

Measuring the degree of stress based on the Stroop test using the electrical resistance of the skin

Boshra Hatef¹ , Gila Pirzad Jahromi^{1*} , Saeed Ramezanzpour¹

1. Neuroscience Research Center, Baqiyatallah University of Medical Sciences, Tehran, Iran

Abstract

Received: 7 Sep. 2024

Revised: 7 Oct. 2024

Accepted: 20 Oct. 2024

Keywords


Galvanic skin resistance
Stress
Stroop test
Classifier

Corresponding author

Gila Pirzad Jahromi, Neuroscience Research Center, Baqiyatallah University of Medical Sciences, Tehran, Iran

Email: Dr.pirzad@bmsu.ac.ir



 doi.org/10.30514/icss.26.3.28

Introduction: Prolonged stress has many negative effects. Accordingly, identifying the state of stress in daily life can be a preventive solution to control stressful factors. Measurement of galvanic skin resistance (GSR) can be used to capture autonomic nervous responses during stress. The present study aimed to use GSR to classify the stress caused by the color-word Stroop test in Iranian men.

Methods: Part I: Device design and assembly: 1) skin conductance sensors module, 2) STM-f032k6t6 module, and 3) Ac module. Part II: Stress protocol design, data recording, and machine learning for classified stress levels. Twenty-one young male volunteers participated in the word and Stroop color test. The GSR data were divided into 10-second segments. Features extracted from each segment included the mean, median, and standard deviation (SD) of signal intensity, as well as the maximum, minimum, and average of both low and high-frequency bands, alongside their SD.

Results: The results revealed a significant difference between the GSR-investigated indicators at rest and in the three states of low stress, medium stress, and high stress. Furthermore, using the machine learning method and the Levenberg-Marquardt algorithm, the data could be classified into four states of rest, low, medium, and high stress, with an accuracy of 92.63.

Conclusion: Levenberg-Marquardt algorithm showed that GSR indicators are sensitive to the degree of difficulty of the Stroop test as a factor in creating stressful conditions.

Citation: Hatef B, Pirzad Jahromi G, Ramezanzpour S. Measuring the degree of stress based on the Stroop test using the electrical resistance of the skin. *Advances in Cognitive Sciences*. 2024;26(3):28-39.

Extended Abstract

Introduction

Stress is the biological reaction of the human body and is the result of pressure, emotional, mental, or physical challenges such as unexpected and threatening events. Stress can become a serious problem in people's lives and

destroys a person's performance, behavior, responsibility, and ability to think. Stress hormones create a sense of fight or flight; thus, we can react to dangerous situations. Despite the fact that stress is useful in some situations

and is a sign of health, high stress can have negative effects in the long term. Therefore, identifying the state of stress in everyday life can be a preventive solution to control stressful factors and prevent bad stress from persisting and its complications. Today, various tools are used to measure the sympathetic axis of stress, such as measuring heart rate in smartwatches, measuring galvanic skin resistance (GSR) in lie measuring devices, or more complex tools that use a combination of them and even breathing rate. GSR is defined as a change in the electrical properties of the skin. The signal can be used to capture autonomic nerve responses as a parameter of sweat gland function. The Stroop Color and Word Test (SCWT) is a neuropsychological test widely used for experimental and clinical purposes. It evaluates the ability to control cognitive interference. Meanwhile, wearable artificial intelligence (AI) has emerged as a valuable tool for this purpose. The study hypothesized that the GSR could classify the Stroop test as a stress condition for grades from easy to hard.

Methods

The method consisted of two parts: The first part: Designing and assembly of instrument: 1) Skin conductance sensors module (GSR), 2) STMf032k6t6 module, and 3) Ac (USB to Serial) module. The GSR module connects to an STM32 microcontroller via an output pin on port A1, which performs the analog-to-digital conversion. This conversion transforms the voltage into a digital number that is sent to the recording module. A USB-to-serial connection is utilized to communicate with the Rx base. Additionally, MATLAB software is employed to read GSR data. The GSR sensor records stress by detecting changes in electrical activity, which occur due to sweat gland activity. To accurately capture these changes, the electrodes must be highly sensitive and capable of transmitting the data to the recording device. Skin conductance

is measured using easily applied skin electrodes. Essentially, the GSR sensor functions like an ohmmeter, as it measures the electrical conductivity between two points. Second part: Design the stress protocol, data recording, and learning machine to categorize stress levels. In this study, the Stroop test was used to detect Word and Color. The 21 healthy young volunteers sat in a chair in front of the monitor. The participant was asked to respond to the stimuli (color or word recognition) of the six-color Stroop test (blue, red, green, yellow, purple, and white) by left-clicking the computer mouse. The test consisted of six sets of 40 with intervals between 4 s, 3 s, and 2 s trials. GSR signals recorded at three levels of low, medium, and high stress are also included in the data. After recording and for each set, GSR data was segmented into 10-second segments; features were extracted from each segment, including the following: Mean, median, SD, Max, Min, Low and high-frequency band average, and SD, Slope, and Zero crossing of GSR signal.

Results

After recording, for each stage, GSR data was segmented into 10-second segments; 11 features were extracted from each segment, including the following. Mean (μ) and standard deviation (σ) of GSR plots with N samples. The minimum and maximum values of the GSR part indicate the range of changes of the part. The median value of the segment in statistics and probability theory is one of the measures of central tendency. The median is a number that divides a statistical population or a probability distribution into two equal parts. The slope of the GSR plot estimates the change in skin resistance value over 10 seconds. The average crossing time from zero is calculated by averaging the crossing times of the GSR signal. In calculating this feature, the average value of the signal is zero. The average and standard deviation of the low and high-frequency content of the GSR segment can

be calculated by two low-pass and high-pass filters with a cutoff frequency of 2.5 Hz or the Fourier transform of the segment. Since the galvanic response of the skin depends on the perspiration of the skin, which is a slow process like body temperature, the sampling frequency is considered to be 10 Hz, and the low and high-frequency bands are considered between 0-2.5 and 2.5-5 Hz.

After extracting the features from the 10-second segments recorded in four states of relaxation, low, medium, and high stress, a three-layer neural network classifier that includes two hidden layers with ten neurons in the first layer and five neurons in the second layer and an output layer with one neuron has been trained with 70% samples. The activity functions of this network are also considered sigmoid. The number of stimuli in each Stroop test was 40. Based on this, the recording time of each test with 2-, 3-, and 4-second inter-stimulus intervals was 60, 90, and 120 seconds, respectively. Since these signals are segmented into 10-second pieces, the total number of pieces in four situations is 1452 pieces. A Stroop test was performed for both color and word recognition modes.

Lunberg-Marquardt algorithm, which is a combination of gradient descent and Newton algorithms in classical optimization, has been a training method that has been used to train the network with 60% data. The results of the 10-fold validation of the neural network classifier using training and test data showed that this classifier was able to provide accuracy of 95.91% and 92.63% for training and test data. Based on these results, the sensitivity of the classifier to the state of rest is lower than in other states. This value was higher for the medium stress.

Conclusion

One of the promising non-invasive methods that has been widely used in the detection of stress and emotions is electrodermal activity (EDA). EDA has a tonic and phasic component called skin conductance level and

skin conductance response (SCR) named GSR. The same study was collected from the result of the deconvolution process, namely the sample mean, the first absolute difference, and the normalized first difference as the input of the classification process using the extreme learning machine (ELM). The output of stress level classification was mild, moderate, and severe. Using cvxEDA is more accurate or smooth than CDA. However, both methods can separate SCR from primary skin conductance and show small peaks from SCR. The results of the classification process showed that both CDA and cvxEDA methods with 50 hidden layers in ELM had high accuracy in stress level classification, which was 95.56% and 94.45%, respectively. This study developed a stress level classification method using ELM and SCR statistical features. The results showed that EDA can classify the stress level of the Stroop test with a high accuracy of 94%. This model can help people take control of their mental health while working too much, which can lead to anxiety and depression due to untreated stress.

Ethical Considerations

Compliance with ethical guidelines

The study was approved by Baqiyatallah University of Medical Sciences, with ethical code: IR.BMSU.REC.1399.519. The names of the individuals were stored in code form and archived confidentially. Written consent was obtained from the individuals participating in the study.

Authors' contributions

Boshra Hatef: Conceptualization, methodology, formal analysis, writing, reviewing and editing of manuscript, supervision, and project administration. Gila Pirzad Jahromi: Conceptualization, investigation, writing, original draft and writing, reviewing and editing of manuscript. Saeed Ramezanzpour: Design and construction

of the instrument, classification of data and writing, the original draft of the manuscript.

Funding

There is no financing support.

Acknowledgments

The authors thank the laboratory of the Neuroscience Center of the Baqiyatallah University of Medical Sciences.

Conflict of interest

There was no conflict of interest.

سنجش درجات استرس بر اساس تست استروپ با استفاده از مقاومت الکتریکی پوست

بشری هاتفا^۱ ID، ژیلا پیرزاد جهرمی^{۱*} ID، سعید رمضانپور^۱

۱. مرکز تحقیقات علوم اعصاب، دانشگاه علوم پزشکی بقیه‌الله، تهران، ایران

چکیده

مقدمه: استرس طولانی مدت اثرات منفی زیادی دارد. لذا شناسایی وضعیت استرس در زندگی روزمره می‌تواند راه حلی پیشگیرانه برای کنترل عوامل استرس‌زا باشد. اندازه‌گیری مقاومت پوست گالوانیکی (GSR) می‌تواند برای گرفتن پاسخ‌های عصبی خودمختار در زمان استرس استفاده شود. هدف این مطالعه استفاده از GSR برای طبقه‌بندی استرس ناشی از آزمون استروپ رنگ_کلمه در مردان ایرانی بود.

روش کار: بخش اول: طراحی و مونتاژ دستگاه: (۱) ماژول حسگرهای رسانایی پوست (GSR)، (۲) ماژول STMf032k6t6، (۳) ماژول AC. بخش دوم: طراحی پروتکل استرس، ضبط داده‌ها و ماشین یادگیری برای سطح استرس طبقه‌بندی شده. ۲۱ مرد جوان داوطلب، آزمون استروپ کلمه و رنگ انجام دادند. داده‌های GSR به بخش‌های ۱۰ ثانیه‌ای تقسیم شدند، ویژگی‌های استخراج شده شامل میانگین، میانه، انحراف معیار شدت سیگنال، حداکثر، حداقل، متوسط باند فرکانس پایین و بالا و انحراف معیار آنها، شیب خط و تعداد بار عبور از خط صفر سیگنال GSR بود.

یافته‌ها: نتایج نشان داد که شاخص‌های مورد بررسی GSR بین استراحت و سه حالت استرس کم، متوسط و زیاد تفاوت معنادار وجود دارد. همچنین با استفاده از روش یادگیری ماشین و الگوریتم Lunberg-Marquardt داده‌ها با دقت ۹۲/۶۳ درصد قابل دسته‌بندی به چهار حالت استراحت، استرس کم، متوسط و زیاد بودند. بر اساس این نتایج، حساسیت طبقه‌بندی‌کننده به حالت استراحت کمتر از سایر حالت‌ها است. این مقدار برای تنش متوسط بالاتر بود.

نتیجه‌گیری: الگوریتم Lunberg-Marquardt نشان داد که شاخص‌های GSR حساس به درجه سختی آزمون استروپ به عنوان عامل سنجش شرایط استرس‌زا هستند.

دریافت: ۱۴۰۲/۰۶/۱۷

اصلاح نهایی: ۱۴۰۳/۰۷/۱۶

پذیرش: ۱۴۰۳/۰۷/۲۹

واژه‌های کلیدی

مقاومت گالوانیک پوست

استرس

تست استروپ

طبقه‌بندی‌کننده

نویسنده مسئول

ژیلا پیرزاد جهرمی، مرکز تحقیقات علوم اعصاب، دانشگاه علوم پزشکی بقیه‌الله، تهران، ایران

ایمیل: Dr.pirzad@bmsu.ac.ir



doi.org/10.30514/ics.26.3.28

مقدمه

مقاومت الکتریکی پوست ((Galvanic skin resistance (GSR)) در دستگاه‌های دروغ سنجش و یا ابزارهای پیچیده‌تر که از ترکیب این دو و حتی تعداد تنفس بهره جستند، استفاده می‌کنند. در ضمن هوش مصنوعی پوشیدنی به عنوان ابزاری ارزشمند برای این منظور ظهور کرده است. این یک رویکرد عینی، غیر تهاجمی، بدون مزاحم و خودکار برای نظارت مستمر نشانگرهای زیستی در زمان واقعی ارائه

استرس یکی از عواملی است که از جنبه‌های مختلف بر سلامت انسان تأثیر می‌گذارد و می‌تواند منجر به بیماری‌های جسمی یا روانی شود. لذا شناسایی وضعیت استرس در روزمره می‌تواند راهکار پیشگیرانه در جهت کنترل عوامل استرس‌زا و عدم ماندگاری استرس مخرب و عوارض ناشی از آن شد. امروزه از ابزارهای مختلف برای سنجش محور سمپاتیک استرس مانند سنجش ضربان قلب در ساعات هوشمند، سنجش

نرم افزار یا داده های GSR مقایسه شد و تفاوت معناداری وجود نداشت. Villarejo و همکاران (۲۰۱۲) (۶) به طراحی سنسور استرس بر اساس پاسخ الکتریکی پوست (GSR) کنترل شده توسط ZigBee پرداختند. برای بررسی دستگاه طراحی شده، ۱۶ بزرگسال مورد آزمایش های مختلفی برای ایجاد استرس و تشخیص آن قرار گرفتند. با توجه به مبتدی بودن دستگاه و نیاز به پیشرفت، این طراحی صحت ۹۰/۹۷ درصدی در تشخیص استرس داشت. همچنین در صورتی که افراد با نحوه کار دستگاه آشنا بودند و قبلا مورد آزمایش قرار گرفته بودند، میانگین نتایج بهتری داشتند. مطالعات زیادی به طبقه بندی استرس با استفاده از GSR از دیتاست های غیر ایرانی انجام شده است (۷) اما این مطالعه به طبقه بندی استرس آزمون تست استروپ رنگ_ کلمه بر اساس داده های جمعیت ایرانی پرداخته است.

روش کار

ساخت سخت افزار

ماژول سیگنال هدایت الکتریکی پوست (GSR)

حسگر این ماژول دو الکتروود است که بر روی سطح پوست دور انگشتان بسته می شود. حسگر GSR فعالیت غدد عرق که وابسته به برانگیختگی عاطفی می باشد، را اندازه گیری می کند. با افزایش فعالیت غدد عرق، رسانایی پوست نیز بالاتر می رود. به دلیل این که اساس و شیوه کار اندازه گیری های GSR با تشخیص تغییرات در فعالیت الکتریکی (یونی) ناشی از تغییرات در فعالیت غدد عرق می باشد، لذا الکتروودها باید به این تغییرات حساس بوده و بتوانند آن اطلاعات را به دستگاه ضبط انتقال دهند. هدایت پوست با استفاده از الکتروودهای پوستی که به راحتی اعمال می شوند، گرفته می شود. در حقیقت سنسور GSR نوعی اهم متر به شمار می رود زیرا به اندازه گیری مستقیم رسانایی الکتریکی بین دو نقطه می پردازد. زمانی که ما به لحاظ عاطفی برانگیخته شویم، داده های GSR دارای الگوهای مشخصی خواهند بود که با چشم قابل دیدن هستند و می توان آنها را به لحاظ آماری تعیین نمود (۷).

ماژول STMf032k6t6

میکروکنترلر STM32F030K6T6 محصول کمپانی STmicroelectronics از نوع ۳۲ بیتی با ساختار RISC و معماری ARM Cortex-M0 می باشد که توانایی پردازش تا ۴۸ مگاهرتز در کنار حافظه فلش ۲۵۶ کیلوبایتی و ولتاژ کاری ۳/۳ ولت با پکیج TSSOP-20 ارائه شده است. از مزیت های این میکروکنترلر می توان به استانداردهای ارتباطی با سیم USART-I2C-SPI اشاره کرد.

می کند، پس از این روش ها برای بیوفیدبک و کنترل استرس بر اساس مقدار کمی شاخص ها استفاده می کنند (۱). برای طراحی نرم افزار و ساخت مدل طبقه بندی نیاز به دیتاست است. اکثر مطالعات برای این منظور بر روی دیتابانک های موجود در اینترنت انجام می شود. برای ساخت الگوریتم طبقه بندی کنند استرس، مطالعات از استرس های مختلف استفاده می کنند. محرک های مختلف تحریک استرس مانند آزمون کلمه رنگی استروپ ((Stroop Color Word Test (SCWT)، آزمون محاسباتی ذهنی، تکلیف سخنرانی در جمع، تست فشار سرد، بازی های رایانه ای بودند. بسیاری از پژوهشگران استرس را با استفاده از رویکرد مبتنی بر پرسشنامه و سیگنال های فیزیولوژیکی مورد تجزیه و تحلیل قرار داده اند (۲). معمار و مکاری بوالحسن (۲۰۲۱) (۳)، به بررسی طبقه بندی سطح استرس با استفاده از تجزیه و تحلیل آماری سیگنال رسانایی پوست هنگام رانندگی پرداختند. آنها از تحلیل طبقه بندی ANOVA بر روی سیگنال های GSR برای به دست آوردن بهترین عملکرد با دقت بالا استفاده کردند. سیگنال های مورد استفاده از داده های آماده سایت Physionet می باشد. به این نتیجه رسیدند که سیگنال های به دست آمده از حسگرهای متصل به پا، با صحت ۹۵/۸۳ درصدی از تحلیل طبقه بندی برای بررسی و دست یافتن به سه سطح استرس قابل اعتمادتر است، همچنین باعث کمتر شدن میزان حسگرها، محاسبات و زمان آزمون به طور قابل ملاحظه ای می شود و دریافت سیگنال GSR در مقایسه با سایر سیگنال های فیزیولوژیکی به طور قابل توجهی آسان تر است. Rahma و همکاران (۲۰۲۲) (۴)، عملکرد الکتروودرمال برای اندازه گیری سطح استرس عاطفی و شناختی را بررسی کردند. آنها سیگنال های الکتروودرمال مورد نیاز آزمایش را در سه جلسه از ۱۸ فرد سالم اندازه گیری کردند. برای جداسازی عملکرد الکتروودرمال از آنالیز دکانولوشن پیوسته و رویکردهای بهینه سازی استفاده کردند. برای مشخص نمودن سطوح مختلف استرس به حالات خفیف، متوسط و شدید از طبقه بندی ماشین یادگیری افراطی (Extreme Learning Machine) بهره گرفتند. نتیجه کار آنها یک روش طبقه بندی با استفاده از طبقه بندی ماشین یادگیری افراطی با استفاده از روش های آماری بود که توانست با صحت ۹۴ درصدی سطوح استرس را طبقه بندی کند.

Navea و همکاران (۲۰۱۹) (۵) به تشخیص استرس با استفاده از GSR پرداختند. آنها توانستند یک نرم افزار اندرویدی توسعه دهند تا از طریق آن بتوانند استرس افراد را در حین پیامک زدن تشخیص دهند. این نرم افزار می تواند عملکرد GSR را شبیه سازی، رسانایی پوست را ضبط و سطح استرس فرد را در طول یک پیامک تعیین کند. نتایج این

موجود، مانند برنامه‌های رابط کنترلر سروو متصل می‌شود. آداپتور با استانداردهای USB 2.0 سازگار است و نرخ باود تا ۹۲۱/۶ کیلوبیت بر ثانیه را امکان‌پذیر می‌کند (شکل ۱).

مشخصات دستگاه

اندازه PCB: ۱/۰ اینچ در ۰/۶۵ اینچ از جمله اتصال دهنده استاندارد USB: USB 2.0 (سرعت کامل)
رابط: USB mini-B
سطوح ولتاژ ورودی/خروجی داده: ۳/۳ ولت (متحمل ۵ ولت)
حداکثر سرعت انتقال داده: ۹۲۱/۶ کیلوبیت بر ثانیه
جریان تغذیه: ۲۵ میلی‌آمپر

نحوه اتصال ماژول‌ها به یکدیگر

ماژول GSR که پایه خروجی دارد که به یک پورت میکروکنترلر STM32 به پورت A1 وصل شده است که کار تبدیل آنالوگ به دیجیتال را انجام داد.
ولتاژ به عدد مبدل شده و ولتاژ را به ماژول ثبت ارسال می‌نماید.
(USB to Serial) به پایه Rx وصل می‌شد.
علاوه بر این از نرم‌افزار MATLAB برای خواندن تصاویر GSR بهره برده می‌شد (شکل ۱).

کریستال داخلی ۸ مگاهرتز و ۴۰ کیلوهرتز به همراه کریستال ساعت ۳۲ کیلوهرتزی با قابلیت اتصال کریستال خارجی ۴ تا ۳۲ مگاهرتز از دیگر ویژگی بخش اسیلاتور این میکروکنترلر می‌باشد. دارای بخش تغذیه آنالوگ جداگانه ۳/۳ ولتی می‌باشد. تا ۵۵ پورت ورودی و خروجی سریع را پشتیبانی می‌کند. دارای ۵ کانال DMA بوده. در قسمت مبدل آنالوگ به دیجیتال دارای ۱۶ کانال ۱۲ بیتی می‌باشد. در بخش تایمر از ۱۱ کانال و یک کنترلر پیشرفته ۱۶ بیتی برای ۶ کانال PWM دارا می‌باشد. در نهایت یک بخش ورودی SWD جهت پروگرام کردن میکروکنترلر نیز تعبیه شده است (شکل ۱) (۸).

ماژول (Ac USB to Serial)

آداپتور Pololu USB-to-Serial یک واحد کوچک است که اتصال پروژه میکروکنترلر را به رایانه شخصی آسان می‌کند. آداپتور مستقیماً به میکروکنترلر بدون مبدل سطح RS-232 به TTL متصل می‌شود. این USB 2.0 سازگار است و با برنامه‌های موجود که با پورت سریال رابط دارند کار می‌کند. آداپتور از سطوح سیگنال ۳/۳ ولتی استفاده می‌کند. واحد کوچک تنها ۱/۰ اینچ در ۰/۶۵ اینچ شامل کانکتور mini-B آن است و طرح ساده زمین، خطوط انتقال و دریافت امکان نصب آسان را فراهم می‌کند که به اندازه ۴ ردیف تخته نان را اشغال می‌کند. درایورهای آداپتور USB آن را مانند یک پورت سریال استاندارد برای سیستم عامل است و از طریق یک درگاه USB به همه نرم‌افزارهای

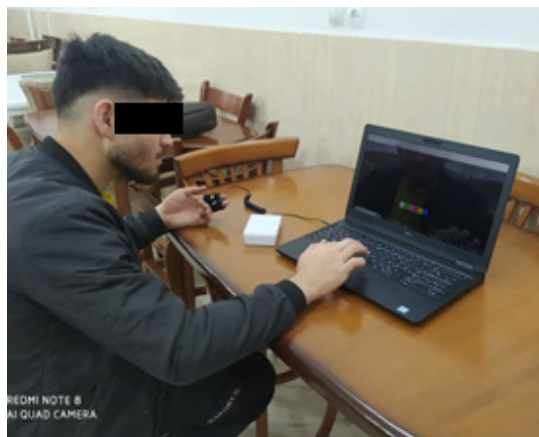


شکل ۱. گراف نحوه اتصال ماژول‌ها به یکدیگر

ماوس رایانه پاسخ دهد. آزمون به صورت ۶ ست چهل‌تایی با فواصل بین تکرارهای ۴-۲ ثانیه‌ای بود. در هر ست ۴۰ تایی عنوان رنگ که پدیدار می‌شد ابتدا با فاصله بین تکرار ۴ ثانیه‌ای و بعد از یک استراحت ۵۰ ثانیه‌ای ۴۰ تکرار با فاصله بین تکرار ۳ ثانیه‌ای و باز استراحت ۵۰ ثانیه‌ای و بعد ۴۰ تکرار با فاصله بینابینی ۲ ثانیه‌ای، آزمون کامل می‌شد. سیگنال‌های GSR ثبت شده در سه سطح استرس پایین، متوسط و بالا نیز شامل داده‌هایی بوده که. شکل ۲ آزمون استروپ را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل ۲ نشان داده شده است، داوطلب بعد از تشخیص رنگ کلمه زرد یا تشخیص کلمه زرد باید بر روی یکی از شش دکمه مربوطه در پایین صفحه پاسخ دهد.

پروتکل ثبت داده‌ها

این مطالعه به تایید دانشگاه علوم پزشکی بقیه‌الله رسیده است و با کد اخلاق IR.BMSU.REC.1399.519 تصویب شده است. در این پژوهش از آزمون آنالیز استروپ استفاده شد که به صورت تست کلمه و رنگ است. شرکت‌کنندگان در این مطالعه از مردان جوان سالم شهر مشهد انتخاب شدند. همه آنها فرم رضایت‌نامه شرکت در مطالعه تهیه شده در دانشگاه علوم پزشکی بقیه‌الله را امضا کردند. داوطلب در وضعیت آرامش روی صندلی به مدت ۱۲۰ ثانیه می‌نشست، سپس از داوطلب خواسته شد به تحریک‌های (تشخیص رنگ یا کلمه) آزمون استروپ شش رنگ (آبی، قرمز، سبز، زرد، ارغوانی و سفید) توسط کلیک چپ



شکل ۲. ثبت داده از افراد

استخراج ویژگی

بعد از ثبت و برای هر مرحله، داده‌های GSR به قطعات ۱۰ ثانیه‌ای قطعه‌بندی شدند، از هر قطعه ۱۱ ویژگی استخراج گردیده است که

شامل موارد زیر می‌باشد.

میانگین (μ) و انحراف معیار (σ) قطعه GSR با N نمونه که توسط روابط زیر استخراج گردیده است.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n$$

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu)^2$$

این ویژگی‌ها که در آن نمونه x_n نام قطعه ۱۰ ثانیه‌ای GSR است به ترتیب مقدار DC و توان قطعه را اندازه‌گیری می‌نماید.

مقدار کمترین و بیشترین قطعه GSR که نشان‌دهنده محدوده تغییرات قطعه می‌باشد.

مقدار میانه قطعه در آمار و نظریه احتمالات یکی از سنجش‌های گرایش

به مرکز است. میانه عددی است که یک جمعیت آماری یا یک توزیع احتمالی را به دو قسمت مساوی تقسیم می‌کند. یکی از مزیت‌های مهم میانه نسبت به میانگین این است که میانه از اعداد بسیار بزرگ و بسیار کوچک مجموعه اندازه‌ها متأثر نمی‌شود. بر مبنای توزیع تجمعی داده (F) با طول بازه‌های D ، میانه از رابطه زیر به دست می‌آید.

$$\kappa = L_i + \left(\frac{\frac{N}{2} - F_{i-1}}{F_i} \right) D$$

که L_i حد پایین طبقه میانه‌دار، F_i فراوانی بازه شامل میانه، N تعداد نمونه‌ها داده می‌باشد.

شیب قطعه GSR که روند تغییر مقدار مقاومت پوست را در طول ۱۰

ثانیه را تخمین می‌زند و برای تخمین آن ابتدا یک خط رگرسیون بر روی داده توسط الگوریتم کمترین مربعات به صورت روابط پیرو برازش می‌گردد.

$$\begin{cases} a = \frac{Nxy - \sum_{n=1}^N x \sum_{n=1}^N y}{N \sum_{n=1}^N x^2 - (\sum_{n=1}^N x)^2} \\ b = \frac{(\sum_{n=1}^N x)^2 \sum_{n=1}^N y - xy \sum_{n=1}^N x}{N \sum_{n=1}^N x^2 - (\sum_{n=1}^N x)^2} \end{cases}$$

نیز پس از محاسبه قرار است اطلاعات را دسته‌بندی‌ها طبقه‌بندی نمایند. به طور کلی ساختار یک شبکه عصبی چند لایه را نشان می‌دهد که هر لایه نیز شامل تعدادی واحد یا نورون است.

یکی از مهم‌ترین ویژگی‌هایی که یک شبکه عصبی دارد نیز **توانایی یادگیری** است. یعنی بر اساس یک الگوریتم یادگیری مشخص، وزن‌ها تغییر کنند. تا آنجا که میزان اتلاف شبکه به کمترین حالت برسد. در واقع برای آموزش یک نورون مصنوعی یک تابع اتلاف و یک الگوریتم بهینه‌سازی نیاز است. البته معمولاً الگوریتم بهینه‌سازی را گرادیان کاهش و تابع اتلاف را Mean Squared Error-MSE در نظر می‌گیرند و در یک فرآیند تکراری و مطابق با معادلات زیر، وزن‌ها تغییر را می‌دهند. تکرار تا زمانی ادامه می‌یابد که تابع اتلاف به کمترین حالت برسد.

یافته‌ها

داده GSR

پایگاه داده این تحقیق شامل سیگنال‌های GSR ثبت شده از بیست و یک داوطلب سالم با متوسط سنی 25 ± 2 سال بوده است که در حین چهار وضعیت استراحت، استرس پایین، متوسط و بالا ثبت شده است. تعداد تحریک‌ها در هر آزمون استروپ ۴۰ عدد بوده است. بر این اساس، طول زمان ثبت هر آزمون‌های با فاصله بین تحریکی ۲، ۳ و ۴ ثانیه به ترتیب ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ ثانیه بوده است. از آنجایی که، این سیگنال‌ها به قطعات ۱۰ ثانیه قطعه‌بندی شده است تعداد کل قطعات در چهار وضعیت ۱۴۵۲ قطعه است. آزمون استروپ برای هر دو حالت تشخیص رنگ و کلمه انجام شد.

جدول ۱ آنالیز آماری این ویژگی‌ها را در چهار وضعیت استراحت و استرس پایین، متوسط و بالا نشان می‌دهد. همان‌طور که دیده می‌شود در اغلب ویژگی‌ها تفاوت قابل توجه در چهار وضعیت استراحت و استرس پایین، متوسط و بالا وجود داشته است. تفاوت قابل توجهی به طور متوسط بین چهار وضعیت استراحت و استرس پایین، متوسط و بالا وجود دارد. برای مثال افزایش سطح استرس باعث افزایش قابل توجه در مقدار اغلب ویژگی شده است. **جدول ۱** که نتایج آنالیز ANOVA را برای تفکیک چهار وضعیت استراحت و استرس پایین، متوسط و بالا با استفاده از هر یک ویژگی نشان می‌دهد، گویای این موضوع بوده و در واقع نشان می‌دهد که هر یک از ویژگی‌ها می‌تواند به طور قابل توجهی ($P < 0.05$) سطح استرس را تشخیص دهند.

که a و b به ترتیب شیب و انحراف از مبدا خط برازش شده بر روی قطعه GSR می‌باشد.

متوسط زمان عبور از صفر که از متوسط‌گیری زمان‌های عبور سیگنال GSR محاسبه می‌گردد. در محاسبه این ویژگی مقدار متوسط سیگنال صفر گردیده است.

میانگین و انحراف معیار محتوای فرکانس پایین و بالای قطعه GSR که می‌تواند توسط دو فیلتر پایین‌گذر و بالاگذر با فرکانس قطع ۲/۵ هرتز یا تبدیل فوریه قطعه محاسبه گردد. از آنجایی که پاسخ گالوانیکی پوست وابسته به تعرق پوست که یک فرآیند کند مانند دما بدن است فرکانس نمونه ۱۰ هرتز در نظر گرفته شده است و باندهای فرکانسی پایین و بالا نیز بین ۰-۲/۵ و ۲/۵-۵ هرتز در نظر گرفته شده است (۹).

طبقه‌بندی

پس از استخراج ویژگی‌ها از قطعات ۱۰ ثانیه‌ای ثبت شده در چهار وضعیت آرامش، استرس پایین، متوسط و بالا، یک طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی سه لایه که شامل دو لایه مخفی با ۱۰ نورون در لایه اول و ۵ نورون در لایه دو و یک لایه خروجی با یک نورون بوده است با ۷۰ درصد نمونه‌ها آموزش داده شده است. توابع فعالیت این شبکه نیز از نوع سیگموئید در نظر گرفته شده است.

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه یا Multi-Layer Perceptron (MLP) نیز یکی از پایه‌ای‌ترین مدل‌های عصبی موجود است که عملکرد انتقالی مغز انسان را شبیه‌سازی می‌کند. در این نوع شبکه عصبی، بیشتر رفتار شبکه‌ای مغز انسان و انتشار سیگنال در آن مد نظر بوده است و از این رو، گه‌گاه با نام شبکه‌های تغذیه رو به جلو نیز خوانده می‌شوند. هر یک از سلول‌های عصبی مغز انسان، موسوم به نورون (Neuron)، پس از دریافت ورودی (از یک سلول عصبی یا غیر عصبی دیگر)، پردازشی روی آن انجام می‌دهند و نتیجه را به یک سلول دیگر (عصبی یا غیر عصبی) انتقال می‌دهند. این رفتار تا حصول نتیجه‌ای مشخص ادامه دارد، که احتمالاً در نهایت منجر به یک تصمیم، پردازش، تفکر و یا حرکت خواهد شد.

Rosenblatt که توسعه‌دهنده شبکه عصبی پرسپترون است این شبکه عصبی را مبتنی بر یک نورون متفاوت به نام TUL ساخته است (۱۰). TUL مخفف عبارت Threshold Logic Unit که معنای این عبارت واحد آستانه‌گذاری منطقی است. ورودی این واحدها (نورون‌ها) نیز اعداد هستند که در وزن خاص ضرب می‌شوند. جمع وزن‌دار ورودی‌ها

جدول ۱. نتایج تحلیل ANOVA برای تفکیک چهار وضعیت استراحت و استرس پایین، متوسط و شدید

مقدار P	F	شاخص
۰/۰۰۰۰۰۰	۱۵۶۱/۴۰۹	میانگین
۰/۰۰۵۵۰۰	۱۰/۱۰۰	انحراف معیار
۰/۰۰۰۰۰۰	۱۵۴۹/۱۸۰	میانه
۰/۰۰۰۰۰۰	۱۵۲۹/۷۷۸	کمترین
۰/۰۰۰۰۰۰	۱۶۳۸/۴۵۹	بیشترین
۰/۰۰۰۰۰۰	۱۵۵۵/۸۲۶	میانگین باند فرکانس پایین
۰/۰۰۰۰۰۰	۱۵۱۶/۰۲۹	انحراف معیار باند فرکانس پایین
۰/۰۰۰۰۰۰	۱۶۶۷/۴۵۶	میانگین باند فرکانس بالا
۰/۰۰۰۰۰۰	۱۴۹۲/۵۷۴	انحراف معیار باند فرکانس بالا
۰/۶۰۰۰۰۰	۰/۵۳۴	شیب
۰/۰۱۲۰۰۰	۰/۱۴۷	تقاطع خط صفر

بوده است که برای آموزش شبکه با ۶۰ درصد داده استفاده شده است. **جدول ۲** نتایج اعتبارسنجی fold-10 طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی با استفاده از داده آموزش و آزمون ارائه می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود این طبقه‌بندی‌کننده توانسته صحت حدود ۹۵/۹۱ و ۹۲/۶۳ برای داده آموزش و آزمون ارائه دهند. بر مبنای این نتایج حساسیت طبقه‌بندی‌کننده به وضعیت استراحت پایین‌تر از وضعیت‌های دیگر است. این مقدار برای وضعیت متوسط بالاتر بوده است.

طبقه‌بندی و نمره استرس

برای تفکیک داده‌ها و تشخیص سطح استرس بعد از استخراج ویژگی، یک شبکه عصبی سه لایه با دو لایه مخفی ۱۰ و ۵ نورون و یک لایه خروجی با یک نورون استفاده شده است. تعداد ورودی این شبکه عصبی ۱۱ و توابع فعالیت نورون‌ها سیگموئید بوده است. الگوریتم Lunberg-Marquardt که از ترکیب الگوریتم‌های گرادیان نزولی و نیوتن در بهینه‌سازی کلاسیک به وجود آمده است، روش آموزشی

جدول ۲. نتایج اعتبارسنجی متقابل fold-10 طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی

حساسیت					
استراحت					
دقت	زیاد	متوسط	کم	استراحت	
۹۵/۹۱	۹۱/۳۰	۹۵/۴۳	۹۳/۷۰	۸۶/۵۴	فاز تمرین
۹۲/۶۳	۹۰/۵۲	۹۳/۸۴	۹۲/۳۴	۸۷/۰۵	فاز آزمون

بحث

تفاوت‌های معنادار را بر روی پاسخ الکتریکی پوست ایجاد نماید. به طوری که در اغلب ویژگی‌های استخراج شده، ارزیابی مبتنی تحلیل واریانس (ANOVA) گویای این موضوع بود که تفکیک معنادار

این پژوهش به منظور تشخیص میزان استرس با استفاده از پاسخ الکتریکی پوست (GSR) در جامعه ایرانی انجام گردیده است. بر این اساس، با توجه به یافته‌های چهارم مشخص شد که استرس می‌تواند

آنالیز دکانولوشن پیوسته (Continuous Deconvolution (CDA)) و رویکرد بهینه‌سازی محدب برای فعالیت الکترودرمال (Analysis (cvxEDA)) جدا شدند. چهار ویژگی از نتیجه فرآیند دکانولوشن جمع‌آوری شد، یعنی میانگین نمونه، انحراف معیار، اولین تفاوت مطلق و اولین تفاوت مطلق نرمال شده. این ویژگی‌ها به عنوان ورودی فرآیند طبقه‌بندی با استفاده از ماشین یادگیری افراطی (ELM) استفاده شد. خروجی طبقه‌بندی سطح استرس به صورت خفیف، متوسط و شدید بود. استفاده از cvxEDA دقیق‌تر یا روان‌تر از CDA است. با این حال، هر دو روش می‌توانند SCR را از هدایت اولیه پوست جدا کرده و پیک‌های کوچک را از SCR نشان دهند. نتایج فرآیند طبقه‌بندی نشان داد که هر دو روش CDA و cvxEDA با ۵۰ لایه پنهان در ELM دقت بالایی در طبقه‌بندی سطح تنش داشتند که به ترتیب ۹۵/۵۶ و ۹۴/۴۵ بود. این مطالعه یک روش طبقه‌بندی سطح استرس را با استفاده از ELM و ویژگی‌های آماری SCR توسعه داد. نتایج نشان داد که EDA می‌تواند سطح تنش را با دقت بالای ۹۴ درصد طبقه‌بندی کند. این سیستم می‌تواند به افراد کمک کند تا سلامت روان خود را در حین کار بیش از حد کنترل کنند که به دلیل استرس درمان نشده منجر به اضطراب و افسردگی می‌شود.

نتیجه‌گیری

مطالعه حاضر نشان داد که داده‌های GSR از مردان جوان ایرانی می‌تواند به خوبی و با قدرت پیش‌بینی ۹۲/۶۳ درصد وضعیت استراحت و سه درجه استرس کم، متوسط و زیاد بر اساس تست استروپ را از هم تفکیک کند و به عنوان شاخص تعیین‌کننده شدت استرس استروپ در جامعه ایرانی معرفی شود.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق در پژوهش

این مطالعه توسط دانشگاه علوم پزشکی بقیه‌الله با کد اخلاقی IR.BMSU.REC.1399.519 تایید شده است. اسامی افراد به صورت کد ذخیره شد و به صورت محرمانه بایگانی شد. رضایت‌نامه کتبی جهت شرکت در مطالعه از افراد گرفته شد.

مشارکت نویسندگان

بشری هاتف: مفهوم‌سازی، روش‌شناسی، تحلیل آماری، نگارش و بررسی و ویرایش نسخه خطی، نظارت و مدیریت پروژه. ژیلای پیرزاد جهرمی: مفهوم‌سازی، بررسی، نگارش و ویرایش نسخه خطی. سعید رمضانپور:

($P < 0.05$) بین سطوح استرس وجود داشت. از این گذشته، مقایسه مقادیر توزیع ویژگی‌ها به طور متوسط نشان داد که افزایش سطح استرس مقدار ویژگی‌های استخراج شده به خصوص ویژگی‌های آماری (متوسط و انحراف معیار) را افزایش می‌دهد. این تغییرات همچنین سبب شده است که طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی بتواند سطوح را یک صحت معنادار (۹۵/۹۱ و ۹۲/۶۳ برای داده آموزش و آزمون) تفکیک نماید. پژوهش‌هایی که پژوهشگران ایرانی انجام دادند بر روی داده‌های گرفته شده از دیتاست‌های خارجی بوده است و بر روی داده‌های استرس استروپ در ایرانیان نبوده است (۳). در مطالعات دیگر کشورها نیز نتایج حاکی از کارآمد بودن GSR در طبقه‌بندی استرس دارد. در کار Basjaruddin و همکاران در سال ۲۰۲۱ با استفاده از سیگنال GSR توانستند به دقت ۹۸/۶ برسند در این کار علاوه بر GSR از ضربان قلب، میزان اکسیژن، دمای بدن نیز برای تخمین میزان استرس استفاده شده است (۱۱). در این کار روش همجوشی حسگر برای پردازش داده‌های چندین حسگر استفاده می‌شود، بنابراین خروجی که سطح استرس و وضعیت سلامت علائم حیاتی را نشان می‌دهد می‌تواند دقیق‌تر و دقیق‌تر باشد. بر اساس نتایج آزمایش، این دستگاه با دقت اندازه‌گیری دمای بدن، اشباع اکسیژن و GSR ۹۷/۲۲، ۹۹/۴ قادر است وضعیت سلامت علائم حیاتی و سطوح استرس را در $20 \pm$ ثانیه نشان دهد. به این نتیجه رسیدند که دستگاهی برای اندازه‌گیری سطوح استرس و علائم حیاتی مبتنی بر همجوشی حسگر، مطابق با عملکردها و مشخصات مورد انتظار با موفقیت طراحی و محقق شده است. در کار دیگری که در سال ۲۰۲۲ انجام شده است با استفاده از الگوریتم ماشین یادگیری افراطی (Extreme Learning (ELM) Machine) استرس را در سطح با استفاده از سیگنال فعالیت الکترودرمال پوست (Electrodermal Activity (EDA)) کلاس‌بندی کرده‌اند. در این کار از ویژگی‌ها آماری پاسخ رسانایی پوست (SCR) با این Conductance Response) استفاده شده است. استرس می‌تواند منجر به شرایط مضر در بدن مانند اختلالات اضطرابی و افسردگی شود (۱۲). یکی از روش‌های غیرتهاجمی امیدوارکننده که به طور گسترده در تشخیص استرس و احساسات مورد استفاده قرار گرفته است، فعالیت الکترودرمال (EDA) است. EDA دارای یک جزء تونیک و فازی که به نام سطح هدایت پوست و پاسخ رسانایی پوست (SCR) است. با این حال، اجزای EDA را نمی‌توان مستقیماً استخراج کرد و برای به دست آوردن آن نیاز به جداسازی دارد. در این مطالعه سیگنال‌های EDA از ۱۸ فرد سالم که تحت سه جلسه تست استروپ با افزایش سطح استرس قرار گرفتند، جمع‌آوری شد. سپس سیگنال‌های EDA با استفاده از

تشکر و قدردانی

نویسندگان از آزمایشگاه مرکز علوم اعصاب دانشگاه علوم پزشکی بقیه‌الله تشکر می‌کنند.

طراحی و ساخت ابزار، طبقه‌بندی داده‌ها و نگارش پیش‌نویس اصلی نسخه خطی.

تعارض منافع

بنابر اظهار نویسندگان هیچ تضاد منافی وجود نداشت.

منابع مالی

تامین مالی ندارد.

References

1. Abd-alrazaq A, Alajlani M, Ahmad R, AlSaad R, Aziz S, Ahmed A, et al. The performance of wearable ai in detecting stress among students: Systematic review and meta-analysis. *Journal of Medical Internet Research*. 2024;26:e52622.
2. Karthikeyan P, Murugappan M, Yaacob S. A review on stress inducement stimuli for assessing human stress using physiological signals. 2011 IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and its Applications; 2011 March 4-6; Penang, Malaysia;IEEE:2011.
3. Memar M, Mokaribolhassan A. Stress level classification using statistical analysis of skin conductance signal while driving. *SN Applied Sciences*. 2021;3:64.
4. Rahma ON, Putra A, Rahmatillah A. Electrodermal activity for measuring cognitive and emotional stress level. *Journal of Medical Signals and Sensors*. 2022;12(2):155-162.
5. Navea RF, Buenvenida PJ, Cruz CD. Stress detection using galvanic skin response: An android application. International Conference on Biomedical Engineering; 2019 August 26-27; Penang Island, Malaysia. *Journal of Physics: Conference Series*. 2019;1372(1):012001.
6. Villarejo MV, Zapirain BG, Zorrilla AM. A stress sensor based on Galvanic Skin Response (GSR) controlled by Zig-Bee. *Sensors*. 2012;12(5):6075-6101.
7. Sharma M, Kacker S, Sharma M. A brief introduction and review on galvanic skin response. *International Journal of Medical Research Professionals*. 2016;2(6):13-17.
8. Przeniosło. Ł, Hołub. M, editors. Efficient electronic speed controller algorithm for multirotor flying vehicles. 2018 Innovative Materials and Technologies in Electrical Engineering (i-MITEL); 18-20 April 2018; Sulecin, Poland; IEEE:2018.
9. Aqajari SAH, Naeini EK, Mehrabadi MA, Labbaf S, Rahmani AM, Dutt N. GSR analysis for stress: Development and validation of an open source tool for noisy naturalistic gsr data. arXiv preprint arXiv:200501834. 2020.
10. Rosenblatt F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization. *Psychological Review*. 1958;65(6):386-408.
11. Basjaruddin NC, Syahbarudin F, Sutjiredjeki E. Measurement device for stress level and vital sign based on sensor fusion. *Healthcare Informatics Research*. 2021;27(1):11-18.
12. Rahma ON, Putra AP, Rahmatillah A, Putri YSaKA, Fajriaty ND, Ain K, et al. Electrodermal activity for measuring cognitive and emotional stress level. *Journal of Medical Signals & Sensors*. 2022;12(2):155-162.