Iran Occupational Health

Original Article
http://ioh.iums.ac.ir

Iran Occupational Health. 2020 (30 May);17:12.

Simulation and estimation of the amount of dust in industry with perceptron multi-layer neural network model (Case study: Sabzevar cement factory)

Seyed Saeed Keykhosravi, MSc in Environment Engineering, Department of Environment Science, Faculty of Natural Resources and Environment, Yazd University, Yazd, Iran
Farhad Nejadkoorki, (*Corresponding author) Associate Professor, Department of Environment Science, Faculty of Natural Resources and Environment, Yazd University, Yazd, Iran. f.nejadkoorki@yazd.ac.ir
Mahmood Amintoosi, Associate Professor, Department of Computer Science, Faculty of Mathematics and Computer Science, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran

Abstract

Background and aims: Distribution of air pollutants in industrial units is one of the issues that always affects the environment and ecosystem of adjacent areas. Air pollution is an inevitable part of modern life, and the knowledge of air pollution existed in the past and must be continued to make policies. The cement manufacturing process produces millions of tons of byproducts each year, including dust, toxic gases and heavy metals, which will pose health and respiratory hazards and environmental pollution. Therefore, awareness of pollutant concentrations can be used as key information in pollution control programs. There are still many activities to complete effective control strategies for the prevention, continuous improvement and application of modern technologies to substantially reduce dust in the cement industry. The amount of dust produced can be significantly reduced using modern technologies such as cyclones, bag filters, and electrostatic filters. There are various types of dust in the cement industry including, raw materials such as limestone, marl, clay, iron ore, mixing dust, dryer outlet dust, furnace outlet dust, clinker dust, gypsum dust, and cement dust. In this study, the purpose of dust is the furnace outlet dust. Air pollution is a very complex process that depends on many factors. Therefore, it is very difficult to predict such data with nonlinear dynamics and to determine how the pollutants are to be dispersed and propagated in the atmosphere, which will also be extremely costly. Then, each section can be modeled using this data and solving the equations involving atmospheric processes in the form of data networks. Air quality modeling can be considered as a suitable tool for predicting future air quality and determining emission control strategies. In recent years, one of the best models that has shown good performance in pattern and control modeling is intelligent systems, which include neural networks. Multilayer perceptron neural networks are a model for information processing made by mimicking biological neural networks such as the human brain. The key element of this model is the new structure of its information processing system, consisting of a large number of elements (neurons) with strong internal communications that work together to solve specific problems. Artificial neural networks by empirical data processing transmit knowledge by the law behind the data into the network structure; this is called learning. Ability to learn is essentially the most important feature of an intelligent system. A system that can learn is more flexible and easier to program, so it is better responsive to new problems and equations. Artificial neural networks have been employed for various purposes such as simulation, pattern recognition, classification, prediction, and optimization in engineering sciences. The ability of these networks to map between input and output information with acceptable error has made this method a useful tool for modeling engineering processes. In the basic state, a neural network consists of three layers, input layer, hidden layer, and output layer. Also, each layer contains a number of neurons. In the neural network, neurons are active (on or 1) and inactive (off or 0) and each wing (synapse or communication between nodes) has a weight. Positive-weighted wings trigger or activate the next inactive node, and negative-weighted edges inactivate or inhibit the next inactive node (if it was active). To calculate the output, each of the previous layer inputs is multiplied by the network weights and summed with the corresponding bias. Sabzevar city is located on the west of Khorasan Razavi province in Mashhad-Tehran highway. This city is bounded by Esfarayen in the north, Neyshabur in the east, Kashmar and Bardeskan in the south, Shahroud city in Semnan province in the west. Based on the latest country divisions, Sabzevar has five Bakhsh including, Markazi, Roudab, Khoshab, Davarzan, and Sheshtamad. Sabzevar Cement Factory is one of the sources of dust emission in southwest of Sabzevar in Roudab Bakhsh. The plant started operating on an area of 150 hectares, with a capacity of 3400 tons per day, with Portland cement type 2, 1-325, and 1-425 from October 2007. The plant also uses Bag filter, Bag house, and electrostatic

Keywords
Cement factory,
Artificial neural Networks,
Air pollution,
Dust

Received: 28/07/2018
Published: 30/05/2020

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]

filters for dust, and allocates an area of 50 hectares to build a green belt to protect the environment. The purpose of this research was to predict the amount of dust from the main chimney (baking furnace of Sabzevar cement plant) using a perceptron neural network model.

Methods: In this study, first, the amount of dust emitted from the main chimney of Sabzevar cement plant was studied through field surveying in three seasons in 2017-18 by the Experts of Mashhad Environmental Trust Company (Pak Afarinan Avizheh). All sampling and measurement procedures were in accordance with the requirements of the Iranian Environmental Protection Agency. 180 dust samples were collected and then, compared with Iranian Environmental Protection Agency standards and the US Environmental Protection Agency (EPA). The parameters of output gas velocity parameters, temperature, voltage, fuel, and furnace feed were used as perceptron neural network input. Perceptron neural network with 5 neurons as input in the first layer, 10 neurons in the hidden layer, and 1 neurons in the hidden layer. The Levenberg-Marquardt algorithm was used to train the network, which is one of the most used and fastest optimization algorithms. Perceptron neural network is one of the supervised learning methods. To evaluate this method, the data were divided into two training and test groups. The model was trained on the training data. The model error was estimated on the test data. In order to include all data in both training and test groups, k-fold cross-validation method with k = 5 was used. In this way, the data were divided into 5 sections and at each run, 4 groups were considered as training and 1 groups as testing. The network with the least error over the test data was selected. The amount of dust concentration was estimated based on input parameters with the above mentioned neural network (input, hidden and output three layers) and above method. In order to observe the effect of each of the input parameters on the estimation of dust concentration with the perceptron neural network, all possible scenarios should be considered. Since five input parameters are selected, so 25, there are 32 subsets, which results in 31 cases with the removal of the null set. The perceptron neural network was run with 10 neurons in the hidden layer and one neuron in the output layer on each mode (subset). Thus, all subsets of one-member, two-member, three-member, four-member and five-member problem parameters were investigated. In each case, the number of input layer neurons is equal to the number of selected parameters. For each subset of input parameters a neural network was constructed and the amount of dust was estimated. The subset that had the least error in predicting dust concentration was selected as the influencing parameter. For each subset, 5 models were trained, validated each time, and the model with the least error mean squared on the test data was selected. Correlation coefficients and mean squared error were used to evaluate the accuracy of the model in predicting dust concentration. All implementations were performed in MATLAB software.

Results: The results showed that the perceptron model has a good accuracy in predicting the dust concentration of Sabzevar cement plant. Perceptron neural network model was able to Show the correlation coefficient as much as 0.98168 and 0.98249, and Mean square error as much as 0.709 and 280, respectively in two modes of using all parameters (output gas speed, temperature, voltage, fuel, and furnace feed) and the influential parameter (temperature). This indicates a higher correlation and lower error of the perceptron neural network model in using only the temperature parameter than in the prediction of dust concentration in all parameters.

Conclusion: Achieving environmental pollution standards in the cement industry requires proper design and increased efficiency of dust collecting equipment to reduce dust particles. Nowadays, due to the increasing development of cement factories to produce cement needed in the country as well as the growing importance of environmental considerations in various industries, especially the cement industry, the need for better and more efficient technologies to control pollutants and wastes from cement plants has become more and more prevalent. The cement industry is one of the industries that is always referred to as the pollutant of the environment. Although in recent years the industry has tried to meet the environmental standards required by modernizing its equipment and machinery, it is still one of the most important contributors to air pollution. The results of this study showed that the, this model can be a suitable and fast way to better manage industrial dust concentration and ensure quality monitoring results and reduce costs because of the high capability of perceptron neural network in predicting dust concentration.

Conflicts of interest: None
Funding: Yazd University

How to cite this article:

Keykhosravi SS, Nejadkoorki F, Amintoosi M. Simulation and estimation of the amount of dust in industry with perceptron multi-layer neural network model (Case study: Sabzevar cement factory). Iran Occupational Health. 2020 (30 May);17:12.

*This work is published under CC BY-NC-SA 3.0 licence

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]

سلامت کار ایران
دوره ۱۷ – ۱۲/۱۳۹۹
مقاله پژوهشی
http://ioh.iums.ac.ir

شبیه‌سازی و برآورد میزان گردوغبار صنایع با مدل شبکه عصبی چند لایه پرسپترون (مطالعه موردی: کارخانه سیمان سبزوار)

سید سعید کیخسروی: کارشناس ارشد مهندسی محیط زیست، گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه یزد، یزد، ایران
فرهاد نژاد کورکی: (* نویسنده مسئول) دانشیار، گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه یزد، یزد، ایران. f.nejadkoorki@yazd.ac.ir
محمود امین طوسی: استادیار، گروه علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران

چکیده

زمینه و هدف: امروزه صنعت سیمان به عنوان یکی از مهم‌ترین صنایع آلوده کننده هوا در دنیا به شمار می‌رود. فرآیند تولید سیمان هر ساله باعث تولید میلیون‌ها تن، آلاینده از جمله گردوغبار، گازهای سمی و فلزات سنگین شده که خطرات بهداشتی- تنفسی و آلودگی زیست محیطی را به دنبال خواهد داشت لذا آگاهی از غلظت آلاینده‌ها می‌تواند به عنوان اطلاعات کلیدی در برنامه‌های کنترل آلودگی مورد استفاده قرار گیرد. کارخانه سیمان سبزوار به عنوان یکی از منابع انتشار ذرات معلق در جنوب غربی سبزوار قرار دارد. روش‌های متعددی برای پیش‌بینی غلظت آلاینده‌ها هوا وجود دارد در این میان، در سال‌های اخیر پیشرفت قابل توجهی در توسعه مدل شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی غلظت آلاینده‌های هوا صورت گرفته است، که می‌تواند به عنوان یک ابزار مناسب برای پیش‌بینی کیفیت هوا در آینده و تعیین استراتژی‌های کنترل انتشار آلاینده‌ها تلقی شود. هدف از انجام این مطالعه، پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار خروجی از دودکش اصلی کارخانه سیمان سبزوار با استفاده از مدل شبکه عصبی پرسپترون است.

روش بررسی: در این مطالعه، ابتدا میزان غلظت گردوغبار خروجی از دودکش اصلی کارخانه سیمان سبزوار به وسیله اندازگیری میدانی در سه فصل سال ۹۷-۱۳۹۶ به دست آمد. تعداد ۱۸۰ نمونه گردوغبار جمع‌آوری شد. از پارامترهای جریان گاز خروجی، درجه حرارت، ولتاژ، سوخت و خوراک کوره به عنوان داده‌های ورودی شبکه عصبی پرسپترون، استفاده شد. برای آموزش شبکه، از الگوریتم لونبرگ-مارکوارت استفاده شد. برای ارزیابی شبکه از روش اعتبارسنجی متقابل k-fold با k=5 استفاده شد در این شیوه داده‌ها را به ۵ قسمت تقسیم و در هر بار اجرا، ۴ گروه به عنوان آموزش و ۱ گروه به عنوان آزمون درنظر گرفته شد شبکه‌ای که در این میان، کمترین خطا را بر روی داده‌های آزمون داشته باشد انتخاب شد. با اطلاعات مربوط به اندازه‌گیری‌های تجربی از میزان غلظت گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار، تست عملکرد شبکه انجام شد. جهت بررسی میزان دقت مدل در پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار، از شاخص‌های ضریب همبستگی و میانگین مربعات خطا استفاده شد.

یافته‌ها: نتایج نشان داد که مدل پرسپترون، در پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار از دقت خوبی برخوردار است. به طوری که مدل شبکه عصبی پرسپترون در دو حالت، استفاده از همه پارامترها و پارامتر تاثیرگذار (درجه حرارت) قادر بود، میزان ضریب همبستگی به ترتیب، ۰/۹۸۱۶۸ و ۰/۹۸۲۴۹ و میزان میانگین مربعات خطا به ترتیب، ۰/۷۰۹ و ۰/۲۸۰ نشان دهد. که نشانگر همبستگی بیشتر و خطای کمتر مدل شبکه عصبی پرسپترون در حالت استفاده فقط از پارامتر درجه حرارت، نسبت به حالت همه پارامترها در پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار دارد.

نتیجه‌گیری: به دلیل قابلیت بالای شبکه عصبی پرسپترون در پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار، این مدل می‌تواند، راهکار مناسب و سریع در مدیریت برتر میزان غلظت گردوغبار صنایع و اطمینان از نتایج پایش کیفی و کاهش هزینه‌های آن مطرح شود.

کلیدواژه‌ها
کارخانه سیمان،
شبکه‌های عصبی مصنوعی،
آلودگی هوا،
گردوغبار

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۵/۰۶
تاریخ چاپ: ۹۹/۰۳/۱۰

تعارض منافع: گزارش نشده است.
منبع حمایت کننده: دانشگاه یزد

شیوه استناد به این مقاله:
Keykhosravi SS, Nejadkoorki F, Amintoosi M. Simulation and estimation of the amount of dust in industry with perceptron multi-layer neural network model (Case study: Sabzevar cement factory). Iran Occupational Health. 2020 (30 May);17:12.

*انتشار این مقاله به صورت دسترسی آزاد مطابق با CC BY-NC-SA 3.0 صورت گرفته است

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]

مقدمه

آلودگی هوا یکی از مهمترین معضلات زیست محیطی است که همواره تهدیدی جدی برای سلامت و بهداشت جامعه بوده است (۴-۱). رشد روزافزون صنعت و اقتصاد منجر به افزایش مصرف انرژی و انتشار آلاینده‌های هوا گردیده است. سازمان جهانی بهداشت گزارش داد که سالانه بیش از ۲/۷ میلیون مرگ در رابطه با آلودگی هوا رخ می‌دهد (۲ و ۷-۵). بر طبق برنامه ملی زیست محیطی ایالات متحده، مواد معلق ذره‌ای، اصطلاح عمومی گردوغبار موجود در هوا است که کیفیت هوای بسیاری از شهرهای جهان را تحت تأثیر قرار داده است. ذرات معلق یکی از شش آلاینده شاخص هوا می‌باشد که توسط آژانس حفاظت محیط زیست آمریکا دارای استاندارد کیفیت هوای آزاد می‌باشد(۱۰-۸). مطالعات اپیدمیولوژیک نشان دادند که سالانه بیش از ۵۰۰ هزار آمریکایی بر اثر بیماری‌های قلبی-عروقی در ارتباط با مواد معلق ذره‌ای می‌میرند (۳، ۱۱ و ۱۲). صنعت سیمان، از صنایع مهم کشور بوده و باتوجه به نقش مهم سیمان در بخش‌های مختلف، دارای اهمیت اقتصادی بالایی می‌باشد. نگرانی عمده در ارتباط با انتشارات صنایع سیمان، اثر آن بر محیط زیست و جوامع مجاور می‌باشد (۱۳). آلودگی هوا توسط گردوغبار، مهمترین آلودگی کارخانه سیمان است. مطالعات زیادی برای اندازه‌گیری و بررسی چگونگی پخش گردوغبار در هوا انجام شده است (۱۸-۱۴).

مدل‌سازی پخش آلاینده‌ها کمک می‌کند تا با بررسی اثر تغییر پارامترهای مختلف بر تولید و نشر آلاینده‌ها بتوان تمهیداتی را برای کنترل بهینه آلودگی در نظر گرفت. روشی که معمولاً برای مدل‌سازی انتشار آلاینده‌های هوا از کارخانجات سیمان استفاده می‌شود، مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks (ANN)) که به وسیله الگو برداشتن از بدن انسان به وجود آمده است، همانند بدن انسان از سلول‌هایی که به یکدیگر پیوند خورده‌اند تشکیل شده است (۱۹). یکی از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی و پیش‌بینی آلاینده‌های هوا، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (Multi-Layer Perceptron (MLP)) است (۲۰). شبکه عصبی MLP که شبکه چند لایه پیشخور نیز نامیده می‌شود، که دارای یک یا چندین لایه ورودی است، لایه (های) میانی بین لایه ورودی و خروجی قرار گرفته‌اند و از آنجا که لایه (ها) به طور غیر مستقیم با ورودی و خروجی ارتباط دارد به این لایه (ها) لایه (های) مخفی یا پنهان نیز می‌گویند در لایه خروجی نیز بسته به نوع خروجی که می‌خواهیم تابع تحریک خطی یا غیر خطی می‌باشد. به چنین شبکه‌هایی شبکه کاملاً مرتبط نیز می‌گویند. در حالت کلی بردار خروجی‌ها لایه اول ورودی‌های لایه دوم را می‌سازند و به همین ترتیب بردار خروجی لایه دوم، ورودی‌های لایه سوم و الی آخر وبدین صورت خروجی (های) لایه آخر پاسخ واقعی شبکه را تشکیل می‌دهند (۲۱).

آگاهی از غلظت آلاینده‌های هوا در کارخانجات به منظور ارزیابی وضعیت آلودگی هوا و برنامه‌ریزی برای کنترل آن ضروری می‌باشد. اندازه‌گیری آلاینده‌های هوا در کارخانجات به طور معمول با استفاده از ایستگاه‌های پایش سیار انجام می‌گیرد. با توجه به محدودیت‌های موجود در روش سنجش دستگاهی، در طی دهه اخیر مدل های آماری متعددی نیز جهت پیش‌بینی غلظت آلاینده‌های هوا مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج حاصل از این مدل‌ها می‌تواند در برنامه‌ریزی مدیریت و کنترل آلودگی هوا مورد استفاده قرار گیرد. در این میان شبکه‌های عصبی مصنوعی در پژوهش‌های مربوط به آلودگی هوا در سال‌های اخیر به طور موفقیت آمیزی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. از جمله این مطالعات می‌توان به مطالعه محبی و باروشن (۲۰۰۸)، در خصوص پیش‌بینی غلظت ذرات معلق کارخانه سیمان کرمان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، که 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). کارهای دیگری ، که برخی محققین در مطالعات خود از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی آلودگی هوا استفاده کرده‌اند می‌توان به مطالعات ریکوس و همکاران (۲۰۰۲)، کوکونن و همکاران (۲۰۰۳)، کورت و همکاران (۲۰۰۸)، پازند و

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]

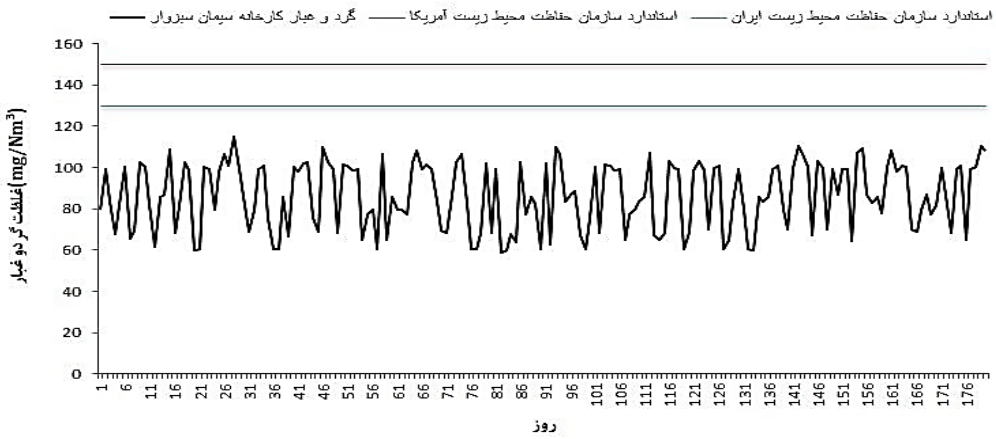
همکاران (۲۰۰۹)، بداغ پور و چارکستانی (۲۰۱۱)، فاطمی مقدم و همکاران (۱۳۹۰)، نژاد کورکی و بریشن (۲۰۱۲)، فیلتی و داسیلوا (۲۰۱۵)، محمدی و همکاران (۱۳۹۵)، اسدالله فرد و زنگوئی (۱۳۹۶) اشاره نمود (۳۲-۲۳). نتایج این مطالعات نشان دهنده کارآیی بالای شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی غلظت آلاینده‌های هوا است. با توجه به این که کارخانه سیمان سبزوار به عنوان یکی از صنایع بزرگ در انتشار گردوغبار است، و مطالعه‌ای در خصوص پیش‌بینی گردوغبار این کارخانه انجام نشده، به منظور ارتقاء و اعتبارسنجی سیستم اطلاعاتی موجود پایش آلاینده‌های کارخانه سیمان سبزوار ضروری است تا در کنار استفاده از دستگاه‌های سنجش آلاینده‌ها، از روش‌های ریاضی مشتمل بر مدل‌های پیش‌بینی به نحو مطلوب بهره‌برداری شود. در این راستا، پژوهش پیش‌رو سعی در ارائه مدلی جهت پیش‌بینی میزان گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار توسط شبکه عصبی پرسپترون دارد.

روش بررسی

موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه: 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.

مراحل نمونه‌برداری گردوغبار: اندازه‌گیری میزان گردوغبار خروجی از دودکش اصلی کارخانه سیمان سبزوار توسط کارشناسان شرکت معتمد محیط زیست مشهد (پاک آفرینان آویژه) انجام گرفت که تمامی مراحل نمونه‌برداری و اندازه‌گیری‌ها طبق الزامات استاندارد سازمان محیط زیست بوده است. ۱۸۰ داده، (گردوغبار منتشر شده از دودکش اصلی کارخانه سیمان سبزوار از ۳ فصل پاییز، زمستان و بهار در سال ۹۷-۹۶) جمع آوری شد و مورد آنالیز قرار گرفت، سپس با استانداردهای سازمان حفاظت محیط زیست ایران و آمریکا مورد مقایسه قرار گرفت (شکل ۱).

شبکه عصبی پرسپترون: در شبکه عصبی پرسپترون عموماً دو نوع سیگنال استفاده می‌شوند و بهتر است از هم تمیز داده شوند؛ یک نوع سیگنال‌هایی هستند که در مسیر رفت حرکت می‌کنند (از سمت چپ به راست شبکه، مسیر پیشرو) و دسته دیگر سیگنال‌هایی هستند که در مسیر برگشت حرکت می‌کنند (از سمت راست به چپ شبکه، مسیر پسخور). به دسته اول سیگنال‌های



شکل ۱- مقایسه میزان گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار با استانداردهای سازمان حفاظت محیط زیست ایران و آمریکا

جدول ۱- پارامترهای ورودی به مدل شبکه عصبی پرسپترون

نام کامل متغیرهای ورودی	میانگین	کمینه	بیشینه
سرعت گازخروجی (m/s)	۱۲/۱۳۳	۸/۸۷	۱۶/۸۵
درجه حرارت گاز خروجی (ºc)	۱۸۵	۱۱۸	۱۸۶
مواد خام کوره (ton)	۵۶۱۸	۴۵۱۶	۶۲۵۰
ولتاژ (kw/h)	۳۰۲۱	۱۹۳۶	۳۷۰۰
سوخت (m^3)	۳۱۸۵۷۳	۳۱۷۵۲۵	۳۱۹۱۹۹

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]

تابعی و به دسته دوم سیگنال‌های خطا گویند. سیگنال تابعی، در مسیر رفت در شبکه‌ای از لایه‌ای به لایه دیگر توزیع می‌شوند و سیگنال‌های خطا در مسیر برگشت شبکه منتشر می‌شوند (۳۳).

در این تحقیق سعی شده، با استفاده از پارامترهای خط تولید از جمله سرعت گاز خروجی ، درجه حرارت، ولتاژ مصرفی، سوخت مصرفی، میزان خوراک ورودی به کوره (داده‌های ورودی) بر روی میزان غلظت گردوغبار (داده خروجی) جهت پیش‌بینی میزان گردوغبار با استفاده از شبکه عصبی پروسپترون استفاده شود. ۱۸۰ داده، (در بازه سه فصل پاییز، زمستان و بهار در سال ۹۷-۹۶) از کارشناسان مسئول سیستم‌های اتاق کنترل کارخانه سیمان سبزوار گرفته شد (جدول ۱).

میزان گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار: شبکه عصبی پرسپترون با ۵ نورون به عنوان ورودی در لایه اول، ۱۰ نورون در لایه مخفی و یک نورون در لایه خروجی برای پیش‌بینی مقدار گردوغبار انتخاب شد.

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 شده 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 لونبرگ-مارکورت (Levenberg-Marquardt) است که در پیاده‌سازی‌های این مقاله از این روش استفاده شده است.

روش اعتبار سنجی: روش مورد استفاده در این پژوهش از جمله روش‌های یادگیری بانظارت 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 آنکه تمام داده‌ها هم در گروه آموزش و هم در گروه تست لحاظ شوند، از روش معمول اعتبارسنجی متقابل k-fold (k-fold cross validation) با k=5 استفاده شده است. در این شیوه داده‌ها را به ۵ قسمت تقسیم و در هر بار اجرا، ۴ گروه به عنوان آموزش و ۱ گروه به عنوان آزمون درنظر گرفته می‌شود. شبکه‌ای که در این میان، کمترین خطا را بر روی داده‌های آزمون داشته باشد انتخاب شد.

با شبکه عصبی فوق‌الذکر (سه لایه ورودی، پنهان و خروجی) و شیوه فوق میزان غلظت گرد و غبار بر اساس پارامترهای ورودی تخمین زده شد. ورودی‌های شبکه عصبی عبارت بودند از سرعت گاز خروجی، درجه حرارت، ولتاژ مصرفی، سوخت مصرفی و میزان خوراک ورودی به کوره که از این به بعد آنها را به ترتیب با Vg، Tg، Volt، Fuel و RawM نشان خواهیم داد.

یکی از مسائل حوزه یادگیری ماشین، انتخاب ویژگی‌های ورودی است که متناظر با متغیرهای مستقل (ورودی‌های شبکه عصبی) در 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 پنج متغیر مستقل ورودی کدام‌ها بیشترین تاثیر 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 (۳۴).

انتخاب پارامترهای مؤثر: برای اینکه تاثیر هریک از پارامترهای ورودی، در تخمین مقدار غلظت گردوغبار با شبکه‌ی عصبی پرسپترون مشاهده گردد باید تمام حالات ممکن مورد بررسی قرار گیرد. از آنجا که پنج پارامتر ورودی انتخاب شده است، لذا ۲ به توان ۵، ۳۲ زیر مجموعه دارد که با حذف مجموعه تهی، ۳۱ حالت بدست می‌آید. شبکه عصبی پرسپترون با ۱۰ نورون در لایه پنهان و یک نورون در لایه خروجی روی هر حالت (زیرمجموعه) به صورت جداگانه اجرا گردید. به این ترتیب تمام زیر مجموعه‌های یک عضوی، دو عضوی، سه عضوی، چهار عضوی و پنج عضوی پارامترهای مسئله مورد بررسی قرار می‌گیرند. در هر حالت تعداد نورون‌های لایه‌ی ورودی برابر تعداد پارامترهای انتخابی است. برای هر زیر مجموعه از پارامترهای ورودی یک شبکه عصبی ساخته و میزان گردوغبار تخمین زده شد. زیر مجموعه‌ای که کمترین خطا را در پیش‌بینی میزان

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]

غلظت گردوغبار داشت، به عنوان پارامتر تأثیر گذار، انتخاب شد. روش اعتبارسنجی متقابل k-fold با k=5 بود. از آنجا که در روال آموزش شبکه عصبی از مقادیر تصادفی به عنوان وزن‌های اولیه استفاده می‌شود، هر بار که یک مدل آموزش داده می‌شود نتایج آن با دفعه بعد ممکن است متفاوت باشد. برای هر زیر مجموعه، ۱۰۰ بار مدل آموزش داده شد، در هر بار اعتبارسنجی انجام شد و مدلی که کمترین میانگین مربعات خطا روی داده‌های تست را داشت، انتخاب شد. کلیه اجراها در نرم‌افزار متلب انجام شد.

ارزیابی اعتبار مدل‌ها: جهت ارزیابی عملکرد مدل‌ها و مقایسه نتایج بدست آمده در مرحله آزمون از شاخص‌های آماری نظیر شاخص میانگین مربعات خطا(MSE) و ضریب همبستگی (R) که معادلات مربوطه به شرح زیر است.

معادله (۱):

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

معادله (۲):

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

در معادلات (۱) و (۲)، که Oi مقدار غلظت گردوغبار مشاهده شده و Pi مقدار غلظت گردوغبار پیش‌بینی شده و $\bar{O}$ میانگین مقادیر مشاهده شده و N تعداد مشاهدات است. شاخص MSE میزان خطای مدل در مرحله آزمون را نشان می دهد که مقدار عدد مطلوب صفر است، شاخص R میزان همبستگی بین مقادیر برآورد شده و محاسبه شده را نشان می‌دهد که بین ۱+ تا ۱- متغیر است و هرچه به عدد ۱+ نزدیک تر باشد مطلوب‌تر است.

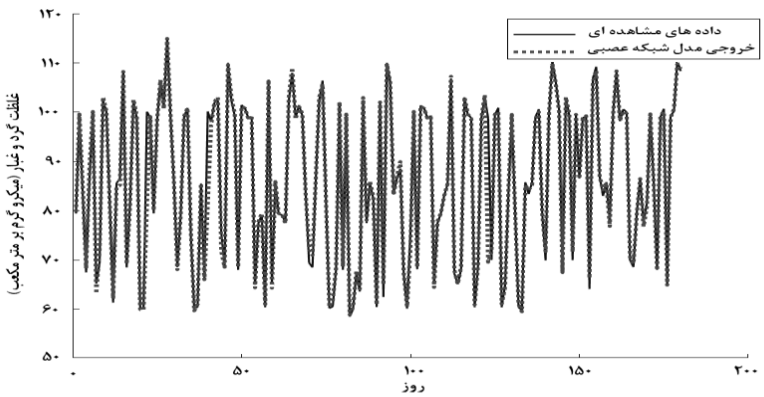
یافته‌ها

شکل ۲، خروجی مدل شبکه عصبی پرسپترون در حالتی که تمام پارامترهای مسئله به عنوان ورودی شبکه درنظر گرفته شده بودند را نشان می‌دهد.

نمودار سیاه رنگ مقادیر واقعی غلظت آلاینده (گردوغبار مشاهده شده) و نقطه‌چین سیاه رنگ مشخص کننده خروجی پیش‌بینی شبکه عصبی می‌باشد. همان گونه که ملاحظه می‌شود، تا حد زیادی دو نمودار منطبق بر هم هستند که مطلوب بودن کارایی شبکه عصبی را نشان می دهد.

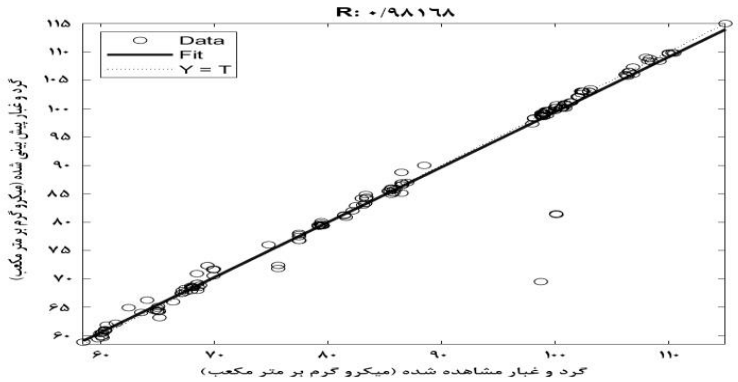
خطای این شبکه روی داده‌های آزمون (تست) برابر ۰/۷۰۹ بوده است. شکل ۳ ضریب همبستگی، بین داده‌های واقعی (مشاهده شده) و خروجی شبکه عصبی (پیش‌بینی شده) را نشان می‌دهد که برابر ۰/۹۸۱۶۸ است که نشان‌گر همبستگی بسیار خوب داده‌های واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشد.

نمودار شکل ۴ نشان دهنده این است که کدام یک از زیر مجموعه‌ها در پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار خطای کمتری دارند. همان طور که ملاحظه می‌کنید به ترتیب ابتدا زیر مجموعه‌های تک عضوی مانند {مواد خام}، {سوخت}، {ولتاژ}، {درجه حرارت} و {سرعت گاز خروجی} بعد زیر مجموعه های دو عضوی مانند {مواد خام و سوخت}، {مواد خام و ولتاژ}، {مواد خام و درجه حرارت}، {مواد

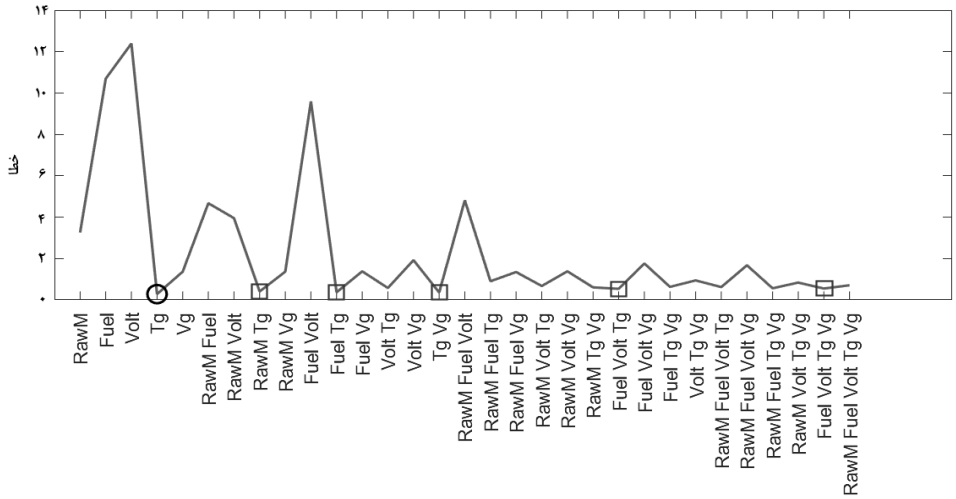


شکل ۲- نمودار نتایج حاصل از شبیه‌سازی میزان غلظت گردوغبار در مرحله آزمون (همه پارامترها)

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]



شکل ۳- نمودار نتایج همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی



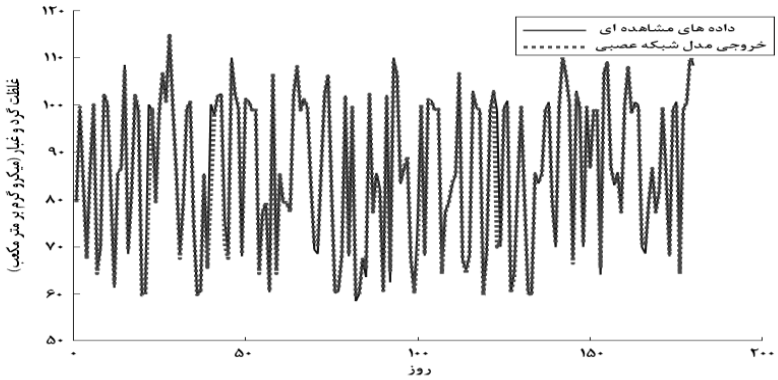
شکل ٤- مهمترین پارامترهای تاثیرگذار در برآورد میزان گردوغبارکارخانه سیمان سبزوار (مربع مشکی رنگ بیانگر برآورد خطا در حد مطلوب و دایره مشکی رنگ بیانگر برآورد خطا در حد عالی را نشان می‌دهد)

خام و سرعت گاز خروجی}، {سوخت و ولتاژ}، {سوخت و درجه حرارت}، {سوخت سرعت گاز خروجی}، {ولتاژ و درجه حرارت}، {ولتاژ و سرعت گاز خروجی} و {درجه حرارت و سرعت گاز خروجی} بعد زیر مجموعه های سه عضوی مانند {مواد خام و سوخت، ولتاژ} و ... بعد زیر مجموعه‌های چهار عضوی مانند {مواد خام، سوخت، ولتاژ و درجه حرارت} و ... بعد زیر مجموعه‌های پنج عضوی یا همه پارامتر ها {مواد خام، سوخت، ولتاژ، درجه حرارت و سرعت گاز خروجی} مورد بررسی قرار گرفت، که از بین این ۳۱ حالت، حالت چهارم با زیر مجموعه {Tg} که با دایره سیاه رو نمودار مشخص شده است دارای خطای بسیار اندکی است، یعنی اینکه پارامتر درجه حرارت دارای بیشترین تأثیر در پیش بینی میزان غلظت گردوغبار دارد.

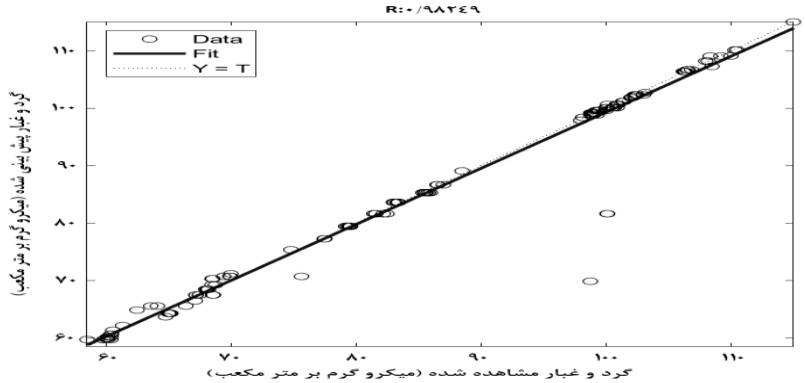
شکل ۵ خروجی شبکه عصبی پرسپترون در حالتی که فقط پارامتر درجه حرارت (Tg) به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته شده است را نشان می‌دهد. خطای این شبکه روی داده‌های آزمون برابر ۰/۲۸۰ بوده است. شکل ۶ ضریب همبستگی ، بین داده‌های واقعی (مشاهده شده) و خروجی شبکه عصبی (پیش‌بینی شده) را نشان می‌دهد که برابر ۰/۹۸۲۴۹ است.

با مقایسه شاخص آماری متوسط مربعات خطا (MSE)، حاصل از دو حالت استفاده شده در مدل شبکه عصبی پرسپترون، حالت تمام پارامترها و پارامتر تاثیرگذار (Tg)، به ترتیب برابر ۰/۷۰۹ و ۰/۲۸۰ است که نشان از خطای کم‌تر حالت استفاده از پارامتر درجه حرارت است. ضریب همبستگی (R) در حالت استفاده از تمام پارامترها، و در حالت استفاده از تک پارامتر درجه حرارت به ترتیب معادل ۰/۹۸۱۶۸ و ۰/۹۸۲۴۹

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]



شکل ۵- نمودار نتایج حاصل از شبیه‌سازی میزان غلظت گردوغبار در مرحله آزمون (پارامتر تأثیرگذار)



شکل ٦- نمودار نتایج همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی

بود که به معنای پیش بینی به ترتیب ۹۸/۱ و ۹۸/۲ مقدار از آلاینده انتشاری از صنعت سیمان است.

براساس استانداردهای سازمان حفاظت محیط زیست ایالت متحده آمریکا (United States Environmental Protection Agency (EPA) مقدار متوسط غلظت گردوغبار در یک شبانه روز نباید از ۱۵۰ میکرو گرم بر متر مکعب تجاوز نماید (۳۵). مقادیر اندازه گیری شده غلظت گردوغبار و پیش‌بینی شده حاصل از مدل شبکه عصبی پرسپترون در این مطالعه نشان می‌دهد که میزان غلظت گردوغبار در هیچ یک از موارد مورد بررسی از غلظت EPA تجاوز نکرده است. هم‌چنین نتایج حاصل از مقایسه میزان گردوغبار انتشار یافته از کارخانه سیمان سبزوار با استانداردهای سازمان حفاظت محیط زیست ایران (۳۶) بدین صورت است که، میزان گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار، کم‌تر از استاندارد ثانویه (۱۳۰ میکرو گرم بر متر مکعب) سازمان حفاظت محیط زیست ایران است.

بحث

نتایج مطالعه نشان می‌دهد که شبکه عصبی پرسپترون در پیش‌بینی میزان غلظت گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار از کارایی نسبتاً مطلوبی برخوردار است. زیرا نتایج حاصل از شبکه عصبی پرسپترون تقارب و تجانس مقبولی با گردوغبار اندازه گیری شده دارد.

در مطالعه اکبری و برهانديانی (۳۷) که بر روی پراکنش ذرات معلق کارخانه سیمان بهبهان انجام گرفت. حداکثر غلظت ۱۵۲میکرو گرم بر متر مکعب پیش‌بینی شد که مقادیر حاصله بالاتر از استاندارد EPA و نتایج حاصل از این مطالعه می‌باشد. در مطالعه نور و یاپ (۳۸) اوتارو و همکاران (۳۹)، عبدالوهاب (۱۵) و جاه و همکاران (۴۰) حداکثر غلظت پیش‌بینی شده گردوغبار خروجی از دودکش کارخانه سیمان را بالاتر از استاندارد سالیانه سازمان جهانی بهداشت (World Health Organization (WHO)) با مقدار

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]

۲۶۰ میکروگرم بر مترمکعب گزارش دادند که بالاتر از نتایج حاصل از این مطالعه می‌باشد.

در این تحقیق از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای برآورد میزان گردوغبار منتشره از دودکش اصلی کارخانه سیمان سبزوار استفاده شد. شبیه‌سازی میزان گردوغبار، با مدل شبکه عصبی پرسپترون، برای تمام حالات انتخاب پارامترهای ورودی انجام شد. از میان ۳۱ حالت زیرمجموعه‌های پنج پارامتر ورودی، یک پارامتر یعنی درجه حرارت (Tg)، بیشترین تاثیر را در انتشار میزان گردوغبار دارد. این بدان معناست که این پارامتر (Tg) به تنهایی می‌تواند میزان گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار را پیش‌بینی نماید و بیشترین تأثیر، در انتشار گردوغبار دارد. نتایج حاصل از این مطالعه با نتایج مطالعه بنان‌خواه (۴۱) 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 (۴۲)، 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 پرسپترون و شبکه عصبی پایه شعاعی، نتایج حاصله حاکی از توانایی بالای شبکه عصبی پرسپترون نسبت به شبکه عصبی پایه شعاعی در پیش‌بینی گردوغبار کارخانه سیمان زاوه بود که با نتایج مطالعه حاضر همخوانی داشت.

نتیجه‌گیری

مدل شبکه عصبی پرسپترون توانست، با استفاده از پارامتر درجه حرارت، به میزان قابل توجهی، غلظت گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار را پیش‌بینی نماید. بنابراین، این مدل می‌تواند، راهکاری مناسب و سریعی در مدیریت برتر میزان غلظت گردوغبار صنایع باشد. 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.

تقدیر و تشکر

این مقاله بخشی از پایان‌نامه با عنوان مدل‌سازی پخش گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقطع کارشناسی ارشد رشته آلودگی محیط زیست، در سال‌های ۹۷-۱۳۹۶ می‌باشد که با حمایت دانشگاه یزد به شماره ۸۳/۲۰۷/۳ اجرا شده است. بدین‌وسیله از مدیر عامل کارخانه سیمان سبزوار جناب آقای مهندس نصرآبادی به خاطر در اختیار گذاشتن داده‌های تحقیق، تشکر و قدردانی می‌شود.

References

1. Daryanoosh M, Goudarzi GH, Rashidi R, Keishams F, Hopke PK, Mohammadi MJ, et al. Risk of morbidity attributed to ambient PM10 in the western cities of Iran. Toxin Rev. 2017:1-6.
2. Khaniabadi YO, Hopke PK, Goudarzi G, Daryanoosh SM, Jourvand M, Basiri H. Cardiopulmonary mortality and COPD attributed to ambient ozone. Environ Res. 2017;152:336-41.
3. Khaniabadi YO, Goudarzi G, Daryanoosh SM, Borgini A, Tittarelli A, De Marco A. Exposure to PM10, NO2, and O3 and impacts on human health. Environ Sci Pollut Res. 2017;24:2781-9.
4. Farhadi M, Sicard P, De Marco A, Khoshgoftar M, Taiwo AM, Mohammadi MJ, et al. Hot spots of NOx emission from the cement factory main stacks. Fresenius Environ Bullet. 2017;26:8345-552.
5. Seangkiatiyuth K, Surapipith V, Tantrakarnapa K, Lothongkum AW. Application of the AERMOD modeling system for environmental impact assessment of NO_2 emissions from a cement complex. J Environ Sci. 2011;23:931-40.
6. Abu-Allaban M, Abu-Qudais H. Impact assessment of ambient air quality by cement industry: a case study in Jordan. Aerosol Air Qual Res. 2011;11:802-10.
7. Shahsavani A, Naddafi K, Jafarzade Haghighifard N, Mesdaghinia A, Yunesian M, Nabizadeh R, et al. The evaluation of PM10, PM2.5, and PM1 concentrations during the Middle Eastern Dust (MED) events in Ahvaz, Iran, from april through september 2010. J Arid Environ. 2012;77:72-83.
8. Shakour A, El-Shahat M, El-Taieb N, Hassanein M, Mohamed A. Health impacts of particulate matter in greater Cairo, Egypt. J Am Sci. 2011;7:840-8.
9. Khaniabadi YO, Polosa R, Chuturkova RZ, Daryanoosh M, Goudarzi G, Borgini A, et al. Human health risk assessment due to ambient PM10 and SO2 by an air quality modeling technique. Process Saf Environ Prot. 2017;111:346-54.
10. Goudarzi G, Daryanoosh S, Godini H, Hopke P,

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]

compared with a deterministic modelling system and measurements in central Helsinki. Atmospher Environ. 2003;37(32):4539-4550.

25. Kurt A, Gulbagci B, Karaca F, Alagha O. An online air pollution forecasting system using neural networks. Environ Int. 2008;34(5):592-598.

26. Pazand K, Panahi MS, Pourabdoli M. Simulating the mechanical behavior of a rotary cement kiln using artificial neural networks. Mat Design. 2009;30(9):3468-73.

27. Filletti ÉR, Da Silva JM, Ferreira VG. Predicting of the fibrous filters efficiency for the removal particles from gas stream by artificial neural network. Adv Chem Engin Sci. 2015;5(03):317.

28. Bodaghpour S, Charkhestani A. Prediction of Gas Pollutants Concentration by Means of Artificial Neural Network in Tehran Urban Air. J Environ Sci Technol. 2011;13(1):1-10.

29. Fatemimoghadam A, Sharifi A, Teshnehlab M. Prediction and Identification of Nonlinear Rotary Cement Kiln System with Neuro-Fuzzy ANFIS Network by Using Feature Selection with Genetic Algorithm. J Control. 2011;5(2):22-33. [Persain]

30. Nejadkoorki F, Baroutian S. Forecasting extreme PM10 concentrations using artificial neural networks. Int J Environ Res. 2012;6(1):277-284.

31. Mohammadi N, Zoroufchi Benis K, Shakerkhatibi M, et al. Forecasting Concentrations of Gaseous Air Pollutants Using Artificial Neural Networks in Tabriz. Civil Engin Environ J. 2016;46(2):97-104. [Persian]

32. Asadollahfardi F, Zangooei H. PM10 air pollution in Mashhad City using artificial neural network and Markov Chain model. Journal of Applied Geosci Res. 2017;17(47): 39-59. [Persian]

33. Menhaj M B, Computational intelligence. First Edition. Amir Kabir University of Technology. 2002:716.

34. Theodoridis S, Pikrakis A, Koutroumbas K, Cavouras D. Introduction to pattern recognition: a matlab approach: Academic Press; 2010.

35. Alizadehdakhel A, Ghavidel A, Panahandeh M. CFD modeling of particulate matter dispersion from Kerman cement plant. Iran J Health Environ. 2010;3(1):67-74. [Persain]

36. Iran Environmental Protection Agency. Decree on the determination of the emission limit of air pollutants. 1397; [26 screens] Availabel at: URL: http://www.dastour.ir/brows/?lid=420073Accessed October 1, 2018.

37. 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.

38. Noor H, Yap C, Zolkepli O, Faridah M. Effect of exposure to dust on lung function of cement factory workers. Med J Malaysia. 2000;55(1):51-7.

39. Otaru A, Odigure J, Okafor J, Abdulkareem A. Sicard P, De Marco A, et al. Health risk assessment of exposure to the Middle-Eastern Dust storms in the Iranian megacity of Kermanshah. Public Health. 2017;148:109-16.

11. Zhou M, Liu Y, Wang L, Kuang X, Xu X, Kan H. Particulate air pollution and mortality in a cohort of Chinese men. Environ Pollut. 2014;186:1-6.

12. Khaniabadi YO, Daryanoosh SM, Amrane A, Polosa R, Hopke PK, Goudarzi G, et al. Impact of middle eastern dust storms on human health. Atm Pollut Res. 2017;8:606-13.

13. Baroutian S, Mohebbi A, Soltani Goharrizi A. Measuring and modeling particulate dispersion: A case study of Kerman Cement Plant. J Hazard Mater. 2006 ;136:468-74.

14. Arditsoglou A, Samara C. Levels of totalsuspended particulate matter and major trace elements in Kosovo: a source identification and apportionment study. Chemosphere. 2005;59(5):669-78.

15. Abdul-Wahab SA. Impact of fugitive dust emissions from cement plants on nearby communities. Ecol Model. 2006;195(3-4):338-48.

16. 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. Atmospher Environ. 2007;41(29):6236-54.

17. Bignal 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. Atmospher Environ. 2008;42(39):8863-71.

18. Khanijazani R, Tabatabaei S, Kavousi A, Seyedmehdi SM, Mohagheghan YM. Ergonomic study of the relationship between job stress and harmful factors in the cement industry. Iran Occup Health. 2016. [Persain]

19. Dorffner G, editor Neural networks for time series processing. Neural network world; 1996: Citeseer.

20. Demuth H, Beale M. Neural Network Toolbox User's Guide for Use with MATLABs The Mathworks Inc., Version 4, Reading. Backpropagation. 2002.

21. Haykins, S, Neural Network A Comprehensive Foundation, Prentice- Hall International, 1999.

22. Mohebbi A, Baroutian S. Estimation of particle concentration emitted from the stacks of Kerman Cement Plant using artificial neural networks. Chem Engin Commun. 2008;195(7):821-33.

23. Zickus M, Greig A, Niranjan M. Comparison of four machine learning methods for predicting PM 10 concentrations in Helsinki, Finland. Water Air Soil Pollut: Focus. 2002;2(5-6):717-729.

24. Kukkonen J, Partanen L, Karppinen A, Ruuskanen J, Junninen H, Kolehmainen M, et al. Extensive evaluation of neural network models for the prediction of NO2 and PM10 concentrations,

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]

Model prediction of particulate dispersion from a cement mill stack: case study of a cement plant in Nigeria. J Environ Sci Toxicol Food Technol. 2013;3(2):97-110.

40. Ujoh F, Ifatimehin OO, Kwabe ID. Estimating plume emission rate and dispersion pattern from a cement plant at Yandev Central Nigeria. Res Environ. 2014;4:115-38.

41. 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. [Persain]

42. 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. [Persain]

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-12-27]