

تخمین غلظت ذرات معلق با استفاده از روش‌های رگرسیون و شبکه عصبی از داده‌های ماهواره‌ای اسپکتروراديو متر تصویربردار چندزاویه‌ای (MISR) در شهر تهران

مژگان باقری نیا^۱، مجید رحیم زادگان^{۲*}

۱- دانشجوی دکتری عمران- محیط زیست، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲- دانشیار گروه مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

چکیده

از اثرات عمده تغییر اقلیم، تاثیر آن بر کیفیت محصولات کشاورزی می‌باشد و انگور یکی از محصولات باغی استراتژیک کشاورزی می‌باشد. مقادیر دما و بارش روزانه ایستگاه گل‌مکان براساس مدل *HadCM3* در دوره پایه (۲۰۰۵-۱۹۸۷) و آینده نزدیک (۲۰۲۰-۲۰۵۰) تحت سناریوهای *RCP8.5, RCP4.5* با استفاده از روش عامل تغییر، ریزمقیاس شدند سپس با استفاده از سه سری داده‌های پایه هواشناسی، ریزمقیاس نمایی و کیفیت مشاهداتی انگور، کیفیت انگور برای آینده با بکارگیری شبکه عصبی پرسپترون در *Matlab 2019A* شبیه سازی شده است. مدل اقلیمی، افزایش دما و کاهش بارندگی در آینده را تحت سناریوهای *RCP8.5, RCP4.5* نسبت به دوره پایه نشان داد. دمای حداکثر به ترتیب ۳، ۹ و ۴،۷ درجه سانتی گراد افزایش و دمای حداقل به ترتیب ۳،۸ و ۴،۴ درجه سانتی گراد افزایش و بارش به ترتیب ۰/۳ و ۰/۸ میلی‌متر کاهش را دارد. هر یک از متغیرهای مستقل دمای کمینه، بیشینه، و بارش با هر یک از متغیرهای وابسته سن درخت، قند، وزن خوشه، اندازه خوشه، طول میوه، عرض میوه، اسیدیته، *pH* و *TSS* رابطه معناداری را بر پایه آزمون پیرسون نشان می‌دهند. تحت هر دو سناریو وزن خوشه، اندازه خوشه، طول میوه، عرض میوه، قند، *pH* و *TSS* بریکس، اسیدیته و وزن حبه به صورت کاهش پیش بینی می‌شود. در *RCP8.5* میزان تغییرات بیشتر از *RCP4.5* می‌باشد. در خصوصیات رنگ آبمیوه، رنگ گوشت، طعم میوه، انبارداری، بازارپسندی و حمل و نقل در دو سناریو بدون تغییر است. آزمون *T-Test* تغییر در متغیرهای *pH* قند، اسیدیته، وزن خوشه، طول میوه و طول در عرض خوشه در دو سناریو معنادار بوده است. متغیرهای وزن حبه و عرض میوه در دو سناریو ۴،۵ و ۸،۵ اندازه خوشه سناریو ۸،۵ و طول در عرض حبه سناریوی ۴،۵ فاقد تغییرات معنی داری است. نتایج نشان می‌دهد، در اثر افزایش دما و کاهش بارندگی در اقلیم آتی، برخی متغیرهای کیفیت انگور در آینده با روند کاهش معنی داری مواجه خواهند شد.

کلید واژه‌ها: اسپکتروراديو متر تصویربردار چندزاویه‌ای (MISR)، داده‌های عمق نوری هواویز (AOD)، ذرات معلق با قطر کمتر از ۲/۵ میکرون (PM2.5)، ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون (PM10)، روش شبکه عصبی مصنوعی.

مقدمه

Diner, Terra و Aqua نیز بسیار پر کاربرد است (Diner, Beckert et al. 1998, De Meij and Lelieveld 2011, Chu, Liu et al. 2016). داده های AOD که بیانگر ویژگی های نوری هواویز است، به وسیله سنجنده های دیگری نیز مانند OMI, GOES, CALIOP و POLDER اندازه گیری می شوند (Chu et al., 2016). همچنین شبکه خودکار اندازه گیری زمینی (AERONET) داده های AOD را ثبت می نماید (Péré, Pont et al. 2009).

تاکنون مطالعات فراوانی برای مدلسازی ارتباط میان AOD به دست آمده از MISR و ذرات معلق انجام شده است. به طور کلی، روابط به دست آمده بین AOD داده های ماهواره ای و ذرات معلق تجربی بوده و به متغیرهای زیادی از جمله ترکیب شیمیایی هواویز، اندازه آن، پروفایل هواویز و ویژگی های جوی بستگی دارد (Gupta, Christopher et al. 2006, Yap and Hashim 2012). در ادامه برخی از مهم ترین مطالعات انجام شده در این زمینه معرفی شده است. ستودیان و ارحامی در سال ۲۰۱۴، ۴ ایستگاه سنجش آلودگی هوای تهران را در طول سال ۲۰۰۹ با استفاده از داده های AOD سنجنده های MODIS و MISR بررسی نمودند (Sotoudeheian and Arhami 2014). در این تحقیق روابط رگرسیون غیرخطی برای تخمین PM10 در این ایستگاه ها توسعه داده شد. نتایج بیانگر کارایی بهتر سنجنده MISR نسبت به MODIS بود.

یو و همکاران، یک منطقه خشک صنعتی در چین را در دوره یک ساله در سال ۲۰۱۳ بررسی نمودند (You, Zang et al. 2015). در این پژوهش داده های سنجنده های MODIS و MISR در قالب مدل های رگرسیونی برای تخمین PM2.5 با یکدیگر مقایسه شدند. نتایج مطالعه مذکور نشان داد که مدل های مبتنی بر داده های MISR کارایی بهتری در شناسایی PM2.5 داشتند.

در مطالعه ای در جنوب آمریکا، به منظور تشخیص نوع ذرات معلق از داده های اندازه بندی شده سنجنده MISR استفاده شد (Franklin, Kalashnikova et al. 2017). ناحیه مورد مطالعه به مساحت ۴۷۶۵۸ کیلومتر مربع در جنوب کالیفرنیا بوده و داده ها مربوط به سال های ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۱ بود. در مطالعه مذکور، غلظت ذرات معلق در زیرگروه های PM2.5، PM10 و PM2.5 شیمیایی برآورد گردید. در مطالعه یاد

امروزه آلودگی هوا یکی از دغدغه های زیست محیطی کلانشهرها محسوب می شود. از میان آلاینده های هوا ذرات معلق تاثیر زیادی بر سلامت افراد جامعه دارد و به ویژه باعث ایجاد و تشدید بیماری های قلبی و عروقی می شود (Mehdipour and Memarianfard 2017, Mardi, Khaghani et al. 2018). ذرات معلق بر اساس اندازه و ترکیب شیمیایی خود تقسیم بندی می شوند، ولی اطلاعات در مورد ترکیبات شیمیایی مواد معلق در هوا در سراسر دنیا و در ایران محدود است. بنابراین داده های موجود بیشتر شامل اطلاعات اندازه ذرات معلق می باشد. در حال حاضر از دو معیار PM2.5 (ذرات معلق با قطر آئرو دینامیک کوچکتر از ۲/۵ میکرون) و PM10 (ذرات معلق با قطر آئرو دینامیک کوچکتر از ۱۰ میکرون) برای اندازه گیری ذرات معلق موجود در هوا استفاده می شود (Franklin, Kalashnikova et al. 2017). غلظت این آلاینده ها در ایران توسط سازمان حفاظت محیط زیست و همچنین در ایستگاه های سنجش آلودگی هوا در شهرداری ها اندازه گیری می شود.

کمبود تراکم ایستگاه های زمینی اندازه گیری آلودگی هوا، امکان پایش آن را در مقیاس زمانی و مکانی مناسب با دشواری هایی همراه می سازد. در سال های اخیر، استفاده از داده های ماهواره ای اطلاعات دقیق تر و به هنگام تری را به منظور پایش و تخمین آلودگی هوا فراهم نموده است. در این زمینه، داده های عمق نوری هواویز (AOD) ابزار مناسبی برای مدل های تخمین داده های زمینی ذرات معلق می باشد. همچنین از این پارامتر برای مطالعه تغییرات شدت و ویژگی های زمانی و مکانی جذب و پراکندگی نور خورشید توسط هواویز، اصلاح ورودی جو در داده های سطحی به دست آمده از تصاویر ماهواره ای و به دست آوردن منابع و مقاصد هواویزها استفاده می شود (Diner, Abdou et al. 2008).

یکی از سنجنده های مرسوم برای برآورد داده های AOD، سنجنده اسپکترورادیومتر تصویربردار چندزاویه ای (MISR) مستقر بر ماهواره Terra (EOS) می باشد. در کنار این داده ها استفاده از داده های سنجنده اسپکترورادیومتر تصویربردار با قدرت تفکیک متوسط (MODIS) مستقر بر ماهواره های

قدرت تفکیک مکانی بهبود یافته ۴/۴ کیلومتر برای نخستین بار در ایران بود. به منظور بهبود کیفیت تخمین‌های انجام شده، داده‌های هواشناسی حداقل دید افقی، سرعت باد، دمای هوا، دمای نقطه شبنم و رطوبت نسبی نیز در کنار داده‌های AOD در قالب مدل‌های رگرسیونی خطی و غیرخطی استفاده شد. ارزیابی این مدل‌ها با استفاده از روش ارزیابی متقابل انجام گردید. در مرحله بعد و به منظور ارتقاء مدل‌های رگرسیونی، روش هوشمند شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. سپس نتایج تحلیل شده و پیشنهاداتی برای بهبود این مدل‌ها ارائه گردید.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه این تحقیق، شهر تهران است (شکل ۱). شهر تهران به عنوان بزرگترین شهر ایران با جمعیتی بیش از ۸ میلیون نفر یکی از کلان شهرهای جهان است. عوامل طبیعی، شکل ساخت شهری، وجود بیش از چهار میلیون خودرو فعال و ۵۰۰۰ واحد صنعتی (۲۵ درصد از کل صنایع کشور) با مصرف ۲۰ درصد کل انرژی کشور، این شهر را به یکی از آلوده‌ترین شهرهای جهان تبدیل کرده است (Sabatghadam, Khoshsima et al. 2018).

داده‌های مورد استفاده

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل داده‌های ماهواره‌ای سنجنده MISR، داده‌های زمینی ایستگاه‌های سنجش آلودگی هوا و داده‌های هواشناسی ایستگاه‌های سینوپتیک می‌باشد که در ادامه جزئیات هر یک ارائه شده است.

داده‌های ماهواره‌ای

این داده‌ها شامل داده‌های هواویز نسخه ۲۲ با قدرت تفکیک مکانی ۴/۴ کیلومتر می‌باشد. در این نسخه، هواویز از جدولی شامل ۷۴ ترکیب هواویز از ۸ اندازه ذره محاسبه می‌شود. سنجنده MISR انرژی بازپراکنش شده از سطح زمین را در چهار باند طیفی ۴۴۶، ۵۵۸، ۶۷۲، و ۸۶۶ نانومتر و در نه زاویه دید مختلف (نادیر، ۲۶/۱، ±۴۵،۶، ±۶۰، ±۷۰، ۵) به

شده، با توجه به الگوریتم بازیابی هواویز در محصول نسخه ۲۲، PM2.5 به وسیله AODsmall و تا حدودی AODmedium و PM10 نیز توسط AODlarge تشخیص داده شد. همچنین، در مدل تخمین توسعه داده شده، در کنار داده‌های AOD و به منظور بهبود عملکرد مدل‌ها از داده‌های هواشناسی نیز استفاده شد. در این مطالعه، PM2.5 به وسیله AODsmall و AODmedium به همراه رطوبت نسبی و سرعت باد تخمین زده شد، در صورتی که مدل‌های تخمین PM10 شامل AODlarge به همراه نقطه شبنم و سرعت باد بودند.

به منظور بهبود نتایج مدل‌های تخمین ذرات معلق از داده‌های ماهواره‌ای و کاهش عدم قطعیت، استفاده از روش‌های هوشمند مانند شبکه عصبی مورد توجه قرار گرفته است. در مطالعه‌ای که در شهر پکن انجام شد، از داده‌های AOD سنجنده MODIS به همراه داده‌های جدول‌بندی شده هواشناسی در یک مدل شبکه عصبی استفاده شد (Ni, Cao et al. 2018). دوره زمانی این مطالعه سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۱۶ بود و تغییرات به صورت مکانی در قالب نقشه‌های متوسط سالانه PM2.5 و تغییرات متوسط سالانه بررسی شد. همچنین مطالعه‌ای نیز در چین با استفاده از شبکه عصبی و موزیک به منظور تخمین PM2.5 از داده‌های شبانه DMSO-OLS انجام شد (Li, Liu et al. 2015). در تحقیقات دیگری نیز این روش به کار گرفته شد و بهبود نتایج در تمام این مطالعات نسبت به روش‌های مبتنی بر روش‌هایی مانند روش رگرسیون آشکار بود. البته باید در نظر داشت مقادیر بالای هواویز در لایه‌های بالایی جو بر خطای این روش‌ها می‌افزاید که با استفاده از الگوریتم‌های آموزش پیشرفته‌تر و استفاده از توابع فعال‌سازی جدیدتر می‌توان این خطا را کاهش داد (Gupta et al., 2009).

استفاده از داده‌های ماهواره‌ای MISR در زمینه مدل‌سازی آلودگی هوا و ذرات معلق در ایران بسیار محدود بوده است. از سوی دیگر محدود مطالعات انجام شده نشان‌دهنده کارایی مناسب این سنجنده بوده است. همچنین، با توجه به کمبود ایستگاه‌های زمینی سنجش آلودگی هوا در کشور، استفاده از داده‌های MISR می‌تواند راهگشا باشد. بنابراین، هدف این مطالعه ایجاد مدلی جهت تخمین میزان ذرات معلق PM2.5 و PM10 با استفاده از داده‌های AOD سنجنده MISR با

کروی و داده‌های غیرکروی می‌باشد (Diner, Abdou et al. 2008).

در مجموع ۱۱۱ داده MISR، از سایت (<http://eosweb.larc.nasa.gov>) مربوط به سال‌های ۲۰۱۶ و ۲۰۱۷ دانلود شدند. قدرت تفکیک زمانی این داده‌ها ۷ روز در عرض‌های میانی، ۹ روز در نواحی استوایی و ۲ روز در نواحی قطبی می‌باشد.

داده‌های زمینی

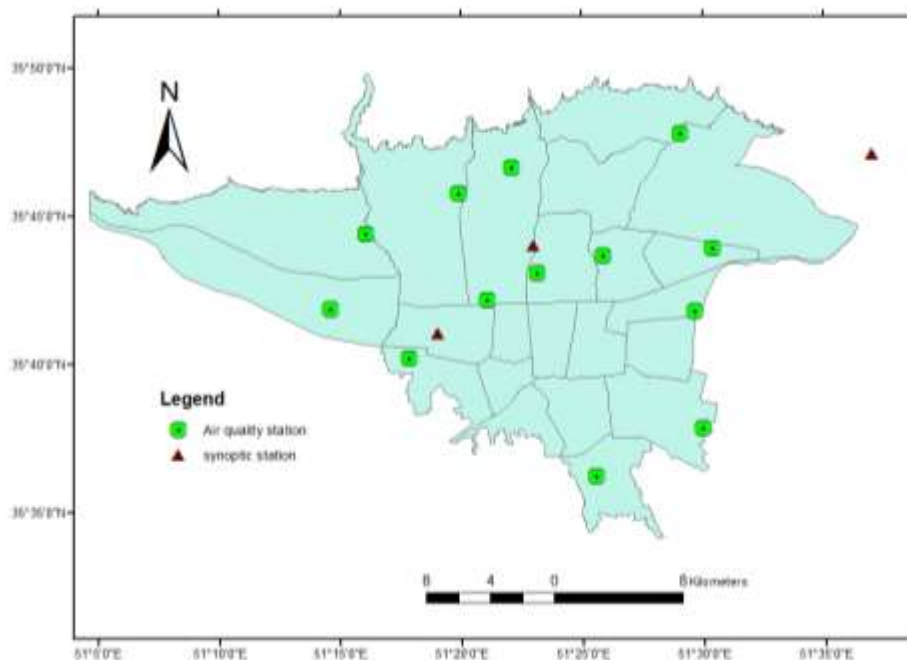
در این تحقیق، داده‌های PM_{2.5}، PM₁₀ از سایت کنترل کیفیت هوا برای سال‌های ۲۰۱۶ و ۲۰۱۷ به صورت روزانه دانلود شدند. در این بخش، از ۱۳ ایستگاه کنترل کیفیت هوا که نقص آماری کمتری داشتند، استفاده گردید.

همچنین برای بهبود مدل‌های شبیه‌سازی PM_{2.5} و PM₁₀ بر حسب AOD، از پارامترهای هواشناسی سرعت باد، حداقل دید افقی، دمای هوا، دمای نقطه شبنم و درصد رطوبت در روزهای مورد مطالعه نیز استفاده شد. این داده‌ها مربوط به سه ایستگاه سینوپتیک هواشناسی سازمان هواشناسی کشور شامل ایستگاه‌های مهرآباد، ژئوفیزیک و شمیران می‌باشد. شکل ۱ نقشه شهر تهران به همراه ایستگاه‌های مورد استفاده را نشان می‌دهد

صورت pushbroom ثبت می‌نماید. عرض برداشت ۳۸۰ کیلومتری آن نسبت به MODIS با عرض برداشت ۲۳۳۰ کیلومتر بسیار باریک تر است و در عرض‌های میانی هفته‌ای یکبار داده برداری انجام می‌شود (Martonchik, Diner et al. 2002).

تیم MISR از دو الگوریتم جداگانه بر فراز دریا و خشکی استفاده می‌کند. داده‌های MISR شامل داده‌های level1A حاوی تابندگی کالیبره شده می‌باشد که از سال ۲۰۰۰ موجود است. داده‌های level1B نقشه زمین مرجع شده تابندگی و پارامترهای هندسی و level2 داده‌های مربوط به هواویز و ابر و ویژگی‌های سطحی می‌باشد. داده‌های level3 نیز شامل داده‌های جدول‌بندی شده جهانی به صورت روزانه، ماهانه، فصلی و سالانه می‌باشد که از جولای ۲۰۰۲ موجود است (Diner, Abdou et al. 2008).

در گذشته بازبایی هواویز در سنجنده MISR بر مبنای داده‌های با قدرت تفکیک ۱/۱ کیلومتر انجام می‌شد و حاصل آن داده‌های هواویز با قدرت تفکیک ۱۷/۶ کیلومتر (نسخه ۲۲) بود (Diner, Beckert et al. 1998). اعمال همان الگوریتم بر روی داده‌های با قدرت تفکیک ۲۷۵ متر، هواویز با قدرت تفکیک مکانی ۴/۴ کیلومتر را نتیجه می‌دهد که شامل ۵ داده جانبی AOD بزرگ، متوسط، کوچک، داده‌های



شکل ۱- نقشه مناطق تهران به همراه ایستگاه‌های سینوپتیک و کیفیت هوای استفاده شده در مطالعه

روش‌های مورد استفاده

مرسوم‌ترین پارامتر برای بررسی هواویزهای جوی توسط تصاویر ماهواره‌ای AOD است. AOD از انتگرال ضریب تضعیف نوری آلاینده‌ها در ستون جوی به دست می‌آید:

$$AOD = \int_0^{\infty} \sigma_{ext}(h) dh \quad (1)$$

$\sigma_{ext}(h)$ ضریب شکست نوری آلاینده در ارتفاع h می‌باشد و با رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\sigma_{ext}(h) = \int_0^{2.5} C_{ext}(r, m) n(r) dr \quad (2)$$

C_{ext} مساحت مقطع عرضی تضعیف می‌باشد که تابعی از اندازه ذره (r)، ضریب شکست آن (m) و توزیع ابعاد ذره $n(r)$ می‌باشد (Liu, Sarnat et al. 2005). در ادامه مراحل انجام شده برای استفاده از داده‌های MISR-AOD به تفصیل بیان شده است.

پیش پردازش و آماده سازی داده‌ها

پس از دانلود داده‌ها لازم است که پیکسل‌های موجود در منطقه مورد مطالعه استخراج شوند. با توجه به یکنواخت نبودن داده‌ها، در یک گذر ماهواره از منطقه ممکن است تنها پیکسل‌های محدودی از منطقه مورد نظر برداشت گردد، زیرا فرایند بازیابی هواویز توسط MISR تنها در صورت وجود تمام پارامترهای مورد نیاز انجام می‌شود (Diner, Abdou et al. 2008). سپس، نزدیک‌ترین ایستگاه آلودگی هوا و نزدیک‌ترین ایستگاه سینوپتیک با داده مورد نظر جفت شدند. با توجه به مطالعات پیشین، حداکثر فاصله مجاز برای پیکسل‌ها و داده‌های ایستگاهی ۲۵ کیلومتر در نظر گرفته شد. افزون بر این، به منظور حذف پیکسل‌های حاوی ابر، مقادیر AOD بالاتر از ۱ از مطالعات حذف شدند (Franklin, Kalashnikova et al. 2017).

انتخاب پارامتر هواویز از پارامترهای ارائه شده توسط

سنجده MISR

سنجده MISR محصولات مختلفی در بخش هواویزها دارد که حاوی اطلاعات مربوط به شکل و اندازه هواویزها می‌باشد. اندازه‌های مختلف هواویزها شامل AODsmall، AODmedium و AODlarge می‌باشد که مرز بین

AODsmall و AODmedium برابر $0.35 \mu m$ و مرز بین داده‌های AODmedium و AODlarge برابر $0.7 \mu m$ می‌باشد. پارامتر AOD نیز شامل تمام انواع AOD می‌باشد (Diner, Abdou et al. 1999).

براساس بررسی‌های انجام شده PM2.5 به وسیله AODsmall و تا حدودی AODmedium و PM10 نیز به وسیله AODlarge تشخیص داده می‌شود (Franklin, Kalashnikova et al. 2017). در مطالعات گذشته بیشتر از پارامتر AOD استفاده شده است (You, Zang et al. 2015)، ولی در این مطالعه به منظور انتخاب پارامتر مناسب سنجش از دور، ابتدا رابطه رگرسیونی میان PM2.5 با پارامترهای AOD (small+medium) و AOD و همچنین بین PM10 با پارامترهای AOD و AODlarge برآورد گردید. ضرایب همبستگی در هر چهار مورد بسیار پایین بود. با این وجود، پارامتر AOD همبستگی بیشتری را با PM10 و PM2.5 نشان می‌داد و بنابراین پارامتر منتخب داده‌های سنجش از دور AOD در نظر گرفته شد.

روش‌های رگرسیونی خطی و غیرخطی

اندازه‌گیری ذرات معلق در ایستگاه‌های زمینی کیفیت هوا معمولاً در نزدیکی سطح انجام می‌شود، این در حالی است که پراکندگی هواویزها معمولاً تا لایه تروپوسفر جو است. آنچه داده‌های ماهواره‌ای اندازه می‌گیرند، شامل یک ستون از سطح تا بالای جو است (Chylek, Henderson et al. 2005). بنابراین ماهیت داده‌های ماهواره‌ای با آنچه ایستگاه‌های زمینی اندازه‌گیری ذرات معلق ثبت می‌کنند، تا حدودی متفاوت می‌باشد. در نتیجه استفاده از داده‌های جانبی و هواشناسی برای بهبود روش‌های مورد استفاده توصیه می‌شود. برخی پارامترهای هواشناسی مانند رطوبت می‌توانند بر ویژگی‌های پراکنش ذرات معلق اثر بگذارند. همچنین، حداقل دید افقی در ارتباط مستقیم با میزان مواد معلق می‌باشد. شدت باد و شرایط دما نیز در این زمینه موثرند.

از آن جایی که AOD مربوط به ضریب تضعیف نوری است، بنابراین رطوبت بالا (SRH) می‌تواند بر میزان پراکندگی نوری ذرات مرطوب اثر بگذارد و میزان تضعیف نوری را در حضور ذرات رطوبت نما مانند سولفات آمونیوم و نترات آمونیوم افزایش دهد (Liu et al., 2005). افزون بر این،

اندازه‌گیری PM تنها برای ذرات خشک تحت شرایط

رطوبت کنترل شده انجام می‌شود. بنابراین یک مقدار AOD

در SRH بالا مقدار PM کمتر (ذرات خشک کمتر) را نسبت

به شرایط با SRH پایین نشان می‌دهد. البته افزایش رطوبت نسبی باعث بالا رفتن PM_{2.5} فارغ از میزان AOD می‌شود (Tian and Chen 2010). همچنین از لحاظ فیزیکی دما با غلظت PM_{2.5} رابطه معکوس دارد. اثر دما بر PM در نتیجه تغییرات رقابتی سولفات و نیترات در تبدیلات فتوشیمیایی می‌باشد. با افزایش دما، غلظت PM سولفات تمایل به افزایش دارد، در صورتی که غلظت PM نیترات تمایل به کاهش دارد. با توجه به آن که کاهش PM_{2.5} نیتراته سریع‌تر از افزایش مقادیر مربوط به سولفات است، سطح PM کاهش می‌یابد (Dawson, Adams et al. 2007). همچنین ذرات سولفات ضرایب تضعیف قوی‌تری نسبت به ضرایب کربن ارگانیک دارند (Chin, Ginoux et al. 2002). بنابراین وقتی ذرات سولفات در هوا بیشتر است، با AOD یکسان ممکن است میزان PM کمتر باشد. سرعت باد بالاتر نیز منجر به افزایش افقی اختلاط می‌شود و به رقیق شدن غلظت PM_{2.5} می‌انجامد. رطوبت نسبی نیز با دما و دمای نقطه شبنم ارتباط دارد و بر غلظت مواد معلق اثر می‌گذارد (Franklin, Kalashnikova et al. 2017).

ارزیابی مدل‌ها به صورت روش اعتبارسنجی متقابل انجام گرفت. در این روش هر بار ۱۰ درصد از داده‌ها از دوره شبیه‌سازی جدا شده و شبیه‌سازی با ۹۰ درصد باقیمانده داده‌ها انجام شد. سپس، ارزیابی با ۱۰ درصد باقیمانده انجام می‌گیرد. در مرحله بعد، دوره مذکور به شبیه‌سازی اضافه شده و ۱۰ درصد بعدی ارزیابی گردید. بدین ترتیب تمام داده‌ها در دوره ارزیابی قرار گرفته و نتایج ارزیابی مدل‌ها به صورت میانگین نتایج دوره‌های ارزیابی، ارائه می‌شود. در این حالت تخمینی از عدم قطعیت مقادیر برآورد شده ذرات معلق به دست می‌آید. مسلماً در مدل‌هایی که در سایر مطالعات برآزش داده شده است، اطمینانی از عملکرد مدل هنگام مواجهه با داده‌های مشاهده نشده، وجود ندارد. این روش در سایر مطالعات نیز به کار گرفته شده است (Franklin, Kalashnikova et al. 2017).

روش شبکه عصبی

در این مطالعه، ابتدا رابطه رگرسیون خطی و سپس رگرسیون غیرخطی در نظر گرفته شد تا کارآمدی تخمین ذرات معلق در شرایط مختلف بررسی گردد. رابطه خطی مورد استفاده به شکل زیر بود:

(۳)

$$PM = C1 + C2 \times AOD + C3 \times VVmin + C4 \times SPD + C5 \times Ts + C6 \times SRH + C7 \times Td$$

که در آن PM شامل PM_{2.5} یا PM₁₀، AOD عمق دید اپتیکی سنجنده، VVmin حداقل دید افقی بر حسب کیلومتر، SPD سرعت روزانه باد بر حسب متر بر ثانیه، Ts متوسط دمای هوای روزانه بر حسب درجه سانتیگراد، SRH درصد رطوبت نسبی سطح و Td دمای نقطه شبنم بر حسب درجه سانتیگراد است.

با توجه به مطالعات پیشین در مورد رابطه نمایی غلظت مواد معلق PM با برخی متغیرهای هواشناسی (Sotoudeheian

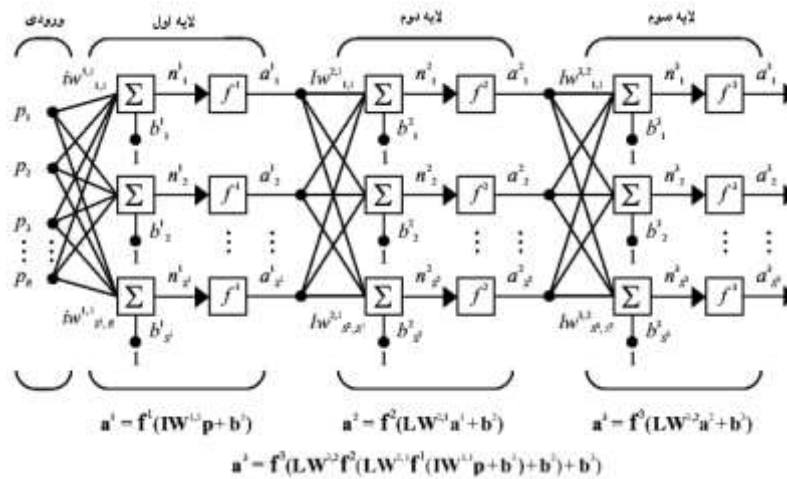
$$a = f(w.p + b) \quad (۵)$$

بر روی سیگنال‌های ورودی عمل می‌کند، که با یک عمل ساده جمع و مقایسه با یک سطح آستانه مدل می‌گردد (Gamshadzaei and Rahimzadegan 2017). نتیجه عمل توسط آکسون‌ها به سلول بعدی انتقال می‌یابد. یک شبکه عصبی مصنوعی نیز تقریباً چنین عملکردی دارد. خروجی یک نرون با معادله زیر تعریف می‌شود:

p بردار ورودی به نرون، w بردار وزن، b مقدار بایاس و f نیز تابع محرک نرون می‌باشد. پارامترهای w و b قابل تنظیم

هستند و با هر بار اجرای شبکه درجهت کاهش خطا تغییر می‌کنند. شبکه عصبی انواع مختلفی دارد که با توجه به کاربرد شبکه چند لایه پیشخور در مسائل بهینه سازی

در این بخش داده‌های روش رگرسیون خطی به عنوان ورودی شبکه استفاده شد. ابتدا همه داده‌ها پیش پردازش شده و در بازه ۱- تا ۱ نرمال شدند. به منظور جلوگیری از خطر فرابرازش درصدی از داده‌های دوره کالیبراسیون به عنوان دوره صحت‌یابی جدا می‌شوند تا هنگامی که خطای این دوره افزایش می‌یابد، آموزش متوقف شود. این مورد بدان علت است که ممکن است در دوره آموزش فرابرازش صورت گرفته و خطا کاهش یابد، در حالی که خطا در مرحله صحت‌سنجی افزایش یابد.



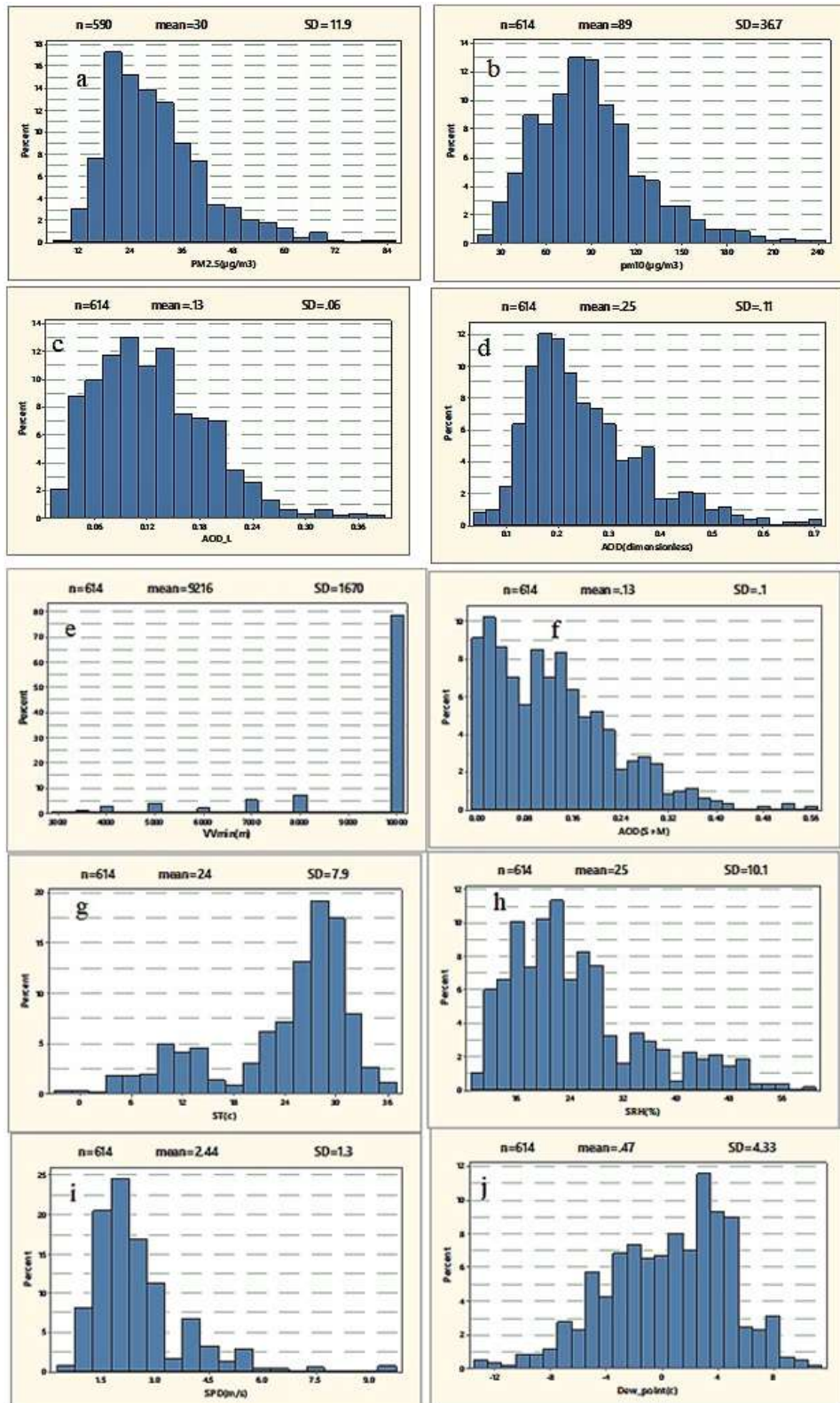
شکل ۲- شبکه پیشخور چند لایه با R ورودی

همانطور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، مقدار متوسط PM10 برای داده‌های این تحقیق (یعنی ۸۵ میکروگرم بر مترمکعب) از متوسط سالانه استاندارد ملی یعنی ۵۰ بالاتر می‌باشد و همچنین متوسط PM2.5 (یعنی ۳۰ میکروگرم بر مترمکعب) حدود دو برابر متوسط سالانه استاندارد ملی ایران است. براساس استاندارد ملی ایران بیشترین مقدار متوسط PM10 سالانه ۵۰ و ۲۴ ساعته ۱۵۰ میکروگرم بر مترمکعب می‌باشد. همچنین بیشترین مقدار متوسط PM2.5 سالانه ۱۵ و متوسط ۲۴ ساعته ۶۵ میکروگرم بر متر مکعب است (Mardi, Khaghani et al. 2018). این وضعیت نشان دهنده آلودگی بالای ذرات معلق در شهر تهران می‌باشد.

نتایج مدل‌های رگرسیون و غیرخطی

ابتدا مدل خطی تخمین PM10 و PM2.5 برازش داده شد. ضرایب رگرسیون خطی در جدول ۱ ارائه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، در معادله PM10 علامت ضریب AOD منفی بوده و متفاوت از ضریب آن در معادله PM2.5 است. یکی از مهم‌ترین متغیرهای مدل، VVmin است که کمترین مقدار p-value را نیز دارا بوده و با به دست آمدن ضریب منفی برای آن در تمام مدل‌ها نشان می‌دهد که با افزایش مقادیر ذرات معلق حداقل دید افقی کاهش می‌یابد.

نتایج و تجزیه و تحلیل
بررسی آماری متغیرها
ابتدا به منظور برآورد کلی از متغیرهای مستقل و وابسته به کار رفته در مدل‌ها، هیستوگرام فراوانی این داده‌ها بررسی گردید (شکل ۳). از آن جایی که برخی از ایستگاه‌های کیفیت هوای شهر تهران دارای نقص آماری می‌باشند، تعداد داده‌های به کار رفته در مدل‌های PM10 و PM2.5 اندکی متفاوت است (به ترتیب ۶۱۴ و ۵۹۰ داده). با توجه به کوچک بودن این تفاوت، هیستوگرام سایر داده‌ها مربوط به مدل PM10 یعنی با فراوانی ۶۱۴ در شکل ۳ تا ج ارائه شده است.



شکل ۳- هیستو گرام درصد فراوانی متغیرهای به کار رفته در مدل شامل (a .PM10 (b .PM2.5 (c .AOD_L (d .AODlarge (e) حدافل دید افقی، (f .AODsmall+medium (g) دما ، (h) رطوبت، (i) سرعت باد و (j) دمای نقطه شبنم

جدول ۱- ضرایب معادله رگرسیونی خطی

Term	PM10		PM2.5	
	Coefficient	P-Value	Coefficient	P-Value
Constant	250.5	0	58.1	0
<i>AOD</i>	-17.4	0.203	6.37	0.151
<i>VWmin</i>	-0.01208	0	-0.0039	0
<i>SPD</i>	2.85	0.007	-0.576	0.109
<i>Ts</i>	-0.656	0.47	0.273	0.362
<i>SRH</i>	-1.532	0.009	0.034	0.862
<i>Td</i>	2.782	0.005	-0.222	0.489

جدول ۲- ضرایب معادله رگرسیونی غیرخطی

Term	Ln(PM10)		Ln(PM2.5)	
	Coefficient	P-Value	Coefficient	P-Value
Constant	7.699	0	5.835	0
Ln(<i>AOD</i>)	-0.0877	0.036	0.0482	0.224
<i>VWmin</i>	-0.00013	0	-0.00012	0
<i>SRH</i>	-0.03292	0	-0.01742	0
<i>Td</i>	0.06134	0	0.0283	0
Ln(<i>SPD</i>)	0.088	0.006	0.0017	0.955
Ln(<i>Ts</i>)	-0.4893	0	-0.3003	0

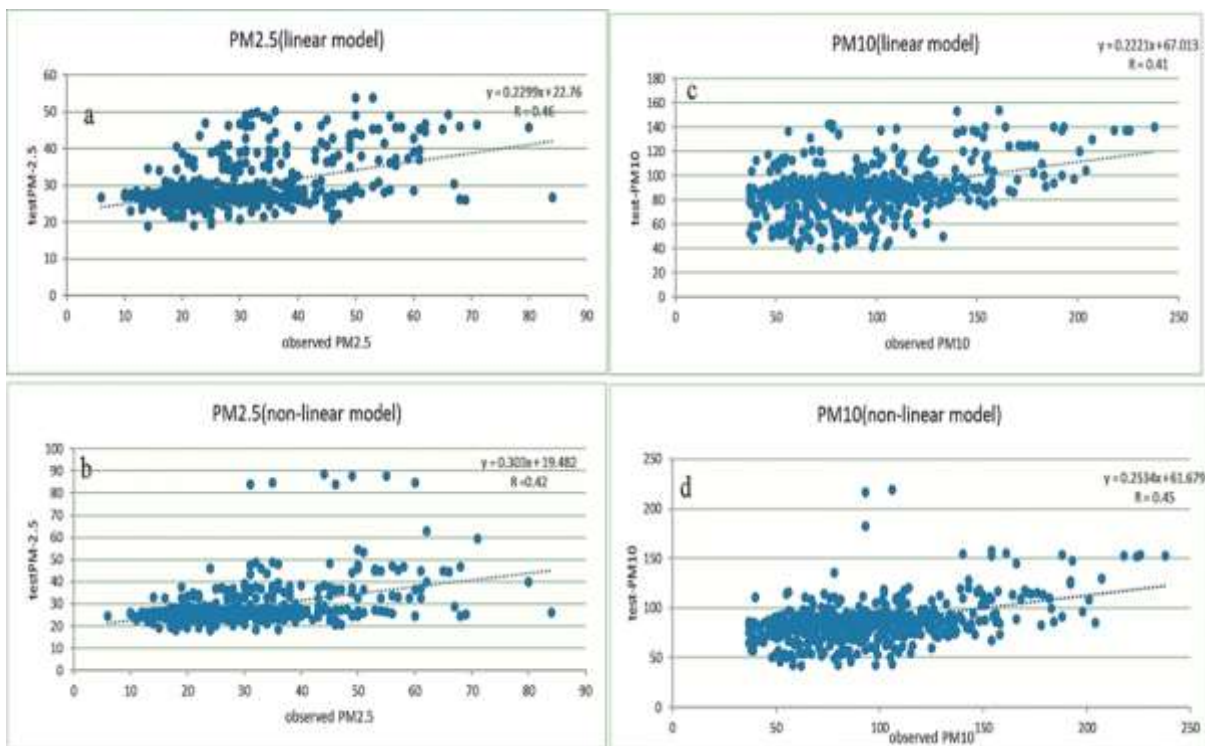
روش غیرخطی نتایج مطمئن‌تری را ارائه نموده است. همچنین همانطور که قبلاً عنوان شد، این نتایج مربوط به دوره اعتبارسنجی متقابل می‌باشد که نسبت به دوره شبیه‌سازی مقدار آن کمتر است و عملکرد مدل به شرایط واقعی نزدیک‌تر می‌باشد.

نتایج مدل شبکه عصبی

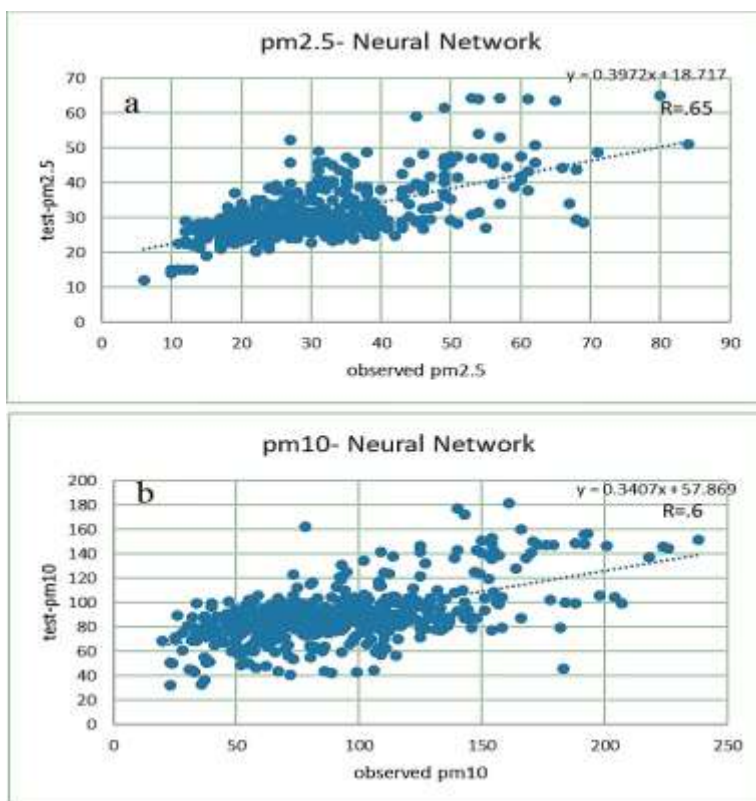
همانطور که در بخش روش‌شناسی مطرح شد، در این مطالعه از شبکه پیش‌خور چندلایه استفاده شده است. لایه ورودی شامل شش نرون (*AOD*)، دمای هوا، رطوبت نسبی، حداقل دید افقی، سرعت باد و دمای نقطه شبنم)، لایه میانی شش نرون و لایه خروجی دارای یک نرون مربوط به مقادیر *PM* می‌باشد. نتایج این روش در شکل ۵ ارائه شده است. این نتایج مانند سایر روش‌ها برای دوره اعتبارسنجی متقابل می‌باشد. همچنین جدول ۳ مقایسه روش‌های به کار رفته در این مطالعه را نشان می‌دهد.

همانطور که در جدول ۱ مشخص است، در مدل رگرسیون خطی مربوط به *PM10* ضرایب *SRH* و *Ts* منفی هستند، در حالی که در مدل مربوط به *PM2.5* ضرایب *SPD* و *Td* منفی می‌باشد. جدول ۲ نشان دهنده ضرایب به دست آمده برای معادله رگرسیونی غیرخطی است. با توجه به جدول ۲، در معادله غیرخطی مربوط به *PM10*، مانند مدل خطی، جملات مربوط به *SRH* و *Ts* به همراه *VWmin* و *AOD* ضرایب منفی دارند. در بررسی *PM2.5* نیز علامت متغیرها مانند *PM10* می‌باشد، ولی علامت ضریب *AOD* مثبت است. مشاهده می‌شود که مشابهت الگوهای *PM10* و *PM2.5* با استفاده از مدل رگرسیونی غیرخطی افزایش یافته است.

در شکل ۴ ضرایب همبستگی و شکل نمودارهای تخمین ذرات معلق ارائه شده است. مشاهده می‌شود که ضرایب همبستگی برای مدل‌های غیرخطی *PM10* حدود ۴ درصد بهتر از روش خطی است و همچنین در مدل *PM2.5* نتایج حدود ۴ درصد افت کرده است. ولی در مجموع، با توجه به این که سطوح معناداری متغیرها افزایش یافته است،



شکل ۴- نمودار مقادیر مشاهده شده و برآورد شده توسط مدل‌های (a) رگرسیون خطی PM2.5 (b) رگرسیون غیرخطی PM2.5 (c) رگرسیون خطی PM10 (d) رگرسیون غیرخطی PM10



شکل ۵- نمودار مربوط به مقادیر مشاهده شده و برآورد شده به روش شبکه عصبی مصنوعی برای (a) PM2.5 (b) PM10

جدول ۳- ضرایب همبستگی و خطای استاندارد روش‌های رگرسیون خطی و غیرخطی و شبکه عصبی

	linear-regression		None linear-regression		Neural Network	
	R	SE	R	SE	R	SE
PM10	0.41	32.84	0.45	32.48	0.6	29.60
PM2.5	0.46	10.60	0.42	11.4	0.65	9.10

سنجش آلودگی هوا می‌توان اطلاعات مناسبی از میزان غلظت مواد معلق ارائه نمود.

با توجه به شکل ۶ و مطابق انتظار نقاط مرکزی تهران دارای آلودگی PM2.5 و PM10 بیشتری نسبت به سایر مناطق بود. همچنین، می‌توان دریافت که تفاوت قابل توجهی در الگوهای مکانی توزیع PM2.5 و PM10 وجود ندارد.

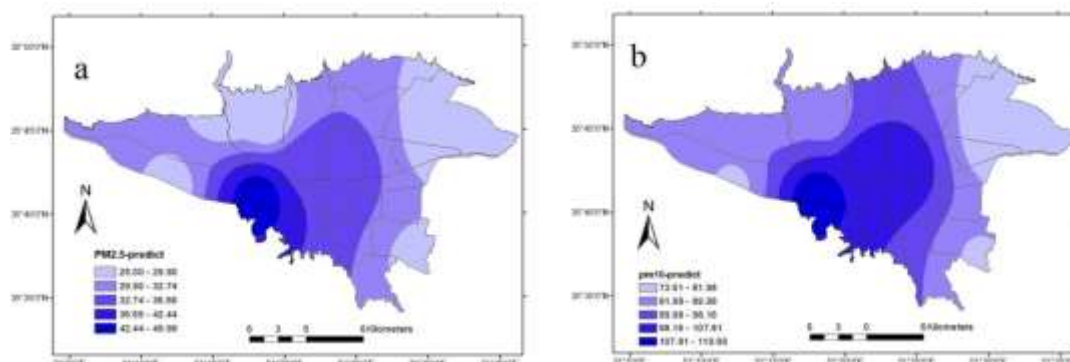
تجزیه و تحلیل نتایج

این مطالعه جزء معدود مطالعات داده سطح دو هواویز سنجنده MISR با قدرت تفکیک مکانی ۴/۴ کیلومتر در ایران می‌باشد که در آن انواع روش‌های رگرسیون خطی، رگرسیون غیرخطی و شبکه عصبی مورد توجه قرار گرفته است. در حالی که مطالعات قبلی غالباً از داده‌های MISR با قدرت تفکیک ۱۷/۶ کیلومتر استفاده می‌کردند. همچنین در این مطالعه، از نظر مکانی نیز با در نظر گرفتن تمام سطح شهر تهران، از کل داده‌های قابل بهره برداری (۱۳ ایستگاه کنترل کیفیت هوا) برای پارامترهای PM2.5 و PM10 استفاده شده است. افزون بر این اولین بار، این پژوهش طبقه بندی اندازه ذرات هواویز را به وسیله اندازه بندی ذرات در داده‌های AOD سنجنده MISR در ایران بررسی نمود. نمودار مقادیر ضریب هم بستگی روش‌های مختلف استفاده شده در این تحقیق در شکل ۷ ارائه شده است.

با توجه به جدول ۳ مشاهده می‌شود که روش رگرسیون خطی برای متغیرهای PM10 و PM2.5 نتایج نسبتاً مشابهی دارد و ضریب همبستگی PM2.5 به اندازه ۵ درصد بهتر از PM10 است. این در حالی است که در روش رگرسیون غیرخطی ضریب همبستگی متغیر PM10، ۳ درصد بالاتر از روش رگرسیون خطی است. همچنین در روش شبکه عصبی، ضرایب همبستگی هر دو متغیر پیشرفت قابل توجهی داشتند. نتایج مدل PM10 تا ۱۹ درصد بهتر شد و نتایج مدل PM2.5 تا ۲۳ درصد رشد داشت. خطای استاندارد این مدل‌ها نیز روندی مشابه ضریب همبستگی دارد و کمترین خطای استاندارد مربوط به روش شبکه عصبی می‌باشد.

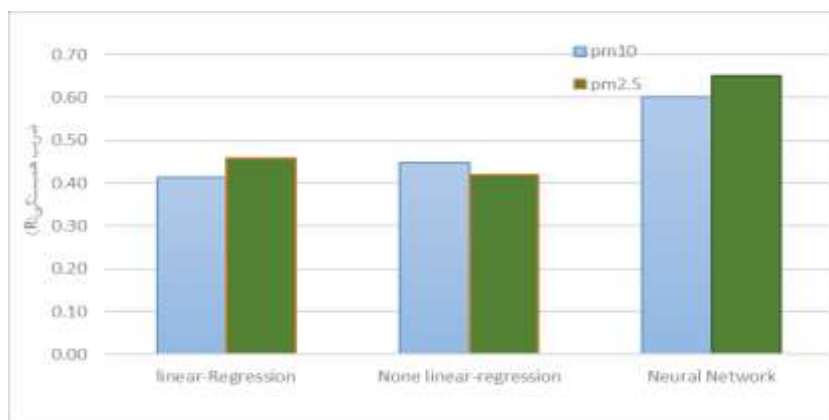
تخمین روزانه PM2.5 و PM10 با استفاده از روش منتخب

با توجه به این که نتایج شبکه عصبی برای تخمین غلظت آلاینده‌ها بهتر از سایر روش‌ها بود، این روش برای تخمین روزانه PM2.5 و PM10 به عنوان روش با بهترین کارایی انتخاب گردید. برای یک روز مشخص مانند ۲۶/۹/۲۰۱۷ با استفاده از ورودی داده‌های ماهواره‌ای و هواشناسی، تخمین ذرات معلق انجام شد و با درونیابی نقاط تخمین، نقشه‌های تخمین PM2.5 و PM10 تولید گردید (شکل ۶ و ۷). این مورد نشان دهنده آن است که در غیاب ایستگاه‌های



شکل ۶- نقشه تخمین ذرات معلق شهر تهران با استفاده از روش ANN و با بهره‌گیری از داده‌های MISR و هواشناسی در تاریخ

۲۶/۹/۲۰۱۷ برای (a) PM10 و (b) PM2.5



شکل ۷- نمودار مربوط به ضرایب همبستگی PM10 و PM2.5 به روش‌های رگرسیون خطی و غیرخطی و شبکه عصبی

تروپوسفر بوده و در تشکیل آلودگی‌های جوی موثر است، در نظر گرفته نشده است (Xu, Wang et al. 2018). در نظر گرفتن اثرات ساختار این لایه می‌تواند به تدقیق مدل‌های مورد استفاده کمک کند.

از دیگر منابع عدم قطعیت مدل می‌تواند انتقال ذرات ایجاد شده مربوط به سوخت‌های فسیلی از نواحی مختلف باشد که ممکن است منجر به تخمین نادرست ذرات معلق شود. همچنین، با توجه به این که الگوریتم‌های بازایی در شرایط بدون ابر تعریف شده‌اند، وجود ابرهای غیر قابل تشخیص برای سنجنده نیز موجب بالا رفتن خطا در تخمین هواویز می‌شود (Li, Hsu et al. 2011). افزون بر این، ایجاد مدل برای فصول مختلف به صورت جداگانه می‌تواند منجر به ایجاد مدل‌های دقیق‌تر گردد. با توجه به نتایج به دست آمده و با آگاهی از منابع ورود خطا در مدل‌های تخمین غلظت مواد معلق، می‌توان این مدل‌ها را در نواحی که امکان اندازه‌گیری صحیح آلاینده‌ها به طور مستقیم وجود ندارد، توسعه داد. این امر می‌تواند گام مهمی در بالابردن کیفیت هوا و ارتقاء سلامت عمومی باشد.

نتیجه‌گیری

هدف این مطالعه، توسعه مدل‌های خطی و غیرخطی تخمین غلظت مواد معلق در سطح زمین شامل PM2.5 و PM10، با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای MISR-AOD و داده‌های هواشناسی می‌باشد. داده‌های ماهواره‌ای مورد استفاده شامل داده‌های ۴/۴ کیلومتر عمق نوری هواویز سنجنده MISR بود. مطالعه حاضر، در سطح شهر تهران برای ۱۳ ایستگاه

با توجه به اقلیم خشک و نیمه خشک شهر تهران می‌توان نتیجه گرفت که نتایج بدست آمده در روش‌های خطی و غیرخطی و شبکه عصبی در این مطالعه با سایر مطالعات انجام شده در جهان هم‌خوانی نسبی دارد. در مطالعاتی که در چین انجام گرفت، میزان ضریب همبستگی از ۰/۰۹ تا ۰/۶۳ به دست آمد (Guo, Zhang et al. 2009, Zheng, Che et al. 2013). همانطور که قبلاً عنوان شد رطوبت بالا می‌تواند منجر به افزایش نمایی سائز ذرات هواویز وابسته به رطوبت شود و به شدت میزان تضعیف نور را افزایش دهد و منجر به برآورد بالای میزان ذرات معلق گردد (Tian and Chen 2010). بنابراین در شرایط خشک و نیمه خشک امکان خطای کمتری نسبت به شرایط مرطوب وجود دارد. یکی از دلایل عدم هماهنگی داده‌های ماهواره‌ای AOD و داده‌های زمینی PM10 و PM2.5 را می‌توان وجود طوفان‌های غبار و ذرات هواویز در لایه‌های بالایی جو دانست. همچنین، ممکن است چندین لایه هواویز در جو وجود داشته باشند و این لایه‌های چند گانه بیش از لایه هواویز در سطح زمین در ایجاد AOD کل مشارکت داشته باشند. در نتیجه ذرات معلق در سطح زمین با داده‌های AOD مقادیر همبستگی بسیار بالایی را نشان نمی‌دهند (Li, Hsu et al. 2011). با توجه به آن که در سال‌های اخیر تعداد و شدت طوفان‌های غبار در ایران به شدت افزایش یافته است (Gerivani, Lashkaripour et al. 2011)، به منظور برآورد بهتر مدل پیشنهاد می‌شود ذرات بالای اتمسفر و همچنین ذرات مربوط به طوفان‌های گرد و غبار نیز در مدل منظور گردد. همچنین، در این تحقیق اثر ساختار لایه مرزی جو که پایین‌ترین لایه

- AERONET." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 43(9): 1978-1983.
4. Dawson, J., P. Adams and S. Pandis (2007). "Sensitivity of PM 2.5 to climate in the Eastern US: a modeling case study." Atmospheric chemistry and physics 7(16): 4295-4309.
 5. De Meij, A. and J. Lelieveld (2011). "Evaluating aerosol optical properties observed by ground-based and satellite remote sensing over the Mediterranean and the Middle East in 2006." Atmospheric Research 99(3-4): 415-433.
 6. Diner, D., W. Abdou, T. Ackerman, K. Crean, H. Gordon, R. Kahn, J. Martonchik, S. McMuldloch and S. Paradise (1999). Multi-angle Imaging SpectroRadiometer (MISR) Level 2 aerosol retrieval algorithm theoretical basis, Jet Propulsion Laboratory.
 7. Diner, D. J., W. A. Abdou, T. P. Ackerman, K. Crean, H. R. Gordon, R. A. Kahn, J. V. Martonchik, S. McMuldloch, S. R. Paradise, B. Pinty, M. M. Verstraete, M. Wang and R. A. West (2008). Multi-angle Imaging SpectroRadiometer (MISR) Level 2 aerosol retrieval algorithm theoretical basis, Jet Propulsion Laboratory.
 8. Diner, D. J., J. C. Beckert, T. H. Reilly, C. J. Bruegge, J. E. Conel, R. A. Kahn, J. V. Martonchik, T. P. Ackerman, R. Davies and S. A. Gerstl (1998). "Multi-angle Imaging SpectroRadiometer (MISR) instrument description and experiment overview." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 36(4): 1072-1087.
 9. Franklin, M., O. V. Kalashnikova and M. J. Garay (2017). "Size-resolved particulate matter concentrations derived from 4.4km-resolution size-fractionated Multi-angle Imaging SpectroRadiometer (MISR) aerosol optical depth over Southern California." Remote Sensing of Environment 196: 312-323.
- سنجش آلودگی هوا برای دوره زمانی ۲۰۱۶ و ۲۰۱۷ انجام شد. برای نخستین بار در ایران این داده‌ها در قالب مدل‌های رگرسیونی خطی و غیرخطی و شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین غلظت ذرات معلق به کار گرفته شد. جهت بهبود تخمین‌ها از داده‌های هواشناسی ایستگاه‌های سینوپتیک در کنار داده‌های ماهواره‌ای استفاده گردید. همچنین، اثر اندازه‌بندی داده‌های AOD در نتایج مدل‌ها بررسی شد. سرانجام برای ارزیابی مدل‌ها از روش ارزیابی متقابل استفاده شد که قابلیت اطمینان مدل را برای داده‌هایی که تاکنون به وسیله مدل استفاده نشده‌اند، نشان می‌دهد.
- نتایج این بررسی نشان داد که روش‌های رگرسیون خطی و غیرخطی در تخمین PM_{2.5} و PM₁₀ عملکرد نسبتاً مشابهی دارند، ولی با استفاده از شبکه عصبی، ضریب همبستگی مدل‌ها ۱۹ تا ۲۳ درصد نسبت به روش رگرسیونی افزایش می‌یابد. البته در بررسی این مدل‌ها همواره باید عواملی مانند طوفان‌های غبار، وجود ذرات غیر کروی و لایه‌های چندگانه هواویز را در نظر گرفت. در نتیجه می‌توان با آگاهی از عوامل خطای موجود در مدل، برای مناطقی که اندازه‌گیری زمینی وجود ندارد، از این مدل استفاده نمود و برآورد مناسبی از مقادیر واقعی به دست آورد.

منابع

1. Chin, M., P. Ginoux, S. Kinne, O. Torres, B. N. Holben, B. N. Duncan, R. V. Martin, J. A. Logan, A. Higurashi and T. Nakajima (2002). "Tropospheric aerosol optical thickness from the GOCART model and comparisons with satellite and Sun photometer measurements." Journal of the atmospheric sciences 59(3): 461-483.
2. Chu, Y., Y. Liu, X. Li, Z. Liu, H. Lu, Y. Lu, Z. Mao, X. Chen, N. Li and M. Ren (2016). "A review on predicting ground PM_{2.5} concentration using satellite aerosol optical depth." Atmosphere 7(10): 129.
3. Chylek, P., B. G. Henderson and G. Lesins (2005). "Aerosol optical depth retrieval over the NASA Stennis Space Center: MTI, MODIS, and

- satellite remote sensing." *Environmental science & technology* 39(9): 3269-3278.
19. Mardi, A. H., A. Khaghani, A. B. MacDonald, P. Nguyen, N. Karimi, P. Heidary, N. Karimi, P. Saemian, S. Sehatkashani and M. Tajrishy (2018). "The Lake Urmia environmental disaster in Iran: A look at aerosol pollution." *Science of the Total Environment* 633: 42-49.
 20. Martonchik, J. V., D. J. Diner, K. A. Crean and M. A. Bull (2002). "Regional aerosol retrieval results from MISR." *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing* 40(7): 1520-1531.
 21. Mehdipour, V. and M. Memarianfard (2017). "Application of support vector machine and gene expression programming on tropospheric ozone prognosticating for tehran metropolitan." *Civil Engineering Journal* 3(8): 557-567.
 22. Ni, X., C. Cao, Y. Zhou, X. Cui and R. P Singh (2018). "Spatio-Temporal Pattern Estimation of PM_{2.5} in Beijing-Tianjin-Hebei Region Based on MODIS AOD and Meteorological Data Using the Back Propagation Neural Network." *Atmosphere* 9(3): 105.
 23. Péré, J. C., V. Pont, M. Mallet and B. Bessagnet (2009). "Mapping of PM₁₀ surface concentrations derived from satellite observations of aerosol optical thickness over South-Eastern France." *Atmospheric Research* 91(1): 1-8.
 24. Sabetghadam, S., M. Khoshsima and O. Alizadeh-Choobari (2018). "Spatial and temporal variations of satellite-based aerosol optical depth over Iran in Southwest Asia: Identification of a regional aerosol hot spot." *Atmospheric Pollution Research* 9(5): 849-856.
 25. Sotoudeheian, S. and M. Arhami (2014). "Estimating ground-level PM₁₀ using satellite remote sensing and ground-based meteorological measurements over Tehran." *10. Gamshadzaei, M. H. and M. Rahimzadegan (2017). "Stable and accurate methods for identification of water bodies from Landsat series imagery using meta-heuristic algorithms." *Journal of Applied Remote Sensing* 11(4): 045005.*
 11. Gerivani, H., G. R. Lashkaripour, M. Ghafoori and N. Jalali (2011). "The source of dust storm in Iran: a case study based on geological information and rainfall data." *Carpathian Journal of Earth and Environmental Sciences* 6.
 12. Guo, J.-P., X.-Y. Zhang, H.-Z. Che, S.-L. Gong, X. An, C.-X. Cao, J. Guang, H. Zhang, Y.-Q. Wang, X.-C. Zhang, M. Xue and X.-W. Li (2009). "Correlation between PM concentrations and aerosol optical depth in eastern China." *Atmospheric Environment* 43(37): 5876-5886.
 13. Gupta, P., S. A. Christopher, J. Wang, R. Gehrig, Y. Lee and N. Kumar (2006). "Satellite remote sensing of particulate matter and air quality assessment over global cities." *Atmospheric Environment* 40(30): 5880-5892.
 14. Haikin, S. (1994). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall PTR
 15. Kůrková, V. (1992). "Kolmogorov's theorem and multilayer neural networks." *Neural networks* 5(3): 501-506.
 16. Li, C., N. C. Hsu and S.-C. Tsay (2011). "A study on the potential applications of satellite data in air quality monitoring and forecasting." *Atmospheric Environment* 45(22): 3663-3675.
 17. Li, R., X. Liu and X. Li (2015). "Estimation of the PM_{2.5} pollution levels in Beijing based on nighttime light data from the defense meteorological satellite program-operational linescan system." *Atmosphere* 6(5): 607-622.
 18. Liu, Y., J. A. Sarnat, V. Kilaru, D. J. Jacob and P. Koutrakis (2005). "Estimating ground-level PM_{2.5} in the eastern United States using

- MODIS aerosol optical depth." *Atmospheric Chemistry & Physics Discussions* 12(12).
29. You, W., Z. Zang, X. Pan, L. Zhang and D. Chen (2015). "Estimating PM_{2.5} in Xi'an, China using aerosol optical depth: A comparison between the MODIS and MISR retrieval models." *Science of The Total Environment* 505: 1156-1165.
30. Zheng, J., W. Che, Z. Zheng, L. Chen and L. Zhong (2013). "Analysis of spatial and temporal variability of PM₁₀ concentrations using MODIS aerosol optical thickness in the Pearl River Delta Region, China." *Aerosol and Air Quality Research* 13(3): 862-876.
- Journal of Environmental Health Science and Engineering 12(1).
26. Tian, J. and D. Chen (2010). "A semi-empirical model for predicting hourly ground-level fine particulate matter (PM_{2.5}) concentration in southern Ontario from satellite remote sensing and ground-based meteorological measurements." *Remote Sensing of Environment* 114(2): 221-229.
27. Xu, D., Y. Wang and R. Zhu (2018). "Atmospheric environmental capacity and urban atmospheric load in mainland China." *Science China Earth Sciences* 61(1): 33-46.
28. Yap, X. and M. Hashim (2012). "A robust calibration approach for PM 10 prediction from