# طراحی و ساخت یک سامانهٔ تشخیص خواب‌آلودگی راننده مبتنی بر پردازش‌گر سیگنال TMS320C5509A

**علی رجائیان و هادی گرایلو** *

گروه الکترونیک، دانشکده برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

## چکیده

**همه ساله، بسیاری از مردم جان خود را در تصادفات جاده‌ای و در حین رانندگی از دست می‌دهند. یکی از عوامل اصلی وقوع این تصادفات، خستگی و خواب‌آلودگی است؛ بنابراین، تشخیص زودهنگام خواب‌آلودگی راننده تأثیر زیادی در کاهش آمار تصادفات جاده‌ای دارد. در این مقاله، ابتدا یک پایگاه داده شامل سیگنال‌های مغزی ده داوطلب مرد در شرایط مشخص، ثبت و گردآوری شده است؛ سپس، روشی برای تشخیص سطح خواب‌آلودگی فرد از روی سیگنال‌های مغزی پیشنهاد می‌شود که مبتنی بر تبدیل موجک و طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان، SVM، بوده و تنها از دو کانال سیگنال‌های مغزی استفاده می‌کند. در ادامه، یک سامانه سخت‌افزاری مبتنی بر پردازش‌گر سیگنال TMS320C5509A برای پیاده‌سازی عملی روش پیشنهادی، طراحی و ساخته شده است. این سامانه قابل حمل بوده و به‌کمک باتری قادر است تا حدود ده ساعت کار کند. نتایج نشان از دقت صد درصد در برخی نمونه‌ها داشته است.**

**واژگان کلیدی: سیگنال‌های مغزی، تشخیص خواب‌آلودگی راننده، پردازش‌گر سیگنال، پیاده‌سازی سخت‌افزاری.**

# Design and Hardware Implementation of a Driver Drowsiness Detection System Based on TMS320C5509A DSP Processor

**Ali Rajaeyan and Hadi Grailu** *

Shahrood University of Technology, Electrical and Robotics Engineering Department,

## Abstract

**Every year, many people lose their lives in road traffic accidents while driving vehicles throughout the world. Providing secure driving conditions highly reduces road traffic accidents and their associated death rates. Fatigue and drowsiness are two major causes of death in these accidents; therefore, early detection of driver drowsiness can greatly reduce such accidents. Results of NTSB investigations into serious and dangerous accidents, where drivers had survived the crash, pinpointed intense driver fatigue and drowsiness as their two major causes [1].**

**This research study first developed a database including brain signals from ten male volunteers under certain conditions. A combination of Wavelet Transform (WT) and Support Vector Machine (SVM) classifier was then used to propose a drowsiness level detection method which used only two EEG signal channels. A hardware system was then adopted for practical implementation of the proposed method. The building blocks of this hardware system included a two-channel module for receiving and pre-processing EEG signals based on a TMS320C5509A digital signal processor. This processor was adopted in this study for the first time for detecting drowsiness level, and a real-time implementation of the SVM classifier revealed its functionality. This is a portable system backed by a battery for a 10-hour operation. Results**

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

from simulation and hardware implementation of the proposed method on ten volunteers indicated an up-to-100 percent accuracy.

Works done on determining drowsiness level of drivers are two-fold: The first group uses shape and general conditions of the body with a focus on:

Head movements

Eye tracking

Eye blink percent

There are a few hardware systems developed for this group. The second group of research works use biometric signals (e.g. ECG and EEG) to detect drowsiness level in drivers [2-4]. EEG signals are the most applied biometric signals for drowsiness level determination purposed due to their low risk and high reliability [21, 28]. Accordingly, EEG Signals were used in this work for the same purpose.

This research study first developed a database including brain signals from ten male volunteers under certain conditions. A combination of Wavelet Transform (WT) and Support Vector Machine (SVM) classifier was then used to propose a drowsiness level detection method which used only two EEG signal channels. A hardware system was then adopted for practical implementation of the proposed method. The building blocks of this hardware system included a two-channel module for receiving and pre-processing EEG signals based on a TMS320C5509A digital signal processor. This processor was adopted in this study for the first time for detecting drowsiness level, and a real-time implementation of the SVM classifier revealed its functionality. This is a portable system backed by a battery for a 10-hour operation. Results from simulation and hardware implementation of the proposed method on ten volunteers indicated an up-to-100 percent accuracy.

A proper, valid, and accessible database with sufficient data entries plays an important role in the success rate of proposed approaches. On the other hand, available databases were either inaccessible or their data were in no good condition or were insufficient. Therefore, a new database including EEG signals of ten male volunteers with the mean age of 24 and at least two years road driving experience was first developed for the purpose of this study. EEG signals of volunteers were recorded in two alertness and drowsiness modes during driving simulation using a driving simulator and driving computer game.

In most drowsiness level detection methods, more than two brain channels are usually used [20]; however, in this work, only two channels were used while maintaining the efficiency of drowsiness level determination. This made the system less cluttered for the driver, scaled down the processing workload for detecting and displaying the drowsiness level, reduced power consumption, and finally maximized the hardware system's operation time.

Recorded signals were pre-processed to prepare them for the next stages including feature extraction and classification. Spectral features related to a number of bands (especially, Alpha and Theta) were the main features ever used for this purpose. So far, wavelet transform (WT) has been an important method for extracting these bands and computing their related features [7-9]. In addition, for this purpose, SVM and neural networks have been widely used as classifiers [15, 16, 18]. In this study, however, WT and the energy of some frequency bands were adopted for feature extraction whereas SVM was used for classification.

Hardware-wise, very few studies have implemented their proposed approach. On the other hand, developments in applications of signal processors have raised their significance and also hope of using them in large scale processing algorithms, on a daily basis. Manufactured by Texas Instruments, TMS320C55xx family signal processors are an important and widely-used type [23]. Thanks to its low-consumption members, this family of processors is specialized for processing 1-D signals used in portable applications. Some of the main characteristics of this signal processors include low power consumption, fair prices, diverse functional peripherals (e.g. USB and McBSP), direct memory access (DMA), timer, LCD controller, supporting a number of major widely-used communication protocols, A/D converter, fast internal dual access memories, high operating frequency (typically 200 to 300 MHz), supporting dedicated signal processing instructions (such as the LMS and Viterbi algorithms), parallel execution of two commands. To the best of our knowledge, this signal processor has not been used for any drowsiness level detection applications. A major contribution of this paper was using a TMS320C5505A digital signal processor in a portable hardware system applied for drowsiness level detection of drivers.

The frequency band of EEG signals usually ranges from 0.5 to 30 Hz that is partitioned into delta (0.5 to 4 Hz), theta (4 to 8 Hz), alpha (8 to 13 Hz) and beta (13 to 30 Hz) sub-bands. EEG signals' energy is raised in low frequency bands (e.g. delta and theta) during meditation, deep relaxation and the alertness-to-fatigue transition. With regards to these major sub-bands, an FIR band-pass filter with high and low cut-off frequencies set at 30 and 0.3 Hz, respectively, was designed using the windowing method.

The developed hardware board had four inputs relating to two EEG signal channels (O1 and O2), a CZ reference channel and a ground signal. It had low power consumption (less than 25 mW) capable of operating for 10 hours with only two 3V CR2032 batteries. Using batteries with high A·h values would lead to longer circuit life. Signals from electrodes were pre-amplified and filtered in this board to remove noises outside the 0.5 to 30 Hz range.



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

**The electronic board designed and developed for EEG signal processing and alertness/drowsiness detection incorporated a TMS320C5509A digital signal processor made by Texas Instruments. For converting analog to digital signals, the TLV320AIC23B codec was used, and a TPS767D301 IC supplied power to the digital signal processor, both made by Texas Instruments. In the circuit's power supply section, a fuse and a Zener diode were placed consecutively in the path for supplying a 5V voltage to the power IC. These two items served as a protection circuit together. This protection circuit would automatically cut off the power once the current exceeds the 500 mA threshold, protecting the circuit against any damage. The 6.5V Zener diode prevents excessive supply of input voltage to the power IC. The power IC consisted of two inputs providing two output voltages (1.6V and 3.3V) for the switch, which distributed them throughout the circuit. The codec IC had one microphone input and one stereo input. The two received EEG signal channels entered the stereo input and exited the converter in a series arrangement. This IC included constants that should have been properly programmed before the conversion operation. This could be done by the I2C protocol using SDA and SCL pins connected to the processor.**

## Keywords

**Drowsiness detection, EEG, DSP Processor, TMS3205509A, Wavelet Transform.**

## ۱-مقدمه

ایجاد شرایط رانندگی امن تأثیر زیادی در کاهش آمار تصادفات جاده‌ای و مرگ و میر ناشی از آن دارد. نتایج مطالعات مؤسسهٔ NTSB روی تصادفات جدی و خطرناکی که رانندگان جان سالم از آن‌ها به در برده‌اند، نشان داده است که یکی از علل عمده و مهم این تصادفات، خستگی مفرط و خواب‌آلودگی راننده بوده است[1].

مطالعات انجام‌شده در زمینهٔ تشخیص سطح خواب‌آلودگی فرد راننده را می‌توان به دو دسته طبقه‌بندی کرد: در دستهٔ نخست از شکل و حالت کلی بدن و به‌طورمعمول بر طبق موارد زیر استفاده می‌شود:

- ✓ حرکت سر
- ✓ ردگیری چشم
- ✓ درصد پلک‌زدن چشم

در این دسته، برخی سامانه‌های سخت‌افزاری نیز ساخته شده‌اند. برای مثال، در [1] یک سامانه سخت‌افزاری مبتنی بر تحلیل ویژگی‌های ظاهری فرد راننده به‌منظور تشخیص خواب‌آلودگی وی پیشنهاد شده است.

در دستهٔ دوم از روش‌ها، از سیگنال‌های حیاتی بدن مانند EOG، ECG و EEG برای تعیین سطح خواب‌آلودگی فرد استفاده می‌شود [3]-[2]. در بین سیگنال‌های حیاتی مورد استفاده در کاربرد تعیین سطح خواب‌آلودگی، سیگنال‌های مغزی EEG بیشترین توجه و کاربرد را به خود اختصاص داده است؛ زیرا ریسک خطر آن پایین و قابلیت اطمینان آن بالا است [4].

در این مقاله، از سیگنال‌های مغزی EEG به‌منظور تشخیص سطح خواب‌آلودگی فرد استفاده شده است.

در بیشتر روش‌های تشخیص سطح خواب‌آلودگی از بیش از دو کانال مغزی استفاده می‌شود (Lee et. al. 2013)؛ اما در کار این مقاله، تنها از دو کانال مغزی با حفظ تقریبی کارایی تشخیص سطح خواب‌آلودگی استفاده شده است. این کار موجب کاهش دست‌وپاگیربودن سامانه برای فرد راننده، کاهش حجم پردازشی لازم جهت تشخیص و اعلام سطح خواب‌آلودگی، کاهش توان مصرفی و در نتیجه، افزایش مدت زمان قابل استفاده‌بودن سامانه سخت‌افزاری با استفاده از باتری شده است.

سیگنال‌های دریافتی پس از پیش‌پردازش برای مراحل بعدی از جمله استخراج ویژگی و طبقه‌بندی آماده می‌شوند. ویژگی‌های طیفی مربوط به برخی باندها (به‌ویژه آلفا و تتا) مهم‌ترین ویژگی‌هایی است که در این کاربرد تاکنون استفاده شده‌اند. تاکنون تبدیل موجک یکی از مهم‌ترین روش‌های استخراج این باندها و محاسبهٔ ویژگی‌های مربوطه بوده است [6]-[5]. از بین طبقه‌بندهای موجود نیز، طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (SVM) و شبکه‌های عصبی در این کاربرد استفاده شده‌اند [1]،[8]-[7]. در کار این مقاله، از تبدیل موجک و انرژی برخی باندهای فرکانسی برای استخراج ویژگی و از طبقه‌بند SVM برای طبقه‌بندی استفاده شده است.

پژوهش‌گران بسیار اندکی تاکنون اقدام به پیاده‌سازی سخت‌افزاری روش پیشنهادی خود کرده‌اند. کارهای انجام‌شده تاکنون در زمینهٔ پیاده‌سازی سخت‌افزاری عمدتاً از میکروکنترلرها (شامل Atmega و ARM) برای این منظور استفاده کرده‌اند [12]-[9]. میکروکنترلرها توان بسیار پایینی در پردازش سیگنال دارند؛ زیرا هم فرکانس کاری پایینی دارند و هم این که فاقد دستورهای تخصصی پردازش سیگنال هستند. بنابراین، الگوریتم‌های مورد استفاده در این

[1] www.ntsb.gov

سامانه‌های سخت‌افزاری، بسیار ساده بوده و عمدتاً درصد دقت چندان بالایی ندارند؛ مانند [9] که برای انجام طبقه‌بندی به‌سادگی از روش محاسبهٔ فاصلهٔ ماهالانوبیس استفاده کرده است. از طرفی، با توسعه کاربردهای مبتنی بر پردازش‌گرهای سیگنال، اهمیت آن‌ها و نیز، امید به استفاده از الگوریتم‌های با حجم پردازشی بالاتر روزبه‌روز بیشتر شده است. یکی از مهم‌ترین و رایج‌ترین پردازش‌گرهای سیگنال، خانوادهٔ TMS320C55xx است که محصولی از شرکت تگزاس اینسترومنت است[1]. این خانواده از پردازش‌گرها، ویژهٔ پردازش سیگنال‌های یک‌بعدی و استفاده در کاربردهای قابل حمل طراحی شده است؛ زیرا اعضای آن توان مصرفی بسیار پایینی دارند. ازجمله مهم‌ترین ویژگی‌های این خانواده از پردازش‌گرهای سیگنال می‌توان به توان مصرفی بسیار پایین، قیمت مناسب، حافظه‌های داخلی سریع و با دسترسی مضاعف که امکان دوبار خواندن و یا نوشتن همزمان را فراهم می‌کنند، تعداد بسیار کم ملزومات سخت‌افزاری (مانند منبع تغذیه)، فرکانس کاری نسبتاً بالا (نوعاً در حدود دویست الی سیصد مگاهرتز)، انجام هر دستور در یک سیکل کلاک، تعداد بالای دستورهای قابل اجرا در واحد زمان (نوعاً دویست الی چهارصد میلیون دستور در ثانیه)، برخورداری از دستورهای ویژهٔ پردازش سیگنال مانند فیلترکردن، الگوریتم LMS، الگوریتم ویتربی، و نرمالیزه‌کردن، قابلیت اجرای موازی دستورها تا دو دستور در یک سیکل کلاک، تنظیم فرکانس کاری و درنتیجه، تنظیم توان مصرفی آن اشاره کرد. با توجه به قابلیت‌های این پردازش‌گر، انتظار می‌رود بتوان در سامانه‌های سخت‌افزاری از الگوریتم‌های پردازشی پیچیده‌تری استفاده و بنابراین، به کارایی بالاتری دست یافت. طبق دانستهٔ ما، تاکنون از این پردازش‌گر در کاربرد تشخیص سطح خواب‌آلودگی فرد راننده استفاده‌ای نشده است. یکی از مهم‌ترین کارهای انجام‌شده در کار این مقاله، استفاده از پردازش‌گر سیگنال TMS320C5505A در یک سامانه سخت‌افزاری قابل حمل است که به‌منظور تشخیص سطح خواب‌آلودگی فرد راننده طراحی و ساخته شده است.

در ادامه، مقاله به این صورت سازمان‌دهی شده است که در بخش ۲ مهم‌ترین روش‌ها و سامانه‌های تشخیص سطح خواب‌آلودگی بررسی می‌شوند. در بخش ۳ نحوهٔ جمع‌آوری سیگنال‌ها از داوطلبان و تشکیل پایگاه داده، در بخش ۴ روش پیشنهادی و مراحل مهم آن جهت پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی، و در بخش ۵ نیز سامانه سخت‌افزاری طراحی و ساخته شده در کار این مقاله توضیح داده می‌شود. بخش ۶ نیز به نتیجه‌گیری مقاله پرداخته است.

## ۲-مروری بر روش‌ها و سامانه‌های موجود

در این بخش، در زمینهٔ تشخیص سطح خواب‌آلودگی، سه موضوع شامل تهیهٔ پایگاه داده، روش‌های موجود در استخراج ویژگی و طبقه‌بندی، و سامانه‌های سخت‌افزاری موجود مورد بررسی و مرور قرار می‌گیرند. در قسمت روش‌های موجود این نکته قابل ذکر است که در مقالات مربوطه، به‌طورمعمول تنها دو حالت جدی بیداری و خواب یا خستگی مفرط بررسی شده و حالت‌های میانی بررسی نمی‌شوند. در قسمت سامانه‌های سخت‌افزاری موجود نیز این نکته قابل تأمل است که همگی آن‌ها مبتنی بر سامانه‌های میکروکنترلری بوده و جزئیات چندانی از کار خود منتشر نساخته‌اند؛ همچنین، الگوریتم‌های مورد استفاده در این سامانه‌های سخت‌افزاری، به‌دلیل توان محدود این میکروکنترلرها، ساده هستند.

در زمینهٔ تولید پایگاه داده، تاکنون، کارهایی انجام شده است؛ اما هیچ‌یک دردسترس نبوده و یا شرایط و تعداد داده‌های آن‌ها مناسب نمی‌باشند. به‌طورمعمول داوطلبان مورد استفاده در کار تهیهٔ پایگاه داده، از بین مردان و حتی رانندگان حرفه‌ای انتخاب می‌شوند [2]. از این داوطلبان خواسته می‌شود در دو حالت هوشیاری کامل و خواب‌آلودگی در حالی به انجام رانندگی بپردازند که کلاه حامل الکترودها روی سر آنها قرار داده شده است. سیگنال‌های دریافتی پس از پیش‌پردازش برای مراحل بعدی از جمله استخراج ویژگی و طبقه‌بندی آماده می‌شوند. در [13] از ۱۷ راننده خواسته شده که به کمک شبیه‌ساز رانندگی به مدت چهل دقیقه، در نوبت صبح و بعد از ظهر و در دو وضعیت جنبی مختلف برای جاده (وضعیت یکنواخت و وضعیت شلوغ) به رانندگی بپردازند. در این کار، از یک فرمان شبیه‌ساز رانندگی استفاده و الکترودهای جمع‌آوری سیگنال‌های مغزی بر طبق آرایش استاندارد ۲۰-۱۰ روی پوست سر داوطلبان نصب شدند. در [7] سیگنال‌های مغزی را به‌کمک ده داوطلب و در حالت شبیه‌سازی رانندگی به‌کمک بازی نرم‌افزاری تهیه کرده‌اند. در این کار از داوطلبان خواسته شده که در دو حالت بیداری و خستگی مفرط به انجام شبیه‌سازی بپردازند. برای حالت

[1] www.ti.com



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

خستگی مفرط، از آن‌ها خواسته شده که دست‌کم بیست ساعت قبل از رانندگی، نخوابند.

در حوزهٔ استخراج ویژگی و انجام طبقه‌بندی، از روش‌های مختلفی استفاده شده است. در [5] از برخی ویژگی‌های آماری حاصل از زیرباندهای به‌دست‌آمده از تبدیل موجک بهره گرفته شده است. در این مرجع، از شبکهٔ عصبی برای انجام طبقه‌بندی استفاده شده است. دقت تشخیص دسته‌های هوشیاری، خواب‌آلودگی، و خواب کامل در این روش حدود ۹۲٪ بوده است. در [6] به‌منظور تشخیص حالت گذر از بیداری به خواب، از تبدیل موجک و توابع انرژی برای استخراج ویژگی و بررسی انرژی نسبی باندها به‌منظور طبقه‌بندی استفاده شده است. در [14] برای تشخیص حالت گذر از بیداری به خواب، علاوه‌بر سیگنال‌های EEG، از سیگنال‌های EOG چپ و راست و نیز سیگنال‌های EMG مربوط به پشت فرد نیز استفاده شد. در این پژوهش نیز از تبدیل موجک و زیرباندهای آن استفاده شده و دقتی در حدود ۹۵٪ گزارش شده است.

در [8] از روی همبستگی بین سیگنال‌های EEG و استفاده از شبکه عصبی پرسپترون اقدام به تشخیص سطح خواب‌آلودگی شده است. در [4] یک روش کلاسیک (تبدیل فوریه (FFT)) و سه روش مبتنی بر مدل (میان‌گیری متحرک (MA)، اتو رگرسیون (AR)، و میانگین‌گیری متحرک اتو رگرسیون (ARMA) در کاربرد تشخیص سطح خواب‌آلودگی فرد با هم مقایسه شده‌اند. به‌کمک هریک از این روش‌ها، طیف توان سیگنال‌های EEG محاسبه و در تشخیص سطح خواب‌آلودگی استفاده شده است. در پایان نتیجه‌گیری شده است که روش‌های FFT و MA پایین‌ترین درجهٔ تفکیک فرکانسی را داشته و برای تحلیل رابطهٔ خواب-بیداری مناسب نیستند. در مقابل عملکرد روش‌های AR و ARMA بسیار مطلوب ارزیابی شده است. در [15] یک روش انتخاب ویژگی برای کاربرد تشخیص خواب‌آلودگی پیشنهاد شده است که مبتنی بر سه قانون پیشنهاد شده است. در انجام کار، ۲۴ ویژگی (زمانی- فرکانسی- آماری) از سیگنال‌های EEG استخراج و پردازش شده است. در پایان نتیجه‌گیری شده است که ویژگی‌های اندازهٔ نسبی طیف در باند آلفا (۸ تا ۱۳ هرتز)، اندازهٔ نسبی طیف در باند تتا (۴ تا ۸ هرتز)، و متوسط فرکانس طیف EEG بهترین ترکیب از ویژگی‌ها برای کاربرد تشخیص خواب‌آلودگی در حوزهٔ بررسی هوشیاری مبتنی بر شنوایی اعلام شده است. برای کاربرد تشخیص خواب‌آلودگی در حوزهٔ بررسی هوشیاری مبتنی بر بینایی، تنها ویژگی مطلوب، متوسط فرکانس باند بتا (۱۳ تا ۳۲ هرتز) اعلام شده است. در [7] یک روش مبتنی بر ویژگی‌های آشوب (شامل بعد فرکتالی هیگوچی و بعد فرکتالی پتروسیان) و نیز لگاریتم انرژی سیگنال برای تشخیص خواب‌آلودگی پیشنهاد شده است. در انجام طبقه‌بندی از شبکهٔ عصبی استفاده شده است. در [16] طبقه‌بند SVM یکی از بهترین طبقه‌بندها در کاربرد تشخیص سطح خواب‌آلودگی معرفی شده است. در [17] روشی مبتنی بر طیف توان لگاریتمی زیرباندی، تحلیل همبستگی، تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA)، و استفاده از مدل‌های رگرسیون خطی برای کاربرد تشخیص سطح خواب‌آلودگی با استفاده از سیگنال‌های مغزی پیشنهاد شده است. در [18] از تخمین طیف توان و تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA) برای استخراج ویژگی و از شبکه‌های عصبی برای طبقه‌بندی در کاربرد تشخیص خواب‌آلودگی استفاده شده است. در [19] از تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA)، تحلیل طیف توان، ارزیابی همبستگی، و مدل رگرسیون خطی برای تشخیص سطح خواب‌آلودگی استفاده شده است. در [20] از تحلیل طیف توان سیگنال‌های مغزی به همراه روش‌های تحلیل مؤلفه‌های مستقل و تحلیل مؤلفه‌های اساسی برای تشخیص سطح هوشیاری استفاده شده است. در [21] از تبدیل الگوهای فضایی مشترک برای استخراج ویژگی در تشخیص سطح خواب‌آلودگی استفاده شده است. برای طبقه‌بندی از روش‌های یادگیری بدون ناظر استفاده شده است. در [22] برای تشخیص دو حالت هوشیاری و خواب‌آلودگی، پس از فیلترکردن سیگنال‌های مغزی به‌منظور استخراج یک باند فرکانسی خاص، از PCA احتمالاتی (PPCA) به‌منظور کاهش ابعاد داده‌ها استفاده شده است؛ سپس با اعمال مجدد PPCA، هر حالت هوشیاری به‌صورت یک متغیر تصادفی گوسی مدل می‌شود. برای طبقه‌بندی، از احتمال پسین استفاده شده است.

در حوزهٔ سامانه‌های سخت‌افزاری ساخته‌شده که در ادامه بررسی خواهند شد، چند نکته قابل بیان است. نخست این که، همگی آن‌ها مبتنی بر سامانه‌های میکروکنترلری بوده و برخی از کارهای منتشرشده، جزئیات چندانی از کار خود ارائه نکرده‌اند. دوم این که نرخ نمونه‌برداری در آنها به‌طورمعمول بیشتر از کمینه لازم است؛ این امر موجب افزایش بارمحاسباتی سامانه میکروپروسسوری می‌شود. سوم این که دقت بیتی مورد استفاده در آن‌ها به‌طورمعمول کم و در حدود ده الی دوازده بیت است. دقت بیتی در برخی



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]
[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

حالات، تأثیر قابل توجهی روی کارایی تشخیص سامانه سخت‌افزاری می‌گذارد.

در [9] یک سامانه سخت‌افزاری مبتنی بر میکروکنترلر طراحی و ساخته شده است که از فاصلهٔ ماهاالانوبیس بین سیگنال‌های EEG دریافتی و نمونه‌های از قبل ذخیره شده، به‌منظور تشخیص خواب‌آلودگی فرد استفاده می‌شود. از موج آلفا برای تشخیص سطح خواب‌آلودگی استفاده می‌شود.

در [23] یک روش تشخیص خواب‌آلودگی فرد راننده مبتنی بر تحلیل طیفی سیگنال‌های EEG به‌کمک یک نوع نرمال‌سازی وابسته به فرد پیشنهاد داده شده و سپس بر روی یک برد میکروکنترلری پیاده‌سازی سخت‌افزاری کرده است. جزئیات چندانی از این سامانه سخت‌افزاری معرفی نشده است. پس از نرمال‌سازی پیشنهادی، عمل تشخیص به‌سادگی به‌کمک آستانه‌گیری انجام می‌شود.

در [10] جزئیات چندانی از سامانه سخت‌افزاری معرفی نشده است. در روش پیشنهادی سیگنال‌های مغزی پس از دریافت، توسط فیلتر میانه، فیلتر می‌شوند. برای استخراج ویژگی از روش اتورگرسیو و برای طبقه‌بندی نیز از روش خوشه‌یابی k-means استفاده شده است.

واحد دریافت و ثبت سیگنال‌های مغزی شامل یک تقویت‌کنندهٔ اندازه‌گیری، یک فیلتر میانه برای هموارسازی سیگنال، و یک مبدل آنالوگ به دیجیتال (ADC) ۱۲ بیتی است. در مرحلهٔ آموزش، برای استخراج ویژگی از روش اتو رگرسیون (مدل AR) و برای انجام طبقه‌بندی نیز از خوشه‌یابی k-means که یکی از الگوریتم‌های سادهٔ یادگیری بدون نظارت است، استفاده شده است. در مرحلهٔ آزمایش نیز به سادگی، ابتدا مؤلفه‌های باند آلفا و تتا از سیگنال استخراج و با یک آستانهٔ از قبل مشخص مقایسه می‌شوند.

سامانه سخت‌افزاری معرفی‌شده در [11] تا حدی شبیه به [9] است که در آن از میکروکنترلر ARM LPC2148 استفاده شده است. در [21] یک روش سادهٔ آستانه‌گیری روی امواج باندهای آلفا، بتا، و تتا پیشنهاد شده است. سامانه سخت‌افزاری معرفی‌شده در این کار نیز مبتنی بر میکروکنترلر است؛ گرچه اطلاعات چندانی از آن منتشر نشده است. در سامانه سخت‌افزاری پیشنهادشده در [24] که مبتنی بر میکروکنترلر Atmega است، ابتدا سیگنال‌های هشت کانال مغزی به‌کمک بلوتوث برای پردازش ارسال می‌شود. در این سامانه، برای تجزیهٔ سیگنال‌ها به باندهای آلفا، بتا، تتا، و گاما از بسته موجک استفاده شده است. برای انتخاب بهترین باند از روش اطلاعات متقابل استفاده شده است. برای طبقه‌بندی از ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است که البته، عمل آموزش آن در یک رایانه شخصی انجام گرفته است. پردازش‌های MI و آموزش SVM در یک رایانه شخصی انجام شده و از نتایج آن‌ها در سامانه میکروکنترلری استفاده شده است.

همان‌طورکه اشاره شد، یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های مورد استفاده در روش‌های تشخیص سطح خواب‌آلودگی، ویژگی‌های وابسته به باندهای آلفا و تتا است [15]. مؤلفه‌های این باندهای فرکانسی با گذر از هوشیاری به خستگی یا خواب تغییر می‌کنند. برای استخراج این باندهای فرکانسی نیز به‌طورمعمول از تبدیل موجک استفاده می‌شود. از بین طبقه‌بندهای مورد استفاده تاکنون، گرچه شبکه‌های عصبی بیشتر استفاده شده است، اما به‌نظر می‌رسد که طبقه‌بند SVM موفقیت بیشتری نتیجه می‌دهد [3]،[16]. روشی که در کار مقاله حاضر پیشنهاد داده‌ایم، مبتنی بر استخراج ویژگی از روی باند فرکانسی تتا به‌کمک تبدیل موجک، محاسبهٔ انرژی سیگنال‌های متناظر با این باند به‌عنوان ویژگی، و انجام طبقه‌بندی به‌کمک طبقه‌بند SVM است.

در قسمت سامانه سخت‌افزاری طراحی و ساخته‌شده در کار مقاله حاضر، همان‌طور که اشاره شد، از پردازش‌گر سیگنال TMS320C5505 برای انجام پردازش‌ها استفاده شده است. تاکنون از پردازش‌گرهای سیگنال در کاربرد تشخیص خواب‌آلودگی راننده استفاده نشده است. همچنین، تاکنون الگوریتم‌های تاحدودی پیچیده مانند SVM (به‌ویژه هر دو قسمت آموزش و آزمایش آن) روی سامانه‌های سخت‌افزاری موجود پیاده‌سازی نشده است. در سامانه سخت‌افزاری پیشنهادی، زمان‌های اعلام وضعیت خواب‌آلودگی راننده نسبت به بقیهٔ روش‌ها در بازه‌های بزرگتری (هر پنج ثانیه یک‌بار اعلام وضعیت) انتخاب شده است؛ زیرا نخست این‌که گذر از حالت هوشیاری به خواب‌آلودگی هیچ‌گاه به‌طور ناگهانی رخ نمی‌دهد بلکه فرآیندی تدریجی است؛ بنابراین ضرورتی به اعلام سریع وضعیت فرد وجود ندارد. دوم این که با افزایش این مدت زمان، حجم ضروری محاسبات سامانه سخت‌افزاری، در واحد زمان، کاهش یافته و این منجر به کاهش توان مصرفی آن می‌شود؛ بنابراین، مدت زمان کارکرد سامانه با استفاده از باتری، افزایش می‌یابد. سوم این که با توجه به ناایستابودن سیگنال‌های مغزی و طبیعت خواب‌آلودگی و خستگی، بهتر



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

است ویژگی‌های خواب‌آلودگی در بازه‌های زمانی بزرگ‌تری بررسی شوند؛ به عبارت دیگر، در این کاربرد، سیگنال‌های مغزی را باید در بازه‌های زمانی به اندازهٔ کافی بزرگ بررسی و تحلیل کرد تا دقت تشخیص افزایش یابد. تجربیات و بررسی‌های ما شاهد صحت این امر است؛ زیرا افزایش بازهٔ نمونه‌برداری سیگنال، موجب افزایش دقت تشخیص شده است. دقت نمونه‌برداری سامانه سخت‌افزاری طراحی‌شده در کار این مقاله، شانزده بیت است که بیشتر از دقت سامانه‌های موجود است.

## ۳-جمع‌آوری داده‌ها و تشکیل پایگاه داده

در تهیهٔ سیگنال‌های پایگاه داده، برخی موارد حائز اهمیت است که به تشریح آن‌ها می‌پردازیم:

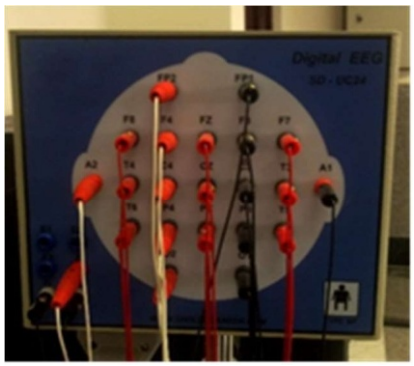
### ۳-۱-داوطلبان

داوطلبانی که در ثبت سیگنال‌های مغزی مشارکت کردند، ده نفر مرد و متوسط سن آن‌ها ۲۴ سال بود. این افراد، حداقل دو سال سابقهٔ رانندگی در جاده‌ها داشته‌اند. از این افراد خواسته شد که در شرایط از قبل مشخصی با فرمان شبیه‌سازی رانندگی و یک بازی نرم‌افزاری شروع به رانندگی کنند. تمامی آزمایش‌ها در هنگام صبح گرفته شدند. برای هر فرد دو حالت هوشیاری و خواب‌آلودگی در نظر گرفته شد. برای حالت خواب‌آلودگی، از داوطلب خواسته شد که شب قبل را نخوابیده و در هنگام صبح به رانندگی با فرمان شبیه‌ساز بپردازد. در حالت هوشیاری نیز از داوطلبان خواسته شد که شب قبل از انجام رانندگی، به حد کافی خوابیده و استراحت کنند.

### ۳-۲-تجهیزات ثبت سیگنال‌ها

برای ثبت و ذخیره‌سازی سیگنال‌های مغزی از یک سامانه ۲۴ کانالهٔ ثبت سیگنال‌های مغزی با بیشینه فرکانس نمونه‌برداری ۱۵۰ Hz استفاده شده است که در شکل (۱) نمایی از آن در حال استفاده نشان داده شده است.

در این سامانه از آرایش ۲۰-۱۰ برای چیدمان الکترودها استفاده شده است. سیگنال‌های مغزی در حال انجام رانندگی به‌کمک مجموعهٔ فرمان شبیه‌ساز رانندگی، ثبت و ذخیره می‌شوند. شکل (۲) نمایی از این مجموعه فرمان شبیه‌سازی رانندگی نشان داده شده است.



**(شکل-۱): صفحهٔ الکترودها متعلق به سیستم ۲۴ کانالهٔ ثبت سیگنال‌های مغزی مورد استفاده جهت تهیه‌ی پایگاه داده**

**(Figure-1): The Electrode Panel in the 24-channel EEG signal acquisition system used for database generation**



**(شکل-۲): مجموعهٔ فرمان شبیه‌ساز رانندگی**

**(Figure-2): The driving simulator set**



**(شکل-۳): یکی از داوطلبان در حین انجام آزمایش رانندگی**

**(Figure-3): A volunteer testing the driving simulator**

اجزای مهم این مجموعه شامل فرمان، دنده، ترمز، و پدال گاز است. برای انجام رانندگی از بازی نرم‌افزاری Shift استفاده شد. در این بازی، در حالت هوشیاری از سه مسیر مختلف با طول متوسط ۷ Km و در حالت خواب‌آلودگی از یک مسیر با طول ۲۰ Km استفاده شد. در زمان انجام بازی رانندگی از داوطلبان خواسته شد که تلفن همراه یا هر وسیله تولیدکنندهٔ نوفه و اغتشاش را از خود دور کنند. همچنین،



[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

لامپ‌هایی مانند لامپ فلورسنت که می توانند روی سیگنال‌های مغزی تأثیر منفی بگذارند، خاموش شدند. شکل (۳) داوطلبی را در حین انجام بازی رانندگی نشان می‌دهد.

## ۴-روش تحلیل داده‌ها

روش پیشنهادی در این مقاله، شامل پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، و طبقه‌بندی است که در هر یک از زیربخش‌های زیر به‌تفکیک توضیح داده می‌شوند:

### ۴-۱-پیش پردازش

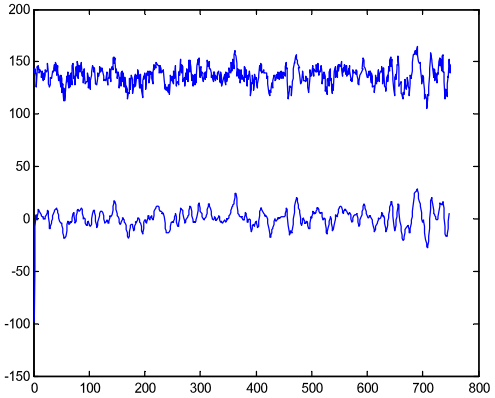
برخلاف رعایت برخی تمهیدات برای افزایش کیفیت سیگنال‌های ثبت‌شده مانند استفاده از ژل‌های مخصوص و دور نگه‌داشتن وسایل الکتریکی غیرضروری از محل انجام آزمایش رانندگی، همواره مقداری نوفه در سیگنال‌های مغزی وجود داشته و این امر گریزناپذیر است. عواملی مانند جابه‌جایی الکترودها از موقعیت تعیین‌شده توسط آرایش استاندارد ۲۰-۱۰، وجود مقدار تاحدودی زیاد موی سر در زیر برخی از الکترودها، پلک‌زدن، و حرکت ناخواسته‌ی داوطلبان در حین آزمایش رانندگی، کم و بیش موجب تولید نوفه می‌شوند.

باند فرکانسی سیگنال‌های مغزی به‌طورمعمول شامل فرکانس‌های ۰/۵ تا ۳۰ هرتز است که به زیرباندهای دلتا (از ۰/۵ تا ۴ هرتز)، تتا (از ۴ تا ۸ هرتز)، آلفا (از ۸ تا ۱۳ هرتز) و بتا (از ۱۳ تا ۳۰ هرتز) دسته‌بندی می‌شود. در حالت‌های مدیتیشن، استراحت عمیق، و گذر از هوشیاری به خستگی انرژی سیگنال مغزی در باندهای فرکانس پایین (مانند دلتا و تتا) افزایش می‌یابد. در این حالت هوشیاری فرد کاهش یافته و فرد خسته و خواب‌آلود می‌شود [2]،[25].

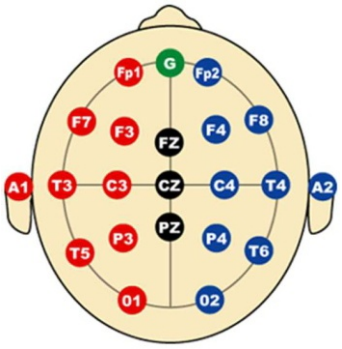
با توجه به زیرباندهای مهم بیان‌شده، یک فیلتر میان‌گذر FIR با فرکانس‌های قطع بالا و پایین برابر با به‌ترتیب ۳۰ و ۰/۳ هرتز به روش پنجره‌گیری طراحی و به سیگنال اعمال می‌کنیم. شکل (۴) نمونه‌ای از یک سیگنال مغزی دریافتی به‌طول زمانی پنج ثانیه را به همراه نتیجهٔ فیلترکردن آن نشان می‌دهد.

### ۴-۲-استخراج ویژگی

کانال‌هایی که برای استخراج ویژگی انتخاب و بررسی شدند، بر طبق پژوهش‌های قبلی انجام‌گرفته در این موضوع [26]،[17] شامل دو گروه از کانال‌ها، یکی مجموعهٔ کانال‌های FZ، F3، C3، و C4 و دیگری مجموعه‌ی کانال‌های O1 و O2 بودند که هر دو گروه نسبت به کانال مرجع CZ سنجیده شده‌اند. پس از بررسی، گروه دوم از کانال‌ها انتخاب شدند؛ زیرا هم تعداد کانال‌ها کمتر است و هم این که مطابق با شکل (۵)، این کانال‌ها در ناحیهٔ پشت سر فرد قرار دارند؛ بنابراین منجر به کاهش مزاحمت الکترودها برای فرد، کاهش حجم محاسبات و نیز، کاهش توان مصرفی برای پردازش‌گر سیگنال می‌شود.




**(شکل-۴): یک نمونه سیگنال مغزی قبل و بعد از فیلترشدن**
**(Figure-4): Two sample EEG signals corresponding to before and after filtering**




**(شکل-۵): موقعیت مکانی الکترودها بر طبق آرایش ۲۰-۱۰**
**(Figure-5): The 10-20 electrodes arrangement system**

طول هر سیگنال ثبت‌شده برای هر کانال مغزی از داوطلب و برای هر یک از دو حالت هوشیاری و خستگی مفرط ده دقیقه است که به بازه‌های زمانی پنج ثانیه تقسیم می‌شوند. بنابراین، برای هر داوطلب و برای هر حالت، ۱۲۰ نمونه سیگنال در دست خواهد بود که از این نمونه‌ها ویژگی‌هایی استخراج خواهد شد. علت انتخاب طول پنج ثانیه برای نمونه‌ها، برقراری مصالحه بین دو عامل خلاف هم است: از یک طرف برای رسیدن به کاربردهای نزدیک به زمان-حقیقی باید طول نمونه‌ها تا حد امکان کوتاه باشد. از طرف دیگر، با توجه به ناایستان‌بودن سیگنال‌های مغزی و این که بروز تغییرات در این سیگنال‌ها تدریجی و تاحدودی آرام



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]
[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

است، بهتر است به حدکافی طول زمانیِ بزرگی برای نمونه‌های حاصل از این سیگنال‌ها در نظر گرفت. درحقیقت، می‌دانیم که برای شناسایی یک رفتار بسیار سریع (متناظر با فرکانس‌های بالا) در یک سیگنال دلخواه، محدودیت چندانی روی حداقل طول سیگنال نیست؛ بلکه تنها کافی است مقیاسی که تجزیه موجک در آن مقیاس انجام می‌شود به حد کافی کوچک باشد؛ اما درحالتی‌که به‌دنبال شناسایی یک رفتار بلندمدت (یا به حد کافی «هموار» (متناظر با فرکانس‌های پایین) هستیم، باید مقیاس تحلیل به حدکافی بزرگ باشد و این امر مستلزم این است که خود سیگنال اولیه دارای طولی به حد کافی بزرگ باشد تا بتوان تمام آن رفتار را «دید» و درنتیجه «شناسایی» کرد؛ درواقع عمل «دیدن» مربوط به طول سیگنال و عمل «شناسایی» مربوط به قابلیت تجزیه موجک در تعداد سطوح مناسب می‌شود. حال با توجه به این مطلب و نیز این نکته که در سیگنال‌های مغزی، وقوع خواب‌آلودگی در زیرباندهای فرکانس پایین، خود را نمایان می‌کند و فرکانس‌های پایین متناظر با رفتارهای بسیار هموار و بلندمدت می‌باشند، نیاز به تهیهٔ سیگنال‌هایی با طول به حدکافی بلند مدت هستیم. حال در اینجا مصالحه‌ای بین نیاز به شناسایی و اعلام به‌موقع خواب‌آلودگی و نیاز به دراختیارداشتن سیگنال‌های بلندمدت به‌وجود می‌آید که ما به‌کمک انجام آزمایش‌های مختلف، بازه زمانی پنج ثانیه را انتخاب کردیم.

در کار این مقاله، از تبدیل موجک مبتنی بر موجک db3 با پنج سطح تجزیه برای استخراج ویژگی استفاده شده است. تبدیل موجک حجم محاسباتی پایین داشته و برای پیاده‌سازی آن می‌توان از فیلتربانک استفاده کرد. معماری پردازش‌گر سیگنال TMS320C5505 یک ساختار بسیار کارآمد برای پیاده‌سازی فیلتر بانک ارائه می‌دهد. این ساختار مبتنی بر دستورهای کارآمد تکرار دستورها، موازی‌کاری و استفاده از حافظه‌های سریع با دسترسی مضاعف می‌باشد. علت انجام پنج سطح تجزیه این است که سیگنال‌های مغزی با نرخ ۱۳۰ هرتز نمونه‌برداری می‌شوند. از طرفی باند تتا یکی از مهم‌ترین باندهایی است که در حین گذر از هوشیاری به خواب‌آلودگی، تغییرات طیفی زیادی در انرژی مؤلفه‌های فرکانسیِ خود نشان می‌دهد. بنابراین، با انجام پنج سطح تجزیه، می‌توان به این باند دسترسی داشته و از انرژی آن به‌عنوان ویژگی استفاده کرد. علت انتخاب موجک دابیشز در تجزیهٔ موجک این است که ویژگی‌های خوبی در تقریب سیگنال‌های ناایستان دارد [5]. با توجه به این که در روش مورد استفاده، برای هر نمونه سیگنال یک ویژگی استخراج می‌شود، تعداد ویژگی‌های استخراج‌شده برای نخستین مجموعهٔ کانال‌ها (شامل کانال‌های FZ، F3، C3، و C4) در هر یک از دو حالت هوشیاری و خواب‌آلودگی یک داوطلب مفروض، ۴ × ۱۲۰ ویژگی و برای دومین مجموعهٔ کانال‌ها (شامل کانال‌های O1 و O2) ۲ × ۱۲۰ است.

## ۴-۳-طبقه‌بندی بردارهای ویژگی

برای طبقه‌بندی بردارهای ویژگی محاسبه‌شده در بخش قبلی از طبقه‌بند خطی SVM استفاده می‌شود. در این طبقه‌بند با تعریف و استفاده از یک ابرصفحه در فضای ویژگی، عمل جداسازی بردارهای ویژگی با کارایی نسبتاً بالا انجام می‌شود [27]،[16]. داده‌های آموزش طبقه‌بند به‌صورت تصادفی انتخاب شده و به‌طورمعمول حدود ۳۰ الی ۴۰ درصد از تعداد کل داده‌های موجود را شامل می‌شوند. ما در کار خود با توجه به این که برای هر فرد داوطلب و در هر حالت هوشیاری و خواب‌آلودگی، ۱۲۰ نمونه سیگنال در اختیار داریم، چهل نمونه سیگنال را برای کار آموزش و مابقی را برای آزمایش الگوریتم انتخاب کردیم.

## ۴-۴-نتایج طبقه‌بندی

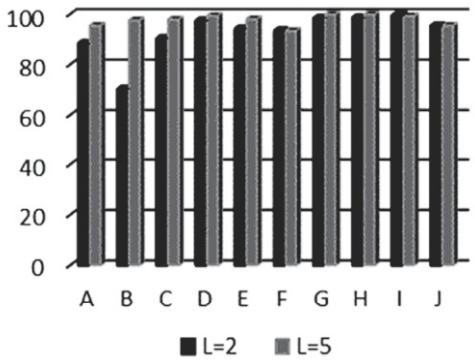
نتایج عددی طبقه‌بندی ده داوطلب شرکت‌کننده در آزمایش رانندگی در جدول (۱) آورده شده است. در این جدول هریک از داوطلبان با حروف A تا J مشخص شده‌اند. در این جدول دو مقدار مختلف برای تعداد سطح تجزیه، یکی دو سطح و دیگری پنج سطح تجزیه، در نظر گرفته شده است. همان‌طورکه ملاحظه می‌شود با افزایش تعداد سطوح تجزیه، کارایی بازشناسی افزایش می‌یابد؛ یکی از دلایل مناسب‌بودن این تعداد از سطوح تجزیه، انطباق بر عرض باند فرکانسیِ تتا در این حالت است. همچنین ملاحظه می‌شود که میزان درصد بازشناسی برای برخی داوطلبان به صد درصد نیز رسیده است. نتایج عددی موجود در جدول (۱) در نمودارهای نشان‌داده‌شده در شکل‌های (۶) و (۷) به‌صورت میله‌ای نشان داده شده‌اند. این دو شکل، متناظر با مجموعهٔ معینی از کانال‌های به کارگرفته شده است. در هر یک از این شکل‌ها، نتایج مربوط به هر دو سطح تجزیهٔ L=2 و L=5 در کنار هم نمایش داده شده‌اند. شکل (۸) مقایسه‌ای بین نتایج حاصل از نخستین و دومین مجموعهٔ کانال‌ها را در حالت استفاده از پنج سطح تجزیه نشان می‌دهد. بر طبق این

شکل، نتایج حاصل از انتخاب دو کانال تا حد زیادی به نتایج حاصل از چهار کانال نزدیک است؛ لذا همان طور که درقبل نیز اشاره شد، در ادامه، برای پیاده‌سازی سخت‌افزاری از حالت دوکاناله استفاده کرده‌ایم تا پیچیدگی سخت‌افزاری- نرم‌افزاری کاهش یابد.

**(جدول-۱): دقت بازشناسی برای هر یک از دو مجموعهٔ کانال‌های استفاده‌شده جهت تشخیص هوشیاری از خواب‌آلودگی به‌کمک طبقه‌بند SVM و نیز برای دو سطح مختلف تجزیهٔ موجک**

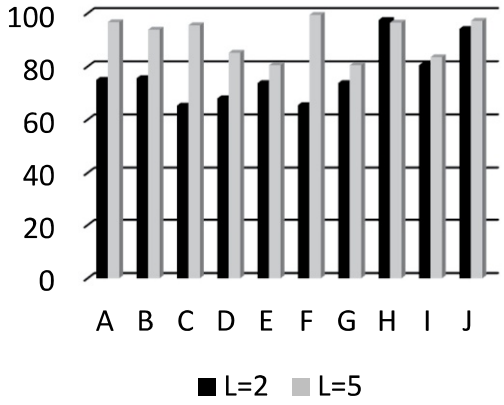
**(Table-1): The recognition rate for each of channel sets used for drowsiness detection using the SVM classifer**

| Volunteers | Channel Group | No. of Decomposition Levels | Average Recognition Percentage |
|---|---|---|---|
| A | FZ,F3,C3,C4 | 2 | 88.5 |
| | | 5 | 95.5 |
| | O1,O2 | 2 | 75 |
| | | 5 | 90.6 |
| B | FZ,F3,C3,C4 | 2 | 70.4 |
| | | 5 | 97.65 |
| | O1,O2 | 2 | 65.32 |
| | | 5 | 95.48 |
| C | FZ,F3,C3,C4 | 2 | 90.49 |
| | | 5 | 98 |
| | O1,O2 | 2 | 68 |
| | | 5 | 85.16 |
| D | FZ,F3,C3,C4 | 2 | 97.5 |
| | | 5 | 99.5 |
| | O1,O2 | 2 | 65.5 |
| | | 5 | 99.39 |
| E | FZ,F3,C3,C4 | 2 | 94.3 |
| | | 5 | 98.16 |
| | O1,O2 | 2 | 97.5 |
| | | 5 | 96.5 |
| F | FZ,F3,C3,C4 | 2 | 93.5 |
| | | 5 | 93.5 |
| | O1,O2 | 2 | 80.5 |
| | | 5 | 83.5 |
| G | FZ,F3,C3,C4 | 2 | 98.4 |
| | | 5 | 100 |
| | O1,O2 | 2 | 94.16 |
| | | 5 | 97.16 |
| H | FZ,F3,C3,C4 | 2 | 98.7 |
| | | 5 | 100 |
| | O1,O2 | 2 | 97.33 |
| | | 5 | 99.66 |
| I | FZ,F3,C3,C4 | 2 | 99.5 |
| | | 5 | 99.33 |
| | O1,O2 | 2 | 85.66 |
| | | 5 | 81 |
| J | FZ,F3,C3,C4 | 2 | 95.5 |
| | | 5 | 95.5 |
| | O1,O2 | 2 | 79.33 |
| | | 5 | 89.16 |



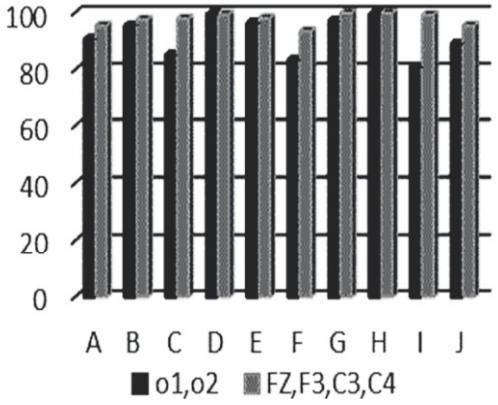

**(شکل-۶): مقایسهٔ درصد بازشناسی برای حالت استفاده از نخستین مجموعهٔ کانال‌ها (شامل کانال‌های FZ، F3، C3، و C4) با دو مقدار مختلف برای تعداد سطوح تجزیه (L)**

**(Figure-6): Comparing the recognition rate for two different decomposition level when using the first channel set**




**(شکل-۷): مقایسهٔ درصد بازشناسی برای حالت استفاده از دومین مجموعهٔ کانال‌ها (شامل کانال‌های O1 و O2) با دو مقدار مختلف برای تعداد سطوح تجزیه (L)**

**(Figure-7): Comparing the recognition rate for two different decomposition level when using the second channel set**




**(شکل-۸): مقایسهٔ نتایج درصد بازشناسی مربوط به نخستین و دومین مجموعهٔ کانال‌ها در حالت استفاده از پنج سطح تجزیه**

**(Figure-8): Comparing the recognition rates of the two channel sets with five levels of decomposition**

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

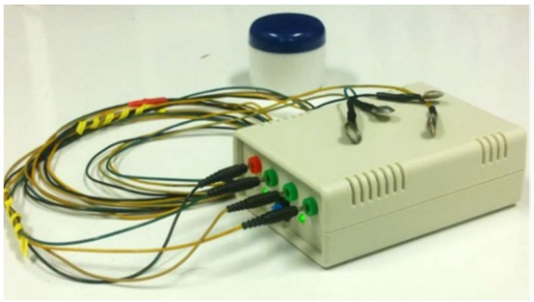
## ۵-سامانهٔ سخت‌افزاری طراحی و ساخته شده

سامانهٔ سخت‌افزاری ساخته‌شده برای پیاده‌سازی روش پیشنهادی مطرح‌شده در بخش قبل، مطابق با نمودار نشان داده شده در شکل (۹)، شامل دو بخش مهم است: یکی بُرد دریافت و پیش‌پردازش سیگنال‌های مغزی و دیگری، بُرد پردازش سیگنال‌های مغزی به‌منظور انجام طبقه‌بندی و تعیین هوشیار بودن یا خواب‌آلوده‌بودن فرد. هر یک از این دو بُرد در ادامه در بخش‌های مجزا بررسی شده‌اند.

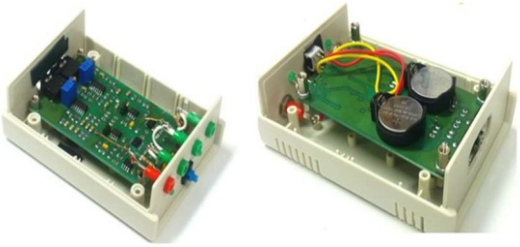



**(شکل-۹): دیاگرام بلوکی اجزای سخت‌افزاری سیستم سخت افزاری طراحی شده**

**(Figure-9): Block diagram of our designed hardware system**



الف



ب ج

**(شکل-۱۰): (الف) برد ساخته‌شده جهت دریافت و پیش‌پردازش سیگنال‌های مغزی به همراه الکترودها و ژل مخصوص، (ب) دو نمای داخلی مختلف از برد (الف)**

**(Figure-10): (a) The EEG signal acquisition board, (b) Two different internal views of the board in (a)**

### ۵-۱-برد دریافت و پیش‌پردازش سیگنال‌های مغزی

بُرد سخت‌افزاری ساخته‌شده دارای چهار ورودی است که مربوط به دو کانال سیگنال مغزی ورودی (O1 و O2)، کانال مرجع CZ و سیگنال زمین می‌باشند. برد ساخته‌شده جهت دریافت و پیش‌پردازش سیگنال‌های مغزی به‌همراه الکترودها و ژل مخصوص ثبت سیگنال‌ها، در شکل (۱۰-الف) و دو نمای داخلی مختلف از این برد در شکل (۱۰-ب) نشان داده شده است.

این برد دارای توان مصرفی پایین (کمتر از 25 mW) بوده و تنها با کمک دو باتری CR-2032 3v قادر است تا حدود ۱۰ ساعت کار کرده و سیگنال دریافت کند. استفاده از باتری‌های با آمپرساعت بالاتر موجب افزایش مدت‌زمان کارکرد مدار می‌شود. سیگنال‌های دریافتی از الکترودها، در این برد پیش تقویت و فیلتر می‌شوند تا نوفه‌های خارج از بازهٔ ۰/۵ تا ۳۰ هرتز حذف شوند.

شکل (۱۱) نمونه‌ای از سیگنال‌های مشاهده‌شده را روی صفحهٔ اسیلوسکوپ در حین پلک‌زدن نمایش می‌دهد.




**(شکل-۱۱): نمونه‌ای از سیگنال‌های دریافتی و پیش‌تقویت‌شده حاصل از برد شکل (۱۰) در حین پلک‌زدن. این سیگنال‌ها مربوط به دو کانال سیگنال O1 و O2 هستند.**

**(Figure-11): Two captured blinking signal corresponding to original and preprocessed EEG signal from the channels O1 and O2.**

### ۵-۲-برد پردازش سیگنال

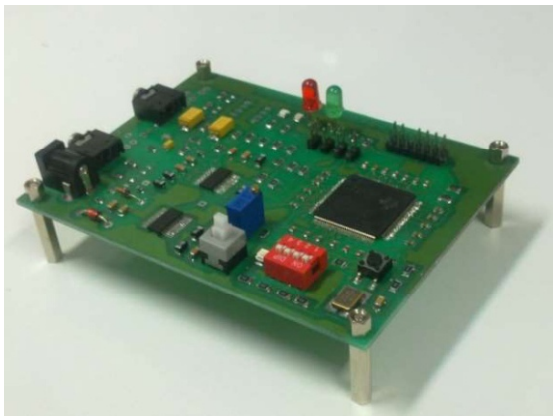
برد طراحی و ساخته‌شده جهت پردازش سیگنال‌های مغزی و تعیین هوشیاری یا خواب‌آلودگی مبتنی بر پردازش‌گر سیگنال TMS320C5509A محصول شرکت تگزاس اینسترومنت است. جهت تبدیل سیگنال‌های آنالوگ به دیجیتال، از کدک TLV320AIC23B و برای تأمین تغذیهٔ پردازش‌گر سیگنال از آی سی TPS767D301 هر دو مربوط به شرکت تگزاس اینسترومنت استفاده شده است. آی‌سی کُدِک شامل یک ورودی میکروفن و یک ورودی دوتایی



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]
[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

(استریو) است. دو کانال دریافتی از سیگنال‌های مغزی وارد قسمت ورودی دوتایی شده، سپس به‌صورت سری از مبدل خارج می‌شوند. این آی‌سی شامل ثبات‌هایی است که قبل از شروع عملیات تبدیل، باید به‌طور مناسب برنامه‌ریزی شوند. این عمل توسط پروتکل I2C و پایه‌های SDA وSCL که به پردازنده متصل هستند انجام می‌شود.

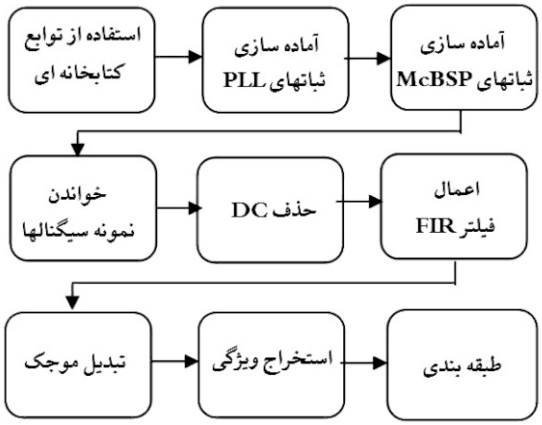
نمایی از برد ساخته‌شده در کار این مقاله، در شکل (۱۲) نشان داده شده است. برای برنامه‌ریزی برد، می‌توان از دو روش، یکی مبتنی بر کابل پروگرامر JTAG مدل XDS560v2 و دیگری آی سی EEPROM استفاده کرد. در این برد دو دیود نورانی با دو رنگ قرمز و سبز به‌منظور نشان‌دادن یکی از دو حالت هوشیاری و خواب‌آلودگی استفاده شده است.



**(شکل-۱۲): برد سخت‌افزاری ساخته‌شده جهت پردازش نهایی سیگنال‌های مغزی**

**(Figure-12): Our DSP processing board**

سیگنال‌های مغزی دو کانال سیگنال O1 و O2 و سیگنال‌های مرجع و زمین توسط دوکدک تعبیه‌شده در برد، با نرخ دویست هرتز نمونه‌برداری و از طریق درگاه McBSP وارد پردازش‌گر سیگنال می‌شوند. از این سیگنال‌ها، نمونه‌هایی به طول پنج ثانیه ذخیره و پردازش می‌شوند. این پردازش بیش‌تر شامل تبدیل موجک، استخراج ویژگی، و طبقه‌بندی است. در تبدیل موجک، از پنج سطح تجزیه استفاده و باند تتا جدا می‌شود. انرژی محاسبه‌شده از این سیگنال، به‌عنوان ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرد. از آن جا که ویژگی‌های سیگنال‌های مغزی افراد مختلف، متفاوت هستند، برد سخت‌افزاری ساخته‌شده باید برای هر فرد جداگانه آموزش داده شود. نمودار جعبه‌ای مهمترین اجزاء نرم‌افزاریِ الگوریتم پیاده‌شده در بُرد سخت‌افزاری ساخته شده در شکل (۱۳) نشان داده شده است.




**(شکل-۱۳): نمودار جعبه‌ای الگوریتم نرم‌افزاری پیاده‌شده روی برد ساخته‌شده جهت پردازش سیگنال**

**(Figure-13): Block diagram of implemented software on the DSP board**

## ۵-۳-ارزیابی الگوریتم و سامانهٔ سخت‌افزاری پیشنهادی

در نخستین ارزیابی سامانه سخت‌افزاری طراحی‌شده، ۵۳ سیگنال نمونه مربوط به کانال‌های O1 و O2 و حالت‌های هوشیاری و خواب‌آلودگیِ یکی از داوطلبان (فرد G) توسط برد دریافت و پیش‌پردازش، دریافت و توسط برد پردازشی، مقادیر انرژی باند تتای آن‌ها محاسبه شد. شکل‌های (۱۴) و (۱۵) نمودار پراکندگی این مقادیر انرژی را، قبل از طبقه‌بندی، برای کانال‌های به‌ترتیب O1 و O2 نشان می‌دهند.

ملاحظه می‌شود که با گذر از حالت هوشیاری به خواب‌آلودگی افزایش قابل توجهی در انرژی مؤلفه‌های فرکانسی باند تتا (برای هر یک از دو کانال) رخ می‌دهد. این امر دقت سامانه سخت‌افزاری در ثبت سیگنال‌های مغزی و توانایی سامانه پردازشی در پردازش سیگنال‌ها را نشان می‌دهد.

در دومین ارزیابی، همان آزمایش مربوط به جدول (۱) ولی به‌کمک سامانه سخت‌افزاری طراحی‌شده، دوباره تکرار شد. نتایج دقت بازشناسی، به نتایج این جدول، بسیار نزدیک بود. نتایج در این حالت حداکثر، ۴٪ با نتایج جدول (۱) فاصله داشت که در بیش‌تر مواقع، نتایج به‌دست‌آمده از سامانه سخت‌افزاری طراحی‌شده، بالاتر از سامانه سخت‌افزاری مورد استفاده در کار جمع‌آوری داده‌های پایگاه داده بود. این مطلب، مبین دقت بیشتر سامانه سخت‌افزاری طراحی‌شده و حساسیت کمتر آن به نوفه است.

در سومین ارزیابی روش و سامانه سخت‌افزاری پیشنهادی، عملکرد سامانه طراحی‌شده با روش‌های

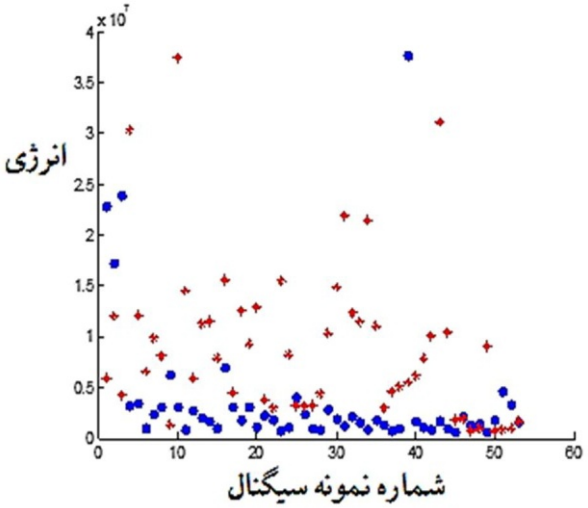


[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

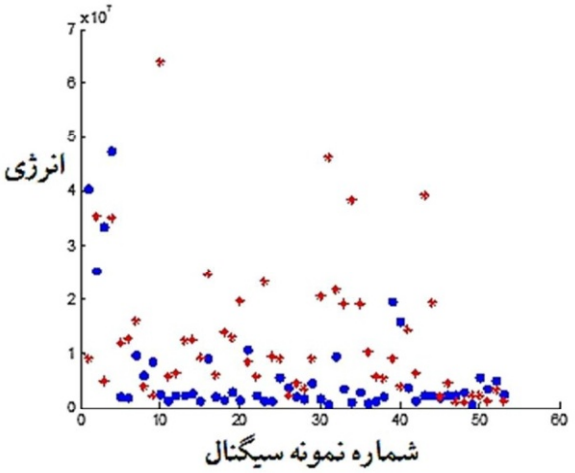
پیشنهادشده در [9] و [11] مقایسه می‌شود. در این کار، از سیگنال‌های گرفته‌شده در دومین ارزیابی، استفاده شده و سه روش (پیشنهادی، روش [9] و روش [11]) با یکدیگر مقایسه می‌شوند. نتایج این مقایسه برای ده داوطلب بررسی شده در جدول (۱)، در نمودارهای شکل (۱۶) نشان داده شده است.

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، روش و سامانه پیشنهادی همواره بهتر از دو روش دیگر عمل کرده است. به‌نظر می‌رسد، مهم‌ترین دلیل این امر، محدودیت سامانه‌های سخت‌افزاری [9] و [11] در امکان پیاده‌سازی بلادرنگ الگوریتم‌های پیچیده باشد؛ زیرا بستر سخت‌افزاری این دو سامانه، میکروکنترلرهایی است که توانایی پردازش سنگین سیگنال‌ها و درنتیجه، استفاده از الگوریتم‌های دقیق‌تر مانند طبقه‌بند SVM را ندارند. در سامانه سخت‌افزاری طراحی و پیاده‌سازی‌شده، استفاده از پردازش‌گر سیگنال TMS320C5505A امکان پیاده‌سازی بلادرنگ طبقه‌بند SVM را فراهم آورده است.



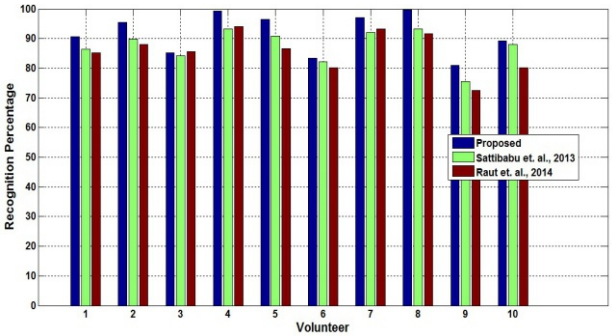

**(شکل-۱۴): نمودار پراکندگی ویژگی‌های استخراج شده برای کانال O1 یکی از داوطلبان (فرد G) در دو حالت هوشیاری و خواب‌آلودگی برحسب ۵۳ نمونه گرفته شده از داوطلب (علامت دایره برای حالت هوشیاری و علامت ستاره برای حالت خواب‌آلودگی است). تمایز بین ویژگی‌ها در دو حالت مشهود است. محور افقی مبین شماره نمونه سیگنال برای فرد مورد بررسی و محور عمودی مبین مقدار انرژی آن نمونه سیگنال است.**

**(Figure-14): Scattering diagram of the feature vectors extracted from the O1 channel for volunteer G in two cases of alertness and drowsiness using 53 captures sample signals (the circle and star marks correspond to alertness and drowsiness respectively).**




**(شکل-۱۵): نمودار پراکندگی ویژگی‌های استخراج شده برای کانال O2 یکی از داوطلبان (فرد G) در دو حالت هوشیاری و خواب‌آلودگی برحسب ۵۳ نمونه گرفته شده از داوطلب (علامت دایره برای حالت هوشیاری و علامت ستاره برای حالت خواب‌آلودگی است). تمایز بین ویژگی‌ها در دو حالت مشهود است. محور افقی مبین شماره نمونه سیگنال برای فرد مورد بررسی و محور عمودی مبین مقدار انرژی آن نمونه سیگنال است.**

**(Figure-15): Scattering diagram of the feature vectors extracted from the O2 channel for volunteer G in two cases of alertness and drowsiness using 53 captures sample signals (the circle and star marks correspond to alertness and drowsiness respectively).**




**(شکل-۱۶): مقایسهٔ نتایج روش پیشنهادی با دو روش موجود و پیاده‌سازی‌شده روی سخت‌افزار**

**(Figure-16): Comparing the results from the proposed and two existing approaches.**

## ۶-نتیجه‌گیری و پیشنهاد راه‌کار آینده

در این مقاله، یک روش تشخیص هوشیاری یا خواب‌آلودگی رانندگان در حین رانندگی، ارائه شد که مبتنی بر تجزیه به‌کمک تبدیل موجک، محاسبهٔ انرژی مؤلفه‌های فرکانسی باند تتا، و طبقه‌بندی به‌کمک طبقه‌بند SVM بود. با توجه به اهمیت پایگاه داده در چنین پژوهشی و نبود یا عدم دسترسی به یک پایگاه داده مناسب، در کار این مقاله، یک پایگاه داده مناسب از ده داوطلب نیز تهیه شد. برای نزدیک به واقعیت‌بودن داده‌ها، از داوطلبان خواسته شد که در دو



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]
[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

حالت هوشیاری کامل و خواب‌آلودگی شدید به انجام رانندگی با مجموعهٔ فرمان شبیه‌ساز رانندگی و بازی نرم‌افزاری Shift بپردازند. محیط تهیهٔ سیگنال‌های مغزی تا حد امکان عاری از نوفه‌های محیطی نگه داشته شده بود.

در ادامه، در کار این مقاله، یک سامانه سخت‌افزاری مبتنی بر پردازش‌گر سیگنال TMS320C5509A محصول شرکت تگزاس اینسترومنت طراحی و ساخته شد که تنها به‌کمک باتری کارکرده و دارای دو برد سخت‌افزاری اصلی است: یکی برد دریافت و پیش‌پردازش سیگنال‌های مغزی با مصرف توان کم و دیگری برد پردازشی مبتنی بر پردازش‌گر سیگنال مزبور جهت اجرای روش پیشنهادی برای تشخیص هوشیاری یا خواب‌آلودگی رانندگان است. کار دیگری که در این مقاله انجام گرفته، استفاده از تنها دو کانال برای انجام تشخیص هوشیاری یا خواب‌آلودگی است. این کار موجب کاهش توان مصرفی سامانه سخت‌افزاری و دست و پاگیر نبودن برای فرد راننده است. یکی دیگر از ویژگی‌های سامانه سخت‌افزاری ساخته‌شده، توان مصرفی و حجم فیزیکی کم آن و مناسب‌بودن در کاربردهای قابل حمل و نقل است. به‌اختصار می‌توان مهم‌ترین کارهای انجام‌شده در این مقاله را به این صورت برشمرد:

- ✓ تهیه یک پایگاه دادهٔ مناسب جهت استفاده در کاربرد تشخیص هوشیاری و خواب‌آلودگی راننده،
- ✓ ارائهٔ روشی مبتنی بر تبدیل موجک، انرژی برخی باندهای فرکانسی، و طبقه‌بند SVM؛
- ✓ استفاده از دو کانال سیگنال‌های مغزی به‌منظور کاهش پیچیدگی و توان مصرفی سخت‌افزار؛
- ✓ استفاده از پردازش‌گر سیگنال در ساخت یک سامانه سخت‌افزاری قابل جابه‌جایی برای هشدار بلادرنگ خواب‌آلودگی راننده؛
- ✓ پیاده‌سازی سخت‌افزاری الگوریتم پیشنهادی و به‌ویژه الگوریتم SVM روی پردازش‌گر سیگنال TMS320C5505A با درنظرگرفتن ویژگی‌های منحصربه‌فرد این پردازش‌گر مانند موازی‌کاری، استفاده از حافظه‌های سریع داخلی، استفاده از دستورهای تخصصی ویژه پردازش سیگنال؛
- ✓ انجام نمونه‌برداری از سیگنال‌های مغزی با نرخ بسیار پایین و با شانزده بیت دقت که موجب کاهش توان مصرفی و افزایش دقت محاسباتی می‌شود.

از جمله محدودیت‌های روش پیشنهادی، لزوم آموزش آن برای هر فرد به‌صورت جداگانه است. همچنین در مورد استخراج ویژگی از ویژگی‌های نسبتاً ساده و با حجم محاسباتی پایین استفاده شده است.

به‌عنوان یک راه‌کار جهت ادامه پژوهش می‌توان مواردی مانند استفاده از ویژگی‌های پیچیده‌تر در کنار ویژگی‌های استفاده‌شده در این کار و نیز استفاده از ترکیب طبقه‌بندها را پیشنهاد داد. استفاده از این ویژگی‌ها گرچه منجر به افزایش حجم محاسبات و افزایش توان مصرفی سامانه سخت‌افزاری و در نتیجه کوتاه‌ترشدن مدت زمان قابل استفاده سامانه با باتری است، اما استفاده از باتری‌های با طول کارکرد بیشتر می‌تواند این نقیصه را تا حدی برطرف کند.

## تقدیر و تشکر

از آن دسته از دانشجویان دانشگاه صنعتی شاهرود که در آزمایشگاه پردازش سیگنال حاضر شده و صبورانه در تهیه پایگاه دادهٔ مورداستفاده در کار این مقاله شرکت کردند، صمیمانه تشکر و قدردانی می‌شود.

## ۷-مراجع 7-Refrences

[1] A. R. Varma, S. V. Arote, and C. Bharti, "Accident Prevention Using Eye Blinking and Head Movement", Emerging Trends in Computer Science and Information Technology, ETCSIT2012, pp. 18-22, 2012.

[2] V. Von, "Driver Mental States Monitoring Based on Brain Signals," Ms.C. Thesis, Technischen Universität Berlin, 2001.

[3] A. Williamson and T. Chamberlain, "Review of On-Road Driver Fatigue Monitoring Devices," NSW Injury Risk Management Research Centre, University of New South Wales, 2005.

[4] A. Subasi, "Application of Classical and Model-Based Spectral Methods to Describe the State of Alertness in EEG," Journal of Medicine Systems, Vol. 29, No. 5, pp. 473-486, 2005b.

[5] A. Subasi, "Automatic Recognition of Alertness Level from EEG by Using Neural Network and Wavelet Coefficients," Expert System Applications, Vol. 28, No. 4, pp.701-11, 2005a.

[6] E. Magosso, M. Ursino, F. Provini, and P. Montagna, "Wavelet Analysis of Electro

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

Republic of China. Part B, Life sciences, Vol. 25, No. 1, pp. 17-25, 2001.

[16] M. V. Yeo, X. Li, K. Shen, S. Wilder and P. V. Einar, "Can SVM be Used for Automatic EEG Detection of Drowsiness During Car Driving?," Safety Science, Vol. 47, No. 1, pp. 115–24, 2009.

[17] S.F. Liang, C.T. Lin, R.C. Wu, Y.C. Huang, and T.P. Jung, "Monitoring Driver's Alertness Based on the Driving Performance Estimation and the EEG Power Spectrum Analysis," Proc. IEEE 27th Annual Conf. on Engineering in Medicine and Biology (IEEE-EMBS), Shanghai, China, pp. 5738 - 5741, 1-4 September 2005.

[18] T.- P. Jung, S. Makeig, M. Stensmo, and T. J. Sejnowski, "Estimating Alertness from the EEG Power Spectrum," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 44, No. 1, pp. 60-69, 1997.

[19] C.- T. Lin, R.-C. Wu, S.- F. Liang, W.- H. Chao, Y.- J. Chen, and T.- P. Jung, "EEG-Based Drowsiness Estimation for Safety Driving Using Independent Component Analysis," *IEEE Transactions on Circuits and Systems,* Vol. 25, No. 12, pp. 2726- 2738, 2005.

[20] M. K. Ahirval and N. D. Iondhe, "Power Spectrum Analysis of EEG Signals for Estimating Visual Attention," International Journal of Computer Applications, Vol. 42, No. 15, pp. 22-25, 2012.

[21] H. Yu, L. –C. Shi, B. –L. Lu, "Vigilance Estimation Based on EEG Signals," Proceedings of IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering, 2007.

[22] M. Li, J.-W. Fu, and B. L.- Lu, "Estimating Vigilance in Driving Simulation using Probabilistic PCA," 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS2008), Vancouver, BC, Canada, 20-25 Aug. 2008.

[23] Alvarez R. and Francisco D. P., Assessing Alertness from EEG Power Spectral Bands, Bibdigital.epn.edu Retrieved from http:// bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/9872, 2006.

[24] B.- G. Lee, B.- L. Lee , and W.- Y. Chung, "Mobile Healthcare for Automatic Driving Sleep-Onset Detection Using Wavelet-Based EEG and Respiration Signals," Sensors, Vol. 14, No. 10, pp. 17915-17936, 2014.

[25] S. Lal and A. Craig, "A Critical Review of the Psychophysiology of Driver Fatigue," encephalographic and Electro-oculographic Changes During the Sleep Onset Period," Proc of the 29th Annual International Conferenceof the IEEE EMBS Cité Internationale, Lyon, 2007.

[7] Mardi Z., Miri Ashtiani S. N., and Mikaili M., "EEG-Based Drowsiness Detection for Safe Driving Using Chaotic Features and Statistical Tests," Journal of Medical Signals and Sensors, Vo. 1, No. 2, pp. 130-137, 2011.

[8] Makeig S., Jung T.-P., and Sejnowski T. J., "Using Feedforward Neural Networks to Monitor Alertness from Changes in EEG Correlation and Coherence," Advances in Neural Information Processing Systems 8 (NIPS96), D. Touretzky, M. Mozer and M. Hasselmo (Eds.), MIT Press, pp. 931-937, 1996.

[9] G. Sattibabu, B. V. Satyanarayana, and K. Satyanarayana, "Design and Implementation of Wireless Brainwave Stimulated Accident Prevention System," International Journal of Innovative Technology and Research, Vol. 1, No. 1, pp. 86-89, 2013.

[10] K. J. Umar and C. S. Kumar, "Non-Invasive EEG-Based Wireless Brain Computer Interface for Safety Applications Using Embedded Systems," International Journal of Innovative research in Computer and Communication Engineering, Vol. 2, Special Issue 1, 2014.

[11] S. R. Raut and S. M. Kulkarni, "A Real-Time Drowsiness Detection System for Safe Driving," International Journal of Electronics, Electrical and Computational System, Vol. 3, No. 5, pp. 15-19, 2014.

[12] B. Paulchamy and Y. Vennila, "A Proficient System for Preventing and Acknowledging About the drunken Drive by Analysing the Neuronal-Activity of the Brain," Asian Research Publishing Network (ARPN): Journal of Engineering and Applied Sciences, Vol. 7, No. 8, pp. 1029-1036, 2012.

[13] R. Rossi, M. Gastaldi, and G. Decchele, "Analysis of Driver Task-Related Fatigue Using Driving Simulator Experiments," Procedia - Social and Behavioral Sciences, Vol. 20, pp. 666- 675, 2011.

[14] M. B. Kurt, N. Sezgin, M. Akin, G. Kirbas, and M. Bayram, "The ANN-Based Computing of Drowsy Level," Expert System Applications, Vol. 36, No. 2, pp.2534-2542, 2009.

[15] R. S. Huang, L. L. Tsai, C. J. Kuo, "Selection of Valid and Reliable EEG Features for Predicting Auditory and Visual Alertness Levels," Proceedings of the National Science Council,

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]

Biological Psychology, Vol.55, No.3, pp. 173-194, 2001.

[26] C. Papadelis, C. Lithari, C. Kourtidou, D. Bamidis, E. Portouli, and E. Beliaris, “Monitoring Driver's Sleepiness On-Board for Preventing Road Accidents,” Medical Informatics in a United and Healthy Europe, K. –P. Adlassnig etc. (Eds.), IOS Press, pp. 485-489, 2009.

[27] C. J. C. Burges, “A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition,” Data Mining and Knowledge Discovery, Kluwer Academic Publishers, Boston, Vol. 2, pp. 121-167, 2009.



**هادی گرایلو** تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی در سال ۱۳۸۲ در دانشگاه صنعتی شریف به پایان برد. وی همچنین، تحصیلات خود در مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری را در دانشگاه تربیت مدرس تهران در سال‌های به‌ترتیب ۱۳۸۴ و ۱۳۸۸ به پایان رساند. زمینه‌های پژوهشی ایشان در مقاطع تحصیلات تکمیلی شامل پردازش تصاویر متنی بوده است. وی هم‌اکنون عضو هیأت علمی دانشگاه صنعتی شاهرود بوده و حوزه‌های تحقیقاتی مورد علاقهٔ ایشان شامل پردازش تصاویر متنی، پردازش سیگنال‌های حیاتی، و پیاده‌سازی سخت‌افزاری الگوریتم‌های پردازش سیگنال در بستر سخت‌افزاری به ویژه پردازش‌گرهای سیگنال است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

**grailu@shahroodut.ac.ir**



**علی رجائیان** تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد در دانشگاه صنعتی شاهرود به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۸۸ و ۱۳۹۲ به پایان رساند. زمینه‌های پژوهشی ایشان شامل پردازش سیگنال‌های حیاتی و پردازش‌گرهای سیگنال است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

**ali.rajaeian@gmail.com**



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.14.1.83 ]