

عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی - تطبیقی در تخمین غلظت ذرات معلق در هوای شهر تهران

محمود توکلی*، دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده منابع طبیعی و علوم دریایی، دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران.
عباس اسماعیلی ساری، دکترای تخصصی، گروه محیط زیست دانشکده منابع طبیعی - دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران.

E-mail*: mahmudtavakoli@ymail.com

دریافت: ۱۳۹۳/۰۱/۱۹ - پذیرش: ۱۳۹۳/۰۳/۲۶

چکیده

در سالهای اخیر رشد روز افزون جمعیت، وسایل نقلیه و کارخانه‌ها باعث افزایش آلودگی هوا و ایجاد مشکلات زیادی برای محیط زیست بشر و سلامتی انسان شده است. یکی از مهمترین آلاینده‌ها، ذرات معلق می‌باشد که سبب بروز مشکلات تنفسی و قلبی در انسان می‌شود. هدف از این مطالعه مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی-تطبیقی در تخمین غلظت ذرات معلق در شهر تهران می‌باشد. در این تحقیق از داده‌های هواشناسی مقدار دما، میزان بارش و سرعت باد و داده‌های غلظت ذرات معلق در سال‌های ۱۳۸۹ و ۱۳۹۰ استفاده شد. موثرترین متغیرهای هواشناسی با استفاده از رگرسیون گام به گام انتخاب شدند. سپس با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی-تطبیقی به تخمین غلظت ذرات معلق پرداخته شد. نتایج نشان می‌دهند که شبکه عصبی مصنوعی در ایستگاه گلبرگ با مقدار ریشه میانگین مربعات خطا 0.44% و ضریب همبستگی 0.72 نسبت به شبکه عصبی فازی-تطبیقی با مقدار ریشه میانگین مربعات خطا 0.46% و ضریب همبستگی 0.76 در مرحله آزمون توانسته با دقت بالاتری غلظت ذرات معلق را تخمین بزند. همچنین در ایستگاه گلبرگ دما، در ایستگاه پونک و فتح سرعت باد و در ایستگاه شهرداری منطقه ۱۶ بارش اثرگذارترین متغیرها بر غلظت ذرات معلق می‌باشند. نتایج نشان می‌دهند که مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای دقت بالاتری در تخمین غلظت ذرات معلق نسبت به شبکه عصبی فازی-تطبیقی می‌باشد. بر طبق آزمون آنالیز حساسیت در ایستگاه گلبرگ متغیر مقدار دما، در ایستگاه پونک و فتح سرعت باد و در ایستگاه شهرداری ۱۶ متغیر بارش اثرگذارترین متغیرها بر غلظت ذرات معلق می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: آلودگی هوا، ذرات معلق، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی فازی-تطبیقی، شهر تهران.

۱- مقدمه

نیترژن پنج آلاینده اصلی هوا هستند که در تعیین کیفیت هوا مورد توجه می‌باشند، که در این تحقیق ذرات معلق به عنوان شاخص کیفیت هوا انتخاب شده است. زیرا مطالعات انجام شده در این زمینه تاکید بیشتری داشته و تغییر پذیری شاخص کیفیت هوا در این چند سال بیشتر بر اساس ذرات معلق بوده است. همچنین به منظور تعیین موثرترین عامل از بین متغیرهای مستقل (میانگین ابرناکی،

آلودگی هوای شهری متاثر از شرایط اقلیمی (موقعیت جغرافیایی، میزان دما، رطوبت هوا، جهت وزش باد، میزان بارندگی)، افزایش جمعیت، منابع آلوده‌ساز (بخصوص وسایل موتوری فرسوده) استفاده بیش از حد از سوخت‌های فسیلی و نیز ترافیک در شهرها و الگوی نامناسب سیستم حمل و نقل می‌باشد (۶). ذرات معلق، مونوکسید کربن، دی اکسید گوگرد، ازن و دی اکسید

نقطه شبنم، مقدار تغییرات فشار، دمای هوا، ارتفاع ژئو پتانسیل سطح استاندارد، مقدار تبخیر، میزان بارش، درصد رطوبت، ساعات آفتابی، سرعت جریان باد و.....) بر روی متغیرهای وابسته (PM_{10}) از رگرسیون گام به گام^۲ استفاده شد.

۱-۱- ذرات معلق

در سال ۱۹۸۷، آژانس حفاظت از محیط زیست^۳ استاندارد PM_{10} را جایگزین استاندارد کل ذرات معلق^۴ (TSP) نمود. استاندارد جدید بر روی ذرات کوچکتر که به دلیل داشتن توانایی بالاتر برای رسیدن به قسمتهای پایین تر دستگاه تنفسی عوارض بهداشتی نامطلوبی داشتند تمرکز بیشتری داشت، که شدت اثر آن به قدرت نفوذشان به درون دستگاه تنفسی و درجه سمی بودن آنها بستگی دارد. مه دود، غبار، دود اتومبیل و گرد و خاک به عنوان منابع اصلی این ذرات تلقی می شوند. همچنین ممکن است از طریق متراکم شدن گازها (تغلیظ) تولید شوند. استاندارد PM_{10} شامل ذرات با قطر ۱۰ میکرومتر و کمتر می باشد (۰.۰۰۰۴ یا یک هفتم تار موی یک انسان). طبق استاندارد EPA استاندارد کیفیت هوا برای PM از نظر سلامت ملی، ۵۰ میکروگرم بر مترمکعب (متوسط سالانه) و ۱۵۰ میکروگرم بر متر مکعب (غلظت روزانه) است. نگرانی عمده از قرارگرفتن در معرض ذرات معلق برای سلامت انسان شامل اثرات آن بر تنفس و سیستم های تنفسی، آسیب به بافت ریه، سرطان و مرگ زودرس می باشد. افراد مسن، کودکان و افرادی که مبتلا به بیماری ریوی مزمن، آنفلوانزا، یا آسم هستند به اثرات ذرات معلق حساس می باشند. یکی از مهمترین اقدامات در کاهش آلودگی هوا، پیش بینی مقادیر غلظت آلاینده ها می باشد که این امر به علت پیچیدگی فرآیند و دخالت عوامل غیر قطعی در آن، مشکلات خاص خود را دارد. از این رو در دهه های اخیر، توجه زیادی به مدل هایی شده است که قابلیت ارتباط مستقیم بین داده های ورودی و خروجی بدون نیاز به درک کامل از فرآیند را فراهم آورند. این مدل ها که اصطلاحاً مدل های داده محور نامیده می شوند

برای برآورد مقدار جریان زمانی که هدف اصلی پیش بینی با دقت بالا می باشد، بسیار سودمند می باشد (۱۵). در این مطالعه ارتباط بین پارامترهای هواشناسی مختلف از قبیل دمای هوا، میزان بارش، سرعت جریان باد با غلظت ذرات معلق مورد بررسی قرار گرفت. تعیین پارامترهای هواشناسی موثر در آلودگی هوا و اندازه گیری تاثیر آن می تواند برای تخمین آلودگی حائز اهمیت باشد. دو مدل داده محوری که اخیراً توجه بسیاری را به خود معطوف نموده اند، شبکه های عصبی مصنوعی^۵ و شبکه عصبی فازی - تطبیقی می باشند که در این تحقیق با استفاده از این مدل ها به تخمین غلظت ذرات معلق در شهر تهران پرداخته شد. این مدل ها مزایای خاص خود را دارند که از آن جمله می توان به توانایی شبیه سازی سیستم های غیرخطی، دقت بالا و زمان کمتر ساخت مدل و انجام محاسبات آن اشاره نمود (۱۵). شبکه های عصبی مصنوعی بر مبنای ایجاد سامانه ای که توانایی شبیه سازی محاسبات مغز را دارا باشد، به وجود آمده اند. این ساختار شبکه شامل گره هایی است که به یکدیگر متصل شده اند. هر گره، یک واحد پردازش می باشد و اتصال بین گره ها بیانگر نحوه ارتباط آنها می باشد. همچنین در روش شبکه عصبی فازی - تطبیقی^۶، از ترکیب منطق فازی و شبکه های عصبی استفاده می شود که در آن از سامانه استنتاج فازی برای مدل کردن پدیده، و از قابلیت یادگیری شبکه عصبی به منظور بهینه سازی فراسنجه های آن استفاده می گردد (۸). مرسوم ترین دیدگاه توسعه مدل نروفازی، سامانه استنتاجی نروفازی تطبیقی (ANFIS) می باشد که نتایج خوبی را در مدل سازی فرآیندهای غیرخطی نشان داده است. ANFIS مشخصات سامانه را با توجه به داده های موجود آموزش دیده و فراسنجه های مربوطه را با توجه به معیار خطای مورد نظر تنظیم می کند (۸).

در رابطه با ارتباط مشخصه های هواشناسی با آلودگی هوا و تخمین میزان آلاینده های هوا در شهرهای بزرگ تحقیقات متعددی انجام شده که در اینجا به برخی از این تحقیقات اشاره می شود:

رودخانه پرداختند. نتایج نشان می‌دهد که مدل نروفازی از دقت بالاتر در پیش بینی و عدم قطعیت کمتری برخوردار است، اما بطور مشخص برای پرابی‌ها در هر دو مدل عدم قطعیت بیشتر شده که خطرپذیری (ریسک) کاربرد نتایج را افزایش می‌دهد (۵).

در مطالعه‌ای وفاخواه و همکاران (۱۳۹۰) به شبیه‌سازی رواناب حاصل از ذوب برف به کمک شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی در حوزه آبخیز طالقان پرداختند. نتایج نشان داد که در ایستگاه آبسنجی گلینک شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش با ریشه میانگین مربعات خطا^۷ ۰/۱۳۳ و ضریب تبیین ۰/۷۱ نسبت به نروفازی با ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۸۴ و ضریب تعیین ۰/۵۲ عملکرد بهتری داشته است (۲۰).

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- موقعیت جغرافیایی و توپوگرافی شهر تهران

شهر تهران در محدوده جغرافیایی ۵۱ درجه و ۱۷ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۳۳ دقیقه طول شرقی و ۳۵ درجه و ۳۶ دقیقه تا ۳۵ درجه و ۴۲ دقیقه عرض شمالی قرار گرفته است. این شهر در دامنه جنوبی کوه‌های البرز، در حاشیه شمالی کویر مرکزی ایران قرار گرفته و شیب آن در جهت شمالی - جنوبی است. این شهر موقعیتی چاله مانند دارد به طوری که از قسمت‌های شمالی غربی تا جنوب شرقی با ارتفاعات محصور و در دشتی میان این ارتفاعات گسترده شده است (۶).

در این تحقیق از داده‌های پارامترهای آلودگی هوا (ذرات معلق) ایستگاه‌های مختلف وابسته به شرکت کنترل کیفیت هوای تهران و داده‌های هواشناسی (سرعت باد، میزان بارش، دما) سازمان هواشناسی کل کشور استفاده شد. ایستگاه‌های مورد بررسی در این مطالعه شامل ایستگاه هواشناسی شمیران و تجریش در شمال، ایستگاه ژئوفیزیک در قسمت مرکزی، ایستگاه مهرآباد در غرب و ایستگاه چیتگر در شمال غربی شهر تهران و ایستگاه‌های

McKendry (۲۰۰۲) در تحقیقی به بررسی شبکه عصبی پیش بینی آلودگی ذرات معلق پرداخت. در این مطالعه مدل پرسپترون چندلایه (MLP) شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با مدل‌های سنتی رگرسیون چندگانه (MLR) برای پیش بینی حداکثر روزانه و متوسط غلظت ازن و ذرات معلق مقایسه شده است. نتیجه این تحقیق نشان می‌دهد که مدل MLP بهتر از مدل MLR غلظت ذرات معلق را پیش بینی می‌کند و غلظت ازن را بهتر از ذرات معلق پیش بینی می‌کند (۱۱).
Bnanankhah و Nejadkoorki (۲۰۱۲) به بررسی کاربرد شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک مدل غیرخطی موثر برای مقابله با مشکلات محیط‌زیستی پرداختند. در این تحقیق به محدودیت‌ها و مزیت‌های شبکه عصبی در علوم جوی پرداخته شد. مزایای استفاده از این مدل ظرفیت موثر در روابط بین متغیرهای ورودی و خروجی و ظرفیت بالا به خطاهای متغیرهای ورودی است (۳).
Antanasijevic و همکاران (۲۰۱۲) به بررسی توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای تخمین انتشار PM₁₀ سالانه در ۲۶ کشور عضو اتحادیه اروپا از سال ۱۹۹۹-۲۰۰۶ پرداختند. پارامترهای اقتصادی/ صنعتی به عنوان ورودی‌های مدل انتخاب شدند و با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی شدند. نتیجه این تحقیق نشان داد که مدل ANN برای پیش بینی و تخمین انتشار PM₁₀ به مدت دو سال می‌تواند با موفقیت و دقت ساخته شود. میانگین خطای مطلق در مدل ANN برای پیش بینی انتشار PM₁₀ در دو سال فقط ۱۰٪ است که سه برابر بهتر از پیش بینی با استفاده از مدل‌های رگرسیون می‌باشد (۴).

شرعی‌پور و بیدختی (۱۳۸۴) در تحقیقی به بررسی آلودگی شهر تهران پرداختند. نتایج نشان داد که همبستگی بین مشخصه‌های هواشناسی و غلظت آلاینده‌ها در فصل سرد دارای ارتباط معنی دار بالای می‌باشد (۱۸).
فرخ‌نیا و همکاران (۱۳۸۸) به تحلیل عدم قطعیت مدل‌های شبکه عصبی و نروفازی در پیش بینی جریان

پارامترهای ورودی در لایه اول و پارامترهای خروجی در لایه سوم قرار دارد. در شبکه پس‌انتشار پیش‌خور ابتدا وزن‌ها لایه خروجی تعدیل می‌شوند، زیرا برای هر یک از نرون‌ها لایه خارجی مقدار مطلوب وجود دارد که می‌تواند وزن‌ها را تعدیل کند. پس از محاسبه خطای آموزش توسط شبکه، مقدار آن با مقدار مطلوب مقایسه می‌شود و الگوریتم یادگیری اقدام به بهینه‌سازی مقدار خطای مربوط می‌کند. اگر خطای آموزش از خطای تعیین شده از قبل کمتر باشد، فرآیند یادگیری پایان می‌یابد. در مرحله آموزش ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی آن انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه شده به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. در ابتدا محاسبه خروجی به صورت لایه به لایه انجام می‌شود و خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی خواهد بود. ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی با تعیین تعداد لایه‌ها، لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، تابع محرک (کنترل‌کننده خروجی هر نرون)، روش آموزش، الگوریتم تصحیح وزن‌ها و نوع مدل، تعیین می‌شود (۱۶).

۲-۲-۱- اجرای شبکه عصبی مصنوعی

ابتدا قبل از آموزش، داده‌ها استاندارد شده و وارد مدل می‌کنیم. اهمیت استانداردسازی در یکسان‌سازی واحدهای داده‌های مورد استفاده در مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. برای استانداردسازی از رابطه (۱) استفاده می‌شود.

$$N_i = \left[\left(\frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right) \times 0.8 \right] + 0.1 \quad (1)$$

در اینجا: N_i داده نرمال‌سازی شده، X_i داده اولیه، X_{\max} بزرگترین داده و X_{\min} کوچکترین داده است.

پس داده‌ها به سه قسمت تقسیم می‌گردد، به طوری که ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای صحت‌سنجی^۸ و ۱۵ درصد برای آزمون^۹ استفاده خواهد شد (۱۶). در نهایت داده‌ها وارد شبکه عصبی مصنوعی می‌شود. شبکه عصبی مصنوعی شامل سه لایه‌ی ورودی،

کنترل کیفیت گلبرگ در شرق، ایستگاه فتح در جنوب غربی، ایستگاه پونک در شمال و ایستگاه شهرداری ۱۶ در جنوب شهر تهران می‌باشد. دوره زمانی مورد مطالعه به علت تغییر منابع تولید نوع سوخت و... دو سال در نظر گرفته شد. همچنین به دلیل کامل‌تر بود داده‌ها در سال‌های ۱۳۸۹ و ۱۳۹۰ نسبت به سال‌های دیگر در این مطالعه از داده‌های آماری این دو سال استفاده گردید.

۲-۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری و با استفاده از پردازشگرهای ساده به نام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی میان داده‌ها، نگاهی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه کند. در شبکه عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان و شبکه بدن طراحی شود تا همانند آن، قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهد. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرایندی است که در نهایت به یادگیری منجر می‌شود. یادگیری شبکه زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دستیابی به این شرایط، فرآیند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها، حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی‌هایی متناسب با مجموعه جدید داده به کار رود. پژوهش‌های صورت گرفته نشان می‌دهد که شبکه پرسپترون چند لایه پیش‌خور با قانون یادگیری پس‌انتشار خطا^۷، ساده‌ترین و پرکاربردترین نوع شبکه عصبی است که در خصوص تخمین پارامترهای مجهول مناسب ارزیابی شده است. این نوع شبکه دارای یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است.

این تابع انتقال مقادیر ورودی را در محدوده مثبت بی‌نهایت تا منفی بی‌نهایت دریافت کرده و بر مبنای فرمول زیر یک مقدار خروجی بین ۱ و ۰ تولید می‌نمایند.

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3)$$

۲-۳- شبکه عصبی فازی - تطبیقی (ANFIS)

نظریه مجموعه‌های فازی در سال ۱۹۶۵ توسط لطفی زاده، دانشمند ایرانی تبار و استاد دانشگاه برکلی آمریکا عرضه شد. در سیستم‌های پیچیده‌ای که درک آنها مشکل می‌باشد و یا مسائلی که وابسته به استدلال، تصمیم‌گیری و استنباط بشری هستند، منطق فازی به عنوان ابزاری مؤثر به شمار می‌رود، انتخاب یک روش و رویکرد مناسب برای مدل‌سازی یک سیستم، کاملاً بستگی به میزان پیچیدگی آن سیستم و پیچیدگی نیز ارتباط معکوس با میزان دانش و شناخت ما از آن سیستم دارد. همیشه تلاش انسان بر این بوده که سیستم را با بیشترین دقت ممکن مدل‌سازی کند، اما چنانچه شناخت کافی نسبت به آن نداشته باشد، مجبور است دقت مورد نظر از مدل را با میزان شناخت خود از سیستم، منطبق نماید (۱۲).

مدل ANFIS یک شبکه چندلایه پیشرونده بوده که از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی مصنوعی و استدلال‌های فازی برای توصیف یک فضا یا مکان ورودی به یک فضا و مکان خروجی استفاده می‌کند (۷). این سیستم از قدرت زبانی سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی در مدل‌سازی فرآیندهای پیچیده بسیار قدرتمند می‌باشد. شبکه عصبی فازی - تطبیقی شبکه‌ای ۵ لایه‌ای متشکل از گره‌ها و کمان اتصال دهنده گره می‌باشد. لایه اول، داده‌های ورودی با درجه عضویت می‌باشد که توسط کاربر مشخص می‌گردد. کلیه عملیات مدل‌سازی در لایه‌های دوم تا چهارم انجام می‌گیرد. لایه آخر خروجی شبکه می‌باشد که اهداف آن حداقل نمودن اختلافات خروجی به دست آمده از شبکه و خروجی واقعی است. ساختار مناسب شبکه عصبی فازی - تطبیقی

مخفی و خروجی می‌باشند. ویژگی‌های اندازه‌گیری متغیرهای هواشناسی که انتخاب شده‌اند به عنوان لایه‌ی ورودی وارد شبکه می‌شوند، لایه مخفی با آزمون و خطا انتخاب می‌شود تا در نهایت خروجی شبکه که مقدار میزان آلاینده‌های هوا می‌باشد، به دست آید و با میزان آلاینده‌های مشاهده‌ای مقایسه می‌شود (۱۰ و ۱۶).

۲-۲-۱-۱- مرحله آموزش

مرحله آموزش برای تعیین الگوهای بین متغیرهای وابسته و مستقل می‌باشد که در این مرحله با توجه به الگوریتم مورد نظر شبکه آموزش پیدا می‌کند. بهترین الگوریتم آموزش الگوریتم لونبرگ - مارکواریت می‌باشد که در آن برای به هنگام‌سازی وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد که یکی از الگوریتم‌های پرکاربرد می‌باشد چون آموزش شبکه را بسیار سریع انجام داده و سطح خطای موجود را حداقل می‌سازد. در واقع این الگوریتم برای افزایش سرعت یادگیری شبکه طراحی شده که بر مبنای ماتریس هیسن^{۱۰} می‌باشد.

۲-۲-۱-۱- تابع فعال

در این تحقیق از تابع غیرخطی مشتق‌پذیر سیگموئید و تابع نامتقارن تانژانت هیپربولیک در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی استفاده می‌شود.

۲-۲-۱-۲- تابع انتقال سیگموئید

از این تابع انتقال در شبکه‌های پس‌انتشار استفاده می‌شود. این تابع انتقال مقادیر ورودی را در محدوده مثبت بی‌نهایت تا منفی بی‌نهایت دریافت کرده و بر مبنای فرمول زیر یک مقدار خروجی بین ۱ و ۰ تولید می‌نمایند.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

۲-۲-۱-۳- تابع انتقال تانژانت هیپربولیک

از این تابع انتقال در شبکه‌های پس‌انتشار استفاده می‌شود.

یک از پارامترهای هواشناسی بر تخمین غلظت ذرات معلق مورد بررسی قرار گرفت، بدین صورت که در نرم افزار با تغییر مقادیر متغیرهای ورودی و تاثیر آن بر میزان خروجی به هر متغیر ورودی وزنی داده شد، متغیری که بیشترین وزن را دارا بود، به عنوان موثرترین متغیر در برآورد پارامتر مربوطه انتخاب شد.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- مدل شبکه عصبی مصنوعی

نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۱ آمده است. با توجه به نتایج جدول شماره ۱ در ایستگاه گلبرگ برای تخمین PM_{10} مشاهده می شود تابع عضویت سیگموئید با مقدار $R^2 = 0/22$ ، $RMSE = 0/044$ در مرحله آزمون به عنوان بهترین تابع عضویت در بین سایر توابع عضویت در بین ایستگاههای مورد مطالعه انتخاب شد.

۳-۲- مدل شبکه عصبی فازی - تطبیقی

نتایج حاصل از جدول ۲ در این تحقیق نشان داد که مدل شبکه عصبی تطبیقی-فازی با تابع چند جمله‌ای $R^2 = 0/26$ ، $RMSE = 0/046$ در ایستگاه گلبرگ بهترین نتیجه را نسبت به سایر توابع داد. در جدول ۲ نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی تطبیقی-فازی با ساختار ذکر شده در تخمین غلظت PM_{10} به همراه داده‌های آنالیز مجذور میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی ارائه گردیده است. نتایج نشان داد که مجذور میانگین مربعات خطا در تابع گوسی ۲ بیشترین و در تابع چند جمله‌ای کمترین مقدار را داشت.

۳-۳- آنالیز حساسیت

جدول ۳ نتایج آنالیز حساسیت را برای هر یک از ایستگاه‌ها نشان می‌دهد. همان گونه که مشاهده می‌شود نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که در ایستگاه گلبرگ متغیر دما، در ایستگاه پونک و فتح سرعت باد و در

متناسب با داده‌ها ورودی، درجه عضویت، قوانین و توابع درجه عضویت، قوانین و توابع درجه عضویت خروجی انتخاب می‌گردد. در مرحله آموزش با اصلاح پارامترهای درجه عضویت بر اساس میزان خطای قابل قبول، مقادیر ورودی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌شوند. در این روش از توابع مختلف (ناقوس تعمیمی یافته، گوسین نوع یک، گوسین نوع دوم، دوزنقه‌ای، چند جمله‌ای) برای فازی سازی استفاده شد (۸). در شبکه نیز از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد داده‌ها برای صحت سنجی و ۱۵ درصد داده‌ها برای آزمون انتخاب شد. به منظور اجرای شبکه عصبی فازی-تطبیقی، نرم افزار MATLAB10 مورد استفاده قرار گرفت. به منظور انتخاب شبکه عصبی مصنوعی و شبکه‌های عصبی-فازی تطبیقی برتر، ابتدا شبکه‌های با توابع عضویت مختلف مورد آزمایش قرار گرفته و سپس در هر مرحله با تعداد ورودی معین، شبکه‌های که R^2 بالاتر و $RMSE$ کم‌تری داشتند، به عنوان توابع برتر انتخاب شدند.

۲-۴- ارزیابی مدل‌ها

به منظور مقایسه عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی-تطبیقی از آماره‌های $RMSE$ و ضریب همبستگی^{۱۱} (R^2) استفاده گردید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (4)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (q_o(t) - \bar{q}_o(t))(q_p(t) - \bar{q}_p(t))}{(\sum_{i=1}^n (q_o(t) - \bar{q}_o(t))^2)^{0/5} (\sum_{i=1}^n (q_p(t) - \bar{q}_p(t))^2)^{0/5}} \quad (5)$$

۲-۵- آنالیز حساسیت

به منظور تعیین مهمترین عوامل موثر بر غلظت ذرات معلق از آنالیز حساسیت در محیط نرم افزار Statistica استفاده شد. بدین صورت که متغیرهای هواشناسی به همراه مقدار ذرات معلق در نرم افزار وارد شده و تاثیر هر

جدول ۱. نتایج حاصل شبکه عصبی مصنوعی

مراحل						تابع عضویت	ایستگاه
آزمون		صحت سنجی		آموزش			
R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE		
۰/۲۲	۰/۰۴۴	۰/۲۶	۰/۰۸	۰/۳۷	۰/۱۱۳	سیگموئید	گلبرگ
۰/۳۳	۰/۰۵۶	۰/۳۴	۰/۰۹۴	۰/۴۷	۰/۱۱۱	تانزانته هیپربولیک	
۰/۱۸	۰/۰۹	۰/۲۸	۰/۰۷۶	۰/۳۰	۰/۰۹۲	سیگموئید	فتح
۰/۲۱	۰/۰۹۴	۰/۲۶	۰/۰۷۶	۰/۲۲	۰/۰۹۱	تانزانته هیپربولیک	
۰/۲۰	۰/۰۶	۰/۳۷	۰/۰۴۵	۰/۴۴	۰/۰۷	سیگموئید	پونک
۰/۲۲	۰/۰۵۳	۰/۲۹	۰/۰۴۱	۰/۳۷	۰/۰۷۲	تانزانته هیپربولیک	
۰/۲۳	۰/۰۹۴	۰/۲۸	۰/۰۵۸	۰/۳۳	۰/۱۱۲	سیگموئید	شهرداری ۱۶
۰/۳۲	۰/۰۹۳	۰/۵۳	۰/۰۶۱	۰/۴۸	۰/۱۱۵	تانزانته هیپربولیک	

جدول ۲. نتایج حاصل از شبکه عصبی تطبیقی - فازی

مراحل				تابع عضویت			ایستگاه
آزمون		صحت سنجی		آموزش			
R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE		
۰/۱۸	۰/۵۲	۰/۲۱	۰/۱۳۹	۰/۲۵	۰/۱۱۴	دوزنقه‌ای	گلبرگ
۰/۱۶	۰/۵۱	۰/۱۲	۰/۱۲۶	۰/۱۴	۰/۱۱۴	ناقوسی	
۰/۱۵	۰/۵۲	۰/۲۱	۰/۲۳۶	۰/۱۸	۰/۱۱۲	گوسی	
۰/۲۲	۰/۰۶۱	۰/۲۶	۰/۱۱۶	۰/۲۷	۰/۱۱۳	گوسی ۲	
۰/۲۶	۰/۰۴۶	۰/۲۸	۰/۱۲	۰/۳۹	۰/۱۱۲	چندجمله‌ای	
۰/۲۶	۰/۱۴	۰/۲۹	۰/۳۹۵	۰/۳۳	۰/۰۸۱	دوزنقه‌ای	
۰/۲۹	۰/۲۴۶	۰/۳۵	۰/۵۵۲	۰/۳۲	۰/۰۸۳	ناقوسی	فتح
۰/۱۴	۰/۲۴۴	۰/۱۸	۰/۰۸۷	۰/۲۱	۰/۰۹	گوسی	
۰/۱۵	۰/۱۲۱	۰/۲۲	۰/۱۸۲	۰/۲۸	۰/۰۸۴	گوسی ۲	
۰/۲۸	۰/۱۲۸	۰/۳۳	۰/۳۰۶	۰/۳۱	۰/۰۸	چندجمله‌ای	
۰/۰۵	۰/۱۱۹	۰/۱۲	۰/۴۳	۰/۱۴	۰/۴۱۵	دوزنقه‌ای	
۰/۱۴	۰/۲۳۳	۰/۲۴	۱/۱۰۵	۰/۲۱	۰/۲۹۶	ناقوسی	
۰/۱۲	۰/۳۲۳	۰/۱۰	۲/۲۶	۰/۱۳	۰/۳۰۱	گوسی	پونک
۰/۲۰	۰/۱۲۵	۰/۱۲	۰/۲۷	۰/۱۷	۰/۲۴۱	گوسی ۲	
۰/۳۲	۰/۱۸۵	۰/۴۰	۰/۰۹۶	۰/۳۶	۰/۰۶۲	چندجمله‌ای	
۰/۲۷	۰/۱۷	۰/۳۴	۰/۱۱۳	۰/۴۲	۰/۱۱۲	دوزنقه‌ای	
۰/۲۲	۰/۲۰۵	۰/۲۸	۰/۶۶۶	۰/۳۵	۰/۱۱۵	ناقوسی	
۰/۲۶	۰/۱۰۷	۰/۲۴	۰/۰۶۳	۰/۳۲	۰/۱۱۳	گوسی	
۰/۳۲	۰/۵۸۲	۰/۳۶	۰/۱۳	۰/۴۲	۰/۱۰۹	گوسی ۲	شهرداری ۱۶
۰/۲۱	۰/۱۱۵	۰/۲۷	۰/۳۳	۰/۵۱	۰/۱۱۳	چندجمله‌ای	

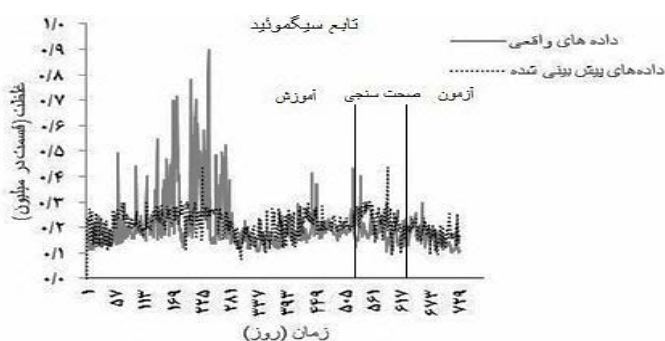
۳-۴- نتایج ارزیابی مدل‌ها

نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی- تطبیقی در تخمین غلظت PM_{10} در جدول (۱) و (۲) نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهند که در کل بهترین عملکرد در این دو مدل برای تخمین غلظت PM_{10} مربوط به مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد که از لحاظ هر دو آماره R^2 و RMSE بهتر از مدل شبکه عصبی فازی- تطبیقی می‌باشد. این نتایج با نتایج حاصل از مطالعه وفاخواه و همکاران مشابه می‌باشد. شکل (۱) و (۲) مقدار غلظت ذرات معلق برای داده‌های واقعی و پیش بینی شده در ایستگاه گلبرگ، تابع عضویت سیگموئید و تابع عضویت چندجمله‌ای را نشان می‌دهند. همان‌طور که در مشاهده می‌شود مقدار غلظت داده‌های واقعی و داده‌های شبیه‌سازی شده مشابه هم می‌باشند. مقدار پایین RMSE برای اکثر مدل‌ها، پایین بودن خطا و دقت بالای مدل‌های برازش را نشان می‌دهد.

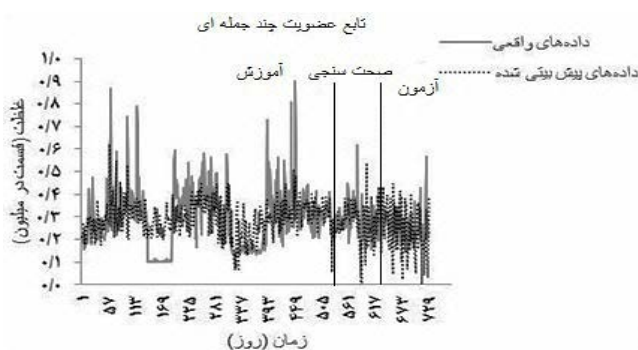
ایستگاه شهرداری ۱۶ متغیر بارش اثرگذارترین متغیرها بر غلظت PM_{10} می‌باشند. بیات (۱۳۸۳) در مطالعه‌ای به سهم‌بندی منابع تولید آلودگی هوای شهر تهران پرداخت. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد غلظت آلاینده‌ها با تغییر میانگین سرعت وزش باد بطور معکوس تغییر می‌کنند. شرعی پور (۲۰۰۵) در مطالعه‌ای به بررسی فصلی و روزانه آلاینده‌های هوا و ارتباط آن با پارامترهای هواشناسی پرداخت. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که افزایش میزان بارش باعث کاهش میزان PM_{10} می‌شود.

جدول ۳ نتایج حاصل از آنالیز حساسیت

ایستگاه	مجموع بارش	مقدار دما	سرعت باد
گلبرگ	۱/۰۲۱	۱/۱۸	۱/۱۰۷
فتح	۱/۰۰۳	۱/۰۸۲۲	۱/۰۸۲۳
پونک	۱/۰۲۷	۱/۳۵۸	۱/۴۳۷
شهرداری ۱۶	۱/۲۵۲	۱/۱۴۳	۱/۲۰۲



شکل ۱. نمودار برازش بین داده‌های مشاهداتی و تخمینی با استفاده از تابع انتقال تانژانت هیپربولیک



شکل ۲. نمودار برازش بین داده‌های مشاهداتی و تخمینی با استفاده از تابع عضویت چندجمله‌ای

۴- نتیجه گیری

در این مطالعه به طور خلاصه به مقایسه مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل شبکه عصبی تطبیقی- فازی به منظور تخمین غلظت ذرات معلق کمتر از ۱۰ میکرون (PM_{10}) و ارتباط آن با پارامترهای هواشناسی در هوای شهر تهران با استفاده از داده‌های مربوط به سال ۱۳۸۹ و ۱۳۹۰ پرداخته شد. در این تحقیق از متغیرهای هواشناسی دما، میزان بارش و سرعت باد به منظور تخمین غلظت PM_{10} استفاده گردید. این متغیرها با استفاده از رگرسیون گام به گام انتخاب شدند. همچنین در اکثر مطالعات برای تخمین غلظت PM_{10} از متغیرهای مقدار دما، میزان بارش و سرعت باد استفاده شده است. با توجه نتایج جدول ۱ و ۲ مشخص شد که بهترین عملکرد در این دو مدل برای تخمین غلظت PM_{10} مربوط به مدل شبکه عصبی مصنوعی و تابع عضویت سیگموئید با مقدار $R^2 = 0.72$ ، $RMSE = 0.044$ در مرحله آزمون می‌باشد که به عنوان بهترین تابع عضویت در بین سایر توابع عضویت در بین ایستگاه‌های مختلف انتخاب شد. با توجه به آماره‌های $RMSE$ و R^2 نتایج بررسی نشان می‌دهند که مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل شبکه عصبی تطبیقی- فازی دارای دقت بالاتری در تخمین غلظت ذرات معلق می‌باشد. همچنین با توجه به جدول ۳ در ایستگاه گلبرگ متغیر دما، در ایستگاه پونک و فتح سرعت باد و در ایستگاه شهرداری ۱۶ متغیر بارش اثرگذارترین متغیرها بر غلظت PM_{10} می‌باشند. با توجه به ماهیت ابهامی پدیده‌های مرتبط با هوا یا تقریبی بودن مقادیر اندازه‌گیری شده و غیر خطی بودن متغیرهای هواشناسی و غلظت ذرات معلق و توانایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی تطبیقی- فازی در برقراری ارتباط بین متغیرهای هواشناسی و غلظت ذرات معلق و غیر خطی بودن این مدل‌ها، به نظر می‌رسد کارایی بالاتر مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل نروفازی در پردازش متغیرهای هوا به همین دلیل باشد.

۵- سپاس‌گزاری

نویسندگان این مقاله از زحمات سازمان هواشناسی کل، سازمان هواشناسی کل شهر تهران، سازمان محیط زیست استان تهران و شرکت کنترل کیفیت هوای تهران که همکاری صمیمانه‌ای در این پژوهش داشتند، تقدیر و تشکر بعمل می‌آورند.

۶- پی‌نوشت‌ها

1. Particulate Matter
2. Stepwise
3. Environmental Protection Agency
4. Total Suspended Particles
5. Artificial Neural Networks
6. Adaptiv Neuro-Fuzzy Inference System
7. Root Mean Square Error
8. Feed Forward Neural Networks
9. Validation
10. Test
11. Matrix Hysn
12. Correlation Coefficient

۷- مراجع

- Aliakbari Bidokhti A.A. (2009) "Meteorological conditions of the atmosphere above and Air pollution and acute conditions (Case study of Tehran)", *J Environ Stu*, 35(52): 1-14 (Persian).
- Aqil M., Kita I., Yano A. and Nishiyama, S. A (2007) "Comparative study of artificial neural networks and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behaviour of runoff", *J Hydro*, 337, 22-34 pp.
- Bnanankhah A., Nejadkoorki F. (2012) "Artificial neural networks: A non-linear tool for air quality modeling and monitoring", *Inter Conf App Li Sci*, Turkey.
- Davor Z. Antanasijevic, Viktor V. Pocajt, Dragan S. Povrenovic, Mirjana D. Ristic, Aleksandra A. Peric-Grujic. (2013) " PM10 emission forecasting using artificial neural networks and genetic algorithm input variable optimization", *Sci Total Environ* 443: 511-519 pp.
- Farokhnia A., Morid S. (2009) "Uncertainty Analysis of Artificial Neural Networks and Neuro-Fuzzy Models in River Flow Forecasting", *Water Resources*, 5(3): 14-27 (Full Text in Persian).
- Ejtehadi M. (2007) "Investigate the urban air

computing technique for modeling hydrological time series" J Hydro, 291, 52-66 pp.

-Nayak, P. C., Sudheer, K. P, Rangan, D. M, and Ramasastri, K. S. (2005) "Short-term flood forecasting with a neurofuzzy model", Water Reso Res, 41, 2517-2530 pp.

-Noori R., Hoshyaripour Gh., Ashrafi K. (2010) "Nadjar Araabi B. daily concentration Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS models in prediction of carbon monoxide", Atm Environ, 44 (4), 476-482 pp.

- Sanchez Ccoyllo O., de Fatima Andrade M. (2002) "The influence of meteorological conditions on the behavior of pollutants concentrations in Sao Paulo", Brazil, Environ Pollu., 116(2): 257-263.

- Sharipoor Z. (2009) " Seasonal and daily variations in air pollution and its relationship with meteorological parameters", J Ear and Sp Ph, 35(2): 119-137 (Persian).

- Smaili S.A. (2002) "Pollution, Health & Environmental Standards, Naghshmehr.

- Vafakhah M., Mahdavi M., Alavipanah S.K. (2011) "Simulation of the snowmelt runoff in the basin using ANN and Nrvfazy Taleghan", Watershed ManageSci & Eng., 5(14).

- Wark K., Warner C.F. (1998) "Air pollution, its origin-control", Addision Westey, New York, 526 p.

-Zadeh, Lotfi A. (1965) "Fuzzy sets", Information and control 8.3: 338-353 pp.

pollution resulting from Samaneh Land transport with emphasis on suspended particles and offering management solutions(Case Studies, Tehran)", Nat Con Health.

- Firat, M. and Gungor, M. (2007) "River flow estimation using adaptive neuro fuzzy inference system", Math & Comp Simul, 75, 87-96.

-Jang, J. S. R. and Gulley, N. (1995) "The Fuzzy Logic Toolbox for Use with MATLAB", The Mathworks Inc, Natick, MA.

-Jang, J-SR. (1993) "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system", Systems, Man and Cybernetics, IEEE, 23.3: 665-685.

-Jamshidi A., Karimzade K., Shirazi A. (2007) "Particulate contamination of the air Ghachsaran, Armaghan danesh", 5(3): 90-97 (Full Text in Persian).

-Ian G. McKendry. (2002) "Evaluation of Artificial Neural Networks for ine Particulate Pollution (PM10 and PM2.5) Forecasting", Air & Waste Manage, Assoc, 52:1096-1101.

- Kurepazan A. (2005) "Principles of Fuzzy Set Theory and Its Applications", Jahad Collegiate.

-M. Kolehmainen, H. Martikainen, J. Ruuskanen. (2001) "Neural networks and periodic components used in air quality forecasting", Atm Environ, 35: 815-825.

- Nayak, P. C., Sudheer, K. P., Rangan, D. M. and Ramasastri, K. S. (2004) "A neuro-fuzzy