



فصلنامه علوم محیطی، دوره بیستم، شماره ۳، پائیز ۱۴۰۱

۱-۱۶

مقاله پژوهشی

مدل سازی مکانی-زمانی آلاینده CO در شهر اصفهان توسط تصاویر MODIS و الگوریتم های ANFIS و RF

سولماز شمسایی^۱، مژگان احمدی ندوشن^{*۱} و احمد جلالیان^۲

^۱ گروه محیط زیست، مرکز تحقیقات پسماند و پساب، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران

^۲ گروه خاکشناسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۳/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۸/۲۵

شمسایی، س.، م. احمدی ندوشن و ا. جلالیان. ۱۴۰۱. مدل سازی مکانی-زمانی آلاینده CO در شهر اصفهان توسط تصاویر MODIS و الگوریتم های ANFIS و RF. فصلنامه علوم محیطی. ۲۰(۳): ۱-۱۶.

سابقه و هدف: امروزه صنعتی شدن و توسعه شهرنشینی باعث آلودگی هوا در اکثر کلان شهرهای جهان شده است و سالانه میلیون ها نفر به علت آلودگی هوا جان خود را از دست می دهند. با توجه به محدود بودن شبکه ایستگاه های پایش آلاینده های هوا و غیر اقتصادی بودن افزایش تعداد این ایستگاه ها در سطح شهرها، دستیابی به پوشش مکانی و زمانی مناسب برای نشان دادن تغییرات غلظت ذرات آلاینده هوا بسیار دشوار است. بر این اساس پژوهش حاضر با هدف تهیه نقشه های دو سالانه (سال های ۱۳۹۷ و ۱۳۹۸ هجری شمسی) آلودگی هوای شهری در سطح شهر اصفهان بر اساس آلاینده CO و با استفاده از داده های زمینی و تصاویر ماهواره ای سنجنده MODIS انجام شد.

مواد و روش ها: برای این مطالعه از دو الگوریتم ANFIS و RF استفاده شد. برای اجرای الگوریتم ANFIS، ابتدا داده های ایستگاه های زمینی پایش آلودگی هوا جمع آوری شد و بر اساس آن و با توجه به داده های عمق نوری هواویز حاصل از تصاویر سنجنده MODIS نسبت به استخراج قوانین نخستین فازی اقدام شد و در نهایت با ادغام قوانین فازی و الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ANFIS برای مدل سازی پراکنش آلودگی هوا در سطح شهر اصفهان اجرا شد. در اجرای الگوریتم RF نیز از داده های ایستگاه های زمینی و داده های عمق نوری هواویز سنجنده MODIS استفاده شد. دو پارامتر مهم در اجرای الگوریتم RF تعداد درختان جنگل و تعداد متغیرهای موجود در هر گره است که برای بهینه سازی آن ها از روش اعتبارسنجی متقابل ۱۰ قسمتی استفاده شد.

نتایج و بحث: نتایج مدل سازی آلاینده CO نشان داد الگوریتم RF نتایج بهتری را نسبت به الگوریتم ANFIS ارائه داده است، به طوری که مقدار خطای RMSE الگوریتم RF، ۰/۷۲۴ و مقدار خطای RMSE الگوریتم ANFIS، ۰/۸۰۹ پی پی ام است، همچنین مقدار خطای MAE الگوریتم RF، ۰/۶۳۶ و مقدار خطای MAE الگوریتم ANFIS، ۰/۷۹۲ پی پی ام است. بنابراین می توان گفت الگوریتم RF از کارایی و دقت بیشتری در مدل سازی آلاینده CO برخوردار است. نتایج پراکنش مکانی آلاینده CO با استفاده از الگوریتم ANFIS نشان داد میزان

*Corresponding Author: Email Address. m.ahmadi@khuisf.ac.ir

<http://dx.doi.org/10.52547/envs.2021.1069>

<http://dorl.net/dor/20.1001.1.17351324.1401.20.3.6.9>

این آلاینده در سطح شهر اصفهان به صورت محلی تغییر می‌کند، به طوری که مناطق مرکزی و شمالی شهر اصفهان دارای بیشترین آلاینده‌گی و مناطق شرقی و غربی اصفهان دارای کمترین آلاینده‌گی هستند. بررسی مقادیر عددی به دست آمده از الگوریتم ANFIS نیز نشان داد کمترین میزان آلاینده‌گی CO در سطح شهر اصفهان برابر با ۱/۴۳ پی پی ام و بیشترین مقدار آن برابر با ۲/۱۳ پی پی ام است. نتایج به دست آمده از الگوریتم RF نشان داد با حرکت از جنوب شرقی به سمت شمال غربی شهر اصفهان بر میزان آلاینده CO افزوده شده و مناطق شمال غربی شهر اصفهان از بیشترین آلاینده‌گی CO برخوردار هستند، بررسی مقادیر عددی به دست آمده از میزان آلاینده‌گی CO بر اساس الگوریتم RF نشان داد کمترین میزان آلاینده CO برابر با ۰/۵۷ پی پی ام و بیشترین مقدار آن برابر با ۲/۲۷ پی پی ام است.

نتیجه‌گیری: در انتها می‌توان نتیجه گرفت الگوریتم‌های ANFIS و RF با داشتن ویژگی‌هایی همچون امکان مدل‌سازی غیر خطی، توانایی کاهش اثرات منفی داده‌های پرت و حساسیت کمتر به مساله کمینه محلی، روش‌هایی مناسب و دقیق در مدل‌سازی مسائل محیطی هستند. شایان ذکر است که بخش گسترده‌ای از خطای مشاهده شده در نتایج روش‌های ANFIS و RF، مرتبط با ویژگی‌های ذاتی تصاویر سنجنده مودیس (همچون پوشش ابر و مختلط بودن بیش از حد پیکسل‌ها با توجه به ابعاد یک کیلومتری آنها) و نقطه‌ای بودن اندازه‌گیری‌های ایستگاه‌های زمینی و همچنین امکان خطا در داده‌های ثبت شده در ایستگاه‌های زمینی است.

واژه‌های کلیدی: اصفهان، آلاینده هوا، شبکه عصبی مصنوعی، عمق نوری هواویز، MODIS.

مقدمه

گازی بی‌رنگ و بدون بو محسوب می‌شود. میزان انتشار CO در جهان ۳۵۰ میلیون تن در سال تخمین زده می‌شود که ۲۰ درصد آن توسط صنوعات بشری تولید می‌شود (Ghahremanloo et al., 2021). با توجه به محدود بودن شبکه ایستگاه‌های پایش آلاینده‌های هوا و غیر اقتصادی بودن افزایش تعداد ایستگاه‌های موجود، دستیابی به پوشش مکانی و زمانی مناسب جهت نشان دادن تغییرات غلظت ذرات معلق در سطح زمین بسیار دشوار است (Järvi et al., 2009). در این بین محققان کوشیده‌اند تا با بهره‌گیری از تکنیک سنجش از دور، ابزاری سریع و اقتصادی را جهت پیش‌بینی غلظت آلاینده‌ها در اختیار قرار دهند (Tian and Chen, 2010; Kloog et al., 2014; Geng et al., 2015; Jung et al., 2018).

طی سال‌های گذشته، روش‌های مختلفی برای بازیابی غلظت آلاینده‌ها هوا توسط تصاویر ماهواره‌ای سنجش از دور و داده‌های زمینی مورد استفاده قرار گرفته است. تمامی این روش‌ها به برقراری رابطه بین مقادیر آلاینده مورد نظر و عمق نوری هواویز (AOD¹) حاصل از تصاویر ماهواره‌ای پرداخته و از این طریق مقادیر

آلودگی هوای شهری یکی از مهم‌ترین مشکلات محیط‌زیستی است که سلامت میلیون‌ها انسان را در شهرهای مختلف جهان تحت تأثیر قرار داده است (Mamkhezri et al., 2020). غلظت بالای آلاینده‌های هوا و ارتباط آن با سلامتی انسان‌ها به‌ویژه در شهرهای بزرگ کشورهای در حال توسعه به یکی از چالش‌های اصلی مدیران شهری تبدیل شده است (Lu et al., 2021). علاوه بر مشکلات محیط‌زیستی و تأثیر منفی بر سلامت انسان‌ها، آلودگی هوا دارای تأثیرات منفی اقتصادی نیز است. بنا بر گزارش مجمع جهانی اقتصاد، هزینه اقتصادی آلودگی هوا در سال ۲۰۱۸ میلادی تنها برای کشور چین ۹۰۰ میلیارد دلار و برای کشور آمریکا ۶۰۰ میلیارد دلار برآورد شده است. به‌طور کلی آلاینده‌های هوا بر اساس نوع آن‌ها به دو گروه گازها و ذرات معلق تقسیم می‌شوند (Shao et al., 2019). آلاینده‌های گازی شامل گازهای آلاینده مختلفی از جمله CO و SO₂ هستند. ذرات جامد و مایع معلق در هوا که قطر آن‌ها کمتر از ۵۰۰ میکرومتر است در گروه ذرات آلاینده قرار دارند (Navarro-Barboza et al., 2020). منواکسیدکربن (CO) به‌عنوان یکی از مهم‌ترین آلاینده‌های جوی،

آلاینده مورد نظر در پهنه مورد نظر مدل‌سازی می‌شود. الگوریتم‌های سیستم عصبی-فازی تطبیقی ($ANFIS^2$) و جنگل تصادفی (RF^3) از جمله مهم‌ترین الگوریتم‌های پیش‌بینی کننده هستند که می‌توان از آن‌ها در مدل‌سازی آلاینده‌های مختلف استفاده کرد. الگوریتم ANFIS را می‌توان به‌عنوان ترکیبی از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنباط فازی تعریف کرد. به این ترتیب الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی برای تعیین شاخص‌های استنباط فازی به‌کار می‌روند. به دلیل استفاده همزمان از سیستم فازی و یادگیری توسط شبکه عصبی، سیستم عصبی-فازی تطبیقی قادر به مدل‌سازی دقیق عدم اطمینان و بی‌دقتی درونی داده‌ها است (Zhou et al., 2020). جنگل تصادفی از جمله الگوریتم‌های یادگیری ماشین محسوب می‌شود که به‌منظور مدل‌سازی متغیرهای مختلف به‌کار می‌رود. این الگوریتم یک روش یادگیری ترکیبی است که بر اساس ساختاری متشکل از تعداد زیادی از درختان تصمیم، عمل می‌کند (Kumar, 2018).

تاکنون مطالعات مختلفی به‌منظور مدل‌سازی پراکنش آلاینده‌های مختلف هوا با استفاده از تصاویر سنجنش از دور و الگوریتم‌های مختلف انجام شده است. Ghaemi et al. (2017) به پیش‌بینی آلودگی هوای شهر تهران با استفاده از ترکیب شبکه عصبی فازی تطبیقی و تجزیه مولفه اصلی پرداختند. آن‌ها برای این‌منظور از داده‌های ساعتی آلاینده‌های، PM_{10} ، CO ، SO_2 ، O_3 طی سال ۱۳۹۳ استفاده کردند. نتایج حاصل از الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی فازی تطبیقی و تجزیه مولفه اصلی با الگوریتم شبکه عصبی فازی تطبیقی نشان داد الگوریتم ترکیبی، از دقت و سرعت بالاتری در مدل‌سازی آلودگی هوا برخوردار است. (Rezaei and Basirololumi 2018) به تخمین غلظت آلاینده NO_2 در سطح شهر تهران با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها برای بدین‌منظور از داده‌های سال‌های ۱۳۹۱ و ۱۳۹۲ استفاده کردند. نتایج به‌دست آمده نشان داد الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالایی در مدل‌سازی آلاینده NO_2 برخوردار است. (Alavi et al. 2019) به تهیه نقشه آلودگی هوا در سطح شهر تهران با استفاده از روش‌های درون‌یابی پرداختند. آن‌ها بدین‌منظور از داده‌های ۲۰ ایستگاه زمینی پایش آلودگی هوا و ۵ آلاینده CO ، NO ، SO_2 ، O_3 ، $PM_{2.5}$ استفاده کردند. در این پژوهش از سه روش درون‌یابی شامل: کریجینگ، توابع شعاعی پایه و IDW استفاده شد. نتایج به‌دست آمده نشان داد روش IDW عملکرد بهتری را نسبت به دو روش دیگر ارائه داده است. (Vahdat and Alimohammadi 2020) به بررسی رابطه بین کاربری اراضی و آلاینده CO در شهر تهران با استفاده از مدل رگرسیون کاربری اراضی پرداختند. آن‌ها برای این‌منظور از داده‌های ساعتی آلاینده CO در سطح شهر تهران در فصل تابستان استفاده کردند. پارامترهایی همچون شبکه راه‌ها، پوشش گیاهی، ارتفاع و کاربری اراضی به‌عنوان پارامترهای پیش‌بینی کننده در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت. نتایج به‌دست آمده نشان داد راه‌های اصلی و فرعی و مراکز تجاری و اداری بیش‌ترین تأثیر را در افزایش آلاینده CO در ساعات مختلف شبانه‌روز در شهر تهران دارند. (Prasad et al. 2016) به تهیه نقشه آلودگی هوا در شهر باوره‌پل در کشور هندوستان پرداختند. آن‌ها بدین‌منظور از داده‌های روزانه ۵ ایستگاه زمینی پایش آلودگی هوا و ۷ ایستگاه هواشناسی بین سال‌های ۲۰۰۹ الی ۲۰۱۱ استفاده کردند. محققان در این پژوهش از الگوریتم شبکه عصبی-فازی تطبیقی به‌منظور تهیه نقشه آلودگی هوا استفاده کردند. نتایج به‌دست آمده نشان داد الگوریتم شبکه عصبی-فازی

آلاینده مورد نظر در پهنه مورد نظر مدل‌سازی می‌شود. الگوریتم‌های سیستم عصبی-فازی تطبیقی ($ANFIS^2$) و جنگل تصادفی (RF^3) از جمله مهم‌ترین الگوریتم‌های پیش‌بینی کننده هستند که می‌توان از آن‌ها در مدل‌سازی آلاینده‌های مختلف استفاده کرد. الگوریتم ANFIS را می‌توان به‌عنوان ترکیبی از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنباط فازی تعریف کرد. به این ترتیب الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی برای تعیین شاخص‌های استنباط فازی به‌کار می‌روند. به دلیل استفاده همزمان از سیستم فازی و یادگیری توسط شبکه عصبی، سیستم عصبی-فازی تطبیقی قادر به مدل‌سازی دقیق عدم اطمینان و بی‌دقتی درونی داده‌ها است (Zhou et al., 2020). جنگل تصادفی از جمله الگوریتم‌های یادگیری ماشین محسوب می‌شود که به‌منظور مدل‌سازی متغیرهای مختلف به‌کار می‌رود. این الگوریتم یک روش یادگیری ترکیبی است که بر اساس ساختاری متشکل از تعداد زیادی از درختان تصمیم، عمل می‌کند (Kumar, 2018).

تاکنون مطالعات مختلفی به‌منظور مدل‌سازی پراکنش آلاینده‌های مختلف هوا با استفاده از تصاویر سنجنش از دور و الگوریتم‌های مختلف انجام شده است. Ghaemi et al. (2017) به پیش‌بینی آلودگی هوای شهر تهران با استفاده از ترکیب شبکه عصبی فازی تطبیقی و تجزیه مولفه اصلی پرداختند. آن‌ها برای این‌منظور از داده‌های ساعتی آلاینده‌های، PM_{10} ، CO ، SO_2 ، O_3 طی سال ۱۳۹۳ استفاده کردند. نتایج حاصل از الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی فازی تطبیقی و تجزیه مولفه اصلی با الگوریتم شبکه عصبی فازی تطبیقی نشان داد الگوریتم ترکیبی، از دقت و سرعت بالاتری در مدل‌سازی آلودگی هوا برخوردار است. (Rezaei and Basirololumi 2018) به تخمین غلظت آلاینده NO_2 در سطح شهر تهران با استفاده از

صنعتی متعدد در اطراف شهر اصفهان باعث ایجاد آلودگی هوا در شهر اصفهان شده است و از طرفی افزایش وسایل نقلیه نیز باعث تشدید این موضوع شده است (Reisi *et al.*, 2015). بنابراین پایش آلودگی هوا در شهر اصفهان با استفاده از داده‌های مختلف می‌تواند در زمینه مدیریت بهتر این مخاطره شهری راهگشا باشد. تاکنون مطالعه‌ای جامع در رابطه با تهیه نقشه‌های آلودگی هوا بر اساس آلاینده CO با استفاده از پارامتر بازیابی شده توسط تصاویر ماهواره‌ای و الگوریتم‌های ANFIS و RF در سطح شهر اصفهان انجام نشده است. هدف از این پژوهش تهیه نقشه آلودگی هوا بر اساس آلاینده CO با استفاده از دو الگوریتم ANFIS و RF در سطح شهر اصفهان است؛ بدین منظور از داده‌های ایستگاه‌های زمینی تصاویر NCEP/NCAR Reanalysis 1 و تصاویر ماهواره‌ای سنجنده MODIS استفاده شده است. در این پژوهش برای نخستین بار از الگوریتم‌های ANFIS و RF در مدل‌سازی پراکنش آلاینده CO در سطح شهر اصفهان استفاده شده است.

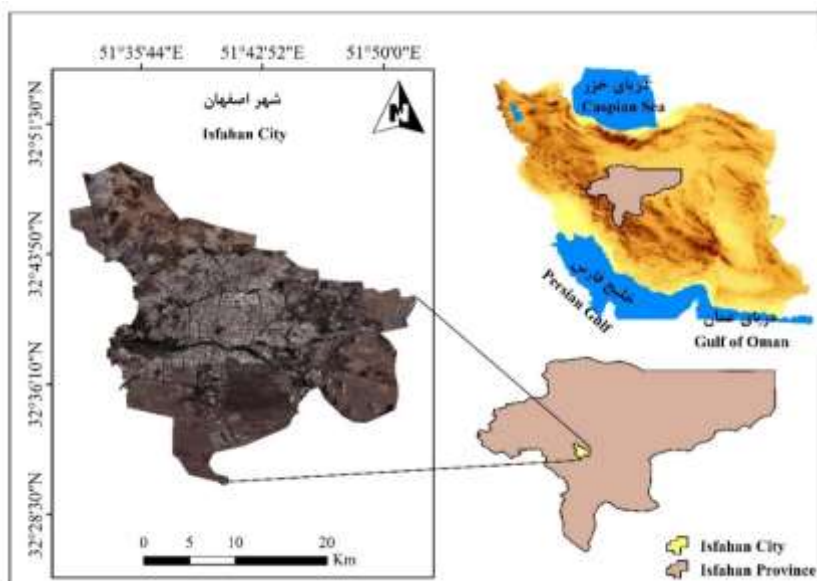
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

شهر اصفهان با مساحتی بالغ بر ۵۵۰ کیلومتر مربع و جمعیتی در حدود ۲ میلیون نفر به‌عنوان سومین کلان‌شهر کشور در مرکز ایران واقع شده است. این شهر از لحاظ جغرافیایی در ۵۱ درجه و ۳۱ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۵۱ دقیقه طول شرقی و ۳۲ درجه و ۳۰ دقیقه تا ۳۲ درجه و ۴۹ دقیقه عرض شمالی قرار دارد (شکل ۱). بر اساس آخرین تقسیمات شهری، شهر اصفهان دارای ۱۵ منطقه شهری است (Dehghan, 2019). محدوده ارتفاعی شهر اصفهان بین ۱۵۲۸ تا ۲۲۴۳ متر بالاتر از سطح آب‌های آزاد قرار دارد.

تطبیقی بهترین عملکرد را به ترتیب در مورد آلاینده‌های CO، PM 10، SO₂، NO₂ و O₃ ارائه داده است. Kumar (2018) به تهیه نقشه پراکنش آلاینده‌های NO₂، O₃، SO₂، CO، PM 2.5، PM 10 در دو شهر دهلی و پاتنا در کشور هند پرداخت. الگوریتم استفاده شده در این پژوهش الگوریتم جنگل تصادفی بود؛ برای این کار از داده‌های ایستگاه‌های زمینی پایش آلودگی هوا بین سال‌های ۲۰۱۵ الی ۲۰۱۷ به‌همراه داده‌های هواشناسی استفاده شد. نتایج به‌دست آمده نشان داد الگوریتم جنگل تصادفی در مدل‌سازی هر ۶ آلاینده مورد نظر کارایی مناسبی دارد. Li *et al.* (2018) به تهیه نقشه پراکنش آلاینده‌های PM 2.5، SO₂، NO₂ در ۴۳ شهر مختلف کشور چین پرداختند. آن‌ها بدین منظور از داده‌های زمینی پایش آلودگی هوا و پارامترهای هواشناسی استفاده کردند. در این پژوهش از الگوریتم جنگل تصادفی استفاده شد. بر اساس نتایج به‌دست آمده، الگوریتم جنگل تصادفی عملکرد مناسبی را در پیش‌بینی آلاینده‌های مورد نظر ارائه داد. Zeinalnezhad *et al.* (2020) به تهیه نقشه آلودگی هوا در استان تهران با استفاده از رگرسیون چند متغیره غیر خطی و الگوریتم شبکه عصبی-فازی تطبیقی پرداختند. آلاینده‌های مورد نظر محققان در این پژوهش شامل CO، SO₂، O₃، NO₂ بود. بر اساس نتایج به‌دست آمده در هر ۴ آلاینده، الگوریتم شبکه عصبی-فازی تطبیقی عملکرد بهتری را نسبت به مدل رگرسیون چند متغیره غیر خطی ارائه داد.

شهر اصفهان به‌عنوان یکی از بزرگترین شهرهای صنعتی کشور، از جمله شهرهای آلوده کشور محسوب می‌شود (Alikhani *et al.*, 2019). بر اساس مستندات موجود، ۷۰ درصد آلاینده‌های این کلان‌شهر را وسایل نقلیه موتوری و ۳۰ درصد دیگر را صنایع و واحدهای تجاری و خانگی تولید می‌کنند (Mahboubfar *et al.*, 2018). وجود واحدهای صنعتی بزرگ و شهرک‌های

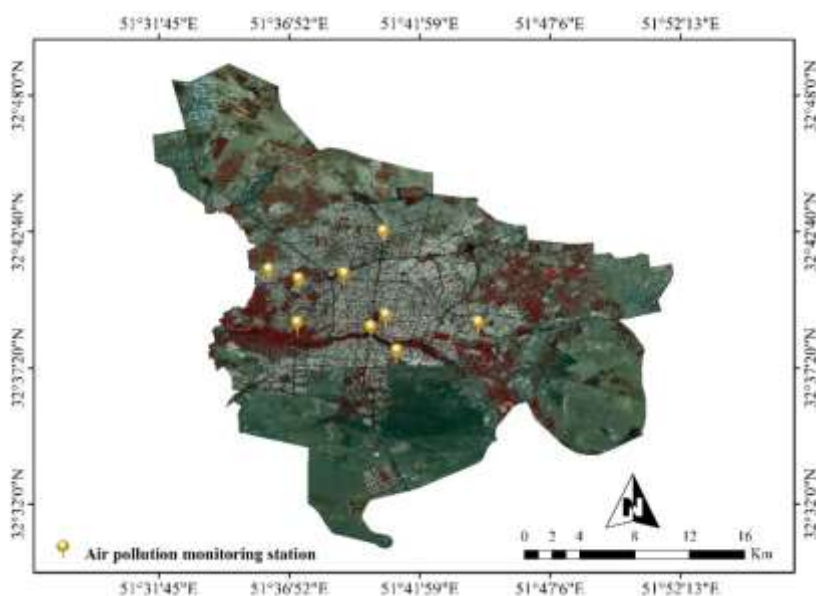


شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه
Fig. 1- Geographical location of the study area

اخذ شده‌اند. تصاویر ماهواره‌ای سنجنده MODIS از سایت داده‌های ناسا به آدرس <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/> و تصاویر NCEP/NCAR Reanalysis از سایت داده‌های نوا به آدرس <https://www.esrl.noaa.gov/psd/> اخذ شده است. داده‌های زمینی مورد استفاده در این پژوهش در ۹ ایستگاه پایش آلودگی هوا (شکل ۲) در سطح شهر اصفهان طی سال‌های ۱۳۹۷ و ۱۳۹۸ جمع‌آوری شده است.

داده‌ها

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش شامل سه دسته داده است: ۱- داده‌های ایستگاه‌های زمینی پایش آلودگی هوا ۲- تصاویر سنجنده MODIS مربوط به ماهواره TERRA ۳- تصاویر NCEP/NCAR Reanalysis 1. داده‌های ایستگاه‌های زمینی از ۹ ایستگاه پایش آلودگی هوا در سطح شهر اصفهان شامل ایستگاه‌های: انقلاب، باهنر، رهنان، فرشادی، فیض، کوه، کردآباد، میرزاظاهر و ورزشگاه میثاق



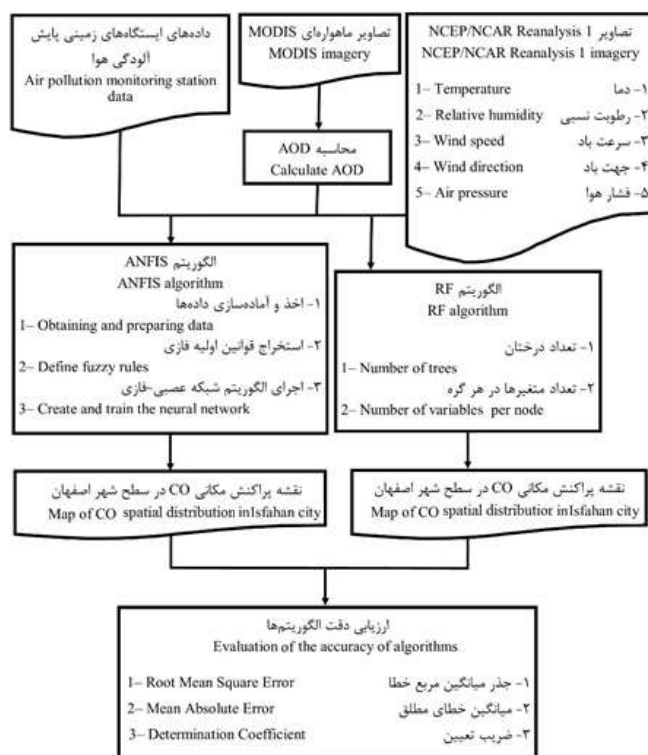
شکل ۲- موقعیت ایستگاه‌های پایش آلودگی شهر اصفهان
Fig. 2- Location of the air quality monitoring stations in Isfahan city

شهر اصفهان از داده‌های ایستگاه‌های زمینی و تصاویر ماهواره-ای (سنجنده MODIS و NCEP/NCAR Reanalysis 1) استفاده شده است. روش مورد استفاده در این پژوهش برای محاسبه عمق نوری هواویز، بر اساس روش کاهش کنتراست است. بر این اساس، پس از تهیه داده‌های عمق نوری هواویز، با استفاده از الگوریتم‌های ANFIS و RF به تهیه نقشه پراکنش دو سالانه آلودگی هوا در سطح شهر اصفهان پرداخته شد. مراحل اصلی پژوهش شامل اجرای دو الگوریتم ANFIS و RF است (شکل ۳). الگوریتم ANFIS در سه مرحله اصلی اخذ و آماده‌سازی داده‌ها، استخراج قوانین نخستین فازی و اجرای مدل شبکه عصبی-فازی اجرا شد. برای اجرای الگوریتم RF ابتدا دو پارامتر تعداد کل درختان و تعداد متغیرهای انتخاب شده در هر گره تعیین و الگوریتم RF بر اساس آن‌ها اجرا شد. به منظور مقایسه دقت الگوریتم‌ها از سه پارامتر MAE، RMSE و R^2 استفاده شد. در نهایت با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی، نقشه‌های مربوط به پراکنندگی آلاینده CO در سطح شهر اصفهان تهیه شد.

سنجنده MODIS⁴ (اسپکترو رادیومتر تصویربردار با قدرت تفکیک متوسط) یکی از سنجنده‌های مستقر بر ماهواره TERRA محسوب می‌شود. این سنجنده در ۳۶ باند طیفی در محدوده طیفی ۰/۴ تا ۱۴ میکرومتر به تصویربرداری از سطح زمین می‌پردازد. قدرت تفکیک مکانی باندهای این سنجنده در سه دسته ۲۵۰، ۵۰۰ و ۱۰۰۰ متر قرار دارند. این سنجنده تقریباً هر روز یک بار کل سطح زمین را مورد پایش قرار می‌دهد (Tang et al., 2005). تصاویر NCEP/NCAR Reanalysis 1 شامل تصاویر رستری مختلفی است که پارامترهای مختلف جوی و هواشناسی از قبیل: دما، رطوبت نسبی، سرعت باد، جهت باد و فشار را به صورت روزانه در سطح زمین اندازه‌گیری می‌کند. این داده‌ها با قدرت تفکیک مکانی ۰/۱ درجه جغرافیایی (به‌طور تقریبی ۱/۱ کیلومتر) و به صورت رایگان در دسترس است (Hochman et al., 2021).

روش پژوهش

در این پژوهش به منظور تهیه نقشه‌های آلودگی شهری در



شکل ۳- مراحل کلی پژوهش

Fig. 3- The flowchart of the research

الگوریتم ANFIS

مراحل اجرای الگوریتم شبکه عصبی-فازی تطبیقی در این پژوهش شامل سه مرحله اصلی است: ۱- اخذ و آماده-سازی داده‌ها ۲- استخراج قوانین نخستین فازی ۳- اجرای الگوریتم شبکه عصبی-فازی.

اخذ و آماده‌سازی داده‌ها

داده‌های مورد استفاده در الگوریتم شبکه عصبی-فازی تطبیقی در این پژوهش در سه دسته کلی قرار دارند: داده‌های رستری هواشناسی (دما، رطوبت نسبی، سرعت باد، جهت باد و فشار) اخذ شده از سایت اقیانوس شناسی و اتمسفر آمریکا با قدرت تفکیک مکانی ۰/۱ درجه جغرافیایی (به‌طور تقریبی ۱/۱ کیلومتر)، داده‌های رستری عمق نوری هواویز حاصل از سنجنده MODIS و داده‌های ایستگاه‌های زمینی پایش آلودگی هوا در سطح شهر اصفهان در ۹ ایستگاه مختلف طی سال‌های ۱۳۹۷ و ۱۳۹۸. به‌منظور تطبیق مکانی مناسب داده‌ها با یکدیگر تمامی داده‌های رستری به قدرت تفکیک مکانی ۲۵۰ متر تبدیل شدند، همچنین از ۹ ایستگاه زمینی پایش آلودگی هوا، داده‌های ۶ ایستگاه برای آموزش الگوریتم و داده‌های ۳ ایستگاه برای ارزیابی دقت الگوریتم مورد استفاده قرار گرفت.

استخراج قوانین نخستین فازی

در سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، ابتدا باید قوانین و توابع عضویت نخستین مشخص شوند و سپس بهینه کردن پارامترهای توابع عضویت توسط سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی انجام می‌شود (Chung *et al.*, 2019). برای تعیین قوانین و توابع عضویت نخستین، روش‌های مختلفی می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد که در این پژوهش از روش خوشه‌بندی کاهش، تقسیم‌بندی گریدی و تقسیم‌بندی فضای ورودی-خروجی استفاده شد.

اجرای الگوریتم شبکه عصبی-فازی

تمامی تکنیک‌های ترکیبی شبکه عصبی و سیستم‌های

فازی، شبکه عصبی-فازی نامیده می‌شوند. ترکیب‌های مختلف این تکنیک‌ها، سیستم‌های متفاوتی از قبیل سیستم‌های عصبی فازی حمایت‌گر، متناوب و ترکیبی را به‌وجود آورده است (Karaboga and Kaya, 2019). روش‌های مختلفی برای توسعه سیستم‌های عصبی فازی ترکیبی وجود دارد، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) یکی از روش‌های معمول توسعه سیستم‌های عصبی فازی ترکیبی است که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت.

در پژوهش حاضر برای اجرای الگوریتم شبکه عصبی-فازی تطبیقی، متغیرهای پیش‌بینی کننده در نرم-افزار ArcMap 10.5 آماده‌سازی شدند و سپس به فرمت متنی تبدیل شدند. در ادامه، داده‌های متنی با فرمت ASCII وارد نرم‌افزار متلب شدند. در این مرحله، به-منظور فازی سازی از سیستم استنتاج فازی نوع سوم (خوشه بندی C میانگین) با تابع گوسین استفاده شد. به‌منظور بهینه‌سازی و یادگیری، از الگوریتم هیبریدی پس انتشار و کمینه مربعات استفاده شد. همچنین پارامترهای موجود در مدل استنتاج عصبی-فازی تطبیقی توسط اعتبار سنجی متقابل ۱۰ قسمتی (-10 fold cross validation) بهینه‌سازی شدند. پس از این، الگوریتم مذکور آموزش دید و نهایی شد و به تمامی منطقه مورد مطالعه تعمیم داده شد. فایل پیش‌بینی برای هریک از پارامترهای آلودگی با فرمت متنی ذخیره شدند و سپس در نرم‌افزار ArcMap 10.5 به فرمت رستری تبدیل شدند.

الگوریتم RF

الگوریتم جنگل تصادفی یکی از روش‌های ترکیبی و غیر خطی بسیار پیشرفته محسوب می‌شود. در این روش از میانگین تعداد زیادی از درختان تصمیم‌گیری تصادفی و غیر همبسته، به‌منظور طبقه‌بندی و ایجاد رگرسیون در داده‌ها استفاده می‌شود (Hastie *et al.*, 2009). پارامترهایی که در الگوریتم جنگل تصادفی باید در نظر

در رابطه شماره ۲ X_i نشان‌دهنده i امین داده واقعی و Y_i نشان‌دهنده i امین داده برآورده شده است و n نشان‌دهنده تعداد نمونه‌های ارزیابی شده است. برای محاسبه ضریب تعیین از رابطه ۳ (Chen et al., 2021) استفاده شد:

$$R^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}))^2}{(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 (\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2)} \quad (3)$$

در رابطه شماره ۳ X_i نشان‌دهنده i امین داده واقعی و Y_i نشان‌دهنده i امین داده برآورده شده است. همچنین \bar{X} میانگین داده‌های واقعی و \bar{Y} میانگین داده‌های برآورد شده است. n نیز نشان‌دهنده تعداد نمونه‌های ارزیابی شده است.

نتایج و بحث

نتایج حاصل از الگوریتم ANFIS

بررسی نتایج به‌دست آمده از الگوریتم ANFIS (شکل ۴) به‌منظور تهیه نقشه آلودگی شهر اصفهان از لحاظ آلاینده CO و بر اساس داده‌های سال‌های ۱۳۹۷ و ۱۳۹۸ نشان داد روند تغییرات این آلاینده در سطح شهر اصفهان به‌صورت محلی تغییر می‌کند، به‌طوری‌که برخی از مناطق مرکزی و شمال شهر اصفهان دارای بیشترین آلودگی هستند، از طرفی نقاطی در شرق و غرب اصفهان از آلودگی کمتری برخوردار هستند. سایر مناطق نیز که عمدتاً در جنوب و شمال‌غربی شهر اصفهان واقع شده‌اند دارای میزان آلودگی متوسطی (مقادیر آلودگی در میانه مقادیر کمینه و بیشینه حاصل از مدل ANFIS) هستند. بررسی مقادیر عددی به‌دست آمده از میزان آلودگی نیز نشان داد کمترین میزان آلاینده CO برابر با ۱/۴۳ پی پی ام و بیشترین مقدار آن برابر با ۲/۱۳ پی پی ام است. میانگین مقدار آلودگی CO در سطح شهر اصفهان ۱/۷۸ پی پی ام است که عمدتاً مناطق جنوب و شمال‌غربی شهر اصفهان را شامل می‌شود.

گرفته شوند عبارتند از: تعداد متغیرهای انتخاب شده در هر گره (m) و تعداد کل درختان (B). برای اجرای الگوریتم جنگل تصادفی از نرم‌افزار متن باز R و پکیج Random Forest استفاده شد. به‌منظور دستیابی به بهترین نتایج با الگوریتم جنگل تصادفی، پارامترهای تعداد درختان جنگل و تعداد متغیرهای موجود در هر گره باید بهینه‌سازی شوند. بدین منظور از اعتبارسنجی متقابل ۱۰ قسمتی (10-fold cross validation) استفاده شد. پس از این، الگوریتم مذکور آموزش دید و نهایی شد و به تمامی منطقه مورد مطالعه تعمیم داده شد. در نهایت فایل پیش‌بینی برای پارامتر CO با فرمت رستری ذخیره شد.

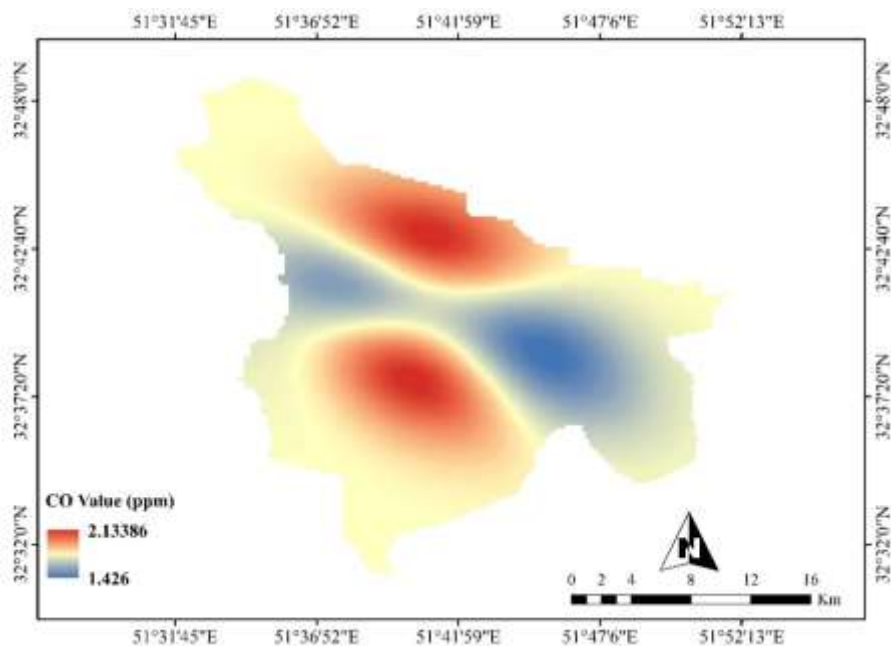
ارزیابی دقت الگوریتم‌ها

به‌منظور مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم‌های مختلف (شبکه عصبی-فازی تطبیقی و جنگل تصادفی) از سه شاخص آماری مختلف استفاده شد که عبارتند از جذر میانگین مربع خطا، میانگین خطای مطلق و ضریب تعیین. معیار ضریب تعیین برای تعیین همبستگی بین مقادیر واقعی و برآورد شده آلاینده‌ها مورد استفاده قرار گرفت. معیارهای جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق نیز برای تعیین مقادیر خطای برآورد شده، مورد استفاده قرار گرفتند. برای محاسبه جذر میانگین مربع خطا از رابطه ۱ (Chen et al., 2021) استفاده شد:

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

در رابطه شماره ۱ X_i نشان‌دهنده i امین داده واقعی و Y_i نشان‌دهنده i امین داده برآورده شده است و n نشان‌دهنده تعداد نمونه‌های ارزیابی شده است. برای محاسبه میانگین خطای مطلق از رابطه ۲ (Chen et al., 2021) استفاده شد:

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

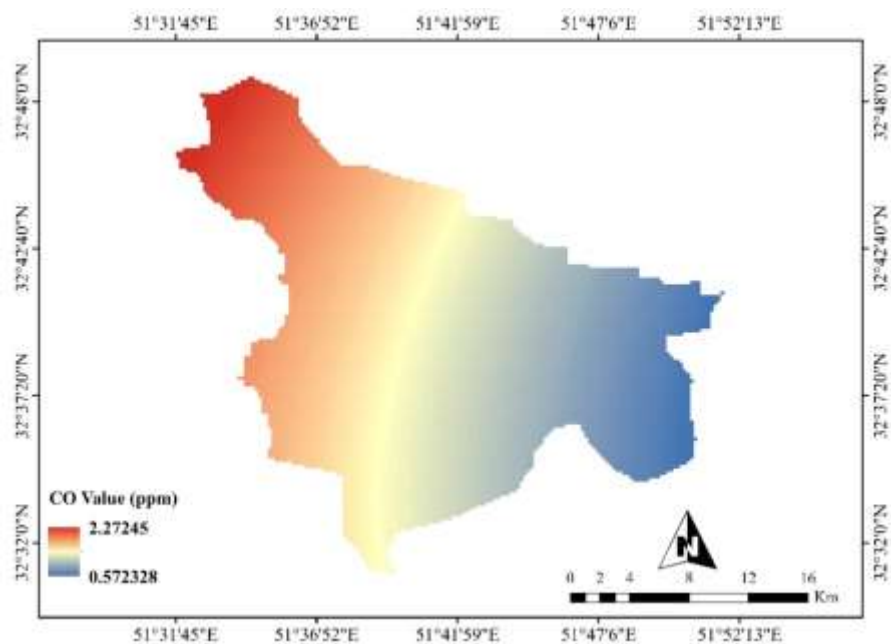


شکل ۴- نقشه دو سالانه آلودگی شهر اصفهان بر اساس آلاینده CO و الگوریتم ANFIS
 Fig. 4- Biennial map of Isfahan pollution based on CO pollutant and ANFIS algorithm

اصفهان از بیشترین آلودگی CO برخوردار هستند، بررسی مقادیر عددی به دست آمده از میزان آلودگی نیز نشان داد کمترین میزان آلاینده CO برابر با ۰/۵۷ پی پی ام و بیشترین مقدار آن برابر با ۲/۲۷ پی پی ام است. میانگین مقدار آلودگی CO در سطح شهر اصفهان ۱/۴۲ پی پی ام است که بخش اعظمی از مناطق مرکزی شهر اصفهان را شامل می شود.

نتایج حاصل از الگوریتم RF

بررسی نتایج به دست آمده از الگوریتم جنگل تصادفی (شکل ۵) به منظور تهیه نقشه آلودگی شهر اصفهان از لحاظ آلاینده CO و بر اساس داده های سال های ۱۳۹۷ و ۱۳۹۸ نشان داد با حرکت از جنوب شرقی به سمت شمال غربی شهر اصفهان بر میزان این آلاینده افزوده شده و مناطق شمال غربی شهر



شکل ۵- نقشه دو سالانه آلودگی شهر اصفهان بر اساس آلاینده CO و الگوریتم RF
 Fig. 5- Biennial map of Isfahan pollution based on CO pollutant and RF algorithm

مقایسه نتایج الگوریتم‌ها

پژوهش داده‌های ۶ ایستگاه (انقلاب، کاوه، میرزا طاهر، رهنان، کردآباد، باهنر) برای آموزش الگوریتم‌ها و داده‌های ۳ ایستگاه (فیض، فرشادی، ورزشگاه میثاق) برای ارزیابی دقت نتایج الگوریتم‌ها (جدول ۱ و ۲) مورد استفاده قرار گرفت.

به‌منظور مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم‌های مختلف (ANFIS و RF) از سه شاخص آماری دقت استفاده شد که عبارتند از: جذر میانگین مربع خطا، میانگین خطای مطلق و ضریب تعیین. شایان ذکر است که در این

جدول ۱- نتایج حاصل از ارزیابی دقت الگوریتم ANFIS

Table 1. Results of evaluation of the accuracy of the ANFIS algorithm

پارامتر ارزیابی دقت Evaluation metrics			آلاینده Pollutant
MAE	RMSE	R ²	
0.792	0.809	0.866	CO

جدول ۲- نتایج حاصل از ارزیابی دقت الگوریتم RF

Table 2. Results of the evaluation of the accuracy of the RF algorithm

پارامتر ارزیابی دقت Evaluation metrics			آلاینده Pollutant
MAE	RMSE	R ²	
0.636	0.724	0.918	CO

را در کشور چین مورد ارزیابی قرار دادند و در تمام شهرها (مناطق جغرافیایی مختلف) الگوریتم RF عملکرد مناسبی را نشان داد.

نتیجه‌گیری

شهر اصفهان به‌عنوان یکی از بزرگترین شهرهای صنعتی کشور، از جمله شهرهای آلوده کشور محسوب می‌شود. افزایش جمعیت شهرها، افزایش استفاده از وسایل نقلیه موتوری و صنعتی شدن شهرها از جمله مهم‌ترین موضوعاتی است که باعث تشدید آلودگی هوا در مناطق شهری شده است. بر این اساس در این پژوهش آلاینده CO با توجه به داده‌های دو سالانه ۱۳۹۷ و ۱۳۹۸ و استفاده از الگوریتم‌های ANFIS و RF در سطح شهر اصفهان مدل‌سازی شد. برای این منظور از داده‌های ایستگاه‌های زمینی پایش آلودگی هوا، تصاویر ماهواره‌ای MODIS و تصاویر NCEP/NCAR Reanalysis 1 استفاده شد. مقایسه نتایج به‌دست آمده نشان داد الگوریتم RF در مدل‌سازی آلاینده CO عملکرد بهتری را نسبت به الگوریتم ANFIS ارائه داده است، به‌طوری‌که مقدار RMSE و MAE کمتر (RMSE الگوریتم RF،

مقایسه نتایج به‌دست آمده از الگوریتم‌های RF و ANFIS نشان داد کمترین میزان خطای RMSE مربوط به الگوریتم RF با مقدار عددی ۰/۷۲۴ پی پی ام و کمترین میزان خطای MAE نیز مربوط به الگوریتم RF با مقدار عددی ۰/۶۳۶ پی پی ام است، از طرفی بیشترین مقدار خطای RMSE و MAE در الگوریتم ANFIS مشاهده شد که مقدار آن در مورد خطای RMSE، ۰/۸۰۹ پی پی ام و در مورد خطای MAE، ۰/۷۹۲ پی پی ام است. بررسی مقادیر عددی R² نیز نشان داد کمترین مقدار R² در الگوریتم ANFIS با مقدار عددی ۰/۸۶۶ و بیشترین مقدار آن در الگوریتم RF با مقدار عددی ۰/۹۱۸ به‌دست آمده است. این نتایج تأییدکننده نتایج پژوهش Li and Zhang (2019) است که از الگوریتم RF برای تهیه نقشه آلودگی هوا در شهرهای مختلف کشور چین استفاده کرده بودند؛ بر اساس نتایج به‌دست آمده در آن پژوهش الگوریتم RF الگوریتم مناسبی برای تهیه نقشه آلاینده‌های هوا با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای MODIS است. همچنین بر اساس نتایج پژوهش Wei et al. (2019) الگوریتم RF الگوریتم مناسبی برای تهیه نقشه آلودگی هوا در مناطق شهری است، پژوهشگران در این پژوهش ۲۸ شهر مختلف

مدل‌سازی غیر خطی، توانایی کاهش اثرات منفی داده‌های پرت، حساسیت کمتر به مساله کمینه محلی، می‌توانند به‌عنوان روش‌هایی دقیق در مدل‌سازی مسائل محیطی مورد استفاده قرار گیرند. شایان ذکر است که بخش گسترده‌ای از خطای مشاهده شده در نتایج الگوریتم‌های مورد استفاده، مرتبط با ویژگی‌های ذاتی تصاویر سنجنده مودیس (همچون پوشش ابر و مختلط بودن بیش از حد پیکسل‌ها با توجه به ابعاد یک کیلومتری آنها) و نقطه‌ای بودن اندازه‌گیری‌های ایستگاهی و همچنین امکان خطا در داده‌های ثبت شده در ایستگاه‌های زمینی است.

سیاسگزاری

نویسندگان مقاله مراتب قدردانی خود را از اداره کل حفاظت محیط زیست استان اصفهان برای در اختیار قرار دادن داده‌های ایستگاه‌های زمینی پایش آلودگی هوا اعلام می‌دارند.

پی‌نوشت‌ها

- ¹ Aerosol Optical Depth
- ² Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
- ³ Random Forest
- ⁴ Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
- ⁵ Root Mean Square Error
- ⁶ Mean Absolute Error
- ⁷ Determination Coefficient

Alavi, C., Kianejad, S. and Sabbagh, S., 2019. Preparation of air pollution mapping by interpolating kriging method in GIS case study Tehran metropolis. *Journal of Urban Ecology Researches*. 10, 171-184.

Alikhani, M., Nouri, M.J. and Ghalehnoee, M., 2019. Prioritizing urban districts according to their need's green spaces case study 15 selected districts of Isfahan. *Journal of Environmental Studies*. 45, 115-132.

Chen, X., Chen, H., Yang, Y., Wu, H., Zhang, W., Zhao, J. and Xiong, Y., 2021. Traffic flow

۰/۷۲۴ پی پی ام، RMSE الگوریتم ANFIS، ۰/۸۰۹ پی پی ام، MAE الگوریتم RF، ۰/۶۳۶ پی پی ام، الگوریتم ANFIS، ۰/۷۹۲ پی پی ام) و مقدار R^2 بیشتری (R^2 الگوریتم RF، ۰/۹۱۸ و R^2 الگوریتم ANFIS، ۰/۸۶۶) نسبت به الگوریتم ANFIS ارائه داده است. با این وجود عملکرد الگوریتم ANFIS نیز در مدل‌سازی آلاینده CO قابل قبول است و نتایج به‌دست آمده توسط این الگوریتم اختلاف بسیار زیادی با نتایج حاصل از مدل RF ندارد (۰/۸۸۵ پی پی ام اختلاف در مقدار RMSE، ۰/۱۵۶ پی پی ام اختلاف در مقدار MAE و ۰/۰۵۲ اختلاف در مقدار R^2). به‌طور کلی، با توجه به نتایج به‌دست آمده از دقت الگوریتم‌های ANFIS و RF می‌توان گفت: ۱- باوجود تعداد کم داده‌های آموزشی مورد استفاده (۶ ایستگاه) در مرحله آموزش الگوریتم‌های ANFIS و RF، هر دو الگوریتم نتایج قابل قبولی را ارائه داده‌اند و اختلاف مقادیر متریک‌های دقت، چشمگیر نیست. ۲- در میان الگوریتم‌های RF و ANFIS الگوریتم RF در برآورد پارامتر CO نتایج بهتری را ارائه داده است. حال آنکه الگوریتم ANFIS نیز باوجود دقت کمتر نسبت به الگوریتم RF، نتایج قابل قبولی را در برآورد پارامتر CO ارائه داده است. در واقع این دو الگوریتم با داشتن ویژگی‌هایی همچون امکان

منابع

prediction by an ensemble framework with data denoising and deep learning model. *Physica A Statistical Mechanics and its Applications*. 565, 125574-125587.

Chung, C.J., Hsieh, Y.Y. and Lin, H.C., 2019. Fuzzy inference system for modeling the environmental risk map of air pollutants in Taiwan. *Journal of Environmental Management*. 246, 808-820.

Dehghan, H., 2019. Urban typology focusing on the social pathologies in super wicked neighborhoods of fifteen areas of Isfahan. *Journal*

of Applied Sociology. 30, 117-136.

Geng, G., Zhang, Q., Martin, R.V., van Donkelaar, A., Huo, H., Che, H. and He, K., 2015. Estimating long-term PM 2.5 concentrations in China using satellite-based aerosol optical depth and a chemical transport model. *Remote Sensing of Environment*. 166, 262-270.

Ghaemi, Z., Taleai, M., Farnaghi, M. and Javadi, G., 2017. Prediction of Tehran air pollution using PCA-ANFIS method. *Iranian Journal of Remote Sensing and GIS*. 9, 45-70.

Ghahremanloo, M., Lops, Y., Choi, Y. and Mousavinezhad, S., 2021. Impact of the COVID-19 outbreak on air pollution levels in East Asia. *Science of The Total Environment*. 754, 142226-142239.

Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J., 2009. *The elements of statistical learning data mining inference and prediction*. Springer Science and Business Media. USA.

Hochman, A., Rostkier-Edelstein, D., Kunin, P. and Pinto, J.G., 2021. Changes in the characteristics of 'wet' and 'dry' Red Sea Trough over the Eastern Mediterranean in CMIP5 climate projections. *Theoretical and Applied Climatology*. 143, 781-794.

Järvi, L., Hannuniemi, H., Hussein, T., Junninen, H., Aalto, P.P., Hillamo, R. and Kulmala, M., 2009. The urban measurement station SMEAR III Continuous monitoring of air pollution and surface atmosphere interactions in Helsinki Finland. Boreal Environment Research Publishing Board. 14, 86-109.

Jung, C.R., Hwang, B.F. and Chen, W.T., 2018. Incorporating long-term satellite-based aerosol optical depth localized land use data and meteorological variables to estimate ground-level

PM 2.5 concentrations in Taiwan from 2005 to 2015. *Environmental pollution*. 237, 1000-1010.

Karaboga, D. and Kaya, E., 2019. Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches a comprehensive survey. *Artificial Intelligence Review*. 52, 2263-2293.

Kloog, I., Chudnovsky, A.A., Just, A.C., Nordio, F., Koutrakis, P., Coull, B.A., Lyapustin, A., Wang, Y. and Schwartz, J., 2014. A new hybrid spatio-temporal model for estimating daily multi-year PM 2.5 concentrations across northeastern USA using high resolution aerosol optical depth data. *Atmospheric environment*. 95, 581-590.

Kumar, D., 2018. Evolving Differential evolution method with random forest for prediction of Air Pollution. *Procedia computer science*. 132, 824-833.

Li, J., Shao, X. and Zhao, H., 2018. An online method based on random forest for air pollutant concentration forecasting. In *Proceedings 37th Chinese Control Conference (CCC)*, 25th-27th July, Wuhan, China. p. 9641.

Li, X. and Zhang, X., 2019. Predicting ground-level PM 2.5 concentrations in the Beijing-Tianjin-Hebei region A hybrid remote sensing and machine learning approach. *Environmental Pollution*. 249, 735-749.

Lu, J., Li, B., Li, H. and Al-Barakani, A., 2021. Expansion of city scale traffic modes traffic congestion and air pollution. *Cities*. 108, 102974-102987.

Mahboubfar, M.R., Rameshat, M.H., Yazdanpanah, H. and Azani, M., 2018. Investigating the process of changes in the air quality index in order to manage the air pollution crisis in the city of Isfahan. *International journal of urban and rural management*. 17, 323-336.

- Mamkhezri, J., Bohara, A.K. and Islas Camargo, A., 2020. Air pollution and daily mortality in the Mexico City metropolitan area. *Atmosfera*. 33, 249-267.
- Navarro-Barboza, H., Moya-Alvarez, A., Luna, A. and Fashe-Raymundo, O., 2020. Influence evaluation of PM10 produced by the burning of biomass in Peru on AOD using the WRF-Chem. *Atmosfera*. 33, 71-86.
- Prasad, K., Gorai, A. K. and Goyal, P., 2016. Development of ANFIS models for air quality forecasting and input optimization for reducing the Shao, F., Wu, H., Li, G., Sun, F., Yu, L., Zhang, Y., Dong, L. and Zhiyi, B., 2019. PM 2.5 Concentrations in the greenbelt near the Lin'an toll station of the Hang Rui expressway and related influencing factors. *Atmosfera*. 32, 323-336.
- Tang, J., Xue, Y., Yu, T. and Guan, Y., 2005. Aerosol optical thickness determination by exploiting the synergy of TERRA and AQUA MODIS. *Remote Sensing of Environment*. 94, 327-334.
- Tian, J. and Chen, D., 2010. A semi-empirical model for predicting hourly ground-level fine particulate matter concentration in southern Ontario from satellite remote sensing and ground-based meteorological measurements. *Remote Sensing of Environment*. 114, 221-229.
- Vahdat, A.H. and Alimohammadi, A., 2020. Study of Hourly Variability of Association between Land Use Parameters and CO-Pollutant Using LUR Model in Tehran. *Iranian Journal of Remote Sensing and GIS*. 12, 1-18.
- computational cost and time. *Atmospheric environment*. 128, 246-262.
- Reisi, M., Soffianian, A. and Ghodosi, H., 2015. Sitting industries with weighted linear combination methodology in a GIS environment in great Isfahan region. *Journal of environmental science and technology*. 16, 85-96.
- Rezaei, H. and Basirololumi, M., 2018. Estimate the concentration of nitrogen dioxide using model artificial neural network GRNN. *Journal of Environmental Science and Technology*. 20, 11-24.
- Wei, J., Huang, W., Li, Z., Xue, W., Peng, Y., Sun, L. and Cribb, M., 2019. Estimating 1-km-resolution PM 2.5 concentrations across China using the space-time random forest approach. *Remote Sensing of Environment*. 231, 111221-111235.
- Zeinalnezhad, M., Chofreh, A.G., Goni, F.A. and Klemeš, J.J., 2020. Air pollution prediction using semi-experimental regression model and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Journal of Cleaner Production*. 261, 218-231.
- Zhou, Y., Chang, L.C. and Chang, F.J., 2020. Explore a Multivariate Bayesian Uncertainty Processor driven by artificial neural networks for probabilistic PM 2.5 forecasting. *Science of The Total Environment*. 711, 134792-134805.





Environmental Sciences Vol.20 / No.3 / Autumn 2022

1-16

Original Article

Spatiotemporal modeling of CO pollutant in city of Isfahan using MODIS imagery and ANFIS and RF algorithms

Soolmaz Shamsaie,¹ Mozhgan Ahmadi Nadoushan^{1*} and Ahmad Jalalian²

¹ Department of Environmental Sciences, Waste and Wastewater Research Center, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran

² Department of Soil Sciences, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran

Received: 2021.06.04 Accepted: 2021.11.16

Shamsaie, S., Ahmadi Nadoushan, M. and Jalalian, A., 2022. Spatiotemporal modeling of CO pollutant in city of Isfahan using MODIS imagery and ANFIS and RF algorithms. *Environmental Sciences*. 20(3): 1-16.

Introduction: Industrialization, urbanization, and population growth are considered as the main causes of urban air pollution that is responsible for millions of deaths per year worldwide. Besides, the impact of urban air pollution on health is considerable. Respiratory and lung diseases, and heart attacks are largely due to urban air pollution. However, there is a lack of air pollution monitoring stations (hereafter stations) in most cities worldwide because of their high expenses, and, thus, access to high spatial and temporal coverage of air pollutants and their distribution is limited. To address this issue, the main purpose of this study was to estimate CO concentration in Isfahan, Iran, based on air pollution monitoring stations and Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) data from 2018 to 2019.

Material and methods: In the present work, we used adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and Random Forest (RF) algorithms to estimate CO concentrations. To implement the ANFIS algorithm, based on collected air pollution data from the stations and Aerosol Optical Depth (AOD) data from MODIS imagery, the basic fuzzy rules were extracted. Further, with the integration of fuzzy rules and artificial neural network algorithm, ANFIS algorithm was implemented to model the dispersion of CO level in Isfahan city. To model the dispersion of CO using the RF algorithm, air pollution data and AOD data were used. Since the number of trees and the number of variables in each node are two basic parameters in the success of the RF algorithm, a 10-fold cross-validation method was used to identify value for these two variables.

* Corresponding Author: *Email Address*. m.ahmadi@khuisf.ac.ir
<http://dx.doi.org/10.52547/envs.2021.1069>
<http://dorl.net/dor/20.1001.1.17351324.1401.20.3.6.9>

Results and discussion: Our findings indicated that the RF algorithm was more efficient and accurate in spatial modeling the dispersion of CO because it achieved better RMSE and MAE results than the ANFIS algorithm. The RMSE error value of the RF and ANFIS algorithms were 0.724 and 0.809 ppm, respectively. Furthermore, the MAE error value of the RF and ANFIS algorithms were 0.636 and 0.792 ppm, respectively. In the case of spatial dispersion of CO pollutants, the ANFIS algorithm showed that the amount of this pollutant varies in the city. For example, the central and northern regions of Isfahan had the most pollution and the eastern and western regions of Isfahan had the least pollution based on the ANFIS algorithm. Regarding the RF algorithm, it was observed that by moving from the southeast to the northwest of Isfahan, the amount of CO pollutant increases, and the northwestern regions of Isfahan had the highest CO pollution. The examination of numerical values obtained from the ANFIS algorithm showed that the lowest amount of CO pollution in Isfahan city was equal to 1.43 ppm and the highest amount was 2.13 ppm. In contrast, obtained results from the RF algorithm showed that the lowest amount of CO pollution in the city was equal to 0.57 ppm and the highest amount was 2.27 ppm.

Conclusion: Overall, it can be concluded that since ANFIS and RF algorithms are appropriate and accurate methods in modeling environmental problems due to their nonlinear modeling, the ability to reduce the negative effects of outgoing data, and less sensitivity to the local minimum problem. It should be noted that a significant part of the error observed in the results of ANFIS and RF methods was related to the intrinsic properties of MODIS imagery (i.e., cloud cover and mixed pixel problem due to the coarse resolution of MODIS imagery), point measurements of air pollution data collected from the stations, and recorded data error at the stations.

Keywords: Isfahan, Modeling, ANFIS, CO, RF.

