

Persian speller based on hybrid SSVEP and Triple RSVP paradigm

Javaheri, Fateme¹ / Khodabakhshi, Mohammad Baqir^{2*} / Rasoul, baghbani²

¹ - M.Sc. Student, Department of Medical Engineering, Hamedan University of Technology, Hamedan, Iran

² - Professor, Department of Medical Engineering, Hamedan University of Technology, Hamedan, Iran

ARTICLE INFO

DOI: 10.22041/ijbme.2025.2052353.1958

Received: 2/2/2025

Revised: 11/5/2025

Accepted: 14/5/2025

KEYWORDS

*Speller P300
Brain and computer
interface
Event-dependent potential
Steady state visual evoked
potential
Visual presentation of fast
serial*

ABSTRACT

Brain-Computer Interface (BCI) provides a new communication pathway for individuals with severe disabilities to spell words using only their brain activity. Over the past decades, various types of spelling systems have been developed with the aim of designing fast and accurate spellers. In this study, a hybrid BCI system is proposed to improve spelling speed, incorporating two patterns: Rapid Serial Visual Presentation (RSVP) and Steady-State Visual Evoked Potential (SSVEP). In the proposed protocol design, 36 characters are organized into 3 groups of 12 characters each, with each group further divided into 4 subgroups of 3 characters. The characters in each subgroup are arranged around a flashing square. The identification of the target character group is facilitated by assigning a unique frequency to each group using SSVEP pattern stimuli. Additionally, the target subgroup is identified using a sequence of Triple RSVP stimuli, while the target character direction within the square is determined with single-frequency SSVEP. In this protocol, the Power Spectral Density Analysis (PSDA) algorithm is employed to detect the SSVEP frequency of the target group. In the Triple RSVP pattern, the P300 component is identified using wavelet transform and the Support Vector Machine (SVM) algorithm with a linear kernel. In the single-frequency SSVEP pattern, features extracted using Canonical Correlation Analysis (CCA) are applied to a non-linear three-class SVM algorithm with a Radial Basis Function (RBF) kernel to classify three directions.

Evaluation metrics such as accuracy and Information Transfer Rate (ITR) are used for assessment. A total of 7 healthy individuals participated in the experiment, achieving an average accuracy of $91.2\% \pm 3.4\%$ and an average ITR of 21.5 ± 1.64 bits per minute. With a 1-second reduction in SSVEP stimulus time, the average accuracy drops to 90.5% and the ITR changes to 25.37 bits per minute. By using Persian letters and increasing the number of characters, higher ITR was achieved compared to previous studies, while maintaining accuracy and reducing spelling time.



هجی کننده فارسی براساس الگوی ترکیبی SSVEP و RSVP سه‌گانه

جوهری، فاطمه^۱ / خدابخشی، محمدباقر^{۲*} / باغبانی، رسول^۲

^۱ - کارشناسی ارشد، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی همدان، همدان، ایران

^۲ - استادیار، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی همدان، همدان، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/ijbme.2025.2052353.1958

پذیرش: ۱۴۰۴/۲/۲۴

بازنگری: ۱۴۰۴/۲/۲۱

ثبت در سامانه: ۱۴۰۳/۱۱/۱۴

چکیده

واژه‌های کلیدی

رابط مغز و کامپیوتر (BCI) یک مسیر ارتباطی جدید برای افراد دارای معلولیت شدید فراهم می‌کند تا تنها با استفاده از فعالیت مغز خود کلمات را هجی کنند. در دهه‌های گذشته، انواع مختلفی از سیستم‌های هجی کننده باهدف طراحی هجی کننده‌های سریع و دقیق توسعه یافته‌اند. در این مطالعه برای بهبود سرعت هجی، یک سیستم ترکیبی BCI با دو الگوی تحریک ارائه بصری سریال سریع (RSVP) و پتانسیل برانگیخته بینایی حالت پایدار (SSVEP) پیشنهاد شده است. در طراحی پروتکل پیشنهادی ۳۶ کاراکتر موجود در ۳ گروه ۱۲ کاراکتری و هر گروه خود به ۴ زیرگروه سه کاراکتری دیگر تقسیم می‌شود. کاراکترهای هر زیرگروه به دور یک مربع چشمک‌زن نوشته می‌شوند. شناسایی گروه کاراکتر هدف با اختصاص فرکانس منحصر به فرد به هر گروه به کمک تحریکات الگوی SSVEP ارائه می‌شود. همچنین به کمک دنباله تحریکات RSVP سه‌گانه زیرگروه هدف و با الگوی SSVEP تک فرکانس جهت کاراکتر هدف در مربع شناسایی می‌شود. در این پروتکل الگوریتم تحلیل چگالی طیف توان (PSDA) برای تشخیص فرکانس SSVEP گروه هدف به کار گرفته شده است. در الگوی RSVP سه‌گانه به کمک تبدیل ویولت و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) با تابع هسته خطی مؤلفه P300 شناسایی می‌شود. در الگوی SSVEP تک فرکانس با استفاده از ویژگی استخراج شده از الگوریتم تحلیل همبستگی کانونی (CCA) و اعمال آن‌ها به الگوریتم SVM غیر خطی سه کلاسه با هسته تابع پایه شعاعی (RBF) طبقه‌بندی سه جهت انجام می‌شود. برای ارزیابی از معیارهای دقت و نرخ انتقال اطلاعات (ITR) استفاده شده است. در مجموع ۷ فرد سالم با میانگین دقت 91.2 ± 3.4 درصد و میانگین ITR 1 ± 0.64 بیت بر دقیقه در آزمایش شرکت کردند. با ۱ ثانیه کاهش زمان تحریک SSVEP سه فرکانسه میانگین دقت به 90.5 درصد و ITR به 25.37 بیت بر دقیقه تغییر خواهد کرد. با استفاده از حروف فارسی و افزایش کاراکترها، علاوه بر حفظ دقت و کاهش زمان هجی، ITR بالاتری نسبت به مطالعات پیشین حاصل شد.

هجی کننده P300

رابط مغز و کامپیوتر

پتانسیل وابسته به رخداد

پتانسیل برانگیخته بینایی

حالت پایدار

ارائه بصری سریال سریع

۱- مقدمه

SSVEP توسط محرک‌های تکرارشونده (یک چراغ چشمک‌زن یا صفحه شطرنجی) تولید می‌شود. در هجی‌کننده‌های مبتنی بر SSVEP، مجموعه‌ای از کاراکترها با فرکانس ثابت و متفاوت از یکدیگر روشن و خاموش می‌شوند؛ کاربر با تمرکز بر روی کاراکتری هدف، سیگنال SSVEP را تولید می‌کند. پس از آن به کمک روش‌های تحلیل فرکانسی مانند تبدیل فوریه اعمال در خروجی طیف فرکانسی، پیک‌هایی هم فرکانس با فرکانس محرک بینایی یا هارمونیک‌های آن ظاهر می‌شود. با تحلیل چگالی طیفی توان سیگنال، کاراکتر هدف تعیین می‌شود [۹]. اما در مقالات [۱۱، ۱۰] برخلاف روش‌های مرسوم در الگوی SSVEP، یک محرک تک فرکانس در وسط صفحه قرار گرفته و کلاس‌ها به‌عنوان اهداف ثابت در اطراف محرک قرار می‌گیرند. توجه کاربر به هریک از اهداف ثابت، ویژگی‌های فضایی فرکانس SSVEP را در سرتاسر پوست سر (توپوگرافی‌ها) تغییر می‌دهد. ویژگی‌های استخراج شده برای تعیین جهت نگاه کاربر و شناسایی هدف بکار می‌رود. در این روش به‌جای تشخیص هدف از طیف توان، از توزیع فضایی توان SSVEP برای طبقه‌بندی استفاده می‌شود. توپوگرافی‌های SSVEP به فرکانس تحریک بستگی دارند؛ در اکثر مطالعات فرکانس ۱۵ هرتز انتخاب می‌شود؛ زیرا در مغز، دامنه پاسخ SSVEP در این فرکانس به اوج خود می‌رسد [۱۰].

اولین هجی‌کننده ماتریسی مبتنی بر ERP توسط Farwell و همکارانش [۱۲] منتشر شد. در این سیستم سطرها و ستون‌های ماتریس به‌طور تصادفی چشمک می‌زند. زمانی که شرکت‌کننده به کاراکتر هدف در این ماتریس توجه کند سطر و ستون مربوط به آن هدف، باعث ایجاد مؤلفه P300 در سیگنال مغزی می‌شود. پس از آن Sellers و همکارانش [۱۳] در مطالعه خود ماتریس 6×6 و ماتریس 3×3 را مقایسه کردند. همچنین، در مورد زمان فاصله بین محرک (ISI) (۱۷۵ میلی‌ثانیه و ۳۵۰ میلی‌ثانیه) روشن و خاموش شدن سطرها و ستون‌ها تحقیق کردند. آن‌ها با استفاده از ISI ۱۷۵ میلی‌ثانیه با ماتریس 3×3 به دقت بالاتری دست یافتند. در مقاله [۱۴] برخی از ویژگی‌های هجی‌کننده P300 مانند رنگ کاراکتر بصری و پس‌زمینه صفحه، فونت و فاصله کاراکترها را برای بررسی دقت بالاتر تغییر دادند. بالاترین دقت طبقه‌بندی با پس‌زمینه سفید و فونت بزرگ ایجاد شد. از هجی‌کننده فارسی می‌توان به مقاله‌های [۱۶، ۱۵] اشاره نمود. در پروتکل مقاله [۱۶] انتخاب کاراکتر در قالب یک فرآیند

بسیاری از افراد در سرتاسر جهان به علت کهولت سن، تصادفات و یا به‌طور مادرزادی، قدرت حرکت اعضای بدن و یا حتی قدرت تکلم خود را از دست داده‌اند [۲، ۱]. در راستای کمک به بیماران دارای مشکل تکلم، در سال‌های اخیر مطالعات متعددی بر روی سیگنال‌های مغزی انجام شده و با بهره‌گیری از این مطالعات به تفسیر مقاصد ذهنی یا حالات افراد می‌پردازند. در دهه گذشته، رابط مغز و کامپیوتر^۱ (BCI) که یک فناوری به‌روز است روش‌های ارتباطی جدیدی را ارائه داده است تا شناخت دقیق‌تری از نحوه عملکرد مغز حین فعالیت‌های ارتباطی افراد به دست آید [۳-۵]. از جمله کاربردهای سیستم BCI هجی‌کننده‌های مبتنی بر مغز است. متداول‌ترین روش مورداستفاده در هجی‌کننده‌ها، الکتروانسفالوگرافی^۲ (EEG) است. EEG معمولاً در اکثر مطالعات BCI به دلیل رزولوشن بالای زمانی، سهولت ثبت و هزینه کم آن استفاده می‌شود؛ اما ایراد اصلی آن پایین بودن رزولوشن مکانی آن است [۶]. دو مورد از کاربردهای مطلوب سیگنال‌های EEG در این حوزه، سیستم‌های هجی‌کننده مبتنی بر پتانسیل برانگیخته بینایی حالت پایدار^۳ (SSVEP) و پتانسیل وابسته به رویداد^۴ (ERP) است [۷].

ERP‌ها تغییرات الکتریکی مغز هستند که به‌صورت پاسخ به محرک‌های خاص (مانند صدا، نور یا لمس) تولید می‌شوند. در یک سیستم هجی‌کننده مبتنی بر ERP، کاربر به‌صورت ذهنی به حرف هدف توجه می‌کند و سیستم بر اساس پاسخ مغز کاربر، کاراکتر هدف را تشخیص می‌دهد؛ زیرا محرک هدف در مقایسه با محرک غیرهدف مؤلفه P300 قوی‌تری را تولید می‌کند. P300 یک موج نوسانی فرکانس پایین است که به‌عنوان یک ولتاژ مثبت، معمولاً در ۴۵۰-۲۵۰ میلی‌ثانیه پس از نمایش محرک هدف ایجاد می‌شود؛ از آنجایی که نقطه اوج سیگنال در حدود ۳۰۰ میلی‌ثانیه است، P300 نامیده می‌شود [۸]. البته این مؤلفه زمانی برانگیخته می‌شود که یک محرک هدف بین چندین محرک غیرهدف در یک الگوی عجیب‌وغریب^۵ (ادبال) ارائه شود. مؤلفه P300 با دامنه و تأخیر آن شناخته می‌شود، عوامل مختلفی می‌توانند بر دامنه و تأخیر مؤلفه P300 تأثیر بگذارند؛ مهم‌ترین آن‌ها احتمال وقوع هدف و فاصله هدف تا هدف است. احتمال ظهور محرک‌های هدف در مقابل محرک‌های غیر هدف در الگوی ادبال باید حداقل ۲۰ درصد باشد [۷].

۵ به مجموعه از شرایط خاص جهت ایجاد مؤلفه P300، الگوی oddball گفته می‌شود. دوشروط در این الگو باید برقرار باشد. ۱- محرک‌ها شامل دو گروه باشند، ۲- احتمال نمایش محرک‌های گروه هدف کمتر از گروه غیرهدف باشد (مثلاً ۱۰ به ۹۰ یا ۲۰ به ۸۰ باشد).

^۶ Inter-Stimulus Interval

^۱ Brain-Computer Interfaces

^۲ Electroencephalography

^۳ Steady State Visually Evoked Potential

^۴ Event-Related Potential

پیشنهاد شده است. با وجود دقت مطلوب در الگوی SSVEP ایراد اصلی این روش محدودیت در دامنه فرکانسی است؛ تحقیقات نشان داده‌اند که فرکانس‌های بین ۱۶-۶ هرتز به‌طور خاص برای تحریک بینایی مناسب هستند. این فرکانس‌ها به‌طور مؤثری می‌توانند پاسخ‌های مغزی را تحریک کنند و به تولید SSVEP های قوی و قابل‌اندازه‌گیری منجر شوند [۲۵]. در نتیجه در تعداد کلاس‌های بالا مثل هجی حروف کارآمد نیست. پس از آن، الگوهای هجی‌کننده RSVP [۲۶-۲۸] ارائه شد.

در این سیستم کاراکترهای منفرد به‌صورت تصادفی در یک مکان روی صفحه، نمایش داده می‌شوند، بنابراین آن‌ها مستقل از نگاه هستند. در این روش، هر کاراکتر جداگانه چندین بار نمایش داده می‌شود؛ بنابراین نرخ انتقال اطلاعات^۴ (ITR) پایین است. پس از آن از سیستم‌های RSVP سه‌گانه [۲۹] معرفی شد. در این روش، سه کاراکتر مختلف به‌طور هم‌زمان روی صفحه، نمایش داده شده و کاربر به صفحه نگاه می‌کند با مشاهده کاراکتر هدف مؤلفه P300 در سیگنال مغزی ایجاد می‌شود. با استفاده از روش RSVP سه‌گانه، زمان آزمایش تقریباً به یک‌سوم کاهش می‌یابد. اما نقطه‌ضعف بزرگ این روش وجود مؤلفه P300 در برخی از کاراکترهای غیر هدف است که دقت طبقه‌بندی را کاهش می‌دهد.

برای حل این مشکل در مقاله [۷] با افزودن SSVEP به پروتکل RSVP سه‌گانه مشکل وقوع مؤلفه P300 برای کاراکترهای غیر هدف را حل نمودند. در این پروتکل ترکیبی ۲۷ کاراکتر موجود به گروه‌های سه حرفی تقسیم شده و این سه حرف به دور یک مربع نوشته می‌شوند. با ارائه دنباله تحریکات RSVP سه‌گانه و شناسایی مؤلفه P300 گروه هدف شناسایی شده و به کمک ویژگی‌های SSVEP، جهت کاراکتر هدف در مربع تعیین می‌گردد. برای هجی یک کاراکتر با ۹ تحریک و ۵ مرتبه تکرار آزمایش، ۴۵ تحریک لازم است.

پایه‌سازی این پروتکل برای حروف فارسی با چالش‌هایی همراه خواهد بود. الفبای فارسی شامل ۳۲ حرف است و اگر جهت فهم بیشتر جملات از نمادهای نقطه، علامت سؤال، علامت توجه و فاصله استفاده شود در مجموع ۳۶ کاراکتر در پروتکل وجود دارد. در نتیجه برای هجی یک کاراکتر با ۱۲ تحریک و ۵ مرتبه تکرار، ۶۰ تحریک بی‌وقفه در مدت ۱۴ ثانیه اجرا می‌شود. این کار باعث خستگی کاربر شده و احتمال کاهش دقت و ITR وجود خواهد داشت.

در جهت رفع مشکل طولانی بودن دنباله تحریکات در هجی

دومرحله‌ای انجام می‌شود. در مرحله اول کاراکترها در شش گروه شش کاراکتری تقسیم شده و در مرحله دوم کاراکترهای هر گروه به‌عنوان یک محرک جداگانه نمایش داده می‌شوند. در مقاله [۱۷] تغییرات متعددی در نحوه‌ی استخراج ویژگی و طبقه‌بندی مؤلفه P300 معرفی شد. آن‌ها از ترکیب ویژگی‌های استخراج‌شده از میانگین دامنه^۱ (MA) و تحلیل همبستگی کانونی^۲ (CCA) برای آموزش طبقه‌بند استفاده نمودند. با وجود مزایای هجی‌کننده‌های مبتنی بر ERP به دلیل ضعیف بودن نسبت سیگنال به نویز^۳ (SNR) سرعت و دقت آن پایین است؛ به همین دلیل در سیگنال‌های EEG تک آزمایشی، تشخیص کاراکترهای هدف از یک آزمایش دشوار بوده و کاراکترهای هدف و غیرهدف برای هر انتخاب باید چندین بار چشمک بزنند. میانگین تکرارهای مربوط به هر آزمایش هدف و غیرهدف برای بهبود دقت هجی‌کننده محاسبه می‌شود. همچنین با وجود مزایای هجی‌کننده ماتریسی، این سیستم‌ها هم وابسته به نگاه هستند و هم با کوچک‌تر شدن اندازه حروف در ماتریس، دقت کاهش می‌یابد و برای بیماریانی که از اختلالات بینایی رنج می‌برند مناسب نیست [۷].

از دهه‌های قبل محققان برای حل این مشکل، دو راه‌حل کلی پیشنهاد کرده‌اند و در سال‌های بعد نیز آن را ارتقا دادند:

۱. استفاده از تحریک شنوایی به‌جای تحریک بینایی
 ۲. استفاده از هجی‌کننده‌های مبتنی بر تحریک SSVEP
- در زمینه هجی‌کننده مبتنی بر تحریک شنوایی می‌توان به مقاله‌های [۱۹، ۱۸] اشاره کرد. دقت به‌دست‌آمده از این روش راضی‌کننده نبود؛ برای رفع این مشکل هجی‌کننده‌های مبتنی بر SSVEP [۲۰-۲۴] مورد استقبال پژوهشگران قرار گرفت.
- در الگوی SSVEP انتخاب کاراکتر در طی دومرحله‌ای انجام می‌شود. ابتدا حروف در گروه‌های چند کاراکتری دسته‌بندی می‌شوند، سپس هر دسته به حروف تشکیل‌دهنده آن تقسیم می‌شود. در هر مرحله گروه‌ها یا کاراکترها با یک فرکانس مشخص چشمک می‌زنند و با تحلیل سیگنال می‌توان گروه هدف و سپس کاراکتر هدف را شناسایی کرد. در مقاله [۲۰] برای طراحی هجی‌کننده فارسی، از کدهای الفبای بریل استفاده شده است. در خط بریل، هر کاراکتر از شش نقطه تشکیل شده است که به‌صورت دو ستون سه‌نقطه‌ای در یک مستطیل قرار می‌گیرند. بنابراین هر یک از این شش نقطه با فرکانس ثابت و متفاوت چشمک می‌زند. در مقاله [۲۲] برای اجرای هجی‌کننده پرسرعت یک پروتکل ترکیبی مبتنی بر ردیابی چشم و SSVEP

^۳ Signal-to-Noise Ratio^۴ Information Transfer Rate^۱ Mean amplitude^۲ Canonical correlation analysis

نمودند. پروتکل ثبت در کمیته اخلاق علوم پزشکی دانشگاه ایران با شناسه اخلاق IR.IUMS.REC.1402.1112 مورخ ۱۴۰۲/۱۲/۱۶ مصوب گردید. ثبت داده‌ها در آزمایشگاه ملی نقشه‌برداری مغز در یک اتاق معمولی با نور کم بدون هیچ‌گونه محافظ الکترومغناطیسی انجام شد. قبل از شروع آزمایش، به شرکت‌کنندگان آموزش داده شد که حرکات چشم را به حداقل برسانند و از حرکات سر، پلک زدن، بلع یا هر فعالیت عضلانی دیگر خودداری کنند و به راحتی روی صندلی رو به صفحه بنشینند.

۲-۲- طراحی پروتکل

در طراحی پروتکل از ۳۶ کاراکتر شامل ۳۲ حرف الفبای فارسی و چهار نماد استفاده شد. کاراکترها در سه گروه ۱۲ کاراکتری دسته‌بندی می‌شوند که در جدول ۱ فهرست شده‌اند.

جدول (۱) - نحوه‌ی دسته‌بندی ۳۶ کاراکتری موجود در

طراحی پروتکل هجی‌کننده

گروه اول	ا ک ر ص د ح ع م س ط و ل
گروه دوم	. گ ز ض ذ ج غ ن خ ظ ب ف
گروه سوم	پ ث ژ ؟ ت چ - ی ش ! ه ق

الگوی ارائه شده در این پژوهش ترکیبی از الگوهای SSVEP سه فرکانسه، RSVP سه‌گانه و SSVEP تک فرکانس است. بنابراین در این پروتکل سه محرک وجود دارد:

۱- برای طراحی SSVEP با سه فرکانس کاراکترهای هر گروه به دور یک شش‌ضلعی با یک نظم مشخص قرار می‌گیرند. هر کدام از این سه گروه با فرکانس‌های ثابت ۶، ۷/۵ و ۸/۵۷ چشمک می‌زنند. هیچ‌یک از این فرکانس‌ها مضربی از هم نیستند و تلافی ندارند. با این الگو گروه کاراکتر هدف مشخص می‌شود.

۲- محرک دوم الگوی RSVP سه‌گانه (برانگیختن پاسخ P300) است. در این حالت ۱۲ کاراکتر هر گروه به چهار زیرگروه سه کاراکتری تقسیم می‌شوند؛ هر زیرگروه به عنوان یک تحریک ظاهر می‌شود. در هر آزمایش این چهار تحریک پنج مرتبه به صورت شبه تصادفی توسط الگوی ادبالی ارائه می‌شوند. در این الگو یک تحریک هدف و سه تحریک غیرهدف تعریف شده است. با استفاده از این الگو زیرگروه هدف شناسایی می‌شود.

۳- در طراحی SSVEP تک فرکانس، از یک مربع مشکی چشمک‌زن با فرکانس ۱۵ هرتز، در ابعاد ۲۴۰×۲۴۰ پیکسل استفاده شده است. سه کاراکتر هر زیرگروه از سه طرف چپ، راست و پایین مربع را احاطه می‌کنند؛ انتخاب کاراکترها در هر زیرگروه به گونه‌ای بوده است که حروف مشابه مانند **ث** و **ت** با همدیگر یا پشت سر هم ظاهر نشوند. با استفاده از این تحریک،

کننده‌های فارسی الگوی ترکیبی SSVEP و RSVP سه‌گانه به نحوی متفاوت به کار گرفته شده است. طراحی پروتکل شامل دو بخش است: در بخش اول ۳۶ کاراکتر به ۳ گروه ۱۲ کاراکتری دسته‌بندی شده و با بهره‌گیری از الگوی SSVEP، سه فرکانس تحریک متمایز برای هر گروه تعریف شده است؛ در بخش دوم کاراکترهای هر گروه به ۴ زیرگروه ۳ کاراکتری دیگر تقسیم می‌شوند. برای شناسایی زیرگروه هدف از الگوی RSVP سه‌گانه استفاده می‌شود. در نتیجه برای هجی یک کاراکتر با ۴ تحریک و ۵ مرتبه تکرار، ۲۰ تحریک لازم است. همزمان با این تحریک با بهره‌مندی از الگوی SSVEP، یک مربع چشمک‌زن در وسط صفحه روشن و خاموش می‌شود. این مربع توسط کاراکترهای هر زیرگروه از سه جهت احاطه می‌شود.

با کمک الگوی SSVEP با سه فرکانس گروه هدف و با استفاده از الگوی RSVP سه‌گانه و شناسایی مولفه P300 زیر گروه هدف تعیین می‌گردد. همچنین با تحلیل سیگنال مربوط به SSVEP تک فرکانس جهت کاراکتر هدف در مربع چشمک‌زن شناسایی می‌شود.

به طور کلی نوآوری‌های این پژوهش به صورت زیر بیان می‌گردد:

- پیاده‌سازی الگوی ترکیبی SSVEP و RSVP سه‌گانه بر روی حروف فارسی
- طراحی پروتکل دو قسمتی برای کاهش تعداد تحریکات و جلوگیری از خستگی کاربر
- کاهش زمان اجرای تحریکات نسبت به پروتکل‌های ۳۶ کاراکتری
- افزایش میزان ITR و دقت مطلوب نسبت به مطالعات پیشین

در ادامه ساختار بخش‌های مختلف این مقاله به صورت زیر بیان خواهد شد. ابتدا روش انجام پژوهش و نحوه پیاده‌سازی آزمایش شامل نحوه انتخاب شرکت‌کنندگان و طراحی پروتکل ثبت، چگونگی تحلیل دادگان ثبت شده و طبقه‌بندی آنها در بخش ۲ بیان گردیده است. سپس نتایج تحقیق به همراه مقایسه با دیگر پژوهش‌ها در بخش‌های ۳ و ۴ بیان شده است. در بخش ۵ نیز به بحث و نتیجه‌گیری راجع به دستاوردهای پژوهش پرداخته شده است.

۲- روش و آزمایش

۲-۱- شرکت‌کنندگان

هفت داوطلب سالم (۴ زن و ۳ مرد، میانگین $24.7 \pm 2/8$ سال) با بینایی طبیعی و عاری از اختلالات عصبی و چشمی به‌طور داوطلبانه و با تایید رضایت نامه کتبی در این مطالعه شرکت

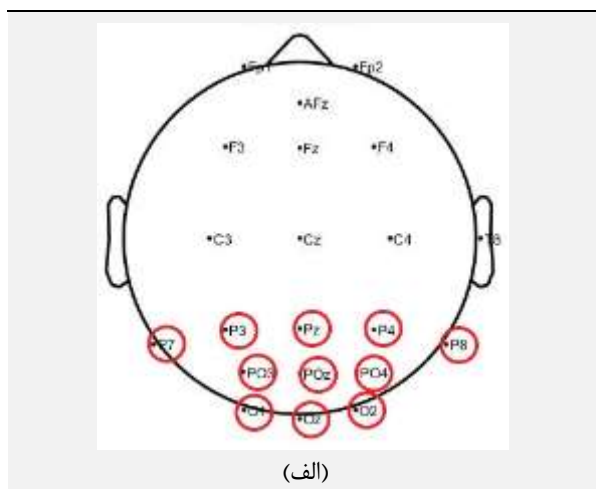
در هر بلوک مدت زمان استراحت بین دو اجرا ۵ ثانیه و بین دو آزمایش ۷ ثانیه است. شرکت کننده می‌تواند در این فاصله پلک بزند یا قورت دهند. بعد از پنج آزمایش یک استراحت کوتاه یک دقیقه‌ای وجود دارد.

هر تحریک SSVEP پنج ثانیه زمان می‌برد. با یک فاصله‌ی بین تحریکی ۵۰۰ میلی‌ثانیه‌ای تحریک RSVP سه‌گانه شروع می‌شود. هر تحریک ۳۳۰ میلی‌ثانیه نمایش داده می‌شود؛ در نتیجه کل مدت ۱۲ ثانیه ($12/1 = 330 \text{ms} \times 20 + 500 \text{ms} + 50 \text{ms}$) برای انتخاب یک کاراکتر است. هر ثبت سیگنال شامل نصب کلاه، آماده‌سازی الکترودها، آزمودن اتصال الکترودها پس از تزریق ژل، برای هجی ۲۰ کلمه‌ی سه‌حرفی بین ۱ تا ۱/۵ ساعت طول می‌کشد.

۲-۴- ثبت سیگنال

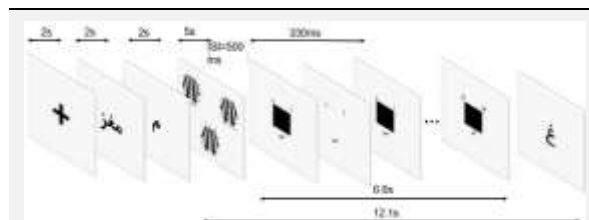
این آزمایش با استفاده از دستگاه ۸۰ کاناله g.Hlamp (شرکت G.Tech) با ۱۹ الکترودها فعال مطابق با سیستم بین‌المللی ۲۰-۱۰ ثبت شد (شکل ۲). نرخ نمونه‌برداری سیگنال ۵۱۲ هرتز انتخاب شد؛ همه کانال‌ها به لاله گوش راست با زمین مرجع (GND) ارجاع داده شدند. پیاده‌سازی پروتکل تحریک در محیط Psychtoolbox [۳۰] متلب و همچنین تحلیل سیگنال‌ها در Matlab 2021a انجام شد.

پس از ثبت سیگنال، پیش‌پردازش سیگنال در تولباکس EEGLAB [۳۱] تحت محیط نرم‌افزار متلب انجام شد. در این تولباکس با یک فیلتر میان‌گذر ۱ تا ۶۰ هرتز سطح DC سیگنال و با یک فیلتر ناچ^۲ نویز برق شهر حذف شد. همچنین برای حذف آرتیفکت‌های پلک زنی و حرکت افقی چشم، آرتیفکت حرکتی (مثل قورت دادن یا حرکت گردن) و ریتم قلب از الگوریتم تحلیل مؤلفه‌های مستقل^۳ (ICA) [۳۱] استفاده شد.



^۳ Independent Component Analysis

جهت کاراکتر هدف نسبت به مربع تعیین می‌شود. از نظر ظاهری، قلم حروف بر روی B Nazanin Bold است که در الگو SSVEP اندازه آن ۳۰pt و در الگو RSVP سه‌گانه اندازه‌ی آن ۶۰pt تنظیم شده است. فاصله بین هر دو حرف تقریباً ۲۵۰ پیکسل است. رنگ کاراکترها مشکی و پس‌زمینه سفید است. همچنین از کامپیوتری با صفحه‌نمایش ۱۹/۵ اینچی با وضوح 1080×1920 پیکسل استفاده شده است. آزمایش با ظاهر شدن علامت "+" در مرکز صفحه به مدت دو ثانیه آغاز می‌شود. سپس در وسط صفحه، یک کلمه سه حرفی به مدت دو ثانیه نمایش داده می‌شود. در ادامه به مدت پنج ثانیه گروه سه تایی شش ضلعی‌ها چشمک می‌زنند. در نهایت ۲۰ تحریک (یعنی پنج بار تکرار از چهار تحریک تصادفی) یکی پس از دیگری برای مشخص شدن زیرگروه کاراکتر هدف ارائه می‌شود. به‌طور هم‌زمان مربع مشکی واقع در مرکز صفحه نیز چشمک می‌زند (شکل ۱).



شکل (۱) - در هر آزمایش ابتدا دو ثانیه علامت + سپس دو ثانیه کلمه‌ای مورد هجی و دو ثانیه بعدی نیز کاراکتر هدف نمایش داده می‌شود. پس از پنج ثانیه نمایش محرک‌های SSVEP سه‌فرکانسه، دنباله تحریکات RSVP سه‌گانه ظاهر می‌شوند.

۳-۲- تنظیم آزمایش

از هر شرکت‌کننده دو بلوک ضبط شد. هر بلوک شامل ۱۰ آزمایش آفلاین است. در هر آزمایش سه کاراکتر (سه تریال^۱) و در مجموع ۶۰ کاراکتر، در هر ثبت سیگنال، هجی می‌شود. شرکت‌کننده باید گروه کاراکتر هدف را از بین شش ضلعی‌ها پیدا کرده و به آن خیره شود و دو گروه دیگر را نادیده بگیرد. سپس در تحریک RSVP سه‌گانه بر روی گروهی، که شامل کاراکتر هدف است، تمرکز کنند و تعداد وقوع محرک هدف را بی‌صدا بشمارد. در طول آزمایش، کاراکتر هدف پنج بار در یک گروه و موقعیت در تمام تکرارهای هر اجرا ظاهر می‌شود. از آنجایی که موقعیت کاراکترها روی صفحه تغییر نمی‌کند، شرکت‌کننده باید هر زمان که کاراکتر هدف را پیدا نمود به مکان مورد نظر خیره شود و به دو مکان دیگر توجه نکند.

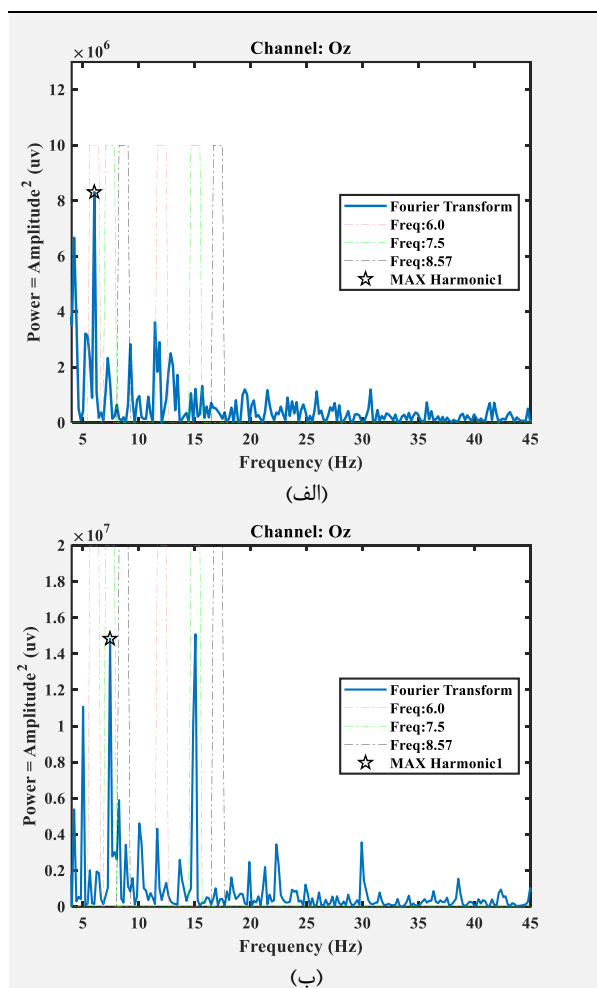
^۱ Trial

^۲ Notch Filter

$$S_k = 10 \log_{10} \left(\frac{n P(f_k)}{\sum_{m=1}^n P(f_k + m f_{ref}) + P(f_k - m f_{ref})} \right) \quad (1)$$

در رابطه (۱) تعداد نقاط همسایه فرکانس تحریک است، $P(f_k)$ چگالی توان فرکانس تحریک f_k فرکانس تحریک و f_{ref} زرو لوشن فرکانسی است. $P(f_k + m f_{ref})$ و $P(f_k - m f_{ref})$ چگالی توان در اطراف فرکانس تحریک هستند.

تعداد همسایه‌ها را برابر ۶ و فرکانس‌های تحریک نیز ۶/۵، ۷/۵ و ۸/۵ هرتز است. ۲ هارمونیک در استخراج ویژگی مورد بررسی قرار گرفت. طیف فرکانسی مربوط به کانال Oz در اطراف هر کدام از فرکانس‌های تحریک در شکل ۳ ترسیم شده است. در هر شکل افزایش دامنه در فرکانس مربوطه به وضوح قابل مشاهده است.



(ب)

شکل (۲) - الکترودها بر اساس سیستم بین‌المللی ۱۰-۲۰ قرار داده می‌شود. کانال‌های جلوی سر (AFZ, FP1, FP2, F3, FZ, F4, C3, CZ, C4 در آنالیزهای P300 و کانال‌های پس سر (O2 و OZ, O1, PO4, POZ, PO3, P8, P4, Pz, P3, P7) آنالیزهای SSVEP استفاده می‌شوند که با دایره‌های قرمز مشخص شده‌اند.

۲-۵- جداسازی داده‌ها

در تحریک SSVEP سه فرکانسه، پنج ثانیه سیگنال ثبت شده با توجه به لحظات تریگر جدا می‌شود. داده‌های مربوط به RSVP سه‌گانه (برای آنالیز مؤلفه P300) و SSVEP تک فرکانس به‌طور جداگانه به دوره‌هایی^۱ با طول مختلف تقسیم شد. در الگوی تحریک SSVEP تک فرکانس، مدت‌زمان اجرای یک آزمایش (۶/۶ ثانیه) به‌عنوان یک دوره در نظر گرفته خواهد شد. زیرا در این مدت، شرکت‌کننده به یک‌جهت ثابت خیره می‌شود. در الگوی تحریک RSVP سه‌گانه نیز برای جداسازی داده‌های P300 و غیر P300، با توجه به لحظه وقوع هر تحریک، سیگنال به بازه‌های ۱۰۰۰ میلی‌ثانیه‌ای تقسیم می‌شود. در هر تریال پنج تحریک هدف و ۱۵ تحریک غیرهدف وجود دارد.

۲-۶- استخراج ویژگی

برای استخراج ویژگی از هر الگوی روش‌های جداگانه‌ای به کار رفته است:

۱- استخراج ویژگی در روش SSVEP سه فرکانسه: در تحلیل SSVEP سه فرکانسه، ابتدا به کمک روش ANOVA بهترین ترکیب کانال‌ها انتخاب شد [۳۲]. سپس به کمک الگوریتم تحلیل چگالی طیف توان^۲ (PSDA) [۳۳] طبق رابطه (۱) توان طیفی اطراف فرکانس‌های تحریک و هارمونیک‌های آن محاسبه شد. در نهایت فرکانس SSVEP برابر با فرکانس محرکی است که بیشترین توان را اطراف فرکانس تحریک و هارمونیک‌های آن داشته باشد.

^۲ Power Spectral Density Analysis^۱ Epoch

ماتریس‌های A_c و B_c در جهت به حداکثر رساندن همبستگی بین ردیف‌های متناظر دو ماتریس $A_c X$ و $B_c Y$ برای هر یک از سه کلاس ۱، ۲، ۳ $C =$ محاسبه می‌شود. تمامی اجراها زمانی که شرکت‌کننده به هدف C نگاه می‌کند، به هم پیوسته و به یک CCA ارسال می‌شود و ماتریس‌های A_c و B_c برای هر یک از اهداف C محاسبه می‌شود. سپس، ضرایب همبستگی بین $A_c X$ و سیگنال‌های مرجع $B_c Y$ محاسبه می‌شود. این ضرایب همبستگی برای ساخت بردار ویژگی به هم متصل می‌شوند. در نهایت، یک بردار ویژگی با طول $C \times M$ به دست می‌آید به طوری که C تعداد کلاس‌ها ($C=3$) و M حداقل تعداد کانال‌ها و هارمونیک‌های سینوس و کسینوس است ($M=6$). با استفاده از این ویژگی‌ها می‌توان یک طبقه‌بند سه کلاسه را آموزش داد. در مرحله ارزیابی سیستم با داده‌ی جدید، ابتدا ضرایب همبستگی داده با استفاده ۳ فیلتر ($A_c X$) و سیگنال مرجع ($B_c Y$) محاسبه می‌شود. این مقادیر به عنوان بردار ویژگی به طبقه بند اعمال می‌شود. خروجی طبقه‌بند جهت‌ی که کاربر به آن خیره شده را پیش‌بینی می‌کند.

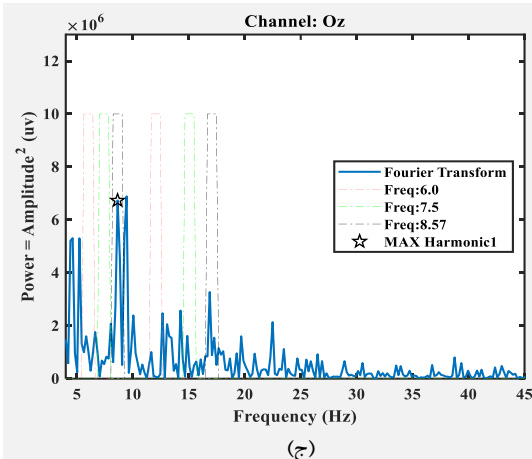
۳- استخراج ویژگی در الگوی RSVP سه‌گانه:

در این الگو برای حذف اطلاعات مشترک یا نویزهای مشترک بین کانال‌ها از فیلتر مرجع میانگین مشترک^۱ (CAR) [۳۴]، [۳۵] استفاده شد. پس از آن با استفاده از فیلتر میان‌گذر ۱ تا ۲۵ هرتز داده‌ها فیلتر می‌شوند. در پردازش سیگنال از دو ویژگی، دامنه نمونه‌های زمانی با نرخ نمونه‌برداری ۱۰۰ هرتز و تبدیل ویولت گسسته^۲ (DWT) با موجک مادر Daubechies در چهار سطح برای طبقه‌بندی تحریک‌های P300 و غیر P300 استفاده شد. با توجه به اینکه نرخ نمونه‌برداری ۵۱۲ هرتز است، می‌توان ضرایب چهار باند فرکانسی EEG (دلتا، تتا، آلفا و بتا) را داشت. با احتساب ۱۹ کانال در استخراج ویژگی از دامنه نمونه‌های زمانی ۱۹۰۰ ویژگی و با استفاده از تبدیل ویولت ۶۰۸ ویژگی و در مجموع ۲۵۰۸ ویژگی برای هر دوره به دست می‌آید. برای جلوگیری از مشکل بیش برآزش^۳ به دلیل تعداد زیاد ویژگی‌ها بهترین ترکیب بهینه ویژگی‌ها با استفاده از روش SFSS [۳۶] انتخاب شد.

۷-۲- طبقه بندی

برای هر ۳ محرک موجود در پروتکل یک طبقه‌بند جداگانه به کار برده شده است.

۱- در روش SSVEP سه فرکانسه با استفاده از الگوریتم PSDA، در هر تریال مجموع توان طیفی در اطراف سه فرکانس



شکل (۳) - نمودار طیف فرکانسی در فرکانس‌های (الف) ۶/۰، (ب) ۷/۵ و (ج) ۸/۵۷ مربوط به کانال Oz ترسیم شده است.

۲- استخراج ویژگی در الگوی SSVEP تک فرکانس: در تحلیل SSVEP تک فرکانس، با توجه به مقاله [۱۰] از روش CCA برای استخراج ویژگی‌ها استفاده می‌شود. برای تشخیص فرکانس، همبستگی مجموعه‌ای متشکل از موج‌های سینوسی و کسینوسی و همچنین هارمونیک‌های آن‌ها در فرکانس تحریک با سیگنال EEG محاسبه می‌شود. ایده اصلی این رویکرد یافتن مجموعه‌ای از ترکیبات خطی بین کانال‌ها برای به حداکثر رساندن همبستگی بین دو سیگنال چند متغیره است. الگوریتم CCA ضرایب کانونی را در ماتریس‌های A و B برای دو سیگنال X و Y به گونه‌ای تعیین می‌کند که همبستگی کانونی یعنی $r = [\rho_1, \dots, \rho_M]$ ، بین ردیف‌های متناظر دو سیگنال AX و BY به حداکثر می‌رسد. در رابطه $r = \rho(a(i)X, b(i)Y)$ ، a_i امین همبستگی کانونی a_i و b_i به ترتیب i امین ردیف A و B هستند و $M = \min(X, Y)$ مرتبه (مرتبه Y) است. همچنین بردارهای X و Y به ترتیب سیگنال‌های EEG و مرجع هستند. طبق معادله‌ی (۲) سیگنال‌های مرجع به عنوان یک سیگنال سینوسی - کسینوسی ۱۵ هرتز در نظر گرفته می‌شوند:

$$Y = \begin{bmatrix} \sin(2\pi ft) \\ \cos(2\pi ft) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h ft) \\ \cos(2\pi N_h ft) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$t = \left[\frac{1}{f}, \frac{2}{f}, \dots, \frac{N}{f} \right]$$

که در آن f فرکانس تحریک SSVEP (۱۵ هرتز در اینجا)، N_h تعداد هارمونیک‌ها و N تعداد کل داده‌ها در هر اجرا است.

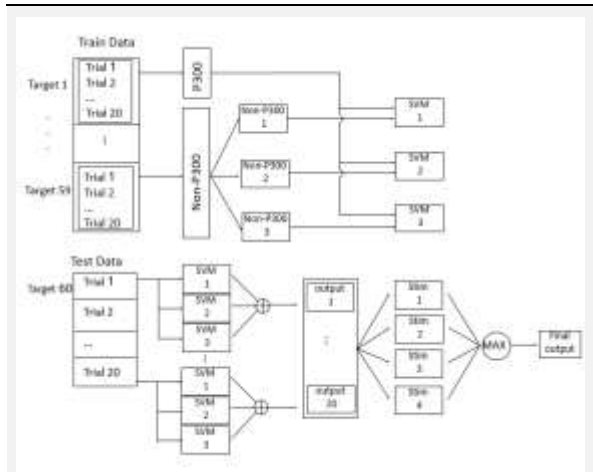
^۱ Overfitting

^۲ Sequential Forward Floating Selection

^۱ Common Average Reference

^۲ Discrete Wavelet Transform

زیرمجموعه‌ی ۳۰۰ نمونه‌ای ساخته شد. بدین ترتیب سه مدل پیش‌بینی آموزش داده خواهد شد. در هر مدل SVM کل داده-های کلاس P300 و یک مجموعه از داده‌های کلاس غیر P300 در آموزش مدل شرکت می‌کنند. برای شناسایی گروه هدف از روش رأی‌گیری نرم استفاده شده است. در این روش هر سه مدل احتمال تعلق نمونه به کلاس هدف را برآورد می‌کنند [۴۱].



شکل (۴) - روند آموزش الگوریتم SVM و ارزیابی روش با داده جدید.

در SVM از محاسبه فاصله داده تا مرز تصمیم‌گیری به‌عنوان احتمال استفاده می‌شود. برای هر ۲۰ تحریک حاصل جمع پیش‌بینی مدل‌ها محاسبه شده و با توجه به برجسب آموزشی هر تحریک در یکی از ۴ زیرگروه خروجی قرار می‌گیرد. خروجی با بیشترین احتمال به‌عنوان کلاس هدف تعیین می‌شود. مراحل ذکر شده به‌طور خلاصه در شکل ۴ آورده شده است.

۸-۲- ارزیابی

برای ارزیابی پروتکل پیشنهادی، با استفاده از اعتبارسنجی متقابل یک طرفه^۵ (LOOCV) مجموعه داده به ۶۰ قسمت تقسیم شد. در هر تکرار اعتبارسنجی متقابل، یک قسمت برای ارزیابی و ۵۹ داده به‌عنوان داده آموزشی استفاده شد. دقت با میانگین‌گیری از نتایج هر ۶۰ قسمت به دست می‌آید. در این پژوهش نتایج حاصل از دقت و ITR برای هر فرد شرکت‌کننده جداگانه محاسبه شده است و روند آموزش و تست الگوریتم برای هر کاربر جداگانه انجام شد؛ در نتیجه نتایج حاصل از دقت و ITR کاملاً وابسته به افراد شرکت‌کننده می‌باشد.

علاوه بر معیار معمول، یعنی دقت، عملکرد سیستم پیشنهادی توسط ITR مورد ارزیابی قرار گرفت. ITR یک معیار مهم برای

۶/۰، ۷/۵ و ۸/۵۷ و هارمونیک دوم آن محاسبه می‌شود. در هر تریال داده به کلاسی تعلق می‌گیرد که بیشترین توان را در محدوده فرکانس تحریک و هارمونیک آن داشته باشد.

۲- در روش SSVEP تک فرکانس، برای طبقه‌بندی از الگوریتم SVM غیر خطی [۳۷] استفاده شده است. الگوریتم SVM یکی از تکنیک‌های قدرتمند در یادگیری ماشین است و به‌طور خاص برای حل مسائل دسته‌بندی دو کلاسه طراحی شده است، اما با بهره‌گیری از تکنیک یکی در برابر یکی^۱ (OVO) [۳۸] برای مسائل چند کلاسه تعمیم داده می‌شود. از آنجایی که سه کلاس در این الگوی SSVEP تعریف شده، سه مدل SVM نیز آموزش داده خواهد شد.

SVM با استفاده از هسته‌ها^۲ داده‌ها را به فضای بالاتری نگاشت می‌دهد. هسته تابع پایه شعاعی^۳ (RBF) داده‌های غیرخطی را به طور مؤثری مدل‌سازی می‌کند. همچنین به کمک دو پارامترها C و γ می‌توان میزان انحنا و پیچیدگی مرز تصمیم‌گیری را برای تطبیق مدل به داده‌ها کنترل کرد [۳۹].

همچنین دو پارامترها C و γ با استفاده از روش جستجوی شبکه‌ای برای هر یک از سه مدل SVM جداگانه محاسبه شد.

۳- در پردازش سیگنال EEG مبتنی بر ERP نیز از الگوریتم SVM خطی برای طبقه‌بندی داده‌های P300 و غیر P300 استفاده شد. در سیگنال EEG اطلاعات زمانی مهم هستند؛ به همین دلیل در استخراج ویژگی معمولاً خود سیگنال یا کاهش‌یافته^۴ آن را استفاده می‌کنند و این کار باعث افزایش ابعاد بردار ویژگی می‌شود. SVM به‌خوبی می‌تواند در فضاهایی با ابعاد بالا عمل کند و به‌طور مؤثری مرزهای تصمیم‌گیری را تعیین کند. در استفاده از SVM خطی پارامتر C به کمک روش اعتبارسنجی متقابل انتخاب شد. برای هر شرکت‌کننده مقادیر مختلفی برای پارامتر C به دست آمد.

پس از استخراج ویژگی و انتخاب ویژگی‌های بهینه، ابعاد داده‌ها در کلاس هدف $N \times 300$ و در کلاس غیرهدف $N \times 900$ است. (N تعداد ویژگی‌های بهینه انتخاب شده است). زمانی که داده‌های آموزشی نامتعادل هستند، یعنی تعداد نمونه‌ها در یک کلاس به مراتب بیشتر از کلاس‌های دیگر است، SVM ممکن است به سمت کلاس اکثریت سوگیری پیدا کند. برای حل مشکل نامتعادل بودن داده‌ها در الگوی RSVP از روش Pasting [۴۰] استفاده شد. از آنجایی که تعداد داده‌های کلاس غیر P300 سه برابر کلاس P300 است، به کمک روش Pasting سه

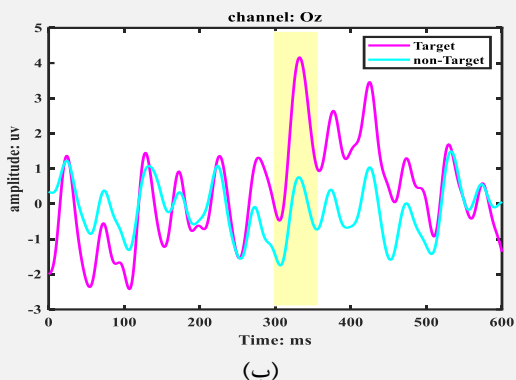
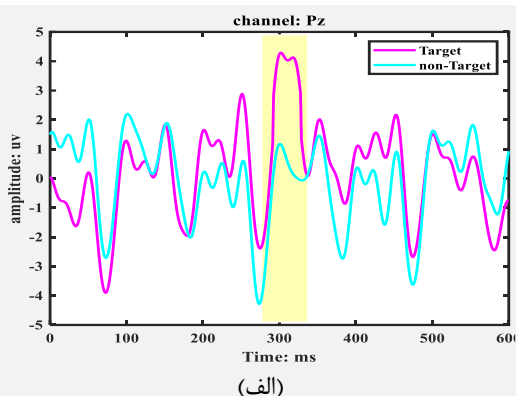
^۱ Down-sample

^۵ Leave One Out Cross Validation

^۱ One-vs-One

^۲ Kernels

^۳ Radial Basis Function



شکل (۶) - میانگین ERP سیگنال‌های مغزی برای تمام شرکت‌کننده‌ها. (الف) میانگین ERP در کانال Cz (ب) میانگین ERP در کانال Pz

۳-۲- نتایج دو معیار دقت و ITR

برای ارزیابی پروتکل پیشنهادی نتایج محاسبه دو معیار دقت و ITR برای تمام شرکت‌کننده‌ها در جدول ۲ آمده است. در این سیستم، میانگین دقت ۹۱/۱۸٪ و ITR برابر ۲۱/۵ بیت بر دقیقه بدست آمد. بیشتر شرکت‌کننده‌ها توانستند به دقت نزدیک به ۹۰٪ و ITR ۲۰ بیت بر دقیقه برسند.

جدول (۲) - دقت حاصل از هجی کارکترها و ITR برای هر شرکت‌کننده محاسبه شده است

شرکت‌کننده‌ها	دقت (%)	ITR(bit/min)
Sub1	۹۶/۶۶	۲۳/۹۴
Sub2	۹۳/۳۳	۲۲/۳۷
Sub3	۸۸/۳۳	۲۰/۲۶
Sub4	۸۸/۳۳	۲۰/۲۶
Sub5	۸۵	۱۸/۹۵
Sub6	۹۵	۲۳/۱۳
Sub7	۹۱/۶۶	۲۱/۶۴
میانگین	۹۱/۲	۲۱/۵

برای بررسی عملکرد سیستم ارائه شده، دقت و ITR برای هر فرد بر اساس تعداد تکرارهای آزمایش در شکل ۷ و شکل ۸

تعیین عملکرد سیستم در مطالعات BCI، به ویژه در هجی-کننده‌ها است. ITR مقدار اطلاعات قابل انتقال در یک دقیقه را نشان می‌دهد [۸] و به صورت معادله (۳) تعریف می‌شود:

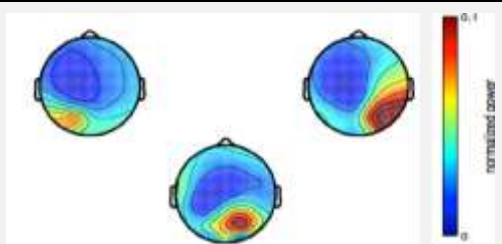
$$ITR = \left\{ \log_2^N + P \log_2^P + (1 - P) \log_2^{\frac{1-P}{N-1}} \right\} / T \quad (3)$$

در این رابطه، N تعداد کلاس‌ها، P دقت طبقه‌بندی و T نشان‌دهنده مدت زمان انتخاب کاراکتر بر حسب دقیقه است.

۳- نتایج

۳-۱- تجزیه و تحلیل داده‌ها

در تحلیل SSVEP تک‌فرکانس، توپوگرافی توان سیگنال EEG در هر سه جهت هدف، برای شرکت‌کننده‌ای که بیشترین دقت را بدست آورده رسم شده است. باتوجه به شکل ۵ حداکثر توان در الکترودهای نواحی پس‌سری مشاهده می‌شود. اثر فرکانس SSVEP در ناحیه پس‌سری سمت راست نسبت به دو جهت دیگر مشهودتر است. هنگامی که شرکت‌کننده‌ای به گوشه سمت راست خیره می‌شوند، مربع چشمک‌زن در میدان دید سمت چپ او قرار می‌گیرد از این رو افزایش فعالیت روی طرف مقابل یعنی نیم‌کره راست قابل مشاهده است. همچنین اگر به سمت چپ توجه کند، مربع چشمک‌زن در میدان دید سمت راست او قرار می‌گیرد و فعالیت نواحی چپ افزایش می‌یابد همچنین زمانی که نگاه را به سمت پایین تغییر می‌دهند، مربع چشمک‌زن در میدان دید بالایی او قرار می‌گیرد و حداکثر قدرت SSVEP به سمت ناحیه مرکزی-پس‌سری منتشر می‌شود. با مقایسه نتایج به دست آمده با مقاله [۷]، تغییرات یکسانی در توان هنگام نگاه کاربر به جهات مختلف مشاهده می‌شود.



شکل (۵) - توپوگرافی توان SSVEP برای سه کلاس ترسیم شده است

میانگین ERP سیگنال‌های مغزی مربوط به مولفه P300 و غیر P300 برای کانال‌های Cz و Pz در شکل ۶ رسم شده است. این مولفه در بازه ۳۰۰ تا ۳۵۰ میلی‌ثانیه بعد از شروع تحریک بیشترین دامنه را دارد.

اساس تعداد تکرار

تعداد تکرار	دقت (%)	ITR(bit/min)
۱	۳۵/۹۵	۸/۴۵
۲	۵۵/۹۵	۱۴/۲۸
۳	۶۹/۰۵	۱۷/۳۰
۴	۸۲/۶۲	۲۰/۲۱
۵	۹۱/۱۹	۲۱/۳۲

جدول (۴) - میانگین دقت (%) RSVP سه‌گانه و SSEVP

برحسب تعداد تکرارها.

تعداد تکرار	دقت SSVEP (%)	دقت RSVP سه‌گانه
۱	۶۳/۸۰	۴۴/۹۹
۲	۷۲/۶۱	۶۰/۹۴
۳	۷۸/۸۰	۷۶/۹۰
۴	۸۵/۲۴	۸۸/۵۶
۵	۹۳/۵۷	۹۵/۲۳

با توجه به نتایج مندرج در جدول ۴ و محاسبه دقت در الگوهای SSVEP تک فرکانس و RSVP سه‌گانه در هر دو الگو با افزایش تکرارها دقت افزایش می‌یابد. در طراحی پروتکل، زمان روشن و خاموش شدن شش ضلعی‌ها SSVEP سه فرکانسه پنج ثانیه تنظیم شده است. این زمان طولانی باعث کاهش ITR می‌شود. در جدول ۵ نتایج حاصل از دقت و ITR به‌ازای زمان‌های تحریک متفاوت محاسبه شده است. با توجه به نتایج با ۴ ثانیه تحریک دقت ۹۰/۵٪ و IRT ۲۵/۳۷ حاصل شد. با کاهش زمان تحریک علاوه بر حفظ نسبی دقت، ITR بالاتری نسبت به مقاله [۷] بدست آمد.

جدول (۵) - میزان دقت و ITR حاصل از هجی کلمات در

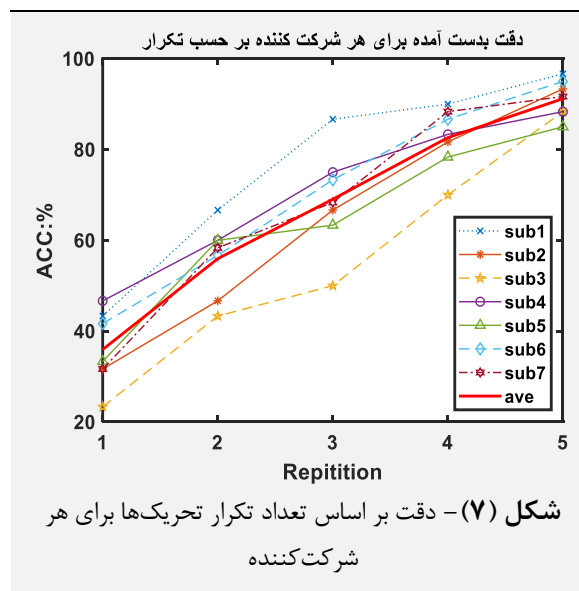
زمان‌های متفاوت محرک SSVEP سه فرکانسه محاسبه شده است

زمان (S)	دقت (%)	ITR(bit/min)
۲	۸۳	۲۴/۳
۳	۸۷/۹۵	۲۴/۱۳
۴	۹۰/۵	۲۵/۳۷
۵	۹۱/۱۹	۲۱/۳۲

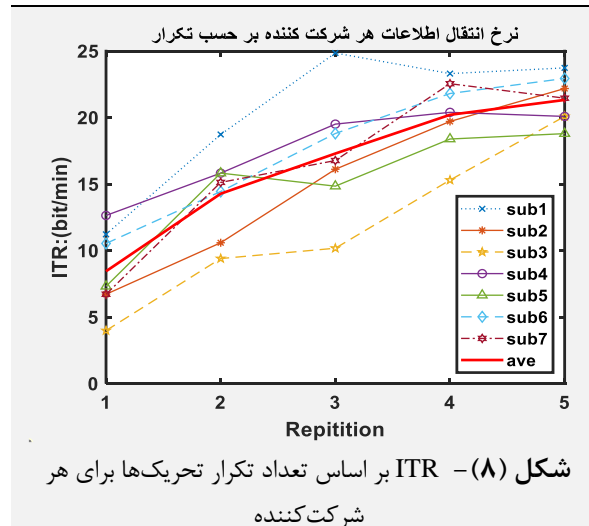
۴- مقایسه‌ای با سایر رویکردها

به منظور ارزیابی عملکرد این پژوهش از نظر دقت، ITR، تعداد کاراکترهای هجی‌شده، تعداد کاراکترها در پروتکل، زمان مورد نیاز برای هجی یک کاراکتر در در جدول ۶ مقایسه با سایر مطالعات انجام شد. با مقایسه نتایج به دست آمده از دقت، می‌توان نتیجه‌گیری کرد که پروتکل پیشنهادی دقتی نزدیک

نشان داده شده است. مشهود است با افزایش تعداد دفعات تکرار دقت نیز افزایش می‌یابد. درمورد ITR به دلیل آن که ۵ ثانیه ابتدای شروع آزمایش در همه تکرارها ثابت است و هر تکرار ۱/۳۲ ثانیه زمان لازم دارد، زمان لازم برای هجی کاراکترها در تکرارهای پایین‌تر خیلی کوچک نیست؛ در نتیجه با افزایش تعداد تکرارها ITR تغییرات کاهشی ندارد، بلکه به دلیل افزایش دقت مقدار آن نیز با افزایش تعداد تکرارها افزایش می‌یابد.



شکل (۷) - دقت بر اساس تعداد تکرار تحریک‌ها برای هر شرکت‌کننده



شکل (۸) - ITR بر اساس تعداد تکرار تحریک‌ها برای هر شرکت‌کننده

میانگین دقت و ITR حاصل از تمام شرکت‌کننده‌ها بر اساس تعداد تکرار در جدول ۳ آمده است. بیشترین ITR با استفاده از پنج تکرار تحریک بدست می‌آید. با توجه به وجود ۳۶ کلاس برای طبقه‌بندی، احتمال شانس ۲/۷٪ است و با اجرای یک تکرار آزمایش، دقتی بالاتر از دقت شانس (۳۵/۹۵٪) بدست می‌آید. همچنین میانگین دقت SSVEP سه فرکانسه برای همه شرکت‌کننده‌ها برابر ۹۸/۸۰٪ می‌باشد.

جدول (۳) - میانگین دقت (%) و ITR (بیت بر دقیقه) بر

ثانیه ظاهر می‌شود که منجر به ITR معادل ۲۳/۴ می‌شود [۷]. پیاده‌سازی این پروتکل بر روی حروف فارسی، با وجود ۳۶ کاراکتر، در هر تکرار ۱۲ محرک ظاهر می‌شود که با ۵ تکرار و نمایش ۶۰ محرک به ۱۴ ثانیه زمان نیاز دارد. با استفاده از پروتکل دو قسمتی طراحی شده، ما توانستیم زمان آزمایش را به ۱۲ ثانیه کاهش دهیم و در هر تکرار پروتکل در الگوی محرک RSVP سه‌گانه، ۴ محرک ظاهر می‌شود که با ۵ تکرار، ۲۰ محرک نمایش داده می‌شود. این روش خستگی کاربر را کاهش می‌دهد. علاوه بر کاهش زمان هجی کلمات، ما توانستیم ITR بالاتری را نسبت به مقاله ترکیبی SSVEP و RSVP سه‌گانه به دست آوریم. بر اساس جدول ۶ و مقایسه‌های انجام شده، برتری مدل پیشنهادی نسبت به سایر مدل‌ها اثبات شده است

به سایر مطالعات را به دست آورده است، در حالی که نرخ ITR حتی بالاتر از پروتکل‌های ۲۷ کاراکتری است. در اکثر مطالعات ثبت سیگنال در چند نوبت انجام می‌شود تا شرکت کننده با روند ثبت آشنا گردد و به دقت بالاتری دست یابد و دیگر آنکه تعداد داده‌ها جهت آموزش طبقه‌بند افزایش می‌یابد. اما در این پژوهش تنها یک‌بار از هر شرکت کننده سیگنال ثبت شد. در پروتکل پیشنهادی، مانند اکثر مطالعات، ۳۶ کاراکتر در صفحه کلید مجازی استفاده شده است. افزایش تعداد کاراکترها زمان آزمایش را افزایش می‌دهد، اما مدت زمان این آزمایش کمتر از تمام پروتکل‌های ۳۶ کاراکتری است [۱۲، ۱۵، ۱۶، ۲۰]. در مقاله ترکیبی SSVEP و RSVP سه‌گانه، با وجود استفاده از ۲۷ کاراکتر و اعمال ۹ محرک در هر تکرار، ۴۵ محرک در ۱۰/۵

جدول (۶) - مقایسه سایر مطالعات با رویکرد پیشنهادی

مرجع	کلمه هجی شده	زمان (ثانیه)	تعداد کاراکتر	تعداد آزمایش	ITR(bit/min)	دقت	الگو
[۱۵]	حروف فارسی تصادفی	۳۶	۳۶	۱۵۰	۶/۷۴	۸۸/۲۱	ERP
[۲۰]	ز گهواره تا گور دانش بجوی	۸/۳۶	۳۶	۲۱۰	۲۰/۷	۹۰	SSVEP
[۲۷]	SUBJECT, NEURONS, IMAGINE, QUALITY	۹۰	۲۷	۴۰	۲/۶۲	۹۱/۸۵	RSVP
[۲۹]	-	۳۷/۵	۳۶	-	۲۰/۲	۷۹	Triple RSVP
[۷]	GLI,DFN,EPT,DRB,TAS,AKX,FGY, RWS,BWP,QHW,USC,VQV,LZX, FYM,BJX,UUQ	۱۰/۵	۲۷	۷۲	۲۳/۴	۹۳/۶	Triple RSVP+ SSVEP
	مغز، صدف، نخل، چکش، عطر، قبض، پژو، سگ! جته، -،؟، حفظ، جنگ، غذا، چاپ، بحث، شمع ذرت، تیز، قصه، لیل	۱۱	۳۶	۶۰	۲۵/۳۷	۹۰/۵	الگو پیشنهادی

درصد در رفع مشکل پروتکل‌های ماتریسی و محدودیت در تعداد کلاس‌ها هجی‌کننده‌های مبتنی بر الگو RSVP [۲۶ - ۲۸] معرفی شدند. نقص این الگوها طولانی بودن مدت زمان آزمایش است که مقدار ITR را کاهش می‌دهد. پس از این الگو RSVP سه‌گانه [۲۹] توانست زمان آزمایش را به یک‌سوم کاهش دهد. در این الگو، گروه‌های سه‌تایی از کاراکترها به‌عنوان تحریک اعمال می‌شود. اما از سوی دیگر، وجود مؤلفه P300 در کاراکترهای غیر هدف می‌تواند باعث کاهش دقت شود. در دیگر مطالعات ترکیب دو الگوی تحریک SSVEP و RSVP سه‌گانه [۷] بررسی شده است. در این الگوی ترکیبی، هر گروه (شامل سه کاراکتر) به‌عنوان یک تحریک در نظر گرفته می‌شد. در تمام تکرارهای آزمایش، گروه و موقعیت کاراکترها تغییر نمی‌کند. در این پروتکل ترکیبی با الگوی RSVP سه‌گانه و تحلیل مؤلفه P300، گروه هدف شناسایی می‌شود؛ همچنین

۵- نتیجه گیری و بحث

بامطالعه تاریخچه هجی‌کننده‌ها می‌توان دریافت که در اکثر تحقیقات، طراحی پروتکل به‌صورت ماتریسی [۱۲-۱۷] و بر اساس الگوی ERP و شناسایی مؤلفه P300 ارائه شده است. در این نوع پروتکل‌ها، علاوه بر ضعیف بودن نسبت SNR، کاربر باید در طول آزمایش به ۳۶ نقطه‌ی مختلف از صفحه نگاه کند. بنابراین بیماران مبتلابه اختلالات بینایی در استفاده از این نوع هجی‌کننده‌ها ممکن است با مشکل مواجه شوند. محققان برای حل این مشکل دو نوع هجی‌کننده ارائه دادند:

- ۱- هجی‌کننده شنوایی [۱۸، ۱۹]: دقت حاصل از هجی‌کننده شنوایی خیلی پایین است.
- ۲- هجی‌کننده مبتنی بر تحریک SSVEP [۲۰-۲۴]: در این الگو بهترین پاسخ مغز در محدوده فرکانسی ۱۶-۶ هرتز ایجاد می‌شود. در نتیجه محدودیت در تعداد کلاس‌ها وجود دارد.

الگوی RSVP سه‌گانه صورت پذیرفت. در هر تکرار الگوی RSVP سه‌گانه چهار تحریک وجود دارد. همزمان با این الگو الگوی تحریک SSVEP برای شناسایی جهت کاراکتر هدف در مربع چشمک‌زن استفاده می‌شود. در تمام تکرارهای آزمایش موقعیت کاراکترها و زیرگروه‌ها ثابت است و در پنج بار تکرار تصادفی به کاربر نشان داده می‌شوند. در مجموع برای هجی یک کاراکتر در این بخش ۲۰ تحریک اعمال می‌شود. در الگوی RSVP سه‌گانه با کمک ویژگی‌های استخراج شده از تبدیل ویولت و داده‌های زمانی سیگنال نمونه‌برداری شده و اعمال آنها به الگوریتم SVM، مولفه P300 و زیرگروه هدف شناسایی می‌شود. در ادامه با کمک الگوریتم CCA بردار ویژگی از سیگنال مربوط به تحریک SSVEP تک فرکانس ساخته شده و سپس این بردار برای شناسایی جهت کاراکتر هدف در مربع به الگوریتم SVM غیرخطی سه کلاسه اعمال می‌شود. بدین ترتیب با شناسایی زیرگروه هدف و موقعیت هدف در این زیرگروه کاراکتر هدف تعیین می‌گردد.

با طراحی پروتکل پیشنهادی با ۵ مرتبه تکرار الگوریتم در مدت زمان ۱۲ ثانیه دقت ۹۱/۲ درصد و ITR ۲۱/۵ بدست آمد. دقت پروتکل پیشنهادی نزدیک به مقاله [۷] است درحالی‌که اگر زمان تحریک SSVEP سه فرکانسه به چهار ثانیه تغییر کند، مقدار ITR به ۲۵/۳۷ بیت بر دقیقه می‌رسد و نسبت به مقاله [۷] تقریباً ۲ بیت بر دقیقه افزایش یافته است. با وجود افزایش تعداد کاراکترها پروتکل توانست علاوه بر افزایش میزان ITR و سرعت هجی به دقت مطلوبی برسد. این پژوهش نشان می‌دهد که الگوی ترکیبی پیشنهادی می‌تواند یک کانال ارتباطی قابل اعتماد برای هجی کلمات فراهم کند.

۶- مراجع

- [1] S. A. Johnson *et al.*, "Pharmacotherapy for amyotrophic lateral sclerosis: a review of approved and upcoming agents," *Drugs*, vol. 82, no. 13, pp. 1367-1388, 2022.
- [2] D. Moon, "Disorders of movement due to acquired and traumatic brain injury," *Curr. Phys. Med. Rehabil. Reports*, vol. 10, no. 4, pp. 311-323, 2022.
- [3] M.-H. Lee, J. Williamson, D.-O. Won, S. Fazli, and S.-W. Lee, "A high performance spelling system based on EEG-EOG signals with visual feedback," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 26, no. 7, pp. 1443-1459, 2018.
- [4] T. H. Nguyen, D. L. Yang, and W. Y. Chung, "A high-rate BCI speller based on eye-closed EEG Signal," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 33995-34003, 2018.
- [5] X.-Y. Liu *et al.*, "Recent applications of EEG-based brain-computer-interface in the medical

برای تعیین جهت کاراکتر هدف در یک گروه، از تحریک SSVEP استفاده می‌شود.

عملکرد سیستم‌های BCI، به‌ویژه سیستم‌های هجی‌کننده، با دو معیار دقت و ITR ارزیابی می‌شود. همیشه بین این دو معیار مصالحه وجود دارد. به‌عبارت‌دیگر، با افزایش زمان آزمایش، دقت افزایش‌یافته و ITR کاهش می‌یابد و بالعکس. در مورد هجی‌کننده‌های پیشنهادی قبلی، می‌توان گفت که الگوی RSVP سه‌گانه [۲۹] مقدار ITR را به میزان قابل‌توجهی در سیستم‌های هجی‌کننده مبتنی بر RSVP بهبود بخشید، اما این پروتکل دقت تشخیص کاراکتر را کاهش داده است. از طرف دیگر، در الگوی RSVP منفرد که در مقاله‌های [۲۶-۲۸] ارائه شد، دقت تشخیص کاراکتر بسیار بالا اما میزان ITR پایین بود. در مورد مقاله ترکیبی RSVP سه‌گانه و SSVEP [۷] دقت و ITR به مقادیر قابل قبولی رسیدند. در طراحی این پروتکل ترکیبی با در اختیار داشتن ۲۷ کاراکتر، در هر تکرار ۹ تحریک ظاهر می‌شود. در پایان با ۵ مرتبه تکرار در مدت زمان ۱۰/۵ ثانیه، ۴۵ تحریک برای هجی یک کاراکتر ارائه می‌شود. در هجی‌کننده فارسی با وجود ۳۶ کاراکتر، در هر تکرار ۱۲ تحریک ظاهر می‌شود و در مجموع با ۵ مرتبه تکرار پروتکل با صرف ۱۴ ثانیه زمان ۶۰ تحریک اعمال می‌شود. بدین ترتیب زمان اجرای آزمایش طولانی‌تر شده و علاوه بر آنکه باعث خستگی کاربر می‌شود میزان دقت و ITR را نیز تحت تأثیر قرار می‌دهد.

در این پژوهش، یک پروتکل ثبت جدید پیشنهاد شده است که مشکل طولانی بودن دنباله تحریکات RSVP سه‌گانه را برطرف نماید. این پروتکل شامل دو بخش است:

۱- تحریک SSVEP سه فرکانسه: در این بخش ۳۶ کاراکتر شامل ۳۲ حروف فارسی و چهار نماد، به سه گروه ۱۲ کاراکتری تقسیم می‌شوند، هر یک از این سه گروه با یک فرکانس ثابت و متفاوت از یکدیگر (۶/۱۰، ۷/۵ و ۸/۵۷ هرتز) در مدت‌زمان پنج ثانیه چشمک می‌زنند. برای شناسایی گروه هدف با کمک الگوریتم PSDA توان طیفی اطراف فرکانس‌های تحریک و هارمونیک‌های آن محاسبه می‌شود. فرکانس SSVEP برابر با فرکانس محرکی است که بیشترین توان را اطراف فرکانس تحریک و هارمونیک‌های آن داشته باشد.

۲- الگوی ترکیبی RSVP سه‌گانه و SSVEP: در این الگو هر گروه ۱۲ کاراکتری خود به چهار زیرگروه سه کاراکتری تقسیم می‌شود؛ سه کاراکتر موجود در هر زیرگروه به دور یک مربع چشمک‌زن نوشته می‌شوند. برای شناسایی زیرگروه هدف و جهت کاراکتر هدف در مربع از دو الگوی تحریک متفاوت استفاده می‌شود. ارائه دنباله تحریکات زیرگروه‌ها به کمک



- Biomed. Signal Process. Control*, vol. 75, p. 103546, 2022.
- [۲۰] آهین جان. فاطمه. مالکی. علی، "توسعه ی یک سیستم واسط مغز- کامپیوتر مبتنی بر پتانسیل برانگیخته ی بینایی حالت ماندگار برای تایپ متون فارسی"، مجله دانشکده پزشکی اصفهان، دوره ۳۴، شماره ۳۹۳، ص ۹۱۴ تا ۹۱۸، اصفهان، ۱۳۹۵.
- [21] M. Li, D. He, C. Li, and S. Qi, "Brain-computer interface speller based on steady-state visual evoked potential: A review focusing on the stimulus paradigm and performance," *Brain Sci.*, vol. 11, no. 4, p. 450, 2021.
- [22] M. M. Naeem Mannan, M. A. Kamran, S. Kang, H. S. Choi, and M. Y. Jeong, "A hybrid speller design using eye tracking and SSVEP brain-computer interface," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 3, pp. 1–20, 2020.
- [23] E. Yin, Z. Zhou, J. Jiang, F. Chen, Y. Liu, and D. Hu, "A novel hybrid BCI speller based on the incorporation of SSVEP into the P300 paradigm," *J. Neural Eng.*, vol. 10, no. 2, p. 26012, 2013.
- [24] Y. Sun *et al.*, "Efficient dual-frequency SSVEP brain-computer interface system exploiting interocular visual resource disparities," *Expert Syst. Appl.*, vol. 252, p. 124144, 2024.
- [25] R. Ron-Angevin, Á. Fernández-Rodríguez, F. Velasco-Álvarez, V. Lespinet-Najib, and J.-M. André, "Evaluation of Different Types of Stimuli in an Event-Related Potential-Based Brain-Computer Interface Speller under Rapid Serial Visual Presentation," *Sensors*, vol. 24, no. 11, 2024.
- [26] L. Acqualagna, M. S. Treder, M. Schreuder, and B. Blankertz, "A novel brain-computer interface based on the rapid serial visual presentation paradigm," in *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 2010, pp. 2686–2689.
- [27] K. Won, M. Kwon, M. Ahn, and S. C. Jun, "EEG Dataset for RSVP and P300 Speller Brain-Computer Interfaces," pp. 1–11, 2022.
- [28] R. Ron-angevin, M. T. Medina-juliá, and Á. Fernández-rodríguez, "Performance Analysis With Different Types of Visual Stimuli in a BCI-Based Speller Under an RSVP Paradigm," vol. 14, no. January, pp. 1–12, 2021.
- [29] Z. Lin, C. Zhang, Y. Zeng, L. Tong, and B. Yan, "A novel P300 BCI speller based on the Triple RSVP paradigm," *Sci. Rep.*, vol. 8, no. 1, p. 3350, 2018.
- [30] M. Kleiner, D. Brainard, and D. Pelli, "What's new in Psychtoolbox-3?," 2007.
- [31] A. Delorme and S. Makeig, "EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis," *J. Neurosci. Methods*, vol. 134, no. 1, pp. 9–21, 2004.
- [32] R. M. West, "Best practice in statistics: Use the field," *Mil. Med. Res.*, vol. 12, no. 1, p. 14, 2025.
- [6] P. S. and S. M., "A real-time ML-based asynchronous HCI speller system using EOG signals," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 104, p. 107463, 2025.
- [7] S. Jalilpour, S. H. Sardouie, and A. Mijani, "A novel hybrid BCI speller based on RSVP and SSVEP paradigm," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 187, p. 105326, 2020.
- [8] Jonathan M, and Wolpaw R. *Brain-Computer Interfaces*. New York: Oxford University Press; 2012.
- [9] P. S. and S. M., "Design of asynchronous low-complexity SSVEP-based brain control interface speller," *Comput. Biol. Med.*, vol. 190, p. 110062, 2025.
- [10] A. Maye, D. Zhang, and A. K. Engel, "Utilizing retinotopic mapping for a multi-target SSVEP BCI with a single flicker frequency," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 25, no. 7, pp. 1026–1036, 2017.
- [11] J. Chen, D. Zhang, A. K. Engel, Q. Gong, and A. Maye, "Application of a single-flicker online SSVEP BCI for spatial navigation," *PLoS One*, vol. 12, no. 5, p. e0178385, 2017.
- [12] L. A. Farwell and E. Donchin, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 70, no. 6, pp. 510–523, 1988.
- [13] E. W. Sellers, D. J. Krusienski, D. J. McFarland, T. M. Vaughan, and J. R. Wolpaw, "A P300 event-related potential brain-computer interface (BCI): the effects of matrix size and inter stimulus interval on performance," *Biol. Psychol.*, vol. 73, no. 3, pp. 242–252, 2006.
- [14] M. Salvaris and F. Sepulveda, "Visual modifications on the P300 speller BCI paradigm," *J. Neural Eng.*, vol. 6, no. 4, 2009.
- [15] M. Mikaeili and foroogh Najafi, "Performance Analysis of a Persian text input brain-computer interface (BCI) P300 Speller system with row/column paradigm (RCP)," *Signal Data Process.*, vol. 14, no. 2, 2017.
- [16] H. Veisi, H. Amini, and P. Daeijavad, "A Persian Brain-Computer Interface Speller Based on P300 and Language Model Utilization," *Research Square.*, 2021.
- [17] C. F. Blanco-Díaz, C. D. Guerrero-Méndez, and A. F. Ruiz-Olaya, "Enhancing P300 Detection Using a Band-Selective Filter Bank for a Visual P300 Speller," *Irbm*, vol. 44, no. 3, p. 100751, 2023.
- [18] S. Kojima and S. Kanoh, "Introducing The Asme-Speller, Auditory Bci Speller Utilizing Stream Segregation: A Pilot Study", *researchgate*, 2024.
- [19] I. Markovinović, M. Vrankić, S. Vlahinić, and Z. Šverko, "Design considerations for the auditory brain computer interface speller,"



- Welch t-test when testing the difference between two groups,” *Ann. Clin. Biochem.*, vol. 58, no. 4, pp. 267–269, 2021.
- [33] M. A. Aceves-Fernandez, S. M. Fernandez-Fraga, J. C. Pedraza-Ortega, and S. Tovar-Arriaga, “EEG Signal Analysis Methods Based on Steady State Visual Evoked Potential Stimuli for the Development of Brain Computer Interfaces: A Review,” *Am. J. Comput. Sci. Eng. Surv.*, vol. 4, no. 1, pp. 001–018, 2016.
- [34] S. M. Alarcão, A. Alarcão, and M. J. Fonseca, “IEEE TRANSACTIONS ON AFFECTIVE COMPUTING 1 Emotions Recognition Using EEG Signals: A Survey,” pp. 1–20, 2017.
- [35] T. Fang *et al.*, “Recent Advances of P300 Speller Paradigms and Algorithms,” *9th IEEE Int. Winter Conf. Brain-Computer Interface, BCI 2021*, 2021.
- [36] H. Younis, M. W. Anwar, M. U. G. Khan, A. Sikandar, and U. I. Bajwa, “A new sequential forward feature selection (SFFS) algorithm for mining best topological and biological features to predict protein complexes from protein–protein interaction networks (PPINs),” *Interdiscip. Sci. Comput. Life Sci.*, vol. 13, no. 3, pp. 371–388, 2021.
- [37] J. Hong and X. Qin, “Signal processing algorithms for SSVEP-based brain computer interface: State-of-the-art and recent developments,” *J. Intell. Fuzzy Syst.*, vol. 40, no. 6, pp. 10559–10573, 2021.
- [38] G. Thippanna, “Multiclass Date Fruit Prediction Using SVM and Logistic Regression with OVO and OVR,” no. November, 2024.
- [39] G. O. Anyanwu, C. I. Nwakanma, J.-M. Lee, and D.-S. Kim, “RBF-SVM kernel-based model for detecting DDoS attacks in SDN integrated vehicular network,” *Ad Hoc Networks*, vol. 140, p. 103026, 2023.
- [40] J. Mendes-Moreira and T. Mendes-Neves, *Towards a Systematic Approach to Design New Ensemble Learning Algorithms*, vol. 1, no. 1.
- [41] A. Géron, *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learning, Keras and Tensorflow*. 2019.
- [42] A. Belitski, J. Farquhar, and P. Desain, “P300 audio-visual speller,” *J. Neural Eng.*, vol. 8, no. 2, p. 25022, 2011.
- [43] A. Kübler, A. Furdea, S. Halder, E. M. Hammer, F. Nijboer, and B. Kotchoubey, “A brain–computer interface controlled auditory event-related potential (P300) spelling system for locked-in patients,” *Ann. N. Y. Acad. Sci.*, vol. 1157, no. 1, pp. 90–100, 2009.
- [44] L. Cao *et al.*, “A novel real-time multi-phase BCI speller based on sliding control paradigm of SSVEP,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 133974–133981, 2019.