

## آنالیز حساسیت پارامترهای موثر بر غلظت ازن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

محمد علی قربانی<sup>۱</sup>، لیلا نقی پور<sup>۲</sup>، وحید کریمی<sup>۳</sup>، رضا فرهودی<sup>۳</sup>

پذیرش: ۹۱/۱۱/۰۵

دریافت: ۹۱/۰۸/۰۷

### چکیده

**زمینه و هدف:** آلودگی هوا ناشی از ازن در کلان شهرها از مهم‌ترین عوامل آلوده کننده‌هاست که موجب آسیب به محیط زیست و موجودات زنده می‌گردد، این تحقیق سعی دارد مدلی برای تخمین میزان ازن کلان شهر تبریز در دو ایستگاه پایش آلودگی آبرسان و راسته کوچه ارایه نماید. روش بررسی: در این تحقیق شبکه عصبی مصنوعی برای در نظر گرفتن تاثیر همزمان پارامترهای هواشناسی و آلودگی هوا بر میزان غلظت ازن، مورد استفاده قرار گرفته است و از ماتریس وزنی شبکه عصبی مصنوعی به همراه معادله گارسون برای آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی به شبکه عصبی استفاده شده است.

**یافته‌ها:** نتایج نشان می‌دهد میزان غلظت ازن از خصوصیات هواشناسی و نیز پارامترهای آلودگی هوا به طور همزمان تاثیر گرفته است که از میان پارامترهای هواشناسی حداکثر دما و از میان پارامترهای آلودگی منواکسید کربن به عنوان پارامترهای تاثیرگذار است. نتیجه‌گیری: نتایج حاصل حاکی از توانمندی قابل قبول مدل شبکه عصبی در پیش بینی میزان غلظت ازن است. علاوه بر آن، متغیرهای مورد استفاده در این مدل توانسته است، نحوه تغییرات میزان غلظت ازن ایستگاه های مورد بررسی در منطقه را تشخیص دهند.

واژگان کلیدی: آلودگی هوا، شبکه عصبی مصنوعی، آنالیز حساسیت، غلظت ازن، تبریز

## مقدمه

آلودگی هوا ناشی از ازن در کلان شهرها از مهم‌ترین عوامل آلوده‌کننده‌هاست که موجب آسیب به محیط زیست و موجودات زنده می‌شود. از این رو تخمین میزان ازن تروپوسفری و تعیین عناصر موثر بر آن از ضروری‌ترین برنامه‌های زیست محیطی در کلان شهرها به شمار می‌رود. در این تحقیق شبکه عصبی مصنوعی برای در نظر گرفتن تاثیر همزمان پارامترهای هواشناسی و آلودگی هوا بر میزان غلظت ازن، مورد استفاده قرار گرفته است. از آنجایی که یکی از مراحل مهم در مدل‌سازی انتخاب پارامترهای موثر بر سیستم است که این فرایند به کمک آنالیز حساسیت پارامترهای به کار رفته در فرایند مدل‌سازی انجام می‌پذیرد. بدین منظور با استفاده از وزن‌های اعمال شده در شبکه عصبی مصنوعی به همراه معادله گارسون درصد اهمیت نسبی پارامترهای تاثیر گذار بر میزان غلظت ازن روزانه دو ایستگاه پایش آلودگی آبرسان و راسته کوچه کلان شهر تبریز مشخص شده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از سیستم پردازش اطلاعات مغز طراحی و به عرصه ظهور رسیده اند که توانایی آن در تقریب الگوهای یک مساله سبب افزایش دامنه کاربرد این شبکه‌ها شده است. با توجه به کارایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در پایش بینی آلودگی هوا می‌توان از این مدل جهت طراحی سیستم‌های هشدار و نیز برای حصول اطمینان از نتایج ایستگاه‌های پایش آلودگی و کاهش هزینه‌های پایش بهره گرفت. از جمله مطالعات انجام گرفته در خصوص اثبات کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی در فرایند مدل‌سازی پارامترهای آلودگی هوا می‌توان به مطالعه انجام گرفته توسط Zoqi & Ghavidel (۱) اشاره نمود. علاوه بر آن، تخمین ازن و تعیین پارامترهای موثر بر آن در طی دهه گذشته توجه بسیاری از محققین را به خود جلب نموده است، از جمله می‌توان به موارد زیر اشاره نمود.

Comrie در سال ۱۹۹۷ (۲) داده‌های هشت شهر واقع در ایالات متحده برای بررسی توانایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در پایش بینی میزان غلظت ازن استفاده نمود و نتایج حاصل از این مدل را با مدل‌های متداول رگرسیونی مورد مقایسه قرار داد. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد، مدل شبکه عصبی

تا حدودی نتایج بهتری در پایش بینی میزان ازن روزانه ارائه می‌دهد، ولی در حالت کلی تمام مدل‌های مورد بررسی تا حدودی به پارامترهای اقلیمی هر منطقه وابسته بوده و وجود این پارامترها بر روی نتایج حاصل از مدل‌های به کار رفته تاثیر می‌گذارند. نتایج حاصل از بررسی صورت گرفته توسط Lu و همکاران (۳) در تایوان با استفاده از مدل شبکه عصبی نشان می‌دهد، تخمین میزان ازن روزانه با استفاده از پارامترهایی همچون اکسیدهای نیتروژن ( $\text{NO}_x$ )، ذرات معلق ( $\text{PM}_{10}$ ) و دی‌اکسید گوگرد ( $\text{SO}_2$ ) دقت بالاتری نسبت به برآورد با پارامترهای هواشناسی دارد. Paoli و همکاران (۴) در جزیره کرس فرانسه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و اطلاعات دی‌اکسید نیتروژن ( $\text{NO}_2$ )، مونواکسید نیتروژن ( $\text{NO}$ )، دی‌اکسید گوگرد، ذرات معلق، ازن ( $\text{O}_3$ ) و همچنین پارامترهای هواشناسی سرعت و جهت باد، دما، رطوبت نسبی، فشار اتمسفر و بارش میزان ازن روز بعد را تخمین زده‌اند. نتایج حاصل از این تحقیق تاثیر بیشتر داده‌های ازن یک روز قبل، دی‌اکسید نیتروژن، سرعت و جهت باد، رطوبت نسبی، و دما در مدل‌سازی پارامتر ازن را نشان داد. از سایر تحقیقات انجام گرفته در این زمینه می‌توان به Pastor-Barcenas و همکاران (۵)، و Hrust و همکاران (۶) اشاره نمود. در کشور ما نیز مطالعاتی در این خصوص صورت پذیرفته است. از جمله مطالعات انجام گرفته می‌توان به Rahimi & Sadr Mousavi طی سال‌های ۲۰۰۸ و ۲۰۱۰ (۷ و ۸) اشاره نمود. در مطالعه صورت گرفته توسط Seghatoleslami و همکاران (۹) برای شهرستان مشهد با استفاده از شبکه عصبی - فازی و اطلاعاتی همچون غلظت هیدروکربن‌ها، اکسیدهای نیتروژن، دمای هوا، سرعت باد و جهت باد، میزان غلظت ازن تخمین زده شد. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد الگوریتم پس انتشار خطا نسبت به الگوریتم ترکیبی جواب‌های با درصد خطای کمتری ایجاد می‌نماید.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

کلان شهر تبریز با وسعتی در حدود  $45000 \text{ Km}^2$  در موقعیت  $38^\circ$  درجه و  $46'$  دقیقه شرقی، و  $38^\circ$  درجه و  $2'$  دقیقه شمالی واقع شده و به عنوان یکی از پنج شهر بزرگ صنعتی کشور محسوب می‌شود. از یک طرف وجود مراکز صنعتی در غرب و جنوب غربی تبریز، از طرف دیگر افزایش جمعیت شهر، باعث افزایش آلودگی هوای این کلان شهر در سال‌های اخیر شده است. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق به دو دسته تقسیم بندی می‌شوند: داده‌های هواشناسی و داده‌های مرتبط با میزان آلودگی هوا. اطلاعات هواشناسی مورد بررسی شامل: حداکثر دمای هوا ( $T_{\max}$ ) برحسب  $^\circ\text{C}$ ، رطوبت نسبی (RH) برحسب %، میزان فشار در سطح ایستگاه (Pressure) برحسب mbar، میانگین سرعت باد (Wind Speed) برحسب m/s، ساعات آفتابی (Sun Duration) برحسب hr و میزان تشعشع (Solar Radiation) برحسب J که این اطلاعات به صورت روزانه بوده و مربوط به ایستگاه سینوپتیک تبریز است. پارامترهای آلودگی نیز شامل مونواکسید کربن (CO) که برحسب ppm هست، و سایر پارامترهای آلودگی مورد استفاده شامل مونواکسید نیتروژن (NO)، دی اکسید نیتروژن ( $\text{NO}_2$ )، اکسیدهای نیتروژن ( $\text{NO}_x$ )، دی اکسید گوگرد ( $\text{SO}_2$ )، و میزان غلظت ازن ( $\text{O}_3$ ) مربوط به دو ایستگاه پایش آلودگی آبرسان و راسته کوچه بوده که تمامی این پارامترها بر حسب ppb است. انتخاب ایستگاه‌های پایش آلودگی

براساس دسترسی به داده‌های مطلوب با بیشترین طول آماری صورت گرفته و از اداره کل محیط زیست استان آذربایجان شرقی اخذ گردیده است. در شکل ۱ موقعیت جغرافیایی منطقه و ایستگاه‌های مورد نظر آورده شده است. بازه زمانی مورد استفاده برای داده‌ها از ۱ شهریور ۱۳۸۹ الی ۳۰ مهر ۱۳۹۰ است و مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده در این تحقیق در جدول ۱ منعکس شده است.

### شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرایند یادگیری و با استفاده از پردازش‌گرهایی به نام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاهی میان فضای ورودی و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند.

نخستین کاربرد عملی شبکه‌های عصبی مصنوعی با معرفی شبکه‌های پرسپترون چند لایه (Multi-Layer Perceptron) انجام گرفت. برای آموزش این شبکه معمولاً از الگوریتم پس انتشار (Back Propagation) استفاده می‌شود که اساس این الگوریتم بر پایه قانون یادگیری اصلاح خطا است که از دو مسیر اصلی رفت و برگشت تشکیل می‌شود (۱۰). در طی آموزش شبکه MLP به کمک الگوریتم یادگیری BP، ابتدا محاسبات از ورودی به سوی خروجی شبکه انجام



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی منطقه و ایستگاه‌های مربوط به اندازه‌گیری داده‌های هواشناسی و آلودگی هوا

جدول ۱: مشخصات آماری پارامترهای ایستگاه‌های پایش آلودگی و سینیوپتیک تبریز

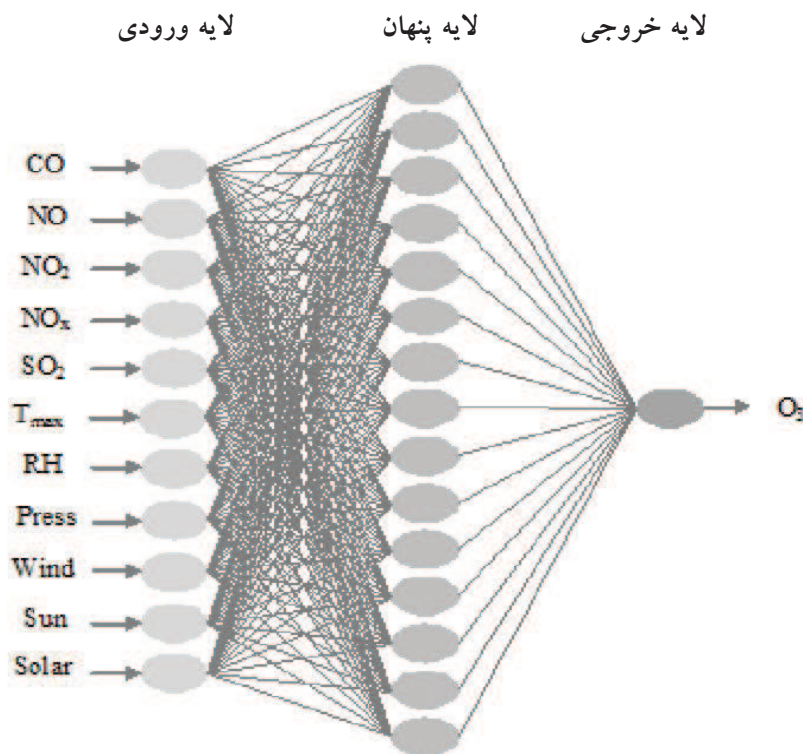
ایستگاه	پارامتر	واحد	میان	حداقل	حداکثر	انحراف معیار	واریانس	چولگی	خطای معیار
آبرسان (پایش آلودگی)	CO	ppm	۱/۰۲۸	۰/۸۱۷	۱/۷۷۳	۰/۱۸۳	۰/۰۳۳	۱/۱۵۶	۰/۰۰۹
	NO	ppb	۱۲/۳۳۳	۲/۱۶۷	۸۳/۸۳۳	۱۴/۲۸۴	۲۰۴/۰۳۴	۱/۶۷۱	۰/۶۹۲
	NO <sub>2</sub>	ppb	۱۴/۱۴۶	۵/۲۹۲	۷۹/۶۰۰	۷/۴۷۶	۵۵/۸۹۸	۳/۸۲۲	۰/۳۶۲
	NO <sub>x</sub>	ppb	۲۷/۴۵۸	۷/۲۹۲	۱۰۷/۰۵۰	۱۸/۲۳۵	۳۳۲/۴۹۹	۱/۴۰۰	۰/۸۸۳
	SO <sub>2</sub>	ppb	۷/۹۵۸	۳/۸۳۳	۴۸/۰۴۲	۷/۵۳۶	۵۶/۷۸۵	۲/۳۲۵	۰/۳۶۵
	O <sub>3</sub>	ppb	۱۹/۱۲۵	۲/۳۳۳	۳۸/۵۴۲	۹/۲۰۴	۸۴/۷۱۵	-۰/۰۱۸	۰/۴۴۶
راسته کوچک (پایش آلودگی)	CO	ppm	۳/۶۲۷	۰/۶۵۴	۷/۷۲۹	۱/۵۴۸	۲/۳۹۷	۰/۳۳۴	۰/۰۷۵
	NO	ppb	۵۴/۲۹۹	۸/۴۲۱	۲۷۰/۳۲۱	۴۸/۹۴۲	۲۳۹۵/۳۲۸	۱/۹۷۵	۲/۳۷۱
	NO <sub>2</sub>	ppb	۴۵/۵۳۲	۹/۵۳۲	۱۳۵/۱۰۷	۲۳/۵۴۲	۵۵۴/۲۴۰	۰/۸۵۳	۱/۱۴۱
	NO <sub>x</sub>	ppb	۹۸/۹۵۰	۱۸/۷۷۲	۳۹۵/۲۴۶	۷۱/۱۰۳	۵۰۵۵/۶۹۹	۱/۵۷۷	۳/۴۴۵
	SO <sub>2</sub>	ppb	۱۱/۴۲۷	۱/۹۶۷	۵۸/۲۰۰	۹/۷۱۰	۹۴/۲۸۹	۱/۸۳۳	۰/۴۷۰
	O <sub>3</sub>	ppb	۲۴/۴۴۰	۳/۲۰۰	۵۱/۴۶۳	۱۰/۴۹۹	۱۱۰/۲۲۶	۰/۱۸۲	۰/۵۰۹
	حداکثر دما	°C	۲۲/۴۰۰	-۱/۶۰۰	۴۱/۰	۱۰/۳۰۱	۱۰۶/۱۰۳	-۰/۳۰۰	۰/۴۹۹
	میانگین رطوبت	%	۴۴/۱۲۵	۱۶/۰	۸۸/۵۰۰	۱۵/۶۳۸	۲۴۴/۵۶۰	۰/۵۰۴	۰/۷۵۸
تبریز (سینیوپتیک)	میانگین فشار	mbar	۸۶۳/۸۱۳	۸۵۳/۷۸۸	۸۷۶/۲۶۳	۴/۲۵۵	۱۸/۱۰۵	۰/۱۳۶	۰/۲۰۶
	سرعت باد	m/s	۳/۱۲۵	۰/۸۷۵	۱۰/۱۲۵	۱/۵۲۱	۲/۳۱۴	۱/۰۶۹	۰/۰۷۴
	ساعات آفتابی	hr	۹/۲۰۰	۰/۰	۱۳/۱۰۰	۳/۳۱۹	۱۱/۰۱۴	-۰/۹۲۹	۰/۱۶۱
	میزان تشعشع	J	۱۸۸۷/۵۰۰	۲۴۱/۰	۳۱۷۶/۰	۷۵۶/۸۴۹	۵۷۲۸۲۰/۹۲۶	-۰/۱۱۵	۳۶/۶۶۹

شاخص‌های تعریف شده مانند جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)؛ سرانجام برگشت به مرحله (پ) یا پایان آموزش. ساختار شبکه سه لایه ای به کار رفته در این تحقیق برای مدل‌سازی میزان غلظت ازن کلان شهر تبریز در دو ایستگاه آبرسان و راسته کوچک که متشکل از یک لایه ورودی، یک لایه مخفی، و یک لایه خروجی است، در شکل ۲ نشان داده شده است.

#### آنالیز حساسیت پارامترهای موثر و معیارهای ارزیابی

آنالیز حساسیت عملی است که به ازای آن میزان و نحوه توزیع داده‌های ورودی با بیشترین تاثیر بر روی خروجی مدل مشخص شود. در واقع با تحلیل حساسیت پارامترهای

می‌شود، 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 که مراحل آموزش به کمک این الگوریتم عبارتند از (۱۰ و ۱۱): (الف) اختصاص ماتریس وزن به هریک از اتصالات؛ (ب) انتخاب بردار ورودی و خروجی متناسب با آن؛ (پ) محاسبه خروجی نرون در هر لایه و در نتیجه محاسبه خروجی نرون‌ها در لایه خروجی؛ (ت) به هنگام سازی وزن‌ها به روش انتشار خطای شبکه به لایه‌های قبل که خطای یاد شده ناشی از اختلاف بین خروجی واقعی و خروجی محاسبه شده است؛ (ث) ارزیابی عملکرد شبکه آموزش دیده به کمک برخی



شکل ۲: ساختار شبکه عصبی مصنوعی وزن دار به کار رفته برای مدل سازی میزان ازن

و اندیس های  $k, m$  و  $n$  به ترتیب نرون های ورودی، مخفی و خروجی را نشان می دهند. شکل ۳ مثالی از کاربرد الگوریتم گارسون را برای شبکه عصبی MLP با یک لایه پنهان به همراه یک لایه ورودی نشان می دهد.

مراحل اصلی برای تعیین اهمیت نسبی متغیرهای ورودی به صورت زیر است:

الف) تشکیل ماتریس حاوی وزن نرون های ورودی- پنهان و پنهان- خروجی.

ب) محاسبه میزان تاثیر نرون های ورودی بر روی خروجی شبکه از طریق هر کدام از نرون های پنهان ( $A_{HHH}$ ). برای این منظور لازم است در ابتدا وزن لایه های پنهان - ورودی ( $W_{OHH}$ ) و وزن لایه های خروجی - پنهان ( $W_{HHO}$ ) تعیین شود (رابطه ۲).

$$A_{HHH} = W_{HHO} \times W_{OHH} \quad (2)$$

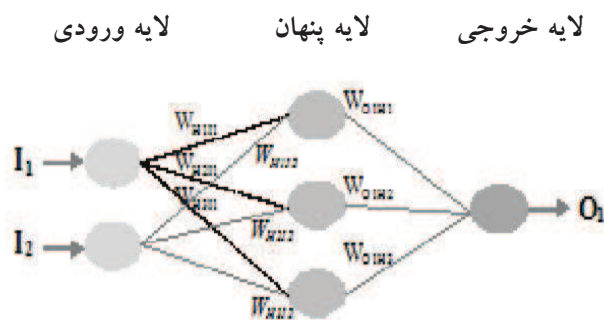
ج) محاسبه تاثیر نسبی هر کدام از نرون های ورودی بر روی سیگنال خروجی به ازای نرون های پنهان ( $R_{HHH}$ ) و تعیین مجموع حاصل برای نرون های ورودی ( $S_{II}$ ).

ورودی سبب کاهش مراحل سعی و خطا و شناخت مهم ترین پارامترهای موثر بر پدیده مورد نظر می گردد. در این تحقیق به منظور ارزیابی اهمیت نسبی متغیرهای ورودی، یک فرایند ارزیابی بر پایه ماتریس وزنی شبکه عصبی و معادله گارسون (Garson Equation) مورد استفاده قرار گرفت. معادله پیشنهاد شده بر اساس پارتیشن بندی وزن های اتصالی به صورت رابطه زیر است (۱۲):

(۱)

$$I_j = \frac{\sum_{m=1}^{m=N_h} \left( \left( \frac{|W_{jm}^{ih}|}{\sum_{k=1}^{N_i} |W_{km}^{ih}|} \right) \times |W_{mn}^{ho}| \right)}{\sum_{k=1}^{k=N_i} \left\{ \sum_{m=1}^{m=N_h} \left( \frac{|W_{km}^{ih}|}{\sum_{k=1}^{N_i} |W_{km}^{ih}|} \right) \times |W_{mn}^{ho}| \right\}}$$

که در رابطه (۱)،  $I_j$  اهمیت نسبی  $j$  امین متغیر ورودی بر روی متغیر خروجی،  $N_i$  و  $N_h$  به ترتیب تعداد نرون های ورودی و مخفی،  $W$  وزن بین لایه ها بوده که در آن، اندیس های  $i, h$  و  $o$  به ترتیب به لایه های ورودی، مخفی و خروجی اشاره دارد



شکل ۳. مثالی از کاربرد الگوریتم گارسون

مشاهداتی- محاسباتی نسبت به زمان نیز جهت مقایسه و تحلیل بیشتر استفاده می‌گردد.

### یافته‌ها

در این تحقیق برای مدل سازی میزان غلظت ازن کلان شهر تبریز از مدل شبکه عصبی مصنوعی از نوع شبکه پرسپترون چند لایه با یک لایه پنهان با تعداد نرون های متفاوت استفاده شده است. علت انتخاب یک لایه پنهان عدم ارتباط مستقیم لایه‌های میانی با خروجی شبکه و تاثیر ناچیز تغییرات لایه میانی در تعدیل وزن ها است. تابع سیگموئید متداول ترین شکل از توابع محرک هست که در این تحقیق از آن برای ساخت شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. آموزش شبکه های پرسپترون چند لایه با استفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا بنام الگوریتم لوبنبرگ - مارکواریت به دلیل همگرایی سریع تر در آموزش شبکه، استفاده گردید. تعداد تکرارهای لازم در فرایند یادگیری شبکه ۱۰۰ در نظر گرفته شده و عملکرد شبکه به کمک معیار میانگین مربعات خطا مورد ارزیابی قرار گرفته است. به منظور انجام فرایند مدل سازی از ۴۰۵ رکورد ثبت شده در بازه زمانی ۱ شهریور ۱۳۸۹ تا ۳۰ مهر ۱۳۹۰، تعداد ۳۴۱ رکورد برای آموزش و تعداد ۸۵ رکورد باقی مانده برای تست شبکه عصبی استفاده شده است. تعداد نرون های موجود در لایه های ورودی و خروجی با توجه به ماهیت مساله مورد بررسی مشخص شده، حال آن که تعداد نرون های موجود در لایه پنهان با سعی و

$$R_{H111} = |A_{H111}| / (|A_{H111}| + |A_{H112}|) \quad (3)$$

$$S_{H1} = R_{H111} + R_{H211} + R_{H311} \quad (4)$$

(د) محاسبه اهمیت نسبی هر کدام از متغیرهای ورودی ( $I_{H1}$ ).

$$I_{H1} = S_{H1} / ((S_{H1} + S_{H2}) \times 100) \quad (5)$$

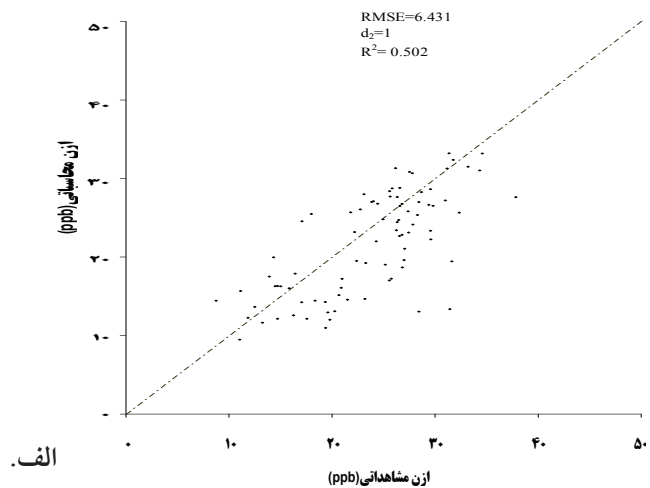
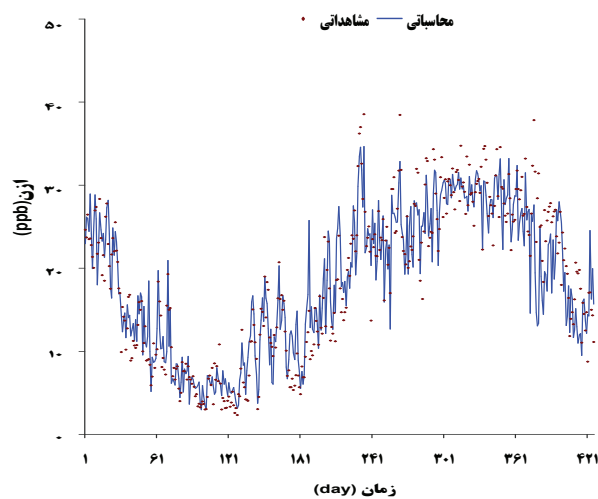
به منظور بررسی عملکرد دقت مدل معیارهای جذر میانگین مربعات خطا (Root Mean Square Error-RMSE) (رابطه ۶)، ضریب تبیین (Coefficient of Determination- $R^2$ ) (رابطه ۷) و ضریب ویلمات ( $d_\alpha$ ) (Willmott Index) (رابطه ۸) مورد استفاده قرار می‌گیرد. در معیار  $d_\alpha$  مقدار  $\alpha$  می‌تواند عددی برابر با ۱ یا ۲ را اختیار نماید که در این تحقیق مقدار ۲ برای  $\alpha$  انتخاب شده است. ضریب  $d_\alpha$  کراندار و بدون بعد است، که به ازای تناسب کامل میان داده های محاسباتی و مشاهداتی مقدار این ضریب برابر با یک خواهد بود (۱۳).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - \hat{O}_i)^2} \quad (6)$$

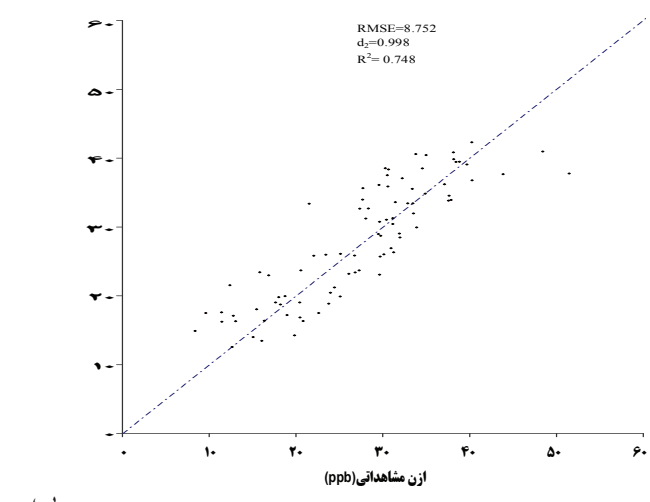
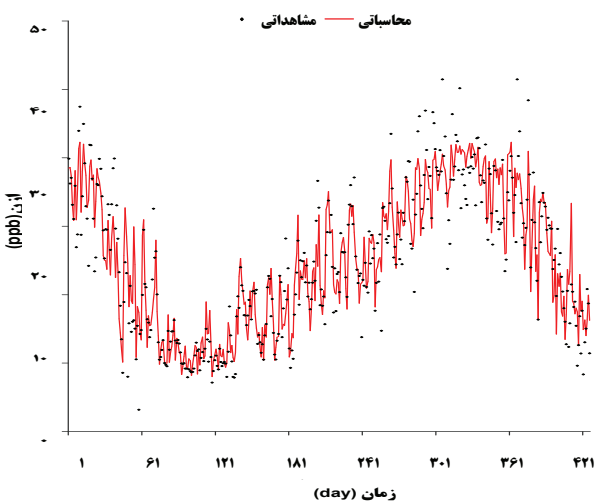
$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(\hat{O}_i - \bar{\hat{O}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{O}_i - \bar{\hat{O}})^2}} \quad (7)$$

$$d_\alpha = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{O}_i - O_i|^\alpha}{\sum_{i=1}^n (|\hat{O}_i - \bar{\hat{O}}| + |O_i - \bar{O}|)^\alpha} \quad (8)$$

در این روابط،  $O_i$  و  $\bar{O}$  به ترتیب مقادیر ازن مشاهداتی و میانگین این مقادیر هست.  $\hat{O}_i$  و  $\bar{\hat{O}}$  نیز به ترتیب مقادیر ازن محاسباتی و میانگین این مقادیر و نهایتا  $n$  تعداد داده ها است. علاوه بر این روابط که به صورت کمی دقت مدل‌ها را به دست می‌دهد، از نمودار پراکنش و همچنین نمودار مقادیر



الف.



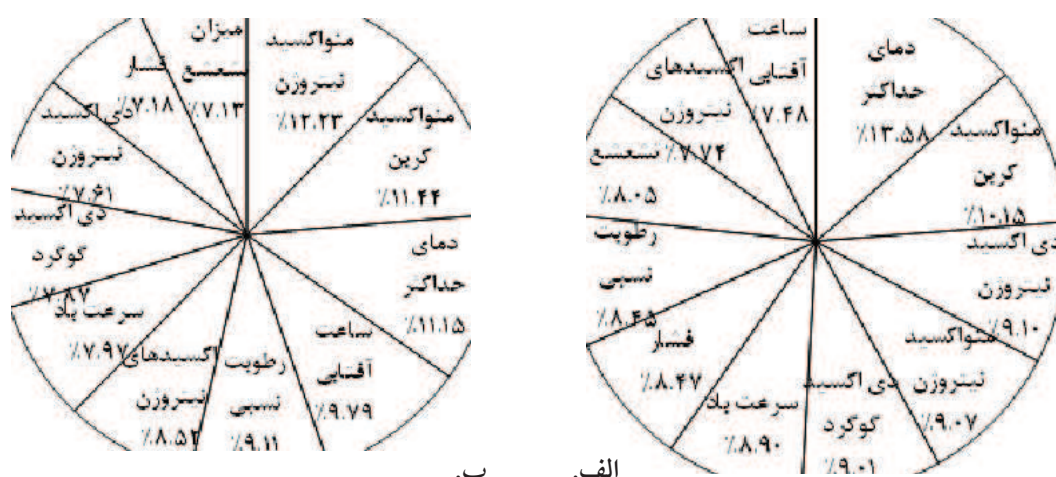
ب.

شکل ۴: نمودارهای پراکنش و سری زمانی مقادیر محاسباتی و مشاهداتی برای بهترین ترکیب به دست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی؛ (الف) ایستگاه آبرسان، (ب) ایستگاه راسته کوچک

شده است.

در شکل ۴ مقایسه مقادیر محاسباتی و مشاهداتی حاصل از بهترین شبکه به دست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای مدل سازی میزان غلظت ازن کلان شهر تبریز در دو ایستگاه آبرسان و راسته کوچکه ارائه شده است. در شکل ۵ اهمیت نسبی محاسبه شده به کمک رابطه (۱) برای پارامترهای ورودی آورده شده است.

خطا در جهت کاهش مقدار خطا مشخص گردید. روند کار با تعداد نرون های کم آغاز و افزودن نرون های اضافی تا زمانی ادامه پیدا کرد که افزایش نرون های بیشتر تاثیری در بهبود خطا نداشت، بدین منظور از ۱ تا ۲۰ نرون در لایه پنهان استفاده گردید که شبکه ای با ۱۵ نرون داخلی برای ایستگاه آبرسان و ۱۹ نرون برای ایستگاه راسته کوچک به عنوان بهترین شبکه در فرایند مدل سازی حاصل شد. طبق نتایج حاصل میزان پارامترهای  $RMSE$ ،  $d_2$  و  $R^2$  برای بهترین شبکه انتخاب شده برای ایستگاه آبرسان به ترتیب برابر است با ۶/۴۳۱، ۱، و ۰/۵۰۲ و برای ایستگاه راسته کوچک به ترتیب برابر با ۸/۷۵۲، ۰/۹۹۸، و ۰/۷۴۸ حاصل



شکل ۵: اهمیت نسبی پارامترهای ورودی؛ الف) ایستگاه آبرسان، ب) ایستگاه راسته کوچک

### بحث

در این تحقیق شبکه عصبی مصنوعی برای در نظر گرفتن تاثیر همزمان پارامترهای هواشناسی و آلودگی هوا بر میزان غلظت ازن، مورد استفاده قرار گرفته است و از ماتریس وزنی شبکه عصبی مصنوعی به همراه معادله گارسون برای تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی به شبکه عصبی استفاده شده است. با توجه به ساختار شبکه عصبی مصنوعی، ویژگی‌های عمده آن سرعت بالای پردازش، توانایی یادگیری الگو، توانایی تعمیم الگو پس از یادگیری، انعطاف پذیری در برابر خطاهای ناخواسته و عدم ایجاد اختلال قابل توجه در صورت بروز اشکال در بخشی از اتصال‌ها به دلیل توزیع وزن‌های شبکه است (۱۰). یک شبکه عصبی شامل چندین نرون یا گره‌های محاسباتی است و در مواردی که از ورودی‌های وزن دار بهره برده شود، این گره‌ها قادر به تولید خروجی‌های متناسب با آن با استفاده از توابع تبدیلی خواهد بود. توانایی مشخص نمودن ترتیب اهمیت پارامترهای ورودی، این روش را به عنوان ابزار مفیدی برای تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی جهت پیش‌بینی سریع‌تر میزان غلظت ازن تبدیل می‌کند. روش گارسون، روشی مناسبی برای تعیین تاثیر کلی هر کدام از متغیرهای پیش‌بینی کننده بر روی متغیر خروجی است، ولی اطلاعات دقیقی در خصوص برهم کنش متغیرهای پیش‌بینی کننده با همدیگر ارائه نمی‌دهد. علاوه بر آن، الگوریتم گارسون زمانی که تاثیر نسبی متغیرهای ورودی را محاسبه می‌کند از مقدار مطلق وزن‌ها بهره می‌گیرد،

در حالی که استفاده از همچون روشی سبب می‌شود از تاثیر معکوس وزن‌های با مقدار منفی صرف نظر شود (۱۲). مطابق با نتایج حاصل از شکل ۴ مدل شبکه عصبی مصنوعی در مدل سازی مقادیر حداکثر دارای ضعف بوده و لازم است هنگام استفاده از خروجی مدل برای مقادیر حداکثر به این مساله توجه شود. علاوه بر آن، نمودار سری زمانی نشان می‌دهد، بیشترین تغییرات میزان ازن مربوط به فصول بهار و زمستان است که مقادیر بیشینه بهاری ازن طی دوره مورد نظر افزایش قابل ملاحظه‌ای نسبت به دوره مطالعاتی صورت گرفته توسط Rahimi & Sadr Mousavi (۸) داشته است. در مطالعه صورت گرفته توسط آنها نتایج حاصل از مدل‌های رگرسیون چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی کوتاه مدت غلظت ازن به صورت ساعتی در دوره آماری دو ماه از سال ۱۳۸۵ برای شهر تبریز مورد مقایسه قرار گرفت. میزان غلظت ازن مورد استفاده در این تحقیق از میانگین چهار ایستگاه اندازه‌گیری موجود در شهر تبریز به دست آمده است. طبق نتایج حاصل از این تحقیق پارامتر درجه حرارت بیشترین تاثیر را در پیش‌بینی غلظت ازن داشته و پارامترهای سرعت باد و رطوبت نسبی نیز در رده‌های بعدی تاثیرگذاری قرار دارد. طبق بررسی انجام گرفته در این تحقیق، جهت غالب باد شهر تبریز و انتقال آلودگی‌های ناشی از صنایع به طرف شهر، به عنوان یکی از عوامل اصلی در انتقال و عامل تشدیدکننده

### نتیجه گیری

در این تحقیق سعی شده در ابتدا مدلی برای تخمین میزان ازن کلان شهر تبریز براساس ترکیبی از پارامترهای هواشناسی و آلودگی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار دهد. برای این منظور مقادیر روزانه پارامترهای دی اکسید گوگرد، اکسیدهای نیتروژن، منو اکسید نیتروژن، دی اکسید نیتروژن، منو اکسید کربن برای دو ایستگاه پایش آلودگی آبرسان و راسته کوچک، به همراه مهم ترین پارامترهای هواشناسی موثر بر میزان آلودگی هوا مورد استفاده قرار گرفت. ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی برای مجموع داده های تست نشان داد، این مدل با ۱۵ و ۱۹ نرون در لایه پنهان به ترتیب برای ایستگاههای آبرسان و راسته کوچک بهترین پیش بینی را به دست می دهد. مقایسه مقادیر مشاهداتی و محاسباتی حاصل از این مدل به ازای مجموع پارامترهای ورودی با استفاده از معیارهای آماری انجام گرفت که نتایج حاصل حاکی از توانمندی قابل قبول مدل شبکه عصبی در پیش بینی میزان غلظت ازن است. علاوه بر آن، متغیرهای مورد استفاده در مدل توانسته است، نحوه تغییرات میزان غلظت ازن ایستگاه های مورد بررسی در منطقه را تشخیص دهند، بنابراین می توانند به عنوان پیش بینی کننده در مدل های پیش بینی غلظت ازن مورد استفاده قرار گیرند. انتخاب ترکیب مناسبی از پارامترهای ورودی به عنوان یکی از مهم ترین مراحل مدل سازی به شمار می آید که در این تحقیق از ماتریس وزنی شبکه عصبی به همراه معادله گارسون برای تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی به شبکه عصبی جهت تخمین میزان غلظت ازن روزانه استفاده شده است. نتایج حاصل از تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی نشان داد این روش با مشخص نمودن اهمیت نسبی اعمال پارامترها به مدل در هر مرحله نقش موثری دارد. بنابراین، به نظر می رسد ارایه و به کارگیری الگوهای نو و تکنیک های پیشرفته جهت تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی می تواند موجب کاهش مراحل سعی و خطا در یافتن ترکیب مناسب ورودی و ایجاد تحول در مدل سازی پدیده ها با استفاده از روش های هوشمند گردد. به طور کلی نتایج حاصل از آنالیز حساسیت صورت گرفته نشان می دهد میزان غلظت ازن از خصوصیات هواشناسی و نیز سایر پارامترهای آلودگی هوا در منطقه مورد مطالعه تاثیر گرفته

در آلودگی هوای تبریز تشخیص داده شده و در پیش بینی غلظت ازن نیز چهارمین عامل تاثیرگذار بوده است. در مطالعه دیگری که توسط Rahimi & Sadr Mousavi (۸) در سال ۲۰۰۸ به منظور پیش بینی غلظت منواکسیدکربن در کلان شهر تبریز انجام گرفت، ارتباط غلظت این آلاینده با مشخصه های آب و هوایی به صورت ساعتی با شبکه عصبی مدل سازی و کارایی شبکه عصبی با مدل خطی آریما (ARIMA) مورد مقایسه قرار گرفت. نتیجه حاصل از این تحقیق نمایانگر آن بود، بین غلظت منواکسیدکربن و مشخصه های آب و هوایی، از جمله سرعت، جهت باد، و رطوبت نسبی جو، رابطه کاملاً غیرخطی برقرار است. در این تحقیق نیز استقرار مراکز بزرگ صنعتی در غرب و جنوب غرب شهر تبریز به عنوان مهم ترین منبع آلودگی هوا شناخته شده اند، به طوری که وزش باد از طرف غرب و جنوب غربی باعث انتقال آلودگی به طرف شهر می شود. در نهایت، مطابق تحقیقات صورت گرفته توسط Rahimi & Sadr Mousavi در سال های ۲۰۰۸ (۷) و ۲۰۱۰ (۸)، نرخ افزایش آلودگی هوای شهر تبریز در طی سال های اخیر چشم گیر بوده، به طوری که دلیل عمده آن را می توان استقرار نامناسب مراکز صنعتی بزرگ در حومه شهر تبریز دانست. علاوه بر آن، مطالعه انجام گرفته توسط Ghanbari و همکاران در سال (۱۴) ۲۰۱۱ نشان می دهد افزایش جمعیت و تعداد اتومبیل ها در شهر تبریز سبب افزایش آلودگی هوا و پیدایش سایر آلودگی های زیست محیطی از جمله آلودگی صوتی شده است.

نتایج حاصل از شکل ۵ حاکی از اهمیت مجموع داده های آلودگی و هواشناسی در پیش بینی میزان غلظت ازن در دو ایستگاه آبرسان و راسته کوچک است، به طوری که در هر دو ایستگاه مورد بررسی از میان داده های هواشناسی، دمای حداکثر و از میان داده های آلودگی، منواکسید کربن بیشترین تاثیر را بر روی غلظت ازن دارد. بدون شک موقعیت جغرافیایی هر کدام از ایستگاه ها به عنوان یکی از دلایل تاثیرگذار بر روی نوع پارامترهای موثر بر میزان ازن بوده است.

است که از میان پارامترهای هواشناسی حداکثر دما و از میان پارامترهای آلودگی هوا منواکسید کربن به عنوان پارامترهای مهم در میزان ازن ایستگاه های مورد مطالعه است.

### تشکر و قدردانی

بدینوسیله مولفین این مقاله تحقیقاتی از سازمان هواشناسی استان آذربایجان شرقی و همچنین سازمان محیط زیست استان به خاطر در اختیار گذاشتن آمار و اطلاعات و همچنین همکاری صمیمانه در طی یکسال گذشته، تقدیر و تشکر می نمایند.

### منابع

1. Zoqi MJ, Ghavidel A. Neural network modeling and prediction of methane fraction in biogas from landfill bioreactors. *Iranian Journal of Health and Environment*. 2009;2(2):140-49 (in Persian).
2. Comrie AC. Comparing neural networks and regression models for ozone forecasting. *Journal of the Air and Waste Management Association*. 1997;47(6):653-63.
3. Lu HC, Hsieh JC, Chang TS. Prediction of daily maximum ozone concentrations from meteorological conditions using a two-stage neural network. *Atmospheric Research*. 2006;81(2):124-39.
4. Paoli C, Notton G, Nivet ML, Padovani M, Savelli JL. A neural network model forecasting for prediction of hourly ozone concentration in Corsica. *Proceedings of the 10th International Conference on Environment and Electrical Engineering*; 2011 May 8-11; Wroclaw, Rome.
5. Pastor-Bárceñas O, Soria-Olivas E, Martín-Guerrero JD, Camps-Valls G, Carrasco-Rodríguez JL, Valle-Tascón Sd. Unbiased sensitivity analysis and pruning techniques in neural networks for surface ozone modelling. *Ecological Modelling*. 2004;182(2):149-58.
6. Hrust L, Klaić Z. B, Križan J, Antičić O, Hercog P. Neural network forecasting of air pollutants hourly concentrations using optimised temporal averages of meteorological variables and pollutant concentrations. *Atmospheric Environment*. 2009;43(35):5588-96.
7. Sadr Mousavi MS, Rahimi A. The application of artificial neural networks in prediction of CO concentration: A case study of Tabriz. *Iranian Journal of Natural Resources*. 2008;61(3):681-91 (in Persian).
8. Sadr Mousavi MS, Rahimi A. The comparison of the Multi-layer perceptron networks and the multiple linear regression results to predicting the ozone concentration in Tabriz. *Physical Geography Research Quarterly*. 2010;71:65-72 (in Persian).
9. Seghatoleslami N, Mousavi SM, Aalami M. Modeling and the estimation of the ozone concentration in Mashhad using ANFIS. *Proceedings of the 11<sup>th</sup> national congress of chemical engineering*; 2006 November 27-29; Tarbiat Modares University, Tehran (in Persian).
10. Khanna T. *Foundation of Neural Networks*. New York: Addison-Wesley; 1990.
11. Dayhoff JE. *Neural Network Principles*. New York: Prentice-Hall International; 1990.
12. Garson GD. Interpreting neural-network connection weights. *Artificial Intelligence Expert*. 1991;6(4):46-51.
13. Willmott CJ. On the validation of models. *Physical Geography*. 1981;2(2):184-94.
14. Ghanbari M, Nadafi K, Mosaferi M, Yunesian M, Aslani H. Noise pollution evaluation in residential and residential-commercial areas in Tabriz-Iran. *Iranian Journal of Health and Environment*. 2011;4(3):375-84 (in Persian).

# Sensitivity Analysis of the Effective Input Parameters upon the Ozone Concentration using Artificial Neural Networks

\*Mohammad Ali Ghorbani<sup>1</sup>, Leila Naghipour<sup>2</sup>, Vahid Karimi<sup>1</sup>, Reza Farhoudi<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Tabriz University, Tabriz, Iran

<sup>2</sup>Department of Water Engineering, Faculty of Civil Engineering, Tabriz University, Tabriz, Iran

Received; 28 October 2012 Accepted; 24 January 2013

## ABSTRACT

**Background and Objectives:** Weather pollution, caused by Ozone (O<sub>3</sub>) in metropolitans, is one of the major components of pollutants, which damage the environment and hurt all living organisms. Therefore, this study attempts to provide a model for the estimation of O<sub>3</sub> concentration in Tabriz at two pollution monitoring stations: Abresan and Rastekuche.

**Materials and Methods:** In this research, Artificial neural networks (ANNs) were used to consider the impact of the meteorological and weather pollution parameters upon O<sub>3</sub> concentration, and weight matrix of ANNs with Garson equation were used for sensitivity analysis of the input parameters to ANNs.

**Results:** The results indicate that the O<sub>3</sub> concentration is simultaneously affected by the meteorological and the weather pollution parameters. Among the meteorological parameters used by ANNs, maximum temperature and among the air pollution parameters, carbon monoxide had the maximum effect.

**Conclusion:** The results are representative of the acceptable performance of ANNs to predict O<sub>3</sub> concentration. In addition, the parameters used in the modeling process could assess variations of the ozone concentration at the investigated stations.

**Keywords:** Air pollution, Artificial neural networks, Sensitivity analysis, Ozone concentration, Tabriz

---

\*Corresponding Author: [Ghorbani@tabrizu.ac.ir](mailto:Ghorbani@tabrizu.ac.ir)  
Tel: +98 411 3392786 Fax: +98 411 3345332