

Using Artificial Intelligence Systems to Investigate Relation between Air Pollution and Acute Respiratory Symptoms Registered at The Emergency Medical Center in Mashhad

ABSTRACT

Background and Aim: Air pollution is one of the most significant environmental problems that has a remarkable impact on the incidence of cardiovascular disease and associated mortality. It is essential to comprehend air pollution effects and the ways of emission and predict the number of patients with acute respiratory problems to eliminate and reduce air pollutants and associated mortality. This study aimed to investigate the relationship between different air pollutants and the number of cardiovascular disease patients in Mashhad.

Materials and Methods: This study applied a neural network to model and analyze the relationship between CO, NO₂, SO₂, PM_{2.5}, and PM₁₀ and the number of patients with acute respiratory problems. The inputs were average temperature, humidity, wind direction, and wind speed and the output was the number of people referred per day by gender and age. The data set used included meteorological data from the Iran Meteorological Organization, air pollution data from the Mashhad Meteorological Organization, and the number of daily referrals of heart disease patients to the emergency department of Mashhad.

Results: According to this study, the most effective air pollutants in Mashhad were PM_{2.5} and PM₁₀, followed by NO₂, CO, and SO₂, respectively.

Conclusion: Neural networks can be applied in the modeling of the relationship between environmental parameters and cardiovascular disease patients because they have a high ability to model nonlinear phenomena. These models show that the more airborne particles, the more rate of cardiovascular diseases in Mashhad.

Keywords: Air Pollution, Acute Respiratory Diseases, Artificial Neural Networks, Regression.

Seyyed Reza Mousavian

MSC., Mashhad University of Medical Sciences, Health Center Mashhad, Iran. (Corresponding Author: Email: mousavianr1@mums.ac.ir)

AliAkbar Haghdooost

Professor in Kerman University of Medical Sciences, Kerman, Iran.

Razieh Tavakoli

MSc., Department of Engineering, Faculty of Electrical and Medical Engineering, Khayyam University, Mashhad, Iran.

Received: 2020/07/15

Accepted: 2020/12/10

Document Type: Research article

► **Citation:** Mousavian SR, Haghdooost A, Tavakoli R. Using Artificial Intelligence Systems to Investigate Relation between Air Pollution and Acute Respiratory Symptoms Registered at The Emergency Medical Center in Mashhad In 2017. *Journal of Research in Environmental Health*. Winter 2021; 6(4): 332-345.

بررسی ارتباط بین آلودگی هوا و مشکل علائم حاد تنفسی ثبت شده در مرکز فوریت‌های پزشکی شهر مشهد با به‌کارگیری سیستم‌های هوشمند

سید رضا موسویان

* کارشناس ارشد اکولوژی انسانی، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی کرمان، کارشناس مسئول مبارزه با بیماری‌ها، شبکه بهداشت و درمان شهرستان کلات.

(نویسنده مسئول):

پست الکترونیک:

mousavianr1@mums.ac.ir

علی اکبر حق‌دوست

استاد، گروه اپیدمیولوژی و آمار زیستی، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی کرمان، کرمان، ایران.

راضیه توکلی

کارشناس ارشد، گروه آموزشی برق و مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی، دانشگاه خيام، مشهد، ایران.

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۴/۲۵

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۹/۲۰

نوع مقاله: مقاله اصیل پژوهشی

چکیده

زمینه و هدف: آلودگی هوا، از مهم‌ترین عوامل موثر در بروز بیماری‌های قلبی- عروقی و مرگ‌ومیر ناشی از آن است. شناخت صحیح چگونگی تأثیر آلودگی، راه‌های انتشار و پیش‌بینی تعداد بیماران دارای مشکلات حاد تنفسی، پیاده‌سازی راه‌حل‌های مناسب برای حذف و کاهش آلاینده‌های هوا و کاهش مرگ‌ومیر ناشی از بیماری‌های مذکور ضروری می‌باشد. مطالعه حاضر با هدف بیان رابطه عوامل مختلف آلودگی هوا و تأثیر آن بر تعداد بیماران قلبی- عروقی در مشهد انجام شد.

مواد و روش‌ها: پارامترهای میانگین دما، رطوبت، جهت و سرعت باد و مقادیر آلاینده‌های مختلف به‌عنوان پارامترهای ورودی و تعداد افراد مراجعه کننده در یک روز به تفکیک جنس و سن به‌عنوان خروجی در مدل‌های رگرسیون و شبکه‌های عصبی پیشخور به کار رفته تا تأثیر گازهای مونوکسید کربن (CO)، دی‌اکسید نیتروژن (NO_2) و دی‌اکسید گوگرد (SO_2) و ذرات معلق $\text{PM}_{2.5}$ و PM_{10} بر تعداد افراد مراجعه کننده به اورژانس بررسی شود. مجموعه داده‌ها شامل داده‌های سازمان هواشناسی کل کشور، داده‌های آلودگی هوا از سازمان هواشناسی مشهد و داده‌های تعداد مراجعین روزانه بیماران قلبی به بخش اورژانس ۱۱۵ مشهد بود.

یافته‌ها: مدل‌های شبکه عصبی نشان می‌دهند که PM_{10} و $\text{PM}_{2.5}$ بیشترین تأثیر را بر افزایش میزان بیماری‌های قلبی- عروقی دارند و تأثیر سایر آلاینده‌ها به ترتیب CO ، NO_2 و SO_2 می‌باشند.

نتیجه‌گیری: شبکه‌های عصبی می‌توانند در مدل‌سازی و کشف رابطه پارامترهای محیطی و آلودگی‌ها بر بیماران قلبی- عروقی به کار روند، زیرا توانایی بالایی در مدل‌سازی پدیده‌های غیرخطی دارند. این مدل‌ها نشان می‌دهند که با افزایش ذرات معلق در هوا، میزان بیماری‌های قلبی- عروقی در شهر مشهد افزایش می‌یابد.

کلید واژه‌ها: آلودگی هوا، بیماری‌های حاد تنفسی، رگرسیون، شبکه‌های عصبی مصنوعی.

◀ استناد: موسویان س ر، حق‌دوست ع، توکلی ر. بررسی ارتباط بین آلودگی هوا و مشکل علائم حاد تنفسی ثبت شده در مرکز فوریت‌های پزشکی شهر مشهد با به‌کارگیری سیستم‌های هوشمند در سال ۱۳۹۶. فصلنامه پژوهش در بهداشت محیط. زمستان ۱۳۹۹؛ ۶(۴): ۳۳۲-۳۴۵.

مقدمه

آلودگی هوا به وجود یک یا چند آلاینده در هوا مانند گردوغبار و گازها که در هوای آزاد برای زندگی جانداران مضر باشند، گفته می‌شود (۱-۳). کیفیت هوا به یک مسئله زیست‌محیطی جهانی تبدیل شده و آلودگی هوا اثرات سوئی نظیر بیماری‌های قلبی عروقی و سرطان را افزایش داده است (۴، ۵). مؤسسه بین‌المللی تحقیقات سرطان (IARC) در سازمان جهانی بهداشت، آلودگی هوا و ذرات معلق آن را به‌عنوان ترکیبات سرطان‌زا طبقه‌بندی کرده‌اند (۶). بر اساس گزارش سازمان جهانی بهداشت (WHO) سالانه حدود ۷ میلیون نفر در اثر بیماری‌های مربوط به آلودگی هوا جان خود را از دست می‌دهند (۷).

یکی از اقدامات مؤثر کنترل کیفیت هوا، تعیین میزان واقعی آلاینده‌ها و کیفیت هوا در مقایسه با شرایط استاندارد، یعنی شاخص‌هایی مانند شاخص کیفیت هوا، شاخص آلودگی هوا و شاخص استاندارد آلودگی است. بر پایه این اطلاعات می‌توان اقدام به وضع اقدامات پیشگیرانه در موارد نامطلوب کیفیت هوا نمود (۸). هدف اصلی این پژوهش، بررسی ارتباط بین آلودگی هوا و تعداد موارد با مشکل علائم حاد تنفسی ثبت شده در مرکز فوریت‌های پزشکی شهر مشهد در سال ۱۳۹۶ می‌باشد. این تحلیل با بکارگیری داده‌های آماری در نرم‌افزارهای Matlab 2019 و SPSS v.26، انجام گردید.

شش آلاینده اصلی به دو دسته اولیه و ثانویه تقسیم می‌شوند. آلاینده‌های اولیه موادی هستند که از منابع به‌طور مستقیم به هوای محیط وارد می‌شوند و شامل مونوکسیدکربن (CO)، دی‌اکسید نیتروژن (NO_2)، ذرات معلق (PM_{10})، سرب (Pb) و دی‌اکسید گوگرد (SO_2) می‌باشند. آلاینده‌های ثانویه در اثر فعل و انفعالات موجود در هوای اطراف زمین به‌وجود می‌آیند. در این گروه می‌توان ازن (O_3) را نام برد (۹-۱۶).

خزایی و همکاران به بررسی ارتباط بین آلودگی هوا و تعداد

موارد با مشکل علائم حاد تنفسی ثبت شده در مرکز فوریت‌های پزشکی تهران پرداختند. نتایج نشان داد با افزایش غلظت آلاینده‌ها، تعداد بیماران مراجعه کننده افزایش می‌یابد (۱۷). گراوندی و همکاران به بررسی و مقایسه تأثیر آلاینده SO_2 بر مرگ‌های تنفسی و قلبی - عروقی در شهر بوشهر پرداختند. نتایج نشان داد که میانگین غلظت آلاینده SO_2 در بوشهر سالانه ۴۴ میکروگرم بر متر مکعب می‌باشد. مقایسه منطقه نشان می‌دهد تعداد موارد مرگ‌ومیر مرتبط با آلاینده SO_2 در شهر بوشهر پایین می‌باشد و این می‌تواند با غلظت پایین آن در هوای شهر بوشهر قابل توجیه باشد (۱۸). مختاری و همکاران کیفیت هوا و مخاطرات بهداشتی را در شهر یزد بررسی کردند. از بین سه آلاینده PM_{10} ، $\text{PM}_{2.5}$ و SO_2 ، بیشترین موارد بستری در بیمارستان و تعداد مرگ زودرس مرتبط با PM_{10} بود (۱۹).

سانگری و همکاران، تأثیرات آب‌وهوا و آلاینده‌های هوا بر بیماری‌های قلبی و تنفسی را در قبرس بررسی نمودند. نتایج نشان داد بین انواع توده هوا و بیماری‌های قلبی و تنفسی و افزایش بستری شدن در بیمارستان‌ها ارتباط خاصی وجود دارد. این مطالعه نشان داد میزان PM_{10} با تعداد بیماری‌های قلبی - عروقی و تنفسی در ارتباط می‌باشد (۲۰). یامینگ و همکاران نشان دادند که $\text{PM}_{2.5}$ و O_3 باعث افزایش خطر بروز سرطان ریه شده و کنترل آلودگی هوا به احتمال زیاد می‌تواند بروز سرطان ریه را کاهش دهد (۲۱). در مطالعه ژانگ و همکاران، بین مواجهه کوتاه‌مدت با آلاینده‌های هوا و بستری شدن در بیمارستان به‌علت بیماری‌های قلبی - تنفسی و آسم در گروه‌های سنی کودکان و سالمندان ارتباط معنی‌داری مشاهده شد (۲۲). چنگ و همکاران نشان دادند که در روزهای گرم (کمتر از ۲۰ درجه سانتی‌گراد)، ارتباط معناداری بین میزان ذرات CO ، NO_2 ، PM_{10} و O_3 وجود دارد و میزان بیشتر آلاینده خارجی، تعداد بیماران قلبی - عروقی را افزایش می‌دهد (۲۳). تائو و همکاران در مطالعه خود ارتباط بین آلودگی هوا و تعداد بیماران تنفسی مرد بالای ۶۵ سال را مشاهده نمودند (۲۴).

1. International agency for research on cancer
2. World Health Organization

بسیاری از ایستگاه‌ها وجود دارد؛ از این رو برای هر روز، بر اساس داده‌های موجود در کل این ایستگاه‌ها میانگین در آن روز محاسبه و به کار گرفته شد. در مورد داده‌های مرکز اورژانس مشهد، فقط داده‌های ماه‌های خرداد تا اسفند سال ۱۳۹۶ ثبت شده و از این رو در دیگر داده‌ها فقط داده‌های آلودگی و هواشناسی مربوط به خرداد تا اسفند ماه به کار گرفته شد. اطلاعات ثبت شده هوا و میزان آلودگی هوا با ذرات مختلف برای ورودی سیستم شبکه عصبی در نرم‌افزار Matlab و اطلاعات ثبت شده از مرکز اورژانس به عنوان خروجی مدل مورد نظر به کار گرفته شدند.

برای مدل کردن یک سیستم پیچیده، تاکنون روش‌های زیادی معرفی شده است. در بیشتر این روش‌ها سعی می‌شود تا از دانش موجود در درون داده‌های جمع‌آوری شده استفاده شود تا یک مدل از رفتار سیستم به دست آید. در هنگام استخراج دانش از این سیستم‌ها، هدف اصلی پیدا نمودن الگوها و مشخصه‌های برجسته است تا به وسیله این الگوها بتوان قواعد موجود در متغیرهای مشاهده شده را تشخیص داد و به کمک این قواعد هوش و ادراک سیستم را بهبود بخشید و اصلاح کرد. باید یادآوری نمود که کامپیوتر در حیطه محاسبات قدرتمند عمل می‌کند، ولی به تنهایی قادر به درک قواعد موجود در الگوهای واقعی نیست و از سوی دیگر دانش و ادراک از موضوعات ذهنی و خاص انسان است و ترکیب این دو می‌تواند در یافتن الگوی قابل قبول مؤثر باشد. از این بین روش‌های رگرسیون و شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل ساختار و قدرت آنها در مدل کردن سیستم‌های پیچیده، توجه زیادی از محققین را به خود جلب نموده‌اند.

در این پژوهش مدل‌سازی شبکه عصبی برای پیش‌بینی تعداد مراجعین بخش اورژانس با بیماری‌های تنفسی و قلبی، با توجه به داده‌های هواشناسی و آلودگی هوای روزهای قبل، مدنظر قرار گرفت. برای مدل‌سازی مذکور نیاز به سه دسته داده مختلف است.

- داده‌های هواشناسی از سازمان هواشناسی کل کشور
- داده‌های آلودگی هوا از سازمان هواشناسی مشهد و مرکز

اقلیم‌شناسی شرق ایران

امروزه کاربرد الگوریتم‌های هوشمند در عرصه پزشکی در زمینه تشخیص بیماری و یا پیش‌بینی آن و یا تحلیل و مدل‌سازی داده‌های مرتبط با پزشکی به سرعت در حال رشد است. انتخاب یکی از روش‌های موجود برای پیاده‌سازی مدل و تحلیل داده‌های حوزه سلامت و بهداشت، بر مبنای داده‌های موجود، بسیار مهم و در مواردی بسیار حساس است. در این مطالعه سعی شد تا از شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ برای مدل‌سازی و تجزیه و تحلیل روابط میان داده‌های موجود در مورد آلودگی هوا و اطلاعات ثبت شده از داده‌های هواشناسی و میزان بیمارانی مراجعه کننده به اورژانس شهر مشهد در سال ۱۳۹۶ استفاده گردد.

روش کار

این مطالعه مقطعی با استفاده از اطلاعات ثبت شده از تعداد بیمارانی با مشکل علائم حاد تنفسی (شامل گروهی از بیماری‌ها هستند که از طریق درگیر کردن بخش یا قسمت‌هایی از دستگاه تنفس باعث اختلال در عملکرد ریه‌ها می‌گردند مانند آسم، تنگی نفس، برونشیت، پنومونی، آمفیزم و ...) در هر روز به اورژانس‌های ۱۱۵ شهر مشهد در سال ۱۳۹۶ و داده‌های هواشناسی و آلودگی هوای شهر مشهد صورت گرفت. داده‌های خام تعداد بیمارانی تنفسی به دست آمده از بخش آمار فوریت‌های پزشکی شهر مشهد وارد نرم‌افزار اکسل شده و بر اساس تاریخ بستری شدن بیمار و بر حسب سن و جنس به گروه‌های مردان و زنان بالای ۶۰ سال و مردان و زنان کمتر از ۶۰ سال فیلتر و شمارش شدند. سپس پایگاه داده به شکل اکسل ایجاد شد. اطلاعات مربوط به غلظت آلاینده‌های شهر مشهد شامل: میزان گازهای متواکسید کربن، دی‌اکسید گوگرد، ازن، دی‌اکسید نیتروژن، ذرات معلق با قطر کمتر از ۲/۵ و ۱۰ میکرون می‌باشد که طی سال ۱۳۹۶ توسط ۲۱ ایستگاه فعال سنجش آلودگی هوا در سطح شهر مشهد جمع‌آوری شد. داده‌های گردآوری شده به صورت خام بوده و نیاز به پردازش اولیه دارند. با توجه به جدول داده‌ها مشاهده شد که داده مفقودی و ثبت نشده در

- داده‌های تعداد مراجعین روزانه بیماران قلبی به بخش اورژانس ۱۱۵ مشهد

◆ شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی از رفتار بیولوژیکی مغز انسان الگوبرداری شده‌اند و امکان یادگیری و تعمیم یک سیستم را به کمک تجربه و آزمایش از طریق مجموعه داده‌های جمع‌آوری شده دارند. به عبارت دیگر، این تکنیک دانش مرتبط بین چندین مجموعه داده را از طریق آموزش فرا گرفته و مدل‌سازی می‌نمایند. شبکه‌های عصبی یک کلاس از مدل‌های غیرپارامتریک غیرخطی عمومی هستند و دارای بلاکی با یک مدل ریاضیاتی از یک نرون^۱ هستند که این نرون‌ها، اجزاء اصلی در پردازش ارتباطی می‌باشند که هر کدام از آنها به صورت مستقل و موازی عمل می‌کنند (۲۵). شبکه‌های عصبی در برابر تغییرات ناگهانی پایدار هستند و توانایی آموزش و تعمیم را در محیط‌هایی که از نظر داده غنی باشند، دارند و به عنوان ابزاری قوی برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی مسائل مختلف

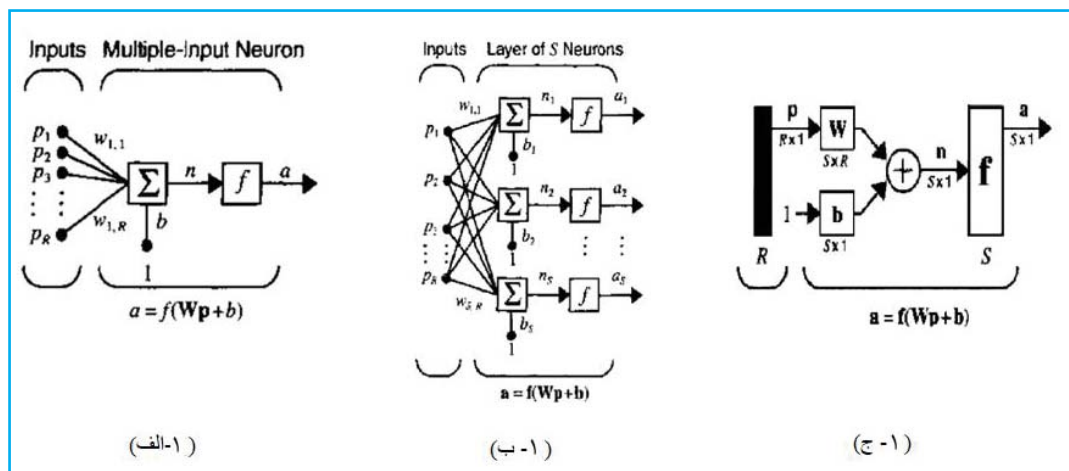
در هوش مصنوعی شناخته می‌شوند. آنها هوشمندی را از پروسه آموزش به دست می‌آورند و این هوشمندی به آنها توانایی تطبیق خودکار و همکاری برای اجرای کارهای مشخص را می‌دهد (۲۶). شکل (۱-الف) ساختار یک نرون را در شبکه عصبی نشان می‌دهد که یک بردار با R مؤلفه را به عنوان الگوی ورودی دریافت می‌کند. برای اعمال مقادیر وزن در مقادیر ورودی دو بردار P و W در هم ضرب ماتریسی می‌شوند. یک تابع فعالیت که به آن تابع انتقال هم گویند و را به نگاشت می‌کند و همان مقدار خروجی نرون است. در این تک نرون مقدار n که همان ورودی به تابع انتقال f است، به صورت زیر خواهد بود:

(۱)

$$n = w_{1,1} \cdot p_1 + w_{1,2} \cdot p_2 + \dots + w_{1,R} \cdot p_R$$

(۲)

$$n = W_0 + \sum_{j=1}^R W_j p_j$$



شکل ۱. الف. مدل یک نرون با R متغیر ورودی، ب و ج. مدل تعداد S نرون در یک لایه با R متغیر ورودی

شبکه‌های عصبی چندلایه^۲ بیشترین محبوبیت را در کاربردهای علمی و تحقیقاتی دارند. چندین لایه به وسیله چندین گروه از لایه‌هایی ساده پشت سر هم قرار می‌گیرند. یک شبکه عصبی چندلایه که حداقل دارای ۳ لایه ورودی، مخفی و خروجی باشد، یک

همان گونه که در شکل (۱-ب) و (۱-ج) نشان داده شده است، مجموعه‌ای از این S نرون در کنار هم در یک لایه و با ارتباطاتی که در بین یکدیگر برقرار می‌کنند، یک شبکه عصبی تک لایه را تشکیل می‌دهند (۲۵).

مستقل پیش‌بینی می‌شود و هرکدام از متغیرهای مستقل در ضریبی که در فرآیند تخمین برای آن متغیر به دست آمده، ضرب می‌شود. جواب نهایی مجموع حاصل ضرب‌ها به علاوه یک مقدار ثابت خواهد بود که آن هم در فرآیند تخمین به دست آمده است.

رگرسیون پواسون نوعی از مدل‌های خطی تعمیم یافته است که برای تحلیل داده‌های حاصل از شمارش به کار می‌رود (۲۸، ۲۹). در این مدل متغیر پاسخ نشانگر تعداد اتفاقات در یک بازه زمانی است. متغیرهای پواسن دارای دو محدودیت اصلی هستند که اولی وجود رابطه بین میانگین و واریانس و دومی غیرنرمال بودن پاسخ برای تجزیه و تحلیل می‌باشد. فرض کنید در مشاهده، آمین مشاهده با نمایش داده شود، که نشان‌دهنده تعداد وقوع یک پیشامد و بردار مستقل خطی است. فرض کنید دارای توزیع پواسن با میانگین (متوسط) رخداد پاسخ که اینجا تعداد مراجعه‌کنندگان در واحد زمان یک روز باشد، آنگاه:

$$f_{Y_i}(y_i|x_i) = \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!}, \mu_i > 0, y_i = 0, 1, \dots \quad (3)$$

و چون میانگین توزیع پواسن، نشان‌دهنده تعداد مورد انتظار پیشامدها و غیر منفی است، از مدل لگاریتم میانگین به جای یک مدل خطی استفاده می‌شود که به آن لگ خطی پواسن گفته می‌شود، یعنی:

$$\log(\mu_i) = X_i^T \beta \quad (4)$$

حال با نمایی کردن رابطه ۷ یک مدل ضربی برای میانگین به صورت زیر به دست می‌آید:

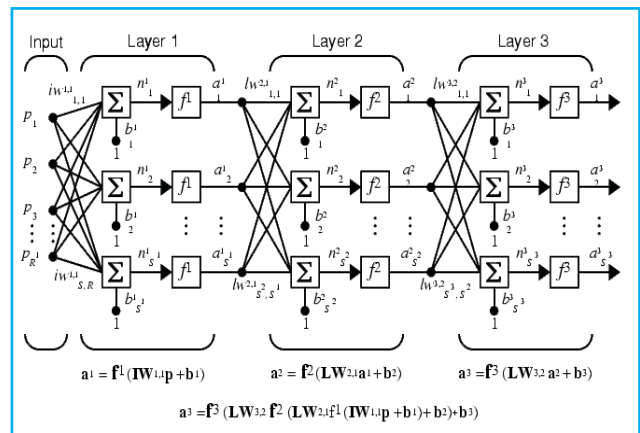
$$E(Y_i|X_i) = \mu_i = \exp(X_i^T \beta) \quad (5)$$

در فرمول بردار پارامترهای رگرسیون و بردار متغیرهای تبیینی مستقل خطی هستند که به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$X_i^T = [1, X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip}] \beta^T = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p] \quad (6)$$

به منظور مدل‌بندی داده‌های شمارشی معمولاً فرض زیر

تقریب‌گر عمومی است که می‌تواند هر تابعی را تخمین بزند. شکل ۲ شبکه عصبی سه لایه را نشان می‌دهد. شبکه‌های چندلایه بسیار قدرتمند هستند (۲۵). در طراحی یک سیستم به کمک شبکه‌های عصبی، انتخاب صحیح این پارامترها بسیار مهم است. در واقع به کارگیری تعداد مناسبی از نرون‌ها و تعیین تعداد لایه‌های میانی مورد نیاز و نیز نوع توابع فعالیت به کار رفته می‌تواند در به دست آوردن سیستمی مطلوب و مناسب به طراح یاری رساند.



شکل ۲. شبکه عصبی ۳ لایه

◆ روش رگرسیون

در مدل‌های آماری، رگرسیون به عنوان یک روش آماری برای تخمین روابط بین چندین متغیر به کار برده می‌شود. این روش شامل تکنیک‌های زیادی برای مدل‌سازی و تجزیه و تحلیل متغیرهای خاص و منحصر به فرد، با تمرکز بر رابطه بین متغیر وابسته و یک یا چند متغیر مستقل می‌باشد. بیشترین کاربرد روش رگرسیون تخمین امید ریاضی شرطی متغیر وابسته از متغیرهای مستقل معین است که معادل مقدار متوسط متغیر وابسته است، وقتی که متغیرهای مستقل ثابت هستند و هدف تخمین یک تابعی از متغیرهای مستقل است (۲۷). شیوه‌های مهم تحلیل‌های رگرسیونی به شرح زیر هستند. رگرسیون خطی ساده، رگرسیون خطی چندگانه، رگرسیون فازی و رگرسیون لجستیک از شیوه‌های مهم رگرسیون می‌باشند. رگرسیون خطی، نوعی تابع پیش‌بینی‌کننده خطی است که در آن متغیر وابسته (متغیری که قرار است پیش‌بینی شود) به صورت ترکیب خطی از متغیرهای

به عنوان تناسب میانگین و واریانس در نظر گرفته می شود:

$$Var(Y) = \phi E(Y) = \phi \mu \quad (۷)$$

که در آن اگر باشد، آنگاه واریانس برابر با میانگین است و اگر باشد، آنگاه نسبت به توزیع پواسن بیش پراکنش وجود دارد. رگرسیون پواسن هنگامی مناسب و برای استفاده جذابیت دارد که متغیر وابسته از نوع شمارشی باشد؛ به عنوان مثال می توان پیشامد تعداد وقوع یک اتفاق را بررسی نمود. پیشامدها باید از هم مستقل باشند.

یافته ها

مشهد دومین کلان شهر پس از تهران است و به واسطه وجود حرم علی ابن موسی الرضا، سالانه پذیرای بیش از ۲۷ میلیون زائر از داخل و ۲ میلیون زائر از خارج از کشور است. به دلیل موقعیت جغرافیایی و مذهبی این شهر و جمعیت زیاد آن، مشکل آلودگی هوا و پیامدهای ناشی از آن در این شهر، یک چالش بغرنج محسوب می شود. اطلاعات دموگرافیک و آمار بیماران دارای مشکل حاد تنفسی در شهر مشهد از سوی مرکز فوریت های پزشکی شهر مشهد بر اساس سن و جنسیت و به تفکیک ماه های مختلف در سال ۱۳۹۶ ثبت گردیده است. Z.

◆ مدل رابطه آلاینده ها با بیماران حاد تنفسی

شبکه های عصبی، یکی از موفق ترین تکنیک های هوش مصنوعی است و می تواند روابط غیرخطی بین پدیده ها را کشف نماید (۳۰). با آنکه روابط غیرخطی بین پارامترها می تواند توسط مدل های مبتنی بر رگرسیون مدل شود، اما شبکه های عصبی به عنوان یک مدل تشخیص دهنده روندهای غیرپارامتری و غیرخطی، توانایی بالایی در کشف این روابط غیرخطی را در بین پارامترهای مسئله دارد و با دقت بالاتری به نسبت روش های رگرسیون عمل می کند (۳۰ و ۳۱). در میان شبکه های عصبی مختلف، شبکه عصبی با دو لایه پنهان می تواند توانایی بالایی در مدل سازی پدیده ها و روابط غیرخطی پیچیده داشته باشد و مدلی با دقت بیشتری را فراهم می سازد (۳۲).

در این تحقیق داده های هواشناسی میانگین حداقل و حداکثر دمای روزانه، میانگین حداقل و حداکثر رطوبت روزانه و سرعت و

جهت باد و نیز آلودگی هوا به عنوان ورودی های مدل، هم به صورت عادی و هم به صورت نرمالیزه شده در شبکه عصبی که دارای یک لایه و دو لایه پنهان هستند، به کار گرفته شدند.

مفهوم نرمال یا استاندارد کردن در تحلیل شبکه های عصبی مصنوعی و تحلیل پوششی داده ها کاربرد دارد. برای استاندارد کردن یک عنصر باید آن عنصر را منهای میانگین کرد و بر انحراف معیار تقسیم نمود.

$$\frac{X - \text{mean}}{s} \quad \text{یا} \quad \frac{X - \text{mean}}{\text{max} - \text{min}} \quad (۸)$$

این داده ها با هر یک از گازهای CO ، SO_2 و NO_2 و ذرات PM_{10} و $\text{PM}_{2.5}$ در مدل ها به کار گرفته می شود. داده ها برای مرحله آموزشی^۱ و مرحله آزمایشی^۲ و اعتبارسنجی^۳ به ترتیب ۶۰٪، ۲۰٪ و ۲۰٪ است. در زیر نتایج این مدل ها نمایش داده شده است.

◆ مدل رابطه گاز CO با تعداد بیماران اورژانس

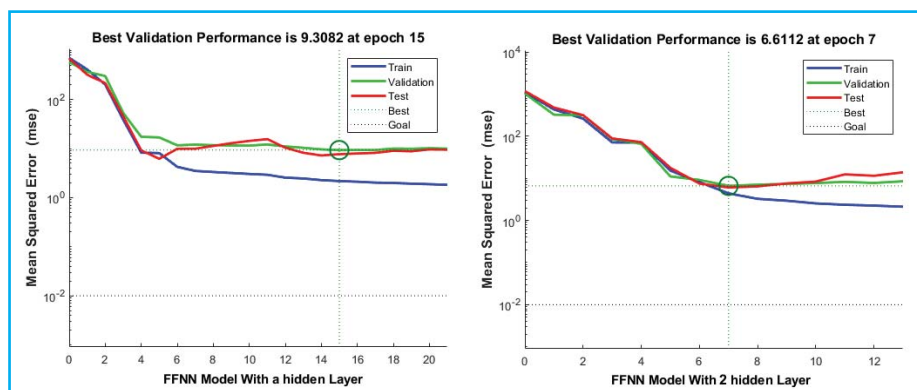
در این مدل ابتدا داده های حقیقی و نرمالیزه به همراه گاز CO به یک شبکه عصبی FFNN^۴ با یک لایه پنهان و سپس مدلی با دو لایه پنهان داده شده است. مدل ها دارای ۵ ورودی میانگین دمای روزانه، میانگین رطوبت روزانه، جهت و سرعت باد و میزان آلودگی گاز CO در هر روز است (نمودار ۱ و ۲).

جدول ۱. خطای MSE بین خروجی حقیقی با گاز CO و خروجی

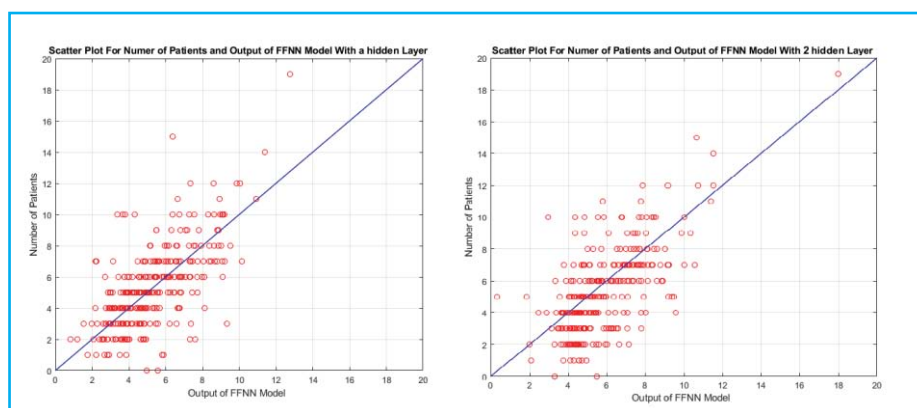
مدل های شبکه عصبی FFNN

مدل	میزان خطای MSE با داده حقیقی	میزان خطای MSE با داده نرمالیزه
شبکه عصبی FFNN با یک لایه پنهان	۳۱/۴۷۵۱	۰/۰۲۳۵۱۶
شبکه عصبی FFNN با دو لایه پنهان	۲۳/۴۸۱۲	۰/۰۲۱۱۹۷
مدل رگرسیون خطی	۳۵/۲۵۲۱۱	۰/۰۳۶۵۱۹
مدل رگرسیون پواسن	۳۴/۶۰۴۸	۰/۰۳۵۷۴

1. Training
2. Test
3. Validation
4. Feed Forward Neural Network



نمودار ۱. مقدار خطای میانگین مربعات یا MSE در طراحی مدل با یک و دو لایه پنهان در مدل رابطه گاز CO برای مردان بالای ۶۰ سال



نمودار ۲. نمودار اسکتر داده‌های حقیقی و خروجی مدل‌ها با یک و دو لایه پنهان در مدل رابطه گاز CO برای مردان بالای ۶۰ سال

و جدول ۲ بیان گردیده است. با بررسی میزان خطای حاصل از مدل‌های شبکه عصبی با دو لایه پنهان در گاز CO و گاز SO_2 مشاهده می‌شود که پارامتر میزان گاز SO_2 مدلی با خطای کمتر را ایجاد می‌کند. همچنین نمودار اسکتر این دو گاز نشان می‌دهد که پراکندگی مدل برای SO_2 کمتر است. می‌توان نتیجه گرفت که آلودگی SO_2 بر روی بیماران زن و مرد بالای ۶۰ سال بیشتر اثرگذار بوده و با تفکیک بیماران زن و مرد بالای ۶۰ سال بهتر می‌توان میزان تأثیر SO_2 در تعداد بیماران مراجعه‌کننده به اورژانس را مشاهده کرد. همچنین با مقایسه نتایج حاصل از CO و SO_2 می‌توان دید که میزان اثرگذاری گاز SO_2 بیش‌تر از گاز CO بر روی گروه‌های مختلف بیماران می‌باشد (نمودار ۳ و ۴).

خروجی مدل برای کل بیماران، با تفکیک تعداد بیماران زن و مرد و نیز با تفکیک بیماران بالای ۶۰ سال و زیر ۶۰ سال در نظر گرفته می‌شود. در نمودار ۱ کاهش خطا و کارایی مدل با یک لایه پنهان و دو لایه پنهان و نیز در نمودار ۲ اسکتر داده‌های حقیقی و خروجی مدل‌ها برای مردان بالای ۶۰ سال نمایش داده شده است. نتایج حاصل از این تفکیک داده‌ها در جداول ۱ و ۲ برای گاز CO نشان داده شده است. با بررسی میزان خطای حاصل در موارد بالا می‌توان نتیجه گرفت که آلودگی گاز CO بر روی بیماران زن و مرد بالای ۶۰ سال بیشتر اثرگذار بوده است و با تفکیک بیماران زن و مرد بالای ۶۰ سال بهتر می‌توان میزان تأثیر گاز CO در تعداد بیماران مراجعه‌کننده به اورژانس را مشاهده کرد (جدول ۲).

◆ مدل رابطه گاز SO_2 با تعداد بیماران اورژانس

این مدل‌ها برای گاز SO_2 طراحی شده و نتایج در نمودار ۳ و ۴

جدول ۲. خطای MSE بین خروجی حقیقی مقادیر ۵ آلاینده و خروجی مدل‌های شبکه عصبی FFNN

نوع آلاینده	نوع جمعیت مورد مطالعه	شبکه عصبی FFNN با یک لایه پنهان		شبکه عصبی FFNN با دو لایه پنهان	
		خطای MSE	خطای حقیقی	خطای MSE	خطای حقیقی
CO	تمام بیماران	۳۱/۴۷۵۱	۰/۰۲۳۵۱۶	۲۳/۴۸۱۲	۰/۰۲۱۱۹۷
	بیماران زن	۱۵/۳۳۲۷	۰/۰۲۲۶۵۹	۱۲/۸۷۱۲	۰/۰۲۰۵۳۴
	بیماران مرد	۱۲/۲۰۷۶	۰/۰۱۹۵۵۳	۱۱/۲۹۸۹	۰/۰۱۸۱۶۱
	زنان بالای ۶۰ سال	۸/۷۷۱۱	۰/۰۲۱۲۶	۷/۱۵۵۵	۰/۰۲۱۰۷۹
	مردان بالای ۶۰ سال	۹/۳۰۸۲	۰/۰۱۸۶۹۸	۶/۶۱۱۲	۰/۰۱۶۳۵۲
SO ₂	تمام بیماران	۲۷/۹۷۳۲	۰/۰۲۲۱۰۶	۲۱/۶۱۶۹	۰/۰۲۱۱۵۲
	بیماران زن	۱۲/۰۶۹۶	۰/۰۲۰۲۳	۱۱/۸۶۷۲	۰/۰۱۸۹۸۱
	بیماران مرد	۹/۹۰۹۶	۰/۰۲۰۱۳	۷/۸۶۷۷	۰/۰۱۷۹۰۳
	زنان بالای ۶۰ سال	۸/۵۲۸	۰/۰۱۹۷۸۹	۵/۵۵۷۴	۰/۰۱۹۶۵۵
	مردان بالای ۶۰ سال	۹/۵۵۴	۰/۰۱۵۵۵	۴/۰۲۴۳	۰/۰۱۴۴۳۶
NO ₂	تمام بیماران	۲۹/۷۲۸۴	۰/۰۲۳۰۴۴	۲۳/۸۱۲۳	۰/۰۲۱۳۶۶
	بیماران زن	۱۱/۴۵۷۱	۰/۰۱۷۱۵	۹/۹۶۶۹	۰/۰۱۷۰۹
	بیماران مرد	۱۰/۵۵۵۳	۰/۰۲۲۹۸۷	۱۰/۴۸۱۶	۰/۰۲۱۲۹۶
	زنان بالای ۶۰ سال	۴/۶۵۲۳	۰/۰۱۸۲۱۹	۵/۳۶۵۹	۰/۰۱۷۷۴۹
	مردان بالای ۶۰ سال	۵/۹۶۶۱	۰/۰۱۲۴۲۱	۴/۲۱۸۷	۰/۰۱۱۹۱۳
PM _{2.5}	تمام بیماران	۲۳/۹۱۰۹	۰/۰۲۱۳۲۵	۱۹/۹۶۹۳	۰/۰۲۰۲۸۶
	بیماران زن	۱۲/۶۰۱۴	۰/۰۱۸۷۰۸	۱۱/۷۲۰۹	۰/۰۱۸۴۶۵
	بیماران مرد	۹/۸۳۳۵	۰/۰۲۰۰۷	۹/۶۷۷۴	۰/۰۱۷۹۵۷
	زنان بالای ۶۰ سال	۶/۱۶۳۸	۰/۰۲۲۹۸۷	۵/۳۶۲۹	۰/۰۱۷۸۶۹
	مردان بالای ۶۰ سال	۶/۳۵۴۷	۰/۰۱۶۳۸۷	۶/۱۹۵۱	۰/۰۱۳۷۱۳
PM ₁₀	تمام بیماران	۲۲/۲۹۸۲	۰/۰۲۰۰۴۴	۱۹/۷۴۴۲	۰/۰۱۹۹۳۲
	بیماران زن	۱۱/۴۸۲۳	۰/۰۱۸۹۱۱	۱۱/۱۷۱۱	۰/۰۱۷۰۳۱
	بیماران مرد	۱۱/۷۴۸۶	۰/۰۱۹۶۲۷	۱۱/۵۳۳۳	۰/۰۱۷۶۸۳
	زنان بالای ۶۰ سال	۶/۲۱۹۱	۰/۱۹۴۱۳	۵/۵۷۴۹	۰/۰۱۶۲۸۴
	مردان بالای ۶۰ سال	۶/۴۲۲۷	۰/۰۱۵۹۶۶	۵/۹۹۷	۰/۰۱۱۶۵۹

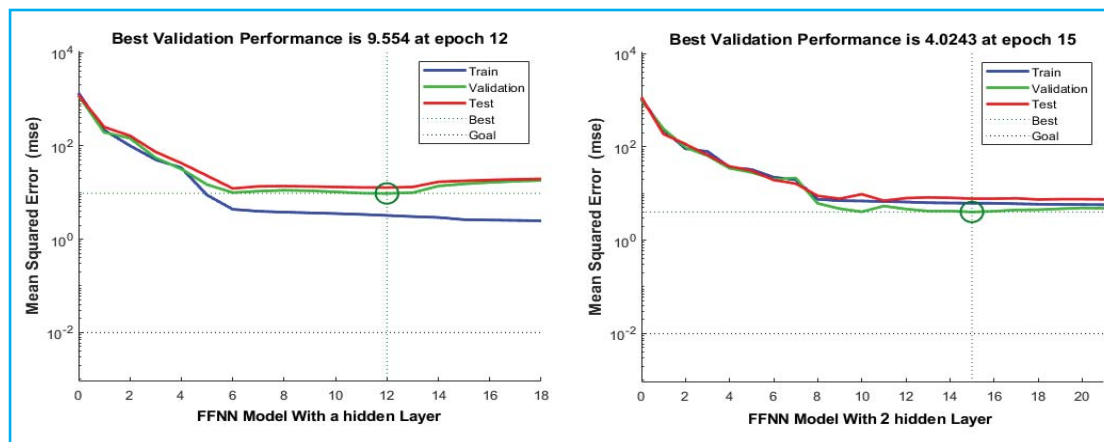
◆ مدل رابطه NO₂ با تعداد بیماران اورژانس

در ادامه این مدل‌ها برای گاز NO₂ طراحی شده و نتایج در جدول

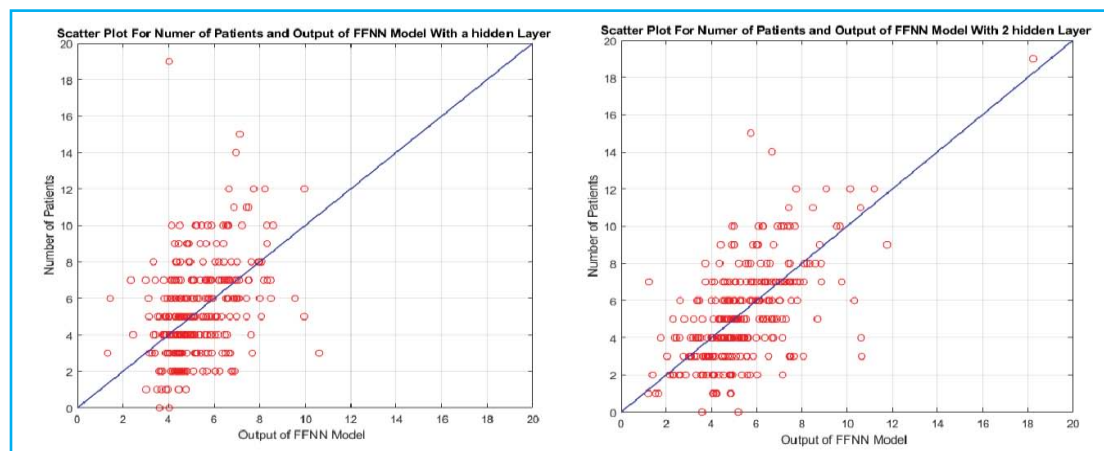
۲ بیان شده است. با بررسی خطای حاصل در موارد بالا می‌توان نتیجه گرفت که آلودگی NO₂ بر روی بیماران زن و مرد بالای ۶۰ سال بیشتر اثرگذار بوده است و با تفکیک بیماران زن و مرد بالای ۶۰ سال بهتر می‌توان میزان تأثیر NO₂ در تعداد بیماران مراجعه کننده به اورژانس را مشاهده کرد. همچنین با مقایسه نتایج قبلی، می‌توان گفت که اثر NO₂ و SO₂ نزدیک به هم بوده، ولی اثر NO₂

◆ مدل رابطه ذرات PM_{2.5} با تعداد بیماران اورژانس

در ادامه، این مدل‌ها برای ذرات PM_{2.5} طراحی شده و نتایج در جدول ۲ بیان شده است. با بررسی میزان خطای حاصل در موارد بالا می‌توان نتیجه گرفت که آلودگی ذرات PM_{2.5} بر روی بیماران زن و مرد بالای ۶۰ سال بیشتر اثرگذار بوده است و با تفکیک بیماران زن و مرد بالای ۶۰ سال بهتر می‌توان میزان تأثیر ذرات PM_{2.5} در



نمودار ۳. مقدار خطای MSE در طراحی مدل با یک و دو لایه پنهان در مدل رابطه SO_2 برای مردان بالای ۶۰ سال



نمودار ۴. نمودار اسکتر داده‌های حقیقی و خروجی مدل‌ها با یک و دو لایه پنهان در مدل رابطه SO_2 برای مردان بالای ۶۰ سال

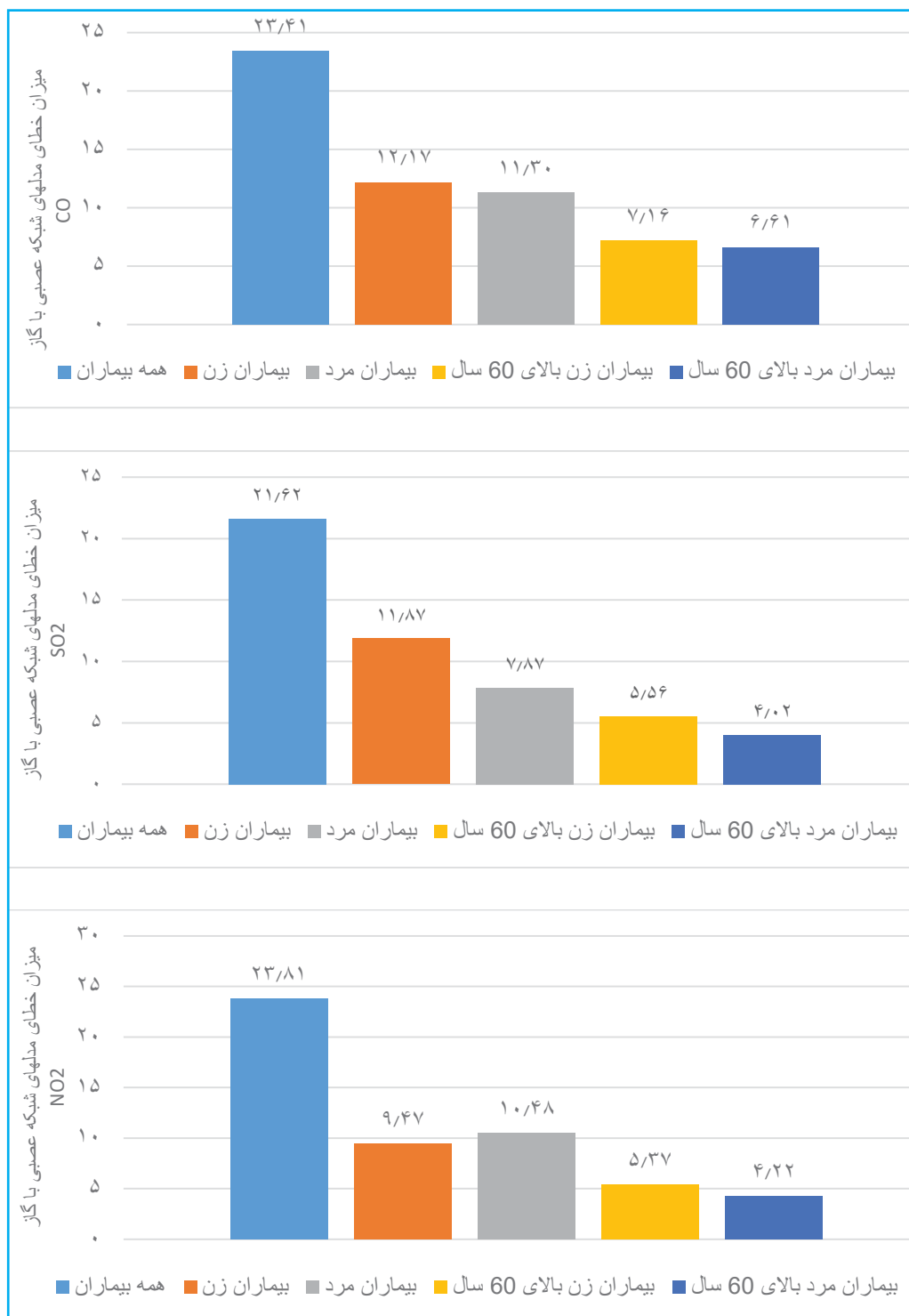
بیماران مرد، بیماران زن بالای ۶۰ سال و بیماران مرد بالای ۶۰ سال می‌باشند. هرچه میزان این خطا کمتر باشد، به این معناست که مدل با دقت بهتری ساخته شده و پارامتر امتحابی اثر بیشتری بر بیماران آن دسته داشته است (نمودار ۵).

نمودار ۶ نشان می‌دهد که ذرات $PM_{2.5}$ تأثیر بیشتری بر زنان بالای ۶۰ سال دارد و آلایندة PM_{10} بر هر دو جنس زن و مرد به‌صورت تقریباً یکسانی اثرگذاری دارد. همچنین این رابطه را می‌توان در زنان و مردان بالای ۶۰ سال نیز مشاهده نمود (نمودار ۶).

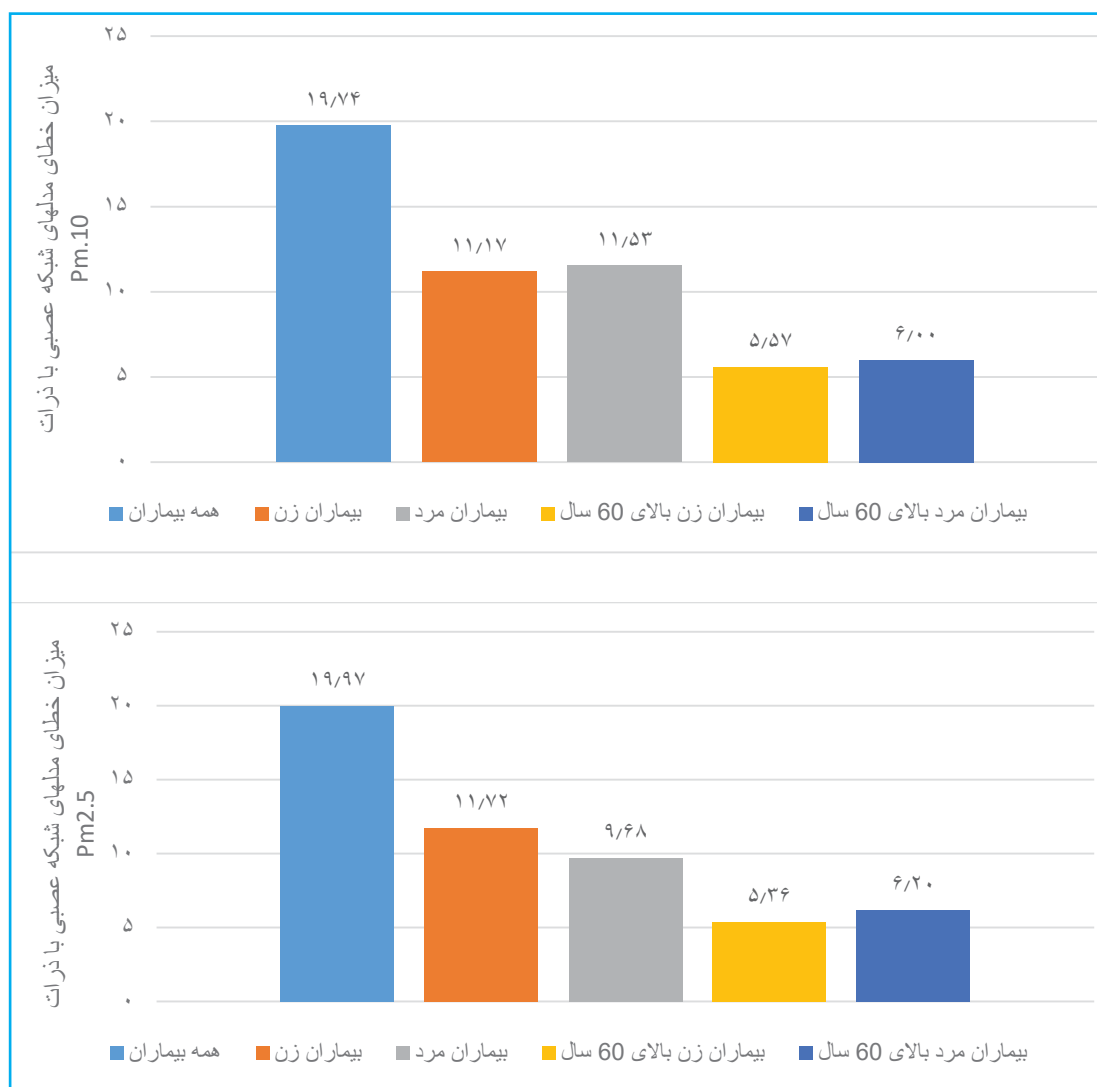
تعداد بیماران مراجعه کننده به اورژانس را مشاهده کرد. همچنین مشخص می‌شود که اثر این ذره بر زنان بالای ۶۰ سال بیشتر از مردان بالای ۶۰ سال است.

♦ مدل رابطه ذرات PM_{10} با تعداد بیماران اورژانس

در ادامه، شبکه‌های عصبی یک و دو لایه FFNN برای داده‌های حقیقی و نرمالیزه با ذرات PM_{10} طراحی شده و نتایج در جدول ۲ بیان گردیده است. برای بررسی اثر هر یک از آلایندة بر طیف‌های مختلف انسان‌ها و با تفکیک سن و جنسیت، می‌توان به نمودار ۵ و ۶ مراجعه نمود. در این نمودارها هر میله به ترتیب نشان‌دهنده میزان خطای مدل برای همه بیماران، بیماران زن،



نمودار ۵. اثر گاز CO ، SO_2 و NO_2 بر بیماران به تفکیک جنس و سن



نمودار ۶. اثر ذرات PM₁₀ و PM_{2.5} بر بیماران به تفکیک جنس و سن

بحث

با تعداد بیماران و مراجعه‌کنندگان به مراکز اورژانس دارند. نتایج نشان داد آلاینده‌های PM_{2.5} و PM₁₀ بیشترین ارتباط را با تعداد مراجعه‌کنندگان دارد. مشابه این نتایج را می‌توان در تحقیق سانگری و همکاران و مختاری و همکاران مشاهده کرد (۱۹، ۲۰). با تفکیک بیماران از نظر جنسیت و سن، نتایج مدل‌سازی بهتر شده و خطا کاهش می‌یابد. در بیشتر مطالعات انجام شده در ایران، بیماران از نظر جنسیت تفکیک نشده‌اند، اما مطالعه حاضر نشان داد که اثر این آلاینده‌ها بر زنان و مردان بالای ۶۰ سال بیشتر

در مدل‌های شبکه عصبی که برای بررسی تأثیر هر گاز بر میزان بیماران قلبی-عروقی پیاده‌سازی شده‌اند، هرچه خطای MSE کمتر باشد، رابطه بین تعداد بیماران و آن آلاینده بیشتر است و آن عامل آلودگی تأثیر بیشتری بر تعداد بیماران داشته است. نتایج حاکی از آن است که بین غلظت آلاینده‌ها و تعداد بیماران حاد تنفسی مراجعه‌کننده به اورژانس ارتباط معناداری وجود دارد و با کاهش و افزایش این آلاینده‌ها، میزان مراجعات کاهش یا افزایش پیدا کرده است. در بین تمامی این آلاینده‌ها، ذرات معلق بیشترین ارتباط را

مطالعه می‌باشد. همچنین آلاینده $PM_{2.5}$ و PM_{10} بیشترین تأثیر را بر روی تعداد مراجعه‌کنندگان به مراکز اورژانس داشته است.

ملاحظات اخلاقی

نویسندگان تمام نکات اخلاقی شامل عدم سرقت ادبی، انتشار چندگانه، 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

بدین‌وسیله از اداره کل هواشناسی خراسان رضوی، شهرداری مشهد، محیط زیست خراسان رضوی و دانشگاه علوم پزشکی مشهد به‌دلیل در اختیار قرار دادن داده‌های کمی منطقه مورد مطالعه، تشکر و قدردانی می‌گردد. این داده‌ها برای پایان‌نامه‌ای با شماره کد ۱۳/۱/۸/۱۰ ثبت شده در تاریخ ۱۳۹۷/۳/۸ در دانشکده بهداشت دانشگاه علوم پزشکی کرمان به کار گرفته شده است.

است و این نتیجه در مطالعه تائو و همکاران برای مردان بالای ۶۵ سال نیز مشاهده شد. همچنین در این مطالعه نشان داده شد که NO_2 بیشترین تأثیر را بر زنان داشته است، در حالی که گاز SO_2 بیشترین تأثیر را بر مردان داشته است. تأثیر گاز CO و ذرات معلق بر مردان بالای ۶۰ سال تقریباً یکسان است، ولی در زنان به‌جز CO باقی آلاینده‌ها اثری یکسان دارند (۲۴).

نتیجه‌گیری

مدل‌سازی رابطه آلودگی هوا بر تعداد بیماران قلبی - عروقی با استفاده از شبکه عصبی می‌تواند در برنامه‌ریزی‌های آتی برای مقابله با این مشکلات سازنده باشد. در این پژوهش از شبکه عصبی دو لایه برای مدل‌کردن رابطه میان میزان آلاینده‌های هوا و اطلاعات هواشناسی با میزان مراجعه‌کنندگان به اورژانس ۱۱۵ در مشهد استفاده شد. نتایج حاصل از این مدل‌ها نشان دادند که تأثیر آلودگی هوا بر افراد بالای ۶۰ سال بیشتر از دیگر گروه‌های مورد

References

1. Wark K, Warner CF. Air pollution: its origin and control. 1981.
2. Seinfeld JH, Pandis SN. Atmospheric chemistry and physics: from air pollution to climate change: John Wiley & Sons; 2012.
3. Ghiasedin M. Air pollution-sources, effects and control. Tehran: Tehran University Press; 2006. p. 25.
4. D'Amato G, Liccardi G, D'amato M, Cazzola M. Outdoor air pollution, climatic changes and allergic bronchial asthma. European Respiratory Journal. 2002;20(3):763-76.
5. Yang M, Zhou R, Qiu X, Feng X, Sun J, Wang Q, et al. Artificial intelligence-assisted analysis on the association between exposure to ambient fine particulate matter and incidence of arrhythmias in outpatients of Shanghai community hospitals. Environment International. 2020;139:105745.
6. Loomis D, Grosse Y, Lauby-Secretan B, El Ghissassi F, Bouvard V, Benbrahim-Tallaa L, et al. The carcinogenicity of outdoor air pollution. The Lancet Oncology. 2013;14(13):1262-3.
7. Organization WH. Burden of disease from ambient and household air pollution. 2014. 2014.
8. Naddafi K, Hassanvand MS, Yunesian M, Momeniha F, Nabizadeh R, Faridi S, et al. Health impact assessment of air pollution in megacity of Tehran, Iran. Iranian journal of environmental health science & engineering. 2012;9(1):28.
9. Sefiddashti SE, Sari AA, Ghazanfa S. The Impact of Air Pollution on Emergency Admissions of Heart Attack Cases in Tehran: 2007-2012. Journal of Health and Development. 2015;4(3):190-9.
10. Sicard P, Agathokleous E, De Marco A, Paoletti E, Calatayud V. Urban Population Exposure to Air Pollution in Europe Over the Last Decades. 2020.
11. Tiwary A, Williams I. Air pollution: measurement, modelling and mitigation: CRC Press; 2018.
12. Organization WH. Ambient (outdoor) air quality and health. 2016. Retrieved from World Health Organization: Available from: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs313/en/> [Last accessed on 2015 Nov 26]. 2016.
13. Hassanvand MS, Naddafi K, Faridi S, Arhami M, Nabizadeh R, Sowlat MH, et al. Indoor/outdoor relationships of PM_{10} , $PM_{2.5}$, and PM_1 mass concentrations and their water-soluble ions in a retirement home and a school dormitory. Atmospheric Environment. 2014;82:375-82.
14. Kelly FJ, Fussell JC. Size, source and chemical composition

- as determinants of toxicity attributable to ambient particulate matter. *Atmospheric environment*. 2012;60:504-26.
15. Ravindra K, Rattan P, Mor S, Aggarwal AN. Generalized additive models: Building evidence of air pollution, climate change and human health. *Environment international*. 2019;132:104987.
 16. Bell ML, Committee HHR. Assessment of the health impacts of particulate matter characteristics. *Research Report (Health Effects Institute)*. 2012(161):5.
 17. khazaei s, motesaddi s, etemad k, rashidi y, Gheibipoor h, rohani m. Evaluation of the Association between Air Pollutants and Number of Cases with Severe Acute Respiratory Syndrome Recorded at Emergency Medical Centers in Tehran, Iran in 2013. *Journal of health research in community*. 2016;2(2):37-43.
 18. Geravandi S, Goudarzi G, Soltani F, Dobaradaran S, Salmanzadeh S, Kamaei S, et al. Sulfur dioxide pollutant and its effects on disease incidence and death among the citizens of Bushehr city. *ISMJ*. 2016;19(4):598-607.
 19. Mokhtari M, Miri M, Mohammadi A, Khorsandi H, Hajizadeh Y, Abdolahnejad A. Assessment of Air Quality Index and Health Impact of PM10, PM2.5 and SO2 in Yazd, Iran. *Journal of Mazandaran University of Medical Sciences*. 2015;25(131):14-23.
 20. Tsangari H, Paschalidou A, Kassomenos A, Vardoulakis S, Heaviside C, Georgiou K, et al. Extreme weather and air pollution effects on cardiovascular and respiratory hospital admissions in Cyprus. *Science of the Total Environment*. 2016;542:247-53.
 21. Guo Y, Zeng H, Zheng R, Li S, Barnett AG, Zhang S, et al. The association between lung cancer incidence and ambient air pollution in China: a spatiotemporal analysis. *Environmental research*. 2016;144:60-5.
 22. Zhang S, Li G, Tian L, Guo Q, Pan X. Short-term exposure to air pollution and morbidity of COPD and asthma in East Asian area: A systematic review and meta-analysis. *Environmental research*. 2016;148:15-23.
 23. Tsai S-S, Chang C-C, Liou S-H, Yang C-Y. The effects of fine particulate air pollution on daily mortality: A case-crossover study in a subtropical city, Taipei, Taiwan. *International journal of environmental research and public health*. 2014;11(5):5081-93.
 24. Tao Y, Mi S, Zhou S, Wang S, Xie X. Air pollution and hospital admissions for respiratory diseases in Lanzhou, China. *Environmental Pollution*. 2014;185:196-201.
 25. Demuth HB, Beale MH, De Jess O, Hagan MT. *Neural network design*: Martin Hagan; 2014.
 26. Hamid SA. *Primer on using neural networks for forecasting market variables*. 2004.
 27. Strickland MJ, Lin Y, Darrow LA, Warren JL, Mulholland JA, Chang HH. Associations between ambient air pollutant concentrations and birth weight: a quantile regression analysis. *Epidemiology*. 2019;30(5):624-32.
 28. Long JS. *Regression models for categorical and limited dependent variables (Vol. 7). Advanced quantitative techniques in the social sciences*. 1997.
 29. Long JS, Freese J. *Regression models for categorical dependent variables using Stata: Stata press*; 2006.
 30. Haykin SS. *Neural networks and learning machines/Simon Haykin: New York: Prentice Hall*; 2009.
 31. Ambalavanan N, Carlo WA. Comparison of the prediction of extremely low birth weight neonatal mortality by regression analysis and by neural networks. *Early human development*. 2001;65(2):123-37.
 32. Svozil D, Kvasnicka V, Pospichal J. *Introduction to multi-layer feed-forward neural networks. Chemometrics and intelligent laboratory systems*. 1997;39(1):43-62.