

## تغییرپذیری بلندمدت ذرات معلق ( $PM_{2.5}$ ) شهر تبریز با استفاده از داده‌های سنجش از دور

محمد آزادی مبارکی - دانشجوی دکتری آب‌وهواشناسی شهری، دانشگاه شهید بهشتی، دانشکده علوم زمین، تهران، ایران  
محمود احمدی\* - دانشیار آب‌وهوا شناسی دانشگاه شهید بهشتی، دانشکده علوم زمین، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۰/۱۵ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۴/۰۴

### چکیده

غلظت ذرات معلق ( $PM_{2.5}$ ) با وضوح مکانی بالا امکان کنترل دقیق کیفیت هوا را فراهم می‌کند، به‌خصوص برای کلان‌شهرها که دارای تراکم بالای جمعیت‌اند. هدف از این پژوهش برآورد ذرات معلق ( $PM_{2.5}$ ) و روند تغییرات آن در شهر تبریز است. به این منظور، داده‌های عمق نوری هواویز (AOD) سنجنده‌های MODIS، MISR، SeaWifs و طی دوره آماری ۱۹۹۸-۲۰۱۶ برای برآورد  $PM_{2.5}$  استفاده شد. سپس، با استفاده از روش رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) و کاربست داده‌های شهری و ایستگاه‌های آلودگی هوا مقدار  $PM_{2.5}$  با تفکیک مکانی ۰.۰۱ درجه قوسی برای شهر تبریز برآورد شد. برای مطالعه روند و شیب روند از آزمون‌های ناپارامتریک من-کندال و سنس استفاده شد. غلظت  $PM_{2.5}$  تبریز حداقل ۱۱،۲۹ و حداکثر  $۱۶،۸۶ \mu/m^3$  برآورد شد و مناطق غربی شهر بیشینه مقدار  $PM_{2.5}$  را دارا می‌باشند. میانگین بلندمدت  $PM_{2.5}$ ،  $۱۴،۰۴ \mu/m^3$  محاسبه شد که نسبت به استاندارد سازمان محیط زیست ایران  $۲ \mu/m^3$  بیشتر است. روند  $PM_{2.5}$  کاملاً افزایشی است و مناطق غربی شهر از روند شدت بیشتری برخوردار است. مقدار  $PM_{2.5}$  تبریز  $۰،۲۰ \mu m^3 \text{ year}^{-1}$  در حال افزایش است که تهدیدی جدی برای شهر تبریز است. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت روش GWR مبتنی بر داده‌های سنجش از دور نسبت به روش‌های موجود تهیه نقشه‌های آلودگی هوا برتری دارد.

واژه‌های کلیدی: تبریز، ذرات معلق ( $PM_{2.5}$ )، رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR)، کنترل کیفیت هوا.

### مقدمه

ذرات معلق (PM) یک اصطلاح عمومی است که برای مخلوطی از ذرات جامد و قطرات مایع موجود در جو استفاده می‌شود. نظارت بر ذرات طبیعی (گردوغبار و خاکسترهای آتش‌فشانی) و انسان‌ساخت (دوده ناشی از سوختن زی‌توده و آلودگی‌های صنعتی) (ونگ و کریستوفر، ۲۰۰۳) توجه زیادی را در سال‌های اخیر به خود جلب کرده است. این ذرات می‌توانند بر خواص ابر، بودجه تابشی زمین، الگوهای گردش کلی جو، دمای سطح و بارش تأثیر بگذارند. PM همچنین یکی از مهم‌ترین دلایل مرگ‌ومیر است. اخیراً، سازمان بهداشت جهانی ۴،۲ میلیون مرگ را ناشی از قرارگرفتن در معرض آلودگی هوا در سراسر جهان تخمین زده است (WHO, 2018). بر این اساس، آخرین به‌روزرسانی بار جهانی بیماری‌ها (GBD)<sup>۱</sup> را ششمین عامل اصلی مرگ در فهرست ۸۴ عامل خطر قرار داده است و مسئول بیش از ۴ میلیون مرگ در سال ۲۰۱۶ بوده است (GBD, 2017).  $PM_{2.5}$  ذرات ریزی هستند که اندازه آن‌ها کمتر از ۲،۵ میکرومتر یا میکرون است و یکی از عوامل اصلی آلودگی هواست. به‌طوری‌که مطالعات اپیدمیولوژیک بیشماری نشان دادند که ذرات  $PM_{2.5}$  با پیامدهای بهداشتی مختلفی از جمله بیماری‌های قلبی و عروقی و تنفسی همراه است (گودرمن و همکاران،

Email: ma\_ahmadi@sbu.ac.ir

\* نویسنده مسئول، تلفن: ۰۹۱۲۱۴۸۷۴۹۷

1. Global Burden of Diseases (GBD)

۲۰۰۴؛ دومینوسی و همکاران، ۲۰۰۶). بر این اساس، اطلاع دقیقی از ذرات معلق موجود در جو می‌تواند پیامدهای بهداشتی بسیاری همراه داشته باشد. به‌طور سنتی، مقدار ذرات معلق موجود در جو در ایستگاه‌ها اندازه‌گیری می‌شود که در مقیاس بزرگ و حتی در سطح یک کلان‌شهر طبقه‌بندی نادرستی از مناطق آلوده و پاک ارائه خواهد شد که به لحاظ زیست‌محیطی نیز مشکلات بسیاری همراه خواهد داشت. بنابراین، شناسایی دقیق مکانی مناطق متأثر از ذرات معلق در راهبردهای مرتبط با زیست‌پذیری شهری، ارزیابی کیفیت هوا، و مطالعات اپیدمیولوژیک بسیار مهم است.

ترکیب شیمیایی  $PM_{2.5}$  به عوامل زیادی بستگی دارد، اما به‌طور کلی گونه‌های معدنی مانند سولفات، نترات، و آمونیم همراه مقدار زیادی از گونه‌های آلی زی‌توده ذرات اصلی  $PM_{2.5}$  را تشکیل می‌دهند (جیمز و همکاران، ۲۰۰۹). انتشار ذرات معلق و محرک‌های مرتبط آن از منابعی مانند مصرف انرژی و سوزاندن زی‌توده در محیط‌های شهری حاصل می‌شود و معمولاً این دو عامل عوامل اصلی غلظت  $PM_{2.5}$  در جو شناخته می‌شوند (وست و همکاران، ۲۰۱۳). با این حال، غلظت  $PM_{2.5}$  سطح به عوامل بسیاری مانند شرایط هواشناسی (به‌عنوان مثال دما، سرعت باد، و رطوبت نسبی)، نوع کاربری اراضی، جمعیت، و شبکه‌های جاده‌ای مرتبط است (ون داکلر و همکاران، ۲۰۱۶).

در سال‌های اخیر مطالعات زیادی با استفاده از اندازه‌گیری ماهواره‌ای عمق نوری هواویزها (AOD) انجام شده است. AOD پارامتر بسیار مهمی برای پیش‌بینی غلظت ذرات (PM) در سطح زمین در مکان‌ها یا دوره‌های بدون اندازه‌گیری است (دی هوگ و همکاران، ۲۰۱۸). AOD مقدار نور جذب‌شده یا پراکنده‌شده توسط ذرات معلق را تعیین می‌کند (استافوگیا و همکاران، ۲۰۱۹). بنابراین، پارامتری مهم برای پیش‌بینی تغییرات مربوط به PM است. البته، هر چند که ممکن است نقص‌هایی در این زمینه داشته باشد؛ این مشکل از آنجا ناشی می‌شود که PM در سطح زمین اندازه‌گیری می‌شود. همچنین، AOD نیز غالباً به‌دلیل پوشش ابری، آلودگی برف یا آب، و کالیبراسیون داده‌ها دارای مشکلاتی برای تخمین داده‌های مربوط به ذرات معلق است. این مشکلات باعث شده است تا محققان از تکنیک‌های مختلفی برای برآورد ذرات معلق استفاده کنند که می‌توان به روش‌های مثل کریجینگ، رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی، و شبکه عصبی مصنوعی اشاره کرد (ژائو و همکاران، ۲۰۱۷).

گوپتا و کریستوفر (۲۰۰۹) برای برآورد  $PM_{2.5}$  در جنوب شرقی ایالات متحده آمریکا از داده‌های ضخامت نوری هواویز (AOT) با کاربست روش شبکه عصبی پس انتشار (BPNN)<sup>۱</sup> استفاده کردند. نتایج مطالعه آن‌ها نشان داد استفاده هم‌زمان داده‌های هواشناسی و ضخامت نوری هواویزها ضریب همبستگی را تا سه برابر افزایش می‌دهد. وو و همکاران (۲۰۱۲) از یک الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی با چارچوب بیزین<sup>۲</sup> برای برآورد  $PM_{2.5}$  در شرق چین مبتنی بر داده‌های AOD سنجنده MODIS استفاده کردند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد تأثیر ارتفاع لایه مرزی سیاره‌ای (PBL) بر تغییرات  $PM_{2.5}$  بسیار بالاست؛ به‌طوری‌که با افزایش ارتفاع PBL از مقدار  $PM_{2.5}$  کاسته می‌شود. برآورد غلظت  $PM_{2.5}$  سطح در جنوب ایالات متحده آمریکا با استفاده از روش رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی توسط هو و همکاران (۲۰۱۳) انجام شد. نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد روش رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی همراه عمق نوری هواویزها، پارامترهای هواشناسی، و اطلاعات مربوط به کاربری اراضی به‌عنوان متغیرهای پیش‌بین بهتر می‌تواند مقدار  $PM_{2.5}$  سطح را در جنوب ایالات متحده آمریکا برآورد کند. لی و همکاران (۲۰۱۷) از داده‌های AOD سنجنده MODIS با استفاده از روش شبکه‌های عصبی

1. Back-Propagation Neural Network (BPNN)

2. Bayesian

رگرسیون‌ی تعمیم‌یافته (GRNN)<sup>۱</sup> در کشور چین برای برآورد  $PM_{2.5}$  استفاده کردند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد مدل‌های معمولی (رگرسیون خطی، رگرسیون چندگانه خطی، و مدل نیمه‌تجربی) نتایج مورد انتظار را در مقیاس ملی به دست نمی‌آورند و در مقابل مدل‌های پیشرفته‌تر (رگرسیون وزنی جغرافیایی، شبکه عصبی پس‌انتشار، و GRNN) در برآورد  $PM_{2.5}$  از مزیت‌های بسیار خوبی برخوردارند. برآورد غلظت روزانه  $PM_{2.5}$  و  $PM_{10}$  در ایتالیا طی دوره آماری ۲۰۱۳-۲۰۱۵ با استفاده از مدل جنگل تصادفی پژوهشی است که استفوگیا و همکاران (۲۰۱۹) انجام دادند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد  $PM_{2.5}$  و  $PM_{10}$  در جنوب ایتالیا طی ماه‌های فصل تابستان از مطلوبیت بیشتری برخوردار است. آن‌ها به این نتیجه رسیدند روش‌های یادگیری ماشین همراه جمع آوری داده‌های گسترده با چندین پارامتر می‌تواند نتایج معتبری برای پیش‌بینی غلظت آلاینده‌های هوا در سطح زمین در تفکیک مکانی و زمانی مناسب ارائه دهد.

طی سال‌های اخیر در ایران نیز مطالعه ذرات معلق موجود در جو مناطق شهری با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و روش‌های یادگیری ماشین مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. حجازی و همکاران (۱۳۹۱) توزیع مکانی ذرات معلق با قطر کمتر از ۲/۵ میکرومتر در شهر تهران را با استفاده از داده‌های سنجنده MODIS مطالعه کردند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد آلودگی ناشی از ذرات معلق در مرکز شهر تهران از تراکم بیشتری برخوردار است. پهلوان و همکاران (۱۳۹۳) به برآورد غلظت آلاینده‌های  $PM_{2.5}$  و  $PM_{10}$  در کلان‌شهر تهران با استفاده از داده‌های سنجنده MODIS ماهواره‌ای Terra و Aqua پرداختند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد یک رابطه خطی بین عمق نوری هواویز و غلظت  $PM_{10}$  وجود دارد. خوش‌سیما و همکاران (۱۳۹۴) به برآورد ذرات معلق ( $PM_{10}$ ) در جو با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی طی دوره دسامبر ۲۰۰۹ تا سپتامبر ۲۰۱۰ در شهر زنجان پرداختند و به این نتیجه رسیدند که ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی با مقادیر پیش‌بینی‌شده برای روش همبستگی ساده چندمتغیره و شبکه عصبی به ترتیب برابر ۰/۶۲ و ۰/۸۲ است. آن‌ها دریافتند که استفاده از شبکه عصبی قادر به پیش‌بینی روابط پیچیده بین پارامترهای ورودی و خروجی است.

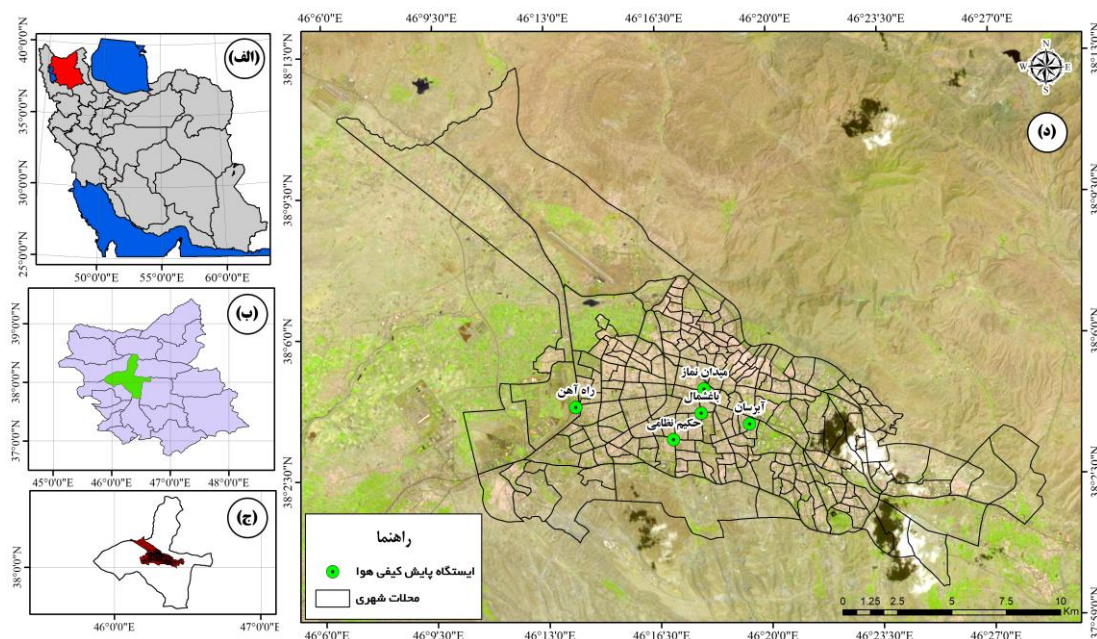
جمع‌بندی پیشینه پژوهش نشان می‌دهد خلاً زیادی در مطالعات مربوط به تغییرات ذرات معلق در ایران وجود دارد؛ این خلاً در کاربست داده‌ها و روش‌های روزآمد بیشتر دیده می‌شود. بنابراین، هدف از این مطالعه برآورد ذرات معلق موجود در جو شهر تبریز با استفاده از یک مدل رگرسیونی وزن‌دار با تفکیک مکانی بالا (۰/۱ درجه قوسی) است. برای برآورد  $PM_{2.5}$  در شهر تبریز طی دوره آماری ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۶ از داده‌های Seawifs، MISR، و MODIS با رویکرد ترکیبی به دلیل کاهش مقدار خطا استفاده شد. همچنین، به غیر از هدف اصلی تحقیق، که برآورد ذرات معلق تبریز است، تغییرات این ذرات در سری زمانی نیز اهداف فرعی این پژوهش است.

## روش تحقیق

### منطقه مورد مطالعه

تبریز کلان‌شهری در منطقه آذربایجان و مرکز استان آذربایجان شرقی با مختصات  $38^{\circ}08'$  شمالی  $46^{\circ}30'$  شرقی قرار گرفته است. این شهر بزرگ‌ترین قطب اقتصادی منطقه آذربایجان ایران است. مساحت این شهر  $250,590$  کیلومتر مربع و ارتفاع آن از سطح دریا بین  $1348$  تا  $1561$  متر است (شکل ۱).

1. Generalized Regression Neural Network (GRNN)



شکل ۱. موقعیت کلان‌شهر تبریز در ایران؛ الف) استان آذربایجان شرقی؛ ب) شهرستان تبریز؛ ج) شهر تبریز؛ د) محلات شهری همراه ایستگاه‌های منتخب پایش کیفی هوا

## داده‌های تحقیق

### ایستگاه‌های پایش کیفی هوا

داده‌های ساعتی ذرات  $PM_{2.5}$  مربوط به آلاینده‌های هوا از مجموعه ایستگاه‌های کنترل کیفی هوای شهر تبریز (آبرسان، باغشمال، میدان نماز، حکیم نظامی، راه‌آهن) برای سال‌های ۲۰۱۳-۲۰۱۶ اخذ شد (موقعیت ایستگاه‌ها در شکل ۱ آمده است). کمبود ایستگاه‌ها از یک طرف و عدم پراکنش مکانی همراه کمبود سری زمانی از مهم‌ترین محدودیت پژوهش پیش رو است که باعث افزایش خطا در برآورد مکانی  $PM_{2.5}$  می‌شود. از این داده‌ها برای صحت‌سنجی داده‌های  $PM_{2.5}$  برآورده شده از داده‌های ماهواره‌ای با استفاده از روش‌های آماری ضریب تعیین ( $R^2$ ) و ریشه متوسط مربع خطا (RMSE) استفاده شد.

$$R^2 = \frac{\left[ \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n}} \quad (2)$$

در این رابطه‌ها  $X_i$  و  $Y_i$  به ترتیب  $i$  امین داده واقعی و شبیه‌سازی شده توسط مدل،  $\bar{X}$  و  $\bar{Y}$  میانگین کل داده‌های  $X_i$  و  $Y_i$  در جامعه آماری، و  $n$  تعداد کل نمونه‌های مورد ارزیابی است.

### عمق نوری هواویزها (AOD) و تلفیق وزنی آن‌ها

داده‌های عمق نوری هواویز از سه سنجنده تابش سنج تصویربرداری با توان تفکیک متوسط (MODIS) ماهواره‌های Terra و Aqua با دو الگوریتم Dark Target (DT) و Deep Blue (DB)، سنجنده تابش سنجش تصویربرداری چندزاویه‌ای (MISR) ماهواره Terra و سنجنده SeaWifs ماهواره GeoEye's OrbView-2 (AKA SeaStar) استفاده شد. دلیل گزینش سه سنجنده و ترکیب وزنی آن‌ها افزایش طول سری زمانی از یک سو و کاهش مقدار خطا به دلیل ترکیب داده‌ها و کاهش اربیبی بوده است که در پژوهش‌های بسیاری همچون ون داکلر و همکاران (۲۰۱۶) توصیه شده است. این داده از پایگاه Ladsweb اداره کل ملی هوانوردی و فضا (NASA) طی تاریخ ۱۹۹۸/۰۱/۰۱ تا ۲۰۱۶/۱۲/۳۱ دانلود شد. دلیل انتخاب سال آغازین این پژوهش همگام با داده‌های در دسترس سنجنده SeaWifs است؛ همچنین سال منتخب پایان دوره به دلیل در دسترس بودن داده‌های محصول پنجم MODIS در پایگاه نام‌برده است. برای بررسی بهتر تغییرات، داده‌ها به چهار دوره پنج‌ساله تقسیم شدند؛ این چهار دوره عبارت‌اند از: ۱۹۹۸-۲۰۰۲، ۲۰۰۳-۲۰۰۷، ۲۰۰۸-۲۰۱۲، و ۲۰۱۳-۲۰۱۶؛ همچنین، به جهت کاهش حجم پژوهش، فقط به ارائه اطلاعات سالانه پرداخته شد.

مقادیر AOD و PM<sub>2.5</sub> همه منابع اشاره‌شده با استفاده از میانگین وزنی ترکیب شد. در مرحله بعد، باقی‌مانده وزنی AOD با استفاده از روش بهنجارشده ریشه متوسط مربع خطا (NRSMD) (رابطه ۳)، اختلاف درصد معکوس مطلق بین داده‌های AOD واسنجی‌شده ( $\Delta AOD_{adj}$ ) و غیرواسنجی‌شده (AOD)، و تراکم داده‌های محلی برای AOD با استفاده از رابطه ۴ محاسبه شد.

$$NRSMD = \frac{(MEAN((AOD_{RETRIVED} - AOD_{AERONET})^2))^{0.5}}{AOD_{AERONET}} \quad (3)$$

$$AOD = \frac{\sum_{n=1}^N \frac{1}{NRSMD_n} \times \left(\frac{\Delta AOD_{adj,n}}{AOD_n}\right)^{-1} \times N_{obs,n}^2 \times AOD_n}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{NRSMD_n} \times \left(\frac{\Delta AOD_{adj,n}}{AOD_n}\right)^{-1} \times N_{obs,n}^2} \quad (4)$$

### روش تحلیل داده‌ها

#### برآورد PM<sub>2.5</sub> از داده‌های ماهواره‌ای سنجنده‌های SeaWifs، MISR، و MODIS

برای برآورد PM<sub>2.5</sub> از داده‌های ماهواره‌ای (ون داکلر و همکاران، ۲۰۱۶) از رابطه ۵ استفاده شد.

$$SAT PM_{2.5} = \frac{\sum_{n=1}^N \frac{1}{NRMSD_n} \times \left(\frac{\Delta AOD_{adj,n}}{AOD_n}\right)^{-1} \times N_{obs,n}^2 \times PM_{2.5,n}}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{NRMSD_n} \times \left(\frac{\Delta AOD_{adj,n}}{AOD_n}\right)^{-1} \times N_{obs,n}^2} \quad (5)$$

در رابطه ۵،  $\Delta AOD_{adj,n}$  و  $AOD_n$  حداقل روی ۰/۰۱ تنظیم شده‌اند.  $N_{obs}$  برای حداکثر پنج مشاهده در هر ماه به‌منظور مقیاس (مقیاس پایه) تنظیم شد.  $N_{obs}$  نیز تراکم مشاهده پراکنده را ارزیابی می‌کند. مقادیر بیش از سه انحراف معیار نیز با استفاده از روش درون‌یابی خطی جای‌گزین شد (ون داکلر و همکاران، ۲۰۱۶).

1. Normalized Root Mean Square Difference (NRSMD)

## رگرسیون وزن دار جغرافیایی (GWR)

برای محاسبه میانگین سالانه PM<sub>2.5</sub> ماهواره‌ای از روش رگرسیونی وزن دار جغرافیایی (GWR) استفاده شد. GWR یک روش آماری است که اجازه می‌دهد تغییرات فضایی در ضرایب پیش‌بین یک رابطه (پیش‌بینی متغیر پاسخ) مبتنی بر رگرسیون خطی ایجاد شود و امکان استفاده از ساختار فضایی هر دو متغیر پیش‌بینی کننده و ضرایب آن را می‌دهد. برای برآورد مقدار PM<sub>2.5</sub> از رابطه ۶ استفاده می‌شود.

$$(GM_{PM_{2.5}} - SAT_{PM_{2.5}}) = \beta_1 DST + \beta_2 SNAOC + \beta_3 ED \times DU \quad (6)$$

در رابطه ۶،  $\beta_1$  تا  $\beta_3$  ضرایب متغیر پیش‌بین را نشان می‌دهند. GM مقدار PM<sub>2.5</sub> به دست آمده از ایستگاه زمینی و SAT ماهواره است. ED نمایانگر تفاوت ارتفاع بین مناطق بلند و متوسط تا کم در یاخته مورد نظر از مجموعه داده ETOP01، DU فاصله معکوس تا نزدیک‌ترین سطح شهری فرآورده (MCD12Q1) سنجنده MODIS (فریدل و همکاران، ۲۰۱۰)، و در نهایت غلظت ترکیبات برای گردوغبار بیابانی (DST) و مجموع سولفات، نیترات، آمونوم، و کربن ارگانیک (SNAOC) است که به نسبت سهم نسبی هر یک در شبیه‌سازی لحاظ می‌شود (فیلیپ و همکاران، ۲۰۱۴).

## روش ناپارامتری من - کندال

برای بررسی روند تغییرات ذرات معلق (PM<sub>2.5</sub>) موجود در شهر تبریز از روش ناپارامتری من - کندال استفاده شد. این روش را نخستین بار من (۱۹۴۵) و سپس کندال (۱۹۷۵) توسعه دادند. از این روش به طور گسترده در مباحث مرتبط با علوم محیطی استفاده می‌شود و روشی بسیار کارآمد برای آزمون روند سری‌های زمانی محسوب می‌شود. نمره Z در آزمون من - کندال براساس رابطه ۷ حساب می‌شود.

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{V(s)}} & \text{if } s > 0 \\ 0 & \text{if } s = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{V(s)}} & \text{if } s < 0 \end{cases} \quad (7)$$

در این رابطه s نشانه تفاوت مقادیر با یکدیگر و var(s) پراش s است.

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sgn}(x_j - x_i), \quad (8)$$

$$V(S) = \frac{1}{18} \left[ n(n-1)(2n+5) - \sum_{p=1}^q t_p(t_p-1)(2t_p+5) \right] \quad (9)$$

در رابطه‌های n تعداد مشاهدات سری،  $x_j$  و  $x_k$  به ترتیب داده‌های لام و کام سری (مرتب شده بر حسب وقوع)، تابع علامت (رابطه ۱۰)، و  $\beta$  عامل مربوط به تصحیح پراش در صورت وجود داده‌های تکراری است.

$$\text{sgn}(x_j - x_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } (x_j - x_i) > 0 \\ 0 & \text{if } (x_j - x_i) = 0 \\ -1 & \text{if } (x_j - x_i) < 0 \end{cases} \quad (10)$$



محاسبه شیب روند تغییرات PM<sub>2.5</sub> سالانه با آزمون ناپارامتریک سنس

برای برآورد شیب روند PM<sub>2.5</sub> سالانه از روش ناپارامتریک سنس<sup>۱</sup> استفاده شد. این روش را نخست تیل<sup>۲</sup> (۱۹۹۲) ارائه داد و سپس سن<sup>۳</sup> (۱۹۶۸) آن را بسط و گسترش داد. روش حاضر همانند بسیاری دیگر از روش‌های ناپارامتریک همچون من-کندال بر ارزیابی تفاوت بین مشاهدات سری زمانی استوار است. از این روش زمانی می‌توان استفاده کرد که روند موجود در سری زمانی یک روند خطی باشد. این بدین معناست که  $f(t)$  در رابطه ۵ برابر است با:

$$f(t) = Qt + B \quad (11)$$

در رابطه ۱۱،  $Q$  شیب خط روند و  $B$  مقدار ثابت است. جهت محاسبه شیب خط روند، یعنی  $Q$ ، نخست باید شیب بین هر جفت داده مشاهداتی با استفاده از رابطه ۱۲ محاسبه شود:

$$Q_i = \frac{x_j - x_k}{j - k} \quad (12)$$

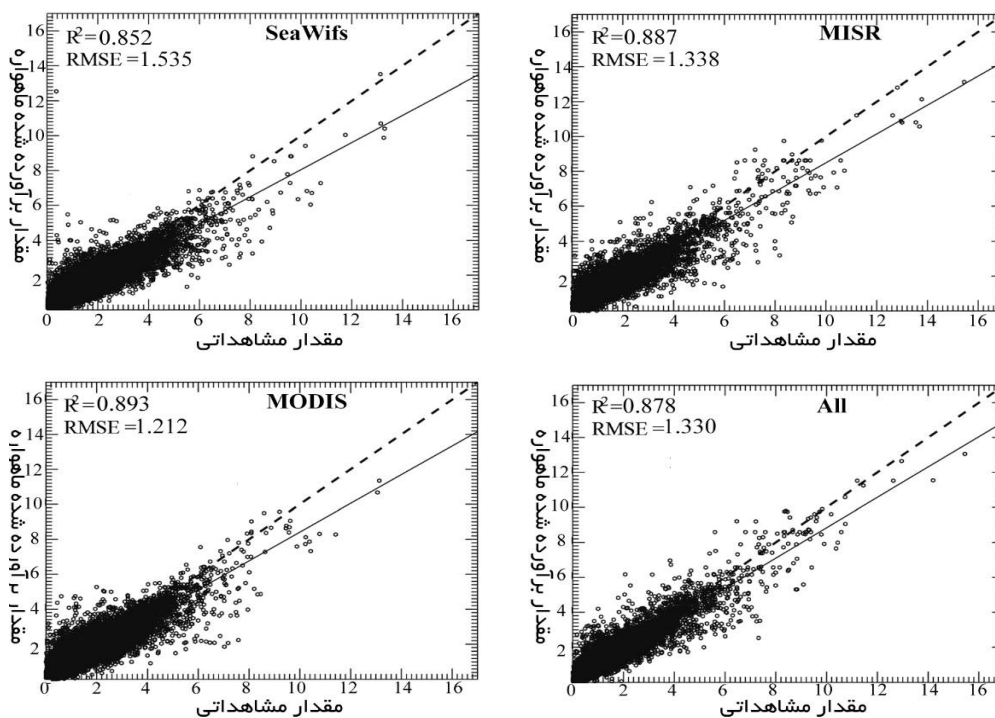
در رابطه ۱۲،  $j > k$ ،  $x_j$  و  $x_k$  به ترتیب داده‌های مشاهداتی در زمان‌های  $j$  و  $k$  است (احمدی و همکاران، ۱۳۹۷).

## نتایج و بحث

صحت‌سنجی ذرات معلق (PM<sub>2.5</sub>) برآوردشده شهر تبریز با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای

توزیع سالانه مکانی PM<sub>2.5</sub> شهر تبریز در شکل ۲ با داده‌های زمینی مقایسه شده است. شاخص‌های آماری ضریب تعیین<sup>۴</sup> ( $R^2$ ) و ریشه متوسط مربع خطا (RMSE)<sup>۵</sup> برای ذرات معلق نشان دادند که داده‌های ماهواره‌ای از دقت بسیار زیادی در برآورد منطقه‌ای PM<sub>2.5</sub> برخوردارند. به طوری که مقدار ضریب تعیین سری زمانی بلندمدت داده‌ها ۰٫۸۷۸ و ریشه متوسط مربع خطا نیز ۱٫۳۳۰  $\mu/m^3$  محاسبه شد. ارزیابی جداگانه سنجنده‌های مورد مطالعه نیز نشان داده است سنجنده MODIS بیشترین مقدار ضریب تعیین و کمترین مقدار خطا را دارد. همچنین سنجنده SeaWiFS نیز بیشترین مقدار خطا را داراست. به طور کلی، PM<sub>2.5</sub> برآوردشده در تبریز مناسب است و در مقایسه با پژوهش‌های انجام‌شده در سطح جهانی (ون دانکلر و همکاران، ۲۰۱۶) این مقدار خطا قابل قبول است. باید توجه داشت ارزیابی PM<sub>2.5</sub> با تلفیق مشاهدات ماهواره‌ای و ایستگاهی به عوامل زیادی بستگی دارد که ذاتاً به ایجاد خطا منجر می‌شوند. در این شرایط یک مدل با مؤلفه‌های بیشتر ممکن است PM<sub>2.5</sub> را بهتر در واحد سطح تخمین بزند. در این پژوهش، همان‌طور که در روش کار نیز آمده است، داده‌های بزرگ شهری (همچون جمعیت و شبکه راه‌ها) با استفاده از محصولات سنجنده MODIS در مدل گنجانده شد. مهم‌ترین علت این انتخاب کاهش مقدار خطاست. همچنین، باید توجه داشت از آنجا که این داده‌ها مربوط به زمان واقعی نیست نمی‌تواند به درستی تغییرات زمانی رابطه AOD-PM<sub>2.5</sub> را منعکس کند.

1. Sen's Slope Estimator Nonparametric Method
2. Theil
3. Sen
4. Coefficient of Determination (R<sup>2</sup>)
5. Root Mean Square Error (RMSE)



شکل ۲. مقادیر شاخص ریشه متوسط مربع خطا (RMSE) و ضریب تعیین ( $R^2$ ) بین داده‌های ماهواره‌ای و زمینی (برای متوسط سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۶)

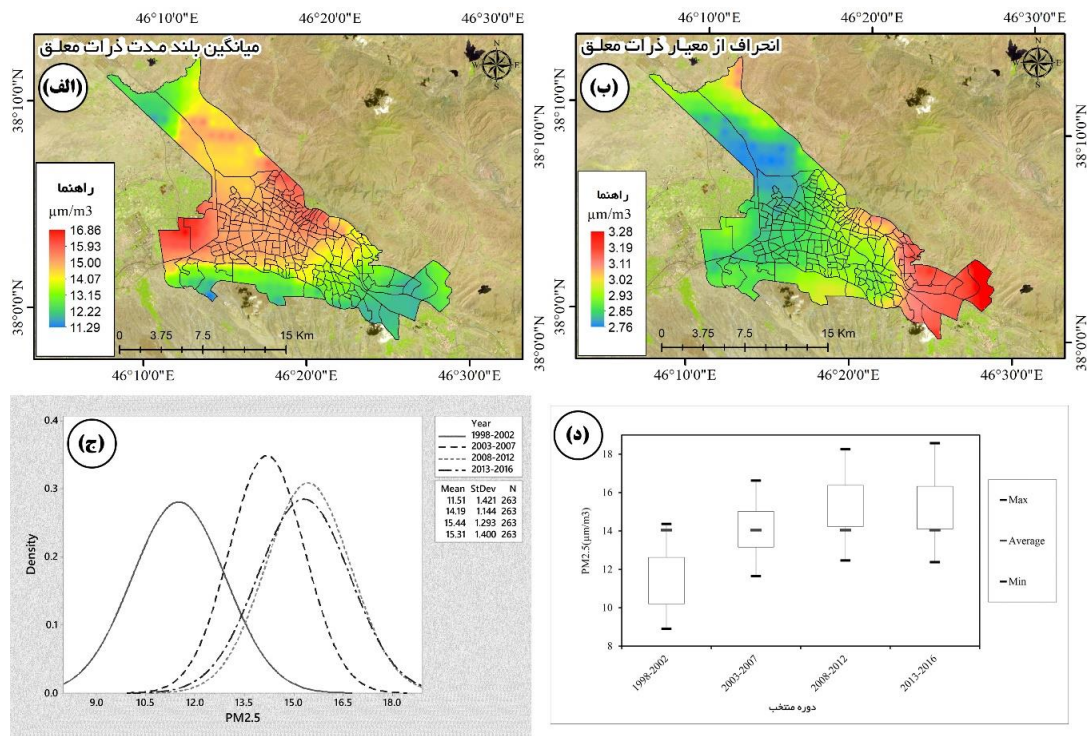
### تغییرات زمانی- مکانی بلندمدت ذرات معلق $PM_{2.5}$ شهر تبریز براساس داده‌های ماهواره‌ای

توزیع میانگین سالانه  $PM_{2.5}$  شهر تبریز با استفاده از روش کریجینگ انجام شد و در شکل ۳- الف نشان داده شد. نتایج نشان داد  $PM_{2.5}$  در مناطق غربی شهر بیشتر از بقیه مناطق است. بنابراین، این منطقه به‌عنوان یک منطقه آلوده شهری در شهر تبریز شناسایی شد. کمترین و بیشترین مقدار ذرات معلق موجود در شهر تبریز به ترتیب ۱۱/۲۹ تا ۱۶/۸۶  $\mu/m^3$  است. مناطق جنوبی و شمالی شهر کمترین ذرات را نشان داده‌اند. برای ارزیابی پراکندگی ذرات معلق در شهر تبریز از شاخص انحراف معیار استفاده شد که در شکل ۳- ب نشان داده شد. اگر انحراف معیار یک مجموعه داده نزدیک به صفر باشد، نشان‌دهنده پراکندگی اندک داده‌هاست و هر چه این مقدار افزایش یابد بیانگر پراکندگی بسیار زیاد داده‌هاست. براساس نتایج بیشترین مقدار انحراف معیار ذرات معلق شهر تبریز در گوشه جنوب شهری واقع در مناطق ۵ و ۹ شهری قرار گرفته است. مناطق مرکزی همراه مناطق غربی نیز کمینه انحراف معیار را ( $2/76 \mu/m^3$ ) نشان داده‌اند. مناطق غربی و شمال غربی شهر به‌ویژه مناطق ۴، ۶ و ۷ شهری تبریز اصلی‌ترین مناطق صنایع سنگین، تراکم بالای جاده‌ها، و تسریع در پراکندگی شهری است. این محیط جغرافیایی میزان قابل توجهی در انتشار گازهای گلخانه‌ای اولیه و آلاینده‌های معدنی  $PM_{2.5}$  معدنی ثانویه داشته است. شرایط نامساعد آب‌وهوایی در لایه مرزی سیاره‌ای، وارونگی مداوم، و سرعت ضعیف باد در زمستان می‌تواند باعث تجمع بیشتر آلاینده‌ها در یک لایه کم عمق شود. همچنین، عوامل اقتصادی و اجتماعی از جمله صنعت، ترافیک، ساخت‌وساز، و سوزاندن سوخت‌های فسیلی به‌عنوان منابع مستقیم آلودگی هوا در شهر تبریز هستند. اما آنچه مشخص است عوامل اقتصادی- اجتماعی تأثیر کمتری نسبت به عوامل طبیعی در این شهر دارند. شرایط آب‌وهوایی معمولاً در جنبه‌های گوناگون و انتشار ناشی از باد، شست‌وشوی ذرات ناشی از بارش، تجمع ذرات در هوا، و تشکیل ذرات ثانویه تأثیر مستقیم بر  $PM_{2.5}$  دارد.



وجود ناهمگونی فضایی طبقه‌بندی شده در آلودگی  $PM_{2.5}$  مشخص کرد ارتباط بین غلظت  $PM_{2.5}$  و عوامل احتمالی معمولاً مقیاس بزرگ ضعیف است. روابط به دست آمده از مدل رگرسیون در یک مقیاس محلی محدود قابل توضیح است، اما فاقد قدرت توضیحی در مقیاس بزرگ است. علاوه بر این، ساختار صنعتی مختلف ممکن است به میزان متفاوتی از آلاینده‌ها کمک کند و تأثیرات متفاوتی در آلودگی  $PM_{2.5}$  داشته باشد.

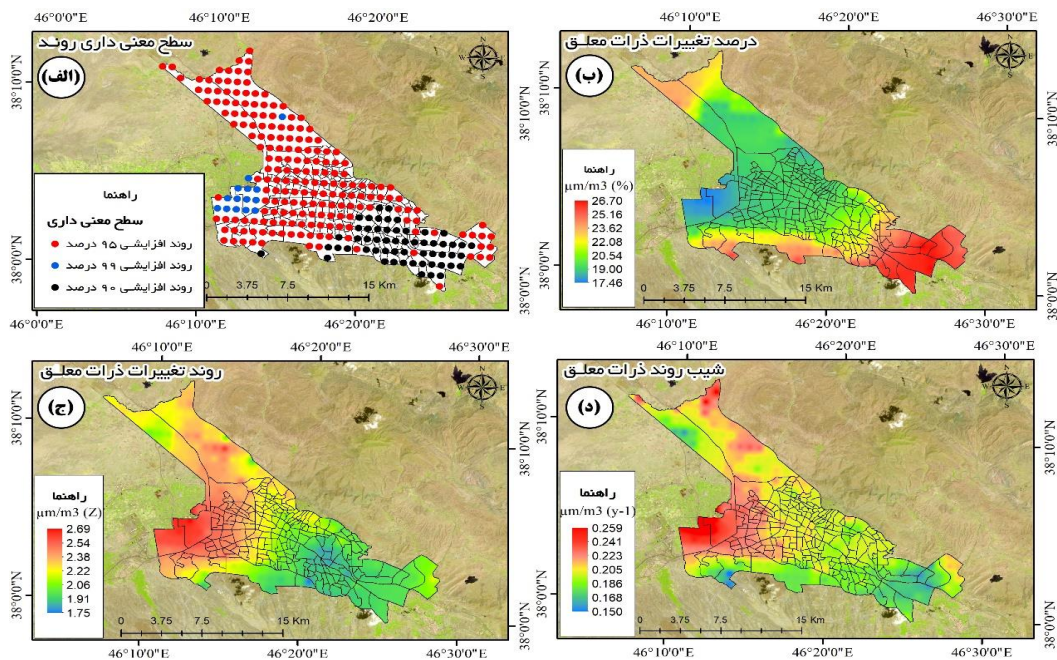
تابع چگالی میانگین سالانه  $PM_{2.5}$  با استفاده از توزیع نرمال همراه نمودار جعبه‌ای در شکل ۳-ج ارائه شد. به دلیل مقایسه بهتر، زیرا مساحت تابع چگالی واحد است و تابعی از مقدار میانگین و واریانس است (باباییان و همکاران، ۱۳۹۳). نکته مهمی که در شبیه‌سازی‌ها دیده می‌شود افزایش واریانس همه دوره‌ها نسبت به دوره اولیه است که نشان‌دهنده فقدان شرایط ثابت  $PM_{2.5}$  موجود در شهر تبریز است؛ به طوری که با گذشت زمان ناهنجاری‌های ناشی از آلودگی شهری در حول و حوش میانگین خود دارای نوسان بیشتری در مقایسه با دوره پیشین خود است. این امر می‌تواند خطری جدی برای زیست‌پذیری شهر تبریز در آینده تلقی شود. نمودارهای مربوطه بیانگر این مطلب است که دم منحنی به سمت راست متمایل شده که بر این اساس داده‌های چوله به راست است. در این حالت فراوانی مقادیر کوچک‌تر از میانگین بیشتر از فراوانی مقادیر بزرگ‌تر از میانگین است. همان‌طور که در شکل ۳-د نشان داده شد، نمودار جعبه‌ای به روشنی حاکی از افزایش  $PM_{2.5}$  شهر تبریز است. میانگین بلندمدت  $PM_{2.5}$  سالانه شهر تبریز  $14.704 \mu\text{m}^3$  محاسبه شد. در دوره اول مورد مطالعه (۱۹۹۸-۲۰۰۲) مقدار  $PM_{2.5}$  کمتر از میانگین بلند بوده است. اما از دوره دوم به بعد ذرات معلق با شیب تندی در شهر تبریز روندی افزایشی را در پیش گرفته‌اند؛ به طوری که در دوره سوم (۲۰۰۸-۲۰۱۲) و دوره چهارم (۲۰۱۳-۲۰۱۶) ذرات معلق بیشتر از مقدار متوسط بلندمدت شده است.



شکل ۳. الف) میانگین بلندمدت ذرات معلق ( $PM_{2.5}$ )؛ ب) انحراف معیار ذرات معلق ( $PM_{2.5}$ )؛ ج) تابع چگالی میانگین سالانه  $PM_{2.5}$  با استفاده از توزیع نرمال؛ د) نمودار جعبه‌ای تغییرات بلندمدت ذرات معلق ( $PM_{2.5}$ )

روند تغییرات بلندمدت ذرات معلق ( $PM_{2.5}$ ) شهر تبریز با استفاده از آزمون‌های ناپارامتریک من-کندال و سنس روند تغییرات بلندمدت  $PM_{2.5}$  شهر تبریز با استفاده از آزمون‌های ناپارامتریک من-کندال (شکل ۴-ج) و سنس (شکل ۴-د) محاسبه و نتایج آن در شکل ۴ ارائه شد. بر این اساس، بیشینه نمره Z آزمون من-کندال با ۲/۶۹ در مناطق غربی و تا شمالی شهر کشیده شده است. مناطق ۱ و ۲ شهری نیز کمترین مقدار نمره Z را با مقدار ۱/۷۵ نشان داده‌اند. شیب روند نیز، که نشان‌دهنده افزایش  $PM_{2.5}$  به ازای هر سال سر در شهر تبریز است، در شکل ۴-د نشان داده شد. براساس نتایج به‌دست‌آمده،  $PM_{2.5}$  شهر تبریز بین ۰/۱۵۰ تا ۰/۲۵۹  $\mu/m^3$  در سال ( $year^{-1}$ ) در نوسان است. مطابق با نتایج آزمون من-کندال، آزمون سنس نیز بیشینه شیب روند افزایشی را با ۰/۲۵۹  $\mu/m^3$  در مناطق غربی شهر (مناطق ۴، ۶ و ۷ شهری تبریز) نشان داده است. همان‌طور که پیش‌تر نیز بحث شد، این منطقه از نظر زیست‌محیطی یکی از آلوده‌ترین مناطق شهر تبریز از نظر شاخص  $PM_{2.5}$  است که از این نظر باید بیشتر مورد توجه مسئولان شهری قرار گیرد.

شکل ۴-الف سطح معنی‌داری روند را در سطح ۹۰، ۹۵ و ۹۹ (در شکل ۴-الف؛ سیاه ۹۰ درصد، آبی ۹۹ درصد، و قرمز ۹۵ درصد است) و روند و درصد تغییرات را همراه شیب روند بلندمدت  $PM_{2.5}$  در شهر تبریز نشان می‌دهد. براساس نتایج آزمون ناپارامتریک من-کندال، کل شهر تبریز طی دوره آماری ۱۹۹۸-۲۰۱۶ دارای روند افزایشی یک‌پارچه است؛ به‌طوری‌که ۲۱/۲۹ درصد از مساحت شهر تبریز دارای روند افزایشی در سطح ۹۰ درصد، ۷۳/۳۸ درصد دارای روند معنی‌دار در سطح ۹۵، و ۵/۳۳ درصد دارای روند افزایشی در سطح ۹۹ درصد است. روند مناطق جنوب شرقی شهر از شدت کمتری برخوردار است. در مقابل، روند مناطق غربی شهر در سطح ۹۹ درصد معنی‌دار و افزایشی است. درصد تغییرات نیز بین ۱۷ تا ۲۶ درصد در شهر تبریز در نوسان است که نتایج به‌دست‌آمده از روند را تأیید کرده است.



شکل ۴. الف) سطح معنی‌داری روند با استفاده از آزمون ناپارامتریک من-کندال؛ ب) درصد تغییرات بلندمدت ذرات معلق ( $PM_{2.5}$ )؛ ج) روند تغییرات ذرات معلق با استفاده از آزمون ناپارامتریک من-کندال (نمره Z)؛ د) شیب روند ذرات معلق ( $PM_{2.5}$ ) با استفاده از آزمون ناپارامتریک سنس

## نتیجه‌گیری

در این تحقیق از داده‌های ماهواره‌ای MISR، Seawifs، MODIS و استفاده از روش GWR برای برآورد PM<sub>2.5</sub> استفاده شد. در این مطالعه توزیع مکانی و روند PM<sub>2.5</sub> در شهر تبریز مطالعه شد. با این حال، توزیع عمودی PM<sub>2.5</sub> همراه برش باد باعث اختلاط عمودی ذرات و تغییرات غلظت PM<sub>2.5</sub> سطح می‌شود. نتایج نشان داد داده‌های سنجش از دور، که در سطح وسیعی در دسترس است (ونگ و همکاران، ۲۰۱۰)، اطلاعات مفیدی برای آلودگی محیطی ارائه می‌دهد.

نتایج اصلی این پژوهش برای PM<sub>2.5</sub> شهر تبریز را می‌توان به این شکل خلاصه کرد: غلظت PM<sub>2.5</sub> تبریز حداقل ۱۱/۲۹ و حداکثر ۱۶/۸۶  $\mu\text{m}^3$  برآورد شد. این مقدار مستقل از شرایط هواشناسی است و همچنین با مطالعات ادبیات تحقیق توافق خوبی نشان می‌دهد.

تجزیه و تحلیل روند نشان داد PM<sub>2.5</sub> تبریز در دو دهه گذشته افزایش یافته است. این افزایش ممکن است به دلیل افزایش انتشار گازهای گلخانه‌ای، سوخت‌های فسیلی، و ذرات گردوغباری در شمال غرب ایران باشد.

نقشه‌ای که از غلظت مکانی PM<sub>2.5</sub> شهر تبریز ایجاد شد یک ناهمگونی محلی قابل توجه در مقادیر PM<sub>2.5</sub> را نشان داده است. برای مناطق جنوبی، جنوب‌شرقی، و شرقی غلظت متوسط بلندمدت سالانه کمتر از ۱۲  $\mu\text{m}^3$  است. در مناطق مرکزی و غربی شهر متوسط غلظت بلندمدت بیشتر از ۱۵  $\mu\text{m}^3$  است؛ صفوی و همکاران (۱۳۹۵) بیشینه ذرات معلق تبریز را به ترتیب در ایستگاه‌های میدان نماز، باغشمال، راه آهن، آبرسان، و حکیم نظامی معرفی کردند؛ نتایج این تحقیق آن را تأیید می‌کند. علت مقدار بالای این ذرات عدم تهویه مناسب سرعت باد ناشی از ساختمان‌های شهری همراه شرایط خرد آب و هواشناسی محل است. این نتیجه را پیش‌تر چن و همکاران (۲۰۰۸) نیز تأیید کرده بودند. نیز هوای راکد، باد ضعیف، ارتفاع لایه مرزی نسبتاً کم نقش مهمی در تجمع شرایط جوی برای تجمع ذرات دارند. فقدان سطوح جغرافیایی تحت پوشش گیاهی که تحت تأثیر آب و هوای خشک شکل گرفته است، اثر باد را تقویت می‌کند و باعث افزایش بیشتر طوفان‌های گردوغبار می‌شود (وانگ و همکاران، ۲۰۱۰). بنابراین، تعامل اکوسیستم بیابانی در طولانی مدت باعث افزایش مناطق بسیار آلوده ناشی از PM<sub>2.5</sub> می‌شود.

شرایط هواشناسی تبریز نیز عامل مؤثری در تأثیر آلودگی هوای تبریز است؛ در تأیید نتایج به دست آمده احمدی و داداشی رودباری (۱۳۹۸) نیز عوامل بیوفیزیکی، عوامل هواشناسی، و دوری از چشمه‌های گردوغباری را عوامل مهم در تغییرات PM<sub>2.5</sub> غرب ایران دانسته‌اند. در مناطقی با پوشش گیاهی جنگلی غلظت آلودگی نسبتاً کم است (نوداک و همکاران، ۲۰۱۴). با وجود این، گردوغبار، شن، و ماسه بیابانی، سوزاندن زی‌توده، و انتشار آلاینده‌های انسانی از جمله خودروها، شهرک‌های صنعتی، و سوخت منازل خانگی می‌تواند آلودگی PM<sub>2.5</sub> را تقویت کند (گوان و همکاران، ۲۰۱۷).

از آنجا که عوامل اقتصادی و اجتماعی با انتشار گازهای گلخانه‌ای مربوط به انسان‌هاست، برهم‌کنش آن‌ها باعث افزایش تولید گازهای گلخانه‌ای و تقویت یکدیگر در تأثیر آلودگی PM<sub>2.5</sub> در شهر تبریز می‌شود. گو و همکاران (۲۰۱۴) یافته‌های مشابهی را در تفسیر روند حمل و نقل مواد شیمیایی آلودگی ناشی از PM<sub>2.5</sub> شهری گزارش کردند. با وجود این، ایجاد مه، دود شدید، و مناطق بسیار آلوده معمولاً از شرایط هوایی محلی تفکیک‌ناپذیر است.

پیشنهاد می‌شود در مطالعات بعدی از دوره طولانی‌مدت‌تر و با تعداد بیشتر ایستگاه‌های زمینی برای برآورد ذرات معلق استفاده کرد تا بهتر بتوان نسبت به آلودگی‌های محیط شهری تصمیم گرفت.

## منابع

- احمدی، م.؛ پریسا، چ. و داداشی رودباری، ع. (۱۳۹۷). مدل‌سازی روند بارش در منطقه غرب آسیا تحت واداشت دگرگونی‌های آب‌وهوایی، پژوهش‌های دانش زمین، ۹(۳۵): ۶۸-۸۰.
- احمدی، م. و داداشی رودباری، ع. (۱۳۹۸). توزیع زمانی- مکانی ذرات معلق (PM2.5) با رویکرد محیط زیست در غرب و جنوب ایران بر مبنای سنجنده‌های SeaWifs، MISR، و MODIS، محیط‌شناسی، ۴۵(۳): ۳۷۹-۳۹۴.
- باباییان، ا.؛ رضایی‌پور، آ. و آهنگرزاده، ز. (۱۳۹۳). شبیه‌سازی نمایه آسایش اقلیمی در استان خراسان رضوی تحت سناریوهای تغییر اقلیم، مطالعات جغرافیایی مناطق خشک، ۵(۱۸): ۹۵-۱۱۲.
- پهلوان، ا.؛ پهلوان، ر. و اسماعیلی، ع. (۱۳۹۳). برآورد غلظت آلاینده‌های PM10 و PM2.5 در کلان‌شهر تهران با استفاده از داده‌های سنجنده مودیس ماهواره‌های آکوا و ترا، نیوار، ۳۸: ۵۷-۶۸.
- حجازی، ع.؛ مباشری، م. و احمدیان مرج، ا. (۱۳۹۱). تهیه نقشه توزیع مکانی ذرات معلق با قطر کمتر از دو نیم میکرومتر در هوای شهر تهران با استفاده از داده‌های سنجنده مودیس، نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی، ۲۶: ۱۶۱-۱۷۸.
- خوش‌سیما، م.؛ ثابت‌قدم، س. و علی‌اکبری بیدختی، ع. (۱۳۹۴). تخمین تمرکز ذرات معلق (PM10) در جو با استفاده از داده‌های سنجش از دور ماهواره‌ای و زمین پایه و پراسنج‌های هواشناختی: کاربست شبکه عصبی مصنوعی، فیزیک زمین و فضا، ۴۱: ۴۹۹-۵۱۰.
- صفوی، ن.؛ موسوی، م.؛ دهقان‌زاده ریحانی، ر. و شاکری، م. (۱۳۹۵). پهنه‌بندی فصلی و مکانی شاخص کیفیت هوا و آلاینده‌های هوای محیطی شهر تبریز به کمک نرم‌افزار GIS و بررسی مشکلات اجرایی موجود، سلامت و بهداشت، ۷(۲): ۱۵۸-۱۷۷.
- Babaeian, A.; Rezaeipour, A. and Ahangarzadeh, Z. (2015). Simulation of Bio-Climatic Comfort Index over Khorasan Razavi under Climate Scenarios. *Arid Regions Geographic Studies*, 5(18): 95-112 (In Persian).
- Chen, Z. H.; Cheng, S. Y.; Li, J. B.; Guo, X. R.; Wang, W. H. and Chen, D. S. (2008). Relationship between atmospheric pollution processes and synoptic pressure patterns in northern China. *Atmospheric Environment*, 42(24): 6078-6087.
- De Hoogh, K.; Héritier, H.; Stafoggia, M.; Künzli, N. and Kloog, I. (2018). Modelling daily PM2. 5 concentrations at high spatio-temporal resolution across Switzerland. *Environmental Pollution*, 233: 1147-1154.
- Dominici, F.; Peng, R. D.; Bell, M. L.; Pham, L.; McDermott, A.; Zeger, S. L. and Samet, J. M. (2006). Fine particulate air pollution and hospital admission for cardiovascular and respiratory diseases. *Jama*, 295(10): 1127-1134.
- Friedl, M. A.; Sulla-Menashe, D.; Tan, B.; Schneider, A.; Ramankutty, N.; Sibley, A. and Huang, X. (2010). MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets. *Remote sensing of Environment*, 114(1): 168-182.
- Gauderman, W. J.; Avol, E.; Gilliland, F.; Vora, H.; Thomas, D.; Berhane, K. ... and Margolis, H. (2004). The effect of air pollution on lung development from 10 to 18 years of age. *New England Journal of Medicine*, 351(11): 1057-1067.
- GBD 2016 Risk Factors Collaborators (2017). Global, regional, and national comparative risk assessment of 84 behavioral, environmental and occupational, and metabolic risks or clusters of risks, 1990-



- 2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016. *Lancet*, 390(10100): 1345-1422.
- Gu, B.; Sutton, M. A.; Chang, S. X.; Ge, Y. and Chang, J. (2014). Agricultural ammonia emissions contribute to China's urban air pollution. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 12(5): 265-266.
- Guan, Q.; Cai, A.; Wang, F.; Yang, L.; Xu, C. and Liu, Z. (2017). Spatio-temporal variability of particulate matter in the key part of Gansu Province, Western China. *Environmental pollution*, 230: 189-198.
- Gupta, P. and Christopher, S. A. (2009). Particulate matter air quality assessment using integrated surface, satellite, and meteorological products: 2. A neural network approach. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114(D20).
- Hejazi, A.; Mobasheri, M. and Ahmadian, A. (2012). Preparation of Spatial Distribution Map of Particles matter 2.5 Micrometer in Tehran Air Using Modis Sensor Data. *Journal of Geographical Sciences Applied Research*, 26: 161-178 (In Persian).
- Hu, X.; Waller, L. A.; Al-Hamdan, M. Z.; Crosson, W. L.; Estes Jr, M. G.; Estes, S. M. ... and Liu, Y. (2013). Estimating ground-level PM<sub>2.5</sub> concentrations in the southeastern US using geographically weighted regression. *Environmental Research*, 121: 1-10.
- Jimenez, J. L.; Canagaratna, M. R.; Donahue, N. M.; Prevot, A. S. H.; Zhang, Q.; Kroll, J. H. ... and Aiken, A. C. (2009). Evolution of organic aerosols in the atmosphere. *Science*, 326(5959): 1525-1529.
- Kendall, M. G. (1955). Rank correlation methods.
- Khoshsima, M.; Sabet Ghadam, S. and Aliakbari Bidokhti, A. (2015). Estimation of atmospheric particulate matter (PM<sub>10</sub>) concentration based on remote sensing measurements and meteorological parameters: application of artificial neural network. *Journal of the Earth and Space Physics*, 41(3): 499-510. doi: 10.22059/jesphys.2015.54528 (In Persian).
- Li, T.; Shen, H.; Zeng, C.; Yuan, Q. and Zhang, L. (2017). Point-surface fusion of station measurements and satellite observations for mapping PM<sub>2.5</sub> distribution in China: Methods and assessment. *Atmospheric environment*, 152: 477-489.
- Mann, H. B. (1945). Nonparametric tests against trend. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 245-259.
- Nowak, D. J.; Hirabayashi, S.; Bodine, A. and Greenfield, E. (2014). Tree and forest effects on air quality and human health in the United States. *Environmental pollution*, 193: 119-129.
- Pahlavan, A.; Pahlavan, R. and Esmaeili, A. (2014). Estimating PM<sub>10</sub> and PM<sub>2.5</sub> in Tehran mega city using MODIS data of Terra and Aqua satellites. *Nivar*, 38(85-84): 57-68 (In Persian).
- Philip, S.; Martin, R. V.; van Donkelaar, A.; Lo, J. W. H.; Wang, Y.; Chen, D. ... and Lu, Z. (2014). Global chemical composition of ambient fine particulate matter for exposure assessment. *Environmental science & technology*, 48(22): 13060-13068.
- Sen, P. K. (1968). Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. *Journal of the American Statistical Association*, 63(324), 1379-1389.
- Stafoggia, M.; Bellander, T.; Bucci, S.; Davoli, M.; de Hoogh, K.; De'Donato, F. ... and Scortichini, M. (2019). Estimation of daily PM<sub>10</sub> and PM<sub>2.5</sub> concentrations in Italy, 2013–2015, using a spatiotemporal land-use random-forest model. *Environment international*, 124: 170-179.
- Theil, H. (1992). A rank-invariant method of linear and polynomial regression analysis. In *Henri Theil's Contributions to Economics and Econometrics* (pp. 345-381). Springer Netherlands.

- Van Donkelaar, A.; Martin, R. V.; Brauer, M.; Hsu, N. C.; Kahn, R. A.; Levy, R. C. ... and Winker, D. M. (2016). Global estimates of fine particulate matter using a combined geophysical-statistical method with information from satellites, models, and monitors. *Environmental science & technology*, 50(7): 3762-3772.
- Wang, J. and Christopher, S. A. (2003). Intercomparison between satellite-derived aerosol optical thickness and PM<sub>2.5</sub> mass: Implications for air quality studies. *Geophysical research letters*, 30(21).
- Wang, J.; Hu, Z.; Chen, Y.; Chen, Z. and Xu, S. (2013). Contamination characteristics and possible sources of PM<sub>10</sub> and PM<sub>2.5</sub> in different functional areas of Shanghai, China. *Atmospheric Environment*, 68: 221-229.
- Wang, S. H.; Lin, N. H.; Chou, M. D.; Tsay, S. C.; Welton, E. J.; Hsu, N. C. ... and Holben, B. N. (2010). Profiling transboundary aerosols over Taiwan and assessing their radiative effects. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 115(D7).
- West, J. J.; Smith, S. J.; Silva, R. A.; Naik, V.; Zhang, Y.; Adelman, Z. ... and Lamarque, J. F. (2013). Co-benefits of mitigating global greenhouse gas emissions for future air quality and human health. *Nature climate change*, 3(10): 885.
- WHO (World Health Organization) (2018). Available at. [https://www.who.int/en/newsroom/factsheets/detail/ambient-\(outdoor\)-air-quality-and-health](https://www.who.int/en/newsroom/factsheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health), Accessed date: 22 August 2019.
- Wu, Y.; Guo, J.; Zhang, X.; Tian, X.; Zhang, J.; Wang, Y. ... and Li, X. (2012). Synergy of satellite and ground based observations in estimation of particulate matter in eastern China. *Science of the Total Environment*, 433: 20-30.
- Zhu, J.; Xia, X.; Wang, J.; Che, H.; Chen, H.; Zhang, J. ... and Ayoub, M. (2017). Evaluation of aerosol optical depth and aerosol models from VIIRS retrieval algorithms over North China Plain. *Remote sensing*, 9(5): 432.