

Original Article

Iranian Remote Sensing GIS
Journal of

Air Quality Assessment by Monitoring PM10 and PM2.5 Parameters Using Multispectral Satellite Images

Seyed Mohammad Mozafari¹, Ramin Saadi^{1*}, Sima Neyrizi²

Affiliation

1. School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
2. Dep. of Geomatics Engineering, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia

ABSTRACT

Background and Objectives: Air pollution, particularly particulate matter (PM2.5 and PM10), poses significant challenges in large urban areas, leading to severe impacts on public health, ecosystems, and overall quality of life. These issues are especially pronounced in densely populated cities such as Tehran, where air quality management is of utmost importance. Accurate monitoring and forecasting of air quality are essential for developing effective public health and policy strategies. However, the spatial limitations of ground-based air quality monitoring stations prevent comprehensive observation of air quality variations across the entire city. To address these limitations, this study utilized satellite imagery from Landsat-8 and Sentinel-2 to predict particulate matter concentrations, specifically PM2.5 and PM10. By combining spectral reflectance data with advanced machine learning methods, the research aims to identify efficient predictive models and determine the most influential spectral bands for estimating particulate matter concentrations.

Materials and Methods: The study began by developing linear regression models using single-band reflectance and multi-band combinations to establish relationships between spectral data and particulate matter concentrations. To capture more complex patterns, nonlinear regression models were also examined. For optimal feature selection, a hybrid Genetic Algorithm-Support Vector Regression (GA-SVR) method was implemented. The Genetic Algorithm (GA) identified the optimal spectral band combinations, while Support Vector Regression (SVR) constructed robust predictive models based on these optimized features. Key evaluation metrics, including the coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE), and mean absolute error (MAE), were used to assess and compare model performance. To ensure reliability and generalizability, data were divided into training (70%) and testing (30%) subsets, and cross-validation was applied to validate the models' robustness.

Results and Discussion: The findings revealed that the visible spectrum bands of Landsat-8 and Sentinel-2 showed strong correlations with PM2.5 and PM10 concentrations. Linear regression models developed using bands 1 and 2 of Landsat-8 and bands 2, 3, and 4 of Sentinel-2 achieved significant correlations in the training datasets. For Landsat-8, the R^2 values for PM2.5 were 70.56% and 67.24% for training and testing datasets, respectively, while Sentinel-2 reached an R^2 of 68.89% for the testing dataset. The RMSE values for Landsat-8 were 7.01 and 7.48 for the training and testing datasets, respectively, while Sentinel-2 demonstrated superior performance with RMSE values of 6.93 and 7.32. These results highlight the effectiveness of Sentinel-2 imagery in predicting particulate matter concentrations. In the nonlinear regression analysis, power models showed the highest R^2 values among the tested models. The normalized RMSE (NRMSE) values ranged between 0.066 and 0.115, demonstrating greater accuracy than linear models. Although nonlinear models proved more capable of capturing complex relationships, their high computational costs and only marginal accuracy improvements suggest that combining linear models with feature optimization is a more practical approach. The GA-SVR model yielded the best prediction accuracy, showing that shorter wavelengths play a crucial role in estimating particulate matter concentrations. With optimized feature selection, this model achieved an R^2 close to 70%, underscoring the potential of GA-SVR as a powerful tool for enhancing prediction accuracy in air quality studies.

Conclusion: This study underscores the critical importance of visible spectrum bands in predicting air quality. Sentinel-2 imagery, when combined with the optimal spectral bands identified through the GA-SVR method, demonstrated superior accuracy in estimating PM2.5 concentrations. Linear regression models yielded reliable results; however, the integration of feature optimization and advanced machine learning methods significantly enhanced prediction performance. The GA-SVR model achieved remarkable accuracy, with R^2 values as high as 70.56%, underscoring the effectiveness of optimized models for precise and timely air quality monitoring across various spatial scales. These findings highlight the transformative potential of leveraging multispectral satellite imagery alongside machine learning techniques to address the complexities of urban air pollution, offering a robust framework for more informed environmental management and decision-making.

Keywords: Air Pollution, Particulate Matter, Landsat-8, Sentinel-2, AOD.

Citation:

Mozafari, S. M., Saadi, R., Neyrizi, S., Air Quality Assessment by Monitoring PM10 and PM2.5 Parameters Using Multispectral Satellite Images, Iran J Remote Sens GIS, 18(1): 121-142.

* Corresponding Author: ramin.saadi@ut.ac.ir
DOI: <https://doi.org/10.48308/gisj.2025.237862.1239>

Received: 2024.12.09

Accepted: 2025.05.03



ارزیابی کیفیت هوا با نظارت بر پارامترهای PM10 و PM2.5 با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای چندطیفی

سید محمد مظفری^۱، رامین سعدی^{۱*}، سپهنا نیری^۲

سمت

۱. دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، دانشگاه تهران، تهران، ایران
۲. دانشکده ژئوماتیک، دانشگاه ITS، سوربایا، اندونزی

چکیده

سابقه و هدف: آلودگی هوا، به‌ویژه ذرات معلق (PM2.5 و PM10)، یکی از چالش‌های جدی در شهرهای بزرگ است که پیامدهای مخربی برای سلامت عمومی، زیست‌بوم‌ها و کیفیت زندگی دارد. این تأثیرات، در مناطق پرجمعیتی مانند تهران، به‌وضوح بیشتر احساس می‌شود. از این‌رو نظارت و پیش‌بینی دقیق کیفیت هوا برای تصمیم‌گیری‌های مؤثر در حوزه سیاست‌گذاری و سلامت عمومی ضروری است. با این حال محدودیت پوشش مکانی ایستگاه‌های زمینی سنجش کیفیت هوا مانع از ثبت کامل تغییرات کیفیت هوا در سطح شهر می‌شود. در این پژوهش، برای غلبه بر این محدودیت، از تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ و سنتینل-۲ استفاده شده است تا مدل‌هایی، برای پیش‌بینی غلظت ذرات معلق، به‌ویژه PM2.5 و PM10، توسعه داده شود. در این مطالعه، داده‌های بازتاب طیفی ماهواره‌ای و مدل‌های یادگیری ماشین ترکیب شد تا کارآمدترین مدل‌ها، برای پیش‌بینی آلودگی هوا و تعیین باند‌های طیفی مؤثر در برآورد غلظت ذرات معلق، شناسایی شود.

مواد و روش‌ها: در گام نخست، از روابط تک‌باندی و ترکیب باندها استفاده شد تا مدل‌های رگرسیون خطی، برای ایجاد ارتباط خطی بین بازتاب طیفی و غلظت ذرات معلق، توسعه یابد. سپس برای مدل‌سازی روابط پیچیده‌تر بازتاب طیفی و ذرات معلق، روابط غیرخطی بررسی شدند. برای بهینه‌سازی انتخاب باندهای طیفی، رویکرد ترکیبی GA-SVR به کار رفت؛ به طوری که الگوریتم ژنتیک (GA)، برای شناسایی ترکیب بهینه باندهای طیفی، و الگوریتم ژنتیک و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) برای ساخت یک مدل پیش‌بینی قوی‌تر، روی مجموعه ویژگی‌های بهینه‌شده اعمال شد. معیارهای ارزیابی R²، RMSE و میانگین خطای مطلق (MAE) برای سنجش و مقایسه اثربخشی هر یک از روش‌های مدل‌سازی به کار رفتند. به منظور ارزیابی تعمیم‌پذیری، داده‌ها به دو بخش آموزشی (۷۰٪) و آزمایشی (۳۰٪) تقسیم شد. علاوه بر این، برای اطمینان از استحکام مدل، از روش اعتبارسنجی متقابل بهره گرفته شد.

نتایج و بحث: تحلیل‌ها نشان داد که باندهای طیف مرئی، در هر دو ماهواره لندست-۸ و سنتینل-۲، ارتباط معناداری با غلظت PM2.5 و PM10 دارند. مدل‌های رگرسیون خطی، با استفاده از باندهای ۱ و ۲ لندست-۸ و باندهای ۲، ۳ و ۴ سنتینل-۲، همبستگی شایان توجهی در داده‌های آموزشی ایجاد کردند. مقدار R² برای PM2.5 در لندست-۸ به ترتیب، در داده‌های آموزشی و آزمایشی، ۰/۷۰۵۶ و ۰/۶۷۲۴ بود؛ در حالی که این مقدار در سنتینل-۲، برای داده‌های آزمایشی به ۰/۶۸۸۹ رسید. مقادیر RMSE برای داده‌های آموزشی و آزمایشی لندست-۸ به ترتیب، ۷/۴۸ و ۷/۰۱ بود؛ در صورتی که در سنتینل-۲، مقادیر ۶/۹۳ و ۷/۳۲ ثبت شد که نشان‌دهنده عملکرد برتر سنتینل-۲ است. در مدل‌های رگرسیون غیرخطی، نتایج نشان داد که مدل‌های توانی مقادیر شایان توجهی از R² را به دست می‌دهند. در این مدل‌ها، مقادیر NRMSE بین ۰/۰۶۶ تا ۰/۱۱۵ محاسبه شد که در قیاس با مدل‌های خطی، دقت بیشتر داشتند. مدل‌های رگرسیون غیرخطی توانایی بیشتری در مدل‌سازی روابط پیچیده دارند اما، به دلیل بار محاسباتی زیاد و افزایش محدود دقت، استفاده از مدل‌های خطی همراه با بهینه‌سازی مبتنی بر یادگیری ماشین، به‌منزله رویکردی کارآمدتر، توصیه می‌شود. مدل GA-SVR بیشترین دقت را در پیش‌بینی‌ها داشت و نشان داد که طول‌موج‌های کوتاه‌تر بیشترین توانایی را در پیش‌بینی غلظت ذرات معلق دارند. با بهینه‌سازی انتخاب ویژگی‌ها، این مدل به R² حدود ۰/۷۰ دست یافت. این نتایج حاکی از توان بالای مدل GA-SVR در بهبود دقت پیش‌بینی است.

نتیجه‌گیری: نتایج نشان داد که باندهای طیف مرئی در مدل‌های پیش‌بینی کیفیت هوا بیشترین تأثیر را دارند. مدل‌سازی با سنتینل-۲ و استفاده از باندهای بهینه شناسایی‌شده از طریق روش GA-SVR بیشترین دقت را در پیش‌بینی PM2.5 داشت. تحلیل مقایسه‌ای نشان داد، در عین اینکه مدل‌های رگرسیون خطی عملکرد مورد قبولی دارند، ترکیب بهینه‌سازی ویژگی‌ها و یادگیری ماشین سبب افزایش چشمگیر در دقت پیش‌بینی می‌شود و اطلاعات ارزشمندی، درباره باندهای طیفی مؤثر، برای نظارت بر PM فراهم می‌کند. مدل GA-SVR، با مقدار R² نزدیک به ۰/۷۰، بیانگر توانمندی مدل‌های بهینه‌شده برای نظارت دقیق و به‌موقع بر کیفیت هوا در مقیاس‌های مکانی گوناگون است.

واژه‌های کلیدی: آلودگی هوا، ذرات معلق، لندست-۸، سنتینل-۲، AOD.

استناد:

مظفری، س. م.، سعدی، ر.، نیری، س.،
ارزیابی کیفیت هوا با نظارت بر پارامترهای
PM10 و PM2.5 با استفاده از تصاویر
ماهواره‌ای چندطیفی، نشریه سنجش از دور
و GIS ایران، سال ۱۸، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵:
۱۲۱-۱۴۳.

۱- مقدمه

آلودگی هوا، به‌ویژه در کلان‌شهرها و کشورهای در حال توسعه، یکی از مسائل مهمی است که خطرهای جدی برای سلامت انسان و محیط‌زیست به همراه دارد (Zou et al., 2019). این پدیده شامل حضور یا ورود بیش از حد مواد مضر، مانند گازها، ذرات معلق و مولکول‌های بیولوژیکی، در جو است (Glencross et al., 2020; Nasir et al., 2015). پیش‌بینی دقیق کیفیت هوا و ارزیابی آلاینده‌ها گامی اساسی در کاهش این خطرها محسوب می‌شود.

آلودگی هوای شهری سالیانه به ۲/۱ تا ۴/۲ میلیون مرگ‌ومیر در سطح جهانی منجر می‌شود و این تعداد، در سال ۲۰۱۲، از هفت میلیون نیز فراتر رفته است (Brueckner & Pforr, 2010; Silva et al. 2013). یکی از آلاینده‌های مهم هوا ذرات معلق جوی (PM) هستند که کیفیت هوای مناطق شهری و روستایی را تحت تأثیر قرار می‌دهند. ذرات معلق جوی شامل ذرات جامد و مایع با اندازه‌ها و ترکیبات متفاوت است که در هوا باقی می‌مانند (Gupta et al., 2006). این ذرات معمولاً در دو دسته PM2.5 (ذرات با قطر کمتر از ۲/۵ میکرون) و PM10 (ذرات با قطر کمتر از ۱۰ میکرون) قرار می‌گیرند که می‌توانند باعث بیماری‌هایی مانند سرطان ریه، بیماری‌های قلبی، آسم و حتی مرگ زودرس شوند (Pope III et al., 2002). علاوه بر این، ذرات معلق آسیب‌های جدی به محیط‌زیست و بهره‌وری کشاورزی وارد می‌کنند (Nguyen & Tran, 2014).

آلودگی هوا چالشی زیست‌محیطی در مناطق شهری، به‌ویژه در تهران، به شمار می‌آید که رسیدگی سریع می‌طلبد زیرا غلظت ذرات معلق، در این مناطق، خطرهای معتناهی برای سلامت انسان‌ها ایجاد می‌کند. منابع اصلی آلودگی در تهران شامل وسایل نقلیه، کارخانه‌ها، کارگاه‌های صنعتی، نیروگاه‌ها و پالایشگاه‌هاست که باعث افزایش سطح PM2.5 و PM10 می‌شوند. این ذرات به عمق سیستم تنفسی نفوذ می‌کنند و به بیماری‌های تنفسی، مشکلات قلبی و حتی مرگ زودرس منجر

می‌شوند (Ashmeet Singh et al., 2023; Mozafari et al., 2019). نظارت بر کیفیت هوا، برای اجرای تدابیر کنترلی، ضروری است. ایستگاه‌های نظارت زمینی داده‌های ارزشمندی در اختیار قرار می‌دهند اما پوشش مکانی محدودی دارند و نگهداری آن‌ها بسیار هزینه‌بر است (Sirsikar & Karemore, 2015).

تصاویر ماهواره‌ای به‌منزله روشی جایگزین یا مکمل، برای نظارت بر کیفیت هوا، مطرح شده‌اند. ماهواره‌های لندست-۸ و سنتینل-۲، به دلیل دقت چشمگیر مکانی و زمانی، امکان ارزیابی دقیق و پیوسته آلاینده‌های PM و منابع آن‌ها را فراهم می‌کنند. ترکیب داده‌های سنجش از دور با اندازه‌گیری‌های زمینی می‌تواند دقت ارزیابی کیفیت هوا را افزایش دهد. مطالعات نشان داده‌اند که بین ضخامت نوری هواویزهای استخراج‌شده از تصاویر ماهواره‌ای و اندازه‌گیری‌های PM در ایستگاه‌های زمینی تهران، ارتباطی قوی وجود دارد؛ این نکته بیانگر کارایی سنجش از دور در تخمین سطح آلودگی ذرات است (Mozafari et al., 2019). در مطالعات پیشین کارایی تصاویر چندطیفی ماهواره‌ای، مانند داده‌های سنجنده MISR روی ماهواره Terra و سری ماهواره‌های لندست، در تولید نقشه‌های آلودگی هوا، مشخص شده است (Sameen et al., 2014; Sirsikar & Karemore, 2015).

تصاویر ماهواره‌ای، به‌رغم پوشش مکانی پیوسته و عرضه داده‌های ارزشمند عمق نوری هواویز (AOD)، قادر به اندازه‌گیری مستقیم غلظت‌های PM سطح زمین نیستند (Thorsen et al., 2021)؛ بنابراین برای استخراج غلظت‌های PM سطح زمین از داده‌های AOD ماهواره‌ای، روش‌های مبتنی بر مدل‌سازی همراه با مشاهدات زمینی توسعه یافته‌اند (Mogaraju, 2023). پایه‌گذاری مدل‌سازی آلودگی هوا با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای طی چندین مطالعه انجام شده است (Kaufman et al., 1997). مطالعات بعدی نیز رابطه قوی بین غلظت‌های PM و AOT

1. Particulate Matter

2. Aerosol Optical Depth

(۲۰۰۹) نیز ارتباط بین AOD ماهواره مادیس و PM2.5 را بررسی کردند؛ طبق نتایج تحقیق آن‌ها، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، می‌توان غلظت ذرات معلق را تخمین زد. کومار^۶ و همکاران (۲۰۲۰) نیز، برای تخمین PM با دقت بالا، روش‌های یادگیری ماشین را به کار بردند.

با وجود این پیشینه، بیشتر مطالعات/قبلی به یکی از این موارد محدود بوده‌اند: استفاده از داده‌های دارای دقت مکانی کمتر، مانند مادیس؛ تمرکز بر فقط یک سنجنده (مانند لندست)؛ بهره‌گیری از مدل‌های آماری ساده. نوآوری این پژوهش در سه بعد اساسی است:

۱. استفاده هم‌زمان از تصاویر دو سنجنده لندست- ۸ و سنتینل- ۲، با دقت مکانی بالا؛
۲. استفاده از شاخص بازتاب اتمسفری (TOA-BOA)، به‌منزله پارامتر تجربی جایگزین AOD؛
۳. اجرای مدل‌های یادگیری ماشین ترکیبی، مانند GA-SVR، برای بهبود دقت تخمین غلظت PM در سطح درون‌شهری.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

تهران، پایتخت ایران، یکی از کلان‌شهرهای آسیا به شمار می‌آید. این شهر در عرض جغرافیایی میانه کره زمین، در ۳۵/۶۸۹۲ درجه شمالی و ۵۱/۳۸۹۰ درجه شرقی قرار دارد (Ganjehi et al., 2017). تهران بزرگ‌ترین شهر ایران است و جمعیتی بیش از نُه میلیون نفر دارد. بیشتر صنایع ایران در تهران متمرکز شده‌اند و طبق استاندارد سازمان بهداشت جهان (WHO)، تعداد خودروها در تهران تقریباً شش‌برابر سطح مجاز است. به‌گزارش شرکت کنترل کیفیت هوای تهران، میانگین تعداد روزهای دارای آلودگی هوا در این شهر به ۶۱ روز در سال می‌رسد؛ بنابراین

را مطرح کرده‌اند که مبنای تحقیقات بعدی را شکل داده است (Wang & Christopher, 2003). لیم^۱ و همکاران (۲۰۰۴)، در پژوهشی، این رابطه را با استخراج همبستگی تجربی بین AOD و غلظت‌های PM2.5، تأیید کردند. لی‌یو^۲ و همکاران (۲۰۰۵) سنجنده MISR را به‌منظور استخراج AOD و ایجاد مدل رگرسیون برای PM2.5، به کار بردند. هاربول^۳ و همکاران (۲۰۱۰) نیز، با استفاده از داده‌های مادیس، رابطه‌ای تجربی بین AOD و PM10 مطرح کردند.

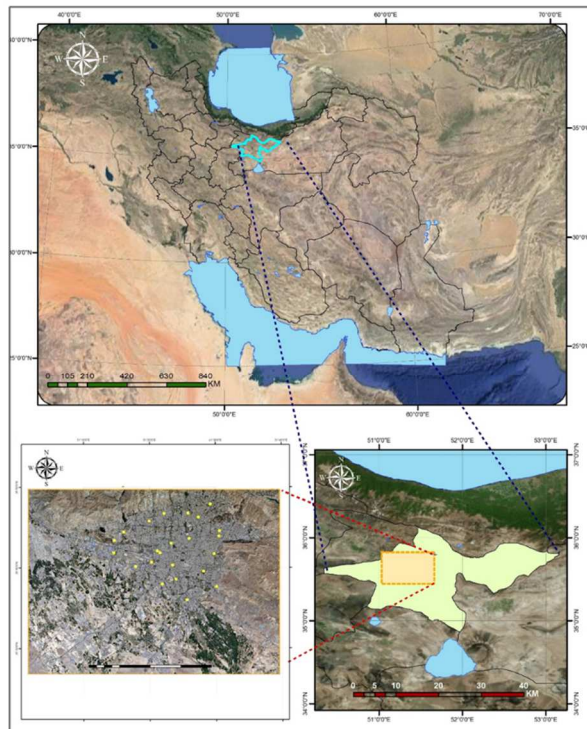
اخیراً کاربردهای سنجنش از دور درمورد مطالعات شهری و تأثیرات آن در کیفیت هوا بررسی شده است (Yu et al., 2022). این مطالعات بر ترکیب داده‌های فتومتر خورشیدی AERONET، با مشاهدات ماهواره‌ای، تأکید داشته و به اهمیت منابع داده یکپارچه، برای ارزیابی جامع کیفیت هوا، اشاره کرده‌اند. براساس تحقیقات پیشین، این مطالعه با محوریت نظارت بر ذرات معلق جوّی PM10 و PM2.5 انجام شده و بدین‌منظور، داده‌های ماهواره‌های لندست- ۸ و سنتینل- ۲ به کار رفته است. ماهواره لندست- ۸، هر شانزده روز یک بار، تصاویر با دقت بالا (۳۰ متر) را ثبت می‌کند؛ از دیگر سو، سنتینل- ۲ پوشش بیشتری دارد و هر پنج روز یک بار، تصاویر با دقت بالا (در بازه‌های ۱۰ تا ۶۰ متر، در باندهای متفاوت طیفی) از سطح زمین را ثبت می‌کند. دسترسی رایگان به داده‌های این ماهواره‌ها آن‌ها را به ابزاری کارآمد برای پایش زیست‌محیطی، به‌ویژه ارزیابی و مدیریت کیفیت هوا، تبدیل کرده است. هر دو ماهواره لندست- ۸ و سنتینل- ۲ پوشش طیفی گسترده‌ای، به‌ویژه در باندهای مرئی، NIR و SWIR، در دسترس قرار می‌دهند که برای تحلیل داده‌های کیفیت هوا مناسب‌اند. در مطالعات متعددی، رابطه بین داده‌های ماهواره‌ای و غلظت ذرات معلق هوا بررسی شده است. برای نمونه، ساراسوات^۴ و همکاران (۲۰۱۷) از تصاویر لندست- ۸ برای تخمین غلظت PM10 در شهر دهلی استفاده کردند و با بهره‌گیری از رگرسیون چندگانه، همبستگی مناسبی با داده‌های زمینی گزارش دادند. گوپتا و کریستوفر^۵

1. Lim
2. Liu
3. Harbula
4. Saraswat
5. Gupta & Christopher
6. Kumar

۲-۲- داده‌های میدانی

داده‌های زمینی، در این مطالعه، شامل اطلاعات پنج‌ساله سازمان هواشناسی و شرکت کنترل کیفیت هوای تهران می‌شود که به‌صورت ساعتی، درمورد ۲۳ ایستگاه، از سازمان مورد نظر دریافت شده است (شکل ۲).

می‌توان تهران را یکی از شهرهای آلوده آسیا معرفی کرد. شکل ۱ شهرستان تهران را، به‌منزله منطقه مورد مطالعه، نشان می‌دهد؛ نقاط زرد مکان ایستگاه‌های کنترل کیفیت هوای زمینی را مشخص می‌کنند.



شکل ۱. محدوده مورد مطالعه



شکل ۲. تصویر توزیع ایستگاه‌های کنترل کیفیت هوای تهران

نشریه سنجش از دور و GIS ایران

سال ۱۸، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵

۲-۳- داده‌های سنجش از دور

تصاویر سنجش از دور چندطیفی را به دلیل پوشش وسیع مکانی، دسترسی آسان و دقت مکانی و طیفی، می‌توان برای ارزیابی کیفیت هوا در مقیاس بزرگ به کار برد. در عین حال همواره بر استفاده از تصاویر دارای دقت طیفی و مکانی بهتر، برای دستیابی به نتایج مطلوب‌تر، تأکید شده است. در این مطالعه از داده‌های ماهواره لندست-۸، در یازده باند طیفی با دقت مکانی ۳۰ متر و ماهواره سنتینل-۲، در سیزده باند طیفی با دقت مکانی ۱۰ تا ۶۰ متر، استفاده شده است. مدل‌های آلودگی هوا، با استفاده از دوره‌ای چهارساله (از ابتدای سال ۲۰۱۵ تا پایان ۲۰۱۸، در تهران)، از تصاویر سنجنده OLI ماهواره لندست-۸ و دوره‌ای هجده‌ماهه (از ابتدای سال ۲۰۱۸ تا پایان اوت ۲۰۱۹، در تهران)، از تصاویر سنتینل-۲ توسعه یافته‌اند. جدول ۳ تاریخ تصاویر به کاررفته در این مطالعه را شامل می‌شود.

داده‌های شرکت کنترل کیفیت هوا در مورد غلظت آلاینده‌ها هستند و چندین شاخص، از جمله PM10 و PM2.5 را در برمی‌گیرند. داده‌های هواشناسی نیز شامل سرعت و جهت باد، دمای هوا و فاصله دید افقی^۱ می‌شوند. در جدول‌های ۱ و ۲، نمونه داده‌های زمینی در یک روز آلوده آمده است.

تعداد کل داده‌های زمینی مورد استفاده در این پژوهش برابر با ۱۴۴۹ نمونه بوده که شامل ۹۸۹ نمونه مربوط به تصاویر هم‌زمان لندست-۸ و ۴۶۰ نمونه مربوط به سنتینل-۲ است. برای آموزش و آزمون مدل‌ها، از تقسیم‌بندی ۷۰٪ برای آموزش و ۳۰٪ برای آزمون استفاده شد. به این ترتیب، در هر الگوریتم، بخش آموزش و آزمون به صورت تصادفی و مستقل از هم انتخاب شد تا از بروز overfitting جلوگیری شود.

جدول ۱. شاخص کیفیت هوا (AQI) به تفکیک هر ایستگاه، در تاریخ ۹۷/۱۱/۱۱، ساعت ۱۱

ایستگاه	CO	O3	NO2	SO2	PM10	PM2.5
میانگین شاخص ایستگاه‌ها	۴۰	۲۲	۷۶	۱۴	۶۵	۸۴
بیشینه شاخص ایستگاه‌ها	۷۰	۵۲	۱۱۳	۲۹	۱۰۳	۱۴۹
اتوبان محلاتی	۲۰	۱۵	۵۵	۵	۵۱	۰
اقدسیه	۴۵	۱۹	۷۵	۰	۴۹	۵۱
پونک	۳۴	۲۰	۱۰۲	۵	۵۳	۶۵
پیروزی	۲۶	۲۶	۵۵	۸	۵۹	۹۴
تربیت مدرس	۵۰	۳۰	۵۱	۸	۶۰	۱۰۹
ستاد بحران	۴۱	۲۴	۷۸	۵	۴۵	۸۴
شادآباد	۵۲	۲۲	۷۳	۱۶	۷۳	۱۲۱

جدول ۲. پارامترهای هواشناسی دریافت‌شده از ایستگاه‌های زمینی

ایستگاه تهران	
تاریخ	۹۷/۱۱/۱۱
زمان UTC	۰۶
دما	۸ درجه سانتی‌گراد
فشار	۸۸۴/۵ hpa
نقطه شبنم	۳- درجه سانتی‌گراد
سرعت باد	۰ m/s
جهت باد	-
دید افقی	۸۰۰۰ متر
بارندگی ۲۴ ساعت گذشته	۰
بارندگی ۶ ساعت گذشته	۰

1. Visibility

جدول ۳. تاریخ تصاویر اخذشده از منطقه مورد مطالعه، بین ژانویه ۲۰۱۵ تا اوت ۲۰۱۹

لندست-۸	سنتینل-۲
۹ ژانویه ۲۰۱۵	۸ ژانویه ۲۰۱۸
۱۵ آوریل ۲۰۱۵	۱۴ مارس ۲۰۱۸
۵ مه ۲۰۱۵	۲۴ مارس ۲۰۱۸
۲ ژوئن ۲۰۱۵	۳ آوریل ۲۰۱۸
۱۸ ژوئن ۲۰۱۵	۳ مه ۲۰۱۸
۲۰ ژوئیه ۲۰۱۵	۱۲ ژوئن ۲۰۱۸
۵ اوت ۲۰۱۵	۲۷ ژوئن ۲۰۱۸
۲۱ اوت ۲۰۱۵	۱۷ ژوئیه ۲۰۱۸
۶ سپتامبر ۲۰۱۵	۱۱ اوت ۲۰۱۸
۲۴ اکتبر ۲۰۱۵	۵ سپتامبر ۲۰۱۸
۲۵ نوامبر ۲۰۱۵	۲۵ اکتبر ۲۰۱۸
۲۷ دسامبر ۲۰۱۵	۱۴ دسامبر ۲۰۱۸
۱۸ ژانویه ۲۰۱۶	۲۴ دسامبر ۲۰۱۸
۱۳ فوریه ۲۰۱۶	۲۳ ژانویه ۲۰۱۹
۳ مه ۲۰۱۶	۴ مارس ۲۰۱۹
۴ ژوئن ۲۰۱۶	۱۳ آوریل ۲۰۱۹
۲۰ ژوئن ۲۰۱۶	۱۳ مه ۲۰۱۹
۶ ژوئیه ۲۰۱۶	۲ ژوئن ۲۰۱۹
۲۲ ژوئیه ۲۰۱۶	۱۲ ژوئیه ۲۰۱۹
۷ اوت ۲۰۱۶	۱ اوت ۲۰۱۹
۲۳ اوت ۲۰۱۶	۱ نوامبر ۲۰۱۸
۲۴ سپتامبر ۲۰۱۶	

در شکل ۳، مراحل روش پیشنهادی در این پژوهش آورده شده است.

۲-۴- پیش پردازش تصاویر ماهواره‌ای

تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ به کاررفته در این تحقیق از سطح ۱۱ دریافت شده‌اند. دلیل انتخاب داده‌های سطح ۱ نیاز به دراختیار داشتن هر دو نوع بازتاب TOA و BOA، برای محاسبه بازتاب اتمسفری بود. برای تصاویر اخذشده، می‌توان بازتاب سطح بالای جو (TOA)^۲ را استخراج کرد اما در عین حال محاسبه بازتاب سطح پایین جو (BOA)^۳ نیز برای این مطالعه بسیار اهمیت دارد و بنابراین باید تصحیحات اتمسفری روی تصویر اعمال شود.

گرچه داده‌های سطح ۴۲ لندست-۸ به صورت آماده^۵ و شامل BOA در دسترس‌اند، در این پژوهش، ترجیح داده شد که تصاویر سطح ۱ استفاده شود. این انتخاب به دو دلیل بود: نخست، کنترل دقیق بر پارامترهای تصحیح اتمسفری، از جمله مدل جو، مدل آئروسول و دید افقی که از طریق الگوریتم FLAASH می‌توان آن‌ها را تنظیم کرد و متناسب با شرایط منطقه تهران انجام شد؛ دوم، نیاز به استخراج هم‌زمان بازتاب بالای جو و پایین جو برای

1. Level-1
2. Top of Atmosphere
3. Bottom of Atmosphere
4. Level-2
5. Ready-to-Use

مدل اتمسفری بخش بسیار مهم این الگوریتم است. در حالت کلی، مدل‌های اتمسفری مطرح در این الگوریتم بدین قرارند:

- Sub-Arctic Winter
- Mid-Latitude Winter
- U.S. Standard
- Sub-Arctic Summer
- Mid-Latitude Summer
- Tropical

برای انتخاب صحیح مدل اتمسفری مناسب داده‌ی اخذشده، با توجه به تاریخ تصویربرداری و عرض جغرافیایی منطقه مورد مطالعه، از جدول ۴ استفاده شده است. برای مثال، با توجه به اینکه منطقه مطالعاتی در این تحقیق در عرض جغرافیایی ۳۵ درجه قرار دارد، می‌توان دریافت که اگر تصویری در ماه ژانویه دریافت شده باشد، یکی از بهترین مدل‌های اتمسفری برای آن تصویر مدل Mid-Latitude Summer خواهد بود. برای انتخاب صحیح‌تر و افزایش تأثیرات اتمسفری درست در فرایند تصحیح، از جدول پارامترهای هواشناسی (جدول ۵) استفاده شده است.

محاسبه‌ی بازتاب اتمسفری و شاخص‌های تجربی جایگزین AOD. از آنجاکه داده‌های سطح ۲ فقط شامل BOA می‌شوند و TOA خام را به دست نمی‌دهند، استفاده از تصاویر سطح ۱ و انجام دادن تصحیح اتمسفری، به صورت مستقل، امکان دسترسی به هر دو نوع بازتاب را فراهم ساخت. گرچه استفاده‌ی ترکیبی از TOA سطح ۱ و BOA سطح ۲ نیز از نظر فنی امکان‌پذیر بود، برای حفظ انسجام روش‌شناسی و یکپارچگی پارامترهای تصحیح، به کار بردن داده‌های سطح ۱ برای هر دو نوع بازتاب ترجیح داده شد. این تصمیم موجب افزایش شفافیت مراحل پردازش و امکان بازتولید نتایج نیز شد.

مهم‌ترین روش‌های تصحیحات اتمسفری، درمورد لندست- ۸، شامل الگوریتم‌های QUAC، ATCOR و FLAASH است (Loveland & Irons, 2016). [Click or tap here to enter text.](#) در این پژوهش، برای تصحیح اتمسفری تصاویر لندست- ۸، از الگوریتم FLAASH در نرم‌افزار ENVI استفاده شد. براساس تاریخ تصویربرداری، عرض جغرافیایی منطقه (۳۵ درجه شمالی) و شاخص‌های هواشناسی، مدل اتمسفری از جدول ۴ و مدل آئروسول Urban انتخاب شد.

جدول ۴. مدل‌های اتمسفری تصحیح FLAASH

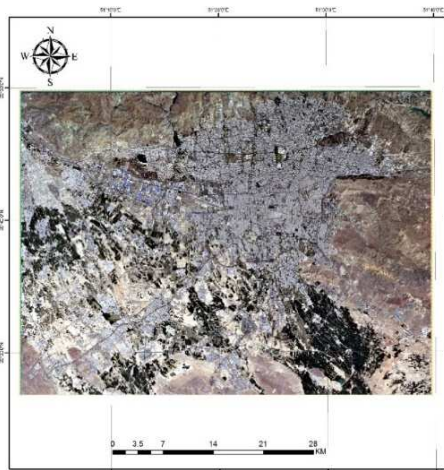
عرض جغرافیایی	ژانویه	مارس	مه	ژوئیه	سپتامبر	نوامبر
۸۰	SAW	SAW	SAW	MLW	MLW	SAW
۷۰	SAW	SAW	MLW	MLW	MLW	SAW
۶۰	MLW	MLW	MLW	SAS	SAS	MLW
۵۰	MLW	MLW	SAS	SAS	SAS	SAS
۴۰	SAS	SAS	SAS	MLS	MLS	SAS
۳۰	MLS	MLS	MLS	T	T	MLS
۲۰	T	T	T	T	T	T
۱۰	T	T	T	T	T	T

جدول ۵. انتخاب مدل اتمسفری براساس پارامترهای هواشناسی

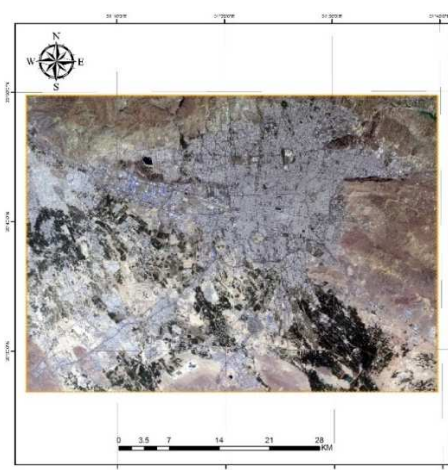
مدل اتمسفری	بخار آب (std atm-cm)	بخار آب (g/cm2)	دمای سطح (درجه سانتی‌گراد)
Winter Sub-Arctic	۵۱۸	۰/۴۲	-۱۶
Winter Mid-Latitude	۱۰۶۰	۰/۸۵	-۱
U.S. Standard	۱۷۶۲	۱/۴۲	۱۵
Sub-Arctic Summer	۲۵۸۹	۲/۰۸	۱۴
Mid-Latitude Summer	۳۶۳۶	۲/۹۲	۲۱
Tropical	۵۱۱۹	۴/۱۱	۲۷

در این تحقیق، از داده‌های سنتینل-۲ سطح ۱C (L1C) استفاده شده است که بازتاب بالای اتمسفر را ارائه می‌دهند. باین‌حال، برای تحلیل رگرسیون، داده‌ها باید به سطح 2A (L2A) تبدیل شوند که بازتاب پایین اتمسفر را نشان می‌دهد. این تبدیل با استفاده از افزونه Sen2Cor، که پردازشگر مخصوص تولید محصولات سطح A2 سنتینل-۲ است، انجام شد. تأثیر تصحیح اتمسفری در تصاویر سنتینل-۲ در شکل ۵ نشان داده شده است.

مقدار دید افقی از داده‌های ایستگاه‌های هواشناسی تهران استخراج و ارتفاع متوسط منطقه برابر با ۱۲۰۰ متر در نظر گرفته شد. زاویه خورشید و اطلاعات تصویربرداری نیز از فایل metadata فراخوانی و در الگوریتم لحاظ شدند. به منظور انتخاب روش بهینه، بین الگوریتم‌های FLAASH و ATCOR مقایسه‌ای انجام شد؛ نتایج حاصل از FLAASH دقت بیشتری در تصحیح طیفی نشان داد و به‌منزله روش نهایی انتخاب شد. تأثیر این تصحیح اتمسفری، در تصاویر لندست-۸، در شکل ۴ نشان داده شده است.

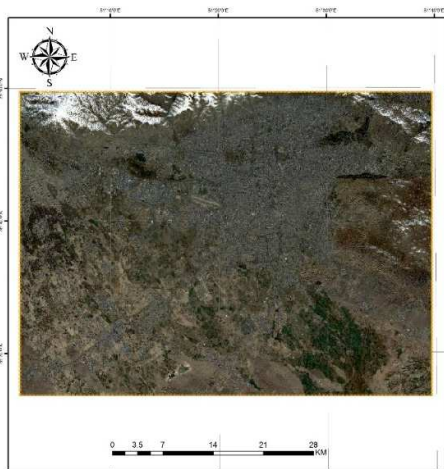


(ب)

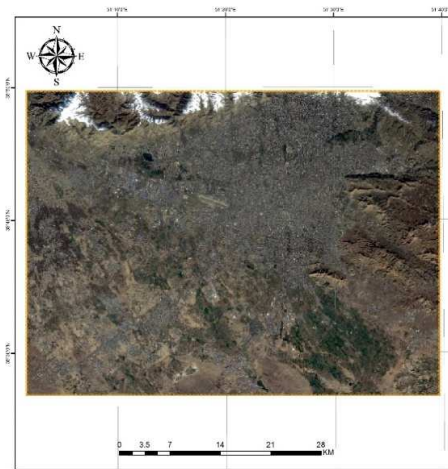


(الف)

شکل ۴. تصویر ماهواره‌ای لندست-۸، قبل از اصلاح جوی (الف)؛ همان تصویر، پس از اعمال اصلاح جوی FLAASH (ب)



(ب)



(الف)

شکل ۵. تصویر ماهواره‌ای سنتینل-۲ قبل از اصلاح جوی (الف)؛ همان تصویر پس از اعمال اصلاح جوی Sen2Cor (ب)

۲-۵- استخراج ویژگی‌های ماهواره‌ای

همان‌طور که در بخش قبل اشاره شد، گام نخست استخراج بازتاب بالای اتمسفر از تصاویر ماهواره‌ای است. در مورد داده‌های سطح ۱C ماهواره سنتینل-۲، تصاویر ارائه شده به‌طور پیش‌فرض شامل بازتاب بالای اتمسفرند. اما در مورد تصاویر لندست-۸، ابتدا باید مقادیر عدد دیجیتال (DN) به بازتاب TOA تبدیل شوند. این تبدیل با استفاده از رابطه (۱) انجام می‌شود (Sun et al., 2015).

$$\rho_{\lambda'} = M_p \times Q_{cal} + A_p \quad \text{رابطه (۱)}$$

در صورت اعمال تصحیح زاویه خورشید، رابطه (۱) به‌صورت زیر تبدیل می‌شود:

$$P_{\lambda} = \rho_{\lambda'} / \cos(\theta_{SZ}) = \rho_{\lambda'} / \sin(\theta_{SE}) \quad \text{رابطه (۲)}$$

در این معادله، P_{λ} بازتاب بالای سطح اتمسفر (با تصحیح تأثیر زاویه خورشیدی)، θ_{SZ} زاویه ارتفاعی محلی خورشید (که در فایل metadata هر تصویر با نام SUN_ELEVATION وجود دارد) و θ_{SE} زاویه زینتی محلی خورشید ($\theta_{SZ} = 90 - \theta_{SE}$) است.

گام بعدی مشخص کردن تأثیرات اتمسفری در امواج الکترومغناطیسی رسیده به سنجنده‌های ماهواره‌ای است. این تأثیر به‌صورت تفاوت بین بازتاب اندازه‌گیری شده از طریق سنجنده و بازتاب واقعی از سطح زمین نشان داده می‌شود. در این مطالعه، این تفاوت به‌صورت بازتاب اتمسفری تعریف می‌شود. بازتاب اتمسفری را می‌توان به‌منزله تفاوت بین بازتاب TOA و بازتاب BOA محاسبه کرد (Saraswat et al., 2017). در مورد داده‌های لندست-۸ که هر دو بازتاب TOA و BOA در دسترس‌اند، بازتاب اتمسفری را می‌توان طبق رابطه (۳) به دست آورد.

$$R(\lambda) = TOA(\lambda) - BOA(\lambda) \quad \text{رابطه (۳)}$$

برای تصاویر سنتینل-۲، همان‌طور که پیش‌تر ذکر شد، بازتاب TOA به‌طور مستقیم در محصول سطح ۱C ارائه می‌شود. از سوی دیگر، بازتاب BOA پس از اعمال تصحیح اتمسفری استخراج می‌شود؛ بنابراین بازتاب

اتمسفری برای هر باند سنتینل-۲ را می‌توان با استفاده از رابطه (۴) محاسبه کرد.

$$R(\lambda) = 1C - 2A \quad \text{رابطه (۴)}$$

در این معادله، $R(\lambda)$ بازتاب اتمسفری برای باند λ است. در مرحله بعد، برای هر تصویر (تصویر بازتاب اتمسفری حاصل از روابط (۳) و (۴))، مقدار $R(\lambda)$ متناظر با ایستگاه‌های کنترل کیفیت هوا استخراج شد. این مقادیر، به‌صورت داده‌های سنجش از دور، در تحلیل رگرسیون استفاده می‌شوند.

شایان ذکر است که داده‌های AOD حاصل از ماهواره مادیس، با وجود مزایای فراوان، دارای دقت مکانی حدود ۱۰ کیلومترند که برای تحلیل‌های دقیق در مقیاس شهری مناسب نیستند. در این مطالعه، از اختلاف بین بازتاب TOA و BOA استفاده شد تا شاخصی تجربی از تأثیرات جو استخراج شود و در نتیجه، با رزولوشن بالاتر تصاویر لندست و سنتینل، امکان مدل‌سازی دقیق‌تر الگوهای درون‌شهری آلودگی هوا فراهم آید. این رویکرد با وجود محدودیت‌هایی که در مقایسه با AOD دارد، در شرایط فعلی و از منظر دقت مکانی، مزیت مهمی محسوب می‌شود.

۲-۶- تحلیل رگرسیون

برای ایجاد رابطه‌ای تجربی بین داده‌های میدانی و داده‌های سنجش از دور، ابتدا تحلیل‌هایی با استفاده از رگرسیون خطی تک‌متغیره انجام شد و سپس رگرسیون خطی چندمتغیره مورد بررسی قرار گرفت. در ادامه، تکنیک‌های پیشرفته‌تر رگرسیون شامل رگرسیون غیرخطی چندمتغیره (مدل توانی) و رگرسیون بردار پشتیبان با بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک (GA-SVR) اجرا شد و در نهایت، نتایج مدل‌ها ارزیابی و مقایسه شدند.

بر اساس مطالعات پیشین، ممکن است AOD همبستگی مؤثری با ذرات معلق داشته باشد و به این ترتیب، شاخصی مورد اعتماد برای استفاده در مدل‌سازی آلودگی هوا باشد. بنابراین مقدار بازتاب اتمسفری حاصل

ثابتی‌اند که برای ایجاد رابطه‌ای غیرخطی استفاده می‌شوند. ثابت c پارامتر ثابت اضافی برای تعریف رابطه است. به‌منظور ارزیابی تطابق این معادله با داده‌های در دست، مقادیر بازتاب اتمسفری از باندهای اول و دوم ماهواره لندست- ۸ و همچنین باندهای دوم و سوم ماهواره سنتینل- ۲، در تحلیل رگرسیون، همراه با داده‌های زمینی ذرات معلق استفاده شدند (Loveland & Irons, 2016; Sameen et al., 2014).

۲-۶-۳- روش مبتنی بر هسته^۱

از روش SVM برای حل مسائل شناسایی الگو استفاده شده است (Saitta, 1995). در این روش، داده‌ها به فضایی ورودی با ابعاد بالاتر نگاشته می‌شوند و ابرصفحه جداسازی بهینه‌ای در این فضا ساخته می‌شود (Huang et al., 2017). به‌منظور استفاده از این روش در اهداف طبقه‌بندی، بیشتر محققان Support Vector Classification (SVC) را به کار می‌گیرند و برای کاربردهای رگرسیون، معمولاً از Support Vector Regression (SVR) استفاده می‌شود (Chang & Lin, 2011). در این تحقیق، از روش ϵ -SVR استفاده شده است.

۲-۷- GA-SVR برای انتخاب ویژگی

فضای ویژگی‌های با ابعاد بالا، به‌دلیل افزایش زمان پردازش و نیاز به تحلیل دقیق، چالش‌های شایان توجهی در اهداف طبقه‌بندی و مدل‌سازی ایجاد می‌کند (Uğuz, 2012; Uysal & Gunal, 2011)؛ بنابراین انتخاب ویژگی‌های بهینه، برای بهبود عملکرد، ضروری است. الگوریتم ژنتیک (GA) تکنیکی در بهینه‌سازی با الهام از مفهوم تکامل است که روشی قدرتمند برای انتخاب ویژگی‌ها و کاهش ابعاد به شمار می‌رود (Zhong, 2013). در این مطالعه، استفاده از تمامی باندهای طیفی در ماهواره‌های لندست- ۸ و سنتینل- ۲، برای مدل‌سازی آلودگی هوا، غیرعملی و ناکارآمد بود. برای رفع این

از رابطه (۵)، برای این منظور، مناسب شناخته شد (Fraser et al., 1984; Gassó & Hegg, 2003). به‌دلیل رابطه خطی قوی بین AOD و PM، جایگزینی AOD به‌صورت تابعی از PM، امکان استخراج روابط (۶) و (۷) را فراهم می‌کند. این روش الگوریتم برآورد غلظت PM را با استفاده از باندی طیفی یا طول‌موج خاص (λ)، ساده‌تر می‌کند (Retalis & Sifakis, 2010; Sameen et al., 2014).

$$R(\lambda) = TOA(\lambda) - BOA(\lambda) \quad (5)$$

$$AOD = a_1 \times R(\lambda_1) + a_2 \times R(\lambda_2) + \dots + a_n \quad (6)$$

$$PM = a_1 \times R(\lambda_1) + a_2 \times R(\lambda_2) + \dots + a_n \quad (7)$$

۲-۶-۱- رگرسیون خطی چندگانه

رابطه (۷) نشان می‌دهد که داده‌های میدانی ارتباط نزدیکی با بازتاب اتمسفری دارند. در این مرحله، با استفاده از رابطه (۷)، مدل‌های خطی ساده و چندگانه برای ماهواره‌های لندست- ۸ و سنتینل- ۲ به دست آمد. با قراردادن مقادیر میدانی PM10 و PM2.5 در رابطه (۷)، ضرایب تحلیل رگرسیون برای ماهواره‌های لندست- ۸ و سنتینل- ۲ محاسبه شد. سپس رابطه تجربی بین باندهای اول تا چهارم لندست- ۸ و ذرات معلق و باندهای دوم تا چهارم سنتینل- ۲ و ذرات معلق استخراج شد.

۲-۶-۲- رگرسیون غیرخطی چندگانه

با توجه به جدول‌های ۶ و ۷، به نظر می‌رسد رابطه بین ذرات معلق (PM10 و PM2.5) و بازتاب اتمسفر، خطی باشد. برای بررسی این موضوع، بین بازتاب اتمسفری باندهایی که بیشترین همبستگی را با ذرات معلق دارند، رابطه‌ای غیرخطی برقرار شد. معادله (۸) این رابطه را نشان می‌دهد.

$$PM = a_1 \times R(\lambda_i)^{b_1} + a_2 \times R(\lambda_j)^{b_2} + c \quad (8)$$

در این معادله، a_1 و a_2 ضرایب ثابتی‌اند که از تحلیل رگرسیون به دست آمده‌اند و b_1 و b_2 نیز توان‌های

را در باندهای مرئی و طول موج‌های کوتاه دارند. این نتایج با نتایج تحقیقاتی قبلی هم‌راستاست؛ بنابراین، برای مدل‌سازی آلودگی هوا، باندهای اول تا چهارم ماهواره لندست- ۸ و باندهای دوم تا چهارم ماهواره سنتینل- ۲ به‌منزله مؤثرترین ورودی‌ها انتخاب شدند.

این روابط، در جدول ۶، برای ماهواره لندست- ۸ و در جدول ۷، برای ماهواره سنتینل- ۲ آمده است که با چهار پارامتر دقت (R, RMSE, R² و NRMSE) ارزیابی شده‌اند. در شکل‌های ۶ و ۷ نیز، رابطه خطی تصاویر ماهواره‌ای لندست- ۸ و سنتینل- ۲ با ذرات معلق مشاهده می‌شود.

مشکل، الگوریتم ژنتیک به کار رفت تا مجموعه‌ای بهینه از باندها، برای مدل‌سازی آلودگی هوا، شناسایی شود. سپس باندهای منتخب، به‌منزله ورودی برای الگوریتم رگرسیون بردار پشتیبان، استفاده شدند تا دقت و عملکرد مدل بهبود یابد.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- ویژگی‌های ماهواره

مطالعات قبلی نشان داده‌اند که باندهای طیفی ماهواره‌ای، در محدوده مرئی، به ذرات معلق حساس‌ترند. یافته‌های جدول‌های ۲ و ۳، همراه با نتایج تحلیل GA-SVR، تأیید می‌کنند که ذرات معلق بیشترین تأثیر

جدول ۶. روابط خطی PM10 و PM2.5 در جو، با استفاده از سنجنده لندست- ۸

شماره	مدل خطی	R ² (%)	r	RMSE	NRMSE
۱	PM10 = 1499 × R(1) + 16.27	۵۷/۷۶	۰/۷۶	۱۶/۲	۰/۰۸۶
۲	PM2.5 = 616 × R(1) + 2.27	۶۸/۸۹	۰/۸۳	۷/۶	۰/۰۷۳
۳	PM10 = 1556 × R(2) + 24	۵۱/۸۴	۰/۷۲	۱۷/۳	۰/۰۹۳
۴	PM2.5 = 645 × R(2) + 5.8	۶۸/۸۹	۰/۸۳	۸/۱	۰/۰۷۷
۵	PM10 = 1146 × R(3) + 82	۳۲/۴۹	۰/۵۷	۲۳	۰/۱۲۴
۶	PM2.5 = 624 × R(3) + 30	۵۰/۴۱	۰/۷۱	۱۰	۰/۰۹۶
۷	PM10 = 983 × R(4) + 88.9	۲۲/۰۹	۰/۴۷	۲۴/۱	۰/۱۲۹
۸	PM2.5 = 560 × R(4) + 35	۴۶/۲۴	۰/۶۸	۱۱	۰/۱۰۵
۹	PM10 = 1885 × R(1) - 486 × R(2) + 14	۶۲/۴۱	۰/۷۹	۹/۲	۰/۰۴۹
۱۰	PM2.5 = 80 × R(1) + 559 × R(2) + 5.3	۶۸/۸۹	۰/۸۳	۷/۲	۰/۰۶۹
۱۱	PM10 = 3858 × R(3) - 2763 × R(4) + 58	۴۰/۹۶	۰/۶۴	۲۰/۱۸	۰/۱۰۹
۱۲	PM2.5 = -1013 × R(3) + 1675 × R(4) + 22.2	۵۶/۲۵	۰/۷۵	۹/۸	۰/۰۹۴
۱۳	PM10 = 1575 × R(1) + 279 × R(2) - 435 × R(3) + 1.6	۶۴/۹۶	۰/۸۰۶	۱۶/۹	۰/۰۹۱
۱۴	PM2.5 = -52 × R(1) + 781 × R(2) - 96 × R(3) + 2.9	۶۸/۸۹	۰/۸۳	۷/۸	۰/۰۷۵
۱۵	PM10 = 1422 × R(1) + 424 × R(2) - 447 × R(4) - 1	۶۲/۴۱	۰/۷۹	۱۸/۵	۰/۱۰
۱۶	PM2.5 = -194 × R(1) + 954 × R(2) - 126 × R(4) + 1.7	۶۸/۸۹	۰/۸۳	۷/۹	۰/۰۷۵
۱۷	PM10 = 1359 × R(1) + 397 × R(2) + 457 × R(3) - 822 × R(4) - 0.2	۶۴/۰۰	۰/۸۰	۱۹/۶	۰/۱۰۵
۱۸	PM2.5 = -321 × R(1) + 1028 × R(2) + 378 × R(3) - 435 × R(4) + 2.5	۷۰/۵۶	۰/۸۴	۷/۱	۰/۰۶۸

جدول ۷. روابط خطی PM10 و PM2.5 در جو، با استفاده از سنجنده سنتینل-۲

شماره	مدل خطی	R ² (%)	r	RMSE	NRMSE
۱	PM10 = 0.0841 × R(2) + 15	۶۲/۴۱	۰/۷۹	۸/۱	۰/۱۱۵
۲	PM2.5 = 0.0452 × R(2) - 1.46	۶۴/۹۶	۰/۸۰۶	۷/۲	۰/۱۰۲
۳	PM10 = 0.159 × R(3) + 31	۵۱/۸۴	۰/۷۲	۲۰/۶	۰/۱۵۱
۴	PM2.5 = 0.0757 × R(3) + 8	۶۷/۲۴	۰/۸۲	۷/۹	۰/۱۱۲
۵	PM10 = 0.0887 × R(4) + 59	۳۱/۳۶	۰/۵۶	۲۴	۰/۱۷۶
۶	PM2.5 = 0.0352 × R(4) + 21	۳۷/۲۱	۰/۶۱	۱۰/۱	۰/۱۴۴
۷	PM10 = 0.0771 × R(2) - 0.0140 × R(3) + 14	۶۴/۳۲	۰/۸۰۲	۱۲	۰/۱۰۱
۸	PM2.5 = 0.0349 × R(2) + 0.0101 × R(3) - 1.1	۶۷/۲۴	۰/۸۲	۷/۲۷	۰/۱۰۳
۹	PM10 = 0.0654 × R(2) + 0.0438 × R(4) + 23	۳۸/۴۴	۰/۶۲	۱۴/۱	۰/۱۱۹
۱۰	PM2.5 = 0.0532 × R(2) + 0.0341 × R(4) + 12	۴۰/۹۶	۰/۶۴	۱۰/۳	۰/۱۴
۱۱	PM10 = 0.102 × R(3) - 0.024 × R(4) + 35	۳۸/۴۴	۰/۶۲	۱۶/۴	۰/۱۳۸
۱۲	PM2.5 = 0.0497 × R(3) - 0.0059 × R(4) + 13	۴۳/۵۹	۰/۶۶	۹/۱۸	۰/۱۳
۱۳	PM10 = 0.074 × R(2) + 0.015 × R(3) - 0.007 × R(4) + 14	۶۸/۸۹	۰/۸۳	۱۲/۳	۰/۱۰۴
۱۴	PM2.5 = 0.041 × R(2) + 0.012 × R(3) - 0.007 × R(4) - 2.2	۷۰/۵۶	۰/۸۴	۶/۹۳	۰/۰۹۹

۳-۲- مدل سازی آلودگی هوا

سه روش رگرسیون خطی، رگرسیون غیرخطی و GA-SVR برای مدل سازی آلودگی هوای ناشی از ذرات معلق استفاده شدند.

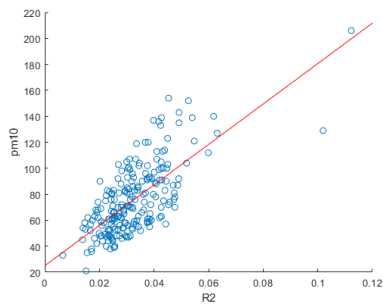
۳-۲-۱- مدل سازی خطی

تحلیل اولیه، در مدل سازی خطی، شامل استخراج روابط خطی برای هر باند انتخابی در طیف الکترومغناطیسی بود که پس از آن، روابط چندجمله‌ای بین باندها ایجاد شد. طبق جدول ۶، برای ماهواره لندست-۸، باند اول قوی‌ترین پاسخ را به ذرات معلق نشان می‌دهد و باند دوم نیز همبستگی چشمگیری دارد. دقت مدل‌های چندجمله‌ای خطی، که از باندهای اول تا سوم استفاده می‌کنند، اندکی بیشتر از سایر مدل‌ها بوده است. با این حال، به منظور بهینه‌سازی کارایی محاسباتی، استفاده از مدل چندجمله‌ای صرفاً با باندهای اول و دوم توصیه می‌شود. در مورد ماهواره سنتینل-۲، همان‌طور که در جدول ۷ مشاهده می‌شود، باند ۲ قوی‌ترین همبستگی را با ذرات معلق دارد. علاوه بر این، مدل چندجمله‌ای که شامل باندهای ۲، ۳ و ۴ است، بیشترین

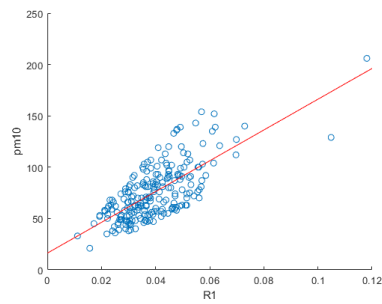
همبستگی را نشان می‌دهد. با این حال، برای ساده‌سازی محاسبات و با صرف نظر کردن از اندکی کاهش دقت (حدود ۲٪ همبستگی)، عملکرد یک مدل چندجمله‌ای خطی با استفاده از باندهای ۲ و ۳ می‌تواند، به منزله مدل پیش‌بینی آلودگی هوا، مؤثر باشد. جدول‌های ۲ و ۳ روابط خطی بین ذرات معلق و تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ و سنتینل-۲ را به تفصیل نشان می‌دهد.

۳-۲-۲- مدل سازی غیرخطی

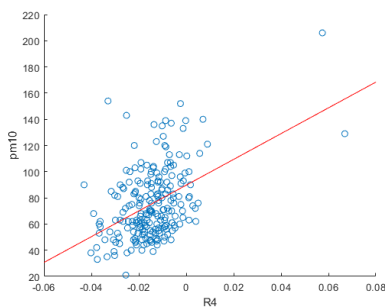
توسعه مدل‌های غیرخطی برای بررسی جامع‌تر رابطه بین ذرات معلق و بازتاب اتمسفری ثبت‌شده در تصاویر سنجنش از دور بسیار مفید است. در این مطالعه، رگرسیون غیرخطی (به‌ویژه، روابط توان) در مورد دو باندی اعمال شد که بیشترین همبستگی را با ذرات معلق نشان می‌دادند. یافته‌های این مدل‌ها نشان داد، حتی زمانی که از روش‌های غیرخطی برای تحلیل استفاده شود، بازتاب اتمسفری معمولاً رابطه‌ای خطی با داده‌های آلودگی دارد. در جدول‌های ۸ و ۹، مدل‌های تجربی تولیدشده همراه با پارامترهای دقت مورد نظر مطرح شده است.



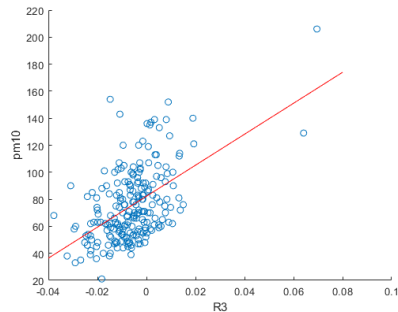
(ب) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند دوم لندست- ۸ با PM10



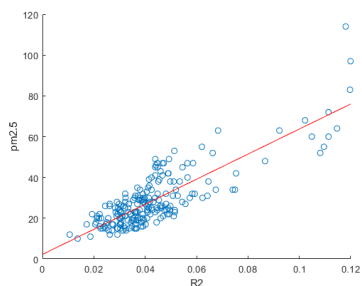
(الف) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند اول لندست- ۸ با PM10



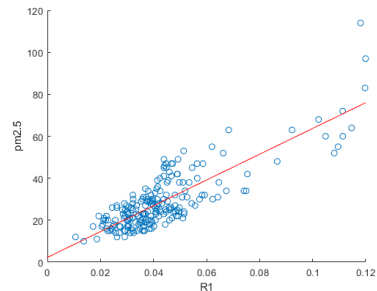
(د) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند چهارم لندست- ۸ با PM10



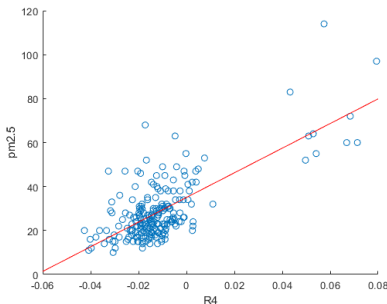
(ج) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند سوم لندست- ۸ با PM10



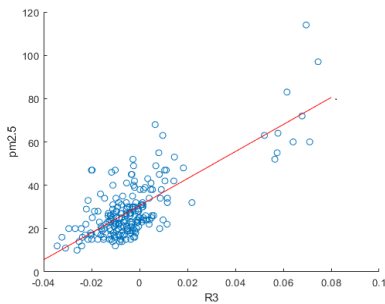
(و) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند اول لندست- ۸ با PM2.5



(ه) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند اول لندست- ۸ با PM2.5

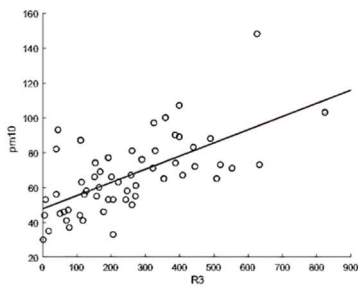


(ح) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند چهارم لندست- ۸ با PM2.5

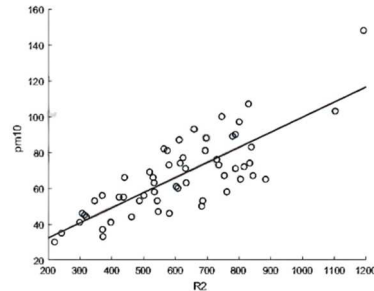


(ز) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند سوم لندست- ۸ با PM2.5

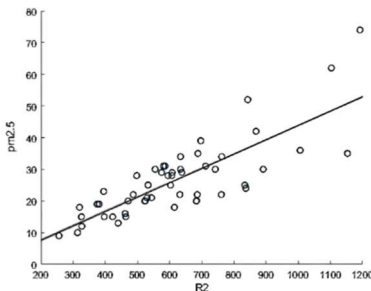
شکل ۶. (الف) تا (د) رابطه خطی بین باندهای اول تا چهارم تصاویر لندست- ۸ و غلظت‌های PM10 را به ترتیب، نشان می‌دهند. به همین صورت، (ه) تا (ح) رابطه خطی بین باندهای اول تا چهارم تصاویر لندست- ۸ و غلظت‌های PM2.5 را نمایش می‌دهند. روابط تجربی دقیق و معیارهای دقت مربوط به این نمودارها در جدول ۶ آمده است



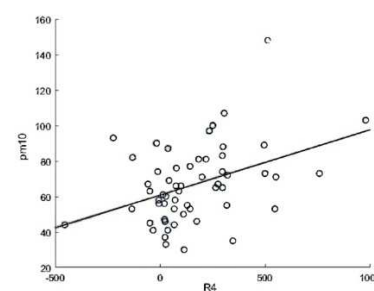
ب) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند سوم سنتینل-۲ با PM10



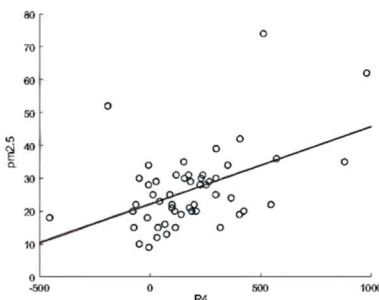
الف) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند دوم سنتینل-۲ با PM10



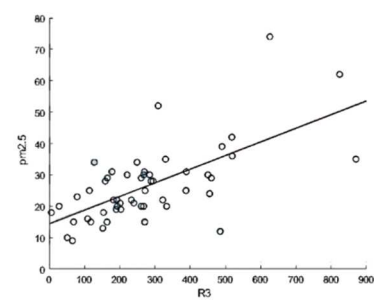
د) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند دوم سنتینل-۲ با PM2.5



ج) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند چهارم سنتینل-۲ با PM10



و) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند چهارم سنتینل-۲ با PM2.5



ه) نمودار خطی بازتاب اتمسفری باند سوم سنتینل-۲ با PM2.5

شکل ۷. روابط خطی بین باندهای دوم تا چهارم تصاویر سنتینل-۲ و PM10 در نمودارهای (الف) تا (ج) نشان داده شده است. نمودارهای (د) تا (و) نیز روابط خطی بین همان باندها و PM2.5 را نشان می‌دهند. یافته‌های تجربی، شامل روابط و معیارهای دقت برای این نمودارها، در جدول ۷ به تفصیل بیان شده است

جدول ۸. روابط غیرخطی PM2.5 و PM10 در جَو، با استفاده از سنجندهٔ لندست-۸

شماره	مدل خطی	R ² (%)	r	RMSE	NRMSE
۱	$PM10=866 \times R(1)^{1.085} + 755 \times R(2)^{0.897} + 8.1$	۶۰/۸۴	۰/۷۸	۱۹/۱	۰/۱۰۶
۲	$PM2.5=1280 \times R(1)^{1.229} + 356 \times R(2)^{0.721} - 1.5$	۶۸/۸۹	۰/۸۳	۸/۲	۰/۰۸۲

جدول ۹. روابط غیرخطی PM2.5 و PM10 در جَو، با استفاده از سنجندهٔ سنتینل-۲

شماره	مدل خطی	R ² (%)	r	RMSE	NRMSE
۱	$PM10=866 \times R(1)^{1.085} + 755 \times R(2)^{0.897} + 8.1$	۶۵/۶۱	۰/۸۱	۷/۳	۰/۰۶۶
۲	$PM2.5=1280 \times R(1)^{1.229} + 356 \times R(2)^{0.721} - 1.5$	۶۴/۹۶	۰/۸۰۶	۸/۱	۰/۱۱۵

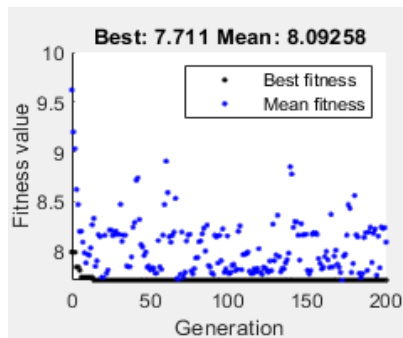
۳-۲-۳- مدل سازی مبتنی بر هسته

استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین، برای شناسایی مؤثرترین ویژگی ها از مجموعه ای بزرگ، ضروری است. هدف اصلی، در این تحقیق، تعیین مناسب ترین باندهای ماهواره ای برای توسعه مدل های آلودگی هوا براساس ذرات معلق در جو بود. با استفاده از الگوریتم SVR-GA (رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم ژنتیک) و کمینه سازی RMSE به منزله تابع هدف، باندهای طیفی بهینه برای هر ماهواره شناسایی شد. نتایج حاصل از الگوریتم SVR-GA نتایج بخش های قبلی را تأیید کرد و نشان داد که باندهای دارای طول موج کوتاه تر ارتباط قوی تری با ذرات معلق در جو دارند. به طور خاص، داده های ورودی برای الگوریتم SVR-GA شامل باندهای ۱ تا ۷ از ماهواره لندست-۸ و باندهای ۱ تا ۱۲ از ماهواره

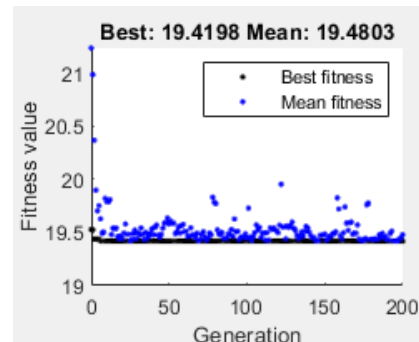
سنتینل-۲ بودند. مطابق انتظارات، الگوریتم باندهای دارای طول موج کوتاه تر را به منزله ویژگی های مرتبط تر انتخاب کرد. نتایج این تحلیل ها در شکل های ۵ و ۶ نشان داده شده است و شکل های ۸ و ۹ نیز کاربرد الگوریتم GA-SVR را به ترتیب، برای ماهواره های لندست-۸ و سنتینل-۲، نشان می دهند.

۳-۳- پیش بینی نقشه آلودگی هوا

نتایج تحلیل رگرسیون نشان می دهد که استفاده از باندهای طول موج کوتاه تر، برای توسعه مدل های پیش بینی آلودگی هوا، بسیار مؤثر است. به طور خاص، ماهواره سنتینل-۲ بهبود دقت حدود دودرصدی در قیاس با ماهواره لندست-۸ ارائه داده است. اما به رغم اینکه در مدل های غیرخطی، همبستگی هایی قوی یافت

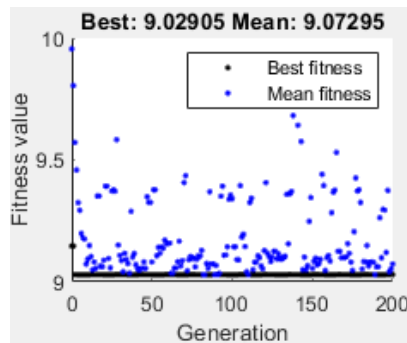


(ب)

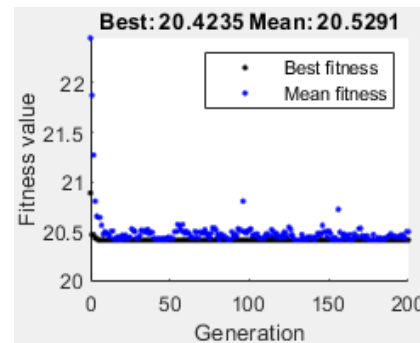


(الف)

شکل ۸. الگوریتم GA-SVR که بر رابطه تصاویر ماهواره ای لندست-۸ و PM10 اعمال شده است (الف)؛ الگوریتم GA-SVR که بر رابطه تصاویر ماهواره ای لندست-۸ و PM2.5 اعمال شده است (ب)



(ب)



(الف)

شکل ۹. الگوریتم GA-SVR که بر رابطه تصاویر ماهواره ای سنتینل-2A و PM10 اعمال شده است (الف)؛ الگوریتم GA-SVR که بر رابطه تصاویر ماهواره ای سنتینل-2A و PM2.5 اعمال شده است (ب)

• براساس یافته‌های این مطالعه و نیز تحقیقات پیشین، استفاده از تصاویر دارای دقت مکانی بیشتر برای تخمین آلودگی هوا مؤثرتر است اما درعین حال این کار با پیچیدگی محاسباتی بیشتری همراه است.

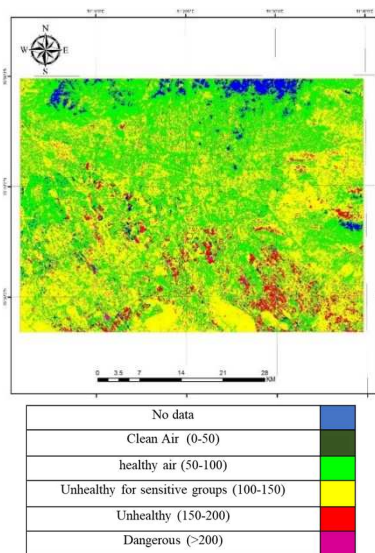
• بیشترین دقت در تخمین PM2.5 از طریق داده‌های سنتینل-۲، با $r = 0.84$ به دست آمد. باین حال با ساده‌سازی مدل و حذف باند چهارم، دقت قدری کمتر اما همچنان مورد قبول، به میزان $r = 0.82$ حاصل شد. به همین ترتیب، بیشترین دقت برای تخمین PM2.5 با استفاده از داده‌های لندست-۸ نیز $r = 0.84$ بود. مدل ساده‌شده، با حذف باند چهارم، دقت تا حدی کمتر و به میزان $r = 0.83$ به دست داد. در جدول ۱۱، مقایسه دقیق میان دقت به دست آمده از داده‌های آموزشی و آزمون، درمورد این چهار مدل، آمده است.

• استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و رگرسیون مبتنی بر هسته به ایجاد مدل‌های خطی دارای دقت بالا منجر شد که تأکید می‌کند بازتاب اتمسفری ارتباط قوی‌تری با باندهای طیفی دارای طول موج کوتاه‌تر دارد.

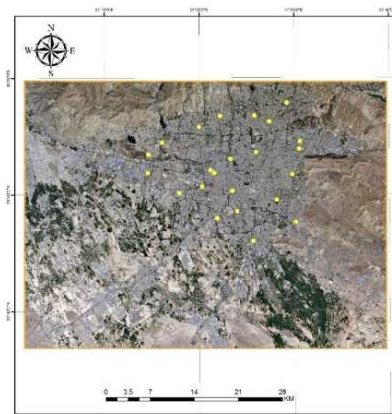
شده است، به دلیل پیچیدگی افزوده و نیاز به محاسبات بیشتر، این مدل‌ها برای برآورد آلودگی هوا توصیه نمی‌شوند. برای مثال، سطح آلودگی هوای تهران، در ۲۹ اکتبر ۲۰۱۷ که از آلوده‌ترین روزهای ثبت شده است، با استفاده از این روش برآورد شد. پس از دریافت تصویر ماهواره‌ای لندست-۸ متعلق به این تاریخ، معادله ردیف نهم جدول ۶ بر داده‌های بازتاب اتمسفری اعمال شد. نقشه آلودگی هوا برای PM10 که از این روش حاصل شده، در شکل ۹ نشان داده شده است و با سطح آلودگی گزارش شده از سوی شرکت کنترل کیفیت هوای تهران کاملاً هم‌خوانی دارد. جدول ۱۰ گزارش رسمی کیفیت هوا در همان تاریخ را ارائه می‌دهد (Air Quality Control Company, 2017).

با ارزیابی نتایج و در نظر گرفتن مدل‌های به دست آمده، این نکات حاصل می‌شود:

- با وجود پیچیدگی ذاتی داده‌های ماهواره سنتینل-۲، دقت این داده‌ها در تخمین ذرات معلق، بیشتر از ماهواره لندست-۸ است.



(ب)



(الف)

شکل ۱۰. تصویر ماهواره‌ای لندست-۸، همراه با ایستگاه‌های ثبت زمینی سطح آلودگی (الف). براساس گزارش‌های شرکت کنترل کیفیت هوای تهران مناطق جنوبی و جنوب شرق این شهر، در ۲۹ اکتبر ۲۰۱۷، به شدت آلوده بودند. تصویری از ماهواره لندست-۸ در همان روز که معادله ردیف نهم جدول ۷ به بازتاب اتمسفری همین تصویر اعمال شده است (ب). این نقشه، با میزان آلودگی گزارش شده از سوی شرکت کنترل کیفیت هوای تهران، کاملاً مطابقت دارد.

• روش مطرح شده در این مطالعه امکان تولید نقشه‌های دقیق آلودگی هوا، با دقت مکانی بالا را فراهم می‌کند و این نتیجه بهبود چشمگیری را در مقایسه با تحقیقات قبلی، نشان می‌دهد. دقت مکانی نقشه‌های آلودگی تهیه شده در این روش ۱۰×۱۰ متر برای سنتینل-۲ و ۳۰×۳۰ متر برای لندست-۸ است که پایش و ارزیابی آلودگی را با دقت بالاتر ممکن می‌سازد.

• تحلیل رگرسیون غیرخطی، به‌ویژه با استفاده از مدل‌های توان، نشان داد که بازتاب اتمسفری، به‌طور کلی، رابطه خطی خود را با ذرات معلق حفظ می‌کند؛ حتی زمانی که با روش‌های پیچیده‌تر تحلیل رگرسیون انجام شود.

جدول ۱۰. جدول شاخص کیفیت هوا (AQI) برای هر ایستگاه تهران، در ۲۹ اکتبر ۲۰۱۷، ساعت ۱۱ (نزدیک‌ترین زمان به زمان تصویربرداری ماهواره)

شماره	ایستگاه	O ₃	NO ₂	SO ₂	CO	PM2.5	PM10	AQI
۱	بیشینه شاخص ایستگاه‌ها	۴۵	۱۰۵	۲۳	۱۰۹	۱۳۷	۱۱۷	۱۳۷
۲	میانگین شاخص ایستگاه‌ها	۳۲	۸۰	۱۲	۵۹	۱۱۳	۸	۱۱۳
۳	منطقه ۱۴	Non	58	۱۵	۵۸	Non	۷۵	۷۵
۴	منطقه ۱	۳۷	Non	Non	۳۰	۹۹	۷۴	۹۹
۵	پونک	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non
۶	منطقه ۱۳	۳۷	۵۷	۱۹	۳۸	۱۳۷	۸۹	۱۳۷
۷	منطقه ۶	۳۴	۷۴	۱۳	۶۸	۱۱۷	۹۲	۱۱۷
۸	منطقه ۷	۳۴	۷۲	۹	۷۱	۱۱۱	۷۳	۱۱۱
۹	منطقه ۱۸	۲۹	۱۰۵	۱۳	۵۳	۱۳۰	۱۰۴	۱۳۰
۱۰	منطقه ۲	۲۷	۱۰۰	۲۳	۱۰۰	۱۳۴	۹۹	۱۳۴
۱۱	منطقه ۲۰	۲۷	۱۰۵	۱۱	۶۴	۱۲۸	۱۱۷	۱۲۸
۱۲	منطقه ۱۲	۳۳	Non	Non	۲۷	۸۹	۷۰	۸۹
۱۳	منطقه ۴	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non
۱۴	منطقه ۱۰	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non
۱۵	منطقه ۱۱	Non	Non	۶	۱۰۹	Non	Non	۱۰۹
۱۶	منطقه ۱۶	Non	۱۰۴	Non	۶۰	Non	Non	۶۰
۱۷	منطقه ۱۹	۱۵	Non	۸	۵۳	Non	۵۷	۵۷
۱۸	منطقه ۲۱	۳۵	۶۵	۱۷	۶۰	Non	۹۷	۹۷
۱۹	منطقه ۲۲	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non
۲۰	منطقه ۸	۳۶	۷۰	۸	۳۵	۱۰۵	۷۹	۱۰۵
۲۱	منطقه ۱۵	۳۳	۵۷	۷	۲۸	۹۷	۷۸	۹۷
۲۲	منطقه ۹	۴۵	۹۶	Non	۹۶	Non	۱۰۹	۱۰۹

جدول ۱۱. دقت به دست آمده براساس داده‌های آزمون و آموزش برای بهترین روابط

ماهواره	روابط با بالاترین دقت	مدل	R ² (%)	r	RMSE	NRMSE
لندست- ۸	PM2.5 = -321 × R(1) + 1028 × R(2) + 378 × R(3) - 435 × R(4) + 2.5	Train	۷۰/۵۶	۰/۸۴	۷/۰۱	۰/۰۶۸
		Test	۶۷/۲۴	۰/۸۲	۷/۴۸	۰/۰۷۱
سنتینل- ۲	PM2.5 = 80 × R(1) + 559 × R(2) + 5.3	Train	۶۸/۸۹	۰/۸۳	۷/۲۰	۰/۰۶۹
		Test	۶۴/۰۰	۰/۸۰	۷/۷۱	۰/۰۷۳
سنتینل- ۲	PM2.5 = 0.041 × R(2) + 0.012 × R(3) - 0.007 × R(4) - 2.2	Train	۷۰/۵۶	۰/۸۴	۶/۹۳	۰/۰۹۹
		Test	۶۸/۸۹	۰/۸۳	۷/۳۲	۰/۱۰۴
	PM2.5 = 0.0349 × R(2) + 0.0101 × R(3) - 1.1	Train	۶۷/۲۴	۰/۸۲	۷/۲۷	۰/۱۰۳
		Test	۶۵/۵۱	۰/۸۱	۷/۸۱	۰/۱۱۱

۴- نتیجه گیری

می‌گیرد. این مطالعه نشان داد که تصاویر سنجنش از دور چندطیفی توانمندی چشمگیری در شناسایی آلودگی هوا دارند و سنتینل- ۲، هر پنج روز، تصاویر با دقت مکانی ۱۰ متر و لندست- ۸، هر شانزده روز (با ترکیب لندست- ۹ هر هشت روز)، تصاویر با دقت ۳۰ متر در زمینه مدل‌های آلودگی هوا ارائه می‌کنند.

۵- منابع

- Air Quality Control Company, 2017, <https://airnow.tehran.ir/home/DaiyAQIArchive.aspx>.
- Ashmeet Singh, N., Harshhit Goenka, N., Prakhar Sahu, N., Venkatesh, L.N., Sindhu Sree, M.N., Pavithra, G.N. & T.C. Manjunath, N., 2023, **Design & Amp; Development of a Air Pollution Monitoring Using Smartphone**, International Journal of Engineering Technology and Management Sciences, 7(3), PP. 489-493, <https://doi.org/10.46647/ijetms.2023.v07i03.68>.
- Brueckner, M. & Pforr, C., 2010, **Global Environmental Issues**, In Theory and Practice of Corporate Social Responsibility (pp. 73-88), Springer.
- Chang, C.-C. & Lin, C.-J., 2011, **LIBSVM: A Library for Support Vector Machines**, ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2(3), PP. 1-27.
- Fraser, R.S., Kaufman, Y.J. & Mahoney, R.L., 1984, **Satellite Measurements of Aerosol Mass and Transport**, Atmospheric Environment (1967), 18(12), PP. 2577-2584.

هدف این مطالعه پایش و مدل‌سازی ذرات معلق در جو، به‌منزله یکی از خطرناک‌ترین آلاینده‌های شناخته‌شده، با استفاده از تصاویر چندطیفی ماهواره‌های لندست- ۸ و سنتینل- ۲ در منطقه تهران بود. داده‌های آلودگی هوا در مورد ماهواره لندست- ۸، طی بازه زمانی چهارساله و در مورد ماهواره سنتینل- ۲، به مدت هجده ماه جمع‌آوری شد. بازتاب اتمسفری که از تصاویر ماهواره‌ای استخراج شد، از ویژگی‌های کلیدی برای شناسایی آلودگی هوا شناسایی شد. در این تحقیق، سه روش تحلیل رگرسیون به کار رفت. نتایج نشان داد که رگرسیون خطی، با استفاده از باندهای دوم، سوم و چهارم سنتینل- ۲، دقیق‌ترین نتایج را برای پیش‌بینی ذرات معلق دارد. همچنین رگرسیون بردار پشتیبانی با الگوریتم ژنتیک که به‌منزله یک روش پیشرفته یادگیری ماشین استفاده شده است، تأیید کرد باندهای طول موج کوتاه‌تر بیشترین تأثیر را از ذرات معلق می‌پذیرند. برپایه تحلیل رگرسیون غیرخطی نیز، رابطه بین ذرات معلق و تصاویر ماهواره‌ای تقریباً خطی باقی می‌ماند. در این پژوهش، از داده‌های متعلق به ماه‌های گوناگون سال استفاده شد و مدل‌های توسعه‌یافته، برای بازه‌های زمانی متنوع، آموزش دیدند. ارزیابی‌ها مشخص کرد مدل GA-SVR، در بازه‌های زمستانی و تابستانی، عملکرد پایداری دارد و تغییرات دقت آن، بین ماه‌ها، در محدوده‌ای کمتر از ۱۵٪ قرار

- Ganjehi, S., Omidvar, B., Malekmohammadi, B. & Norouzi Khatiri, K., 2017, **Assessment and Development of Emergency Transportation Indicators (Case Study: Infrastructures of Tehran Municipality, District No. 1**, Sharif Journal of Civil Engineering, 33(3.2), PP. 117-125.
- Gassó, S. & Hegg, D.A., 2003, **On the Retrieval of Columnar Aerosol Mass and CCN Concentration by MODIS**, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 108(D1), AAC-6.
- Glencross, D.A., Ho, T.-R., Camina, N., Hawrylowicz, C.M. & Pfeffer, P.E., 2020, **Air Pollution and Its Effects on the Immune System**, Free Radical Biology and Medicine, 151, PP. 56-68.
- Gupta, P. & Christopher, S.A., 2009, **Particulate Matter Air Quality Assessment Using Integrated Surface, Satellite, and Meteorological Products: Multiple Regression Approach**, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 114(D14).
- Gupta, P., Christopher, S.A., Wang, J., Gehrig, R., Lee, Y.C. & Kumar, N., 2006, **Satellite Remote Sensing of Particulate Matter and Air Quality Assessment over Global Cities**, Atmospheric Environment, 40(30), PP. 5880-5892.
- Harbula, J., Tuček, P. & Pechanec, V., 2010, **Dependence of PM10 Particles Concentration on Aerosol Optical Thickness Value from the MODIS Data**, Proc. Symposium GIS Ostrava.
- Huang, X., Maier, A., Hornegger, J. & Suykens, J.A.K., 2017, **Indefinite Kernels in Least Squares Support Vector Machines and Principal Component Analysis**, Applied and Computational Harmonic Analysis, 43(1), PP. 162-172.
- Kaufman, Y.J., Tanré, D., Remer, L.A., Vermote, E.F., Chu, A. & Holben, B.N., 1997, **Operational Remote Sensing of Tropospheric Aerosol over Land from EOS Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (Paper 96JD03988)**, Journal of Geophysical Research-All Series, 102, PP. 17-51.
- Kumar, A., Yadav, A.K. & Tiwari, S., 2020, **Estimating Ground-Level PM2.5 Concentrations Using Satellite-Based Aerosol Optical Depth and Meteorological Parameters over Delhi, India**, Environmental Science and Pollution Research, 27, PP. 13700-13715.
- Lim, H.S., MatJafri, M.Z., Abdullah, K., Saleh, N.M. & AlSultan, S., 2004, **Remote Sensing of PM10 from LANDSAT TM Imagery**, Acrs., 2004, PP. 739-744.
- Liu, Y., Sarnat, J.A., Kilaru, V., Jacob, D.J. & Koutrakis, P., 2005, **Estimating Ground-Level PM2.5 in the Eastern United States Using Satellite Remote Sensing**, Environmental Science & Technology, 39(9), PP. 3269-3278.
- Loveland, T.R. & Irons, J.R., 2016, **Landsat 8: The Plans, the Reality, and the Legacy**, Remote Sensing of Environment, 185, PP. 1-6.
- Mogaraju, J.K., 2023, **Evaluation of Spatial and Temporal Anomalies of Major Air Pollutants Using TROPOMI and MODIS Data over the Annamayya District of India**, Research Square, <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3082516/v1>.
- Mozafari, S.M., Hasanlou, M. & Arefi, H., 2019, **Air Pollution Estimation Using Aerosol Optical Thickness by Oli Images in Tehran**, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 42, PP. 779-782.
- Nasir, A., Chaudhry, A.G., Khalid, Z. & Jabbar, A., 2015, **An Anthropological Investigation of Urban Life and Health Hazard**, Science International (Lahore), 27, PP. 647-649.
- Nguyen Nhu, H. & Tran, A.V., 2016, **Estimation of PM10 from AOT of Satellite Landsat Image over Hanoi city**, ConferencePaper, https://www.researchgate.net/publication/339229170_Estimation_of_PM10_from_AOT_of_satellite_Landsat_image_over_Hanoi_city.
- Pope III, C.A., Burnett, R.T., Thun, M.J., Calle, E.E., Krewski, D., Ito, K. & Thurston, G.D., 2002, **Lung Cancer, Cardiopulmonary Mortality, and Long-Term Exposure to Fine Particulate Air Pollution**, Jama, 287(9), PP. 1132-1141.
- Retalis, A. & Sifakis, N., 2010, **Urban Aerosol Mapping over Athens Using the Differential Textural Analysis (DTA) Algorithm on MERIS-ENVISAT Data**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65(1), PP. 17-25.
- Saraswat, I., Mishra, R.K. & Kumar, A., 2017, **Estimation of PM10 Concentration from Landsat 8 OLI Satellite Imagery over Delhi, India**, Remote Sensing Applications: Society and Environment, 8, PP. 180-190.

- Saitta, L., 1995, **Support-Vector Networks SVM**, PDF, 297, PP. 273-297.
- Saleh, S.A.H., 2011, **Air Quality over Baghdad City Using Earth Observation and Landsat Thermal Data**, Journal of Asian Scientific Research, 1(6), P. 291.
- Sameen, M.I., Al Kubaisy, M.A., Nahhas, F.H., Ali, A.A., Othman, N. & Hason, M.M., 2014, **Sulfur Dioxide (SO²) Monitoring over Kirkuk City Using Remote Sensing Data**, Journal of Civil & Environmental Engineering, 4(5), P. 1.
- Silva, R.A., West, J.J., Zhang, Y., Anenberg, S.C., Lamarque, J.-F., Shindell, D.T., Collins, W.J., Dalsoren, S., Faluvegi, G. & Folberth, G., 2013, **Global Premature Mortality Due to Anthropogenic Outdoor Air Pollution and the Contribution of Past Climate Change**, Environmental Research Letters, 8(3), P. 034005.
- Sirsikar, S. & Karemre, P., 2015, **Review Paper on Air Pollution Monitoring System**, International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 4(1), PP. 218-220.
- Sun, L., Wei, J., Bilal, M., Tian, X., Jia, C., Guo, Y. & Mi, X., 2015, **Aerosol Optical Depth Retrieval over Bright Areas Using Landsat 8 OLI Images**, Remote Sensing, 8(1), P. 23.
- Thorsen, T.J., Winker, D.M. & Ferrare, R.A., 2021, **Uncertainty in Observational Estimates of the Aerosol Direct Radiative Effect and Forcing**, Journal of Climate, 34(1), PP. 195-214.
- Uğuz, H., 2011, **A Two-Stage Feature Selection Method for Text Categorization by Using Information Gain, Principal Component Analysis and Genetic Algorithm**, Knowledge-Based Systems, 24(7), PP. 1024-1032.
- Uysal, A.K. & Gunal, S., 2012, **A Novel Probabilistic Feature Selection Method for Text Classification**, Knowledge-Based Systems, 36, PP. 226-235.
- Wang, J. & Christopher, S.A., 2003, **Inter-comparison between Satellite-Derived Aerosol Optical Thickness and PM2.5 Mass: Implications for Air Quality Studies**, Geophysical Research Letters, 30(21).
- Yu, X., Nichol, J., Lee, K.H., Li, J. & Wong, M.S., 2022, **Analysis of Long-Term Aerosol Optical Properties Combining AERONET Sunphotometer and Satellite-Based Observations in Hong Kong**, Remote Sensing, 14(20), P. 5220.
- Zhong, Z., 2013, Proceedings of the International Conference on Information Engineering and Applications (IEA) 2012, Springer.
- Zou, B., You, J., Lin, Y., Duan, X., Zhao, X., Fang, X., Campen, M.J. & Li, S., 2019, **Air Pollution Intervention and Life-Saving Effect In China**, Environment International, 125, PP. 529-541.

This Page is Intentionally Left Blank