسه عملکرد مدل‌ها در مقیاس‌های مختلف بسیار مفید است. این شاخص نیز در محدوده ۰ تا  $\infty$  قرار دارد و مقادیر کمتر نشان‌دهنده دقت بیشتر است. این شاخص‌ها برای ارزیابی عملکرد مدل و میزان نزدیکی پیش‌بینی‌های آن به مقادیر واقعی استفاده می‌شود (Yousefi Kebriya et al., 2022; Yousefi Kebriya et al., 2021). در این پژوهش ابتدا همبستگی بین داده‌های PM10 ایستگاه اهواز و داده‌های ماهواره‌ای شاخص AOD ایستگاه اهواز بررسی می‌شود. با استفاده از مدل HYSPLIT مسیر آلودگی گرد و غباری مشخص شده و توزیع فرکانس مسیرهای بسته هوایی با استفاده از تکنیک‌های مدل‌سازی مسیر ذرات مورد بررسی قرار می‌گیرد، که مناطق با پتانسیل بالا برای انتشار گرد و غبار را با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و مدل‌های عددی آب و هوا شناسایی می‌شود. سپس با استفاده از سامانه گوگل ارث انجین هشت ایستگاه مجازی در عراق (تأثیرگذار بر آلودگی هوای شهر اهواز) طراحی می‌شود، با توجه به اینکه آلودگی گرد و غباری در بیست و چهار ساعت بعد، از عراق به اهواز می‌رسد، از داده‌های یک گام زمانی قبل یعنی یک روز قبل عراق برای پیش‌بینی آلودگی گرد و غباری اهواز استفاده می‌شود. سپس با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و گرادیان بوستینگ، به پیش‌بینی هفت روز آینده آلودگی شهر اهواز پرداخته می‌شود. این مطالعه با بهره‌گیری از داده‌های ماهواره‌ای و مدل‌سازی پیشرفته، علاوه بر بهبود دقت پیش‌بینی آلودگی، به شناسایی منابع خارجی مؤثر بر کیفیت هوا کمک می‌کند. نتایج این پژوهش می‌تواند به اقدامات مدیریتی و پیش‌گیرانه در کاهش آلودگی‌های گرد و غبار و بهبود کیفیت محیط‌زیست کمک شایانی کند.

## نتایج و بحث

### تجزیه و تحلیل آماری

(SGD)<sup>۱</sup> با استفاده از گرادیان بوستینگ تصادفی طراحی شد. این مدل با پارامترهایی مانند نرخ یادگیری ۰/۱، تعداد درختان ۱۰۰، عمق هر درخت ۵ تنظیم گردید و با استفاده از ویژگی‌های تصادفی برای انتخاب نمونه‌ها و ویژگی‌ها آموزش داده شد. داده‌های آموزشی و آزمایشی به مدل داده شده و پیش‌بینی‌ها به مقیاس اصلی بازگردانده شد. این مدل نیز برای پیش‌بینی دما در یک هفته آینده مشابه با مدل XGBoost عمل کرده و نتایج به‌صورت تکراری تولید شد. عملکرد هر دو مدل با استفاده از معیارهای مختلف ارزیابی شده و نتایج به مقیاس اصلی بازگردانده شده و در فایل اکسل ذخیره شدند. نتایج پیش‌بینی‌ها و مقادیر واقعی برای مقایسه و تحلیل نهایی استفاده شد.

### شاخص‌های ارزیابی

برای بررسی ارتباط بین داده‌های PM10 ایستگاه اهواز و داده‌های شاخص AOD، از ضریب همبستگی پیرسون ( $r$ )، استفاده شد. ضریب همبستگی پیرسون بین بازه ۱- و ۱ قرار می‌گیرد. مقدار  $r$  برابر با ۱ نشان‌دهنده یک رابطه خطی مستقیم کامل بین دو متغیر است، به این معنی که اگر یک متغیر افزایش (کاهش) یابد، دیگری نیز همزمان افزایش (کاهش) می‌یابد (Nadi and Yousefi Kebriya, 2024). شاخص‌های خطا شامل میانگین خطای مطلق<sup>۲</sup> (MAE)، میانگین خطای بایاس<sup>۳</sup> (MBE)، ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۴</sup> (RMSE) و میانگین درصد خطای مطلق<sup>۵</sup> (MAPE) به منظور ارزیابی دقت مدل به کار گرفته شد. میانگین مطلق اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی را محاسبه می‌کند و نشان‌دهنده دقت کلی مدل است. این شاخص در محدوده ۰ تا  $\infty$  قرار دارد و هرچه مقدار آن کمتر باشد، دقت پیش‌بینی بیشتر است. میانگین خطای بایاس نیز میانگین اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی را بررسی می‌کند و نشان می‌دهد که آیا مدل به طور کلی تمایل به پیش‌بینی بیش از حد یا کمتر از حد دارد. این شاخص می‌تواند مقادیر منفی یا مثبت داشته باشد و محدوده آن از  $-\infty$  تا  $\infty$  است. ریشه میانگین مربعات خطا ریشه دوم میانگین مربعات اختلافات را محاسبه می‌کند و به خطاهای بزرگ‌تر وزن بیشتری می‌دهد، که این امر به

<sup>4</sup> Root Mean Square Error

<sup>5</sup> Mean Absolute Percentage Error

<sup>1</sup> Stochastic Gradient Boosting

<sup>2</sup> Mean Absolute Error

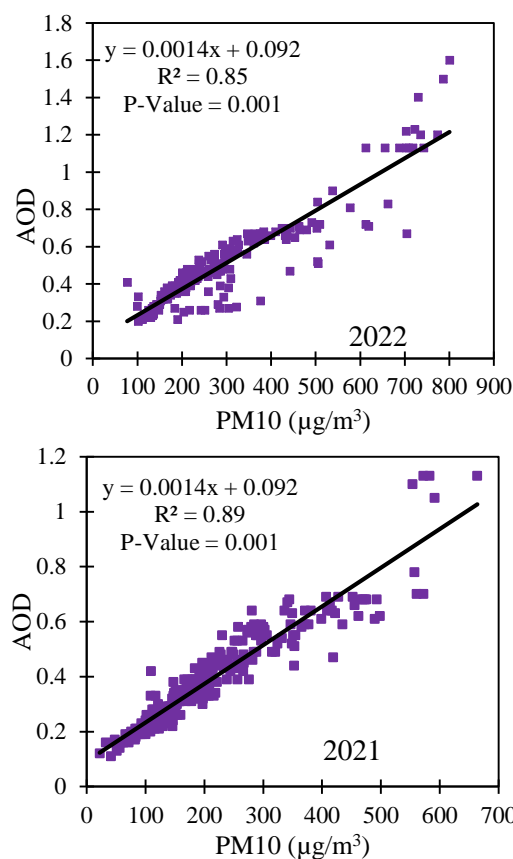
<sup>3</sup> Mean Bias Error

حالی که این مقدار در سال ۲۰۲۲ به بازه‌ای وسیع‌تر و خطرناک‌تر یعنی بین ۷۵ تا ۸۰۰ میکروگرم بر متر مکعب افزایش یافت. این تغییرات به‌طور واضح نشان‌دهنده افزایش آلودگی گرد و غباری در شهرستان اهواز در سال ۲۰۲۲ است، که می‌تواند ناشی از عوامل متعدد محیطی، خشک شدن تالاب‌ها و تغییرات آب‌وهوایی باشد. در مجموع، ارزیابی‌های تحلیلی صورت گرفته در بازه زمانی دو ساله با استفاده از داده‌های ایستگاه‌های زمینی اهواز نشان داد که داده‌های ماهواره‌ای AOD همبستگی بالایی با داده‌های واقعی PM10 دارند. این نتایج به‌روشنی تأیید می‌کند، که داده‌های ماهواره‌ای می‌تواند به عنوان یک منبع معتبر برای تحلیل و پایش آلودگی هوا مورد استفاده قرار گیرد و قابلیت بالقوه‌ای برای کاربردهای تحقیقاتی گسترده در این حوزه دارد.

### شناسایی منابع گرد و غبار

با استفاده از مدل HYSPLIT و تصاویر ماهواره‌ای MODIS Corrected Reflectance (True Color) به بررسی منشأ گرد و غبار در استان خوزستان در دو روز با شاخص آلودگی خطرناک (AQI = 500) در سال ۲۰۲۲ و یک روز با شاخص آلودگی ناسالم (AQI = 250) در سال ۲۰۲۱ پرداخته شد. از مدل HYSPLIT برای شبیه‌سازی حرکت گرد و غبار و تعیین مسیر حرکت آن استفاده شده است. این مدل بر اساس داده‌های متغیری مانند باد و خواص جوی است که به تحلیل مسیر حرکت گرد و غبار کمک می‌کند. در این تحقیق از مدل ۲۴ ساعته عقبگرد برای تعیین مسیر استفاده شد. علاوه بر این، از تصاویر ماهواره‌ای MODIS corrected reflectance (true color) برای مشاهده و تجزیه و تحلیل ویژگی‌های سطح زمین و مسیر آلودگی گرد و غبار استفاده شد. این تصاویر با دقت بالا و قابلیت تشخیص تغییرات سطح زمین اطلاعات ارزشمندی را از نقاط مختلف استان در زمان مشخص شده ارائه می‌دهد. تجزیه و تحلیل دقیق این داده‌ها و اطلاعات به دست آمده از مدل HYSPLIT و تصاویر ماهواره‌ای امکان شناسایی دقیق‌تر و تحلیلی بهتر مسیر گرد و غبار را فراهم می‌کند و مناطق مورد نیاز برای پیش‌بینی گرد و غبار استان خوزستان و مدل پیش‌بینی مشخص می‌شود.

برای بررسی رابطه بین داده‌های ماهواره‌ای AOD و داده‌های واقعی PM10 از ایستگاه اهواز، داده‌های مربوط به سال‌های ۲۰۲۱ و ۲۰۲۲ به‌کار گرفته شد. نتایج این تحلیل در شکل ۴ ارائه شده و به‌روشنی نشان‌دهنده همبستگی معنادار بین این دو مجموعه داده است. در سال ۲۰۲۱، همبستگی قابل توجهی بین داده‌های AOD و PM10 مشاهده شد، که با مقدار P-Value برابر با ۰/۰۰۱ و ضریب تعیین (R<sup>2</sup>) برابر با ۰/۸۹ تأیید شد. در سال ۲۰۲۲ نیز، همچنان همبستگی قابل‌ملاحظه‌ای وجود داشت، به‌طوری که مقدار P-Value در همان سطح باقی ماند (۰/۰۰۱) و R<sup>2</sup> به مقدار ۰/۸۵ رسید. با وجود اینکه همبستگی در سال ۲۰۲۱ بالاتر بود، نکته حائز اهمیت، افزایش شاخص آلودگی در سال ۲۰۲۲ است.



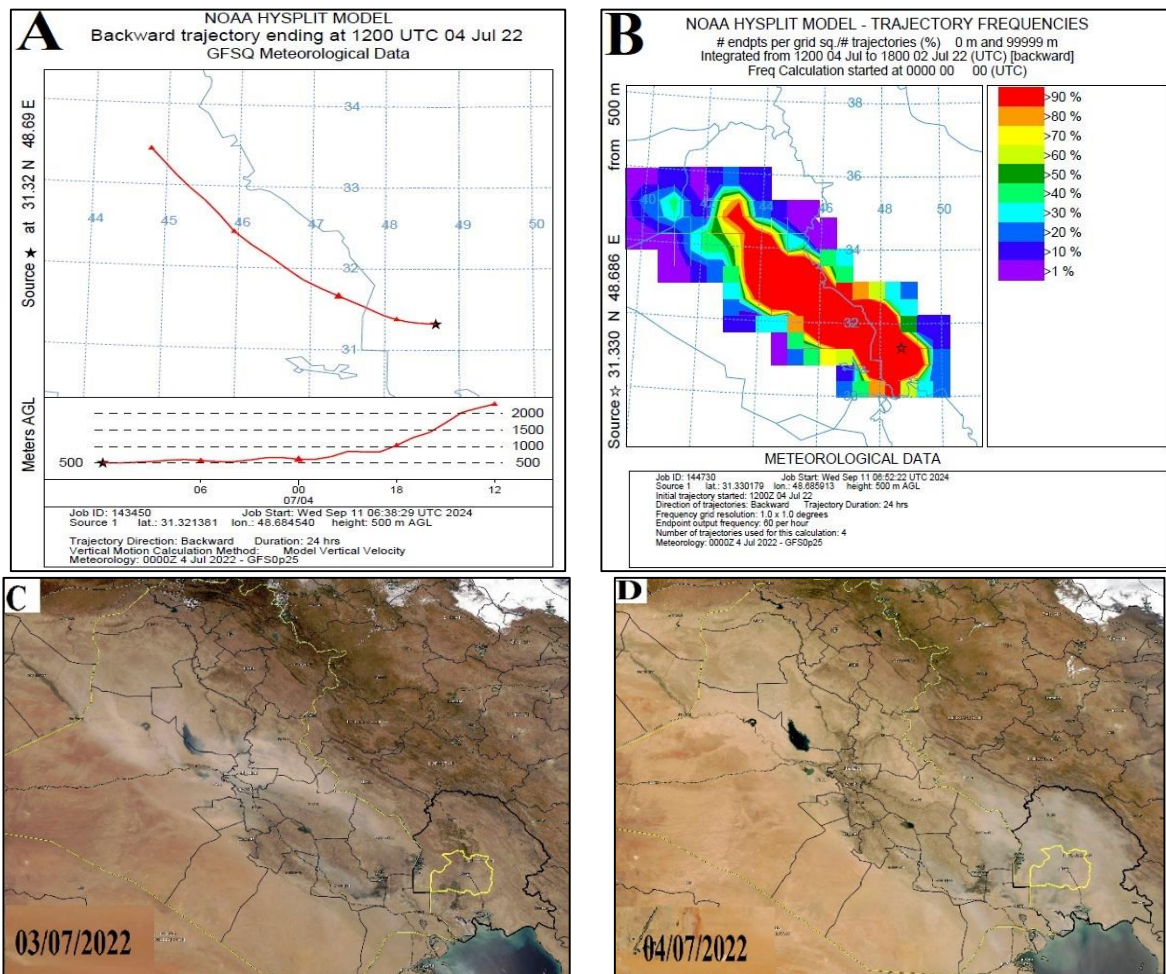
شکل ۴- تحلیل رگرسیونی شاخص ماهواره‌ای عمق نوری آتمسفر (AOD) و داده‌های واقعی (PM10)

Figure 4- Regression analysis satellite Aerosol Optical Depth (AOD) and actual Particulate Matter data with a diameter of less than 10 micrometers (PM10)

به‌طور خاص، تغییرات شاخص PM10 در سال ۲۰۲۱ بین ۴۰ تا ۷۰۰ میکروگرم بر متر مکعب نوسان داشت، در

و به تدریج به سمت اهواز حرکت کرده‌اند. با نزدیک شدن این جریانات به مرز مشترک استان خوزستان و عراق، شدت آن‌ها افزایش یافته و بیشترین تراکم در مناطق مرزی استان خوزستان مشاهده شده است. محدوده رنگ‌های موجود در نقشه نشان‌دهنده درصد فرکانس چگالی ذرات است. در این نقشه، مناطق با رنگ قرمز، بالاترین تراکم مسیرهای آلودگی (بیش از ۹۰ درصد) را نشان می‌دهند. این داده‌ها با استفاده از تکنیک مدل‌سازی مسیر برگشتی منطقه‌ای را که جریان‌های هوا از آن سرچشمه گرفته، به دقت شناسایی می‌کنند.

شکل‌های ۵، ۶ و ۷ به چهار قسمت شامل مسیر برگشتی<sup>۱</sup> (A)، فرکانس‌های مسیر<sup>۲</sup> (B)، مسیر رنگ واقعی در یک روز قبل (C) و تصویر رنگ واقعی روز آلودگی (D) می‌باشد. شکل ۵ به‌روشنی نشان می‌دهد که آلودگی گرد و غبار در ۲۴ ساعت گذشته از کشور عراق به شهر اهواز رسیده و منجر به افزایش آلودگی گرد و غبار در این منطقه شده است. همچنین، با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته مدل‌سازی مسیر ذرات، توزیع فرکانس مسیرهای بسته هوایی مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج حاکی از آن است که جریان‌های هوایی از ۲۴ ساعت قبل در عراق آغاز شده



شکل ۵- نقشه مسیر آلودگی (A) و فرکانس آلودگی (B) و نقشه تصویر واقعی مودیس در تاریخ ۲۰۲۲/۰۷/۰۳ (C) و ۲۰۲۲/۰۷/۰۴ (D)  
Figure 5- Pollution pathway (A) and frequency map (B), and true colors MODIS imagery on 03/07/2022 (C) and 04/07/2022 (D)

این تاریخ، شهر اهواز درگیر آلودگی نبود. اما تصویر مربوط به تاریخ ۴ ژوئیه ۲۰۲۲ وضعیت متفاوتی را نشان می‌دهد؛ در این تاریخ، آلودگی گرد و غبار به اهواز رسیده است، در حالی که آلودگی در عراق فروکش کرده و جریان‌های آلوده

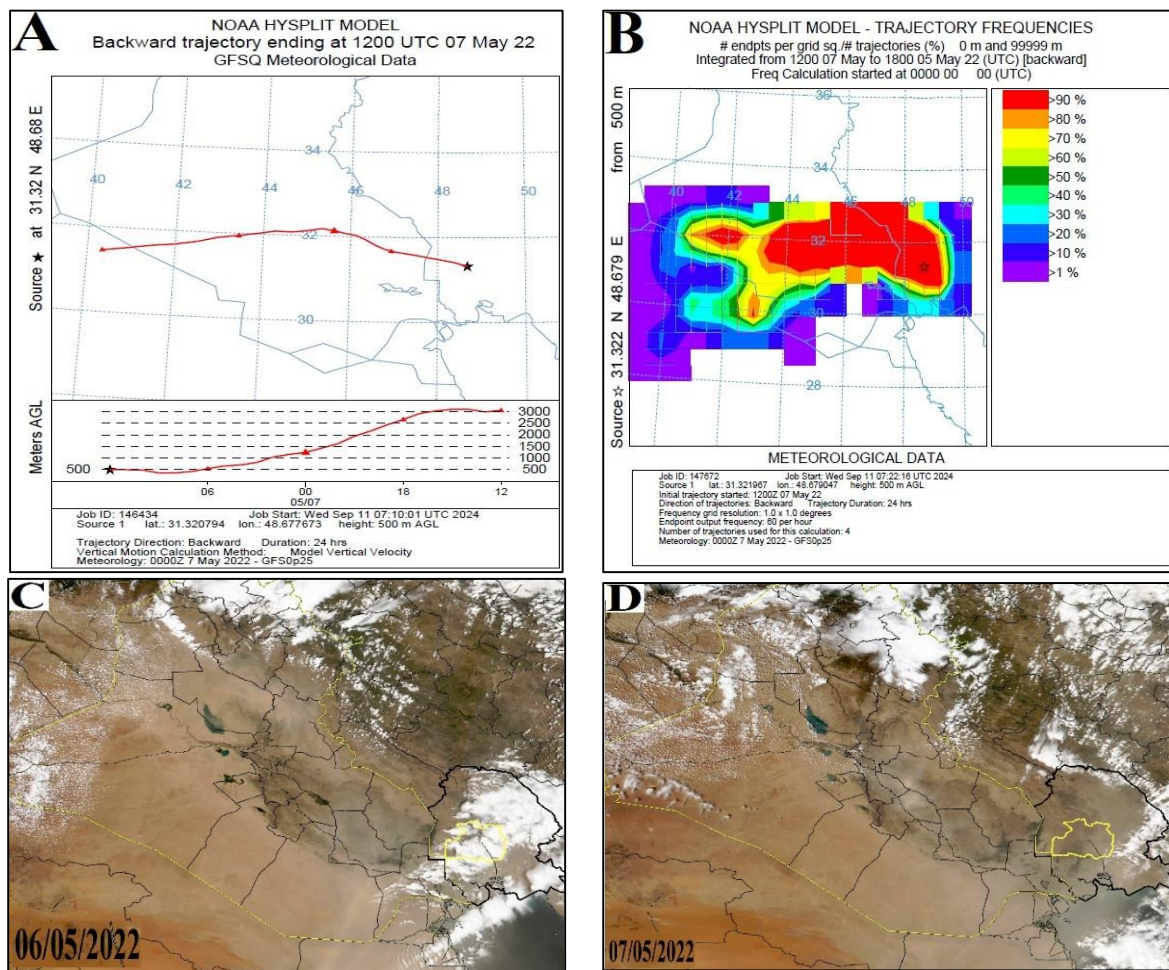
این روش به‌ویژه برای تعیین منابع آلاینده‌ها و بررسی نحوه انتقال بین‌المللی آن‌ها اهمیت بسیاری دارد. تصویر واقعی مودیس در تاریخ ۳ ژوئیه ۲۰۲۲ به‌طور واضح آلودگی گرد و غبار را در عراق و مرزهای سوریه نشان می‌دهد. در

<sup>2</sup> Trajectory Frequencies

<sup>1</sup> Backward trajectory

رسیده‌اند. فرکانس و درصد احتمال حضور ذرات در مناطق مرزی عراق و ایران بیش از ۹۰ درصد بوده، در حالی که این میزان در مرزهای عراق و عربستان بین ۷۰ تا ۹۰ درصد متغیر است. این توزیع نشان‌دهنده مسیر انتقال آلودگی گرد و غبار در بازه زمانی ۲۴ ساعته است. تصویر ماهواره‌ای مودیس در تاریخ ۶ می ۲۰۲۲ نشان می‌دهد که آلودگی گرد و غبار در مناطق عراق و عربستان به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای بالا بوده است. در تاریخ ۷ می ۲۰۲۲، گرد و غبار به شهر اهواز و بخش‌های جنوبی استان خوزستان رسیده و شاخص آلودگی به وضعیت بحرانی و خطرناک رسیده است.

به استان خوزستان و شهر اهواز منتقل شده‌اند. این تحلیل نشان می‌دهد که با بهره‌گیری از داده‌های ماهواره‌ای و مدل‌سازی مسیر ذرات ۲۴ ساعت قبل، می‌توان به‌طور مؤثر آلودگی گرد و غبار در شهر اهواز و حتی سایر مناطق استان خوزستان را پیش‌بینی کرد. این پیش‌بینی‌ها از اهمیت بسیاری در مدیریت آلودگی هوا و کاهش اثرات آن بر سلامت عمومی و محیط‌زیست برخوردار هستند و می‌تواند به عنوان ابزار مؤثری در تصمیم‌گیری‌های آینده به‌کار گرفته شود. بر اساس مسیر برگشتی در شکل ۶، به وضوح مشخص است که جریان‌های هوایی از کشورهای عربستان و عراق عبور کرده و پس از ۲۴ ساعت به شهر اهواز



شکل ۶- نقشه مسیر آلودگی (A) و فرکانس آلودگی (B) و نقشه تصویر واقعی مودیس در تاریخ ۰۶/۰۵/۲۰۲۲ (C) و ۰۷/۰۵/۲۰۲۲ (D)

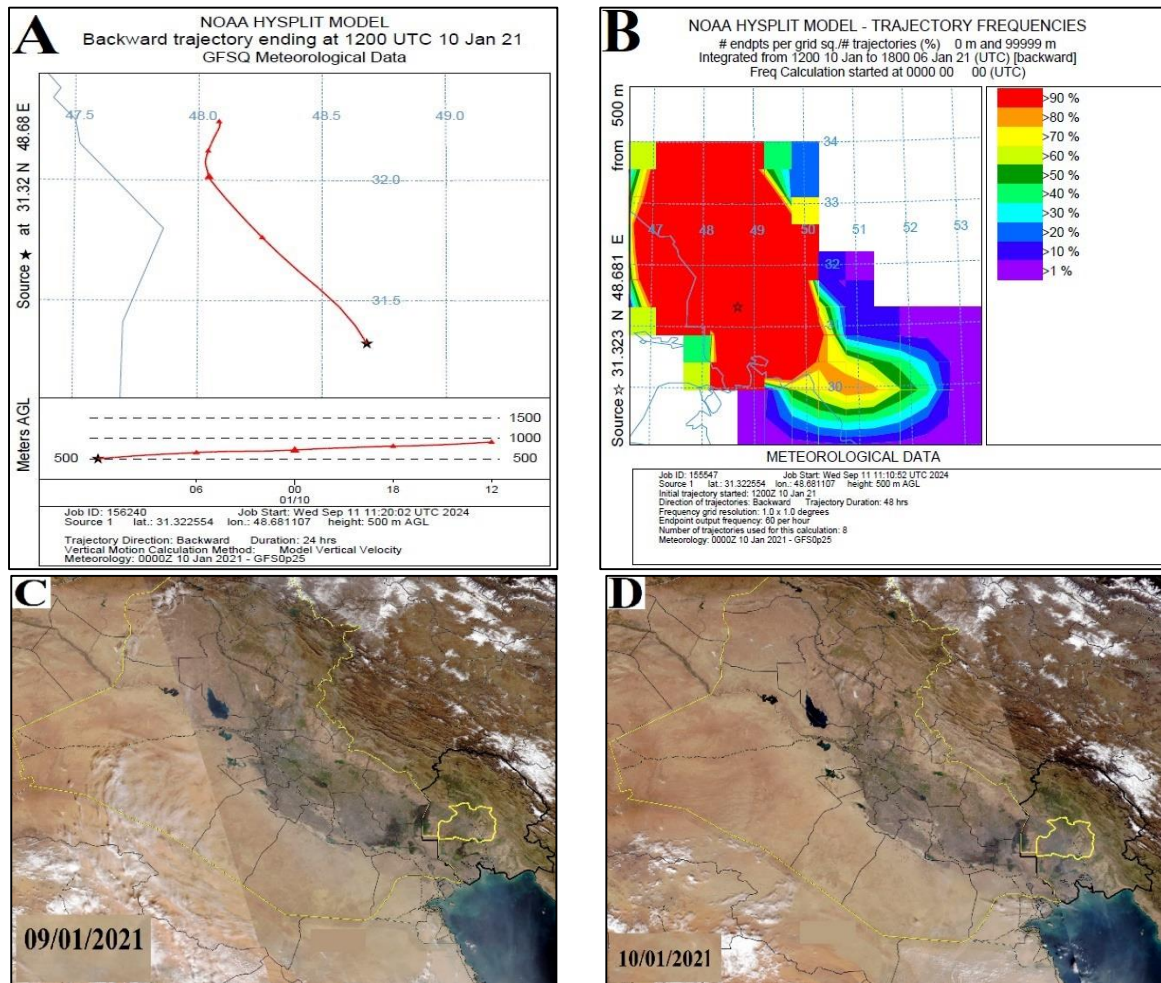
Figure 6- Pollution pathway (A) and frequency map (B), and true colors MODIS imagery on 06/05/2022 (C) and 07/05/2022 (D)

هوا و تأثیر آن بر مناطق مختلف است. شکل ۶ به‌خوبی نشان می‌دهد که استفاده از داده‌های مربوط به آلودگی گرد و غبار کشورهای همسایه، به‌ویژه مناطقی که در مسیر

این در حالی است که آلودگی گرد و غبار در عراق و عربستان نیز همچنان وجود دارد، اما با شدت کمتر نسبت به روز قبل. این وضعیت نشان‌دهنده ادامه‌دار بودن آلودگی

دقیق تر و مدیریت بهتر آلودگی هوا در مناطق حساس کمک کنند و به تصمیم گیری های مؤثرتر در کنترل اثرات زیان بار گرد و غبار منجر شوند.

جریان های آلودگی هوا قرار دارند، می تواند به عنوان متغیرهای کلیدی در مدل سازی آلودگی گرد و غبار شهر اهواز به کار گرفته شود. این داده ها می توانند به پیش بینی



شکل ۷- نقشه مسیر آلودگی (A) و فرکانس آلودگی (B) و نقشه تصویر واقعی مودیس در تاریخ ۰۹/۰۱/۲۰۲۱ (C) و ۱۰/۰۱/۲۰۲۱ (D)  
Figure 7- Pollution pathway (A) and frequency map (B), and true colors MODIS imagery on 09/01/2021 (C) and 10/01/2021 (D)

بعد، یعنی در تاریخ ۱۰ ژانویه ۲۰۲۱، شهر اهواز تحت تأثیر جریان های گرد و غبار قرار گرفته و به سطح آلودگی رسیده است. این امر نشان می دهد که آلودگی گرد و غبار از مناطق مرزی ایران و عراق به استان خوزستان و شهر اهواز منتقل شده است. شایان ذکر است که در این بازه زمانی، کشور عراق از نظر شاخص گرد و غبار نسبتاً پاک بوده و از آلودگی رها شده است. همچنین باید توجه داشت که شاخص گرد و غبار در این تاریخ نسبت به تاریخ های پیشین پایین تر بوده است. این مشاهدات تأیید می کنند که استفاده از داده های مربوط به کشورهای همسایه، به ویژه عراق، می تواند به عنوان ابزاری مؤثر برای پیش بینی شاخص های مختلف گرد و غبار در استان خوزستان و شهر اهواز به کار گرفته شود.

نقشه های مربوط به سال ۲۰۲۱ که در شکل ۷ به نمایش درآمده اند، به وضوح نشان می دهند که جریان های هوایی از غرب کشور و مناطق مرزی عراق به استان خوزستان و شهر اهواز وارد شده اند. بیشترین درصد احتمال حضور ذرات گرد و غبار در مناطق مرزی غربی و جنوب غربی استان خوزستان و عراق مشاهده شده است، به گونه ای که تراکم ذرات گرد و غبار در این مناطق بسیار بالا بوده است. تصویر ماهواره ای واقعی مربوط به تاریخ ۹ ژانویه ۲۰۲۱ نیز نشان می دهد که شاخص گرد و غبار در مناطق مرزی و شمال عراق نسبت به سایر مناطق به مراتب بیشتر بوده است، اما شهر اهواز در این تاریخ از نظر شاخص گرد و غبار آلودگی نداشته است. با این حال، تنها ۲۴ ساعت

تعیین برابر با ۰/۸۷، نشان‌دهنده تطابق بالا بین پیش‌بینی‌ها و داده‌های واقعی است. میانگین خطای بایاس نیز برای این مدل صفر بود، که به معنی عدم خطای سیستماتیک در پیش‌بینی‌ها است. مدل (SGB)<sup>۱</sup>، با استفاده از GradientBoostingRegressor و پارامترهای مشابه به مدل XGBoost، از جمله نرخ یادگیری ۰/۱ و تعداد درختان ۱۰۰، به نتایج قابل‌قبولی دست یافت. این مدل با میانگین مطلق خطا معادل ۰/۰۹، ریشه میانگین مربعات خطا برابر با ۰/۱۴ و خطای میانگین درصد مطلق مشابه ۱۳/۷ درصد نشان داد که عملکردی نزدیک به مدل XGBoost دارد. ضریب تعیین این مدل با مقدار ۰/۸۶ کمی پایین‌تر از XGBoost بود، که نشان‌دهنده دقت کمتر در تطابق پیش‌بینی‌ها با داده‌های واقعی است. میانگین خطای بایاس نیز برای این مدل صفر بود. مدل LSTM، با ساختار شامل دو لایه LSTM و لایه‌های Dropout، نتایج نسبتاً خوب اما کمتر از مدل‌های بوستینگ را ارائه داد. میانگین مطلق خطا این مدل برابر با ۰/۱۰ و ریشه میانگین مربعات خطا آن ۰/۱۵ بود، در حالی که خطای میانگین درصد مطلق برابر با ۱۷/۱ درصد و ضریب تعیین آن ۰/۸۳ بود. این نتایج نشان‌دهنده دقت کمتری نسبت به مدل‌های XGBoost و SGB است، اما همچنان عملکرد مناسبی در پیش‌بینی شاخص AOD داشته است. میانگین خطای بایاس این مدل نیز صفر بود.

مدل‌سازی و تحلیل جریان‌های هوایی و داده‌های گرد و غبار کشورهای همجوار، به دلیل ارتباط مستقیم آن‌ها با انتقال آلودگی، می‌تواند به بهبود پیش‌بینی‌ها و مدیریت آلودگی گرد و غبار در مناطق حساس کمک شایانی کند.

### ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار

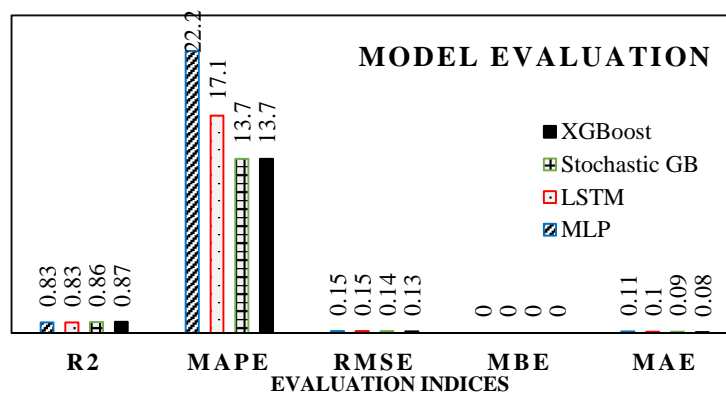
در این مطالعه، عملکرد چهار مدل مختلف شامل XGBoost، Stochastic Gradient Boosting، LSTM و MLP برای پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار بر اساس داده‌های شاخص AOD مورد بررسی قرار گرفت. نتایج به‌دست‌آمده به صورت جدول ۲ و شکل ۸ می‌باشد.

جدول ۲- ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار

Table 2- Evaluation of Dust Pollution Prediction Models

Method	MAE	MBE	RMSE	MAPE	r <sup>2</sup>
XGBoost	0.08	0	0.13	13.7	0.87
Stochastic GB	0.09	0	0.14	13.7	0.86
LSTM	0.1	0	0.15	17.1	0.83
MLP	0.11	0	0.15	22.2	0.83

مدل XGBoost، با استفاده از XGBRegressor و پارامترهای بهینه‌شده، شامل نرخ یادگیری ۰/۱، تعداد درختان ۱۰۰، و ویژگی‌های تصادفی برای انتخاب نمونه‌ها و ویژگی‌ها، بهترین عملکرد را در میان مدل‌های ارزیابی‌شده به نمایش گذاشت. این مدل با میانگین مطلق خطا برابر با ۰/۰۸، ریشه میانگین مربعات خطا معادل ۰/۱۳، و خطای میانگین درصد مطلق معادل ۱۳/۷ درصد توانست دقت بالاتری را در پیش‌بینی‌ها ارائه دهد. همچنین، با ضریب



شکل ۸- ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار

Figure 8- Evaluation of Dust Pollution Prediction Models

Dropout است، در مقایسه با سایر مدل‌ها کمترین دقت را نشان داد. میانگین مطلق خطا این مدل برابر با ۰/۱۱، ریشه

مدل MLP، که شامل سه لایه متراکم با نورون‌های متعدد و استفاده از تابع فعال‌سازی ReLU و لایه‌های

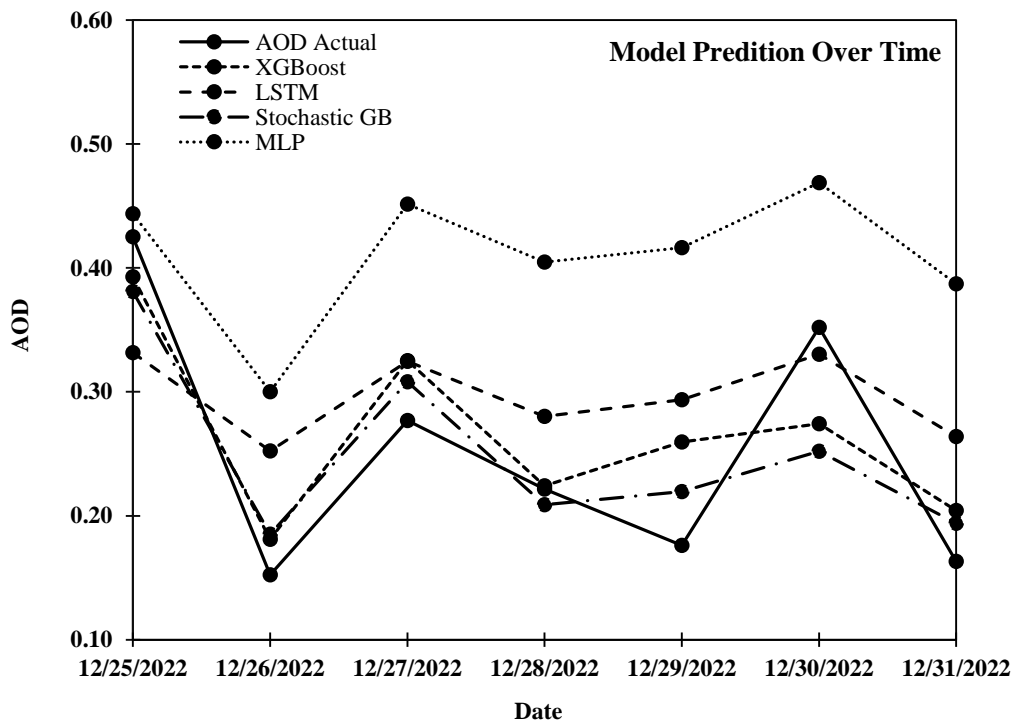
<sup>1</sup> Stochastic Gradient Boosting

نشان‌دهنده برتری مدل‌های بوستینگ در مقایسه با مدل‌های شبکه عصبی برای پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار است، لذا به کارگیری این مدل‌ها برای پیش‌بینی‌های دقیق‌تر توصیه می‌شود.

### پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار اهواز

برای پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار در شهر اهواز، از مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین شامل XGBoost، Stochastic GB، LSTM و MLP استفاده شد که در شکل ۹ آورده شده است.

میانگین مربعات خطا معادل ۰/۱۵ و خطای میانگین درصد مطلق برابر ۲۲/۲ درصد بوده است. ضریب تعیین این مدل نیز برابر با ۰/۸۳ بود. نتایج نشان‌دهنده دقت کمتر این مدل در پیش‌بینی‌ها نسبت به مدل‌های دیگر است. میانگین خطای بایاس نیز برای این مدل صفر بود. به‌طور کلی، مدل XGBoost با پایین‌ترین میزان خطا و بالاترین ضریب تعیین، بهترین عملکرد را برای پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار بر اساس داده‌های AOD ارائه داد. مدل‌های Stochastic Gradient Boosting، LSTM و MLP به ترتیب در رتبه‌های بعدی قرار گرفته است. این تحلیل



شکل ۹- داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده AOD با مدل‌های XGBoost، LSTM، Stochastic GB و MLP. Figure 9- Actual and forecasted AOD Data using Stochastic GB, LSTM, MLP and XGBoost Models

مدل‌های XGBoost و Stochastic GB نسبت به مدل‌های شبکه عصبی دقت بالاتری در پیش‌بینی تغییرات آلودگی گرد و غبار داشته و توانسته‌اند تغییرات روند را بهتر درک کنند. مدل MLP در این بازه زمانی هفتگی دقت کمتری داشته و خطای بیش‌برآوردی را نشان می‌دهد. با توجه نتایج مدل‌های XGBoost، Stochastic Gradient Boosting، LSTM و MLP به ترتیب بهترین مدل‌ها برای پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار اهواز می‌باشد. این مدل‌ها می‌تواند در بهینه‌سازی استراتژی‌های مدیریت محیط زیست، کاهش آسیب‌های ناشی از آلودگی هوا و ارتقای کیفیت زندگی عمومی نقش مؤثری ایفا کند. به‌ویژه، این مدل‌ها قادر به

در این تحقیق، داده‌های AOD در بازه زمانی ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ به کار گرفته شد. به‌منظور ارزیابی کارایی مدل‌ها، پیش‌بینی‌ها برای هفته آخر سال ۲۰۲۲ انجام و نتایج آن‌ها با مقادیر واقعی در شکل ۹ مقایسه شد. محور افقی تاریخ روزها و محور عمودی شاخص AOD را نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های شبکه عصبی و مدل‌های بوستینگ توانسته به خوبی روند و نوسانات داده‌ها را درک کند. در چهار روز اول، هر دو دسته مدل‌ها خطای بسیار پایینی داشته، اما در روز پنجم پیش‌بینی مدل‌ها از روند واقعی منحرف شده و در روز ششم و هفتم مجدداً روند مناسبی را حفظ می‌کند. تحلیل نمودارها نشان می‌دهد که

(Goudarzi et al., 2021). در اکثر پژوهش‌های انجام شده در استان خوزستان، پیش‌بینی گرد و غبار با استفاده از داده‌های هواشناسی صورت گرفته و داده‌های ماهواره ماهواره‌ای استفاده نشده است، به خصوص با تأکید بر داده‌های آلودگی کشورهای همسایه انجام نشده است. بنابراین در این پژوهش با استفاده از مدل هایسپلیت به بررسی مسیر آلودگی گرد و غباری وارد شده به شهر اهواز پرداخته و مناطق تأثیر گذار بر آلودگی گرد و غباری شهر اهواز مشخص گردید، سپس با استفاده از سامانه گوگل ارث انجین چندین ایستگاه مجاز گرد و غباری طراحی شد و شاخص آلودگی AOD در یک گام زمانی قبل استخراج شد، با استفاده از این داده‌ها و مدل‌های Stochastic، XGBoost، Gradient Boosting، LSTM و MLP به پیش‌بینی آلودگی گرد و غباری اهواز پرداخته شد. در این پژوهش علاوه بر مدل شبکه عصبی از مدل بوستینگ نیز استفاده شد که بررسی نویسندگان نشان داد در مطالعات قبلی انجام نشده است، همچنین این مدل‌ها با استفاده از داده‌های کمتر و ساده‌تر نسبت به داده‌های هواشناسی انجام شده است، که همه این موارد مزیت این پژوهش نسبت به سایر پژوهش‌های انجام شده در شهر اهواز می‌باشد. با توجه به این یافته‌ها، این پژوهش علاوه بر ارائه نوآوری‌های علمی، می‌تواند به بهبود سیاست‌گذاری‌های مدیریتی و زیست‌محیطی در شهر اهواز کمک شایانی کند. پیش‌بینی دقیق‌تر آلودگی گرد و غبار با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای می‌تواند به کاهش اثرات زیان‌بار این پدیده بر سلامت عمومی، اقتصاد و محیط زیست شهری کمک کند. این امر همچنین به ایجاد سیستم‌های هشدار سریع برای مدیریت بحران و اتخاذ تصمیمات مؤثرتر در راستای کاهش گرد و غبار و آلودگی هوا منجر می‌شود. در بلندمدت، این مطالعه می‌تواند مبنای طراحی و اجرای سیاست‌های مؤثرتری برای مدیریت منابع طبیعی، تنظیم فعالیت‌های صنعتی و حفاظت از محیط زیست در مناطق آسیب‌پذیر قرار گیرد.

### نتیجه‌گیری

آلودگی گرد و غبار تأثیرات قابل توجهی بر محیط‌زیست دارد و سبب کاهش کیفیت هوا، مشکلات تنفسی و آسیب به اکوسیستم‌ها می‌شود. استفاده از یادگیری ماشین برای پیش‌بینی الگوهای گرد و غبار می‌تواند به بهبود مدیریت

پیش‌بینی دقیق نوسانات آلودگی و اتخاذ اقدامات پیشگیرانه در مواجهه با بحران‌های زیست‌محیطی هستند و به بهبود تصمیم‌گیری‌های استراتژیک در زمینه مدیریت بحران‌های محیطی کمک می‌کنند. پژوهش‌های متعددی در رابطه با پیش‌بینی گرد و غبار در استان خوزستان انجام شده است، از جمله Mahmoudi Sarab et al., (2017) به پیش‌بینی غلظت PM10 در اهواز با استفاده از داده‌های هواشناسی از سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۰ انجام شد. نتایج نشان داد که دما و رطوبت نسبی به ترتیب همبستگی مثبت و منفی با غلظت PM10 دارند، در حالی که سرعت باد تأثیر معکوسی بر غلظت داشت. مدل‌های آماری با ضریب تعیین ۰/۴۷ توانست تغییرات PM10 را به‌طور قابل‌قبولی پیش‌بینی کنند. این مطالعه نشان داد که پارامترهای هواشناسی در فصول مختلف تأثیر متفاوتی بر غلظت PM10 دارند و می‌توانند در کاهش آلودگی گرد و غبار مؤثر باشد. Pourgholam-Amiji et al., (2020) داده‌های ساعتی گرد و غبار و داده‌های ماهانه دما، باد و بارش از ایستگاه‌های سینوپتیک آبادان، اهواز و بستان طی دوره آماری ۱۹۹۰-۲۰۱۴ گردآوری کرد. همچنین شاخص خشک‌سالی SPEI برای بررسی تأثیر نوسانات اقلیمی بر طوفان‌های گرد و غبار محاسبه شد. پیش‌بینی تعداد روزهای طوفانی در مقیاس فصلی با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی MLP، ANFIS، RBF و GRNN انجام گرفت. نتایج نشان داد که استفاده از تمامی ویژگی‌ها باعث بهبود پیش‌بینی شد و شاخص میانگین قدر مطلق خطا برای ایستگاه‌های آبادان، اهواز و بستان به ترتیب ۱/۱۵، ۱/۶۶ و ۰/۶۶ بود که همگی مربوط به فصل پاییز بودند. مدل ANFIS در ایستگاه بستان با کمترین خطا بهترین عملکرد را داشت، در حالی که مدل MLP در ایستگاه آبادان و مدل RBF در ایستگاه اهواز بهترین نتایج را ارائه داد. در مطالعه‌ای، هدف پیش‌بینی پیامدهای بهداشتی ناشی از PM2.5 با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) بود. این شبکه شامل یک لایه پنهان با ۲۷ نورون و یک لایه ورودی با ۸ پارامتر بود. دقت مدل با ۸۰ درصد داده‌ها ۰/۸۰ و با ۹۰ درصد داده‌ها ۰/۸۳ به دست آمد. میانگین غلظت PM2.5 طی ۹ سال ۶۳/۲۷ میکروگرم بر مترمکعب بود که شش برابر استانداردهای سازمان بهداشت جهانی است. همچنین، همبستگی مثبتی بین غلظت PM2.5 و دما و سرعت باد مشاهده شد

تکنیک‌های پیشرفته‌تری برای بهبود دقت پیش‌بینی گرد و غبار مورد آزمایش قرار گیرد، همچنین گسترش تحلیل‌ها به مناطق دیگر و بررسی تأثیرات متقابل گرد و غبار بر روی نقاط مختلف جغرافیایی می‌تواند به بهبود استراتژی‌های مدیریت کمک کند. همچنین استفاده از مدل‌های پیش‌بینی این پژوهش در سازمان‌های هواشناسی، محیط زیست، مدیریت بحران می‌تواند سبب کاهش خسارات ناشی از آلودگی گرد و غباری و اطلاع‌رسانی به موقع کمک شایانی نماید.

### منابع

- Show Human Fingerprint on Global Air Quality – Release Materials. Retrieved from <https://svs.gsfc.nasa.gov>, accessed in 2015.
- Ahmadnejad, S., Nadi, M., Aghelpour, P. 2024. Numerical Estimation of Surface Soil Moisture by Machine Learning Algorithms in Different Climatic Types. *Pure Appl. Geophysics*. 181, 2149–2175.
- Alimahmoodi Sarab, S., Shataee Jouybari, S., Rashki, A. 2018. The estimate of dust concentration using weather variables: A case study of Ahvaz City. *Journal of Natural Environment*, 71(3), 385-397.
- Al-Selwi, S. M., Hassan, M. F., Abdulkadir, S. J., Muneer, A., Sumiea, E. H., Alqushaibi, A., Ragab, M. G. 2024. RNN-LSTM: From applications to modeling techniques and beyond—Systematic review. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 36(5), 102068.
- Ansari Ghoghghar, M., Araghinejad, Sh., Bazrafshan, J., Zahraie, B., Parsi, E. 2021. Evaluating the performance of GRU-LSTM hybrid model in predicting the dust storms events (Case study: Khuzestan Province in southwest of Iran). *Iran-Water Resources Research*, 17(1), 11-09.
- Arias-Pérez, R. D., Taborda, N. A., Gómez, D. M., Narvaez, J. F., Porras, J., Hernandez, J. C. 2020. Inflammatory effects of particulate matter air pollution. *Environmental Science and Pollution Research*, 27(34), 42390-42404.
- Asadifard, E., Masoudi, M. 2018. Status and prediction of carbon monoxide as an air pollutant in Ahvaz City, Iran. *Caspian Journal of Environmental Sciences*, 16(3), 203-213.
- Benti, N. E., Chaka, M. D., Semie, A. G. 2023. Forecasting renewable energy generation with machine learning and deep learning: Current advances and future prospects. *Sustainability*, 15(9), 7087.
- Bolan, S., Padhye, L. P., Jasemizad, T., Govarathanan, M., Karmegam, N., Wijesekera,

کاهش آثار زیان‌بار آن کمک کند. این پژوهش استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین شامل، XGBoost، Stochastic Gradient Boosting (SGB) و LSTM و MLP پرداخته به پیش‌بینی آلودگی گرد و غباری شهر اهواز پرداخته است. لذا از داده‌های ماهواره‌ای مودیس شاخص AOD از سال‌های ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ اهواز و مناطق مختلف عراق استفاده شد، به طوری که از داده‌های یک گام زمانی قبل (یک روز قبل) داده‌های AOD مناطق مختلف عراق در مدل‌های ماشین لرنینگ برای پیش‌بینی آلودگی گرد و غباری هفته‌ای اهواز استفاده گردید. برای اینکار ابتدا با استفاده از مدل HYSPLIT و تصاویر واقعی مودیس نیز بکارگرفته شد. همچنین همبستگی بین داده‌های PM10 و داده‌های ماهواره AOD در سال‌های ۲۰۲۱ و ۲۰۲۲ مورد بررسی قرار گرفت، نتایج نشان داد که ضریب تعیین ( $R^2$ ) به ترتیب برابر با ۰/۸۹ و ۰/۸۵ در ۰/۰۱ معنی دار می‌باشد. نتایج مدل HYSPLIT و تصاویر واقعی مودیس نشان دادند که منشأ گرد و غبار از کشور عراق و مناطق مرزی به شهر اهواز منتقل شده است، لذا در مناطق مشخص شده هشت ایستگاه مجازی برای دریافت داده‌های AOD در یک گام زمانی به عقب برای پیش‌بینی آلودگی گرد و غباری شهر اهواز برگزیده شد، پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار چهار مدل Stochastic Gradient Boosting (SGB)، XGBoost، LSTM و MLP نشان داد، مدل XGBoost با میانگین مطلق خطا برابر با ۰/۰۸، ریشه میانگین مربعات خطا معادل ۰/۱۳ و خطای میانگین درصد مطلق معادل ۱۳/۷ درصد توانست دقت بالاتری را در پیش‌بینی‌ها ارائه دهد. همچنین مدل MLP کمترین دقت را در بین مدل‌ها داشته است. پیش‌بینی هفت روز آینده آلودگی شهر اهواز نشان داد مدل‌های بوستینگ به خصوص مدل XGBoost و SGB توانسته به خوبی روند و نوسانات داده‌ها را نسبت به مدل‌های LSTM و MLP درک کند، لذا نتایج تأکید بر برتری مدل‌های بوستینگ در پیش‌بینی آلودگی گرد و غباری شهر اهواز نسبت به مدل‌های شبکه عصبی دارد، مدل‌های شبکه عصبی به خصوص مدل MLP در پیش‌بینی‌ها دارای خطای بیش‌برآوردی بوده است. نتایج نشان دهنده نقش استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین و داده‌های ماهواره‌ای برای پیش‌بینی آلودگی گرد و غباری می‌باشد. بنابراین پیشنهاد می‌شود مدل‌های جدید و

- Li, L., Herrera, M., Mukherjee, A., Zheng, G., Chen, C., Dhada, M., Brice, H., Parekh, A., Parlikad, A. K. 2025. Predictive alarm models for improving radio access network robustness. *Expert Systems with Applications*, 259, 125312.
- Mansouri Moghadam, S., Payandeh, K., Koushafar, A., Goosheh, M., Mohammadi Rouzbahani, M. 2024. Level of heavy metals and environmental pollution index in Ahvaz, Southwest Iran. *Scientific Reports*, 14(1), 14754.
- Nadi, M., Yousefi Kebriya, A. 2024. A Method for Correction of Tropical Rainfall Measuring Mission Satellite Temperature Network in Mazandaran Province. *Iranica Journal of Energy and Environment (IJEE)*, 15(1), 100-110.
- Nadi, M., Jamei, M., Bazrafshan, J., Janatrostami, S. 2012. Evaluation of Different Methods for Interpolation of Mean Monthly and Annual Precipitation Data (Case Study: Khuzestan Province), *Physical Geography Research*, 44(4), 117-130.
- NASA (National Aeronautics and Space Administration), 2015. *GMS: NASA Images*
- NOAA Research. (2020). NOAA ESRL global monitoring laboratory: SURFRAD aerosol optical depth.
- Pourgholam-Amiji, M., Ansari Ghojghar, M., Ahmadaali, K. 2021. Prediction of Dust Storms in Khuzestan Province Using Artificial Neural Networks. *Nivar*, 45(114-115), 56-75.
- Pourgholam-Amiji, M., Ansari Ghojghar, M., Ahmadaali, K. 2021. Prediction of Dust Storms in Khuzestan Province Using Artificial Neural Networks. *Nivar*, 45(114-115), 56-75.
- Rolph, G., Stein, A., Stunder, B. 2017. Real-time environmental applications and display system: READY. *Environmental Modelling Software*, 95, 210–228.
- Rolph, G., Stein, A., Stunder, B. 2017. Real-time environmental applications and display system: READY. *Environmental Modelling Software*, 95, 210–228.
- Sadeghi Moghaddam, A., Khanke, H., Norozi, M., Fateh, S., Farrokhi, M. 2022. A critique of studies on the combined effect of dust storms and meteorological elements on cardiovascular, cerebrovascular, and respiratory diseases. *Health in Emergencies and Disasters Quarterly*, 8(1), 1–6.
- Sadeghi Moghaddam, A., Khanke, H., Norozi, M., Fateh, S., Farrokhi, M. 2022. A critique of studies on the combined effect of dust storms and meteorological elements on cardiovascular, cerebrovascular, and respiratory diseases. *Health in Emergencies and Disasters Quarterly*, 8(1), 1–6.
- safarian zengir V, zenali B, Jafari hasi Kennedy Y, jafarzadeh L. Investigation of dust and evaluation of its prediction in Ardebil province H., Amarasiri, D., Hou, D., Zhou, P., Biswal, B. K., Balasubramanian, R., Wang, H., Siddique, K. H. M., Rinklebe, J., Kirkham, M. B., Bolan, N. 2024. Impacts of climate change on the fate of contaminants through extreme weather events. *Science of the Total Environment*, 909, 168388.
- Faraji M, Nadi S, Shojaei D. Spatial-Temporal Prediction of PM2.5 Pollutants Using Deep Recurrent Networks: A Case Study of Tehran. *JGST 2021*; 10 (3), 13-26.
- Ganaie, M. A., Hu, M., Malik, A. K., Tanveer, M., Suganthan, P. N. 2022. Ensemble deep learning: A review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 115, 105151.
- Goudarzi, G., Hopke, P. K., Yazdani, M. 2021. Forecasting PM2.5 concentration using artificial neural network and its health effects in Ahvaz, Iran. *Chemosphere*, 283, 131285.
- Handschuh, J., Erbertseder, T., Baier, F. 2023. Systematic evaluation of four satellite AOD datasets for estimating PM2.5 using a random forest approach. *Remote Sensing*, 15(8), 2064.
- He, L., Wang, S., Liu, M., Chen, Z., Xu, J., Dong, Y. 2023. Transport and transformation of atmospheric metals in ecosystems: A review. *Journal of Hazardous Materials Advances*, 9, 100218.
- Isik, H., Akkan, T. 2024. Water quality assessment with artificial neural network models: Performance comparison between SMN, MLP and PS-ANN methodologies. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 1-19.
- Karami, P., Eslaminezhad, S. A., Eftekhari, M., Boroumand, F., Akbari, M. 2023. Development of machine learning algorithms to predict urban air quality index (Study area: Tehran city). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 12(2), 165-186.
- Kaviani Rad, A., Shamshiri, R. R., Naghipour, A., Razmi, S.-O., Shariati, M., Golkar, F., Balasundram, S. K. 2022. Machine Learning for Determining Interactions between Air Pollutants and Environmental Parameters in Three Cities of Iran. *Sustainability*, 14(13), 8027.
- Khalili. A., Bazrafshan, J., Cheraghalizadeh, M. 2022. A Comparative study on climate maps of Iran in extended de Martonne classification and application of the method for world climate zoning. *Journal of Agricultural Meteorology*, 10(1), 3-16.
- Kujawska, J., Kulisz, M., Oleszczuk, P., Cel, W. 2022). *Machine Learning Methods to Forecast the Concentration of PM10 in Lublin, Poland. Energies*, 15(17), 6428.
- Kurnaz, G., Demir, A. S. 2022. Prediction of SO2 and PM10 air pollutants using a deep learning-based recurrent neural network: Case of industrial city Sakarya. *Urban Climate*, 41, 101051.

- Shadegan wetland extent and dust emission using remote sensing techniques. *Journal of Watershed Management Research*, 15(1), 1-15.
- Yousefi Kebriya, A., Nadi, M. (2024). Examining Air Pollution Continuity in Tehran Province using Markov Chain Model. *Iranica Journal of Energy and Environment*, 15(2), 201-210.
- Yousefi Kebriya, A., Nadi, M. 2024. Examining Air Pollution Continuity in Tehran Province using Markov Chain Model. *Iranica Journal of Energy and Environment*, 15(2), 201-210.
- Yousefi Kebriya, A., Nadi, M., Ghanbari Parmehr, E. 2023. Estimation of ozone and nitrogen dioxide pollutants in Mazandaran Province using sentinel 5 satellite images. *Iranica Journal of Energy and Environment*, 16(1).
- Yousefi Kebriya, A., Nadi, M., Ghanbari Parmehr, E. 2023. Estimation of ozone and nitrogen dioxide pollutants in Mazandaran Province using Sentinel 5 satellite images. *Iranica Journal of Energy and Environment*, 16(1).
- Yousefi Kebriya, A., Nadi, M., Jamei, M. 2022. Combining interpolation methods and precipitation products of TRMM satellite to increase the accuracy of rainfall maps in Mazandaran province. *Water and Soil Conservation*, 28(3), 49-70.
- Yousefi Kebriya, A., Nadi, M., Ghanbari Parmehr, E., Sun, Z. 2024. Assessment of some environmental stresses in the Shadegan Wetland: Analysis of satellite data, water quality indicators, and dust storm pathways. *Iranica Journal of Energy and Environment*, 16(2), 1-13.
- Yousefi Kebriya, A., Nadi, M., Ghanbari Parmehr, E., Sun, Z. 2024. Assessment of some environmental stresses in the Shadegan Wetland: Analysis of satellite data, water quality indicators, and dust storm pathways. *Iranica Journal of Energy and Environment*, 16(2), 1-13.
- Yousefi Kebriya, A., Nadi, M., Jamei, M. 2022. Combining interpolation methods and precipitation products of TRMM satellite to increase the accuracy of rainfall maps in Mazandaran province. *Water and Soil Conservation*, 28(3), 49-70.
- Zhao, B., Cao, X. 2025. CompNET: Boosting image recognition and writer identification via complementary neural network post-processing. *Pattern Recognition*, 157, 110880.
- Zhao, B., Cao, X. 2025. CompNET: Boosting image recognition and writer identification via complementary neural network post-processing. *Pattern Recognition*, 157, 110880.
- using ANFIS model. *Journal of Spatial Analysis Environmental Hazards* 2018; 5(2), 107-124.
- Safarian Zengir, V., Zenali, B., Jafari Hasi Kennedy, Y., Jafarzadeh, L. 2018. Investigation of dust and evaluation of its prediction in Ardebil province using ANFIS model. *Journal of Spatial Analysis Environmental Hazards*, 5(2), 107-124.
- Shaziayani, W. N., Ul-Saufie, A. Z., Mutalib, S., Mohamad Noor, N., Zainordin, N. S. 2022. Classification Prediction of PM10 Concentration Using a Tree-Based Machine Learning Approach. *Atmosphere*, 13(4), 538.
- Shaziayani, W. N., Ul-Saufie, A. Z., Mutalib, S., Mohamad Noor, N., Zainordin, N. S. 2022. Classification Prediction of PM10 Concentration Using a Tree-Based Machine Learning Approach. *Atmosphere*, 13(4), 538.
- Thangavel, P., Park, D., Lee, Y.-C. 2022. Recent insights into particulate matter (PM2.5)-mediated toxicity in humans: An overview. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(12), 7511.
- Thangavel, P., Park, D., Lee, Y.-C. 2022. Recent insights into particulate matter (PM2.5)-mediated toxicity in humans: An overview. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(12), 7511.
- Yadav, V., Yadav, A. K., Singh, V., Singh, T. 2024. Artificial neural network: An innovative approach in air pollutant prediction for environmental applications: A review. *Results in Engineering*, 22, 102305.
- Yadav, V., Yadav, A. K., Singh, V., Singh, T. 2024. Artificial neural network: An innovative approach in air pollutant prediction for environmental applications: A review. *Results in Engineering*, 22, 102305.
- Yousefi kebriya, A., Nadi, M., Jamei, M. 2022. Investigation of Statistical and Geostatistical Methods in Preparing the Rainfall Map of Mazandaran Province. *Journal of Watershed Management Research*. 12(23), 212-223.
- Yousefi Kebria, A., Nadi, M., Jamei, M. 2021. Investigation of Statistical and Geostatistical Methods in Preparing the Rainfall Map of Mazandaran Province. *Journal of Watershed Management Research*, 12(23), 212-223.
- Yousefi Kebria, A., Nadi, M., Ghanbari Parmehr, E., Sun, Z. 2024. Correlation between the changing Shadegan wetland extent and dust emission using remote sensing techniques. *Journal of Watershed Management Research*, 15(1), 1-15.
- Yousefi Kebria, A., Nadi, M., Ghanbari Parmehr, E., Sun, Z. 2024. Correlation between the changing



## Modeling and forecasting dust pollution using satellite data and machine learning techniques (A case study of Ahvaz)

Alireza Yousefi Kebria<sup>1</sup>, Mehdi Nadi<sup>2\*</sup>, Ebadat Ghanbari Parmehr<sup>3</sup>, Zhang Changsang<sup>4</sup>

Received: 18/02/2025

Accepted: 22/09/2025

### Abstract

Dust pollution presents a significant environmental challenge in arid and semi-arid regions, adversely impacting public health, agriculture, water resources, and infrastructure. This study aimed to forecast PM10 dust pollution in Ahvaz by utilizing MODIS satellite AOD data collected from 2016 to 2022, alongside four machine learning techniques: XGBoost, SGB, LSTM, and MLP. Initially, the HYSPLIT model was employed to track dust paths and analyze their frequency. Subsequently, true color satellite images were used to identify virtual stations along these dust paths, and the AOD values at these locations served as input data for the forecasting models. The results indicated a significant correlation between the satellite AOD data and actual PM10 data for 2021 and 2022, at significance level of 0.01 and determination coefficients of 0.89 and 0.85, respectively. Dust tracking maps demonstrated that dust was being transported from Iraq to Ahvaz. Average AOD data from eight virtual stations, with a one-day lag, was used for weekly dust prediction. Model evaluation results revealed that XGBoost outperformed the other models, achieving a mean absolute error of 0.08 and a coefficient of determination of 0.87, followed by the SGB and LSTM models with almost same performance, while the MLP model showed the lowest accuracy. Predictions for the following seven days indicated that boosting models, particularly XGBoost, effectively captured data fluctuations. This research demonstrates that AOD satellite data, combined with advanced machine learning techniques, are valuable tools for forecasting and managing dust pollution.

**Keywords:** AOD index, Dust tracking, HYSPLIT model, XGBoost



<sup>1</sup> Ph.D. student, Department of Water Engineering and Agricultural Meteorology, Faculty of Agricultural Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

<sup>2</sup> Assistant Professor, Department of Water Engineering and Agricultural Meteorology, Faculty of Agricultural Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran.

(\*Corresponding author Email Address: [mehdi.nadi@gmail.com](mailto:mehdi.nadi@gmail.com))

<sup>3</sup> Assistant Professor, Department of Remote Sensing, Faculty of Surveying Engineering, Noshirvani Babol University of Technology, Babol, Iran

<sup>4</sup> International Research Center for Big Data for Sustainable Development Goals, China Academy of Science, Beijing, China

نحوه ارجاع مقاله:

یوسفی کبریاء، ع.، نادى، م.، قنبرى پرمهر، ع.، چانگ سانگ، ز. ۱۴۰۴. مدل‌سازی و پیش‌بینی آلودگی گرد و غبار با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و

مدل‌های یادگیری ماشین (مطالعه موردی: اهواز). نشریه هواشناسی کشاورزی، ۱۳(۲)، ۲۹-۴۶. DOI: 10.22125/agmj.2024.459793.1169

Yousefi Kebria, A., Nadi, M., Ghanbari Parmehr, E., Changsang, Z. 2026. Modeling and forecasting dust pollution using satellite data and machine learning techniques (A case study of Ahvaz). Journal of Agricultural Meteorology, 13(2), 29-46.

DOI: 10.22125/agmj.2024.459793.1169