

## Estimation of Artificial Neural Networks Accuracy in Anticipation of the Dust of the Sabzevar Cement Factory

### Seyed Saeed Keykhosravi

Graduate student, Department of Environmental Engineering, Yazd University of Iran

### Farhad Nejadkoorki

\* Associate Professor, Faculty member of the Department of Environmental Engineering, Yazd University of Iran. (Corresponding Author): Email: f.nejadkoorki@yazd.ac.ir

### Mahmood Amintoosi

Assistant Professor, Department of Computer Science, Faculty of Mathematics and, Hakim Sabzevari University, Sabzevar city, Iran.

Received: 2019/01/29

Accepted: 2019/05/28

**Document Type:** Research article

### ABSTRACT

**Background and Objective:** Dust modeling can be regarded as an appropriate tool for predicting future industrial dust and identifying pollutant emission control strategies. Perceptron (MLP) and radial base (RBF) neural networks were used as a means for predicting the outflow dust from the main cogeneration of Sabzevar cement factory located in Khorasan Razavi Province.

**Materials and Methods:** The concentration of the dust emitted from the main cement chimney in the study area was sampled and measured. Then, the parameters of the production line (temperature, output gas speed, voltage, fuel, raw materials, and time of sampling) were used as input data to the neural networks to predict the concentration of dust. The values obtained from the implementation of the models were compared with the results of field measurements as a superior model selection.

**Results:** The analysis of figures and statistical parameters showed that the mean squared errors for the two MLP and RBF models were as much as 1.787 and 21.263, respectively, and the correlation coefficients were as much as 0.99693 and 0.95811, respectively, which indicate a lower error and greater correlation at the MLP rather than RBF model in predicting the concentration of dust.

**Conclusion:** Because of the high ability of perceptron neural networks to predict dust concentration, this model can be a convenient and fast solution to predict the amount of dust in the industry.

**Keywords:** Cement Factory, Dust, Artificial Neural Networks, Air Pollution

► **Citation:** Keykhosravi S, Nejadkoorki F, Amintoosi M. Estimation of Artificial Neural Networks Accuracy in Anticipation of the Dust of the Sabzevar Cement Factory. *Iranian Journal of Research in Environmental Health*. Spring 2019;5 (1): 43-52.

## ارزیابی دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار

### چکیده

**زمینه و هدف:** مدل‌سازی گردوغبار می‌تواند به عنوان یک ابزار مناسب برای پیش‌بینی گردوغبار صنایع در آینده و تعیین استراتژی‌های کنترل انتشار آلاینده‌ها تلقی شود. در این مطالعه از شبکه‌های عصبی پرسپترون (MLP) و پایه شعاعی (RBF) به عنوان ابزاری برای پیش‌بینی گردوغبار خروجی از دودکش اصلی کارخانه سیمان سبزوار واقع در استان خراسان رضوی استفاده شد.

**مواد و روش‌ها:** در محدوده مطالعاتی مورد نظر، ابتدا میزان غلظت گردوغبار خروجی از دودکش اصلی کارخانه سیمان به وسیله اندازه‌گیری‌های میدانی به دست آمد. سپس با به کارگیری پارامترهای خط تولید (درجه حرارت، سرعت گاز خروجی، ولتاژ، سوخت، مواد خام و مدت زمان نمونه‌برداری)، به عنوان داده‌های ورودی به شبکه‌های عصبی، جهت پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار استفاده شد. مقادیر حاصل از اجرای مدل‌ها، با نتایج اندازه‌گیری‌های میدانی به عنوان انتخاب مدل برتر، مورد مقایسه قرار گرفت.

**یافته‌ها:** در بررسی نمودارها و پارامترهای آماری، مقادیر میانگین مربعات خطا برای دو مدل شبکه‌های عصبی پرسپترون و پایه شعاعی به ترتیب برابر  $1/787$  و  $21/263$  و مقادیر ضریب همبستگی به ترتیب برابر  $0/99693$  و  $0/95811$  بود که نشانگر خطای کمتر و همبستگی بیشتر مدل شبکه‌های عصبی پرسپترون نسبت به مدل پایه شعاعی در پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار بود.

**نتیجه‌گیری:** به دلیل قابلیت بالای شبکه عصبی پرسپترون در پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار، این مدل می‌تواند یک راه‌حل مناسب و سریع در پیش‌بینی میزان گردوغبار صنایع باشد.

**کلید واژه‌ها:** کارخانه سیمان، گردوغبار، شبکه‌های عصبی مصنوعی، آلودگی هوا

سید سعید کیخسروی

دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی محیط

زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه یزد، ایران.

فرهاد نژادکورکی

\* دانشیار، گروه مهندسی محیط زیست، دانشکده منابع

طبیعی، دانشگاه یزد، ایران. (نویسنده مسئول):

ایمیل:

f.nejadkoorki@yazd.ac.ir

محمود امین‌طوسی

استادیار، گروه علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی و علوم

کامپیوتر، دانشگاه حکیم سبزواری، شهرستان سبزوار،

ایران.

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۱۱/۰۹

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۳/۰۷

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

◀ **استناد:** کیخسروی س، نژادکورکی ف، امین‌طوسی م. ارزیابی دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار. *فصلنامه پژوهش در بهداشت محیط*. بهار ۱۳۹۸؛ ۵(۱): ۴۳-۵۲.

## مقدمه

آلودگی هوا، یکی از مهم‌ترین معضلات زیست محیطی بوده که همواره تهدیدی جدی برای سلامت و بهداشت جامعه بوده است (۱). مهم‌ترین شکل آلودگی در صنعت سیمان، گردوغبار می‌باشد که از بخش‌های مختلف فرآیندهای تولید منتشر می‌شود. گستره قطر ذرات گردوغبار سیمان از ۰/۰۵ تا ۲۰ میکرومتر، راه‌های تنفسی را به یک سیستم هدف برای ته‌نشین شدن ذرات سیمان تبدیل می‌نماید (۲). گردوغبار سیمان علاوه بر اینکه یک آلاینده شیمیایی زیان‌آور محیط کار به حساب می‌آید، باعث ایجاد مشکلاتی برای محیط زیست نیز می‌شود و همچنین در صنایع ساختمانی نیز به عنوان یک عامل زیان‌آور شیمیایی برای کارگران ساختمانی شناخته می‌شود (۳، ۴). عوارض شغلی ناشی از تماس با گردوغبار سیمان متعدد است و مهم‌ترین آنها شامل: درماتیت، رینیت، آسم شغلی، برونشیت مزمن و سیلیکوزیس می‌باشد (۳، ۵). مطالعات مختلفی در مورد ارزیابی اثرات حاد و مزمن مواجهه با گردوغبار سیمان صورت گرفته است (۶-۸). در تعدادی از مطالعات، ارتباط معنی‌داری بین تماس با گردوغبار سیمان و علائم تنفسی مزمن و کاهش ظرفیت‌های ریوی مشاهده شده (۴، ۹)، در حالی که در تعدادی از مطالعات ارتباطی مشاهده نشد (۱۰، ۱۱). مطالعات زیادی برای اندازه‌گیری و بررسی چگونگی پخش گردوغبار در هوا انجام شده است (۱۲-۱۸).

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) <sup>۱</sup>، یکی از مباحث هوش مصنوعی است که از عملکرد مغز انسان در شناسایی پدیده‌ها الهام گرفته شده است (۱۹). یکی از کاربردهای آن در پیش‌بینی و مدل‌سازی غلظت آلاینده‌های هوا است. طبق تحقیقات صورت گرفته توسط مک کیندری که به کمک شبکه‌های عصبی به پیش‌بینی ذرات معلق هوا پرداخت، در این مطالعه شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) <sup>۲</sup>، با مدل‌های سنتی رگرسیون چندگانه (MLR) <sup>۳</sup> برای پیش‌بینی حداکثر روزانه و متوسط غلظت

ازن و ذرات معلق مقایسه شد. نتیجه این تحقیق نشان داد که مدل MLP بهتر از مدل MLR غلظت ذرات معلق را پیش‌بینی می‌کند و غلظت ازن را بهتر از ذرات معلق پیش‌بینی می‌کند (۲۰). نتایج مطالعه مارنگو و همکاران که به پیش‌بینی دی‌اکسید گوگرد، دی‌اکسید نیتروژن و گردوغبار کارخانه سیمان با استفاده از روش‌های رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLSR) <sup>۴</sup>، رگرسیون مؤلفه‌های اصلی (PCR) <sup>۵</sup> و شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند، نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های PLSR و PCR بهتر می‌توانند غلظت دی‌اکسید گوگرد، دی‌اکسید نیتروژن و گردوغبار کارخانه سیمان را پیش‌بینی نمایند (۲۱). در مطالعه محبی و باروشن در خصوص پیش‌بینی غلظت ذرات معلق کارخانه سیمان کرمان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، از پارامترهای فاصله از منبع تولید، ارتفاع اختلاط، سرعت باد، ارتفاع و قطر دودکش جهت پیش‌بینی غلظت ذرات معلق استفاده شد. نتیجه این مطالعه نشان داد که غلظت ذرات معلق اندازه‌گیری شده با غلظت ذرات معلق پیش‌بینی شده با شبکه عصبی مصنوعی توافق خوبی دارند (۲۲).

در مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی MLP، نورون‌ها در لایه‌های مختلفی قرار می‌گیرند. لایه اول را لایه ورودی گویند که اطلاعات ورودی را دریافت نموده و بر حسب قدرت ارتباطش با نورون لایه دیگر، سیگنال ورودی را به لایه بعدی منتقل می‌کند. قدرت ارتباط هر نورون با نورون دیگر را وزن نورون گویند که تعداد نورون‌ها در هر لایه به وزن و مقدار نورون‌های لایه ورودی، شبکه‌های عصبی متشکل از لایه‌های میانی و لایه خارجی نیز می‌باشد. لازم به ذکر است که تعداد لایه‌های میانی و نیز تعداد نورون‌های هر لایه می‌تواند به هر مقداری باشد، ولی باید توجه داشت که اضافه نمودن به لایه میانی با آن که خطا را کاهش می‌دهد، ولی باعث افزایش زمان محاسبات خواهد شد، بنابراین باید به تناسب منطقی در انتخاب تعداد نورون‌ها دست یافت (۲۳).

1. Artificial Neural Networks
2. Multi Layer Perceptron
3. Multiple Linear Regression

4. partial least-squares Regression  
5. principal component Regression

۱۸۰ داده (میزان میانگین گردوغبار(میکروگرم بر متر مکعب) ۸۶/۳۰۶ و کمینه و بیشینه آن به ترتیب ۵/۵ و ۱۱۰/۳۴) در بازه سه فصل پاییز، زمستان و بهار سال ۱۳۹۶-۹۷ که از مدیر عامل کارخانه سیمان گرفته شد در این مطالعه سعی شد که با استفاده از پارامترهای خط تولید همچون سرعت گاز خروجی از دودکش اصلی، درجه حرارت گاز خروجی از دودکش اصلی، ولتاژ مصرفی، سوخت مصرفی، میزان خوراک ورودی به کوره (مواد خام) و مدت زمان نمونه برداری (داده های ورودی) بر روی گردوغبار (داده خروجی) جهت پیش بینی میزان گردوغبار، با استفاده از شبکه های عصبی پرسپترون و پایه شعاعی بررسی گردد. ۱۸۰ داده در سال ۱۳۹۶-۹۷ در بازه سه فصل (پاییز، زمستان، بهار) از سیستم های اتاق کنترل کارخانه سیمان سبزوار توسط پژوهشگران از کارشناسان مسئول تهیه گردید (جدول ۱).

جدول ۱. پارامترهای ورودی به مدل های شبکه های عصبی مصنوعی

نام کامل متغیرهای ورودی	نام لاتین متغیر	اختصار	میانگین	کمینه	بیشینه
سرعت گاز خروجی (متر بر ثانیه)	Output gas speed	Vg	۱۲/۱۳۳	۸/۸۷	۱۶/۸۵
درجه حرارت گاز خروجی (درجه سانتی گراد)	Temperatures	Tg	۱۸۵	۱۱۸	۱۸۶
ماده خام (تن)	Raw material	RawM	۵۶۱۸	۴۵۱۶	۶۲۵۰
ولتاژ (کیلو وات بر ساعت)	Voltage	Volt	۳۰۲۱	۱۹۳۶	۳۷۰۰
سوخت (متر مکعب)	Fuel	Fuel	۳۱۸۵۷۳	۳۱۷۵۲۵	۳۱۹۱۹۹
زمان نمونه برداری (دقیقه)	Sampling time	St	۲۷۸۳	۷	۳۰

در این تحقیق از شبکه های عصبی MLP و RBF جهت پیش بینی میزان غلظت گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار استفاده شد. شبکه عصبی MLP با ۶ نورون به عنوان ورودی در لایه اول، ۵ نورون در لایه مخفی و یک نورون در لایه خروجی و شبکه عصبی RBF با ۶ نورون به عنوان ورودی در لایه اول، ۱۶۲ نورون در لایه مخفی و یک نورون در لایه خروجی برای پیش بینی میزان غلظت

مدل سازی با استفاده از شبکه عصبی پایه شعاعی (RBF)<sup>۱</sup> به این صورت است که شبکه عصبی RBF، پیش بینی ها را بر اساس خوشه بندی داده ها انجام می دهد. روش خوشه بندی مورد استفاده در آن مشابه روش خوشه بندی k میانگین<sup>۲</sup> می باشد. مراکز خوشه ها تنها لایه مخفی شبکه را تشکیل می دهند. سپس کارآموزی لایه خروجی به عنوان یک شبکه پرسپترون یک لایه با استفاده از روش کمترین میانگین مربعات (LMS)<sup>۳</sup> آغاز می شود. داده های خوراک شده به لایه خروجی، آستانه فعال شدن خوشه ها را تشکیل می دهند و یک تابع فاصله برای هر رکورد از مرکز خوشه وجود دارد. اصول کلی شبکه RBF به این صورت است که داده های ورودی از طریق یک تابع ویژگی  $\phi$  به یک فضای با بعد بالاتر لایه مخفی انتقال می یابد، سپس این فضای ویژگی به عنوان ورودی برای یک تابع خطی به لایه خروجی انتقال می یابد؛ یعنی از این مرحله به بعد مشابه پرسپترون عمل می کند (۲۴).

مطالعه حاضر با هدف مدل سازی میزان غلظت گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار با استفاده از روش شبکه های عصبی مصنوعی (پرسپترون و پایه شعاعی) در نرم افزار متلب<sup>۴</sup> و همچنین به منظور تعیین مهم ترین عوامل مؤثر بر میزان غلظت گردوغبار از آنالیز حساسیت در محیط نرم افزار متلب انجام شد.

## روش کار

### منطقه مورد بررسی و داده های تحقیق

کارخانه سیمان سبزوار، واقع در استان خراسان رضوی شهرستان سبزوار در بخش روداب در موقعیت ۳۵ درجه ۵۳ دقیقه عرض شمالی و ۵۷ درجه ۳ دقیقه طول شرقی قرار دارد.

اندازه گیری گردوغبار خروجی از دودکش اصلی کارخانه سیمان سبزوار توسط کارشناسان شرکت معتمد محیط زیست مشهد (پاک آفرینان آویژه) انجام گرفت. تمامی مراحل نمونه برداری و اندازه گیری ها طبق الزامات استاندارد سازمان محیط زیست بود.

1. Radial Basis Function
2. K-mean Clustering
3. Least Mean Square
4. MATLAB

پژوهش حاضر است. مسئله اصلی آن است که چه ترکیبی از ورودی‌های می‌تواند منجر به مدل بهتری شود. در مسئله حاضر سؤال این است که از بین ۶ متغیر مستقل ورودی، کدام‌ها بیشترین تأثیر را در برآورد میزان غلظت آلاینده دارند. یک روش ساده، بررسی تمام حالات ممکن ورودی‌ها می‌باشد. این شیوه برای مواقعی که تعداد ورودی‌ها کم هستند (مانند این پژوهش) راهگشاست، اما اگر تعداد متغیرها زیاد باشند، یک مسئله ترکیباتی خواهد شد که زمان اجرای آن بسیار زیاد می‌شود که روش‌های چندی برای آن در منابع یادگیری ماشین موجود است (۲۵).

برای اینکه تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی، در تخمین مقدار غلظت گردوغبار با شبکه عصبی پرسپترون مشاهده شود، باید تمام حالات ممکن مورد بررسی قرار گیرد. از آنجا که ۶ پارامتر ورودی انتخاب شده است، لذا ۲ به توان ۶، ۶۴ زیرمجموعه دارد که با حذف مجموعه تهی، ۶۳ زیر مجموعه به دست می‌آید. شبکه عصبی MLP با ساختار و شیوه‌ای که در بالا اشاره شد، روی هر حالت (زیرمجموعه) به صورت جداگانه اجرا گردید. تمام زیرمجموعه‌های یک عضوی، دو عضوی، سه عضوی، چهار عضوی، پنج عضوی و شش عضوی پارامترهای مسئله مورد بررسی قرار گرفت. در هر حالت تعداد نورون‌های لایه ورودی برابر تعداد پارامترهای انتخابی است. برای هر زیرمجموعه از پارامترهای ورودی یک شبکه عصبی ساخته و میزان گردوغبار تخمین زده شد. حالتی که نسبت به حالت‌های دیگر خطای کم‌تری در پیش‌بینی گردوغبار داشته باشد، انتخاب شد. سپس برای حالت انتخاب شده، که دارای پارامترهای است، با در نظر گرفتن میانگین تمام پارامترها (پارامترهای حالت انتخاب شده)، به غیر از یک پارامتر مورد بررسی که ۱۰۰ مقدار در بازه مینیمم تا ماکزیمم مقادیرش در داده‌ها تولید شد، به شبکه عصبی پرسپترون وارد شد. کل اجراها روی دستگاهی با پردازنده کور آی-۷ و نرم‌افزار متلب انجام شد.

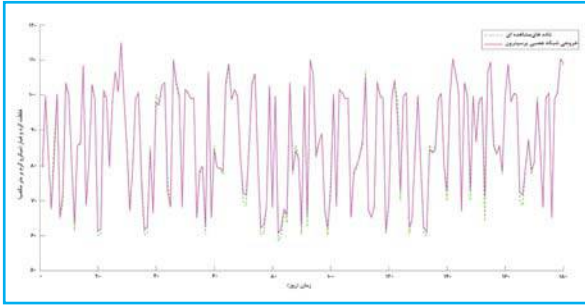
به منظور مقایسه عملکرد مدل‌های شبکه‌های عصبی MLP و RBF و همچنین پذیرش نتایج پیش‌بینی شده در هر یک از شبکه‌های عصبی، بر مبنای کمترین میانگین مربعات

گردوغبار انتخاب شدند. آموزش در شبکه‌های عصبی عبارت است از تعیین وزن‌های شبکه به نحوی که خطا بین خروجی شبکه و مقدار مطلوب کمینه گردد. مقادیر متغیرهای مستقل داده‌های آموزشی به ورودی شبکه داده شد و بر اساس اختلاف خروجی شبکه و مقدار واقعی (متغیر وابسته)، وزن‌های شبکه با یک الگوریتم تکراری بهینه‌سازی، بروزرسانی می‌شوند. یکی از پرکاربردترین و سریع‌ترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی که برای این منظور استفاده می‌شود، الگوریتم لونیبرگ-مارکورت<sup>۱</sup> است، زیرا این الگوریتم باعث افزایش سرعت همگرایی آموزش شبکه می‌شود که در پیاده‌سازی‌های این مقاله از این روش استفاده شد.

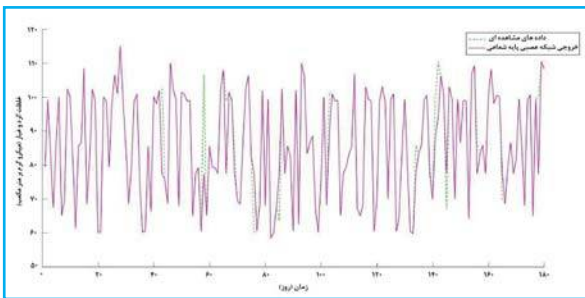
روش اعتبارسنجی مورد استفاده در این پژوهش از جمله روش‌های یادگیری با نظارت محسوب می‌شود. برای ارزیابی این روش‌ها، داده‌های با خروجی دانسته به دو مجموعه آموزش و آزمون تقسیم می‌شوند. مدل روی داده‌های آموزشی، آموزش داده می‌شود (وزن‌های شبکه مشخص می‌شوند) و خطای مدل بر روی داده‌های آزمون (تست)، برآورد می‌شود. به منظور آن که تمام داده‌ها هم در گروه آموزش و هم در گروه تست لحاظ شوند، از روش معمول اعتبارسنجی متقابل k-fold با  $k=10$  استفاده شد. در این شیوه، داده‌ها به ۱۰ قسمت تقسیم و در هر بار اجرا، ۹ گروه به عنوان آموزش و ۱ گروه به عنوان آزمون در نظر گرفته می‌شود. شبکه‌ای که در این میان کمترین خطا را بر روی داده‌های آزمون داشته باشد، انتخاب می‌شود. با شبکه‌های عصبی فوق‌الذکر (سه لایه ورودی، پنهان و خروجی) و شیوه فوق، میزان غلظت گردوغبار بر اساس پارامترهای ورودی تخمین زده شد. ورودی‌های شبکه عصبی شامل: سرعت گاز خروجی، درجه حرارت، ولتاژ مصرفی، سوخت مصرفی، میزان خوراک ورودی (مواد خام) به کوره و مدت زمان نمونه‌برداری بود که از این به بعد آن‌ها به ترتیب با  $Vg$ ،  $Tg$ ،  $Volt$ ،  $Fuel$ ،  $RawM$  و  $St$  نشان داده خواهد شد.

یکی از مسائل حوزه یادگیری ماشین، انتخاب ویژگی‌های ورودی است که متناظر با متغیرهای مستقل (ورودی‌های شبکه عصبی) در

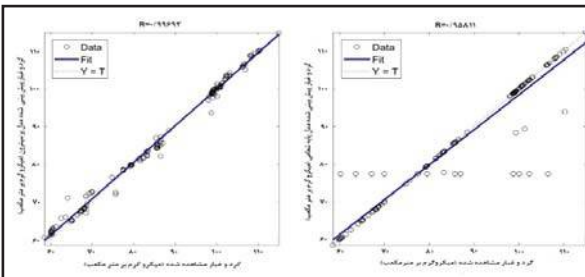
1. Levenberg-Marquardt  
2. k-fold cross validation



شکل ۱. نتایج شبکه عصبی پرسپترون در مرحله آزمون مدل



شکل ۲. نتایج شبکه عصبی پایه شعاعی در مرحله آزمون مدل



شکل ۳. نمودار همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه‌های عصبی و مقادیر واقعی گردوغبار

همان‌طور که در شکل (۴) مشاهده می‌شود، پارامترهای حالت ۶۳ام که با ستاره قرمز رنگ بر روی شکل مشخص شده است؛ یعنی پارامترهای درجه حرارت، زمان نمونه‌برداری، ولتاژ، سوخت و خوراک اولیه کوره در زمان پیش‌بینی گردوغبار، خطای بسیار اندکی نسبت به دیگر حالات دارند. سپس برای هر یک از ۵ پارامتر، میانگین ۴ پارامتر ثابت در نظر گرفته شد و برای پارامتر مورد بررسی ۱۰۰ مقدار در بازه مینیمم تا ماکزیمم مقادیرش در داده‌ها تولید شد، ۴ مقدار ثابت به همراه هر یک از این ۱۰۰ مقدار به شبکه عصبی پرسپترون وارد شد که نتایج آن در شکل (۵) آمده است.

خطا (MSE) و بالاترین ضریب همبستگی (R) مطلوب است. معادلات (۱) و (۲) برای این معیارها به صورت زیر است.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2 \quad \text{معادله (۱)}$$

$$\text{معادله (۲)}$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{O})^2 - \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{O})^2}$$

در معادلات (۱) و (۲)، که  $O_i$  مقدار غلظت گردوغبار مشاهده شده،  $P_i$  مقدار غلظت گردوغبار پیش‌بینی شده،  $\bar{O}$  میانگین مقادیر مشاهده شده و  $N$  تعداد مشاهدات است.

### یافته‌ها

در شکل (۱) و (۲)، به ترتیب نتایج شبیه‌سازی میزان غلظت گردوغبار در مرحله آزمون توسط شبکه‌های عصبی پرسپترون و پایه شعاعی ارائه شده است. نقطه‌چین سبزرنگ مقادیر واقعی غلظت آلاینده (میزان غلظت گردوغبار حاصل از اندازه‌گیری‌های میدانی) و نمودار صورتی رنگ، مشخص کننده خروجی پیش‌بینی شبکه‌های عصبی (میزان غلظت گردوغبار پیش‌بینی شده) می‌باشد. هم‌چنین در شکل (۳) ضریب همبستگی میزان گردوغبار پیش‌بینی شده توسط شبکه‌های عصبی پرسپترون و پایه شعاعی با مقادیر واقعی غلظت گردوغبار ارائه شده است. در جدول (۲) مقادیر شاخص‌های آماری حاصل از شبکه‌های عصبی (MLP و RBF) به صورت خلاصه برای مقایسه، ذکر شده است. مقادیر درج شده برای داده‌های آزمون می‌باشد.

جدول ۲. نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی

معیارهای ارزیابی	پرسپترون (MLP)	پایه شعاعی (RBF)
میانگین مربعات خطا	۱/۷۸۷	۲۱/۲۶۳
ضریب همبستگی	۰/۹۹۶۹۳	۰/۹۵۸۱۱

1. Mean Square Error
2. Correlation Coefficient

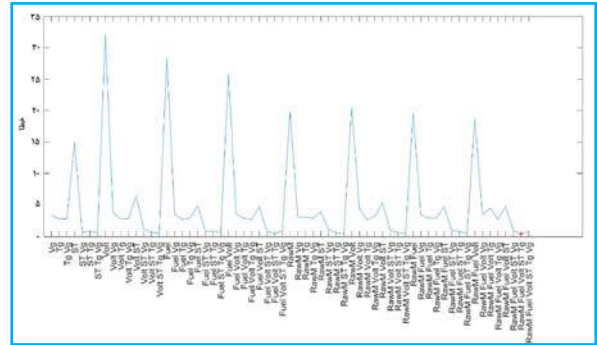


**بحث**

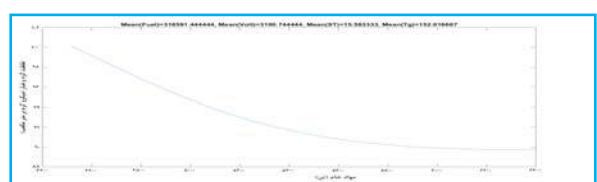
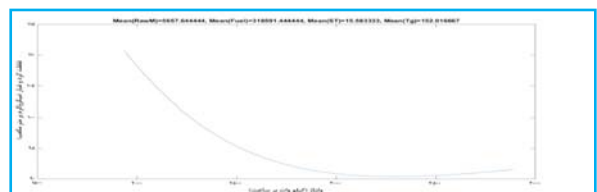
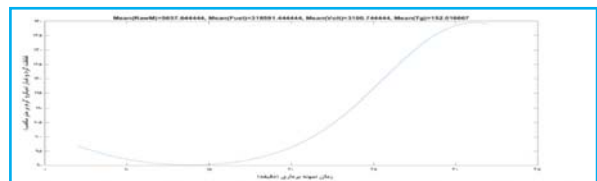
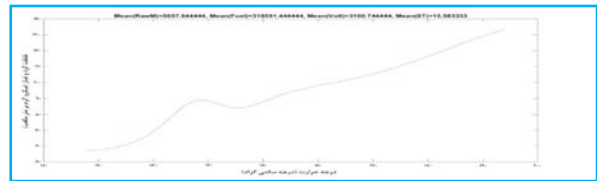
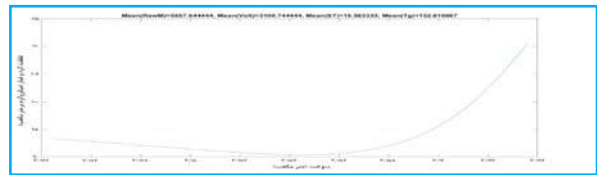
طبق اندازه‌گیری‌های انجام شده بر روی گردوغبار خروجی از دودکش اصلی (دودکش کوره پخت) کارخانه سیمان، نتیجه‌گیری می‌شود که فناوری کنترل آلاینده‌های خروجی (دودکش کوره پخت) کارخانه سیمان سبزوار جهت کنترل گردوغبار از کارایی نسبتاً مطلوبی برخوردار است، زیرا نتایج داده‌های اندازه‌گیری شده تقارب و تجانس مقبولی با استانداردهای ملی سازمان حفاظت محیط زیست ایران، جهت میزان ذرات معلق خروجی کارخانه سیمان، به استناد تبصره (۳) ماده (۱۲) قانون هوای پاک مصوب ۱۳۹۶/۱۲/۱۳ مجلس شورای اسلامی دارد (۲۶). میزان حد مجاز انتشار گردوغبار در ارتباط با مسائل زیست محیطی خروجی دودکش کارخانه سیمان در استاندارد ثانویه برابر ۱۳۰ میکروگرم بر متر مکعب می‌باشد که بر اساس نتایج حاصل از این مطالعه در ایستگاه مورد نظر (دودکش کوره پخت) میزان آلودگی بالاتر از حد مجاز استاندارد نمی‌باشد. میانگین گردوغبار خروجی از کارخانه سیمان سبزوار، ۸۶/۳۰۶ میکروگرم بر متر مکعب به دست آمد که این میزان پایین‌تر از مقادیر به دست آمده در مطالعه علیزاده و همکاران، با میانگین ۳۸۰ میکروگرم بر متر مکعب در کارخانه سیمان کرمان (۲۷) و اکبری و همکاران، با میانگین ۱۵۲ میکروگرم بر متر مکعب در کارخانه سیمان بهیمان بود (۲۸).

**انتخاب مدل برتر**

نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون و شبکه عصبی مصنوعی پایه شعاعی در تخمین میزان غلظت گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار در جدول (۲) نشان داده شده است. بر اساس نتایج، در مجموع بهترین عملکرد در این دو مدل برای تخمین میزان غلظت گردوغبار، مربوط به مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون می‌باشد، زیرا متوسط مربعات خطا (MSE) و ضریب همبستگی (R)، به ترتیب برای مدل پرسپترون ۱/۷۸۷ و ۰/۹۹۶۹۳ و برای مدل پایه شعاعی به ترتیب حدود ۲۱/۲۶۳ و ۰/۹۵۸۱۱ بود. این بدان معناست که شبکه عصبی پرسپترون نسبت به پایه شعاعی، خطای کم‌تر و همبستگی بیشتری دارد.



شکل ۴. تأثیر پارامترهای ورودی در پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار



شکل ۵. نمودارهای تغییر آلاینده‌گی گردوغبار متناظر با تغییر یکی از پارامترها با ثابت نگه داشتن میانگین مقادیر پارامترهای دیگر

آمده است. همان‌طور که انتظار می‌رفت، پارامترهای سوخت، درجه حرارت و مدت زمان نمونه‌برداری، مؤثرترین عوامل مؤثر بر میزان غلظت گردوغبار خروجی از دودکش اصلی است، زیرا افزایش سوخت باعث افزایش درجه حرارت کوره دوار می‌شود که این پارامتر باعث ناپایداری هوای داخل کوره دوار و جابه‌جایی آن و باعث افزایش میزان غلظت گردوغبار خروجی از دودکش کارخانه سیمان سبزوار می‌شود. از طرفی افزایش پارامتر ولتاژ، باعث کاهش میزان غلظت گردوغبار می‌شود، زیرا فیلتر الکترواستاتیکی وابسته به جریان ولتاژ می‌باشد که بیشتر باعث جذب گردوغبار می‌شود. پارامتر مواد خام، چون مواد خام در داخل کوره در اثر حرارت به گلوله‌های کلینکر تبدیل شده و بیشتر آلاینده‌های گازی تولید می‌نمایند که حاصل سوخت مصرفی و درجه حرارت کوره است.

#### نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از آنالیز حساسیت نشان داد که از پارامترهای مورد مطالعه، ۵ پارامتر (سوخت، درجه حرارت، مدت زمان نمونه‌برداری، ولتاژ، ماده خام) تأثیر بسزایی در میزان غلظت گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار دارند. در نهایت با توجه به بازه زمان اندک دوره آماری استفاده شده در این تحقیق، توصیه می‌شود که بررسی‌های بیشتری در این زمینه در بازه زمانی طولانی‌تر و همچنین با استفاده از دیگر مدل‌ها نیز صورت پذیرد و نتایج آن با نتایج به‌دست آمده در این تحقیق مقایسه شود.

#### ملاحظات اخلاقی

نویسندگان کلیه نکات اخلاقی شامل عدم سرقت ادبی، انتشار دوگانه، تحریف داده‌ها و داده‌سازی را در این مقاله رعایت کرده‌اند. همچنین هرگونه تضاد منافع حقیقی یا مادی که ممکن است بر نتایج یا تفسیر مقاله تأثیر بگذارد را رد می‌کنند.

#### تشکر و قدردانی

این مقاله بخشی از پایان‌نامه با عنوان مدل‌سازی پخش گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در

بنابراین با توجه به این مطالب، مدل ایجاد شده با شبکه عصبی پرسپترون، به مثابه مدل برگزیده برای پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار خروجی از دودکش اصلی کارخانه سیمان سبزوار انتخاب می‌شود.

دلیل این که MSE مدل پایه شعاعی ۲۱/۲۶۳، ولی R این مدل خیلی به عدد ۱ نزدیک شده است، این است که پیش‌بینی گردوغبار توسط این مدل در بیشتر مقادیر، تقریباً با مقادیر واقعی مشابه است. فقط برای چند داده مشکل داشته که این چند داده در نمودار همبستگی (شکل ۳) مدل RBF هم مشاهده می‌شوند که خارج از خط هستند. چون تعداد این داده‌ها در قیاس با کل داده‌ها کم بود، ضریب همبستگی را خیلی پایین نیاوردند.

نتایج حاصل از این مطالعه با نتایج مطالعه بنان‌خواه (۲۹) جهت مدل‌سازی ذرات معلق کارخانه سیمان شیراز با به‌کارگیری پارامترهای خط تولید به عنوان داده ورودی به شبکه‌های عصبی مصنوعی، متفاوت بود. هم‌چنین در مطالعه نظام‌پرور (۳۰)، جهت پیش‌بینی گردوغبار خروجی از دودکش اصلی کارخانه سیمان زاوه با استفاده از پارامترهای فشار، ولتاژ و دما به عنوان داده‌های ورودی به شبکه‌های عصبی MLP و RBF، نتایج حاصله حاکی از توانایی بالای شبکه عصبی MLP نسبت به شبکه عصبی RBF در پیش‌بینی گردوغبار کارخانه سیمان زاوه بود که با نتایج مطالعه حاضر همخوانی داشت.

#### آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی

برای فهم درصد تأثیر هر یک از متغیرهای ورودی بر خروجی، می‌توان از آنالیز حساسیت استفاده کرد. با آنالیز کردن، حساسیت متغیرهای ورودی که بیشترین تغییرات را در خروجی به وجود می‌آورند، مشخص می‌شود. در نتیجه این متغیرها می‌بایست با دقت و حساسیت بالایی اندازه‌گیری و به‌کار برده شوند. این متغیرها از درجه اهمیت بیشتری نسبت به بقیه متغیرها برخوردارند (۳۱). در همین راستا در این تحقیق به منظور شناخت درصد تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی بر غلظت گردوغبار، آنالیز حساسیت صورت گرفت که نتیجه آن در شکل ۴ و ۵



اجرا شده است. بدین وسیله از مدیر عامل کارخانه سیمان سبزوار جناب آقای مهندس نصرآبادی به خاطر در اختیار گذاشتن داده‌های تحقیق، تشکر و قدردانی می‌شود.

مقطع کارشناسی ارشد رشته آلودگی محیط زیست، در سال‌های ۱۳۹۶-۹۷ می‌باشد، پروپوزال این مطالعه در کمیته اخلاق دانشگاه یزد تأیید گردید، که با حمایت دانشگاه یزد به شماره ۸۳/۲۰۷/۳

## References

- Perez P, Reyes J. An integrated neural network model for PM10 forecasting. *Atmospheric Environment*. 2006;40(16):2845-51.
- Mwaiselage J, Moen B, Bråtveit M. Acute respiratory health effects among cement factory workers in Tanzania: an evaluation of a simple health surveillance tool. *International archives of occupational and environmental health*. 2006;79(1):49-56.
- Huang CYCC, Chiu HFJF, Ko SJLYC. Effects of occupational dust exposure on the respiratory health of Portland cement workers. *Journal of Toxicology and Environmental Health Part A*. 1996;49(6):581-8.
- Al-Neaimi Y, Gomes J, Lloyd O. Respiratory illnesses and ventilatory function among workers at a cement factory in a rapidly developing country. *Occupational Medicine*. 2001;51(6):367-73.
- Neghab M, Choobineh A. Work-related respiratory symptoms and ventilatory disorders among employees of a cement industry in Shiraz, Iran. *Journal of occupational health*. 2007;49(4):273-8.
- Mwaiselage J, Bråtveit M, Moen B, Yost M. Variability in dust exposure in a cement factory in Tanzania. *Annals of occupational hygiene*. 2005;49(6):511-9.
- Zelege ZK, Moen BE, Bråtveit M. Cement dust exposure and acute lung function: a cross shift study. *BMC pulmonary medicine*. 2010;10(1):19.
- Fell AKM, Notø H, Skogstad M, Nordby K-C, Eduard W, Svendsen MV, et al. A cross-shift study of lung function, exhaled nitric oxide and inflammatory markers in blood in Norwegian cement production workers. *Occup Environ Med*. 2011;68(11):799-805.
- Laraqui CH, Laraqui OH, Rahhali A, Tripodi D, Caubet A, Belamalle I, et al. Respiratory symptoms and ventilatory disorders among a group of cement workers in Morocco. *Revue des maladies respiratoires*. 2002;19(2 Pt1):183-9.
- Abrons H, Petersen M, Sanderson W, Engelberg A, Harber P. Symptoms, ventilatory function, and environmental exposures in Portland cement workers. *Occupational and Environmental Medicine*. 1988;45(6):368-75.
- Rasmussen F, Borchsenius L, Holstein B, Sjølvsteen P. Lung function and long-term exposure to cement dust. *Scandinavian journal of respiratory diseases*. 1977;58(5):252-64.
- Mwaiselage J, Bråtveit M, Moen B, Yost M. Variability in dust exposure in a cement factory in Tanzania. *Annals of occupational hygiene*. 2005;49(6):511-9.
- Baroutian S, Mohebbi A, Goharrizi AS. Measuring and modeling particulate dispersion: A case study of Kerman Cement Plant. *Journal of hazardous materials*. 2006;136(3):468-74.
- Arditsoglou A, Samara C. Levels of total suspended particulate matter and major trace elements in Kosovo: a source identification and apportionment study. *Chemosphere*. 2005;59(5):669-78.
- Abdul-Wahab SA. Impact of fugitive dust emissions from cement plants on nearby communities. *Ecological Modelling*. 2006;195(3-4):338-48.
- Ehrlich C, Noll G, Kalkoff W-D, Baumbach G, Dreiseidler A. PM10, PM2.5 and PM1.0—emissions from industrial plants—results from measurement programmes in Germany. *Atmospheric Environment*. 2007;41(29):6236-54.
- Signal KL, Langridge S, Zhou JL. Release of polycyclic aromatic hydrocarbons, carbon monoxide and particulate matter from biomass combustion in a wood-fired boiler under varying boiler conditions. *Atmospheric Environment*. 2008;42(39):8863-71.
- Lee SW, Herage T, He I, Young B. Particulate characteristics data for the management of PM2.5 emissions from stationary combustion sources. *Powder Technology*. 2008;180(1-2):145-50.
- Eslamoueyan R, Khademi M. Estimation of thermal conductivity of pure gases by using artificial neural networks. *International Journal of Thermal Sciences*. 2009;48(6):1094-101.
- McKendry IG. Evaluation of artificial neural networks for fine particulate pollution (PM10 and PM2.5) forecasting. *Journal of the Air & Waste Management Association*. 2002;52(9):1096-101.
- Marengo E, Bobba M, Robotti E, Liparota MC. Modeling of the polluting emissions from a cement production plant by partial least-squares, principal component regression, and artificial neural networks. *Environmental Science & Technology*. 2006 Jan 1;40(1):272-80.
- Mohebbi A, Baroutian S. Estimation of particle concentration emitted from the stacks of Kerman Cement Plant using artificial neural networks. *Chemical Engineering Communications*. 2008;195(7):821-33.
- Haykin S, Network N. A comprehensive foundation. *Neural networks*. 2004;2(2004):41.
- Zarghi H, Ezi J. Comparison of regression models and artificial neural networks in predicting the yield of egg laying hens. *Iranian Journal of Animal Science Research*. 2015; 7(1): 58-65.
- Theodoridis S, Koutroumbas K. *Pattern Recognition & Matlab Intro*: Academic Press, Inc.; 2010.
- Iran Environmental Protection Agency. Decree on the determination

- of the emission limit of air pollutants. 1397; [26 screens] Available at: URL: <http://www.dastour.ir/brows/?lid=420073>. Accessed October 1, 2018.
27. Alizadehdakhl A, Ghavidel A, Panahandeh M. CFD modeling of particulate matter dispersion from Kerman cement plant. *Iranian Journal of Health and Environment*. 2010;3(1):67-74. (in Persian)
28. Akbari A, editor Borhan diani S, an Evaluation of pollutant gases outlet cement factory behbahan And compared with the standard. 1th National Conference on Planning and Environmental Hamadan-Islamic Azad University; 2011:1-8. (in Persian)
29. Bonankhah A. Application of Artificial Neural Networks in Estimating Particulate Particles Caused by Industries (A Case study: Shiraz Cement Factory). [Masters Thesis]. Iran. Faculty of Natural Resources and the Environment of Yazd University; 2012. (in Persian)
30. Nezamparvar S. Modeling the dust output of Flue using Neural network and Study the performance of Electro-filter (A Case Study of Zaveh Cement Factory). [Masters Thesis]. Iran. Faculty of Geography and Environmental of Hakim Sabzevari University; 2015. (in Persian)
31. NOURI RE, Ashrafi K, Azhdarpour A. Comparison of ANN and PCA based multivariate linear regression applied to predict the daily average concentration of CO: A case study of Tehran. 2008. (in Persian)