

تخمین تمرکز ذرات معلق (PM_{10}) در جو با استفاده از داده‌های سنجش از دور ماهواره‌ای و زمین‌پایه و پراسنج‌های هواشناختی: کاربری شبکه عصبی مصنوعی

مسعود خوش‌سیما^۱، سمانه ثابت‌قدم^{۲*} و عباسعلی علی‌اکبری بیدختی^۳

۱. استادیار، پژوهشکده سامانه‌های ماهواره، پژوهشگاه فضایی ایران، تهران، ایران

۲. استادیار، گروه فیزیک فضا، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، ایران

۳. استاد، گروه فیزیک فضا، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، ایران

(دریافت: ۹۳/۸/۵، پذیرش نهایی: ۹۴/۷/۱۴)

چکیده

در مقاله حاضر، تمرکز روزانه ذرات معلق با قطر کمتر از 10 میکرون (PM_{10}) با استفاده از نمایه‌های نورشناخت حاصل از داده‌های سنجش از دور و پراسنج‌های هواشناختی تخمین زده شده است. برای این پژوهش از داده‌های حاصل از سنجده مادیس (ماهواره‌های آکوا و ترا) و داده‌های دستگاه نورسنج خورشیدی شامل عمق نوری هواویزها (AOD)، نمای آنگستروم (α) و ضریب تیرگی آنگستروم (β) و همچنین داده‌های هواشناختی شامل فشار، دما، رطوبت، تندی و جهت باد و داده‌های مربوط به تمرکز PM_{10} برای دوره مطالعاتی دسامبر ۲۰۰۹ تا سپتامبر ۲۰۱۰ منطقه زنجان که دارای اقلیمی خشک به‌ویژه در تابستان است، استفاده شده است. مقایسه نمایه‌های نورشناخت هواویز در دو فصل تابستان و زمستان نشان می‌دهد که اندازه متوسط ذرات و تیرگی جو در تابستان در مقایسه با زمستان بیشتر است. برای تخمین تمرکز PM_{10} با استفاده از نمایه‌های نورشناخت جو و پراسنج‌های هواشناختی، از دو روش همبستگی ساده چندمتغیره و شبکه عصبی مصنوعی با توابع پایه شعاعی استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی با مقادیر پیش‌بینی شده برای روش همبستگی ساده چندمتغیره و شبکه عصبی به ترتیب برابر 0.62 و 0.82 است. از این رو استفاده از شبکه عصبی که قادر به پیش‌بینی روابط پیچیده بین پراسنج‌های ورودی و خروجی است، در مقایسه با روش همبستگی ساده چندمتغیره، برای برآورد تمرکز PM_{10} مناسب‌تر است.

کلمات کلیدی: شبکه عصبی، ضرایب آنگستروم، عمق نوری، گردوغبار، هواویزهای جوی

۱. مقدمه

و تمرکز آلاینده‌های جوی از ایستگاه‌های اندازه‌گیری زمینی استفاده می‌شود. اندازه‌گیری‌های سنجش از دور، به‌ویژه اطلاعات حاصل از ماهواره نیز ابزاری مناسب و قابل دسترس با پوشش زیاد به شمار می‌روند، ولی به علت خطاهایی که ممکن است در اندازه‌گیری‌ها وجود داشته باشد، ضرورت دارد که این اندازه‌گیری‌ها با استفاده از داده‌های زمینی اعتبارسنجی شود (السعدی و همکاران، ۲۰۰۵). پایش وضعیت آلودگی هوا با استفاده از فناوری سنجش از دور در صورت صحت‌سنجی توسط دستگاه‌های اندازه‌گیری مناسب، امری آسان و از نظر اقتصادی مقرون‌به‌صرفه خواهد بود (گوپتا و همکاران، ۲۰۰۶؛ گوپتا و کریستوفر، ۲۰۰۹a).

هواویزهای جوی ذرات جامد و مایع معلق در هوا هستند که می‌توانند توسط چشمه‌های طبیعی (ذرات گردوغبار، نمک دریا و ذرات ناشی از فعالیت‌های آتش‌فشانی) و چشمه‌های انسان‌ساز (فعالیت‌های صنعتی، حمل‌ونقل و سوخت) ایجاد شوند. در مقیاس جهانی، تعداد هواویزهای طبیعی 4 تا 5 برابر هواویزهای انسان‌ساز است (سینفیلد و پانديس، ۱۹۹۸). یکی از مهم‌ترین هواویزها، ذرات معلق (Particle Matters, PM) موجود در جو هستند. مطالعات نشان می‌دهند که ذرات معلق با قطر کمتر از 10 میکرون (PM_{10}) سلامت انسان را به شدت تهدید می‌کنند (جول و کیلند، ۱۹۹۷؛ برونکریف و هولگیت، ۲۰۰۲).

مطالعه توزیع زمانی و مکانی ذرات معلق علاوه بر کاربردهای مرتبط با کیفیت هوا، در مباحث دیگری

اندازه‌گیری تمرکز ذرات معلق به روش‌های متفاوتی انجام می‌گیرد. معمولاً برای پایش دقیق توزیع ذرات معلق

هواشناختی و تمرکز ذرات معلق استفاده شده است. برای نمونه بارلادینو و همکاران (۲۰۱۲) با استفاده از روش وایازی ساده، مقادیر تمرکز PM_{10} را با استفاده از مقادیر عمق نوری هواویزهای حاصل از سنجنده مادیس پیش‌بینی کردند و ضریب همبستگی بین ۰/۶ تا ۰/۹ را برای مناطق متفاوت مورد مطالعه در رومانی در سال‌های ۲۰۰۸ و ۲۰۰۹ به دست آوردند.

از مرسوم‌ترین روش‌های مورد استفاده برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی پراسنج‌های متفاوت به‌ویژه فرایندهای غیرخطی، روش‌های شبکه‌های عصبی است. شبکه‌های عصبی مصنوعی از ساختار مغز انسان الهام گرفته شده‌اند و در سال‌های اخیر از نظر کیفی، کمی و توانایی در حال رشد و پیشرفت هستند. شبکه‌های عصبی مصنوعی معمولاً از چند لایه شکل می‌گیرند که هر لایه از تعدادی اجزای کوچک داده‌پردازی به نام نورون تشکیل می‌شود. معمولاً اولین لایه هر شبکه، لایه ورودی، لایه آخر، لایه خروجی و لایه‌های میانی اصطلاحاً لایه پنهان یا مخفی نام‌گذاری می‌شوند (الکساندر و مورتون، ۱۹۹۵).

با توجه به فرایندهای پیچیده شکل‌گیری و تغییر هواویزهای جوی، انتظار می‌رود با به‌کاربردن روش دقیق و انتخاب ورودی‌های مناسب برای شبکه عصبی در مقایسه با روش‌های همبستگی، از میزان تمرکز PM_{10} تخمین قابل‌قبول‌تری به دست آید. چنین تخمین‌های دقیق‌تر برای تعیین تمرکز ذرات، می‌تواند خلأ موجود در داده‌های PM_{10} را در هر منطقه‌ای از جهان پر کند. پژوهشگران در مناطق مختلف جهان از کاربردهای متفاوتی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تمرکز انواع آلاینده‌های جوی استفاده کرده‌اند. برای نمونه مطالعات گاردنر و دورلینگ (۱۹۹۸) در لندن، موفقیت شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی تمرکز اکسیدهای نیتروژن (NO_x) نشان می‌دهد. همچنین، پرز و ریز (۲۰۰۰) در شهر سانتیاگو شیلی، از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تمرکز ذرات معلق با قطر کمتر

از جمله تصحیحات جوی تصاویر ماهواره‌ای، پایش فعالیت آتشفشانی، آتش‌سوزی جنگل‌ها، مدل‌های انتقال تابش، تعیین بودجه تابشی کره زمین، تغییر اقلیم، سلامت و محیط‌زیست بسیار حائز اهمیت است (کافمن و همکاران، ۱۹۹۷). تمرکز PM_{10} در هر منطقه‌ای، تحت تأثیر چشمه‌های آن، پراسنج‌های هواشناختی نظیر تندی و جهت باد و رطوبت آن منطقه است (جیورجی و ملکس، ۲۰۰۷). نمایه‌های نورشناخت جو نیز مانند عمق نوری هواویزها، نما و ضریب تیرگی آنگستروم تحت تأثیر تمرکز ذرات تغییر می‌کنند (گوپتا و همکاران، ۲۰۰۶). پژوهشگران در نقاط مختلف جهان روابط تجربی متفاوتی را برای تعیین ارتباط بین نمایه‌های نورشناخت جو، پراسنج‌های هواشناختی و تمرکز ذرات معلق به دست آورده‌اند و برای تخمین تمرکز ذرات معلق در جو مدل‌هایی را پیشنهاد داده‌اند (لیو و همکاران، ۲۰۰۷؛ گوپتا و کریستوفر، ۲۰۰۹a,b؛ دمیر، ۲۰۱۰؛ تیان و چن، ۲۰۱۰؛ وو و همکاران، ۲۰۱۱؛ بارلادینو و همکاران، ۲۰۱۲). چنین مدل‌هایی تحت تأثیر خواص فیزیکی و شیمیایی هواویزها و الگوهای همدیدی منطقه مورد مطالعه هستند و قابلیت تعمیم به مناطق دیگر را ندارند (شاپ و همکاران، ۲۰۰۹؛ پینگگو و همکاران، ۲۰۰۹). مطالعات گسترده‌ای نیز برای تعیین ارتباط خصوصیات نوری هواویزها با پراسنج‌های هواشناسی و کیفیت هوا در کانادا (اونیل و همکاران، ۱۹۹۳)، نحوه توزیع هواویزها و پراسنج‌های هواشناسی در اروپا (بیرمیلی، ۲۰۰۱) و تعیین ترکیبات هواویزهای منطقه‌ای با عمق نوری آن‌ها در مجارستان در دو فصل زمستان (مولنار و مسزاروس، ۲۰۰۱) و تابستان (آلفولدی و همکاران، ۲۰۰۷) انجام گرفته است. تأثیر پراسنج‌های هواشناسی و آلاینده‌های جوی از یک سو و تغییرپذیری زمانی و مکانی هواویزها در هر منطقه از سوی دیگر، مطالعات جداگانه محلی را برای هر منطقه خاص ایجاب می‌کند.

در مطالعات پیشین از روش‌های متفاوتی برای بیان ارتباط میان نمایه‌های نورشناخت جو، پراسنج‌های

نهایت، بخش چهارم به نتیجه‌گیری اختصاص دارد.

۲. داده‌ها و روش کار

۲.۱. داده‌ها

در پژوهش حاضر از سه دسته داده شامل داده‌های سنجش از دور، داده‌های ایستگاه هواشناسی همدیدی و ایستگاه سنجش تمرکز آلاینده‌های جوی استفاده شده است. موقعیت مکانی ایستگاه‌ها نسبت به یکدیگر در شکل ۱ نشان داده شده است. مطالعات در بازه زمانی دسامبر ۲۰۰۹ تا سپتامبر ۲۰۱۰ انجام گرفته است. داده‌های هواشناسی شامل داده‌های فشار، دما، رطوبت، تندی و جهت باد با فواصل زمانی هر سه ساعت یک‌بار از ایستگاه هواشناسی همدیدی زنجان گرفته شده است و اطلاعات مربوط به تمرکز ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون که از ایستگاه سنجش آلاینده‌های جو سازمان حفاظت از محیط زیست به دست آمده، به فواصل زمانی هر یک ساعت یک‌بار است. داده‌های سنجش از دور شامل اطلاعات اندازه‌گیری‌های زمینی دستگاه نورسنج خورشیدی مرکز تحصیلات تکمیلی زنجان در ساعات مختلف روز و داده‌های سنجنده مادیس مربوط به ماهواره‌های ترا و آکوا است که در هر روز تقریباً دو بار در ساعات ۱۰:۳۰ و ۱۳:۳۰ از ایستگاه زنجان می‌گذرد. تمامی داده‌های اندازه‌گیری شده و پراسنج‌های محاسبه شده در هر روز برای هماهنگی با گذر ماهواره‌های آکوا و ترا، هم‌زمان استفاده می‌شوند.

نمایه‌های محاسبه شده در این مقاله با استفاده از داده‌های سنجش از دور به اختصار عبارت‌اند از:

الف) عمق نوری هواویزها (τ_{aer} یا AOD) در طول موج‌های ۴۴۰، ۶۷۵، ۸۷۰ و ۱۰۲۰ نانومتر؛ عمق نوری هواویزها کمیت بی‌بعد و بیان‌گر میزان عبوردهی پرتو نور در جو است (کوخانوفسکی، ۲۰۰۸) که از رابطه (۱) محاسبه می‌شود:

$$AOD(\lambda) = \int \sigma_{ext}(\lambda, z) dz \quad (1)$$

که در آن، σ_{ext} ضریب خاموشی جو و z ارتفاع

از ۲/۵ میکرون ($PM_{2.5}$) استفاده کردند. پرز و ریز (۲۰۰۶) در مطالعات دیگری به مقایسه نتایج کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش وایزی در پیش‌بینی تمرکز آلاینده‌های جوی پرداختند و نقش شبکه عصبی مصنوعی را در بهبود پیش‌بینی‌ها تأیید کردند.

پیش‌بینی تمرکز ذرات معلق، با در نظر گرفتن داده‌های هواشناسی به‌عنوان ورودی مدل شبکه عصبی مصنوعی در بلژیک نقش پراسنج‌های هواشناختی را در تمرکز روزانه ذرات معلق نشان می‌دهد (هویبرق و همکاران، ۲۰۰۵). از سوی دیگر کانیا و همکاران (۲۰۱۴) در مطالعات خود در سه منطقه شهری در مالزی، به استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مطالعه تأثیر آن بر بهبود ضریب همبستگی رابطه تمرکز PM_{10} با عمق نوری هواویزها پرداختند. یاهی و همکاران (۲۰۱۳) نیز نقش عوامل هواشناختی بر ارتباط میان تمرکز PM_{10} و عمق نوری هواویزها برای منطقه غرب آفریقا را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مطالعه کردند و نشان دادند که سطح ارتباط با در نظر گرفتن نوع سامانه جوی مستقر در هر منطقه، متفاوت است.

هدف مقاله حاضر، تخمین تمرکز ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون با استفاده از نمایه‌های نورشناخت هواویزها نظیر عمق نوری هواویزها، ضریب تیرگی و نمای آنگستروم، همچنین پراسنج‌های هواشناختی از جمله رطوبت نسبی، سرعت باد، جهت باد با در شهر زنجان برای دوره مطالعاتی دسامبر ۲۰۰۹ تا سپتامبر ۲۰۱۰ است. با در نظر گرفتن نمایه‌های نورشناخت و پراسنج‌های هواشناختی، تمرکز PM_{10} با توجه به شرایط متفاوت هواشناختی، با استفاده از نوع خاص از شبکه عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی (Radial Basis Function (RBF) تخمین زده می‌شود.

داده‌ها و روش کار این پژوهش در بخش دوم توضیح داده شده است. در بخش سوم تحلیل نتایج بررسی‌های زمانی و نتایج پیش‌بینی تمرکز ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون با استفاده از شبکه RBF ارائه شده است. در

خورشید می‌شود و به ثبت مقادیر بسیار بزرگ در عمق نوری جو می‌انجامد. این مسئله ممکن است با وقوع رویدادهای شدید آلودگی و گردوغبار اشتباه شود. روش‌های پیشنهادی برای تشخیص هواویزها و ابرها و همچنین حذف اثر ابر در اندازه‌گیری‌های عمق نوری هواویزها توسط اسمیرنوف و همکاران (۲۰۰۰) و کافمن و همکاران (۱۹۹۷) ارائه شده است. در این پژوهش برای تصحیح داده‌های به‌دست‌آمده از نورسنج خورشیدی از روش تصحیح ابر اسمیرنوف و همکاران (۲۰۰۰) (اندازه‌گیری سه‌گانه) استفاده شده است. اساس کار این روش بر این فرض استوار است که تغییر زمانی عمق نوری هواویزها از عمق نوری ابرها کمتر است. از این رو سه اندازه‌گیری متوالی از عمق نوری با فاصله زمانی ۳۰ ثانیه‌ای τ_1, τ_2, τ_3 صورت می‌گیرد. اندازه‌گیری‌هایی که در رابطه زیر صدق کنند، مقادیری هستند که به احتمال زیاد در آن‌ها اثر ابر وجود ندارد.

$$\tau = (\max(\tau_{1,2,3}) - \min(\tau_{1,2,3})) < 0,02 \quad (3)$$

مقادیر حاصل از رابطه (۳) نباید از ۲۰ تا ۳۰ درصد تجاوز نکند (اگر حاصل بیش از ۰/۰۲ تا ۰/۰۳ باشد، بیانگر وجود خطای ابر در مسیر پرتو نور است).

انتگرال‌گیری از سطح زمین تا قله جو و λ طول موج نور ورودی است.

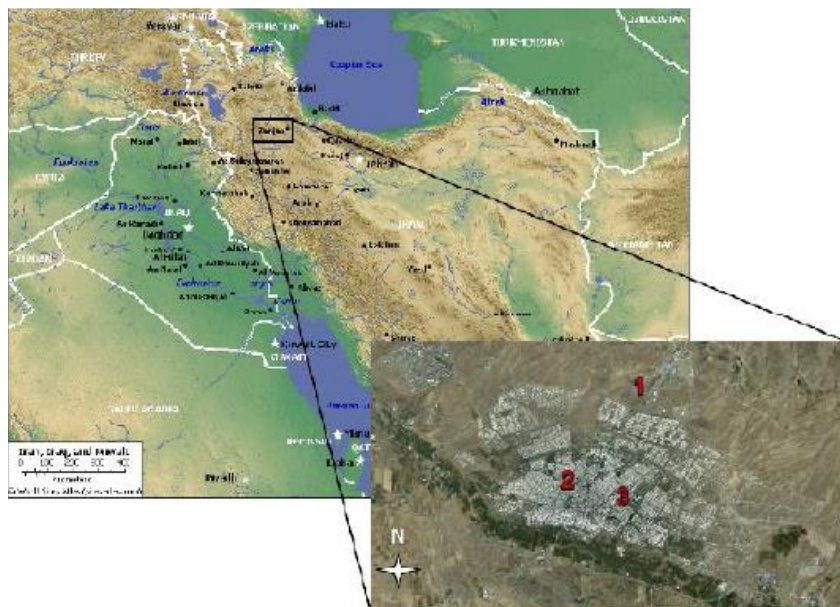
ب) نمای آنگستروم (α)؛ نشان‌دهنده توزیع میانگین اندازه ذرات هواویز در جو است. هرچه ذرات موجود در هوا ریزتر باشد، آلفا افزایش می‌یابد. محدوده تغییرات آلفا در جو بین صفر و چهار است.

ج) ضریب تیرگی آنگستروم (β)؛ این مقدار برابر عمق نوری هواویزها در طول موج مرجع یک میکرومتر و معیاری از شفافیت جو است. برای جو پاک ضریب تیرگی آنگستروم کمتر از ۰/۱ برآورد می‌شود. اگر $\beta > 0/1$ باشد، بیانگر عدم شفافیت جو است. β برابر ۰/۲ و بیشتر (تا حد بالای برابر ۰/۵) بیانگر جو تیره است.

ارتباط بین ضرایب α و β با عمق نوری هواویزها با رابطه (۲) بیان می‌شود (آنگستروم، ۱۹۶۱):

$$\tau_{aer} = \beta \lambda^{-\alpha} \quad (2)$$

در اندازه‌گیری عمق نوری هواویزها توسط نورسنج خورشیدی، وجود ابر به‌خصوص ابرهای نازک یخی سطوح بالا، باعث بروز خطا می‌شود. اگر در مسیر پرتو نور خورشید تا دستگاه نورسنج خورشیدی ابری وجود داشته باشد، این مانع سبب تضعیف و پراکندگی پرتو نور



شکل ۱. موقعیت مکانی ایستگاه‌های اندازه‌گیری؛ ایستگاه شماره ۱: محل استقرار نورسنج خورشیدی، ایستگاه شماره ۲: ایستگاه اندازه‌گیری آلاندها، ایستگاه شماره ۳: ایستگاه هواشناسی همدیدی زنجان. فاصله بین ایستگاه شماره ۱ تا شماره ۲ و ۳ حدود ۳ کیلومتر است.

است (برومهد و لو، ۱۹۸۸). شبکه‌های RBF دارای ساختاری هستند که معمولاً برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مناسب است. این شبکه‌ها می‌توانند تقریب خوبی برای توابع چندمتغیره پیوسته ارائه دهند، منوط به آنکه تعداد توابع شعاعی کافی در آن‌ها به کار گرفته شود. ساختار شبکه‌های RBF شامل یک لایه ورودی از گره‌های منبع، یک لایه مخفی از واحدهای پردازش غیرخطی به همراه یک بایاس و یک لایه خروجی از وزن‌های خطی است. با استفاده از خروجی‌های محاسبه‌شده در لایه مخفی، در پاسخ به یک بردار ورودی و با استفاده از یک پاسخ مطلوب در خروجی، وزن‌ها تعیین می‌شوند. این شبکه‌ها تقریب‌زنده فراگیر از نوع پیشرو هستند و یک نگاشت ورودی-خروجی ارائه می‌دهند که با استفاده از رابطه زیر نشان داده می‌شود (هابکین، ۱۹۹۹):

$$y = \sum_{k=1}^K w_k \Phi(u; t_k) + w_0 \quad (4)$$

جمله $k, \Phi(u; t_k)$ امین تابع مبتنی بر پایه شعاعی (کرنل) است. این تابع، فاصله بین یک بردار ورودی u و مرکز t_k را محاسبه می‌کند. سیگنال خروجی تولیدشده به وسیله نرون مخفی k ام (گره کرنل) تابعی غیرخطی از آن فاصله است. فاکتور مقیاس w_k در رابطه ۴ وزنی است که نرون مخفی k ام را به گره خروجی شبکه وصل می‌کند. ثابت w_0 بیانگر بایاس است. برای آموزش شبکه از تعدادی سری آموزشی که هر سری شامل یک بردار ورودی و یک بردار خروجی متناظر است، استفاده می‌شود. تعداد نرون‌های لایه ورودی و خروجی به ترتیب برابر با بعد بردارهای ورودی و خروجی است (الکساندر و مورتون، ۱۹۹۵). نحوه آموزش شبکه‌های RBF با استفاده از روش گرادیان تصادفی است. یادگیری تصحیح خطا با استفاده از روش گرادیان تصادفی محک خطا پیاده‌سازی می‌شود. مفهوم اساسی این روش، مشابه الگوریتم حداقل متوسط مربعات است. خلاصه الگوریتم گرادیان تصادفی برای طراحی شبکه RBF در جدول ۱ بیان شده است (برومهد و لو، ۱۹۸۸).

۲.۲. روش کار

۲.۲.۱. روش وایازی ساده چندمتغیره خطی

معادلات وایازی برای شناخت مؤثرترین پراسنج بر یک متغیر و مدل‌سازی آماری استفاده می‌شود. گاهی لازم است رابطه یک متغیر در ارتباط با چند متغیر دیگر به شکل ریاضی بیان شود که در این صورت وایازی چندمتغیره به کار می‌رود (نیکلایدس، ۲۰۱۰). در پژوهش حاضر، از تحلیل وایازی چندمتغیره برای تعیین ارتباط تمرکز روزانه PM10 با متغیرهای نورشناخت هواویز و پراسنج‌های هواشناختی استفاده شده است.

تعیین ضرایب وایازی چندمتغیره بر اساس روش کمترین مربعات خطا و با استفاده از انتگرال چند معادله خطی هم‌زمان امکان‌پذیر است. انتخاب متغیرهایی که سهم بیشتری در ایجاد پدیده مورد بررسی دارند، بسیار حائز اهمیت است. در وایازی چندمتغیره، هدف یافتن ترکیبی از متغیرهاست که دارای بزرگ‌ترین ضریب همبستگی باشد. از این رو برای محاسبه ضرایب معادله وایازی، انتخاب متغیرها و تحلیل وایازی از روش وایازی گام‌به‌گام استفاده می‌شود.

روش وایازی گام‌به‌گام معمولاً روشی بسیار مناسب است، زیرا سهم متغیرها در هر گام بررسی می‌شود. گاهی یک متغیر خیلی زود وارد معادله وایازی می‌شود، ولی در مرحله بعدی وقتی متغیرهای دیگر وارد می‌شوند، از معادله بیرون می‌رود؛ زیرا متغیرهای بعدی دارای اطلاعاتی مشترک با متغیر قبلی هستند. این روش بسیار کارآمد است و مجموعه نسبتاً رضایت‌بخشی از متغیرهای اصلی را انتخاب می‌کند. محاسبه روابط معرفی شده در بخش ۳-۲، با استفاده از نسخه ۱۳ نرم‌افزار آماری SPSS انجام گرفته است.

۲.۲.۲. توصیف الگوریتم شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی (RBF) از جمله شبکه‌های عصبی پیش‌رو هستند که در لایه مخفی آن‌ها به‌طور معمول از تابع غیرخطی گوسی استفاده شده

جدول ۱. خلاصه الگوریتم گرادینان تصادفی برای طراحی شبکه RBF. t_k بیانگر مرکز و $\sigma_k^2(n)$ مربع پهنای تابع شعاعی k ام برای الگوی n ام و $w_k(n)$ مقدار وزن k ام در لایه خروجی است. هدف یافتن مقادیر این پارامترها به شرط کمینه شدن خطای $e(n)$ است.

$$y(n) = \sum_{k=1}^K w_k(n) \cdot \Phi(u(n); t_k(n))$$

$$e(n) = d(n) - y(n)$$

$$w_k(n+1) = w_k(n) + \mu_w \cdot e(n) \cdot \Phi(u(n); t_k(n))$$

$$t_k(n+1) = t_k(n) + 2\mu_1 \cdot e(n) \cdot w_k(n) \cdot \Phi(u(n); t_k(n)) \frac{u(n) - t_k(n)}{\sigma_k^2(n)}$$

$$\sigma_k^2(n+1) = \sigma_k^2(n) + \mu_\sigma \cdot e(n) \cdot w_k(n) \cdot \Phi(u(n); t_k(n)) \cdot \frac{\|u(n) - t_k(n)\|^2}{\sigma_k^2(n)}$$

$$\Phi(u(n); t_k(n)) = \exp\left(-\frac{1}{\sigma_k^2(n)} \|u(n) - t_k(n)\|^2\right)$$

۳. نتایج و بحث

۳.۱. بررسی تغییرات زمانی

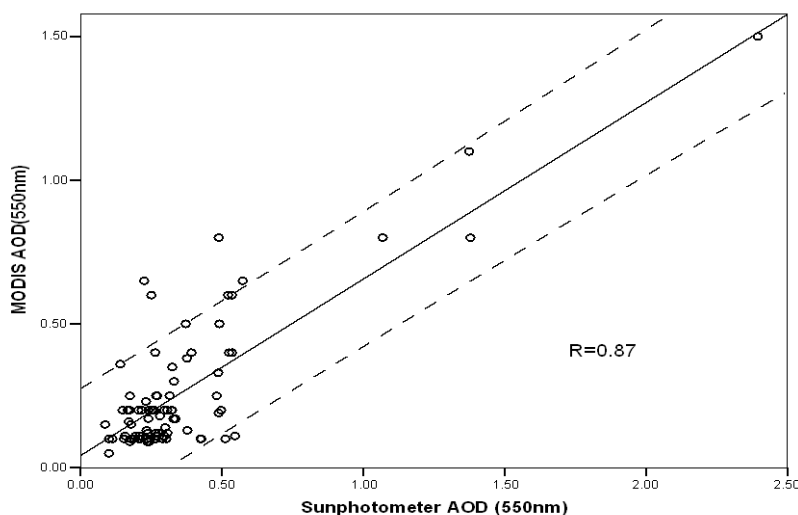
داده‌های سنجنده مادیس پیش از محاسبه نمایه‌های نورشناخت هواویزها توسط اندازه‌گیری‌های زمینی واسنجی می‌شوند. ارزیابی نتایج اندازه‌گیری عمق نوری هواویزها توسط سنجنده مادیس و نورسنج خورشیدی در شکل ۲ (الف و ب) نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که مقادیر عمق نوری هواویزها در هر دو روش با دقت قابل قبولی به هم وابسته‌اند (۲ پیرسون = ۰/۸۷) و ضرایب همبستگی در سطح ۰/۰۱ معنادارند (شکل ۲-الف). در سری زمانی داده‌های عمق نوری هواویزها، حاصل از سنجنده مادیس و نورسنج خورشیدی نیز هماهنگی قابل قبولی، به‌ویژه در مقادیر حدی مشاهده می‌شود. اختلاف ناچیز بین داده‌های حاصل از مادیس و دستگاه نورسنج احتمالاً ناشی از عدم تطابق کامل پهنای باند ماهواره و باند طیفی نورسنج خورشیدی و همچنین اختلاف فاصله زمانی حدود ۱۵ دقیقه بین اندازه‌گیری‌های دو دستگاه است که برای باند ۵۵۰ نانومتر استفاده شده است (خوش‌سیما و همکاران، ۱۳۹۲). در ایستگاه‌های متفاوتی در اروپا چنین بررسی‌هایی انجام گرفته و نتایج ضریب همبستگی حداقل ۵۰٪ را نشان می‌دهد (شاپ و همکاران، ۲۰۰۸؛ بامر و

همکاران، ۲۰۰۸؛ رتالیس و همکاران، ۲۰۱۰). رتالیس و همکاران (۲۰۱۰) در مطالعه قبرس، ضریب همبستگی بین دو عمق نوری را برابر ۰/۸۳ به دست آورده‌اند. همان‌طور که پیشتر اشاره شد، مطالعه حاضر در دو بازه زمانی تابستانی و زمستانی جداگانه انجام می‌گیرد. برای فصل زمستان داده‌های PM_{10} از اول دسامبر ۲۰۰۹ تا بیستم مارچ ۲۰۱۰ و در فصل تابستان از بیستم جولای تا بیستم سپتامبر در اختیار بوده‌اند. پراسنج‌های نورشناخت جو شامل نمایه و ضریب تیرگی آنگستروم با استفاده از اطلاعات عمق نوری هواویزها محاسبه و با داده‌های هواشناختی همزمان می‌شود. به‌علت وجود روزهای ابری و بارندگی در بازه زمانی زمستان و احتمال بروز خطا، حدود ۵۰ درصد اطلاعات از سری داده‌ها حذف شده است. جدول ۲ جزئیات آماری و محدوده تغییرات داده‌های موجود را بیان می‌کند.

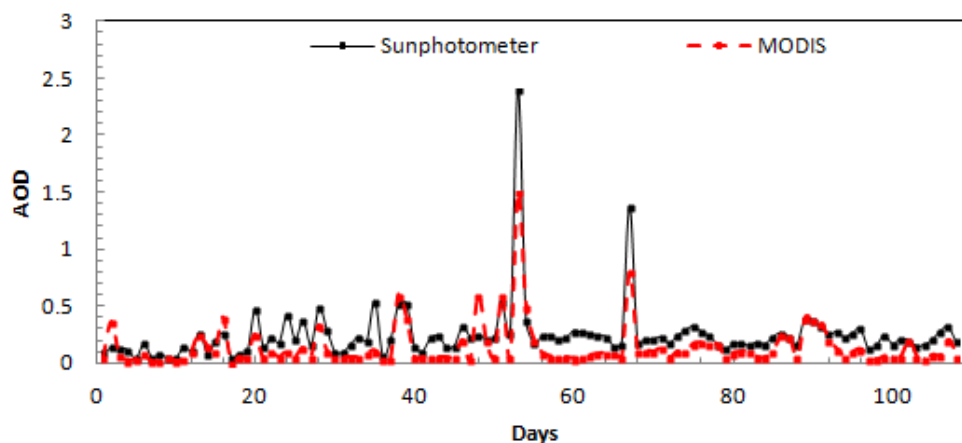
مطابق جدول ۲، بازه تغییرات عمق نوری هواویزها در تابستان بین ۰/۰۶ تا ۰/۵۹ با مقدار میانگین ۰/۲۶ و در زمستان بین ۰/۰۴ تا ۰/۷۵ با میانگین ۰/۲۱ است. بازه تغییرات PM_{10} در تابستان بین ۱۳۲ تا 15 mg/m^3 و در زمستان بین ۲۶۵ و 14 mg/m^3 بوده و بیشینه تمرکز ساعتی ذرات معلق در زمستان و تابستان به ترتیب ۲۶۵ و mg/m^3 است ۱۳۲ است که در مقایسه با دیگر نقاط مطالعه‌شده در

نشان می‌دهد که تیرگی جو در دو فصل تابستان و زمستان به ترتیب برابر ۰/۱۷ و ۰/۱۳ است که تیرگی بیشتر جو در تابستان را نشان می‌دهد. تندی بادهای دارای کمینه و بیشینه حدوداً بین ۰ تا ۱۰ متر بر ثانیه هستند و بازه تغییرات رطوبت نسبی بین ۱۲ تا ۸۹ درصد است. بیشینه تمرکز PM10 برای دوره تابستان و زمستان به ترتیب ۱۳۲ و ۲۶۵ $\mu\text{g}/\text{m}^3$ است. عمق نوری هواویزها در طول موج ۴۴۰ نانومتر متناسب با این تمرکزها به ترتیب ۰/۵۹ و ۰/۷۵ است. مقایسه اندازه متوسط ذرات در دوره مورد بررسی، بزرگ‌تر بودن اندازه متوسط ذرات در تابستان در مقایسه با زمستان را نشان می‌دهد.

جهان مقدار شایان توجهی دارد (در مقایسه با فیلیپ و استفان، ۲۰۱۱؛ محی‌الدین و همکاران، ۲۰۱۳). مقدار میانگین تمرکز PM10 نیز در بازه زمستانی از دوره تابستانی کمتر است که احتمالاً به دلیل وجود ناپایداری‌های دینامیکی و بارش‌ها در این فصل و همچنین فراوانی رویدادهای گردوغبار در تابستان در مقایسه با زمستان است. در ماه‌های فصل بهار و تابستان بادهای غربی و جنوب غربی به علت وقوع خشک‌سالی در مناطق بیابانی عراق و عربستان، حجم وسیعی از ذرات گردوغبار را با خود به داخل کشور حمل می‌کنند که این امر باعث افزایش تمرکز ذرات در منطقه می‌شود. نتایج



(الف)



(ب)

شکل ۲. (الف) مقایسه عمق نوری هواویزها حاصل از سنجنده مادیس و نورسنج خورشیدی؛ خط‌چین بیانگر سطح اعتماد ۹۵٪ است؛ (ب) سری زمانی داده‌های حاصل از حاصل از سنجنده مادیس و نورسنج خورشیدی در زنجان از دسامبر ۲۰۰۹ تا سپتامبر ۲۰۱۰.

جدول ۲. خصوصیات آماری شامل تعداد، کمینه، بیشینه، متوسط و انحراف معیار داده‌های تمرکز ذرات (PM₁₀). عمق نوری هواویزها در طول موج ۴۴۰ نانومتر (AOD₄₄₀)، نمایه آنگستروم (ALPHA)، ضریب تیرگی آنگستروم (BETA)، تندی باد (FF) و رطوبت نسبی (RH) برای دو فصل تابستان و زمستان ۲۰۱۰ در منطقه زنجان.

	Winter					Summer				
	N	Min	Max	Mean	Std	N	Min	Max	Mean	Std
PM ₁₀	97	14	265	72.8	49.9	237	15	132	60.9	23.3
AOD ₄₄₀	97	0.04	0.75	0.21	0.14	237	0.06	0.59	0.26	0.1
ALPHA	97	0.07	1.64	1.1	0.43	237	0.24	1.53	0.97	0.3
BETA	97	0.01	0.79	0.13	0.14	237	0.02	0.4	0.17	0.06
FF	97	0	10	3.49	2.25	237	0	11	3.34	2.6
RH	97	13	88	48.24	16.42	237	12	89	32.9	16.1

۲.۳. پیش‌بینی تمرکز ذرات

است. این داده‌ها که شامل سه دسته هستند که در بخش ۱-۲ به آن اشاره شد، تصادفی به دو بخش تقسیم‌بندی شدند. بخش اول که شامل ۲۹۱ داده (حدود ۹۰ درصد داده‌ها) است، برای آموزش و ساخت مدل استفاده شد و بخش دوم برای آزمون مدل به کار رفت که شامل ۴۳ داده است. پس از تقسیم‌بندی اطلاعات، شبکه عصبی RBF به ازای تعداد نورون‌های متفاوت، برای ساخت بهترین مدل برآورد تمرکز ذرات معلق استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که افزایش تعداد نرون‌های لایه مخفی، خطای آموزش را بهبود می‌بخشد، ولی این افزایش سبب طولانی‌تر شدن فرایند آموزش می‌شود. لایه مخفی تابع انتقال غیرخطی، در پیش‌بینی الگوهای غیرخطی را شبکه فراهم می‌کند. سپس با انتخاب مدل با کمترین بایاس، نتایج پیش‌بینی شده برای تمرکز PM₁₀ با مقادیر اندازه‌گیری شده واقعی مقایسه می‌شود (شکل ۳). نتایج نشان می‌دهد که همبستگی مقادیر مشاهداتی با مقادیر پیش‌بینی شده حدود ۰/۸۲ است.

پیش‌بینی تمرکز ذرات PM₁₀ توسط شبکه عصبی RBF قابلیت خوبی در تخمین رویدادهای بیشینه و کمینه دارد (شکل ۳-الف). در بیشتر موارد، مدل شبکه عصبی تمرکز ذرات را کمتر از مقدار واقعی آن پیش‌بینی می‌کند. به نظر می‌رسد علت خطا در برخی شبیه‌سازی‌ها ناشی از در نظر نگرفتن شارهای تلاطمی نزدیک سطح و پراسنج‌های مربوط به لایه آمیخته است. دستگاه

پیش از کاربرد شبکه عصبی، ابتدا از مدل همبستگی ساده چندمتغیره خطی برای پیش‌بینی تمرکز روزانه PM₁₀ برای مقایسه عملکرد، استفاده شده است. در این مدل از متغیرهای نورشناخت هواویز و پراسنج‌های هواشناسی به‌عنوان ورودی و تمرکز ذرات معلق به‌عنوان خروجی استفاده شده است. ضریب همبستگی این مدل‌سازی برابر ۰/۶۲ برآورد شده و رابطه آن به شکل زیر است:

$$Y=31 AOD_{440}-22\alpha+123 \beta-0.21RH+0.01W_{dir} \quad (5)$$

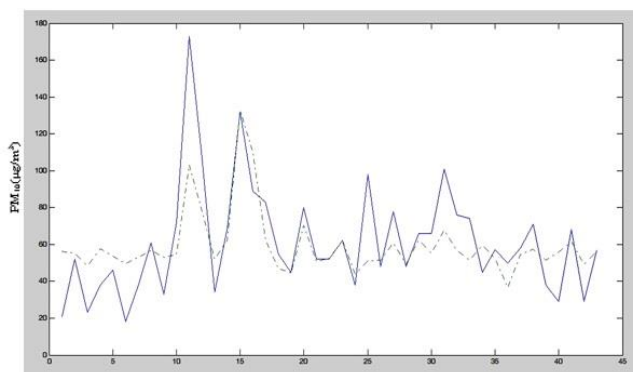
0.59W_s- در رابطه (5) W_{dir}، W_s و RH به ترتیب بیانگر تندی و جهت باد و رطوبت نسبی هستند. از جمله کاستی‌های این مدل، در نظر گرفتن ارتباط تمامی متغیرها به‌صورت خطی است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در رابطه ۵ ضریب تأثیر جهت باد کمترین نقش را در پیش‌بینی تمرکز ذرات معلق در جو دارد، در حالی که انتظار می‌رود جهت باد نقش شایان توجهی بر مقدار تمرکز ذرات داشته باشد. جهت باد غالب در منطقه زنجان شمالی است که حامل توده هوای تمیز به منطقه است. در مقابل بادهای غربی و جنوبی عامل انتقال ذرات گردوغبار به منطقه هستند؛ از این رو به نظر می‌رسد در صورت برقراری ارتباط پراسنج‌ها به‌صورت ترکیب خطی و غیرخطی نتایج متفاوتی به دست آید؛ بنابراین در ادامه پس از دسته‌بندی داده‌های ورودی، از روش شبکه عصبی برای پیش‌بینی تمرکز ذرات استفاده می‌شود.

داده‌های استفاده‌شده در شبکه عصبی شامل ۳۳۴ داده

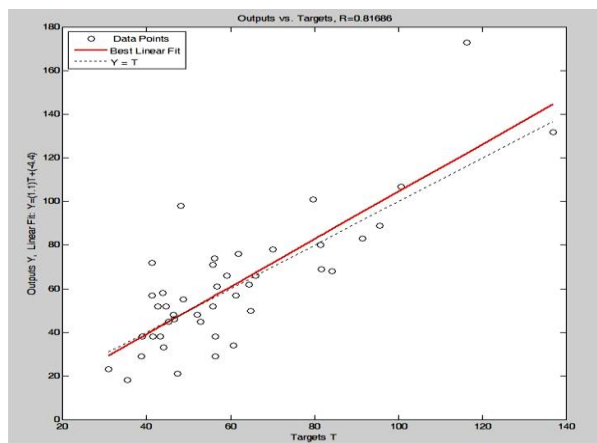
مربوط است. در فصل تابستان به علت قوی بودن شارهای تلاطمی نزدیک سطح، لایه آمیخته عمیق‌تر شکل می‌گیرد. به دلیل جای‌گزیدگی هواویز در لایه مرزی جو، ذرات در مقایسه با حالتی که عمق لایه کمتر است، پراکندگی کمتری دارند و از این رو ارتباط قوی‌تری با شاخص‌های نوری جو مشاهده می‌شود (خوش‌سیما و همکاران، ۲۰۱۴). در مطالعه مشابهی وو و همکاران (۲۰۱۱) تمرکز ذرات معلق را در دو فصل تابستان و زمستان در شرق چین پیش‌بینی کردند که نتایج آن‌ها فقط برای فصل زمستان پذیرفتنی به نظر می‌رسد.

از دیگر منابع خطای احتمالی وجود فاصله حدوداً ۳ کیلومتری بین سایت اندازه‌گیری پراسنج‌های نورشناخت، ایستگاه هواشناسی و ایستگاه سنجش تمرکز PM10 است. همچنین اختلاف ناچیز بین داده‌های حاصل از مادیس و دستگاه نورسنج خورشیدی، در ایجاد خطای پیش‌بینی دارای اهمیت است.

آشکارساز معمولاً تمرکز ذرات PM10 را در فاصله نزدیک سطح زمین اندازه می‌گیرند، در حالی که ماهواره یا سامانه سنجش از دور زمین پایه، خصوصیات نوری جو را در ستون قائم جو تعیین می‌کنند. از این رو در مواقعی که ارتفاع لایه آمیخته کم است، به دلیل تمرکز ذرات در این لایه، دستگاه آشکارساز تمرکز زیادی را در نزدیک سطح زمین اندازه‌گیری می‌کند، اما در شرایطی که عمق لایه آمیخته زیاد باشد، تمرکز ذرات معلق نزدیک سطح کاهش یافته و به اصطلاح رقیق می‌شود و دستگاه اندازه‌گیری تمرکز PM10 مقدار کمتری را مشخص می‌کند؛ حال آنکه در هر دوی این شرایط حس‌گر ماهواره عمق نوری یکسانی را اندازه‌گیری می‌کند (آلفولدی و همکاران، ۲۰۰۷؛ گوپتا و همکاران، ۲۰۰۶)؛ بنابراین احتمالاً بخشی از خطا در پیش‌بینی، مربوط به زمان‌هایی است که عمق لایه آمیخته بیش از روزهای عادی است که این خصوصیت عمدتاً به فصل تابستان



(الف)



(ب)

شکل ۳. (الف) پیش‌بینی سری زمانی تمرکز ذرات معلق (PM10)؛ خطوط پیوسته بیانگر مقادیر مشاهداتی اندازه‌گیری شده و خط چین بیانگر پیش‌بینی توسط مدل است. (ب) همبستگی مقادیر مشاهداتی با مقادیر پیش‌بینی شده.

۴. نتیجه گیری

پیش‌بینی تمرکز ذرات معلق در جو علاوه بر سلامت جامعه در مباحث مربوط به فرایندهای بودجه تابشی جو و تصحیح تصاویر ماهواره‌ای در باندهای مرئی از اهمیت بسزایی برخوردار است. در مقاله حاضر، پیش‌بینی تمرکز ذرات معلق PM_{10} با استفاده از پراسنج‌های نورشناخت هواویزها نظیر عمق نوری هواویزها، ضریب تیرگی و نمای آنگستروم، همچنین پراسنج‌های هواشناختی شامل رطوبت نسبی، تندی و جهت باد برای شهر زنجان در دوره مطالعاتی دسامبر ۲۰۰۹ تا سپتامبر ۲۰۱۰ با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی با تابع پایه شعاعی به دست آمده است.

مطالعه در دو بازه زمانی تابستان و زمستان انجام گرفته است. نتایج بررسی تغییرات زمانی نشان می‌دهد که مقدار میانگین تمرکز PM_{10} در بازه زمستانی از دوره تابستانی کمتر است که احتمالاً به دلیل وجود ناپایداری‌های دینامیکی و بارش‌ها در این فصل و همچنین فراوانی بیشتر رویدادهای گردوغبار در تابستان در مقایسه با زمستان است. تیرگی جو در دو فصل تابستان و زمستان به ترتیب برابر ۰/۱۷ و ۰/۱۳ است که بیانگر تیرگی بیشتر جو در بازه تابستان است. همچنین مقایسه اندازه متوسط ذرات با استفاده از نمایه‌های نورشناخت جو، بزرگ‌تر بودن اندازه متوسط ذرات در تابستان را در مقایسه با زمستان نشان می‌دهد. با توجه به این، نوع ذرات در تابستان عمدتاً گرد و غبار از نوع اولیه و در زمستان از نوع ثانوی شهری است. نتایج کاربست روش شبکه عصبی در تخمین تمرکز PM_{10} با استفاده از نمایه‌های نورشناخت و پراسنج‌های هواشناختی حاکی از آن است که همبستگی مقادیر مشاهداتی با مقادیر پیش‌بینی شده حدود ۰/۸۲ است. این مقدار در مقایسه با مقادیر به دست آمده از روش همبستگی خطی (۰/۶۲) دقیق‌تر است که به دلیل در نظر گرفتن روابط غیرخطی و پیچیده بین پراسنج‌ها در روش شبکه عصبی است. افزایش تعداد نوروهای لایه مخفی در شبکه عصبی، موجب بهبود خطای آموزش شده ولی با

افزایش زمان فرایند آموزش همراه است. مدل در تخمین رویدادهای بیشینه و کمینه پیش‌بینی تمرکز ذرات PM_{10} قابلیت خوبی دارد که البته در بیشتر موارد تمرکز ذرات را کمتر از مقدار واقعی آن پیش‌بینی می‌کند. دلیل احتمالی بروز خطا در برخی شبیه‌سازی‌ها ناشی از در نظر نگرفتن پراسنج‌های مربوط به لایه آمیخته جو در مدل است. از دیگر منابع خطا می‌توان به وجود فاصله مکانی بین سایت اندازه‌گیری پراسنج‌های نورشناخت، ایستگاه هواشناسی و ایستگاه سنجش تمرکز PM_{10} و اختلاف زمانی حدود ۱۵ دقیقه بین اندازه‌گیری‌های انجام گرفته در دو ایستگاه با زمان گذر ماهواره اشاره کرد.

در صورت در دسترس بودن ابزار کمکی برای اندازه‌گیری دقیق پراسنج‌های لایه آمیخته و استفاده از این پراسنج‌ها به عنوان ورودی تکمیلی مدل شبکه عصبی، انتظار می‌رود نتایج دقیق‌تری به دست آید. شایان ذکر است؛ با توجه به تفاوت خواص فیزیکی و شیمیایی جو و ذرات معلق در شهرهای آلوده و پرجمعیت، می‌توان نتایج متفاوتی را برای مناطق مختلف کشور به‌ویژه شهری و غیرشهری، انتظار داشت.

تشکر و قدردانی

نویسندگان مقاله از سازمان هواشناسی و مرکز تحصیلات تکمیلی زنجان برای فراهم کردن امکان دسترسی به داده‌های مورد نیاز و آقای دکتر حسین رحیمی برای ارائه راهنمایی‌های ارزنده در مباحث شبکه عصبی تشکر می‌کنند.

مراجع

خوش‌سیما، م.، علی‌اکبری بیدختی، ع. ع. و احمدی گیوی، ف.، ۱۳۹۲، تعیین عمق نوری هواویزها با استفاده از داده‌های دید افقی و سنجش از دور در دو منطقه شهری در ایران م. فیزیک زمین و فضا، ۱۳۹(۱)، ۱۶۳-۱۷۴.

- Aleksander, I. and Morton, H., 1995, An introduction to neural computing, 2nd ed., Int. Thompson Comput. Press, New York.
- Alfoldy, B., Osan, Z., Toth, S., Torok, A., Harbusch, C. and Jahn, D., 2007, Aerosol optical depth, aerosol composition and air pollution during summer and winter conditions in Budapest, *Science of the Total Environment*, 383, 141-163.
- Al-Saadi, J., Szykman, J., Pierce, B., Kittaka, C., Neil, D., Chu, D., Remer, L., Gumley, L., Prins, E., Weinstock, L. and Macdonald, C., 2005, Improving national air quality forecasts with satellite aerosol observations, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 86(9), 1249-1264.
- Angstrom, A., 1961, Technique of determining the turbidity of the atmosphere, *Tellus*, 13, 214-231.
- Baumer, D., Vogel, B., Versick, S., Rinke, R., Mohler, O. and Schnaiter, M., 2008, Relationship of visibility, aerosol optical thickness and aerosol size distribution in an ageing air mass over South-West Germany, *Atmos. Environ.*, 42, 989-998.
- Barladeanu, R., Stefan, S. and Radulescu, R., 2012, Correlation between the particulate matter (PM10) mass concentrations and aerosol optical depth in Bucharest, Romania, *Romanian Reports in Physics*, 64(4), 1085-1096.
- Birmili, W., Wiedensohler, A. and Eintzenberga, J., 2001, Atmospheric particle number size distribution in central Europe' Statistical relations to air masses and meteorology, *J. Geophysical Research*, 106(32), 5-32.
- Broomhead, D. and Lowe, D., 1988, Multivariable functional interpolation and adaptive networks, *Complex Syst.*, 2, 321-355.
- Brunekreef, B. and Holgate, S., 2002, Air pollution and health, *Lancet*, 360, 1233-1242.
- Demir, G., 2010, An artificial neural network-based model for short-term predictions of daily mean pm₁₀ concentrations, *Journal of Environmental Protection and Ecology*, 11, 1163-1171.
- Filip, L. and Stefan, S., 2011, Study of the correlation between the near-ground PM10 mass concentration and the aerosol optical depth (AOD), *Journal of Atmospheric and Solar Terrestrial Physics.*, 73, 1883-1889.
- Gardner, M. and Dorling, S., 1998, Artificial neural networks: a review of applications in the atmospheric sciences, *Atmos. Environ.*, 32, 2627-2636.
- Giorgi, F. and Meleux, F., 2007, Modelling the regional effects of climate change on air quality, *Comp. Rend. Geosci.*, 339, 721-733.
- Gupta, P. and Christopher, S., 2009a, Particulate matter air quality assessment using integrated surface, satellite, and meteorological products: Multiple regression approach, *J. Geophys. Res.*, 114, D14205.
- Gupta, P. and Christopher, S., 2009b, Particulate matter air quality assessment using integrated surface, satellite, and meteorological products: A neural network approach, *J. Geophys. Res.*, 114, D20205.
- Gupta, P., Christopher, S., Jun Wang, C., Gehrig, R. and Naresh Kumar, Y., 2006, Satellite remote sensing of particulate matter and air quality assessment over global cities. *Atmos. Environ.*, 40, 5880-5892.
- Haykin, S., 1999, *Neural networks*, Macmillan College Publishing Company.
- Hooyberghs, J., Mensink, C., Dumont, G., Fierens, F. and Brasseur, O., 2005, A neural network forecast for daily average PM10 concentrations in Belgium, *Atmospheric Environment*, 39(18), 3279-3289.
- Jol, A. and Kielland, G., 1997, *Air pollution in Europe 1997*, European Environment Agency, Copenhagen, Denmark.
- Kanniah, K., Zaman, N., Lim, H. and Reba, M., 2014, Monitoring particulate matters in urban areas in Malaysia using remote sensing and ground-based measurements. In *SPIE Remote Sensing*, International Society for Optics and Photonics. 92420J.
- Kaufman, Y. J., Tanre, D., Gordon, H., Nakajima, T., Lenoble, J., Frouin, R., Grass, H., Herman, B., King, M. and Teillet, P., 1997, Passive remote sensing of tropospheric aerosol and atmospheric correction for the aerosol effect, *J. Geophys. Res.*, 102, 16 815-16 830.
- Khoshsima, M., Ahmadi-Givi, F., Aliakbari Bidokhti, A. A. and Sabetghadam, S., 2014, Impact of meteorological parameters on relation between aerosol optical indices and air pollution in a sub urban area, *Journal of Aerosol Science*, 68, 46-57.
- Kokhanovsky, A., 2008, *Aerosol optics, light absorption and scattering by particles in the atmosphere*, Springer, Berlin, Praxis publication limited, UK. 149 pp.
- Liu, Y., Franklin, Y., Kahn, R. and Koutrakis, P., 2007, Using aerosol optical thickness to predict ground-level PM2.5 concentrations in the St. Louis area: a comparison between MISR and MODIS, *Remote Sensing of Environment*, 107, 33-44.
- Molnar, A. and Meszaros, E., 2001, On the relation between the size and chemical composition of aerosol particles and their optical properties, *Atmospheric Environment*, 35, 5053-5058.
- Nicolaides, A., 2010, *Pure mathematics: determinants and matrices*, Edition, 2, illustrated. Publisher, Pass Publications.

- O'Neil, N., Royer, A., Cote, P. and McArthur, L., 1993, Relations between optically derived aerosols parameters, humidity, and air quality data in urban atmosphere, *J. Appl. Meteorol.*, 32, 1484-1497.
- Perez, P., Trier, A. and Reyes, J., 2000, Prediction of PM_{2.5} concentrations several hours in advance using neural networks in Santiago, Chile, *Atmos. Environ.*, 34, 1189-1196.
- Perez, P. and Reyes, J., 2006, An integrated neural network model for PM₁₀ forecasting, *Atmos. Environ.*, 40, 2845-2851.
- Ping Guo, J., Zhang, X., Che, H., Gong, S., An, X., Cao, C., Guang, J., Zhang, H., Wang, Y., Zhang, X., Xue, M. and Li, X., 2009, Correlation between PM concentrations and aerosol optical depth in Eastern China, *Atmospheric Environment*, 43, 37-51.
- Retalis, A., Hadjimitsis, D. G., Michaelides, S., Chrysoulakis, N., Clayton, C. R. I. and Themistocleous, K., 2010, Comparison of aerosol optical thickness with in-situ visibility data over Cyprus, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 10, 421-428.
- Seinfeld, H. and Pandis, N., 1998, *Atmospheric chemistry and physics, from air pollution to climate change*, New York, John Wiley & Sons, pp. 1191.
- Smirnov, A., Holben, B., Eck, T., Dubovik, O. and Slutsker, I., 2000, Cloud screening and quality control algorithms for aerosol net database, *Remote Sensing Environment*, 73, 337-349.
- Schaap, M., Apituley, A., Timmermans, R. M. A., Koelemeijer, R. B. A. and de Leeuw, G., 2009, Exploring the relation between aerosol optical depth and PM_{2.5} at Cabauw, the Netherlands, *Atmos. Chem. Phys.* 9, 909-925.
- Tian, J. and Chen, D., 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, 221-229.
- Mahiyuddin, W., Sahani, M., Aripin, R., Latif, M., Thach, T. and Wong, C., 2013, Short-term effects of daily air pollution on mortality, *Atmospheric Environment*, 65, 69-79.
- Wu, Y., Guo, J., Zhang, X. and Li, X., 2011, Correlation between pm concentrations and aerosol optical depth in eastern china based on bp neural networks, *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International*, 3308-3311.
- Yahi, H., Marticorena, B., Thiria, S., Chatenet, B., Schmechtig, C., Rajot, J. L. and Crepon, M., 2013, Statistical relationship between surface PM₁₀ concentration and aerosol optical depth over the Sahel as a function of weather type, using neural network methodology, *J. Geophys. Res. Atmos.*, 118, 265-281.