

ORIGINAL RESEARCH PAPER

Multidimensional Modeling of Physical Fatigue using Soft Computing Intelligence

Neda Mahdavi¹, Hasan Khotanlou², Mahdi Darvishi³, Javad Faradmal⁴, Iman Dianat⁵, Rashid Heidarimoghadam^{1*}

¹ Department of Ergonomics, School of Public Health and Research Center for Health Sciences, Hamadan university of Medical Sciences, Hamadan, Iran

² Department of Computer Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran

³ Department of Engineering, Payame Noor University, Tehran, Iran

⁴ Department of Biostatistics, School of Public Health and Research Center for Health Sciences, Hamadan university of Medical Sciences, Hamadan, Iran

⁵ Department of Occupational Health and Ergonomics, Faculty of Health, Tabriz University of Medical Sciences, Tabriz, Iran

Received: 2022-08-03

Accepted: 2023-04-25

ABSTRACT

Introduction: Physical fatigue is one of the major risk factors for work-related musculoskeletal disorders and has many life and financial costs. The impact of physical/biomechanical, psychosocial, environmental, and individual risk factors on muscle fatigue is undeniable. The aim of this study is to model the phenomenon of muscle fatigue (as output) in the hand in work environments based on these risk factors (as input) using soft computing methods.

Material and Methods: In the first step, associated risk factors of fatigue for 156 subjects (in three job categories) were assessed using Copenhagen environmental, psychosocial, demographic, and Man-TRA tools. Then, the Roman-Liu equation and mean square amplitude of acceleration waves were used to measure fatigue with a dynamometer and a three-axis accelerometer, respectively. Finally, according to the nature of risk factors and the phenomenon of fatigue, six categories (24 methods) of supervised machine learning (SML) based on classification were selected. MatLab software (MatLab R2017b, The Mathworks Inc., MA, U.S.A.) was used to fit the models using SML.

Results: The best-fitted models in the first and second half of the work shift were obtained using support vector machine methods. Physical risk factors had a significant impact on physical fatigue. After filtering low-priority risk factors, in the first half of the work shift, the most optimal model had an accuracy of 71.8%, precision of 72.5%, sensitivity of 76.9%, specificity of 70.8%, and discrimination power equal to 73%. In the second half of the work shift, the accuracy, precision, sensitivity, and specificity of the optimized model were 60.3%, 57.5%, 50%, and 46.9%, respectively, and the discrimination power was obtained at about 62%.

Conclusion: The fitted models for hand fatigue had acceptable performance in both sections of the shift but can still be optimized. Therefore, it is necessary for future studies to improve the quality of input and output data and include other dimensions affecting fatigue such as cognitive workload and type of work shift in future models.

Keywords: Fatigue, Model, Tremor, Muscle strength dynamometer

HOW TO CITE THIS ARTICLE

Mahdavi N, Khotanlou H, Darvishi M, Faradmal J, Dianat I, Heidarimoghadam R. Multidimensional Modeling of Physical Fatigue using Soft Computing Intelligence. *Journal of Health and Safety at Work*. 2023; 13(2): 309-327.

* Corresponding Author Email: Dr_haidari@yahoo.com

1. INTRODUCTION

Fatigue is among the most important initiators of musculoskeletal disorders (MSDs) in the workplace. It has also been proven that fatigue can negatively affect quality, performance, efficiency, and productivity at work. Fatigue can lead to problems if its risk factors are not managed and its outcomes accumulate. Various studies have separately focused on the relationship between fatigue and physical, individual, psychosocial, and environmental risk factors. However, fatigue is also a multidimensional phenomenon; for this reason, researchers have attempted to model fatigue with different approaches to gain more understanding and knowledge about this multidimensional phenomenon. Therefore, the present study uses soft computing methods to model fatigue (as output) based on environmental, physical, psychosocial, and individual risk factors (as affective inputs on fatigue issues).

2. MATERIAL AND METHODS

The risk factors contributing to hand fatigue of 156 participants in three job categories (Jobs with light manual tasks, such as office staff; Jobs with moderate manual tasks, such as carpet weavers; and Jobs with heavy manual tasks, such as stone-cutters) were assessed. Volunteers who met the three criteria for inclusion in the study: 1) ≥ 18 years old, 2) lack of MSDs in the upper limb (e.g., neck, shoulders, arms, elbows, and wrists), and 3) lack of cardiovascular and neurological disorders that could influence hand tremor, were selected. The analysis of hand tremor and grip force was performed three times (pre-shift, mid-shift, and post-shift) during a work shift. Additionally, the participants carried out their daily tasks on the test day.

The applied tools for assessment of psychosocial, physical, environmental, and individual risk factors were the Copenhagen Psychosocial Questionnaire (QopSoq), Manual Task Risk Assessment (Man-TRA), environmental risk factor questionnaire, and demographic questionnaire, respectively. Moreover, the participants' fatigue was measured using: 1) a dynamometer and measurement of the level of grip force and its reduction during a work shift as grip fatigue (the grip fatigue equation as force changes index (FCI) equation that was proposed by Roman-Liu et al.), and 2) a three-axis/wireless accelerometer and reduction in root-mean-square (RMS) acceleration of vector axis calculated by Pythagorean quadruple.

According to the nature of fatigue and its risk factors, 24 classification-based supervised machine learning methods were used. These methods include the category of tree-based models, SVM (support vector machine methods)-based models, Bayes theory-based models, K-Nearest Neighbors (K-NN) based models, linear models, and aggregation-based models. Furthermore, the Neighborhood Component Analysis (NCA) method was used to improve the fitted models' performance and introduce the most important and influential risk factors into the models. The statistical analysis was performed by SPSS software (version 20; SPSS Inc., Chicago, IL). Moreover, MatLab software (R2017b, The Mathworks Inc., MA, USA) was used to fit models based on computational intelligence.

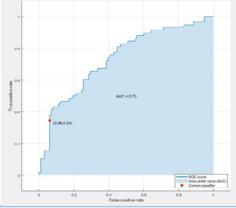
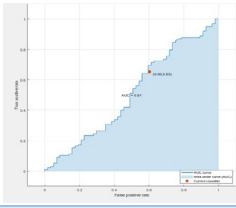
3. RESULTS AND DISCUSSION

After identifying the people who had/had not experienced fatigue based on the criteria of changes in grip force and the RMS of tremor acceleration (as the output of the proposed models) and assessing the related risk factors (as the inputs of the proposed models), classification-based models were fitted. The best models fitted in the first half of the work shift (the interval between the beginning and the middle of the work shift) and the second half (the interval between the middle and the end of the work shift) were fitted using SVM. After refining low-priority risk factors using the NCA method, the characteristics of the best-fitted model in the first and second half of shift work are mentioned in Table 1 and Table 2, respectively.

Today, many researchers attempt to find solutions for the well-being, comfort, and health of employees with manual jobs. Some previous studies have also paid particular attention to muscle fatigue among employees with manual tasks. However, the models used to estimate fatigue have often been one-dimensional, and less attention has been paid to multifactorial models of muscle fatigue among employees. In this study, modeling hand fatigue based on various risk factors in a work environment was discussed using soft computing methods.

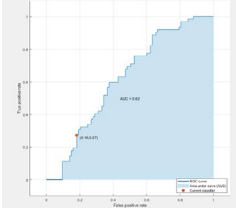
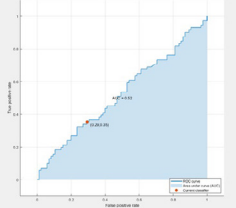
The studies conducted in the field of human fatigue modeling are diverse. For instance, Kahreman et al. modeled human fatigue in natural work environments in safety-sensitive industries (e.g., ships) using Bayesian networks. In another study, Craye et al. placed subjects on a simulated driving platform and equipped them with several sensors that recorded behavior, fatigue features,

Table 1: The best fitted SVM-based model (Based on the prioritized risk factors) for fatigue during the first part of shift

Most influencer risk factors	Δ GFmean	Δ TrAcc
		Work type Force/ speed Posture Work duration Factor 1-CopSoq Factor 2-CopSoq Factor 3-CopSoq
Kernel function type	Gaussian	Cubic
Kernel scale	0.8	2
Accuracy	71.8%	55.8%
Sensitivity	72.5%	52.0%
Recall	76.9%	64.6%
Specificity	70.8%	40.4%
ROC curve		
Discrimination power or AUC	0.73	0.51

Note: SVM: Support vector machine Method, GF: Grip Force measured by dynamometer, mean: mean of measured parameters, TrAcc: The acceleration of hand tremor measured by accelerometer, Δ : parameter changes, CopSoq: Copenhagen psychosocial questionnaire, ROC: Receiver operating characteristic, AUC: Area under Curve.

Table 2: The best fitted SVM-based model (Based on the prioritized risk factors) for fatigue during the second part of shift

Most influencer risk factors	Δ GFmean	Δ TrAcc
		Type of work Posture Factor 1-CopSoq Factor 2-CopSoq
Kernel function type	Gaussian	Gaussian
Kernel scale	0.5	0.9
Accuracy	60.3%	54.5%
Sensitivity	57.5%	53.5%
Recall	50.0%	50.0%
Specificity	46.9%	56.6%
ROC curve		
Discrimination power or AUC	0.62	0.52

Note: SVM: Support vector machine Method, GF: Grip Force measured by dynamometer, mean: mean of measured parameters, TrAcc: The acceleration of hand tremor measured by accelerometer, Δ : parameter changes, CopSoq: Copenhagen psychosocial questionnaire, ROC: Receiver operating characteristic, AUC: Area under Curve.

and distraction. Some models have explicitly focused on muscle fatigue. For example, Jebelli et al. modeled muscle fatigue among construction workers with a system dynamics model with a physiological approach based on endurance time. In general, it can be said that the microscopic view of these studies on muscle fatigue is often very complicated for ergonomic purposes and due to many variables in some of these models, they have little applicability in work environments.

According to modeling principles, the best-fitted model is one that has the highest accuracy and precision. In addition, at the same time, it has more balanced sensitivity and characteristics than other fitted models.

4. CONCLUSIONS

Overall, in both work sectors of the shift, the

performance indicators of the fitted models had average performance (especially in the second half of the work shift), and they cannot be referred to as models with strong performance. However, the researchers of the present study believe that by adopting a systemic approach to muscle fatigue, it is possible to better identify the relationships and simultaneous interactions of risk factors in creating this phenomenon and control them with multifaceted recovery measures.

5. ACKNOWLEDGMENT

The authors also acknowledge the Vice Chancellor of Research and Technology at Hamadan University of Medical Sciences (grant number: 9803071931). Also, we are grateful to all workers and managers for their cooperation during data collection.

مدل‌سازی چندبُعدی خستگی دست با استفاده از هوش محاسباتی نرم

ندا مهدوی^۱، حسن ختن‌لو^۲، مهدی درویشی^۳، جواد فردمال^۴، ایمان دیانت^۵، رشید حیدری مقدم^{*۱}

^۱ گروه ارگونومی، مرکز تحقیقات بهداشت و ایمنی شغلی، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی همدان، همدان، ایران

^۲ گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران

^۳ گروه مکانیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه پیام نور تهران، تهران، ایران

^۴ گروه آمار زیستی، مرکز تحقیقات مدل‌سازی بیماری‌های غیرواگیر، دانشگاه علوم پزشکی همدان، همدان، ایران

^۵ گروه بهداشت حرفه‌ای و ارگونومی، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی تبریز، تبریز، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۵/۱۲، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۰۵

مکیده

مقدمه: خستگی جسمانی از مهمترین ریسک‌فاکتورهای آغازگر اختلالات اسکلتی-عضلانی در محیط‌های کاری است که هزینه‌های جانی و مالی زیادی در پی داشته است. تأثیر ریسک‌فاکتورهای جسمانی/بیومکانیکی، روانی-اجتماعی، محیطی و فردی بر خستگی عضلانی انکارناپذیر است. هدف این مطالعه مدل‌سازی پدیده خستگی عضلانی (به عنوان خروجی) ناحیه دست در محیط‌های کاری واقعی بر اساس این ریسک‌فاکتورها (به عنوان ورودی) با استفاده از روش‌های نرم محاسباتی است.

روش کار: در گام اول ریسک‌فاکتورهای مؤثر بر خستگی ۱۵۶ آزمودنی در سه شغل با نیازمندی‌های جسمانی متفاوت اندازه‌گیری شد. این ۱۲ ریسک‌فاکتورها با پرسشنامه‌های محیطی، روانی-اجتماعی کوپنهاگ، دموگرافیک و ابزار Man-TRA استخراج شدند. سپس جهت اندازه‌گیری خستگی با داینامومتر و شتاب‌سنج سه-محوره به ترتیب از معادله Roman-Liu و میانگین مجذور دامنه امواج شتاب استفاده شد. در نهایت با توجه به ماهیت ریسک‌فاکتورها و پدیده خستگی از ۶ دسته (۲۴ روش) یادگیری ماشین نظارت‌شده مبتنی بر طبقه‌بندی و با کمک نرم‌افزار MatLab (MatLab R2017b, The Mathworks Inc., MA, U.S.A.) برای برازش مدل‌ها استفاده شد.

یافته‌ها: بهترین مدل‌های برازش شده در نیمه اول و دوم شیفت کاری، با استفاده از روش‌های ماشین بردار پشتیبان حاصل شد. ریسک‌فاکتورهای جسمانی بیشترین تأثیر را بر خستگی جسمانی داشتند. پس از فیلتر نمودن ریسک‌فاکتورهای کم‌اولویت، در نیمه اول شیفت کاری بهینه‌ترین مدل صحت ۷۱/۸٪، دقت ۷۲/۵٪، حساسیت ۷۶/۹٪، ویژگی ۷۰/۸٪ و قدرت افتراق برابر با ۷۳٪ و در نیمه دوم شیفت کاری با صحت، دقت، حساسیت و ویژگی به ترتیب برابر با ۶۰/۳٪، ۵۷/۵٪، ۵۰٪ و ۴۶/۹٪ و قدرت افتراق در حدود ۶۲٪ به دست آمد.

نتیجه‌گیری: مدل‌های برازش شده برای خستگی دست در هر دو بخش شیفت عملکرد قابل قبولی داشتند، اما همچنان قابلیت بهینه‌تر شدن را دارا هستند. لذا ضروری است، مطالعات آینده ضمن ارتقای کیفی داده‌های ورودی و خروجی، سایر ابعاد مؤثر بر خستگی همچون بار کاری شناختی، نوع شیفت کاری و غیره را در مدل‌ها لحاظ کنند.

کلمات کلیدی: خستگی، مدل، لرزش، داینامومتر سنجش قدرت عضلانی

* پست الکترونیکی نویسنده مسئول مکاتبه: dr_haidari@yahoo.com

مقدمه

به هر وظیفه‌ی شغلی که فرد ملزم به استفاده از بخشی از بدن برای حمل، بالا آوردن، پایین بردن، هل دادن، کشیدن و نگه داشتن اشیاء، افراد و حیوانات باشد، وظیفه‌ی دستی اطلاق می‌شود (۱) که از وظایف کاری رایج در بسیاری از مشاغل است. آمارهای بین‌المللی بی‌شماری وجود دارند که نشان می‌دهند کارکنان درگیر در مشاغل دستی^۱، اختلالات اسکلتی-عضلانی زیادی را تجربه می‌کنند (۲-۴)؛ برای مثال، ۴۰٪ از شکایات کارگری در کشور استرالیا، مربوط به آسیب‌های اسکلتی-عضلانی ناشی از وظایف دستی است (۵). به همین ترتیب، خستگی عضلانی در گروهی از مشاغل که دارای وظایف دستی هستند نیز بسیار شایع است (۶). بدیهی است که دست به‌عنوان یک بخش مهم ساختمان اسکلتی-عضلانی که در انجام وظایف دستی نقش بسیار حیاتی دارد، دچار خستگی، درد و اختلالات اسکلتی-عضلانی شود.

اختلالات اسکلتی-عضلانی^۲، به آسیب‌ها و اختلالات ایجادشده در عضلات، تاندون‌ها، لیگامان‌ها، مفاصل و دیسک‌های بین‌مهره‌ای اطلاق می‌شود. این اختلالات، در سراسر جهان بسیار شایع بوده و هزینه‌های مالی (مستقیم و غیرمستقیم) و اجتماعی فراوانی به کشورها وارد می‌کند (۷). به همین علت، مدیریت عوامل ریسک ارگونومی و اختلالات اسکلتی-عضلانی، بسیار حائز اهمیت است. خستگی، به‌عنوان یکی از مهم‌ترین عوامل ریسک، آغازگر اختلالات اسکلتی-عضلانی در محیط‌های کاری حائز اهمیت است. همچنین اگر مهم‌ترین عملکرد عضلات را تولید نیروی عضلانی برای انجام کار جسمانی بدانیم، خستگی عضلانی می‌تواند باعث افت قابلیت عضلات، نقص در انجام وظایف کاری (۸) و در نتیجه، پیامدهای سنگین اقتصادی (۹، ۱۰) شود.

اگر نگاهی به عوامل ایجادگر خستگی داشته باشیم، به این نتیجه خواهیم رسید که تأثیر عوامل ریسک جسمانی/بیومکانیکی، همچون اعمال نیروی عضلانی زیاد (۱۱) و

1. Manual Tasks
2. Musculoskeletal Disorders: MSDs

بازه‌ی انجام کار (۱۲) بر خستگی عضلانی، انکارناپذیر است. مطالعاتی نیز وجود دارند که نشان می‌دهند عوامل روانی-اجتماعی، موجب برانگیختن عکس‌العمل‌های شیمیایی در بدن، افزایش تنش عضلانی (۱۳) و در نتیجه خستگی می‌شوند. همچنین محققان، معتقدند عوامل ریسک محیطی، علاوه بر تأثیرات فراوان بر سلامت عمومی و کیفیت زندگی و عملکرد شغلی، می‌توانند بر خستگی عضلانی (۱۴) نیز تأثیرگذار باشند. نشانه‌هایی از تأثیر برخی از عوامل ریسک فردی همانند بیشترین انقباض اختیاری (۱۵) و سن (۱۶) نیز در گسترش خستگی مشاهده شده است.

با توجه به توضیحات بالا، به نظر می‌رسد خستگی، پدیده‌ای چندبعدی بوده و بهتر است برای اندازه‌گیری و مدیریت آن، با دیدی چندبعدی به آن پرداخت. بر همین اساس، محققان مختلف، سعی بر مدل‌سازی خستگی عضلانی داشته‌اند (۱۷-۱۹). مدل‌سازی، نمایش ساده و نمادین پدیده‌های واقعی و پیچیده است (۲۰). مدل هر پدیده، توصیف قاعده‌مندی از عناصر اساسی آن پدیده است و باید بتواند به‌روشنی خصوصیات و عوامل مؤثر بر پدیده را بیان نموده و رفتار آن را پیش‌بینی نماید. مدل‌سازی پدیده‌ها، در بسیاری از علوم کاربردی و حتی نظری رایج است. روش‌های معمول در مدل‌سازی، شامل مدل‌سازی مفهومی، مدل‌سازی میدانی^۳، مدل‌سازی آزمایشگاهی^۴، مدل‌سازی ریاضی^۵، مدل‌سازی آماری^۶، مدل‌سازی مبتنی بر بانک داده^۷، مدل‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی^۸ و غیره می‌شود. یکی از دقیق‌ترین و به‌روزترین روش‌های مدل‌سازی، روش‌های منتسب به هوش محاسباتی است. یادگیری ماشین، شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که به موضوع یادگیری از روی نمونه‌های داده و استنتاج بر اساس آن می‌پردازد.

در مدل‌های خستگی جسمانی، خستگی به‌عنوان خروجی و عوامل ایجادگر آن، به‌عنوان متغیرهای ورودی

3. Field Scale Modeling
4. Laboratory Scale Modeling
5. Mathematical Modeling
6. Statistical Modeling
7. Inventory Modeling
8. Artificial Intelligence Modeling

(۲) آزمودنی، شرایط روانی-اجتماعی و محیطی مؤثر بر وی، به‌عنوان متغیر تأثیرگذار مورد توجه نبوده است.

(۳) تأثیر نوع شغل و وظیفه‌ی آزمودنی‌ها، در بسیاری از مدل‌های خستگی لحاظ نشده است.

(۴) مطالعات حوزه‌ی مدل‌سازی خستگی، به‌ندرت در محیط‌های واقعی انجام شده و در اکثر موارد، به‌صورت آزمایشگاهی یا مجازی طرح‌ریزی شده‌اند.

(۵) غالب مدل‌سازی خستگی جسمانی، با کمک روش‌های سنتی مدل‌سازی بوده و جای روش‌های داده‌کاوی یا هوش محاسباتی نرم، در این بین خالی است. بنابراین، اگر بتوان در مدل‌سازی‌های خستگی، این خلأهای پژوهشی را پوشش داد، می‌توان به مدل‌های جامع‌تر و قوی‌تر دست یافته و خستگی نیروی کار را با قابلیت بالاتری تخمین زد. به همین علت، ضرورت دارد با رویکردی چندبعدی (فراتر از روابط فیزیولوژیک و بیومکانیکی به‌طور محدود)، عوامل مؤثر بر خستگی جسمانی در یک محیط کاری واقعی از دیدگاه ارگونومی را گرد هم آورد تا با شناخت بهتر عوامل ایجادگر، بتوان از گسترش خستگی در کارکنان پیشگیری و پیامدهای حاصل از آن را مدیریت نمود؛ لذا هدف نوآورانه‌ی این مطالعه‌ی برآزش مدل‌هایی برای خستگی دست بر اساس ورودی‌های چندبعدی (عوامل ریسک جسمانی، روانی، محیطی، فردی و شغلی تأثیرگذار) با استفاده از روش‌های محاسباتی هوش نرم خواهد بود.

روش کار

این مطالعه‌ی مقطعی، پس از تصویب در کمیته‌ی اخلاق در پژوهش با کد IR.UMSHA.REC.1397.898، در سال‌های ۱۳۹۸ و ۱۳۹۹ اجرا شد. از آنجا که مهم‌ترین هدف مطالعه‌ی حاضر، مدل‌سازی خستگی بر اساس عوامل ایجادگر است، بنابراین ۱۲ عامل ایجادگر خستگی در پنج دسته به‌عنوان متغیرهای ورودی، وارد مدل خواهند شد. این عوامل، عبارت‌اند از:

- دسته‌ی ورودی‌های محیطی؛ شامل (۱) ارتعاش و (۲) آسایش حرارتی، با یک پرسش‌نامه‌ی محیطی

مورد توجه واقع شده‌اند. Wexler و همکاران، از دید مکانیسم‌های فیزیولوژیک (مبتنی بر مکانیسم Ca^{+2} پل‌های عرضی^۱)، به خستگی عضلانی پرداخته‌اند؛ اما به نظر می‌رسد دیدگاه میکروسکوپی و پرمغیر این مدل برای اهداف ارگونومی بسیار پیچیده بوده و قابلیت استفاده در محیط‌های کاری با اهداف ارگونومی را ندارد (Liu و همکاران نیز مدل‌های خستگی-بازیابی مبتنی بر واحدهای حرکتی را پیشنهاد داده‌اند (۲۱)). مدل Liu برای موقعیت‌هایی با انقباض اختیاری بیشینه که به‌ندرت در موقعیت‌های کاری دیده می‌شود، گسترش یافته است (۱۸). مدل دیگری که با رویکرد بیومکانیکی-فیزیولوژیکی برای مدل‌سازی خستگی عضلانی معرفی شده، روش پیشنهادی Giat و همکاران است که بر اساس رابطه‌ی نیرو- pH^+ عمل می‌کند (۲۲). Ma و همکاران نیز مدلی برای خستگی عضلانی و ریکاوری ویژه‌ی کارکنان حمل‌دستی بار در "محیط مجازی" ارائه نموده‌اند که بر اساس آن می‌توان برنامه‌های کار-استراحت مناسب را پیشنهاد داد (۲۳). همان‌طور که بررسی مطالعات حوزه‌ی مدل‌سازی خستگی نشان می‌دهد، این مدل‌ها با رویکردی خاص، پیچیده و محدود همچون مدل‌های بیومکانیکی (۲۳)، فیزیولوژیک (۲۱، ۲۲) و مکانیکی (۲۴-۲۶)، به موضوع خستگی پرداخته‌اند؛ و به‌جز مطالعه‌ی Ma و همکاران که نوع وظیفه‌ی افراد را در مطالعه‌ی خود مورد توجه قرار داده‌اند (وظیفه حمل‌دستی بار) (۱۵)، در بقیه‌ی مدل‌سازی‌های خستگی عضلانی، توجهی به وظیفه‌ی شغلی افراد نشده است.

در مجموع با محدودیت‌هایی که مدل‌ها و مطالعات پیشین در حوزه‌ی خستگی جسمانی داشته‌اند (۲۳، ۲۷)، خلأهای پژوهشی این حوزه را می‌توان در پنج دسته‌ی زیر طبقه‌بندی نمود:

(۱) بسیاری از مدل‌ها، دارای متغیرهای تک‌بعدی بوده و تنها به یک دسته از عوامل دخیل در ایجاد خستگی (برای مثال، فقط متغیرهای بیومکانیکی یا فیزیولوژیکی و...) پرداخته‌اند.

1. Cross-bridge
2. Force-pH Relationship

برازش یک مدل قوی، حداقل تعداد آزمودنی‌ها باید دو برابر تعداد متغیرهای ورودی باشد. در بهینه‌ترین حالت نیز باید مجذور تعداد متغیرها را به‌عنوان حجم نمونه‌ی مورد نظر قرار داد (۳۱). از آنجا که بر اساس مطالعات انجام‌شده، ۱۲ عامل ایجادگر خستگی (متغیر ورودی) مدنظر قرار گرفتند، برای برازش یک مدل بهینه، ضروری است ۱۴۴ آزمودنی در مطالعه شرکت داده شوند تا مراحل تست و آزمون مدل پیشنهادی با صحت و دقت بالا انجام پذیرد. جهت اطمینان، پس از کسب رضایت آگاهانه، ۱۵۶ داوطلب از کارکنان مشاغل دارای وظایف دستی دارای معیارهای ورود و خروج، وارد مطالعه شدند.

معیارهای ورود به این مطالعه، (۱) دارا بودن حداقل ۱۸ سال، (۲) عدم تجربه‌ی ناراحتی و اختلال اسکلتی-عضلانی در اندام فوقانی (گردن، شانه، بازو، آرنج، مچ و...) و (۳) عدم ابتلا به بیماری‌های قلبی-عروقی و تنفسی بود. وظایف شغلی کارکنان، بر اساس میزان اعمال نیرو برای اجرای وظایف و وزن ابزار مورد استفاده، در سه گروه وظایف دستی سبک (کارکنان اداری)، وظایف دستی متوسط (کارکنان قالب‌بافی) و وظایف دستی سنگین (کارکنان سنگ‌بری) دسته‌بندی شد (شکل ۱). هر یک از آزمودنی‌ها، در روز آزمون، وظایف شغلی روزمره و روزانه‌ی خود را انجام می‌دادند. همچنین با هدف ارزیابی دقیق‌تر تغییرات سطح خستگی جسمانی آزمودنی‌ها، شیفت کاری هشت‌ساعته‌ی آزمودنی‌ها به دو بازه تقسیم شد: بخش اول شیفت کاری از ساعت ۸ صبح تا ۱۲ ظهر و بخش دوم شیفت کاری از ۱۲:۳۰ ظهر تا ۱۶ تعیین شد؛ بنابراین، اندازه‌گیری‌های مرتبط با خستگی (که در ادامه شرح داده خواهد شد)، سه بار (در شروع، میانه و پایان) در شیفت کاری انجام شد.

جهت تعیین خروجی‌های مدل، یعنی خستگی، از دو ابزار داینامومتر هیدرولیک جامار (Lafayette Instruments Co., Inc) که از ابزارهای پرکاربرد و توصیه‌شده برای اندازه‌گیری قدرت چنگش است (۳۲)، و یک شتاب‌سنج سه‌محوره که از ابزارهای نوآورانه‌ی بررسی خستگی است، استفاده شد. بدین ترتیب، میانگین

معتبر و پایا (۲۸). علت انتخاب ورودی‌های محیطی به مدل پیشنهادی، آن است که مطالعات نشان داده‌اند آسایش صوتی (۲۹)، آسایش روشنایی (۳۰)، آسایش حرارتی (۳۱) و ارتعاش (۳۲)، از جمله متغیرهای محیطی تأثیرگذار بر خستگی هستند.

● دسته‌ی ورودی‌های جسمانی؛ شامل (۳) پوسچر، (۴) تکراری بودن وظایف و (۵) میزان نیروی اعمال‌شده، با استفاده از ابزار^۱ Man-TRA (۳۳). علت انتخاب این متغیرها به‌عنوان ورودی مدل، آن بوده است که عوامل ریسک پوسچر (۳۴)، حرکات تکراری (۳۵)، بازه‌ی زمانی کار (۱۲) و نیرو/سرعت انجام کار (۳۶)، از جمله‌ی مهم‌ترین متغیرهای جسمانی تأثیرگذار بر خستگی معرفی شده‌اند.

● دسته‌ی ورودی‌های روانی-اجتماعی؛ شامل امتیاز (۶) عدالت و رهبری سازمان، (۷) پیامدهای جسمانی، روانی، خانوادگی، (۸) محتوا و سازمان‌دهی وظایف، با استفاده از نسخه‌ی فارسی‌شده‌ی پرسش‌نامه‌ی کوپنهاگ (فرم کوتاه) (۳۷)؛ زیرا شواهد متعددی مبنی بر رابطه‌ی چشمگیر بین فاکتورهای روانی-اجتماعی پرسشنامه‌ی روانی-اجتماعی کوپنهاگ و خستگی، گزارش شده است (۳۸، ۳۹).

● از آنجا که سطح خستگی افراد به وظایف شغلی آن‌ها وابسته است و بر مبنای گروه‌های عضلانی درگیر در وظایف قابل تغییر است (۴۰)، دسته‌ی نوع شغل که همان (۹) شغل آزمودنی‌هاست (که بر اساس نوع وظایف کاری در یکی از گروه‌های مشاغل سنگین، متوسط یا سنگین قرار می‌گیرد)، به مدل وارد شد.

● و درنهایت چون متغیرهای دموگرافیک، یکی از متغیرهای مؤثر بر خستگی عضلانی به شمار می‌رود (۱۶، ۴۱)، دسته‌ی ورودی‌های فردی، شامل (۱۰) سن، (۱۱) شاخص توده‌ی بدنی و (۱۲) جنسیت، با استفاده از پرسش‌نامه‌ی دموگرافیک نیز در برازش مدل مورد توجه قرار گرفتند.

بر اساس قوانین نمونه‌برداری در محاسبات نرم، برای

1. Manual Task Risk Assessment

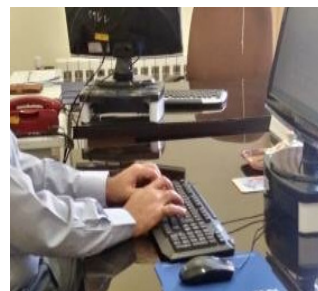
وظایف دستی سنگین



وظایف دستی متوسط



وظایف دستی سبک



شکل ۱: نمایی از مشاغل آزمودنی‌ها در مطالعه حاضر

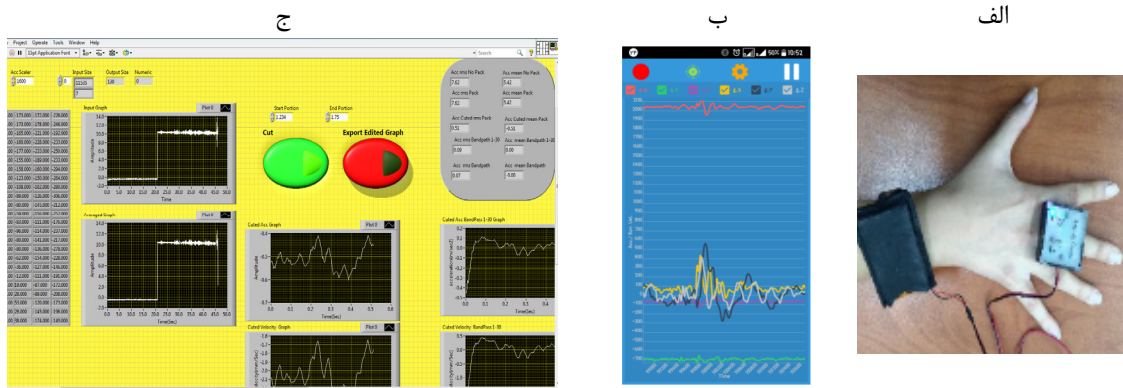


شکل ۲: پوسچر استاندارد برای ثبت نیروی چنگش آزمودنی‌ها

فاصله $3/8$ سانتی‌متری دو دسته) تنظیم شد (۳۴). در هر نوبت آزمون این مطالعه (شروع کار، اواسط کار، پایان کار)، با لحاظ کردن فاصله‌ی زمانی توصیه‌شده حدود ۶۰ ثانیه بین هر بار اعمال نیرو، میانگین سه بار اعمال نیروی چنگشی قوی (۳۵) ثبت شد و سپس تغییرات آن بر اساس معادله‌ی Roman-Liu (۳۶) به‌عنوان خستگی چنگش یا خستگی عضلانی در ناحیه‌ی دست تعیین و وارد مدل شد. بر اساس این معادله، خستگی عضلانی با معیاری تحت عنوان شاخص تغییر نیرو یا (Force Change Index)، اندازه‌گیری می‌شود. برای ثبت RMS-شتاب بردار برآیند لرزش دست غالب آزمودنی‌ها، از سنسورهای Wireless Accelerometer، مدل ADXL345 (۳۷) که در جعبه‌ی سبکی با ابعاد

نیروی چنگش و RMS-شتاب لرزش دست، سه بار در طی یک شیفت کاری (ابتدا، میانه و انتهای یک شیفت کاری هشت‌ساعته) ثبت شد. روند نزولی (مقدار شیب منفی) نیروی چنگش و صعودی (مقدار شیب مثبت) RMS-شتاب لرزش دست، به‌عنوان نشانه‌های خستگی وارد مدل شدند.

برای ثبت میانگین نیروی چنگش آزمودنی‌ها در هر نوبت اندازه‌گیری، از آنان خواسته شد در موقعیت استاندارد پیشنهادی جامعه‌ی درمانگران دست آمریکا (American Society of Hand Therapists: ASHT) قرار گرفته و (با انگیزش کلامی) داینامومتر را با 10% نیروی خود بفشارند (شکل ۲). بر اساس توصیه‌ی محققان، برای ارزیابی‌های عمومی، فاصله‌ی دو دسته دینامومتر در موقعیت دوم



شکل ۳: شتاب‌سنج سه‌محوره وایرلس (الف)، اپلیکیشن ثبت (ب)، کدنویسی در محیط LabView (ج) برای تحلیل داده‌های امواج لرزشی در مطالعه حاضر.

ثانیه‌ای) با پنجره‌های یک‌ثانیه‌ای پنجره‌بندی و برای تحلیل در حوزه ی زمان، با استفاده از فیلتر باتورث مرتبه ی دوم^۱، در محدوده ی بین ۱ تا ۳۰ هرتز فیلتر شدند (۴۰، ۴۱). پس از ثبت داده‌های لرزش فیزیولوژیک و کنشی دست، این داده‌ها در نهایت روند افزایشی RMS-شتاب لرزش ثبت‌شده طی یک شیفت کاری، به‌عنوان گسترش خستگی در نظر گرفته شد.

برازش مدل

نمرات عوامل ایجادگر محیطی، فردی، روانی-اجتماعی و جسمانی هر یک از آزمودنی‌ها به‌عنوان متغیرهای ورودی، وارد فایل اکسل شد. همچنین به‌عنوان متغیر پاسخ، وضعیت خستگی افراد بر اساس سطح‌بندی امتیازات به‌دست‌آمده با داینامومتر و شتاب‌سنج، به‌عنوان متغیر پاسخ برای هر آزمودنی در همان فایل اکسل وارد شد. در نهایت، داده‌های واردشده در فایل اکسل، جهت انجام کدنویسی مدل‌های مبتنی بر هوش محاسباتی نرم، به محیط متلب (The Mathworks Inc., MA, R2017b, U.S.A.) منتقل گردید.

برای بررسی عملکرد مدل‌های برازش‌شده، از معیارهای ارزیابی عملکرد (دقت، صحت، حساسیت و ویژگی) و نمودار مشخصه ی عملکرد یا منحنی ROC (Receiver Operating Characteristic) استفاده شد.

1. Butterworth bandpass filtered (2nd order)

پروفایلی ۱۷×۳۷×۴۱ میلی‌متر و وزن تقریبی ۲۷/۸ گرم (شکل ۳، الف) قرار گرفته بود، استفاده شد. این سنسور، در پژوهشگاه زلزله ی ایران کالیبره شد. همچنین جهت بررسی پایایی و روایی داده‌های ثبت‌شده توسط سنسور، در بازه‌های زمانی منظم، سه وجه جعبه ی حاوی سنسور که در راستای محورهای x، y و z قرار داشتند، روی زمین قرار گرفتند. از آنجا که هر سه وجه، شتابی معادل شتاب گرانش ($9/8 \text{ m.s}^{-1}$) را ثبت کردند، کالیبره بودن، روایی و پایایی طی نمونه‌برداری نیز مورد تأیید واقع شد.

فرکانس ثبت این تجهیز، ۴۰۰ داده در ثانیه بود و داده‌های ثبت‌شده را به‌طور وایرلس به اپلیکیشن مربوطه (شکل ۳، ب) و سپس لپ‌تاپ منتقل و با استفاده از کدنویسی انجام‌شده در نرم‌افزار لب‌ویو (LabView, Corporation, Austin, TX National Instruments) تحلیل شد (شکل ۳، ج).

برای ثبت داده‌های لرزش دست، آزمودنی در موقعیت پیشنهادی ASHT قرار گرفته، ساعد روی یک سطح افقی تکیه کرده و دست (مچ، استخوان‌ها و انگشتان کف دست) حالتی آزاد داشت. شتاب‌سنج سه‌جهته، به مدت ۱۵ ثانیه در هر نوبت (قبل از شروع کار، اواسط کار و پایان کار)، با یک چسب دوطرفه و تسمه روی انگشت وسط دست غالب نصب شده و از لرزش دست غالب آزمودنی‌ها نمونه‌برداری انجام شد (۳۸، ۳۹). جهت تحلیل داده‌های لرزشی جمع‌آوری‌شده، ۱۰ ثانیه وسط (میانه بازه ۱۵

جدول ۳: تعداد افراد با تجربه خستگی چنگش (FCI-) و عدم خستگی چنگش (FCI+) در جمعیت مطالعه (۱۵۶ نفر)

شاخص تغییرات نیرو	مشاغل دستی سبک n=۵۲		مشاغل دستی متوسط n=۶۰		مشاغل دستی سنگین n=۴۴	
	عدم خستگی	خستگی	عدم خستگی	خستگی	عدم خستگی	خستگی
بخش اول شیفت کاری	۳۳	۱۹	۲۸	۳۲	۲۸	۱۶
بخش دوم شیفت کاری	۲۷	۲۵	۲۹	۳۱	۲۳	۲۱

یافته ها

الف. نتایج سنجش خستگی با استفاده از «شاخص تغییر نیروی چنگش»

جهت مقایسه ی مشاغل دارای وظایف دستی سبک، متوسط و سنگین از دیدگاه خستگی چنگشی، تعداد حالت‌های خستگی (FCI-) و عدم خستگی (FCI+) تعیین شد. تعداد افرادی که در هر یک از گروه‌های شغلی، خستگی/عدم خستگی چنگش را تجربه کرده بودند، در هر دو بخش شیفت کاری، در جدول ۳ قابل مشاهده است.

ب. نتایج سنجش خستگی با استفاده از «تغییر پارامترهای لرزش دست غالب»

در این بخش از نتایج، بردار برآیند^۵ (برآیند سه محور x، y و z) پارامتر RMS شتاب لرزش دست غالب در هر سه سطح شغلی (مشاغل دارای وظایف دستی سبک، مشاغل دارای وظایف دستی متوسط و مشاغل دارای وظایف دستی سنگین) به تفکیک در جدول ۴ توصیف شده است.

همچنین روند تغییرات پارامتر شتاب لرزش دست در طول یک شیفت کاری نیز با استفاده از نمودار شکل ۴ قابل مشاهده است.

د. مدل‌های برازش شده

در این مطالعه، از ۶ دسته (۲۴ روش) یادگیری ماشین نظارت‌شده مبتنی بر طبقه‌بندی برای برازش مدل‌های

5. Sum Vector

برای رسیدن به این هدف، از اعتباربخشی متقابل^۱ ده‌لایه^۲ (تقسیم مشاهدات به ۱۰ قسمت) استفاده شد؛ بدین معنا که داده‌ها به ۱۰ قسمت تا حد امکان مساوی تقسیم شده، ۹ قسمت تحت آموزش^۳ قرار گرفته و نتایج با قسمت دهم آزمون می‌شد. این فرآیند، ۱۰ بار تکرار شده و هر بار یکی از قسمت‌ها برای آزمون در نظر گرفته شده و ۹ قسمت باقیمانده، مورد آموزش قرار گرفتند؛ در نتیجه، کل مجموعه داده‌ها هم برای آموزش و هم برای آزمایش مورد استفاده قرار گرفتند. در انتهای هر فاز آموزش، قابلیت تعمیم مدل آموزش داده‌شده با استفاده از داده‌های آزمایش ارزیابی شد.

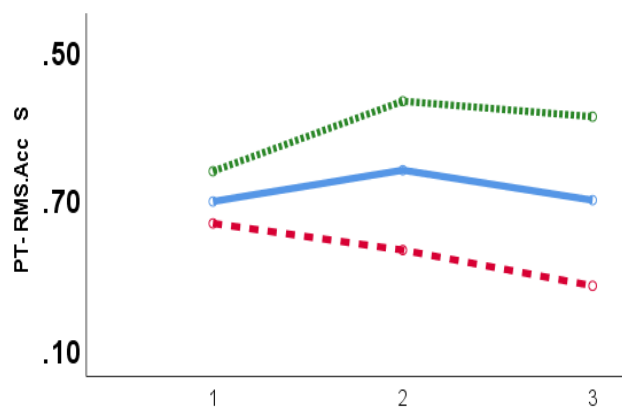
در طراحی یک مدل، اغلب خصوصیتی از پدیده گنجانده می‌شود که در تعیین و بیان رفتار پدیده مؤثرتر باشند. هرچه جزئیات مؤثر بر پدیده در مدل بیشتر گنجانده شده باشد، شباهت بیشتری به پدیده و رفتار آن خواهد داشت. روش NCA^۴ با تجزیه و تحلیل اجزای همسایه، قابلیت شناسایی تأثیرگذارترین عوامل مؤثر بر یک پدیده را داراست؛ لذا در نهایت جهت افزایش سطح بهینگی مدل‌های برازش‌شده، مهم‌ترین عوامل ریسک مؤثر بر خستگی از بین ۱۲ متغیر ورودی، با استفاده از روش NCA استخراج و ورودی‌های اولویت‌دار، وارد مدل‌های مبتنی بر طبقه‌بندی نظارت‌شده شدند.

1. Cross Validation
2. 10 -fold
3. Train
4. Neighborhood Component Analysis

جدول ۴: مقدار میانگین و انحراف معیار RMS شتاب در محور برآیند برای لرزش فیزیولوژیک دست غالب

انحراف معیار \pm میانگین			تکرار آزمون
مشاغل دستی سنگین	مشاغل دستی متوسط	مشاغل دستی سبک	
0.0734 ± 0.248	0.1664 ± 0.188	0.1693 ± 0.150	ابتدای روز کاری
0.1827 ± 0.200	0.1485 ± 0.198	0.1735 ± 0.149	میانه روز کاری
0.1807 ± 0.249	0.1580 ± 0.237	0.1695 ± 0.181	پایان روز کاری

شتاب RMS (m/s^2)



شکل ۴: روند تغییرات پارامترهای لرزش فیزیولوژیک در محور برآیند برای سه سطح مشغل دستی

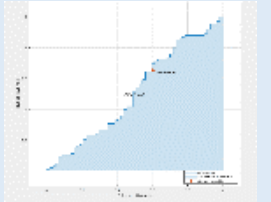

بین ابتدا تا میانه ی شیفت کاری) و (۲) نیمه ی دوم شیفت کاری (بازه ی بین میانه تا انتهای شیفت کاری). در مطالعه ی حاضر، با در نظرگیری همزمان تمام عوامل ریسک ورودی، در بخش اول کار، بهینه ترین مدل با دقت $64/3\%$ ، صحت $63/5\%$ ، حساسیت 66% و ویژگی $64/6\%$ با روش SVM برازش شد (با در نظرگیری تغییرات لرزش فیزیولوژیک به عنوان خروجی). به همین ترتیب، در بخش دوم کار دقت، صحت، حساسیت و ویژگی، بهینه ترین مدل با روش SVM برازش و عملکرد آن به ترتیب $59/6\%$ ، $60/3\%$ ، $60/2\%$ و 60% تعیین شد (با در نظرگیری تغییرات لرزش کنشی به عنوان خروجی). نتایج مربوط به مدل های بهبودیافته که با استفاده از روش NCA برای فیلتر کردن عوامل ریسک کم اولویت و

خستگی استفاده شد که شامل دسته ی مدل های مبتنی بر درخت، دسته ی مدل های مبتنی بر SVM، دسته ی مدل های مبتنی بر تئوری بیز، دسته ی مدل های مبتنی بر نزدیک ترین همسایگی یا K-NN^۱، دسته ی مدل های خطی و دسته ی مدل های مبتنی بر تجمع^۲ بود؛ اما از آنجا که بهترین برازش ها با استفاده از روش های ماشین بردار پشتیبان^۳ یا SVM حاصل شد، نتایج حاصل از برازش مدل با این روش، برای مدل سازی خستگی در کارکنان دارای وظایف دستی ارائه شده است.

مدل های برازش شده، به تفکیک در دو بخش شیفت کاری ارائه شدند: (۱) نیمه ی اول شیفت کاری (بازه ی

1. K-Nearest Neighbors
2. Ensemble
3. Support vector machines: SVM

جدول ۵: ارزیابی عملکرد دسته‌بندی بر اساس روش SVM (با در نظرگیری ورودی‌های اولویت‌دار) برای پارامترهای خستگی در بخش اول شیفت کاری

Δ Phy.TrAcc	Δ GFmean	پارامترهای خستگی	معیارهای ارزیابی عملکرد
نوع شغل سرعت/ نیروی اعمال شده پوسچر بازه زمانی انجام کار فاکتور ۱ پرسشنامه کوپنهاگن فاکتور ۲ پرسشنامه کوپنهاگن فاکتور ۳ پرسشنامه کوپنهاگن	بازه زمانی انجام کار سطح تکراری بودن وظایف ارتعاش امتیاز کل شاخص ManTRA فاکتور ۱ پرسشنامه کوپنهاگن فاکتور ۲ پرسشنامه کوپنهاگن	ریسک فاکتورهای تأثیرگذار	
Cubic	Gaussian		نوع تابع Kernel
۲	۰/۸		شاخص Kernel ^۱
۵۵/۸ %	۷۱/۸ %		صحت
۵۲/۰ %	۷۲/۵ %		دقت
۶۴/۶ %	۷۶/۹ %		بازیابی یا حساسیت
۴۰/۴ %	۷۰/۸ %		ویژگی
			توان آزمون (منحنی ROC) محور افقی: FPR محور عمودی: TPR
۰/۵۱	۰/۷۳		قدرت افتراق (میزان AUC)

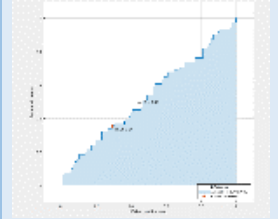
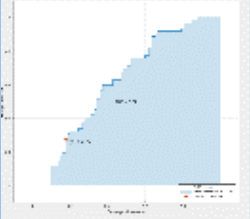
GF: نیروی چنگش، mean: میانگین نیروی چنگش اعمال شده، Physiological Tremor (Phy.Tr): لرزش فیزیولوژیک دست، Δ : اختلاف میزان پارامتر اندازه‌گیری شده در میانه کار نسبت به پایان کار، ROC: Receiver Operating Characteristics: منحنی مشخصه عملکرد سیستم، Area Under Curve (AUC): سطح زیر منحنی، FPR: False Positive Rate: نرخ تشخیص اشتباه خستگی یا ویژگی، TPR: True Positive Rate: نرخ تشخیص صحیح خستگی یا حساسیت.

¹ Kernel scale

بر طبقه‌بندی با استفاده از روش SVM، با ورودی‌های اولویت‌دار و خروجی‌های تغییرات نیروی چنگش و RMS-شتاب لرزش فیزیولوژیک در بخش دوم شیفت کاری (میانه تا پایان شیفت کاری) مشاهده می‌شود. همان‌طور که پیداست، در هر دو بخش شیفت کاری، شاخص‌های نکویی مدل‌های برازش‌شده بر اساس خروجی‌های داینامومتر، عملکرد مطلوب‌تری نسبت به مدل‌های برازش‌شده بر اساس خروجی‌های لرزش دست داشتند.

وارد کردن عوامل ریسک مؤثرتر در مدل‌های خستگی با هدف افزایش سطح بهینگی مدل‌های برازش‌شده مورد استفاده قرار گرفت، در جدول ۵ و جدول ۶ آمده است. در جدول ۵، نتایج عملکرد مدل برازش‌شده مبتنی بر طبقه‌بندی با استفاده از روش SVM، با ورودی‌های اولویت‌دار و خروجی‌های تغییرات نیروی چنگش و RMS-شتاب لرزش فیزیولوژیک در بخش اول شیفت کاری (ابتدا تا میانه ی شیفت کاری) قابل مشاهده است. در جدول ۶ نیز نتایج عملکرد مدل برازش‌شده مبتنی

جدول ۶: ارزیابی عملکرد دسته‌بندی بر اساس روش SVM (با در نظرگیری ورودی‌های اولویت‌دار) برای پارامترهای خستگی در بخش دوم شیفت کاری

Δ Phy.Tr _{Acc}	Δ GF _{mean}	پارامترهای خستگی
امتیاز کل شاخص ManTRA فاکتور ۱ پرسشنامه کوپنهاگن فاکتور ۲ پرسشنامه کوپنهاگن فاکتور ۳ پرسشنامه کوپنهاگن	نوع شغل پوسچر فاکتور ۱ پرسشنامه کوپنهاگن فاکتور ۲ پرسشنامه کوپنهاگن	ریسک فاکتورهای تأثیرگذار
Gaussian	Gaussian	نوع تابع Kernel
۰/۹	۰/۵	شاخص Kernel ^۲
۵۴/۵٪	۶۰/۳٪	صحت
۵۳/۵٪	۵۷/۵٪	دقت
۵۰/۰٪	۵۰/۰٪	بازایی یا حساسیت
۵۶/۶٪	۴۶/۹٪	ویژگی
		توان آزمون (منحنی ROC) محور افقی: FPR محور عمودی: TPR
۰/۵۲	۰/۶۲	قدرت افتراق (میزان AUC)

Physiological Tremor (Phy.Tr): لرزش فیزیولوژیک دست، Δ : اختلاف میزان نیروی چنگش، mean: میانگین نیروی چنگش اعمال شده، Grip Force (GF) میانگین نیروی چنگش اعمال شده، Receiver Operating Characteristics (ROC): منحنی مشخصه عملکرد سیستم، Area Under Curve (AUC): سطح زیر منحنی، False Positive Rate (FPR): نرخ تشخیص اشتباه خستگی یا ویژگی، True Positive Rate (TPR): نرخ تشخیص صحیح خستگی یا حساسیت.

^۲ Kernel scale

بحث

در این مطالعه، به مدل‌سازی پدیده‌ای به نام خستگی دست پرداخته شد. خروجی همه‌ی این مدل‌ها، خستگی جسمانی ناحیه‌ی دست بود که بر اساس میزان تغییر نیروی چنگش و لرزش دست محاسبه شد. Glock و همکاران، یک مدل بیومکانیکی برای خستگی عضلانی پیشنهاد دادند که بر اساس بارهای بیشینه‌ی واردشده بر مفاصل بدن (مهره‌های کمری، شانه و ساعد) طی یک شیفت کاری، خستگی تجمعی مورد انتظار افراد را تخمین می‌زد (۵۳). Liang Ma و همکاران، مدلی ساده و مبتنی بر روابط ریاضی برای خستگی عضلانی و ریکاوری ویژه‌ی کارکنان حمل‌دستی بار در "محیط مجازی"

در این مطالعه، با در نظرگیری چندبعدی عوامل ریسک ایجادگر خستگی، به مدل‌سازی خستگی جسمانی ناحیه‌ی دست در دو بخش یک شیفت کاری با استفاده از روش‌های نوین داده‌کاوی پرداخته شد. بهترین مدل‌های برازش‌شده در نیمه‌ی اول و دوم شیفت کاری که حائز معیارهای قابل قبول نکویی بودند، با استفاده از روش‌های ماشین بردار پشتیبان حاصل شد. همچنین تحلیل اولویت عوامل ریسک مؤثر بر خستگی دست، نشان داد که عوامل ریسک جسمانی، بیشترین تأثیر را بر خستگی ناحیه‌ی دست دارند.

دست، مشخصات فردی (همچون قد، وزن و جنسیت)، تعداد تکرار وظایف حین یک شیفت کاری، زمان مورد نیاز برای تکمیل وظایف کاری و خروجی مدل آن‌ها، بارهای بیشینه واردشده بر مفاصل بدن (مهره‌های کمری، شانه و ساعد) بود (۵۳). Liang Ma و همکاران، مدلی ساده و مبتنی بر روابط ریاضی را برای خستگی عضلانی و ریکووری ویژه‌ی کارکنان حمل دستی بار در "محیط مجازی" ارائه نموده‌اند که خروجی آن، پیشنهاد برنامه‌های کار-استراحت مناسب بود (۱۵). آن‌ها ورودی‌هایی محدود همچون بار خارجی، سابقه‌ی کاری و تفاوت‌های فردی را برای پیش‌بینی خستگی عضلانی، مورد توجه قرار دادند (۱۵).

در این مطالعه، پس از آزمودن ۲۴ روش مدل‌سازی بر پایه‌ی هوش محاسباتی، روش مبتنی بر دسته‌بندی SVM، بهترین عملکرد را داشت. برخی مطالعات، از روش‌هایی همچون شبکه‌های بیزین (۵۴)، مدل‌های ترکیبی با ادغام مدل پنهان مارکوف^۱ در شبکه‌های بیزین (۵۵)، مدل اصلاح خطای بردار^۲ (۵۶) و مدل فاجعه‌ی منقاری^۳ (۵۷) برای مدل‌سازی پدیده‌ی خستگی سود جست‌ه‌اند. در این بین، روش SVM، از جمله‌ی محبوب‌ترین و شناخته‌شده‌ترین روش‌های مبتنی بر دسته‌بندی است که در بسیاری از مطالعات حوزه‌ی ارگونومی، به کار رفته است (۵۸-۶۰)؛ برای مثال، Yeo و همکاران، از روش‌های مبتنی بر SVM، برای ارزیابی خستگی و خواب‌آلودگی رانندگان با استفاده از خروجی‌های EEG استفاده نموده‌اند (۵۹).

نتایج تعیین میزان اولویت متغیرهای ورودی با استفاده از روش NCA، نشان داد که در نیمه‌ی اول شیفت کاری، متغیرهای ورودی همچون بازه‌ی زمانی انجام کار، سطح تکراری بودن وظایف، ارتعاش، امتیاز کل شاخص ManTRA، فاکتور ۱ پرسشنامه‌ی کوپنهاگ و فاکتور ۲ پرسشنامه‌ی کوپنهاگ، بیشترین تأثیرگذاری را بر سطح خستگی دست آزمودنی‌ها داشته‌اند؛ در حالی که

ارائه نموده‌اند که خروجی آن، پیشنهاد برنامه‌های کار-استراحت مناسب بود (۱۵). ضمن محدود بودن عوامل ریسک مورد توجه در این مطالعات، محیط مطالعات، غالباً یک محیط مجازی/آزمایشگاهی بود که تعمیم نتایج آن‌ها به خستگی عضلانی کارکنان در محیط‌های کاری واقعی، به‌دشواری امکان‌پذیر است. همچنین برخلاف انتظار، تمرکز هیچ‌یک از این مطالعات، بر خستگی ناحیه‌ی دست نبوده است.

در این مطالعه، با رویکردی کل‌نگرانه (ماکرو)، به مدل‌سازی پدیده‌ی خستگی دست پرداخته شده است. ورودی‌های مدل‌های برازش‌شده، شامل میزان مواجهه با ارتعاش، آسایش حرارتی پوسچر، میزان تکراری بودن وظایف، میزان نیروی اعمال‌شده، عدالت و سبک رهبری سازمان، شرایط جسمانی، روانی، خانوادگی، محتوا و سازمان‌دهی وظایف، نوع شغل، سن، شاخص توده‌ی بدنی و جنسیت بوده است. هم‌راستا با مطالعه‌ی حاضر، Kahreman و همکاران نیز دیدی کل‌نگرانه به مدل‌سازی خستگی انسانی در محیط‌های کاری واقعی صنایع حساس از دید ایمنی، با استفاده از شبکه‌های بیزین داشتند (۵۴). آن‌ها (۱) فاکتورهای مربوط به کارکنان (کیفیت خواب عمومی، شرایط جسمانی، شرایط کاری، نوع سیرک‌آدین غالب بر فرد، ساعت بیداری از خواب، سن، میزان استراحت، سطح اضطراب، تغذیه، سابقه‌ی بیماری، سابقه‌ی مصرف داروها و الکل، فعالیت جسمانی، نوع وظیفه، استرس و شرایط روانی-اجتماعی و آموزش)، (۲) فاکتورهای مدیریتی (بار کاری، تغییر شیفت، شرایط نیازمند هوشیاری بالا، اثر جت‌لگ، سطوح مدیریتی و نیازهای مدیریتی)، (۳) فاکتورهای کشتی (تسهیلات موجود در کشتی، سن کشتی، تسهیلات تفریحی و رفاهی، سطح تعمیر و نگهداری، محیط خواب کارکنان، ارتعاش کشتی، حرکات کشتی و (۴) فاکتورهای محیطی (کلید محیط کاری همچون صدا، دما، آب‌وهوا، روشنایی، میزان رطوبت و...) را به‌عنوان ورودی، مورد توجه قرار دادند (۵۴). برخلاف مطالعه‌ی حاضر، ورودی‌های مدل بیومکانیکی Glock و همکاران، شامل پوسچر، نیروی

1. Hidden Markov Model: HMM
2. Vector Error Correction Model (VECM)
3. Cusp catastrophe model

در نیمه ی دوم شیفیت کاری، نوع شغل، پوسچر، فاکتور ۱ و ۲ پرسشنامه ی کوپنهاگ، مؤثرترین عوامل ریسک مؤثر بر خستگی دست بوده‌اند. هم‌راستا با نتایج مطالعه ی حاضر، برخی مطالعات، عوامل ریسک جسمانی (همچون اعمال نیروی عضلانی زیاد) (۶۲، ۶۱، ۱۱)، بازه ی انجام کار (۶۳، ۱۲) و عوامل روانی-اجتماعی (۶۴) را از مهم‌ترین علل ایجاد خستگی می‌دانند. برخلاف مطالعه ی حاضر، برخی مطالعات، عوامل ریسک محیطی (۳۲) یا فردی (۴۱، ۱۶) را تأثیرگذارترین عامل بر خستگی دانسته‌اند. علت تأثیرگذاری ضعیف‌تر عوامل ریسک محیطی را می‌توان در مناسب بودن نسبی آن‌ها دانست؛ به‌گونه‌ای که آزمودنی‌ها از نظر شرایط آسایش حرارتی و ارتعاش، در وضعیت نسبتاً مطلوبی قرار داشتند و در اولویت برنامه ی مداخلات قرار نمی‌گیرند؛ اما درخصوص علت اولویت پایین عوامل ریسک فردی، نمی‌توان تفسیر منطقی ارائه نمود؛ بنابراین، ضروری است که عوامل ریسک فردی و ارتباط آن با خستگی عضلانی، در مطالعات آتی تحت بررسی‌های بیشتری قرار گیرند؛ اما توجه به عوامل ریسک جسمانی و روانی-اجتماعی، در مدیریت خستگی جسمانی یا خستگی دست، اهمیت بسیار زیادی دارد.

نتایج مطالعه، نشان داد که مدل‌سازی خستگی دست پس از لحاظ کردن ورودی‌های اولویت‌دار (تعیین‌شده با روش NCA)، عملکرد مطلوب‌تری نسبت به وارد کردن همه ی ورودی‌ها (بدون توجه به سطح اولویت) داشته است؛ به‌طوری که پس از لحاظ کردن ورودی‌های اولویت‌دار تعیین‌شده با روش NCA، در نیمه ی اول شیفیت کاری، مدل برازش‌شده مبتنی بر روش SVM برای ابزار داینامومتر، با صحت $71/8\%$ ، دقت $72/5\%$ ، حساسیت $76/9\%$ ، ویژگی $70/8\%$ و AUC برابر با 73% از عملکرد خوبی برخوردار بود. این یافته، بدین معناست که مدل حاضر، با دقت $72/5\%$ درصد، در $71/8\%$ درصد از موارد، قادر است افراد دچار خستگی دست را بر اساس متغیرهای ورودی به‌درستی شناسایی کند. به همین ترتیب، عملکرد مدل برازش‌شده مبتنی بر SVM برای ابزار داینامومتر در نیمه ی دوم کار، دارای صحت، دقت، حساسیت و

ویژگی به ترتیب برابر با $60/3\%$ ، $60/7\%$ ، $62/5\%$ و $59/3\%$ بود و با میزان AUC در حدود 58% ، عملکرد نسبتاً مناسبی داشت. بهترین مدل برازش‌شده، مدلی است که از بالاترین صحت و دقت برخوردار باشد؛ علاوه بر این، به‌طور هم‌زمان، حساسیت و ویژگی متعادل‌تری نسبت به سایر مدل‌های برازش‌شده داشته باشد. در مدل‌های با حساسیت بالا، احتمال اینکه خستگی افراد، عدم خستگی تشخیص داده شود، کمتر است. هم‌راستا با مطالعه ی حاضر، در مطالعه ی Ding و همکاران نیز بهترین عملکرد مدل (صحت در حدود 78%)، زمانی ایجاد شد که خروجی چند سنسور در یک مدل مبتنی بر SVM ادغام شدند؛ اگرچه در مطالعه ی آن‌ها صحت برخی از مدل‌های برازش‌شده برای برخی سنسورها پایین و در حدود 48% بود (۶۵). بر اساس اصول مدل‌سازی، گرچه نکویی مدل‌های برازش‌شده در هر دو بخش کار عملکرد قابل قبول و رضایت‌بخشی دارند؛ اما قابلیت ارتقای بیشتر و بهینه‌تر شدن را نیز دارا هستند. با این حال، باید توجه داشت که داده‌های ورودی و خروجی این مدل‌ها، همگی در محیط واقعی و از کارکنان واقعی شاغل در محیط‌های کاری (و نه به‌صورت مجازی و تحت شرایط کنترل‌شده ی آزمایشگاهی) جمع‌آوری شده‌اند. در چنین محیط‌هایی، شاهد تعامل و اثرگذاری چندلایه‌ای عوامل هستیم که می‌تواند شدت تأثیرگذاری عوامل را دستخوش تغییر نموده و به این ترتیب، شفافیت و عملکرد مدل را تحت تأثیر قرار دهد. همچنین ممکن است عوامل ریسک مؤثر دیگری همچون بار کاری شناختی وجود داشته باشند که در مطالعه ی حاضر، مورد توجه واقع نشده‌اند. شاخص‌هایی نکویی مدل‌های برازش‌شده بر اساس خستگی مبتنی بر لرزش دست، صحت و دقت کمتری نسبت به مدل‌های برازش‌شده بر اساس خستگی چنگش (اندازه‌گیری‌شده با داینامومتر) داشتند؛ که علت آن را می‌توان در تداخل احتمالی امواج لرزشی دست با ارتعاشات محیطی موجود در محل کار دانست. بدین ترتیب که با وجود تلاش در ثبت داده‌ها در محیطی دور از محیط کار، میزان تغییرات لرزش دست که دامنه ی

مدل‌سازی، روش‌های منتسب به هوش محاسباتی است که با گسترش علوم کامپیوتر، روزه‌روز ارتقا می‌یابد. بر همین اساس، پیشنهاد می‌شود که مطالعات آتی، به مدل‌سازی خستگی جسمانی با استفاده از هوش مصنوعی و بر اساس ورودی‌های عینی و ابزارهای معتبرتر سنجش خستگی بپردازند.

نتیجه‌گیری

بر اساس نتایج مدل‌سازی در مطالعه، می‌توان با در نظرگیری چندبعدی عوامل ریسک تأثیرگذار، خستگی دست را تا حدود قابل قبولی تخمین زد؛ اما ضروری است مطالعاتی در راستای بهبود عملکرد چنین مدل‌هایی طرح‌ریزی شود. از مهم‌ترین فواید مدل‌سازی خستگی، شناسایی و اولویت‌بندی عوامل ریسک تأثیرگذار است که می‌تواند در انتخاب نوع و زمان پیاده‌سازی مداخلات ارگونومی مؤثر باشد. در مطالعه‌ی حاضر، اولویت مدیریت عوامل ریسک محیط برای کاهش سطح خستگی کارکنان، بر کنترل عوامل ریسک جسمانی و سپس عوامل ریسک روانی-اجتماعی قرار گرفت. ضروری است که مطالعات آتی، ضمن ارتقای کیفی داده‌های ورودی و خروجی مدل‌های خستگی، سایر ابعاد مؤثر بر خستگی جسمانی همچون بار کاری شناختی، نوع شیفت کاری، فصل، تیپ شخصیتی و غیره را نیز در مدل‌ها لحاظ کنند.

بسیار کوچکی داشتند، با لرزش‌های محیطی ماسکه شده و شاهد تغییر محسوس این متغیر در راستای گسترش خستگی نبوده‌ایم (جدول ۴). به همین علت، مدل‌های برازش‌شده نیز عملکرد بالایی نداشتند.

از مهم‌ترین نقاط قوت این مطالعه‌ی فیلدی، لحاظ کردن چندبعدی عوامل ریسک مؤثر بر خستگی، استفاده از ابزارهای عینی برای سنجش خستگی و به کار بردن روش‌های مدل‌سازی مبتنی بر هوش محاسباتی بود. در مدل‌های برازش‌شده در این مطالعه، از داینامومتر و شتاب‌سنج که از ابزارهای عینی برای ثبت خروجی مدل (خستگی) هستند، استفاده شد. یکی از مهم‌ترین محدودیت‌های مطالعه‌ی حاضر، آن است که به علت انجام مطالعه در محیط کاری واقعی و تداخل امواج مزاحم در امواج ثبت‌شده، استفاده از تجهیزات معتبرتر ثبت خستگی همچون الکترومایوگراف، امکان‌پذیر نبود. اگرچه این ابزارها در زمره‌ی ابزارهای عینی خستگی محسوب می‌شوند و نسبت به ابزار ذهنی معتبرتر هستند؛ اما مسلماً اعتبار کمتری نسبت به ابزار طلایی و استاندارد الکترومایوگرافی در سنجش خستگی دارند. همچنین به علت محدودیت‌های گردآوری داده در محیط‌های کاری واقعی، ورودی‌های محیطی و جسمانی آزمودنی‌ها با استفاده از پرسش‌نامه (به جای سنجش با ابزارهای عینی) انجام شد که می‌تواند بر عملکرد مدل‌های برازش‌شده تأثیرگذار باشد. یکی از دقیق‌ترین و به‌روزترین روش‌های

REFERENCES

1. Moussavi-Najarkola SA, Mirzaei R. ManTRA for the Assessment of Musculoskeletal Risk Factors Associated With Manual Tasks in an Electric Factory. *Health Scope*. 2012;1(3):132-139.
2. Kompier MAJ, van der Beek AJ. Psychosocial factors at work and musculoskeletal disorders. *Scand J Work Environ Health*. 2008;34(5):323-325.
3. Dempsey PG, Hashemi L. Analysis of workers' compensation claims associated with manual materials handling. *Ergonomics*. 1999;42(1):183-195.
4. Muggleton JM, Allen R, Chappell PH. Hand and arm injuries associated with repetitive manual work in industry: a review of disorders, risk factors and preventive measures. *Ergonomics*. 1999;42(5):714-739.
5. National Institute. Compendium of Workers' Compensation Statistics, Australia, 1994-95. Sydney: National Institute; 1996.
6. Whittaker RL, La Delfa NJ, Dickerson CR. Algorithmically detectable directional changes in upper extremity motion indicate substantial myoelectric shoulder muscle fatigue during a repetitive manual task.

- Ergonomics. 2019;62(3):431-443.
7. Hutchinson MR. The Burden of Musculoskeletal Diseases in the United States: Prevalance, Societal and Economic Cost, 1st Edition. J Am Coll Surg. 2009;208(5):837.
 8. Bigland-Ritchie B, Cafarelli E, Vollestad NK. Fatigue of submaximal static contractions. Acta Physiol Scand Suppl. 1986;556:137-148.
 9. Kajimoto O. Development of a method of evaluation of fatigue and its economic impacts. In: Watanabe Y, Evengard B, Natelson BH, Jason LA, Kuratsune H, editors. Fatigue Science for Human Health. Tokyo: Springer; 2008. p. 33-46.
 10. Ricci JA, Chee E, Lorandeanu AL, Berger J. Fatigue in the US workforce: prevalence and implications for lost productive work time. J Occup Environ Med. 2007;49(1):1-10.
 11. Hong Y, Li J-X, Fong DT-P. Effect of prolonged walking with backpack loads on trunk muscle activity and fatigue in children. J Electromyogr Kinesiol. 2008;18(6):990-996.
 12. Kim S-Y, Koo S-J. Effect of duration of smartphone use on muscle fatigue and pain caused by forward head posture in adults. J Phys Ther Sci. 2016;28(6):1669-1672.
 13. Smith MJ, Carayon P. Work organization, stress, and cumulative trauma disorders. In: Beyond Biomechanics. CRC Press; 1996. p. 32-49.
 14. Brake DJ, Bates GP. Fatigue in industrial workers under thermal stress on extended shift lengths. Occup Med (Chic Ill). 2001;51(7):456-463.
 15. Ma L, Chablat D, Bennis F, Zhang W. A new simple dynamic muscle fatigue model and its validation. Int J Ind Ergon. 2009;39(1):211-220.
 16. Kent-Braun JA, Ng AV, Doyle JW, Towse TF. Human skeletal muscle responses vary with age and gender during fatigue due to incremental isometric exercise. J Appl Physiol. 2002;93(5):1813-1823.
 17. Sauter S, Moon SD. An ecological model of musculoskeletal disorders in office work. In: Beyond Biomechanics. CRC Press; 1996. p. 15-31.
 18. Liu JZ, Brown RW, Yue GH. A dynamical model of muscle activation, fatigue, and recovery. Biophys J. 2002;82(5):2344-2359.
 19. Looft JM, Frey-Law LA. Adapting a Fatigue Model for Shoulder Flexion Fatigue: Enhancing Recovery Rate during Intermittent Rest Intervals. J Biomech. 2020;109762.
 20. Schutz KM, Rainey EC. Making Sense of Modeling in Elementary Literacy Instruction. Read Teach. 2020;73(4):443-451.
 21. Wexler AS, Ding J, Binder-Macleod SA. A mathematical model that predicts skeletal muscle force. IEEE Trans Biomed Eng. 1997;44(5):337-348.
 22. Giat Y, Mizrahi J, Levy M. A musculotendon model of the fatigue profiles of paralyzed quadriceps muscle under FES. IEEE Trans Biomed Eng. 1993;40(7):664-674.
 23. Ma R, Chablat D, Bennis F, Ma L. Human muscle fatigue model in dynamic motions. In: Latest Advances in Robot Kinematics. Springer; 2012. p. 349-356.
 24. Rodríguez I, Boulic R. Evaluating the influence of induced passive torques in the simulation of time-varying human poses. Comput Graph. 2008;32(4):474-484.
 25. Rodríguez I, Boulic R, Meziat D. A joint-level model of fatigue for the postural control of virtual humans. In: Proc of the 5th Int Conference "Human and Computer" HC02. 2002.
 26. Rodríguez I, Boulic R, Meziat D. A model to assess fatigue at joint-level using the half-joint concept. 2003.
 27. Patel M, Lal SKL, Kavanagh D, Rossiter P. Applying neural network analysis on heart rate variability data to assess driver fatigue. Expert Syst Appl. 2011;38(6):7235-7242.
 28. Dianat I, Vahedi A, Dehnavi S. Association between objective and subjective assessments of environmental ergonomic factors in manufacturing plants. Int J Ind Ergon. 2016;54:26-31.
 29. Burgess-Limerick R, Straker L, Pollock C, Egeskov R. Manual Tasks Risk Assessment Tool (ManTRA) V 2.0. In: Human Factors and Ergonomics Society of Australia workshop at the Human Factors and Ergonomics Society of Australia annual conference. 2004.
 30. Aminian M, Dianat I, Miri A, Asghari-Jafarabadi M. The Iranian version of the Copenhagen Psychosocial Questionnaire (COPSOQ) for assessment of psychological risk factors at work. Health Promot Perspect. 2017;7(1):7.
 31. Duda RO, Hart PE, Stork DG. Pattern classification. John Wiley & Sons; 2012.
 32. Armstrong TJ, Buckle P, Fine LJ, Hagberg M, Jonsson B, Kilbom A, et al. A conceptual model for work-related neck and upper-limb musculoskeletal disorders. Scand J Work Environ Health. 1993;73-84.

33. Garg A, Hegmann KT, Schwoerer BJ, Kapellusch JM. The effect of maximum voluntary contraction on endurance times for the shoulder girdle. *Int J Ind Ergon.* 2002;30(2):103-113.
34. Rojhani-Shirazi Z, Hemmati L, Saadat Z, Shirzadi Z. The comparison of pinch strength among female typists and female non-typists. *J Bodyw Mov Ther.* 2018;22(3):605-607.
35. Mathiowetz V, Weber K, Volland G, Kashman N. Reliability and validity of grip and pinch strength evaluations. *J Hand Surg Am.* 1984;9(2):222-226.
36. Roman-Liu D, Tokarski T, Kowalewski R. Decrease of force capabilities as an index of upper limb fatigue. *Ergonomics.* 2005;48(8):930-948.
37. Devices A. 3-Axis, ± 2 g/ ± 4 g/ ± 8 g/ ± 16 g Digital Accelerometer. ADXL345 datasheet. 2013.
38. Yung M, Wells RP. Sensitivity, reliability and the effects of diurnal variation on a test battery of field usable upper limb fatigue measures. *Ergonomics.* 2017;60(7):923-939.
39. Yung M, Bigelow PL, Hastings DM, Wells RP. Detecting within-and between-day manifestations of neuromuscular fatigue at work: an exploratory study. *Ergonomics.* 2014;57(10):1562-1573.
40. Morrison S, Newell KM. Postural and resting tremor in the upper limb. *Clin Neurophysiol.* 2000;111(4):651-663.
41. Carignan B, Daneault J-F, Duval C. The organization of upper limb physiological tremor. *Eur J Appl Physiol.* 2012;112(4):1269-1284.
42. Glock CH, Grosse EH, Kim T, Neumann WP, Sobhani A. An integrated cost and worker fatigue evaluation model of a packaging process. *Int J Prod Econ.* 2019;207:107-124.
43. Fu J, Ma L. Individualization Method of Biomathematical Model of Fatigue for Predicting Individual Performance in Mild and Irregular Sleep Deprivation. *Ergonomics.* 2022:1-33.
44. Kahraman C. Computational intelligence systems in industrial engineering: With recent theory and applications. Springer Science & Business Media; 2012.
45. Craye C, Rashwan A, Kamel MS, Karray F. A multi-modal driver fatigue and distraction assessment system. *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research.* 2016;14(3):173-194.
46. Jebelli H, Seo J, Hwang S, Lee S. Physiology-based dynamic muscle fatigue model for upper limbs during construction tasks. *Int J Ind Ergon.* 2020;78:102984.
47. Zhang C, Yu X. Estimating mental fatigue Based on electroencephalogram and heart rate variability. *Polish J Med Phys Eng.* 2010;16(2):67-84.
48. Yeo MVM, Li X, Shen K, Wilder-Smith EP V. Can SVM be used for automatic EEG detection of drowsiness during car driving? *Saf Sci.* 2009;47(1):115-124.
49. Sánchez AS, Iglesias-Rodríguez FJ, Fernández PR, de Cos Juez FJ. Applying the K-nearest neighbor technique to the classification of workers according to their risk of suffering musculoskeletal disorders. *Int J Ind Ergon.* 2016;52:92-99.
50. Ding Y, Cao Y, Duffy VG, Wang Y, Zhang X. Measurement and identification of mental workload during simulated computer tasks with multimodal methods and machine learning. *Ergonomics.* 2020;63(7):896-908.
51. Horton LM, Nussbaum MA, Agnew MJ. Rotation during lifting tasks: effects of rotation frequency and task order on localized muscle fatigue and performance. *J Occup Environ Hyg.* 2015;12(2):95-106.
52. Faghy M, Blacker S, Brown PI. Effects of load mass carried in a backpack upon respiratory muscle fatigue. *Eur J Sport Sci.* 2016;16(8):1032-1038.
53. Seghers J, Jochem A, Spaepen A. Posture, muscle activity and muscle fatigue in prolonged VDT work at different screen height settings. *Ergonomics.* 2003;46(7):714-730.
54. Bazazan A, Dianat I, Rastgoo L, Zandi H. Relationships between dimensions of fatigue and psychological distress among public hospital nurses. *Health Promot Perspect.* 2018;8(3):195.
55. Mehta RK, Nussbaum MA, Agnew MJ. Muscle-and task-dependent responses to concurrent physical and mental workload during intermittent static work. *Ergonomics.* 2012;55(10):1166-1179.
56. Jia B, Nussbaum MA. Influences of continuous sitting and psychosocial stress on low back kinematics, kinetics, discomfort, and localized muscle fatigue during unsupported sitting activities. *Ergonomics.* 2018;61(12):1671-1684.
57. Oksa J, Sormunen E, Koivukangas U, Rissanen S, Rintamaki H. Changes in neuromuscular function due to intermittently increased workload during repetitive work in cold conditions. *Scand J Work Environ Health.* 2006;32(4):300-309.