



University of Tehran

Environmental

*Hazards*

Management



Home Page: <https://jhsci.ut.ac.ir>

Online ISSN: 2383-0530

## Preparation of PM<sub>2.5</sub> Pollution Hazard Map of Tehran Using Ordered Weighted Averaging Algorithm

Moslem Dehnavi Eelagh<sup>1</sup> Parham Pahlavani<sup>2\*</sup>

1. School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: [moslem.dehnavi@ut.ac.ir](mailto:moslem.dehnavi@ut.ac.ir)

2. Corresponding Author, School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: [pahlavani@ut.ac.ir](mailto:pahlavani@ut.ac.ir)

### ARTICLE INFO

**Article type:**  
Research Article

**Article History:**  
Received 25 February 2023  
Revised 21 May 2023  
Accepted 22 May 2023  
Published 20 May 2023

**Keywords:**  
*PM<sub>2.5</sub> pollutant,*  
*Meteorological parameters,*  
*Ordered weighted averaging (OWA),*  
*Gradient descent algorithm,*  
*Learning rate.*

### ABSTRACT

PM<sub>2.5</sub> pollution is one of the critical environmental problems that occurs after industrialization and the increase in the population of cities. Information about pollutant concentration, including PM<sub>2.5</sub> pollutants, significantly impacts how city managers make decisions to improve cities' health. This study used the ordered weighted averaging (OWA) technique to produce PM<sub>2.5</sub> pollutant zonation. For this purpose, meteorological information layers include wind speed, maximum temperature, minimum temperature, average temperature, 24-hour precipitation and humidity, normalized vegetation difference index layers (NDVI), and road density are used. The gradient descent algorithm has been used to calculate the weights related to the order of the values to apply the OWA algorithm. The optimal learning rate parameter has been obtained to achieve the optimal value of the weights. Also, the layers of information were combined based on the obtained weights from OWA. Finally, the RMSE index was used to evaluate the obtained results, and the PM<sub>2.5</sub> pollutant estimated for the summer and winter seasons had the lowest and highest errors, respectively. The error values for these two seasons were 0.129 and 0.190, respectively. Also, Aqdasiyeh station had the lowest error in all seasons, and Golberg, Region 11, and Shahr-e-ray stations had the highest error.

**Cite this article:** Dehnavi Eelagh, M., Pahlavani, P. (2023). Preparation of PM<sub>2.5</sub> Pollution Hazard Map of Tehran Using Ordered Weighted Averaging Algorithm. *Environmental Hazards Management*, 10 (1), 15-28.  
DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2023.355953.767>



© Moslem Dehnavi Eelagh, Parham Pahlavani **Publisher:** University of Tehran Press.  
DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2023.355953.767>

### Introduction

PM<sub>2.5</sub> pollutant has a significant effect on atmospheric conditions, and according to numerous epidemiological studies, this pollutant is harmful to people's general health. Also, epidemiological studies have reported the relationship between PM<sub>2.5</sub> and various medical diseases such as asthma, cardiovascular problems, respiratory infections, and lung cancer. Also, PM<sub>2.5</sub> pollutant was recognized as the fifth cause of death in 2015 due to its small diameter and deep penetration into the lung tissue. The concentration of pollutants in Tehran has increased rapidly due to natural conditions, proximity to the Alborz mountain range, dust storms, and the use of fossil fuels. Therefore, preparing a PM<sub>2.5</sub> pollution distribution map with high accuracy is important to create an early warning mechanism for air pollution, reduce the risk of population exposure to it, and formulate different strategies regarding urban planning. It can be said that the PM<sub>2.5</sub> pollutant comes from different sources that occur in different physical and chemical patterns and different climatic and geographical factors such as air temperature, humidity, radiation, rainfall, the topographic features of the land, and proximity to desert areas can play a role in its creation. Also, some urban characteristics, such as

population density, urban green space, and road networks, can affect the spatial distribution of air pollution

### Materials and methods

This study used the ordered weighted averaging (OWA) technique to produce PM<sub>2.5</sub> pollutant zonation. For this purpose, meteorological information layers include wind speed, maximum temperature, minimum temperature, average temperature, 24-hour precipitation and humidity, normalized vegetation difference index (NDVI), and road density layers have been used. The Gradient descent algorithm has been used to calculate the weights related to the values to apply the OWA algorithm. OWA method can combine different information obtained at the feature level. Gradient descent algorithm is used in solving optimization problems as it goes through an iterative process to find an optimal solution. While finding the solution, the objective function moves towards becoming smaller. This iterative process continues until reaching a defined threshold for changes in the value of the objective function.

### Discussion and Results

The OWA algorithm was applied for different seasons, and accordingly, the zoning map of PM<sub>2.5</sub> pollutants was obtained. As mentioned before, the Gradient descent algorithm has been used for searching the optimal weights. Moreover, the learning rate is one of the parameters of this method. In this study, to determine the value of the learning rate, the problem has been solved for different weights, and the RMSE value changes with the changes in the value of this parameter. Therefore, the best learning rate values for spring, summer, autumn, and winter seasons were obtained as 0.38, 0.69, 0.23, and 0.38, respectively. Considering that each weight is related to an order, all the corresponding pixels in the raster images were arranged in descending order, and each position was assigned a corresponding weight. The weighted values were added together, and then a composite map was formed.

### Conclusion

Based on the produced zoning maps that were produced separately for spring, summer, autumn and winter seasons, a significant difference was observed in the PM<sub>2.5</sub> pollutant concentration values in such a way that the lowest concentration values were found in the spring season and the highest concentration values were estimated in autumn and winter seasons. Based on the evaluation of the model in terms of seasons, the summer season has the lowest RMSE with a value of 0.129, and the winter season has the highest RMSE with a value of 0.190. Thus, it can be said that the criteria used in this study better fit to the factors that cause PM<sub>2.5</sub> pollution in the summer. In contrast, for the winter season, it can be said that in addition to the parameters used in this study, other factors can cause PM<sub>2.5</sub> pollution. Also, based on the evaluation of error values by station, Aghdasiyeh station has the lowest error value in all seasons. Also, Golbarg and Shahr-e-Ray stations have the highest error with the same logic for seasonal error. Furthermore, the maps obtained from this study can be useful for decision makers and analysts in the field of air pollution data from two perspectives. One of the perspectives of data pre-processing is that the fixed and incomplete data can be prepared using independent parameters for different stations. Also, from another perspective, these maps can be used in the topic of PM<sub>2.5</sub> pollution prediction for the coming days.



## تهیه نقشه خطرپذیری آلاینده PM2.5 شهر تهران با استفاده از الگوریتم میانگین وزنی مرتب شده

مسلم دهنوی نیلاق<sup>۱</sup> | پرهام پهلوانی<sup>۲\*</sup>

۱. گروه سیستم اطلاعات مکانی، دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، دانشکده فنی، دانشگاه تهران، تهران. رایانامه: [moslem.dehnavi@ut.ac.ir](mailto:moslem.dehnavi@ut.ac.ir)  
۲. نویسنده مسئول، گروه سیستم اطلاعات مکانی، دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، دانشکده فنی، دانشگاه تهران، تهران. رایانامه: [pahlavani@ut.ac.ir](mailto:pahlavani@ut.ac.ir)

### اطلاعات مقاله

### چکیده

#### نوع مقاله:

یادداشت پژوهشی

#### تاریخ های مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۲/۰۶

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۲/۳۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۰۱

تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۳/۲۰

#### کلیدواژه:

آلاینده PM2.5،

پارامترهای هواشناسی،

میانگین وزنی مرتب شده،

الگوریتم گرادیان کاهشی،

نرخ آموزشی.

آلاینده PM2.5 یکی از معضلات مهم زیست محیطی است که در پی صنعتی شدن و افزایش جمعیت شهرها پدید می آید. اطلاعات درباره وضعیت غلظت آلاینده ها از جمله PM2.5 تأثیر بسزایی در نحوه تصمیم گیری مدیران شهری به منظور ارتقای سطح سلامت شهرها دارد. در این پژوهش از روش میانگین وزنی مرتب شده برای تولید پهنه بندی آلاینده PM2.5 استفاده شد. به این منظور از لایه های اطلاعاتی هواشناسی شامل سرعت باد، دمای بیشینه، دمای کمینه، دمای میانگین، بارش ۲۴ ساعته و رطوبت و همچنین لایه های شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) و تراکم جاده ای استفاده شد. برای محاسبه وزن های مربوط به ترتیب مقادیر به منظور به کارگیری الگوریتم میانگین وزنی مرتب شده از الگوریتم گرادیان کاهشی استفاده شد. برای دستیابی به مقدار بهینه وزن ها پارامتر نرخ آموزشی مطلوب به دست آمد. همچنین لایه های اطلاعاتی براساس وزن های به دست آمده طبق رویکرد میانگین وزنی مرتب شده تلفیق شدند. در نهایت برای ارزیابی نتایج به دست آمده از شاخص RMSE استفاده شد. برآورد آلاینده PM2.5 برای فصل های تابستان و زمستان به ترتیب کمترین و بیشترین خطا را داشت و مقادیر خطا برای این دو فصل به ترتیب ۰/۱۲۹ و ۰/۱۹۰ بود. ایستگاه اقدسیه در همه فصل ها کمترین خطا و ایستگاه های گلبرگ، منطقه ۱۱ و شهرری بیشترین خطا را داشتند.

استناد: دهنوی نیلاق، مسلم؛ پهلوانی، پرهام (۱۴۰۲). تهیه نقشه خطرپذیری آلاینده PM2.5 شهر تهران با استفاده از الگوریتم میانگین وزنی مرتب شده. مدیریت مخاطرات محیطی، ۱۰ (۱)، ۱۵-۲۸. DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2023.355953.767>

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

© مسلم دهنوی نیلاق، پرهام پهلوانی.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2023.355953.767>



## مقدمه

آلاینده PM2.5 تأثیر چشمگیری بر شرایط جوی دارد و براساس پژوهش‌های متعدد اپیدمیولوژیکی، برای سلامت عمومی افراد مضر است. در تحقیقات اپیدمیولوژیکی، ارتباط بین PM2.5 و بیماری‌هایی مانند آسم، مشکلات قلبی-عروقی، عفونت‌های تنفسی و سرطان ریه گزارش شده است [۱۵]. برای مثال رضوی ترمه و همکاران به بررسی اثر آلودگی هوا و دیگر عوامل مؤثر بر بیماری آسم پرداختند [۱۸]. آلاینده PM2.5 به دلیل قطر کم و نفوذ به عمق بافت ریه، پنجمین عامل مرگومیر در سال ۲۰۱۵ شناخته شد [۷، ۲۳]. غلظت آلاینده‌ها در تهران به دلیل شرایط طبیعی، مجاورت با رشته کوه البرز، توفان‌های گردوغبار و استفاده از سوخت‌های فسیلی به سرعت افزایش یافته است. بنابراین تهیه نقشه توزیع آلودگی PM2.5 با دقت زیاد اهمیت فراوانی در ایجاد سازوکار هشدار اولیه برای آلودگی جوی، کاهش خطر قرار گرفتن جمعیت در معرض آن و تدوین راهبردهای مختلف در خصوص برنامه‌ریزی شهری دارد [۲]. غلظت آلاینده‌های موجود در هوا از جمله PM2.5 توسط ایستگاه‌های مختلف در سطح شهر، به صورت اطلاعات نقطه‌ای ثبت می‌شود. با توجه به اینکه این اطلاعات به صورت گسسته و نقطه‌ای ثبت می‌شوند باید با استفاده از روش‌های مختلف درون‌یابی، به صورت نقشه‌های پیوسته تولید شوند تا بتوان در تصمیم‌گیری‌های شهری از آنها استفاده کرد. روش‌های متعددی برای درون‌یابی وجود دارد که می‌توان به انواع روش‌ها با رویکرد کریجینگ و IDW اشاره کرد که در پژوهش‌های متعددی از آنها به منظور تولید نقشه‌های آلودگی استفاده شده است [۳، ۸].

همچنین ایستگاه‌های ثبت آلودگی هوا ممکن است در برخی روزها اطلاعاتی ثبت نکنند که این کمبود داده ممکن است به افزایش عدم قطعیت در نقشه‌های تولیدشده بینجامد. پژوهش‌هایی در این زمینه انجام گرفته است که با استفاده از روش‌های مختلف آماری و به کارگیری ابزارهای هوش مصنوعی به تکمیل جایگاه‌های خالی پرداخته‌اند [۵، ۶]. برای مدل‌سازی آلودگی هوا، آگاهی از معیارهای مختلف محیطی که با عوامل ایجاد آلاینده‌ها ارتباط مستقیم یا غیرمستقیم دارد حائز اهمیت است. به طور خاص برای آلاینده PM2.5 می‌توان گفت که این آلاینده از منابع مختلفی ناشی می‌شود که در الگوهای فیزیکی و شیمیایی مختلفی رخ می‌دهد و عوامل اقلیمی و جغرافیایی مختلف مانند دمای هوا، رطوبت، تابش، بارندگی، ویژگی‌های توپوگرافی زمین و مجاورت با مناطق کویری می‌توانند در ایجاد آن اثر داشته باشند [۱۰، ۱۷]. همچنین برخی مشخصات شهری مانند تراکم جمعیت، فضای سبز شهری و شبکه راه می‌تواند توزیع مکانی آلودگی هوا را تحت تأثیر قرار دهد [۱۹]. با توجه به پژوهش‌های پیشین، به منظور برآورد تأثیر پارامترهای مختلف در ایجاد آلودگی هوا، دو روش کلی وجود دارد: ۱. MCDM و ترکیب آن با ابزارهای GIS؛ ۲. ابزارهای هوش مصنوعی که شامل گستره وسیعی از الگوریتم‌های مختلف است.

## پیشینه پژوهش

پژوهش‌های بسیاری در زمینه پهنه‌بندی و پتانسیل‌یابی مناطق دارای آلودگی هوا انجام گرفته است. زرنندی و همکاران مدل‌های IDW، GWR و Fuzzy-ANP را برای درون‌یابی غلظت PM2.5 به کار گرفتند. همچنین رابطه غلظت PM2.5 و عوامل محیطی ارزیابی شد [۲۴]. کونگ و تیان نوعی مدل LUR را برای شبیه‌سازی توزیع مکانی-زمانی غلظت PM2.5 ارائه کردند. در پژوهش آنان متغیرهای مستقل شامل کاربری اراضی، عوامل هواشناسی، جمعیت، جاده‌ها، مدل رقومی ارتفاع و NDVI بوده است [۱۱]. حامد و همکاران مدلی چندجمله‌ای را برای پیش‌بینی آلاینده PM2.5 در شمال عراق به منظور بررسی همبستگی بین PM2.5، PM10 و پارامترهای هواشناسی پیشنهاد کردند. پارامترهای هواشناسی شامل دما، سرعت باد و درصد رطوبت بوده است [۹]. شکرخدايي و همکاران مدل‌سازی مکانی-زمانی و تهیه پهنه‌بندی ریسک PM2.5 را با استفاده از سه الگوریتم یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی، AdaBoost و گرادیان نزولی تصادفی در کلانشهر تهران اعمال کردند که از داده‌های مستقلی مانند دما، حداکثر دما، حداقل دما، سرعت باد، بارندگی، رطوبت، شاخص NDVI، تراکم جمعیت، تراکم خیابان و فاصله تا مراکز صنعتی استفاده شد [۱۹]. زاو و همکاران از نوعی مدل GWR برای تجزیه و تحلیل توزیع مکانی آلاینده PM2.5 استفاده کردند. براساس نتایج، مدل GWR تا حد چشمگیری از مدل رگرسیون سنتی بهتر عمل می‌کند [۲۵]. لین و همکاران براساس داده‌های میانگین سالانه PM2.5، داده‌های کاربری زمین، داده‌های جمعیت و داده‌های تولید ناخالص داخلی،

ویژگی‌های مکانی- زمانی غلظت‌های PM2.5 و عوامل مؤثر بر این غلظت‌ها را بررسی کردند [۱۳]. پورمحمدی و همکاران با استفاده از روش درون‌یابی کریجینگ و داده‌های ایستگاه‌های پایش آلودگی هوا، غلظت آلاینده‌های مختلف را به‌صورت فصلی در سطح منطقه پهنه‌بندی کرده و از تحلیل واریانس برای بررسی تفاوت غلظت آلاینده‌ها در کاربری‌ها و فصول مختلف سال استفاده کردند [۱۶].

از مدل‌های رگرسیون کاربری زمین نیز به‌طور گسترده‌ای برای پیش‌بینی توزیع مکانی PM2.5 زمین استفاده شده است. برای مثال لی و همکاران رابطه بین AOD به‌صورت فصلی و شاخص آلودگی PM2.5 را ایجاد و سپس نقشه‌های PM2.5 فصلی را براساس AOD پیش‌بینی کردند [۱۲]. وو و همکاران نیز از مدل LUR برای تخمین غلظت PM2.5 و O3 در منطقه دلتای رودخانه مروارید چین استفاده کردند. ورودی‌های مدل شامل مختصات مکانی، مشاهدات سنجش از دور، شرایط هواشناسی، تراکم جمعیت، تراکم جاده، پوشش زمین، و متریک‌های شاخص چشم‌انداز بوده است [۲۰].

با بررسی پژوهش‌ها می‌توان گفت که تا کنون پژوهشی صورت نگرفته که در آن از روش OWA در تلفیق با روش گرادیان کاهش به‌منظور پیش‌بینی آلودگی PM2.5 استفاده شده باشد. درحالی که روش OWA به‌عنوان روشی کارآمد در تلفیق لایه‌های اطلاعاتی در زمینه‌های مختلف استفاده شده است و می‌توان جای خالی این روش را در پیشینه این موضوع مشاهده کرد. همچنین در بین لایه‌های استفاده‌شده در این زمینه، لایه تراکم جاده‌ای دیده نشده که نوآوری این پژوهش محسوب می‌شود. همچنین با توجه به اینکه این‌گونه روش‌ها نیازمند نظر کارشناس برای وزن‌دهی لایه‌ها هستند، استفاده از روش گرادیان کاهش در جایگاه یکی از روش‌های سریع مبتنی بر یادگیری ماشین سبب می‌شود که بدون نیاز به نظر کارشناس بهترین وزن‌ها را برای لایه‌ها به‌دست آورد که مزیت روش پیشنهادی این پژوهش است.

### روش‌شناسی تحقیق

در این پژوهش از روش میانگین وزنی مرتب‌شده (OWA) به‌منظور تولید پهنه‌بندی آلاینده PM2.5 استفاده شده است. این روش از جمله روش‌های تلفیق اطلاعات محسوب می‌شود و در زمینه اطلاعات مکانی کمتر به‌کار گرفته شده است. به این منظور از لایه‌های اطلاعاتی هواشناسی شامل سرعت باد، دمای بیشینه، دمای کمینه، دمای میانگین، بارش ۲۴ ساعته و رطوبت و همچنین لایه‌های شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) و تراکم جاده‌ای نیز استفاده شده است. برای محاسبه وزن‌های مربوط به ترتیب مقادیر به‌منظور به‌کارگیری الگوریتم میانگین وزنی مرتب‌شده از الگوریتم گرادیان کاهش استفاده شده است.

### روش میانگین وزنی مرتب‌شده

عملگر OWA توسط یاگر در سال ۱۹۸۸ معرفی شد و بسیاری از محققان از آن استفاده کرده‌اند [۲۱]. این روش برای تلفیق اطلاعات مختلف به‌دست‌آمده در سطح ویژگی کاربرد دارد. عملگر OWA در فضای  $n$  بعدی، نگاشت  $F$  و به‌صورت  $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  است که به‌شکل رابطه ۱ بر بردار ویژگی  $(X)$  اثر می‌کند:

$$F(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n w_i y_i \quad (1)$$

$w_i$  مؤلفه  $i$  ام بردار  $W = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_n]$  و  $y_i$  مؤلفه  $i$  ام از بردار  $Y = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_n]$  است که بردار  $Y$  مرتب‌شده بردار  $X$  به‌صورت کاهش است. در واقع مقدار  $y_1$  بزرگ‌ترین عنصر بردار  $X$  و  $y_n$  کوچک‌ترین عنصر بردار  $X$  است. بردار  $W$  بردار وزن‌هاست که باید دارای دو ویژگی باشد که در رابطه‌های ۲ و ۳ نشان داده شده است:

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (2)$$

$$0 \leq w_i \leq 1 \quad \forall i \in \{1, 2, 3, \dots, n\} \quad (3)$$

عملگر OWA دارای دو توصیفگر در خصوص بردار وزن هاست که عبارت‌اند از *Orness* و *Dispersion*. عملگر *Orness* میزان شباهت تلفیق به یک عملگر بیشینه است که عددی بین صفر و ۱ دارد و هرچه بزرگ‌تر باشد شباهت به عملگر OR (بیشینه) بیشتر است. این توصیفگر مطابق رابطه ۴ محاسبه می‌شود:

$$orness(W) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (n-i)w_i \quad (4)$$

$n$  تعداد کل ویژگی‌هاست. همچنین توصیفگر *Dispersion* حد پراکندگی مقادیر وزن‌ها را نشان می‌دهد که طبق رابطه ۵ به‌دست می‌آید:

$$dispersion(W) = -\sum_{i=1}^n w_i \ln w_i \quad (5)$$

### الگوریتم کاهش گرادیان

از این الگوریتم برای حل مسائل بهینه‌سازی استفاده می‌شود، به‌صورتی که فرایندی تکراری را در پی یافتن جوابی بهینه طی می‌کند. در طی فرایند یافتن جواب، تابع هدف به سمت کوچک‌تر شدن حرکت می‌کند. این فرایند تکراری تا رسیدن به حد آستانه تعریف شده برای تغییرات مقدار تابع هدف پیش می‌رود. فرض می‌شود تابع زیان  $f$  وجود دارد و قصد داریم آن را با استفاده از روش کاهش گرادیان کمینه کنیم و فرض می‌شود  $w_i$  مقدار وزن در شروع مرحله  $i$  ام باشد. برای محاسبه مقدار  $w_{i+1}$  با نرخ آموزشی  $\alpha$  به‌صورت رابطه ۶ عمل می‌شود [۴]:

$$w_{i+1} = w_i - \alpha \frac{\partial f(w_i)}{\partial w_i} \quad (6)$$

نرخ آموزشی  $\alpha$  طول گام تغییرات در هر مرحله است که در سرعت همگرایی مسئله به سمت پاسخ مؤثر است. در مسائل بهینه‌سازی، تابع  $f$  که تابع زیان نامیده می‌شود، اغلب از جنس خطاست. در این پژوهش تابع زیان برای نمونه  $k$  ام از یک مجموعه داده آموزشی، به‌صورت رابطه ۷ تعریف شده است:

$$f_k(w_i) = e_k = \frac{1}{2} \left( \sum_{i=1}^n w_i y_{ki} - d_k \right)^2 \quad (7)$$

$d_k$  مقدار واقعی متغیر مستقل و مقدار  $y_{ki}$  متغیر وابسته  $i$  ام برای نمونه  $k$  ام است. می‌توان تابع زیان را به‌صورت رابطه ۸ بازنویسی کرد.

$$e_k = \frac{1}{2} \left( \sum_{i=1}^n y_{ki} \frac{e^{\lambda_i}}{\sum_{j=1}^n e^{\lambda_j}} - d_k \right)^2 \quad (8)$$

که در این فرم جدید متغیر  $w$  جای خود را به  $\lambda$  داده است بنابراین در پی مجموعه  $\lambda_i$  هایی هستیم که مقدار  $e_k$  را کمینه کند. اگر از تابع زیان نسبت به  $\lambda_i$  مشتق‌گیری شود، فرم آن به‌صورت رابطه ۹ به‌دست می‌آید:

$$\frac{\partial e_k}{\partial \lambda_i} = w_i (y_{ki} - \hat{d}_k) (d_k - \hat{d}_k) \quad (9)$$

$y_{ki}$  مقدار ویژگی  $i$  ام برای نمونه  $k$  ام است. با توجه به اینکه مقادیر بردار  $W$  به‌صورت غیرمستقیم و از طریق مقادیر  $\lambda_i$  به‌دست می‌آید، رابطه به‌روزرسانی مقادیر  $\lambda_i$  طبق رابطه ۶ به‌صورت فرم جدید بازنویسی شده است که در رابطه ۱۰ نشان داده شده است:

$$\lambda_i(l+1) = \lambda_i(l) - \alpha(y_{ki} - \hat{d}_k)(d_k - \hat{d}_k) \quad (10)$$

بر اساس رابطه ۱۰، مقدار  $\lambda_i(l)$  متناسب با نرخ تغییرات به دست آمده برای  $\lambda_i(l)$  و نرخ آموزشی ای که برای آن در نظر گرفته شده است، به روزرسانی می شود و مقدار  $\lambda_i(l+1)$  به دست می آید.

### روش ارزیابی

برای ارزیابی روش اعمال شده به تفکیک فصل عمل شده و از شاخص ریشه میانگین مربع انحرافات (RMSE) استفاده شده است که در رابطه ۱۱ مشخص شده است.

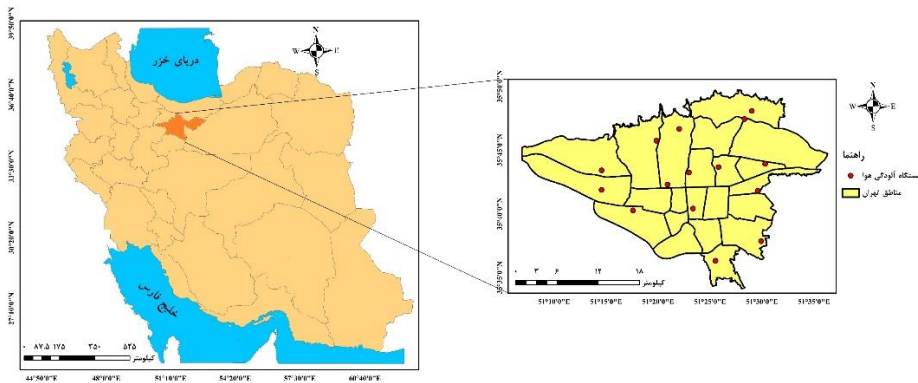
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (11)$$

که در آن  $y_i$  مقدار غلظت آلاینده PM2.5 در ایستگاه  $i$  ام،  $\hat{y}_i$  مقدار برآورد شده آلاینده PM2.5 در ایستگاه  $i$  ام و  $n$  تعداد ایستگاه های ثبت غلظت آلاینده هوای است.

### یافته های پژوهش

#### منطقه پژوهش

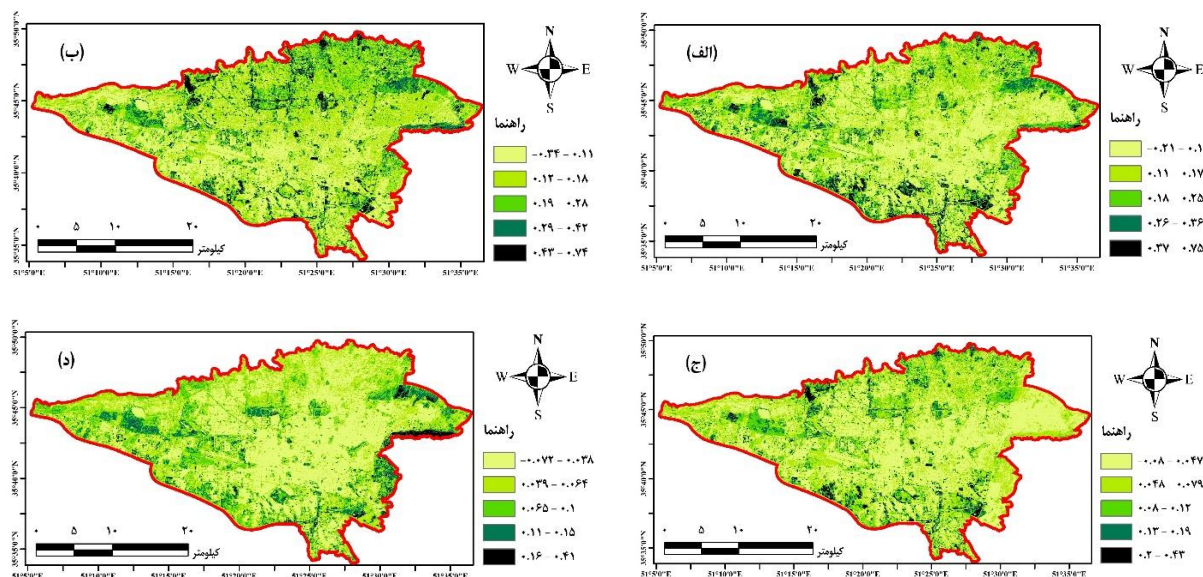
در شهر تهران به سبب جمعیت زیاد و همچنین وجود صنایع مهمی که در اطراف آن قرار دارد، آلودگی هوا به یکی از معضلات همیشگی این شهر مبدل شده است. شهر تهران در فصول سرد سال با افزایش آلاینده های PM2.5 روبه رو است به همین دلیل این پژوهش در شهر تهران صورت گرفته و از داده های آلودگی و اقلیمی شهر تهران به صورت فصلی برای ارزیابی اثر پارامترهای جوی بر توزیع مکانی آلاینده PM2.5 استفاده شده است. در شکل ۱ توزیع مکانی ایستگاه های بررسی شده در این پژوهش نشان داده شده است.



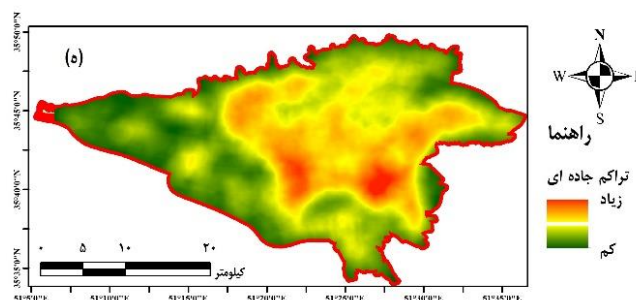
شکل ۱. منطقه پژوهش

ایستگاه های ثبت آلودگی هوا به صورت ساعتی غلظت آلاینده های جوی را ذخیره می کنند. در این پژوهش از اطلاعات این ایستگاه ها به صورت میانگین روزانه استفاده شد. در مجموع ۱۵ ایستگاه در نظر گرفته و اطلاعات روزانه سال ۱۳۹۹ بررسی شد. همچنین از اطلاعات مربوط به پارامترهای جوی شامل دمای بیشینه (درجه سانتی گراد)، دمای کمینه (درجه سانتی گراد)، دمای میانگین (درجه سانتی گراد)، سرعت باد (متر بر ثانیه)، رطوبت هوا (درصد) و بارش ۲۴ ساعته (میلی متر) ثبت شده توسط ۱۳ ایستگاه سینوپتیک در استان تهران استفاده شد. دو شاخص NDVI و تراکم جاده ای نیز معیارهای اثرگذار بر مقدار آلاینده PM2.5 در نظر گرفته شد.

با توجه به همپوشانی نداشتن ایستگاه‌های آلودگی هوا و سینوپتیک، از روش درون‌یابی IDW برای تخمین پارامترهای جوی در محل ایستگاه‌های آلودگی هوا استفاده شد. شاخص NDVI که شدت بازتابش رنگ سبز گیاهان است مقدار پوشش گیاهی را در فصول مختلف نشان می‌دهد. همچنین می‌دانیم که هرچه پوشش گیاهی در منطقه‌ای قوی‌تر باشد، آلودگی کمتری را متحمل می‌شود [۱۹، ۱۴، ۱۱]. وسایل نقلیه تأثیر مهمی در ایجاد آلاینده‌ها و فلزات سنگین در جو دارند [۱، ۲۴]. به همین دلیل تراکم جاده‌ای که احتمال حضور وسایل نقلیه را مشخص می‌کند، می‌تواند شاخصی برای پهنه‌بندی آلاینده PM2.5 باشد. شکل ۲ لایه‌های مربوط به NDVI به تفکیک فصل را نشان می‌دهد. همچنین لایه تراکم جاده‌ای در شکل ۳ نشان داده شده است که با استفاده از ابزار Line density در محیط ArcGIS تولید شده است.



شکل ۲. لایه‌های مربوط به NDVI برای فصل (الف) بهار، (ب) تابستان، (ج) پاییز، (د) زمستان.



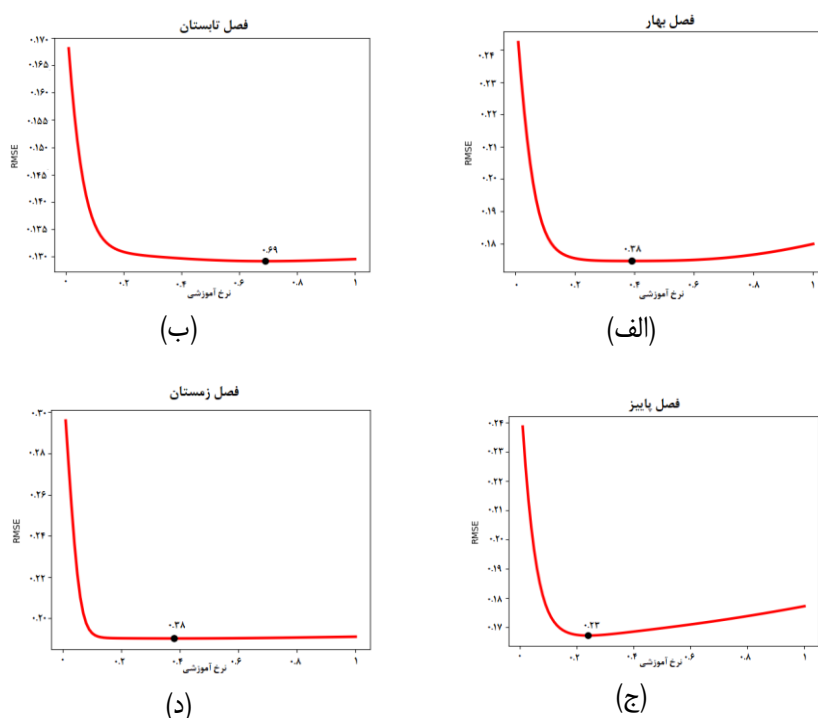
شکل ۳. لایه تراکم جاده‌ای

### اعمال روش پیشنهادی

به‌منظور عملکرد بهتر الگوریتم OWA، در مرحله اول همه داده‌ها نرمال شدند و فرایند نرمال‌سازی داده‌ها برای هر فصل جداگانه صورت گرفت. پس از آن برای تفکیک فصول مختلف، از الگوریتم OWA استفاده شد و نقشه پهنه‌بندی آلاینده PM2.5 به‌دست آمد که در ادامه به تفکیک فصل توضیح داده شده است. همان‌طور که گفته شده برای جست‌وجوی وزن‌های بهینه از روش گرادین کاهشی استفاده شده است که نرخ آموزشی از پارامترهای این روش است. در این پژوهش برای تعیین مقدار شاخص نرخ آموزشی ( $\alpha$ )، به‌ازای مقادیر مختلف  $\alpha$  مسئله حل شده است که با تغییرات مقدار این پارامتر، مقدار RMSE



تغییر می‌کند. بنابراین آن مقدار  $\alpha$  انتخاب شد که کمترین مقدار RMSE را در پی داشته باشد. این مقدار به تفکیک فصل‌های مختلف محاسبه شده که در شکل ۴ نمودار نرخ آموزشی - RMSE نشان داده شده است.



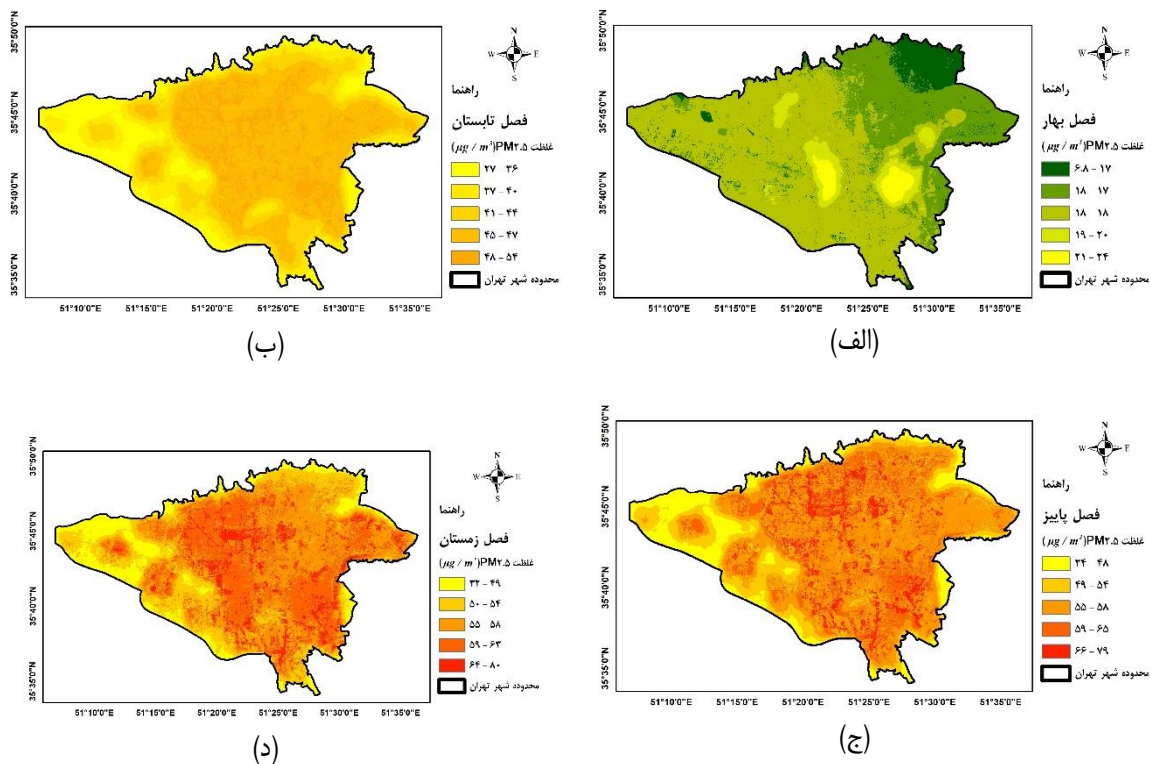
شکل ۴. نمودار نرخ آموزشی - RMSE برای فصل (الف) بهار، (ب) تابستان، (ج) پاییز، (د) زمستان.

بنابراین مقادیر نرخ آموزشی برای فصل‌های بهار، تابستان، پاییز و زمستان به ترتیب ۰/۳۸، ۰/۶۹، ۰/۲۳ و ۰/۳۸ به دست آمد. همچنین از وزن‌هایی که به‌ازای این مقادیر به دست آمد به منظور تلفیق لایه‌ها با به‌کارگیری روش OWA استفاده شد. وزن‌های به دست آمده برای هر فصل در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱. وزن ترتیبی براساس روش پیشنهادی به تفکیک فصل

فصل	شماره ترتیب							
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
بهار	۰/۰۹	۰/۰۷	۰/۰۶	۰/۰۷	۰/۰۸	۰/۱۰	۰/۱۵	۰/۳۸
تابستان	۰/۰۷	۰/۰۸	۰/۰۹	۰/۰۹	۰/۱۰	۰/۱۴	۰/۱۴	۰/۲۹
پاییز	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۷	۰/۰۸	۰/۱۰	۰/۱۲	۰/۱۶	۰/۳۵
زمستان	۰/۰۴	۰/۰۴	۰/۰۵	۰/۰۶	۰/۰۸	۰/۰۹	۰/۱۲	۰/۵۲

پس از محاسبه وزن‌ها به تفکیک فصول، تلفیق لایه‌های مدنظر صورت گرفت. لایه‌های اطلاعاتی با فرمت رستر، ابتدا در محیط ArcGIS Pro2.5 به صورت نرمال تولید شده و سپس به محیط برنامه‌نویسی منتقل شدند. هر وزن مربوط به یک ترتیب است. همه پیکسل‌های متناظر در تصاویر رستری به صورت نزولی مرتب شدند و به هر جایگاه وزن مربوط تعلق گرفت. برای مثال برای فصل تابستان، پیکسل دارای کوچک‌ترین مقدار از بین پیکسل‌های متناظر وزن ۰/۲۹ و پیکسل دارای بزرگ‌ترین مقدار وزن ۰/۰۷ را می‌گیرد. مقادیر وزن دار شده با هم جمع شده و در پی آن نقشه تلفیقی تشکیل شد. در شکل ۵، نقشه‌های تلفیقی به دست آمده برای فصل‌های مختلف نشان داده شده است.



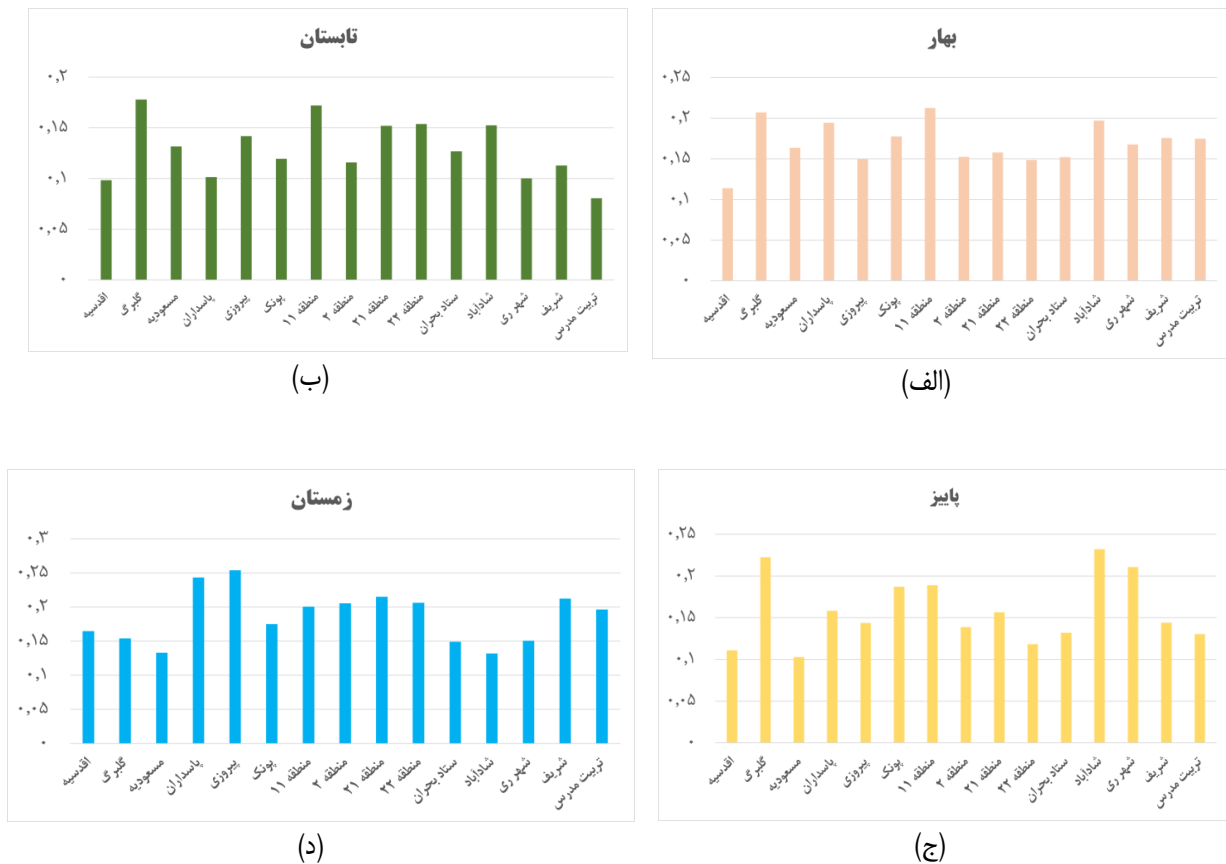
شکل ۵. نقشه غلظت آلاینده PM2.5 برای فصل الف (بهار، ب تابستان، ج) پاییز، د) زمستان.

شایان ذکر است که نقشه‌های به‌دست‌آمده مقدار غلظت آلاینده PM2.5 را نشان می‌دهند. بنابراین با توجه به شکل ۵ می‌توان استنباط کرد که گستردگی آلودگی در پاییز و زمستان بیشتر از بهار و تابستان بوده است. همچنین برای فصل بهار، همه بخش‌ها به‌جز بخش‌هایی از مرکز شرایط مطلوبی دارند. همچنین در فصل تابستان غلظت آلاینده PM2.5 از فصل بهار بیشتر بوده که توزیع به‌نسبت یکنواختی داشته است. در فصل‌های پاییز و زمستان غلظت آلاینده‌ها مقدار بیشتری داشته است که توزیع آن در مناطق مرکزی و جنوبی شهر از بقیه بخش‌ها بیشتر بوده است در ادامه برای ارزیابی دقت نتایج به‌دست‌آمده مقدار RMSE برای هر فصل محاسبه شده است که در جدول ۲ نشان داده شده است.

جدول ۲. مقادیر میانگین RMSE به تفکیک فصل

فصل	مقدار میانگین RMSE
بهار	۰/۱۷۴
تابستان	۰/۱۲۹
پاییز	۰/۱۶۷
زمستان	۰/۱۹۰

همان‌طور که در جدول ۲ مشخص است، آلودگی فصل تابستان با کمترین مقدار RMSE برآورد شده است. پس از آن فصل‌های پاییز، بهار و زمستان به‌ترتیب دارای کمترین مقدار RMSE بوده‌اند. البته برای ارزیابی بهتر نقشه‌های تولیدشده، مقادیر RMSE برای ایستگاه‌ها نیز محاسبه شد که می‌توان میزان عدم قطعیت را در ایستگاه‌های مختلف بررسی کرد. در شکل ۶ نمودار مقدار RMSE برای ایستگاه‌های ثبت آلودگی هوا نشان داده شده است.



شکل ۶. نمودار مقدار RMSE ایستگاه‌ها برای فصل (الف بهار، ب تابستان، ج پاییز، د زمستان).

با توجه به شکل ۶-الف که مقادیر RMSE برای فصل بهار را نشان می‌دهد، ایستگاه‌های اقدسیه، پیروزی و منطقه ۲۲ دارای کمترین مقدار RMSE بوده‌اند که مقدار آن برای این سه ایستگاه کمتر از ۰/۱۵ بوده است. همچنین ایستگاه‌های گلبرگ و منطقه ۱۱ دارای خطای RMSE بیشتر از ۰/۲ بوده‌اند که از بقیه ایستگاه‌ها مقدار بیشتری داشته‌اند. مطابق با شکل ۶-ب که مقدار RMSE برای ایستگاه‌های ثبت آلودگی هوا در فصل تابستان را نشان می‌دهد، ایستگاه‌های اقدسیه، تربیت مدرس، شهرری و پاسداران RMSE کمتری از ایستگاه‌های دیگر داشته‌اند، به نحوی که مقدار خطا کمتر از ۰/۱ بوده است. همچنین ایستگاه‌های گلبرگ و منطقه ۱۱ بیشترین مقدار RMSE و بیشتر از ۰/۱۵ بوده‌اند. مطابق با شکل ۶-ج که مربوط به فصل پاییز است، ایستگاه‌های اقدسیه و مسعودیه کمترین مقدار RMSE در محدوده ۰/۱ داشته‌اند، در حالی که ایستگاه‌های گلبرگ، شادآباد و شهرری دارای بیشترین مقدار RMSE بوده‌اند که از ۰/۲ فراتر رفته است. مطابق شکل ۶-د که مقادیر RMSE برای فصل زمستان را نشان می‌دهد، مقادیر خطا از بقیه فصل‌ها بیشتر بوده است، به نحوی که کمترین خطا در محدوده ۰/۱ تا ۰/۱۵ و مربوط به ایستگاه‌های اقدسیه، گلبرگ، مسعودیه، ستاد بحران، شادآباد و شهرری بوده است. بیشترین مقدار خطا نیز در محدوده ۰/۲۵ و مربوط به ایستگاه‌های پاسداران و پیروزی بوده است. بنابراین ایستگاه اقدسیه در همه فصل‌ها دارای کمترین مقدار RMSE بوده است و ایستگاه‌های گلبرگ، منطقه ۱۱ و شهرری در فصل‌های مختلف از خطای بیشتری برخوردار بوده‌اند.

## بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف پهنه‌بندی آلاینده PM2.5 در شهر تهران با استفاده از اطلاعات ۱۵ ایستگاه ثبت آلودگی هوا صورت گرفت. پارامترهای استفاده‌شده در پهنه‌بندی شامل سرعت باد، دمای بیشینه، دمای کمینه، دمای میانگین، بارش ۲۴ ساعته، رطوبت، NDVI و تراکم جاده‌ای بود. برای تلفیق لایه‌های اطلاعاتی از روش میانگین وزنی مرتب‌شده و برای محاسبه مقادیر وزن از الگوریتم گرایان کاهشی استفاده شد. پس از محاسبه وزن‌های بهینه و تلفیق لایه‌های اطلاعاتی، نقشه‌های پهنه‌بندی تولید شد.

براساس نقشه‌های پهنه‌بندی تولیدشده که به تفکیک فصل‌های بهار، تابستان، پاییز و زمستان تولید شد، اختلاف معناداری در مقادیر غلظت آلاینده PM2.5 مشاهده شد، به نحوی که در فصل بهار کمترین و در فصل‌های پاییز و زمستان، بیشترین مقادیر غلظت برآورد شد. به منظور ارزیابی مدل استفاده‌شده از شاخص خطای RMSE استفاده شد. براساس ارزیابی مدل به لحاظ فصلی، فصل تابستان دارای کمترین RMSE با مقدار ۰/۱۲۹ و فصل زمستان دارای بیشترین RMSE با مقدار ۰/۱۹۰ است. بنابراین می‌توان گفت معیارهای استفاده‌شده در این پژوهش در فصل تابستان تناسب بیشتری با عوامل ایجادکننده آلودگی PM2.5 داشته است، در حالی که برای فصل زمستان افزون‌بر پارامترهای به‌کاررفته عوامل دیگری ممکن است در ایجاد آلاینده PM2.5 اثر داشته باشد. براساس ارزیابی مقادیر خطا به صورت ایستگاهی، ایستگاه اقدسیه در همه فصل‌ها دارای کمترین مقدار خطا بوده است و ایستگاه‌های گلبرگ، منطقه ۱۱ و شهرری بیشترین خطا را داشته‌اند که با همان منطق برای خطای فصلی می‌توان گفت در محدوده این ایستگاه‌ها می‌توان عوامل دیگری یافت که در تشدید آلاینده PM2.5 مؤثرند.

می‌توان گفت توزیع مکانی ایستگاه‌ها و متغیر بودن شرایط محیطی در محدوده ایستگاه‌ها تأثیر زیادی در دقت پهنه‌بندی دارد. زیرا عوامل ایجادکننده آلودگی در شهر یکسان نیست و پارامترهای اقلیمی متفاوتی در این زمینه ممکن است مؤثر باشند. زیاد بودن مقدار RMSE در برخی ایستگاه‌ها را می‌توان چنین توجیه کرد که پارامترهای بیشتری برای مدل‌سازی آلودگی هوا در محدوده آن ایستگاه نیاز است و با ثابت فرض کردن پارامترها، در برخی ایستگاه‌ها با کمبود اطلاعات لازم برای مدل‌سازی آلودگی مواجهیم. به نظر می‌رسد که اگر به جای مدل‌سازی‌های کلی‌نگر به مدل‌سازی‌های محلی رجوع شده و با شناسایی عوامل محیطی در هر محدوده، مدلی مجزا تولید شود، تا حد زیادی می‌توان این‌گونه ناهمگونی‌ها در مقادیر RMSE را جبران کرد.

در این پژوهش رویکرد OWA به‌منزله رویکردی جدید برای تهیه نقشه آلودگی PM2.5 با استفاده از تلفیق لایه‌های اطلاعاتی مختلف به کار گرفته شد. نتایج نشان می‌دهد که این نوع رویکرد برای تخمین و تکمیل داده‌های آلودگی هوا کارایی دارد. همچنین استفاده از الگوریتم‌های هوشمند نظیر گرادیان نزولی می‌تواند سبب تولید مدل‌های قابل اعتماد برای تهیه پهنه‌بندی آلودگی PM2.5 با استفاده از داده‌های مستقل شود، زیرا به صورت خودکار بهترین وزن‌های تشکیل‌دهنده مدل را محاسبه می‌کند. البته براساس نتایج این پژوهش، پارامتر نرخ آموزشی، اثر زیادی در دقت و اعتبار مدل به‌دست‌آمده دارد که بیانگر اهمیت تعیین مناسب این پارامتر است. همچنین نقشه‌های حاصل از این پژوهش می‌تواند برای تصمیم‌گیرندگان و تحلیلگران فعال در زمینه داده‌های آلودگی هوا از دو منظر مفید باشد: نخست، از منظر پیش‌پردازش داده‌ها که داده‌های جاف‌تاده و ناقص را می‌توان با استفاده از پارامترهای مستقل برای ایستگاه‌های مختلف تهیه کرد. از مقادیر RMSE می‌توان به‌منزله شاخصی برای تعیین حد اعتمادپذیری مقادیر برآوردشده یا از این نقشه‌ها به‌عنوان داده‌های کمکی برای دیگر مدل‌های تخمین استفاده کرد. دوم، می‌توان از این نقشه‌ها در پیش‌بینی آلودگی PM2.5 برای روزهای آینده استفاده کرد. با استفاده از داده‌های مستقل به‌عنوان ابزار کمکی می‌توان نقشه آلودگی روزهای آینده را پیش‌بینی کرد و از آن برای تصمیم‌گیری بهینه و هوشمندانه به‌منظور کاهش خطرهای ناشی از آلودگی هوا بهره گرفت. پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی به کمک دیگر روش‌های وزن‌دهی در الگوریتم میانگین وزنی مرتب‌شده، از دیگر روش‌های تلفیق مانند روش‌های فازی بهره گرفت. همچنین در نظر گرفتن دیگر عوامل مؤثر مانند ترافیک راه‌ها، فشار هوا، موقعیت تأسیسات و مناطق صنعتی و جهت باد نیز به‌منظور بهبود دقت نتایج پیشنهاد می‌شود. برای ارزیابی مدل، به جز RMSE، از شاخص‌های دیگری نیز می‌توان استفاده کرد.

## سپاسگزاری

از سازمان هواشناسی کشور به دلیل ارائه داده‌های مختلف اقلیمی به‌کاررفته در این پژوهش و از شرکت کنترل کیفیت هوا به سبب فراهم کردن دسترسی آزاد به داده‌های آرشیوی آلودگی هوا سپاسگزاری می‌شود.

## منابع

- Arsalani, F., & Alijani, B. (2021). Identification of effective factors concentration of heavy metals in the dust existing in the air of Tehran metropolis. *Environmental Management Hazards*, 8(4), 321-335. (in Persian)
- Balram, D., Lian, K.-Y., & Sebastian, N. (2019). Air quality warning system based on a localized PM2.5 soft sensor using a novel approach of Bayesian regularized neural network via forward feature selection. *Ecotoxicology and environmental safety*, 182, 109386.
- Birjandi, N., Ghobadi, M., & Ahmadi, M. (2019). Analysis and zoning of air pollution in urban landscape using different models of spatial analysis (Case study: Tehran). *Advances in Environmental Technology*, 5(3), 185-191.
- Chandra, K., Meijer, E., Andow, S., Arroyo-Fang, E., Dea, I., George, J., . . . Tempest, A. (2019). Gradient descent: The ultimate optimizer. *arXiv preprint arXiv:1909.13371*.
- Dehnavi eelagh, M., & Ali Abbaspour, R. (2023). Estimation of Missing Values in Time Series of Air Pollution Data in Tehran City. *Journal of Environmental Studies*, 48(4), 439-459. (in Persian)
- Faraji, M., & Nadi, S. (2020). Hazards caused by the concentration of pollutants PM<sub>2.5</sub> by using Regression Methods and Spatial-temporal Similarity in Order to Impute the Missing Values in their Time Series (Case Study of Tehran). *Environmental Management Hazards*, 7(3), 299-312. (in Persian)
- Feng, X., Li, Q., Zhu, Y., Hou, J., Jin, L., & Wang, J. (2015). Artificial neural networks forecasting of PM<sub>2.5</sub> pollution using air mass trajectory based geographic model and wavelet transformation. *Atmospheric Environment*, 107, 118-128.
- Gholizadeh, A., Neshat, A. A., Conti, G. O., Ghaffari, H. R., Aval, H. E., Almodarresi, S. A., . . . Mohammadi, A. (2019). PM<sub>2.5</sub> concentration modeling and mapping in the urban areas. *Modeling Earth Systems and Environment*, 5(3), 897-906.
- Hamed, H. H., Jumaah, H. J., Kalantar, B., Ueda, N., Saeidi, V., Mansor, S., & Khalaf, Z. A. (2021). Predicting PM<sub>2.5</sub> levels over the north of Iraq using regression analysis and geographical information system (GIS) techniques. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 12(1), 1778-1796.
- Khorshiddoust, A.M., Mohammadi, G. H., Aghlmand, F., & Hosseini Sadr, A. (2018). Descriptive-statistical Analysis of the Relationship between Atmospheric Conditions and Urban Pollution in Tabriz. *Environmental Management Hazards*, 5(2), 217-230. (in Persian)
- Kong, L., & Tian, G. (2020). Assessment of the spatio-temporal pattern of PM<sub>2.5</sub> and its driving factors using a land use regression model in Beijing, China. *Environmental monitoring and assessment*, 192(2), 1-19.
- Li, R., Ma, T., Xu, Q., & Song, X. (2018). Using MAIAC AOD to verify the PM<sub>2.5</sub> spatial patterns of a land use regression model. *Environmental Pollution*, 243, 501-509.
- Lin, G., Fu, J., Jiang, D., Hu, W., Dong, D., Huang, Y., & Zhao, M. (2014). Spatio-temporal variation of PM<sub>2.5</sub> concentrations and their relationship with geographic and socioeconomic factors in China. *International journal of environmental research and public health*, 11(1), 173-186.
- Mahmoudi, S., & Ahmadi Nadoushan, M. (2022). Study the effects of Traffic Conditions on the PM<sub>2.5</sub> emission Geographically Weighted Regression model (case study: Isfahan city). *Journal of Environmental Science and Technology*, 24(4), 31-45. doi:10.30495/jest.2022.61573.5428. (in Persian)
- Pope III, C. A. (2000). Epidemiological basis for particulate air pollution health standards. *Aerosol Science & Technology*, 32(1), 4-14.
- Pourmohammadi, S., Lotfi, A., & Alranaee, M. (2022). Investigating the Effects of Land Changes on some Pollutants in the Mahshahr Industrial Zone using Remote Sensing and Analysis of Variance (ANOVA) Images. *Geography and Environmental Planning*, 33(4), 79-96. doi:10.22108/gep.2022.133195.1510. (in Persian)
- Querol, X., Alastuey, A., Ruiz, C., Artiñano, B., Hansson, H., Harrison, R., . . . Bruckmann, P. (2004). Speciation and origin of PM<sub>10</sub> and PM<sub>2.5</sub> in selected European cities. *Atmospheric Environment*, 38(38), 6547-6555.
- Razavi-Termeh, S. V., Sadeghi-Niaraki, A., & Choi, S.-M. (2022). Spatio-temporal modelling of asthma-prone areas using a machine learning optimized with metaheuristic algorithms. *Geocarto International*, 1-26.
- Shogrkhodaei, S. Z., Razavi-Termeh, S. V., & Fathnia, A. (2021). Spatio-temporal modeling of pm<sub>2.5</sub> risk mapping using three machine learning algorithms. *Environmental Pollution*, 289, 117859.
- Wu, J., Wang, Y., Liang, J., & Yao, F. (2021). Exploring common factors influencing PM<sub>2.5</sub> and O<sub>3</sub> concentrations in the Pearl River Delta: Tradeoffs and synergies. *Environmental Pollution*, 285, 117138.
- Yager, R. R. (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. *IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics*, 18(1), 183-190.

22. Yousefian, F., Mahvi, A. H., Yunesian, M., Hassanvand, M. S., Kashani, H., & Amini, H. (2018). Long-term exposure to ambient air pollution and autism spectrum disorder in children: a case-control study in Tehran, Iran. *Science of the total environment*, 643, 1216-1222.
23. Yu, W., Guo, Y., Shi, L., & Li, S. (2020). The association between long-term exposure to low-level PM2. 5 and mortality in the state of Queensland, Australia: a modelling study with the difference-in-differences approach. *PLoS medicine*, 17(6), e1003141.
24. Zarandi, S. M., Shahsavani, A., Nasiri, R., & Pradhan, B. (2021). A hybrid model of environmental impact assessment of PM2. 5 concentration using multi-criteria decision-making (MCDM) and geographical information system (GIS)—a case study. *Arabian Journal of Geosciences*, 14(3), 1-20.
25. Zhao, R., Zhan, L., Yao, M., & Yang, L. (2020). A geographically weighted regression model augmented by Geodetector analysis and principal component analysis for the spatial distribution of PM2. 5. *Sustainable Cities and Society*, 56, 102106.