

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

مریم ایمانی\*، دانشیار

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران maryam.imani@modares.ac.ir

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 مستقیماً 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 نرم افزاری برای تهیه نقشه آلودگی شهر تهران (نقشه غلظت PM2.5 و PM10) با استفاده از تصاویر رایگان سنجنده مودیس شده است.

واژه‌های کلیدی: آلودگی هوا، ذرات معلق، تخمین PM، شبکه عصبی عمیق، جنگل تصادفی

\* نویسنده مسئول، maryam.imani@modares.ac.ir

# Concentration Estimation of Air Pollutants (PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub>) Using MODIS Satellite Data, Deep Neural Network and Random Forest

---

Maryam Imani\*

Faculty of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran,  
maryam.imani@modares.ac.ir

**Abstract:** Many studies about estimation of air pollutants such as particulate matter (PM), PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub>, have used the aerosol optical depth (AOD). But, due to coarse resolution of AOD images, the use of satellite-derived based AOD products for PM estimation of small cities is not possible. To deal with this difficulty, we use the level 1 product of MODIS. The proposed method uses a deep neural network and a random forest model and utilizes the first and second bands of MODIS to estimate the PM values. The results show the superior performance of the proposed models compared to some state-of-the-art PM estimation methods. The outcome of this research is design of a PM map generation for Tehran city.

**Keywords:** Air pollution, particulate matter, PM estimation, deep neural network, random forest.

\* Corresponding author, maryam.imani@modares.ac.ir

## ۱. مقدمه

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 [۴]، با بررسی رابطه بازتابندگی سطح از تصاویر سنجنده مودیس<sup>۳</sup> 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<sup>۴</sup> (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<sup>۵</sup> (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 [۵] نقشه AOD برای منطقه‌ای از ایران با ترکیب داده‌های دو ماهواره تر<sup>۶</sup> و آکوا<sup>۷</sup> سنجنده مودیس به دست آمده است. محصول AOD سنجنده مودیس جهت مطالعه توده‌های

<sup>۳</sup> MODIS

<sup>۴</sup> Root MSE (RMSE)

<sup>۵</sup> Aerosol optical depth (AOD)

<sup>۶</sup> Terra

<sup>۷</sup> Aqua

از مهم‌ترین آلاینده‌ها در مناطق شهری می‌توان به آئروسول‌ها و ذرات ریز<sup>۱</sup> (PM) معلق در هوا اشاره کرد. PMها با توجه به قطرشان دسته‌بندی شده‌اند. 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 شوند و صدمات جدی‌تری به سلامت انسان 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]. جهت کنترل این نوع آلودگی، پایش آن‌ها اجتناب‌ناپذیر است. معمول‌ترین راه پایش آلاینده‌ها، ایجاد ایستگاه‌های سنجش 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 سنجش آلودگی هوا به همراه اطلاعات کمکی چون اطلاعات آب و هوا انجام می‌شود. در [۲] نقشه کیفیت هوا برای دو آلاینده مونوکسید کربن و PM10 با به کارگیری روش‌های درون‌یابی به دست آمده است. به علاوه، 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<sup>۲</sup> (MSE) است و اماکن صنعتی مهم‌ترین عامل تولیدکننده این نوع آلاینده هستند. اما تولید نقشه آلودگی با استفاده از درون‌یابی مقادیر PM اندازه‌گیری شده

<sup>۱</sup> Particulate matter (PM)

<sup>۲</sup> Mean square error (MSE)

استفاده از محصولات AOD چندین سنجنده‌ی ماهواره‌ای مختلف در کشورهای آسیای شرقی شامل شرق چین، شبه جزیره کره و ژاپن در [۱۱] با استفاده از جنگل تصادفی<sup>۱۰</sup> (RF) [۲۳] پیشنهاد شده است. در [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 PM10 و PM2.5 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 سنجش 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 نرم افزاری برای تهیه نقشه غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 شده است، از محصولات سنجنده

گرد و غبار استان خوزستان در [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.

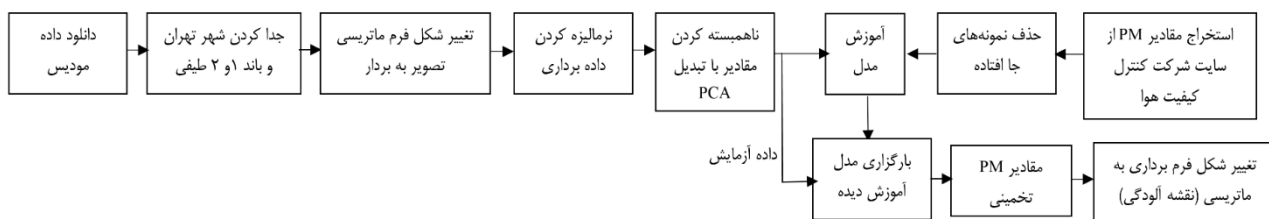
در [۸] به تخمین غلظت PM10 در دهلی، کشور هند، با استفاده از سنجنده OLI<sup>۸</sup> ماهواره لندست ۸ پرداخته شده است. انعکاس اتمسفری در باندهای مرئی لندست ۸ محاسبه و با مقادیر اندازه‌گیری شده PM10 توسط ایستگاه‌های زمینی سنجش آلودگی همبسته شده است. کارایی روش با هر دو معیار ضریب همبستگی و RMSE ارزیابی گردیده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

با تحلیل توزیع اندازه حجم هواویزها دانلود شده از وبسایت رسمی ایرونت<sup>۹</sup> در [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 [۱۰] به دست آمده است که نسبت به روش‌های آماری بهبود یافته است. روش دیگری جهت تخمین PM2.5 و PM10 با

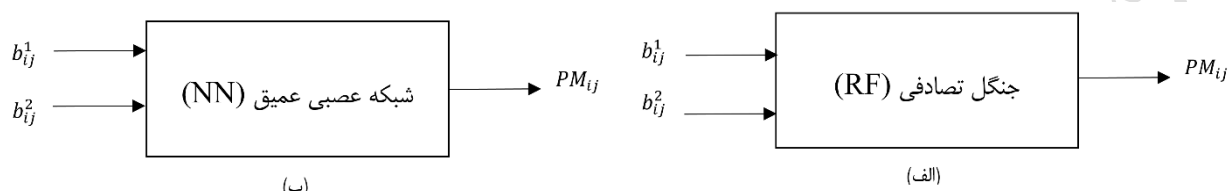
<sup>۸</sup> Operational Land Imager (OLI)

<sup>۱۰</sup> Random forest (RF)

<sup>۹</sup> AERONET



شکل (۱): روندنمای روش پیشنهادی



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

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 نسبتاً 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 نسبتاً کم از جمله شهرها (مطالعه موردی

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

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 به عنوان 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 به عنوان خروجی نهایی حاصل شود (بردار  $n$  بعدی به ماتریس  $r \times c$  تغییر شکل داده می‌شود).

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 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<sup>۱۱</sup> (NN) پیشنهادی استفاده می‌نماید. ورودی هر دو مدل یک بردار دوتایی  $[b_{ij}^1, b_{ij}^2]^T$  و خروجی آن یک مقدار اسکالر  $PM_{ij}$  است که  $PM_{ij}$  مقدار PM در موقعیت مکانی  $i$  ام است که با  $(x_i, y_i)$  نشان داده شده و مربوط به روز  $j$  ( $j = 1, \dots, n$ ) 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 آلاینده‌گی در فصل‌های مختلف و شرایط آب و هوایی متنوع، ۳۰۳ 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 روز  $j$  ام، داریم:

شهر تهران) پیشنهاد داده‌ایم که به جای استفاده از محصولات AOD، مستقیماً از تصاویر ماهواره‌ای سطح ۱ مودیس برای تخمین میزان آلودگی استفاده می‌نمایند.

مراحل انجام روش پیشنهادی در بلوک دیاگرام شکل ۱ نشان داده شده است. پس از دانلود داده مودیس، بخشی از تصویر که مربوط به مختصات جغرافیایی شهر تهران است را جدا می‌کنیم. همچنین فقط از باندهای طیفی ۱ و ۲ که قدرت تفکیک مکانی ۲۵۰ متر دارند در این جا استفاده می‌نماییم. سایر باندهای محصول سنجنده مودیس دارای قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰ متر یا ۱ کیلومتر هستند که به دلیل عدم دقت مکانی مناسب در تولید نرم افزار آلودگی شهر تهران استفاده نشده‌اند. از باندهای با دقت مکانی کم غالباً 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 به عنوان ورودی مدل استفاده خواهند شد. از سوی دیگر، مقادیر PM اندازه‌گیری شده توسط ایستگاه‌های سنجش آلودگی هوا از سایت شرکت کنترل کیفیت هوا دانلود شده و مقادیر جا افتاده در روزهای متوالی در بازه زمانی مورد نظر از مجموعه داده اولیه حذف گردیده‌اند. این مقادیر به عنوان 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 آماده سازی

<sup>۱۱</sup> Deep neural network (NN)

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

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

تصویر مودیس در محل مورد نظر و خروجی، مقدار PM آن نقطه است. از آنجایی که مقادیر آلودگی روزهای مختلف تا حدی به هم وابستگی دارد، مثلا 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 بعضا غیرخطی و پیچیده جهت دقیق‌تر مقدار غلظت آلاینده‌ها است. دو شبکه مجزا برای تولید نقشه آلودگی PM2.5 و PM10 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. 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 یادگرفته شده در نمونه‌های قبلی دنباله را حفظ کرده و رابطه بین نمونه‌ها را مدلسازی و استخراج می‌نمایند. GRU که نسبت به LSTM دارای ساختار ساده تری 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 می‌گردد. با افزایش عمق شبکه، از تعداد

در شکل ۲، مدل الف، یک جنگل تصادفی حاوی ۵۰۰ درخت و مدل دوم، یک شبکه عصبی عمیق است. شبکه عصبی عمیق پیشنهادی شامل سه لایه تماما متصل<sup>۱۲</sup> (FC) [۱۴]، حافظه کوتاه‌مدت بلند<sup>۱۳</sup> (LSTM) و واحد بازگشتی کلیدی<sup>۱۴</sup> (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<sup>۱۵</sup> (RNN) [۱۶] - [۱۵] و GRU نسخه دیگری از LSTM است که اخیرا 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 محو گرادیان 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

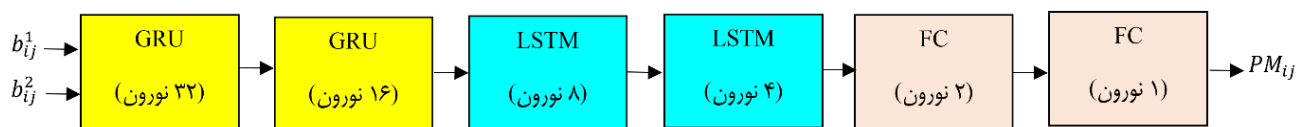
<sup>12</sup> Fully connected (FC)

<sup>13</sup> Long short-term memory (LSTM)

<sup>14</sup> Gated recurrent units (GRU)

<sup>15</sup> Recurrent neural network (RNN)

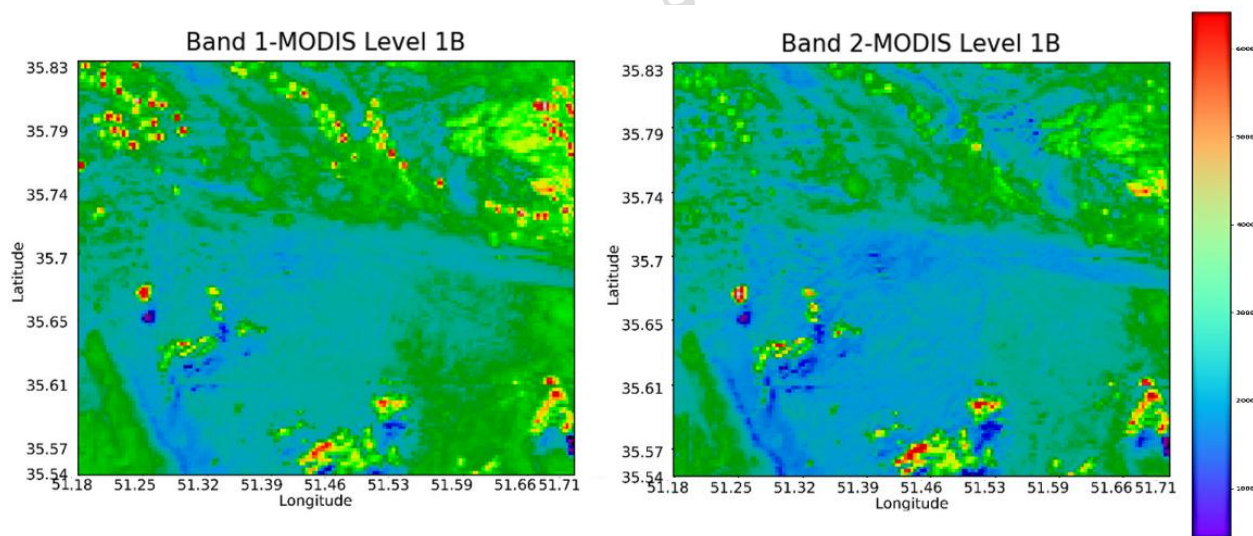
نورون‌ها در هر لایه کاسته شده است تا همزمان کار کاهش ویژگی نیز انجام شود. سپس از یک



شکل (۳): بلوک دیاگرام شبکه عصبی پیشنهادی



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



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 می‌دهد.

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. همچنین، غلظت PM اندازه‌گیری شده در آن ایستگاه و در آن روز به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته می‌شود. پارامترهای

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.



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 بانده 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 سایت 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.

کارایی روش پیشنهادی با استفاده از دو معیار جذر میانگین مربع خطا (RMSE) و میانگین درصد خطای مطلق<sup>۱۷</sup> (MAPE) ارزیابی شده است. RMSE واحد متغیر (میکرو گرم بر مترمکعب) را حفظ می‌کند 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 زیر قابل محاسبه هستند.

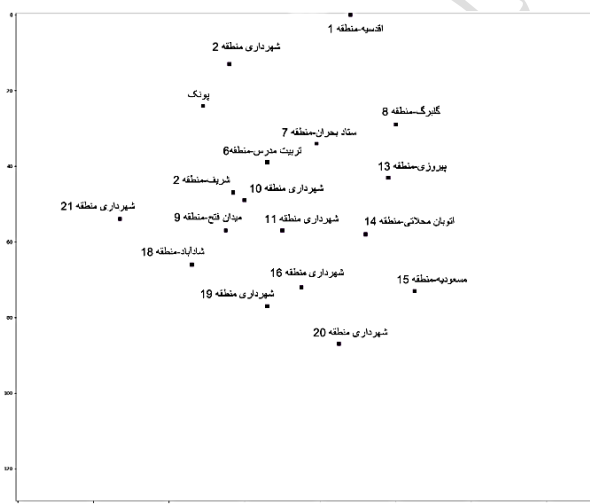
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (p_i - \hat{p}_i)^2}{N}} \quad (3)$$

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

#### ۴. نتایج آزمایش‌ها

نه تنها در مرحله آموزش، از داده‌های ۴ فصل استفاده شده است، بلکه در مرحله آزمایش هم، تخمین آلاینده‌گی در ۴ فصل مورد

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 نرم افزار تولید نقشه غلظت آلاینده‌های PM<sub>2.5</sub> و



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

PM<sub>10</sub> شده است. نمایشی از محیط این نرم افزار در شکل ۴ دیده می‌شود.

#### ۳. داده‌ها و معیارهای ارزیابی

داده سنجنده مودیس از سایت<sup>۱۶</sup> Ladsweb دانلود شده است. محصول سطح ۱ سنجنده مودیس مربوط به ماهواره ترا به نام MOD02QKM در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است. بانده ۱ و ۲ این محصول دارای قدرت تفکیک مکانی ۲۵۰ متر هستند. بازه طیفی مربوط به بانده ۱ در بازه ۰,۶۷-۰,۶۲ میکرومتر و بانده دوم در بازه طیفی ۰,۸۷۶-۰,۸۴۱ میکرومتر قرار دارد. تصاویر اخذ شده سنجنده مودیس حاوی ۵۴۱۶ در ۸۱۲۰ پیکسل هستند که حاوی وسعت مکانی ۲۳۳۰ در ۲۰۴۰ کیلومتر

<sup>۱۷</sup> Mean absolute percentage error (MAPE)

<sup>۱۶</sup> <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>

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 ساختمان سازی 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 مثلا 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 تصویربرداری 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.

پس از هر جدول، 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 آلاینده‌ی متفاوت، بهتر از روش RF عمل کرده است.

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 معنی‌دار تری 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 PM<sub>2.5</sub> و PM<sub>10</sub> با تعدادی از مطالعات اخیر به ترتیب در جدول‌های ۵ و ۶ انجام شده است. همان‌طور که مشاهده

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 جدول‌های ۱ تا ۴، به ترتیب گزارش شده‌اند. دو روش RF و NN جهت تخمین مقادیر PM مورد استفاده قرار گرفته‌اند. نتایج حاصل برای دو آلاینده PM<sub>2.5</sub> و PM<sub>10</sub> به تفکیک ایستگاه‌های سنجش آلودگی زمینی بیان شده‌اند. میزان خطا با دو معیار RMSE و MAPE نیز در جداول گزارش شده‌اند. در جدول ۱، نتیجه تخمین آلودگی برای ۱۳ خرداد ۹۸ نشان داده شده است. برای آلاینده PM<sub>2.5</sub>، کارایی هر دو روش RF و NN تقریبا یکسان بوده است. اما برای تخمین PM<sub>10</sub>، روش NN تا حدی بهتر عمل کرده است. اضافه برآورد<sup>۱۸</sup> خصوصا در تخمین PM<sub>10</sub> به چشم می‌خورد. نتیجه برای ۲۳ مرداد ۹۸ در جدول ۲، نشان‌دهنده برتری NN نسبت به RF در تخمین PM<sub>2.5</sub> و برتری نسبی RF نسبت به NN در تخمین غلظت PM<sub>10</sub> است. به طور مشابه، همین نتیجه برای اول مهر ۹۸ در جدول ۳ مشاهده می‌شود. نتایج به دست آمده برای ۲۸ دی ۹۸ در جدول ۴، برتری NN را نسبت به RF در تخمین هر دو آلاینده PM<sub>2.5</sub> و PM<sub>10</sub> نشان می‌دهد.

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. گاهی 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. مثلا ممکن است یک ماشین تولید و فروش

<sup>۱۸</sup> Overestimate

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 هیچ گونه 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 PM2.5 و PM10 به صورت روزانه شدیم.

در [۲۰]، از مدل رگرسیون خطی چندمتغیره و دو مدل مختلف برای تخمین آلاینده PM2.5 در سه شهر واقع شمال تایلند 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 SO<sub>2</sub>، NO<sub>2</sub>، CO و O<sub>3</sub> استفاده گردیده است. متوسط مقادیر RMSE به دست آمده سالیانه برای سه شهر مورد مطالعه در تایلند شمالی در جدول ۵ گزارش شده‌اند. در [۲۱]، از محصولات AOD سنجنده VIIRS<sup>۱۹</sup> در دو نوع DT<sup>۲۰</sup> و DB<sup>۲۱</sup> برای تخمین آلاینده PM2.5 در جنوب شرقی اروپا استفاده گردیده است. مقایسه مقدار RMSE به دست آمده توسط [۲۱] در چند کشور اروپایی در شکل ۱۱ دیده می‌شود. همان‌طور که دیده می‌شود، DT عملکرد بهتری از خود نشان داده است.

در جدول ۷، روش پیشنهادی با دو روش تخمین PM برای شهر تهران مورد مقایسه قرار گرفته است. در [۴]، از یک مدل تجزیه طیفی خطی و تصاویر سنجنده مودیس برای تخمین غلظت مقادیر PM استفاده شده است. در [۱۹]، مدل‌های

می‌گردد، روش پیشنهادی در تخمین غلظت PM2.5 بهتر عمل 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 [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 برای تولید نقشه غلظت آلودگی PM2.5 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 به طور روزانه در دسترس می‌باشند. از آنجایی که هدف ما پایش روزانه آلودگی هوا است، ما سنجنده مودیس را انتخاب کردیم. اما اکثر تحقیقات انجام شده پیرامون آلودگی هوا از محصولات هواویز چون AOD استفاده می‌کنند. اگرچه رابطه

<sup>19</sup> visible infrared imaging radiometer suite (VIIRS)

<sup>20</sup> dark target (DT)

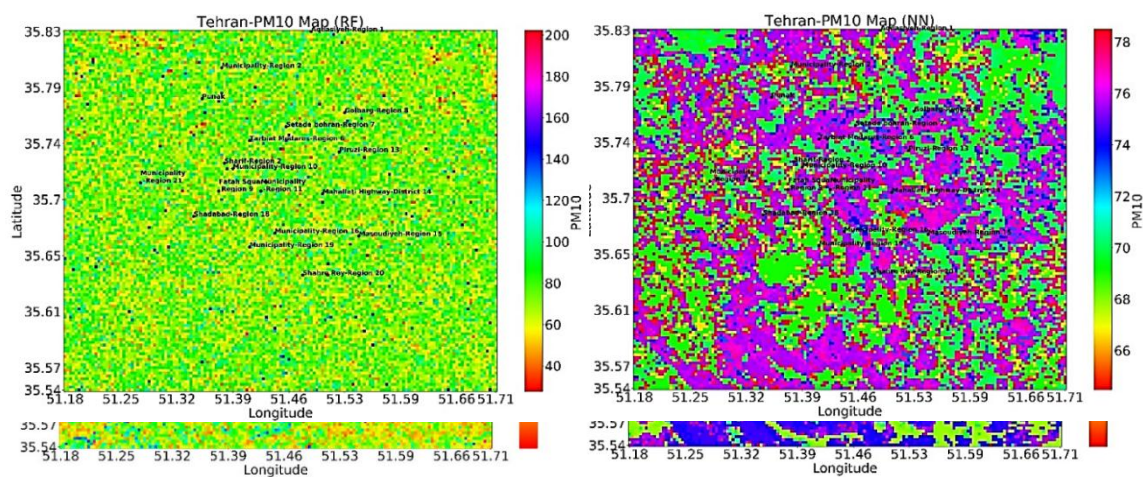
<sup>21</sup> deep blue (DB)

از نتایج جدول ۷ مشخص است، روش‌های پیشنهادی در این پژوهش (RF و NN) دارای برتری قابل توجه از لحاظ مقدار RMSE نسبت به روش‌های رقیب هستند.

رگرسیون مختلفی بر روی تصاویر ماهواره لندست جهت تخمین مقدار  $PM_{2.5}$  ارزیابی شده‌اند. از میان ۱۹ مدل ارزیابی شده بهترین نتیجه توسط روش Ensembles Bagged Trees به دست آمده که نتیجه آن در جدول ۷ گزارش شده است. همان‌طور که

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

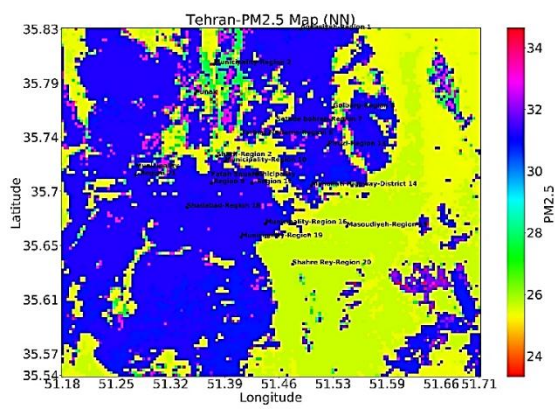
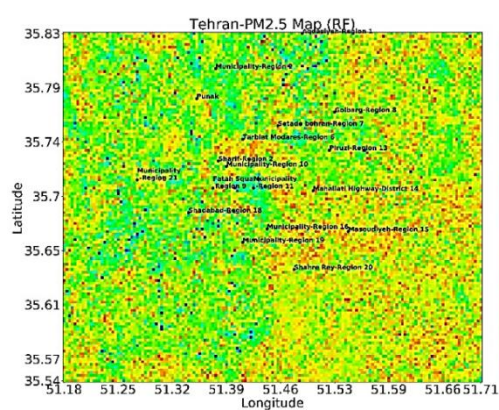
جدول (۱): نتایج حاصل از تخمین غلظت آلاینده‌های  $PM_{10}$  و  $PM_{2.5}$  به دست آمده برای ۱۳ خرداد ۹۸.



شکل (۷): نقشه‌های غلظت آلاینده‌های PM<sub>2.5</sub> و PM<sub>10</sub> به دست آمده برای ۱۳ خرداد ۹۸.

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

جدول (۲): نتایج حاصل از تخمین غلظت آلاینده‌های PM<sub>2.5</sub> و PM<sub>10</sub> به دست آمده برای ۲۳ مرداد ۹۸.





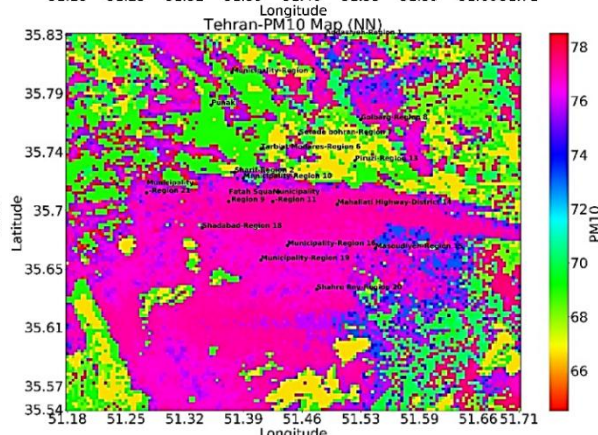
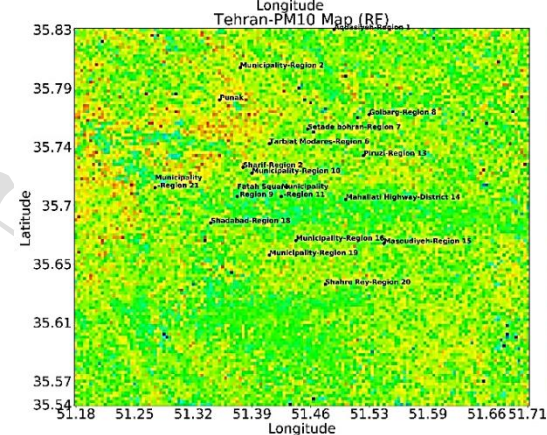
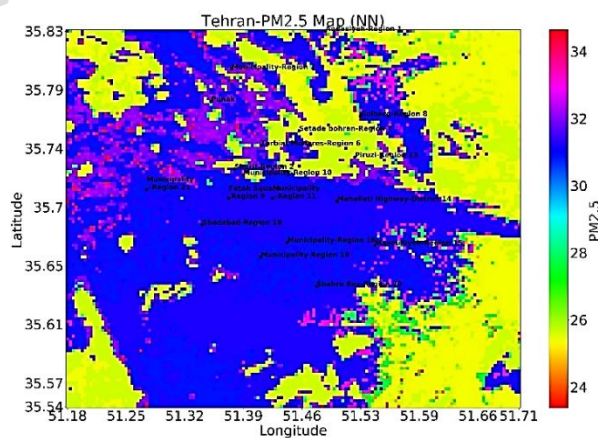
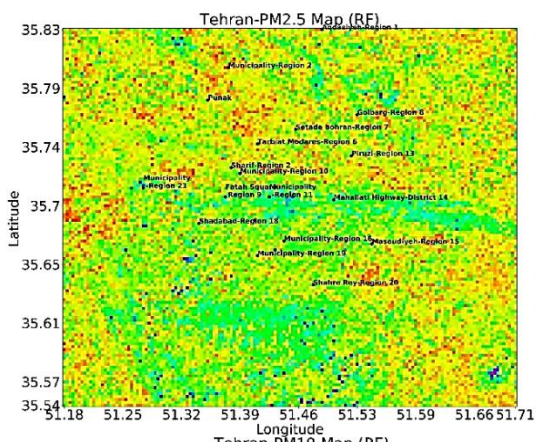
شکل (۹): نقشه‌های غلظت آلاینده‌های PM2.5 و PM10 به دست آمده برای ۱ مهر ۹۸.

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

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

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

روش	سنجنده (قدرت تفکیک مکانی)	ناحیه مطالعه	بازه زمانی داده	RMSE
چن و دیگران (۲۰۱۸) [۱۰]	AOD مشاهده شده با ایرونت <sup>۲۲</sup>	پکن (چین)	2015-2016	33.67
پارک و دیگران (۲۰۲۰) [۱۱]	منبع: AOD تخمین زده شده از چندین سنجنده ماهواره‌ای	آسیای شرقی	2016	15.77
لی و دیگران (۲۰۲۰) [۱۲]	مودیس (ماهواره ترا و آکوا) - محصول AOD مجموعه ۶ <sup>۳۳</sup> (۱۰ کیلومتر)	چین	2015	17.38
Amnuaylojaroen (۲۰۲۲) [۲۰]	مودیس (آکوا) - محصول AOD مجموعه عو اطلاعات هواسنجی	تایلند شمالی	۲۰۲۰	30.48
Amnuaylojaroen (۲۰۲۲) [۲۰]	اطلاعات هواسنجی و آلاینده‌های گازی	تایلند شمالی	۲۰۲۰	56.21
این مطالعه (RF)	مودیس (ماهواره ترا) - سطح ۱ (۲۵۰ متر)	تهران (ایران)	۲۰۱۹-۲۰۲۰	12.21
این مطالعه (NN)	مودیس (ماهواره ترا) - سطح ۱ (۲۵۰ متر)	تهران (ایران)	۲۰۱۹-۲۰۲۰	10.17



AEKUNE I observed AOD

<sup>۲۳</sup> Collection 6 AOD product



جدول (۵): مقایسه مدل پیشنهادی با دو روش RF و NN برای تخمین غلظت PM2.5 با تعدادی از مطالعات اخیر.

روش	سنجنده (قدرت تفکیک مکانی)	ناحیه مطالعه	بازه زمانی داده	RMSE
ساراسوات و دیگران (۲۰۱۷) [۸]	Landsat 8 OLI/ 30m لندست ۸ (سنجنده OLI) (۳۰ متر)	دهلی (هند)	2015-2016	18.99
زامان و دیگران (۲۰۱۷) [۹]	مودیس (ماهواره ترا)- محصول AOD مجموعه ۵ (۱۰ کیلومتر)	مالزی	2007-2011	11.61
پارک و دیگران (۲۰۲۰) [۱۱]	منبع: AOD تخمین زده شده از چندین سنجنده ماهواره‌ای	آسیای شرقی	2016	26.9
این مطالعه (RF)	مودیس (ماهواره ترا)- سطح ۱ (۲۵۰ متر)	تهران (ایران)	۲۰۱۹-۲۰۲۰	39.18
این مطالعه (NN)	مودیس (ماهواره ترا)- سطح ۱ (۲۵۰ متر)	تهران (ایران)	۲۰۱۹-۲۰۲۰	38.08

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

## ۵. جمع‌بندی

شهر تهران را به طور روزانه در اختیار داریم. با استفاده از نرم افزار طراحی شده، امکان اندازه‌گیری آلودگی هوا در نقاط مختلف شهر تهران (جاهایی 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 نرم افزار نه

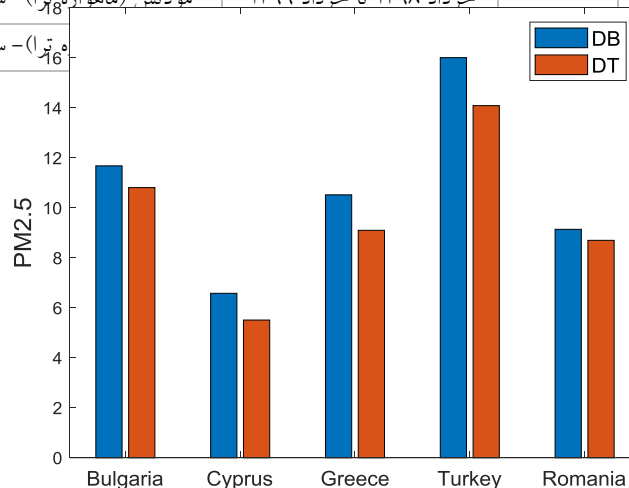
نتیجه تحقیقات در این مطالعه منجر به تولید یک نرم افزار برای تولید نقشه آلودگی هوا (غلظت PM2.5 و PM10) برای شهر تهران بوده است. ما از تصاویر ماهواره مودیس (MODIS) به دو دلیل برای تولید نقشه آلودگی هوا استفاده نمودیم: ۱- دانلود این تصاویر برای عموم ساده و رایگان است. ۲- رزولوشن زمانی این ماهواره روزانه است. به عبارت دیگر ما تصویر ماهواره‌ای

جدول (۷): مقایسه مدل پیشنهادی با سایر روش‌های تخمین غلظت PM2.5 در شهر تهران

PM	روش	سنجنده (قدرت تفکیک مکانی)	بازه زمانی داده	RMSE
PM2.5	جعفریان و بهزادی (۲۰۲۰) [19]	ماهواره لندست	January 2017 -March 2018	21.88
	این مطالعه (RF)	مودیس (ماهواره ترا)- سطح ۱ (۲۵۰ متر)	خرداد ۱۳۹۸ تا خرداد ۱۳۹۹	12.21
	این مطالعه (NN)	مودیس (ماهواره ترا)- سطح ۱ (۲۵۰ متر)	خرداد ۱۳۹۸ تا خرداد ۱۳۹۹	10.17
PM10	قربانی سالخورد و دیگران (۱۳۹۱) [4]	مودیس (ماهواره ترا)- ۳۶ باند طیفی	فروردین تا آبان ۱۳۸۸	132.22
	این مطالعه (RF)	مودیس (ماهواره ترا)- سطح ۱ (۲۵۰ متر)	خرداد ۱۳۹۸ تا خرداد ۱۳۹۹	39.18
	این مطالعه (NN)	مودیس (ماهواره ترا)- سطح ۱ (۲۵۰ متر)	خرداد ۱۳۹۸ تا خرداد ۱۳۹۹	39.18

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

اروپایی



استان خوزستان، زمین شناسی کاربردی پیشرفته، دوره ۴، شماره ۴، صفحه ۴۵-۳۸، زمستان ۱۳۹۳.

[۷] شهناز محمدی نژاد، عباس علیمحمدی سراب، منوچهر فرج زاده اصل، تجزیه و تحلیل و تهیه نقشه توزیع مکانی ذرات کمتر از ده میکرون استان خوزستان با استفاده از محصولات سنجنده مادیس، برنامه ریزی و آمایش فضا، دوره ۱۸، شماره ۳، پیاپی ۸۵، پاییز ۱۳۹۳.

[8] Saraswat, I., Mishra, R. K., Kumar, A., "Estimation of PM10 concentration from Landsat 8 OLI satellite imagery over Delhi, India," Remote Sensing Applications: Society and Environment, Vol. 8, 2017, pp. 251-257.

[9] Zaman, N. A. F. K., Kanniah K. D., Kaskaoutis, D. G., "Estimating Particulate Matter using satellite based aerosol optical depth and meteorological variables in Malaysia," Atmospheric Research, Vol. 193, 2017, pp. 142-162.

[10] Chen, G., Guang, J., Xue, Y., Li, Y., Che, Y. and Gong, S., "A Physically Based PM2.5 Estimation Method Using AERONET Data in Beijing Area," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, Vol. 11, No. 6, 2018, pp. 1957-1965.

[11] Park, S., Lee, J., Im, J., Song, C.-K., Choi, M., Kim, J., Lee, S., Park, R., Kim, S.-M., Yoon, J., Lee, D.-W., Quackenbush, L. J., "Estimation of spatially continuous daytime particulate matter concentrations under all sky conditions through the synergistic use of satellite-based AOD and numerical models," Science of The Total Environment, Vol. 713, 2020.

[12] Li, T., Shen, H., Yuan, Q., Zhang, L., "Geographically and temporally weighted neural networks for satellite-based mapping of ground-level PM2.5," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 167, 2020, pp. 178-188.

[13] Imani, M., "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.

[۱۴] دانیال بوستان، پیش‌بینی بردار حالت مداری ماهواره با استفاده از سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی، دوره ۱۱، شماره ۳ - شماره پیاپی ۳۶، صفحه ۶۱-۴۷، پاییز ۱۳۹۷.

[15] Elmaz, F., Eyckerman, R., Casteels, W., Latré, S., Hellinckx, P., CNN-LSTM architecture for predictive indoor temperature modeling, Building and Environment, Vol. 206, 2021.

[16] Zha, W., Liu, Y., Wan, Y., Luo, R., Li, D., Yang, S., Xu, Y., Forecasting monthly gas field production based on the CNN-LSTM model, Energy, Vol. 260, 124889, 2022.

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.

## مراجع

[۱] منصور شیخان، زهرا جعفری نسب. "آموزش شبکه عصبی مصنوعی با نسخه آشوب‌گونه الگوریتم جستجوی گرانشی و کاربرد آن در پیش‌بینی آلاینده‌های هوا: مطالعه قیاسی." محاسبات نرم، دوره ۵، شماره ۲، صفحه ۶۵-۴۸، ۱۴۰۰.

[۲] علی اکبر متکان، علیرضا شکیبا، سید حسین پورعلی، ایمان بهارلو، تعیین تغییرات مکانی و زمانی آلودگی‌های منواکسید کربن و ذرات معلق با استفاده از تکنیک‌های GIS در شهر تهران، سنجنش از دور و GIS ایران، سال اول، شماره اول، صفحه ۷۲-۵۷، بهار ۱۳۸۸.

[3] Jiang, Z., Zheng, T., Bergin, M., Carlson, D., Improving spatial variation of ground-level PM2.5 prediction with contrastive learning from satellite imagery, Science of Remote Sensing, Vol. 5, 100052, 2022.

[۴] رضوان قربانی سالخورد، محمدرضا مباشری، مجید رحیم زادگان، روشی سریع در برآورد غلظت ذرات معلق با استفاده از سنجنده مودیس: یک مطالعه موردی در تهران، نشریه حکیم، دوره ۱۵، شماره ۲، صفحه ۱۷۷-۱۶۶، تابستان ۱۳۹۱.

[۵] فاطمه جهانی چهره برق، مهدی آخوندزاده هنزایی، تخمین ضخامت نوری هواویزها بر روی منطقه ای از ایران با استفاده از تلفیق تصاویر سنجنده های MODIS سکوهای ماهواره ای TERRA و AQUA، فصلنامه اطلاعات جغرافیایی (سپهر)، پیاپی ۱۰۳، صفحه ۸۱-۷۱، پاییز ۱۳۹۶.

[۶] کاظم رنگزن، علیرضا زراسوندی، علی عبدالخانی، برات مجردی، مدل‌سازی آلودگی هوا با استفاده از تصاویر سنجنده مودیس: مطالعه موردی توده های گرد و غبار

- [17] Can Ozdemir, A., Buluş, K., Zor, K., Medium- to long-term nickel price forecasting using LSTM and GRU networks, *Resources Policy*, Vol. 78, 102906, 2022.
- [18] Li, X., Ma, X., Xiao, F., Xiao, C., Wang, F., Zhang, S., Time-series production forecasting method based on the integration of Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU) network and Sparrow Search Algorithm (SSA), *Journal of Petroleum Science and Engineering*, Vol. 208, Part A, 2022.
- [19] Jafarian, H., Behzadi, S., "Evaluation of PM<sub>2.5</sub> Emissions in Tehran by Means of Remote Sensing and Regression Models," *Pollution*, Vol. 6, No. 3, 2020, pp. 521-529.
- [20] Amnuaylojaroen, T., "Prediction of PM<sub>2.5</sub> in an Urban Area of Northern Thailand Using Multivariate Linear Regression Model," *Advances in Meteorology*, 2022, Article ID 3190484.
- [21] Gündoğdu, S., Tuna Tuygun, G., Li, Z. *et al.*, "Estimating daily PM<sub>2.5</sub> concentrations using an extreme gradient boosting model based on VIIRS aerosol products over southeastern Europe," *Air Qual Atmos Health* 15, 2022, pp. 2185-2198.

[۲۲] سمیه افضلی؛ محمدکاظم مؤیدی؛ فرانک فتوحی. "توسعه

یک مدل رتبه کاسته بدون معادله مبتنی بر الگوهای متفاوت

استخراج ویژگی روی مجموعه داده انتقال حرارت دو

بعدی پایا. "محاسبات نرم، دوره ۱۰، شماره ۱، پیاپی ۱۹،

صفحه ۳۱-۱۶، ۱۴۰۰.

[۲۳] هادی ویسی؛ حمیدرضا فایدهشرف؛ مرتضی ابراهیمی.

"بهبود کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین در تشخیص

بیماری‌های قلبی با بهینه‌سازی داده‌ها و ویژگی‌ها."

محاسبات نرم، دوره ۸، شماره ۱، پیاپی ۱۵، صفحات ۸۵-

۷۰، ۱۴۰۰.