



## Evaluation and Prediction of Consumption of Volatile Organic Compounds in Refueling Situations Using Neural Network Model

Kiana Vosough<sup>1</sup>, Davood Kahforoushan<sup>2\*</sup>, Sima Asadi<sup>3</sup>, Hossein Alinezhad<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Master's student at the Faculty of Chemical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

<sup>2</sup> Member of the Faculty of Chemical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

<sup>3</sup> Doctoral student of Chemical Engineering Faculty, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

<sup>4</sup> Master's graduate at the Faculty of Chemical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

Received: 26 Dec 2023

Accepted: 23 Apr 2023

### Abstract

One of the most important pollutants that cause air pollution in cities is volatile organic compounds that cause many complications in people. Gasoline pumps as well as cars are among the most important sources that cause the accumulation of these pollutants, and due to the increasing number of cars, gasoline pumps have become a dangerous place that should be taken into consideration. Since air pollution is a very complex process that depends on many factors, it is very difficult and expensive to predict such data, which have nonlinear dynamics. In this research, by collecting experimental data from three gas stations in Zanjan and identifying the influencing parameters, modeling has been done using artificial neural network. That, two multilayer perceptron models and radial basis function were investigated. In the statistical part of this research, the correlation coefficient and the sum of squared errors were used as necessary criteria to measure the accuracy of the two mentioned models. The results and analysis conducted in this study showed that the pollution resulting from the consumption of gasoline includes two stages, one at the time of refueling and the other after refueling. Also, in the summer, the concentration of volatile organic compounds is higher than in the winter, and this amount of pollution is observed more in the morning and evening.

**Keyword:** Air Pollution, Volatile Organic Compounds, Gas Station, Neural Network.

\* Kahforoushan@sut.ac.ir

### Please Cite This Article Using:

Vosough, K., Kahforoushan, D., Asadi, Sh., Alinezhad, H., "Evaluation and Prediction of Consumption of Volatile Organic Compounds in Refueling Situations Using Neural Network Model", Journal of Farayandno, Vol. 18, No. 81, pp. 31-45, In Persian, (2023).

## ارزیابی و پیش‌بینی میزان آلودگی ترکیبات آلی فرار در جایگاه‌های سوخت گیری با استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی

کیانا وثوق<sup>۱</sup>، داود کاه فروشان<sup>۲\*</sup>، سیما اسعدی<sup>۳</sup>، حسین علی نژاد<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد دانشکده مهندسی شیمی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

<sup>۲</sup> هیئت علمی دانشکده مهندسی شیمی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

<sup>۳</sup> دانشجوی دکتری دانشکده مهندسی شیمی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

<sup>۴</sup> فارغ التحصیل کارشناسی ارشد دانشکده مهندسی شیمی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

دریافت: ۱۴۰۱/۱۰/۰۵ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۰۳

### چکیده

یکی از مهم‌ترین آلاینده‌هایی که موجب آلودگی هوای شهرها می‌شود، ترکیبات آلی فرار بوده که باعث بروز عوارض فراوانی در افراد می‌شوند. پمپ بنزین‌ها و نیز خودروها از جمله مهم‌ترین منابعی هستند که موجب تجمع این آلاینده‌ها می‌شوند و با توجه به افزایش روزافزون خودرو، پمپ‌بنزین‌ها به مکانی خطرناک تبدیل شده که باید مورد توجه قرار گیرند. از آنجایی که آلودگی هوا یک فرآیند بسیار پیچیده بوده که وابسته به بسیاری از عوامل می‌باشد، بنابراین پیش‌بینی اینگونه داده‌ها که دارای دینامیک غیرخطی هستند، بسیار مشکل و پرهزینه است. در این پژوهش با جمع‌آوری داده‌های تجربی از سه پمپ بنزین در شهر زنجان و شناسایی پارامترهای تأثیرگذار، مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و با دو مدل پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی انجام گرفت. در قسمت آماری این پژوهش ضریب همبستگی و مجموع مربعات خطا به‌عنوان معیارهای لازم برای سنجش دقت دو مدل مذکور به کار گرفته شدند. نتایج و تحلیل‌های انجام شده در این مطالعه نشان داد که آلودگی عمده حاصل از مصرف بنزین شامل دو مرحله، یکی زمان سوخت‌گیری و دیگری بعد از سوخت بنزین می‌باشد. همچنین در فصل تابستان، غلظت ترکیبات آلی فرار بیشتر از زمستان بوده و نیز این میزان از آلودگی در دو زمان صبح و عصر بیشتر مشاهده می‌شود.

**کلمات کلیدی:** آلودگی هوا، ترکیبات آلی فرار، پمپ بنزین، شبکه عصبی.

\* Kahforoushan@sut.ac.ir

## ۱- مقدمه

پایش و کنترل مداوم کیفیت هوای مناطق شهری، جهت تعیین الگوی انتشار و نحوه پراکندگی آلاینده‌های منتشر شده از منابع متحرک، اقدامی پرهزینه می‌باشد. از این رو استفاده از روش‌های مدل‌سازی به عنوان راهکاری منطقی در اولویت قرار دارد [۱]. در میان آلاینده‌های هوا ترکیبات آلی فرار جزو خطرناک‌ترین آلاینده‌ها می‌باشند که در جایگاه‌های سوخت به وفور تولید می‌شوند. همچنین، محدوده طول عمر ترکیبات آلی فرار در هوا از چند ساعت تا چند روز متغیر می‌باشد. بسیاری از ترکیبات آلی فرار در هوا ناپایدارند و از پیش‌سازهای مهم برای ایجاد آزن سطحی به شمار می‌روند [۲].

در تحقیقات پیشین، مطالعاتی در مورد انتشار ترکیبات آلی فرار از جایگاه‌های سوخت‌گیری انجام شده است. نتایج مطالعات نشان می‌دهد که در حین سوخت‌گیری، برای مدت زمان کوتاه، افراد به راحتی در معرض مقادیر بسیار زیاد بخارات بنزین قرار می‌گیرند و این موضوع در مورد حضور کارکنان جایگاه‌ها از اهمیت بیشتری برخوردار است. حجم بنزین فروخته شده در عملیات سوخت‌گیری و دمای محیط می‌تواند سطح تولید بخارات بنزن، تولوئن و زایلین را به طور قابل توجهی افزایش دهد [۳-۵]. لذا استفاده از روش‌هایی که بتواند میزان تماس و آلودگی جایگاه‌های سوخت را برای افراد در معرض نشان دهد ضروری است. با توجه به پیچیدگی و هزینه بر بودن روش‌های اندازه‌گیری مستقیم در این خصوص، استفاده از روش‌های محاسباتی و مدل‌سازی می‌تواند به صورت مناسبی پیش‌بینی‌های لازم را انجام دهد. بر اساس مطالعات پیشین کارهایی در این زمینه صورت گرفته است. به عنوان نمونه حسن وند و همکاران، یک شبیه‌سازی دینامیک سیالات محاسباتی از تبخیر بنزین هنگام پاشش در حین بارگذاری از مخزن بنزین ارائه کردند. مطالعه پارامتریک با تغییر دادن سرعت مایع ورودی، دما، بنزین اولیه مخزن، کسر جرم بخار انجام شده که در بین این پارامترها دمای فرآیند بیشترین تأثیر را بر کل دارد. نتایج نشان داد که با افزایش سرعت بارگذاری، کل جرم تبخیر شده کاهش می‌یابد که این کاهش جرم تبخیر شده به دلیل کاهش زمان انتقال جرم است. شبیه‌سازی دینامیک سیالات محاسباتی این را آشکار می‌سازد که با افزایش بخار اشباع اولیه در مخزن، سرعت تبخیر کاهش می‌یابد [۶]. در تحقیق دیگری کورلا و همکاران مطالعه یازده پمپ بنزین واقع در ریودو ژانیرو در برزیل، را مورد ارزیابی قرار دادند. چهل و نه نمونه در منطقه پمپ بنزین و بقیه ۲۵۰ متر دورتر از آن جمع‌آوری شدند یکی از مناطق مورد مطالعه برای ارزیابی، پراکندگی آلاینده‌های منتشر شده در طی فرایند سوخت‌گیری است. این مطالعه بر انتشار BTEX (بنزن، تولوئن، اتیل بنزن و زایلین) به عنوان محتوای این ترکیبات در بنزین متمرکز شده است. غلظت هوای محیط با استفاده از یک مدل پراکندگی ستون گاوسی تخمین زده شده که نشان داد مقادیر BTEX بیشتر از مقادیر یافت شده در مرکز شهر ریودوژانیرو بود، حتی ۱۵۰ متر دورتر از پمپ بنزین که می‌تواند نزدیک بیمارستان، دو مدرسه و چند محل سکونت باشد، تأثیر بگذارد. این نتایج نشان می‌دهد که باید به مکان پمپ بنزین‌ها توجه بیشتری شود. پمپ بنزین‌ها در برزیل معمولاً واقع در مناطق مسکونی و تجاری که منجر به خطر انداختن سلامتی برای افرادی که در آن محله زندگی و کار می‌کنند، می‌شود.

هدف از انجام این پروژه، نشان دادن موثرترین پارامترها در انتشار ترکیبات آلی فرار و بهترین مدل شبکه عصبی می‌باشد همچنین در این پروژه الگویی ارائه شده است که می‌توان با استفاده از آن تخمین میزان انتشار ترکیبات آلی فرار را برای شهرهای دیگر فقط با داشتن تعداد خیلی کم داده تعمیم داد. این خاصیت شبکه عصبی است که تنها با

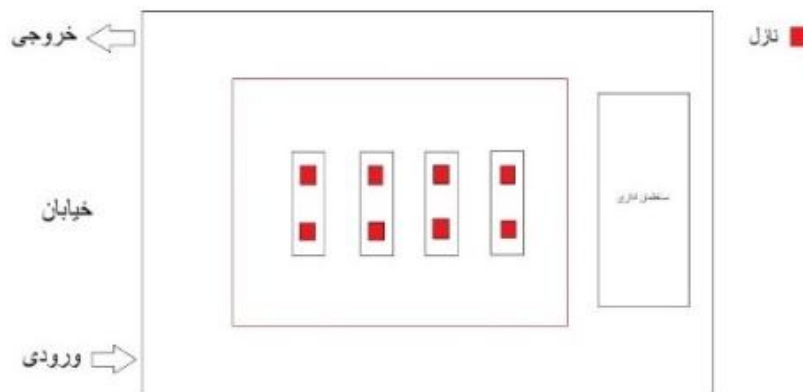
آموزش دیدن با تعداد محدودی از یک نمونه، قانون کلی را به دست آورده و نتایج این آموخته را به موارد دیگر، تعمیم دهد که این امر باعث میشود در زمان و هزینه صرفه جویی شود.

## ۲- روش مطالعه

منطقه مورد مطالعه: شهر زنجان در شمال غرب فلات ایران قرار گرفته و از نظر جغرافیایی در مختصات طولی ۴۸/۴۸۰۹۳۹ متر و مختصات عرضی ۳۶/۶۷۰۷۸۱ متر واقع شده است. این منطقه مساحتی حدود ۱۵۶ کیلومتر مربع دارد و جمعیتی بالغ بر ۴۳۰۸۷۱ نفر است. زنجان دارای آب و هوای نیمه خشک فراسرد با حدود ۹۳ روز بارانی و ۳۳ روز برفی در سال می باشد. متوسط بارش، دما و رطوبت سالیانه آن به ترتیب ۲۹۵ میلیمتر، ۱۰/۹ درجه سلسیوس و ۵۴ درصد می باشد. متوسط حداقل دما در سردترین ماه (بهمن) به ۷/۵- و متوسط حداکثر دما در گرمترین ماه (مرداد)، ۳۲/۱ درجه است. جهت غالب باد زنجان در اکثر ماههای سال شرقی بوده و سرعت متوسط باد ۳ متر بر ثانیه می باشد.

اندازه گیری تجربی: در این مطالعه از دستگاه VOC متر مدل Phochek Tiger استفاده شده است. این دستگاه میزان ترکیبات آلی فرار را در محیط با دقت ppb اندازه گیری نماید. محدوده اندازه گیری بر حسب نوع گاز از ۱ ppb تا ۲۰ هزار ppm می باشد. ارتفاع اندازه گیری، در ارتفاع تنفسی انسان (۱/۷ متر) انجام شده است. دستگاه مورد استفاده برای اندازه گیری سرعت باد و دمای هوا، دستگاه KIMO می باشد. رطوبت هوا، فشار هوا و شدت تابش نور خورشید از گزارشات مرکز هواشناسی استان زنجان بدست آمده است. نمونه برداری در شرایط بدون بارندگی و باد شدید انجام شده است. نمونه برداری از هر نقطه، ۲۷ مرتبه در روزهای مختلف انجام شده است.

معرفی هندسه مورد بررسی: نمونه برداری در سطح شهر زنجان از سه جایگاه پمپ بنزین، در ساعات ۸ صبح و ۱۲ ظهر و ۶ عصر و در طی روزهای در فصل سرد (زمستان) و فصل گرم (تابستان) صورت گرفته است.



شکل ۱- هندسه پمپ بنزین های مورد نظر

شرایط مرزی: در این مقاله، محدوده پمپ بنزین ها به عنوان مکان مورد مطالعه در نظر گرفته شده است که از دو طرف با دیوار ساختمان های مجاور و از ضلع جنوبی توسط ساختمان اداری پمپ بنزین احاطه شده و از طرف دیگر منتهی به خیابان است. منابع اصلی که ترکیبات آلی را تولید می کنند و موجب آلودگی هوا می شوند، بنزین جایگاه سوخت گیری

و دود حاصل از آگزوز خودروها می‌باشند. مولفه‌های دما، رطوبت، شدت تابش، فشار هوا، میزان سوخت مصرفی و تعداد نازل به عنوان پارامترهای وابسته در نظر گرفته شده است و فشار هوا در حدود یک اتمسفر می‌باشد [۷].

مدلسازی با شبکه عصبی مصنوعی: در این تحقیق از دو نوع شبکه عصبی شامل MLP و RBF<sup>۱</sup> استفاده شده است [۸]. در پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی استفاده شده، برای آموزش و ارزیابی آن‌ها، از جعبه ابزار ANN شبکه عصبی متلب کمک گرفته شده است. اساس انتخاب بهترین ساختار شبکه، ایجاد کم‌ترین خطا می‌باشد. با توجه به استفاده از دو نوع شبکه عصبی، چندلایه پرسپترون و تابع مبنای شعاعی در دو فصل زمستان و تابستان، برای تفسیر نتایج مدل-سازی، ابتدا فصل زمستان با مدل شبکه چند لایه پرسپترون توضیح داده می‌شود و سپس به تفسیر تابع مبنای شعاعی پرداخته شده و همین روند در فصل تابستان تکرار شده است. در هر شبکه، الگوریتم لونیگ مارکوارت به کار برده شده است. معیارهای خطای مختلفی برای محاسبه خطای تولیدی وجود دارد که در مطالعه حاضر دو معیار، خطای میانگین مجموع مربعات اختلاف دبی مشاهداتی و محاسباتی و مجذور ضریب همبستگی به منظور بررسی دقت نتایج به کار گرفته شده‌اند. از ویژگی‌های مثبت RBF می‌توان به یادگیری سریع، امکان آموزش با کم‌ترین مجموعه داده‌های اولیه، تعیین اندازه‌ی بهینه شبکه توسط خود الگوریتم و عدم وجود مشکل حداقل‌های محلی اشاره کرد. شبکه عصبی مصنوعی MLP در مقایسه با RBF از دقت بیشتر برخوردار می‌باشد و همچنین خطای کم‌تری دارد و از عملکرد بالایی برخوردار است. شبکه MLP در مقایسه با شبکه عصبی RBF از انعطاف بیشتری برخوردار است که به‌عنوان مزیت این شبکه محسوب می‌شود.

داده‌های ورودی به شبکه عصبی باید در محدوده ۰ تا ۱ قرار گیرند لذا برای نرمال کردن یک عنصر، باید عنصر مورد نظر از مینیمم داده‌ها کسر شود و بر دامنه تغییرات تقسیم شود.

شبکه عصبی را با ۷ نورون شروع کرده و هر بار با اضافه کردن یک نورون نتایج مورد نظر استخراج شد این روند تا نورون ۱۳ ادامه داشت و در نهایت در این تعداد نورون به پایان رسید زیرا از تعداد نورون ۱۳ به بعد تاثیری در پیشرفت نتایج دیده نشد و نتایج تعداد نورون ۱۴ نیز مانند تعداد نورون ۱۳ بود. در نمودار  $Y=X$  رسم شده و داده‌ها با دایره‌های توخالی مشخص شده‌اند و بهترین خط گذرنده خط از این داده‌ها با خطوط آبی (آموزش)، سبز (صحت‌سنجی)، قرمز (تست)، مشکی (تمامی داده‌ها) در شکل‌ها مشاهده می‌شود. علاوه بر این در کنار هر نمودار، معادله بهترین خط گذرنده نیز نوشته شده است. در این نمودار ذکر شده، نمودار افقی نشان دهنده VOC اندازه‌گیری شده در محل پمپ بنزین‌ها (Target) و نمودار عمودی نشان دهنده تخمین غلظت VOC توسط شبکه عصبی است (Output) که هر چه غلظت اندازه‌گیری شده توسط دستگاه و غلظت پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مطابقت بیشتری داشته باشد، خطوط (آبی، سبز، قرمز، مشکی) به خط  $Y=X$  نزدیک تر شده و در نتیجه درصد خطا کاهش می‌یابد.

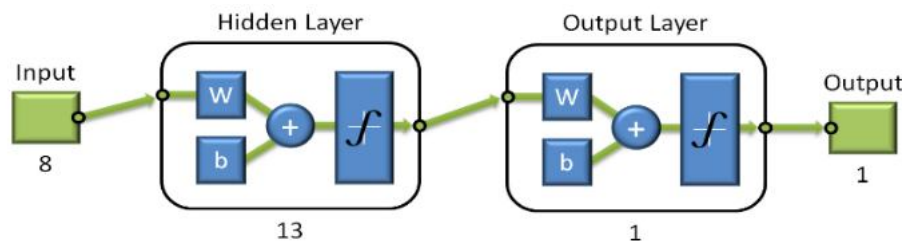
### ۳- بحث و نتایج

مدلسازی MLP در فصل زمستان: به منظور تعیین بهترین معماری RBF در مقایسه با شبکه عصبی MLP با توجه به انعطاف‌پذیری شبکه عصبی، این شبکه از نظر تعداد لایه مخفی، تعداد نورون لایه مخفی، الگوریتم آموزش مورد آزمون قرار گرفت. مدلی با یک لایه پنهان و تعداد ۱۳ نورون، که در آن، از دو تابع فعال‌ساز سیگموئید تانژانت هیپربولیک

<sup>۱</sup> Radial Basis Function

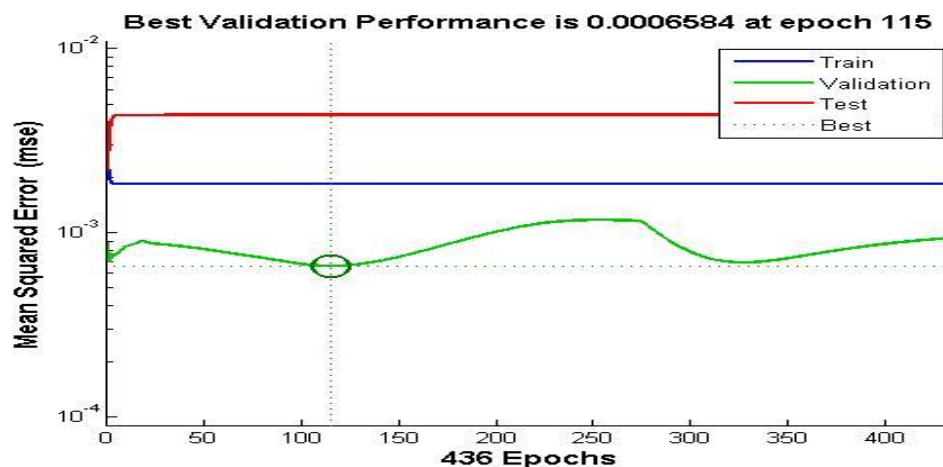
هم برای لایه میانی و هم لایه خروجی استفاده شده است. تعداد ۳۵۰ نمونه غلظت برای آموزش، ۱۱۷ نمونه برای صحت‌سنجی و ۱۱۷ نمونه غلظت برای تست شبکه، با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا روش لونیگ مارکواریت انتخاب شده که به عنوان بهترین راندمان شبکه در برآورد میزان غلظت ترکیبات آلی فرار می‌باشد (لازم به ذکر است که ۱۰ درصد از تعداد کل نمونه‌ای اندازه‌گیری شده در هر فصل جهت آزمودن نهایی تفکیک شده است که این تفکیک به صورت تصادفی انجام شده است). شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های دیگر می‌توانند در مدت زمان کوتاه‌تر و با دقت نسبتاً بالایی میزان غلظت را برآورد کنند. مزیت دیگر این شبکه‌ها حساس نبودن آن‌ها نسبت به داده‌های کم ورودی به مدل در مقایسه با مدل‌های دیگر می‌باشد [۹].

برای کار با شبکه عصبی باید ۶۰ درصد از داده‌ها جهت آموزش شبکه عصبی استفاده شود چون مبنای کار شبکه عصبی بر پایه حدس و خطا می‌باشد هر چقدر تعداد داده‌های آموزش بیشتر باشد عملکرد شبکه عصبی نیز بهتر خواهد شد.



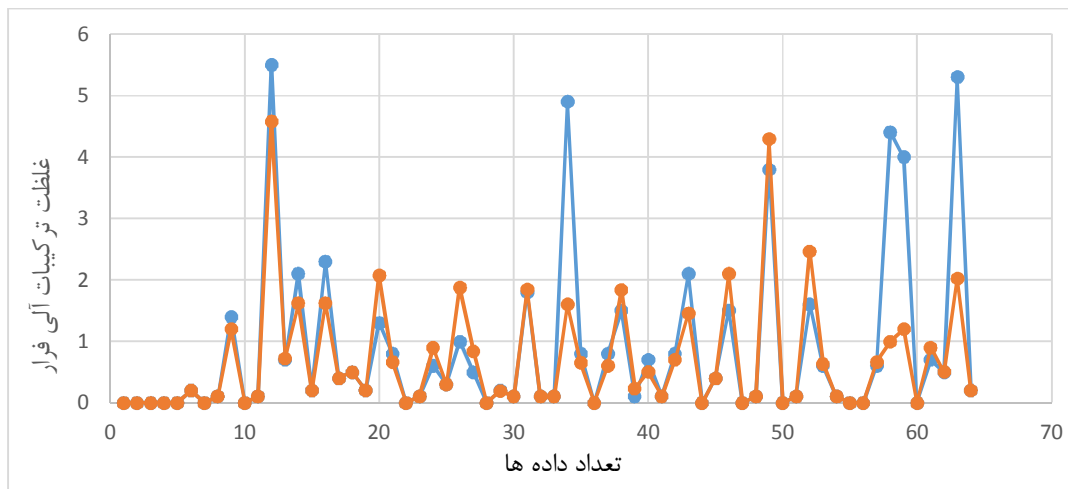
شکل ۲- شماتیک کلی شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون تک لایه با ۱۳ نورون

ساختار بهینه شبکه‌های عصبی مصنوعی تحت تاثیر پارامترهایی مانند تعداد نورون‌ها در لایه پنهان، توابع محرک بین گره‌ها و تعداد لایه‌های پنهان می‌باشد. یافتن ساختار بهینه نیازمند انجام کار سعی و خطا می‌باشد. لذا برای دستیابی به ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی، تعداد نورون‌های مختلف در لایه پنهان، توابع محرک (سیگموئید، تانژانت هیپربولیک، گوسی و خطی) و تعداد لایه‌های پنهان مورد استفاده قرار گرفت.



شکل ۳- میانگین مربعات خطای آموزش، اعتبارسنجی و تست برای الگوریتم لونیگ مارکواریت با ۱۳ نورون (فصل زمستان)

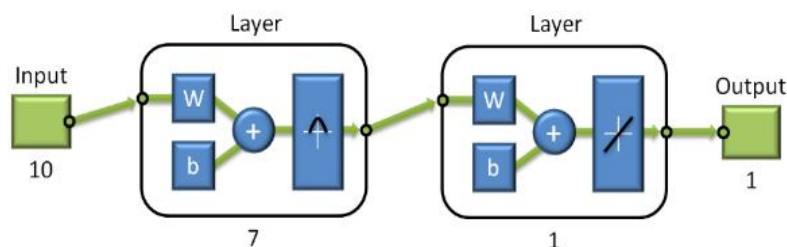
بررسی قدرت تعمیم مدل‌های شبکه عصبی: به منظور ارزیابی قدرت تعمیم شبکه، از نتایج شبکه در برابر داده‌های تجربه نشده استفاده شده است. در حدود ۱۰ درصد از داده‌ها به صورت تصادفی انتخاب شده و از بقیه داده‌ها جدا شدند و پس از استخراج نتایج، این ۱۰ درصد از داده‌ها که در حدود ۶۴ نمونه بود به شبکه عصبی داده شد. این کار برای تمامی نورون‌های ۷ تا ۱۳ انجام شد تا تاثیر افزایش نورون در کاهش خطا پدیدار شود. پیش‌بینی مدل پرسپترون به عنوان مهم‌ترین خروجی مدلسازی در این شبکه عصبی با خطای قابل قبولی انجام شده است. بنابراین مدل شبکه عصبی موفقیت خوبی در تفسیر مدلسازی داراست. همانطور که در شکل ۶ مشاهده می‌شود، نتایج حاصل از شبیه سازی و نتایج تجربی به یکدیگر نزدیک شده و عملکرد بهتری داشته است. تمامی این نتایج به نوعی بیانگر بهبود عملکرد شبکه عصبی با افزایش تعداد نورون، می‌باشند.



شکل ۴- نتایج حاصل از مقایسه شبیه‌سازی شبکه با نتایج تجربی (زمستان-۱۳ نورون) نمودار آبی مشاهداتی و نمودار نارنجی محاسباتی

مقایسه ضریب همبستگی از نورون ۷ تا ۱۳ در فصل زمستان: نتایج حاصل از نورون ۷ و نورون ۱۳ تفاوت جزئی با یکدیگر دارند و می‌توان به این صورت تفسیر کرد که با وجود دقیق‌تر بودن نتایج حاصل از نورون ۱۳، ولی اگر در استفاده از تعداد نورون‌ها محدودیت ایجاد شود، می‌توان به نتایج نورون ۷ نیز استناد کرد.

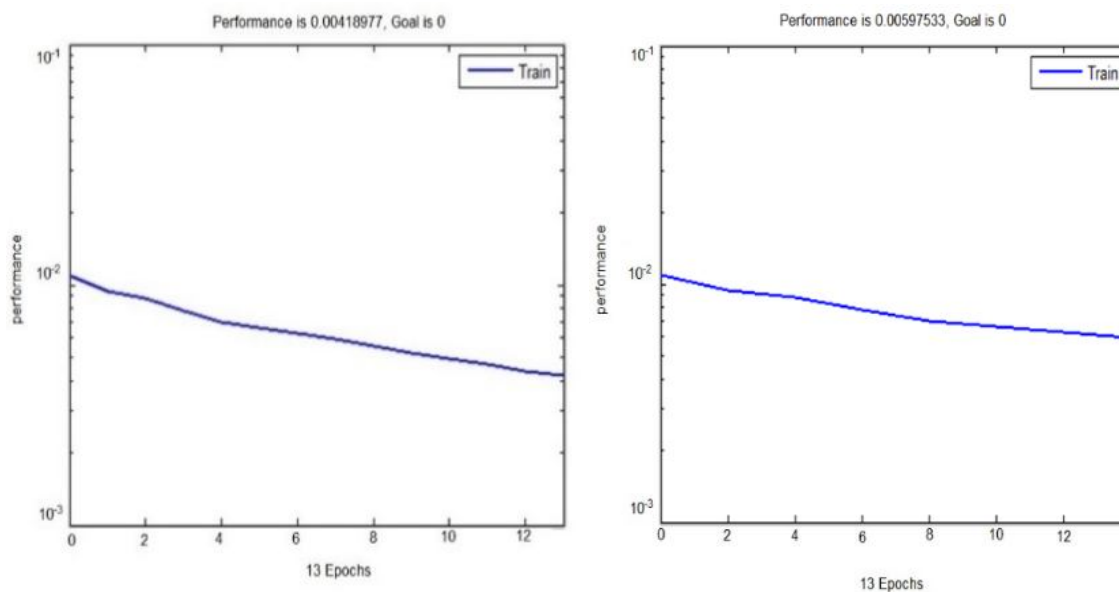
مدل‌سازی RBF در فصل زمستان: در ابتدا با ۲ نورون، سپس هر بار با اضافه کردن یک نورون مورد مطالعه و ارزیابی قرار گرفت و در نهایت با تعداد نورون ۱۳ خاتمه یافت. شکل ۵، ساختاری که برای شبکه RBF در نظر گرفته شده است را نشان می‌دهد.



شکل ۵- شماتیک کلی شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون تک لایه با ۱۳ نورون

تابع محرک در لایه پنهان حتما باید غیرخطی باشد و معمولا تابع گوسین برای این لایه انتخاب می‌شود ولی لایه خروجی باید خطی باشد. این نکته قابل ذکر است که تابع پایه شعاعی فقط یک لایه پنهان دارد. تحلیل مدل‌سازی RBF در فصل زمستان: در حالت کلی با توجه به دلایلی که در ذیل بیان شده، RBF از MLP عملکرد ضعیف‌تری دارد.

- RBF نسبت به MLP به تعداد نورون بیشتری نیاز دارد به طوریکه برای یک نتیجه یکسان ( $R=0.9$ )، در MLP به ۱۲ نورون نیاز داریم ولی در RBF به ۴۵ نورون نیاز است تا دقیقا به همان نتیجه برسیم.
- از مطالعه نتایج به دست آمده از ران گیری می‌توان بهره جست و این نکته را بیان کرد که افزایش همپوشانی توام با کاهش خطا از یک نورون به نورون بالاتر در RBF بیشتر از MLP می‌باشد ولی همان‌گونه در بالا ذکر شد، RBF در تعداد نورون بالا نتیجه مطلوبی به دست می‌دهد ولی پاسخ شبکه MLP با تعداد نورون کم نیز مطلوب است، فقط بهبود نتایج از خود به کندی صورت می‌گیرد.



شکل ۶- عملکرد شبکه RBF با (الف) سمت راست: تعداد نورون ۷ (ب) سمت چپ: تعداد نورون ۱۳

بهترین ساختار شبکه برای فصل زمستان: بطور کلی مقایسه توابع نشان داد که تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک به دلیل داشتن کم‌ترین خطای نسبی و بیش‌ترین ضریب همبستگی نسبت به تابع لگاریتم سیگموئیدی از دقت بالاتری در پیش‌بینی غلظت ترکیبات آلی فرار برخوردار می‌باشد. الگوریتم آموزش لونبرگ در مقایسه با دو الگوریتم دیگر، خطای کمتر و ضریب همبستگی بیشتری تولید نموده است. الگوریتم آموزش لونبرگ نسبت به دو الگوریتم دیگر موفق‌تر بوده است و دو الگوریتم دیگر بسیار ضعیف عمل نموده، همچنین سرعت همگرایی الگوریتم آموزش لونبرگ بسیار بالاتری دارد. بدین ترتیب این مدل‌ها می‌توانند جایگزین مناسبی نسبت به سایر مدل‌ها برای تخمین غلظت ترکیبات آلی فرار ارائه شوند. این شبکه‌ها قادرند میزان غلظت آلاینده را با استفاده از متغیرهای جوی و خصوصیات آب و هوایی به عنوان متغیرهای منطقه‌ای، با دقت قابل قبولی پیش‌بینی و برآورد کنند [۱۰].

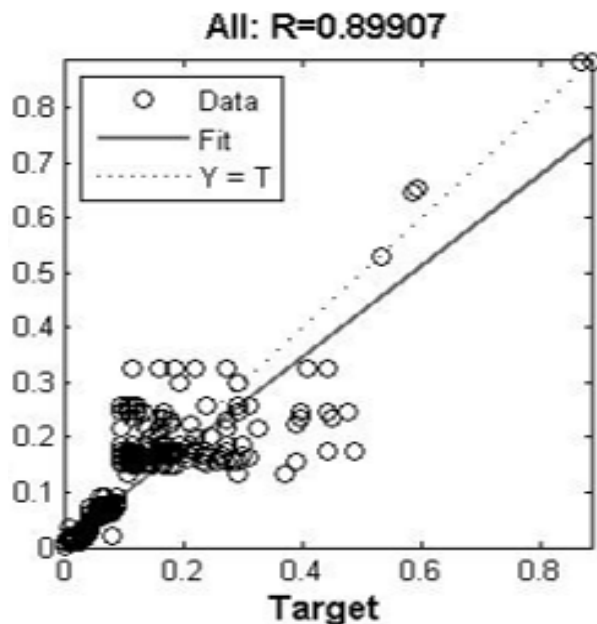


جدول ۱- خطاها و اطلاعات شبکه عصبی مورد استفاده در زمستان

RE	MARE	MSE	R <sup>2</sup>	تابع انتقال لایه خروجی	تابع انتقال لایه مخفی	تعداد نورون لایه مخفی	تابع	نوع شبکه
۱۷٪	۰/۱۷۲	۰/۰۱۹	۰/۴۵۵	Purelin	Gaussian	۷	Trainlm	RBF
۱۴٪	۰/۱۳۶	۰/۰۱۲	۰/۴۹۵			۸		
۱۱٪	۰/۱۱	۰/۰۰۸	۰/۵۲۶			۹		
۹٪	۰/۰۸۷	۰/۰۰۵	۰/۵۵۳			۱۰		
۷٪	۰/۰۶۷	۰/۰۰۳	۰/۵۷۷			۱۱		
۵٪	۰/۰۴۹	۰/۰۰۱	۰/۶			۱۲		
۳/۵٪	۰/۰۳۵	۰/۰۰۰۸	۰/۶۱۸			۱۳		
-	۰/۰۹	۰/۰۰۷	-			میانگین		
۷/۵٪	۰/۰۷۵	۰/۰۰۳	۰/۷۶۷	Tansig	Tansig	۷	Trainlm	MLP
۹٪	۰/۰۹۲	۰/۰۰۵	۰/۷۹۲			۸		
۹/۵٪	۰/۰۹۵	۰/۰۰۶۱	۰/۷۹۷			۹		
۹/۸٪	۰/۰۹۸	۰/۰۰۶۴	۰/۸۰۶			۱۰		
۱۰/۱٪	۰/۱۰۱	۰/۰۰۶۸	۰/۸۰۱			۱۱		
۱۰/۴٪	۰/۱۰۴	۰/۰۰۷۲	۰/۸۱			۱۲		
۱۰/۶٪	۰/۱۰۶	۰/۰۰۷۵	۰/۸۱۴			۱۳		
-	۰/۰۹	۰/۰۰۶	-			میانگین		

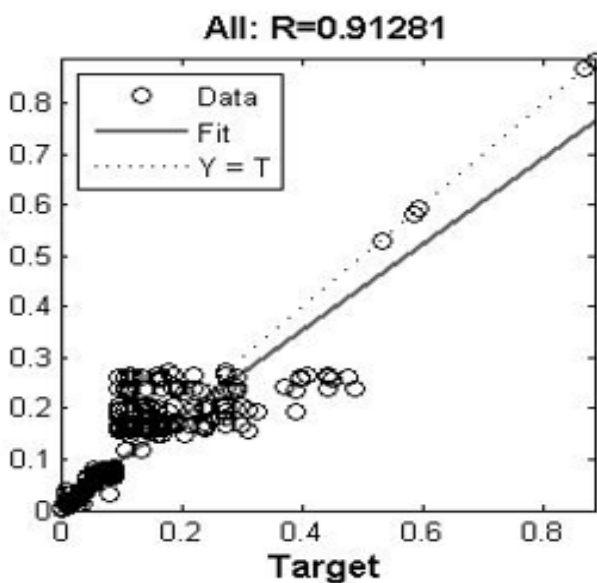
MLP تحلیل نمودارهای رگرسیون در فصل تابستان: در فصل تابستان نیز تمامی مراحل انجام شده عیناً تکرار شده و نتایج در ادامه بیان شده است و ذکر این نکته مهم است که فقط نمودارهای نورون ۷ و ۱۳ نمایش داده شده است.

نمودار رگرسیون تمام داده‌ها: تعداد داده‌های کم نمایش داده شده در بالای نمودار دلیل بر میزان کم آلودگی است و غلظت‌های بالا فقط در مواردی خاص نظیر ریخته شدن بنزین روی زمین و تبخیر آن در هوای محیط را بیان می‌کند. در کل عملکرد خوب شبکه عصبی را در پیش‌بینی داده‌ها بیان و به این نتایج استناد کرد.



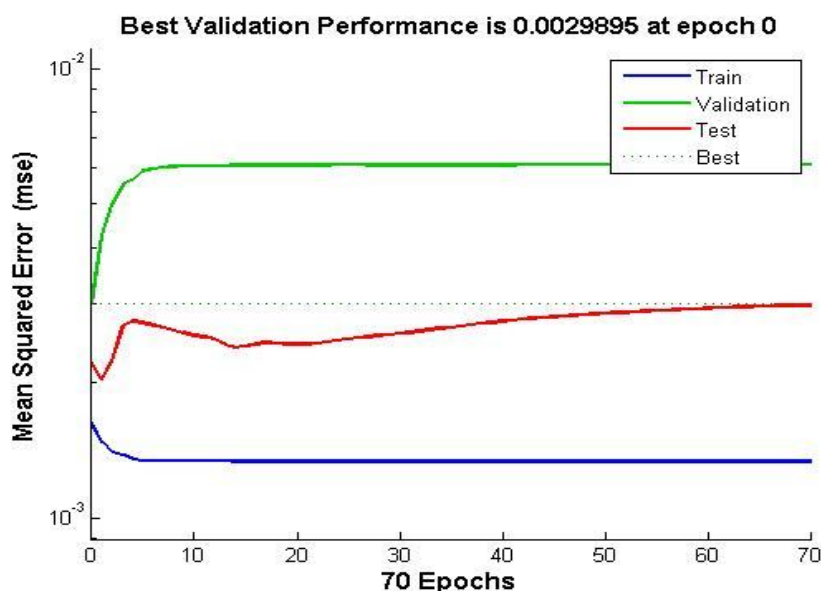
شکل ۷- نمودار رگرسیون آموزش، اعتبار سنجی، تست و تمام مجموعه در فصل تابستان با ۷ نورون

تحلیل نمودارهای رگرسیون MLP در فصل تابستان: در این بخش به بررسی و تحلیل نمودارهای رگرسیون با تعداد نورون ۱۳ پرداخته شده است. در تابستان نیز همچون زمستان، تعداد داده‌هایی که غلظت ترکیبات آلی فرار را بالا نشان دهد زیاد نیست و همین تعداد اندک تحت شرایط خاصی به وجود آمده‌اند شرایطی مثل سهل‌انگاری در سوخت‌گیری که موجب تجمع بنزین روی زمین می‌شود و بخارات آن فضای آن محدوده را پر می‌کند. در واقع همان‌طور که مشخص است این غلظت‌های بالا تنها ۰/۶ درصد از کل داده‌ها را تشکیل می‌دهند که می‌توان خطای انسانی تلقی کرد.



شکل ۸- نمودار رگرسیون آموزش، اعتبار سنجی، تست و تمام مجموعه در فصل تابستان با ۱۳ نورون

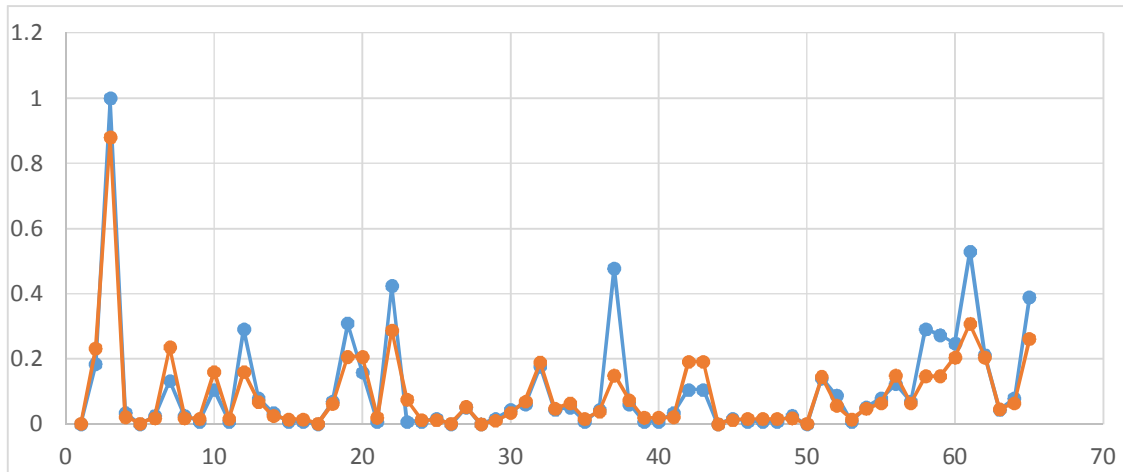
بررسی عملکرد نمودارهای آموزش، اعتبارسنجی و تست: همانطور که در شکل ۹ مشاهده می‌شود، نمودار تست از میان سایر نمودارها بهترین عملکرد را داشته است.



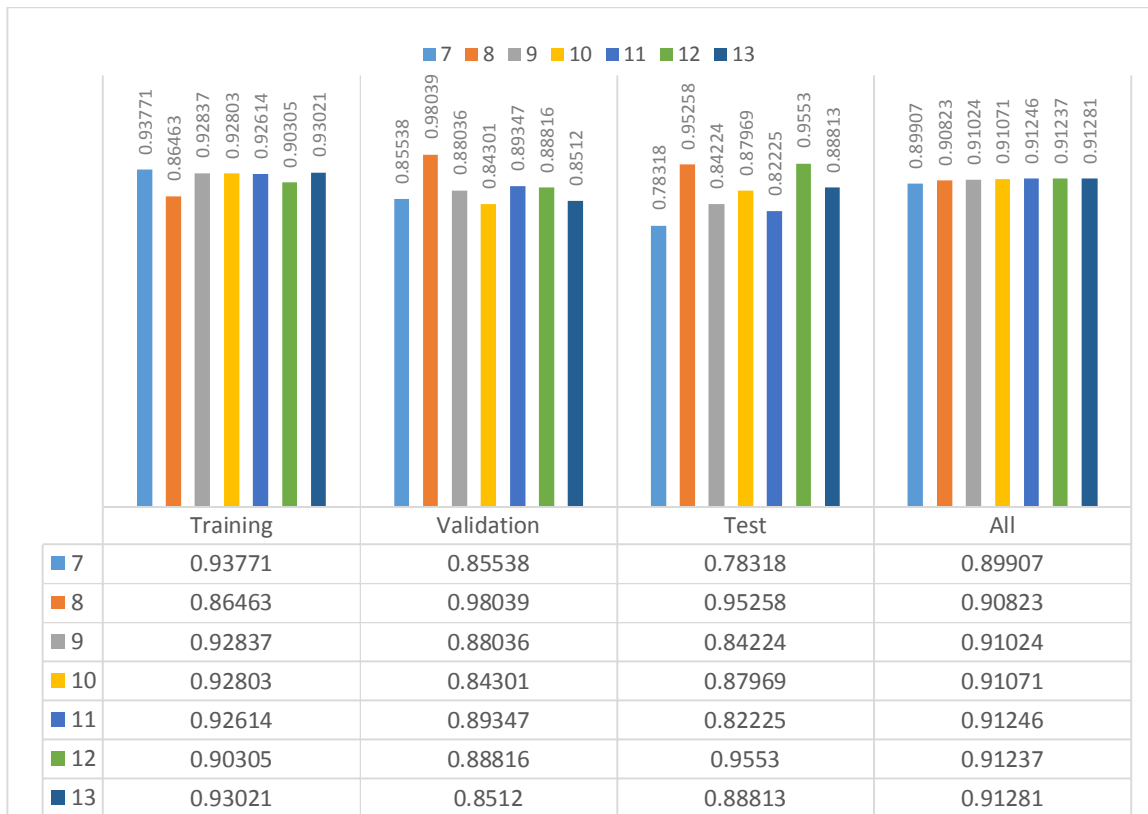
شکل ۹- میانگین مربعات خطای آموزش، اعتبارسنجی و تست برای الگوریتم لوبنرگ مارکوارت با ۱۳ نرون (فصل تابستان)

بررسی قدرت تعمیم مدل‌های شبکه عصبی: به‌طور کلی در شبکه عصبی سه بار آزمون جهت ارزیابی عملکرد شبکه انجام می‌شود که دو مرتبه آن توسط خود شبکه و یک بار توسط محقق انجام می‌شود. اولین آزمون در قسمت اعتبارسنجی صورت می‌گیرد، شبکه عصبی آنچه را که در قسمت آموزش فراگرفته است مورد سنجش اعتبار قرار داده و عملکرد خود را بر اساس آنچه فرا گرفته، می‌آزماید و دومین آزمون در قسمت تست انجام می‌شود که از حالت قبل کلی‌تر است. در نهایت آخرین آزمون بدین صورت است که تعدادی از داده‌ها که از ابتدای کار به شبکه عصبی داده نشده بود و در واقع شبکه عصبی اصلاً این داده‌ها را ندیده بود، در اختیار شبکه قرار داده و پاسخ شبکه عصبی به صورت مقایسه‌ای با آنچه به صورت تجربی اندازه‌گیری شده است. نمودار شکل ۱۰ بیان می‌کند که تطبیق داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در نقاطی بیشتر است که غلظت ترکیبات آلی فرار خیلی بالا نباشد. زیرا غلظت‌های بالا، تحت شرایط خاصی همچون ریختن بنزین روی زمین و غیره به وجود می‌آیند و تعداد کمی از داده‌ها را به خود اختصاص می‌دهند.

مقایسه ضریب همبستگی از نرون ۷ تا ۱۳ در فصل تابستان: در تمامی نمودارهای توضیح داده شده و آن‌ها که در پیوست آمده روند بهبود ضریب همبستگی در نمودار تمام داده‌ها مورد توجه است و به نوساناتی که در ضریب تعیین سایر نمودارها وجود دارد چندان توجهی نمی‌شود زیرا فقط در نمودار ذکر شده از کل داده‌ها استفاده شده و در سایر نمودارها فقط بخشی از داده‌ها مورد مطالعه قرار گرفته است به همین دلیل نوسانات پیش آمده که انتظار می‌رود با افزایش تعداد نرون روند تمامی داده‌ها بهبود یابد انتظاری اشتباه است. شکل ۱۱ گویای این مطلب است. تغییر نرون از عدد ۸ به ۹ برای نمودار تست روند کاهشی ضریب همبستگی را بیان می‌کند که نشان از افزایش خطاست با وجودی که انتظار می‌رود با افزایش تعداد نرون، خطا کاهش یابد.

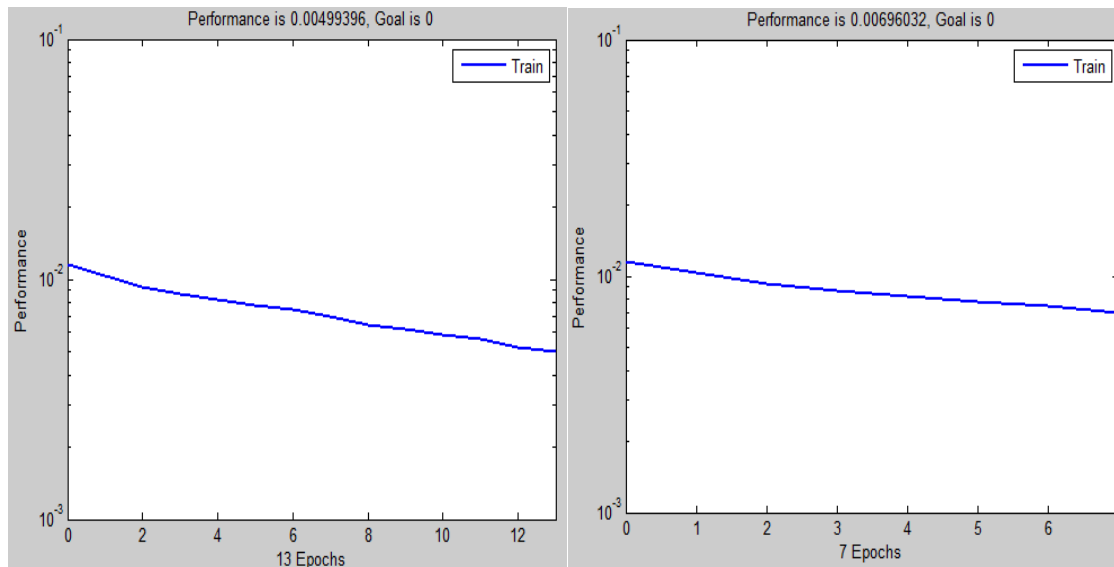


شکل ۱۰- نتایج حاصل از مقایسه شبیه‌سازی شبکه با نتایج تجربی (تابستان- ۱۳ نورون) نمودار آبی مشاهداتی و نمودار نارنجی محاسباتی



شکل ۱۱- مقایسه ضریب همبستگی از نورون ۷ تا ۱۳ در فصل تابستان

تحلیل مدل‌سازی RBF در فصل تابستان: MLP در  $(R=0.9)$  به تعداد نورون بیشتری نیاز دارد به طوری که برای یک نتیجه یکسان MLP نسبت به RBF به ۳۷ نورون نیاز است تا دقیقاً به همان نتیجه برسیم، ولی در RBF به ۱۲ نورون نیاز داریم.



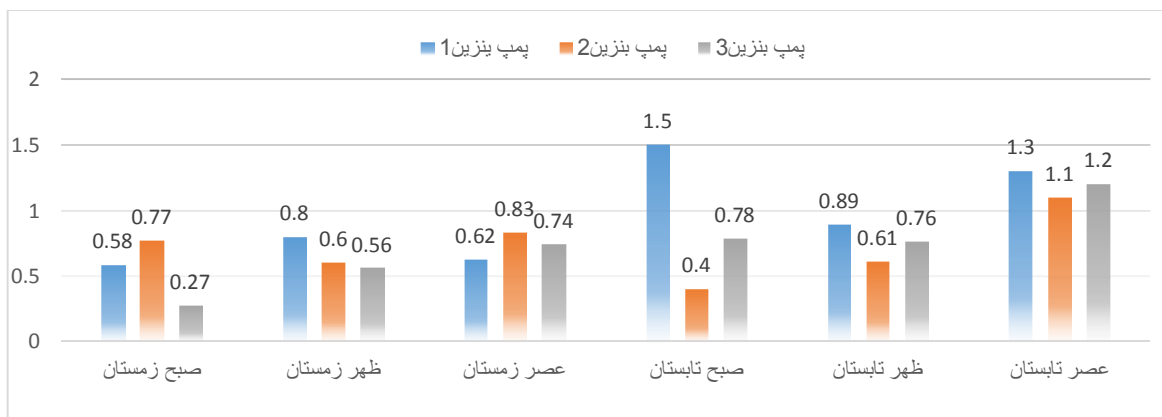
شکل ۱۲- عملکرد شبکه RBF با (الف) سمت راست: تعداد نورون ۷ (ب) سمت چپ: تعداد نورون ۱۳

بهترین ساختار شبکه برای فصل تابستان: بهترین ساختار شبکه در این پژوهش برای داده‌های فصل تابستان، شبکه پرسپترون تک لایه با الگوریتم آموزش لوبزگ مارکوارت با تعداد نورون ۱۳ می‌باشد.

جدول ۲. خطاها و اطلاعات شبکه عصبی مورد استفاده در تابستان

RE	MARE	MSE	R <sup>2</sup>	تابع انتقال لایه خروجی	تابع انتقال لایه مخفی	تعداد نورون لایه مخفی	تابع	نوع شبکه
۲۵٪	۰/۲۵۵	۰/۰۴۶	۰/۳۹۳	Purelin	Gaussian	۷	Trainlm	RBF
۲۲٪	۰/۲۱۶	۰/۰۳۳	۰/۴۳۴			۸		
۱۹٪	۰/۱۹۴	۰/۰۲۷	۰/۴۶			۹		
۱۷٪	۰/۱۶۸	۰/۰۲	۰/۴۹			۱۰		
۱۵٪	۰/۱۵۱	۰/۰۱۶	۰/۵۱۱			۱۱		
۱۲٪	۰/۱۲۳	۰/۰۱۱	۰/۵۴۵			۱۲		
۱۱٪	۰/۱۰۸	۰/۰۰۸	۰/۵۶۵			۱۳		
-	۰/۱۷۳	۰/۰۲۳	-			میانگین		
۶/۸٪	۰/۰۶۸	۰/۰۰۳	۰/۸۰۸	Tansig	Tansig	۷	Trainlm	MLP
۷/۸٪	۰/۰۷۸	۰/۰۰۴	۰/۸۲۵			۸		
۸/۱٪	۰/۰۸۱	۰/۰۰۴۶	۰/۸۲۸			۹		
۸/۲٪	۰/۰۸۲	۰/۰۰۴۸	۰/۸۲۹			۱۰		
۸/۳٪	۰/۰۸۳	۰/۰۰۴۹	۰/۸۳۲			۱۱		
۸/۴٪	۰/۰۸۴	۰/۰۰۴۹	۰/۸۳۲			۱۲		
۸/۴٪	۰/۰۸۴	۰/۰۰۵	۰/۸۳۳			۱۳		
-	۰/۰۸	۰/۰۰۴	-			میانگین		

مقایسه غلظت ترکیبات آلی فرار در زمستان و تابستان: نمودار زیر نشان دهنده‌ی میانگین غلظت VOCها در فصول زمستان و تابستان و در سه زمان، صبح، ظهر و عصر برای پمپ بنزین مورد مطالعه هستند. این نمودار بیان می‌کند که غلظت ترکیبات آلی فرار در تابستان بیشتر از زمستان بوده است.



شکل ۱۳- تغییرات غلظت VOC در پمپ بنزین‌ها

#### ۴- نتیجه گیری

در این تحقیق با استفاده از اندازه‌گیری ترکیبات آلی فرار و مدل‌سازی شبکه عصبی انجام شده، میزان دقیق آلودگی هوای ناشی از ترکیبات آلی فرار و اثرات آن بر محیط زیست مورد بررسی قرار گرفت. بر طبق بررسی‌های انجام شده به این صورت است که، آلودگی حاصل از مصرف بنزین شامل دو مرحله، یکی زمان سوخت‌گیری و دیگری بعد از سوخت بنزین می‌باشد. در این پژوهش ضریب همبستگی و مجموع مربعات خطا به‌عنوان معیارهای لازم برای سنجش دقت دو مدل مذکور به کار گرفته شدند. در انتها مقایسه‌های انجام شده نشان داد، با وجودی که انتظار می‌رفت در زمستان به دلیل پدیده وارونگی دما آلودگی بیشتر باشد ولی نتایج و تحلیل‌های انجام شده در این مطالعه نشان داد که در فصل تابستان، غلظت ترکیبات آلی فرار بیشتر از زمستان بوده و این میزان از آلودگی در دو زمان صبح و عصر بیشتر مشاهده می‌شود. این امر می‌تواند به دلیل افزایش سفرها که منجر به افزایش استفاده از بنزین می‌شود، نیز باشد.

بر اساس بررسی متون انجام شده ملاحظه می‌گردد تغییرات فصلی گزارش شده در اغلب مطالعات، بالاترین غلظت‌ها در زمستان و پایین‌ترین غلظت‌ها در تابستان گزارش شده است ولی در این پروژه، بالاترین غلظت‌ها در فصل تابستان می‌باشد که سفرهای تابستانی که موجب افزایش استفاده از پمپ بنزین‌ها می‌شود می‌تواند یکی از دلایل آن باشد همچنین نتایج بررسی تغییرات روزانه مطالعات نشان‌دهنده بالاترین غلظت‌ها در زمان غروب بوده زیرا عمق اختلاط (نشانه‌گر بالاترین حد پراکنده شدن آلودگی‌هاست) در شب که زمین و هوای مجاور آن نسبتاً سرد هستند کاهش یافته و در نتیجه آلاینده‌ها خوب پراکنده نمی‌شوند. در این پروژه و سایر مطالعات انجام شده، پارامتر دما ب‌عنوان موثرترین عامل بیان شده است. در نهایت شبکه عصبی با دو مدل پرسپترون چند لایه و تابع پایه شعاعی به‌عنوان مدل‌های کارآمد در پیش‌بینی غلظت آلاینده‌ها ذکر شده است.

## ۵- منابع

- [۱] اسماعیل. محمدخانلو، اسماعیل. فاتحی فر، "ارزیابی ترکیبات آلی فرار در هوای جایگاه‌های پمپ بنزین شهر تبریز"، هشتمین همایش ملی و نمایشگاه تخصصی مهندسی محیط زیست: تهران، ۱۳۹۵.
- [۲] لیلا توحید، "بررسی تغییرات زمانی و مکانی غلظت BTEX و استایرن در هوای شهر تبریز و ارزیابی خطر بهداشتی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه علوم پزشکی و خدمات درمانی دانشگاه تبریز، ۱۳۹۷.
- [3] Li, Rong, Ankun Xu, Yan Zhao, Huimin Chang, Xiang Li, and Guannv Lin, "Genetic algorithm (GA)-Artificial neural network (ANN) modeling for the emission rates of toxic volatile organic compounds (VOCs) emitted from landfill working surface", *Journal of environmental management* 305: 114433, 2022.
- [4] Baskaran, Divya, Arindam Sinharoy, Tanushree Paul, Kannan Pakshirajan, and Ravi Rajamanickam, "Performance evaluation and neural network modeling of trichloroethylene removal using a continuously operated two-phase partitioning bioreactor", *Environmental Technology & Innovation* 17: 100568, 2020.
- [5] Zeinab. Mozafari, Mansour. Arab Chamjangali, Mohammad. Arashi, Nasser. Goudarzi, "QSRR models for predicting the retention indices of VOCs in different datasets using an efficient variable selection method coupled with artificial neural network modeling: ANN-based QSPR modeling", *Journal of the Iranian Chemical Society*, vol. 19, no. 6, pp. 2617-2630, 2022.
- [6] Xu. Ankun, Li. Rong, Huimin Chang, Xu. Yingjie, Li. Xiang, Lin. Guannv, Yan Zhao, "Artificial neural network (ANN) modeling for the prediction of odor emission rates from landfill working surface", *Waste Management*, vol.138, pp. 158-171, 2022.
- [7] Rui. Feng, Hui-jun Zheng, Han Gao, An-ran Zhang, Chong Huang, Jun-xi Zhang, Kun Luo, Jian-ren Fan, "Recurrent Neural Network and random forest for analysis and accurate forecast of atmospheric pollutants: a case study in Hangzhou, China", *Journal of cleaner production*, vol. 231, pp. 1005-1015, 2019.
- [8] N. Shinohara, Y. Okazaki, A. Mizukoshi, S. Wakamatsu, "Exposure to benzene, toluene, ethylbenzene, xylene, formaldehyde, and acetaldehyde in and around gas stations in Japan", *Chemosphere*, vol. 222, pp. 923-931, 2019.
- [9] Chen, Zhiyun, Yangong Zheng, Ken Chen, Hanyu Li, Jiawen Jian, "Concentration estimator of mixed VOC gases using sensor array with neural networks and decision tree learning". *IEEE Sensors Journal*, vol. 17, no. 6, pp. 1884-1892, 2017.
- [۱۰] حسین. احمدی، پیش‌بینی و مدل‌سازی آلاینده‌های هوا با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: مشهد)، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه بیرجند، ۱۳۹۳.