

عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی - تطبیقی در برآورد غلظت ازن در شهر تهران

محمود توکلی*، دانشجوی مقطع کارشناسی ارشد محیط‌زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران.
عباس اسماعیلی ساری، استاد گروه محیط‌زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران.

E-mail*: mahmudtavakoli@ymail.com

دریافت: ۱۳۹۳/۱۱/۱۳ - پذیرش: ۱۳۹۴/۰۱/۲۸

چکیده

در سال‌های اخیر آلودگی هوا به عنوان یکی از بزرگ‌ترین مشکلات زیست محیطی در سطح جهانی مطرح شده است. ازن تروپوسفری یک آلاینده ثانویه است و سبب بروز مشکلات تنفسی و تاثیر حاد بر گیاهان می‌شود. در این مطالعه به دلیل غیر خطی بودن و پیچیدگی این پدیده‌ها به مقایسه برآورد غلظت آلاینده ازن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی-تطبیقی پرداخته شد. در پژوهش حاضر از متغیرهای هواشناسی در ایستگاه‌های پونک، گلبرگ، فتح و شهرداری ۱۶ جهت برآورد غلظت ازن شهر تهران در سال‌های ۱۳۸۹-۱۳۹۰ استفاده شد. با استفاده از رگرسیون گام به گام متغیرهای هواشناسی مقدار دما، میزان بارش و سرعت باد انتخاب و با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی-تطبیقی به پیش بینی غلظت ازن پرداخته شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی در ایستگاه شهرداری ۱۶ با مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ۰/۰۴۲ و ضریب همبستگی (R2) ۰/۲۳، نسبت به شبکه عصبی فازی-تطبیقی با مقدار ریشه میانگین مربعات خطا، ۰/۰۵۷ و ضریب همبستگی ۰/۱۶ در مرحله آزمون توانسته با دقت بالایی غلظت ازن را برآورد بزند. همچنین در تمامی ایستگاه‌ها متغیر مقدار دما به عنوان تاثیرگذارترین متغیر ورودی بر غلظت ازن شناخته شد. نتایج بررسی نشان می‌دهند که مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای دقت بالاتری در برآورد غلظت ازن نسبت به شبکه عصبی فازی-تطبیقی می‌باشد. بر طبق آزمون آنالیز حساسیت مقدار متغیر دما به عنوان تاثیرگذارترین متغیر در همه ایستگاه‌ها می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: ازن، رگرسیون گام به گام، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی فازی - تطبیقی.

۱- مقدمه

ذرات معلق، مونوکسید کربن، دی اکسید گوگرد، ازن و دی اکسید نیتروژن پنج آلاینده اصلی هوا می‌باشند که باعث به وجود آمدن بیش از ۹۰٪ از موارد آلودگی هوا می‌شوند و در تعیین کیفیت هوا مورد توجه قرار دارند، در این مطالعه ازن به عنوان شاخص کیفیت هوا انتخاب شد. زیرا مطالعات در این زمینه تأکید بیشتری داشته و از طرفی ازن یک آلاینده ثانویه بوده که حضور آن ارتباط معنی داری با هیدروکربن‌ها و اکسیدهای نیتروژن دارد (علی اکبری بیدختی، ۱۳۸۸).

آلودگی‌های هوا شامل بسیاری از مواد و ترکیباتی است که از منابع گوناگون طبیعی و مصنوعی به‌ویژه فعالیت‌های انسان وارد هوا می‌شود و باعث دگرگونی خواص فیزیکی و شیمیایی جوی می‌گردند. پیشرفت صنایع و فناوری، توسعه شهری، افزایش و تراکم جمعیت، افزایش وسایل نقلیه موتوری، ازدیاد مصرف فرآورده‌های نفتی و در بعضی موارد شرایط خاص اقلیمی و جغرافیایی منطقه باعث افزایش آلودگی هوا می‌شود (Yildirim and Bayramoglu, 2006).

اندازه‌گیری شده در ۲۴ ساعت گذشته در ارتباط می‌باشد. روش‌های مختلف مورد استفاده در پیش‌بینی انجام گرفته عبارتند از: شبکه عصبی چند لایه‌ای، رگرسیون خطی و تداوم که شبکه عصبی مصنوعی بهترین نتیجه را می‌دهد. Chelani et al (2002) در مطالعه‌ای به پیش‌بینی غلظت دی‌اکسید گوگرد با استفاده از شبکه عصبی در سه منطقه دهلی - پرداختند. در این مطالعه الگوریتم لونبرگ-مارکواریت برای آموزش مورد استفاده قرار گرفت. همچنین از رگرسیون خطی چند متغیره نیز برای مقایسه نتایج به دست آمده از شبکه عصبی استفاده کردند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی قادر به پیش‌بینی بهتر با مقدار کمتر مجموع مربعات خطا نسبت به مدل رگرسیون چند متغیره است.

در مطالعه‌ای (Ylmaz Yildirim 2006) با استفاده از مدل شبکه عصبی فازی-تطبیقی به برآورد روزانه سطح آلودگی در شهر زانگولداک پرداختند. برآورد اثر عوامل هواشناسی بر دی‌اکسید گوگرد و ذرات معلق با استفاده از این مدل با عملکرد ۷۰-۹۰٪ و ۶۹-۸۰٪ بود که این امر کارایی بالای مدل را نشان می‌دهد.

Noori (2010) به تجزیه و تحلیل عدم قطعیت توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل شبکه عصبی فازی-تطبیقی در برآورد غلظت روزانه مونواکسید کربن در هوای شهر تهران پرداختند. در این مطالعه از آزمون انتخاب روبه جلو (FS) و گاما (GT) برای انتخاب متغیرهای ورودی در مدل ANN و ANFIS استفاده شد. ارزیابی این مدل‌ها نشان می‌دهد که کاهش تعداد متغیرهای ورودی با استفاده از روش FS و GS باعث کاهش خطا در خروجی و همچنین کاهش هزینه محاسباتی می‌شود. مدل FS-ANN و FS-ANFIS با توجه به R^2 و میانگین خطای مطلق به عنوان بهترین مدل در برآورد آلودگی هوا انتخاب شدند و در نهایت، تجزیه و تحلیل عدم قطعیت بر اساس شبیه‌سازی مونت کارلو برای این دو مدل نشان داد که مدل FS-ANN با عدم قطعیت کمتری انجام شد و بهترین مدل برای برآورد

مربوطه توسعه می‌یابد. گوناگونی مدل‌ها، به درجه مهارت و همچنین گوناگونی روابط، نوع و تعداد منابع بستگی دارد.

همچنین، برای مدل‌ها با توانمندی بالاتر، نیاز به محیط عمل وسیع‌تر و داده‌های هواشناسی کامل‌تر است. مدل‌های ریاضی پیشرفته از پارامترهای ورودی کامل‌تری نظیر مشخصات هواشناسی، اثر ساختمان‌ها، اثر زبری سطحی و سایر موارد برای شبیه‌سازی دقیق‌تر استفاده می‌نمایند. در مناطق شهری با شرایط توپوگرافی پیچیده مانند شهر تهران، مدل باید به خوبی قادر به لحاظ نمودن تاثیرات غلظت‌های زمینه آلاینده‌ها، آلاینده‌های ثانویه و تغییرات توپوگرافی در ناحیه شبیه‌سازی باشد (EPA, 2003 and Konstantions et al, 2010).

این مطالعه ارتباط پارامترهای هواشناسی مختلف از قبیل دمای هوا، سرعت جریان باد، میزان بارش با آلاینده ازن مورد بررسی قرار می‌گیرد. بدین منظور تعیین پارامترهای هواشناسی موثر در آلودگی هوا و اندازه‌گیری تاثیر آن می‌تواند برای برآورد آلودگی دارای اهمیت باشد. می‌تواند با روش‌های مختلف میزان غلظت آلاینده‌های هوا را برآورد کرد. در این مطالعه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل شبکه عصبی فازی-تطبیقی به برآورد غلظت آلاینده ازن در هوای شهر تهران پرداخته می‌شود. در رابطه با ارتباط پارامترهای هواشناسی با آلودگی هوا و برآورد میزان آلاینده‌های هوا در شهرهای بزرگ، پژوهش‌های متعددی انجام شده که در اینجا به برخی از آنها اشاره می‌شود:

Perez et al (2000) در مطالعه‌ای به پیش‌بینی چند ساعته ذرات معلق کمتر از ۲/۵ میکرون ($PM_{2.5}$) با استفاده از شبکه عصبی در سانتیاگو شیلی پرداختند. در این مطالعه متوسط غلظت $PM_{2.5}$ در ساعات مختلف روز، در مرکز شهر و در یک نقطه ثابت اندازه‌گیری شد. بالاترین مقادیر $PM_{2.5}$ ، از ماه‌های می تا سپتامبر، سال‌های ۱۹۹۴ و ۱۹۹۵ گزارش شد، که پیش‌بینی غلظت در هر ساعت از روز با برازش یک تابع از غلظت متوسط

غلظت CO انتخاب شد.

Bnanankhah and Nejadkoorki (2012) به بررسی کاربرد شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک مدل غیرخطی موثر برای مقابله با مشکلات محیط‌زیستی پرداختند. در این پژوهش 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.

Oyediran (2013) عملکرد مدل پرسپترون چند لایه MLP شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و مدل شبکه عصبی فازی-تطبیقی (ANFIS) را برای برآورد شرایط آب و هوا مورد ارزیابی قرار دادند. داده‌های حداقل و حداکثر دما، بارندگی، سرعت باد و رطوبت نسبی در یک دوره ده ساله مورد استفاده قرار گرفت. ارزیابی عملکرد این دو مدل نشان داد که مدل ANFIS نتایج بهتری نسبت به مدل ANN در برآورد شرایط هوا به همراه داشت.

شرعی‌پور و بیدختی (۱۳۸۴) در پژوهشی به بررسی آلودگی شهر تهران پرداختند. نتایج نشان داد که همبستگی بین مشخصه‌های هواشناسی و غلظت آلاینده‌ها در فصل سرد دارای معنی‌داری بالایی می‌باشد.

در مطالعه‌ای بوداقپور و چرخستانی (۱۳۹۰) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به برآورد و پیش‌بینی غلظت اکسیدهای نیتروژن در هوای شهر تهران پرداختند. در این مطالعه از مدل رگرسیون خودکار و سری‌های زمانی جهت تعیین ورودی‌های شبکه عصبی استفاده شد. بر اساس این مدل غلظت آلاینده‌ها در زمان فعلی به غلظت‌شان در هفت روز گذشته وابسته است. بنابراین ورودی‌های شبکه عصبی غلظت آلاینده در هفت روز گذشته و خروجی آن که در واقع پیش‌بینی شبکه عصبی است، غلظت آلاینده در زمان فعلی می‌باشد. سپس مدل شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده و پیش‌بینی انجام شد. همچنین این پیش‌بینی با استفاده از رگرسیون غیرخطی

صورت گرفت. نتایج این پژوهش نشان داد که خطای مدل شبکه عصبی کمتر از روش رگرسیون است. علیجانی و صفوی (۱۳۸۵) به بررسی عوامل جغرافیایی در آلودگی هوای تهران پرداختند و به این نتیجه رسیدند که شرایط توپوگرافی شهر تهران به گونه‌ای است که شمال و شرق آن به صورت دیوار بلند مانع خروج آلاینده‌ها می‌شود. از طرف دیگر وجود وارونگی‌های دمایی فراوان به ویژه در دوره سرد سال و استقرار سیستم‌های پرفشار در زمستان همگی دلالت بر استعداد بالای پایداری شهر دارد.

۲- 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 (اجتهادی، ۱۳۸۶).

در پژوهش حاضر از داده‌های پارامترهای آلودگی هوا (ازن) 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 کنترل کیفیت هوای 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 آلاینده‌ها، نوع

سوخت، روش مورد استفاده در تحلیل داده‌ها دو سال در نظر گرفته شد. همچنین به دلیل کامل‌تر بودن داده‌ها در سال‌های ۱۳۸۹ و ۱۳۹۰ نسبت به سال‌های دیگر در این مطالعه از داده‌های آماری این دو سال استفاده شد.

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، ارتباط میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه کند. در شبکه عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار زیستی 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 و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهد. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرآیندی 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 پس انتشار خطا، ساده‌ترین و پرکاربردترین نوع شبکه عصبی است که در خصوص برآورد پارامترهای مجهول مناسب ارزیابی شده است. این نوع شبکه دارای یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است. 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 و الگوریتم یادگیری اقدام به بهینه‌سازی مقدار خطای مربوط می‌کند. اگر خطای آموزش از خطای تعیین‌شده از قبل کمتر باشد، فرآیند یادگیری پایان می‌یابد. در مرحله آموزش ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی آن انجام 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، تعداد نرون‌ها در هر لایه، تابع محرک (کنترل‌کننده خروجی هر نرون)، روش آموزش، الگوریتم تصحیح وزن‌ها و نوع مدل، تعیین می‌شود (Noori et al, 2010).

۲-۲-۱- اجرای شبکه عصبی مصنوعی

ابتدا قبل از آموزش، داده‌های استاندارد شده وارد مدل می‌شوند. اهمیت استانداردسازی در یکسان‌سازی واحدهای داده‌های مورد استفاده در مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. برای استانداردسازی از رابطه زیر 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 صحت سنجی و ۱۵ درصد برای آزمون استفاده خواهند شد (Wang et al, 2009 and Noori et al, 2010). در پایان داده‌ها وارد شبکه عصبی مصنوعی می‌شوند. شبکه عصبی مصنوعی شامل سه لایه ورودی، مخفی و خروجی می‌باشند. ویژگی‌های اندازه‌گیری متغیرهای هواشناسی که انتخاب شده‌اند به عنوان لایه ورودی وارد شبکه می‌شوند، لایه مخفی با آزمون و خطا انتخاب می‌شود تا در نهایت

۲-۳- شبکه عصبی فازی-تطبیقی

شبکه عصبی فازی-تطبیقی از الگوریتم‌های شبکه عصبی و منطق فازی به منظور طراحی نگاشت غیر خطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کند. این سیستم از قدرت زبانی سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی در مدل‌سازی فرآیندهای پیچیده بسیار قدرتمند می‌باشد. شبکه عصبی تطبیقی-فازی شبکه‌ای پنج 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 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 پژوهش از توابع مختلف (ناقوس تعمیمی یافته، گوسین نوع یک، گوسین نوع دوم، دوزنقه‌ای، چند جمله‌ای) برای فازی‌سازی استفاده شد. در شبکه نیز از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد داده‌ها برای صحت‌سنجی و ۱۵ درصد داده‌ها برای آزمون انتخاب شد (Jang, 1993). به‌منظور اجرای شبکه عصبی فازی-تطبیقی، نرم‌افزار MATLAB نسخه ۱۰ مورد استفاده قرار گرفت.

به‌منظور 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 را دارا بودند، به عنوان شبکه‌های برتر انتخاب شدند.

خروجی شبکه که مقدار میزان آلاینده‌های هوا می‌باشد، به دست آید و با میزان آلاینده‌های مشاهده‌ای مقایسه می‌شود (جمشیدی و همکاران، ۱۳۸۶ و Noori et al, 2010).

۲-۲-۱- 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 لونیبرگ-مارکوارت می‌باشد که در آن برای به‌هنگام‌سازی وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد که یکی از الگوریتم‌های پرکاربرد می‌باشد زیرا آموزش شبکه را بسیار سریع انجام داده و سطح خطای موجود را حداقل می‌کند. در واقع این الگوریتم برای افزایش سرعت یادگیری شبکه طراحی شده که بر مبنای ماتریس هیسین می‌باشد.

۲-۱-۱-۱- تابع فعال

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

۲-۱-۱-۲- 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 می‌نماید.

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

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

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 می‌نماید.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

۲-۴- ارزیابی مدل‌ها

به منظور مقایسه عملکرد مدل‌های شبکه عصبی فازی- تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی از پارامترهای ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی (R^2) استفاده گردید.

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

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (q_o(t) - \bar{q}_o(t))(q_p(t) - \bar{q}_p(t))}{(\sum_{i=1}^n (q_o(t) - \bar{q}_o(t))^2)^{0.5} (\sum_{i=1}^n (q_p(t) - \bar{q}_p(t))^2)^{0.5}} \quad (5)$$

۳- بحث و نتایج

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 شهرداری ۱۶ برای برآورد ازن مشاهده می‌شود تابع عضویت سیگموئید با مقدار $R^2=0.23$ ، $RMSE=0.042$ در مرحله آزمون نتیجه بهتری نسبت به سایر توابع عضویت در بین ایستگاه‌های مورد مطالعه دارد.

۳-۲- مدل شبکه عصبی فازی- تطبیقی

نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی تطبیقی-فازی با تابع چند جمله‌ای $R^2=0.16$ ، $RMSE=0.057$ در ایستگاه گلبرگ نتیجه بهتری را نسبت به سایر توابع دارد. در جدول ۲ نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی تطبیقی-فازی با ساختار ذکر شده در برآورد غلظت ازن به همراه داده‌های آنالیز مجذور میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی ارائه گردیده است. نتایج نشان داد که مجذور میانگین مربعات خطا در تابع چند جمله‌ای بیشترین و در تابع دوزنقه‌ای کمترین مقدار را داشت.

۲-۵- تحلیل حساسیت

به منظور تعیین مهمترین عوامل مؤثر بر هر یک از پارامترهای آلاینده هوا از تحلیل حساسیت در محیط نرم‌افزار Statistica استفاده شد. بدین صورت پارامترهای هواشناسی به همراه مقادیر هر پارامتر در نرم‌افزار وارد شده و تاثیر هر یک از پارامترهای هواشناسی بر برآورد غلظت ازن مورد بررسی قرار گرفت، بدین صورت که نرم افزار با تغییر مقادیر متغیرهای ورودی و تاثیر آن بر میزان خروجی به هر متغیر ورودی وزنی داده که متغیری که بیشترین وزن را دارا بود، به عنوان اثر گذارترین متغیر در برآورد پارامتر مربوطه مشخص شد.

جدول ۱. نتایج حاصل شبکه عصبی مصنوعی

| ایستگاه | تابع عضویت | آموزش | مراحل | آزمون | | |
|------------|--------------------|-------|----------|-------|----------------|----------------|
| | | RMSE | صحت سنجی | RMSE | R ² | R ² |
| گلبرگ | سیگموئید | 0.095 | 0.37 | 0.041 | 0.26 | 0.22 |
| | تانزانته هیپربولیک | 0.093 | 0.47 | 0.057 | 0.34 | 0.33 |
| فتح | سیگموئید | 0.09 | 0.30 | 0.061 | 0.28 | 0.18 |
| | تانزانته هیپربولیک | 0.083 | 0.22 | 0.066 | 0.26 | 0.21 |
| پونک | سیگموئید | 0.091 | 0.44 | 0.092 | 0.37 | 0.20 |
| | تانزانته هیپربولیک | 0.088 | 0.37 | 0.087 | 0.29 | 0.22 |
| شهرداری ۱۶ | سیگموئید | 0.098 | 0.33 | 0.082 | 0.28 | 0.23 |
| | تانزانته هیپربولیک | 0.101 | 0.48 | 0.076 | 0.53 | 0.32 |

جدول ۲. نتایج حاصل از شبکه عصبی تطبیقی-فازی

| ایستگاه | تابع عضویت | آموزش | مرحل | صحت سنجی | آزمون | |
|------------|------------|----------------|------|----------------|-------|----------------|
| | | R ² | RMSE | R ² | RMSE | R ² |
| | دوزنقه‌ای | ۰/۰۸۹ | ۰/۳۴ | ۰/۱۸۹ | ۰/۱۵ | ۰/۱۷ |
| | ناقوسی | ۰/۰۸۹ | ۰/۳۳ | ۰/۱۱۳ | ۰/۲۱ | ۰/۱۶ |
| گلبرگ | گوسی | ۰/۰۸۹ | ۰/۳۳ | ۰/۳۱۲ | ۰/۱۷ | ۰/۲۲ |
| | گوسی ۲ | ۰/۰۹ | ۰/۳۲ | ۰/۲۵۸ | ۰/۲۸ | ۰/۲۴ |
| | چندجمله‌ای | ۰/۰۸۹ | ۰/۳۴ | ۰/۱۷۵ | ۰/۲۲ | ۰/۱۶ |
| | دوزنقه‌ای | ۰/۰۷۷ | ۰/۳۹ | ۰/۱۳۸ | ۰/۱۳ | ۰/۱۱ |
| | ناقوسی | ۰/۰۷۳ | ۰/۳۸ | ۱/۸۱۵ | ۰/۱۷ | ۰/۱۶ |
| فتح | گوسی | ۰/۰۷۳ | ۰/۳۵ | ۰/۲۰۴ | ۰/۲۹ | ۰/۱۹ |
| | گوسی ۲ | ۰/۰۷۴ | ۰/۳۷ | ۰/۱۴۸ | ۰/۱۸ | ۰/۱۵ |
| | چندجمله‌ای | ۰/۰۷۱ | ۰/۳۲ | ۰/۵۷ | ۰/۱۸ | ۰/۱۷ |
| | دوزنقه‌ای | ۰/۰۷۹ | ۰/۳۸ | ۰/۶۳ | ۰/۲۱ | ۰/۱۶ |
| | ناقوسی | ۰/۰۷۲ | ۰/۳۳ | ۱/۱۶۷ | ۰/۱۸ | ۰/۱۵ |
| پونک | گوسی | ۰/۰۷۷ | ۰/۳۶ | ۰/۸۸۸ | ۰/۲۳ | ۰/۲۲ |
| | گوسی ۲ | ۰/۰۷۶ | ۰/۳۸ | ۰/۵۲۱ | ۰/۲۶ | ۰/۱۷ |
| | چندجمله‌ای | ۰/۰۷۹ | ۰/۳۵ | ۰/۵۴۷ | ۰/۲۷ | ۰/۲۳ |
| | دوزنقه‌ای | ۰/۰۹۲ | ۰/۲۹ | ۰/۳۵۱ | ۰/۱۸ | ۰/۱۴ |
| | ناقوسی | ۰/۰۸۸ | ۰/۳۱ | ۰/۵۱۷ | ۰/۲۲ | ۰/۲۰ |
| شهرداری ۱۶ | گوسی | ۰/۰۹۱ | ۰/۳۱ | ۰/۵۰۵ | ۰/۱۹ | ۰/۱۷ |
| | گوسی ۲ | ۰/۰۹۶ | ۰/۳۶ | ۰/۱۴ | ۰/۲۴ | ۰/۲۱ |
| | چندجمله‌ای | ۰/۰۹۱ | ۰/۳۴ | ۰/۲۴۲ | ۰/۲۲ | ۰/۱۵ |

۳-۳- تحلیل حساسیت

وقوع رگبارها، غلظت ازن نه فقط به سرعت کاهش می‌یابد، بلکه گاهی این کاهش غلظت تا ساعت‌هایی پس از رگبار نیز ادامه دارد.

نتایج تحلیل حساسیت برای هر یک از متغیرها در هرایستگاه به‌طور جداگانه در جدول ۳ آمده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود در همه ایستگاه‌ها اعداد مربوط به دما از سایر متغیرها بیشتر بوده، پس تاثیرگذارترین متغیر ورودی در برآورد ازن می‌باشد. این مساله می‌تواند ناشی از وضعیت توپوگرافی سطح تهران و همچنین جریان باد و برخورد به موانع فیزیکی موجود در کلان شهر تهران باشد.

جدول ۳. نتایج حاصل تحلیل حساسیت

| ایستگاه | مجموع بارش | مقدار دما | سرعت باد |
|------------|------------|-----------|----------|
| گلبرگ | ۱/۰۱۲ | ۱/۴۲۱ | ۱/۰۹۵ |
| فتح | ۰/۹۹۴ | ۱/۶۷۸ | ۱/۰۴۴ |
| پونک | ۱/۰۱۶ | ۱/۸۵۷ | ۱/۰۷۶ |
| شهرداری ۱۶ | ۰/۹۸۳ | ۱/۵۸۷ | ۱/۰۷۱ |

۳-۴- نتایج ارزیابی مدل‌ها

نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی-تطبیقی در برآورد غلظت ازن در جدول‌های ۱ و ۲ آمده است. با توجه به نتایج جدول‌ها ۱ و ۲ ملاحظه می‌شود که در کل بهترین عملکرد در این دو مدل برای

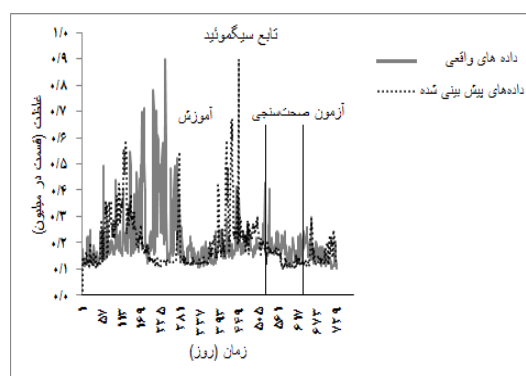
Wise and Comrie (1997) در مطالعاتی به بررسی تاثیر شاخص‌های هواشناسی بر ازن پرداختند. نتایج نشان‌داد که دمای هوا و ارتفاع لایه آمیخته، مهمترین عوامل هواشناسی مؤثر بر غلظت ازن می‌باشند. همچنین صداقت کردار و همکاران (۱۳۸۲) بیان کردند که پس از

و ۱۳۹۰ پرداخته شد. پارامترهای ورودی بر اساس روش رگرسیون گام به گام انتخاب شدند. به این ترتیب که همه داده‌ها وارد نرم‌افزار SPSS شده و بعد از انتخاب متغیر وابسته و مستقل رگرسیون گام به گام را در سطح ۵٪ اجرا کرده و نتیجه متغیرهای موثر بر روی ویژگی مورد نظر مشخص شد. همچنین در بیشتر مطالعات انجام شده برای برآورد غلظت ازن از متغیرهای دما، میزان بارش و سرعت باد استفاده شده است. در نتیجه در این مطالعه از متغیرهای دما، میزان بارش و سرعت باد به‌عنوان ورودی‌های مدل استفاده شد. با توجه به جدول‌های ۱ و ۲ مشخص شد که بهترین عملکرد در این دو مدل برای برآورد غلظت ازن مربوط به مدل شبکه عصبی مصنوعی در ایستگاه شهرداری ۱۶ با مقدار $R^2=0/23$ ، $RMSE=0/42$ در مرحله آزمون می‌باشد. با توجه به آماره‌های $RMSE$ و R^2 نتایج بررسی نشان می‌دهند که مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل شبکه عصبی فازی-تطبیقی دارای کارایی و دقت بالاتری در برآورد غلظت ازن می‌باشد. همچنین با توجه به جدول ۳ در همه ایستگاه‌ها دما به عنوان تاثیرگذارترین متغیر ورودی بر غلظت ازن می‌باشد. همان‌طور که گفته شد، تمامی این روش‌ها بر پایه فرض دقیق بودن متغیرهای مورد مطالعه و مشاهده‌های مربوط به آنها استوار است و روابط بین متغیرها نیز دقیق فرض می‌گردد. حال آنکه در سیستم‌های طبیعی مانند هوا، بیشتر مشاهده‌ها یا روابط ناشناخته بین متغیرها وجود دارد. در چنین شرایطی، باید از مدل‌هایی بهره گرفت که قادر به ارایه الگوهای مناسب‌تر باشند، به گونه‌ای که این مدل‌ها بتوانند انطباق بیشتری با دنیای واقعی داشته باشند.

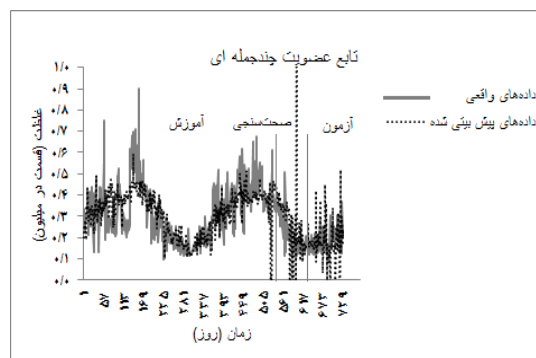
بدین ترتیب با توجه به روابط پیچیده پدیده‌های مرتبط با آلودگی هوا یا تقریبی بودن مقادیر اندازه‌گیری شده متغیرهای مختلف هوا، به نظر می‌رسد که کارایی بالاتر مدل مبتنی بر مجموعه‌های هوش مصنوعی در پردازش متغیرهای هوا، به‌همین علت است. در پایان پیشنهاد می‌شود برای برآورد غلظت ازن از روش‌های دیگر هوش

برآورد غلظت ازن مربوط به مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد که از نظر هر دو معیار R^2 و $RMSE$ بهتر از مدل شبکه عصبی فازی-تطبیقی می‌باشد.

شکل‌های ۱ و ۲ مقدار غلظت ازن برای داده‌های واقعی و برآورد شده در ایستگاه شهرداری ۱۶، تابع عضویت سیگموئید و ایستگاه گلبرگ، تابع عضویت چندجمله‌ای را نشان می‌دهند. مقدار پایین $RMSE$ برای بیشتر مدل‌ها، پایین بودن خطا و دقت بالای مدل‌های برازش را نشان می‌دهد.



شکل ۱. برازش بین داده‌های مشاهداتی و برآوردی با استفاده از تابع انتقال سیگموئید



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

۴- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این مطالعه به‌طور خلاصه به مقایسه مدل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی-تطبیقی به‌منظور برآورد غلظت ازن و ارتباط آن با پارامترهای هواشناسی در هوای شهر تهران با استفاده از داده‌های مربوط به سال ۱۳۸۹

جغرافیای، دوره ۳۸، شماره ۵۸، زمستان ۱۳۸۵، ص ۹۹-۱۱۲.

- صداقت کردار، عبدالله، جهانگیری، زهره و رحیم زاده، فاطمه، (۱۳۸۲) "توانایی های بالقوه علم آمار در مطالعات هواشناسی آلودگی هوا"، کنفرانس آمار دانشگاه علامه طباطبایی، ص ۱-۱۰.

- علی اکبری بیدختی، عباسعلی و شرعی پور، زهرا (۱۳۸۸) "شرایط هواشناختی جو بالا و وضعیت حاد آلودگی هوا (مطالعه موردی: شهر تهران)"، محیط شناسی، دوره ۳۵، شماره ۵۲، زمستان ۱۳۸۸، ص ۱-۱۴.

- Bnanankhah A., Nejadkoorki F., (2012) "Artificial neural networks: A non-linear tool for air quality modeling and monitoring", In Conf Ap Li Sci; Turkey.

- Chelani A.B., Chalapati Rao C., Phadke K., Hasan M., (2002) "Prediction of sulphur dioxide concentration using artificial neural networks", Environ Mode & Software; 17(2): 159-166.

-Comrie A., (1997) "Comparing Neural Networks and Regression Models for Ozone Forecasting, WASTE MANAGE", Assoc; 47: 653-663.

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

-Konstantions P., Moustris., Ioannis C., Ziomas., Athanasios G., Paliatsos., (2010) "3-Day- ahead forecasting of regional pollution index for the pollutions NO₂, CO, SO₂, and O₃ using artificial neural networks in athens", Greece, Water Air Soil Pollution; 209: 29-43.

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

-Perez P., Trier A., Reyes J., (2000) "Prediction of PM_{2.5} concentrations several hours in advance using neural networks in Santiago", Chile, Atm Environ; 34(8): 1189-1196.

-U.S. Environmental Protection Agency., (2003) "Guidelines for developing an air quality (ozone and PM_{2.5}) Forecasting Program", pp: 16-126.

مصنوعی مانند موجک و الگوریتم ژنتیک استفاده و با نتایج این پژوهش مقایسه شود.

۵- سپاس گذاری

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

۶- پی نوشت‌ها

- 1- Ozone
- 2- Air Quality Index
- 3- Artificial Neural Networks
- 4- Adaptiv Neuro-Fuzzy Inference System
- 5- Particulate matter less than 2.5 microns
- 6- Multilayer Neural Networks
- 7- Linear regression
- 8- Persistence
- 9- Levenberg - Marquardt
- 10- Training
- 11- Multivariate linear regression
- 12- Feed Forward Neural Networks
- 13- Validation
- 14- Test
- 15- Matrix Hysn
- 16- Root Mean Square Error
- 17- Correlation Coefficient

۷- منابع

- اسماعیلی ساری ع. (۱۳۸۱) "آلاینده‌ها، بهداشت و استاندارد در محیط زیست"، انتشارات نقش مهر، ۷۶۷ص.

- بوداقپور، سیامک و چرخستانی، امیر، (۱۳۹۰) "پیش‌بینی میزان غلظت آلاینده‌های هوای تهران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، علوم و تکنولوژی محیط زیست، دوره ۱۳، شماره ۱، بهار ۱۳۹۰، ص ۱-۱۰.

- صفوی، سید یحیی و علیجانی، بهلول، (۱۳۸۵) "بررسی عوامل جغرافیایی در آلودگی هوای تهران"، پژوهش‌های

in the Southwestern United States", Atmospheric Environment, 39(16), 2969-2980.

-Yildirim Y., Bayramoglu M., (2006) "Adaptive neuro-fuzzy based modelling for prediction of air pollution daily levels in city of Zonguldak", Chemosphere 2006; 63. 1575-1582.

-Wang W.C., Chau K.w., Cheng Ch.T., Qiu L., (2009) "A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series", J hydro; 374 (34): 323-331.

-Wise, E. K., Comrie, A. C., (2005) "Meteorologically adjusted urban air quality trends

