Archive of SID

محیط‌شناسی، دورهٔ ۴۵، شمارهٔ ۳، پاییز ۱۳۹۸، صفحهٔ ۵۱۲-۴۹۹

توسعهٔ مدل ترکیبی برپایهٔ شبکهٔ عصبی برای مدل‌سازی کیفیت هوای داخلی بازار تبریز به لحاظ ذرات معلق

ندا کفاش چرندابی[1]*، امیر غلامی[2]

۱. استادیار گروه نقشه‌برداری، دانشکدهٔ فنی مهندسی مرند، دانشگاه تبریز

۲. دانشجوی کارشناسی نقشه‌برداری، دانشکدهٔ فنی مهندسی مرند، دانشگاه تبریز amirp5576@gmail.com

تاریخ وصول مقاله: ۱۳۹۸/۰۱/۱۹ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۷/۱۵

چکیده

شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌های محاسبه کننده‌ای هستند که از شبکه‌های عصبی زیستی الهام گرفته شده‌اند. این شبکه‌ها انواع گوناگونی دارند و به‌خوبی می‌توانند به شناسایی، طبقه‌بندی و پیش‌بینی مسائل مختلف بپردازند. با توجه به آثار زیان‌بار آلودگی هوا در شهرهای بزرگ و سپری شدن ساعت‌های بسیاری از زندگی هر انسان در فضاهای بسته، بررسی کیفیت هوای داخلی اماکن بسیار ضروری است. آلاینده‌های مختلفی در فضاهای بسته وجود دارند که از بین آن‌ها، ذرات معلق توجه زیادی را به علت تأثیرات فاجعه‌بار بر سیستم تنفسی و حتی سیستم گردش خون به خود جلب کرده است. در این تحقیق با جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز از فضاهای داخلی بازار تبریز کیفیت هوای آن به لحاظ ذرات معلق برپایهٔ مدل‌های مختلف شبکه عصبی بررسی شد. طول معابر، عرض معابر، تراکم نسبی جمعیت، جنس کف، وجود یا عدم وجود تهویه، تنوع کاربری، فاصله از خیابان‌های مجاور، بلندی سقف، دما و رطوبت نسبی در ۱۰۸۱ موقعیت مختلف از اسفندماه سال ۱۳۹۶ تا اردیبهشت ۱۳۹۷ اخذ شد. در فروردین ماه، برای ۸۶ نقطه از نقاط ثبت شده، آلاینده‌های $PM_{2.5}$ و PM_{10} به کمک حسگر قابل حمل ثبت شد و برای ساخت شبکه به‌کار گرفته شد. پس از مقایسهٔ شبکه‌های مختلف با پارامترهای گوناگون شبکه بهینه تعیین شد. سپس به‌منظور افزایش کارایی مدل، شبکهٔ ساخته شده با طبقه‌بند ترکیبی LSBoost ادغام شد. با توجه به پیاده‌سازی صورت گرفته بهترین شبکه برای آلایندهٔ $PM_{2.5}$ با دو لایهٔ پنهان، تابع آموزش traincgb و MSE برابر ۰/۳۸۵ و برای آلاینده PM_{10} نیز با یک لایه پنهان، تابع آموزش trainlm و MSE برابر ۰/۲۷۷۹ به‌دست آمده است. نتایج به‌دست‌آمده از مدل پیشنهادی تحقیق به صحت ۹۷/۶۷ درصد برای پیش‌بینی کلاس آلاینده‌های $PM_{2.5}$ و PM_{10} رسیده است.

کلیدواژه

آلودگی هوا، بازار تبریز، ذرات معلق، شبکه عصبی، طبقه‌بند ترکیبی.

۱. سرآغاز

آلودگی هوای مناطق شهری یکی از مهم‌ترین مسائلی است که روی محیط‌زیست، سلامت جامعه، اقتصاد، مدیریت مناطق شهری و غیره تأثیر می‌گذارد. به‌طور متوسط، سالیانه در جهان ۳ میلیون نفر بر اثر آلودگی هوا جان خود را از دست می‌دهند. طبق گزارش‌های سازمان بهداشت جهانی[1] در سال ۲۰۱۲ این رقم به حدود ۷ میلیون نفر رسید که در حدود ۴/۳ میلیون نفر از آن‌ها مستقیماً در معرض آلودگی هوای داخلی بوده‌اند (WHO, 2014). بررسی و مدل‌سازی آلودگی هوا در تحقیقات متعدد و بسیاری از شهرهای بزرگ مورد توجه قرار گرفته است، در حالی که آلودگی هوای درون ساختمان‌ها مسئلهٔ بسیار خطرناک‌تری برای سلامت

* نویسنده مسئول: Email: n_kaffash@tabrizu.ac.ir

www.SID.ir

Archive of SID

انسان‌ها است. وجود آلاینده‌ها در هوای داخل ساختمان‌ها علاوه بر این‌که مخل راحتی و آسایش ساکنان خواهد بود، تماس طولانی مدت با آن‌ها می‌تواند آسیب‌های بسیار جدی یا حتی مرگ را به دنبال داشته باشد. از دلایل عمدهٔ آلودگی هوای داخل ساختمان‌ها می‌توان به تهویهٔ نامناسب، سطح بالای دما و رطوبت، وجود منابع آلاینده نظیر اجاق‌ها، بخاری، شومینه، مصرف دخانیات، مصالح و کالاهای ساختمانی، اسپری، خوش‌بوکننده‌ها، آفت‌کش‌ها و غیره اشاره کرد (لقمانی و همکاران، ۲۰۱۵).

به‌طور کلی آلاینده‌هایی از قبیل فرمالدهید، مونوکسید کربن، آزبست، جیوه ، ذرات معلق[۲]، رادون، آلرژن ها از مهم‌ترین عوامل مؤثر بر کیفیت هوا در محیط‌های داخلی محسوب می‌شوند (لقمانی و همکاران، ۲۰۱۵). بر اساس مطالعات صورت گرفته، یکی از مهم‌ترین آلاینده هوای کلان‌شهرهای بزرگ ذرات معلق (PM_{10}-$PM_{2.5}$-PM_1) است که در دو اندازهٔ کمتر از ده میکرون (PM_{10}) و کمتر از دو نیم میکرون ($PM_{2.5}$) بر سلامتی انسان‌ها تأثیرات مخرب بسیاری دارد، در این تحقیق نیز برای بررسی کیفیت هوای محیط‌های داخلی انتخاب شد (احمدی و همکاران، ۱۳۹۱؛ Li, et al., 2018 ;, C.A. et al., 2019PopeIII).

ذرات $PM_{2.5}$ به دلیل قطر ریز و کوچک، می‌توانند به‌راحتی از سد سیستم امنیتی بینی و حلق انسان عبور کرده، وارد سیستم تنفسی یا همان شش و از آنجا وارد سیستم گردش خون شده و همراه با خون به نقاط حساس بدن حرکت کرده و در نهایت باعث سکته‌های قلبی در افراد شوند. ذرات PM_{10} نیز ذرات جامد خطرناکی حساب شده ولی به دلیل قطر بزرگ آن‌ها نسبت به ذرات $PM_{2.5}$ بخشی از این ذرات توسط سیستم امنیتی یا همان سیستم بینی و حلق جذب می‌شوند (هاشمی، ۱۳۹۰؛ Goyal & Khare, 2011). مقدار PM_{10} و $PM_{2.5}$ در تشدید بیماری‌های قلبی- ریوی، کاهش سیستم ایمنی بدن در مقابل بیماری‌ها، از بین رفتن بافت ریه، آسم کودکان، مرگ‌ومیر زودرس و سرطان نقش عمده‌ای دارد (هاشمی، ۱۳۹۰؛ Goyal & Khare, 2011). از منابع عمدهٔ ذرات معلق در فضاهای خارجی می‌توان به احتراق زغال‌سنگ، انتشار گازهای گلخانه‌ای، SO_4، NO_3، دود وسایل نقلیه، دود کارخانه‌ها، گردوغبار و در فضاهای داخلی به گردوغبار، دود سیگار، تجهیزات احتراق بدون تهویه مناسب، اسپری‌ها، تراکم افراد، جنس مصالح، میزان نفوذ هوای بیرون، ویژگی‌های فردی و خانوادگی اشاره کرد (Mohammad et al., 2015).

سنجش آلودگی هوا در فضاهای بیرونی با شبکه‌ای از ایستگاه‌های اندازه‌گیری ثابت انجام می‌شود. ایستگاه‌های ثابت بسیار مطمئن هستند و قادرند طیف وسیعی از آلاینده‌ها را به‌طور دقیق اندازه‌گیری کنند. لیکن در محیط‌های داخلی چنین ایستگاه‌هایی وجود ندارد و برای سنجش آلاینده‌ها از حسگرهای قابل حمل[۳] استفاده می‌شود. این حسگرهای کوچک و قابل‌حمل قابل استفاده در هر مکان و زمانی هستند و اطلاعات مربوط به آلاینده‌ها را از طریق شبکهٔ بی‌سیم به پایگاه داده ارسال یا به‌عنوان ابزاری سریع نمایش می‌دهند (احمدی و همکاران، ۱۳۹۱؛ Li et al., 2018).

اهمیت مدل‌سازی کیفیت هوا در محیط‌های داخلی و پیشرفت تکنولوژی موجب توجه محققان مختلفی در سال‌های اخیر به این مسئله شده است. Balz Maag و همکاران (۲۰۱۸) با طراحی حسگرهایی برای پایش آلاینده‌های O_3 و CO_2 و کالیبره سازی آن‌ها با تکنیک‌های شبکه عصبی مصنوعی در محیط‌های باز و بسته پرداختند. Yifei Jiang و همکاران (۲۰۰۱) حسگرهایی برای پایش آلایندهٔ CO_2 که قابل نصب روی کیف یا لباس اشخاص بود، طراحی و کیفیت هوای داخلی محیط‌ها را بررسی کردند. Nima Nikzad و همکاران (۲۰۱۲) به کمک حسگرهای قابل حمل آلاینده‌های CO، NO_2 و O_3 و با اتصال به تلفن همراه کاربران توسط بلوتوث به نمایش وضعیت آلاینده‌ها برای کاربر و همچنین ارسال این اطلاعات به همراه مکان و زمان اندازه‌گیری به سمت سرور

www.SID.ir

Archive of SID

مرکزی در محیط‌های بسته و باز پرداختند. Ming Jin و همکاران (۲۰۱۸) نیز با طراحی رباتی مجهز به حسگرهای ذرات معلق با قابلیت حرکت در محیط‌های داخلی به سنجش این آلاینده‌ها پرداختند و به کمک الگوریتم‌های درون‌یابی مکانی و زمانی در محیط‌های بسته کیفیت هوا را مدل کردند. Radha Goyal و Mukesh Khare (۲۰۱۱) برای سنجش و پیش‌بینی ذرات معلق در کلاس‌های درسی در ساعات مختلف بر پایهٔ عواملی نظیر اندازه کلاس، دما، رطوبت و CO_2 مدلی ارائه کردند. غیاث‌الدین و همکاران (۱۳۸۵) با جانمایی بیست ایستگاه در منازل مسکونی مناطق ۱و ۵ تهران به بررسی و مقایسه وضعیت ذرات معلق پرداختند. در این تحقیق پس از بررسی وضعیت ذرات معلق در فضای بیرونی و در موقعیت‌ها و طبقه‌های مختلف فضای داخلی، عوامل مؤثر در آلودگی فضای داخلی شناسایی شد. مطابق یافته‌های این تحقیق، غلظت برخی آلاینده‌ها در داخل ساختمان تا ۹۳ بار بیش‌تر از غلظت آن در محیط خارج است.

در اکثر تحقیقات صورت گرفته بر سنجش آلاینده به‌طور مستقیم و پیش‌بینی آن‌ها بر پایه پارامترهای متداولی نظیر دما و رطوبت تمرکز شده است و به پارامترهای مخصوص فضاهای بسته کمتر توجه شده است. این در حالی است که تأثیر پارامترهای مختلفی نظیر نوع فضا، جنس مصالح، اندازه فضا و کاربری بر کیفیت هوای فضاهای داخلی واضح و روشن است. در تحقیق حاضر پس از اخذ مقادیر ذرات معلق توسط حسگر قابل حمل در مکان‌ها، زمان‌ها و شرایط مختلف، نقشه پهنه‌بندی آلاینده‌های PM_{10} و $PM_{2.5}$ برای بازار تبریز به‌عنوان یکی از وسیع‌ترین و پیچیده‌ترین بناهای سرپوشیده جهان، تهیه شد. پیش‌بینی مقادیر این آلاینده‌ها به کمک الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مقایسه و بررسی شد. این پیش‌بینی برمبنای تأثیر عوامل مختلفی شامل؛ طول معبر، عرض معبر، تراکم متوسط جمعیت، جنس کف، وجود یا عدم وجود تهویه، تنوع کاربری، فاصله از خیابان‌های مجاور، بلندی سقف، دما و رطوبت نسبی بوده است. پیش‌بینی مقادیر این آلاینده‌ها به کمک الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مقایسه و بررسی شد. سپس الگوریتم ترکیبی برپایه Ensemble و شبکه عصبی چندلایه پس انتشار برای مدل‌سازی استفاده شد.

۲. شبکهٔ عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی الهام گرفته شده از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی موجود در مغز موجودات زنده هستند. این شبکه‌ها بر اساس نمونه‌های آموزشی وارد شده به شبکه و تغییر مقادیر وزن‌ها برای نورون‌ها و اتصالات بین آن‌ها آموزش داده می‌شوند و پس از آن می‌توان برای پیش‌بینی یا تخمین مقادیر از شبکهٔ عصبی آموزش دیده استفاده کرد (تقوی، ۱۳۹۱؛ قربانیان و محمدزاده، ۱۳۹۷). شبکه عصبی مصنوعی با تعداد لایه‌ها، تعداد نورون‌ها در هر لایه، الگوریتم یادگیری و تابع انتقال در شبکه مشخص می‌شود. شبکه‌های عصبی با توجه به ماهیت مسئله در قالب مدل‌های متنوعی نظیر تک ورودی، چند ورودی، تک نورون، چند نورون، یک لایه، دو لایه، چندلایه به حل مسائل مختلف پیش‌بینی، طبقه‌بندی، خوشه‌بندی، رگرسیون و غیره می‌پردازند (تقوی، ۱۳۹۱؛ قربانیان و محمدزاده، ۱۳۹۷).

انواع شبکه‌های عصبی برای تحلیل مسائل مختلف طراحی شده است که از میان آن‌ها با توجه به تحقیقات پیشین شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه[۴] برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی آلاینده‌ها انتخاب شد. در شبکه‌های MLP پس انتشار[۵] در مرحلهٔ نخست پس از عبور ورودی‌ها از لایه‌های میانی (با پارامترهای اولیه و تصادفی شبکه) و به‌دست آوردن خروجی، اختلاف خروجی مطلوب و خروجی محاسبه شده (خطا) به‌دست می‌آید و ضمن برگشت به لایهٔ نخست و تنظیم پارامترهای شبکه، این کار تا رسیدن به حد آستانه مطلوب تعیین شده ادامه می‌یابد (تقوی، ۱۳۹۱؛ قربانیان و محمدزاده، ۱۳۹۷). محاسبهٔ خطا مطابق رابطهٔ ۱ است.

www.SID.ir

Archive of SID

(۱)

$$\varepsilon_k^{\,2} = \sum_{i=1}^{N_y} \varepsilon_{ik}^{\,2} = \sum_{i=1}^{N_y} (d_{ik} - y_{ik})^2$$

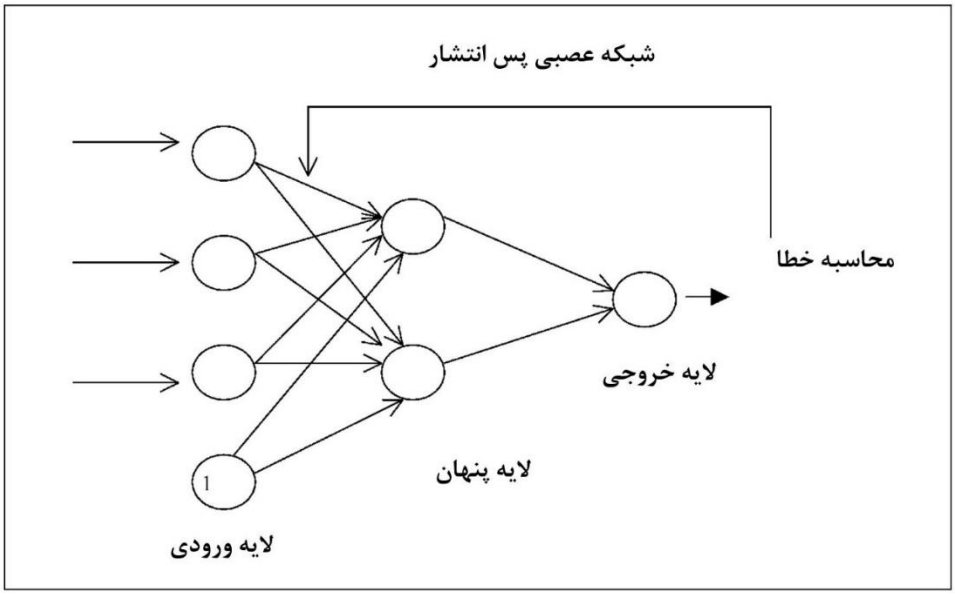
که در آن ε مقدار خطا، d خروجی واقعی، y خروجی مطلوب، N تعداد خروجی و k شمارندهٔ تکرار است. در شکل ۱ ساختار این شبکه نشان داده شده است.

طبقه‌بندی ترکیبی[۶] روشی مناسب برای طبقه‌بندی است که بر پایهٔ گرادیان تقویتی، درخت‌های تصمیم‌گیری متعدد و رأی‌گیری از عناصر به طبقه‌بندی می‌پردازد. ضمن ترکیب این طبقه‌بند با شبکه عصبی می‌توان به دقت‌های بالایی رسید چرا که ایده این روش بر این اساس است که از ترکیب طبقه‌بندی‌گرهای کم‌دقت، می‌توان به طبقه‌بندی قوی دست یافت. روش‌های متعددی برای ساخت شبکه ترکیبی وجود دارد که دو روش متداول آن دسته‌بندی[۷] و تقویتی[۸] نام دارد (Buhlmann, 2012).

در روش دسته‌بندی یک زیرمجموعه از مجموعه دادهٔ اصلی به هر کدام از طبقه‌بندها داده می‌شود. یعنی هر طبقه‌بند قسمتی از مجموعهٔ داده را مشاهده کرده و باید مدل خود را بر اساس همان قسمت از داده‌ها که در اختیارش قرار گرفته است، بسازد. در روش تقویتی نیز یک زیرمجموعه از داده‌ها به هر طبقه‌بند داده می‌شود؛ با این تفاوت که برای انتخابِ زیر مجموعهٔ داده‌ها برای طبقه‌بند بعدی، شانس آن نمونه‌هایی که طبقه‌بندِ نخست نتوانسته است به‌درستی طبقه‌بندی کند، برای انتخاب در طبقه‌بندِ دوم بیشتر است. به همین ترتیب برای ایجاد یک زیر مجموعهٔ داده برای طبقه‌بندِ سوم، آن‌هایی که در طبقه‌بندهای نخست و دوم مشکل‌تر به نظر می‌رسیدند، با احتمال بیشتری انتخاب می‌شوند. روش تقویتی انواع مختلفی دارد که از جمله آن‌ها می‌توان به LPBoost[9]، AdaBoostM1[10] و LSBoost[11] اشاره کرد که بسته به نوع خود در رگرسیون، طبقه‌بندی باینری، طبقه‌بندی چندکلاسه و غیره به کار می‌روند. در تحقیق حاضر روش LSBoost برای طبقه‌بندی ترکیبی انتخاب شد. چراکه این روش با برازش یادگیرنده به اختلاف مقادیر مشاهده شده از مقادیر توافقی پیش‌بینی شده از طبقه‌بندهای پیشین (رابطهٔ ۲) به کمینه کردن مربع خطا می‌پردازد (Hastie et al., 2009).

$$k=y_n-\eta f(x_n) \qquad (۲)$$

که در آن y_n مقدار مشاهده شده؛ $f(x_n)$ مقدار به دست آمده از طبقه‌بندهای پیشین برای متغیر x_n و η نرخ یادگیری است. نرخ یادگیری در بازهٔ صفر تا یک تعریف می‌شود که هرچه به یک نزدیک باشد سرعت یادگیری افزایش می‌یابد.



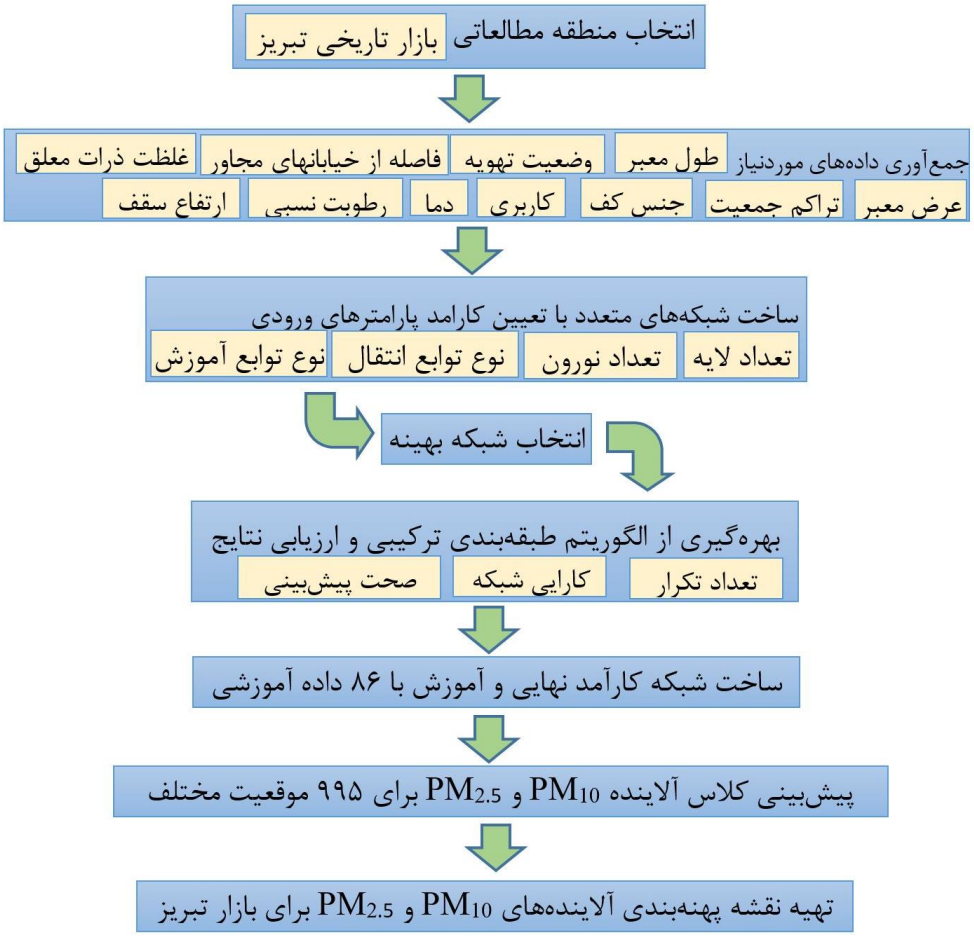
شکل ۱. ساختار شبکهٔ عصبی پس انتشار با یک لایهٔ پنهان

www.SID.ir

Archive of SID

۳. پیاده‌سازی و ارزیابی

مراحل اجرایی تحقیق حاضر مطابق روندنمای شکل ۲ است. در گام نخست، برای پیاده‌سازی و ارزیابی روش پیشنهادی تحقیق، بازار تبریز به‌عنوان یکی از بزرگ‌ترین، مهم‌ترین و پیچیده‌ترین فضاهای سرپوشیده جهان انتخاب شد. از مهم‌ترین دلایل این انتخاب می‌توان به ابعاد بزرگ این سازه تاریخی، ساختار پیچیده آن، وجود طیف وسیعی از کسبه و افراد مختلف شاغل در بازار، مراجعه شهروندان و گردشگران متعدد در طول سال به آن اشاره کرد (پورجعفر و همکاران، ۱۳۹۵). مجموعه بازار سرپوشیده تاریخی تبریز، یکی از میراث‌های جهانی کشور ایران است که در سال ۱۳۸۹ در فهرست میراث جهانی یونسکو به ثبت رسیده است (پایگاه ثبت جهانی مجموعه بازار تبریز، ۱۳۸۹). این بازار شامل عناصر مهمی نظیر اماکن مذهبی، مدارس، مراکز تجاری مانند مغازه‌ها، حجره‌ها، انبارها، کاروانسراها، پل-بازار و غیره است (مرصوصی و باقرخانی، ۱۳۹۰). بازار تبریز، شبکه‌ای ارتباطی متشکل از تعدادی راسته‌های موازی و متقاطع است (شکل ۳). این مجموعه با ۲۰ راسته، ۳۵ سرا، ۲۵ تیمچه، ۱۱ دالان، ۹ مدرسه، حدود ۸۰۰۰ مغازه و ۴۰ نوع شغل دارای مساحتی بالغ بر ۲۷ هکتار است (پورجعفر و همکاران، ۱۳۹۵). در شکل ۳ موقعیت بازار در شهر تبریز و جزئیات عناصر آن نشان داده شده است.



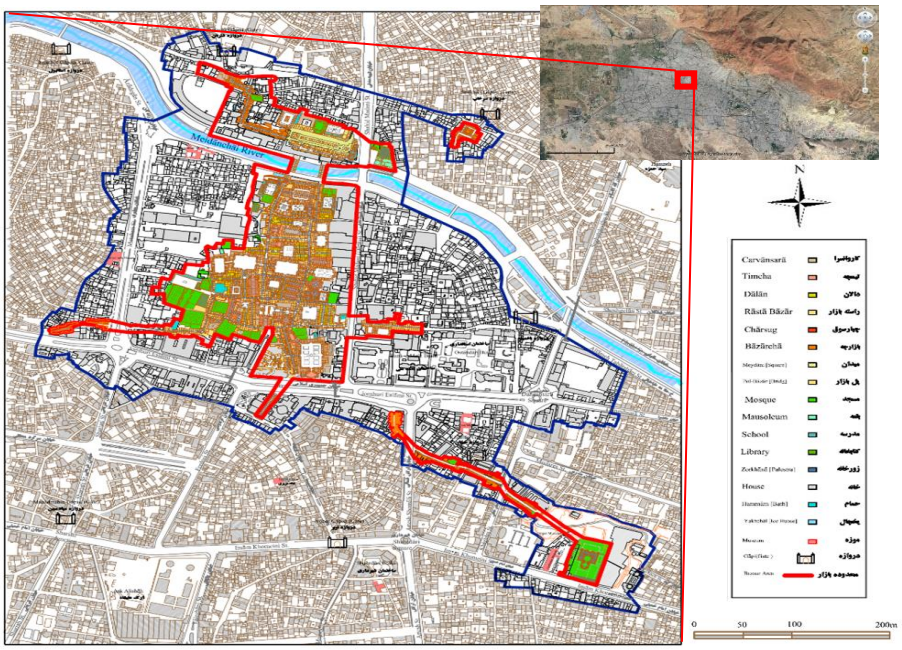
شکل ۲. روندنمای مراحل اجرایی تحقیق

www.SID.ir

Archive of SID

سپس اطلاعات مختلف مربوط به معابر و اماکن مختلف بازار تبریز شامل طول معبر، عرض معبر، تراکم متوسط جمعیت، جنس کف، وجود یا عدم وجود تهویه، تنوع کاربری، فاصله از خیابان‌های مجاور، دما، رطوبت نسبی و بلندی سقف از طریق مشاهدات میدانی ثبت شد. از اسفندماه سال ۱۳۹۶ تا اردیبهشت ماه ۱۳۹۷ جمع‌آوری داده‌های بازار تبریز به‌صورت میدانی به طول انجامید. در بخش‌های مختلف از معابر بازار؛ ۱۰۸۱ نقطه تعیین و اطلاعات مربوط به هریک از این نقاط در ۱۰ معیار مورد نظر به شرح ذیل برداشت شد. ارتفاع سقف به متر در نواحی سربسته ثبت و نواحی روباز مشخص شد. دما به درجهٔ سانتی‌گراد و رطوبت نسبی به درصد برای نقاط مورد نظر ثبت شد. از طریق مشاهدات میدانی در محل، وجود یا عدم وجود تهویه با یک یا صفر مشخص شد. جنس کف معابر برای آسفالت، کاشی، خاکی و سنگفرش به ترتیب با اعداد ۱، ۲، ۳ و ۴ درج شد. عرض معابر به ترتیب برای عریض، متوسط و باریک با اعداد ۱، ۰/۵ و ۰/۲۵ و تنوع کاربری برای کاربری‌های یکسان ۱، برای دو کاربری مختلف ۰/۷۵، برای سه کاربری مختلف ۰/۵ و برای بیش از سه کاربری برابر ۰/۲۵ معادل شده است. تراکم جمعیت با توجه به متوسط شلوغی معابر در ماه فروردین، در چهار کلاس تراکم جمعیت، خیلی زیاد، زیاد، متوسط و کم با اعداد ۱، ۰/۷۵، ۰/۵ و ۰/۲۵ ثبت شد. طول معابر و فاصله نقاط از خیابان‌های اصلی اطراف به متر از روی گراف معابر استخراج شد. نمونه‌ای از داده‌های ثبت شده در ۲۰ موقعیت مختلف در جدول ۱ آمده است.

در ماه فروردین داده‌های آموزش برای شبکه عصبی جمع‌آوری شد. این کار به کمک حسگر ژاپنی Pocket PM2.5 Sensor که قابلیت سنجش آلاینده‌های $PM_{2.5}$ و PM_{10} در بازه (µg/m^3) ۰-۱۰۰۰ را دارد، در ۸۶ نقطه در شرایط مختلف انجام شد. از جمله مزایای این حسگر به‌دقت بالا، محیط کاربر پسند، کوچکی اندازه و حمل راحت و از جمله معایب آن می‌توان به قیمت بالا و پشتیبانی فقط در سیستم عامل اندروید اشاره کرد. موقعیت نقاط آموزش و مقادیر ثبت شده برای آلاینده‌های $PM_{2.5}$ و PM_{10} در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل ۳. محدودهٔ بازار تاریخی سرپوشیدهٔ تبریز تهیه شده توسط سازمان میراث فرهنگی و صنایع گردشگری

www.SID.ir

Archive of SID

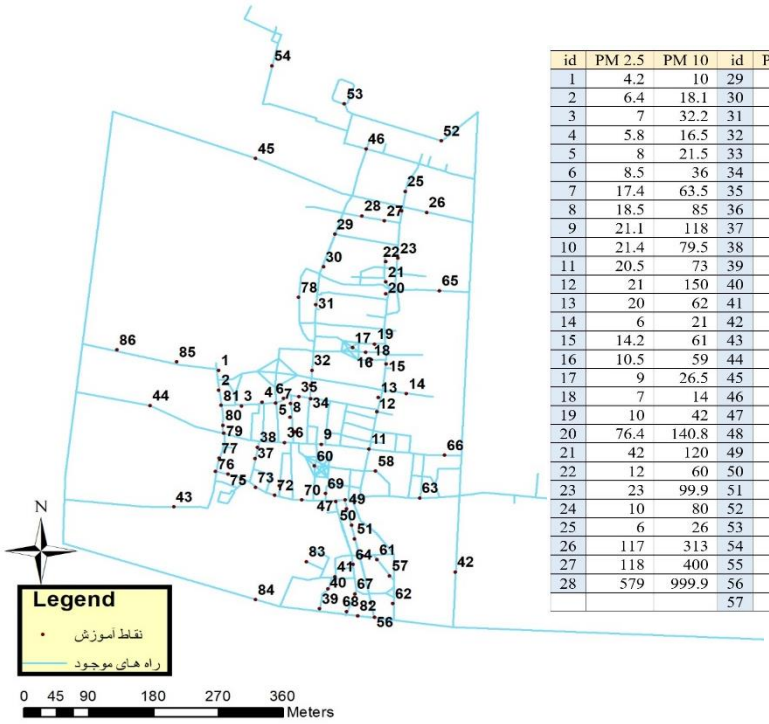
جدول ۱. نمونه‌ای از داده‌های ثبت شده در ۲۰ موقعیت مختلف بر اساس ۱۰ معیار انتخابی

ردیف	بلندی سقف (متر)	رطوبت نسبی (درصد)	دما (°C)	جنس کف	عرض معابر	فاصله از معابر اصلی (متر)	تنوع کاربری	تهویه	تراکم متوسط جمعیت	طول معابر (متر)
۱	۵	۵۳	۲۲	۱	۱	۲۳/۵۴	۰/۲۵	۱	۱	۳۷/۶۰
۲	۵	۵۳	۲۲	۱	۱	۵	۱	۱	۱	۱۶/۳۹
۳	روباز	۵۳	۲۲	۴	۱	۰	۱	۱	۰/۷۵	۲۵۰۳/۱۳
۴	۵	۵۳	۲۲	۱	۱	۲۵/۷۱	۰/۵	۱	۱	۷۹/۷۰
۵	۵	۵۳	۲۱	۱	۱	۲۵/۳۰	۰/۵	۱	۱	۷۹/۷۰
۶	۵	۵۲	۲۱	۱	۱	۶۰/۸۸	۰/۲۵	۱	۰/۲۵	۳۹/۰۸
۷	۵	۵۲	۲۱	۴	۱	۷۵/۱۳	۰/۲۵	۱	۰/۲۵	۳۵/۰۶
۸	۵	۵۳	۲۱	۴	۱	۸۳/۹۳	۰/۷۵	۱	۱	۱۴/۷۵
۹	۵	۵۳	۲۱	۱	۱	۱۱۲/۰۶	۰/۲۵	۱	۱	۲۳/۷۷
۱۰	۵	۵۳	۲۱	۴	۱	۱۱۴	۰/۵	۱	۱	۱۷/۷۲
۱۱	۴/۵	۵۳	۱۹	۱	۱	۱۱۴	۰/۵	۱	۱	۱۷/۰۵
۱۲	۴/۵	۵۳	۲۰	۱	۱	۱۷۰/۰۲	۰/۲۵	۱	۰/۲۵	۲۲/۰۱
۱۳	۴/۵	۵۳	۲۱	۱	۰/۵	۱۲۵/۲۵	۰/۲۵	۱	۰/۲۵	۸/۶۹
۱۴	۴/۵	۵۳	۲۱	۱	۰/۵	۱۳۸	۰/۵	۱	۱	۳۷/۴۲
۱۵	۴/۵	۵۳	۲۱	۱	۱	۱۵۳/۰۳	۰/۷۵	۱	۱	۲۳/۶۸
۱۶	۵	۵۲	۲۱	۲	۱	۴۸/۸۴	۱	۱	۱	۱۸۹/۲۷
۱۷	۵	۵۲	۲۰	۱	۱	۱۰۸	۰/۵	۱	۰/۲۵	۱۳/۱۵
۱۸	۵	۵۲	۲۰	۴	۱	۱۲۹/۱۹	۰/۷۵	۱	۱	۲۵/۰۹
۱۹	۵	۵۲	۲۰	۴	۱	۱۳۲/۲۳	۱	۱	۱	۱۸۹/۲۷
۲۰	۵	۵۲	۲۰	۱	۱	۱۹۱/۳۹	۰/۵	۱	۱	۲۵/۲۶

بیشینه و کمینه مقادیر ثبت شده برای آلاینده $PM_{2.5}$ به ترتیب برابر ۵۷۹ و ۴/۲ و برای آلاینده PM_{10} به ترتیب برابر ۹۹۹/۹ و ۹/۴ (µg/m^3) بوده است. داده‌های جمع آوری شده برای هر دو آلاینده، بر پایه استانداردهای موجود و شرایط محل در چهار کلاس سالم، متوسط، هشدار و خطرناک طبقه‌بندی شد و با برچسب یک تا چهار نشان داده شد (مطابق جدول ۲).

www.SID.ir

Archive of SID



id	PM 2.5	PM 10	id	PM 2.5	PM 10	id	PM 2.5	PM 10
1	4.2	10	29	30	140	58	10	35.6
2	6.4	18.1	30	12.7	50	59	20	73
3	7	32.2	31	15.6	111	60	14	41
4	5.8	16.5	32	14.6	86.8	61	7.8	14
5	8	21.5	33	24	96	62	16	41.1
6	8.5	36	34	36	145	63	6.7	9.4
7	17.4	63.5	35	59	193	64	28	66
8	18.5	85	36	26	65.4	65	34	75
9	21.1	118	37	11.4	35	66	42	79
10	21.4	79.5	38	12.4	23.4	67	22.2	56
11	20.5	73	39	6.8	16	68	16	32
12	21	150	40	7.4	19.5	69	7.5	15.7
13	20	62	41	10	27.7	70	18.3	46.5
14	6	21	42	11	33	71	16	43
15	14.2	61	43	44	96	72	30	73
16	10.5	59	44	36	97	73	40	85
17	9	26.5	45	19	65	74	48	111
18	7	14	46	10	28	75	60	131
19	10	42	47	8.8	21.5	76	33	62.3
20	76.4	140.8	48	19.4	83	77	18.5	43.4
21	42	120	49	33	162	78	42	98
22	12	60	50	32	142	79	27	60.4
23	23	99.9	51	28	127	80	11.7	23.8
24	10	80	52	27	77.9	81	7.2	13.1
25	6	26	53	16	50	82	12	21
26	117	313	54	20	83	83	11	20
27	118	400	55	14	48	84	11.5	23
28	579	999.9	56	11	35	85	11	15
			57	6.8	15.8	86	18.3	46.5

شکل ۴. موقعیت ۸۶ نقطه ورودی به همراه مقادیر ثبت شده برای ذرات معلق

جدول ۲. کلاس‌بندی مقادیر آلاینده‌های PM_{10} و $PM_{2.5}$

شماره کلاس	آلاینده $PM_{2.5}$ (µg/m^3)	آلاینده PM_{10} (µg/m^3)
۱	۱۵/۴-۰	۵۴-۰
۲	۴۰/۴-۱۵/۴	۱۵۴-۵۴
۳	۱۵۰/۴-۴۰/۴	۳۵۴-۱۵۴
۴	۹۹۹-۱۵۰/۴	۹۹۹-۳۵۴

با توجه به اینکه تعیین پارامترهایی نظیر تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نورون، تعداد تکرار، نوع توابع انتقال و آموزش در بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی بسیار مهم و تأثیرگذار است، برای تعیین بهینه آن‌ها از یک کد در زبان برنامه‌نویسی متلب استفاده شد که ضمن بررسی تمام توابع ممکن و تعداد مناسب برای نورون‌ها و لایه‌ها، بهترین مقادیر آن‌ها را تعیین کند. با ساخت شبکه عصبی چندلایه پس انتشار در حالت‌های مختلف مقادیر آلاینده‌ها قابل پیش‌بینی است. در این تحقیق با توجه به نیاز کاربران برای آگاهی از کلاس آلاینده و افزایش دقت از عملگر Round برای گردکردن نتایج به چهار کلاس یک تا چهار استفاده شد.

به دلیل دقت کم نتایج حاصل، برای بهبود شبکه از الگوریتم طبقه‌بند ترکیبی استفاده شد. الگوریتم Ensemble مدل LSBoost با بهره‌گیری از صد درخت تصمیم‌گیری به‌صورت تقویتی با نرخ یادگیری یک (η=۱) نتایج بسیار مناسبی را برای داده‌های این تحقیق فراهم آورد. نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم‌های مختلف در جدول ۳ آمده است. برای اجرای شبکهٔ عصبی در مرحلهٔ آموزش و ساخت شبکه، داده‌ها به سه بخش داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون تقسیم‌بندی می‌شوند که نحوه همگرایی خطای مربع میانگین[۱۲] و صحت نتایج برای

www.SID.ir

Archive of SID

هریک از آلاینده‌های $PM_{2.5}$ و PM_{10} ارزیابی شد. شبکه کارآمد با توجه به صحت، کارایی و سرعت همگرایی انتخاب شد. همچنین نتایج مقایسه صحت و دقت داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون به‌صورت مجزا و در حالت کلی در شکل ۵ تا ۸ نشان داده شده است.

با توجه به پیاده‌سازی صورت گرفته بهترین شبکه برای آلاینده $PM_{2.5}$ با دو لایه پنهان (لایهٔ نخست با ۹ نورون و تابع انتقال poslin و لایهٔ دوم با ۵ نورون و تابع انتقال tansig) با تابع آموزش traincgb و با صحت کلی ۹۷/۶۷ درصد و MSE برابر ۰/۳۸۵ تعیین شده است. برای آلاینده PM_{10} نیز با یک لایه پنهان با ۴ نورون، تابع انتقال tansig و تابع آموزش trainlm با صحت کلی ۹۷/۶۷ درصد و MSE برابر ۰/۲۷۷۹ به‌دست آمده است. تابع traincgb الگوریتم آموزشی گرادیان مزدوج با شروع مجدد پاول- بیل[۱۳] و تابع trainlm الگوریتم Levenberg Marquadrat ترکیبی از روش‌های گاوس نیوتن و گرادیان نزولی است که از توانایی هر دو الگوریتم بهره می‌برد و سرعت بالایی در یادگیری دارا است (Levenberg, 1994).

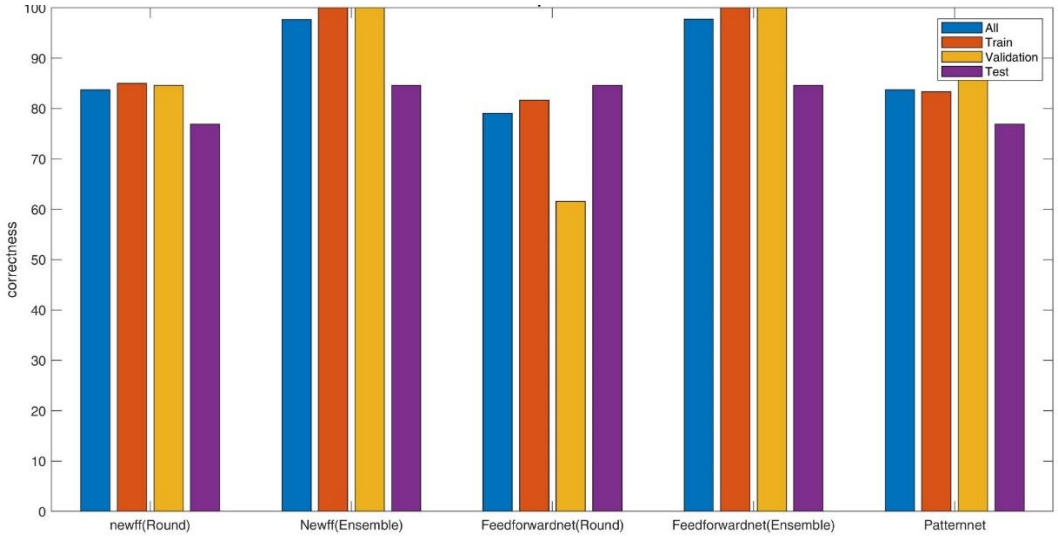
شایان ذکر است علاوه بر شبکه‌های مذکور، الگوریتم طبقه‌بندی Ensemble نیز به‌تنهایی بر داده‌های این تحقیق اجرا شد که به صحت ۶۷/۴۴ درصد برای PM_{10} و صحت ۶۸/۶۰ درصد برای $PM_{2.5}$ منتج شد که حاکی از بهینگی رویکردهای ترکیبی به‌کار رفته در این تحقیق باشد. به بیان ساده‌تر با به‌کارگیری الگوریتم ترکیبی Ensemble و شبکهٔ عصبی چندلایه پس انتشار، صحت نتایج در حدود سی درصد بهبود یافته است.

جدول ۳. نتایج اجرای الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی برای آلاینده‌های PM_{10} و $PM_{2.5}$

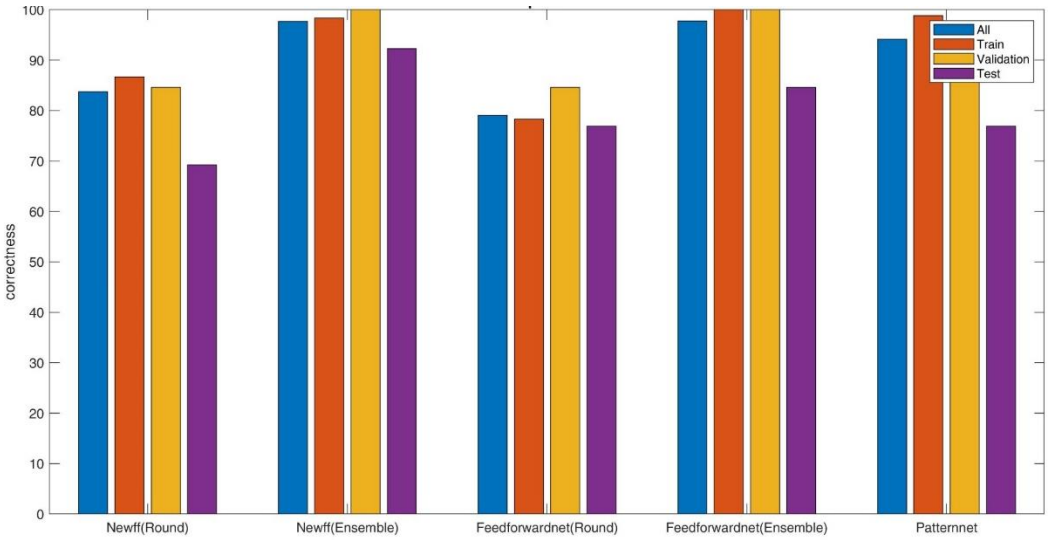
نوع آلاینده	الگوریتم ساخت شبکه	لایه پنهان اول	لایه پنهان دوم	لایه خروجی	تابع آموزش	کارایی (MSE)			درصد صحت			تعداد تکرار
						داده آزمون	داده اعتبارسنجی	داده آموزش	داده آزمون	داده اعتبارسنجی	داده آموزش	
$PM_{2.5}$	Newff(round)	Poslin ۹ نورون	Tansig ۵ نورون	Purelin ۱ نورون	traincgb	۰,۱۹۸۳			۸۳,۷۲ ٪			۱۲۲
						۰,۲۵۶۷	۰,۱۶۹۵	۰,۱۹۱۹	۷۶,۹۲ ٪	۸۴,۶۱ ٪	۸۵,۰۰ ٪	
	Newff(Ensemble)	Poslin ۹ نورون	Tansig ۵ نورون	Purelin ۱ نورون	traincgb	۰,۳۸۵۰			۹۷,۶۷ ٪			۶
						۰,۴۷۰۸	۰,۳۴۸۹	۰,۳۷۴۳	۸۴,۶۱ ٪	۱۰۰,۰۰ ٪	۱۰۰,۰۰ ٪	
	Feedforwardnet(round)	Tansig ۴ نورون	–	Purelin ۱ نورون	trainlm	۰,۲۵۳۱			۷۹,۰۶ ٪			۸
						۰,۱۸۰۲	۰,۴۵۷۷	۰,۲۲۴۶	۸۴,۶۱ ٪	۶۱,۵۳ ٪	۸۱,۶۶ ٪	
	Feedforwardnet(Ensemble)	Tansig ۴ نورون	–	Purelin ۱ نورون	trainlm	۰,۴۵۰۱			۹۷,۶۷ ٪			۷
						۰,۵۶۷۱	۰,۲۳۱۷	۰,۴۷۲۱	۸۴,۶۱ ٪	۱۰۰,۰۰ ٪	۱۰۰,۰۰ ٪	
	Patternnet	Tansig ۱۳ نورون	–	Softmax ۴ نورون	trainlm	۰,۰۶۲۳			۸۳,۷۲ ٪			۱۶
						۰,۱۳۲۵	۰,۰۵۸۲	۰,۰۴۸	۷۶,۹۲ ٪	۹۲,۳۰ ٪	۸۳,۳۳ ٪	
PM_{10}	Newff(round)	Poslin ۹ نورون	Tansig ۵ نورون	Purelin ۱ نورون	traincgb	۰,۱۶۳۹			۸۳,۷۲ ٪			۹۵
						۰,۲۵۶۲	۰,۱۵۲۴	۰,۱۴۶۳	۶۹,۲۳ ٪	۸۴,۶۱ ٪	۸۶,۶۶ ٪	
	Newff(Ensemble)	Poslin ۹ نورون	Tansig ۵ نورون	Purelin ۱ نورون	traincgb	۰,۳۳۱۵			۹۷,۶۷ ٪			۷
						۰,۴۹۱۱	۰,۲۷۹۸	۰,۳۰۸۱	۹۲,۳۰ ٪	۱۰۰,۰۰ ٪	۹۸,۳۳ ٪	
	Feedforwardnet(round)	Tansig ۴ نورون	–	Purelin ۱ نورون	trainlm	۰,۲۳۲۱			۷۹,۰۶ ٪			۱۳
						۰,۳۰۱۷	۰,۲۹۲۷	۰,۲۰۳۹	۷۶,۹۲ ٪	۸۴,۶۱ ٪	۷۸,۳۳ ٪	
	Feedforwardnet(Ensemble)	Tansig ۴ نورون	–	Purelin ۱ نورون	trainlm	۰,۲۷۷۹			۹۷,۶۷ ٪			۵
						۰,۳۶۳۸	۰,۱۴۲۴	۰,۲۸۸۶	۸۴,۶۱ ٪	۱۰۰,۰۰ ٪	۱۰۰,۰۰ ٪	
	Patternnet	Tansig ۱۳ نورون	–	Softmax ۴ نورون	trainlm	۰,۰۳۶۹			۹۴,۱۸ ٪			۵۱
						۰,۱۱۸۴	۰,۰۵۲۳	۰,۰۱۵۹	۷۶,۹۲ ٪	۹۲,۳۰ ٪	۹۸,۸۳ ٪	

www.SID.ir

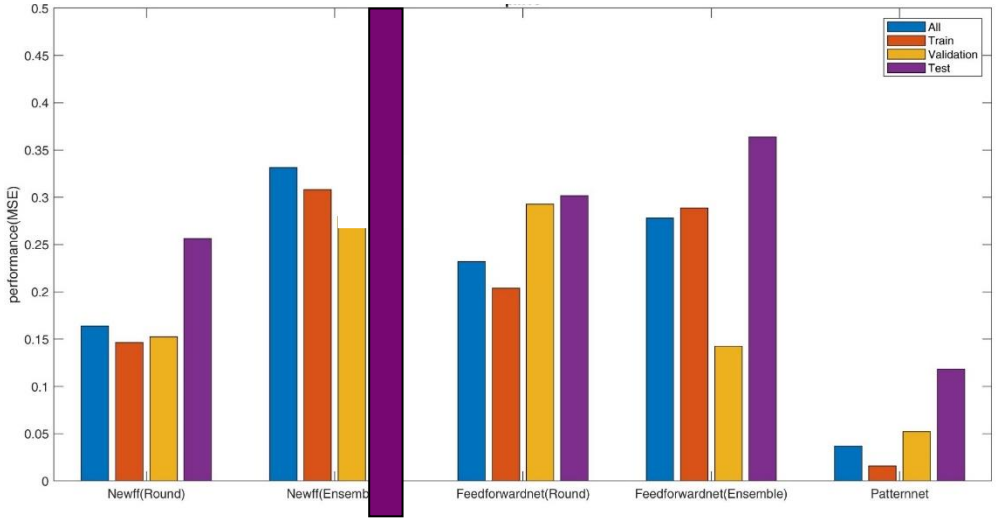
Archive of SID



شکل ۵. مقایسه صحت نتایج الگوریتم‌های پیاده شده برای داده‌های PM_{10}



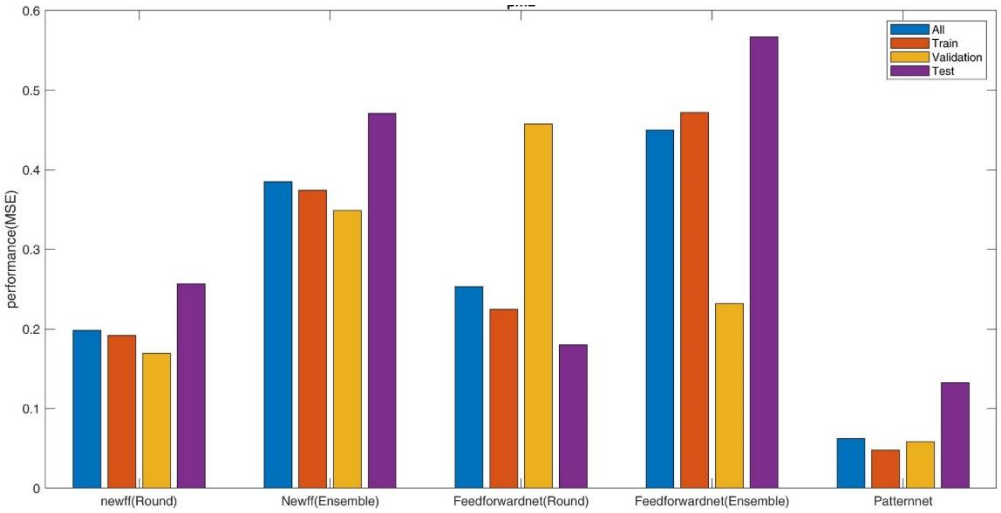
شکل ۶. مقایسهٔ صحت نتایج الگوریتم‌های پیاده شده برای داده‌های $PM_{2.5}$



شکل ۷. مقایسهٔ کارایی نتایج الگوریتم‌های پیاده شده برای داده‌های PM_{10}

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۸. مقایسهٔ کارایی نتایج الگوریتم‌های پیاده شده برای داده‌های $PM_{2.5}$

سپس برپایهٔ داده‌های جمع‌آوری شده در شرایط مختلف، به کمک شبکهٔ عصبی Newff-Ensemble، برای آلایندهٔ $PM_{2.5}$ و شبکهٔ Feedforward-Ensemble برای آلایندهٔ PM_{10} آموزش انجام شد و پیش‌بینی برای ۹۹۵ موقعیت دیگر از بازار انجام شد و نقشهٔ پهنه‌بندی این آلاینده‌ها تهیه شد (شکل ۹).

همان‌گونه که از نقشه‌های به دست آمده مشخص است بیشتر فضاهای داخلی بازار تبریز از کیفیت هوای مناسبی برخوردار است. بخش‌هایی از بازار شامل بازارچه شتربان، بازارچه یخچال، چهارسوق صادقیه، بازار دلاله زن بزرگ، راسته بازار صادقیه، کاروان‌سرای شازده بزرگ، دالان‌خان و بازار جام بُرها به لحاظ وجود ذرات معلق در وضعیت کلاس ۴ بوده و حضور افرادی که از ناراحتی‌های تنفسی رنج می‌برند در این مکان‌ها خطرناک است.

مطابق داده‌های جمع‌آوری شده برای این تحقیق و با بررسی نتایج حاصل از مدل پیشنهادی این تحقیق، چهار معیار طول معبر، تراکم نسبی جمعیت، وجود تهویه و نوع کاربری بیشترین تأثیر را در افزایش کلاس ذرات معلق داشته است. از این رو با توجه به نتایج حاصل شده از این تحقیق، بایستی در اماکن واقع شده در کلاس خطرناک راهکارهای مؤثر و جدی اجرا شود. برای مثال با توجه به ساختار آن بخش از بازار می‌توان با نصب سیستم‌های تهویه مدرن یا کلاسیک به بهبود کیفیت هوای داخلی بازار کمک کرد.



ب) آلاینده $PM_{2.5}$



الف) آلاینده PM_{10}

شکل ۹. نقشه‌های پهنه‌بندی آلاینده‌های PM به کمک شبکه عصبی Newff-Ensemble و Feedforward-Ensemble

www.SID.ir

Archive of SID

نتیجه‌گیری

با توجه به خطراتی که آلودگی هوا برای سلامت افراد ساکن در مناطق آلوده دارد، لازم است با آگاهی و شناخت از این مسئله، در راستای جلوگیری از تولید یا کاهش خطرات آن اقدام کرد. یکی از راهکارهای جدی برای بررسی وضعیت آلودگی هوا، تهیهٔ نقشه‌های پهنه‌بندی آلاینده‌های مختلف برای فضاهای داخلی و خارجی است. در این تحقیق بررسی کیفیت هوای داخلی بازار تبریز به لحاظ ذرات معلق انتخاب شد. چراکه طیف وسیع و متنوعی از افراد به لحاظ شغلی یا برای بازدید و خرید به این بازار بزرگ مراجعه می‌کنند. برای پیش‌بینی و تهیه نقشه این آلاینده‌ها از شبکه عصبی مصنوعی بهره گرفته شد. مدل‌های متنوع این شبکه با تعداد لایه، تعداد نورون، تعداد تکرار، توابع آموزش و توابع انتقال متفاوت اجرا شد. مقادیر MSE برای آلاینده $PM_{2.5}$ به ترتیب در بهترین و بدترین حالت برابر ۰/۰۶۲۳ و ۰/۴۵۰۱ و برای آلاینده PM_{10} به ترتیب برابر ۰/۰۳۶۱ و ۰/۳۳۱۵ بوده است. همچنین در مقایسه شبکه‌های مختلف صحت بیشینه ۹۶/۹۷ درصد و صحت کمینه ۷۹/۰۶ درصد به دست آمده است. سپس از بین شبکه‌های ساخته شده، شبکهٔ بهینه با الگوریتم طبقه‌بند Ensemble ترکیب شد و مدل بهینه نهایی به دست آمد. نتایج به دست آمده برای هر دو آلاینده، بر پایهٔ استانداردهای موجود و شرایط محل در چهار کلاس سالم، متوسط، هشدار و خطرناک طبقه‌بندی شد. در گراف استخراج شده از معابر بازار تبریز ۳۵۵ یال وجود دارد که با توجه به داده‌های جمع‌آوری شده از بازار و پیش‌بینی صورت گرفته برای آلاینده PM_{10} در حدود ۲۴۸ یال در وضعیت سالم، ۸۶ یال در وضعیت متوسط، ۷ یال در وضعیت هشدار و ۱۴ یال در وضعیت خطرناک بوده است. این آمار برای آلاینده $PM_{2.5}$ به ترتیب در حدود ۲۰۷، ۱۱۴، ۱۹ و ۱۵ یال است. در نتیجه طبق یافته‌های این تحقیق، در حدود ۶۹/۷۵، ۲۴/۲۲، ۱/۹۰ و ۴/۱۳ درصد از بخش‌های بازار برای آلاینده PM_{10} و در حدود ۵۸/۱۹، ۳۲/۱۶، ۵/۴۳ و ۴/۲۲ درصد از بخش‌های بازار برای آلاینده $PM_{2.5}$ به ترتیب در وضعیت سالم، متوسط، هشدار و خطرناک بوده‌اند. با توجه به اینکه داده‌های جمع‌آوری شده در فصل بهار، ماه فروردین بوده است و نیز با توجه به تغییرات مقادیر آلاینده‌ها در زمان‌ها و شرایط مختلف، پیشنهاد می‌شود برای ادامه کار در این زمینه با جمع‌آوری داده در فصول و زمان‌های مختلف و در قالب داده‌های بیشتر به بررسی جامع‌تر آلاینده‌های مختلف پرداخته شود. همچنین با به‌کارگیری دیگر مدل‌های یادگیری ماشین، کارایی روش‌های مختلف در پیش‌بینی مقادیر غلظت آلاینده‌ها ارزیابی و مقایسه شود. توسعهٔ برنامه کاربردی در بستر تلفن‌های هوشمند برای هدایت افراد و مسیریابی بر پایه کیفیت هوا از دیگر بسترهای تحقیقاتی برای ادامه کار در این زمینه خواهد بود.

یادداشت‌ها

1. World Health Organization
2. Particulate Matter (PM)
3. Portable
4. Multi-Layer Perceptron (MLP)
5. Back-Propagation (BP)
6. ensemble classification
7. bootstrap aggregation (Bagging)
8. boosting
9. Linear Programming Boosting
10. Adaptive Boosting for Binary Classification
11. Least Squares Boosting
12. mean squared error
13. Conjugate gradient backprogation with Powell-Beale restarts (traincgb)

منابع

احمدی، س.، نجفی، م. و روشنی، م. گزارش سالانه کیفیت هوای تهران در سال ۱۳۹۰، گزارش فنی شرکت کنترل کیفیت هوا، شماره QM91/02/06(U)/01، مهرماه ۱۳۹۱.

www.SID.ir

Archive of SID

پایگاه ثبت جهانی مجموعه بازار تبریز، نقشه‌های مجموعه بازار تبریز (۱:۱۰۰۰۰)، تبریز: سازمان میراث فرهنگی، صنایع‌دستی و گردشگری استان آذربایجان شرقی، ۱۳۸۹.

پورجعفر، م.، مولایی، ا. و پورجعفر، ع. ۱۳۹۵. تبیین ویژگی‌های طراحی شهری ایرانی اسلامی تبریز، مورد مطالعه: بازار بزرگ شهر. نشریهٔ فیروزهٔ اسلام، پژوهه معماری و شهرسازی اسلامی،۲: ۸۷-۱۰۷.

تقوی، ه. مقایسه کارایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی در پیش بینی غلظت روزانه منو کسید کربن براساس پارامترهای هواشناسی، همایش ملی جریان و آلودگی هوا، موسسه آب دانشگاه تهران، تهران، ایران، ۱۳۹۱.

غیاث‌الدین، م.، حسامی، ز.، عتابی، ف. و محمودی، م. ۱۳۸۵. بررسی کیفیت هوای داخل منازل مسکونی منطقه ۱ و ۵ شهر تهران از نظر ذرات معلق هوا (PM10)، محیط‌شناسی، ۳۲(۴۰): ۱-۸.

قربانیان، ا. و محمدزاده، ع. ۱۳۹۷. 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، علوم و فنون نقشه‌برداری، ۸(۳): ۱۰۱-۱۱۲.

لقمانی،ف.، رحیمی، ک. و محمدی، ا. ۲۰۱۵. مروری بر انواع آلاینده‌های هوای درون ساختمان و اثرات آن‌ها بر سلامت ساکنان، کنفرانس بین‌المللی علوم، مهندسی و فناوری‌های محیط‌زیست.

مرصوصی، ن و باقرخانی، م. ۱۳۹۰. تحلیل کارکردهای اقتصادی بازار تبریز و حوزه نفوذ آن. فصلنامه پژوهش‌های جغرافیایی انسانی، ۷۵: ۱۳۳-۱۵۲.

هاشمی، ف. ۱۳۹۰. بررسی و ارزیابی الگوریتم‌های مونت کارلو و شبکه عصبی برای پیش بینی آلودگی هوا در محیط یک سیستم اطلاعات مکانی زمانمند، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.

Buhlmann, P. Bagging, Boosting and Ensemble Methods. Handbook of Computational Statistics, 985-1022, 2012.

Goyal, R., Khare, M. 2011. Indoor air quality modeling for PM10, PM2.5, and PM1.0 in naturally ventilated classrooms of an urban Indian school building, Environ Monit Assess, 176:501–516.

Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J. 2009. Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition.

Jiang, Y., Li, K., Tian, L., Piedrahita, R., Yun, X., Mansata, O., Lv, Q., Dick, R. P., Hannigan, M. and Shang, L. 2011. MAQS: a personalized mobile sensing system for indoor air quality monitoring. In Proceedings of the 13th international conference on Ubiquitous computing (UbiComp '11). ACM, New York, NY, USA, 271-280.

Jin, M., Liu, Sh., Schiavon, S. and Spanos, C. 2018. Automated mobile sensing: Towards high-granularity agile indoor environmental quality monitoring. Building and Environment, 127: 268-276.

Li, V.O.K., Han, Y., Lam, J. C. K., Zhu, Y. and Bacon-Shone, J. 2018. Air pollution and environmental injustice: Are the socially deprived exposed to more PM2.5 pollution in Hong Kong, Environmental Science & Policy, Volume 80: 53-61.

Levenberg, K. 1994. A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. Quarterly of applied mathematics, 2(2): 164-168.

Maag, B., Zhou, Z. and Thiele, L. 2018. W-Air: Enabling Personal Air Pollution Monitoring on Wearables. Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol. 2: 1.

Mohammed, M.O.A., Song, W.W., Ma, W.L., Li, W.L., Ambuchi, J.J., Thabit, M. and Li, Y.F. 2015. Trends in indoor–outdoor PM2.5 research: A systematic review of studies conducted during the last decade (2003–2013), Atmospheric Pollution Research, 6: 893-903.

Nikzad, N., Verma, N., Ziftci, C., Bales, E., Quick, N., Zappi, P., Patrick, K., Dasgupta, S., Krueger, I., Šimunić Rosing, T. and Griswold, W. G. 2012. CitiSense: Improving geospatial environmental assessment of air quality using a wireless personal exposure monitoring system. In Proc. ACM WH. 11:1–11:8.

www.SID.ir

Archive of SID

PopeIII, C.A., Coleman, N., Pond,Z.A. and Burnett, R.T. 2019. Fine particulate air pollution and human mortality: 25+ years of cohort studies, Environmental Research, Available online 14 November, In Press.

WHO News Release, http://www.who.int/mediacentre/news/releases/2014/air-pollution/en/, 2014.

www.SID.ir