Iran Occupational Health

Iran Occupational Health. 2024 (01 Jun);21: 1

Original Article

http://ioh.iums.ac.ir

Presentation of classification model of occupational exposure to noise and heat based on multilayer perceptron neural network

Mojtaba Zokaei, Assistant Professor Saveh University of Medical Sciences, Social Determinants of Health Research Center, Saveh University of Medical Sciences, Saveh, Iran.
Negar Safarpour Khotbesara, Master's Degree Saveh University of Medical Sciences, Social Determinants of Health Research Center, Saveh University of Medical Sciences, Saveh, Iran.
Ali Alimohammadi, Assistant professor of forensic medical and toxicology, Arak University of medical science, arak.iran.
Mohsen Falahati, Associate Professor Saveh University of Medical Sciences, Social Determinants of Health Research Center, Saveh University of Medical Sciences, Saveh, Iran.
Yoosef Faghihnia Torshizi, Phd of Computer Sciences, Occupational Health Research Center, Iran University of Medical Sciences, Tehran, Iran.
Farough Mohammadian, (*Corresponding author), Environmental Health Research Center, Research Institute for Heath Development, Kurdistan University of medical Science, Sanandaj, Iran. f.mohammadian1986@gmail.com
Mohammad Javad Jafari, Environmental and Occupational Hazards Control Research Center, Department of occupational health engineering, School of Public Health,Shahid Beheshti University of Medical Sciences, Tehran, Iran

Abstract

Background and aims: Exposure to heat and noise can negatively impact cognitive and behavioral performance in various work and non-work settings. Therefore, this study aimed to provide a model based on a multilayer perceptron neural network for the classification of occupational exposure to different levels of noise and heat.

Methods: This study examined 72 voluntary students, aged between 23 and 33 years. The input data provided to the neural network included cognitive, behavioral, physiological, and neurophysiological information. The output layer of the network was designed to classify exposure to various levels of noise and heat into three categories: lower, higher, and within permissible limits.

Results: In this study, a two-layer neural network (15:10) was considered the optimal model, with an approximately 33 percent chance of correctly classifying the data. To evaluate this model, the accuracy percentage, mean squared error (MSE), and sensitivity were calculated. The classification accuracy for different levels of noise and heat during the learning phase was 93.87 percent, during the testing phase was 92.62 percent, and the validity was 92.68 percent. Additionally, the mean squared error percentage was 0.53, and the sensitivity percentage was 90.42.

Conclusion: The present study demonstrated that the proposed model, based on a multi-layer perceptron neural network, has acceptable accuracy and sensitivity for predicting different classes of noise and heat using psychophysiological and neurophysiological input data.

Conflicts of interest: None

Funding: None

Keywords

Heat and noise stress
Cognitive function; Salivary cortisol; Brain signals; Multilayer perceptron neural network

Received: 2023/09/13
Accepted : 2024/04/8

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

EXTENDED ABSTRACT

INTRODUCTION

Noise and heat are considered among the most common detrimental factors in work environments. If there is no noise control in the workplace, it can lead to health problems such as increased heart rate, fatigue, reduced productivity, and concentration. Heat stress can also lead to muscle cramps, heatstroke, nervous and psychological symptoms, as well as reduced work efficiency. Several studies have been conducted to investigate the independent harmful effects of noise and heat on human health. However, today, in most work and non-work environments, there is combined exposure to noise and heat.

Cortisol is a valuable and innovative indicator in measuring the stress response to heat and noise exposure. Various studies have shown that heat stress can cause physiological changes and the secretion of certain metabolic hormones, including cortisol and norepinephrine, in the human body. Working memory performance, auditory attention, mental workload, and human brain activity are other factors affected by heat and noise and are used to investigate stressful factors in work environments.

If people are assigned tasks that do not match their cognitive capacities, it can lead to an increase in human errors and accidents. Therefore, it is very important to pay attention to people's cognitive, behavioral, and physiological capacities.

Artificial neural networks are computational models that have many applications in various fields such as neuroscience, medical science, engineering, and others. They have many advantages compared to traditional models. Unlike traditional models, artificial neural networks have the ability to learn and can adequately respond to many connections between variables or unknown data. They also have the capability to analyze and simulate with proficiency.

One of the well-known models in neural networks is the Multi-Layer Perceptron (MLP), commonly referred to as a multi-layer feedforward network. MLP networks are often trained using the backpropagation algorithm and consist of one or more input layers, intermediate layers known as hidden layers, and an output layer, which are connected to establish communication.

Today, in most work and non-work environments, exposure to stressful factors (heat and noise) is common. Paying attention to occupational combined exposure standards is very important. Most of the standards and permissible limits of occupational exposure to physical harmful factors, including noise and heat, are based on independent exposure to harmful factors instead of combined exposure.

Considering that Multilayer perceptron neural networks, unlike other traditional models, can be suitable for detecting specific algorithms and linear relationships between different classes of noise and heat, using psychophysiological and neurophysiological features of individuals. They can be used as a supporting tool to evaluate job environments according to the characteristics of people's cognitive and behavioral performance. Hence, this research was conducted to propose a model based on a multilayer perceptron neural network for classifying various levels of noise and heat.

METHODOLOGY

The purpose of this empirical study was to develop a model using a multilayer perceptron neural network for classifying occupational exposure to noise and heat. In this study, 72 students (4 groups of 18 people, 9 men and 9 women in each group) in the age range of 23 to 33 years were voluntarily examined. A multilayer perceptron neural network with the backpropagation learning algorithm was utilized to classify different levels of noise and heat. This model utilized supervised learning, and the collected data in this study encompassed four categories: cognitive, behavioral, physiological, and neural.

In this study, achieving the defined objectives required the removal of confounding variables. Various software tools were utilized to eliminate confounding variables in the statistical analysis of the data. Additionally, for the elimination of confounding variables in the reported data (dependent variables), if the data was found to be non-significant, it was not selected for input into the network and only the meaningful data were chosen for input into the network.

For each of the 72 participants, there were a total of 244 data available for analysis in this model. The data selection criterion for input into the network was based on significant changes in the dependent variables under noise and heat conditions. This resulted in a total of 35 neural data, 1 cognitive variable, 1 behavioral variable, and 1 physiological variable, making a total of 38 data for all participants. Considering the presence of 4 experimental conditions for each of the 72 participants, a matrix of 288 experimental conditions was created, with a matrix size of 288*38, indicating the number of experimental conditions obtained.

The input data to the neural network included cognitive, behavioral, physiological, and neurophysiological data, while the output layer consisted of three classes: lower, higher, and within acceptable limits, for classification. These classes were defined as labels one, two, and three in the classification model. In this model, the optimal number of neurons in the hidden layer was determined through various tests and using trial and error. The model was then tested by evaluating its accuracy on both training and testing data, calculating the mean square error for the

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

training and testing data, and assessing the sensitivity for each participant in the experiments.

To collect the required information for the study objectives, an isolated acoustic chamber with environmental control systems was used. The data was gathered using a multi-analyzer pulse system, noise level meters 2238, recording and analysis of brain waves, IVA test, saliva cortisol measurement kits from Germany, and questionnaires such as demographic questionnaire, general health questionnaire (GHQ-28), Weinstein noise Sensitivity Questionnaire and NASA-TLX questionnaire. Also, the Mevox ASB15 audiometer was used to evaluate the hearing of the participants.

The test process was such that the subjects were divided into 4 groups of 18 including 9 men and 9 women and each group was randomly exposed to 4 different levels of noise including 45, 75, 85 and 95 dBA and 3 levels of WBGT 22, 29 and 34 degrees Celsius (12 laboratory experimental conditions). The participants in each condition were exposed to noise and heat for half an hour, and there was a half-hour rest between each stage. Saliva samples were collected from each participant before and immediately after exposure to noise and heat. In addition, during the exposure to noise and heat and while performing continuous visual and auditory performance tests, participants' brain waves were recorded simultaneously. At the end of each experiment, participants completed a NASA-TLX questionnaire.

The level of noise applied in this study is equivalent to the noise level of a household appliances factory recorded using a multi-analyzer pulse system. The collected data from this research were analyzed using SPSS version 20 of statistical software and descriptive statistics, including mean and standard deviation, were reported for quantitative variables. The statistical test of generalized estimating equations (GEE) and MATLAB software and its toolbox were used for analysis.

RESULTS

The data from 72 participants (36 males and 36 females) showed that the average age and standard deviation for all participants (both male and female) were 26.75±2.32 years. The average body mass index (BMI) and standard deviation were 23.54±1.82 kg/m². The mean and standard deviation of the general health score and hearing loss among the participants were 15.20±5.70 and 15.05±6.61 dB, respectively. In a network with one hidden layer and 30 neurons, considering different levels of noise and heat, the highest classification accuracy achieved was 91.86%, with a sensitivity of 89.23%. Additionally, under optimal conditions (a network with two hidden layers and a neuron combination of 15:10), the classification accuracy for different levels of noise and heat was 93.87% during the training phase and 92.62% during the testing phase, with a model reliability of 92.68%. Table 1 shows the accuracy percentages of the training, validation, and testing data of the model, as well as the mean squared error and sensitivity of the network with two hidden layers. According to Figure 1, as the number of neurons in the first and second layers increases, the training, validation, and testing accuracies initially increase. After combining

Table 1. The accuracy results and mean squared error for a model with two hidden layers in various neurons

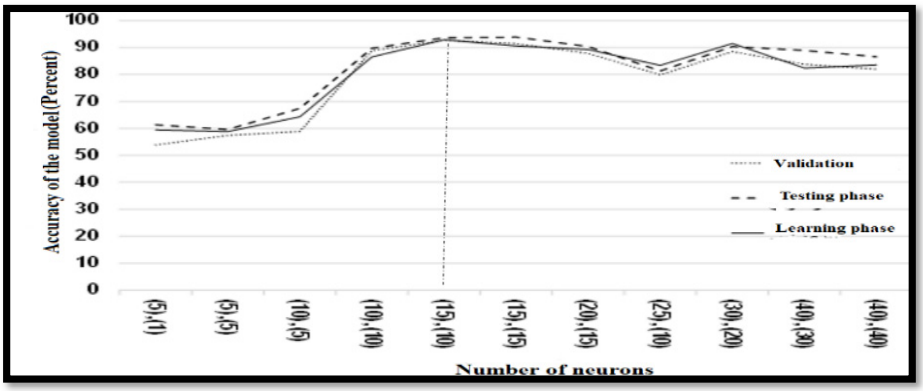
Number of neurons	Accuracy percentage			Mean square error percentage	sensitivity percentage
	learning phase	testing phase	Validation		
1:5	59.44	61.32	53.87	0.61	61.56
5:5	58.83	59.61	57.40	1.11	58.73
5:10	64.32	67.45	58.90	0.89	73.88
10:10	86.52	89.74	88.83	0.70	83.41
10:15	93.87	92.62	92.68	0.53	90.42
15:15	90.58	92.88	91.50	0.41	86.53
15:20	89.30	90.37	87.83	0.72	73.22
25:10	83.38	81.32	79.84	1.65	62.67
20:30	92.5	90.37	88.50	0.94	72.41
30:40	82.41	88.90	83.79	1.27	59.79
40:40	83.54	86.60	81.97	0.35	76.33

Table 2. The results of the confusion matrix for all the data

Confusion matrix		Predicted class (predicted label)		
		1	2	3
Real class (Known label)	1	87	9	0
	2	11	82	3
	3	0	2	94

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]



.Fig. 1. Accuracy in test, validation, and training conditions for a model with a hidden layer and different numbers of neurons

neurons (15:10), the accuracy for both training and testing data shows a decreasing trend as the number of neurons in each layer increases. Therefore, based on this decreasing trend, it can be concluded that a network with a hidden layer of 15 neurons in the first layer and 10 neurons in the second layer provides the best performance for the perceptron neural network model. Table 2 was used to determine the performance of the optimized model in identifying each data group using the confusion matrix. The results of the confusion matrix show that the provided model had the highest errors in the second class of noise and temperature levels. Out of 96 data points in the second class, it misclassified eleven data points into the first class and three data points into the third class. In the first class, the model misclassified nine data points into the second class out of 96 data points.

DISCUSSION

This study aimed to provide a classification model for occupational exposure to noise and temperature based on a multi-layer perceptron neural network. The input data for the neural network included cognitive, behavioral, physiological, and neurophysiological data. The output layer consisted of three classes: "lower," "higher," and "permissible exposure," for classification purposes of different levels of noise and temperature. In a study conducted by Siddhartha Roy and colleagues, various models were used to investigate the impact of heat stress and predict thermal stress for underground coal miners. The results of the study showed that the artificial neural network model, using heat stress findings, was able to accurately predict thermal stress with a high correlation coefficient ® of 0.9993. Therefore, the use of artificial neural networks for estimating and predicting heat stress is an effective method, which aligns with the findings of the present study. Furthermore, artificial neural networks can reveal the limitations of noise perception in the real world. In the present study, the data were classified into three categories, and the random classification probability was about 33%. When using two-level classification, the random classification accuracy is 50%. Therefore, the possibility of correct data classification by the study was considered acceptable. To evaluate the effectiveness and efficiency of the classification, prediction, and detection models, a confusion matrix was utilized. The findings from the confusion matrix revealed that the proposed model exhibited greater accuracy and lower error rates when dealing with input data that had substantial variations. Additionally, the negligible occurrence of errors in the model can be attributed to the diverse sensitivity of individuals in their cognitive, physiological, and neurophysiological reactions when exposed to noise and heat stimuli. Therefore, the presented model possesses an acceptable level of accuracy and sensitivity in predicting different classes of noise and heat using psychophysiological and neurophysiological input data. The optimized model in this study had a two-layer topology, with the first layer consisting of 15 neurons and the second layer consisting of 10 neurons. The single-layer network with 30 neurons achieved the highest accuracy (91%) and sensitivity (81%), while the two-layer network with fewer neurons in each layer had an accuracy of approximately 92% and a sensitivity of 90.42%. Therefore, not only did the addition of a layer reduce the number of neurons from 30 to 15 and 10, but it also increased the model's accuracy. The study conducted by Uzair and colleagues, titled "Investigating the Impact of Hidden Layers on the Efficiency of Neural Networks," demonstrated that reducing the number of hidden layers directly affects the accuracy of the network and may result in the network not being properly trained, which is consistent with the findings of the current study. Finally, the findings of this study confirm the validity of the multilayer perceptron neural network model in predicting different classes of noise and heat using psychophysiological and neurophysiological input data.

CONCLUSION

Based on the results obtained, it appears that a multi-layer perceptron neural network model

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

can be used to detect specific linear relationships and algorithms between different classes of noise and temperature, using psychophysiological and neurophysiological features of individuals. The model presented in this study can serve as a supporting tool to evaluate certain work and job environments according to the characteristics of people's cognitive and behavioral performance. However, this study was designed for specific experimental conditions and 12 different modes. Therefore, the existence of additional studies can strengthen this model and include different and more realistic conditions of the work environment. In this study, due to the reduction of features and labels of independent variables related to noise and temperature, it was not possible to predict individuals' cognitive performance in the model's output using different levels of noise and temperature as input. Therefore, it is suggested that in future studies, neural networks be used to predict individuals' cognitive performance when exposed to harmful physical factors.

ACKNOWLEDGMENT

The researchers would like to express their gratitude to the authorities of Shahid Beheshti University of Medical Sciences and all the participants who generously contributed to the successful execution of this study. The proposal for this study was approved by the research and ethics committee at Shahid Beheshti University of Medical Sciences.

CONFLICT OF INTEREST

The authors confirm that they have no conflicts of interest associated with the publication of this manuscript.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

M.J. jafari and F.mohamadi conceived of the presented idea. Also developed the theory and performed the computations. M zokaei, and M Falahati verified the analytical methods. M zokaei A. alimohammadi and N. Safarpour Khotbesara took the lead in writing the manuscript. Y. Faghihnia Torshiz provided critical feedback and helped shape the research, analysis and manuscript. All authors discussed the results and contributed to the final manuscript.

OPEN ACCESS

©2024 The author(s). This article is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License, which permits use, sharing, adaptation, distribution and reproduction in any medium or format, as long as you give appropriate credit to the original author(s) and the source, provide a link to the Creative Commons license, and indicate if changes were made. The images or other third-party material in this article are included in the article's Creative Commons license, unless indicated otherwise in a credit line to the material. If material is not included in the article's Creative Commons license and your intended use is not permitted by statutory regulation or exceeds the permitted use, you will need to obtain permission directly from the copyright holder. To view a copy of this license, visit: http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

ETHICAL CONSIDERATION

Students have participated in this study with informed and voluntary consent. The confidentiality of the extracted data was considered in all stages of the research. Non-interference in the data and attention to proper referencing have been the concern of the authors.

CODE OF ETHICS

IR.SBMU.PHNS.1396.63.

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

How to cite this article:

Mojtaba Zokaei, Negar Safarpour Khotbesara, Ali Alimohammadi, Mohsen Falahati, Yoosef Faghihnia Torshizi, Farough Mohammadian. Presentation of classification model of occupational exposure to noise and heat based on multilayer perceptron neural network. Iran Occupational Health. 2024 (01 Jun);21:1.

***This work is published under CC BY-NC 4.0 licence**

سلامت کار ایران
دوره ۲۰۲۱ - ۱/۱۴۰۲

مقاله پژوهشی
http://ioh.iums.ac.ir

ارائه مدل طبقه بندی مواجهه شغلی با صدا و گرما مبتنی بر شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

مجتبی ذکایی: استادیار، گروه بهداشت حرفه ای ایمنی کار، دانشکده علوم پزشکی ساوه، ساوه، ایران.
نگار صفرپور خطبه سرا: کارشناسی ارشد، گروه بهداشت حرفه ای ایمنی کار، دانشکده علوم پزشکی ساوه، ساوه، ایران.
علی علیمحمدی: استادیار، گروه پزشکی قانونی و سم شناسی، دانشگاه علوم پزشکی اراک، اراک، ایران.
محسن فلاحتی: دانشیار، گروه بهداشت حرفه ای ایمنی کار، دانشکده علوم پزشکی ساوه، ساوه، ایران.
یوسف فقیه نیا ترشیزی: دکتری تخصصی علوم کامپیوتر، مرکز تحقیقات بهداشت کار، دانشگاه علوم پزشکی ایران، تهران، ایران.
فاروق محمدیان: (* نویسنده مسئول) استادیار، گروه بهداشت حرفه ای ایمنی کار، دانشگاه علوم پزشکی کردستان، سنندج، ایران. f.mohammadian1986@gmail.com
محمدجواد جعفری: مرکز تحقیقات کنترل عوامل زیان آور محیط و کار، گروه مهندسی بهداشت حرفه ای، دانشکده بهداشت دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی، تهران، ایران.

چکیده

زمینه و هدف: مواجهه با گرما و صدا منجر به اثرات نامطلوب بر عملکردهای شناختی و رفتاری در محیطهای شغلی و غیر شغلی می شود. لذا این مطالعه با هدف ارائه مدلی مبتنی بر شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای طبقه‌بندی مواجهه شغلی ترازهای مختلف صدا و گرما انجام شد.

روش بررسی: در این مطالعه ۷۲ نفر از دانشجویان در رنج سنی ۲۳ تا ۳۳ سال به صورت داوطلبانه مورد بررسی قرار گرفت. اطلاعات ورودی به شبکه عصبی شامل داده‌های شناختی، رفتاری، فیزیولوژیک و نوروفیزیولوژی بود و لایه خروجی شامل سه کلاس کمتر، بیشتر و در حد مجاز مواجهه با ترازهای مختلف صدا و گرما برای طبقه‌بندی بود.

یافته ها: در این مطالعه مدل بهینه، شبکه عصبی با دولایه پنهان (۱۵:۱۰) بود و احتمال درستی طبقه بندی شدن داده‌ها به‌صورت شانسی تقریبا ۳۳ درصد محاسبه شد. برای ارزیابی مدل ارائه‌شده درصد دقت، میانگین خطای مربعات (MSE) و حساسیت محاسبه شد که دقت طبقه‌بندی ترازهای مختلف صدا و گرما در مرحله آموزش مساوی ۹۳/۸۷ و در مرحله آزمون مساوی ۹۲/۶۲ درصد و اعتبار مدل تهیه‌شده ۹۲/۶۸ درصد به دست آمد و همچنین درصد خطای میانگین مربعات و درصد حساسیت به ترتیب ۰/۵۳ و ۹۰/۴۲ بود.

نتیجه گیری: مطالعه حاضر نشان داد مدل ارائه‌شده مبتنی بر شبکه عصبی پرسپترون چند لایه دارای دقت و حساسیت قابل قبولی برای پیش‌بینی کلاس‌های مختلف مواجهه شغلی صدا و گرما با استفاده از داده‌های ورودی سایکوفیزیولوژی و نوروفیزیولوژی دارد.

تعارض منافع: *گزارش نشده است.*

منبع حمایت کننده: *ندارد.*

کلیدواژه‌ها
استرس گرمایی و صدا
عملکرد شناختی
کورتیزول بزاق
سیگنال‌های مغزی
شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۶/۲۲
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱/۲۰

شیوه استناد به این مقاله:
Mojtaba Zokaei, Negar Safarpour Khotbesara, Ali Alimohammadi, Mohsen Falahati, Yoosef Faghihnia Torshizi, Farough Mohammadian. Presentation of classification model of occupational exposure to noise and heat based on multilayer perceptron neural network. Iran Occupational Health. 2024 (01 Jun);21:1.

*انتشار این مقاله به صورت دسترسی آزاد مطابق با CC BY-NC 4.0 صورت گرفته است

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

مقدمه

کارگران زیادی در محیط های کاری در مواجهه با عوامل آسیب رسان به سلامت قرار دارند (۱). در بین این عوامل، صدا به عنوان یکی از شایع ترین عوامل زیان آور در صنایع ایران محسوب می شود که در صورت عدم کنترل آن، می‌تواند باعث بروز عوارض بیماری ازجمله بالا رفتن ضربان قلب، تعداد تنفس، افزایش خستگی، کاهش بهره وری و پرکاری تیروئید شود (۱, ۹) و هم چنین صدا بر عملکردهای شناختی نظیر توجه، تمرکز و واکنش تاثیر دارد (۱۰) به طوری که مطالعه علی محمدی و همکاران با عنوان بررسی تأثیر صدای مداوم بر عملکرد شغلی کارکنان صنایع داروسازی نشان داد صدا باعث کاهش عملکرد شغلی و شناختی کارکنان می شود (۱۱). یکی دیگر از عوامل زیان اور در محیط های کاری گرما می باشد، به طوری که عدم کنترل آن می تواند باعث کرامپ عضلانی، گرمازدگی، ایجاد علائم عصبی و روانی و کاهش بازده کاری شود (۲) و هم چنین مطالعات متعدد نشان داده‌اند که استرس گرمایی باعث تغییرات فیزیولوژیک و ترشح برخی هورمون‌های متابولیک ازجمله کورتیزول و نور آدرنالین می گردد (۱۲, ۱۳). تاکنون مطالعات زیادی در زمینه اثرات مستقل زیان آور صدا و گرما بر روی سلامت انسان انجام شده است (۱۴, ۱۵). در حالی که امروزه در بیشتر محیط های شغلی و غیر شغلی، مواجهه توام با صدا و گرما وجود دارد (۱۶). نتایج مطالعه Chen و همکاران (۱۷) نشان داد مواجهه توام با صدا و گرما منجر به اختلال شناختی، فیزیولوژیکی، رفتاری و نوروفیزیولوژیکی در افراد می شود. یکی از شاخص های ارزشمند و نوین فیزیولوژیکی جهت اندازه گیری پاسخ های استرسی ناشی از مواجهه با گرما و صدا، کورتیزول می باشد(۳, ۱۸-۲۰) به طوری که غلظت کورتیزول بزاق تحت تاثیر استرسورهای مختلف فیزیکی و روانی افزایش می‌یابد (۲۱). عملکرد حافظه کاری و توجه شنیداری یکی از عوامل رفتاری است که تحت تاثیر صدا قرار دارد به طوری که مطالعه جعفری و همکاران نشان داد در هنگام مواجهه با صدا بیش از حدود مجاز توجه دیداری/ شنیداری به طور قابل توجهی کاهش می یابد (۴). بارکارذهنی و فعالیت مغز انسان از جمله پارامتر های شناختی هستند که متاثر از گرما و صدا است (۱۷). در صورتی که به افراد وظایفی محول شود که با ظرفیت های شناختی آنها همخوانی نداشته باشد، منجر به افزایش خطاهای انسانی و حوادث می شود، بنابراین توجه به ظرفیت های شناختی، رفتاری و فیزیولوژیکی افراد بسیار مهم است. صدا و گرما می توانند باعث تغییر طیف باند فرکانسی مغز شوند و برخلاف ارزیابی‌های پرسشنامه‌ای که توانایی بررسی و ارزیابی روند فعالیت مغز انسان در مواجهه با استرس‌های مختلف را در طی یک دوره زمانی مشخص ندارند، تجزیه‌وتحلیل نوار مغز (EEG)[1] روشی مناسب برای تعیین روند فعالیت مغز انسان تحت مواجهه با استرس‌های مختلف ازجمله صدا و گرما می باشد (۲۲).

شبکه عصبی مصنوعی یک مدل محاسباتی می باشد که از جنبه‌های ساختار و عملکرد شبکه عصبی بیولوژی الهام گرفته است و کاربرد فراوانی در رشته‌های مختلف بیولوژی اعصاب، علوم پزشکی، مهندسی و سایر رشته‌ها دارد (۲۳). مدل شبکه عصبی مزایای بسیاری نسبت به مدل‌های سنتی دارد(۵) به طوری که برخلاف مدل‌های مرسوم دارای توانایی یادگیری می باشد و می تواند با دقت زیاد به ارتباطات پیچیده بین متغیرها و داده‌های ناشناخته پاسخ دهد(۶, ۲۴) و هم چنین برخلاف دستگاه‌های غیرخطی و نامعین قادر به تحلیل و شبیه‌سازی است (۲۵). مدل شبکه عصبی هیچگونه پیش فرضی در مورد توزیع داده ها در نظر نمی گیرد و در برابر داده های ناقص و از دست رفته بسیار انعطاف پذیر است (۲۶). یکی از مدل‌های شناخته شده در شبکه عصبی، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)[2] است (۲۷) که شبکه عصبی پیشخور نیز نامیده می شود و اغلب از طریق الگوریتم پس انتشار آموزش می بیند (۲۸). شبکه عصبی MLP دارای یک یا چندین لایه ورودی است و لایه های میانی با عنوان لایه های پنهان یا مخفی بین لایه های ورودی و خروجی قرار دارند و باعث ایجاد ارتباط می شوند (۲۹). نتایج مطالعه Shahiri و Husain (۳۰)، نشان داد از بین روش‌های مختلف داده‌کاوی برای طبقه‌بندی عملکرد دانشجویان بیشترین دقت به ترتیب شبکه عصبی (۹۸٪)، درخت تصمیم‌گیری (۹۱٪)، ماشین بردار پشتیبان (۸۳٪) و روش بیز (۷۶٪) است. در مطالعه علی‌آبادی و همکاران (۳۱) نیز از الگوریتم شبکه عصبی چند لایه از نوع تغذیه روبه جلو، با یک‌لایه پنهان و ۵ نورون برای پیش‌بینی استرین گرمایی استفاده شد به طوری که حالت بهینه مدل و بیشترین دقت در دولایه پنهان با ۲۵ نورون اتفاق افتاد. با توجه به اینکه امروزه در اکثر محیط های شغلی و غیر شغلی مواجهه با عوامل استرس زا (گرما و صدا) توام می باشد، توجه به استانداردهای مواجهه شغلی توام بسیار حائز اهمیت است. در حالی که اکثر استانداردها و حدود مجاز مواجهه شغلی با عوامل زیان آور فیزیکی از جمله صدا و گرما به

1 Electroencephalogram
2 Multi-Layer Perceptron

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

جای مواجهه توام مبتنی بر مواجهه مستقل با عوامل زیان آور می باشد. مدل شبکه عصبی مصنوعی می تواند یافته های تنش گرمایی را با ضریب همبستگی (R) ۰/۹۹۹۳ پیش بینی کند و محدودیت‌های ادراک صدا در دنیای واقعی را آشکار کند (۷، ۳۲) و هم چنین با توجه به اینکه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برخلاف سایر مدل‌های سنتی می‌تواند برای تشخیص الگوریتم‌های خاص و روابط خطی بین کلاس‌های مختلف صدا و گرما با استفاده از ویژگی‌های سایکوفیزیولوژیکی و نورفیزولوژی افراد مناسب باشد و به‌عنوان یک ابزار پشتیبان برای ارزیابی محیط‌های شغلی متناسب با ویژگی‌های عملکرد شناختی و رفتاری افراد مورد استفاده قرار گیرد لذا این مطالعه با هدف ارائه مدلی مبتنی بر شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای طبقه‌بندی ترازهای مختلف مواجهه شغلی با صدا و گرما انجام گردید.

مواد و روش ها

این مطالعه تجربی به منظور ارائه مدل طبقه بندی مواجهه شغلی صدا و گرما مبتنی بر شبکه عصبی پرسپترون چند لایه انجام شد. در این مطالعه ۷۲ نفر از دانشجویان (۴ گروه ۱۸ نفری به طوری که در هر گروه ۹ نفرمرد و ۹ نفر زن) در رنج سنی ۲۳ تا ۳۳ سال به صورت داوطلبانه مورد بررسی قرار گرفت. افرادی که به دلیل زمان بر بودن مطالعه تمایلی به ادامه همکاری نداشتند از مطالعه حذف شدند و شرکت کنندگان قبل از شروع مطالعه فرم رضایت اخلاقی را تکمیل کردند. در این مطالعه جهت طبقه بندی مواجهه شغلی صدا و گرما مبتنی بر شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شد و همچنین برای گرد آوری اطلاعات مورد نیاز در راستای اهداف مطالعه از اتاقک آکوستیک ایزوله با سیستم های کنترل محیط داخلی، سیستم مولتی آنالایزر پالس (Brüel & Kjær دانمارک)، صداسنج ۲۲۳۸ (Brüel & Kjær دانمارک)، ضبط و آنالیز امواج، آزمون پیوسته دیداری شنیداری[1] (IVA)، کیت های سنجش کورتیزول بزاق (زلبیو ساخت کشور آلمان به شماره ZellBio GmbH Cat. No : ZB-S11003-H9648) و از پرسشنامه دموگرافیک، پرسشنامه سلامت عمومی گلدبرگ (GHQ-28)[2]، پرسشنامه حساسیت به صدای واینشتاین و همچنین از دستگاه ادیومتر (Mevox ASB15) جهت ارزیابی شنوایی شرکت‌کنندگان استفاده شد. مراحل انجام آزمایش بدین شکل بود که در ابتدای هر آزمایش، افراد از میان ۱۲ حالت آزمایشی مختلف ابتدا در حالت زمینه (SPL45+WBGT22) صدا و گرما قرار گرفتند و سپس به‌صورت تصادفی در ۳ حالت مواجهه صدا و گرما دیگر آزمایش شدند (با توجه به این که تعداد کل نمونه برابر ۷۲ نفر بود و هر شرکت‌کننده ۴ حالت آزمایشی مختلف انجام می‌دهد، بنابراین تعداد کل آزمایش‌ها برابر ۲۸۸ است). شرکت‌کنندگان در هر حالت مواجهه به مدت نیم ساعت در مواجهه با صدا و گرما قرار داشتند و بین هر مرحله به مدت نیم ساعت استراحت کردند. نمونه بزاق هر آزمایش‌شونده قبل و بلافاصله بعد از مواجهه با صدا و گرما جمع‌آوری شد. همچنین هنگام مواجهه با صدا و گرما و انجام آزمون عملکرد پیوسته دیداری و شنیداری (IVA)، به‌صورت همزمان امواج مغزی شرکت‌کنندگان نیز ثبت شد. در پایان هر آزمایش، پرسشنامه بار کار ذهنی (NASA-TLX)[3] توسط هر شرکت‌کننده تکمیل شد. سطح کورتیزول بزاق با استفاده از کیت اختصاصی و تکنیک الایزا تعیین مقدار شد. برای ثبت امواج مغزی از دستگاه نورو بیوفیدبک مدل eWave EXG Recorder از نوع ۱۶ کانال استفاده شد و سپس توان طیفی امواج مغزی در باندهای فرکانسی مختلف تعیین شد.

شبکه عصبی مصنوعی

جهت طبقه بندی ترازهای مختلف مواجهه شغلی صدا و گرما از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم یادگیری پس انتشار استفاده شد و این مدلسازی در برنامه متلب نسخه ۱۲a انجام گردید. شبکه‌های پرسپترون چندلایه از یک و یا تعداد بیشتری لایه های میانی تشکیل‌شده‌اند و ساختار شبکه عصبی آن‌ها شامل لایه ورودی (دریافت اطلاعات ورودی یا تعداد ویژگی‌های بردار ورودی به شبکه)، لایه پنهان (عملکرد این لایه‌ها به وسیله ورودی ها و برچسب‌های ارائه‌شده در برابر داده‌های ورودی) و لایه خروجی (تعداد کلاس‌های تعریف‌شده برای طبقه‌بندی) می باشد. در این مطالعه اطلاعات ورودی به شبکه عصبی شامل داده‌های شناختی، رفتاری، فیزیولوژیک و نوروفیزیولوژی می‌باشد و لایه خروجی شامل سه کلاس کمتر، بیشتر و در حد مجاز مواجهه با ترازهای مختلف صدا و گرما برای طبقه‌بندی بود که در مدل طبقه‌بندی به‌صورت برچسب‌های شماره یک، دو و سه تعریف شد. در مطالعه حاضر یادگیری این مدل، یادگیری با سرپرست بود به طوری که نمونه‌های آموزشی به عنوان ورودی به شبکه داده شده و خروجی

1 Integrated Visual and Auditory Continuous Performance Test (IVA+Plus)

2 The General Health Questionnaire – 28

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

حاصل به‌وسیله سیستم یادگیری با خروجی مطلوب مقایسه و از سیگنال خطای حاصل جهت تصحیح پارامترهای شبکه استفاده شد. در این مدل دستیابی به اهداف تعیین‌شده مستلزم حذف داده‌های مخدوش بود به طوری که جهت حذف داده‌های مخدوش آنالیز آماری داده‌های EEG از جعبه‌ابزار EEGlab در نرم‌افزار متلب و آنالیز مؤلفه‌های مستقل استفاده شد و هم چنین جهت حذف داده های مخدوش در داده‌های بیان‌شده (متغییر های وابسته) تنها داده‌های معنادار(تفاوت بین داده‌های به‌دست‌آمده نسبت به داده‌های حالت زمینه زیاد باشد) برای ورود به شبکه انتخاب شدند. در این مطالعه جهت اعتبار سنجی از روش اعتبار سنجی متقاطع استفاده شد. داده های جمع‌آوری‌شده در این مطالعه شامل چهار دسته شناختی (بارکار ذهنی درک شده)، رفتاری(توجه دیداری و شنیداری)، فیزیولوژیکی(غلظت کورتیزول بزاق) و مغزی(طیف باند فرکانسی مغز) بود و جهت تحلیل، کل داده ها برای ۷۲ نفر ۲۴۴ داده برآورد شد. با توجه به این که معیار انتخاب داده‌ها برای ورود به شبکه، معناداری تغییرات متغیرهای وابسته تحت شرایط مواجهه با صدا و گرما و نرمال سازی داده ها در دامنه ۱ و ۱- بود(برای نرمال سازی داده ها پیش از شروع آموزش داده ها به بزرگ‌ترین مقدار متناظرشان تقسیم شدند) در نهایت مجموع ۳۵ داده مغزی، ۱ داده شناختی، ۱ داده رفتاری و ۱ داده فیزیولوژیکی که مجموع ۳۸ داده برای همه شرکت‌کنندگان انتخاب شد. برای بررسی میزان موفقیت و کارایی مدل‌های طبقه‌بندی، پیش‌بینی و تشخیص از ماتریس کانفیوژن استفاده شد به طوری که هر کدام از ۷۲ نفر شرکت‌کننده از میان ۱۲ حالت آزمایشی مختلف با ۴ حالت آزمایشی مختلف مواجهه داشتند که معادل ۲۸۸ حالت آزمایشی در ماتریس کانفیوژن شد به طوری که ماتریسی متشکل از تعداد حالت آزمایشی درداده های جمع‌آوری به‌صورت ۳۸* ۲۸۸ ایجاد شد. اطلاعات ورودی به شبکه عصبی شامل داده‌های شناختی، رفتاری، فیزیولوژیک و نوروفیزیولوژی بود و لایه خروجی شامل سه کلاس کمتر، بیشتر و در حد مجاز مواجهه با ترازهای مختلف صدا و گرما برای طبقه‌بندی بود که در مدل طبقه‌بندی به‌صورت برچسب‌های شماره یک، دو و سه تعریف گردید. در نهایت از ماتریس کانفیوژن (ماتریس درهم‌ریختگی) عملکرد مدل بهینه در شناسایی ۲۸۸ گروه کل داده‌ها برای ۳ کلاس استفاده شد. در این مدل به ترتیب تعداد ۲ لایه و ۲۵ نورون به ترتیب به عنوان لایه پنهان و تعداد نورون بهینه انتخاب شد به طوری که تعداد نورون های بهینه در لایه پنهان با انجام آزمایش های مختلف و با استفاده از روش سعی و خطا به دست آمد. آزمون مدل نیز با تعیین دقت عملکرد داده های آموزش و آزمون، خطای میانگین مربعات داده های آموزش و آزمون و تعیین حساسیت برای هر آزمایش‌شونده انجام شد.

اندازه‌گیری پارامترهای محیطی

در این مطالعه از اتاقک آکوستیک ایزوله با سیستم های کنترل محیط داخلی برای انجام ۱۲ حالت آزمایشگاهی مختلف استفاده شد. به همین منظور افراد مورد مطالعه به ۴ گروه ۱۸ نفری شامل ۹ مرد و ۹ زن تقسیم شدند و هر گروه به طور تصادفی در معرض ۴ تراز مختلف صدا و ۳ سطح از WBGTقرار گرفتند. ۳ سطح گرمای مختلف شامل دمای تر گوی‌سان۲۲، ۲۹ و ۳۴ درجه سانتی‌گراد (به ترتیب کمتر، برابر و بالاتر از حدود مواجهه شغلی) بود و همچنین ۴ تراز مختلف صدا مورد استفاده در این مطالعه شامل ۴۵، ۷۵، ۸۵ و ۹۵ دسی‌بل آ بود که در مجموع ۱۲ حالت آزمایشی مختلف ایجاد شد. با توجه به تقسیم بندی ذکر شده حالت‌های مختلف مواجهه در شبکه عصبی به ۳ کلاس کمتر از حد مجاز مواجهه، در حد مجاز مواجهه و بیشتر از حد مجاز مواجهه با صدا و گرما تقسیم‌بندی شد. میزان صدای اعمال شده در این مطالعه، میزان صدای ضبط شده از کارخانه تولید لوازم خانگی است که توسط سیستم مولتی آنالایزر پالس (Brüel & Kjærدانمارک) در ارتفاع ۱/۵ متری از ایستگاه های کاری ضبط گردید و در محدوده ۳۱/۵ تا ۸۰۰۰ هرتز آنالیز فرکانس شد. با توجه به این که بسیاری از سازمان های بین المللی از جمله سازمان استاندارد بین المللی (ISO[1]) شاخص دمای تر گویسان (WBGT)[2] را برای ارزیابی استرس گرمایی در محل کار اتخاذ کرده اند (۳۳, ۳۴) از این شاخص نیز در مطالعه حاضر استفاده شد به طوری که برای اندازه‌گیری شاخص دمای ترگوی سان از دستگاه WBGT مدل QUESTEMP 10° مطابق با استاندارد ISO 7243:1989 استفاده شد (۳۵).

آزمون عملکرد پیوسته دیداری و شنیداری یکپارچه (IVA+PLUS)

آزمون IVA یک آزمون پیوسته دیداری شنیداری ۸ دقیقه‌ای است که انواع توجه و کنترل پاسخ را مورد ارزیابی قرار می‌دهد. این آزمون شامل پاسخ یا عدم پاسخ (بازداری پاسخ) به ۵۰۰ محرک آزمون می‌باشد. هر محرک فقط

1 NASA Task Load Index
2 International Organization for Standardization

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

یک و نیم ثانیه ارائه می‌گردد بنابراین، آزمون به حفظ توجه نیاز دارد. این آزمون برای افراد ۶ سال به بالا و بزرگسالان قابل‌اجرا می‌باشد (۳۶، ۳۷) و توجه را به‌عنوان یک مؤلفه شناختی چندبعدی، بر اساس مدل شل برگ و متیر (۳۸) ارزیابی می‌کند.

اندازه‌گیری غلظت کورتیزول

کورتیزول یک هورمون استروئیدی است که در پاسخ به استرس حاد از محور هیپوتالاموس-هیپوفیز- آدرنال (HPA) آزاد می‌شود(۳۹). اندازه‌گیری غلظت کورتیزول بزاق نسبت به روش‌های اندازه‌گیری کورتیزول سرم یا ادرار ساده، غیرتهاجمی، کمتر استرس‌زا، تکرار آسان و کم‌هزینه‌تر می‌باشد (۴۰، ۴۱) بنابراین در این مطالعه برای ارزیابی اثرات صدا و گرما بر کورتیزول از نمونه‌گیری بزاق دهان استفاده شد، به‌طوری‌که از افراد خواسته شد در شروع و انتهای حالت‌های مختلف مواجهه با صدا و گرما داخل یک میکرو تیوب ۲ میلی‌لیتری درب دار سرد شده در یخچال بلافاصله بزاق خود را تخلیه کنند و به آن‌ها یادآوری شد که سرفه نکنند و خلط خود را داخل میکرو تیوب منتقل نکنند سپس سانتریفیوژ کردن نمونه‌ها به مدت ۱۰ دقیقه با سرعت ۴۰۰۰ دور در دقیقه به‌منظور برداشت ذرات ریز از بزاق دهان انجام شد و بلافاصله بعد از سانتریفیوژ کردن، نمونه‌های بزاق را در فریزر در دمای ۷۰- درجه سانتی گراد به مدت ۴۵ روز تا زمان آنالیز نمونه‌ها نگهداری گردید. برای اندازه‌گیری کمی غلظت کورتیزول بزاق ازکیت های سنجش کورتیزول بزاق زلبیو ساخت کشور آلمان به شماره (ZellBio GmbH Cat. No : ZB-S11003-H9648) استفاده شد و در این مطالعه زمان اندازه گیری کورتیزول با توجه به مطالعاتی که تاکنون در این زمینه انجام شده تعیین گردید (۴۲-۴۴).

پرسشنامه سلامت عمومی گلدبرگ (GHQ-28)

یکی از معیارهای ورود به مطالعه حاضر سلامت عمومی افراد شرکت‌کننده بود که برای این منظور از پرسشنامه سلامت عمومی گلدبرگ استفاده شد. پرسشنامه سلامت عمومی، آزمونی است که به‌منظور بررسی اختلالات غیر روان‌پریشی طراحی‌شده است. این پرسش‌نامه برای اولین بار در سال ۱۹۷۲ به‌وسیله گلدبرگ منتشرشده است و هدف آن، تمایز قائل شدن بین افراد سالم و افراد بیمار است. در ایران تقوی و همکاران(۴۵) و ملکوتی و همکاران (۴۶) پایایی و اعتبارسنجی پرسشنامه سلامت عمومی را انجام داده‌اند. سؤال‌های این پرسش‌نامه به بررسی وضعیت روانی فرد در یک ماه اخیر می‌پردازد و شامل نشانه هایی مانند افکار و احساسات نابهنجار و جنبه‌هایی از رفتار لحظه ای افراد است.

پرسشنامه حساسیت به صدای واینشتاین

یکی دیگر از معیارهای ورود به مطالعه میزان حساسیت به صدای شرکت‌کنندگان بود که برای ارزیابی آن از پرسشنامه حساسیت به صدای واینشتاین استفاده شد. مقیاس حساسیت به صدای واینشتاین برای تعیین واکنش‌پذیری به صدا استفاده می‌شود به طوری که این مقیاس شامل ۲۱ سؤال می‌باشد که در یک طیف ۶ درجه‌ایی از به‌شدت موافق تا به‌شدت مخالف تنظیم‌شده است. روایی و پایایی پرسشنامه فارسی حساسیت به صدای واینشتاین توسط دکتر علی محمدی و همکاران(۴۷) در سال ۲۰۰۶ انجام‌شده است و آلفای کرونباخ آن ۷۸ ٪ به‌دست‌آمده است. بعد از تکمیل پرسشنامه، افرادی که نمره بالایی گرفتند نشان‌دهنده حساسیت زیاد آن‌ها نسبت به صدا بود که این افراد واجد شرایط ورود به مطالعه نبوده و حذف شدند.

پرسشنامه بار کار ذهنی NASA-TLX

در این پژوهش جهت اندازه‌گیری میزان بارکار ذهنی درک شده از پرسشنامهNASA-TLX استفاده شد. این ابزار در مرکز تحقیقات ناسا در مدت سه سال و انجام بیش از ۴۰ شبیه‌سازی آزمایشگاهی توسعه و بیش از ۵۵۰ پژوهش با کمک آن انجام‌شده است(۴۸). روایی و پایایی این شاخص توسط قربانی وهمکاران (۴۹) و محمدی و همکاران(۵۰) تایید و میزان آلفای کرونباخ پرسشنامه ۸۳ درصد تعیین‌شده است. فرآیند ارزیابی بار کار ذهنی شامل سه مرحله است به طوری که مرحله اول تعیین وزن بار و مرحله دوم تعیین درجه بار هر یک از مقیاس‌های شش‌گانه و نهایتاً مرحله سوم تعیین نمره نهایی بار ذهنی کار می‌باشد.

آزمون ادیومتری

در این مطالعه جهت بررسی افت شنوایی شرکت‌کنندگان از دستگاه ادیومتر Mevox ASB15 استفاده شد. به طوری که آستانه شنوایی شرکت کنندگان در هر یک از ۴ فرکانس مهم ۵۰۰، ۱۰۰۰،۲۰۰۰ و ۴۰۰۰ هرتز اندازه گیری شد و پس از کسر اثر سن، میانگین آستانه شنوایی در ۴ فرکانس برابر با میزان افت شنوایی (NIHL)[1] بود.

1 Noise-Induced Hearing Loss

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

جدول ۱. ویژگی‌های فردی افراد شرکت‌کننده در مطالعه (۷۲ نفر)

جنس	مرد (۳۶ نفر)			زن (۳۶ نفر)			کل
مشخصات	میانگین	انحراف معیار	دامنه	میانگین	انحراف معیار	دامنه	میانگین (انحراف معیار)
سن (سال)	۲۷/۱۴	۲/۴۵	۳۳-۲۳	۲۶/۳۶	۲/۱۱	۳۲-۲۳	۲۶/۷۵(۲/۳۲)
وزن (کیلوگرم)	۷۹/۳۹	۷/۱۹	۱۰۰-۵۸	۶۶/۲۵	۵/۲۰	۷۸-۵۵	۷۲/۸۱(۹/۰۸)
قد (سانتی‌متر)	۱۷۹/۷۲	۵/۹۴	۱۹۲-۱۶۷	۱۶۷/۳۸	۴/۸۰	۱۷۹-۱۵۸	۱۷۳/۵۵(۸/۲۰)
شاخص توده بدنی (کیلوگرم بر مترمربع)	۲۴/۳۸	۱/۸۴	۲۸-۲۰	۲۲/۷۱	۱/۳۶	۱۹/۵ -۲۵	۲۳/۵۴(۱/۸۲)
نمره سلامت عمومی	۱۴/۹۵	۳/۷۰	۸ - ۲۰	۱۵/۴۵	۲/۵۰	۲۰-۱۰	۱۵/۲۰(۵/۷۰)
نمره حساسیت به صدا	۶۱/۵۴	۷/۶۳	۷۴-۵۲	۶۳/۳۹	۸/۴۷	۷۶-۵۶	۶۲/۴۶(۸/۰۹)
افت شنوایی (دسی‌بل)	۱۵/۴۵	۶/۳۲	۰ -۲۰	۱۴/۶۵	۵/۴۰	-۵ -۲۰	۱۵/۰۵(۶/۶۱)

ثبت امواج مغزی

در این مطالعه سیگنال های EEG از ۱۶ الکترود Ag/AgCl در یک کلاهک الاستیک با تقویت کننده ۱-۴۰ هرتز ثبت شد و برای ثبت امواج مغزی کانال‌های پیش فرونتال (Fp_1 و Fp_2)، فرونتال (F_3، F_4، F_7 و F_8)، تمپورال (T_3 و T_4)، سنترال (C3، Cz و C_4)، پریتال (P_3، Pz و P_4) و اکسیپیتال (O_1 و O_2) انتخاب شدند.

روش تجزیه‌وتحلیل داده‌ها

داده‌های حاصل از این پژوهش به کمک نرم‌افزار آماری SPSS نسخه ۲۰ مورد آنالیز قرار گرفت. برای بررسی و اطمینان از نرمال بودن داده‌ها از آزمون کولموگروف - اسمیرنوف استفاده شد. برای گزارش آمار توصیفی متغیرهای کمی، میانگین و انحراف معیار گزارش شد و برای بررسی اثر و سطح معناداری مواجهه مستقل و توام با صدا و گرما بر بارکار ذهنی درک شده، توجه شنیداری و دیداری و میزان کورتیزول بزاق از آزمون آماری معادلات برآورد تعمیم‌یافته[1](GEE) استفاده شد. برای بررسی اثر جنیست بر متغیرهای وابسته از آزمون آماری معادلات برآورد تعمیم‌یافته و هم چنین جهت ارزیابی و آنالیز آماری داده‌های EEG از کدهای دستوری در نرم‌افزار متلب 2016b و جعبه‌ابزار EEGlab استفاده گردید.

یافته ها

جدول ۱ اطلاعات ۷۲ نفر شرکت‌کننده (۳۶ نفر مرد و ۳۶ نفر زن) در مطالعه را نشان می‌دهد. میانگین و انحراف معیار سن کل افراد شرکت‌کننده (مرد و زن) برابر ۲/۳۲±۲۶/۷۵ سال، میانگین و انحراف معیار وزن و قد افراد شرکت‌کننده به ترتیب برابر ۹/۰۸±۷۲/۸۱ و ۸/۲۰±۱۷۳/۵۵ سانتی‌متر، میانگین و انحراف معیار شاخص توده بدنی برابر ۱/۸۲±۲۳/۵۴ کیلوگرم بر مترمربع، میانگین و انحراف معیار نمره سلامت عمومی و افت شنوایی به ترتیب برابر ۵/۷۰±۱۵/۲۰ و ۶/۱±۱۵/۰۵ دسی‌بل بود. میانگین و انحراف معیار هر یک از متغیرهای فوق به‌صورت کل و به صورت تفکیک‌شده زنان و مردان در جدول ۱ ارائه‌شده است.

در جدول ۲ نتایج دقت شبکه سه لایه (یک‌لایه پنهان، یک‌لایه ورودی، یک‌لایه خروجی) با تعداد نورون‌های متغیر قابل مشاهده می باشد و حداکثر دقت شبکه در تعداد ۳۰ نورون به دست آمد، نتایج نشان می‌دهند که دقت داده های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون بسیار به هم نزدیک است و بالاترین دقت مدل برای هر سه گروه داده برای شبکه با یک‌لایه پنهان در تعداد ۳۰ نورون حاصل‌شده است.

شکل ۱ منحنی خط بریده روند دقت داده های آزمون، منحنی نقطه‌چین روند دقت داده های اعتبارسنجی و منحنی خط پیوسته روند دقت داده های آموزش را با تغییر تعداد نورون نشان می دهد. نتایج نشان داد که دقت داده های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون بسیار به هم نزدیک است و به طور کلی بالاترین دقت مدل برای شبکه با یک‌لایه پنهان در تعداد ۳۰ نورون حاصل‌شده است.

در جدول ۳، درصد دقت داده های آموزش، اعتبار سنجی و آزمون مدل، میانگین خطای مربعات و حساسیت برای شبکه با دولایه پنهان را در نورون های مختلف قابل مشاهده می باشد. طبق نتایج به‌دست‌آمده، شبکه با دولایه پنهان با ترکیب نورونی ۱۵:۱۰ بهترین عملکرد را برای مدل به همراه دارد و هم چنین دقت طبقه‌بندی ترازهای مختلف صدا و گرما درشرایط بهینه (شبکه با دولایه پنهان با ترکیب نورونی ۱۵:۱۰) در مرحله آموزش مساوی ۹۳/۸۷ و در مرحله آزمون مساوی ۹۲/۶۲ درصد و اعتبار مدل ۹۲/۶۸ درصد بود.

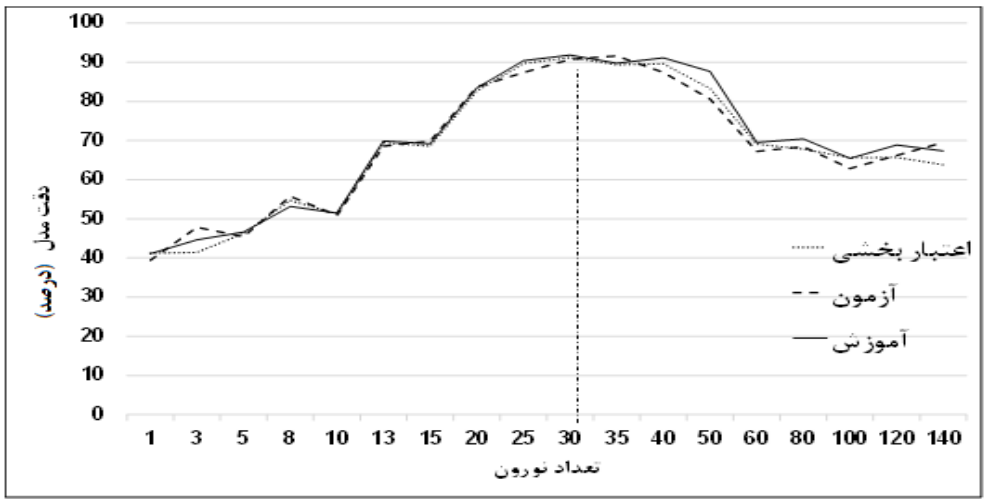
1 Generalized Estimating Equations

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

جدول ۲. نتایج دقت و خطای میانگین مربعات برای مدل با یک‌لایه پنهان در نورون‌های مختلف

تعداد نورون	درصد دقت			درصد خطای میانگین مربعات	درصد حساسیت
	یادگیری	آزمون	اعتباربخشی		
۱	۴۱/۱۲	۳۹/۴۳	۴۱/۲۱	۱/۲۸	۲۸/۵۴
۳	۴۴/۶۵	۴۷/۸۶	۴۱/۴۱	۲/۳۵	۳۴/۵۳
۵	۴۶/۶۴	۴۵/۴۷	۴۶/۲۹	۱/۶۲	۳۳/۹۷
۸	۵۳/۱۸	۵۵/۷۶	۵۴/۷ ۰	۰/۹۳	۳۹/۸۴
۱۰	۵۱/۴۷	۵۰/۸۹	۵۱/۳۲	۲/۱۱	۳۷/۷۶
۱۳	۶۹/۹۰	۶۸/۵۸	۶۹/۴۳	۱/۵۰	۴۹/۳۰
۱۵	۶۹/۲۱	۶۹/۸۶	۶۸/۶۰	۰/۳۴	۵۱/۴۷
۲۰	۸۳/۴۵	۸۳/۷۱	۸۲/۶۸	۱/۷۷	۷۳/۶۱
۲۵	۹۰/۴۱	۸۷/۴۰	۸۹/۶۷	۰/۶۸	۸۵/۷۳
۳۰	۹۱/۸۶	۹۰/۷۵	۹۱/۲۳	۰/۵۸	۸۹/۲۳
۳۵	۸۹/۷۶	۹۱/۶۴	۸۹/۳۷	۱/۳۲	۸۷/۴۵
۴۰	۹۱	۸۷/۴۰	۸۹/۶۲	۰/۸۶	۸۴/۲۷
۵۰	۸۷/۶۴	۸۰/۶۰	۸۳/۳	۱/۷۵	۷۱/۳۱
۶۰	۶۹/۵۵	۶۷/۲۵	۶۹/۱۰	۰/۴۸	۶۵/۴۰
۸۰	۷۰/۴۳	۶۸/۴۲	۶۷/۸۰	۰/۷۱	۷۴/۶۵
۱۰۰	۶۵/۴۸	۶۲/۸۶	۶۵/۶۳	۱/۳۷	۶۱/۴۹
۱۲۰	۶۸/۹۰	۶۶/۲۰	۶۵/۷۱	۱/۷۰	۶۵/۶۳
۱۴۰	۶۷/۳۴	۶۹/۵۴	۶۳/۸۰	۲/۵۰	۶۵/۳۲



شکل ۱. نمودار درصد دقت در شرایط آزمون، اعتبارسنجی و آموزش برای مدل با یک‌لایه پنهان در نورون‌های مختلف

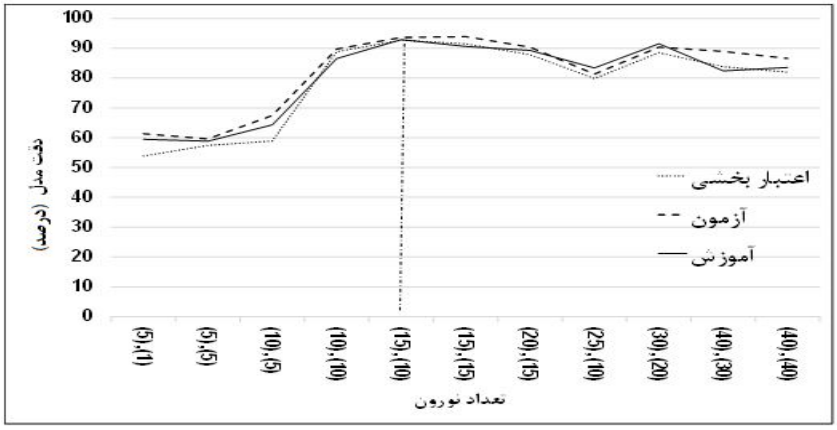
شکل ۲ نتایج دقت آموزش، اعتبار سنجی و آزمون مدل را برای یک شبکه با دولایه پنهان در نورون‌های مختلف را نشان می دهد. نتایج نشان داد با افزایش تعداد نورون ها در لایه اول و دوم دقت آموزش، اعتبار سنجی و آزمون افزایش می‌یابد و روند همگرایی افزایش می‌یابد. حداکثر دقت مدل در شبکه دولایه با ۱۵ نورون در لایه اول و ۱۰ نورون در لایه دوم به دست آمد. نتایج نشان داد که با افزایش تعداد نورون‌ها در هر دولایه، دقت برای داده‌های آموزش و آزمون روند کاهشی در پیش می‌گیرند.

مقایسه نتایج به دست آمده نشان داد افزایش تعداد لایه‌های پنهان، امکان ارائه شبکه با تعداد نورون کمتر و همچنین دقت بالاتر را فراهم می‌کند. درنتیجه مدل بهینه با دولایه پنهان با ترکیب نورونی ۱۵: ۱۰ بهترین عملکرد را داشت. ساختار بهینه شبکه عصبی پرسپترون با دولایه پنهان که در لایه پنهان اول ۱۵ نورون و در لایه پنهان دوم ۱۰ نورون قرارگرفته در شکل ۳ ارائه‌شده است. طبق

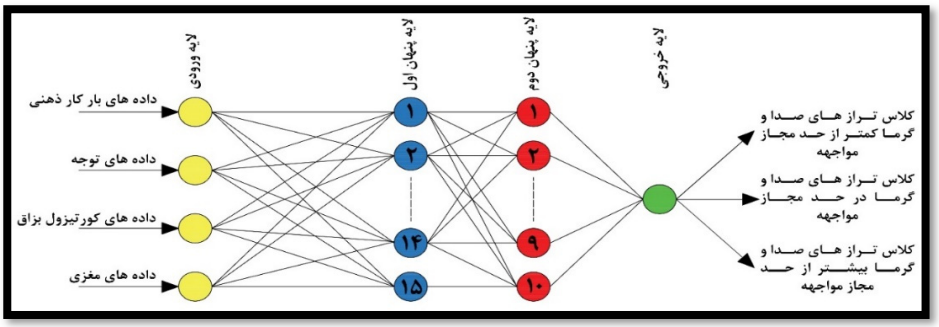
[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

جدول۳. نتایج دقت و خطای میانگین مربعات برای مدل با دولایه پنهان در نورون های مختلف

تعداد نورون	درصد دقت			درصد خطای میانگین مربعات	درصد حساسیت
	یادگیری	آزمون	اعتباربخشی		
۵:۱	۵۹/۴۴	۶۱/۳۲	۵۳/۸۷	۰/۶۱	۶۱/۵۶
۵:۵	۵۸/۸۳	۵۹/۶۱	۵۷/۴۰	۱/۱۱	۵۸/۷۳
۱۰ :۵	۶۴/۳۲	۶۷/۴۵	۵۸/۹۰	۰/۸۹	۷۳/۸۸
۱۰:۱۰	۸۶/۵۲	۸۹/۷۴	۸۸/۸۳	۰/۷۰	۸۳/۴۱
۱۵ :۱۰	۹۳/۸۷	۹۲/۶۲	۹۲/۶۸	۰/۵۳	۹۰/۴۲
۱۵ :۱۵	۹۰/۵۸	۹۲/۸۸	۹۱/۵۰	۰/۴۱	۸۶/۵۳
۲۰ :۱۵	۸۹/۳۰	۹۰/۳۷	۸۷/۸۳	۰/۷۲	۷۳/۲۲
۱۰:۲۵	۸۳/۳۸	۸۱/۳۲	۷۹/۸۴	۱/۶۵	۶۲/۶۷
۳۰ :۲۰	۹۲/۵	۹۰/۳۷	۸۸/۵۰	۰/۹۴۷	۷۲/۴۱
۴۰ :۳۰	۸۲/۴۱	۸۸/۹۰	۸۳/۷۹	۱/۲۷	۵۹/۷۹
۴۰:۴۰	۸۳/۵۴	۸۶/۶۰	۸۱/۹۷	۰/۳۵	۷۶/۳۳



شکل ۲. نمودار دقت در شرایط آزمون، اعتبار سنجی و آموزش برای مدل با دولایه پنهان در نورون های مختلف



شکل۳. ساختار توپولوژیکی مدل بهینه شبکه عصبی با دولایه پنهان

شکل ۳ داده‌های ورودی به مدل در لایه ورودی شامل داده‌های بارکار ذهنی درک شده، توجه، کورتیزول بزاق و داده‌های مغزی می‌باشد و همچنین در لایه خروجی مدل طبقه‌بندی کلاس‌های مختلف صدا و گرما با استفاده از این داده‌های ورودی قابل مشاهده است.

در این مطالعه داده ها به سه گروه آزمون، آموزش و اعتبار سنجی به‌صورت تصادفی تقسیم شدند. به همین دلیل احتمال زیادی برای انتخاب نمونه های آموزشی و آزمون وجود داشت. طبق جدول ۴ برای آزمایش احتمالات مختلف، ۱۰ تکرار آزمون و آموزش اجرا شد

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

جدول۴. نتایج دقت آموزش و آزمون در ۱۰ تکرار

شماره تکرارها	درصد دقت آموزش	درصد دقت آزمون
۱	۹۱/۴۳	۹۱/۳۷
۲	۹۳/۷۱	۹۱/۲۰
۳	۹۲/۳۳	۹۲/۵۸
۴	۹۲/۴۱	۹۲/۴۳
۵	۹۴/۱۲	۹۳/۳۲
۶	۹۲/۳۵	۹۰/۶۴
۷	۹۳/۲۶	۹۱/۳۳
۸	۹۳/۲۰	۹۳/۴۶
۹	۹۴/۹۲	۹۱/۵۶
۱۰	۹۲/۸۷	۹۳/۴۷
میانگین	۹۳/۰۶	۹۲/۱۳

جدول ۵ .نتایج ماتریس درهم‌ریختگی (ماتریس کانفیوژن) برای همه داده ها

ماتریس کانفیوژن		کلاس پیش‌بینی (برچسب پیش‌بینی‌شده)		
		۱	۲	۳
کلاس واقعی (برچسب شناخته‌شده)	۱	۸۷	۹	۰
	۲	۱۱	۸۲	۳
	۳	۰	۲	۹۴

که در ۱۰ حالت تکرار نیز دقت آموزش و آزمون دارای میانگین قابل قبولی بود.

مطابق با جدول ۵ جهت تعیین عملکرد مدل بهینه‌شده در شناسایی هر گروه از داده‌ها از ماتریس درهم‌ریختگی استفاده شد. نتایج ماتریس درهم‌ریختگی نشان داد مدل ارائه‌شده بیشترین خطا را در طبقه دوم ترازهای صدا و گرما داشت. به‌طوری‌که از ۹۶ داده در طبقه دوم، یازده داده را به‌اشتباه در طبقه یک و سه داده را به اشتباه در طبقه سوم تشخیص داده است. در کلاس یک نیز مدل ارائه شده از ۹۶ داده، نه داده را به‌اشتباه در طبقه دوم تشخیص داده است.

در این مطالعه نتایج نشان داد که میانگین نمره توجه شنیداری و دیداری در دو حالت (SPL95+WBGT34) و (SPL95+WBGT29) نسبت به حالت زمینه کاهش قابل‌ملاحظه‌ای داشته است و این کاهش ازلحاظ آماری معنادار می‌باشد (P> ۰/۰۵). در ترازهای بیشتر از حد مجاز مواجهه با صدا و گرما، تغییرات محسوس و قابل‌توجه در توجه است، اما در ترازهای کمتر یا در حد مجاز مواجهه با صدا و گرما تغییرات کمتری در توجه به وجود آمده است. نتایج نشان داد که تغییرات توجه شنیداری در مردان نسبت به زنان به اندازه ۱/۵۲ نمره بیشتر است درحالی که میانگین تغییرات نمره توجه دیداری برخلاف توجه شنیداری در گروه مردان نسبت به زنان کمتر بود. نتایج حاصل از اثر مواجهه‌های توأم با صدا و گرما بر بار کار ذهنی نشان داد تنها در ترازهای بالا باعث افزایش قابل‌ملاحظه بارکار ذهنی درک شده نسبت به حالت زمینه می‌شود و هم چنین نتایج اثر مواجهه توأم صدا و گرما بر پارامترهای نوارمغز حاکی ازآن است که تنها ترازهای بالاتر و حد مجاز مواجهه با صدا و مقادیر بالاتر از حد مجاز گرما می‌توانند بر امواج مغزی تأثیر قابل‌ملاحظه داشته باشند. در این مطالعه میزان کورتیزول بزاق در ترازهای بالاتر و در حد مجاز مواجهه صدا و گرما بیشتر تحت تأثیر و افزایش مقدار پیدا می‌کند؛ اما در ترازهای کمتر از حدمجاز مواجهه تغییرات کورتیزول بزاق جزئی و روند مشخص و یکسانی نداشت.

بحث

این مطالعه با هدف ارائه مدل طبقه بندی مواجهه شغلی صدا و گرما مبتنی بر شبکه عصبی پرسپترون چند لایه انجام شد. اطلاعات ورودی به شبکه عصبی شامل داده‌های شناختی(بار کار ذهنی)، رفتاری(توجه دیداری و شنیداری)، فیزیولوژیک(کورتیزول بزاق) و نوروفیزیولوژی (طیف باند فرکانسی مغز) بود و لایه خروجی شامل سه کلاس کمتر، بیشتر و در حد مجاز مواجهه با ترازهای

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

مختلف صدا و گرما برای طبقه‌بندی بود. در مطالعه Yangquan Xie و همکاران داده های های مدل، بار کار ذهنی و داده های فیزیولوژیک بود (۵۱). در مطالعه Ting-Yu Kuo و همکاران از داده های توجه استفاده شد و هم چنین مطالعه باقرزاده و همکاران، Si Thu Aung و همکاران از داده های مغزی برای ورودی مدل استفاده شد (۵۲، ۵۳). در مطالعه علی‌آبادی و همکاران از الگوریتم شبکه عصبی چندلایه تغذیه روبه‌جلو، با یک‌لایه پنهان و ۵ نورون برای پیش‌بینی استرین گرمایی استفاده شد. نتایج الگوریتم شبکه عصبی نشان داد، استفاده از دمای هوای خشک و گوی‌سان دو فاکتور مهم تأثیرگذار بر استرین گرمایی می‌باشد (۳۱). در مطالعه حاضر نیز از این نوع شبکه عصبی استفاده شد، اما حالت بهینه مدل و بیشترین دقت در دولایه پنهان با ۲۵ نورون اتفاق افتاد. در مطالعه Siddhartha Roy و همکاران از مدل های مختلفی جهت بررسی تأثیر تنش گرمایی و پیش‌بینی تنش حرارتی مبتنی بر WBGT برای معدن‌کاران زیرزمینی زغال‌سنگ استفاده شد. نتایج مطالعه نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی توسط یافته های تنش گرمایی با ضریب همبستگی (R) ۰/۹۹۹۳ پیش بینی شد (۷). بنابراین استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد پیش بینی تنش گرمایی روشی کارا است که هم سو با مطالعه حاضر می باشد. نتایج مطالعه Andrew Francl و همکاران نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند محدودیت‌های ادراک صدا در دنیای واقعی را آشکار کند (۳۲). در مطالعه حاضر با توجه به طبقه‌بندی داده‌ها در سه کلاس، احتمال درستی طبقه بندی شدن داده‌ها به‌صورت شانسی تقریبا ۳۳ درصد بود. با توجه به این در هنگام استفاده از دو سطح طبقه بندی دقت طبقه بندی شانسی داده ها ۵۰٪ می‌باشد. احتمال درستی طبقه بندی شدن دراین مطالعه مورد قبول می باشد. دقت مدل بهینه ارائه‌شده برای کلاس‌بندی ترازهای مختلف صدا و گرما در سه کلاس در این مطالعه معادل ۹۲ درصد بود، که بیانگر مطلوبیت و مقبولیت مدل ارائه‌شده است. در این مطالعه بررسی میزان موفقیت و کارایی مدل های طبقه بندی، پیش بینی و تشخیص از ماتریس کانفیوژن استفاده شد. نتایج ماتریس کانفیوژن نشان داد مدل ارائه‌شده برای مواردی که تغییرات داده‌های ورودی زیاد بود میزان دقت بیشتر و میزان خطا کمتر را نشان داد. همچنین از دلایل دیگر این خطا در مدل می‌توان به حساسیت متفاوت افراد موردمطالعه در پاسخ‌های شناختی، فیزیولوژی و نوروفیزیولوژی در مواجهه با صدا و گرما اشاره کرد. بنابراین مدل ارائه شده دارای دقت و حساسیت قابل قبولی برای پیش‌بینی کلاس‌های مختلف صدا و گرما با استفاده از داده‌های ورودی سایکوفیزیولوژی و نوروفیزیولوژی می‌باشد. ساختار توپولوژیکی مدل بهینه در این مطالعه دارای دولایه پنهان که در لایه اول ۱۵ و در لایه دوم ۱۰ نورون داشت. برای شبکه یک‌لایه در تعداد ۳۰ نورون، بیشترین دقت (۹۱٪) و حساسیت (۸۱٪) حاصل شد در حالی که در شبکه دولایه با تعداد نورون کمتر در هر لایه دقت مدل تقریبا ۹۲٪ و حساسیت ۹۰/۴۲٪ بود. به‌این‌ترتیب نه تنها با اضافه نمودن یک‌لایه، تعداد نورون‌ها از ۳۰ به ۱۵ و ۱۰ کاهش یافت، بلکه دقت مدل نیز افزایش یافت(۵۴). مطالعه Uzair و همکاران با عنوان بررسی تأثیر لایه‌های پنهان بر کارایی شبکه‌های عصبی نشان داد کاهش تعداد لایه‌های پنهان تأثیر مستقیمی بر روی دقت شبکه دارد و پیچیدگی آن را با مشکل رو به رو می کند که همسو با مطالعه حاضر می باشد (۸). یافته های این مطالعه نیز بر این مطلب صحه نهاده و مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را مدلی کارآمد در پیش بینی کلاس های مختلف صدا و گرما با استفاده از داده‌های ورودی سایکوفیزیولوژی و نوروفیزیولوژی می داند.

نتیجه گیری

با توجه به نتایج به دست آمده به نظر می رسد مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه می‌تواند برای تشخیص الگوریتم و روابط خطی مشخص بین کلاس‌های مختلف صدا و گرما با استفاده از ویژگی‌های سایکوفیزیولوژیک و نورفیزولوژی افراد مورداستفاده قرار گیرد. مدل ارائه‌شده در این مطالعه می‌تواند به‌عنوان یک ابزار پشتیبان برای ارزیابی برخی محیط‌های کاری و شغلی متناسب با ویژگی‌های عملکرد شناختی و رفتاری افراد استفاده شود. با این وجود این مطالعه برای شرایط خاص آزمایشی و ۱۲ حالت مختلف طراحی شده است به طوری که وجود مطالعات تکمیلی می تواند باعث تقویت این مدل شود و شرایط متفاوت و واقعی تر محیط کار را لحاظ کند. در این مطالعه به دلیل کمبود ویژگی و برچسب متغییرهای مستقل صدا و گرما، پیش‌بینی عملکرد شناختی افراد در خروجی مدل با استفاده ترازهای مختلف صدا و گرما در ورودی مدل امکان‌پذیر نبود به همین منظور پیشنهاد می گردد در مطالعات آتی از شبکه عصبی برای پیش‌بینی عملکرد شناختی افراد در مواجهه با عوامل زیان‌آور فیزیکی استفاده شود.

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

تعارض منافع

هیچگونه تعارض منافع توسط نویسندگان وجود ندارد.

تشکر و قدر دانی

نویسندگان این مقاله از پرسنل شاغل در آزمایشگاه دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی و کلیه شرکت کنندگانی که ما را در انجام این مطالعه یاری کردند، نهایت تشکر و قدردانی را دارند. نتایج این مطالعه از طرح تحقیقاتی با شماره ۶۳-۱۳۹۶ در دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی استخراج گردیده است.

حمایت مالی

نتایج این مطالعه از طرح شماره ۶۳-۱۳۹۶ دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی استخراج گردید و این دانشگاه منابع مالی مورد نیاز این پژوهش را در اختیار پژوهشگران قرار داد.

ملاحظات اخلاقی

شرکت کنندگان با رضایت آگاهانه و داوطلبانه در این مطالعه شرکت نموده اند. محرمانگی داده ها ی استخراج شده در تمام مراحل تحقیق مورد توجه قرار گرفت. عدم مداخله در داده ها و توجه به رفرنس دهی مناسب مورد توجه نویسندگان بوده است.

کد اخلاق

IR.SBMU.PHNS.۱۳۹۶,۶۳

مشارکت نویسندگان

محمد جواد جعفری و فاروق محمدی ایده پردازی و طراحی مطالعه انجام داده اند، همچنین فاروق محمدیان و مجتبی ذکائی جمع آوری داده ها را انجام داده اند. مجتبی ذکائی و محسن فلاحتی در آنالیز داده ها و استخراج نتایج این مقاله مشارکت نموده اند. علی علیمحمدی و نگار صفرپور در تدوین متن مقاله فارسی و انگلیسی فعالیت داشته اند. چک و بازبینی متن انگلیسی مقاله با

دسترسی آزاد

کپی‌رایت نویسنده(ها) ©2024: این مقاله تحت مجوز بین‌المللی Creative Commons Attribution 4.0 اجازهٔ استفاده، اشتراک‌گذاری، اقتباس، توزیع و تکثیر را در هر رسانه یا قالبی مشروط بر درج نحوهٔ دقیق دسترسی به مجوز CC، منوط به ذکر تغییرات احتمالی بر روی مقاله می‌داند. لذا به استناد مجوز یادشده، درج هرگونه تغییرات در تصاویر، منابع و ارجاعات یا سایر مطالب از اشخاص ثالث در این مقاله باید در این مجوز گنجانده شود، مگر اینکه در راستای اعتبار مقاله به اشکال دیگری مشخص شده باشد. در صورت درج نکردن مطالب مذکور و یا استفادهٔ فراتر از مجوز بالا، نویسنده ملزم به دریافت مجوز حق نسخه‌برداری از شخص ثالث است.

به‌منظور مشاهدهٔ مجوز بین‌المللی Creative Commons Attribution 4.0 به نشانی زیر مراجعه شود:

http://creativecommons.org/licenses/by/4.0

REFRENCES

1. McBride D, Bowens A, Zhang Z-l, Purdy S, Niland P. Assessment of occupational noise-induced hearing loss for ACC: A practical guide for otolaryngologists. 2019.
2. Rezaei-Hachesu V, Naderyan Fe'li S, Hokmabadi R, Kazemi M, Golbabaei F. Impact of Heat Stress on Renal Function: A Systematic Literature Review Focusing on Workplace Heat. Journal of Occupational Health and Epidemiology. 2022;11(2):157-70.
3. Jafari MJ, Khosrowabadi R, Khodakarim S, Khodagholi F, Mohammadian F. The effects of combined exposure to noise and heat on human salivary cortisol and blood pressure. International Journal of Occupational Safety and Ergonomics. 2021;27(3):831-9.
4. Jafari MJ, Khosrowabadi R, Khodakarim S, Mohammadian F. The effect of noise exposure on cognitive performance and brain activity patterns. Open access Macedonian journal of medical sciences. 2019;7(17):2924.
5. Borisov V, Leemann T, Seßler K, Haug J, Pawelczyk M, Kasneci G. Deep neural networks and tabular data: A survey. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. 2022.
6. Patel D, Jha K. Neural network model for the prediction of safe work behavior in construction projects. Journal of construction engineering and management. 2015;141(1):04014066.
7. Roy S, Mishra DP, Bhattacharjee R, Agrawal H. Effect of Heat Stress and Development of WBGT Based Heat Stress Prediction Models for Underground Coal Miners Using Random Forest Algorithm and Artificial Neural Network. Available at SSRN 3994163. 2021.
8. Uzair M, Jamil N, editors. Effects of hidden layers on the efficiency of neural networks. 2020 IEEE 23rd international multitopic conference (INMIC); 2020: IEEE.
9. Chein TW, Wang WC, Castillo RV, SU SB. A graphical

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

22. Choi Y, Kim M, Chun C. Measurement of occupants' stress based on electroencephalograms (EEG) in twelve combined environments. Building and Environment. 2015;88:65-72.
23. Prieto A, Prieto B, Ortigosa EM, Ros E, Pelayo F, Ortega J, et al. Neural networks: An overview of early research, current frameworks and new challenges. Neurocomputing. 2016;214:242-68.
24. Ahmed M, AlQadhi S, Mallick J, Kahla NB, Le HA, Singh CK, et al. Artificial neural networks for sustainable development of the construction industry. Sustainability. 2022;14(22):14738.
25. Kohzadi N, Boyd MS, Kaastra I, Kermanshahi BS, Scuse D. Neural networks for forecasting: an introduction. Canadian Journal of Agricultural Economics/Revue canadienne d'agroeconomie. 1995;43(3):463-74.
26. Vellido A, Lisboa PJ, Vaughan J. Neural networks in business: a survey of applications (1992–1998). Expert Systems with applications. 1999;17(1):51-70.
27. Isaacson M, Premasiri S, Yang G. Wave interactions with vertical slotted barrier. Journal of waterway, port, coastal, and ocean engineering. 1998;124(3):118-26.
28. Alavi AH, Gandomi AH. Prediction of principal ground-motion parameters using a hybrid method coupling artificial neural networks and simulated annealing. Computers & Structures. 2011;89(23-24):2176-94.
29. Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation prentice-hall upper saddle river. NJ MATH Google Scholar. 1999:43.
30. Shahiri AM, Husain WJPCS. A review on predicting student's performance using data mining techniques. 2015;72:414-22.
31. Aliabadi M, Farhadian M, Jalali M, Jahangiri M, Negahban AR. A new empirical approach for predicting heat strain in workers exposed to hot indoor environments. Indoor and Built Environment. 2018;27(5):597-605.
32. Francl A, McDermott JH. Deep neural network models of sound localization reveal how perception is adapted to real-world environments. Nature human behaviour. 2022;6(1):111-33.
33. Epstein Y, Moran DS. Thermal comfort and the heat stress indices. Industrial health. 2006;44(3):388-98.
34. Dehghan H, Mortazavi SB, Jafari MJ, Maracy MR. Evaluation of wet bulb globe temperature index for estimation of heat strain in hot/humid conditions in the Persian Gulf. Journal of research in medical sciences: the official journal of Isfahan University of Medical Sciences. 2012;17(12):1108.
36. Schulte P, Bhattacharya A, Butler C, Chun H, Jacklitsch B, Jacobs T, et al. Advancing the framework for considering the effects of climate change on worker safety and health. Journal of occupational and environmental hygiene. health report constructed as a KIDMAP using Rasch analysis of IRT model. 2012.
10. Tajic R, Ghadami A. The effects of Noise Pollution and Hearing of metal Workers in Arak. Zahedan Journal of Research in Medical Sciences. 2008;10(4).
11. Alimohammadi I, Kanrash FA, Gerdefaramarzi RS, Nouri N. Investigation continuous noise exposure and occupational performance of the workers in the pharmaceutical industry: A Case Study in an Ampoule and Vial Production Industry. Occupational Medicine. 2019.
12. Melesse A, Maak S, Schmidt R, Von Lengerken G. Effect of long-term heat stress on key enzyme activities and T3 levels in commercial layer hens. Int J Livest Prod. 2011;2(7):107-16.
13. Jalil M, Sani M, Dor Z, Yahya M, Mohideen Batcha M, Hasnan K, editors. Heat stress investigation on laundry workers. International Conference on Ergonomics; 2007.
14. Wang X, Li D, Menassa CC, Kamat VR. Investigating the effect of indoor thermal environment on occupants' mental workload and task performance using electroencephalogram. Building and Environment. 2019;158:120-32.
15. Fan Y, Liang J, Cao X, Pang L, Zhang J. Effects of noise exposure and mental workload on physiological responses during task execution. International Journal of Environmental Research and Public Health. 2022;19(19):12434.
16. Chao P-C, Juang Y-J, Chen C-J, Dai Y-T, Yeh C-Y, Hu C-Y. Combined effects of noise, vibration, and low temperature on the physiological parameters of labor employees. The Kaohsiung journal of medical sciences. 2013;29(10):560-7.
17. Chen C-J, Dai Y-T, Sun Y-M, Lin Y-C, Juang Y-J. Evaluation of auditory fatigue in combined noise, heat and workload exposure. Industrial Health. 2007;45(4):527-34.
18. Bigert C, Bluhm G, Theorell T. Saliva cortisol–a new approach in noise research to study stress effects. International journal of hygiene and environmental health. 2005;208(3):227-30.
19. Smyth JM, Ockenfels MC, Gorin AA, Catley D, Porter LS, Kirschbaum C, et al. Individual differences in the diurnal cycle of cortisol. Psychoneuroendocrinology. 1997;22(2):89-105.
20. Ising H, Ising M. Chronic cortisol increases in the first half of the night caused by road traffic noise. Noise and Health. 2002;4(16):13.
21. Levine A, Zagoory-Sharon O, Feldman R, Lewis JG, Weller A. Measuring cortisol in human psychobiological studies. Physiology & behavior. 2007;90(1):43-53.

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]

TJIP. Reliability, validity and factor structure of the GHQ-28 used among elderly Iranians. International Psychogeriatrics. 2007;19(4):623-34.
47. Alimohammadi I, Nassiri P, Azkhosh M, Sabet M, Hosseini MJPR. Reliability and validity of the Persian translation of the Weinstein Noise Sensitivity Scale. Psychological Research. 2006;9(1-2):74-87.
48. Hart SG, Staveland LE. Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research. Advances in psychology. 52: Elsevier; 1988. p. 139-83.
49. Ghorbani M, editor Personal and observational methods to assess the workload on the assembly line of an auto industry. Proceeding of the 8th National Conferences on Safety and Health Working Sari, Iran; 2013.
50. Mohammadi M, Mazloumi A, Zeraati HJJoSoPH, Research IoPH. Designing questionnaire of assessing mental workload and determine its validity and reliability among ICUs nurses in one of the TUMS's hospitals. 2013;11(2):87-96.
51. Xie Y, Murphey YL, Kochhar DS. Personalized driver workload estimation using deep neural network learning from physiological and vehicle signals. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles. 2019;5(3):439-48.
52. Bagherzadeh S, Maghooli K, Shalbaf A, Maghsoudi A. Emotion recognition using effective connectivity and pre-trained convolutional neural networks in EEG signals. Cognitive Neurodynamics. 2022;16(5):1087-106.
53. Aung ST, Hassan M, Brady M, Mannan ZI, Azam S, Karim A, et al. Entropy-based emotion recognition from multichannel EEG signals using artificial neural network. Computational Intelligence and Neuroscience. 2022;2022.
54. Bishop CM, Nasrabadi NM. Pattern recognition and machine learning: Springer; 2006.
2016;13(11):847-65.
36. JENAABADI H, GHAVIDEL M. Comparative examination of attention and answer control rate in two groups of people with attention–deficit hyperactivity disorder and cognitive disorder. journal of cognitive strategies in learning.5(9):1-11.
37. Yekta MS. Efficacy of Neurofeedback on Behavioral Inhibition and Impulsivity in Students with ADHD.
38. Sohlberg MM, Mateer CA. Effectiveness of an attention-training program. Journal of clinical and experimental neuropsychology. 1987;9(2):117-30.
39. Koh DS-Q, Koh GC-H. The use of salivary biomarkers in occupational and environmental medicine. Occupational and environmental medicine. 2007;64(3):202-10.
40. Clements AD, Parker CRJP. The relationship between salivary cortisol concentrations in frozen versus mailed samples. Psychoneuroendocrinology. 1998;23(6):613-6.
41. Kaufman E, Lamster IB. The diagnostic applications of saliva—a review. Critical Reviews in oral biology & medicine. 2002;13(2):197-212.
42. Pouryaghoub G, Mehrdad R, Valipouri A. Effect of acute noise exposure on salivary cortisol: a randomized controlled trial. Acta Medica Iranica. 2016:657-61.
43. Hamer M, O'Donnell K, Lahiri A, Steptoe A. Salivary cortisol responses to mental stress are associated with coronary artery calcification in healthy men and women. European heart journal. 2010;31(4):424-9.
44. Wirtz PH, Elsenbruch S, Emini L, Rüdisüli K, Groessbauer S, Ehlert U. Perfectionism and the cortisol response to psychosocial stress in men. Psychosomatic medicine. 2007;69(3):249-55.
45. Reza T. Normalization of General Health Questionnaire (GHQ) on Shiraz University Students. 2005.
46. Malakouti SK, Fatollahi P, Mirabzadeh A, Zandi

[Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/ioh.21.1.259]