Iran Occupational Health

Iran Occupational Health. 2021 (01 Sep);18: 17

Systematic Review

http://ioh.iums.ac.ir

# Systematic Literature Review on The Application of Data Mining Methods to Monitor the Operator's Functional State in Human-Machine Systems

**Marzieh Sadeghian,** Assistant Professor, Department of Occupational Health, Faculty of Health, Ahvaz Jundishapur University of Medical Sciences, Ahvaz, Iran.

**Soroor Shekarizadeh,** Msc, Department of Artificial Intelligence, Faculty of Computer Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

**Zahra Mohammadi,** (*Corresponding author), PhD student, Department of Occupational Health and Safety, Student Research Committee, School of Public Health and Safety, Shahid Beheshti University of Medical Science, Tehran, Iran.
z-mohammadi@sbmu.ac.ir

## Abstract

**Background and aims:** Continuous monitoring of operator functional state, is one of the most important topics, and the data mining methods are considered as a suitable tool for providing the performance evaluation models. However, there has been no comprehensive study on the use of data mining methods in this field so far, and in so doing, the aim of the present article, was to systematically review the role and importance of the data mining methods to monitor the operator functional state in human-machine systems.

**Methods:** A total of 86 published articles that evaluated the operator functional state, were reviewed in five databases. All articles were analyzed in four groups related to the operator functional state, three critical safety systems, and three types of data mining techniques. The operator functional state, was also assessed through methods of physical measurement, psychophysiological measurement, task-performance indicators, and subjective judgment.

**Results:** Most of the data mining models were related to the field of road and air transportation, which are mainly focused on fatigue and the task-performance indicators. The support vector machine and neural network models were the most frequently used data mining methods. The results showed, that most studies were performed on fatigue models, among the functional states where mainly physical measurements were used; however, the psychophysiological measurements were the most frequently applied measuring method for the mental workload models and the task performance indicators.

**Conclusion:** A comprehensive evaluation of the data mining methods and the parameters used in these models to assess the operator functional state, will identify the research gaps in this area, and results in conducting more extensive studies to improve the human performance.

**Conflicts of interest:** None

**Funding:** None

**Keywords**

Human-machine system

Data Mining

Operator functional state

Received: 2019/03/15

Accepted : 2020/02/21

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

EXTENDED ABSTRACT

## INTRODUCTION

In human-machine systems, the human operator interacts with the machine and the two sides interact with each other. In fact, the task of humans is determined in relation to the task of the machine, and there is a significant relationship between the motor and sensory force of an individual with the capabilities of the machine. This interaction is in the form of a closed-loop system in which, human plays an important role in decision-making. In addition, the complexity of this interaction and the poor system design can cause many faults and accidents [1, 2]. Therefore, increasing the complexity of the human-machine systems, as well as reducing the physical aspects of job activities, has increased the operator's interaction with the machine, and requires the operators' multi-tasking in the implementation and monitoring of the operations. For this reason, continuous monitoring of the operator's performance is important as one of the requirements of the human-machine systems. The Operator Functional State (OFS), is a multidimensional model of human psychophysiological status that correlates the performance with the task requirements, such as physiological and psychological costs of a work. In general, there are three parts in measuring the operator's functional state, including the mental reporting or judgment, measurement of the task performance indicators, and the physical and physiological measurements. The amazing progress of computer technology has led to the development of data collection and the creation of large databases in various fields, where data mining is a process of extracting information in order to achieve regular and logical patterns. The use of data mining in operator functional state's evaluation models, improves the stability and accuracy of the evaluation results, and is used as an auxiliary process to identify and predict the performance in human-machine systems. However, so far, no comprehensive research has been done on the use of data mining methods in this area. Therefore, the purpose of this study was to systematically review the role and importance of data mining methods to assess the operator functional state in human-machine systems. In this study, a framework was presented, that in addition to providing a comprehensive view of the application of data mining models and methods to evaluate the operator's function, also identifies the main application areas of these methods and measurement parameters.

## METHODOLOGY

*Question design in PICO format*

In this study, are included, population (P): the operator of human-machine systems, intervention (I): the use of data mining, and outcome, (O): the operator functional state.

*Inclusion and exclusion criteria*

In this study, 3 inclusion criteria were considered: (1) published articles or studies presented at the conference that used at least one data mining method to monitor the performance of people in the human-machine systems, (2) articles which have described the data mining methods in detail, (3) data mining methods were quite recognizable in the context of the article. In addition, the master's or doctoral dissertations, textbooks, and unpublished articles were determined as the exclusion criteria.

*Search strategy*

The researches were conducted in five categorize to cover the most scientific journals in the English language. In addition, many researches were performed in terms of the words related to the human functional state, and words related to data mining methods. The time frame was considered between 1999 and 2018

*Select articles*

Initially, 587 articles between the years of 1999 to 2018 were identified. Finally, 86 articles were selected according to the systematic framework presented by Hachicha and Ghorbel. A detailed review of each article for one of the following human-machine systems, including transportation, process and power plant systems, one for the following four states of fatigue, distraction, mental workload and task performance indicators, as well as one for the following three classification, prediction, and regression models were done.

*Data extraction*

The operator functional state was evaluated in five groups of: distraction, fatigue, mental workload, task performance indicators (speed, accuracy, reaction time, etc.) and hybrid parameters of the mentioned items. The operator functional state's measurement was also divided into five categories: physical measurements, psychophysiological measurements, methods of measuring the task performance indicators, reporting or subjective judgment methods, and a combination of the mentioned measurements. The status of the operator in human-machine systems is examined with different data mining models, which usually includes the classification, prediction and regression models. To review the articles, first, the three main data mining models including regression, classification, and prediction were identified and then, the data mining methods were determined.

*Assess study quality*

The quality of the articles in this study, was evaluated based on the STROBE tool.

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

## RESULT

*Review of the articles, based on the proposed study framework*

The results of the article's evaluation showed that, the major data mining models proposed were associated with the transportation systems (58 road transport articles: 67.44% and 20 air transport articles: 23.25%), then, fewer studies related to process and power plant systems were observed (8 articles: 9.3%). The most application of data mining methods was observed in road and air transportation systems, the main focus of which was on fatigue (36 articles) and the task performance indicators (15 articles). Less studies have been done regarding the process and power plant industries; there were 3 articles concerning each of the fields of mental workload and fatigue, and the rest were related to task performance indicators (1 article) and the combined cases (1 article).

Figure (1), shows the application of measurement methods in the five groups of operator functional states. Based on the results, the models related to the fatigue parameter, had a higher contribution than other areas of the performance status. In fatigue models, the order of using the measurement methods includes: the physical measurements (22 articles: 25.58%), psychophysiological measurements (12 articles: 13.95 %), measurement of the task performance indicators (3 Article: 3.49%) and combined measurement methods (2 articles: 2.32%). The application of measurements for the distraction parameter is also in the form of physical measurement methods including 3 articles (3.49%) and psychophysiological measurements, measurement of the task performance indicators and combined measurement methods including 2 articles for each (2.32%). Psychophysiological measurement methods were most used to construct models for

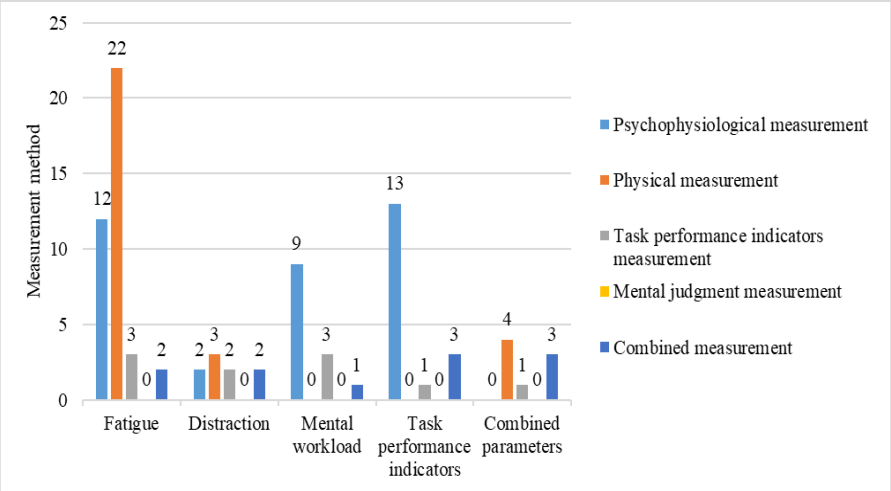



**Figure 1.** Distribution of the articles, based on the operator functional state measurement methods

**Table 1.** Distribution of the articles, based on the operator functional state and data mining models

| Operator functional state | Data mining model | Number of articles |
|---|---|---|
| Fatigue | Classification | 24 |
| | Prediction | 11 |
| | Regression | 2 |
| | Combined models | 2 |
| Distraction | Classification | 3 |
| | Prediction | 5 |
| | Regression | 1 |
| Mental workload | Classification | 9 |
| | Prediction | 4 |
| Performance indicators | Classification | 5 |
| | Prediction | 12 |
| Combined parameters | Classification | 2 |
| | Prediction | 5 |
| | Regression | 1 |
| Total | Total | 86 |

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

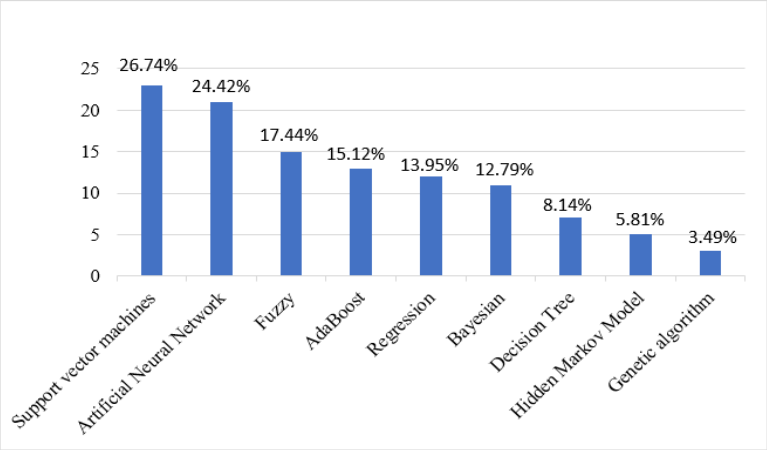



**Figure 2.** Distribution of the articles, based on the application of data mining methods

mental workload and task performance indicators (9 and 13 articles: 10.46 ٪ and 15.12%, respectively), but in the combined parameters of the performance status, the physical measurement methods were used the most (4 articles: 4.65%).

Table (1) shows the distribution of articles based on their functional state and models presented. The classification models were identified as the most widely used data mining models (43 articles), and the models of prediction (37 articles), regression (4 articles) and also a combination of data mining models (2 articles) were placed in the next ranks.

The main data mining algorithms used to evaluate the operator functional state, are based on Figure (2). The support vector machine (23 articles: 26.74%) and neural network (21 articles: 24.42%) methods showed the most application in constructing the models for evaluating the operator functional state. Also, the fuzzy model (15 articles: 17.44%), AdaBoost (13 articles: 15.12%), regression (12 articles: 13.95%), Bayesian (11 articles: 12.79%), decision tree (7 Article: 8.14%), hidden Markov model (5 articles: 5.81%) and genetic algorithm (3 articles: 3.49%), were in the next categories.

*Distribution of the articles by the year of publication*

Articles on the application of data mining methods for operator functional state, from 1999 to 2009, had an increasing trend, such that the largest number of articles in this field was published in 2009. After 2009, the publish rate decreased compared to this year.

*Distribution of the articles by the country name*

Among the reviewed articles, most of the studies were related to the United States and China (22 and 21 articles, respectively). Other articles have been done in different countries such as Australia, England, Korea, etc.

## DISCUSSION

According to the results, among the three human-machine systems examined in this study, the researchers paid the most attention to transportation systems (90.7% of articles). The most researches conducted to road and air transportation systems, focused on fatigue and performance indicators, respectively. While fewer of the models presented, deal with the distraction and mental workload. Therefore, considering their high impact on the occurrence of accidents, further researches on the study of the distraction and mental workload parameters is suggested. On the other hand, despite the relatively few studies conducted to the power plant and process industries, as well as the importance of the human performance role in these systems, it is important to conduct more extensive studies and further develop the proposed models. In most models, physical and psychophysiological measurement methods have been used that, more applications of, can be due to higher sensitivity and thus providing more accurate models. In the present study, the results of examining the types of data mining techniques used to determine the operator functional state, showed that the classification models and then predictive models are the most widely used models in these studies. In addition, considering that the classification and prediction models provide an effective and useful prediction of human functional state (as a complex system) by examining the operator's behavior, the high application of these models would not be far from expectation. On the other hand, the support vector machine method and then the neural network, were the most used among other models. The support vector machine algorithm provides more accurate classification results than other common methods and is used for many classification problems. In addition, due to the multiplicity of parameters in the discussion of the operator functional state, the

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

complexity of the relationships between them, and the existence of unknown interfering parameters, the selection of an appropriate method to properly evaluate the relationships between this categories, should be carefully considered. Therefore, the use of nonlinear relationships such as neural network models is one of the solutions recommended by various researchers in this field; and in recent years has attracted the attention of the scientific community. In fact, the neural network has a high ability to detect complex nonlinear relationships between dependent and independent parameters [122, 124], and is able to identify the possible interferences between the predicted parameters.

The review of articles also showed that the United States and China have paid special attention to the use of data mining in the studies of human performance, but in Iran, the number of articles was very low. Considering the statistics of the transportation accidents, power plant and process systems and the role of human performance in the occurrence of these accidents [125-127], it is necessary to examine the role of various factors on the human performance in Iran, using the data mining techniques and models to purposefully control the accidents.

## CONCLUSIONS

Due to the complexity of job tasks and concerns about the consequences of possible functional defects, accurate estimation of the user's performance and determination of the conditions affecting it, leads to the integration of the human-machine system interaction. Various models have been proposed to assess the human functional state that, the general approach of these models is to pay attention to the complexity of job tasks and reduce concerns about the consequences of operator's functional defects in critical safety situations. The important point in using the models, is their accuracy of prediction, thus, higher accuracy models provide a more accurate assessment of the operator's performance and the possibility of achieving the optimal condition. In addition, these models are more accepted by the system designers and users. In recent years, data mining methods have been widely used to model the operator's performance in human-machine systems, that the support vector machine method and then the neural network had the highest application among other models. Therefore, in future studies, it is necessary to examine the efficiency and results of each of the different data mining methods in this field.

In general, a comprehensive evaluation of data-mining-based models, in order to determine the operator functional state in human-machine systems and identify performance-related factors and measurement methods in various articles, will lead to the identification of a research gap in this area, and the conduction of more researches to assess and improve the state of human performance.

## CONFLICT OF INTEREST

The authors declare that there are no conflicts of interest regarding the publication of this manuscript.

**How to cite this article:**
Marzieh Sadeghian, Soroor Shekarizadeh, Zahra Mohammadi. Systematic Literature Review on The Application of Data Mining Methods to Monitor the Operator's Functional State in Human-Machine Systems. Iran Occupational Health. 2021 (01 Sep);18:17.

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

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

سلامت کار ایران
دوره ۱۸ - ۱۷/۱۴۰۰

مقاله مرور سیستماتیک
http://ioh.iums.ac.ir

# مرور سیستماتیک کاربرد روش های داده کاوی جهت پایش وضعیت عملکرد اپراتور در سیستم های انسان– ماشین

**مرضیه صادقیان:** استادیار، گروه بهداشت حرفه ای، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی جندی شاپور اهواز، اهواز، ایران.
**سرور شکاری زاده:** کارشناسی ارشد، گروه هوش مصنوعی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.
**زهرا محمدی:** (* نویسنده مسئول) دانشجو دکتری، گروه مهندسی بهداشت حرفه ای و ایمنی، کمیته پژوهشی دانشجویان، دانشکده بهداشت و ایمنی، دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی، تهران، ایران. z-mohammadi@sbmu.ac.ir

## چکیده

**زمینه و هدف:** پایش مداوم وضعیت عملکرد اپراتور، از مهم ترین موضوعات مورد بحث در سیستم های انسان– ماشین است و روش های داده کاوی به عنوان ابزاری مناسب برای ارائه مدل های ارزیابی وضعیت عملکرد محسوب می شوند. با این حال، تاکنون تحقیق جامعی در مورد استفاده از روش ها ی داده کاوی در این زمینه انجام نشده است. بنابراین مقاله حاضر با هدف مرور سیستماتیک بررسی نقش و اهمیت روش های داده کاوی جهت پایش وضعیت عملکرد اپراتور در سیستم های انسان– ماشین انجام شده است.

**روش بررسی:** ۸۶ مقاله منتشر شده مربوط به ارزیابی وضعیت عملکرد اپراتور در پنج پایگاه داده بررسی شده است. کلیه مقالات در چهار گروه مربوط به وضعیت عملکرد اپراتور، سه سیستم ایمنی بحرانی و سه نوع تکنیک داده کاوی تحلیل گردیده. همچنین سنجش وضعیت عملکردی اپراتور نیز از طریق روش های اندازه گیری فیزیکی، اندازه گیری های فیزیولوژیکی– روانی، روش های اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه و روش های گزارش دهی یا قضاوت ذهنی مورد بررسی قرار گرفته است.

**یافته ها:** اکثر مدل های داده کاوی مربوط به حوزه حمل و نقل جاده ای و هوایی بوده اند که عمدتا بر خستگی و شاخص های عملکرد وظیفه متمرکز می باشند. در بین روش های داده کاوی نیز، مدل های ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی بیشترین کاربرد را دارا می باشند. نتایج نشان داده که از بین وضعیت های عملکردی، مدل های خستگی بالاترین تعداد مطالعات را به خود اختصاص داده که در آن ها عمدتا از اندازه گیری های فیزیکی استفاده گردیده است، در حالی که بیشترین روش اندازه گیری در مدل های بار کاری ذهنی و شاخص های عملکرد، مربوط به اندازه گیری های فیزیولوژیکی– روانی می باشد.

**نتیجه گیری:** ارزیابی جامع روش های داده کاوی ارائه شده و همچنین پارامترهای مورد استفاده در این مدل ها برای بررسی وضعیت عملکرد اپراتور، سبب شناسایی خلاء تحقیقاتی در این حوزه و انجام مطالعات گسترده تر در جهت بهبود عملکرد انسان خواهد شد.

***تعارض منافع:*** *گزارش نشده است.*
***منبع حمایت کننده:*** *ندارد.*

**کلیدواژه‌ها**
سیستم انسان
ماشین
داده کاوی
وضعیت عملکرد اپراتور

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۱۲/۲۴
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۲/۰۲

**شیوه استناد به این مقاله:**
Marzieh Sadeghian, Soroor Shekarizadeh, Zahra Mohammadi. Systematic Literature Review on The Application of Data Mining Methods to Monitor the Operator's Functional State in Human-Machine Systems. Iran Occupational Health. 2021 (01 Sep);18:17.

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



[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]
[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

## مقدمه

در سیستم های انسان- ماشین، اپراتور انسانی با ماشین در تعامل بوده و هر دو طرف بر یکدیگر تاثیر متقابل دارند. در واقع وظیفه انسان در ارتباط با وظیفه ماشین تعیین می گردد و بین نیروی حرکتی و حسی فرد با قابلیت های ماشین ارتباط معناداری وجود دارد. این تعامل به صورت سیستم با حلقه بسته بوده که انسان از طریق قدرت تصمیم گیری، نقش مهمی را ایفا می نماید. همچنین پیچیدگی این تعامل و طراحی ضعیف سیستم می تواند سبب ایجاد خطا و حوادث گردد(۱، ۲). بنابراین افزایش پیچیدگی سیستم های انسان-ماشین و همچنین کاهش جنبه های فیزیکی فعالیت های شغلی موجب افزایش تعامل اپراتور با ماشین و چند وظیفه ای شدن اپراتورها در عملیات اجرا و نظارت شده است. به همین دلیل پایش مداوم عملکرد اپراتور به عنوان یکی از الزامات سیستم های انسان- ماشین حائز اهمیت می باشد(۳). در سیستم های انسان- ماشین مانند سیستم های حمل و نقل، صنایع فرآیندی و نیروگاهی که از نظر ایمنی بحرانی اهمیت زیادی دارند، نظارت بر وضعیت عملکرد اپراتور به واسطه نقش محوری آن در کنترل سیستم از اهمیت زیادی برخوردار است(۴، ۵). وضعیت عملکرد اپراتور [1](OFS)، الگوی چند بعدی از وضعیت فیزیولوژیکی- روانی انسان بوده که ارتباط دهنده عملکرد با نیازمندی های وظیفه مانند هزینه های فیزیولوژیکی و روانی کار می باشد(۶). به طور کلی سه بخش در زمینه اندازه گیری وضعیت عملکرد اپراتور وجود دارد که شامل گزارش یا قضاوت ذهنی، اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه و اندازه گیری های فیزیکی و فیزیولوژیکی می‌باشند. شاخص بار کاری ناسا به عنوان نمونه ای از روش گزارش یا قضاوت ذهنی است(۶، ۷). اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه نیز مبتنی بر تکنیک های ثبت توانایی فرد برای انجام یک کار مورد نظر بوده که با تعیین عملکرد وظیفه اولیه و گاهی وظیفه ثانویه تعیین می گردد. شاخص های عملکرد وظیفه توسط پارامترهایی مانند میزان دقت، صحت، سرعت، تمرکز، زمان پاسخ، توجه و ارزیابی حافظه کوتاه مدت فرد در طول آزمایش ارزیابی می شود. اندازه‌گیری پارامترهای فیزیکی و فیزیولوژیکی نیز به واسطه عدم اتکای آن به پاسخ آشکار فرد و ثبت مداوم آن در یک بازه ی زمانی، بازنمایی عینی از فرد را ارائه می کند. برخی از روش های اندازه گیری فیزیکی و فیزیولوژیکی شامل: حرکات چشم، سر و دهان، بررسی رنگ پوست، تغییر پذیری نرخ ضربان قلب، فشار خون، سرعت تنفس، حرکات پلک، فعالیت های ماهیچه ای و اندازه گیری های عملکرد مغزی مانند الکتروآنسفالوگرافی[2](EEG) و پتانسیل مرتبط با رویداد [3](ERP) می باشد. در فرآیند ثبت امواج مغزی، ولتاژهای ثبت شده بیانگر جنبه های خاص پردازش و کارکرد الکتریکی مغز و یا پاسخ مغز در مقابل محرک های مختلف است(۷-۱۰). به طور مثال در مطالعه Sterman بیان گردید که افزایش سطح توجه افراد همراه با کاهش توان باند آلفا بوده است(۱۱). مطالعه Ryu و Myung نیز نشان داد که با سخت تر شدن سطح وظیفه، توان باند آلفا کاهش یافته و پیامد آن تغییر در عملکرد فرد می باشد (۱۲). همچنین دانشمندان علوم اعصاب از ثبت امواج مغزی برای شناخت و درک عمیق وضعیت مغز در مواجهه با تغییرات عملکردی و همچنین استرس های وارد به فرد تحت تاثیر محرک های محیطی مختلف استفاده می کنند (۷-۱۰، ۱۳).

ارزیابی وضعیت عملکرد اپراتور توسط پارامترهایی مانند حواس پرتی، تغییر بار کاری ذهنی، خستگی و شاخص های عملکرد وظیفه به عنوان یکی از مهمترین دغدغه های متخصصان و کارشناسان ایمنی در سیستم های انسان- ماشین محسوب می شود(۱۴). تاکنون تحقیقات زیادی با هدف پیشگیری از بروز حواس پرتی، افزایش خستگی، بارکاری ذهنی و همچنین حفظ عملکرد انجام گردیده است(۱۵-۱۷) که ارتباط بین افزایش تلاش و بارکاری ذهنی، حواس پرتی، خستگی و در نهایت کاهش توانایی عملکرد وظیفه را تائید می نماید(۱۶، ۱۸-۲۰). لذا برای دهه ها، بررسی و توسعه روش ها و مدل های دقیق ارزیابی وضعیت عملکرد اپراتور موضوع تحقیقات مختلف بوده است(۲۱-۲۴).

پیشرفت شگفت انگیز فن آوری رایانه ای، موجب توسعه جمع آوری اطلاعات و ایجاد پایگاه های داده ای بزرگ در زمینه های مختلف شده است(۲۵)، که داده کاوی به عنوان فرآیند استخراج اطلاعات به منظور دستیابی به الگوی های منظم و منطقی می باشد(شکل ۱)(۱۳). کاربرد داده کاوی در مدل های ارزیابی وضعیت عملکرد اپراتور موجب بهبود ثبات و دقت نتایج ارزیابی گردیده و به عنوان یک فرآیند کمکی برای شناسایی و پیش بینی عملکرد در سیستم های انسان- ماشین بکار می رود(۲۶). با توجه به اینکه در مطالعات مربوط به تعامل انسان- ماشین از روش های مختلف ذکر شده در شکل ۱ استفاده شده است، بنابراین داده کاوی به عنوان فرآیندی برای

1 Operator functional state

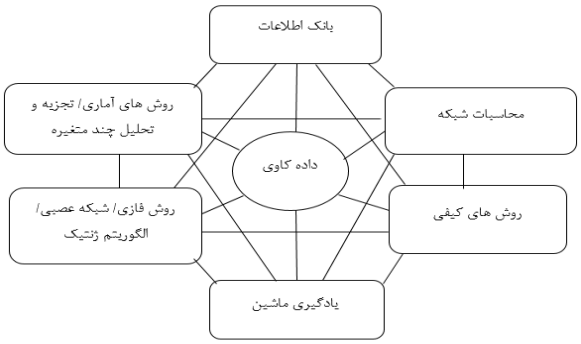
2 Electroencephalography

3 Event-related potential



[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]




**شکل۱.** داده کاوی در زمینه های مختلف(۱۳)

استخراج اطلاعات و الگوهای مفید از پایگاه های داده ، زمینه کاربرد مدل های دقیق تر را برای شناسایی الگوهای وضعیت عملکرد اپراتور فراهم می نماید. لذا، بهبود دقت نظارت بر وضعیت های کارکردی و عملکردی اپراتور از طریق مدل های مبتنی بر روش های داده کاوی، موجب کاربرد فزآینده آن‌ها در سیستم های انسان- ماشین شده است(۲۷-۳۲). کاربرد مدل ها به درک عمیق تر فرآیندهای شناختی کمک می کند و امکان تصمیم گیری و پیشگیری از بروز شرایط بحرانی را فراهم می سازد. مدل ها امکان تخصیص دینامیک نوع و مقدار مناسب وظایف را بین اپراتور و ماشین فراهم می کنند و شرایط ریسک پذیر ناشی از نیاز ذهنی بالا را به وسیله روش های مختلف شناسایی می نمایند(۴, ۳۳, ۳۴). این مدل ها که اغلب شامل روش های طبقه بندی، پیش بینی و رگرسیون می باشند، به عنوان روش های داده کاوی در سیستم های انسان- ماشین مختلف بکار گرفته می شوند(۲۴, ۳۵-۳۷). با این حال، تاکنون تحقیق جامعی در مورد استفاده از روش ها ی داده کاوی در این حوزه انجام نشده است. بنابراین، هدف از مقاله حاضر، مرور سیستماتیک مطالعات انجام شده در زمینه بررسی نقش و اهمیت روش های داده کاوی برای ارزیابی وضعیت عملکرد اپراتور در سیستم های انسان- ماشین می باشد. در این مطالعه چارچوبی ارائه گردید که ضمن فراهم نمودن دیدگاه جامع از کاربرد مدل ها و روش های داده کاوی برای بررسی عملکرد اپراتور، حوزه های عمده کاربرد این روش ها و پارامترهای اندازه گیری را نیز شناسایی می نماید.

## روش بررسی

*طراحی سوال در قالب PICO*

در این مطالعه گروه هدف (P): اپراتور در سیستم های انسان- ماشین، آزمون برای جمعیت (I): استفاده از روش های داده کاوی و خروجی (O): شامل وضعیت عملکرد اپراتور می باشد.

*معیارهای ورود و خروج*

در این مطالعه ۳ معیار ورود در نظر گرفته شده است: (۱) مقالات منتشر شده یا مطالعات ارائه شده در کنفرانس که از حداقل یک روش داده کاوی برای پایش عملکرد افراد در سیستم های انسان- ماشین استفاده کرده باشند، (۲) مقالاتی که روش های داده کاوی را به طور دقیق شرح داده اند، (۳) روش های داده کاوی در متن مقاله کاملا قابل تشخیص باشد. همچنین پایان نامه های کارشناسی ارشد یا دکترا، کتاب های درسی و مقالات منتشر نشده نیز به عنوان معیارهای خروج از مطالعه تعیین گردیده شده است.

*استراتژی جستجوی متون*

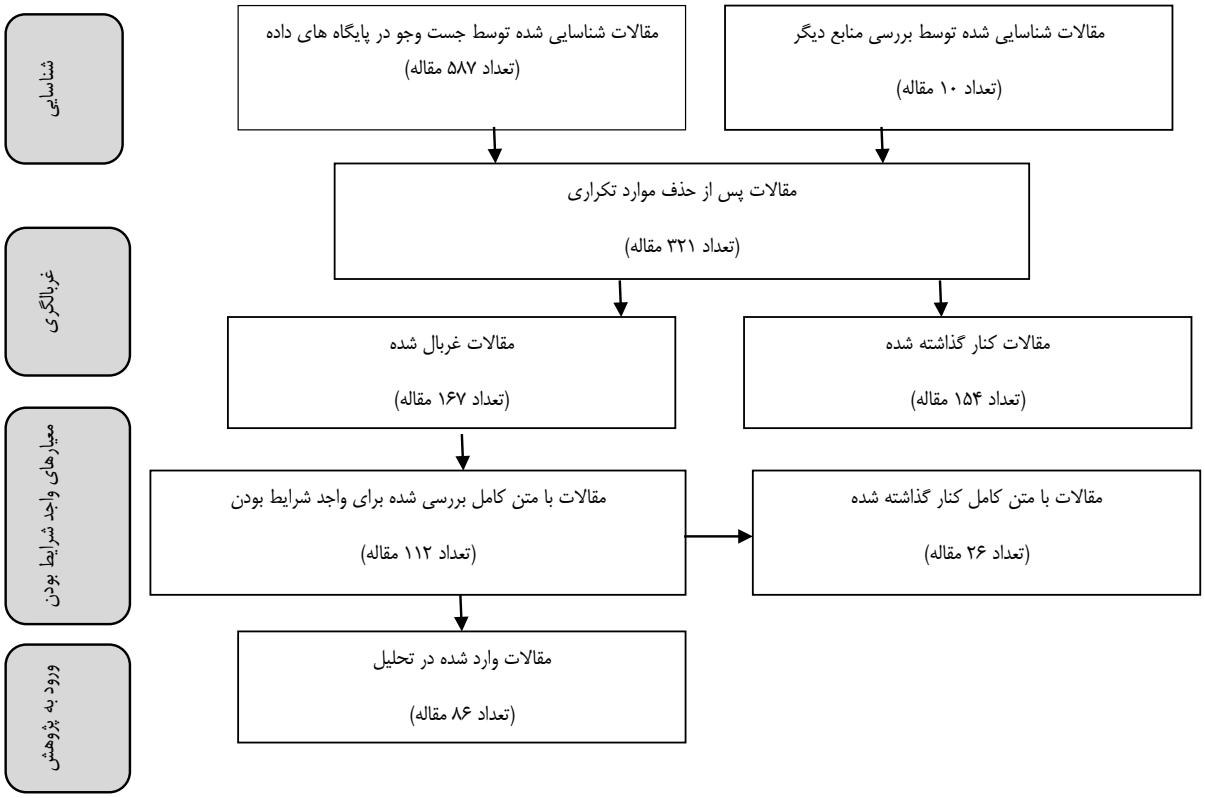
جستجو در پنج پایگاه داده ScienceDirect، IEEE Xplore، Scopus، SpringerLink و Wiley که بیشترین مجلات علمی موجود در زبان انگلیسی را پوشش می دهند، انجام شده. همچنین عبارات جستجو به صورت واژگان مربوط به وضعیت عملکرد انسان شامل: Mental، Distraction، Fatigue، Tiredness، Drowsiness، Operator functional، Mental performance، Workload state و واژگان مرتبط با روش های داده کاوی شامل: Data mining، Bayesian network، Neural network، Hidden Markov، Decision tree، Regression، Support vector machine، Adaboost، Genetic Algorithm، K-nearest neighbor، Clustreing، Classification و Prediction بوده است. جهت تعیین کلیدواژه های مربوط به تکنیک های داده کاوی، ابتدا جست و جوی اولیه صورت گرفته و سپس انتخاب واژگان بر اساس بیشترین روش های مورد استفاده در حوزه ارزیابی عملکرد انسان انجام پذیرفته است. بازه زمانی انتخاب شده برای جست و جو نیز بین سال های ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۸ در نظر گرفته شده است ( با توجه به تعدد مقالات و محدودیت زمانی پژوهش حاضر، نویسندگان این محدوده زمانی را مورد توجه قرار دادند).

*بررسی مقالات*

ابتدا ۵۸۷ مقاله مربوط به سال های ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۸ شناسایی شده. سپس مقالات تکراری حذف گردیده و عناوین و خلاصه تمام مقالات مورد بررسی قرار گرفته اند. در مجموع ۱۶۷ مطالعه معیارهای ورود را دارا بوده اند. سپس از مقالاتی که در آن از روش داده کاوی برای ارزیابی



[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]
[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]




**شکل ۲**. خلاصه مراحل انجام مطالعه مروری

وضعیت عملکرد اپراتور استفاده شده بود، جهت بررسی بیشتر انتخاب به عمل آمد. همچنین از انطباق مقالات با معیارهای ورودی اطمینان حاصل شده و در نهایت، ۸۶ مقاله با توجه به چارچوب سیستماتیک ارائه شده توسط Hachicha و Ghorbel انتخاب شده اند (شکل ۲)(۳۸). برنامه چارچوب سیستماتیک که در این مطالعه اتخاذ گردید، شامل چهار سوال زیر بود:

۱. مطالعه برای کدام سیستم انسان- ماشین انجام شده است؟

۲. کدام وضعیت عملکردی اپراتور ارزیابی شده و از چه روش اندازه گیری برای آن استفاده شده است؟

۳. چه تکنیک داده کاوی استفاده شده است؟

۴. چه نوع مدلی ارائه شده است؟

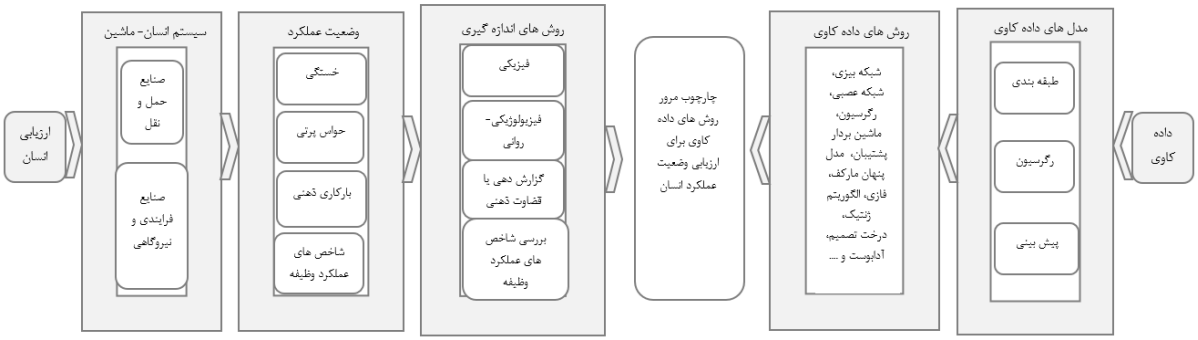
فرآیند ارزیابی مقالات به طور مستقل و دقیق به وسیله دو محقق انجام شده است و هر گونه اختلاف بین دو محقق با بحث و گفتگو و مراجعه به مقالات اصلی برطرف گردیده است. سپس بررسی دقیق هر مقاله برای یکی از سیستم های انسان- ماشین شامل سیستم های حمل و نقل، فرآیندی و نیروگاهی، یکی از چهار وضعیت خستگی، حواس پرتی، بار کاری ذهنی و شاخص های عملکرد وظیفه و همچنین یکی از سه مدل طبقه بندی، پیش بینی و رگرسیون انجام پذیرفته است.

*استخراج داده ها*

وضعیت عملکرد اپراتور در پنج گروه حواس پرتی، خستگی، بارکاری ذهنی، شاخص های عملکرد وظیفه (سرعت، دقت، زمان واکنش و...) و پارامترهای ترکیبی از موارد ذکر شده بررسی شده است. در مطالعات، حواس پرتی اغلب به عنوان ناتوانی در تمرکز و عامل تخریب کننده عملکرد، خستگی؛ به عنوان احساس ذهنی خستگی و کاهش دهنده عملکرد ذهنی یا فیزیکی، بارکاری ذهنی؛ نسبتی از ظرفیت روانی فرد برای انجام وظیفه و شاخص های عملکرد وظیفه نیز به عنوان عوامل تعیین کننده میزان توانایی و محدودیت های انسانی در انجام وظیفه تعریف می شوند(۴, ۵, ۱۴-۱۷). سنجش وضعیت عملکرد اپراتور نیز در پنج دسته اندازه گیری های فیزیکی، اندازه گیری های فیزیولوژیکی- روانی، روش های اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه، روش های گزارش دهی یا قضاوت ذهنی و ترکیبی از اندازه گیری های ذکر شده تقسیم بندی گردیده است. وضعیت اپراتور در سیستم های انسان- ماشین با مدل های مختلف داده کاوی بررسی می شود که معمولا شامل مدل های



[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]
[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]




**شکل ۳.** چارچوب سیستماتیک برای بررسی روش های داده کاوی در سیستم های انسان ماشین

طبقه بندی، پیش بینی و رگرسیون می باشند(۲۸-۳۲). طبقه بندی یکی از رایج ترین مدل های یادگیری در داده کاوی برای شناسایی وضعیت انسان است و داده های مربوط به عملکرد انسان را بر اساس معیارهای خاص به تعدادی کلاس از پیش تعیین شده تقسیم می کند. در مدل های پیش بینی کننده، برآورد مقادیر بعدی بر اساس الگوهای ثبت شده انجام می شود. مدل رگرسیون نیز نوعی روش برآورد آماری است که برای ارزیابی داده هدف به مقدار واقعی و برای تعیین مقدار پیش بینی بکار می رود. استفاده از رگرسیون شامل منحنی برازش، پیش بینی، مدل سازی روابط علمی و آزمون فرضیه های علمی درباره روابط بین متغیرها می باشد(۲۷).

برای بررسی مقالات، ابتدا سه مدل اصلی داده کاوی شامل رگرسیون، طبقه بندی و پیش بینی شناسایی شد و سپس روش های داده کاوی تعیین گردیده شده است (شکل ۳).

*ارزیابی کیفیت مطالعات*

بررسی کیفیت مطالعات کمک شایانی به شناسایی خطاهای سیستماتیک یا انحراف از واقعیت در نتایج و تفسیر آن ها می نماید و چک لیست ها و مقیاس های متنوعی جهت انجام این کار وجود دارد(۳۹). کیفیت مقالات در این مطالعه بر اساس ابزار STROBE مورد ارزیابی قرار گرفته است. شروع شکل گیری این بیانیه در سال ۲۰۰۴ بود و فرم نهایی آن در سال ۲۰۰۷ در چند مجله معتبر به چاپ رسید. این ابزار دارای ۲۲ آیتم بوده است که به نقد قسمت های مختلف مقاله شامل عنوان، چکیده، مقدمه، هدف، روش، نتایج و بحث می پردازد. STROBE دارای ۱۸ عبارت عمومی و ۴ عبارت اختصاصی است که با توجه به نوع مطالعه متفاوت می باشد. در برخی از عبارات این چک لیست، چند موضوع به صورت یکجا بیان شده اند که بر اساس مطالعات پیشین و به منظور امتیازدهی صحیح و بررسی دقیق تر، این موارد به طور جداگانه ذکر و بررسی شده است. به صورتی که در این مقاله تعداد عبارات چک لیست STROPE برابر با ۵۰ عدد بوده که برای هر عبارت نیز، سه گزینه شامل: قابل اجرا نیست، گزارش شده و گزارش نشده است، تعیین شده است. همچنین توسط ابزار STROBE می توان محدودیت ها و تورش ها در روش کار را نیز بررسی نمود(۴۰, ۴۱).

## یافته ها

توزیع ۸۶ مقاله مطابق چارچوب سیستماتیک پیشنهادی در جدول ۱ ارائه شده است.

*بررسی مقالات بر اساس چارچوب پیشنهادی مطالعه*

نتایج ارزیابی مقالات نشان می دهد که عمده مدل های داده کاوی ارائه شده برای سیستم های حمل و نقل (۵۸ مقاله حمل و نقل جاده ای؛۶۷/۴۴٪ و ۲۰ مقاله حمل و نقل هوایی؛ ۲۳/۲۵٪) بوده و سپس برای سیستم های فرآیندی و نیروگاهی مطالعات کمتری مشاهده شده است (۸ مقاله؛ ۹/۳٪).

شکل۴ توزیع مقالات را بر اساس وضعیت عملکرد اپراتور در سه سیستم انسان- ماشین نشان می دهد. بیشترین کاربرد روش های داده کاوی در سیستم حمل و نقل جاده ای و هوایی مشاهده گردیده که تمرکز عمده آن ها بر خستگی (۳۶ مقاله) و شاخص های عملکرد وظیفه (۱۵ مقاله) بوده است. در صنایع فرآیندی و نیروگاهی مطالعات کمتری انجام گردیده است که در زمینه بارکاری ذهنی و خستگی هر کدام ۳ مقاله و بقیه موارد مربوط به شاخص های عملکرد وظیفه (۱ مقاله) و موارد ترکیبی (۱ مقاله) بوده است.

شکل ۵ کاربرد روش های اندازه گیری را برای پنج گروه وضعیت عملکرد اپراتور نشان می دهد. بر اساس نتایج،



[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]
[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

مدل های مربوط به پارامتر خستگی سهم بالاتری را نسبت به سایر حوزه های وضعیت عملکرد دارند. در مدل های خستگی ترتیب استفاده از روش های اندازه گیری شامل: اندازه گیری های فیزیکی (۲۲ مقاله: ۲۵/۵۸٪)، اندازه گیری روانی- فیزیولوژیکی (۱۲ مقاله: ۱۳/۹۵٪)، اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه (۳ مقاله: ۳/۴۹ ٪)

**جدول ۱.** توزیع مقالات مطابق چارچوب سیستماتیک

| سیستم های انسان- ماشین | وضعیت عملکرد | روش اندازه گیری | مدل های داده کاوی | روش های داده کاوی | منبع |
|---|---|---|---|---|---|
| سیستم حمل و نقل (راننده) | خستگی | اندازه گیری فیزیکی (جسمی) | طبقه بندی | آدابوست، درخت تصمیم | Bao-Cai Yin ۲۰۰۹ (۴۲) |
| | | | | آدابوست | Jian-Feng Xie ۲۰۱۲ (۴۳) |
| | | | | آدابوست، ماشین بردار پشتیبان، مدل پنهان مارکف | Eyosiyas Tadesse ۲۰۱۴ (۴۴) |
| | | | طبقه بندی | ماشین بردار پشتیبان، آدابوست، شبکه عصبی | Reinier C. Coetzer ۲۰۱۱ (۴۵) |
| | | | طبقه بندی | ماشین بردار پشتیبان | Mandalapu Sarada Devi ۲۰۰۸ (۴۶) |
| | | | | ماشین بردار پشتیبان، فازی | Tayyaba azim ۲۰۰۹ (۴۷) |
| | | | پیش بینی | مدل پنهان مارکف | Huabiao Qin ۲۰۱۲ (۴۸) Peilin Lan ۲۰۰۲ (۴۹), Qiang Ji ۲۰۰۴ (۵۰) |
| | | | | شبکه بیزی | |
| | | اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی | طبقه بندی | شبکه عصبی | L. M. King۲۰۰۶ (۵۱) |
| | | | | شبکه عصبی | Mahesh M. Bundele ۲۰۰۹ (۵۲) |
| | | | | ماشین بردار پشتیبان | Mervyn. Yeo ۲۰۰۹ (۵۳), |
| | | | | ماشین بردار پشتیبان | Gang Li ۲۰۱۳ (۵۴) |
| | | | رگرسیون | رگرسیون چندگانه | Saroj Lal ۲۰۰۲ (۵۵), Issey Takahashi۲۰۱۱ (۵۶) |
| | | | پیش بینی | شبکه بیزی | Zhiwei Zhu ۲۰۰۴ (۵۷) |
| | | | | شبکه عصبی | Mitesh Patel ۲۰۱۱ (۵۸) |
| | | | | فازی | Rami Khushaba ۲۰۱۰ (۵۹) |

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

**ادامه جدول ۱.** توزیع مقالات مطابق چارچوب سیستماتیک

| سیستم | وضعیت عملکرد | روش اندازه گیری | | مدل های داده کاوی | روش های داده کاوی | منبع |
|---|---|---|---|---|---|---|
| سیستم حمل و نقل (راننده) | خستگی | اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه | میانگین سرعت و زمان واکنش و ... | طبقه بندی | درخت تصمیم | Youngjae Kim ۲۰۰۸ (۶۰) |
| | | | | طبقه بندی و رگرسیون | رگرسیون لجستیک، ماشین بردار پشتیبان، آدابوست | Esra Vural ۲۰۰۷, ۲۰۰۹ ,۶۱) (۶۲ |
| | | اندازه گیری فیزیکی | چهره و چشم (ردیابی چشم، پلک زدن، جهت نگاه کردن، جهت صورت و رنگ پوست) | طبقه بندی | شبکه عصبی | Wang Rang-ben ۲۰۰۳ (۶۳) |
| | | | | | شبکه بیزی | Xiao Fan ۲۰۰۸ (۶۴), Ping |
| | | | | | آدابوست | Wang ۲۰۱۲ (۶۵), Xiao-qing |
| | | | | | آدابوست | Luo ۲۰۱۳ (۶۶) |
| | | | | | آدابوست | Chao Sun ۲۰۱۴ (۶۷) Madhuri R. |
| | | | | | ماشین بردار پشتیبان | Tayade ۲۰۱۴ (۶۸) |
| | | | | | ماشین بردار پشتیبان، فازی | Rajinda Senaratne۲۰۰۷ (۶۹) |
| | | | | | فازی | Jian-Da Wu ۲۰۰۸ (۷۰) |
| | | | | | مدل پنهان مارکف | A. M. Bagci ۲۰۰۴ (۷۱) |
| | | | | پیش بینی | ماشین بردار پشتیبان | Shuyan Hu ۲۰۰۹ (۷۲) |
| | | | | | درخت تصمیم | Thomas Brandt ۲۰۰۴ (۷۳) |
| | | | چشم و دهان (پلک زدن، مدت نگاه کردن ، ردیابی چشم، پلک کردن، ویژگی های مردمک، ویژگی دهان | پیش بینی | الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی | Shanshan Jin ۲۰۰۷ (۷۴) |
| | | | چشم و زاویه سر | طبقه بندی | ماشین بردار پشتیبان | Ralph Oyini Mbouna ۲۰۱۳ (۷۵) |

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

**ادامه جدول ۱.** توزیع مقالات مطابق چارچوب سیستماتیک

| سیستم | وضعیت عملکرد | روش اندازه گیری | | مدل های داده کاوی | روش های داده کاوی | منبع |
|---|---|---|---|---|---|---|
| سیستم حمل و نقل (راننده) | خستگی | ترکیبی از اندازه گیری فیزیکی و روانی فیزیولوژیکی | چشم و سیگنال های حیاتی (مدت نگاه کردن، پلک کردن، ویژگی های مردمک، پالس اکسیمتر، الکترومیوگرافی، الکتروانسفالوگرافی، الکتروکاردیوگرافی، فعالیت الکتریکی پوست) | طبقه بندی | شبکه بیزی | Boon-Giin Lee ۲۰۱۲ (۷۶) |
| | | | | پیش بینی | شبکه بیزی | Guosheng Yang ۲۰۱۰ (۷۷) |
| | حواس پرتی | اندازه گیری فیزیکی | حرکات چشم | پیش بینی | ماشین بردار پشتیبان، شبکه بیزی | Yulan Liang۲۰۰۷ (۲۵) |
| | | | حرکات چشم و دهان | پیش بینی | شبکه بیزی | Afizan Azman ۲۰۱۰ (۷۸) |
| | | | جهت سر و نگاه کردن چشم | طبقه بندی | ماشین بردار پشتیبان | Matti Kutila ۲۰۰۷ (۷۹) |
| | | اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی | الکتروانسفالوگرافی، الکتروکاردیوگرافی و فعالیت الکتریکی پوست | رگرسیون | رگرسیون | Haihong Zhang ۲۰۱۴ (۸۰) |
| | | | | طبقه بندی | آدابوست | Masahiro Miyaji ۲۰۱۰ (۸۱) |
| | | ترکیبی از اندازه گیری فیزیکی و روانی فیزیولوژیکی | چشم، جهت سر و الکتروانسفالوگرافی | پیش بینی | آدابوست، ماشین بردار پشتیبان | Masahiro Miyaji ۲۰۰۸ (۸۲) |
| | | اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه | میانگین سرعت و زمان واکنش | پیش بینی | شبکه بیزی، ماشین بردار پشتیبان<br>شبکه عصبی، فازی | Yulan Liang ۲۰۰۷ (۲۵)<br>Fabio Tango ۲۰۰۹ (۸۳) |
| | | ترکیبی از اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی و فیزیکی | چشم و الکتروانسفالوگرافی | طبقه بندی | درخت تصمیم | Yilu Zhang ۲۰۰۴ (۸۴) |
| | بار کاری ذهنی | اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی | الکتروانسفالوگرافی، فعالیت الکتریکی پوست و هدایت الکتریکی پوست و الکتروکاردیوگرافی | طبقه بندی | شبکه عصبی<br>رگرسیون، آدابوست<br>شبکه عصبی، رگرسیون<br>شبکه عصبی | Patrick L. Craven ۲۰۰۶ (۸۵)<br>Masahiro Miyaji ۲۰۰۹ (۸۶)<br>Erin T, Solovey ۲۰۱۴ (۸۷)<br>Amir Tjolleng ۲۰۱۷ (۸۸) |

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

**ادامه جدول ۱.** توزیع مقالات مطابق چارچوب سیستماتیک

| سیستم | وضعیت عملکرد | روش اندازه گیری | | مدل های داده کاوی | روش های داده کاوی | منبع |
|---|---|---|---|---|---|---|
| سیستم حمل و نقل (راننده) | بار کاری ذهنی | ترکیبی از اندازه گیری فیزیکی و روانی فیزیولوژیکی | حرکات صورت، چشم و سر، ضربان قلب، دمای پوست، فعالیت الکتریکی پوست | پیش بینی | شبکه بیزی | Wenhui Liao ۲۰۰۵ (۸۹) |
| | شاخص های عملکرد | اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه | الگوی سرعت، کاهش و افزایش حد سرعت | پیش بینی | شبکه عصبی | Jasper Wijnands ۲۰۱۸ (۹۰) |
| | خستگی و حواس پرتی | اندازه گیری فیزیکی | حرکات چشم و صورت | طبقه بندی | شبکه بیزی | Haisong Gu ۲۰۰۴ (۹۱) |
| | | | | | آدابوست، ماشین بردار پشتیبان | Mehrdad Sabet ۲۰۱۲ (۹۲) |
| | | | | پیش بینی | فازی | Mohamad Hoseyn Sigari ۲۰۰۹ (۹۳) |
| | حواس پرتی و شاخص های عملکرد | | | پیش بینی | مدل پنهان مارکف | Mauricio Muñoz ۲۰۱۶ (۹۴) |
| | حواس پرتی و شاخص های عملکرد | اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه | الگوی سرعت، کاهش و افزایش حد سرعت | رگرسیون | رگرسیون چندگانه | Gordon Rumschlag ۲۰۱۵ (۹۵) |
| | خستگی، بارکاری ذهنی و شاخص های عملکرد | ترکیبی از اندازه گیری فیزیکی، گزارش ذهنی، و شاخص های عملکرد وظیفه | گزارش دهی ذهنی، چشم، الگوی سرعت، کاهش و افزایش حد سرعت | پیش بینی | رگرسیون | Willem B. Verwey ۱۹۹۹ (۹۶) |
| | | | | | فازی | Delphine Dubart ۲۰۱۳ (۹۷) |
| سیستم حمل و نقل (اپراتور کنترل ترافیک هوایی) | بار کاری ذهنی | اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی | الکتروانسفالوگرافی، الکتروکاردیوگرافی و الکترواکولوگرافی | طبقه بندی | شبکه عصبی | Glenn R Wilson ۲۰۰۳ (۹۸) |
| | | | | | شبکه عصبی، رگرسیون | Manne Hannula ۲۰۰۸ (۹۹) |
| | شاخص های عملکرد | اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه | الگوی سرعت، کاهش و افزایش حد سرعت | پیش بینی | فازی و الگوریتم ژنتیک | Torres-Salomao ۲۰۱۴ (۱۰۰) |
| | | | | | شبکه عصبی، درخت تصمیم | David Gianazza ۲۰۱۰ (۱۰۱) |
| | | | | | شبکه بیزی | Andreas Gregoriades ۲۰۰۸ (۱۰۲) |
| | | اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی | الکتروانسفالوگرافی، الکتروکاردیوگرافی و الکترواکولوگرافی | طبقه بندی | شبکه عصبی | Antoine Clarion ۲۰۰۹ (۲۱) |
| | | | | | | Guangfan Zhang ۲۰۱۲ (۱۰۳) |
| | | | | | | Glenn F. Wilson ۲۰۰۳ (۱۰۴) |

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

**ادامه جدول ۱.** توزیع مقالات مطابق چارچوب سیستماتیک

| سیستم | وضعیت عملکرد | روش اندازه گیری | | مدل های داده کاوی | روش های داده کاوی | منبع |
|---|---|---|---|---|---|---|
| سیستم حمل و نقل (اپراتور کنترل ترافیک هوایی) | شاخص های عملکرد | اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی | الکتروانسفالوگرافی، الکتروکاردیوگرافی و الکترواکولوگرافی و فعالیت الکتریکی پوست | طبقه بندی | ماشین بردار پشتیبان<br>شبکه عصبی | Zhang Yin ۲۰۱۴ (۱۰۵)<br>Zhang Yin ۲۰۱۷ (۱۰۶) |
| | | ترکیبی از اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی و شاخص های عملکرد وظیفه | الکتروانسفالوگرافی، الکتروکاردیوگرافی، الگوی سرعت، کاهش و افزایش حد سرعت | پیش بینی | فازی<br>رگرسیون | Raofen Wang ۲۰۱۲ (۱۰۷)<br>Cannon, Jordan ۲۰۱۲ (۱۹) |
| | | اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی | الکتروانسفالوگرافی، الکتروکاردیوگرافی، فعالیت الکتریکی پوست | پیش بینی | قازی<br>فازی، الگوریتم ژنتیک<br>فازی<br>فازی<br>فازی<br>شبکه عصبی<br>ماشین بردار پشتیبان<br>ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی | Jianhua Zhang ۲۰۰۷ (۱۰۸)<br>Jian-Hua Zhang ۲۰۰۸ (۳۵)<br>Xia, Jiajun ۲۰۱۵ (۱۰۹)<br>Zhang, Jian-Hua ۲۰۱۷ (۳۶)<br>Ching-Hua Ting ۲۰۰۹ (۱۱۰)<br>Raofen Wang ۲۰۱۶ (۳)<br>Zhong Yin ۲۰۱۶ (۱۱۱)<br>James C. Christensen ۲۰۱۲ (۱۱۲) |
| | خستگی | | الکتروانسفالوگرافی، الکتروکاردیوگرافی، الکترواکولوگرافی | طبقه بندی | درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان | Chong Zhang ۲۰۰۹ (۱۱۳) |
| | | | | پیش بینی | درخت تصمیم | Lan-lan Chen ۲۰۱۵ (۱۱۴) |

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

**ادامه جدول ۱.** توزیع مقالات مطابق چارچوب سیستماتیک

| سیستم های انسان ماشین | وضعیت عملکرد | روش اندازه گیری | | مدل های داده کاوی | روش های داده کاوی | منبع |
|---|---|---|---|---|---|---|
| سیستم فرآیندی و نیروگاهی | خستگی | اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی | الکتروانسفالوگرافی، الکتروکاردیوگرافی، الکترواکولوگرافی | طبقه بندی | ماشین بردار پشتیبان | François Laurent ۲۰۱۳ (۱۱۵) |
| | بارکاری ذهنی | اندازه گیری روانی فیزیولوژیکی | الکتروانسفالوگرافی، الکتروکاردیوگرافی | طبقه بندی | فازی<br>رگرسیون<br>ماشین بردار پشتیبان | B.S. Moon ۲۰۰۲ (۱۱۶)<br>Rouja Nikolova ۲۰۰۳ (۱۱۷),<br>Yufeng Ke ۲۰۱۴ (۱۱۸) |
| | شاخص های عملکرد | ترکیبی از اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه و گزارش ذهنی | گزارش دهی ذهنی، الگوی سرعت، کاهش و افزایش حد سرعت، نرخ خطا، زمان واکنش | پیش بینی | شبکه عصبی | Hwang, Sheue-Ling ۲۰۰۸ (۳۷) |
| | بارکاری ذهنی و شاخص های عملکرد | ترکیبی از اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه و گزارش ذهنی | گزارش دهی ذهنی، الگوی سرعت، کاهش و افزایش حد سرعت، نرخ خطا، زمان واکنش | پیش بینی | فازی | Hwang, Sheue-Ling ۲۰۰۹ (۲۴) |

و روش های اندازه گیری ترکیبی (۲ مقاله: ۲/۳۲٪) می باشد. کاربرد اندازه گیری ها برای پارامتر حواس پرتی نیز به صورت روش های اندازه گیری فیزیکی شامل ۳ مقاله (۳/۴۹٪) و اندازه گیری روانی- فیزیولوژیکی، اندازه گیری شاخص های عملکرد وظیفه و روش های اندازه گیری ترکیبی هر کدام تعداد ۲ مقاله (۲/۳۲٪) بوده است. روش های اندازه گیری روانی- فیزیولوژیکی بیشترین کاربرد را برای ساخت مدل های بارکاری ذهنی و شاخص های عملکرد وظیفه داشته اند (به ترتیب ۹ و ۱۳ مقاله: ۱۰/۴۶٪ و ۱۵/۱۲٪)، اما در پارامترهای ترکیبی وضعیت عملکرد، از روش های اندازه گیری فیزیکی بیشترین استفاده شده است (۴ مقاله: ۴/۶۵٪).

جدول ۲ توزیع مقالات را بر اساس وضعیت عملکرد و مدل های ارائه شده نشان می دهد. طبقه بندی به عنوان پرکاربردترین مدل داده کاوی مشخص گردیده (۴۳ مقاله) و مدل های پیش بینی (۳۷ مقاله)، رگرسیون (۴ مقاله) و همچنین ترکیبی از مدل های داده کاوی (۲ مقاله) در رده های بعدی قرار گرفته اند.

الگوریتم های اصلی داده کاوی مورد استفاده برای ارزیابی وضعیت عملکرد اپراتور بر اساس شکل ۶ می باشد. روش ماشین بردار پشتیبان (۲۳ مقاله: ۲۶/۷۴٪) و شبکه عصبی ( ۲۱مقاله: ۲۴/۴۲٪) بیشترین استفاده را در ساخت مدل های ارزیابی وضعیت عملکرد اپراتور از خود نشان داده اند. همچنین مدل فازی (۱۵ مقاله: ۱۷/۴۴٪)، آدابوست (۱۳ مقاله: ۱۵/۱۲٪)، رگرسیون (۱۲ مقاله: ۱۳/۹۵٪)، بیزی (۱۱ مقاله: ۱۲/۷۹٪)، درخت تصمیم (۷ مقاله: ۸/۱۴٪)، مدل پنهان مارکف (۵ مقاله: ۵/۸۱٪) و الگوریتم ژنتیک (۳ مقاله: ۳/۴۹٪) در رده های بعدی قرار گرفته اند.

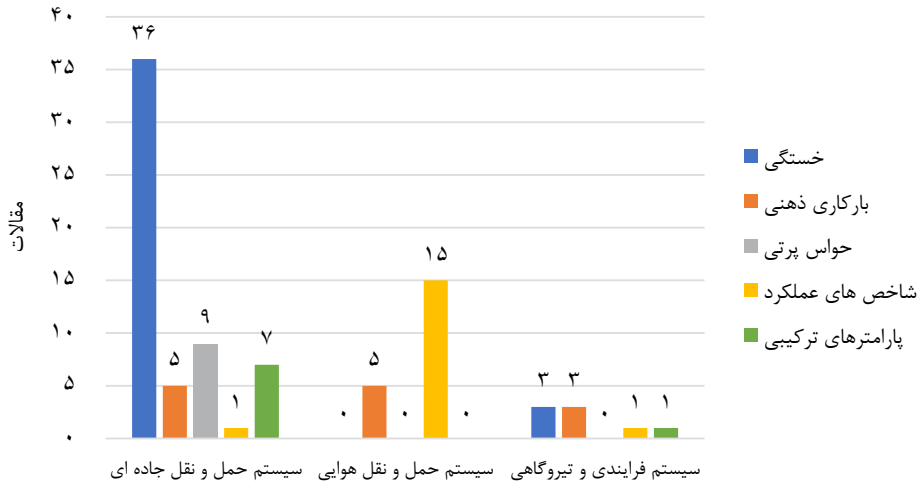
*توزیع مقالات بر اساس سال انتشار*

توزیع مقالات با توجه به سال انتشار در شکل ۷ ارائه شده است. مقالات مربوط به کاربرد روش های داده کاوی برای عملکرد اپراتور، از سال ۱۹۹۹ تا ۲۰۰۹ دارای روند افزایشی بوده، به طوریکه در سال ۲۰۰۹ بیشترین تعداد

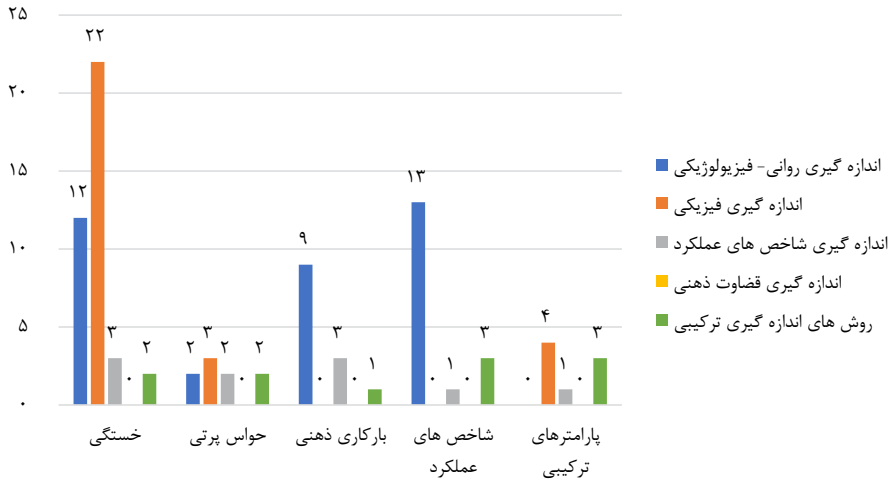


[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

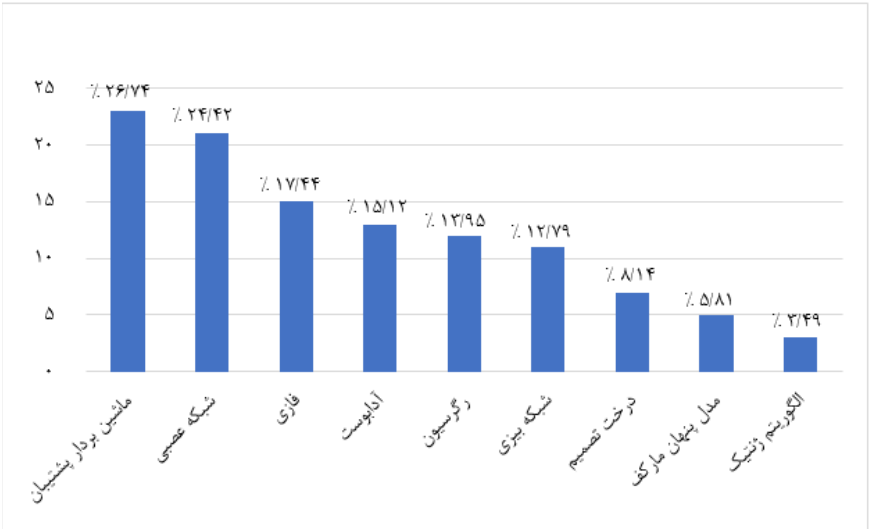
[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]




**شکل ۴.** توزیع مقالات بر اساس ارزیابی وضعیت عملکرد اپراتور در سیستم های انسان- ماشین مورد بررسی




**شکل ۵.** توزیع مقالات بر اساس روش های اندازه گیری وضعیت عملکرد اپراتور

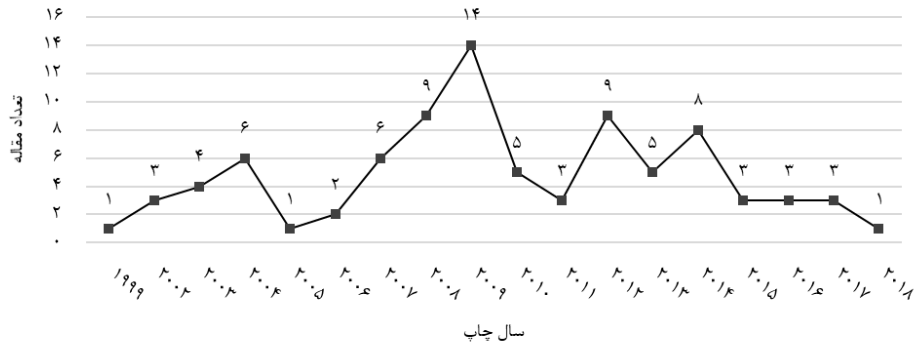



**شکل۶.** توزیع مقالات بر اساس کاربرد روش های داده کاوی

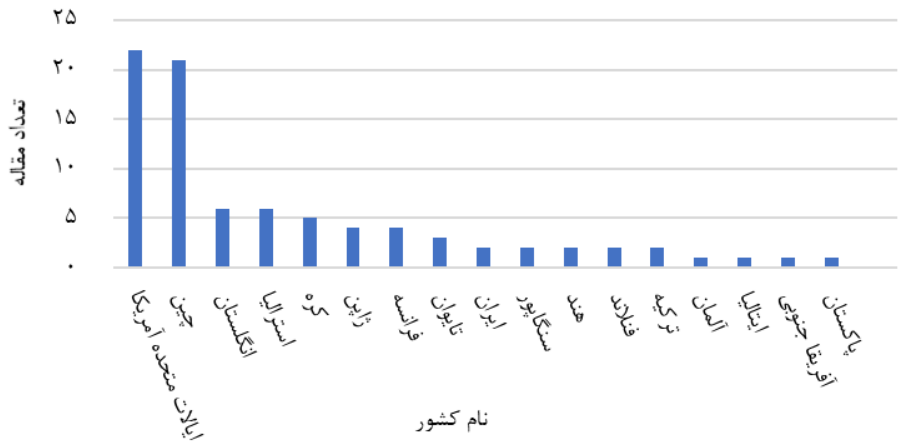


[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]




**شکل ۷.** توزیع مقالات بر اساس سال انتشار




**شکل ۸.** توزیع مقالات بر اساس نام کشور

**جدول ۲.** توزیع مقالات بر اساس وضعیت عملکرد اپراتور و مدل های داده کاوی

| وضعیت عملکرد اپراتور | مدل های داده کاوی | تعداد مقاله |
|---|---|---|
| خستگی | طبقه بندی | ۲۴ |
| | پیش بینی | ۱۱ |
| | رگرسیون | ۲ |
| | ترکیبی | ۲ |
| حواس پرتی | طبقه بندی | ۳ |
| | پیش بینی | ۵ |
| | رگرسیون | ۱ |
| بارکاری ذهنی | طبقه بندی | ۹ |
| | پیش بینی | ۴ |
| شاخص های عملکرد | طبقه بندی | ۵ |
| | پیش بینی | ۱۲ |
| پارامترهای ترکیبی | طبقه بندی | ۲ |
| | پیش بینی | ۵ |
| | رگرسیون | ۱ |
| کل | کل | ۸۶ |

مقاله در این حوزه منتشر شده است. پس از سال ۲۰۰۹، میزان انتشار در مقایسه با این سال کاهش یافته است.

*توزیع مقالات بر اساس نام کشور*

از بین مقالات مورد بررسی، اکثر مطالعات انجام شده مربوط به کشورهای ایالات متحده آمریکا و چین می باشد (به ترتیب ۲۲ و ۲۱ مقاله). سایر مقالات نیز در کشورهای مختلف از جمله استرالیا، انگلستان، کره و غیره انجام شده است که در شکل ۸ مشخص گردیده است.

## بحث

بخش مهمی از هر مطالعه مروری سیستماتیک، ارائه یک مجموعه منبع با چارچوب سیستماتیک قابل قبول به منظور شناخت بیشتر مطالعات انجام شده در حوزه مورد نظر می باشد اگرچه اهمیت کاربرد روش های داده کاوی در حوزه وضعیت عملکرد اپراتور شناخته شده است، اما ارزیابی جامعی از حوزه های مورد توجه، روش های مورد



[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]
[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

استفاده، مدل های ارائه شده و همچنین پارامترهای مورد استفاده در مدل ها انجام نشده است. مطالعه حاضر، ۸۶ مقاله مربوط به کاربرد روش های داده کاوی در حوزه وضعیت عملکرد انسان را بین سال های ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۸ مورد ارزیابی قرار می دهد. اگر چه مقاله حاضر ادعایی بر جامعیت ارزیابی در این حوزه را ندارد، اما بینش قابل قبولی از مطالعات انجام شده در گذشته را جهت انجام مطالعات جدید ارائه می نماید.

با توجه به نتایج، از سه سیستم انسان- ماشین مورد بررسی در این مطالعه، بیشترین توجه محققان به سیستم های حمل و نقل معطوف بوده است (۹۰/۷٪ مقالات). تمرکز بیشتر تحقیقات بر سیستم های حمل و نقل را می توان به علت نقش محوری انسان در کنترل این سیستم ها، شیوع بالای حوادث و اهمیت خطای انسانی در بروز حوادث مربوطه دانست. همچنین بیشتر تحقیقات در سیستم های حمل و نقل جاده ای و هوایی به ترتیب بر خستگی و شاخص های عملکرد متمرکز می باشد، در حالی که تعداد کمتری از مدل های ارائه شده به حواس پرتی و بار کاری ذهنی پرداخته است. لذا با توجه به اهمیت بالای آنها در بروز حوادث، تحقیقات بیشتر در زمینه بررسی پارامترهای حواس پرتی و بارکاری ذهنی پیشنهاد می شود. از طرفی با توجه به وجود مطالعات نسبتا کمتری در صنایع نیروگاه و صنایع فرآیندی و همچنین اهمیت نقش عملکرد انسان در این سیستم ها، انجام مطالعات گسترده تر و توسعه بیشتر مدل های ارائه شده حائز اهمیت می باشد. در بیشتر مدل ها از روش های اندازه گیری فیزیکی و فیزیولوژیکی- روانی استفاده شده است که کاربرد بیشتر این روش ها را می توان به دلیل حساسیت بالاتر و در نتیجه ارائه مدل هایی با دقت بیشتر دانست(۳۵، ۱۱۹). همچنین روش های مذکور برای اندازه گیری در فواصل پیوسته مناسب می باشند. اما در عین حال به دلیل پیچیدگی بیشتر، به مهارت فنی و تجربه عملیاتی بالاتری نیز نیاز دارند و ممکن است در اندازه گیری های طولانی مدت سبب ایجاد اختلال برای فعالیت فرد گردند. کاربرد کمتر سایر روش های اندازه گیری در مدل های داده کاوی را می توان به دلیل دشواری اندازه گیری، مداخله در فعالیت اپراتور و یا دقت پایین تر نسبت داد.

هدف اصلی داده کاوی، ایجاد نتایج و الگوهای تقریبا بهینه توسط استخراج اطلاعات از داده های جمع آوری شده می باشد. این مساله سبب گردیده تا محققین به دنبال مناسب ترین و کاربردی ترین مدل برای حل مساله مورد نظر خود باشند(۱۲۰). در مطالعه حاضر نیز، نتایج بررسی انواع تکنیک های داده کاوی مورد استفاده در تعیین وضعیت عملکرد اپراتور نشان داد که مدل های طبقه بندی و سپس مدل های پیش بینی کننده به عنوان پرکاربردترین مدل ها در این مطالعات می باشند. در واقع پیچیدگی سیستم های بهداشتی مانند سیستم سلامت انسان و شناخت رو به رشد آن ها و همچنین نیاز به سیاست گذاری و تصمیم گیری های صحیح در مسائل بهداشتی سبب می گردد تا تصمیم گیران بیش از قبل به این پیچیدگی ها توجه لازم را داشته باشند و با متخصصان و شواهد علمی در این زمینه مشارکت نمایند. شواهد مربوط به این پیچیدگی ها اغلب به صورت محدود و مبهم بوده و همچنین ابزارهای تحلیلی مانند مدل های آماری در توانایی توضیح علیت و اثر تعاملات غیر خطی و بازخورد در رفتار سیستم های پیچیده مانند سیستم های انسان- ماشین محدودیت دارند. با توجه به این موارد، لازم است تصمیم گیری توسط مدل هایی انجام شود که این مسایل پیچیده را به خوبی تحلیل نمایند(۱۲۱، ۱۲۲). همچنین با توجه به اینکه مدل های طبقه بندی و پیش بینی کننده از طریق بررسی رفتار اپراتور، امکان پیش بینی اثربخش و سودمند وضعیت عملکرد انسان را (به عنوان یک سیستم پیچیده) فراهم می کنند، کاربرد بالای این مدل ها چندان دور از انتظار نیست. از طرفی روش ماشین بردار پشتیبان و سپس شبکه عصبی از بین سایر مدل ها، دارای بیشترین کاربرد بوده اند. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان نسبت به سایر روش های معمول، نتایج طبقه بندی دقیق تری ارائه می دهد و برای بسیاری از مسایل طبقه بندی مورد استفاده قرار می گیرد(۱۲۳). همچنین به دلیل تعدد پارامترهای موجود در بحث وضعیت عملکرد اپراتور، پیچیدگی روابط بین آن‌ها و وجود پارامترهای ناشناخته مداخله کننده، انتخاب یک روش مناسب به منظور ارزیابی صحیح روابط میان این مقوله بایستی به طور دقیق مورد توجه قرار گیرد، لذا استفاده از روابط غیرخطی مانند الگوی شبکه عصبی یکی از راهکارهایی است که از سوی محققین مختلف در این زمینه توصیه شده است و در سالهای اخیر توجه جامعه علمی را به خود جلب کرده است. در واقع شبکه عصبی توانایی بالایی برای تشخیص روابط غیرخطی پیچیده بین پارامترهای وابسته و مستقل را داشته(۱۲۲، ۱۲۴) و قادر به شناسایی تداخل های ممکن بین پارامترهای پیش بینی کننده می باشد.

همچنین مدلسازی توسط روش های آماری کلاسیک، دارای محدودیت هایی از جمله خطی بودن روابط بین متغیرها، یکسانی واریانس خطاها، دارا بودن توزیع پیش



[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

فرض برای متغیرها و غیره می باشند و قابلیت مدلسازی روابط غیرخطی پیچیده را ندارند. بنابراین لازم است از روش هایی مانند شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمود تا با محدودیت های کمتری در مدلسازی عملکرد انسان به عنوان یک سیستم غیرخطی پیچیده مواجهه شد(۱۲۵).
از طرف دیگر، روش الگوریتم ژنتیک کمترین استفاده را بین مدل های مورد نظر داشته و در هیچ کدام از مقالات بررسی شده، از این روش به تنهایی برای ارزیابی عملکرد انسان استفاده نشده است، بلکه آن را به همراه روش فازی یا شبکه عصبی بکار برده اند. بر اساس مطالعه سپهری و همکاران بیان گردید که مدل های ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک نسبت به مدل های شبکه عصبی دارای برتری می باشند، به این دلیل که توانایی بالای مدل های شبکه عصبی برای مدلسازی رفتارهای غیر خطی در حضور مقادیر غنی از داده ها بوده و در غیر اینصورت تکنیک شبکه عصبی کارایی بالایی نخواهد داشت(۱۲۶).
لذا استفاده از الگوریتم ژنتیک به همراه شبکه عصبی جهت مدلسازی عملکرد اپراتور پیشنهاد می گردد. در همین راستا در مطالعه Jin و همکاران نیز از یک مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک به منظور بررسی خستگی رانندگان با استفاده از اندازه گیری های فیزیکی شامل حرکات چشم و دهان استفاده شده است(۷۴).
در تعدادی از مطالعات نیز، بیش از یک روش داده کاوی را برای ارزیابی وضعیت عملکرد اپراتور بکار برده اند. به عنوان مثال، Coetzer و همکاران همزمان از شبکه های عصبی، ماشین های بردار پشتیبان و آدابوست برای مدل طبقه بندی مربوط به پارامتر خستگی استفاده نمودند(۴۵). Miyaji و همکاران از آدابوست و ماشین بردار پشتیبان جهت ارائه مدل های پیش بینی بررسی اثر حواس پرتی استفاده کرده اند(۸۲). مطالعه Tango و همکاران نیز اثر پارامتر حواس پرتی بر عملکرد را توسط روش های فازی و شبکه عصبی ارزیابی نموده اند(۸۳).
همچنین بررسی مقالات نشان داد که کشورهای ایالات متحده آمریکا و چین توجه ویژه ای به مسئله استفاده از داده کاوی جهت بررسی عملکرد انسان داشته اند، اما در ایران تعداد مقالات بسیار کمی مشاهده گردید. با توجه به آمار حوادث در سیستم های حمل و نقل، نیروگاهی و فرآیندی و نقش عملکرد انسان در وقوع این حوادث(۱۲۷-۱۲۵)، لازم است تا در ایران نیز با استفاده از تکنیک و مدل های داده کاوی، نقش عوامل مختلف بر عملکرد انسان مورد بررسی قرار گیرد تا بتوان به صورت هدفمند نسبت به کنترل حوادث اقدام نمود.

## نتیجه گیری

به دلیل پیچیدگی وظایف شغلی و نگرانی از پیامد نقص های عملکردی احتمالی، برآورد دقیق عملکرد کاربر و تعیین شرایط تاثیرگذار بر آن، موجب یکپارچگی تعامل سیستم انسان-ماشین می شود. مدل های مختلفی برای ارزیابی وضعیت عملکرد انسان ارائه شده است که رویکرد کلی این مدل ها، توجه به پیچیدگی وظایف شغلی و کاهش نگرانی از پیامد های نقص عملکرد اپراتور در شرایط ایمنی بحرانی است. نکته حائز اهمیت در کاربرد مدل ها دقت پیش بینی آن‌ها است، به‌طوری‌که مدل هایی با دقت بالاتر سبب ارائه ارزیابی دقیق تری از عملکرد اپراتور و امکان دستیابی به وضعیت بهینه می گردند. همچنین این مدل ها پذیرش بیشتری از سمت طراحان سیستم و کاربران دارند. در سال های اخیر از روش های داده کاوی برای مدل سازی عملکرد اپراتور در سیستم های انسان-ماشین به فراوانی استفاده شده است که روش ماشین بردار پشتیبان و سپس شبکه عصبی از بین سایر مدل ها، دارای بیشترین کاربرد بوده اند. بنابراین لازم است که در مطالعات آینده به بررسی کارایی و نتایج هر کدام از روش های داده کاوی مختلف در این حوزه نیز پرداخته شود.
به طور کلی ارزیابی جامعی از مدل های مبتنی بر داده کاوی به منظور تعیین وضعیت عملکرد اپراتور در سیستم های انسان- ماشین و شناسایی فاکتورهای مرتبط با عملکرد و روش های اندازه گیری آن در مقالات مختلف، سبب شناسایی خلاء تحقیقاتی در این زمینه و انجام تحقیقات گسترده تر در جهت بررسی و بهبود وضعیت عملکرد انسان خواهد شد.

## منابع


1.Ghaneh S, Lefti A. Occupational ergonomics, Principles and applications. Tehran: Fadak isatis. (Persian).
2.Golmohammadi R, Motamedzade M, Mahdavi N. Occupational Ergonomics. Hamedan: Daneshjoo; 2017. (Persian).
3.Wang R, Zhang Y, Zhang L. An adaptive neural network approach for operator functional state prediction using psychophysiological data. Integrated Computer-Aided Engineering. 2016;23(1):81-97.
4.Hockey GRJ. Operator functional state: the assessment and prediction of human performance degradation in complex tasks: IOS Press; 2003.
5.Papantoniou P, Papadimitriou E, Yannis G. Review of driving performance parameters critical for distracted driving research. Transportation research procedia.




[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]
[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

review of recent progress. Multiple-task performance. 1991:279-328.
21.Clarion A, Ramon C, Petit C, Dittmar A, Bourgeay J, Guillot A, et al. An integrated device to evaluate a driver's functional state. Behavior research methods. 2009;41(3):882-8.
22.Friswell R, Williamson A. Comparison of the fatigue experiences of short haul light and long distance heavy vehicle drivers. Safety science. 2013;57:203-13.
23.Wilson GF, Russell CA. Performance enhancement in an uninhabited air vehicle task using psychophysiologically determined adaptive aiding. Human factors. 2007;49(6):1005-18.
24.Hwang S-L, Liang G-F, Lin J-T, Yau Y-J, Yenn T-C, Hsu C-C, et al. A real-time warning model for teamwork performance and system safety in nuclear power plants. Safety science. 2009;47(3):425-35.
25.Liang Y, Lee JD, Reyes ML. Nonintrusive detection of driver cognitive distraction in real time using Bayesian networks. Transportation research record. 2007;2018(1):1-8.
26. Sadeghian M. Investigating cognitive performance under different Annoyance and mental workloadusing artificial neural network. PhD thesis. Shahid Beheshti University of Medical Sciences, School of Public Health and Safety; 2019. (Persian).
27.Nisbet R, Elder J, Miner G. Handbook of statistical analysis and data mining applications: Academic Press; 2009.
28.Kiymik MK, Akin M, Subasi A. Automatic recognition of alertness level by using wavelet transform and artificial neural network. Journal of neuroscience methods. 2004;139(2):231-40.
29.Yildiz A, Akin M, Poyraz M, Kirbas G. Application of adaptive neuro-fuzzy inference system for vigilance level estimation by using wavelet-entropy feature extraction. Expert Systems with Applications. 2009;36(4):7390-9.
30.Akin M, Kurt MB, Sezgin N, Bayram M. Estimating vigilance level by using EEG and EMG signals. Neural Computing and Applications. 2008;17(3):227-36.
31.Schmidt EA, Schrauf M, Simon M, Fritzsche M, Buchner A, Kincses WE. Drivers' misjudgement of vigilance state during prolonged monotonous daytime driving. Accident Analysis & Prevention. 2009;41(5):1087-93.
32.Subasi A. Automatic recognition of alertness level from EEG by using neural network and wavelet coefficients. Expert systems with applications. 2005;28(4):701-11.
33.Kaber DB, Endsley MR. Out-of-the-loop performance problems and the use of intermediate levels of automation for improved control system functioning and safety. Process Safety Progress. 1997;16(3):126-31.
34.Kaber DB, Perry CM, Segall N, McClernon CK, Prinzel III LJ. Situation awareness implications of adaptive 2017;25:1796-805.
6.Gagnon J-F, Gagnon O, Lafond D, Parent M, Tremblay S, editors. A Systematic Assessment of Operational Metrics for Modeling Operator Functional State. PhyCS; 2016.
7.DiDomenico A, Nussbaum MA. Interactive effects of physical and mental workload on subjective workload assessment. International journal of industrial ergonomics. 2008;38(11-12):977-83.
8.Teh E, Jamson S, Carsten O, Jamson H. Temporal fluctuations in driving demand: The effect of traffic complexity on subjective measures of workload and driving performance. Transportation research part F: traffic psychology and behaviour. 2014;22:207-17.
9.DiDomenico A, Nussbaum MA. Effects of different physical workload parameters on mental workload and performance. International Journal of Industrial Ergonomics. 2011;41(3):255-60.
10.Stanton NA, Hedge A, Brookhuis K, Salas E, Hendrick HW. Handbook of human factors and ergonomics methods: CRC press; 2004.
11.Sterman M, Mann C. Concepts and applications of EEG analysis in aviation performance evaluation. Biological psychology. 1995;40(1-2):115-30.
12.Ryu K, Myung R. Evaluation of mental workload with a combined measure based on physiological indices during a dual task of tracking and mental arithmetic. International Journal of Industrial Ergonomics. 2005;35(11):991-1009.
13. Patka S, Khatib M.S, Kelwade K. Recent Trends and Rapid Development of Applications In Data Mining. IOSR Journal of Computer Science. 2014:73-8.
14.Papantoniou P. Risk factors, driver behaviour and accident probability. The case of distracted driving: National Technical University of Athens; 2015.
15.Scerbo MW, Parasuraman R, Mouloua M. Theoretical perspectives on adaptive automation. 1996.
16.Byrne EA, Parasuraman R. Psychophysiology and adaptive automation. Biological psychology. 1996;42(3):249-68.
17.Wickens CD, Hollands JG, Banbury S, Parasuraman R. Engineering psychology and human performance: Psychology Press; 2015.
18.Cannon JA, Krokhmal PA, Lenth RV, Murphey R. An algorithm for online detection of temporal changes in operator cognitive state using real-time psychophysiological data. Biomedical Signal Processing and Control. 2010;5(3):229-36.
19.Cannon J, Krokhmal PA, Chen Y, Murphey R. Detection of temporal changes in psychophysiological data using statistical process control methods. Computer methods and programs in biomedicine. 2012;107(3):367-81.
20.Kramer AF. Physiological metrics of mental workload: A



[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]
[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

47.Azim T, Jaffar MA, Mirza AM, editors. Automatic fatigue detection of drivers through pupil detection and yawning analysis. 2009 Fourth International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC); 2009: IEEE.(Persian).

48.Qin H, Liu J, Hong T, editors. An eye state identification method based on the Embedded Hidden Markov Model. 2012 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES 2012); 2012: IEEE.

49.Lan P, Ji Q, Looney CG, editors. Information fusion with Bayesian networks for monitoring human fatigue. Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion FUSION 2002(IEEE Cat No 02EX5997); 2002: IEEE.

50.Ji Q, Zhu Z, Lan P. Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue. IEEE transactions on vehicular technology. 2004;53(4):1052-68.

51.King L, Nguyen HT, Lal S, editors. Early driver fatigue detection from electroencephalography signals using artificial neural networks. 2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society; 2006: IEEE.

52.Bundele MM, Banerjee R, editors. Detection of fatigue of vehicular driver using skin conductance and oximetry pulse: a neural network approach. Proceedings of the 11th International Conference on Information Integration and web-based applications & services; 2009: ACM.

53.Yeo MV, Li X, Shen K, Wilder-Smith EP. Can SVM be used for automatic EEG detection of drowsiness during car driving? Safety Science. 2009;47(1):115-24.

54.Li G, Chung W-Y. Detection of driver drowsiness using wavelet analysis of heart rate variability and a support vector machine classifier. Sensors. 2013;13(12):16494-511.

55.Lal SK, Craig A. Driver fatigue: electroencephalography and psychological assessment.Psychophysiology.2002;39(3):313-21.

56.Takahashi I, Yokoyama K, editors. Development of a feedback stimulation for drowsy driver using heartbeat rhythms. 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society; 2011: IEEE.

57.Zhu Z, Ji Q, editors. Real time and non-intrusive driver fatigue monitoring. Proceedings The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (IEEE Cat No 04TH8749); 2004: IEEE.

58.Patel M, Lal SK, Kavanagh D, Rossiter P. Applying neural network analysis on heart rate variability data to assess driver fatigue. Expert systems with Applications. 2011;38(6):7235-42.

59.Khushaba RN, Kodagoda S, Lal S, Dissanayake G. Driver drowsiness classification using fuzzy wavelet-packet-automation for information processing in an air traffic control-related task. International Journal of Industrial Ergonomics. 2006;36(5):447-62.

35.Zhang J-H, Wang X-Y, Mahfouf M, Linkens DA, editors. Fuzzy logic based identification of operator functional states using multiple physiological and performance measures. 2008 International Conference on BioMedical Engineering and Informatics; 2008: IEEE.

36.Zhang J-H, Xia J-J, Garibaldi JM, Groumpos PP, Wang R-B. Modeling and control of operator functional state in a unified framework of fuzzy inference petri nets. Computer methods and programs in biomedicine. 2017;144:147-63.

37.Hwang S-L, Yau Y-J, Lin Y-T, Chen J-H, Huang T-H, Yenn T-C, et al. Predicting work performance in nuclear power plants. Safety science. 2008;46(7):1115-24.

38.Hachicha W, Ghorbel A. A survey of control-chart pattern-recognition literature (1991–2010) based on a new conceptual classification scheme. Computers & Industrial Engineering. 2012;63(1):204-22.

39.Saffari M, Sanaeinasab H, Pakpour AH. How to Do a Systematic Review Regard to Health: A Narrative Review. Iranian Journal of Health Education and Health Promotion. 2013;1(1):51-61.(Persian).

40.Ahmadi M, Sedighie L, Rohani C. Evidence-based review in the field of developing critical appraisal tools for quantitative studies. Scientific Journal of Nursing, Midwifery and Paramedical Faculty. 2018;3(3):57-72. (Persian).

41.Rohani C, Gholamnejad H. Critical appraisal on the reporting of Nested Case-Control Studies according to the STROBE statement. Iranian Journal of Nursing Research. 2016;10(4):20-31.

42.Yin B-C, Fan X, Sun Y-F. Multiscale dynamic features based driver fatigue detection. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. 2009;23(03):575-89.

43.Xie J-F, Xie M, Zhu W, editors. Driver fatigue detection based on head gesture and PERCLOS. 2012 International Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICWAMTIP) ; 2012: IEEE.

44.Tadesse E, Sheng W, Liu M, editors. Driver drowsiness detection through HMM based dynamic modeling. 2014 IEEE International conference on robotics and automation (ICRA); 2014: IEEE.

45.Coetzer RC, Hancke GP, editors. Eye detection for a real-time vehicle driver fatigue monitoring system. 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV); 2011: IEEE.

46.Saradadevi M, Bajaj P. Driver fatigue detection using mouth and yawning analysis. International journal of Computer science and network security. 2008;8(6):183-8.

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

Systems with Applications. 2009;36(4):7651-8.
73.Brandt T, Stemmer R, Rakotonirainy A, editors. Affordable visual driver monitoring system for fatigue and monotony. 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat No 04CH37583); 2004: IEEE.
74.Jin S, Park S-Y, Lee J-J. Driver fatigue detection using a genetic algorithm. Artificial Life and Robotics. 2007;11(1):87-90.
75.Mbouna RO, Kong SG, Chun M-G. Visual analysis of eye state and head pose for driver alertness monitoring. IEEE transactions on intelligent transportation systems. 2013;14(3):1462-9.
76.Lee B-G, Chung W-Y. Driver alertness monitoring using fusion of facial features and bio-signals. IEEE Sensors Journal. 2012;12(7):2416-22.
77.Yang G, Lin Y, Bhattacharya P. A driver fatigue recognition model based on information fusion and dynamic Bayesian network. Information Sciences. 2010;180(10):1942-54.
78.Azman A, Meng Q, Edirisinghe E, editors. Non intrusive physiological measurement for driver cognitive distraction detection: Eye and mouth movements. 2010 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE); 2010: IEEE.
79.Kutila M, Jokela M, Markkula G, Rué MR, editors. Driver distraction detection with a camera vision system. 2007 IEEE International Conference on Image Processing; 2007: IEEE.
80.Zhang H, Zhu Y, Maniyeri J, Guan C, editors. Detection of variations in cognitive workload using multi-modality physiological sensors and a large margin unbiased regression machine. 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society; 2014: IEEE.
81.Miyaji M, Kawanaka H, Oguri K, editors. Effect of pattern recognition features on detection for driver's cognitive distraction. 13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems; 2010: IEEE.
82.Miyaji M, Danno M, Kawanaka H, Oguri K, editors. Driver's cognitive distraction detection using AdaBoost on pattern recognition basis. 2008 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety; 2008: IEEE.
83.Tango F, Botta M, editors. Evaluation of distraction in a driver-vehicle-environment framework: An application of different data-mining techniques. Industrial Conference on Data Mining; 2009: Springer.
84.Zhang Y, Owechko Y, Zhang J, editors. Driver cognitive workload estimation: A data-driven perspective. Proceedings The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (IEEE Cat No based feature-extraction algorithm. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2010;58(1):121-31.
60.Kim Y, Kim Y, Hahn M, editors. Detecting driver fatigue based on the driver's response pattern and the front view environment of an automobile. 2008 Second International Symposium on Universal Communication; 2008: IEEE.
61.Vural E, Cetin M, Ercil A, Littlewort G, Bartlett M, Movellan J, editors. Drowsy driver detection through facial movement analysis. International Workshop on Human-Computer Interaction: Springer. 2007:6-18.
62.Vural E, Çetin M, Erçil A, Littlewort G, Bartlett M, Movellan J. Machine learning systems for detecting driver drowsiness. In-vehicle corpus and signal processing for driver behavior: Springer:2009:97-110.
63.Rong-Ben W, Ke-You G, Shu-Ming S, Jiang-Wei C, editors. A monitoring method of driver fatigue behavior based on machine vision. IEEE IV2003 Intelligent Vehicles Symposium Proceedings (Cat No 03TH8683); 2003: IEEE.
64.Fan X, Yin B, Sun Y, editors. Nonintrusive driver fatigue detection. 2008 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control; 2008: IEEE.
65.Wang P, Shen L, editors. A method of detecting driver drowsiness state based on multi-features of face. 2012 5th International Congress on Image and Signal Processing; 2012: IEEE.
66.Luo X-q, Hu R, Fan T-e, editors. The driver fatigue monitoring system based on face recognition technology. 2013 Fourth International Conference on Intelligent Control and Information Processing (ICICIP); 2013: IEEE.
67.Sun C, Li JH, Song Y, Jin L, editors. Real-time driver fatigue detection based on eye state recognition. Applied Mechanics and Materials; 2014: Trans Tech Publ.
68.Tayade MR, Jeyakumar A, Kore AB, Galshetwar VM. Real Time Eye State Monitoring System for Driver Drowsiness Detection. International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering. 2014;4(6):452-6.
69.Senaratne R, Hardy D, Vanderaa B, Halgamuge S, editors. Driver fatigue detection by fusing multiple cues. International Symposium on Neural Networks; 2007: Springer.
70.Wu J-D, Chen T-R. Development of a drowsiness warning system based on the fuzzy logic images analysis. Expert Systems with Applications. 2008;34(2):1556-61.
71.Bagci A, Ansari R, Khokhar A, Cetin E, editors. Eye tracking using Markov models. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004 ICPR 2004; 2004: IEEE.
72.Hu S, Zheng G. Driver drowsiness detection with eyelid related parameters by Support Vector Machine. Expert

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

& Prevention. 1999;31(3):199-211.
97.Dubart D, Loslever P, Popieul J-C, Moessinger M. Multiple Correspondence Analysis of Fuzzyfied Task Performance and Psycho-Physiological Test Data: Use in Real Car Following Situations. IFAC Proceedings Volumes. 2013;46(15):455-60.
98.Wilson GF, Russell CA. Operator functional state classification using multiple psychophysiological features in an air traffic control task. Human Factors. 2003;45(3):381-9.
99.Hannula M, Huttunen K, Koskelo J, Laitinen T, Leino T. Comparison between artificial neural network and multilinear regression models in an evaluation of cognitive workload in a flight simulator. Computers in biology and medicine. 2008;38(11-12):1163-70.
100.Torres-Salomao LA, Mahfouf M, Obajemu O. Interval type-2 fuzzy logic adaptive modelling for human operators undergoing mental stress. IFAC Proceedings Volumes. 2014;47(3):9880-5.
101.Gianazza D. Forecasting workload and airspace configuration with neural networks and tree search methods. Artificial intelligence. 2010;174(7-8):530-49.
102.Gregoriades A, Sutcliffe A. Workload prediction for improved design and reliability of complex systems. Reliability Engineering & System Safety. 2008;93(4):530-49.
103.Zhang G, Wang W, Pepe A, Xu R, Schnell T, Anderson N, et al. A systematic approach for real-time operator functional state assessment. 2012:190-199.
104.Wilson GF, Russell CA. Real-time assessment of mental workload using psychophysiological measures and artificial neural networks. Human factors. 2003;45(4):635-44.
105.Yin Z, Zhang J. Operator functional state classification using least-square support vector machine based recursive feature elimination technique. Computer methods and programs in biomedicine. 2014;113(1):101-15.
106.Yin Z, Zhang J. Cross-session classification of mental workload levels using EEG and an adaptive deep learning model. Biomedical Signal Processing and Control. 2017;33:30-47.
107.Wang R, Zhang J, Zhang Y, Wang X. Assessment of human operator functional state using a novel differential evolution optimization based adaptive fuzzy model. Biomedical Signal Processing and Control. 2012;7(5):490-8.
108.Zhang J, Mahfouf M, Linkens D, Nickel P, Hockey G, editors. Adaptive fuzzy model of operator functional state in human-machine system: a preliminary study. Proceedings of the IASTED international conference; 2007.
109.Xia J, Zhang J, Wang R. Regulation of Adaptive Human-Machine System Based on Fuzzy Inference Petri Net. IFAC-PapersOnLine. 2015;48(20):475-80.
110.Ting C-H, Mahfouf M, Nassef A, Linkens DA, Panoutsos G, Nickel P, et al., editors. Real-time adaptive automation system based on identification of operator functional state in simulated process control operations. 2005 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics; 2005: IEEE.
85.Craven PL, Belov N, Tremoulet P, Thomas M, Berka C, Levendowski D, et al. Cognitive workload gauge development: comparison of real-time classification methods. Foundations of Augmented Cognition. 2006:75-84.
86.Miyaji M, Kawanaka H, Oguri K, editors. Driver's cognitive distraction detection using physiological features by the adaboost. 2009 12th International IEEE conference on intelligent transportation systems; 2009: IEEE.
87.Solovey ET, Zec M, Garcia Perez EA, Reimer B, Mehler B, editors. Classifying driver workload using physiological and driving performance data: two field studies. Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems; 2014: ACM.
88.Tjolleng A, Jung K, Hong W, Lee W, Lee B, You H, et al. Classification of a Driver's cognitive workload levels using artificial neural network on ECG signals. Applied ergonomics. 2017;59:326-32.
89.Liao W, Zhang W, Zhu Z, Ji Q, editors. A real-time human stress monitoring system using dynamic Bayesian network. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)-Workshops; 2005: IEEE.
90.Wijnands JS, Thompson J, Aschwanden GD, Stevenson M. Identifying behavioural change among drivers using Long Short-Term Memory recurrent neural networks. Transportation research part F: traffic psychology and behaviour. 2018;53:34-49.
91.Gu H, Ji Q, editors. Facial event classification with task oriented dynamic Bayesian network. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004 CVPR 2004; 2004: IEEE.
92.Sabet M, Zoroofi RA, Sadeghniiat-Haghighi K, Sabbaghian M, editors. A new system for driver drowsiness and distraction detection. 20th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE2012); 2012: IEEE.(Persian).
93.Sigari MH, editor Driver hypo-vigilance detection based on eyelid behavior. 2009 seventh international conference on advances in pattern recognition; 2009: IEEE. (Persian).
94.Muñoz M, Reimer B, Lee J, Mehler B, Fridman L. Distinguishing patterns in drivers' visual attention allocation using Hidden Markov Models. Transportation research part F: traffic psychology and behaviour. 2016;43:90-103.
95.Rumschlag G, Palumbo T, Martin A, Head D, George R, Commissaris RL. The effects of texting on driving performance in a driving simulator: The influence of driver age. Accident Analysis & Prevention. 2015;74:145-9.
96.Verwey WB, Zaidel DM. Preventing drowsiness accidents by an alertness maintenance device. Accident Analysis



[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]
[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]

2014;8:703.
119.Noel JB, Bauer Jr KW, Lanning JW. Improving pilot mental workload classification through feature exploitation and combination: a feasibility study. Computers & operations research. 2005;32(10):2713-30.
120. Thakur GS, Gupta A, Gupta S. Data mining for prediction of human performance capability in the software-industry. International Journal of Data-Mining and Knowledge Management Process (IJDKP). 2015.
121.Currie DJ, Smith C, Jagals P. The application of system dynamics modelling to environmental health decision-making and policy-a scoping review. BMC public health. 2018;18(1):402.
122. Mohammadi Z. Dynamic modeling of mental performance using artificial neural network and considering the psychoacoustic aspects. PhD thesis: Shahid Beheshti university of medical sciences; 2020.(Persian).
123.Arekhi S, Adibnejad M. Efficiency assessment of the of Support Vector Machines for land use classification using Landsat ETM+ data (Case study: Ilam Dam Catchment). Iranian Journal of Range and Desert Research. 2011;18(3):420-40.(Persian).
124.Hegde J, Rokseth B. Applications of machine learning methods for engineering risk assessment–A review. Safety science. 2020;122:104492.
125.Sedehi M, Mehrabi Y, Kazemnejad A, Hadaegh F. Comparison of artificial neural network, logistic regression and discriminant analysis methods in prediction of metabolic syndrome. Iranian journal of endocrinology and metabolism. 2009;11(6):638-646. (Persian).
126.Sepehri M, Iildoromi AR, Hosseini SZ, Nori H, Mohammadzadeh F, Artimani MM. Combination of Neural Networks and Genetic Algorithms, an Approach to Estimate the Flood Flow. Iranian journal of watershed management science and engineering. 2018;11(39):23-28. (Persian).
127. Kheirabadi GR, Bolhari J. Role of human factors in road accidents. 2012. (Persian).
sos G, Nickel P, et al. Real-time adaptive automation system based on identification of operator functional state in simulated process control operations. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans. 2009;40(2):251-62.
111.Yin Z, Zhang J, Wang R. Neurophysiological feature-based detection of mental workload by ensemble support vector machines. Advances in Cognitive Neurodynamics (V): Springer; 2016:469-75.
112.Christensen JC, Estepp JR, Wilson GF, Russell CA. The effects of day-to-day variability of physiological data on operator functional state classification. NeuroImage. 2012;59(1):57-63.
113.Zhang C, Zheng C-X, Yu X-L. Automatic recognition of cognitive fatigue from physiological indices by using wavelet packet transform and kernel learning algorithms. Expert Systems with Applications. 2009;36(3):4664-71.
114.Chen L-l, Zhao Y, Zhang J, Zou J-z. Automatic detection of alertness/drowsiness from physiological signals using wavelet-based nonlinear features and machine learning. Expert Systems with Applications. 2015;42(21):7344-55.
115.Laurent F, Valderrama M, Besserve M, Guillard M, Lachaux J-P, Martinerie J, et al. Multimodal information improves the rapid detection of mental fatigue. Biomedical Signal Processing and Control. 2013;8(4):400-8.
116.Moon B, Lee H, Lee Y, Park J, Oh I, Lee J. Fuzzy systems to process ECG and EEG signals for quantification of the mental workload. Information Sciences. 2002;142(1-4):23-35.
117. Nikolova R, Radev V, Vukov M. Functional determination of the operator state in the interaction of humans with automated systems. National center of hygiene Sofia (Bulgaria) medical ecology and nutrition, 2003.
118.Ke Y, Qi H, He F, Liu S, Zhao X, Zhou P, et al. An EEG-based mental workload estimator trained on working memory task can work well under simulated multi-attribute task. Frontiers in human neuroscience.

[ Downloaded from ioh.iums.ac.ir on 2024-11-22 ]

[ DOI: 10.52547/ioh.18.1.249 ]