

تخمین مقدار آلاینده ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون و تولید نقشه آلودگی هوا با استفاده از شبکه عصبی و تصاویر سنجش از دوری

ارسلان قربانیان^{۱*}، علی محمدزاده^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
a.ghorbanian@email.kntu.ac.ir

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی نقشه برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
almoh2@gmail.com

(تاریخ دریافت خرداد ۱۳۹۷، تاریخ تصویب تیر ۱۳۹۷)

چکیده

بدست آوردن اطلاعات مکانی دقیق در مورد میزان غلظت و نحوه پراکندگی آلاینده‌ها در سطح شهر از اهمیت بالایی برخوردار است. ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون از جمله آلاینده‌های موجود در شهرها می‌باشد که به دلیل داشتن اثرات مخرب جدی بر روی سلامت افراد جامعه و محیط زیست بسیار مورد بررسی و تحقیق قرار گرفته‌اند. بدین منظور ایستگاه‌های آلودگی سنجی که توانایی اندازه‌گیری مقادیر آلاینده‌های متفاوت را دارند در سطح شهر قرار داده شده‌اند. اگرچه این ایستگاه‌ها مقادیر آلاینده‌ها را با دقت بالایی اندازه‌گیری می‌کنند لیکن از نظر مکانی دارای پیوستگی نبوده و تنها مشاهدات نقطه‌ای را در اختیار می‌گذارند. برای برطرف کردن این مشکل می‌توان از تصاویر و یا محصولات سنجش از دوری در کنار اندازه‌گیری‌های زمینی جهت تخمین مقدار آلاینده‌ها با پیوستگی مکانی و تولید نقشه آلودگی استفاده نمود. در این تحقیق از اطلاعات ثبت شده توسط ۱۳ ایستگاه اندازه‌گیری در کنار تصاویر سنجنده مادیس برای تخمین مقدار آلاینده ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون و تولید نقشه‌های آلودگی شهرستان تهران استفاده شده است. در این تحقیق به جای استفاده از تصاویر عمق نوری هواویز که غالباً در زمینه آلودگی مورد استفاده قرار گرفته‌اند از تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز استفاده شده است. در این زمینه تحقیقات محدودی بر روی عملکرد تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز صورت گرفته است که این مسئله لزوم انجام تحقیقات بیشتر برای بررسی کارایی تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز را نشان می‌دهد. در این تحقیق هدف بررسی عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی و برقراری ارتباط بین مقادیر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز و مقادیر اندازه‌گیری شده زمینی می‌باشد. نتایج تحقیق بر روی ۱۲ روز با بالاترین میزان همبستگی ۰/۹۸۰۵ نشان‌دهنده کاربرد و توانایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در این حوزه می‌باشد. علاوه بر مدل‌سازی روزانه یک شبکه عصبی مصنوعی با بالاترین میزان همبستگی ۰/۵۰۳ برای تمام روزهای مورد بررسی به صورت کلی آموزش داده شده است.

واژگان کلیدی: بازتابندگی ظاهری سهم هواویز، ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون، شبکه عصبی، نقشه پراکندگی آلودگی، سنجنده مادیس

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

یکی از مهم‌ترین معضلات شهرهای بزرگ و پرجمعیت وجود مقادیر بالای آلاینده‌ها می‌باشد. وجود آلاینده‌های مرتبط با سوخت‌های فسیلی و یا ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون و یا ۲/۵ میکرون تاثیرات جدی بر روی محیط زیست و سلامت افراد جامعه می‌گذارد. ایجاد تغییرات آب و هوایی و تغییر خواص ابرها از جمله تاثیرات ذرات معلق می‌باشد [۱]. بدین صورت بدست آوردن اطلاعات در مورد غلظت و پراکندگی مکانی آلاینده‌ها برای تصمیم‌گیری‌های کلان شهری مورد نیاز می‌باشد. بر این اساس دولت‌ها اقدام به تاسیس ایستگاه‌های آلودگی‌سنجی در سطح شهرها کرده‌اند. ایستگاه‌های آلودگی‌سنجی مقادیر آلاینده‌های مختلف از جمله کربن مونواکسید، ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون و ذرات معلق با قطر کمتر از ۲/۵ میکرون را به صورت ساعتی اندازه‌گیری کرده و در اختیار کاربران قرار می‌دهند.

با وجود اینکه ایستگاه‌های آلودگی‌سنجی دقت بالایی در اندازه‌گیری مقادیر آلاینده‌ها دارند، لیکن از نظر مکانی پیوسته نبوده و تنها مشاهدات نقطه‌ای را در اختیار می‌گذارند. بدین صورت تنها در نقاط محدودی در سطح شهر از میزان غلظت آلاینده‌ها مطلع خواهیم بود. این در حالی است که برای انجام تحلیل‌های مکانی و بررسی وضعیت سلامت آب و هوای شهر نیاز به نقشه‌های آلودگی با پیوستگی مکانی داریم.

از جمله راه‌حل‌های مورد استفاده برای برطرف کردن مشکل مربوط به مشاهدات نقطه‌ای، استفاده از تصاویر سنجش از دوری می‌باشد. با تلفیق تصاویر سنجش از دوری و مقادیر اندازه‌گیری شده زمینی آلاینده‌ها می‌توان نقشه آلودگی در سطح شهر را تولید کرد.

تصاویر عمق نوری هواویز^۱ و تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز^۲ از جمله داده‌های سنجش از دوری مورد استفاده در این حوزه می‌باشد. عمق نوری هواویز معیاری متناسب با میزان جذب و پراکنش امواج الکترومغناطیس به علت وجود مولکول‌ها و آلاینده‌ها موجود در جو می‌باشد. نکته حائز اهمیت آن است که داده‌های سنجش از دوری مقادیر مرتبط با آلاینده‌ها را در

ستون جو واقع شده در یک پیکسل اندازه‌گیری می‌کنند. بدین صورت برای رسیدن به نقشه آلاینده‌ها در سطح شهر نیاز به گره زدن مقادیر اندازه‌گیری شده زمینی و داده‌های سنجش از دوری می‌باشد. محققان غالباً از داده‌های عمق نوری هواویز در کنار اندازه‌گیری‌های زمینی برای پایش و بررسی آلاینده‌ها در سطح شهر استفاده کرده‌اند [۲، ۳، ۴، ۵]. علاوه بر این داده‌های عمق نوری هواویز به صورت مجزا برای پایش بلند مدت شرایط آلودگی و تغییرات آب و هوایی مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۶]. در این تحقیق برای بررسی تغییرات کیفیت آب و هوایی تنها از محصولات عمق نوری هواویز در مدت ۱۰ سال استفاده کرده‌اند. این تحقیق بر روی دو شهر کاراچی و لاهور در پاکستان صورت گرفت که به دلیل وجود سطوح براق و کمبود داده‌های عمق نوری هواویز تحلیل‌های مورد نظر بر روی شهر کاراچی قابل انجام نبود. در این تحقیق پس از ارزیابی دقت مقادیر عمق نوری هواویز بر اساس ایستگاه-های AERONET موجود در منطقه مطالعاتی، تنها با بررسی روند تغییرات مقادیر استخراج شده عمق نوری هواویز از تصاویر سنجنده مادیس مسئله آلودگی و تغییرات آب و هوایی مورد مطالعه قرار گرفته است.

داده‌های عمق نوری هواویز توسط سنجنده‌های MODIS، MERIS و MISR در اختیار کاربران قرار می‌گیرد. داده‌های عمق نوری مادیس پراستفاده‌ترین نوع این داده‌ها می‌باشد که به همراه اندازه‌گیری‌های زمینی ایستگاه‌های آلودگی‌سنجی با روش‌های رگرسیون خطی و غیرخطی [۷، ۸، ۹، ۱۰، ۱۱]، رگرسیون‌های چندگانه با استفاده از پارامترهای محیطی [۱۲، ۱۳، ۱۴]، مدل‌های جغرافیایی و زمانی-مکانی [۳ و ۱۵ و ۱۶] و شبکه عصبی [۱۷ و ۱۸] مورد استفاده واقع شده‌اند. [۳ و ۱۵] با استفاده از محصولات عمق نوری هواویز سنجنده مادیس در کنار پارامترهای محیطی از قبیل رطوبت نسبی، دما، سرعت باد و مقدار پوشش گیاهی در کشور چین اقدام به برقراری ارتباط بین مقادیر اندازه‌گیری شده زمینی و مقادیر عمق نوری هواویز کرده‌اند. در این دو تحقیق یک چند جمله‌ای براساس مقادیر اندازه‌گیری شده زمینی آلاینده، پارامترهای محیطی، عمق نوری هواویز، زمان و مکان هر کدام از داده‌های مورد استفاده جهت برقراری ارتباط بین داده‌های آلودگی و دیگر پارامترهای به منظور تولید نقشه آلودگی استفاده شده است. در مطالعه

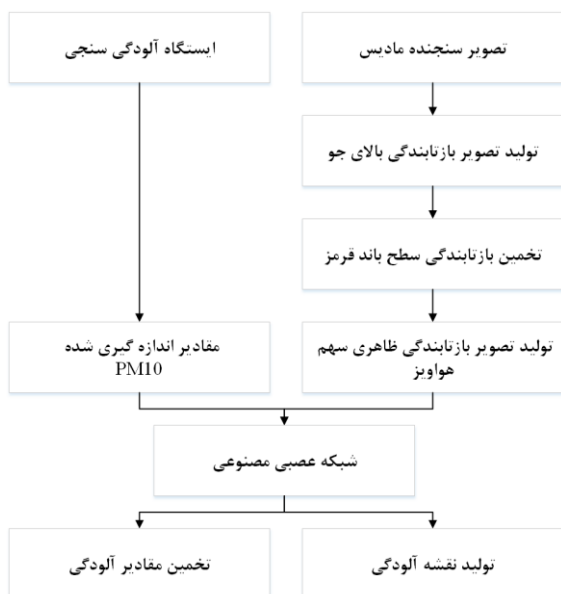
^۱ Aerosol Optical Depth

^۲ Aerosol Contribution to Apparent Reflectance

علاوه بر این مسئله به جای ایجاد یک مدل سالیانه یا فصلی از آنجا که داشتن مدل‌های روزانه از اهمیت بیشتری برخوردار می‌باشد [۱۷] در این تحقیق شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت روزانه نیز مورد استفاده قرار گرفته‌اند. برای این منظور از شبکه‌های عصبی تک، دو و سه لایه استفاده شده است.

۲- مواد و روش

در این تحقیق تصاویر سنجنده مادیس به صورت روزانه مورد استفاده قرار می‌گیرد. در کنار این تصاویر از مقادیر اندازه‌گیری شده غلظت ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون توسط ایستگاه‌های آلودگی سنجی استفاده شده است. در شکل ۱ روند انجام روش پیشنهادی آورده شده است.



شکل ۱- روند انجام روش ارائه شده برای تخمین مقدار و تولید نقشه آلودگی مرتبط با ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون

۲-۱- داده‌ها و منطقه مطالعاتی

تهران بزرگترین شهر و پایتخت ایران می‌باشد که به دلیل تردد وسایل نقلیه موتوری و ترافیک‌های حجیم درگیر مشکلات آلودگی می‌باشد. تهران در جنوب رشته کوه البرز با مساحت ۷۳۰ کیلومتر مربع قرار دارد. شهر تهران در ۵۱ درجه و ۲ دقیقه تا ۵۱ درجه تا ۳۶ دقیق طول شرقی و ۳۵ درجه و ۳۴ دقیقه تا ۳۵ درجه و ۵۰ دقیق عرض شمالی قرار گرفته است و ارتفاع متوسط آن در حدود ۱۲۰۰ متر می‌باشد. تهران از شمال توسط رشته

دیگر از یک شبکه عصبی مصنوعی بر پایه داده‌های عمق نوری هواویز برای ایجاد یک مدل کلی در جهت تخمین مقادیر آلودگی بر اساس پارامترهای محیطی و موقعیت جغرافیایی استفاده شده است [۱۷]. اما آنچه به عنوان نقاط ضعف محصولات عمق نوری هواویز مطرح می‌شود، عدم پیوستگی مکانی و قدرت تفکیک مکانی پایین آنها می‌باشد. علاوه بر این دو مورد نبودن ایستگاه‌های زمینی مربوط به اندازه‌گیری میزان عمق نوری (AERONET) در منطقه مطالعاتی برای ارزیابی و صدق سنجی مقادیر عمق نوری هواویز بدست آمده از تصاویر سنجش از دوری می‌باشد. بدین صورت در این تحقیق برای رفع سه نقص مذکور از تصاویر بازتابندگی سهم هواویز مورد استفاده قرار می‌گیرند.

تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز را می‌توان از تصاویر روزانه سنجنده مادیس به صورت روزانه تهیه کرد. تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز بر اساس [۱۹] برای بررسی شرایط آلودگی هوا مورد استفاده قرار گرفته است. برای تولید تصاویر بازتابندگی سهم هواویز از دو باند قرمز و مادون قرمز براساس ارتباط بین این دو باند براساس نتایج تحقیقات صورت گرفته در راستای تولید داده‌های عمق نوری هواویز استفاده می‌شود [۲۰]. تصاویر بازتابندگی سهم هواویز در کنار مقادیر غلظت آلاینده‌ها به صورت اندازه‌گیری زمینی با استفاده از رگرسیون خطی [۱۹] و رگرسیون‌های غیرخطی شامل رگرسیون‌های نمایی، توانی و لگاریتمی [۲۱] برای تولید نقشه پراکندگی آلودگی در سطح شهر استفاده شده است. مزیت اصلی استفاده از تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز، داشتن قدرت تفکیک مکانی بهتر و عدم نیاز به ایستگاه‌های AERONET و پیوستگی مکانی آنها در مقابل داده‌های عمق نوری هواویز می‌باشد.

در این تحقیق از تصاویر سنجنده مادیس برای تولید تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز به صورت روزانه استفاده می‌شود. از آنجا که در تحقیقات پیشین از شبکه‌های عصبی مصنوعی در کنار تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز استفاده نشده است، در این تحقیق برای برقراری ارتباط بین مقادیر اندازه‌گیری زمینی مربوط به ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون و مقادیر محاسبه شده بازتابندگی ظاهری سهم هواویز از شبکه عصبی استفاده شده است.

کوه البرز و از جنوب و جنوب شرقی توسط کوه‌های ری و بی‌بی‌شهربانو محصور گشته است.

سنجنده مادیس (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) دارای ۳۶ باند طیفی بوده و تصویربرداری از کل سطح زمین را به صورت روزانه انجام می‌دهد. این سنجنده تصویربرداری را در قدرت‌های تفکیک مکانی ۲۵۰ متر، ۵۰۰ متر و ۱۰۰۰ متر انجام می‌دهد. سنجنده مادیس بر روی دو سکو با نام‌های ترا^۱ و آکوا^۲ قرار داده شده است. ترا تصویر برداری را در ساعاتی از صبح و آکوا تصویربرداری را در ساعات میانی روز انجام می‌دهد. در این تحقیق به دلیل وجود لایه‌های جوی ساده‌تر در ساعات اولیه روز، از تصاویر سنجنده مادیس قرار گرفته بر روی سکو ترا استفاده می‌کنیم [۱۹]. اگرچه این سنجنده دارای قدرت تفکیکی مکانی بالایی نیست، اما به دلیل قدرت تفکیک زمانی تک روزه آن برای انجام تحقیقات در این حوزه مناسب می‌باشد. تصاویر روزانه سنجنده مادیس با نام MOD02HKM در قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰ متر برای تولید نقشه‌های آلودگی استفاده شده است. در جدول ۱ تاریخ و ساعت برداشت تصاویر مورد استفاده آورده شده است.

جدول ۱- مشخصات تصاویر سنجنده مادیس مورد استفاده

ردیف	تاریخ	ساعت برداشت
۱	۱۳۹۶/۶/۱	۷:۴۰
۲	۱۳۹۶/۶/۳	۷:۳۰
۳	۱۳۹۶/۶/۷	۷:۰۵
۴	۱۳۹۶/۶/۹	۶:۵۵
۵	۱۳۹۶/۶/۱۰	۷:۳۵
۶	۱۳۹۶/۶/۱۲	۷:۲۵
۷	۱۳۹۶/۶/۱۴	۷:۱۰
۸	۱۳۹۶/۶/۱۵	۷:۵۵
۹	۱۳۹۶/۶/۱۶	۷:۰۰
۱۰	۱۳۹۶/۶/۱۸	۶:۳۵
۱۱	۱۳۹۶/۶/۲۰	۸:۰۰
۱۲	۱۳۹۶/۷/۱	۷:۰۰

اطلاعات مربوط به غلظت آلاینده ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون از طریق سایت شرکت کنترل کیفیت

هوا^۳ برای روزهای متناظر اخذ گردیده‌اند. ایستگاه‌های آلودگی سنجی مقادیر غلظت آلاینده‌ها را به صورت ساعتی گزارش می‌کنند. بدین صورت برای همخوانی بیشتر مقادیر اندازه‌گیری شده زمینی و مقادیر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز مقادیر ساعتی نزدیک به ساعت تصویربرداری مورد استفاده قرار گرفته است. در روزهایی که تفاوت زمان تصویربرداری و زمان اندازه‌گیری زمینی تفاوت فاحش داشته‌اند از درون‌یابی جهت برآورد میزان غلظت آلاینده مذکور استفاده شده است. برای انجام درون‌یابی از رابطه ۱ استفاده شده است. طول و عرض جغرافیایی ایستگاه‌های آلودگی سنجی مورد استفاده در این تحقیق در جدول ۲ نمایش داده شده است. مقادیر بیشینه و کمینه ثبت شده آلاینده ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون برای روزهای اول تا پنجم به ترتیب برابر با (۱۴۵،۷۱)، (۱۰۷،۵۹)، (۱۲۳،۲۴)، (۱۹۶،۴۷) و (۱۷۳،۵۴) بوده است

$$PM_i = w_1 * PM_1 + w_2 * PM_2 \quad (1)$$

در رابطه ۱ PM_i مقدار درونیابی شده،

PM_1 مقدار غلظت در زمان اول،

PM_2 مقدار غلظت در زمان دوم،

w_1 تفاوت بین زمان تصویر برداری و زمان اول اندازه‌گیری

و w_2 تفاوت بین زمان تصویر برداری و زمان دوم اندازه-

گیری می‌باشند.

جدول ۲- مشخصات ایستگاه‌های آلودگی سنجی مورد استفاده در این

تحقیق (واحد مقادیر این جدول درجه می‌باشد)

نام ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی
اقدسیه- منطقه ۱	۵۱/۴۸۴۱۴	۳۵/۷۹۵۸۷
پارک رز- منطقه ۲۲	۵۱/۲۶۷۸۹	۳۵/۷۳۹۸۹
پونک	۵۱/۳۳۱۶۸	۳۵/۷۶۲۳
پیروزی- منطقه ۱۳	۵۱/۴۹۳۷۶	۳۵/۶۹۵۹۹
تربیت مدرس- منطقه ۶	۵۱/۳۸۱۵۷	۳۵/۷۱۷۵۱
ستاد بحران- منطقه ۷	۵۱/۴۳۱۲	۳۵/۷۲۷۰۸
شاد آباد- منطقه ۱۸	۵۱/۲۹۷۳۵	۳۵/۶۷۰۰۵
مسعودیه- منطقه ۱۵	۵۱/۴۹۹۰۲	۳۵/۶۳۰۰۳
میدان فتح- منطقه ۹	۵۱/۳۳۷۵۳	۳۵/۶۷۸۸۲
شهرداری منطقه ۱۹	۵۱/۳۶۲۵۲	۳۵/۶۳۵۲۱
شهرداری منطقه ۲۱	۵۱/۲۴۳۱۱	۳۵/۶۹۷۷۷۳
گلبرگ- منطقه ۸	۵۱/۵۰۶۱۳	۳۵/۷۳۱۰۳
شریف- منطقه ۲	۵۱/۳۵۰۹۴	۳۵/۷۰۲۲۷

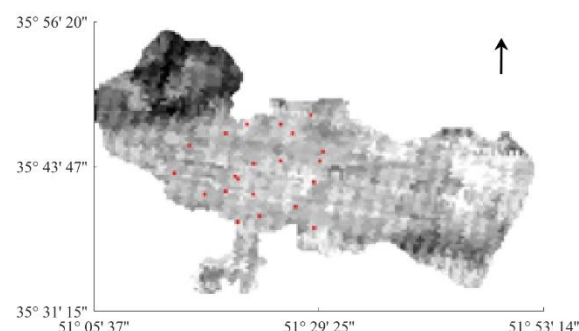
بازتابندگی سطح باند قرمز می باشد که از رابطه ۲ بدست می آید. در رابطه ۳ فرض بر آن است که میزان جذب و پراکنش مولکول های هوا در شرایط تعادل و پایداری جو مقدار ثابتی می باشد.

همان طور که مطرح شد، تصاویر سنجنش از دور مقادیر مرتبط با آلاینده ها را در یک ستون جو (به صورت عمودی) اندازه گیری می کنند. براین اساس مقادیر غلظت آلاینده ها در سطح زمین در صورت عدم وجود وارونگی جو ارتباطی مستقیم با مقادیر اندازه گیری شده توسط سنجنده های سنجنش از دوری خواهند داشت و در صورت وجود اندازه گیری های زمینی می توان برای تولید نقشه های آلودگی اقدام نمود. البته میزان تصدیق این مسئله یکی از موارد عدم قطعیت در مطالعات مربوط به آلاینده ها با استفاده از سنجنش از دور می باشد.

از جمله روش های مرسوم استفاده از رگرسیون های خطی، غیر خطی و چندگانه در راستای ایجاد ارتباط بین داده های سنجنش از دوری و مقادیر اندازه گیری شده زمینی می باشد. در این تحقیق به جای استفاده از رگرسیون های خطی و غیرخطی از شبکه عصبی استفاده شده است. شبکه های عصبی یک لایه، دو لایه و سه لایه میانی برای برقراری ارتباط بین مقادیر اندازه گیری شده زمینی توسط ایستگاه های آلودگی سنجنی و مقادیر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز استفاده شده اند. دلیل عدم استفاده از شبکه های عصبی با لایه های بیشتر جلوگیری از وفق پیدا کردن شبکه های آموزش دیده شده به صورت پیچیده و محلی با داده های آموزشی بوده است زیرا در این صورت شبکه آموزش دیده شده تعمیم کمتری نسبت به سایر مقادیر خواهد داشت.

شبکه های عصبی مصنوعی الهام گرفته شده از شبکه های عصبی بیولوژیکی موجود در مغز موجودات زنده هستند. در بسیاری از زمینه های سنجنش از دور از جمله طبقه بندی تصاویر و شناسایی تغییرات مورد استفاده قرار گرفته اند. شبکه های عصبی متشکل از نرون های مصنوعی متصل به هم بوده که فرآیند یادگیری و مدل سازی را انجام می دهند. نرون های مصنوعی و اتصالات بین آنها که باعث ایجاد یک شبکه عصبی مصنوعی پیوسته می شوند براساس نمونه های آموزشی وارد شده به شبکه و تغییر مقادیر وزن ها برای نرون ها و اتصالات بین آنها آموزش دیده می شود و پس از آن می توان برای پیش بینی یا

در شکل ۲ می توان نحوه پراکنندگی ایستگاه های آلودگی سنجنی مورد استفاده در این تحقیق را مشاهده کرد.



شکل ۲- مکان و پراکنندگی ایستگاه های آلودگی سنجنی استفاده شده در این تحقیق (نمایش داده شده بر روی یکی از تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز)

۲-۲- روش تحقیق

تصاویر Level-1B سنجنده مادیس شامل تصاویر بازتابندگی بالای جو^۱ و تصاویر رادیانس بالای جو^۲ می باشند. این تصاویر در محصول MOD02HKM با قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰ متر در ۷ باند در اختیار می باشد. براساس تحقیقات صورت گرفته در زمینه مطالعات هواویز و تولید داده های عمق نوری هواویز توسط [۲۰] ارتباط مستقیم بین بازتابندگی بالای جو باند مادون قرمز با طول موج ۲/۱ میکرومتر و بازتابندگی سطح زمین باند قرمز مشخص گشت که در رابطه ۲ آورده شده است.

$$\rho_{Red} = \frac{\rho_{NIR}^*(2.1\mu m)}{2} \quad (2)$$

در رابطه بالا ρ_{NIR}^* نشان دهنده بازتابندگی بالای جو در باند مادون قرمز و ρ_{Red} نشان دهنده بازتابندگی سطح^۳ در باند قرمز می باشد. رابطه ۲ یکی از روابط کلی در مورد استفاده برای تولید داده های عمق نوری بوده است. بدین ترتیب برای تولید تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز براساس [۱۹] می توان از رابطه ۳ استفاده نمود.

$$ACR = \rho_{Red}^* - \rho_{Red} - m \quad (3)$$

در رابطه ۳، m میزان جذب و پراکنش مولکول های هوا، ρ_{Red}^* بازتابندگی بالای جو باند قرمز و ρ_{Red}

^۱ Top of Atmosphere Reflectance

^۲ Top of Atmosphere Radiance

^۳ Surface Reflectance

$$S(\underline{x}) = \sum_{i=1}^n e_i(\underline{x}) * \nabla^2 e_i(\underline{x}) \quad (9)$$

بدین صورت مقدار جدید برای Δx براساس رابطه ۱۰ محاسبه می‌شود.

$$\Delta x = [J^T(\underline{x}) * J(\underline{x}) + \mu I]^{-1} * J^T(\underline{x}) e(\underline{x}) \quad (10)$$

پارامتر μ در رابطه ۱۰ مقدار افزایش یا کاهش گام می‌باشد. پر واضح است که در آموزش شبکه عصبی تابع $f(x)$ مطرح شده دارای مقادیر ورودی مرتبط با وزن‌های نرون‌ها و اتصالات آنها می‌باشد که در رابطه ۱۱ نمایش داده شده است.

$$\underline{x} = [w^1(1,1), w^1(1,2), \dots, w^1(S_1, R), \dots] \quad (11)$$

بنابراین با داشتن یک رویکرد آموزشی گسترش رو به عقب^۱ رابطه‌ی ۱۲ را خواهیم داشت:

$$\frac{\partial \hat{f}}{\partial f^k(i,j)} = \frac{\partial \sum_{m=1}^m e_q^2(x)}{\partial w^k(i,j)} \quad (12)$$

برای محاسبه ژاکوبین می‌توان از رابطه ۱۳ استفاده کرد.

$$\frac{\partial e_q(x)}{\partial w^k(i,j)} \quad (13)$$

در این تحقیق از ۷۰ درصد داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی و ۱۵ درصد داده‌ها به عنوان داده‌های آزمایشی و ارزیابی استفاده شده‌اند. در نهایت برای بررسی نحوه عملکرد شبکه‌های عصبی مورد استفاده در این تحقیق از پارامتر همبستگی مدل آموزش دیده شده توسط شبکه عصبی بهره برده‌ایم. با توجه به اینکه داده‌های آموزشی، آزمایشی و ارزیابی به صورت تصادفی در اختیار شبکه عصبی قرار گرفته‌اند، عملیات آموزش و ارزیابی ۱۰ مرتبه برای هر روز صورت گرفته است. شرط توقف آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی با یک، دو و سه لایه میانی پارامتر میانگین مربع خطا^۲ بوده است. شبکه‌های عصبی مورد استفاده دارای یک نرون با تابع انتقال سیگموئید^۳ در هر لایه‌های میانی و یک نرون با تابع انتقال خطی در لایه خروجی بوده‌اند. در شکل ۳ می‌توان ساختار یکی از

تخمین مقادیر از شبکه عصبی آموزش دیده استفاده کرد. برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی الگوریتم‌های آموزشی متفاوتی وجود دارد که در این تحقیق از الگوریتم Levenberg_marquadrat استفاده می‌شود، بنابراین توضیحاتی در مورد این الگوریتم ارائه خواهد شد.

الگوریتم Levenberg_marquadrat برای اولین بار در سال ۱۹۹۴ ارائه گردید [۲۲]. از این الگوریتم برای حل مسائل برازش منحنی و آموزش شبکه‌های عصبی در این راستا استفاده می‌شود. این الگوریتم ترکیبی از روش‌های گaus-نیوتن و گرادیان نزولی می‌باشد که از توانایی هر دو الگوریتم بهره می‌برد و سرعت بالایی در یادگیری دارا می‌باشد [۲۲]. این الگوریتم به عنوان یکی از موثرترین الگوریتم‌ها جهت آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲۳].

فرض می‌کنیم که $f(x)$ یک تابع دلخواه باشد که می‌خواهیم مقدار کمینه آن را نسبت به متغیر x بدست آوریم. بدین ترتیب براساس مدل گaus-نیوتن طبق رابطه ۴ داریم:

$$\Delta x = -[\nabla^2 f(\underline{x})]^{-1} * \nabla f(\underline{x}) \quad (4)$$

که در رابطه بالا $\nabla^2 f(\underline{x})$ ماتریس هسین و $\nabla f(\underline{x})$ گرادیان تابع مورد نظر می‌باشد. اگر $f(x)$ تابعی از مربع مقادیر ورودی در نظر گرفته شود می‌توان نشان داد که روابط ۵ تا ۷ صادق می‌باشند.

$$f(\underline{x}) = \sum_{i=1}^N e_i^2(\underline{x}) \quad (5)$$

$$\nabla f(\underline{x}) = J^T(\underline{x}) * e(\underline{x}) \quad (6)$$

$$\nabla^2 f(\underline{x}) = J^T(\underline{x}) * J(\underline{x}) + S(\underline{x}) \quad (7)$$

که ماتریس $J(\underline{x})$ و تابع $S(\underline{x})$ در روابط ۸ و ۹ آمده است.

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_n(x)}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial e_n(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (8)$$

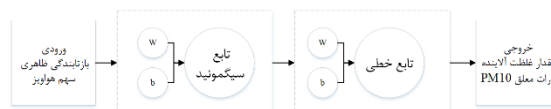
^۱ Backpropagation
^۲ Mean Square Error
^۳ Sigmoid

جدول ۳- همبستگی بدست آمده مدل آموزش دیده شده توسط شبکه عصبی تک لایه

ردیف	روز				
	اول	دوم	سوم	چهارم	پنجم
۱	۰/۹۳۱	۰/۶۰۸	۰/۹۲۸	۰/۸۰۰	۰/۸۶۲
۲	۰/۹۳۴	۰/۸۶۷	۰/۷۶۷	۰/۷۹۲	۰/۹۰۶
۳	۰/۹۲۲	۰/۸۶۵	۰/۹۲۵	۰/۸۵۳	۰/۸۷۴
۴	۰/۹۱۶	۰/۸۶۷	۰/۸۹۹	۰/۶۷۲	۰/۸۴۱
۵	۰/۹۲۶	۰/۷۳۱	۰/۹۲۴	۰/۵۹۳	۰/۹۰۳
۶	۰/۹۱۸	۰/۸۶۱	۰/۷۲۰	۰/۸۶۰	۰/۸۵۹
۷	۰/۹۳۳	۰/۸۱۶	۰/۹۱۰	۰/۷۳۰	۰/۸۶۵
۸	۰/۹۳۷	۰/۸۷۱	۰/۹۰۴	۰/۷۰۱	۰/۸۷۴
۹	۰/۹۳۴	۰/۸۲۵	۰/۸۴۹	۰/۷۵۷	۰/۸۷۲
۱۰	۰/۹۳۶	۰/۸۷۲	۰/۹۱۸	۰/۸۵۵	۰/۹۰۴
بیشینه	۰/۹۳۷	۰/۸۷۱	۰/۹۲۸	۰/۸۵۵	۰/۹۰۶
کمینه	۰/۹۱۶	۰/۶۰۸	۰/۷۲۰	۰/۵۹۳	۰/۸۴۱
ردیف	روز				
	هفتم	هشتم	نهم	دهم	یازدهم
۱	۰/۷۶۱	۰/۶۴۸	۰/۶۶۲	۰/۵۱۶	۰/۷۴۸
۲	۰/۷۴۷	۰/۷۲۵	۰/۷۷۷	۰/۵۱۴	۰/۸۲۱
۳	۰/۷۶۱	۰/۶۴۵	۰/۷۶۸	۰/۵۲۶	۰/۸۳۵
۴	۰/۷۵۲	۰/۶۸۹	۰/۷۶۴	۰/۵۲۹	۰/۸۴۱
۵	۰/۷۶۱	۰/۷۵۵	۰/۷۵۲	۰/۵۱۳	۰/۸۳۶
۶	۰/۶۲۰	۰/۷۰۲	۰/۷۶۴	۰/۵۱۸	۰/۸۲۱
۷	۰/۷۵۸	۰/۷۴۱	۰/۷۳۸	۰/۵۲۱	۰/۷۲۷
۸	۰/۷۵۸	۰/۷۰۱	۰/۷۶۱	۰/۵۱۸	۰/۷۵۴
۹	۰/۷۵۰	۰/۶۸۸	۰/۷۵۵	۰/۵۱۴	۰/۸۱۲
۱۰	۰/۷۵۵	۰/۷۸۵	۰/۷۴۱	۰/۵۱۸	۰/۷۸۷
بیشینه	۰/۷۶۱	۰/۷۸۵	۰/۷۷۷	۰/۵۲۹	۰/۸۳۶
کمینه	۰/۶۲۰	۰/۶۴۵	۰/۶۶۲	۰/۵۱۳	۰/۷۵۴

عملیات صورت گرفته برای آموزش شبکه عصبی تک لایه و دو لایه برای آموزش شبکه عصبی سه لایه نیز انجام گردیده است و نتایج همبستگی‌های بدست آمده در جدول ۵ نمایش داده شده است. براساس جدول ۵ میانگین بدست آمده مدل آموزش دیده شده توسط شبکه عصبی سه لایه برای روزهای اول تا دوازدهم به ترتیب برابر با ۰/۹۱۶، ۰/۹۱۷، ۰/۹۳۰، ۰/۸۶۷، ۰/۹۰۲، ۰/۸۹۲، ۰/۸۵۶، ۰/۹۰۰، ۰/۷۸۸، ۰/۵۴۳، ۰/۸۶۲ و ۰/۸۰۳ می‌باشد.

شبکه‌های عصبی مورد استفاده در این تحقیق را مشاهده کرد. از پارامتر آماری انحراف معیار برای ارزیابی نحوه پایداری روش تحقیق استفاده شده است. علاوه بر این دو پارامتر برای بررسی نحوه عملکرد شبکه‌های عصبی در تولید نقشه‌های آلودگی از پارامتر میانگین اختلاف برای یکی از روزها استفاده شده است.



شکل ۳- ساختار شبکه عصبی با یک لایه میانی

۳- نتایج و ارزیابی

پس از تولید تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز همان طور که در بخش قبل توضیح داده شد، شبکه‌های عصبی تک لایه، دو لایه و سه لایه با توجه به مقادیر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز و مقادیر اندازه‌گیری شده زمینی ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون برای ۱۲ روز آموزش داده شده است. در جدول ۳ مقادیر همبستگی به دست آمده براساس شبکه عصبی تک لایه آورده شده است.

همان گونه در جدول ۳ آورده شده است، شبکه عصبی تک لایه با دقت‌های مناسبی مقادیر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز را به مقادیر غلظت ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون تبدیل کرده است. براساس جدول ۳ میانگین مقادیر همبستگی برای روزهای اول تا دوازدهم به ترتیب برابر با ۰/۹۲۹، ۰/۸۱۸، ۰/۸۷۴، ۰/۷۶۱، ۰/۸۷۶، ۰/۸۳۱، ۰/۷۴۲، ۰/۷۰۷، ۰/۷۴۸، ۰/۵۱۸، ۰/۷۹۸ و ۰/۶۳۱ بدست آمده است.

در جدول ۴ مقادیر همبستگی با استفاده از شبکه عصبی دو لایه آورده شده است. طبق جدول ۴ میانگین مقادیر همبستگی برای روز اول ۰/۸۶۶، روز دوم ۰/۸۷۵، روز سوم ۰/۹۰۹، روز چهارم ۰/۸۶۹، روز پنجم ۰/۷۸۵، روز ششم ۰/۸۴۲، روز هفتم ۰/۸۴۹، روز هشتم ۰/۸۱۸، روز نهم ۰/۷۶۹، روز دهم ۰/۵۲۳، روز یازدهم ۰/۸۴۱ و روز دوازدهم ۰/۷۳۱ بدست آمده است.

جدول ۴- همبستگی بدست آمده مدل آموزش دیده شده توسط شبکه عصبی دو لایه

ردیف	روز					
	اول	دوم	سوم	چهارم	پنجم	ششم
۱	۰/۹۱۵	۰/۷۷۶	۰/۹۲۹	۰/۷۱۰	۰/۸۷۹	۰/۸۷۵
۲	۰/۷۴۰	۰/۹۲۱	۰/۹۲۰	۰/۹۴۰	۰/۸۳۶	۰/۸۱۲
۳	۰/۵۵۱	۰/۸۸۹	۰/۸۵۸	۰/۸۹۰	۰/۹۲۵	۰/۸۳۴
۴	۰/۹۴۵	۰/۹۲۷	۰/۹۴۱	۰/۹۳۲	۰/۹۰۵	۰/۸۰۵
۵	۰/۹۱۹	۰/۸۸۵	۰/۹۲۶	۰/۹۰۸	۰/۸۵۴	۰/۸۵۲
۶	۰/۹۱۴	۰/۸۴۲	۰/۸۶۸	۰/۸۷۸	۰/۸۴۳	۰/۸۳۹
۷	۰/۹۲۸	۰/۸۰۲	۰/۹۰۹	۰/۸۷۲	۰/۸۴۱	۰/۸۶۹
۸	۰/۹۳۱	۰/۸۷۶	۰/۹۵۳	۰/۸۵۰	۰/۸۴۴	۰/۸۳۷
۹	۰/۸۸۴	۰/۹۰۸	۰/۹۱۵	۰/۸۸۷	۰/۸۸۴	۰/۸۵۵
۱۰	۰/۹۳۳	۰/۹۲۴	۰/۸۷۴	۰/۸۲۶	۰/۸۳۸	۰/۸۴۹
بیشینه	۰/۹۴۵	۰/۹۲۷	۰/۹۵۳	۰/۹۴۰	۰/۹۲۵	۰/۸۷۵
کمینه	۰/۵۵۱	۰/۷۷۶	۰/۸۵۸	۰/۷۱۰	۰/۸۳۶	۰/۸۰۵
ردیف	روز					
	هفتم	هشتم	نهم	دهم	یازدهم	دوازدهم
۱	۰/۷۹۴	۰/۹۱۹	۰/۷۷۹	۰/۵۲۰	۰/۸۴۴	۰/۷۴۶
۲	۰/۸۸۵	۰/۷۷۹	۰/۸۰۵	۰/۵۲۶	۰/۸۵۴	۰/۶۳۹
۳	۰/۸۳۹	۰/۸۵۵	۰/۷۹۸	۰/۵۱۴	۰/۸۶۲	۰/۷۷۰
۴	۰/۸۹۰	۰/۸۵۷	۰/۷۴۴	۰/۵۲۷	۰/۷۹۹	۰/۶۶۷
۵	۰/۸۷۵	۰/۷۹۳	۰/۷۴۲	۰/۵۲۶	۰/۸۵۹	۰/۷۴۳
۶	۰/۸۸۰	۰/۸۶۳	۰/۷۶۲	۰/۵۲۰	۰/۸۵۷	۰/۷۰۱
۷	۰/۸۱۱	۰/۸۶۷	۰/۷۵۴	۰/۵۳۶	۰/۸۲۰	۰/۷۴۵
۸	۰/۸۸۰	۰/۷۹۰	۰/۷۷۸	۰/۵۱۷	۰/۸۲۶	۰/۷۵۸
۹	۰/۸۱۲	۰/۶۱۸	۰/۷۶۹	۰/۵۲۳	۰/۸۴۴	۰/۶۶۲
۱۰	۰/۸۲۸	۰/۸۴۰	۰/۷۶۶	۰/۵۲۹	۰/۸۴۵	۰/۸۸۷
بیشینه	۰/۸۸۵	۰/۹۱۹	۰/۸۰۵	۰/۵۳۶	۰/۸۵۹	۰/۸۸۷
کمینه	۰/۸۱۱	۰/۶۱۸	۰/۷۴۲	۰/۵۱۴	۰/۷۹۹	۰/۶۳۹

با توجه به مقادیر میانگین همبستگی بکه براساس جدول ۳ تا ۵ قابل محاسبه هستند، شبکه عصبی سه لایه بهترین عملکرد را در اختیار دارد. شبکه عصبی سه لایه با مقدار متوسط همبستگی ۰/۸۴۸ برای تمام روزها عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی دو لایه با متوسط همبستگی ۰/۸۰۶ و شبکه عصبی تک لایه ۰/۷۶۹ داشته است. براساس نتایج بدست آمده در این تحقیق با افزایش تعداد لایه‌های شبکه عصبی می‌توان به مقادیر بالاتری از همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و مقادیر تخمین زده شده رسید. اما آنچه نیاز به توجه دارد آن است که با افزایش تعداد لایه‌های شبکه عصبی، مدل به دست آمده به شدت خود را به داده‌های آموزشی برازش می‌دهد و در

این صورت کلیت^۱ خود در مورد داده‌های دیگر را از دست می‌دهد.

جدول ۵- همبستگی بدست آمده مدل آموزش دیده شده توسط شبکه عصبی سه لایه

ردیف	روز					
	اول	دوم	سوم	چهارم	پنجم	ششم
۱	۰/۹۲۶	۰/۹۴۰	۰/۹۰۸	۰/۹۱۳	۰/۹۲۶	۰/۸۴۴
۲	۰/۹۳۶	۰/۹۸۰	۰/۹۳۳	۰/۹۳۳	۰/۸۴۷	۰/۸۴۵
۳	۰/۹۳۱	۰/۹۵۷	۰/۹۳۶	۰/۸۵۶	۰/۹۲۶	۰/۸۹۰
۴	۰/۸۳۹	۰/۸۶۱	۰/۹۴۰	۰/۶۹۶	۰/۹۰۶	۰/۸۵۶
۵	۰/۹۴۱	۰/۹۲۱	۰/۹۲۸	۰/۸۵۷	۰/۹۰۵	۰/۸۳۷
۶	۰/۹۳۶	۰/۹۶۶	۰/۹۴۳	۰/۸۷۷	۰/۹۰۶	۰/۸۳۸
۷	۰/۹۳۵	۰/۸۹۹	۰/۹۴۱	۰/۸۴۵	۰/۸۵۰	۰/۸۷۹
۸	۰/۸۷۳	۰/۸۸۰	۰/۹۱۹	۰/۹۱۹	۰/۹۱۳	۰/۸۹۸
۹	۰/۹۴۴	۰/۹۱۶	۰/۹۱۳	۰/۸۴۲	۰/۹۲۷	۰/۸۴۲
۱۰	۰/۸۹۶	۰/۸۵۲	۰/۹۴۲	۰/۹۳۶	۰/۹۲۰	۰/۸۹۲
بیشینه	۰/۹۴۴	۰/۹۸۰	۰/۹۴۳	۰/۹۳۶	۰/۹۲۷	۰/۸۹۲
کمینه	۰/۸۳۹	۰/۸۵۲	۰/۹۰۸	۰/۶۹۶	۰/۸۵۰	۰/۸۳۷
ردیف	روز					
	هفتم	هشتم	نهم	دهم	یازدهم	دوازدهم
۱	۰/۸۴۹	۰/۸۵۸	۰/۷۸۲	۰/۵۴۹	۰/۸۶۲	۰/۷۱۴
۲	۰/۸۹۳	۰/۸۹۹	۰/۷۴۹	۰/۵۴۲	۰/۸۷۲	۰/۹۴۹
۳	۰/۸۷۹	۰/۸۹۹	۰/۷۹۸	۰/۵۲۲	۰/۸۵۵	۰/۷۱۵
۴	۰/۸۲۲	۰/۹۳۱	۰/۸۰۵	۰/۵۲۵	۰/۸۶۵	۰/۶۸۳
۵	۰/۸۸۰	۰/۹۲۶	۰/۷۶۴	۰/۵۶۳	۰/۸۴۱	۰/۸۰۵
۶	۰/۸۷۳	۰/۸۸۳	۰/۷۶۴	۰/۵۲۵	۰/۸۵۶	۰/۷۶۰
۷	۰/۸۴۲	۰/۹۰۰	۰/۷۹۴	۰/۵۲۶	۰/۸۹۵	۰/۷۶۷
۸	۰/۸۳۴	۰/۹۲۱	۰/۷۵۵	۰/۵۵۷	۰/۸۳۶	۰/۹۳۷
۹	۰/۸۱۳	۰/۸۹۲	۰/۸۴۹	۰/۵۵۰	۰/۸۶۷	۰/۷۷۸
۱۰	۰/۸۷۸	۰/۸۹۳	۰/۸۲۵	۰/۵۷۳	۰/۸۷۳	۰/۹۲۲
بیشینه	۰/۸۹۳	۰/۹۳۱	۰/۸۴۹	۰/۵۷۳	۰/۸۹۵	۰/۹۴۹
کمینه	۰/۸۱۳	۰/۸۹۲	۰/۷۴۹	۰/۵۲۲	۰/۸۳۶	۰/۶۸۳

یکی دیگر از پارامترهای آماری مورد استفاده برای ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی استفاده از پارامتر انحراف معیار می‌باشد. از این پارامتر برای بررسی میزان پایداری شبکه‌های عصبی براساس مقادیر همبستگی استفاده خواهیم کرد. در جدول ۶ مقادیر انحراف معیار برای روزهای مختلف و شبکه‌های عصبی تک لایه، دولایه و سه لایه آورده شده است.

^۱ Generality

بازتابندگی ظاهری سهم هواویز در کنار اندازه‌گیری‌های زمینی غلظت آلاینده‌ها با استفاده از رگرسیون‌های خطی [۱۹] و غیرخطی [۲۱] جهت تخمین مقادیر غلظت و تولید نقشه‌های آلودگی استفاده شده است.

جدول ۷- میانگین اختلاف مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر تخمین زده شده غلظت ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون برای روز سوم تحقیق با سه شبکه عصبی

ردیف	شبکه عصبی		
	سه لایه	دو لایه	تک لایه
۱	۱۰/۷۵۳۵	۱۰/۹۳۴۳	۱۱/۱۸۵
۲	۱۰/۶۹۰۷	۱۰/۶۸۱۱	۱۷/۹۶۸۷
۳	۱۰/۵۵۱۸	۱۱/۴۸۷۱	۱۱/۰۱۹۷
۴	۸/۵۶۷۶	۸/۴۱۸۷	۱۳/۹۴۰۵
۵	۸/۶۷۵۶	۹/۵۹۴۸	۱۰/۱۹۴۸
۶	۶/۹۲۳	۱۳/۹۷۴	۲۵/۰۱۷۱
۷	۷/۷۹۳۹	۱۱/۰۰۵۲	۲۷/۸۴۱۴
۸	۱۱/۶۸۵۶	۷/۶۹۵۶	۱۳/۱۲۰۲
۹	۱۰/۴۷۸۸	۱۰/۷۱۶۸	۱۴/۱۵۵
۱۰	۸/۶۳۲۹	۱۵/۰۰۱۱	۱۰/۷۷۴

مقدار همبستگی مدل برازش داده شده در تحقیق [۱۹] براساس یک رگرسیون خطی برابر با ۰/۵۶ گزارش شده است. براساس [۲۱] متوسط مقادیر مجذور همبستگی مدل‌های غیرخطی برازی داده شده نمایی، لگاریتمی و توانی به ترتیب برابر با ۰/۵۸۰۸، ۰/۵۸۲۶ و ۰/۵۷۸۲ بوده است. با توجه به مقادیر بدست آمده در این تحقیق شبکه‌های عصبی عملکرد بهتری نسبت دو سایر مدل‌های استفاده شده در تحقیقات گذشته را داشته است. نقشه‌های آلودگی تولید شده توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی آموزش دیده شده با یک، دو و سه لایه میانی برای روز سوم و پنجم در اشکال ۴ تا ۹ آورده شده‌اند.

علاوه بر مدل‌های روزانه، از شبکه‌های عصبی تک لایه، دو لایه و سه لایه جهت مدل‌سازی ارتباط بین مقادیر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز و مقادیر PM₁₀ زمینی برای آموزش یک مدل کلی استفاده شده است. طبق نتایج بدست آمده مقدار همبستگی مدل کلی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تک لایه ۰/۴۱۲، دو لایه ۰/۴۹۹ و سه لایه ۰/۵۰۳ بدست آمده است.

همان طور که در جدول ۶ آورده شده است متوسط انحراف معیارهای بدست آمده برای شبکه عصبی تک لایه ۰/۰۴۱۰، شبکه عصبی دو لایه ۰/۰۴۹۱ و سه لایه ۰/۰۳۶۰ بوده است. بدین ترتیب شبکه عصبی سه لایه بالاترین پایداری آموزش شبکه براساس همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر تخمین زده شده غلظت ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون داشته است.

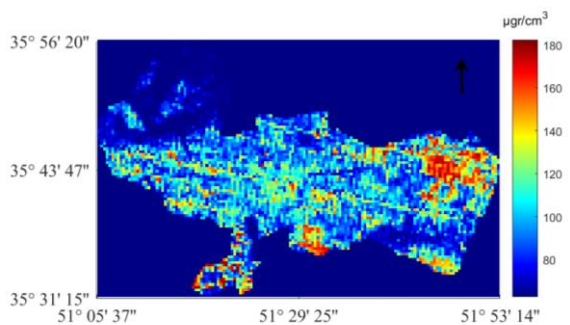
جدول ۶- مقادیر انحراف معیار شبکه‌های عصبی براساس همبستگی

ردیف	سه لایه	دو لایه	تک لایه
روز اول	۰/۰۳۵۱	۰/۱۲۵۵	۰/۰۰۷۷
روز دوم	۰/۰۴۴۲	۰/۰۵۲۵	۰/۰۸۵۸
روز سوم	۰/۰۱۲۸	۰/۰۳۲۲	۰/۰۷۳۵
روز چهارم	۰/۰۷۰۴	۰/۰۶۵۷	۰/۰۸۸۴
روز پنجم	۰/۰۲۹۸	۰/۰۵۱۵	۰/۰۲۸۱
روز ششم	۰/۰۲۴۸	۰/۰۲۴۴	۰/۰۱۴۶
روز هفتم	۰/۰۲۷۸	۰/۰۳۶۴	۰/۰۴۳۳
روز هشتم	۰/۰۲۱۷	۰/۰۸۲۳	۰/۰۴۴۶
روز نهم	۰/۰۳۲۲	۰/۰۲۰۹	۰/۰۳۲۵
روز دهم	۰/۰۱۸۱	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۵۳
روز یازدهم	۰/۰۱۶۸	۰/۰۲۰۱	۰/۰۴۱۵
روز دوازدهم	۰/۰۹۸۵	۰/۰۷۱۰	۰/۰۲۶۴
میانگین	۰/۰۳۶	۰/۰۴۹۱	۰/۰۴۱۰

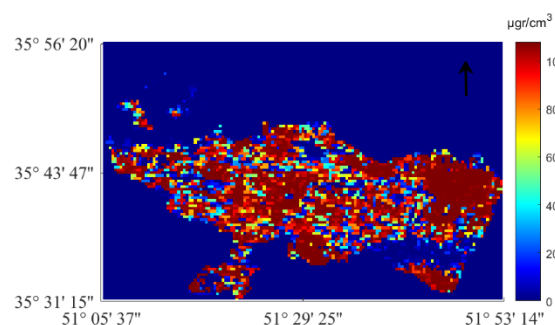
در ادامه برای بررسی عملکرد شبکه‌های عصبی مورد استفاده از پارامتر میانگین اختلاف استفاده می‌کنیم. منظور از پارامتر میانگین اختلاف، میانگین اختلاف بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر تخمین زده شده توسط شبکه‌های عصبی می‌باشد. این عملیات به همراه نمایش نقشه‌های آلودگی تولید شده برای روز سوم تحقیق انجام گردیده است. در جدول ۷ مقادیر اختلاف میانگین آورده شده است.

براساس جدول ۷ متوسط مقادیر اختلاف میانگین برای شبکه‌های عصبی تک لایه، دو لایه و سه لایه به ترتیب برابر با ۱۵/۵۲۱۶، ۱۰/۹۵۰۹ و ۹/۴۷۵۳ بوده است. براساس این نتایج شبکه عصبی سه لایه بالاترین دقت در تخمین مقادیر غلظت آلاینده ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون نسبت به سایر شبکه‌ها در اختیار دارد.

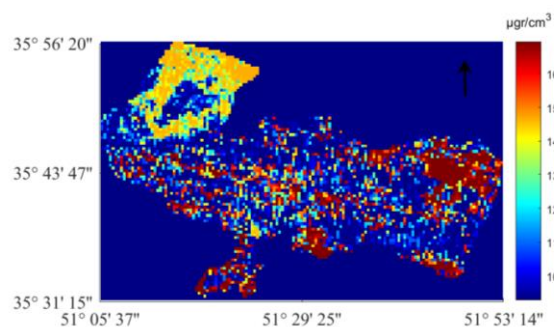
در نهایت برای بررسی عملکرد شبکه‌های عصبی در این حوزه، مقادیر همبستگی بدست آمده در این تحقیق را با دو تحقیق دیگر مقایسه می‌کنیم. در دو تحقیق دیگر از



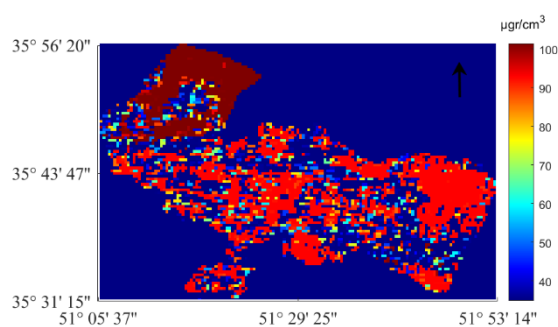
شکل ۷- نقشه آلودگی تولید شده با استفاده از شبکه عصبی تک لایه برای روز پنجم



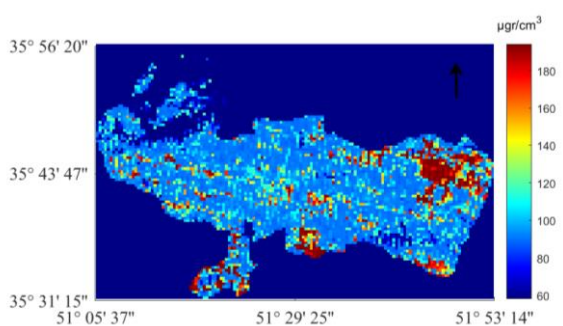
شکل ۴- نقشه آلودگی تولید شده با استفاده از شبکه عصبی تک لایه برای روز سوم



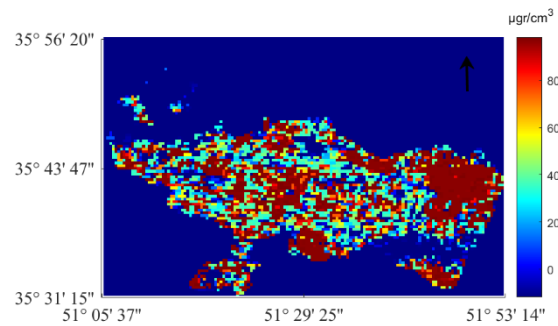
شکل ۸- نقشه آلودگی تولید شده با استفاده از شبکه عصبی دو لایه برای روز پنجم



شکل ۵- نقشه آلودگی تولید شده با استفاده از شبکه عصبی دو لایه برای روز سوم



شکل ۹- نقشه آلودگی تولید شده با استفاده از شبکه عصبی سه لایه برای روز پنجم



شکل ۶- نقشه آلودگی تولید شده با استفاده از شبکه عصبی سه لایه برای روز سوم

۲- نقشه‌های آلودگی تولید شده برای هر دو روز با استفاده از شبکه‌های عصبی تک، دو و سه لایه روند مشابهی در نمایش میزان و تراکم غلظت آلاینده‌ها را نشان می‌دهند. تفاوت بصری موجود در این نقشه‌ها به دلیل بازه مقادیر تخمین زده شده برای ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون توسط شبکه‌های عصبی متفاوت می‌باشد در حالی که مقدار تخمین زده شده برای هر پیکسل تقریباً برابر با مقایر متناظر آن در نقشه‌های دیگر همان روز می‌باشد. بنابراین می‌توان گفت برای بررسی بصری نقشه‌های تولید شده می‌بایست به نوار رنگ متناظر هر کدام توجه داشت.

با توجه به نقشه‌های آلودگی تولید شده توسط شبکه‌های عصبی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- ۱- در ناحیه شمال غربی نقشه‌های تولید شده، شبکه‌های عصبی مورد استفاده مقادیر ثابتی را تخمین زده‌اند و این می‌تواند به دلیل وجود سایه‌های ابر در آن منطقه باشد که باعث ایجاد اختلال و تغییر در بازتابندگی بالای جو در باندهای مورد استفاده شده است. این اختلال باعث وجود خطا در برآورد مقادیر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز می‌شود که در نهایت به تخمین مقادیری ناصحیح از غلظت ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون منجر می‌شود.

خطی، توانی، نمایی و لگاریتمی داشته‌اند. مقدار متوسط همبستگی برای شبکه‌های عصبی با یک، دو و سه لایه به ترتیب برابر با ۰/۷۶۹، ۰/۸۰۶ و ۰/۸۴۸ بدست آمده است. وجود مقادیر بالای همبستگی در شبکه عصبی سه لایه نمی‌تواند تنها معیار برای انتخاب شبکه عصبی سه لایه به عنوان بهترین شبکه قلمداد شود زیرا با بالا رفتن تعداد لایه‌ها، شبکه عصبی مورد نظر بیشتر به صورت محلی آموزش می‌بیند و کلیت خود را از دست می‌دهد. وجود مقادیر منفی در نقشه تولید شده توسط شبکه عصبی سه لایه می‌تواند نشان دهنده صحت مسئله مطرح شده باشد. علاوه بر مقادیر همبستگی دو پارامتر انحراف معیار و میانگین مقدار خطا برای بررسی عملکرد شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفت. نقشه‌های آلودگی تولید شده به لزوم نبودن ابر و سایه ابر برای جلوگیری از ایجاد خطا اشاره می‌کنند. در نقشه‌های تولید شده دو منطقه شرقی و مرکزی دارای بیشترین تراکم آلاینده می‌باشند و این مسئله می‌تواند به صورت دقیق‌تر در مطالعات بعدی مورد بررسی قرار بگیرد.

۳- آنچه به طور کل در تمام نقشه‌های آلودگی تولید شده قابل ملاحظه است، وجود دو ناحیه با تراکم بالای آلاینده ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون می‌باشد. دو منطقه در شرق و مرکز شهر دارای بیشترین مقدار غلظت آلاینده‌ها می‌باشند.

۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق از تصاویر سنجنده مادیس برای تولید تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز و تخمین میزان غلظت و نحوه پراکندگی آلاینده ذرات معلق با قطر کمتر از ۱۰ میکرون در کنار شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. با استفاده از رابطه بین بازتابندگی بالای جو باند مادون قرمز با بازتابندگی سطح باند قرمز، تصاویر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز تولید شدند. برای برقراری ارتباط بین مقادیر اندازه‌گیری شده زمینی و مقادیر بازتابندگی ظاهری سهم هواویز از شبکه‌های عصبی مصنوعی با یک، دو و سه لایه میانی استفاده شده است. با توجه به نتایج بدست آمده در این تحقیق شبکه‌های عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نسبت به رگرسیون‌های

مراجع

- [1] Levy, R. C., Remer, L. A., Mattoo, S., Vermote, E. F., & Kaufman, Y. J. (2007). Second-generation operational algorithm: Retrieval of aerosol properties over land from inversion of Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer spectral reflectance. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 112 (13).
- [2] Sun, L., Li, R. B., Tian, X. P., & Wei, J. (2017). Analysis of the temporal and spatial variation of aerosols in the Beijing-Tianjin-Hebei region with a 1 km AOD product. *Aerosol Air Qual. Res.*, 17, 923-935.
- [3] He, Q., & Huang, B. (2018). Satellite-based high-resolution PM_{2.5} estimation over the Beijing-Tianjin-Hebei region of China using an improved geographically and temporally weighted regression model. *Environmental Pollution*, 236, 1027-1037.
- [4] Jung, C. R., Hwang, B. F., & Chen, W. T. (2017). 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*.
- [5] de Hoogh, K., Héritier, H., Stafoggia, M., Künzli, N., & Kloog, I. (2018). Modelling daily PM_{2.5} concentrations at high spatio-temporal resolution across Switzerland. *Environmental Pollution*, 233, 1147-1154.
- [6] Gupta, P., Khan, M. N., da Silva, A., & Patadia, F. (2013). MODIS aerosol optical depth observations over urban areas in Pakistan: quantity and quality of the data for air quality monitoring. *Atmospheric pollution research*, 4(1), 43-52.
- [7] Chu, D. A., Kaufman, Y. J., Zibordi, G., Chern, J. D., Mao, J., Li, C., & Holben, B. N. (2003). Global monitoring of air pollution over land from the Earth Observing System-Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS). *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 108(21).
- [8] Wang, J., & Christopher, S. A. (2003). Intercomparison between satellite-derived aerosol optical thickness and PM_{2.5} mass: implications for air quality studies. *Geophysical research letters*, 30(21).
- [9] Benas, N., Beloconi, A., & Chrysoulakis, N. (2013). Estimation of urban PM₁₀ concentration, based on MODIS and MERIS/AATSR synergistic observations. *Atmospheric environment*, 79, 448-454.

- [10] Gupta, P., & Christopher, S. A. (2009). Particulate matter air quality assessment using integrated surface, satellite, and meteorological products: Multiple regression approach. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114(D14).
- [11] Li, C., Hsu, N. C., & Tsay, S. C. (2011). A study on the potential applications of satellite data in air quality monitoring and forecasting. *Atmospheric Environment*, 45(22), 3663-3675.
- [12] Emili, E., Popp, C., Petitta, M., Riffler, M., Wunderle, S., & Zebisch, M. (2010). PM10 remote sensing from geostationary SEVIRI and polar-orbiting MODIS sensors over the complex terrain of the European Alpine region. *Remote sensing of environment*, 114(11), 2485-2499.
- [13] Tian, J., & 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(2), 221-229.
- [14] Lin, C., Li, Y., Yuan, Z., Lau, A. K., Li, C., & Fung, J. C. (2015). Using satellite remote sensing data to estimate the high-resolution distribution of ground-level PM_{2.5}. *Remote Sensing of Environment*, 156, 117-128.
- [15] Zou, B., Pu, Q., Bilal, M., Weng, Q., Zhai, L., & Nichol, J. E. (2016). High-resolution satellite mapping of fine particulates based on geographically weighted regression. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13(4), 495-499.
- [16] He, Q., & Huang, B. (2018). Satellite-based mapping of daily high-resolution ground PM 2.5 in China via space-time regression modeling. *Remote Sensing of Environment*, 206, 72-83.
- [17] Gupta, P., & Christopher, S. A. (2009). Particulate matter air quality assessment using integrated surface, satellite, and meteorological products: 2. A neural network approach. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114(D20).
- [18] Wu, Yerong, Jianping Guo, Xiaoye Zhang, Xin Tian, Jiahua Zhang, Yaqiang Wang, Jing Duan, and Xiaowen Li (2012). "Synergy of satellite and ground based observations in estimation of particulate matter in eastern China." *Science of the Total Environment* 433, 20-30.
- [19] Li, L. J., Ying, W. A. N. G., Zhang, Q., Tong, Y. U., Yue, Z. H. A. O., & Jun, J. I. N. (2007). Spatial distribution of aerosol pollution based on MODIS data over Beijing, China. *Journal of Environmental Sciences*, 19(8), 955-960.
- [20] Kaufman, Y. J., Wald, A. E., Remer, L. A., Gao, B. C., Li, R. R., & Flynn, L. (1997). The MODIS 2.1 μm channel-correlation with visible reflectance for use in remote sensing of aerosol, *IEEE T. Geosci. Remote.*, 35, 1286-1298.
- [21] Ghorbanian, A & Mohammadzadeh, A. (2018). Investigating the capability of non-linear regressions for PM10 estimation and spatial mapping using remote sensing images and ground measurements. *Journal of Geomatics Science and Technology*. Accepted Manuscript.
- [22] Levenberg, K. (1944). A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. *Quarterly of applied mathematics*, 2(2), 164-168.
- [23] Wilamowski, B. M., & Yu, H. (2010). Improved computation for Levenberg-Marquardt training. *IEEE transactions on neural networks*, 21(6), 930-937.