

Performance Evaluation of Phase Corrected LASSO Algorithm in SSVEP-Based BCI systems

M. A. Manouchehri¹, V. Abootalebi^{2*}, A. Mahnam³

¹M.Sc. Graduate, Department of Electrical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

²Associate Professor, Department of Electrical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

³Assistant Professor of Biomedical Engineering, Faculty of Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Receipt in the online submission system 15 March 2016, received in revised form 9 May 2016, accepted 27 May 2016

Abstract

SSVEP-based BCI systems have attracted attention of many researchers due to their high signal to noise ratio, high information transfer rate and being easy for use. The processing goal of these systems is to detect the stimulus frequency of EEG signal. Among the processing methods for frequency identification in SSVEP-based BCI systems, LASSO algorithm has gained great acceptance. Although LASSO has acceptable performance in SSVEP-based BCI systems, it doesn't consider the phase of recorded EEG signal for creating the reference signal. In this paper, the idea of correcting the phase of the reference signal with respect to recorded EEG signal was investigated and a new method called phase corrected LASSO was proposed. For this purpose, first, the optimal EEG channel for frequency identification was determined and then, the performance of the phase corrected LASSO method was compared with standard LASSO method. The results show that the phase corrected LASSO method has better performance compared with the standard LASSO method.

Key words: *Brain-Computer Interface (BCI), Steady-State Visual Evoked Potential (SSVEP), frequency identification, LASSO, Phase Corrected LASSO*

*Corresponding author

Address: Department of Electrical Engineering, Yazd University, P. O. Box: 89195-741, Yazd, Iran

Tel: +98-35-31232398

Fax: +98-35-38200144

E-mail: abootalebi@yazd.ac.ir

ارزیابی عملکرد الگوریتم LASSO با فاز تصحیح شده در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP

محمدعلی منوچهری^۱، وحید ابوطالبی^{۲*}، امین مهنام^۳

^۱ کارشناس ارشد مخابرات، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه یزد، یزد
^۲ دانشیار گروه مخابرات، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه یزد، یزد
^۳ استادیار گروه مهندسی پزشکی، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۴/۱۲/۲۵، بازنگری: ۱۳۹۵/۲/۲۰، پذیرش قطعی: ۱۳۹۵/۳/۷

چکیده

سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP به دلیل مزایایی چون سرعت انتقال اطلاعات بالا، نسبت بالای سیگنال به نویز و راحتی کاربران در استفاده از آن‌ها، توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده‌اند. هدف پردازشی در این سیستم‌ها، شناسایی فرکانس ظاهر شده در سیگنال EEG کاربر است. از میان روش‌های پردازشی مختلفی که برای شناسایی فرکانس در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP استفاده می‌شوند، روش LASSO با استقبال فراوانی همراه بوده است. با وجود عملکرد قابل قبول روش LASSO در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP، این روش در هنگام ساخت سیگنال مرجع، اختلاف فاز احتمالی بین سیگنال مرجع و سیگنال EEG ثبت شده را در نظر نمی‌گیرد. در این مقاله، ایده اصلاح فاز سیگنال مرجع با توجه به سیگنال EEG ثبت شده بررسی شده و روش پیشنهادی با عنوان LASSO با فاز تصحیح شده مطرح شده است. در این مطالعه، ابتدا کانال مناسب برای شناسایی فرکانس در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP انتخاب شد و در ادامه، مقایسه‌ای بین روش LASSO استاندارد و روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح شده انجام شد. نتایج این مقاله نشان می‌دهد که اصلاح فاز سیگنال مرجع در روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح شده، به بهبود نتایج شناسایی فرکانس نسبت به روش LASSO استاندارد منجر می‌شود.

کلیدواژه‌ها: واسط مغز و کامپیوتر (BCI)، پتانسیل برانگیختهٔ بینایی حالت پایدار (SSVEP)، شناسایی فرکانس، روش LASSO، روش LASSO با فاز تصحیح شده

* نویسنده مسئول

نشانی: گروه مخابرات، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه یزد، یزد، ایران، کد پستی: ۷۴۱-۸۹۱۹۵

تلفن: +۹۸(۳۵)۳۱۲۳۳۹۸

دورنگار: +۹۸(۳۵)۳۸۲۰۰۱۴۴

پست الکترونیکی: abootalebi@yazd.ac.ir

۱- مقدمه

ریچارد تلو^{۱۴} و همکارانش مقایسه‌ای بین روش‌های معروف شناسایی فرکانس برای سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP انجام دادند که از میان این روش‌ها، MSI، CCA و LASSO بهترین نتایج را به همراه داشتند [۶].

روش‌های مبتنی بر PSDA، از روش‌های ساده و سنتی در این حوزه هستند [۷-۱۰]. مهم‌ترین مزیت روش‌های مبتنی بر تحلیل چگالی طیف توان، پیاده‌سازی ساده آن‌ها است؛ اما این روش‌ها برای شناسایی فرکانس به طول پنجره‌های زمانی بزرگ نیاز دارند، که این امر به کاهش سرعت انتقال اطلاعات سیستم منجر می‌شود [۱۱، ۱۲].

روش CCA، یک روش چندمتغیره آماری است که اولین بار لین^{۱۵} و همکارانش از آن برای شناسایی فرکانس هدف در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP استفاده کردند [۱۳]. این روش همچنین قادر به پردازش چندکاناله است و نتایج بهتری نسبت به روش‌های مبتنی بر تحلیل چگالی طیف توان روی پنجره‌های زمانی کوتاه دارد. روبات شبیه‌سازی شده توسط دانگزو^{۱۶} و همکارانش [۱۴] و نیز بازی کامپیوتری طراحی شده توسط ونگ^{۱۷} و همکارانش [۱۵]، از سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP هستند که از روش CCA برای شناسایی فرکانس استفاده می‌کنند.

روش پرکاربرد دیگر در این حوزه، روش LASSO است. تیشیرانی^{۱۸} این روش را در سال ۱۹۹۶ ارائه کرد [۱۶] و اولین بار ژانگ^{۱۹} و همکارانش در سال ۲۰۱۲ از این روش برای شناسایی فرکانس در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP استفاده کردند [۴]. روش LASSO با استفاده از رگرسیون خطی بین سیگنال EEG ثبت شده از کاربر و سیگنال سینوسی-کسینوسی استاندارد با فرکانس‌های مختلف، فرکانس هدف را شناسایی می‌کند. طبق تحقیقات ژانگ و همکارانش، روش LASSO در پنجره‌های زمانی کوتاه نتایج بهتری نسبت به روش CCA دارد [۴]. در سال ۲۰۱۴، بهتاج و مهنام با ارائه یک الگوریتم ترکیبی مبتنی بر روش LASSO و روش تخمین

پتانسیل برانگیخته بینایی حالت پایدار (^۱SSVEP)، پاسخ مغز به یک تحریک بینایی تکرارشونده (^۲RVS) است که این پاسخ، فرکانسی مشابه با فرکانس تحریک یا هارمونیک‌های آن دارد [۱، ۲].

سیستم‌های واسط مغز و کامپیوتر (^۳BCI) مبتنی بر SSVEP، به دلیل مزایایی چون سرعت بالای انتقال اطلاعات (^۴ITR)، نسبت بالای سیگنال به نویز (^۵SNR)، راحتی کاربران در استفاده از سیستم، مکان‌یابی ساده و مشخص الکترودها روی سر، استفاده از الکترودهای کمتر برای ثبت سیگنال EEG^۶ و بی‌نیازی از فرآیند پیچیده یادگیری (چه برای کاربر و چه برای سیستم)، توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده است [۳، ۴].

هدف پردازشی در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP، شناسایی فرکانس تحریک ظاهر شده در سیگنال EEG کاربر برای درک نیاز کاربر است.

روش‌های پردازشی مختلفی برای شناسایی فرکانس در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP استفاده می‌شود. روش‌های پرکاربرد در این حوزه عبارت‌اند از: روش‌های مبتنی بر تحلیل چگالی طیف توان (^۷PSDA)؛ تبدیل موجک؛ تجزیه به حالت‌های تجربی (^۸EMD)؛ تبدیل هیلبرت هانگ (که ترکیبی از EMD و تبدیل هیلبرت است)؛ ترکیب کمینه انرژی (^۹MEC)؛ ترکیب بیشینه تضاد (^{۱۰}MCC)؛ تحلیل همبستگی کانونی (^{۱۱}CCA)؛ شاخص هماهنگ‌سازی چندمتغیره (^{۱۲}MSI) و روش LASSO^{۱۳} [۵].

^۱ Steady State Visual Evoked Potential

^۲ Repetitive Visual Stimulus

^۳ Brain-Computer Interface

^۴ Information Transfer Rate

^۵ Signal to Noise Ratio

^۶ ElectroEncephaloGram

^۷ Power Spectral Density Analysis

^۸ Empirical Mode Decomposition

^۹ Minimum Energy Combination

^{۱۰} Maximum Contrast Combination

^{۱۱} Canonical Correlation Analysis

^{۱۲} Multivariate Synchronization Index

^{۱۳} Least Absolute Shrinkage and Selection Operator

^{۱۴} Richard Tello

^{۱۵} Lin

^{۱۶} Lin Dongxue

^{۱۷} Chin Man Wong

^{۱۸} Tibshirani

^{۱۹} Zhang

سالم بوده و هیچ‌یک تجربه استفاده از سیستم‌های BCI را نداشته‌اند. داوطلبان روی یک صندلی راحت، در فاصله ۵۰ سانتی‌متری از یک مانیتور ۱۷ اینچ CRT با نرخ تجدید (Refresh Rate) ۸۵ هرتز و وضوح تصویر ۱۰۲۴×۷۶۸ قرار گرفته‌اند. تحریک‌های بینایی روی مانیتور و با فرکانس‌های ۵/۷۵، ۷/۷۵، ۸/۷۵ و ۹/۷۵ هرتز برای داوطلب نمایش داده می‌شوند. براساس طرح این آزمایش، هر داوطلب باید در پنج آزمایش شرکت کند و بین هر دو آزمایش، ۱۰ دقیقه استراحت می‌کند. در هر آزمایش، داوطلب به‌طور تصادفی به هر یک از چهار تحریک بینایی، چهار مرتبه نگاه می‌کند. روش خیره شدن فرد به هر تحریک به این صورت است که ابتدا همه تحریک‌ها خاموش هستند و تحریک موردنظر مشخص می‌شود؛ سپس بعد از یک ثانیه، همه تحریک‌ها شروع به چشمک زدن می‌کنند و فرد به مدت چهار ثانیه به تحریک هدف خیره می‌شود.

در این آزمایش، سیگنال EEG با فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۰ هرتز از کانال‌های O1، O2 و Oz ثبت شده و میانگین کانال‌های A1 و A2 به‌عنوان مرجع استفاده شده است. الکتروود زمین نیز روی پیشانی فرد قرار گرفته است. سیگنال EEG ثبت شده توسط یک فیلتر میان‌گذر، بین ۴ تا ۳۵ هرتز فیلتر شده است.

۳- روش‌های پردازشی

۳-۱- تشخیص فرکانس با استفاده از روش LASSO

استاندارد

برای مدل LASSO، بردار مشاهدات x ، با توجه به رگرسیون خطی استاندارد با رابطه (۱) مدل می‌شود.

$$x = Y\beta + \varepsilon \quad (1)$$

در رابطه (۱)، x برداری با ابعاد $n \times 1$ است. ماتریس ویژگی $Y = (y_1 y_2 \dots y_p)$ دارای ابعاد $n \times p$ است. ε نیز بردار نویز با میانگین صفر و واریانس ثابت با ابعاد $n \times 1$ است. تخمین LASSO از رابطه (۲) به‌دست می‌آید.

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} (\|x - Y\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_1) \quad (2)$$

چگالی طیف توان Welch، یک سیستم BCI مبتنی بر SSVEP طراحی کردند که انتخاب پنج فرمان مختلف را برای کاربر ممکن می‌کرد [۱۷].

با وجود عملکرد خوب روش LASSO، انتخاب سیگنال سینوسی-کسینوسی به‌عنوان مرجع، بدون در نظر گرفتن اختلاف فاز احتمالی با سیگنال EEG ثبت شده از کاربر، چندان مناسب نیست.

در این مقاله، ایده یکسان‌سازی فاز سیگنال EEG ثبت شده از کاربر و سیگنال سینوسی-کسینوسی مرجع مطرح شده و روش جدیدی با عنوان LASSO با فاز تصحیح شده (Phase Corrected LASSO) پیشنهاد شده است.

از دیگر چالش‌های پیش‌رو در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP، انتخاب کانال مناسب برای پردازش برای شناسایی فرکانس است. هرچه تعداد کانال‌ها کمتر باشد، قیمت دستگاه ثبت سیگنال و همچنین پیچیدگی محاسباتی کاهش می‌یابد. با توجه به این‌که سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP ارتباط نزدیکی با فعالیت‌های بینایی کاربر دارند، استفاده از کانال‌های نزدیک به نواحی بروز فعالیت بینایی در قشر مغز (پشت سر) بهتر است [۱۸]. طبق مرجع [۱۸]، ۱۳ کانال Pz، P3، P4، P7، POz، PO1، PO2، PO5، PO6، O1، O2 و Oz بهترین انتخاب‌ها برای سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP هستند. از میان این کانال‌ها، O1، O2 و Oz دقت بیشتری دارند [۴].

در این پژوهش، مقایسه‌ای بین روش LASSO استاندارد و روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح شده انجام شد؛ همچنین براساس نتایج به‌دست آمده از شناسایی فرکانس روی کانال‌های مختلف، کانال مناسب برای استفاده در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP نیز انتخاب شده است.

۲- شرایط آزمایش

در این مقاله، برای ارزیابی روش پیشنهادی و همچنین انتخاب کانال مناسب برای پردازش، از داده‌های مرجع [۴] استفاده شده است.

طبق مرجع [۴]، آزمایشی برای ثبت این داده‌ها طراحی شده است که در آن، چهار داوطلب بین سنین ۲۱ تا ۲۸ سال (یک زن و سه مرد) شرکت کرده‌اند. همه آنها از نظر بینایی

در رابطه (۴)، ch برابر با تعداد کانال‌های استفاده شده در ثبت سیگنال است. در نهایت برای به دست آوردن فرکانس تحریکی که کاربر روی آن متمرکز بوده است، بیشترین درجه شرکت-پذیری مربوط به هر فرکانس و هارمونیک‌های آن طبق رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

$$f_{target} = \max_{f_i} (CD_1, CD_2, CD_3, CD_4) \quad (5)$$

۲-۳- تشخیص فرکانس با استفاده از روش LASSO با فاز تصحیح شده

با وجود عملکرد خوب روش LASSO برای سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP، همان‌گونه که از رابطه (۳) مشخص است، انتخاب موج سینوسی-کسینوسی به عنوان مرجع بدون در نظر گرفتن اختلاف فاز احتمالی با سیگنال EEG ثبت شده امر چندان مناسبی نیست؛ زیرا ممکن است همین اختلاف فاز به بروز خطا در روند شناسایی فرکانس منجر شود.

در روش پیشنهادی این مقاله، برای جبران اختلاف فاز احتمالی بین سیگنال مرجع و سیگنال EEG ثبت شده، برای هر فرکانس تحریک و هارمونیک‌های آن، یک فاز منحصر به فرد در نظر گرفته می‌شود؛ از این رو رابطه (۳) در مدل LASSO به صورت معادله (۶) در می‌آید.

$$S_i = \begin{bmatrix} \sin(2\pi(f_i)t + \varphi_{i,1}) \\ \cos(2\pi(f_i)t + \varphi_{i,1}) \\ \vdots \\ \sin(2\pi(Nf_i)t + \varphi_{i,N}) \\ \cos(2\pi(Nf_i)t + \varphi_{i,N}) \end{bmatrix}^T; t = \frac{1}{F_s} \cdot \frac{2}{F_s} \cdot \dots \cdot \frac{n}{F_s} \quad (6)$$

در رابطه (۶)، $\varphi_{i,k}$ اختلاف فاز بین سیگنال EEG ثبت شده و هارمونیک k ام سیگنال سینوسی مرجع در فرکانس f_i را نشان می‌دهد.

با توجه به استفاده از چهار فرکانس تحریک و دو هارمونیک در این مقاله، برای هر سیگنال EEG ورودی باید هشت فاز برای فرکانس‌های مختلف و هارمونیک‌های آن برآورد شود. فازهای برآورد شده از سیگنال‌های سینوسی مرجع به دست می‌آیند و عیناً روی سیگنال‌های کسینوسی نیز اعمال می‌شوند. فرض کنید می‌خواهیم فاز را برای هارمونیک

در رابطه (۲)، $\| \cdot \|_1$ و $\| \cdot \|_2$ به ترتیب نشان‌دهنده l_1 -norm و l_2 -norm هستند. λ پارامتر جریمه است و $\hat{\beta}$ تخمینی از β است، به صورتی که نویز کمینه شود.

برای تشخیص فرکانس پاسخ SSVEP از روی مدل LASSO، ماتریس Y ، مجموعه‌ای از سیگنال‌های سینوسی و کسینوسی با فرکانس‌های تحریک استفاده شده در سیستم و هارمونیک‌های آنها تعریف می‌شود. برای تشکیل ماتریس Y ، ابتدا سیگنال‌های سینوسی-کسینوسی برای هر فرکانس تحریک و هارمونیک‌های آن طبق رابطه (۳) تشکیل می‌شود.

$$S_i = \begin{bmatrix} \sin(2\pi(f_i)t) \\ \cos(2\pi(f_i)t) \\ \vdots \\ \sin(2\pi(Nf_i)t) \\ \cos(2\pi(Nf_i)t) \end{bmatrix}^T; t = \frac{1}{F_s} \cdot \frac{2}{F_s} \cdot \dots \cdot \frac{n}{F_s} \quad (3)$$

در رابطه (۳)، f_i ها فرکانس‌های تحریک را نشان می‌دهند. تعداد S_i ها برابر با تعداد فرکانس‌های تحریک استفاده شده در سیستم است. N نشان‌دهنده تعداد هارمونیک‌ها و F_s نشان‌دهنده فرکانس نمونه برداری است که در اینجا برابر با ۲۵۰ هرتز است. n تعداد نمونه‌های موجود در طول یک پنجره زمانی را نشان می‌دهد.

با توجه به استفاده از چهار فرکانس تحریک در این پژوهش و در نظر گرفتن دو هارمونیک، ماتریس LASSO در بردار x می‌شود. $Y = [S_1 \cdot S_2 \cdot S_3 \cdot S_4]_{7 \times 16}$ شامل نمونه‌های سیگنال EEG در یک پنجره‌ی زمانی از یک کانال است. در ادامه با توجه به رابطه (۲)، محاسبه $\hat{\beta} = [\beta_{1,1} \cdot \beta_{1,2} \cdot \beta_{1,3} \cdot \beta_{1,4} \cdot \dots \cdot \beta_{4,1} \cdot \beta_{4,2} \cdot \beta_{4,3} \cdot \beta_{4,4}]^T$ می‌شود.

هر کدام از $\beta_{i,1} \cdot \beta_{i,2} \cdot \beta_{i,3} \cdot \beta_{i,4}$ ($i=1,2,3,4$)، درجه شرکت‌پذیری (CD^1) امین فرکانس تحریک (f_i) و هارمونیک دوم آن را در سیگنال EEG نشان می‌دهد.

برای طبقه‌بندی سیگنال EEG و یافتن فرکانسی که کاربر به آن خیره بوده است، درجه شرکت‌پذیری برای تمام کانال‌ها به صورت رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$CD_i = \frac{\sum_{c=1}^{ch} \sum_{j=1}^{2N} |\beta_{i,j}^c|}{ch} \quad (4)$$

¹ Contribution Degree

ضریب همبستگی سیگنال EEG ثبت شده و سیگنال سینوسی با t_j های مختلف را به دست می آوریم. برای این منظور تعریف می کنیم:

$$y_{i.k.j} = \sin(2\pi k f_i t_j) \quad (12)$$

در رابطه (۱۲)، $y_{i.k.j}$ نشان دهنده سیگنال سینوسی مرجع برای هارمونیک k ام فرکانس f_i برای بردار زمان t_j است. اکنون برای انتخاب بردار زمان مناسب، از ضریب همبستگی طبق رابطه (۱۳) استفاده می کنیم.

$$t_{target} = \max_{t_j} \frac{\sum_{n=1}^T (x(n) - \bar{x})(y_{i.k.j}(n) - \bar{y}_{i.k.j})}{\sqrt{\sum_{n=1}^T (x(n) - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{n=1}^T (y_{i.k.j}(n) - \bar{y}_{i.k.j})^2}}; j = 1.2. \dots m$$

در رابطه (۱۳)، x سیگنال EEG ثبت شده، \bar{x} میانگین این سیگنال و $x(n)$ عنصر n ام از بردار x را نشان می دهد. همچنین $\bar{y}_{i.k.j}$ ، میانگین بردار $y_{i.k.j}$ و $y_{i.k.j}(n)$ عنصر n ام این بردار را نشان می دهد.

t_{target} بردار زمانی است که اگر به عنوان پارامتر زمان تابع سینوسی یا کسینوسی استفاده شود، فاز مورد نظر را روی آن اعمال می کند. با به دست آوردن t_{target} برای تمام فرکانس ها و هارمونیک های آن، می توانیم مقدار S_i در رابطه (۶) را به شکل رابطه (۱۴) بنویسیم.

$$S_i = \begin{bmatrix} \sin(2\pi(f_i)t_{target(i.1)}) \\ \cos(2\pi(f_i)t_{target(i.1)}) \\ \vdots \\ \sin(2\pi(Nf_i)t_{target(i.N)}) \\ \cos(2\pi(Nf_i)t_{target(i.N)}) \end{bmatrix}^T; t = \frac{1}{F_s} \cdot \frac{2}{F_s} \cdot \dots \cdot \frac{n}{F_s} \quad (14)$$

در رابطه (۱۴)، $t_{target(i.k)}$ نشان دهنده t_{target} است که برای هارمونیک k ام فرکانس f_i محاسبه می شود. بقیه مراحل این روش مشابه روش LASSO است و تنها به جای استفاده از S_i در رابطه (۳)، از اصلاح شده آن، رابطه (۱۴)، استفاده می شود.

k ام سیگنال سینوسی با فرکانس f_i تخمین بزنیم. طبق رابطه (۷) داریم:

$$R_{i.k} = \sin(2\pi(kf_i)t + \varphi_{i.k}); t = \frac{1}{F_s} \cdot \frac{2}{F_s} \cdot \dots \cdot \frac{n}{F_s} \quad (7)$$

در رابطه (۷)، $R_{i.k}$ نشان دهنده هارمونیک k ام سیگنال سینوسی با فرکانس f_i با فاز $\varphi_{i.k}$ است. با فرض این که فرکانس نمونه برداری (F_s) مضرب صحیحی از kf_i است، طبق رابطه (۸) داریم:

$$m = \frac{F_s}{kf_i} \quad (8)$$

در رابطه (۸)، m تعداد نمونه های سیگنال $R_{i.k}$ در یک دوره تناوب را نشان می دهد. اگر kf_i مضرب صحیح F_s نباشد (که در بیشتر مواقع نیز چنین است)، به طور تقریبی از جزء صحیح m به عنوان تعداد نمونه های موجود در یک دوره تناوب استفاده می کنیم. روابط (۹) و (۱۰) نشان می دهد که می توان اختلاف فاز را با شیفت بردار زمانی نیز نشان داد.

$$R_{i.k} = \sin(2\pi(kf_i)t_{target}); t_{target} = \frac{sh}{F_s} \cdot \frac{sh+1}{F_s} \cdot \dots \cdot \frac{sh+n}{F_s} \quad (9)$$

در رابطه (۹)، sh تعداد شیفت های بردار زمان (نقطه شروع بردار زمان جدید) را نشان می دهد که طبق رابطه (۱۰) محاسبه می شود.

$$sh \cong \left[\frac{m\varphi_{i.k}}{2\pi} \right] \quad (10)$$

چون نامساوی $0 \leq \varphi_{i.k} \leq 2\pi$ برقرار است؛ می توان نتیجه گرفت، $0 \leq sh \leq m$ است. حال برای تخمین تعداد شیفت های مورد نظر و به دست آوردن t_{target} که معادل با تخمین فاز سیگنال است، از ضریب همبستگی استفاده می کنیم.

به این صورت که m بردار زمان مختلف با طول n را به صورت رابطه (۱۱) تعریف می کنیم و آن ها را t_j می نامیم.

$$t_j = \left[\frac{j}{F_s} \cdot \frac{j+1}{F_s} \cdot \dots \cdot \frac{j+n}{F_s} \right]; j = 1.2. \dots m \quad (11)$$

در ادامه، برای انتخاب مناسب ترین t_j که همان t_{target} است و فاز مورد نظر را روی سیگنال مرجع اعمال می کند، بیشینه

۴- انتخاب کانال مناسب برای پردازش

از جدول ۱ مشخص است که برای روش LASSO، در- مجموع کانال پردازشی Oz بهترین نتیجه را برای داوطلبان مختلف و روی پنجره‌های زمانی مختلف ارائه می‌دهد.

جدول (۲) - درصد صحت روش پیشنهادی LASSO با فاز

تصحیح‌شده روی کانال‌های مختلف، برای داوطلبان مختلف با پنجره‌های زمانی مختلف

		Window size (sec)								
		Channel	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5	3.0	3.5	4.0
Subject1	O1		37.50	43.75	67.5	73.75	76.25	77.5	82.5	82.5
	O2		36.25	50.00	53.75	70.00	70.00	76.25	78.75	78.75
	Oz		50.00	55.00	76.25	83.75	87.50	86.25	87.50	87.50
	All		47.5	52.50	73.75	78.75	81.25	82.50	85.00	85.00
Subject2	O1		35.00	65.00	78.75	90.00	91.25	93.75	92.50	96.25
	O2		36.25	58.75	77.5	88.75	90.00	93.75	92.50	97.50
	Oz		40.00	66.25	82.50	90.00	88.75	95.00	93.75	96.25
	All		38.75	65.00	81.25	90.00	90.00	93.75	92.50	96.25
Subject3	O1		31.25	63.75	78.75	88.75	90.00	91.25	91.25	92.50
	O2		27.50	66.25	76.25	87.5	88.75	90.00	91.25	92.50
	Oz		32.50	67.50	80.00	87.50	91.25	92.50	92.50	93.75
	All		33.75	65.00	77.50	91.25	90.00	92.50	93.75	93.75
Subject4	O1		37.50	58.75	65.00	72.50	78.75	82.50	83.75	86.25
	O2		31.25	55.00	63.75	72.50	78.75	83.75	85.00	86.25
	Oz		37.50	56.25	66.25	77.50	81.25	83.75	87.50	87.50
	All		35.00	58.75	68.75	76.25	80.00	83.75	86.25	87.50

انتخاب مناسب کانال‌ها و کاهش تعداد آن‌ها، هم در مرحله ثبت سیگنال و هم در مرحله پردازش سیگنال اهمیت ویژه‌ای دارد. کاهش تعداد کانال‌ها در مرحله ثبت سیگنال، استفاده از سیستم‌های ساده‌تری را برای ثبت سیگنال مغز ممکن می‌کند. این موضوع سبب کاهش هزینه‌ها می‌شود، به‌خصوص در مواردی که هدف تولید انبوه است. کاهش تعداد کانال‌ها در مرحله پردازش سیگنال نیز به کاهش پیچیدگی محاسباتی منجر می‌شود.

در این پژوهش، شناسایی فرکانس (برای هر دو روش LASSO و LASSO با فاز تصحیح‌شده) روی کانال‌های مختلف انجام شده و پردازش چندکاناله نیز انجام شده است؛ بنابراین می‌توان از نتایج به‌دست‌آمده برای انتخاب کانال مناسب برای استفاده در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP بهره برد.

۵- نتایج

طبق جدول ۲، برای روش LASSO با فاز تصحیح‌شده نیز کانال پردازشی Oz بهترین نتیجه را برای داوطلبان مختلف و برای پنجره‌های زمانی مختلف به‌همراه دارد و می‌توان این‌گونه نتیجه‌گیری کرد که کانال پردازشی Oz بهترین کانال پردازشی برای سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP است.

مقایسه جدول‌های ۱ و ۲ نشان می‌دهد که روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده، در مجموع باعث بهبود نتایج شناسایی فرکانس نسبت به روش LASSO استاندارد شده‌است. شکل‌های ۱ تا ۴، مقایسه‌ای بین درصد صحت شناسایی فرکانس روش‌های LASSO استاندارد و روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده روی بهترین کانال پردازشی (Oz) برای پنجره‌های زمانی مختلف و داوطلبان شرکت‌کننده در آزمایش را نشان می‌دهند.

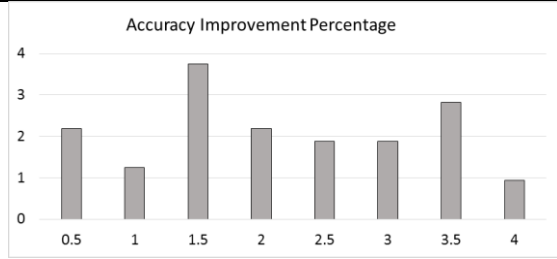
از شکل‌های ۱ تا ۴ مشخص است که درصد صحت روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده در مقایسه با روش LASSO استاندارد، برای افراد مختلف (برای کانال Oz)، در بیشتر پنجره‌های زمانی بهبود یافته است. در شکل‌های ۵ تا ۸ برای واضح شدن عملکرد روش پیشنهادی روی

جدول‌های ۱ و ۲، به‌ترتیب درصد صحت شناسایی فرکانس روش LASSO و روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده را در حالت پردازش تک‌کاناله و چندکاناله نشان می‌دهند. برای هر دو روش، شناسایی فرکانس روی پنجره‌های زمانی مختلف (از نیم تا چهار ثانیه با گام‌های نیم ثانیه) اجرا شده است.

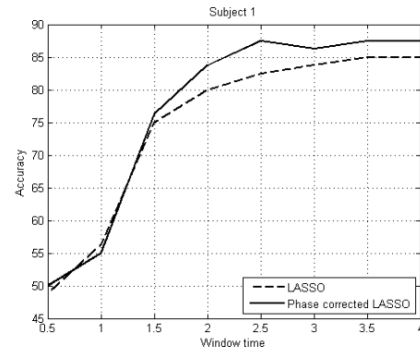
جدول (۱) - درصد صحت روش LASSO روی کانال‌های

مختلف، برای داوطلبان مختلف با پنجره‌های زمانی مختلف

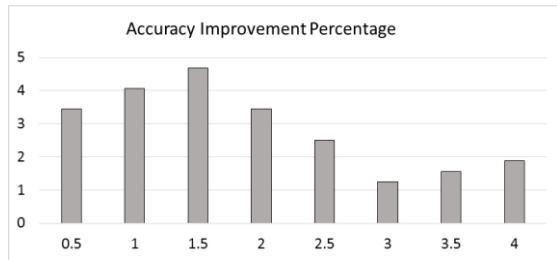
		Window size (sec)								
		Channel	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5	3.0	3.5	4.0
Subject1	O1		36.25	40.00	63.75	71.25	72.50	73.75	80.00	81.25
	O2		33.75	46.25	48.75	66.25	66.25	75.00	75.00	75.00
	Oz		48.75	56.25	75.00	80.00	82.50	83.75	85.00	85.00
	All		45.00	52.50	71.25	75.00	77.50	78.75	81.25	82.5
Subject2	O1		31.25	65.00	75.00	88.75	91.25	92.50	91.25	93.75
	O2		33.75	52.50	72.50	86.25	90.00	92.50	92.50	97.50
	Oz		38.75	62.50	81.25	92.50	85.00	92.50	95.00	90.00
	All		37.5	62.50	80.00	90.00	87.50	91.25	93.75	90.00
Subject3	O1		28.75	62.50	75.00	87.50	87.50	90.00	88.75	92.50
	O2		25.00	62.50	73.75	85.00	86.25	87.50	90.00	91.25
	Oz		31.25	65.00	75.00	88.75	91.25	93.75	91.25	93.75
	All		33.75	60.00	75.00	90.00	90.00	92.50	93.75	93.75
Subject4	O1		36.25	58.75	61.25	68.75	77.50	81.25	78.75	86.25
	O2		25.00	52.50	57.50	67.50	75.00	83.75	83.75	83.75
	Oz		33.75	56.25	66.25	73.75	78.75	85.00	87.50	88.75
	All		32.50	58.75	68.75	72.50	77.50	83.75	85.00	87.50



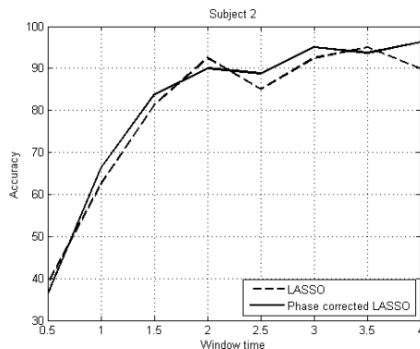
شکل (۵) - میانگین بهبود درصد صحت روش LASSO با فاز تصحیح شده نسبت به روش LASSO روی چهار داوطلب برای کانال پردازشی O1 و پنجره‌های زمانی مختلف



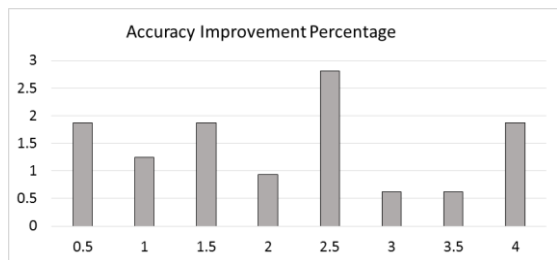
شکل (۱) - مقایسه درصد صحت روش‌های LASSO و LASSO با فاز تصحیح شده برای داوطلب یک و کانال Oz



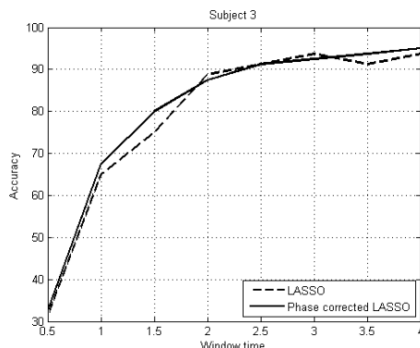
شکل (۶) - میانگین بهبود درصد صحت روش LASSO با فاز تصحیح شده نسبت به روش LASSO روی چهار داوطلب برای کانال پردازشی O2 و پنجره‌های زمانی مختلف



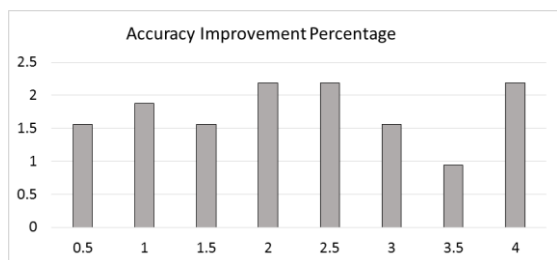
شکل (۲) - مقایسه درصد صحت روش‌های LASSO و LASSO با فاز تصحیح شده برای داوطلب دو و کانال Oz



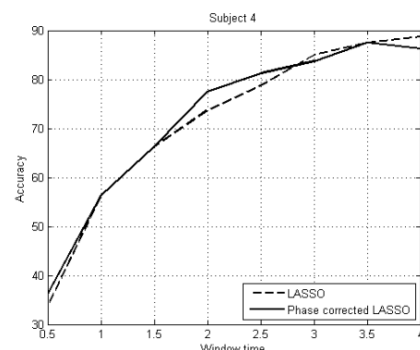
شکل (۷) - میانگین بهبود درصد صحت روش LASSO با فاز تصحیح شده نسبت به روش LASSO روی چهار داوطلب برای کانال پردازشی Oz و پنجره‌های زمانی مختلف



شکل (۳) - مقایسه درصد صحت روش‌های LASSO و LASSO با فاز تصحیح شده برای داوطلب سه و کانال Oz



شکل (۸) - میانگین بهبود درصد صحت روش LASSO با فاز تصحیح شده نسبت به روش LASSO روی چهار داوطلب در حالت پردازش چندکاناله



شکل (۴) - مقایسه درصد صحت روش‌های LASSO و LASSO با فاز تصحیح شده برای داوطلب چهار و کانال Oz

کانال‌های مختلف، میانگین بهبود درصد صحت روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح شده نسبت به روش LASSO استاندارد برای پنجره‌های زمانی مختلف و روی افراد مختلف نشان داده شده است.

۸-مراجع

- [1] G. Müller-Putz, R. Scherer, C. Brauneis and G. Pfurtscheller, "Steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based communication: impact of harmonic frequency components," *Journal of Neural Engineering*, vol. 2, no. 4, pp. 123-130, 2005.
- [2] B. Allison, D. McFarland, G. Schalk, S. Zheng, M. Jackson and J. Wolpaw, "Towards an independent brain-computer interface using steady state visual evoked potentials," *Clinical Neurophysiology*, vol. 119, no. 2, pp. 399-408, 2008.
- [3] G. Bin, X. Gao, Z. Yan, B. Hong and S. Gao, "An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method," *Journal of Neural Engineering*, vol. 6, no. 4, p. 046002, 2009.
- [4] Y. Zhang, J. Jin, X. Qing, B. Wang and X. Wang, "LASSO based stimulus frequency recognition model for SSVEP BCIs," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 7, no. 2, pp. 104-111, 2012.
- [5] Q. Liu, K. Chen, Q. Ai and S. Q. Xie, "Review: recent development of signal processing algorithms for ssvep-based brain 2 computer interfaces", *J. Med. Biol. Eng.*, pp. 299-309, 2013.
- [6] R. Tello, S. Muller, T. Bastos-Filho and A. Ferreira, "A comparison of techniques and technologies for SSVEP classification," *5th ISSNIP-IEEE Biosignals and Biorobotics Conference (2014): Biosignals and Robotics for Better and Safer Living (BRC)*, 2014.
- [7] O. Friman, I. Volosyak and A. Graser, "Multiple Channel Detection of Steady-State Visual Evoked Potentials for Brain-Computer Interfaces," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 4, pp. 742-750, 2007.
- [8] E. Lalor, S. Kelly, C. Finucane, R. Burke, R. Smith, R. Reilly and G. McDarby, "Steady-State VEP-Based Brain-Computer Interface Control in an Immersive 3D Gaming Environment," *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2005, no. 19, pp. 3156-3164, 2005.
- [9] T. Mukesh, V. Jaganathan and M. Reddy, "A novel multiple frequency stimulation method for steady state VEP based brain computer interfaces," *Physiological Measurement*, vol. 27, no. 1, pp. 61-71, 2005.
- [10] G. Muller-Putz and G. Pfurtscheller, "Control of an Electrical Prosthesis with an SSVEP-Based BCI," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 1, pp. 361-364, 2008.
- [11] Ming Cheng, Xiaorong Gao, Shangkai Gao and Dingfeng Xu, "Design and implementation of

از شکل‌های ۵ تا ۸ مشخص است که روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده، به‌طور کلی برای کانال‌های مختلف پردازشی و همچنین در حالت پردازش چندکاناله، روی تمام پنجره‌های زمانی باعث بهبود نتایج نسبت به روش LASSO استاندارد شده‌است.

۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش برای انتخاب کانال پردازشی مناسب، شناسایی فرکانس با روش‌های LASSO و LASSO با فاز تصحیح‌شده روی داوطلبان مختلف و برای کانال‌های مختلف اجرا شد و نشان‌داده شد که کانال Oz بهترین نتیجه را برای شناسایی فرکانس ارائه می‌دهد.

با وجود اینکه روش LASSO عملکرد خوبی برای شناسایی فرکانس در سیستم‌های BCI مبتنی بر SSVEP دارد، اما انتخاب موج سینوسی-کسینوسی با فاز صفر به‌عنوان مرجع و نادیده گرفتن اختلاف فاز احتمالی با سیگنال EEG ثبت شده، بهینه نیست. در این مقاله، روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده برای بهبود عملکرد روش LASSO ارائه شد. در این روش ابتدا اختلاف فاز سیگنال مرجع سینوسی-کسینوسی با سیگنال EEG ثبت‌شده، با فرکانس‌های مختلف و هارمونیک‌های آن‌ها، برآورد می‌شود و از سیگنال مرجع اصلاح‌شده برای شناسایی فرکانس هدف استفاده می‌شود. براساس نتایج آزمایش‌های انجام‌شده در این پژوهش، ایده اصلاح فاز سیگنال مرجع در روش LASSO با فاز تصحیح‌شده در نهایت به بهبود نتایج شناسایی فرکانس نسبت به روش LASSO استاندارد منجر شده است. دلیل این بهبود، جلوگیری از ایجاد خطای شناسایی فرکانس ناشی از اختلاف فاز سیگنال ثبت‌شده و سیگنال مرجع است. البته زمان محاسبات در روش پیشنهادی به دلیل نیاز به تخمین فاز، اندکی افزایش یافته است که طبق بررسی‌های انجام‌شده، این افزایش زمان بسیار ناچیز است و مانع استفاده از این روش در سیستم‌های زمان حقیقی نمی‌شود.

۷- تشکر و قدردانی

این پژوهش با حمایت مالی ستاد توسعه علوم و فناوری‌های شناختی ایران با شماره گرنت ۷۸ به انجام رسیده است.

- [15] C. Wong, Q. Tang, J. Nuno da Cruz and F. Wan, "A multi-channel SSVEP-based BCI for computer games with analogue control," 2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications (CIVEMSA), 2015.
- [16] R. Tibshirani, "Regression shrinkage and selection via the lasso," *Journal of the Royal Statistical Society*, pp. 267–288, 1996.
- [17] S. Behtaj, A. Mahnam, "A New Hybrid Algorithm to Develop a Single Channel Brain Computer Interface Based on SSVEP", proceedings of 21th Iranian conference on biomedical engineering, p. 188, Tehran, 2014.
- [18] Y. Wang, Z. Zhang, X. Gao, and S. Gao, "Lead selection for SSVEP-based brain-computer interface" Proc. 26th Int. IEEE EMBS Conf., 2004, pp. 4507-4510.
- a brain-computer interface with high transfer rates," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 49, no. 10, pp. 1181-1186, 2002.
- [12] S. Kelly, E. Lalor, R. Reilly and J. Foxe, "Visual spatial attention tracking using high density SSVEP data for independent brain-Computer communication," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, no. 2, pp.172 -178, 2005.
- [13] Z. Lin, C. Zhang, W. Wu and X. Gao, "Frequency Recognition Based on Canonical Correlation Analysis for SSVEP-Based BCIs," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 12, pp. 2610-2614, 2006.
- [14] L. Dongxue, T. Chuan, Z. Chi and D. Feng, "Design of an online BCI system based on CCA detection method," 2015 34th Chinese Control Conference (CCC), 2015.