



دانشگاه کاشان
University of Kashan

مجله محاسبات نرم

SOFT COMPUTING JOURNAL

تارنمای مجله: sci.kashanu.ac.ir



تخمین غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 هوا با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای سنجنده مودیس، شبکه عصبی عمیق و جنگل تصادفی^{*}

مریم ایمانی^{1*}، دانشیار

^۱ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

چکیده

در حالی که بسیاری از مطالعات پیرامون تخمین غلظت آلاینده‌های هوا از جمله ذرات معلق PM2.5 و PM10 از محصولات عمق نوری هواویزهای (AOD) سنجنده‌های ماهواره‌ای استفاده می‌کنند، استفاده از این محصولات به دلیل قدرت تفکیک مکانی پایین برای تهیه نقشه آلودگی شهرهای با وسعت مکانی کم از جمله شهر تهران کارا نیست. جهت حل این موضوع، در این مطالعه به‌طور مستقیم از خود محصولات سطح ۱ سنجنده مودیس (و نه محصولات هواویز و آئروسول) آن استفاده شده است. روش پیشنهادی از یک شبکه عصبی عمیق و یک مدل جنگل تصادفی برای تخمین مقادیر غلظت آلاینده‌ها با استفاده از اطلاعات دو باند اول و دوم ماهواره ترا از سنجنده مودیس بهره می‌برد. نتایج ارزیابی حاکی از کارایی قابل قبول روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های کارای معرفی شده در سال‌های اخیر است. نتایج این تحقیق منجر به تولید نرم‌افزاری برای تهیه نقشه آلودگی شهر تهران (نقشه غلظت PM2.5 و PM10) با استفاده از تصاویر رایگان سنجنده مودیس شده است.

© ۱۴۰۱ نویسندگان. مقاله با دسترسی آزاد تحت مجوز CC-BY

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

دریافت ۲۷ شهریور ماه ۱۴۰۱

پذیرش ۲۳ دی ماه ۱۴۰۱

کلمات کلیدی:

آلودگی هوا

ذرات معلق

تخمین PM

شبکه عصبی عمیق

جنگل تصادفی

۱. مقدمه

وارد کنند. ذرات PM نه تنها برای سلامتی مضرند و منجر به بیماری‌های قلبی-تنفسی و مرگ‌های زودهنگام می‌شوند، بلکه جلوی دید را گرفته، سبب تغییرات آب و هوایی شده و برای محیط زیست آلاینده‌های مخربی به شمار می‌آیند [۱]. به منظور کنترل این نوع آلودگی، پایش آنها اجتناب‌ناپذیر است. معمول‌ترین راه پایش آلاینده‌ها، ایجاد ایستگاه‌های سنجنش آلودگی در سطح شهر و کشور جهت اندازه‌گیری آلاینده‌ها در برخی مناطق مورد نظر است. برخی از مطالعات آلودگی هوا صرفاً با استفاده از اطلاعات ایستگاه‌های زمینی سنجنش آلودگی هوا به همراه اطلاعات کمکی چون اطلاعات آب و هوا انجام می‌شود. در مرجع [۲] نقشه کیفیت هوا برای دو آلاینده

از مهم‌ترین آلاینده‌ها در مناطق شهری می‌توان به آئروسول‌ها و ذرات ریز^۱ (PM) معلق در هوا اشاره کرد. ذرات PM با توجه به قطر دسته‌بندی می‌شوند. ذرات با قطر کمتر از ۲/۵ میکرومتر به نام PM2.5 و ذرات با قطر کمتر از ۱۰ میکرومتر به نام PM10 شناخته شده‌اند. این ذرات ریز قابلیت نفوذ به دستگاه تنفسی انسان را دارند. ذرات ریزتر PM2.5 می‌توانند توسط جریان خون نیز جذب شده و صدمات جدی‌تری به سلامت انسان

^{*} نوع مقاله: پژوهشی

^{*} نویسنده مسئول

پست(های) الکترونیک: maryam.imani@modares.ac.ir (ایمانی)

¹ Particulate matter (PM)

نحوه ارجاع به مقاله: ایمانی، مریم، «تخمین غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 هوا با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای سنجنده مودیس، شبکه عصبی عمیق و جنگل تصادفی»، مجله محاسبات نرم، جلد ۱۱، شماره ۲، ص ۲-۱۷، پاییز و زمستان ۱۴۰۱.

ترکیب داده‌های دو ماهواره ترا^۵ و آکوا^۶ سنجنده مودیس به دست آمده است. محصول AOD سنجنده مودیس جهت مطالعه توده‌های گرد و غبار استان خوزستان در مرجع [۶] مورد استفاده قرار گرفته است. در این تحقیق، رابطه بین AOD با PM10 برای پهنه جنوب غرب ایران، استخراج و ارزیابی گردید. در مطالعه دیگری [۷]، محصول AOD سنجنده مودیس جهت تهیه نقشه آلاینده PM10 در استان خوزستان استفاده شده است که رابطه معنی داری بین AOD و PM10 را نشان می‌دهد.

در مرجع [۸] به تخمین غلظت PM10 در دهلی، کشور هند، با استفاده از سنجنده OLI^۷ ماهواره لندست ۸ پرداخته شده است. انعکاس اتمسفری در باندهای مرئی لندست ۸ محاسبه و با مقادیر اندازه‌گیری شده PM10 توسط ایستگاه‌های زمینی سنجش آلودگی همبسته شده است. کارایی روش با هر دو معیار ضریب همبستگی و RMSE ارزیابی شده است. در مرجع [۹] غلظت PM10 با استفاده از AOD و متغیرهای هواشناسی در مالزی تخمین زده شده است و هدف آن ایجاد مدل‌های تجربی برای تخمین PM10 با استفاده از پارامترهای دما، رطوبت نسبی و پایداری جوی با بکارگیری محصول AOD سنجنده مودیس در بازه زمانی ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۱ می‌باشد. رگرسیون خطی چندگانه و شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت تخمین مقادیر PM10 استفاده شده‌اند.

با تحلیل توزیع اندازه حجم هواویزها بارگیری شده از وبگاه رسمی ایرونت^۸ در مرجع [۱۰] نشان داده شده است که توزیع اندازه هواویزها در پکن دارای ساختار لگاریتم-نرمال دو مده است و پارامترهای این داده با مقادیر PM2.5 رابطه دارند. یک مدل فیزیکی برای تخمین غلظت PM2.5 بر اساس AOD در مرجع [۱۰] به دست آمده است که نسبت به روش‌های آماری بهبود یافته است. روش دیگری جهت تخمین PM2.5 و PM10 با استفاده از محصولات AOD چندین سنجنده ماهواره‌ای مختلف در کشورهای آسیای شرقی شامل شرق چین، شبه

مونوکسیدکربن و PM10 با بکارگیری روش‌های درون‌یابی به دست آمده است. علاوه بر این، رابطه بین میزان آلودگی هوا با عوامل مختلف جمعیت، اقلیم، توپوگرافی، حمل و نقل و صنعت نیز مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتیجه این تحقیق نشان داد که استفاده از درون‌یابی spline برای تولید نقشه آلودگی PM10 دارای کمترین میانگین مربعات خطا^۱ (MSE) است و اماکن صنعتی مهم‌ترین عامل تولیدکننده این نوع آلاینده هستند. اما تولید نقشه آلودگی با استفاده از درون‌یابی مقادیر PM اندازه‌گیری شده توسط ایستگاه‌های سنجش آلودگی، چندان دقیق و کارا نخواهد بود. دلیل این موضوع، کمی تعداد ایستگاه‌ها و توزیع تنک آنها در سطح شهر است که نمی‌تواند نماینده خوبی برای سراسر شهر باشد. به همین دلیل، تحقیقات اخیر به استفاده از تصاویر ماهواره‌ای برای بررسی آلودگی هوا توجه جدی نشان داده‌اند [۳]. در مرجع [۴]، با بررسی رابطه بازتابندگی سطح از تصاویر سنجنده مودیس^۲ در دو روز پاک و کاملاً آلوده، سعی در تفکیک سهم دو عضو خالص بازتابندگی از سطح و بازتابندگی ناشی از ذرات معلق آلوده دارد. نتایج این تحقیق نشان داده است که برای شهر تهران، این روش منجر به تخمین مقادیر PM10 با جذر میانگین مربعات خطا^۳ (RMSE) برابر ۱۳۲/۲۲ میکروگرم بر متر مکعب می‌شود. یکی از نتایج این تحقیق این بود که برای مقادیر PM10 با غلظت اندک، مدل مقادیر PM10 را بالاتر از مقدار واقعی تخمین می‌زند. به هر حال استفاده از روش تجزیه طیفی خطی برای تخمین PM10 به اندازه کافی از خود کارایی نشان نداد.

بسیاری از تحقیقات پیرامون غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 از محصولات عمق نوری هواویزها^۴ (AOD) داده‌های ماهواره‌ای استفاده می‌کنند. هدف این تحقیقات کشف رابطه بین میزان AOD و غلظت PM2.5 و PM10 است. جهت تخمین ضخامت نوری هواویزها مطالعات مختلفی انجام شده است. به عنوان مثال، در مرجع [۵] نقشه AOD برای منطقه‌ای از ایران با

⁵ Terra

⁶ Aqua

⁷ Operational Land Imager (OLI)

⁸ AERONET

¹ Mean square error (MSE)

² MODIS

³ Root MSE (RMSE)

⁴ Aerosol optical depth (AOD)

به عبارت دیگر، ما فقط تصاویر ماهواره سنتینل را برای ۳ روز در ماه و تصاویر ماهواره لندست را برای ۲ روز در ماه در اختیار داریم که این برای پایش مستمر و روزانه آلودگی هوا کفایت نمی‌کند.

اکثر مطالعاتی که در سراسر دنیا برای تخمین آلودگی هوا خصوصاً ذرات معلق (PM)، با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای انجام شده است، به بررسی رابطه بین عمق نوری هواویز (AOD) و PMها می‌پردازند. AOD میزان نفوذپذیری نور در ماده را بیان کرده و معیاری از ذرات معلق موجود در جو یا هواویزها را نشان می‌دهد. به همین دلیل، اکثر تحقیقات دنیا که حول تخمین PM انجام می‌شود از محصولات AOD ماهواره‌ای استفاده می‌کنند. اما استفاده از محصولات AOD ماهواره‌ای دارای معایب و محدودیت‌های زیر است:

۱. الگوریتم‌های بازیابی AOD دارای تعداد قابل ملاحظه‌ای فرض و تقریب هستند که این سبب ایجاد عدم اطمینان در نتیجه حاصل می‌شود. ضمن اینکه خطا در تقریب AOD به خطا در تخمین PM می‌انجامد.
۲. محاسبه AOD و یافتن رابطه AOD با PM که منجر به تخمین PM از محصولات ماهواره‌ای می‌شود، نیازمند وارد کردن پارامترهای اتمسفری متنوع در روابط است که دارای سختی و بار محاسباتی به نسبت زیادی است.
۳. استفاده از محصولات AOD که دارای قدرت تفکیک مکانی ۱ کیلومتر یا بالاتر هستند، تنها برای تولید نقشه آلودگی پوشش‌های وسیع از جمله کشورها و قاره‌ها امکان‌پذیر است و برای نواحی با وسعت مکانی کوچک از جمله نواحی شهری امکان‌پذیر نیست.

جهت رفع این مشکل، ما روش نوینی برای تولید نقشه آلودگی نواحی محلی با وسعت به نسبت کم از جمله شهرها (مطالعه موردی شهر تهران) پیشنهاد داده‌ایم که به جای استفاده از محصولات AOD، به طور مستقیم از تصاویر ماهواره‌ای سطح ۱ مودیس برای تخمین میزان آلودگی استفاده می‌نماید. مراحل انجام روش پیشنهادی در بلوک دیاگرام شکل (۱) نشان داده شده است. پس از بارگیری داده مودیس، بخشی از تصویر

جزیره کره و ژاپن در مرجع [۱۱] با استفاده از جنگل تصادفی^۱ (RF) [۲۳] پیشنهاد شده است. در مرجع [۱۲] جهت استخراج رابطه AOD و PM2.5 یک شبکه عصبی وزن‌دار زمانی-جغرافیایی طراحی شده است که همزمان بتواند رابطه غیرخطی بین AOD و PM2.5 و همین‌طور ناهمگنی‌های زمانی-مکانی AOD-PM2.5 را در نظر بگیرد.

به دلیل مشکلات استفاده از محصولات AOD ماهواره‌ای که در بخش بعدی مقاله نیز بحث شده است، در این مطالعه روشی برای تخمین و تولید نقشه‌های غلظت PM2.5 و PM10 پیشنهاد شده است که از محصولات سطح ۱ سنجنده مودیس بهره برده و جهت تخمین مقادیر غلظت PM از داده‌های ماهواره‌ای به عنوان ورودی یک شبکه عصبی عمیق پیشنهادی و یک جنگل تصادفی [۱۳] بهره می‌برد.

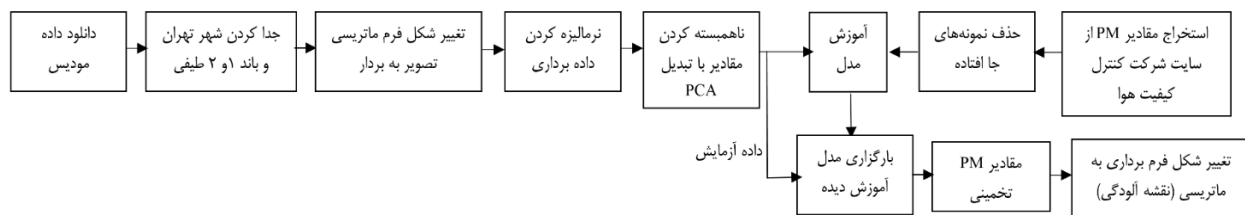
۲. روش پیشنهادی تخمین آلاینده‌ها

فناوری سنجنش از دور با اخذ تصاویر ماهواره‌ای از سطح زمین، امکان پایش سطح زمین در ابعاد وسیع و بازه‌های زمانی کوتاه و بلند مدت را فراهم می‌آورد. استفاده از داده‌های ماهواره‌ای برای تولید نقشه آلودگی با توزیع مکانی پیوسته اجتناب‌ناپذیر است. در این پژوهش که منجر به تولید نرم‌افزاری برای تهیه نقشه غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 شده است، از محصولات سنجنده مودیس استفاده شده است. در پاسخ به این سوال که چرا از تصاویر ماهواره مودیس (MODIS) برای تولید نقشه‌های آلودگی هوای شهر تهران استفاده کرده‌ایم، می‌توان به دو مورد زیر اشاره کرد:

۱. بارگیری این تصاویر برای عموم ساده و رایگان است.
۲. رزولوشن زمانی این ماهواره روزانه است. به عبارت دیگر ما تصویر ماهواره‌ای شهر تهران را به طور روزانه در اختیار داریم. ماهواره‌های دیگری چون سنتینل (Sentinel) و لندست (Landsat) هم قابلیت بارگیری رایگان داده را دارند. اما رزولوشن زمانی ماهواره سنتینل ۱۰ روز و رزولوشن زمانی ماهواره لندست ۱۶ روز است.

¹ Random forest (RF)

به‌عنوان ورودی مدل استفاده خواهند شد. از سوی دیگر، مقادیر PM اندازه‌گیری شده توسط ایستگاه‌های سنجش آلودگی هوا از وبگاه شرکت کنترل کیفیت هوا بارگیری شده و مقادیر جا افتاده در روزهای متوالی در بازه زمانی مورد نظر از مجموعه داده اولیه حذف گردیده‌اند. این مقادیر به‌عنوان خروجی مدل مورد نظر خواهند بود. با ورودی و خروجی آماده شده، مدل آموزش می‌بیند. اکنون مرحله آموزش به پایان رسیده و مدل آموزش دیده ذخیره می‌شود. در مرحله آزمایش، یک تصویر مودیس به عنوان داده آزمایشی استفاده خواهد شد. کلیه مراحل آماده‌سازی داده مودیس که در مرحله آموزش انجام شده بود (شامل نرمالیزه و ناهمبسته سازی) بر روی تصویر آزمایش اعمال می‌شود. مدل آموزش دیده بارگزاری شده و داده آزمایشی به‌عنوان ورودی به آن داده می‌شود. مقادیر PM تخمین زده شده که شکل برداری دارند به صورت ماتریسی تغییر شکل داده خواهند شد تا نقشه آلودگی PM به‌عنوان خروجی نهایی حاصل شود (بردار n بعدی به ماتریس $r \times c$ تغییر شکل داده می‌شود).



شکل (۱): روندنمای روش پیشنهادی

خروجی آن یک مقدار اسکالر PM_{ij} است که PM_{ij} مقدار PM در موقعیت مکانی i ام است که با (x_i, y_i) ; $i = 1, \dots, n$ نشان داده شده و مربوط به روز j ام ($j = 1, \dots, d$) است. در این تحقیق، اطلاعات $n = 18$ ایستگاه سنجش آلودگی و تصاویر ماهواره‌ای مودیس $d = 303$ روز جهت آموزش مدل‌ها استفاده شده‌اند. برای آموزش تخمین آلودگی در فصل‌های مختلف و شرایط آب و هوایی متنوع، 303 روز از کلیه فصل‌های بهار، تابستان، پاییز و زمستان انتخاب شده‌اند. (x_i, y_i) طول و عرض جغرافیایی مکان ایستگاه زمینی سنجش کیفیت آلودگی هوا هستند. با در نظر گرفتن $B_j^1(x_i, y_i)$ و $B_j^2(x_i, y_i)$ به عنوان تصاویر باندهای ۱ و ۲ داده مودیس در موقعیت مکانی i ام و

که مربوط به مختصات جغرافیایی شهر تهران است را جدا می‌کنیم. همچنین در اینجا فقط از باندهای طیفی ۱ و ۲ که قدرت تفکیک مکانی 250 متر را دارند استفاده می‌نماییم. سایر باندهای محصول سنجنده مودیس دارای قدرت تفکیک مکانی 500 متر یا 1 کیلومتر هستند که به دلیل عدم دقت مکانی مناسب در تولید نرم‌افزار آلودگی شهر تهران استفاده نشده‌اند. از باندهای با دقت مکانی کم اغلب در مطالعه آلودگی هوای مناطق با پوشش وسیع همچون کشورها و قاره‌ها استفاده می‌شود که در این مطالعه مورد بحث و استفاده ما نیست. تصاویر دارای شکل ماتریسی هستند. جهت پردازش داده‌ها، ما آنها را به فرم برداری تبدیل کرده و سپس با تقسیم بر بیشینه مقدار در هر باند طیفی، آنها را نرمالیزه می‌نماییم. توجه شود که به ازای هر تصویر با r سطر و c ستون یک بردار حاوی $n = r \times c$ پیکسل خواهیم داشت. همچنین برای حذف همبستگی میان دو باند طیفی، از تبدیل تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) استفاده می‌نماییم [۲۲]. مقادیر سطوح خاکستری تصویر که نرمالیزه و ناهمبسته شده‌اند

دو مدل جهت تخمین میزان آلاینده‌ها پیشنهاد شده‌اند که در شکل (۲) مشاهده می‌گردند. هدف مدل، یافتن رابطه بین مقادیر باندهای طیفی با مقادیر PM در نقاط جغرافیایی مورد نظر است. به عبارت دیگر، در مرحله آموزش، مدل یاد می‌گیرد که وقتی مقادیر سطوح روشنایی تصویر مودیس در دو باند طیفی ۱ و ۲ در یک نقطه خاص از شهر به آن داده شود، مقدار PM متناظر را در آن نقطه تخمین بزند. مدل (الف) از جنگل تصادفی (RF) و مدل (ب) از یک شبکه عصبی عمیق^۱ (NN) پیشنهادی استفاده می‌نماید. ورودی هر دو مدل یک بردار دوتایی $[b_{ij}^1, b_{ij}^2]^T$ و

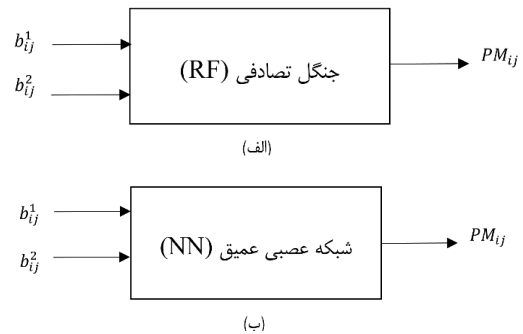
¹ Deep neural network (NN)

روز j ام، داریم:

$$b_{ij}^1 = B_j^1(x_i, y_i) \quad (۱)$$

و

$$b_{ij}^2 = B_j^2(x_i, y_i) \quad (۲)$$



شکل (۲): مدل‌های پیشنهادی تخمین غلظت آلاینده‌های $PM_{2.5}$ و PM_{10} . (الف) جنگل تصادفی، (ب) شبکه عصبی عمیق

در شکل (۲)، مدل (الف)، یک جنگل تصادفی حاوی ۵۰۰ درخت و مدل (ب)، یک شبکه عصبی عمیق است. شبکه عصبی عمیق پیشنهادی شامل سه نوع لایه تماماً متصل^۱ (FC) [۱۴]، حافظه کوتاه-مدت بلند^۲ (LSTM) و واحد بازگشتی کلیدی^۳ (GRU) است. لایه FC یک لایه ساده حاوی نورون‌هایی است که دارای اتصالات کامل با لایه‌های قبل و بعد از خود هستند. LSTM یک نسخه بهبود یافته از شبکه‌های عصبی بازگشتی^۴ (RNN) [۱۵]-[۱۶] و GRU نسخه دیگری از LSTM است که اخیراً معرفی و در کاربردهای مختلف یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گرفته است [۱۷]-[۱۸]. شبکه‌های عصبی بازگشتی، وابستگی بین نمونه‌های متوالی در یک دنباله را حفظ می‌کنند. شبکه‌های RNN ساده به دلیل پدیده محو‌گردان در حفظ وابستگی‌های طولانی کارا نیستند و از این رو شبکه‌های LSTM برای حل این مشکل معرفی شدند. شبکه GRU، با کاهش یک دروازه خروجی از ساختار LSTM، نه تنها آن را ساده‌تر نموده است بلکه در صورت نیاز قادر به نادیده

گرفتن برخی دنباله‌ها است.

در این مطالعه هدف ما تخمین میزان آلودگی با استفاده از مقادیر تصویر مودیس در دو باند ۱ و ۲ آن است. به عبارت دیگر، ورودی شبکه، مقادیر سطح خاکستری باندهای ۱ و ۲ تصویر مودیس در محل مورد نظر و خروجی، مقدار PM_{10} آن نقطه است. از آنجایی که مقادیر آلودگی روزهای مختلف تا حدی به هم وابستگی دارد، به عنوان مثال در روزهای سرد زمستان، در روزهای متوالی آلودگی هوا را تجربه می‌کنیم و از سوی دیگر بین آلودگی هوا در نقاط مختلف هم نوعی رابطه و همبستگی وجود دارد، پیشنهاد ما استفاده از لایه‌های بازگشتی جهت استخراج این نوع روابط بعضاً غیرخطی و پیچیده جهت تخمین دقیق‌تر مقدار غلظت آلاینده‌ها است. دو شبکه مجزا برای تولید نقشه آلودگی $PM_{2.5}$ و PM_{10} به طور جداگانه آموزش و استفاده شده‌اند. ساختار شبکه عصبی عمیق پیشنهادی به ترتیب دارای لایه‌های زیر است (شکل ۳):

- لایه GRU با ۳۲ نورون
- لایه GRU با ۱۶ نورون
- لایه LSTM با ۸ نورون
- لایه LSTM با ۴ نورون
- لایه FC با ۲ نورون
- لایه FC با ۱ نورون

بخش اصلی ساختار شبکه عمیق پیشنهادی از لایه‌های GRU و LSTM تشکیل شده است. لایه‌های GRU و LSTM که هر دو زیرمجموعه شبکه‌های عصبی بازگشتی هستند، برای استخراج اطلاعات از دنباله‌های زمانی بسیار مناسب می‌باشند. این لایه‌ها به دلیل ایجاد حافظه در ساختار شبکه اطلاعات یاد گرفته شده در نمونه‌های قبلی دنباله را حفظ کرده و رابطه بین نمونه‌ها را مدل‌سازی و استخراج می‌نمایند. لایه GRU که نسبت به لایه LSTM دارای ساختار ساده‌تری است، با نادیده گرفتن برخی دنباله‌ها، اطلاعات زائد را حذف می‌نماید. به همین دلیل در ابتدا از دو لایه GRU و سپس از دو لایه LSTM استفاده شده است. استفاده از این نوع لایه‌ها منجر به استخراج رابطه همبستگی زمانی میان دنباله مقادیر PM_{10} می‌گردد. با افزایش عمق شبکه، از

¹ Fully connected (FC)

² Long short-term memory (LSTM)

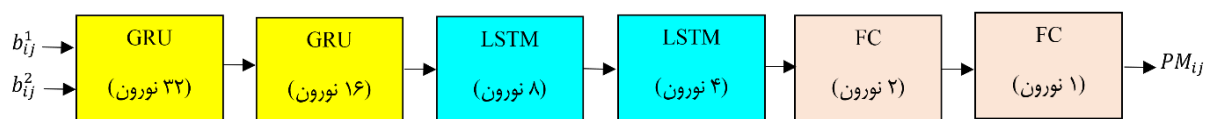
³ Gated recurrent units (GRU)

⁴ Recurrent neural network (RNN)

م. ایمانی/ تخمین غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 هوا با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای سنجنده مودیس، شبکه عصبی عمیق و جنگل تصادفی ۷

همچنین، غلظت PM اندازه‌گیری شده در آن ایستگاه و در آن روز به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته می‌شود. پارامترهای شبکه قابل یادگیری هستند که پس از حدود ۱۰۰ دوره تکرار به مقادیر نهایی همگرا می‌شوند. تابع تلفات شبکه میانگین مربع خطا و تابع بهینه‌ساز آن نیز Adam انتخاب شده است. روش پیشنهادی منجر به طراحی نرم‌افزار تولید نقشه غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 شده است. نمایی از محیط این نرم‌افزار در شکل (۴) دیده می‌شود.

تعداد نورون‌ها در هر لایه کاسته شده است تا همزمان کار کاهش ویژگی نیز انجام شود. سپس از یک لایه FC برای کاهش بعد ویژگی به ۲ استفاده است. از آنجایی که هدف شبکه، انجام عمل رگرسیون و تخمین مقدار PM است، یک FC با یک نورون در لایه آخر شبکه قرار گرفته است. جهت آموزش شبکه، مقادیر تصویر مودیس در دو باند ۱ و ۲ در مکان جغرافیایی محل نصب ایستگاه سنجش آلودگی به عنوان یک بردار دو بعدی به ورودی شبکه داده می‌شود.



شکل (۳): بلوک دیاگرام شبکه عصبی پیشنهادی



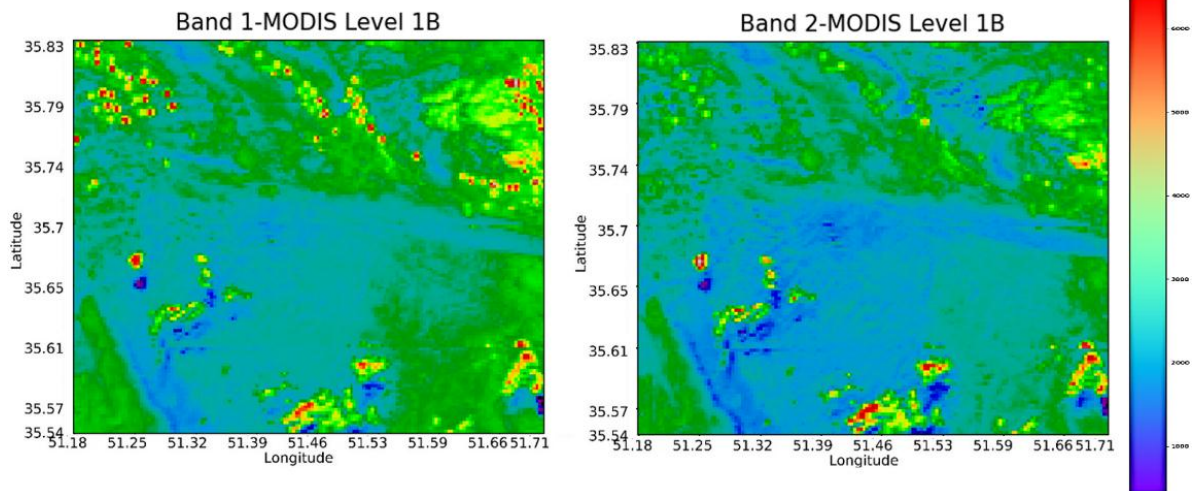
شکل (۴): نمایی از محیط نرم‌افزار طراحی شده برای تولید نقشه غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10

است. بخشی از تصویر که مربوط به شهر تهران است (حاوی ۱۵۵ × ۱۲۹ پیکسل) از تصویر اصلی جدا و مورد استفاده قرار گرفته است. تصاویر باند ۱ و ۲ سنجنده مودیس مربوط به موقعیت مکانی شهر تهران با طول جغرافیایی ۵۱/۴۲۱۵۱ و عرض جغرافیایی ۳۵/۶۹۴۳۹ در شکل (۵) نشان داده شده است. مقادیر PM (بر حسب میکروگرم بر متر مکعب) ۱۸ ایستگاه سنجش آلودگی هوا از وبگاه شرکت کنترل کیفیت هوای تهران (وابسته به شهرداری) در بازه زمانی خرداد ۱۳۹۸ تا خرداد ۱۳۹۹ استخراج شده اند که ۳۰۳ روز آن برای آموزش مدل‌های پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. نمایش مکان ایستگاه‌ها در شکل (۶) دیده می‌شود.

۳. داده‌ها و معیارهای ارزیابی

داده سنجنده مودیس از وبگاه Ladsweb^۱ بارگیری شده است. محصول سطح ۱ سنجنده مودیس مربوط به ماهواره ترا به نام MOD02QKM در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است. باند ۱ و ۲ این محصول دارای قدرت تفکیک مکانی ۲۵۰ متر هستند. بازه طیفی مربوط به باند ۱ در بازه ۰/۶۷-۰/۶۲ میکرومتر و باند دوم در بازه طیفی ۰/۸۴۱-۰/۸۷۶ میکرومتر قرار دارد. تصاویر اخذ شده سنجنده مودیس حاوی ۵۴۱۶ در ۸۱۲۰ پیکسل هستند که حاوی وسعت مکانی ۲۳۳۰ در ۲۰۴۰ کیلومتر

^۱ <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>

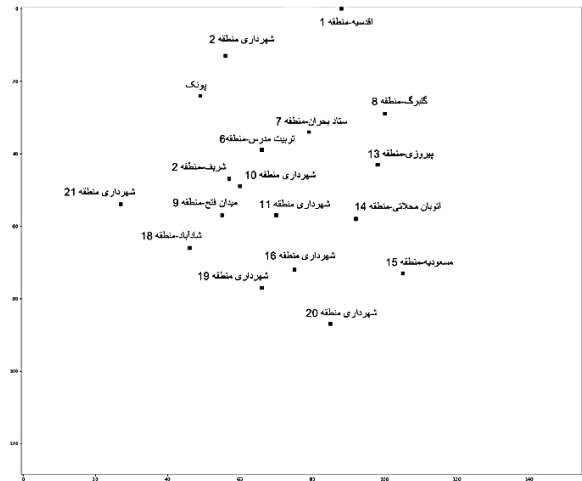


شکل (۵): تصاویر باند ۱ و باند ۲ سنجنده مودیس در موقعیت مکانی شهر تهران در ۲۸ دی ماه ۱۳۹۸ (منطقه مورد مطالعه). شکل نمایش رنگی شدت روشنایی سطوح خاکستری تصاویر را قبل نرمالیزه کردن آن نمایش می دهد.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{p}_i - p_i|}{p_i} \times 100 \quad (4)$$

۴. نتایج آزمایش ها

نه تنها در مرحله آموزش، از داده های ۴ فصل استفاده شده است، بلکه در مرحله آزمایش هم، تخمین آلاینده گی در ۴ فصل مورد ارزیابی قرار گرفته است. جهت بررسی کارایی مدل پیشنهادی، نتایج حاصل برای ۴ روز از فصل بهار، تابستان، پاییز و زمستان سال ۱۳۹۸ به طور نمونه در جدول های (۱) تا (۴)، به ترتیب گزارش شده اند. دو روش RF و NN جهت تخمین مقادیر PM مورد استفاده قرار گرفته اند. نتایج حاصل برای دو آلاینده PM2.5 و PM10 به تفکیک ایستگاه های سنجش آلودگی زمینی بیان شده اند. میزان خطا با دو معیار RMSE و MAPE نیز در جداول گزارش شده اند. در جدول (۱)، نتیجه تخمین آلودگی برای ۱۳ خرداد ۹۸ نشان داده شده است. برای آلاینده PM2.5، کارایی هر دو روش RF و NN تقریباً یکسان بوده است. اما برای تخمین PM10، روش NN تا حدی بهتر عمل کرده است. اضافه بر آورد (Overestimate) خصوصاً در تخمین PM10 به چشم می خورد. نتیجه برای ۲۳ مرداد ۹۸ در جدول (۲)، نشان دهنده برتری NN نسبت به RF در تخمین PM2.5 و برتری نسبی RF نسبت به NN در تخمین غلظت PM10 است.



شکل (۶): مکان ایستگاه های جغرافیایی ایستگاه های سنجش آلودگی هوا در شهر تهران

کارایی روش پیشنهادی با استفاده از دو معیار جذر میانگین مربع خطا (RMSE) و میانگین درصد خطای مطلق^۱ (MAPE) ارزیابی شده است. معیار RMSE واحد متغیر (میکروگرم بر متر مکعب) را حفظ می کند در حالی که MAPE یک معیار بدون واحد است. با در نظر گرفتن N نمونه و p و \hat{p} به ترتیب، به عنوان داده مشاهده شده و تخمین زده شده، دو معیار مذکور طبق روابط (۳) و (۴) قابل محاسبه هستند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (p_i - \hat{p}_i)^2}{N}} \quad (3)$$

¹ Mean absolute percentage error (MAPE)

م. ایمانی / تخمین غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 هوا با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای سنجنده مودیس، شبکه عصبی عمیق و جنگل تصادفی ۹

به طور مشابه، همین نتیجه برای اول مهر ماه ۹۸ در جدول (۳) جدول (۴)، برتری NN را نسبت به RF در تخمین هر دو آلاینده مشاهده می‌شود. نتایج به دست آمده برای ۲۸ دی ماه ۹۸ در PM10 و PM2.5 نشان می‌دهد.

جدول (۱): نتایج حاصل از تخمین غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 به دست آمده برای ۱۳ خرداد ۹۸.

ردیف	نام ایستگاه	PM 10 (NN)	PM 10 (RF)	PM 10 (ایستگاه)	PM 2.5 (NN)	PM 2.5 (RF)	PM 2.5 (ایستگاه)
۱	اتوبان محلاتی-منطقه ۱۴	73.14	68.44	54.00	28.00	33.67	NaN
۲	اقدسیه-منطقه ۱	77.95	83.28	39.00	31.22	30.65	17.00
۳	پونک	75.67	87.59	46.00	31.19	22.44	16.00
۴	پیروزی-منطقه ۱۳	75.93	88.88	65.00	27.55	29.85	27.00
۵	تربیت مدرس-منطقه ۶	75.89	77.43	61.00	30.89	30.84	22.00
۶	ستاد بحران-منطقه ۷	70.19	64.01	55.00	25.33	19.17	22.00
۷	شادآباد-منطقه ۱۸	77.95	73.32	75.00	31.22	32.61	40.00
۸	شریف-منطقه ۲	75.88	77.24	55.00	30.89	25.59	29.00
۹	شهری- منطقه ۲۰	75.93	74.81	66.00	27.51	39.37	29.00
۱۰	شهرداری منطقه ۲	68.31	57.32	38.00	25.38	17.59	14.00
۱۱	شهرداری منطقه ۱۰	66.60	52.80	NaN	25.66	18.80	NaN
۱۲	شهرداری منطقه ۱۱	75.93	81.62	NaN	27.57	28.95	27.00
۱۳	شهرداری منطقه ۱۶	77.95	81.47	46.00	31.22	33.89	NaN
۱۴	شهرداری منطقه ۱۹	77.59	70.36	100.00	25.38	21.83	NaN
۱۵	شهرداری منطقه ۲۱	69.04	89.23	70.00	31.97	49.32	29.00
۱۶	گلبرگ-منطقه ۸	69.83	74.72	54.00	25.33	29.16	21.00
۱۷	مسعودیه-منطقه ۱۵	75.93	72.09	43.00	27.86	18.41	11.00
۱۸	میدان فتح-منطقه ۹	75.64	90.07	74.00	31.22	30.57	NaN
	PM متوسط ایستگاه‌ها	74.19	75.82	58.81	28.63	28.48	23.38
	RMSE	21.88	24.76	---	8.98	8.97	---
	MAPE	37.92	42.47	---	41.34	35.32	---

جدول (۲): نتایج حاصل از تخمین غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 به دست آمده برای ۲۳ مرداد ۹۸.

ردیف	نام ایستگاه	PM 10 (NN)	PM 10 (RF)	PM 10 (ایستگاه)	PM 2.5 (NN)	PM 2.5 (RF)	PM 2.5 (ایستگاه)
۱	اتوبان محلاتی-منطقه ۱۴	76.04	65.69	NaN	30.89	22.14	NaN
۲	اقدسیه-منطقه ۱	76.77	68.55	62.00	31.20	36.71	18.00
۳	پونک	73.15	68.36	69.00	27.84	26.23	17.00
۴	پیروزی-منطقه ۱۳	77.13	93.77	94.00	31.21	32.80	26.00
۵	تربیت مدرس-منطقه ۶	75.93	72.32	76.00	27.25	35.03	20.00
۶	ستاد بحران-منطقه ۷	77.47	66.62	67.00	25.38	16.84	17.00
۷	شادآباد-منطقه ۱۸	77.14	86.88	116.00	31.21	28.71	32.00
۸	شریف-منطقه ۲	74.33	64.78	85.00	25.77	19.59	33.00
۹	شهری- منطقه ۲۰	66.60	78.96	94.00	25.66	21.69	24.00
۱۰	شهرداری منطقه ۲	69.01	64.34	75.00	25.61	28.52	18.00
۱۱	شهرداری منطقه ۱۰	75.88	82.17	NaN	33.00	21.88	25.00
۱۲	شهرداری منطقه ۱۱	77.14	88.03	NaN	31.21	30.58	30.00
۱۳	شهرداری منطقه ۱۶	77.14	69.97	156.00	31.21	32.54	NaN
۱۴	شهرداری منطقه ۱۹	77.14	76.80	108.00	31.21	34.72	NaN
۱۵	شهرداری منطقه ۲۱	69.07	61.66	115.00	25.49	21.24	33.00
۱۶	گلبرگ-منطقه ۸	75.93	65.35	64.00	27.64	31.17	20.00
۱۷	مسعودیه-منطقه ۱۵	68.31	80.46	79.00	25.38	27.18	34.00
۱۸	میدان فتح-منطقه ۹	77.14	100.65	101.00	31.21	37.06	NaN
	PM متوسط ایستگاه‌ها	74.52	75.30	90.73	28.80	28.04	24.79
	RMSE	29.60	29.30	---	7.61	9.76	---
	MAPE	21.44	15.40	---	31.33	36.10	---

جدول (۳): نتایج حاصل از تخمین غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 به دست آمده برای ۱ مهر ۹۸.

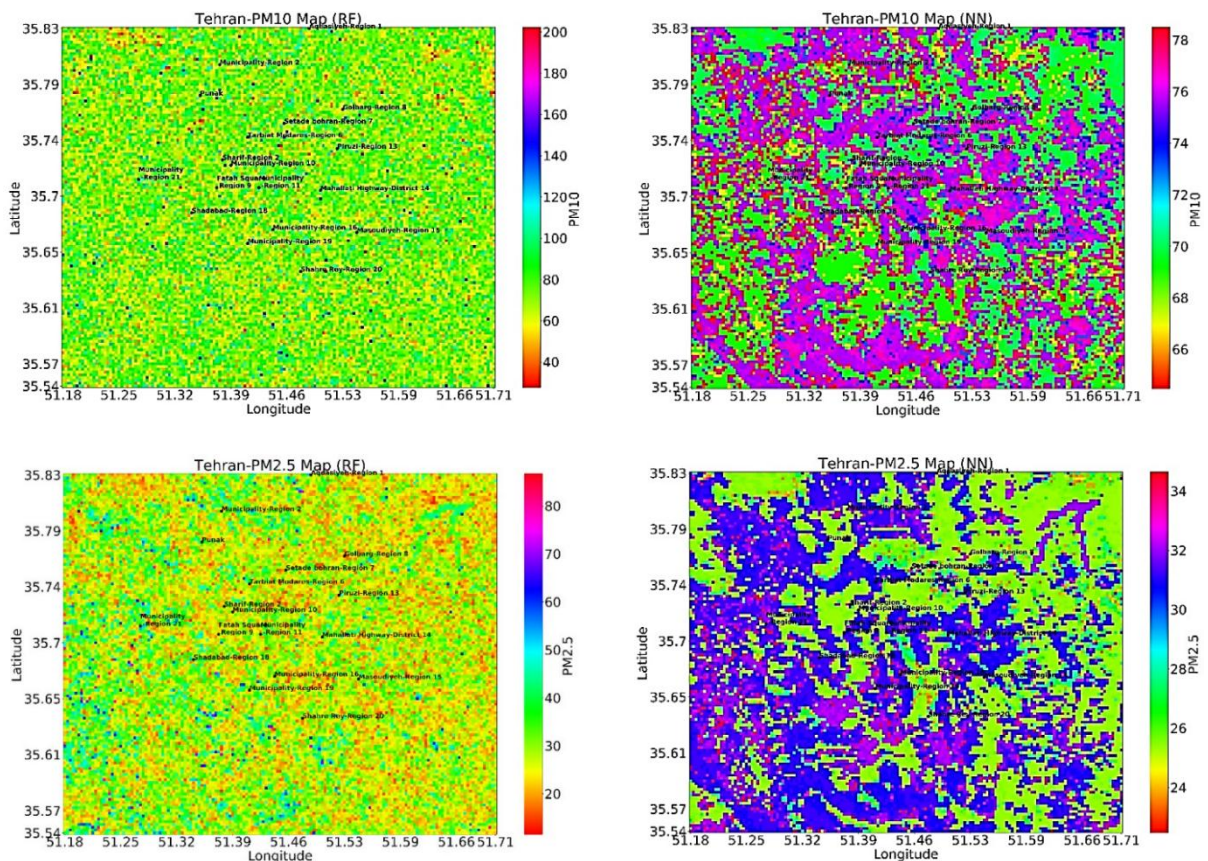
ردیف	نام ایستگاه	PM 10 (NN)	PM 10 (RF)	PM 10 (ایستگاه)	PM 2.5 (NN)	PM 2.5 (RF)	PM 2.5 (ایستگاه)
۱	اتوبان محلاتی-منطقه ۱۴	76.98	76.36	118.00	31.21	30.79	NaN
۲	اقدسیه-منطقه ۱	77.14	98.44	85.00	31.21	29.46	27.00
۳	پونک	77.14	78.22	114.00	31.21	29.54	23.00
۴	پیروزی-منطقه ۱۳	76.74	71.30	NaN	30.89	27.41	NaN
۵	تربیت مدرس-منطقه ۶	77.14	84.45	115.00	31.21	29.86	29.00
۶	سناد بحران-منطقه ۷	77.14	99.33	144.00	31.21	27.96	41.00
۷	شادآباد-منطقه ۱۸	77.13	69.03	97.00	31.21	23.64	34.00
۸	شریف-منطقه ۲	77.14	86.99	200.00	31.21	29.21	59.00
۹	شهری- منطقه ۲۰	77.66	94.90	172.00	25.38	20.06	35.00
۱۰	شهرداری منطقه ۲	76.78	73.93	111.00	31.21	30.36	22.00
۱۱	شهرداری منطقه ۱۰	77.14	86.73	NaN	31.21	26.36	37.00
۱۲	شهرداری منطقه ۱۱	76.84	76.59	NaN	31.21	28.68	57.00
۱۳	شهرداری منطقه ۱۶	77.14	91.76	NaN	31.21	28.57	NaN
۱۴	شهرداری منطقه ۱۹	76.67	63.52	154.00	30.89	30.02	NaN
۱۵	شهرداری منطقه ۲۱	76.78	74.40	183.00	31.21	30.77	48.00
۱۶	گلبرگ-منطقه ۸	77.15	95.01	63.00	31.21	27.22	20.00
۱۷	مسعودیه-منطقه ۱۵	77.14	78.09	196.00	31.21	26.37	47.00
۱۸	میدان فتح-منطقه ۹	76.77	68.21	212.00	31.21	23.87	NaN
	PM متوسط ایستگاه‌ها	77.04	81.51	140.29	30.85	27.79	36.85
	RMSE	77.66	76.80	---	13.86	15.68	---
	MAPE	41.32	42.89	---	30.23	32.94	---

جدول (۴): نتایج حاصل از تخمین غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 به دست آمده برای ۲۸ دی ۹۸.

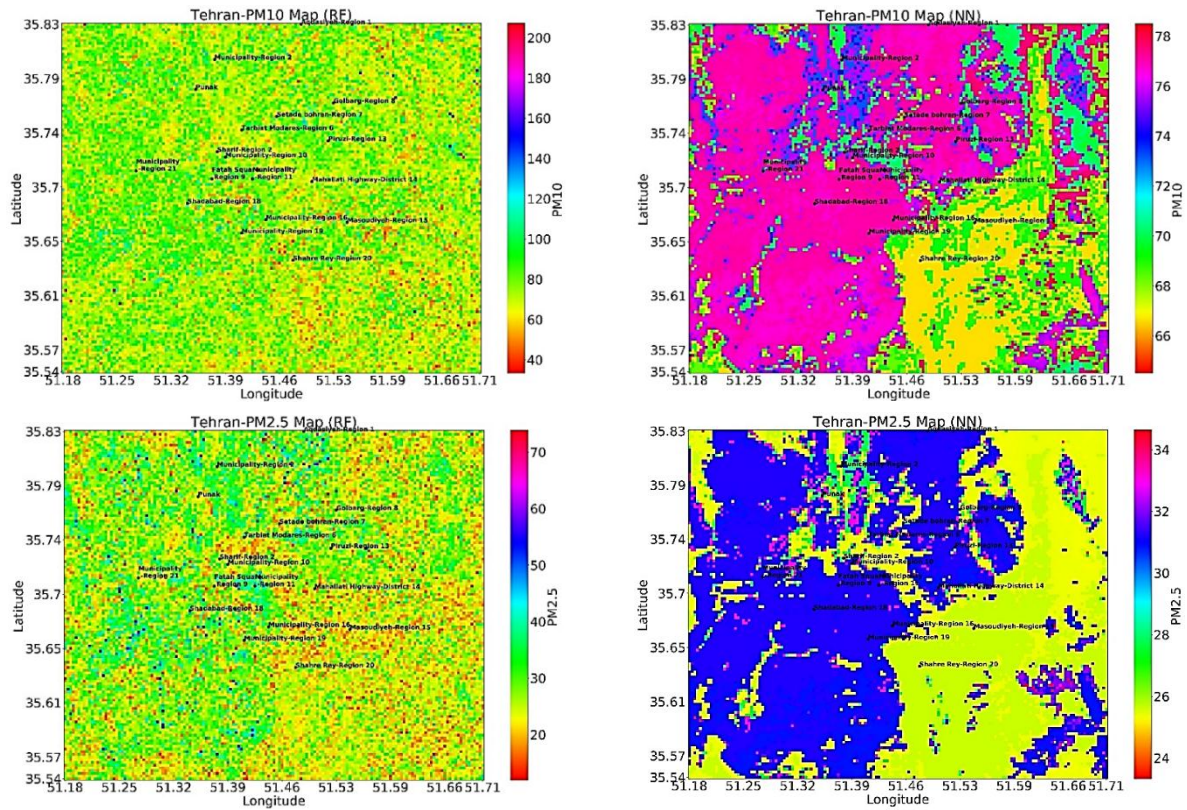
ردیف	نام ایستگاه	PM 10 (NN)	PM 10 (RF)	PM 10 (ایستگاه)	PM 2.5 (NN)	PM 2.5 (RF)	PM 2.5 (ایستگاه)
۱	اتوبان محلاتی-منطقه ۱۴	77.14	85.61	47.00	31.21	27.28	NaN
۲	اقدسیه-منطقه ۱	66.71	79.70	55.00	25.70	14.25	35.00
۳	پونک	69.04	54.50	63.00	31.97	22.91	29.00
۴	پیروزی-منطقه ۱۳	66.60	103.45	60.00	25.66	21.38	39.00
۵	تربیت مدرس-منطقه ۶	69.04	62.42	62.00	32.35	29.10	48.00
۶	سناد بحران-منطقه ۷	66.60	74.24	40.00	25.66	28.22	24.00
۷	شادآباد-منطقه ۱۸	77.14	91.80	NaN	31.21	25.69	42.00
۸	شریف-منطقه ۲	76.77	76.22	56.00	30.89	33.72	NaN
۹	شهری- منطقه ۲۰	76.79	72.54	56.00	31.21	26.65	34.00
۱۰	شهرداری منطقه ۲	69.04	64.89	70.00	31.96	20.67	41.00
۱۱	شهرداری منطقه ۱۰	73.14	73.78	NaN	31.27	27.93	39.00
۱۲	شهرداری منطقه ۱۱	77.14	53.60	NaN	31.21	30.12	40.00
۱۳	شهرداری منطقه ۱۶	76.67	70.99	40.00	30.89	29.49	NaN
۱۴	شهرداری منطقه ۱۹	76.67	71.77	NaN	30.89	26.92	NaN
۱۵	شهرداری منطقه ۲۱	76.66	63.38	69.00	30.89	21.79	44.00
۱۶	گلبرگ-منطقه ۸	76.67	66.00	37.00	30.89	22.85	25.00
۱۷	مسعودیه-منطقه ۱۵	75.88	69.92	39.00	33.00	26.02	16.00
۱۸	میدان فتح-منطقه ۹	77.24	80.95	56.00	31.21	35.20	NaN
	PM متوسط ایستگاه‌ها	73.61	73.10	53.57	30.45	26.12	35.08
	RMSE	23.20	25.85	---	10.23	14.43	---
	MAPE	43.00	47.15	---	28.30	35.95	---

در برخی ایستگاه‌ها، اختلاف میان مقادیر PM تخمین زده شده با مقدار PM به دست آمده در ایستگاه تفاوت زیادی دارد. به عنوان یکی از دلایل این تفاوت، می‌توان به موضوع زیر اشاره کرد. ایستگاه‌های سنجش آلودگی، میزان آلاینده‌ها را در ساعات خاصی از روز و در همچنین در محدوده مشخصی در حوالی ایستگاه (حدود ۵۰۰ متر در حوالی محل قرارگیری ایستگاه) اندازه‌گیری می‌کنند. اغلب پیش می‌آید که در ساعت خاصی از روز که زمان اندازه‌گیری آلاینده توسط ایستگاه است در محلی نزدیک ایستگاه، یک منبع آلودگی محلی به صورت موقت تولید آلاینده می‌کند. به عنوان مثال ممکن است یک ماشین تولید و فروش غذای سیار مشغول کباب کردن گوشت باشد یا یک کامیون با نقص فنی در آن منطقه در حال رفت و آمد و خالی کردن بار برای ساختمان‌سازی باشد و در نتیجه مقدار زیادی آلاینده در آن ساعت و در آن ناحیه محلی ایجاد می‌شود که

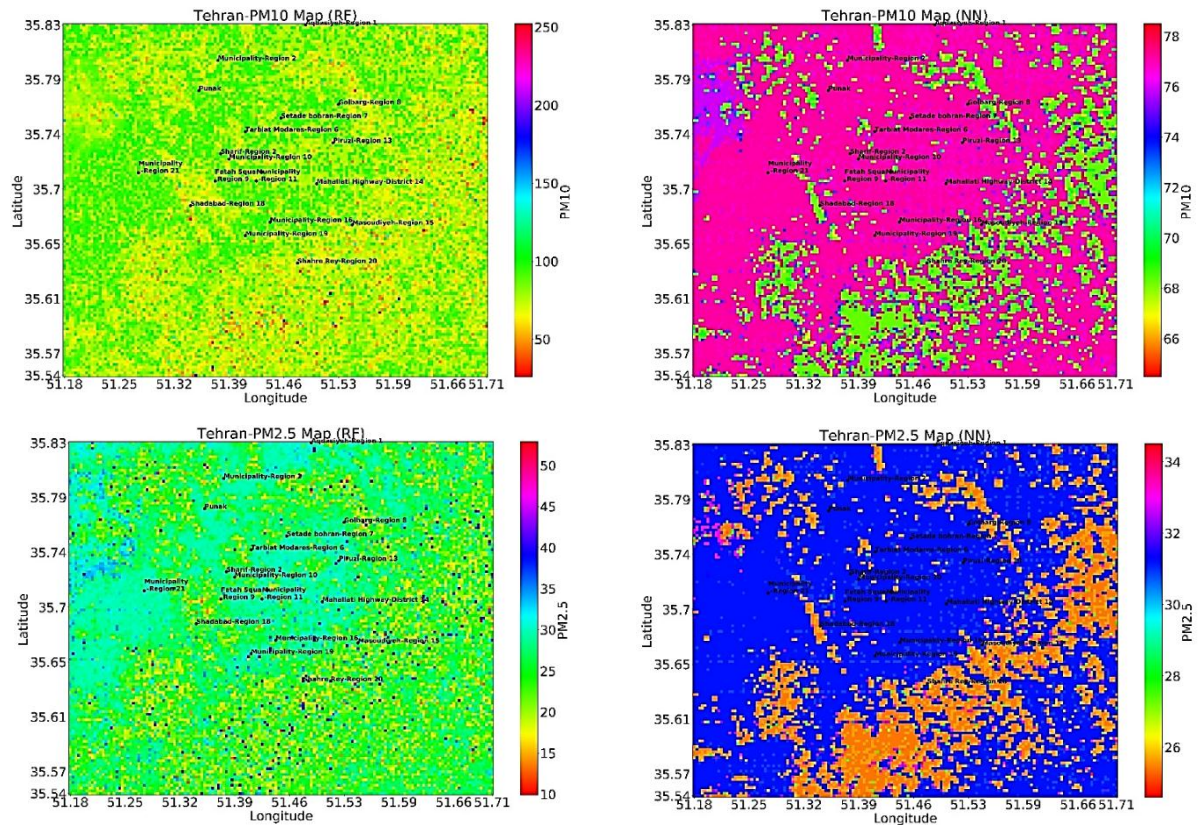
باعث می‌شود، ایستگاه عدد بزرگتری از آن آلاینده را نشان دهد. همچنین ممکن است برعکس این قضیه هم اتفاق بیفتد، یعنی در برخی ایستگاه‌ها، عدد آلاینده تخمین زده شده از عدد به دست آمده ایستگاه کوچکتر باشد. در این صورت امکان دارد که مثلاً به دلایلی چون وزش باد، میزان آلاینده‌های یک منطقه به منطقه دیگر منتقل شده و در تصویر ماهواره‌ای آن بخش، میزان آلاینده بیشتری در لحظه تصویر برداری دیده شود در حالی که چون وزش باد سیار است و به طور مداوم آلودگی را جا به جا می‌کند، این میزان آلاینده توسط ایستگاه ثبت نشده است. در کنار ارائه جدول‌ها، نقشه‌های آلودگی به دست آمده متناظر با آنها نیز در شکل‌های (۷) تا (۱۰) نشان داده شده است. به طور کلی مشخص است که روش NN در حفظ پیوستگی مکانی آلاینده‌ها و جداسازی نواحی با غلظت آلاینده متفاوت، بهتر از روش RF عمل کرده است.



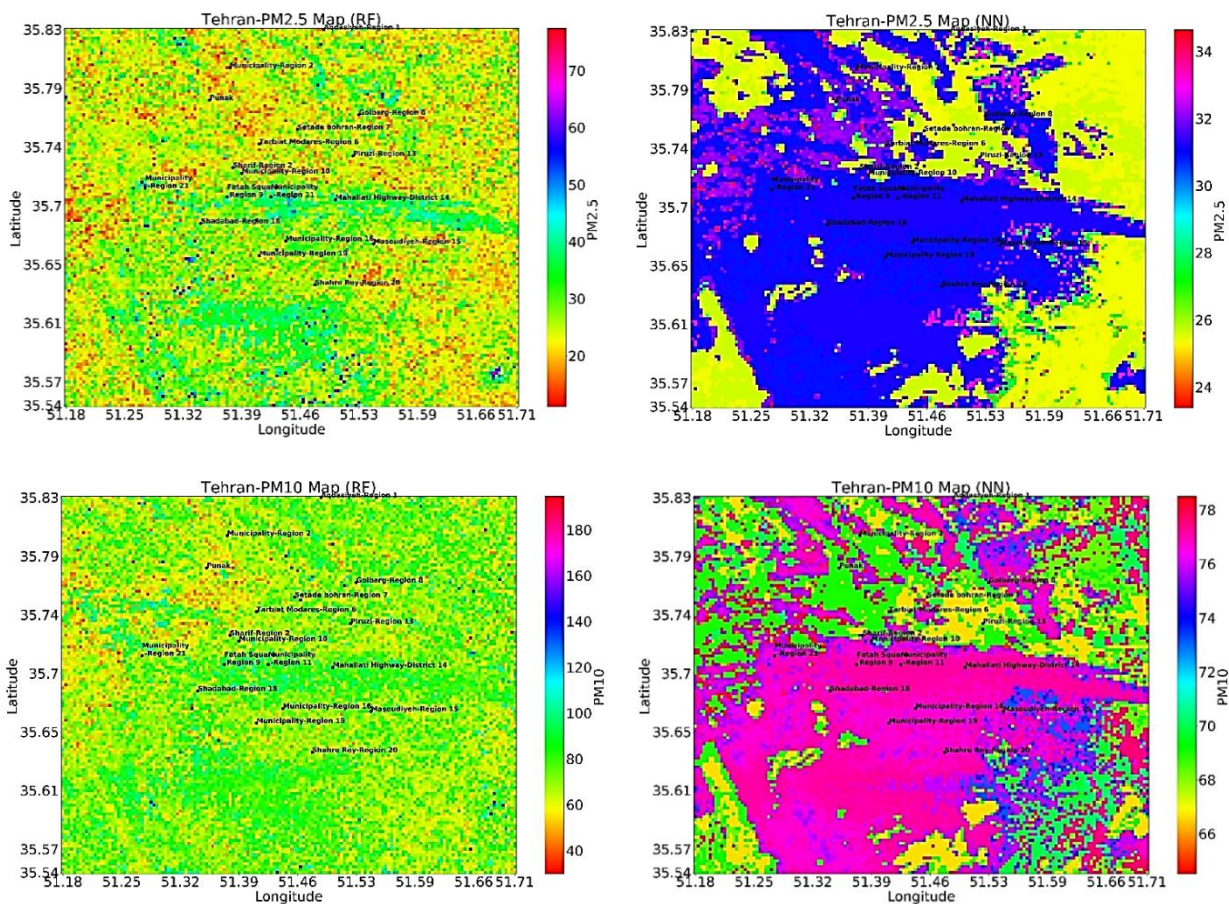
شکل (۷): نقشه‌های غلظت آلاینده‌های PM10 و PM2.5 به دست آمده برای ۱۳ خرداد ۹۸.



شکل (۸): نقشه‌های غلظت آلاینده‌های PM10 و PM2.5 به دست آمده برای ۲۳ مرداد ۹۸.



شکل (۹): نقشه‌های غلظت آلاینده‌های PM10 و PM2.5 به دست آمده برای ۱ مهر ۹۸.



شکل (۱۰): نقشه‌های غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 به دست آمده برای ۲۸ دی ۹۸.

کرده است. اما توجه به نکته زیر ضروری است. اکثر رقبا که در تخمین PM10 نتیجه بهتری کسب کرده‌اند از محصول AOD سنجنده مودیس یا سایر سنجنده‌های ماهواره‌ای استفاده کرده‌اند. این در حالی است که استفاده از AOD برای مطالعه آلودگی در نواحی با وسعت مکانی کم مانند شهرهای کوچک امکان‌پذیر نیست چرا که محصولات AOD عموماً دارای قدرت تفکیک مکانی کم، ۱ کیلومتر یا بیشتر، هستند و همان‌طور که در جدول‌های (۵) و (۶) مشخص شده است، محصولات AOD برای تخمین PM در نواحی پوشش وسیع چون کشورها (چین، مالزی) و مناطق وسیعی چون آسیای شرقی استفاده شده‌اند. مطالعه آلودگی در نواحی با وسعت کوچکتر چون شهرها، همانند مرجع [۸] که به مطالعه غلظت PM در دهلی هند می‌پردازد، توسط سنجنده‌های با قدرت تفکیک مکانی بالا (لندست ۸ با ۳۰ متر قدرت تفکیک مکانی) انجام شده است. اما

مدل RF قادر به استخراج رابطه بین مقادیر یک دنباله نیست در حالی که مدل NN پیشنهادی به دلیل وجود لایه‌های GRU و LSTM قادر به استخراج روابط همبستگی بین نمونه‌ها می‌باشد. در نتیجه انتظار می‌رود که مدل NN نسبت به RF ویژگی‌های معنی‌دارتری از داده‌های ورودی را استخراج نماید. همچنین رابطه بین تصاویر ماهواره‌ای و داده‌های آلودگی PM، یک رابطه غیرخطی و پیچیده است و به طور کلی یک شبکه عصبی مثل مدل NN پیشنهادی، توانایی بیشتری در استخراج روابط غیرخطی نسبت به مدل‌های دیگر از جمله RF از خود نشان می‌دهد.

مقایسه مدل پیشنهادی با دو روش RF و NN برای تخمین غلظت PM2.5 و PM10 با تعدادی از مطالعات اخیر به ترتیب در جدول‌های (۵) و (۶) انجام شده است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد، روش پیشنهادی در تخمین غلظت PM2.5 بهتر عمل

سنجنده مودیس را انتخاب کردیم. اما اکثر تحقیقات انجام شده پیرامون آلودگی هوا از محصولات هواویز چون AOD استفاده می‌کنند. اگرچه رابطه بین مقدار AOD و غلظت PM برای مناطق با پوشش مکانی وسیع، کارایی خوبی از خود نشان داده است، اما به دلیل قدرت تفکیک مکانی پایین این محصولات، استفاده از آنها در مناطق با وسعت مکانی کم چون شهر تهران امکان‌پذیر نیست. به همین دلیل ما از تصاویر سطح ۱ سنجنده مودیس (ماهواره ترا) به صورت مستقیم و بدون هیچ‌گونه محاسبه واسطی برای محاسبات قطر هواویزها، انعکاس اتمسفری و ... استفاده نموده‌ایم. به این ترتیب با محاسبات کمتر و روشی ساده‌تر، موفق به تولید نقشه آلاینده‌های PM_{2.5} و PM₁₀ به صورت روزانه شدیم.

برای تولید نقشه غلظت آلودگی PM_{2.5} و PM₁₀ شهر تهران با محدودیت‌هایی مواجه هستیم. اول اینکه به دنبال سنجنده ماهواره‌ای با دسترسی رایگان برای عموم هستیم. در میان سنجنده‌های مختلفی چون مودیس، لندست و سنتینل که دارای دسترسی رایگان هستند، سنتینل با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متر و سپس لندست با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر، می‌توانند انتخاب مناسبی باشند. اما در عین حال دارای یک مشکل بزرگ هستند و آن مشکل، قدرت تفکیک زمانی پایین آنها است که برای سنتینل ۱۰ روز و برای لندست ۱۶ روز است. این موضوع سبب می‌شود برای ماهواره‌های سنتینل و لندست، به ترتیب، بیشتر از ۳ و ۲ تصویر در ماه نداشته باشیم. این در حالی است که داده‌های سنجنده مودیس به‌طور روزانه در دسترس می‌باشند. از آنجایی که هدف ما پایش روزانه آلودگی هوا است، ما

جدول (۵): مقایسه مدل پیشنهادی با دو روش RF و NN برای تخمین غلظت PM_{2.5} با تعدادی از مطالعات اخیر

روش	سنجنده (قدرت تفکیک مکانی)	ناحیه مطالعه	بازه زمانی	RMSE
چن و دیگران (۲۰۱۸) [۱۰]	AOD مشاهده شده با ابرونت ^۱	پکن (چین)	۲۰۱۶-۲۰۱۵	۳۳/۶۷
پارک و دیگران (۲۰۲۰) [۱۱]	منبع: AOD تخمین زده شده از چندین سنجنده ماهواره‌ای	آسیای شرقی	۲۰۱۶	۱۵/۷۷
لی و دیگران (۲۰۲۰) [۱۲]	مودیس (ماهواره ترا و آکوا) - محصول AOD مجموعه ^۲ (۱۰ کیلومتر)	چین	۲۰۱۵	۱۷/۳۸
Amnuaylojaroen (۲۰۲۲) [۲۰]	مودیس (آکوا) - محصول AOD مجموعه ۶ و اطلاعات هواسنجی	تایلند شمالی	۲۰۲۰	۳۰/۴۸
Amnuaylojaroen (۲۰۲۲) [۲۰]	اطلاعات هواسنجی و آلاینده‌های گازی	تایلند شمالی	۲۰۲۰	۶۵/۲۱
این مطالعه (RF)	مودیس (ماهواره ترا) - سطح ۱ (۲۵۰ متر)	تهران (ایران)	۲۰۱۹-۲۰۲۰	۱۲/۲۱
این مطالعه (NN)	مودیس (ماهواره ترا) - سطح ۱ (۲۵۰ متر)	تهران (ایران)	۲۰۱۹-۲۰۲۰	۱۰/۱۷

جدول (۶): مقایسه مدل پیشنهادی با دو روش RF و NN برای تخمین غلظت PM₁₀ با تعدادی از مطالعات اخیر

روش	سنجنده (قدرت تفکیک مکانی)	ناحیه مطالعه	بازه زمانی	RMSE
سازاسوات و دیگران (۲۰۱۷) [۸]	لندست ۸ (سنجنده OLI) (۳۰ متر)	دهلی (هند)	۲۰۱۶-۲۰۱۵	۱۸/۹۹
زمان و دیگران (۲۰۱۷) [۹]	مودیس (ماهواره ترا) - محصول AOD مجموعه ۵ (۱۰ کیلومتر)	مالزی	۲۰۱۱-۲۰۰۷	۱۱/۶۱
پارک و دیگران (۲۰۲۰) [۱۱]	منبع: AOD تخمین زده شده از چندین سنجنده ماهواره‌ای	آسیای شرقی	۲۰۱۶	۲۶/۹۰
این مطالعه (RF)	مودیس (ماهواره ترا) - سطح ۱ (۲۵۰ متر)	تهران (ایران)	۲۰۱۹-۲۰۲۰	۳۹/۱۸
این مطالعه (NN)	مودیس (ماهواره ترا) - سطح ۱ (۲۵۰ متر)	تهران (ایران)	۲۰۱۹-۲۰۲۰	۳۸/۰۸

^۱ AERONET observed AOD

^۲ Collection 6 AOD product

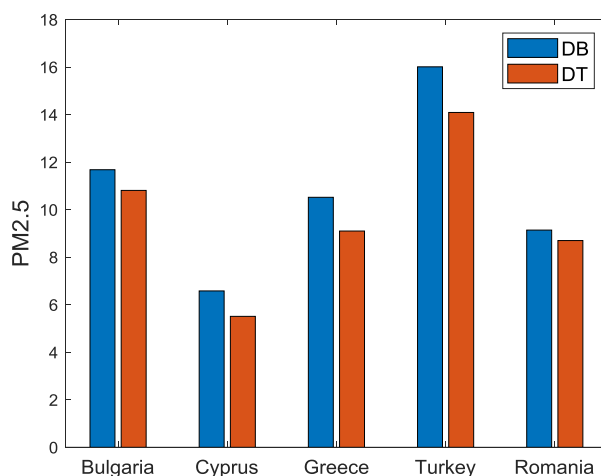
شده بهترین نتیجه توسط روش Ensembles Bagged Trees به دست آمده که نتیجه آن در جدول (۷) گزارش شده است. همان‌طور که از نتایج این جدول مشخص است، روش‌های پیشنهادی در این پژوهش (RF و NN) دارای برتری قابل توجه از لحاظ مقدار RMSE نسبت به روش‌های رقیب هستند.

۵. نتیجه‌گیری

نتیجه تحقیقات در این مطالعه منجر به تولید یک نرم‌افزار برای تولید نقشه آلودگی هوا (غلظت PM2.5 و PM10) برای شهر تهران بوده است. ما از تصاویر ماهواره مودیس (MODIS) به دو دلیل برای تولید نقشه آلودگی هوا استفاده کردیم. دلیل اول بارگیری این تصاویر برای عموم ساده و رایگان است و دلیل دوم رزولوشن زمانی این ماهواره روزانه است. به عبارت دیگر، ما تصویر ماهواره‌ای شهر تهران را به صورت روزانه در اختیار داریم. با استفاده از نرم‌افزار طراحی شده، امکان اندازه‌گیری آلودگی هوا در نقاط مختلف شهر تهران (مکان‌هایی که ایستگاه سنجش آلودگی وجود ندارد یا دسترسی به آن اماکن سخت است) امکان‌پذیر است. در حقیقت یک نقشه آلودگی پیوسته با قدرت تفکیک مکانی مناسب از سراسر شهر حاصل می‌شود که میزان آلودگی در هر طول و عرض جغرافیایی دلخواه را نمایش می‌دهد. استفاده از این نرم‌افزار نه تنها کم هزینه بوده، بلکه بسیار ساده می‌باشد. با توجه به اینکه میزان آلودگی تولید شده با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین و با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای دقیق، محاسبه می‌گردد، نقشه آلودگی تولید شده دارای دقت قابل قبولی جهت پایش و کنترل میزان آلودگی هوا است.

تعارض منافع: نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ تعارض منافعی ندارند.

در مرجع [۲۰]، از مدل رگرسیون خطی چندمتغیره و دو مدل مختلف برای تخمین آلاینده PM2.5 در سه شهر واقع شمال تايلند استفاده شده است. در مدل اول از اطلاعات هواویز AOD سنجنده مودیس به همراه اطلاعات هواسنجی استفاده شده است و در مدل دوم از اطلاعات هواسنجی و آلاینده‌های گازی مثل SO2، NO2، CO و O3 استفاده گردیده است. متوسط مقادیر RMSE به دست آمده سالیانه برای سه شهر مورد مطالعه در تايلند شمالی در جدول (۵) گزارش شده‌اند. در مرجع [۲۱]، از محصولات AOD سنجنده VIIRS^۱ در دو نوع DT^۲ و DB^۳ برای تخمین آلاینده PM2.5 در جنوب شرقی اروپا استفاده شده است. مقایسه مقدار RMSE به دست آمده توسط مرجع [۲۱] در چند کشور اروپایی در شکل (۱۱) دیده می‌شود. همان‌طور که دیده می‌شود، DT عملکرد بهتری از خود نشان داده است.



شکل (۱۱): مقایسه مقدار RMSE به دست آمده توسط [۲۱] در چند کشور اروپایی

در جدول (۷)، روش پیشنهادی با دو روش تخمین PM برای شهر تهران مورد مقایسه قرار گرفته است. در مرجع [۴]، از یک مدل تجزیه طیفی خطی و تصاویر سنجنده مودیس برای تخمین غلظت مقادیر PM استفاده شده است. در مرجع [۱۹]، مدل‌های رگرسیون مختلفی بر روی تصاویر ماهواره لندست به منظور تخمین مقدار PM2.5 ارزیابی شده‌اند. از میان ۱۹ مدل ارزیابی

^۱ Visible infrared imaging radiometer suite (VIIRS)

^۲ Dark target (DT)

^۳ Deep blue (DB)

- [1] M. Sheikhan and Z. Jafarinasab, "Air Pollution Prediction Using an Artificial Neural Network Trained by Chaotic Gravitational Search Algorithm: A Comparative Study," *Soft Comput. J.*, vol. 5, no. 2, pp. 48-65, 2017, doi: 20.1001.1.23223707.1395.5.2.5.2 [In Persian].
- [2] A.A. Mottakan, A. Shakiba, S.H. Poorali, and I. Baharloo, "Determination of Spatial Variation of CO and PM10 Air Pollutants, Using GIS Techniques (Case study: Teheran, Iran)," *Iranian J. Remote Sens. GIS*, vol. 1, no. 1, pp. 57-72, 2009 [In Persian].
- [3] Z. Jiang, T. Zheng, M. Bergin, and D. Carlson, "Improving spatial variation of ground-level PM2.5 prediction with contrastive learning from satellite imagery," *Sci. Remote Sens.*, vol. 5, p. 100052, 2022, doi: 10.1016/j.srs.2022.100052.
- [4] R. Qorbani Salkhord, M.R. Mobasheri, and M. Rahimzadehgan, "A Fast Method for Assessment of PM10 Concentration Using MODIS Images, A Case Study in Tehran," *Hakim*, vol. 15, no. 2, pp. 166-177, 2012 [In Persian].
- [5] F. Jahani Chehre Barq and M. Akhoundzadeh Hanzai, "Estimation of the optical thickness of aerals over a region in Iran using the combination of MODIS images from the TERRA and AQUA satellite platforms," *Sci.-Res. Quarterly Geogr. Inf. "Sepehr"*, vol. 26, no. 103, pp. 71-81, 2017, doi: 10.22131/sepehr.2017.28894 [In Persian].
- [6] K. Rangzan, A. Zarasvandi, A. Abdolkhani, and B. Mojaradi, "Modeling of Air Pollution using MODIS Data: Khouzestan Dust storm," *Adv. Appl. Geology*, vol. 4, no. 4, pp. 38-45, 2014 [In Persian].
- [7] S. Mohammadi-Nezhad, A. Alimohammadi-Sarab, and M. Farajzadeh-Asl, "Air particles (less than 10Mq) spatialdistribution Analysis andmapping in Khuzestan area based on Modissensorproducts," *J. Spatial Planning*, vol. 18, no. 3, pp. 79-98, 2014 [In Persian].
- [8] I. Saraswat, R.K. Mishra, and A. Kumar, "Estimation of PM10 concentration from Landsat 8 OLI satellite imagery over Delhi, India," *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.*, vol. 8, pp. 251-257, 2017, doi: 10.1016/j.rsase.2017.10.006.
- [9] N.A.F.K. Zaman, K.D. Kanniah, and D.G. Kaskaoutis, "Estimating Particulate Matter using satellite based aerosol optical depth and meteorological variables in Malaysia," *Atmospheric Res.*, vol. 193, pp. 142-162, 2017, doi: 10.1016/j.atmosres.2017.04.019.
- [10] G. Chen, J. Guang, Y. Xue, Y. Li, Y. Che, and S. Gong, "A Physically Based PM2.5 Estimation Method Using AERONET Data in Beijing Area," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote. Sens.*, vol. 11, no. 6,, pp. 1957-1965, 2018, doi: 10.1109/JSTARS.2018.2817243.
- [11] S. Park, J. Lee, J. Im, C.-K. Song, M. Choi, J. Kim, S. Lee, R. Park, S.-M. Kim, J. Yoon, D.-W. Lee, and L.J. Quackenbush, "Estimation of spatially continuous daytime particulate matter concentrations under all sky conditions through the synergistic use of satellite-based AOD and numerical models," *Sci. Total Environ.*, vol. 713, p. 136516, 2020, doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.136516.
- [12] T. Li, H. Shen, Q. Yuan, and L. Zhang, "Geographically and temporally weighted neural networks for satellite-based mapping of ground-level PM2.5," *ISPRS J. Photogrammetry Remote Sens.*, vol. 167, pp. 178-188, 2020, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2020.06.019.
- [13] M. Imani, "Random Forest with Attribute Profile for Remote Sensing Image Classification," 11th Iranian and the first International Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP 2020), Qom, Iran, 18-20 February 2020, doi: 10.1109/MVIP49855.2020.9116878.
- [14] D. Bostan, "Satellite orbital mode vector prediction using time series and neural networks," *Space Sci. Technol.*, vol. 11, no. 3, pp. 47-61, 2018, dor: 20.1001.1.20084560.1397.11.3.5.5 [In Persian].
- [15] F. Elmaz, R. Eyckerman, W. Casteels, S. Latre, and P. Hellinckx, "CNN-LSTM architecture for predictive indoor temperature modeling," *Build. Environ.*, vol. 206, p. 108327, 2021, doi: 10.1016/j.buildenv.2021.108327.
- [16] W. Zha, Y. Liu, Y. Wan, R. Luo, D. Li, S. Yang, and Y. Xu, "Forecasting monthly gas field production based on the CNN-LSTM model," *Energy*, vol. 260, p. 124889, 2022, doi: 10.1016/j.energy.2022.124889.
- [17] A. Can Ozdemir, K. Bulus, and K. Zor, "Medium- to long-term nickel price forecasting using LSTM and GRU networks," *Resour. Policy*, vol. 78, p. 102906, 2022, doi: 10.1016/j.resourpol.2022.102906.
- [18] X. Li, X. Ma, F. Xiao, C. Xiao, F. Wang, and S. Zhang, "Time-series production forecasting method based on the integration of Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU) network and Sparrow Search Algorithm (SSA)," *J. Petrol. Sci. Eng.*, vol. 208, Part A, 2022, doi: 10.1016/j.petrol.2021.109309.
- [19] H. Jafarian and S. Behzadi, "Evaluation of PM2.5

- Emissions in Tehran by Means of Remote Sensing and Regression Models,” *Pollution*, vol. 6, no. 3, pp. 521-529, 2020, doi: 10.22059/poll.2020.292065.706.
- [20] T. Amnuaylojaroen, “Prediction of PM2.5 in an Urban Area of Northern Thailand Using Multivariate Linear Regression Model,” *Adv. Meteorol.*, p. 3190484, 2022, doi: 10.1155/2022/3190484.
- [21] S. Gundogdu, G. Tuna Tuygun, Z., Li, J. Wei, and T. Elbir, “Estimating daily PM2.5 concentrations using an extreme gradient boosting model based on VIIRS aerosol products over southeastern Europe,” *Air Qual Atmos Health*, vol. 15, pp. 2185–2198, 2022, doi: 10.1007/s11869-022-01245-5.
- [22] S. Afzali, M.K. Moayyedi, and F. Fotouhi, “Development of an equation-free reduced-order model based on different feature extraction patterns on the two-dimensional steady-state heat transfer dataset,” *Soft Comput. J.*, vol. 10, no. 1, pp. 16-31, 2021, doi: 10.22052/scj.2021.242830.0 [In Persian].
- [23] H. Veisi, H.R. Ghaedsharaf, and M. Ebrahimi, “Improving the Performance of Machine Learning Algorithms for Heart Disease Diagnosis by Optimizing Data and Features,” *Soft Comput. J.*, vol. 8, no. 1, pp. 70-85, 2019, doi: 10.22052/8.1.70 [In Persian].