

Using Emoji Stimuli for Checker-Board P300 Speller

H. Moradkhani¹, V. Shalchyan^{2*}

¹MSc. Student, Electrical Engineering Faculty, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

²Assistant Professor, Electrical Engineering Faculty, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

Receipt in the online submission system: 26 August 2017, received in revised form: 10 October 2017, accepted: 14 November 2017

Abstract

P300 Speller as a most commonly used brain-computer interface (BCI) has been able to provide simple communication capabilities for people with severe motor or speech disabilities in order to have a better interaction with the outer world over the past years. Checker-board paradigm introduced by Townsend et al. [1] is one of the most practical alternatives for row-column paradigm, enhancing the performance of the speller by preventing row-column induced errors. In this study, we investigated the effect of substituting presentation of an emoji stimulus instead of flashing the characters in the performance of a checker-board P-300 speller. The performance of the proposed paradigm was evaluated and compared to the traditional stimuli in checker-board paradigm in an online experiment over ten healthy subjects. For each paradigm, the recorded data from an offline session was used to calibrate the speller classifier; and consequently, the classification accuracy was calculated over online sessions. The proposed paradigm, showed 14% enhancement in classification accuracy with respect to the checker-board paradigm. The results of this study obviously showed that the stimuli obtained by presenting emoji instead of character flashing, effectively improved the speller classification accuracy.

Key words: *Brain-Computer Interface (BCI), P300 Speller, Checker-Board Paradigm*

*Corresponding author

Address: Electrical Engineering Faculty, Iran University of Science and Technology, P.O.Box:1684613114, Tehran, Iran

Tel: +98-21-73225628

Fax: +98-21-73225777

E-mail: shalchyan@iust.ac.ir

الگوی تحریک مبتنی بر شکلک - تصویری در هجی کننده P-300 با صفحه شطرنجی

حسام مرادخانی^۱، وحید شالچیان^{۲*}

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران
^۲ استادیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۶/۶/۴، بازنگری: ۱۳۹۶/۷/۱۸، پذیرش قطعی: ۱۳۹۶/۸/۲۳

چکیده

هجی کننده P300 یکی از رایج ترین واسطه های مغز- کامپیوتر مبتنی بر ثبت الکتروانسفالوگرام است که توانایی های ارتباطی ساده ای را برای افراد دچار عارضه های شدید گفتاری یا حرکتی فراهم می کند، تا قادر باشند بهتر با محیط اطراف خود ارتباط برقرار کنند. استفاده از الگوی صفحه شطرنجی معرفی شده توسط Townsend و همکارانش [۱]، به جای الگوی سطری-ستونی، یکی از موفق ترین الگوهای تحریک ارائه شده در مطالعات قبلی برای افزایش دقت هجی کننده بوده است. هدف روش پیشنهادی این مطالعه، که با عنوان الگوی شطرنجی با تحریک شکلک-تصویری نام گذاری شده است، بررسی اثر جایگزینی تحریک شکلک-تصویری در الگوی صفحه شطرنجی و مقایسه کارایی آن با تحریک چشمک زدن کاراکترها است. در این مطالعه، چشمک زدن کاراکترها در الگوی شطرنجی را با نمایش یک شکلک-تصویری به جای کاراکترها جایگزین کردیم. برای ارزیابی و مقایسه کارایی الگوی پیشنهادی با الگوی شطرنجی، برای هر یک از دو الگو، هجی کننده روی داده های ثبت شده از ده فرد سالم در فاز برون خط، تعلیم داده شد و دقت هجی کننده در فاز برخط محاسبه شد. ارزیابی آزمون برخط نشان داد، میانگین دقت طبقه بندی هجی کننده با استفاده از الگوی پیشنهادی این مطالعه نسبت به الگوی شطرنجی، ۱۴٪ بهبود یافته است. یافته های این مطالعه نشان می دهد که تحریک ناشی از نمایش شکلک-تصویری به جای چشمک زدن کاراکترها، نقش مؤثری در افزایش دقت طبقه بندی هجی کننده داشته است.

کلیدواژه ها: واسطه های مغز- کامپیوتر، هجی کننده P-300، الکتروانسفالوگرام، الگوی صفحه شطرنجی

* نویسنده مسئول

نشانی: دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران، کد پستی ۱۶۸۴۶۱۳۱۱۴

تلفن: ۷۳۲۲۵۶۲۸ (۲۱) ۰۹۸+

دورنگار: ۷۳۲۲۵۷۷۷ (۲۱) ۰۹۸+

پست الکترونیکی: shalchyan@iust.ac.ir

۱- مقدمه

یک واسط مغز- کامپیوتر (BCI)^۱، سیستمی است که در آن پیام‌ها یا فرمان‌های کنترلی که شخص به محیط بیرونی ارسال می‌کند، از طریق مسیرهای طبیعی خروجی مغز به سیستم اعصاب محیطی و عضلات عبور نمی‌کند. چنین سیستمی برای بیماران دچار اختلالات شدید عصبی-عضلانی، حرکتی یا عارضه‌هایی مانند سکته ساقه مغز، اسکروز جانبی آمیوتروفیک (ALS)^۲ و آسیب‌های نخاعی، توانایی‌های ارتباطی ارتباطی و کنترلی را از طریق یک مسیر مصنوعی جایگزین فراهم می‌کند [۲]. یکی از انواع واسط‌های مغز- کامپیوتر، سیستم‌های BCI مبتنی بر پتانسیل P300 هستند. در واقع P300، جزئی از پتانسیل وابسته به رخداد (ERP)^۳ ناشی از یک تحریک نادر بیرونی است، که در حدود ۳۰۰ میلی ثانیه پس از تحریک روی سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG) ثبت شده از بعضی نواحی جمجمه، به خصوص روی لوب آهیانه، قابل مشاهده است. پاسخ P300، یک سیگنال قابل اعتماد برای کنترل یک سیستم BCI محسوب می‌شود [۳].

فیرویل^۴ و دنچین^۵، نخستین بار در سال ۱۹۸۸، سیستمی با عنوان هجی‌کننده P300 را معرفی کردند [۳]. این سیستم BCI از یک ماتریس ۶x۶ با کاراکترهای مختلف تشکیل شده بود و سطر و ستون‌های این ماتریس به صورت تصادفی و با فاصله‌های زمانی خاص، خاموش و روشن می‌شدند. به این الگوی تحریک، به اصطلاح الگوی سطر-ستون (RCP)^۶ گفته می‌شد. کاربران این سیستم، روی یکی از ۳۶ کاراکتر این ماتریس تمرکز می‌کردند و تعداد دفعات چشمک زدن آن کاراکتر خاص را می‌شمردند. با استفاده از تطبیق زمان‌بندی بین تحریک‌ها و زمان وقوع هر پاسخ P300 متعاقب آن، کاراکتری که کاربر روی آن تمرکز کرده بود، مشخص می‌شد. ارائه یک تحریک نادر (چشمک زدن سطر یا ستون هدف) بین تحریک‌های تصادفی (چشمک زدن بقیه سطر یا ستون‌ها)، براساس الگویی به نام آدبال^۷ طراحی شده است، که باعث تولید پتانسیل P300 در سیگنال EEG می‌شود.

کارایی یک سیستم BCI مبتنی بر پتانسیل P300، به عواملی بستگی دارد که باعث می‌شود این سیستم‌ها، در عمل محدودیت‌های عملکردی مختلفی داشته باشند. یکی از این محدودیت‌ها، سرعت انتقال اطلاعات و دیگری، دقت عملکرد است. در طول دو دهه گذشته، اصلاحات بسیار خوب و قابل توجهی روی پایه‌ای‌ترین هجی‌کننده P300 با الگوی RCP [۳] انجام شده است، که شامل روش‌های جدید و توسعه‌یافته در افزایش دقت کشف موج P300 در سیگنال EEG [۴] و پیش‌پردازش و طبقه‌بندی داده‌ها [۵، ۶] است. روش‌های گوناگون استخراج ویژگی، از ویژگی‌های حوزه زمان [۶-۸] تا ویژگی‌های حوزه ویولت^۸ [۹-۱۱]، معرفی و استفاده شده‌اند. همچنین روش‌های طبقه‌بندی مختلف مانند ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۹ [۱۳، ۱۲، ۷]، تحلیل خطی گام‌به‌گام (SWLDA)^{۱۰} [۱۴، ۸، ۱] و تفکیک خطی فیشر (FLD)^{۱۱} [۱۵، ۶]، در این سیستم‌ها استفاده شده‌اند. در طول این دو دهه، با به‌کارگیری این روش‌های پردازشی، بهبودهای قابل توجهی در دقت و سرعت انتقال اطلاعات در الگوی RCP به دست آمده است. اما برخی از مشکلات و محدودیت‌ها، ناشی از طراحی الگوی RCP و ذاتی است؛ برای مثال، یک خطای رایج در الگوی RCP زمانی رخ می‌دهد که چشمک زدن یک سطر یا ستون غیرهدف، که در مجاورت کاراکتر هدف باشند، توجه کاربر را جلب کنند. تکرار این خطای ناشی از انحراف توجه کاربر به چشمک زدن چهار کاراکتر مجاور هدف، می‌تواند به انتخاب ناخودآگاه این کاراکترهای غیرهدف منجر شود [۱]. این نوع خطا که به‌طور ذاتی از طراحی RCP ناشی می‌شود را نمی‌توان با روش‌های پردازشی پیشرفته استخراج ویژگی و طبقه‌بندی، جبران کرد. همچنین مشکل اثر چشمک زدن پشت سرهم^{۱۲}، که از پشت سرهم قرار گرفتن یک سطر و یک ستون شامل کاراکتر هدف ناشی می‌شود و می‌تواند باعث تداخل دو موج P300 یا عدم درک تحریک دوم شود، نیز از مشکلات ذاتی الگوی RCP است [۱]. در تحقیقات انجام‌شده در دهه اخیر، تغییراتی در اندازه کاراکترها و فاصله بین آنها [۱۶]، رنگ پس‌زمینه [۱۶] و تغییر در نرخ نمایش تحریک [۱۷] اعمال شده است؛ اما از مؤثرترین اقدامات پیشنهادشده

^۸ Wavelet^۹ Support Vector Machine^{۱۰} Stepwise Linear Discriminant Analysis^{۱۱} Fisher linear discriminant^{۱۲} Double Flashing^۱ Brain-Computer Interface^۲ Amyotrophic lateral sclerosis^۳ Event-related potential^۴ Farwell^۵ Donchin^۶ Row Column Paradigm^۷ Oddball Paradigm

آلبرت انیشتین^۲ یا چه گوارا^۳ به جای کاراکترهایی که به طور عادی در الگوی RCP چشمک می‌زدند، استفاده شده و با این روش، افزایش دقت طبقه‌بندی نسبت به الگوی RCP گزارش شده است.

در یک مطالعه جدید [۲۰]، نشان داده شده است که حتی استفاده از شکلک-متنی^۴، مانند (-: که بیانگر حالت چهره با استفاده از علائم و کاراکترهای متنی است، می‌تواند مانند چهره، پاسخ آشکار N170 را در ERP ایجاد کند. در حال حاضر، مطالعاتی درباره تأثیر نمایش شکلک-تصویری^۵ در پاسخ ERP گزارش نشده است؛ اما به دلیل ماهیت گرافیکی، انتظار می‌رود شکلک-تصویری که شباهت بیشتری از شکلک-متنی به چهره واقعی دارد، پاسخ خوبی در ERP ایجاد کند، که به افزایش دقت هجی کننده کمک کند. با هدف بررسی این موضوع، در این تحقیق، از نمایش یک شکلک-تصویری آشنا به جای چهره افراد مشهور استفاده کرده‌ایم.

به طور خلاصه، در این مطالعه، برای بررسی اثر جایگزینی تحریک شکلک-تصویری و مقایسه کارایی آن با تحریک چشمک زدن کاراکترها در یک هجی کننده با الگوی شناخته شده صفحه شطرنجی با ۷۲ کاراکتر آزمون‌ها انجام شده است. با استفاده از آزمون‌های برون خط و برخط، دقت طبقه‌بندی هجی کننده با دو نوع تحریک مختلف، اندازه‌گیری شده و با یکدیگر مقایسه شده است.

۲- روش‌ها

۲-۱- شرکت کنندگان

۱۰ فرد سالم (مرد) در رده سنی ۲۵ تا ۳۰ سال، شرکت کنندگان این آزمایش بوده‌اند. این افراد، هیچ‌گونه بیماری قبلی مرتبط یا ناتوانی دیداری یا تمرکزی نداشته‌اند. همچنین هشت نفر از ده شرکت کننده، هیچ آشنایی یا تجربه قبلی کار با یک سیستم واسط مغز- کامپیوتر (BCI) مبتنی بر پتانسیل P300 را نداشته‌اند. شرکت کننده شماره ۴، یک جلسه و شرکت کننده شماره ۱۰، چهار جلسه تجربه قبلی استفاده از هجی کننده P300 را داشته‌اند. قبل از آزمایش، تمام توضیحات لازم درباره نحوه اجرای آزمون و ثبت، در اختیار

برای حل این مشکلات در الگوی RCP، تغییر اساسی در نوع الگوی تحریک ارائه شده به کاربر با تحریک موسوم به الگوی شطرنجی (CBP)^۱ [۱] است. در الگوی CBP، از یک ماتریس ۸×۹ استفاده می‌شود و در هر بار تحریک، گروهی از کاراکترها برای چشمک زدن هم‌زمان با یک الگوی شبه تصادفی (از سطر و ستون‌های دو ماتریس مجازی ۶×۶ سیاه یا سفید) انتخاب می‌شوند، که از چشمک زدن هم‌زمان کاراکترهای مجاور و چشمک زدن پشت سرهم یک کاراکتر جلوگیری می‌شود. ابداع کنندگان الگوی CBP با ایده بسیار کاربردی خود، افزایش دقت طبقه‌بندی در آزمون برخط برای کاربران عادی را به میزان ۱۴٪ و برای کاربران دچار ضایعه ALS را به میزان ۲۳٪ نسبت به الگوی کلاسیک RCP گزارش کردند [۱].

همچنین در سال‌های اخیر، تحقیقاتی روی نمایش تصویر چهره افراد و شکلک‌های تصویری به جای چشمک زدن کاراکترها [۲۷-۲۴، ۱۸] و استفاده از صورتک‌های احساسی [۲۸] انجام شده است. استفاده از شکلک‌های تصویری به عنوان تحریک بینایی، توانسته‌اند مانند چهره واقعی افراد، باعث استخراج اجزای مختلف ERP شوند و دقت و سرعت مشابهی را برای هجی کردن کاراکترها (مانند چهره افراد) فراهم کنند [۲۶]. همچنین دارای قابلیت ویرایش آسان‌تر هستند و از همه مهم‌تر، مشکلات مربوط به نقض کپی‌رایت برای تصاویر را ندارند [۲۶، ۲۷]؛ علاوه بر تمام موارد ذکر شده، شکلک‌های تصویری یا صورتک‌های احساسی، می‌توانند نشان‌دهنده حالت‌های مختلف حسی و روحی برای به کارگیری در مقاصد مختلف پردازشی و عملیاتی باشند [۲۷، ۲۸]. نمایش چهره در ERP ثبت شده، علاوه بر جزء P300 ناشی از نادر بودن تحریک، اجزای مرتبط با تحریک چهره به نام‌های N170، N400f و P600f را نیز برانگیخته می‌کند [۱۹]. N170، یک جابجایی منفی در ERP در حدود ۲۰۰-۱۴۰ میلی ثانیه پس از شروع تحریک است، که در حالت نمایش چهره، اندازه بزرگتری از سایر تصاویر را نشان می‌دهد. P600f و N400f، پیک‌هایی به ترتیب در حدود ۵۰۰-۳۰۰ میلی ثانیه و پس از ۵۰۰ میلی ثانیه از شروع تحریک هستند، که در حالت نمایش چهره‌های آشنا نسبت به چهره‌های ناآشنا، به طور برجسته‌تری در ERP ظاهر می‌شوند [۱۹]. با این پیش‌زمینه، در مطالعه [۱۸] از تحریک نمایش تصاویر چهره افراد مشهور مانند تصویر

^۲ Albert Einstein

^۳ Che Guevara

^۴ Emoticon

^۵ Emoji

^۱ Checker-board paradigm



شکل (۱) - نمایش الگوهای هجی کننده P300 ارائه شده به شرکت کنندگان. (الف) الگوی شطرنجی (CBP) با تحریک چشمک زدن. (ب) الگوی شطرنجی با شکلک-تصویری عینک آفتابی (CBESP).

شد. الکترودها در یک کلاه الکتروانسفالوگرام^۲، که براساس سیستم بین‌المللی ۱۰-۱۰ تنظیم شده بود، سیگنال را از موقعیت‌های Fz, Cz, Pz, Po7, Po8, P3, P4, O1, O2, Oz ثبت کرده و تمام ۱۰ کانال استفاده شده در آزمایش، به لاله گوش راست^۳ مرجع داده شده‌اند و توسط استخوان مستوئید چپ^۴، به زمین متصل شده‌اند. لازم به ذکر است که امپدانس^۵ تمام کانال‌های استفاده شده قبل از شروع ثبت، کمتر از ۱۰ کیلو اهم بوده است و داده‌ها با نرخ ۲۵۰ هرتز، نمونه‌برداری شده و به وسیله واسط نرم‌افزاری Labview، برای پردازش در یک کامپیوتر شخصی در فازهای برون خط و برخط فراخوانی شده‌اند.

شرکت کنندگان قرار گرفته است و آنها با رضایت کامل در آزمون‌ها شرکت کرده‌اند. قبل از ثبت آزمون، از تمام شرکت کنندگان این آزمایش خواسته شده بود تا برای تمرکز بیشتر، استراحت کافی داشته باشند و با آمادگی در آزمایشگاه حضور یابند.

۲-۲- ثبت سیگنال EEG

ثبت سیگنال در آزمایشگاه علوم و مهندسی اعصاب دانشگاه علم و صنعت ایران انجام شده است. در آزمون، شرکت کنندگان روی یک صندلی راحت در فاصله تقریبی ۱ متری از یک مانیتور LED ۱۹ اینچی نشستند. روی مانیتور، یک صفحه کلید (ماتریس دوبعدی) با ابعاد 20.7×17.6 سانتی‌متر با ۸ سطر و ۹ ستون نمایش داده می‌شد. ثبت سیگنال به وسیله سیستم ثبت EEG ۳۲ کاناله (EEG V.32.24) ساخت شرکت فناوران بایامد^۱ (ساخت ایران) انجام

^۲ EEG Cap

^۳ Right earlobe

^۴ Left mastoid

^۵ Impedance

^۱ BayaMed Technologists Co.

A	B	C	D	E	F	G	H	I
J	K	L	M	N	O	P	Q	R
S	T	U	V	W	X	Y	Z	1
2	3	4	5	6	7	8	9	_
F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9
Esc	Alt	Ctrl	Shift	Enter	Up	Down	Left	Right
.	,	:	;	/	\	!	#	“
@	%	&	*	()	=	Tab	?

	13	14	15	16	17	18
1	B	4	(ESC	F8	L
2	J	Enter	,	F2	P	6
3	T	8	F4	&	2	D
4	V	Down	F6	N	H	F1
5	:	F	X	@	F8	R
6	\	Z	Right	#	Ctrl	?

	19	20	21	22	23	24
7	3	I	U	.)	S
8	A	O	Up	F7	%	Tab
9	!	F3	K	l	Alt	7
10	F9	s	C	*	W	“
11	Left	Shift	F5	M	Y	:
12	F1	/	Q	9	G	E

شکل (۲) - سمت چپ، الگوی صفحه شطرنجی ۸×۹ و سمت راست، دو ماتریس مجازی ۶×۶ سیاه و ماتریس سفید.

براساس شماره‌های درج شده در شکل (۲) از ۱ تا ۲۴ است، که به ترتیب ۶ سطر ماتریس سفید، ۶ سطر ماتریس سیاه، ۶ ستون ماتریس سفید و سپس ۶ ستون ماتریس سیاه، روشن و خاموش می‌شدند و در مجموع، ۲۴ مجموعه کاراکتر تایی برای کل صفحه کلید ۷۲ کاراکتری است؛ به عبارت دیگر، هر کاراکتر در یک دوره کامل چشمک زدن ۲۴ تایی، ۲ بار روشن و خاموش می‌شود. زمان روشن شدن یک مجموعه ۶ تایی از کاراکترها، ۶۲/۵ میلی ثانیه (OnTime=62.5 ms) و زمان خاموش ماندن تمام کاراکترها تا تحریک بعدی نیز ۶۲/۵ میلی ثانیه است (ISI^۱=62.5 ms)؛ در مجموع برای چشمک زدن یک مجموعه ۶ تایی، ۱۲۵ میلی ثانیه زمان لازم بود (SOA^۲=125 ms). در این ۲۴ چشمک، که هر یک از آن ۱۲۵ میلی ثانیه طول می‌کشید، در مجموع ۳ ثانیه زمان نیاز بود تا تمام کاراکترها (هر کدام دو بار)، یک دوره کامل روشن شوند. برای افزایش دقت طبقه‌بندی هجی کننده، این دوره سه ثانیه‌ای، پنج بار تکرار شده بود؛ یعنی در مجموع ۱۵ ثانیه زمان برای ۱۲۰ تحریک (چشمک زدن) شامل ۱۰ تحریک هدف (کاراکتری که کاربر به آن خیره شده) و ۱۱۰ تحریک غیرهدف (سایر کاراکترها) به‌ازای هر یک از ۲۵ کاراکتر آموزش، نیاز بود.

۲-۳- الگو و طرح آزمون

آزمایش در دو فاز برون خط و برخط و در هر فاز، با دو نوع الگوی تحریک CBP و CBESP انجام شده است.

الف) آزمون برون خط: آزمون برون خط به ترتیب برای دو الگوی مختلف تحریک CBP و CBESP انجام شد. برای هر یک از الگوهای تحریک، پنج کلمه پنج حرفی (در مجموع ۲۵ کاراکتر) برای آموزش به شرکت‌کنندگان ارائه شد. برای هجی کردن هر کلمه، هر بار کاراکتر هدف در داخل پرانتز و در انتهای کلمه به مدت ۳/۵ ثانیه نمایش داده می‌شد؛ برای مثال، برای هجی کردن کاراکتر اول کلمه GREAT، GREAT (G) به مدت ۳/۵ ثانیه به کاربر نمایش داده شده و از او خواسته می‌شد به کاراکتر G روی صفحه شطرنجی خیره شود و تعداد دفعات چشمک زدن این کاراکتر را بشمارد.

الگوی تحریک CBP: در الگوی تحریک اول، یک صفحه کلید ۸×۹ شامل کاراکترها و حروف مختلف به شرکت‌کنندگان نمایش داده شد، که مجموعه‌های ۶ تایی از کاراکترهای آن به صورت تصادفی خاموش و روشن می‌شدند (شکل ۱- الف). پس از نمایش کاراکتر هدف در سمت چپ بالایی صفحه به مدت ۳/۵ ثانیه، کاربر فرصت داشت در این مدت، کاراکتر را پیدا کند و روی آن تمرکز کند. مجموعه‌های کاراکتر تایی، که در بالا به آن اشاره شد، کاراکترهای موجود در سطر و ستون‌های دو ماتریس مجازی ۶×۶ سیاه یا سفید (شکل ۲) هستند. ترتیب چشمک زدن این سطر و ستون‌ها،

^۱ Inter Stimulation Interval

^۲ Stimulus onset asynchrony

فاصله بین هر تحریک، ۶۲/۵ میلی ثانیه و ۵ مرتبه تکرار برای هر کاراکتر (۱۲۰ تحریک)، مشابه با فاز برون خط، ان برای تمام شرکت کنندگان انجام می‌شد. متعاقب آن، طبقه‌بندی کننده کالیبره شده در فاز برون خط، که در بخش‌های بعد توضیح داده شده است، بعد از اتمام ارائه تحریک‌های ذکر شده برای هر کاراکتر، فراخوانی می‌شد و با آشکارسازی نمایش کاراکتر طبقه‌بندی شده به صورت برخط در نوار پایینی عبارت NEUROSCIENCE*LAB*IUST به صورت پشت سرهم، کل حروف این عبارت ۲۱ کاراکتری را به ترتیب هجی می‌کرد. اگر کاربر موفق نمی‌شد کاراکتر مورد نظر را به درستی هجی کند، یک کاراکتر اشتباه بین مجموعه کاراکترهای هجی شده، تایپ شده و به عنوان خطای طبقه‌بندی در نظر گرفته می‌شد. به کاربر گفته شده بود از کاراکترهای اشتباه هجی شده عبور کند و در فاصله ۳/۵ ثانیه، بلافاصله به کاراکتر بعدی مشخص شده در پرانتز خیره شود.

۴-۲- پردازش سیگنال

الف) انتخاب کانال: انتخاب کانال، عاملی مؤثر در دقت عملکرد BCIهای مبتنی بر پتانسیل P300 است که همواره در مرحله پیش پردازش در تحقیقات، مورد توجه قرار گرفته است. در سیستم اولیه مطرح شده توسط فیروول و دنچین [۳]، فقط از یک کانال برای ثبت سیگنال EEG استفاده شده بود؛ اما در سال‌های بعد، محققان به این نتیجه رسیدند که استفاده از یک مجموعه کانال از نقاط مختلف مجمله برای ثبت داده، به بهبود دقت این سیستم‌ها منجر می‌شود [۸، ۲۱]. در تحقیق [۸] انجام شده در سال ۲۰۰۸، پنج دسته کانال مختلف را برای پردازش داده‌های P300 انتخاب کرده بودند. در ارزیابی نتایج، از بین پنج دسته مورد بررسی، مجموعه شماره سه شامل شش کانال Fz, Cz, Pz, Po7, Po8, Oz، بیشترین دقت ممکن را نسبت به سایر مجموعه‌ها ایجاد کرد. با توجه به این نتایج گزارش شده، در مطالعه حاضر، در یک مرحله مقدماتی که قبل از ثبت‌های ۱۰ کاربر اصلی، به طور آزمایشی روی دو کاربر اجرا شد، ابتدا ثبت سیگنال از ۳۰ کانال مشخص شده روی شکل (۳) انجام شد. سپس مجموعه شش کاناله [۸] Fz, Cz, Pz, Po7, Po8, Oz، به عنوان کانال‌های پایه معرفی شد. با آزمایش حالت‌های مختلف برای اضافه کردن مجموعه کانال‌های مختلف به شش کانال بالا روی نتایج داده‌های ثبت شده این دو کاربر به صورت برون خط، مشاهده شد که اگر ۴ کانال P3, P4, O1, O2 به مجموعه شش کاناله بالا اضافه

الگوی تحریک CBESP: در الگوی تحریک CBESP، همان صفحه ۸×۹ مشابه الگوی تحریک قبلی، به کاربر نمایش داده شد؛ با این تفاوت که به جای روشن شدن کاراکترها، از جایگزینی شکلک-تصویری آشنای عینک آفتابی^۱ به جای حروف استفاده شد (شکل ۱-ب). در این الگوی تحریک نیز نمایش مجموعه‌های ۶ تایی تصویر در ماتریس ۸×۹، ۶۲/۵ میلی ثانیه در هر نوبت و ناپدید شدن آنها نیز به مدت ۶۲/۵ میلی ثانیه، انجام می‌شد، که در مجموع ۱۲۵ میلی ثانیه برای هر مجموعه ۶ تایی از کاراکترها و ۳ ثانیه برای یک دوره کامل، زمان برد. مشابه الگوی تحریک اول، در پنج بار تکرار در مجموع ۱۵ ثانیه زمان برای ۱۲۰ تحریک (نمایش شکلک-تصویری عینک آفتابی) شامل ۱۰ تحریک هدف (کاراکتری که کاربر به آن خیره شده) و ۱۱۰ تحریک غیرهدف (سایر کاراکترها) به ازای هر یک از ۲۵ کاراکتر آموزش، نیاز بود. در نتیجه در فاز برون خط، که مرحله کالیبراسیون محسوب می‌شود، از هر شرکت کننده و در دو مرحله (الگوی تحریک CBP و الگوی تحریک CBESP)، داده‌های متناظر با ۲۵ کاراکتر ثبت شد، تا برای تعلیم الگوریتم طبقه‌بندی در فاز بعدی استفاده شود.

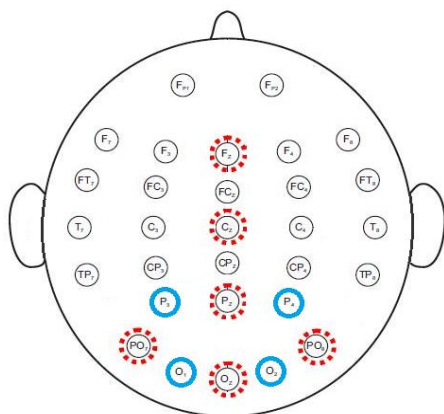
ب) **آزمون برخط:** به شرکت کنندگان در فاصله زمانی بین فاز برون خط و برخط، مدت کوتاهی در حدود ۵-۱۰ دقیقه استراحت داده می‌شد. در فاز برخط، مشابه فاز برون خط، دو نوع الگوی تحریک CBP و CBESP به ترتیب نمایش داده می‌شد. در هر دو الگوی تحریک، عبارت NEUROSCIENCE*LAB*IUST در سمت چپ بالای صفحه مانیتور به کاربر نمایش داده شده و تک تک حروف این عبارت به ترتیب در جلوی آن و داخل پرانتز، به عنوان هدف، به او ارائه می‌شد؛ برای مثال، اولین کاراکتر مورد نظر حرف N بود که به صورت (N) NEUROSCIENCE*LAB*IUST به کاربر ارائه می‌شد و از او خواسته می‌شد تا با دقت کردن به آن کاراکتر خاص، تعداد دفعات چشمک زدن آن کاراکتر هدف را بشمارد. کاربر ۳/۵ ثانیه فرصت داشت تا کاراکتر مورد نظر را پیدا کرده و روی آن تمرکز کند؛ سپس مشابه فاز برون خط، ۲۴ مجموعه کاراکتر ۶ تایی برای کل صفحه کلید ۷۲ کاراکتری، به صورت تصادفی شروع به خاموش و روشن شدن (در الگوی تحریک CBP) می‌کردند یا با شکلک-تصویری جایگزین می‌شدند (در الگوی تحریک CBESP). نمایش تحریک‌های مطرح شده به مدت ۶۲/۵ میلی ثانیه،

^۱ Sunglasses Emoji

که در رابطه بالا، w برداری برای تعریف وزن ویژگی‌ها، x بردار ویژگی، $f(\cdot)$ یک تابع برداری و b نیز به عنوان یک جمله بایاس^۴ تعریف می‌شود. در مسائل غیرخطی، می‌توان از $f(\cdot)$ به عنوان یک تبدیل کرنل برای تصویر کردن ویژگی‌ها به فضایی با بعد بالاتر و در راستای ایجاد یک فضای خطی قابل جداسازی، استفاده کرد [۶]. در روش‌های خطی، مانند روش FLD، تابع $f(x)$ اغلب به عنوان یک تبدیل همانی، یعنی $f(x)=x$ تعریف می‌شود [۲۲]. از آنجایی که تولید پتانسیل P300، تنها در یکی از ۱۲ سطر/ستون ماتریس‌های مجازی سیاه یا سفید امکان دارد و مانند تحقیقات قبلی [۸]، فرض می‌شود پاسخ P300 نسبت به تحریک‌های سطر/ستون، تغییرناپذیر با زمان است؛ از این رو، نتیجه طبقه‌بندی نهایی براساس انتخاب بیشترین جمع امتیازها برای بردار ویژگی، متناظر با سطر و ستون‌های موجود است. به عبارت دیگر، بین ۱۲ سطر مجازی ماتریس‌های سیاه و سفید، سطری انتخاب می‌شود که بیشترین امتیاز ممکن را کسب کند و ستون هدف نیز ستونی است که بین ۱۲ ستون مجازی ماتریس‌های سیاه و سفید، بیشترین امتیاز را به دست آورد، مطابق زیر:

$$\text{Predicted Row} = \text{Max}_{\text{rows}} \left(\sum_{i_{\text{row}}} W \cdot X_{i_{\text{row}}} \right) \quad (2)$$

$$\text{Predicted Column} = \text{Max}_{\text{columns}} \left(\sum_{i_{\text{column}}} W \cdot X_{i_{\text{column}}} \right) \quad (3)$$



شکل (۳) - نمایش فضایی محل قرارگیری ۳۰ الکتروود اولیه با نام‌گذاری طبق استاندارد ۱۰-۱، که از میان آنها شش الکتروود پایه با خط چین قرمز و چهار الکتروود اضافه شده با خط توپر آبی مشخص شده‌اند.

شود، نتایج بهتری نسبت به شش کانال به دست می‌آید؛ بنابراین ده کانال Fz, Cz, Pz, Po7, Po8, Oz, P3, P4, O1, O2 به عنوان کانال‌های پیشنهادی در این مطالعه استفاده شدند. سیگنال EEG، در تمام مراحل برون خط و برخط این آزمایش، از مجموعه ده کانال ذکر شده ثبت شده است. شکل (۳)، موقعیت فضایی مجموعه شش کانال اولیه و چهار کانال اضافه شده پیشنهادی را نشان می‌دهد.

ب) استخراج ویژگی‌ها: برای هر یک از ده کانال استفاده شده در این تحقیق، یک قطعه سیگنال با طول ۶۷۲ میلی ثانیه از ابتدای هر تحریک الگوی اول یا دوم (چشمک زدن کاراکتر یا ظاهر شدن شکلک-تصویری عینک آفتابی) استخراج شد، که با توجه به فرکانس نمونه برداری ۲۵۰ هرتز، ۱۶۸ نمونه از سیگنال را شامل می‌شود. سپس، تمام این قطعه سیگنال‌ها با یک فیلتر میان‌گذر باترورت مرتبه چهار در بازه فرکانسی ۰٫۱ تا ۲۰ هرتز، فیلتر شدند. قطعه سیگنال‌های فیلتر شده با نرخ ۶ (انتخاب یک نمونه از هر شش نمونه)، کاهش نرخ نمونه برداری داده شده و به قطعه‌هایی با طول ۲۸ نمونه زمانی تبدیل شدند. داده‌ها برای هر کاراکتر شامل ۱۲۰ تحریک می‌شوند، که ۱۰ تحریک، هدف و ۱۱۰ تحریک، غیرهدف هستند. به این ترتیب برای ۲۵ کاراکتر، ۳۰۰۰ (۱۲۰×۲۵) قطعه شامل ۲۵۰ تحریک هدف و ۲۷۵۰ تحریک غیرهدف، برای هر شرکت کننده استخراج شد. در مرحله بعد، قطعه‌های ۲۸ نمونه‌ای از هر ۱۰ کانال، انتخاب شده و به هم چسبانده شدند. برای هر تحریک (چشمک زدن کاراکتر یا ظاهر شدن شکلک-تصویری عینک آفتابی)، یک مشاهده از بردار ویژگی مجزای ۲۸۰ نمونه‌ای برای هر شرکت کننده ایجاد شد؛ در نتیجه برای استخراج وزن‌های ویژگی طبقه‌بندی کننده در مرحله بعد از ماتریس مشاهداتی با اندازه ۳۰۰۰ تحریک ضرب در ۲۸۰ ویژگی استفاده شد.

ج) طبقه‌بندی: حضور یا عدم حضور پتانسیل P300 در سیگنال EEG، می‌تواند به عنوان یک مسئله دودویی^۱ در طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از یک تابع جداکننده^۲ با یک ابر-صفحه تصمیم^۳ مطابق زیر مطرح شود [۶]:

$$w \cdot f(x) - b = 0 \quad (1)$$

^۱ Binary

^۲ Discriminant function

^۳ Decision hyper-plane

^۴ Bias Term

که I_1 و I_2 ، به ترتیب دسته‌های هدف و غیرهدف را تشکیل می‌دهند و N_c تعداد نمونه‌ها را در دسته I_c نشان می‌دهد. همچنین کواریانس مشترک بین دو دسته، از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\sum_c = \left(\frac{N_1}{N_2}\right) \cdot \sum_c + \left(\frac{N_2}{N_1}\right) \cdot \sum_c \quad (۶)$$

به این ترتیب، ماتریس وزن ویژگی‌ها به صورت زیر خواهد بود:

$$w = \sum^{-1} (\mu_2 - \mu_1) \quad (۷)$$

در هریک از الگوهای تحریک CBP و CBESP، داده‌های به دست آمده از فاز برون خط، برای تعلیم طبقه‌بندی کننده FLD مربوطه استفاده شد و برای هر شرکت کننده، دو ماتریس وزن ویژگی‌ها (w) متناظر با دو الگوی ذکر شده به دست آمد. در فاز برخط، برای هریک از الگوهای تحریک، حاصل ضرب داده‌های ورودی (بردارهای ویژگی ۲۸۰ نمونه‌ای) در ماتریس وزن‌های ویژگی (w) برای هر تکرار محاسبه می‌شود و به عنوان امتیاز آن سطر یا ستون در نظر گرفته می‌شود. با جمع امتیازهای حاصل از هر ۵ تکرار، سطری که بیشترین امتیاز را کسب می‌کند، به عنوان سطر هدف و ستونی که بیشترین امتیاز را دارد، به عنوان ستون هدف انتخاب می‌شود؛ سپس از تلاقی سطر و ستون هدف، کاراکتر مورد نظر پیش‌بینی می‌شود.

پاسخ P300 مربوط به یک تکرار، نسبت سیگنال به نویز (SNR)^۱ به نسبت پایینی دارد؛ بنابراین میانگین‌گیری، به عنوان روشی رایج برای افزایش دقت آشکارسازی پتانسیل P300 در سیگنال EEG استفاده می‌شود [۲۳]. در تحقیقات گذشته [۳، ۸]، تعداد تکرارهای استاندارد برای این منظور، ۱۵ تکرار بود که این امر به افزایش مدت زمان چشمک زدن کاراکترها و کاهش نرخ انتقال داده منجر می‌شد. اگر بتوان با بهبود الگوی تحریک یا روش‌های پردازشی، دقت طبقه‌بندی کننده را افزایش داد، می‌توان به همان نسبت میانگین‌گیری را روی تعداد تکرار کمتری، بدون افت چشم‌گیر دقت، انجام داد، که این امر خود باعث افزایش نرخ انتقال داده خواهد شد. در این مطالعه، ۵ تکرار در آزمون‌های برون خط و برخط در نظر گرفته شده است. در صورت کاهش تعداد تکرارها،

با تعریف برچسب‌های +۱ برای سطر/ستون‌های هدف و -۱ برای سطر/ستون‌های غیرهدف، می‌توان داده‌های به دست آمده از این پردازش را به دو دسته مجزا تقسیم کرد. در دسته ۱، قطعه‌های شامل پتانسیل P300 و در دسته ۲، قطعه‌های بدون پتانسیل P300 وجود دارند، که نسبت نمونه‌های دسته ۲ به ۱ در داده‌های آموزشی، دوازده به یک است. طراحی این روش طبقه‌بندی بر این اساس است که با پیدا کردن پاسخ متناظر با سطر/ستونی که بیشترین فاصله مثبت ممکن از ابرصفحه تصمیم جداکننده این دو دسته را داشته باشد، می‌توان ویژگی‌های متناظر با قطعه‌های حاوی پتانسیل P300 را یافت. سپس، همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، ۵ تکرار برای هر تحریک انجام می‌شود؛ یعنی کاراکتر هدف، ۵ مرتبه برای چشمک زدن سطرهای مجازی و ۵ مرتبه برای چشمک زدن ستون‌های مجازی، خاموش و روشن یا با شکلک-تصویری عینک آفتابی جایگزین می‌شود. از جمع امتیاز سطرها در این ۵ تکرار، سطر هدف و از جمع امتیاز ستون‌ها در این ۵ تکرار، ستون هدف انتخاب شده و از تقاطع این سطر و ستون هدف، کاراکتر هدف شناسایی می‌شود.

شاید بتوان روش FLD را به عنوان یکی از رایج‌ترین و پرکاربردترین روش‌ها برای طبقه‌بندی پتانسیل‌های وابسته به رخداد (ERP) در حوزه سیستم‌های BCI نام برد. این روش، به دلیل حجم کم محاسباتی در مقایسه با الگوریتم‌های سنگینی مانند SVM، می‌تواند به خوبی در کاربردهای برخط سیستم‌های BCI استفاده شود [۱۵، ۶]. روش FLD، روشی است که در آن، داده‌های با بعد بالا روی یک خط تصویر می‌شوند و داده‌ها در یک فضای یک بعدی طبقه‌بندی می‌شوند. این تصویر کردن، با بیشینه کردن فاصله بین دو دسته و کمینه کردن واریانس درون دسته‌ای همراه است. پردازش محاسباتی FLD، ساده است و درعین حال، یک طبقه‌بندی مطمئن ارائه می‌دهد. این طبقه‌بندی در حالتی ایده‌آل است که توزیع داده‌های دو دسته، گوسی بوده و کواریانس برابر داشته باشند [۶، ۲۲]. لازم به ذکر است، در چنین شرایطی که روش FLD معادل با روش LDA است، میانگین و ماتریس کواریانس در این روش به صورت زیر محاسبه می‌شود [۲۲]:

$$\mu_c = \frac{1}{N_c} \sum_{i \in I_c} X_i \quad (۴)$$

$$\sum_c = \frac{1}{N_c - 1} \sum_{i \in I_c} (X_i - \mu_c)(X_i - \mu_c)^T \quad (۵)$$

for $c = 1, 2$

^۱ Signal-to-noise Ratio

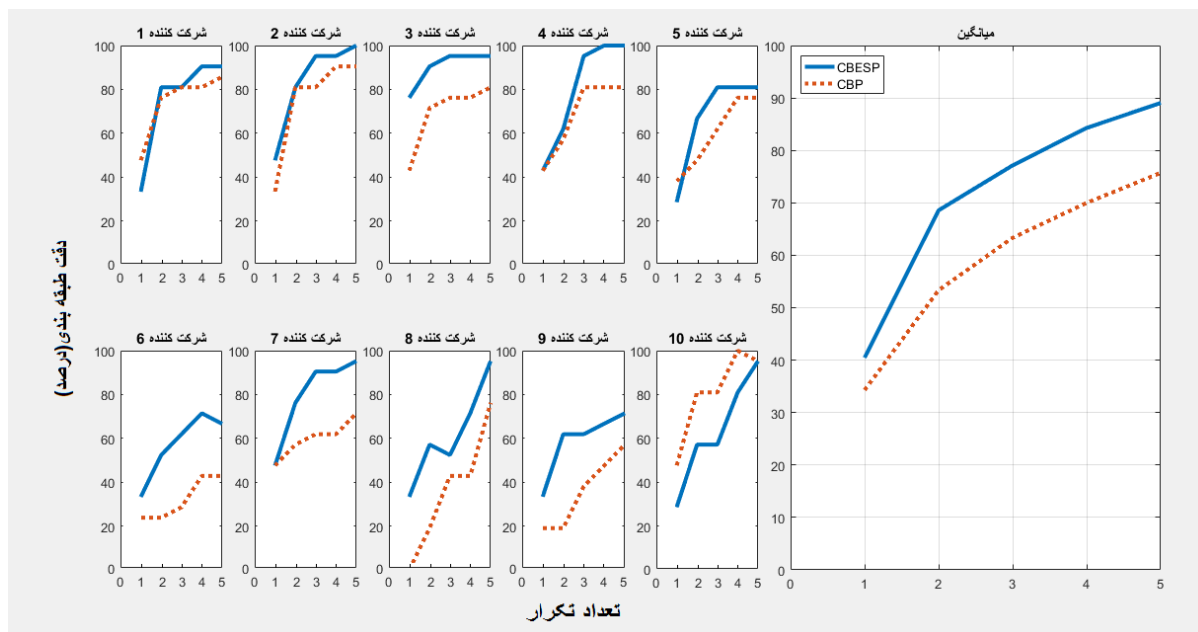
مختلف CBESP و CBP و به ازای تعداد تکرارهای مختلف N از یک تا پنج تکرار، نشان می‌دهد. همچنین میانگین کلی دقت طبقه‌بندی الگوهای تحریک روی تمام کاربرها، در سمت راست شکل با تکرارهای مختلف نمایش داده شده است. برای پنج تکرار در فاز برخط، میانگین دقت طبقه‌بندی ۸۹٪ برای انتخاب صحیح کاراکترها در الگوی جدید CBESP، به طور قابل ملاحظه‌ای بیشتر از میانگین دقت ۷۵٪ در الگوی CBP بود، که بیان‌کننده افزایش دقت و کاهش خطا در هجی کردن کاراکترها با استفاده از الگوی جدید معرفی شده است. همچنین مقایسه نتایج دقت طبقه‌بندی دو الگوی CBESP و CBP برای تعداد تکرارهای مختلف، برتری الگوی CBESP را در اکثریت قریب به اتفاق شرکت‌کنندگان نشان داد؛ به طوری که از میان ده شرکت‌کننده این آزمایش، فقط یک شرکت‌کننده (شرکت‌کننده ۱۰) به ازای الگوی CBP، دقت بیشتری را برای هجی کردن کاراکترها به دست آورد. شاید بتوان دلیل آن را، تجربه قبلی این شرکت‌کننده در شرکت در جلسات ثبت سیگنال با هجی‌کننده‌های P300 بدون تصویر با الگوهای شطرنجی (CBP) و سطر-ستون (RCP) دانست. علاوه بر این مقایسه آماری بین نتایج الگوی تحریک CBESP نسبت به CBP در تست آماری t -test دوطرفه، اختلاف معناداری را میان دقت این دو روش نشان داد ($p < 0.00067$). همان‌طور که در بخش روش‌ها مطرح شد، با بررسی‌های

برای بررسی دقت هجی‌کننده، در پردازش داده‌ها بعد از آزمون برون‌خط، الگوریتم به استفاده از N بار تکرار اول داده‌های آزمون محدود شده است، که N از یک تا چهار بار تکرار تغییر داده شده و هر بار، عملکرد هجی‌کننده ارزیابی می‌شود.

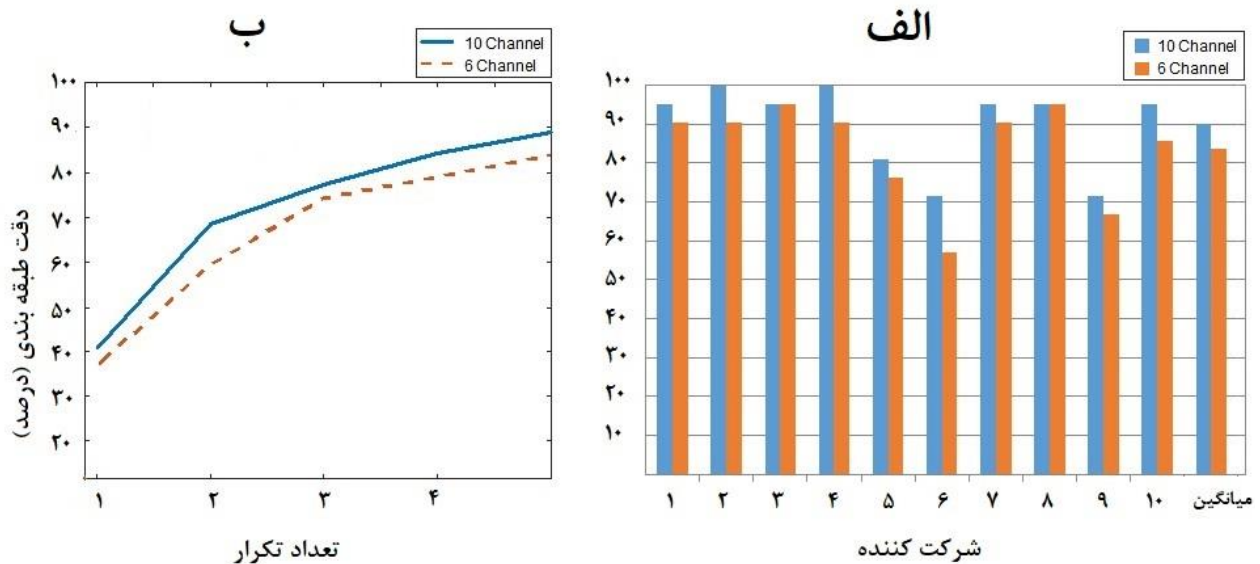
(د) ارزیابی: در این مطالعه، عملکرد یک سیستم BCI مبتنی بر پتانسیل P300، براساس معیار دقت طبقه‌بندی ارزیابی می‌شود. دقت طبقه‌بندی با محاسبه نسبت تعداد کاراکترهای هجی‌شده صحیح بر تعداد کل کاراکترها در فاز برخط (۲۱ کاراکتر)، به دست می‌آید. علاوه بر ارزیابی دقت و سرعت سیستم طراحی شده در این مطالعه، لازم است مقایسه‌ای آماری نیز بین نتایج حاصل از این آزمایش انجام شود تا صحت نتایج و معنادار بودن آنها از لحاظ آماری اثبات شود. برای این منظور، با استفاده از روش t -test دوطرفه، مقایسه‌ای آماری بین نتایج الگوهای تحریک CBESP و CBP انجام شد و مقدار p -value در روش آماری t -test محاسبه شد و معنادار بودن آنها از لحاظ آماری، ارزیابی شد.

۳- یافته‌ها:

شکل (۴)، میانگین دقت طبقه‌بندی روی ۲۱ کاراکتر فاز برخط را برای هر ۱۰ شرکت‌کننده در دو الگوی تحریک



شکل (۴) - مقایسه نتایج میانگین دقت طبقه‌بندی حاصل از الگوهای CBESP (خط آبی توپر) و الگوی CBP (نقطه‌چین قرمز) به ازای تعداد تکرارهای مختلف N از یک تا پنج. نمودارهای ده‌گانه سمت چپ تصویر، مربوط به دقت طبقه‌بندی ۱۰ شرکت‌کننده این آزمایش (۱-۱۰) در دو الگوی ارائه شده به آنها است و نمودار بزرگ در سمت راست تصویر، میانگین دقت طبقه‌بندی روی تمام شرکت‌کنندگان را در دو روش و برای تعداد تکرارهای مختلف نشان می‌دهد.



شکل (۵) - مقایسه نتایج دقت طبقه‌بندی هجی کننده در استفاده از دو مجموعه ۶ کاناله و ۱۰ کاناله. الف) مقایسه نتایج در پنج تکرار تحریک به تفکیک هر شرکت کننده و به صورت نمودار میله‌ای. ب) مقایسه بین میانگین دقت طبقه‌بندی روی تمام کاربران، براساس مقادیر مختلف تعداد تکرار تحریک و استفاده از دو مجموعه ۶ کاناله (نقطه چین قرمز) و ۱۰ کاناله (خط توپر آبی).

۴- بحث و نتیجه‌گیری:

در مطالعات انجام شده درباره هجی‌کننده‌های P300، عوامل مختلفی نظیر مجموعه کانال‌ها، الگوی تحریک و روش‌های پردازش سیگنال، در کارایی، دقت عملکرد و نرخ انتقال داده تاثیرگذار است. در این مطالعه، با ارائه یک الگوی تحریک جدید در راستای بهبود دقت این سیستم، مراحل آزمایش را انجام دادیم. الگوی جایگزینی شکلک-تصویری به جای چشمک زدن در الگوی شطرنجی CBP را با عنوان الگوی CBESP معرفی کردیم. برای بررسی، ارزیابی و مقایسه کارایی این الگوی جدید نسبت به الگوی قبلی CBP، به‌عنوان هجی‌کننده P300، سعی شد تا حد امکان از روش‌های پردازش سیگنال، که در تحقیقات گذشته با ویژگی‌های حجم محاسباتی کم و مناسب برای پیاده‌سازی برخط شناخته شده بود، استفاده شود. بدیهی است که استفاده از روش‌های پردازشی پیچیده‌تر و کارآمدتر، می‌تواند کارایی هجی‌کننده مبتنی بر هر دو الگوی CBP و CBESP را افزایش دهد، که مطالعه آن از اهداف مطالعه جاری نبوده است و می‌توان در مطالعات آینده به آن پرداخت.

در این مطالعه، با استفاده از نمایش یک شکلک-تصویری به جای چشمک زدن کاراکترها در الگوی شطرنجی، روش CBESP را پیشنهاد کرده‌ایم. نتایج به‌دست‌آمده (شکل ۴)

انجام شده در آزمون مقدماتی قبل از شروع ثبت سیگنال از شرکت‌کنندگان اصلی این آزمایش، به این نتیجه رسیدیم که افزودن ۴ کانال P3, P4, O1, O2 به مجموعه شش کانال پایه Fz, Cz, Pz, Po7, Po8, Oz به افزایش دقت در کارایی سیستم هجی‌کننده P300 منجر خواهد شد؛ از این رو ثبت و طبقه‌بندی داده‌ها در آزمون‌های برون خط و برخط، با استفاده از ده کانال پیشنهادی انجام شد. اما برای آزمایش دوباره برتری انتخاب ده کانال پیشنهادی به شش کانال پایه، تحلیل مقایسه‌ای روی داده‌های ثبت شده، مقایسه‌ای بین نتایج طبقه‌بندی روی داده‌های آزمون (۲۱ کاراکتر) با الگوی CBESP با استفاده از دو مجموعه ۱۰ کاناله پیشنهادی و ۶ کانال پایه Fz, Cz, Pz, Po7, Po8, Oz انجام شد، که نتایج آن در شکل (۵) نشان داده شده است. برای پنج‌بار تکرار، ۸ نفر از بین ۱۰ شرکت‌کننده با مجموعه کاناله، دقت طبقه‌بندی بهتری (روی ۲۱ کاراکتر آزمون) نسبت به مجموعه کاناله به‌دست آوردند؛ درحالی‌که در دو نفر از شرکت‌کنندگان، تغییری در نتایج آنها مشاهده نشد (شکل ۵-الف). همچنین، از شکل (۵-ب) مشخص است که در تمام حالات تعداد تکرارهای مختلف، میانگین دقت طبقه‌بندی با استفاده از مجموعه ۱۰ کاناله نسبت به مجموعه ۶ کاناله بهبود پیدا کرده است. این بهبود در میانگین دقت در حالت استفاده از پنج تکرار تحریک، در حدود ۵٪ است.

۵- مراجع

- [1] G. Townsend, B.K. LaPallo, C.B. Boulay, D.J. Krusienski, G.E. Frye, C. Hauser, N.E. Schwartz, T. Vaughan, J.R. Wolpaw, E.W. Sellers, "A novel P300-based brain-computer interface stimulus presentation paradigm: moving beyond rows and columns," *Clinical Neurophysiology*, vol. 121, pp. 1109-1120, 2010.
- [2] J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, D.J. McFarland, G. Pfurtscheller, T.M. Vaughan, "Brain computer interfaces for communication and control," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, p. 767-791, 2002.
- [3] L.A. Farwell, E. Donchin, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potential," *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, vol. 70, pp. 510-523, 1988.
- [4] Y. Shahriari, A. Erfanian, "Improving the performance of P300-based brain-computer interface through subspace-based filtering," *Neurocomputing*, vol. 121, pp. 434-441, 2013.
- [5] Y. Zhang, G. Zhou, Q. Zhao, J. Jin, X. Wang, A. Cichocki, "Spatial-temporal discriminant analysis for ERP-based brain-computer interface," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 21, pp. 233-243, 2013.
- [6] D.J. Krusienski, E.W. Sellers, F. Cabestaing, S. Bayouth, D.J. McFarland, T.M. Vaughan, J.R. Wolpaw, "A comparison of classification techniques for the P300 Speller," *Journal of neural engineering*, vol. 3, p. 299, 2006.
- [7] A. Rakotomamonjy, V. Guigue, "BCI competition III: dataset II-ensemble of SVMs for BCI P300 speller," *IEEE transactions on biomedical engineering*, vol. 55, pp. 1147-1154, 2008.
- [8] D.J. Krusienski, E.W. Sellers, D.J. McFarland, T.M. Vaughan, J.R. Wolpaw, "Toward enhanced P300 speller performance," *Journal of neuroscience methods*, vol. 167, pp. 15-21, 2008.
- [9] T. Demiralp, A. M. Ademoglu, M. Schürmann, C. Basar-Eroglu, E. Basar, "Detection of P300 waves in single trials by the wavelet transform (WT)," *Brain and language*, vol. 66, pp. 108-128, 1999.
- [10] V. Bostanov, "BCI competition 2003-data sets Ib and IIb: feature extraction from event-related brain potentials with the continuous wavelet transform and the t-value scalogram," *IEEE Transactions on Biomedical engineering*, vol. 51, pp. 1057-1061, 2004.
- [11] M. Salvaris, F. Sepulveda, "Wavelets and ensemble of FLDs for P300 classification," in *4th International IEEE/EMBS Conference*, 2009.
- [12] M. Kaper, P. Meinicke, U. Grossekhoefer, T. Lingner, H. Ritter, "BCI competition 2003-data set IIb: support vector machines for the P300 speller paradigm," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, pp. 1073-1076, 2004.

نشان داد که میانگین دقت طبقه‌بندی این روش نسبت به روش CBP، که از چشمک زدن کاراکترها به عنوان تحریک استفاده می‌کند، بهبود قابل توجهی (تا ۱۴٪ در پنج بار تکرار) داشته است. در مطالعه [۱۸] نیز گزارش شده است که نمایش تصویر چهره افراد مشهور به جای چشمک زدن کاراکترها در الگوی RCP، باعث بهبود در دقت طبقه‌بندی هجی کننده می‌شود. لازم به یادآوری است که قبل از این مطالعه و در کارهای پیشین، از انواع تحریک‌های نمایش تصویر چهره افراد و صورتک‌های احساسی به جای چشمک زدن کاراکترها، برای بهبود دقت هجی کننده‌های مبتنی بر پتانسیل وابسته به رویداد استفاده شده است [۱۸، ۲۷-۲۵]؛ اما استفاده از شکلک-تصویری در الگوی صفحه شطرنجی و مقایسه کارایی آن با تحریک چشمک زدن کاراکترها، تا قبل از این مطالعه ارزیابی نشده است. نتایج مطالعه حاضر، نشان دهنده افزایش دقت طبقه‌بندی هجی کننده با استفاده از تحریک نمایش شکلک-تصویری نسبت به تحریک چشمک زدن کاراکترها در الگوی صفحه شطرنجی است. نکته دیگر این که در هر دو مرحله برون خط و برخط، آزمون‌های الگوی CBESP بلافاصله بعد از الگوی CBP انجام شده‌اند. این تأخر زمانی ممکن است باعث ایجاد خستگی و کاهش تمرکز شرکت کنندگان و در نتیجه افت دقت طبقه‌بندی برای الگوی CBESP نسبت به CBP بوده باشد؛ اما با این وجود، شاهد افزایش دقت در نتایج این الگوی جدید نسبت به الگوی قبلی CBP هستیم.

در مطالعات آینده روی الگوی CBESP، علاوه بر استفاده از روش‌های پیشرفته‌تر در استخراج ویژگی و طبقه‌بندی، می‌توان با انجام یک مطالعه جامع، استفاده از انواع شکلک-تصویری را با چهره‌های مشهور مقایسه کرد. همچنین می‌توان با تغییر رنگ و اندازه شکلک-تصویری و در نظر گرفتن حالت‌های مختلف برای پارامترهای ISI و SOA در الگوی CBESP، امکان بهبود دقت این الگو را بررسی کرد. در انتها و برای نتیجه‌گیری، می‌توان گفت که هدف اصلی در این مطالعه، بررسی امکان افزایش دقت هجی کننده مبتنی بر الگوی شطرنجی CBP با استفاده از روش جایگزینی شکلک-تصویری به جای چشمک زدن کاراکترها بود، که براساس نتایج به دست آمده از آزمون برخط، این افزایش دقت با الگوی پیشنهادی CBESP به وضوح تأیید شد.

- [21] E.W. Sellers, E. Donchin, "A P300-based brain-computer interface: initial tests by ALS patients," *Clinical neurophysiology*, vol. 117, pp. 538-548, 2006.
- [22] R.A. Fisher, "The use of multiple measurements in taxonomic problems," *Annals of human genetics*, vol. 7, pp. 179-188, 1936.
- [23] J. Cohen, J. Polich, "On the number of trials needed for P300," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 25, pp. 249-255, 1997.
- [24] T. Kaufmann, S.M. Schulz, A. Köblitz, G. Renner, C. Wessig, A. Kübler, "Face stimuli effectively prevent brain-computer interface inefficiency in patients with neurodegenerative disease," *Clinical Neurophysiology*, vol. 124, pp. 893-900, 2013.
- [25] Jin, J., Daly, I., Zhang, Y., Wang, X. and Cichocki, "An optimized ERP brain-computer interface based on facial expression changes," *Journal of neural engineering*, vol. 11, p. 036004, 2014.
- [26] Chen, L., Jin, J., Zhang, Y., Wang, X. and Cichocki, A, "A survey of the dummy face and human face stimuli used in BCI paradigm," *Journal of neuroscience methods*, vol. 239, pp. 18-27, 2015.
- [27] Daly, I., Chen, L., Zhou, S. and Jin, J, " An investigation into the use of six facially encoded emotions in brain-computer interfacing," *Brain-computer interfaces*, vol. 3, pp. 59-73, 2016.
- [28] Zhao, Q., Zhang, Y., Onishi, A. and Cichocki, A, "An affective BCI using multiple ERP components associated to facial emotion processing," *In Brain-Computer Interface Research Springer Berlin Heidelberg*, no. Springer Berlin Heidelberg, pp. 61-72, 2013.
- [13] M. Thulasidas, C. Guan, J. Wu, "Robust classification of EEG signal for brain-computer interface," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 14, pp. 24-29, 2006.
- [14] E. Donchin, K.M. Spencer, R. Wijesinghe, "The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface," *IEEE transactions on rehabilitation engineering*, vol. 8, pp. 174-179, 2000.
- [15] U. Hoffmann, J.M. Vesin, T. Ebrahimi, K. Diserens, "An efficient P300-based brain-computer interface for disabled subjects," *Journal of Neuroscience methods*, vol. 167, pp. 115-125, 2008.
- [16] M. Salvaris, F. Sepulveda, "Visual modifications on the P300 speller BCI paradigm," *Journal of neural engineering*, vol. 6, p. 046011, 2009.
- [17] D.J. McFarland, W.A. Sarnacki, G. Townsend, T. Vaughan, J.R. Wolpaw, "The P300-based brain-computer interface (BCI): effects of stimulus rate," *Clinical Neurophysiology*, vol. 122, pp. 731-737, 2011.
- [18] T. Kaufmann, S.M. Schulz, C. Grünzinger, A. Kübler, "Flashing characters with famous faces improves ERP-based brain-computer interface performance," *Journal of neural engineering*, vol. 8, p. 056016, 2011.
- [19] M. Eimer, "Event-related brain potentials distinguish processing stages involved in face perception and recognition," *Clinical neurophysiology*, vol. 111, pp. 694-705, 2000.
- [20] O. Churches, M. Nicholls, M. Thiessen, M. Kohler, H. Keage, "Emoticons in mind: An event-related potential study," *Social neuroscience*, vol. 9, pp. 196-202, 2014.