

ORIGINAL RESEARCH PAPER

Investigating the Impact of Health-Protective Behaviors on Morbidity and non-Morbidity COVID-19 among Workers in Oil Refining Industry Using Machine Learning algorithms

Saba Kalantary¹, Bahman Pourhassan¹, Zahra Beigzadeh¹, Vida Shahbazian¹, Ali Jahani^{2*}

¹Department of Occupational Health Engineering, School of Public Health, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

²Assessment and Environment Risks Department, Research Center of Environment and Sustainable Development, National Department of Environmet, Tehran, Iran

Received: 16 - 12 - 2023

Accepted: 11 - 3 - 2024

ABSTRACT

Introduction: The prevalence of COVID-19 has significantly impacted work environments and the workforce. Therefore, identifying the most important preventive and control strategies, as well as assessing their effectiveness, is of paramount importance. Various studies have shown that machine learning algorithms can be used to predict complex and nonlinear issues, including predicting the behavior of various diseases such as COVID-19 and the parameters affecting it, and can be beneficial. The purpose of this study has been to examine the importance of preventive measures and hygiene behaviors in preventing COVID-19 in the oil refining industry using various machine learning models.

Material and Methods: For this purpose, demographic information and health behaviors of individuals were collected. Subsequently, a multi-layer perceptron (MLP), radial basis function (RBF), and support vector machine (SVM) models were compared to enhance the analysis of the effects of preventive measures on COVID-19 infection. Finally, the most influential factors affecting the likelihood of COVID-19 infection were determined using sensitivity analysis.

Results: The results showed that the accuracies achieved in predicting the impact of preventive measures and health behaviors on COVID-19 in occupational settings were 78.1%, 81.2%, and 78.1% by MLP, RBF, and SVM respectively. The RBF model was identified as the most accurate model for predicting the impact of health behaviors on COVID-19 disease. Additionally, the level of social distancing with customers, handwashing frequency and disinfection, the availability of cleansing and disinfecting agents for hands and surfaces in the workplace, and gatherings for eating meals and snacks were identified as the most significant health behaviors influencing the prevalence of COVID-19 in the workplace.

Conclusion: Studies of this nature can underscore the importance of attention to preventive measures and health behaviors in unprecedented circumstances. Furthermore, the utilization of artificial intelligence models and tools such as DSS (Decision Support Systems) can serve as powerful tools for optimizing control measures in work environments.

Keywords: COVID-19, Health behaviors, Occupational setting, Morbidity, Machine learning algorithm, sensitivity analysis

HOW TO CITE THIS ARTICLE

Kalantary S, Pourhassan B, Beigzadeh Z, Shahbazian V, Jahani A. Investigating the Impact of Health-Protective Behaviors on Morbidity and non-Morbidity COVID-19 among Workers in Oil Refining Industry Using Machine Learning algorithms. *J Health Saf Work.* 2024; 14(1): 72-91.

* Corresponding Author Email: ajahani@ut.ac.ir

Copyright © 2024 The Authors.
Published by Tehran University of Medical Sciences

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>). Non-commercial uses of the work are permitted, provided the original work is properly cited.

1. INTRODUCTION

Employments have been significantly affected due to the numbers of cases among the working population, policies and measures governments control the COVID-19 pandemic, such as businesses/organization temporarily or permanently closing, that have led to the deterioration of working conditions. It is important that maintain a balance between containing the disease by implementing lockdowns and limitations and saving the jobs and livelihoods of people by keeping economic activities. World Health Organization (WHO) has recommended several protection measures, including social distance, wearing mask, hand sanitizing, and vaccination to prevent and slow down the spread of the COVID-19. Machine learning algorithms (MLAs) are proposed as the new mathematical approaches with some interconnected calculation neurons to find the complex relations among variables. The application of machine learning algorithms in different fields such as environmental sciences, epidemiology, public health, etc. is frequently observed in recent researches. The purpose of this study is intended to compare the multi-layer perceptron (MLP), radial basis function (RBF), and support vector machine (SVM) models for predicting the effect of the predictive measures and health behaviors on the COVID-19 infection disease in occupational settings.

2. MATERIAL AND METHODS

For this study, data were collected from 161 workers between 2020 to 2021. The data collected includes age, body mass index (BMI), education, smoking, exercise, adequate sleep, comorbidity, type of work, shift work, job stress level as demographic data and type of personal protective equipment (PPE) used, type of mask used, the frequency of replacing mask, the frequency of hand washing or disinfection, the frequency of hand, noise or mouth contacts, disinfection hands in entrance, daily disinfection of the workplace, existence of detergents and disinfectants for hands and surfaces in the workplace, social distance with colleagues, In-organizational communication, use of public tools, gathering for foods and snacks eating, social distance with clients, use of public transport service to workplace, contact with infected person, and wash hands before eating as health behaviors data. This data is gathered through a questionnaire. The research protocol was approved in accordance

with Helsinki's international guidelines. Informed consent was obtained from all participants prior to their participation in the study. Multi-layer perceptron (MLP), radial basis function (RBF), and support vector machine (SVM) models were compared to develop for analyzing the effects of preventive measures on COVID-19 infection. Then, A sensitivity analysis was conducted to rank the most affecting parameters on the COVID-19 disease severity.

3. RESULTS AND DISCUSSION

The MLP model was successful in correctly classifying the data in three subsets and all data with accuracies of 92.8%, 87.5%, 78.1%, and 88.8% respectively. The RBF model was totally 85.5%, 81.2%, and 84.4% successful in all data sets. The SVM model achieved an accuracy of 80.6% in the training data. In the test subset, the SVM model achieved an accuracy of 78.1%. In all subsets, the SVM model was totally 80.1% successful in the classification of subjects. The comparison of the highest R^2 value in training, test, and total data sets for MLP, RBF, and SVM models shows that the most accurate model for the prediction of the effect of the COVID-19 infection disease in occupational settings is shown in Figure 1.

According to sensitivity analysis results social distance with clients (A32), the frequency of hand washing or disinfection (A23), existence of detergents and disinfectants for hands and surfaces in the workplace (A27), and gathering for food and snacks eating (A33) introduce them as the importance variable which influence RBF output (COVID-19 infection disease in workplace). As one can see, there is a negative correlation between the distance, presence of disinfection, and the washing hands and COVID-19 infection; therefore the COVID-19 infection decreases with the increased these health behaviors. The COVID-19 infection increased upon increasing the gatherings at work such as eating.

Understanding the health behaviors is important in COVID-19 prevention among individual in occupational settings. A research show that %64 healthcare workers feared because of their work environment. This fear can adversely affect work life at the same time can be instrument for directing individual to health and preventive behaviors to eliminate or reduce the COVID-19. So, one of the strategies for reduction of the pandemic has been focused on health behaviors

as a preventive measure. Bashirian et al. (2020) showed that protective behaviors of healthcare workers against the COVID-19 are important in the COVID-19 prevention. Different studies have shown adherence to intervention and health behaviors such as social distance, wearing mask, etc. but not assessed level of effect these interventions. Researchers believe that one of the reasons for the failure of protective programs and health behaviors is the lack of attention to analytical studies and predictive models. In this way, machine learning and deep learning can be of great help in propose new strategies and design of preventive measures for control COVID-19. In this research obtained accuracy 78.1%, 81.2%, and 78.1% in the prediction of the effect of the predictive measures and health behaviors on the COVID-19 infection disease in occupational settings by MLP, RBF, and SVM, respectively. Mollalo et al. (2020) used MLP with one hidden layer for the predicting COVID-19 cumulative incidence rate (output) based on selected input variables, including socioeconomic, behavioral, environmental, topographic, demographic, and together with mortality rates of preexisting condition factors. For easy user interface, a GUI as a decision support system (DSS) tool was designed. The GUI is a DSS function as a tool to predict COVID-19 infection spreading based on demographic and

health behaviors in work settings for the optimal management. The GUI can be easily and quickly applied by various people such as policy makers, health care management systems, workers etc. The limitation of this study is mainly related to the data collection process. An unexpected situation such as COVID-19 pandemic can lead to this that much research has been done without detailed planning.

4. CONCLUSIONS

The main aim of this study is the development of a machine learning model to predict the effect of the preventive measures and health behaviors on the COVID-19 infection disease in occupational settings. To improve efforts to control the COVID-19 pandemic, especially in occupational settings, it is necessary to understand what modifiable measures and health behaviors will help decrease COVID-19 infection and transmission among the workers. Understanding these measures associated with the prevention of COVID-19 in workplaces is critical to develop effective interventions.

5. ACKNOWLEDGMENT

The authors of this article would like to express their gratitude and appreciation to Tehran University of Medical Sciences and Health Services and the industry workers who participated in the study.

بررسی میزان تأثیر رفتارهای بهداشتی محافظتی بر ابتلاء یا عدم ابتلاء به بیماری کووید-۱۹ در کارگران یک صنعت پالایش نفت با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین

صبا کلانتری^۱، بهمن پورحسن^۱، زهرا بیگ زاده^۱، ویدا شهبازیان^۱، علی جهانی^{۲*}

^۱گروه مهندسی بهداشت حرفه ای، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران
^۲گروه ارزیابی و مخاطرات محیط زیست، پژوهشکده محیط زیست و توسعه پایدار، سازمان حفاظت محیط زیست کشور، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۹/۲۵، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۲/۱۲

چکیده

مقدمه: شیوع بیماری کووید-۱۹ تأثیر عمده ای بر محیط های کاری و همچنین نیروی کار داشته است، در نتیجه شناسایی مهم ترین راهکارها و استراتژی های پیشگیرانه و کنترلی و سنجش کارایی آنها اهمیت ویژه ای دارند. مطالعات مختلف نشان داده اند که روش های هوش مصنوعی می توانند برای پیش بینی مسائل پیچیده و غیر خطی از جمله پیش بینی رفتار انواع بیماری ها نظیر بیماری کووید-۱۹ و پارامتر های مؤثر بر آن مفید واقع شوند. هدف از این مطالعه بررسی تأثیر اقدامات پیشگیرانه و رفتار های بهداشتی در پیشگیری از بیماری کووید-۱۹ در محیط های شغلی با استفاده از مدل های یادگیری ماشین مختلف بوده است.

روش کار: بدین منظور، اطلاعات جمعیت شناسی و رفتارهای بهداشتی افراد در یک صنعت پالایش نفت جمع آوری گردید. سپس مدل چند لایه پرسترون (MLP)، تابع پایه شعاعی (RBF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) به منظور بهبود تجزیه تحلیل تأثیرات اقدامات پیشگیرانه بر روی عفونت کووید-۱۹ مقایسه شدند. در نهایت، مهم ترین عوامل مؤثر بر احتمال ابتلا به بیماری کووید-۱۹ با استفاده از تحلیل آنالیز حساسیت تعیین شدند.

یافته ها: نتایج نشان داد دقت بدست آمده در پیش بینی تأثیر اقدامات پیش گیری کننده و رفتارهای بهداشتی بر بیماری کووید-۱۹ در محیط های شغلی ۰/۷۸/۱، ۰/۸۱/۲ و ۰/۷۸/۱ به ترتیب برای RBF، MLP و SVM است و مدل RBF به عنوان دقیق ترین مدل برای پیش بینی میزان تأثیر رفتارهای بهداشتی بر بیماری کووید-۱۹ عمل می کند. علاوه بر این، میزان فاصله اجتماعی با مشتریان، دفعات شست و شوی دست ها و ضد عفونی کردن دست ها، وجود مواد شوینده و ضد عفونی کننده برای دست ها و سطوح در محل کار و تجمع برای خوردن غذا و میان وعده مهم ترین رفتار های بهداشتی مؤثر بر شیوع کووید-۱۹ در محل کار شناسایی شدند.

نتیجه گیری: این مطالعه نشان داد توجه به اقدامات پیشگیرانه و رفتارهای بهداشتی در پیشگیری از بیماری کووید-۱۹ مؤثر بوده است. علاوه بر آن استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین و ابزارهای بدست آمده از آن همچون سیستم پشتیبانی تصمیم گیری (DSS) می توانند ابزاری قدرتمند در جهت مدیریت هرچه بهتر اقدامات کنترلی در محیط های کاری باشند.

کلمات کلیدی: کووید-۱۹، رفتارهای بهداشتی، محیط کار، ابتلاء، الگوریتم یادگیری ماشین، آنالیز حساسیت

* پست الکترونیکی نویسنده مسئول مکاتبه: ajahani@ut.ac.ir

مقدمه

پاندمی کرونا ویروس جدید (کووید-۱۹) که از سال ۲۰۱۹ در سراسر جهان گسترش یافت به تدریج به یک تهدید جدی برای سلامتی تبدیل شد. این بیماری ابتدا در ووهان، چین ظاهر گردید و از آن زمان در سراسر جهان گسترش یافته و باعث ابتلاء و مرگ هزاران نفر در تمام دنیا شده است (۱). در زمان بروز پاندمی، شرایط کاری مشاغل متعدد و مختلفی متاثر گردید که از سویی به علت افزایش تعداد موارد بیماری و فوت در بین جمعیت شغلی و از سوی دیگر بدلیل سیاست دولت‌ها برای کنترل بیماری همچون تعطیلی موقت یا دائمی مشاغل/سازمان‌ها بود (۲، ۳). در این میان ایجاد و حفظ تعادل میان مهار بیماری با اقداماتی همچون اعمال قرنطینه، دورکاری و محدودیت‌ها و از طرف دیگر حفظ معیشت مردم از طریق ادامه فعالیت‌های اقتصادی اهمیت داشت (۴). در عین حال بسیاری از مشاغلی که به عنوان خط مقدم در مواجهه با بیماری قرار داشتند همچون کارکنان حافظ امنیت، صنایع غذایی، کارکنان مراقبت‌های بهداشتی و غیره شرایط و ساعات کاری سخت‌تری داشتند و معمولاً گزینه دور کاری برای آنان مفهومی ندارد. دستورالعمل EC/54/2000 اتحادیه اروپا بیان می‌کند که کارفرما موظف به اجرای تمام اقدامات حفاظتی مورد نیاز برای کارکنان در معرض خطرات مرتبط با مواجهه عوامل بیولوژیک محیط کار مانند کرونا ویروس سندرم حاد تنفسی (SARS-CoV-2) می‌باشد (۵، ۶). سازمان جهانی بهداشت^۱ اقدامات حفاظتی متعددی از جمله رعایت فاصله اجتماعی، استفاده از ماسک تنفسی، ضدعفونی کردن دست‌ها و واکسیناسیون را برای جلوگیری و کاهش سرعت انتشار کووید-۱۹ توصیه کرده است (۷، ۸). در بسیاری موارد سیاست‌ها و اقدامات کنترلی کووید-۱۹ در محیط‌های کاری به ویژه در کشورهای در حال توسعه به درستی اجرا نمی‌شوند، در حالی که این تدابیر نقش مهمی در مدیریت استرس شغلی کارگران و حفاظت از

سلامت آن‌ها ایفا می‌کنند (۹) و یافته‌ها نشان می‌دهد که کارکنان در دوران کووید، وخیم‌تر شدن شرایط کار را تجربه کرده‌اند و پیامد آن در محیط‌های کاری علاوه بر اثرات بهداشتی منجر به پیامدهای اقتصادی شدیدی نیز شده است (۱۰). بنابراین برنامه‌ریزی‌های راهبردی و کنترلی کاربردی برای توسعه و بهبود بهداشتی این بیماری در محیط‌های شغلی ضروری است (۱۱).

روش‌های داده کاوی دقیق در پیش‌بینی رفتارهای بهداشتی و روند بیماری‌ها می‌تواند یک ابزار مفید باشد. در سال‌های اخیر استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین^۲ و نیز مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی^۳ (ANN) به عنوان یک رویکرد جدید با ساختاری شبیه نورون‌های مغز انسان برای یافتن ارتباطات پیچیده و غیرخطی میان متغیرها پیشنهاد می‌شود. الگوریتم‌های یادگیری یک روش توانمند غیرخطی در مدل‌سازی داده‌ها است که می‌تواند به خوبی روابط پیچیده بین متغیرهای پیشگو و هدف را بدون در نظر گرفتن هیچ فرضیه اولیه و دانش قبلی از روابط بین پارامترهای مورد مطالعه، مدل‌سازی کند (۱۱). شبکه تابع پایه شعاعی (RBF)^۴ یکی از رایج‌ترین الگوریتم‌ها است که تنها به بخش محدودی از فضای ورودی پاسخ می‌دهد و روش آموزشی سریع‌تر و دقیق‌تر و ساختار شبکه‌ای ساده‌تر در مقایسه با دیگر مدل‌های یادگیری ماشین را دارا است. در حالی که مدل پرسپترون چندلایه^۵ (MLP) قابلیت تعمیم پذیری بهتری دارد و عملکرد این روش در پیش‌بینی نسبت به روش‌های کلاسیک بهتر است. یکی دیگر از روش‌های یادگیری ماشین بردار پشتیبان^۶ (SVM) است که برای کمینه کردن خطا از اصول کمینه‌سازی ریسک ساختاری استفاده می‌کند. روش SVM یک توازن بین خطای یادگیری و خطای تعمیم ایجاد می‌کند (۱۲). از طرفی در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌ها و الگوریتم‌های یادگیری ماشین در حوزه‌های مختلفی از جمله علوم محیطی، اپیدمیولوژی، بهداشتی و ... رواج پیدا

2. Machine Learning Algorithm (MLA)
3. Artificial Neural Network (ANN)
4. Radial Basis Function (RBF)
5. Multi-Layer Perceptron (MLP)
6. support vector machine (SVM)

1. World Health Organization (WHO)

تأثیر و اهمیت رفتارهای بهداشتی بر پیشگیری از ابتلاء به بیماری کووید-۱۹ در کارگران با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین انجام شد. افراد تحت بررسی تعداد ۱۶۱ نفر از کارکنان صنعت پالایشگاه بودند. حجم نمونه با استفاده از ماشین حساب نمونه آنلاین RAOSOFT، که به طور خاص برای نظرسنجی‌های جمعیتی طراحی شده است، محاسبه گردید. بر اساس یک جمعیت ۷۰۰ نفری از پرسنل، با اطمینان ۹۵٪، حداقل خطا ۵٪ و پیش‌بینی پاسخ ۵۰٪، نهایتاً حجم نمونه مورد نیاز حداقل ۱۶۱ نفر بود که از بین کارکنان بخش‌های اداری، تولید، HSE، تعمیر و نگهداری و خدمات پالایشگاه انتخاب شدند.

اطلاعات جمعیت شناختی جمع‌آوری شده شامل سن، شاخص توده بدنی (BMI)، میزان تحصیلات، نوع شغل یا وظیفه فرد، مصرف سیگار، انجام تمرینات ورزشی، داشتن خواب کافی، داشتن بیماری زمینه‌ای، نوبت کاری و سطح استرس شغلی بود. نوع وسایل حفاظت فردی مورد استفاده، نوع ماسک مورد استفاده، دفعات تعویض ماسک، دفعات شستشو و یا ضدعفونی کردن دست‌ها، دفعات تماس دست با دهان و/یا بینی، شستشوی دست‌ها قبل از غذا خوردن، ضدعفونی دست‌ها در حین ورود به محل کار، ضدعفونی کردن روزانه سطوح محل کار، وجود مواد ضدعفونی‌کننده و شوینده در محیط کار برای ضدعفونی دست‌ها و سطوح، رعایت فاصله اجتماعی با همکاران، میزان ارتباطات درون سازمانی، استفاده از وسایل مشترک و عمومی، رعایت فاصله اجتماعی با مراجعین، میزان تماس با مراجعین، استفاده از وسایل حمل و نقل عمومی برای رسیدن به محل کار، تجمع برای خوردن غذا و تنقلات در محیط کار، نحوه تماس با فرد مبتلاء نیز به عنوان اطلاعات در خصوص رفتارهای بهداشتی و پیشگیرانه و موثر طریق پرسشنامه جمع‌آوری گردید. لازم به ذکر است که کلیه افراد حاضر در مطالعه فرم رضایتنامه کتبی را قبل از شرکت در مطالعه تکمیل کرده و مطالعه حاضر طبق اصول بیانیه هلسینکی انجام پذیرفت (۱۷).

الگوریتم‌های یادگیری ماشین

در این پژوهش مدلسازی با استفاده از نرم افزار

کرده است. الگوریتم‌ها این قابلیت را دارند که نتایج قابل اعتمادی را بر اساس فاکتورهای مختلف مانند عملکرد، دقت، تأخیر، سرعت، همگرایی و اندازه ارائه دهند (۱۳-۱۵). مطالعات مختلف نشان داده‌اند که الگوریتم‌ها نه تنها برای پیش‌بینی تحقیقات اپیدمیولوژیک و نیز تشخیص و کشف آسیب‌ها در پزشکی دقیق عمل می‌کنند، بلکه برای ایجاد آمادگی در سیستم مراقبت‌های بهداشتی نیز مناسب هستند (۱۶). در این راستا، این تکنیک‌ها و روش‌ها می‌توانند برای پیش‌بینی شیوع کووید-۱۹ نیز به کار روند. این پیش‌بینی‌ها نه تنها برای سیستم مراقبت بهداشتی بلکه برای سیاست‌گذاران نیز می‌تواند دارای اهمیت بوده و کاربرد داشته باشند. در واقع فرآیندهای سیاست‌گذاری، پیشنهاد اقدامات کنترلی، ایجاد استراتژی‌های جدید و پایش کارآمدی سیاست‌های به اجرا درآمده می‌تواند مبتنی بر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی باشد.

بنابر آنچه که ذکر شد و با توجه به اینکه مطالعات کمتری در ارتباط با هوش مصنوعی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین در محیط‌های شغلی صورت گرفته، هدف از این مطالعه، مقایسه مدل‌های پرسپترون چند لایه (MLP)، تابع شعاعی پایه (RBF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM)، به منظور پیش‌بینی تأثیر و اهمیت اقدامات پیشگیری‌کننده و رفتارهای بهداشتی در محیط‌های کاری (یک صنعت پالایش نفت) بر پیشگیری از بروز بیماری کووید-۱۹ است. اهداف اصلی این مطالعه عبارت‌اند از: (الف) ارزیابی الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای شناسایی دقیق‌ترین الگوریتم در بررسی تأثیر اقدامات پیشگیرانه و رفتارهای بهداشتی بر بیماری کووید-۱۹ در محیط کاری؛ (ب) شناسایی موثرین اقدامات پیشگیرانه در بیماری کووید-۱۹ با استفاده از روش آنالیز حساسیت.

روش کار

جمعیت مورد مطالعه

این مطالعه از نوع توصیفی-تحلیلی و از نوع مقطعی بوده که بین سال‌های ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۱ به منظور بررسی

گردید. به منظور بهینه‌سازی متغیرها ابتدا کل نمونه‌ها (۱۶۱ نمونه) به طور تصادفی به سه دسته شامل آموزش شبکه (Train) (۶۰ درصد داده‌ها - ۹۷ نمونه)، سنجش اعتبار شبکه (Validation) (۲۰ درصد داده‌ها - ۳۲ نمونه) و آزمون شبکه (۲۰ درصد داده - ۳۲ نمونه) تقسیم شدند. پس از مدل‌سازی با شبکه MLP، به منظور ارزیابی عملکرد شبکه، صحت مدل با مقایسه خروجی برآورد شد.

مدل تابع پایه شعاعی (RBF)

مدل‌های تابع پایه شعاعی (RBF) یک الگوریتم یادگیری سریع دارند و به طور وسیعی در فرآیندهای غیرخطی استفاده می‌شوند. این شبکه یک ترکیب خطی از توابع پایه‌ی شعاعی برای پارامترهای ورودی و نورون‌ها است و ساختار توپولوژیک ساده‌ای دارد و پارامترهای قابل تنظیم آن شامل مرکز، عرض و وزن خروجی هستند (۲۰). به منظور بهینه‌سازی متغیرهای مدل، ۸۰ درصد از نمونه‌ها (۱۲۹ نمونه) به طور تصادفی به عنوان دسته آموزش شبکه، برای آموزش دقیق‌ترین مدل RBF و ۲۰ درصد از نمونه‌ها (۳۲ نمونه) برای تست عملکرد مدل استفاده شدند. یک مرحله آموزش شبکه به منظور به حداقل رساندن خطای شبکه مقادیر متغیر RBF، انجام گرفت.

مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)

مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) ابزاری استاندارد، ساده و مؤثر برای حل و پیش‌بینی مسائل با به حداقل رساندن عدم قطعیت به منظور کاهش خطا است (۲۱). در این شبکه به منظور بهینه‌سازی متغیرهای مدل SVM، کل داده‌ها به دو مجموعه تقسیم شدند. ۸۰ درصد نمونه‌ها (۱۲۹ نمونه) به صورت تصادفی به عنوان مجموعه داده‌های آموزشی برای آموزش دقیق‌ترین مدل SVM و ۲۰٪ نمونه‌ها (۳۲ نمونه) برای ارزیابی عملکرد مدل استفاده شدند.

آنالیز حساسیت

میزان اهمیت و اثرگذاری هر یک از متغیرهای ورودی

MATLAB 2018 صورت پذیرفت. در این پژوهش داده‌های ورودی (متغیرهای مستقل) شامل اطلاعات دموگرافیک (شامل سن، نوع شغل یا وظیفه، BMI، میزان تحصیلات، وضعیت سیگار کشیدن، انجام تمرینات ورزشی، داشتن خواب کافی، داشتن بیماری زمینه‌ای، نوبت کاری و سطح استرس شغلی)، و اطلاعات رفتارهای بهداشتی و موثر (شامل نوع وسایل حفاظت فردی مورد استفاده، نوع ماسک مورد استفاده، دفعات تعویض ماسک، دفعات شستشو و یا ضدعفونی کردن دست‌ها، دفعات تماس دست با دهان و/یا بینی، شستشوی دست‌ها قبل از غذا خوردن، ضدعفونی دست‌ها در حین ورود به محل کار، ضدعفونی کردن روزانه سطوح محل کار، وجود مواد ضدعفونی‌کننده و شوینده در محیط کار برای ضدعفونی دست‌ها و سطوح، رعایت فاصله اجتماعی با همکاران، میزان رتباطات درون سازمانی، استفاده از وسایل مشترک و عمومی، رعایت فاصله اجتماعی با مراجعین، میزان تماس با مراجعین، استفاده از وسایل حمل و نقل عمومی برای رسیدن به محل کار، تجمع برای خوردن غذا و تنقلات در محیط کار، نحوه تماس با فرد مبتلاء) بود.

مدل پرسپترون چند لایه (MLP)

مدل‌های پرسپترون چند لایه (MLP) به عنوان یکی از ساده‌ترین و کارآمدترین مدل‌ها است که اغلب برای مدل‌سازی و پیش‌بینی فرآیندهای غیرخطی و پیچیده استفاده می‌شود. MLP به عنوان یک مدل چند لایه با اتصالات کامل دقت قابل قبولی را ارائه می‌دهد. یکی از رایج‌ترین الگوریتم‌ها در مدل MLP الگوریتم آموزشی پس از انتشار خطا است که مقدار تابع را کاهش داده و آن را از یک لایه به لایه پیشین آن انتشار می‌دهد. آموزش شبکه در این مرحله صورت می‌گیرد به طوری که پس از آموزش و اعمال متغیرهای ورودی به شبکه، خروجی بدست آمده از آن نزدیک به خروجی مطلوب باشد (۱۸، ۱۹). در این تحقیق از توابع فعال‌سازی تانژانت، سیگموئید و خطی با ترکیبی از لایه‌ها و نورون‌های مختلف در هر لایه به منظور بهینه‌سازی پیش‌بینی بیماری کووید-۱۹ استفاده

آموزش شبکه، آزمایش شبکه، اعتبارسنجی شبکه و کل داده‌ها را نشان می‌دهد. مدل MLP در دسته بندی صحیح در سه دسته (آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی) و کل داده‌ها به ترتیب $88/8\%$ ، $78/1\%$ ، $87/5\%$ ، $92/8\%$ موفق بود. از ماتریس درهم ریختگی می‌توان دید که در دسته آموزش شبکه، ۷ نمونه از ۸۵ نمونه در کلاس صفر ($91/8\%$)، و صفرنمونه از ۱۲ نمونه در کلاس یک (100%) ناموفق بودند. در دسته اعتبارسنجی شبکه مدل MLP، ۲ نمونه از ۲۴ نمونه در کلاس صفر (92%)، و ۲ نمونه از ۷ نمونه در کلاس یک ($71/4\%$) ناموفق بودند. به همین ترتیب، در مورد دسته آزمایش شبکه نیز ۵ نمونه از ۲۹ نمونه در کلاس صفر ($82/8\%$)، و دو نمونه از ۳ نمونه در کلاس یک ($33/3\%$) ناموفق بودند. در نهایت در زیر مجموعه کل داده‌ها، مدل MLP، به طور کلی $88/8\%$ در دسته بندی متغیرها موفق بود. یعنی ۱۴ نمونه از ۱۳۹ نمونه در کلاس صفر ($91/8\%$)، و ۴ نمونه از ۲۹ نمونه در کلاس یک (100%) ناموفق بودند.

مدل پیش‌بینی‌کننده RBF

شکل ۲ نمودار ماتریس درهم ریختگی بین داده‌های ورودی به مدل RBF و دسته‌های واقعی در دو دسته آموزش شبکه و آزمایش شبکه و نیز کل داده‌ها را نشان می‌دهد. بطورکلی مدل RBF، به ترتیب $84/4\%$ و $81/2\%$ ، $85/5\%$ در دسته‌های آموزش و آزمایش شبکه و کل داده‌ها موفق بود. به طور کلی، از ماتریس درهم ریختگی، می‌توان دید که در دسته آموزش شبکه ۱۹ نمونه از ۱۲۳ نمونه در کلاس صفر ($84/5\%$)، و صفر نمونه از ۶ نمونه در کلاس یک (100%) ناموفق بودند. در دسته آزمایش، ۶ نمونه از ۳۱ نمونه در کلاس صفر ($80/6\%$)، و صفر نمونه از یک نمونه در کلاس یک (100%) ناموفق بودند. در دسته کل داده‌ها، ۲۵ نمونه از ۱۵۴ نمونه در کلاس صفر ($83/7\%$) و صفر نمونه از ۷ نمونه در کلاس یک (100%) ناموفق بودند و مجموعاً $84/4\%$ در دسته بندی متغیرها موفق بودند.

در مدل با استفاده از آنالیز حساسیت در محیط نرم‌افزار آنالیز MATLAB مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور در محیط MATLAB بررسی حساسیت خروجی مدل نسبت به هر یک از متغیرهای ورودی (متغیرهای مستقل) انجام گرفت. آنالیز حساسیت روشی سیستماتیک و سازمان‌یافته برای تغییر دادن در ورودی‌های یک مدل آماری است که می‌توان با تحلیل اثرات این تغییرات، پیش‌بینی کرد چگونه مدل به تغییرات، واکنش نشان خواهد داد (خروجی مدل). لذا خروجی حاصل از مدلسازی، اولویت‌بندی متغیرهای تأثیرگذار بر پیشگیری از بیماری کووید-۱۹ را پیش‌بینی می‌نماید.

به منظور انجام آنالیز حساسیت، با توجه همبستگی مطلوب در نتایج شبکه و همسان نگه داشتن تمام متغیرها با میانگین آنها، متغیر مورد نظر در دامنه انحراف معیار تغییر داده شد و با برآورد و شبیه‌سازی الگوریتم، انحراف معیار خروجی‌های مدل محاسبه گردید. این فرآیند برای یکایک متغیرهای ورودی انجام شده و حساسیت نتایج مدل به هر یک از متغیرها تعیین گردید.

یافته‌ها

اطلاعات جمعیت شناختی و رفتارهای بهداشتی و موثر مورد مطالعه بر کووید-۱۹

جدول ۱ متغیرهای جمعیت شناختی و رفتارهای پیشگیرانه و بهداشتی مورد مطالعه، موثر و مرتبط با بیماری کووید ۱۹ را نشان می‌دهد. مدل‌ها آموزش دیده و سپس داده‌های ثبت شده مرتبط با آنها شامل ۲۷ متغیر (۱۰ متغیر به عنوان اطلاعات جمعیت شناختی و ۱۷ متغیر به عنوان اطلاعات مربوط به رفتارهای بهداشتی و پیشگیرانه) به عنوان داده‌های ورودی در مدل‌های طراحی شده SVM، RBF و MLP وارد گردید.

مدل پیش‌بینی‌کننده MLP

شکل ۱ نمودار ماتریس درهم ریختگی^۱ بین داده‌های ورودی به مدل MLP و دسته‌های هدف در چهار دسته

1. confusion matrix plot

جدول ۱: اطلاعات جمعیت شناختی و رفتارهای بهداشتی و موثر مورد مطالعه بر بیماری کووید-۱۹

| فرآوانی | متغیر | اطلاعات دموگرافیک | کد متغیر | | |
|---------|----------------------|-----------------------|----------|-----|----|
| %۱۴ | <۳۰ | سن | A1 | | |
| %۸۴ | ۳۰-۴۹ | | | | |
| %۲ | >۵۰ | | | | |
| %۱۳ | اداری | نوع شغل و وظیفه فرد | A5 | | |
| %۳۹ | تعمیر و نگهداری | | | | |
| %۱۴ | خدمات | | | | |
| %۱۱ | واحد HSE | | | | |
| %۲۳ | خط تولید | | | | |
| - | ۱۸/۵ < وزن کم | | | BMI | A2 |
| %۲۸ | ۱۸/۵-۲۴/۹: وزن نرمال | | | | |
| %۴۶ | ۲۵-۲۹/۹: اضافه وزن | | | | |
| %۱۶ | >۳۰: چاق | | | | |
| %۴۰ | زیر دیپلم | میزان تحصیلات | A3 | | |
| %۴۲ | کارشناسی | | | | |
| %۱۸ | کارشناسی ارشد | | | | |
| - | دکتری | | | | |
| %۸۱ | بله | وضعیت سیگار کشیدن | A11 | | |
| %۱۹ | خیر | | | | |
| %۱۴ | همیشه | انجام تمرینات ورزشی | A12 | | |
| %۱۰ | بیشتر مواقع | | | | |
| %۴۸ | گاهی اوقات | | | | |
| %۲۲ | ندرتا | | | | |
| %۶ | اصلا | | | | |
| %۶۱ | بله | داشتن خواب کافی | A13 | | |
| %۲۸ | تا حدودی | | | | |
| %۱۱ | خیر | | | | |
| %۶۶ | بیماری تنفسی | داشتن بیماری زمینه ای | A10 | | |
| %۶ | دیابت نوع ۱ | | | | |
| - | دیابت نوع ۲ | | | | |
| - | بیماری قلبی | | | | |
| - | بیماری عصبی | | | | |
| %۲ | بیماری کلیوی | | | | |
| %۴ | سرطان خون | | | | |
| - | سایر سرطان ها | | | | |
| - | بیماری کبدی | | | | |
| - | پیوند عضو | | | | |
| - | بیماری طحال | | | | |
| - | نقص سیستم ایمنی | | | | |
| %۶ | فشارخون بالا | | | | |

ادامه جدول ۱: اطلاعات جمعیت شناختی و رفتارهای بهداشتی و موثر مورد مطالعه بر بیماری کووید-۱۹

| فرآوانی | متغیر | اطلاعات دموگرافیک | کد متغیر |
|-------------------------|---|---|----------|
| ٪۱۶ | سایر بیماریها | | |
| ٪۶۱ | بله | نوبت کاری | A7 |
| ٪۳۹ | خیر | | |
| ٪۲۸ | خیلی زیاد | سطح استرس شغلی | A9 |
| ٪۳۵ | زیاد | | |
| ٪۲۹ | متوسط | | |
| ٪۸ | کم | | |
| رفتارهای بهداشتی | | | |
| ۲٪ | هیچ وسیله ای استفاده نمی کند | نوع تجهیزات حفاظت فردی (PPE) مورد استفاده | A15 |
| ۹۶٪ | ماسک تنفسی | | |
| ۴۵٪ | دستکش | | |
| ۲۳٪ | شیلد | | |
| ٪۳۲ | عینک حفاظتی | | |
| - | N99 | نوع ماسک مورد استفاده | A16 |
| ۱۳٪ | N95 | | |
| ۲۶٪ | ماسک پارچه ای | | |
| ۶۰٪ | ماسک پزشکی | | |
| ۲٪ | ماسک اسفنجی | | |
| ۳٪ | ماسک استفاده نمی کند | | |
| ٪۱۴ | هر ۴ ساعت یکبار | دفعات تعویض ماسک | A18 |
| ٪۷۸ | روزانه | | |
| ٪۳ | استریل کردن ماسک با روشهای همچون اتو کردن و استفاده مجدد | | |
| ٪۲ | شستشوی ماسک و استفاده مجدد | | |
| ٪۳ | استفاده از ماسک در روزهای متوالی بدون شستن و استریل کردن آن | | |
| ٪۲۴ | <۵ | دفعات شستشو و یا ضدعفونی کردن دست ها | A19 |
| ٪۵۲ | ۵-۱۰ | | |
| ٪۱۶ | ۱۰-۲۰ | | |
| ٪۳ | >۲۰ | | |
| ٪۸۵ | همیشه | شستشوی دست ها قبل از غذا خوردن | A23 |
| ٪۳۲ | بیشتر مواقع | | |
| ٪۱۲ | گاهی اوقات | | |
| - | ندرتا | | |
| - | هرگز | | |
| ٪۵۶ | همیشه | دفعات تماس دست با بینی و/یا دهان | A24 |
| ٪۳۲ | بیشتر مواقع | | |
| ٪۱۲ | گاهی اوقات | | |
| - | ندرتا | | |
| - | هرگز | | |
| ٪۶۸ | همیشه | ضدعفونی دست ها در حین ورود به محل کار | A25 |
| ٪۱۹ | بیشتر مواقع | | |

ادامه جدول ۱: اطلاعات جمعیت شناختی و رفتارهای بهداشتی و موثر مورد مطالعه بر بیماری کووید-۱۹

| فرآوانی | متغیر | اطلاعات دموگرافیک | کد متغیر |
|---------|--------------------------------------|---|----------|
| ٪۱۰ | گاهی اوقات | | |
| ٪۳ | ندرتا | | |
| - | هرگز | | |
| ٪۲۸ | هر روز | ضدعفونی کردن روزانه سطوح محل کار | A26 |
| ٪۲۲ | بعضی از روزها | | |
| ٪۲۷ | گاهی اوقات | | |
| ٪۷ | ندرتا | | |
| ٪۱۶ | هرگز | | |
| ٪۲۵ | همه جا وجود دارد | وجود مواد ضدعفونی کننده و شوینده در محیط کار برای ضدعفونی دست ها و سطوح | A27 |
| ٪۲۲ | در بیشتر مکانها وجود دارد | | |
| ٪۳۹ | به طو متوسط در برخی مکانها وجود دارد | | |
| ٪۱۰ | خیلی کم و در بعضی نقاط | | |
| ٪۴ | اصلا وجود ندارد | رعایت فاصله اجتماعی با همکاران | A28 |
| ٪۲۸ | همیشه | | |
| ٪۲۲ | بیشتر مواقع | | |
| ٪۲۳ | گاهی اوقات | | |
| ٪۱۴ | ندرتا | | |
| ٪۱۳ | هرگز | میزان ارتباطات درون سازمانی | A29 |
| ٪۲۷ | خیلی زیاد | | |
| ٪۱۲ | زیاد | | |
| ٪۲۲ | نسبتا زیاد | | |
| ٪۲۷ | متوسط | | |
| ٪۸ | نسبتا کم | | |
| ٪۳ | کم | استفاده از وسایل مشترک و عمومی | A30 |
| ٪۱ | خیلی کم | | |
| ٪۴۲ | خیلی زیاد | | |
| ٪۱۷ | زیاد | | |
| ٪۶ | نسبتا زیاد | | |
| ٪۱۲ | متوسط | | |
| ٪۱۱ | نسبتا کم | میزان تماس با مراجعین | A31 |
| ٪۴ | کم | | |
| ٪۸ | خیلی کم | | |
| ٪۲۳ | خیلی زیاد | | |
| ٪۱۴ | زیاد | | |
| ٪۶ | نسبتا زیاد | | |
| ٪۱۳ | متوسط | رعایت فاصله اجتماعی با مراجعین | A32 |
| ٪۸ | نسبتا کم | | |
| ٪۱۴ | کم | | |
| ٪۱۹ | خیلی کم | | |
| ٪۳۲ | همیشه | | |
| ٪۳۰ | بیشتر مواقع | | |

ادامه جدول ۱: اطلاعات جمعیت شناختی و رفتارهای بهداشتی و موثر مورد مطالعه بر بیماری کووید-۱۹

| کد متغیر | متغیر | فراوانی |
|----------|--|--|
| A33 | تجمع برای خوردن غذا و تنقلات در محیط کار | گاهی مواقع %۲۴ |
| | | ندرتا %۱۲ |
| | | هرگز %۲ |
| | | همیشه %۲۸ |
| | | بیشتر مواقع %۱۰ |
| | | گاهی اوقات %۲۳ |
| A34 | استفاده از وسایل حمل و نقل عمومی برای رسیدن به محل کار | ندرتا %۲۰ |
| | | هرگز %۱۹ |
| | | بله %۸۸ |
| | | خیر %۱۲ |
| A35 | نحوه تماس با فرد مبتلاء | از طریق اعضای خانواده %۱۸ |
| | | از طریق همکاران %۲۹ |
| | | از طریق دوستان %۷ |
| | | از طریق خوردن مواد غذایی در محل کار %۲ |
| | | سفرهای کاری %۱۲ |
| | | دلایل دیگر %۳۲ |

| Class | Target Class (Train Samples) | | | Class | Target Class (Test Samples) | | |
|---------------------------------|------------------------------|--------|---------|---------------------------------|-----------------------------|--------|--------|
| | 0 | 1 | All | | 0 | 1 | All |
| Output Class (Test Samples) 0 | 78 | 7 | 91.8%A | Output Class (Test Samples) 0 | 24 | 5 | 82.8%A |
| | 80.4% | 7.2% | 8.2%F | | 75.0% | 15.6% | 17.2%F |
| Output Class (Test Samples) 1 | 0 | 12 | 100.0%A | Output Class (Test Samples) 1 | 2 | 1 | 33.3%A |
| | 0.0% | 12.4% | 0.0%F | | 6.3% | 3.1% | 66.7%F |
| Output Class (Test Samples) All | 100%A | 63.2%A | 92.8%A | Output Class (Test Samples) All | 92.3%A | 16.7%A | 78.1%A |
| | 0.0%F | 36.8%F | 7.2%F | | 7.7%F | 83.3%F | 21.9%F |

| Class | Target Class (Validation Samples) | | | Class | Target Class (All Samples) | | |
|---------------------------------|-----------------------------------|--------|--------|---------------------------------|----------------------------|--------|---------|
| | 0 | 1 | All | | 0 | 1 | All |
| Output Class (Test Samples) 0 | 23 | 2 | 92.0%A | Output Class (Test Samples) 0 | 125 | 14 | 91.8%A |
| | 80.4% | 7.2% | 8.2%F | | 77.6% | 8.7% | 10.1%F |
| Output Class (Test Samples) 1 | 2 | 5 | 71.4%A | Output Class (Test Samples) 1 | 4 | 18 | 100.0%A |
| | 6.3% | 15.6% | 28.6%F | | 2.5% | 11.2% | 18.2%F |
| Output Class (Test Samples) All | 92.0%A | 71.4%A | 87.5%A | Output Class (Test Samples) All | 96.9%A | 56.3%A | 88.8%A |
| | 8.0%F | 28.6%F | 12.5%F | | 3.1%F | 43.8%F | 11.2%F |

شکل ۱. ماتریس درهم ریختگی مدل MLP طراحی شده

از ۳۲ نمونه در کلاس صفر (۰/۷۸/۱) و صفر نمونه از صفر (۰/۰/۰) ناموفق بودند. در ارتباط با همه داده‌ها، مدل SVM ۰/۸۰/۱ در دسته بندی متغیرها موفق بود و ۳۲ نمونه از ۱۶۱ نمونه در کلاس صفر (۰/۸۰/۱) و صفر نمونه از صفر در کلاس یک (۰/۰/۰) ناموفق بودند. بیشترین دقت مدل‌ها برای پیش‌بینی اثرات رفتارهای بهداشتی و موثر در پیشگیری از بیماری

مدل پیش‌بینی‌کننده SVM بهترین نتیجه نمودار ماتریس درهم ریختگی مدل SVM بین داده‌های ورودی و نتایج بدست آمده از آن در شکل ۳ نمایش داده شده است. در خصوص داده آموزش شبکه، ۲۵ نمونه از ۱۲۹ نمونه در کلاس صفر (۰/۸۰/۰) و صفر نمونه از صفر نمونه در کلاس یک (۰/۰/۰) ناموفق بودند. در زیرمجموعه آزمایش شبکه نیز، ۷ نمونه

| Class | Target Class (Train Samples) | | | Class | Target Class (Test Samples) | | | |
|------------------------------|------------------------------|----------------|------------------|------------------|-----------------------------|----------------|------------------|------------------|
| | 0 | 1 | All | | 0 | 1 | All | |
| Output Class (Train Samples) | 0 | 104 80.6% | 19 14.7% | 84.5%A 15.5%F | 0 | 25 78.1% | 6 18.7% | 80.6%A 19.4%F |
| | 1 | 0 0.0% | 6 4.6% | 100%A 0.0%F | 1 | 0 0.0% | 1 3.1% | 100%A 0.0%F |
| | | 100%A 0.0%F | 24.0%A 76.0%F | 85.2%A 14.8%F | | 100%A 0.0%F | 14.3%A 85.7%F | 81.2%A 18.8%F |

| Class | Target Class (All Samples) | | | |
|----------------------------|----------------------------|----------------|------------------|------------------|
| | 0 | 1 | All | |
| Output Class (All Samples) | 0 | 129 80.1% | 25 15.5% | 83.7%A 16.3%F |
| | 1 | 0 0.0% | 7 4.3% | 100%A 0.0%F |
| | | 100%A 0.0%F | 21.8%A 78.2%F | 84.4%A 15.6%F |

شکل ۲: ماتریس درهم ریختگی مدل RBF طراحی شده

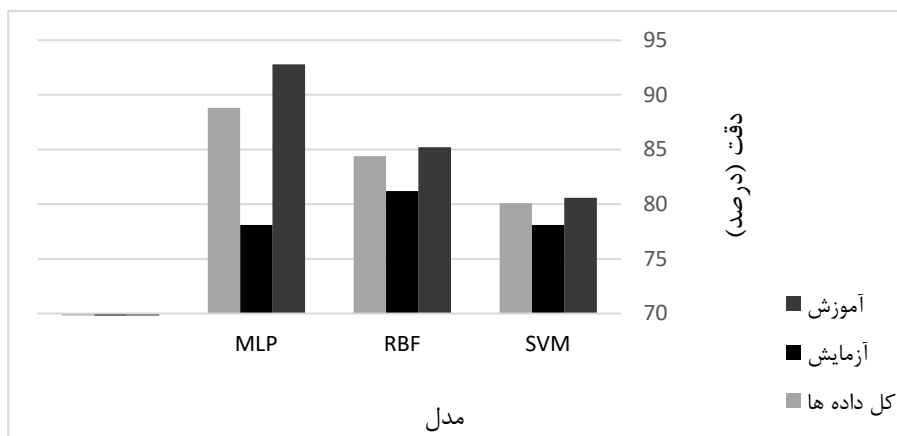
| Class | Target Class (Train Samples) | | | Class | Target Class (Test Samples) | | | |
|------------------------------|------------------------------|----------------|----------------|------------------|-----------------------------|----------------|----------------|------------------|
| | 0 | 1 | All | | 0 | 1 | All | |
| Output Class (Train Samples) | 0 | 104 80.6% | 25 19.4% | 80.6%A 19.4%F | 0 | 25 78.1% | 7 21.9% | 78.1%A 21.9%F |
| | 1 | 0 0.0% | 0 0.0% | 0.0%A 0.0%F | 1 | 0 0.0% | 0 0.0% | 0.0%A 0.0%F |
| | | 100%A 0.0%F | 0.0%A 100%F | 80.6%A 19.4%F | | 100%A 0.0%F | 0.0%A 100%F | 78.1%A 21.9%F |

| Class | Target Class (All Samples) | | | |
|----------------------------|----------------------------|----------------|----------------|------------------|
| | 0 | 1 | All | |
| Output Class (All Samples) | 0 | 129 80.1% | 32 19.9% | 80.1%A 19.9%F |
| | 1 | 0 0.0% | 0 0.0% | 0.0%A 0.0%F |
| | | 100%A 0.0%F | 0.0%A 100%F | 80.1%A 19.9%F |

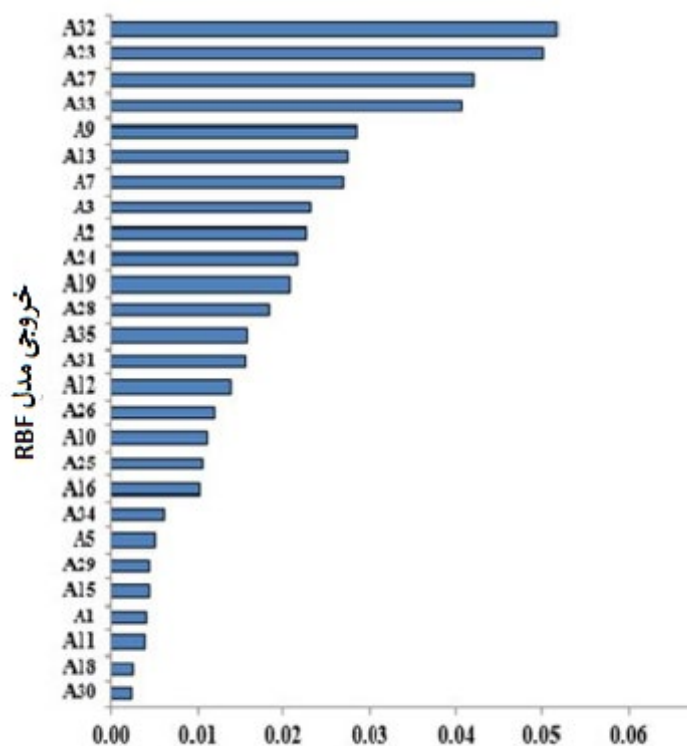
شکل ۳: ماتریس درهم ریختگی مدل SVM طراحی شده

کووید-۱۹، از طریق مقایسه بالاترین مقدار R^2 در زیرمجموعه‌های آموزش شبکه، آزمایش شبکه و تمام داده‌ها در مدل‌های SVM و RBF، MLP در شکل ۴ قابل مشاهده است.

آنالیز حساسیت مطابق نتایج، مدل RBF بهترین عملکرد را در پیش‌بینی تاثیر رفتارهای بهداشتی و پیشگیرانه و موثر در بیماری کووید-۱۹ داشته است. در نتیجه در گام بعد،



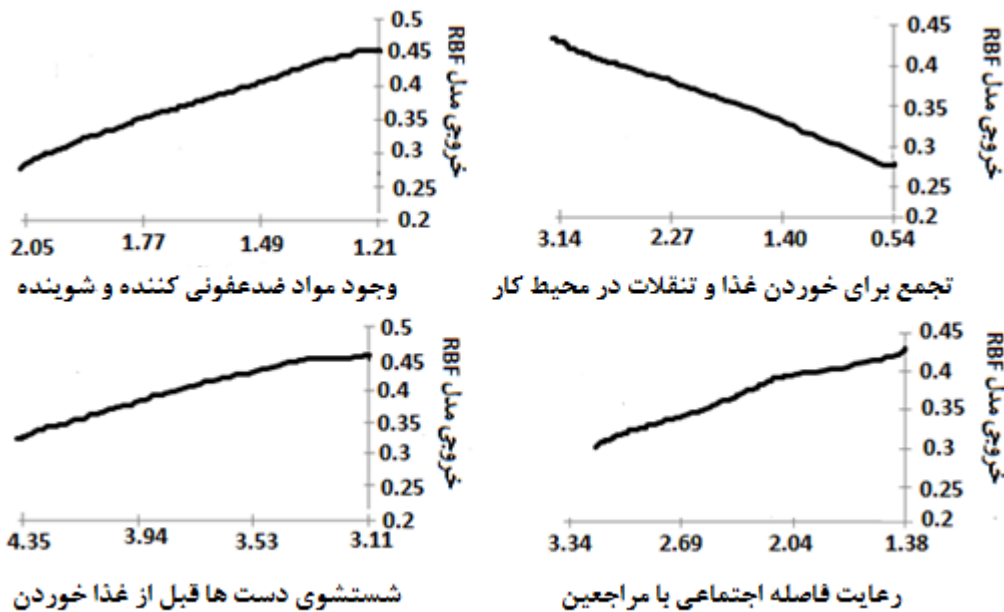
شکل ۴: عملکرد مدل‌های یادگیری طراحی شده



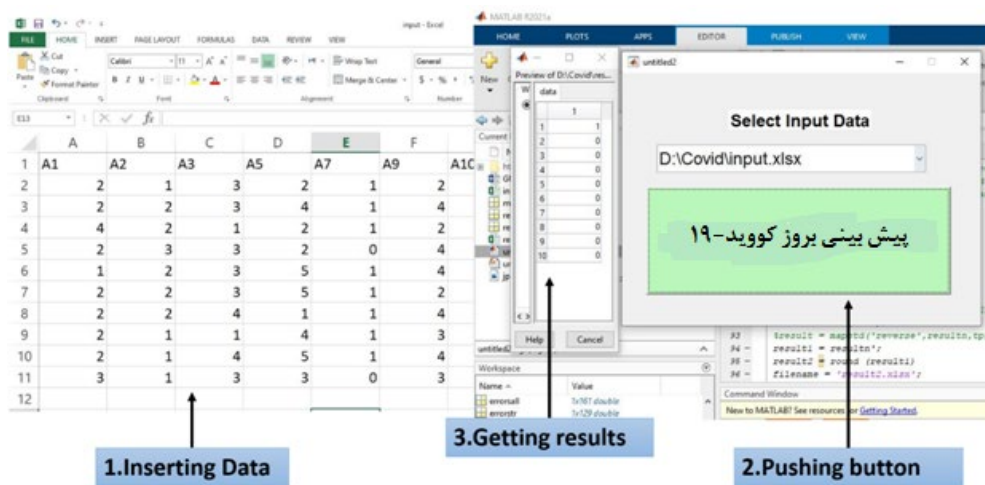
شکل ۵: نتایج آنالیز حساسیت خروجی مدل RBF

اهمیت هر متغیر ورودی تحت مطالعه بر روی مدل RBF را دید. برطبق نتایج آنالیز حساسیت، رعایت فاصله اجتماعی با مراجعین (متغیر A32)، شستشوی دست‌ها قبل از غذا خوردن (متغیر A23)، وجود مواد ضدعفونی‌کننده و شوینده در محیط کار برای ضدعفونی

آنالیز حساسیت برای متغیرهای ورودی مدل بهینه RBF انجام شد. بدین منظور، هر متغیر ورودی درحالی‌که سایر متغیرها در مقادیر میانگین ثابت نگه شده بود برای مدل RBF برای هر الگو آموزش داده شد. همان‌طور که در شکل ۵ دیده می‌شود، می‌توان



شکل ۶: روند خروجی RBF بر روی پارامترهای مختلف



شکل ۷: رابط کاربر گرافیکی برای پیش بینی بیماری کووید-۱۹

رعايت فاصله اجتماعي و وجود مواد ضدعفوني كننده و شوينده در محل كار و شستن دست ها قبل از غذا خوردن و بروز كوويد-۱۹ يك رابطه منفي وجود دارد، و اين نشان مي دهد با رعايت رفتارهاي بهداشتي و فردي، بروز بيماري كوويد-۱۹ کاهش مي يابد. در حاليكه با تجمع افراد حين خوردن غذا و يا تنقلات در محيط كار رابطه مستقيم دارد و احتمال بروز بيماري كوويد-۱۹ افزايش مي يابد.

دست ها و سطوح (متغير A27)، و تجمع براي خوردن غذا و تنقلات در محيط كار (متغير A33) به عنوان مهم ترين متغيرهاي ورودی که بر روی خروجی RBF تأثير دارد (بیماری کووید-۱۹ در محل کار) مشخص گردید. اثر هر هر کدام از این چهار متغير بر پیشگیری از بيماري كوويد-۱۹ در خروجی RBF در شكل ۶ نشان داده شده است. همان طور که در شكل ديده مي شود ميان

برای خوردن غذا و تنقلات در محیط کار به عنوان مهم‌ترین متغیرهای ورودی هستند که بر روی خروجی RBF تأثیر دارند و در نهایت یک مدل کابر گرافیکی به منظور پیش‌بینی امکان بروز بیماری کووید-۱۹ براساس رفتارهای بهداشتی پیشنهاد گردید. یک تحقیق نشان می‌دهد که ۶۴ درصد کارکنان مراقبت‌های بهداشتی در دوران کرونا نسبت به محیط و شرایط کاری خود نگران بودند و حتی می‌ترسیدند. این ترس و نگرانی می‌تواند بر زندگی کاری تأثیر منفی بگذارد و در عین حال می‌تواند ابزاری برای هدایت فرد به سمت سلامتی و رفتارهای پیشگیرانه برای حذف یا کاهش COVID-19 باشد (۳۰-۳۲). بنابراین یکی از راهبردهای کاهش این بیماری همه گیر رعایت رفتارهای بهداشتی و نظارت بر این رفتارها به عنوان یک اقدام پیشگیرانه متمرکز بوده است (۲۳). بشیریان و همکاران (۲۰۲۰) نشان دادند که رفتارهای محافظتی کارکنان مراقبت‌های بهداشتی در برابر COVID-19 در پیشگیری از COVID-19 مهم است (۲۴). Iurcov و همکاران (۲۰۲۱) نشان دادند که بین رفتارهای پیشگیرانه و ترس از انتقال COVID-19 و ابتلا به این بیماری‌ها در بین دندانپزشکان رابطه وجود دارد (۳۳). علاوه بر این، این داده‌ها به سیاست‌گذاران و انجمن‌های حرفه‌ای برای تدوین دستورالعمل‌هایی برای حمایت از دندانپزشکان در طول COVID-19 یا هر بیماری همه‌گیر در آینده کمک می‌کند. مطالعات مختلف پایبندی به مداخلات و رفتارهای بهداشتی مانند فاصله اجتماعی، پوشیدن ماسک و غیره را نشان داده است اما سطح تأثیر این مداخلات ارزیابی نشده است (۳۱). محققان معتقدند یکی از دلایل شکست برنامه‌های حفاظتی و رفتارهای بهداشتی عدم توجه به مطالعات تحلیلی و مدل‌های پیش‌بینی است (۲۴). به این ترتیب، یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق می‌تواند کمک بزرگی در پیشنهاد استراتژی‌های جدید و طراحی اقدامات پیشگیرانه برای کنترل COVID-19 باشد (۳۴، ۳۵). نتایج ارائه شده نشان داد در برخی کشورها تکنیک‌های یادگیری ماشینی می‌توانند به طور

رابطه کاربر گرافیکی^۱ (GUI) یک ابزار مجازی آسان کاربرد برای استفاده کنندگان بویژه برای افرادی است که کمترین تجربه درک مدل‌های ریاضی، برنامه نویسی و مهارت‌های تکنیکی در این زمینه را دارند (۲۲، ۲۳). کاربران با کمک این ابزار می‌توانند داده‌ها را برای پیش‌بینی امکان بروز بیماری کووید-۱۹ را در این سامانه GUI بارگذاری می‌کنند. امکان بروز بیماری کووید-۱۹ باحتی با یک کلیک بر روی دکمه "پیش‌بینی بروز کووید-۱۹" مطابق شکل ۷ در GUI قابل پیش‌بینی است. همان طور که در شکل ۷ دیده می‌شود، وضعیت سلامت افراد (بروز کووید-۱۹) بر مبنای داده‌های ورودی (مشخصات دموگرافیک و رفتارهای بهداشتی و موثر) با بکاربردن GUI و کلیک کردن بر دکمه "پیش‌بینی بروز کووید-۱۹" پیش‌بینی می‌شود.

بحث

مطالعات نشان می‌دهند که بخش مهمی از افراد درگیر بیماری کووید-۱۹ کسانی هستند که بواسطه کار و مواجهه شغلی خود ممکن است دچار این بیماری شوند. بنابراین انتقال بواسطه شغل در شیوع بیماری‌های عفونی از جمله بیماری کووید-۱۹ بسیار مهم است (۲۴، ۲۵). سلطان زاده و همکاران نشان دادند که نه تنها عوامل جسمانی بلکه ذهنی و روانی نیز در ابتلاء به کووید-۱۹ می‌توانند نقش داشته باشند (۲۶). بنابراین، اطمینان از ایمنی کارکنان نه تنها برای محافظت از آنها در برابر کووید ۱۹ بلکه در جلوگیری از انتقال کووید ۱۹ در محل کار نیز ضروری است. بنابراین درک رفتارهای بهداشتی در پیشگیری از کووید ۱۹ در بین افراد در محیط‌های شغلی مهم است (۲۷-۲۹). نتایج مطالعه مشخص نمود که دقیق‌ترین مدل برای پیش‌بینی رفتارهای بهداشتی مدل RBF بوده و نتایج آنالیز حساسیت نیز نشان داد رعایت فاصله اجتماعی با مراجعین، شستشوی دست‌ها قبل از غذا خوردن، وجود مواد ضدعفونی‌کننده و شوینده در محیط کار برای ضدعفونی دست‌ها و سطوح و تجمع

1. Graphical user interface (GUI)

موتوری برای پیش‌بینی کووید-۱۹ استفاده شوند (۱۵). در مطالعه‌های Liu و همکاران (۲۰۲۲) امکان استفاده از مدل‌ها و الگوریتم‌های یادگیری ماشین در بررسی تاثیر رعایت فاصله اجتماعی بر گسترش کووید-۱۹ را نشان دادند (۳۶). در مطالعه حاضر دقت بدست آمده در پیش‌بینی تاثیر اقدامات پیش‌بینی‌کننده و رفتارهای بهداشتی بر بیماری عفونت کووید-۱۹ در محیط‌های شغلی $0.78/1$ ، $0.81/2$ و $0.78/1$ به ترتیب برای مدل‌های MLP، RBF و SVM به دست آمد (شکل ۱، ۲ و ۳). این نتایج با نتایج سایر مطالعات مطابقت دارد (۱، ۶، ۳۷، ۳۸). Mollalo و همکاران (۲۰۲۰) از MLP با یک لایه پنهان برای پیش‌بینی میزان بروز تجمع COVID-19 (به عنوان داده خروجی) براساس متغیرهای ورودی استفاده کردند، که شامل داده‌های اجتماعی-اقتصادی، رفتاری، محیطی، توپوگرافی، جمعیت شناختی، همراه با نرخ مرگ و میر بود که برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفتند و بالاترین همبستگی را نشان دادند (Wang (۱) ($r=0.65$, $RMSE=0.72$, and $MAE=0.36$) و همکاران (۲۰۲۰) یک مدل ترکیبی (اثر اقدامات کنترلی به عنوان داده‌های ورودی و میزان آلودگی به ویروس کووید-۱۹ به عنوان داده‌های خروجی) را به عنوان راهبردهای اصلی پیش‌بینی و کنترل معرفی کردند که می‌تواند راهنمای سیاست‌گذاران و دولت‌ها باشد (۳۴). در مطالعه‌های Hamadneh و همکاران انجام دادند، از الگوریتم‌های یادگیری برای پیش‌بینی تعداد موارد COVID-19 در برزیل و مکزیک استفاده شد. این الگوریتم یک مدل پیش‌رونده (MLP) با یک لایه پنهان بود. مقادیر RMSE در تمام مدل‌های بهینه کمتر از ۰/۰۵ بود (۳۸). Tripathy و همکاران (۲۰۲۱) از الگوریتم‌های مختلفی از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی تعداد کل موارد، موارد جدید و موارد مرگ در کانادا بر اساس رفتار انسان مانند شرایط ایزوله، پوشیدن ماسک در خارج از خانه، تماس با فرد علامت‌دار، شستن دست‌ها و سایر رفتارها استفاده کردند. عملکرد مدل بر اساس خطای میانگین مربعات ریشه (RMSE)، میانگین خطای

مطلق (MAE) ارزیابی شد تا خطا بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی را کمی‌سازی کند. نتایج نشان داد که روش یادگیری ماشینی پیشنهادی (ML) با دقت بالایی پیش‌بینی می‌کند و همچنین می‌تواند ابزار مناسبی در پیش‌بینی برای کشورهای دیگر باشد (۳۹).

با توجه به تحلیل آنالیز حساسیت، رعایت فاصله اجتماعی با مراجعین، شستشوی دست‌ها قبل از غذا خوردن، وجود مواد ضدعفونی‌کننده و شوینده در محیط کار برای ضدعفونی دست‌ها و سطوح و تجمع برای خوردن غذا و تنقلات در محیط کار به عنوان مهم‌ترین پارامترها شناخته شد. Lim و همکاران نشان دادند که فاصله اجتماعی و زمان صرف غذا می‌تواند بر انتقال کووید-۱۹ در محیط کار آزمایشگاه تأثیر بگذارد. این نشان داد که خطر انتقال مستقیماً با نرخ تماس‌ها مرتبط است. تعامل اجتماعی به عنوان مثال غذا خوردن با یکدیگر، جلسات رو در رو، استراحت‌های بین کارکنان و پرسنل در یک محیط یک فعالیت خطرناک در نظر گرفته می‌شود، زیرا ممکن است که فرد ماسک نپوشد و اقدامات فاصله‌گذاری اجتماعی رعایت نشود (۴۰). برای رابط کاربری آسان، یک ابزار رابطه کاربری گرافیکی GUI به عنوان یک سیستم پشتیبانی تصمیم‌گیری^۱ (DSS) طراحی شد. رابط کاربری گرافیکی یک تابع DSS است که به عنوان ابزاری برای پیش‌بینی شیوع بیماری COVID-19 بر اساس رفتارهای جمعیت شناختی و بهداشتی در محیط‌های کاری برای ایجاد یک سیستم مدیریت بهینه و موثر طراحی شده است (شکل ۷). رابط کاربری گرافیکی می‌تواند به راحتی و به سرعت توسط افراد مختلف مانند سیاست‌گذاران، سیستم‌های مدیریت مراقبت‌های بهداشتی، کارگران و غیره استفاده و بکار گرفته شود (۲۳، ۲۲). Jamil و همکاران (۲۰۲۲) یک مدل مبتنی بر رابط کاربری گرافیکی برای جلوگیری از شیوع COVID-19 در مالزی ایجاد کردند. نتیجه نشان داد که می‌توان از این رابط کاربری گرافیکی برای شناسایی افراد غیر عادی، اهمیت رعایت اقدامات مداخله‌ای در پیشگیری از شیوع COVID-19 و درک بهتر وضعیت COVID-19

1. Decision Support System (DSS)

مؤثر و رفتارهای بهداشتی بر بیماری COVID-19 در محیط‌های شغلی بود. برای بهبود تلاش‌ها برای کنترل همه‌گیری COVID-19 به‌ویژه در محیط‌های شغلی، باید درک کرد که چه اقدامات و رفتارهای بهداشتی قابل اصلاح به کاهش بیماری‌های همه‌گیری همچون بیماری COVID-19 و نیز کاهش انتقال بین کارگران کمک می‌کند. درک این اقدامات مرتبط با پیشگیری از COVID-19 در محل کار و توسعه مداخلات مؤثر امری حیاتی است و استفاده از مدل‌ها و الگوریتم‌های یادگیری در این زمینه می‌تواند بسیار کمک‌کننده و راهگشا باشد و به عنوان ابزاری ارزشمند توسط سیاستگذاران، کارفرمایان و کلیه افراد و گروه‌های ذینفع مورد استفاده قرار گیرد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان این مقاله بدین وسیله از دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی تهران و کارکنان صنعت مورد مطالعه تشکر و قدردانی می‌نمایند.

استفاده کرد (۲۲). شفیع خانی و همکاران (۲۰۲۲) یک رابط کاربری گرافیکی کاربرپسند برای تجزیه و تحلیل داده‌های ورودی و پیش‌بینی موارد جدید COVID-19 طراحی کردند (۲۳).

محدودیت مطالعه حاضر عمدتاً به فرآیند جمع‌آوری داده‌ها مربوط می‌شود که با توجه به شرایط کووید دسترسی به تمام داده‌های مؤثر سخت و محدود بود. از جمله دیگر محدودیت‌ها می‌توان به در نظر نگرفتن برخی داده‌های دموگرافیک همچون سطح درآمد، وضعیت تاهل و پارامترهای مؤثر همچون سبک و عادات تغذیه‌ای، میزان توجه به دستورات و آموزش‌های بهداشتی آرایه شده، استفاده از دارو و مداخلات دارویی و توجه به عوامل روانی افراد بود که پیشنهاد می‌گردد در مطالعات آتی مدنظر قرار گیرد.

نتیجه‌گیری

هدف اصلی این مطالعه توسعه یک الگوریتم یادگیری ماشین برای پیش‌بینی تأثیر اقدامات پیش‌بینی‌کننده،

REFERENCES

- Mollalo, A., Rivera, K. M., and Vahedi, B. 2020. Artificial neural network modeling of novel coronavirus (COVID-19) incidence rates across the continental United States. *Int. J. Environ. Res.*, 17(12), 4204. <https://doi.org/10.3390/ijerph17124204>.
- Burdorf, A., Porru, F., Rugulies, R., 2020. The COVID-19 (Coronavirus) pandemic: Consequences for occupational health. *Scand. J. Work. Environ. Heal.* 46, 229-230. <https://doi.org/10.5271/sjweh.3893>.
- Salas-Nicás, S., Moncada, S., Llorens, C., and Navarro, A. 2021. Working conditions and health in Spain during the COVID-19 pandemic: Minding the gap. *Saf. Sci.*, 134, 105064. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2020.105064>.
- Adhikari, A., Goregaonkar, N., Narayanan, R., Panicker, N., and Ramamoorthy, N. 2020. Manufactured Maladies: lives and livelihoods of migrant workers during COVID-19 lockdown in India. *Ind. J. Labour Econ.*, 63(4), 969-997. <https://doi.org/10.1007/s41027-020-00282-x>.
- Riva, M. A., Paladino, M. E., Paleari, A., and Belingheri, M. 2022. Workplace COVID-19 vaccination, challenges and opportunities. *Occup Med*, 72(4), 235-237. <https://doi.org/10.1093/occmed/kqab080>.
- Beigzadeh, Z., Golbabaie, F., Khadem, M., Omidi, F., Someah, M. S., and Shahtaheri, S. J. (2020). Development of molecularly imprinted membranes for selective determination of urinary ultra-trace 5-fluorouracil as antineoplastic drug used in chemotherapy. *Macromolecular Research*, 28, 390-399.
- Ahmad, I., and Asad, S. M. 2020. Predictions of coronavirus COVID-19 distinct cases in Pakistan through an artificial neural network. *Epidemiol. Infect.*, 148. <https://doi.org/10.1017/S0950268820002174>.
- W. H. Organization et al., Coronavirus disease 2019 (COVID-19): situation report, 72.
- Kossek, E. E., and Lee, K. H. 2020. The coronavirus and work-life inequality: Three evidence-based initiatives to update US work-life employment policies. *Behav. Sci. Policy*, 6(2), 77-85. <https://doi.org/10.1353/bsp.2020.0018>.
- Kniffin, K. M., Narayanan, J., Anseel, F., Antonakis, J., Ashford, S. P., Bakker, A. B., ... and Vugt, M. V. 2021. COVID-19 and the workplace: Implications, issues, and

- insights for future research and action. *Am. Psychol.*, 76(1), 63. <https://doi.org/10.1037/amp0000716>
11. Tapak, L., Shirmohammadi-Khorram, N., Hamidi, O., and Maryanaji, Z. (2018). Predicting the frequency of human brucellosis using climatic indices by three data mining techniques of radial basis function, multilayer perceptron and nearest Neighbor: A comparative study. *Iranian Journal of Epidemiology*, 14(2), 153-165
 12. Kordjazi, A., Pooya, N. F., and Shahabian, F. (2017). Modeling The Patch Load Resistance of Plate Girders Using A Support Vector Machine. 28 (2), 2016.109-124.
 13. Abdipour, M., Younessi-Hmazekhanlu, M., and Ramazani, S. H. R. 2019. Artificial neural networks and multiple linear regression as potential methods for modeling seed yield of safflower (*Carthamus tinctorius* L.). *Ind crops prod*, 127, 185-194. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2018.10.050>.
 14. Mollalo, A., Sadeghian, A., Israel, G. D., Rashidi, P., Sofizadeh, A., and Glass, G. E. 2018. Machine learning approaches in GIS-based ecological modeling of the sand fly *Phlebotomus papatasi*, a vector of zoonotic cutaneous leishmaniasis in Golestan province, Iran. *Acta tropica*, 188, 187-194. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2018.09.004>.
 15. Tamang, S. K., Singh, P. D., and Datta, B. 2020. Forecasting of Covid-19 cases based on prediction using artificial neural network curve fitting technique. *Glob. J. Environ. Sci.*, 6(Special Issue (Covid-19)), 53-64. <https://doi.org/10.22034/gjesm.2020.04.0>.
 16. Niazkar, H. R., and Niazkar, M. (2020). Application of artificial neural networks to predict the COVID-19 outbreak. *Global health research and policy*, 5(1), 1-11. <https://doi.org/10.1186/s41256-020-00175-y>.
 17. Association WM. World medical association declaration of Helsinki ethical principles for medical research involving human subjects. 2001. *Bull World Health Org.* 79:373.
 18. Car, Z., Baressi Šegota, S., Anđelić, N., Lorencin, I., and Mrzljak, V. 2020. Modeling the spread of COVID-19 infection using a multilayer perceptron. *Comput. Math. Methods Med*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/5714714>.
 19. Pinter, G., Felde, I., Mosavi, A., Ghamisi, P., and Gloaguen, R. 2020. COVID-19 pandemic prediction for Hungary; a hybrid machine learning approach. *Mathematics*, 8(6), 890. <https://doi.org/10.3390/math8060890>.
 20. Han, H. G., and Qiao, J. F. 2011. Adaptive computation algorithm for RBF neural network. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, 23(2), 342-347. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2011.2178559>.
 21. Fayyoumi, E., Idwan, S., and AboShindi, H. 2020. Machine learning and statistical modelling for prediction of novel COVID-19 patients case study: Jordan. *Mach. Learn.*, 11(5), 3-11.
 22. Mohd Jamil, N., Rosli, N., and Muhammad, N. 2022. Simulation of COVID-19 Outbreaks via Graphical User Interface (GUI). *Journal of Public Health Research*, 11(1), jphr-2021. <https://doi.org/10.4081/jphr.2021.2130>.
 23. Shafiekhani, S., Namdar, P., and Rafiei, S. 2022. A COVID-19 forecasting system for hospital needs using ANFIS and LSTM models: A graphical user interface unit. *Digit. Health*, 8, 20552076221085057. <https://doi.org/10.1177/20552076221085057>.
 24. Bashirian, S., Jenabi, E., Khazaei, S., Barati, M., Karimi-Shahanjarini, A., Zareian, S., ... and Moeini, B. 2020. Factors associated with preventive behaviours of COVID-19 among hospital staff in Iran in 2020: an application of the Protection Motivation Theory. *J. Hosp. Infect.*, 105(3), 430-433. <https://doi.org/10.1016/j.jhin.2020.04.035>
 25. Golbabaee, F., and Kalantari, S. (2020). A Review of the Strategies and Policies for the Prevention and Control of the COVID-19 at Workplaces. *International Journal of Occupational Hygiene*, 12(1), 60-65.
 26. Soltanzadeh, A., Ghasemi, M., Sadeghi-Yarandi, M., Golmohammadpour, H., Maddahi, M., Sadeghi-Yarandi, S., and Sadeghi-Yarandi, M. (2021). Psychological and psychosocial impact and related factors during the COVID-19 pandemic among iranian oil refineries personnel: a longitudinal study. *Archives of Iranian Medicine*, 24(11), 811-821. <http://doi.org/10.34172/aim.2021.121>.
 27. Kalantary, S., and Khadem, M. (2020). Occupation groups and Covid-19. *Journal of Health and Safety at Work*, 10(2).
 28. Kalantary, S., Golbabaee, F., Latifi, M., Shokrgozar, M. A., and Yaseri, M. (2019). Evaluation resistance levels of the PCL/Gt nanofiber mats during exposure to PAHs for use in the occupational setting. *SN Applied Sciences*, 1, 1-8. <https://doi.org/10.1007/s42452-019-0896-3>.
 29. Koozekonan, A. G., Esmaeilpour, M. R. M., Kalantary, S., Karimi, A., Azam, K., and Golbabaee, F. (2021). Fabrication and characterization of TiO₂ and MWCNT coated electrospinning nanofibers for UV protection properties. *MethodsX*, 8, 101354. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2021.101354>.

30. Kabasakal, E., Özpulat, F., Akca, A., and Özcebe, L. H. 2021. COVID-19 fear and compliance in preventive measures precautions in workers during the COVID-19 pandemic. *nt Arch Occup Environ Health*, 94(6), 1239-1247. <https://doi.org/10.1007/s00420-021-01682-2>.
31. Bowman, L., Kwok, K. O., Redd, R., Yi, Y., Ward, H., Wei, W. I. and Wong, S. Y. S. 2021. Comparing public perceptions and preventive behaviors during the early phase of the COVID-19 pandemic in Hong Kong and the United Kingdom: cross-sectional survey study. *J. Med. Internet Res*, 23(3), e23231. <https://doi.org/10.2196/23231>
32. Pourbabaki, R., Beigzadeh, Z., Haghshenas, B., Karimi, A., Alaei, Z., and Yazdanirad, S. (2020). Modeling of the Safety Climate and the Cultural Attitudes to Predict Unsafe Behaviors Using the Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). *Arch. Occup. Health*, 4(2), 548-556.
33. Iurcov, R., Pop, L. M., Ciavoi, G., and Iorga, M. 2021. Evaluating the practice of preventive behaviors and the fear of COVID-19 among dentists in Oradea metropolitan area after the first wave of pandemic; a cross-sectional study. In *Healthcare* 9(4):443. Multidisciplinary Digital Publishing Institute. <https://doi.org/10.3390/healthcare9040443>
34. Wang, Y., Wang, Y., Chen, Y., and Qin, Q. 2020. Unique epidemiological and clinical features of the emerging 2019 novel coronavirus pneumonia (COVID-19) implicate special control measures. *J. Med. Virol.virology*, 92(6), 568-576. <https://doi.org/10.1002/jmv.25748>.
35. Zhu, N., Zhang, D., Wang, W., Li, X., Yang, B., Song, J and Tan, W. 2020. A novel coronavirus from patients with pneumonia in China, 2019. *N Engl J Med* 2020; 382:727-733. <https://doi.org/10.1056/NEJMoa2001017>
36. Liu, D., Ding, W., Dong, Z. S., and Pedrycz, W. (2022). Optimizing deep neural networks to predict the effect of social distancing on COVID-19 spread. *Computers and Industrial Engineering*, 166, 107970. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.107970>.
37. Ghazaly, N. M., Abdel-Fattah, M. A., and Abd El-Aziz, A. A. 2020. Novel coronavirus forecasting model using nonlinear autoregressive artificial neural network. 29(5s): 1831-49. *Adv. Sci*.
38. Hamadneh, N. N., Tahir, M., and Khan, W. A. 2021. Using artificial neural network with prey predator algorithm for prediction of the COVID-19: the case of Brazil and Mexico. *Mathematics*, 9(2), 180. <https://doi.org/10.3390/math9020180>
39. Tripathy, D., and Camorlinga, S. G. (2021, June). Prediction of covid-19 cases based on human behavior using dnn regressor for canada. In 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops) (pp. 1-6). IEEE. <http://doi.org/10.1109/ICCWorkshops50388.2021.9473812>.
40. Lim, C. Y., Bohn, M. K., Lippi, G., Ferrari, M., Loh, T. P., Yuen, K. Y. and Horvath, A. R. 2020. Staff rostering, split team arrangement, social distancing (physical distancing) and use of personal protective equipment to minimize risk of workplace transmission during the COVID-19 pandemic: a simulation study. *Clin. Biochem.*, 86, 15-22. <https://doi.org/10.1016/j.clinbiochem.2020.09.003>.