Archive of SID

Iranian Journal of Biomedical Engineering
9 (2015) 205-214, www.ijbme.org

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

M. A. Manouchehri[1], V. Abootalebi[2*], A. Mahnam[3]

[1]M.Sc. Graduate, Department of Electrical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran
[2]Associate Professor, Department of Electrical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran
[3]Assistant 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*

© Copyright 2016 ISBME, http://www.ijbme.org

www.SID.ir

Archive of SID

مجله مهندسی پزشکی زیستی
دوره ۹، شماره ۲، تابستان ۱۳۹٤، ۲۱٤-۲۰۵

ارزیابی عملکرد الگوریتمLASSO با فاز تصحیح‌شده در سیستم‌هایBCI 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: ۱۳۹٤/۱۲/۲۵، بازنگری: ۱۳۹۵/۲/۲۰، پذیرش قطعی: ۱۳۹۵/۳/۷

چکیده

سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP به‌دلیل 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 ظاهرشده در سیگنال EEG کاربر است. از میان روش‌های پردازشی مختلفی که برای شناسایی فرکانس در سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP استفاده می‌شوند، روش LASSO با استقبال فراوانی همراه بوده‌است. باوجود عملکرد قابل‌قبول روش LASSO در سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP، این روش در هنگام ساخت سیگنال مرجع، اختلاف فاز احتمالی بین سیگنال مرجع و سیگنال EEG ثبت‌شده را درنظر نمی‌گیرد. در این مقاله، ایدهٔ اصلاح فاز سیگنال مرجع با توجه به سیگنال EEG ثبت‌شده بررسی شده و روش پیشنهادی با عنوان LASSO با فاز تصحیح‌شده مطرح‌شده است. در این مطالعه، ابتدا کانال مناسب برای شناسایی فرکانس در سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP انتخاب شد و در ادامه، مقایسه‌ای بین روش LASSO استاندارد و روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده انجام شد. نتایج این مقاله نشان می‌دهد که اصلاح فاز سیگنال مرجع در روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده، 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 تصحیح‌شده***

***نویسنده مسئول**
نشانی:گروه مخابرات، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه یزد، یزد، ایران، **کد پستی:** ۷٤۱-۸۹۱۹۵
تلفن:۳۱۲۳۲۳۹۸(۳۵)۹۸+
دورنگار:۳۸۲۰۰۱٤٤(۳۵)۹۸+
پست الکترونیکی: *abootalebi@yazd.ac.ir*

© Copyright 2016 ISBME, http://www.ijbme.org
www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

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

سیستم‌های واسط مغز و کامپیوتر (BCI[۳]) مبتنی-برSSVEP، به‌دلیل مزایایی چون سرعت بالای انتقال اطلاعات (ITR[٤])، نسبت بالای سیگنال به نویز (SNR[٥])، راحتی کاربران در استفاده از سیستم، مکان‌یابی ساده و مشخص الکترودها روی سر، استفاده از الکترودهای کمتر برای ثبت سیگنال EEG[٦] و بی‌نیازی از فرآیند پیچیدهٔ یادگیری (چه برای کاربر و چه برای سیستم)، توجه بسیاری از محققان را به خود جلب‌کرده است [٤،۳].

هدف پردازشی در سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP، شناسایی فرکانس تحریک ظاهرشده در سیگنال EEG کاربر برای درک نیاز کاربر است.

روش‌های پردازشی مختلفی برای شناسایی فرکانس در سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP استفاده می‌شود. روش‌های پرکاربرد در این حوزه عبارت‌اند از: روش‌های مبتنی‌بر تحلیل چگالی طیف توان (PSDA[۷])؛ تبدیل موجک؛ تجزیه به حالت‌های تجربی (EMD[۸])؛ تبدیل هیلبرت هانگ (که ترکیبی از EMD و تبدیل هیلبرت است)؛ ترکیب کمینه انرژی (MEC[۹])؛ ترکیب بیشینه تضاد (MCC[۱۰])؛ تحلیل همبستگی کانونی (CCA[۱۱])؛ شاخص هماهنگ‌سازی چندمتغیره (MSI[۱۲]) و روش LASSO[۱۳] [٥].

ریچارد تلّو[۱٤] و همکارانش مقایسه‌ای بین روش‌های معروف شناسایی فرکانس برای سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP انجام دادند که از میان این روش‌ها، MSI، CCA و LASSO بهترین نتایج را به‌همراه داشتند [٦].

روش‌های مبتنی‌بر PSDA، از روش‌های ساده و سنتی در این حوزه هستند [۷-۱۰]. مهم‌ترین مزیت روش‌های مبتنی‌بر تحلیل چگالی طیف توان، پیاده‌سازی سادهٔ 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 [۱۲،۱۱].

روش CCA، یک روش چندمتغیرهٔ آماری است که اولین بار لین[۱٥] و همکارانش از آن برای شناسایی فرکانس هدف در سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP استفاده کردند [۱۳]. این روش همچنین قادر به پردازش چندکاناله است و نتایج بهتری نسبت به روش‌های مبتنی‌بر تحلیل چگالی طیف توان روی پنجره‌های زمانی کوتاه دارد. روبات شبیه‌سازی‌شده توسط دانگژو[۱٦] و همکارانش [۱٤] و نیز بازی کامپیوتری طراحی‌شده توسط ونگ[۱۷] و همکارانش [۱٥]، از سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP هستند که از روش CCA برای شناسایی فرکانس استفاده می‌کنند.

روش پرکاربرد دیگر در این حوزه، روش LASSO است. تیبشیرانی[۱۸] این روش را در سال ۱۹۹٦ ارائه کرد [۱٦] و اولین بار ژانگ[۱۹] و همکارانش در سال ۲۰۱۲ از این روش برای شناسایی فرکانس در سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP استفاده کردند [٤]. روش LASSO با استفاده از رگرسیون خطی بین سیگنال EEG ثبت‌شده 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 [٤]. در سال ۲۰۱٤، بهتاج و مهنام با ارائهٔ یک الگوریتم ترکیبی مبتنی‌بر روش LASSO و روش تخمین

[۱] Steady State Visual Evoked Potential
[۲] Repetitive Visual Stimulus
[۳] Brain-Computer Interface
[٤] Information Transfer Rate
[٥] Signal to Noise Ratio
[٦] 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

[۱٤] Richard Tello
[۱٥] Lin
[۱٦] Lin Dongxue
[۱۷] Chin Man Wong
[۱۸] Tibshirani
[۱۹] Zhang

© Copyright 2016 ISBME, http://www.ijbme.org

www.SID.ir

Archive of SID

چگالی طیف توان Welch، یک سیستم BCI مبتنی‌بر 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 درنظر گرفتن اختلاف فاز احتمالی با سیگنال EEG ثبت‌شده از کاربر، چندان مناسب نیست.

در این مقاله، ایدهٔ یکسان‌سازی فاز سیگنال EEG ثبت‌شده از کاربر و سیگنال سینوسی-کسینوسی مرجع مطرح شده و روش جدیدی با عنوان LASSO با فاز تصحیح‌شده (Phase Corrected LASSO) پیشنهادشده است.

از دیگر چالش‌های پیش‌رو در سیستم‌های BCI مبتنی‌بر 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 مبتنی‌بر 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، P8، POz، PO1، PO2، PO5، PO6، O1، O2 و Oz بهترین انتخاب‌ها برای سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP هستند. از میان این کانال‌ها، O1، O2 و Oz دقت بیشتری دارند [٤].

در این پژوهش، مقایسه‌ای بین روش LASSO استاندارد و روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده انجام شد؛ همچنین براساس نتایج به‌دست‌آمده از شناسایی فرکانس روی کانال‌های مختلف، کانال مناسب برای استفاده در سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP نیز انتخاب‌شده است.

۲- شرایط آزمایش

در این مقاله، برای ارزیابی روش پیشنهادی و همچنین انتخاب کانال مناسب برای پردازش، از داده‌های مرجع [٤] استفاده‌شده است.

طبق مرجع [٤]، 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. همهٔ آنها ازنظر بینایی سالم بوده و هیچ‌یک تجربهٔ استفاده از سیستم‌های BCI را نداشته‌اند. داوطلبان روی یک صندلی راحت، در فاصلهٔ ۵۰ سانتی‌متری از یک مانیتور ۱۷ اینچ CRT با نرخ تجدید (Refresh Rate) ۸۵ هرتز و وضوح تصویر ۱۰۲٤×۷٦۸ قرار گرفته‌اند. تحریک‌های بینایی روی مانیتور و با فرکانس‌های ۵/۷۵، ۷/۷۵، ۸/۷۵ و ۹/۷۵ هرتز برای داوطلب نمایش‌داده 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 هریک از چهار تحریک بینایی، چهار مرتبه نگاه می‌کند. روش خیره شدن فرد به هر تحریک به این صورت است که ابتدا همهٔ تحریک‌ها خاموش هستند و تحریک موردنظر مشخص می‌شود؛ سپس بعد از یک ثانیه، همهٔ 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 استفاده‌شده است. الکترود زمین نیز روی پیشانی فرد قرارگرفته است. سیگنال EEG ثبت‌شده توسط یک فیلتر میان‌گذر، بین ٤ 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 رابطهٔ (۱) مدل می‌شود.

$$x = Y\beta + \varepsilon \qquad (۱)$$

در رابطهٔ (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 رابطهٔ (۲) به‌دست می‌آید.

$$\hat{\beta} = \arg\min_{\beta}(\|x - Y\beta\|_2^2 + \lambda\|\beta\|_1) \qquad (۲)$$

© Copyright 2016 ISBME, http://www.ijbme.org

www.SID.ir

Archive of SID

در رابطهٔ (۲)، $\|.\|_1$ و $\|.\|_2$ به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ 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 استفاده‌شده در سیستم و هارمونیک‌های آن‌ها تعریف می‌شود. برای تشکیل ماتریس Y، ابتدا سیگنال‌های سینوسی-کسینوسی برای هر فرکانس تحریک و هارمونیک‌های آن طبق رابطهٔ (۳) تشکیل می‌شود.

$$S_i = \begin{bmatrix} sin(2\pi(f_i)t) \\ cos(2\pi(f_i)t) \\ \vdots \\ sin(2\pi(Nf_i)t) \\ cos(2\pi(Nf_i)t) \end{bmatrix}^T ; t = \frac{1}{F_s}.\frac{2}{F_s}.\dots.\frac{n}{F_s} \qquad (۳)$$

در رابطهٔ (۳)، f_iها فرکانس‌های تحریک را نشان می‌دهند. تعداد S_iها برابر با تعداد فرکانس‌های تحریک استفاده‌شده در سیستم است. N نشان‌دهندهٔ تعداد هارمونیک‌ها و F_s نشان‌دهندهٔ فرکانس نمونه‌برداری است که در اینجا برابر با ۲۵۰ هرتز است. n تعداد نمونه‌های موجود در طول یک پنجرهٔ زمانی را نشان می‌دهد.

با توجه به استفاده از چهار فرکانس تحریک در این پژوهش و درنظرگرفتن دو هارمونیک، ماتریس $Y = [S_1.S_2.S_3.S_4]_{T\times 16}$ می‌شود. بردار x در مدل LASSO شامل نمونه‌های سیگنال EEG در یک پنجره‌ی زمانی از یک کانال است. در ادامه با توجه به رابطهٔ (۲)، $\hat{\beta} = [\beta_{1.1}.\beta_{1.2}.\beta_{1.3}.\beta_{1.4}.\dots.\beta_{4.1}.\beta_{4.2}.\beta_{4.3}.\beta_{4.4}]^T$ محاسبه می‌شود.

هرکدام از $\beta_{i.1}.\beta_{i.2}.\beta_{i.3}.\beta_{i.4}$ (i=1,2,3,4)، درجهٔ شرکت‌پذیری (CD[۱]) iامین 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 بوده‌است، درجهٔ شرکت‌پذیری برای تمام کانال‌ها به‌صورت رابطهٔ (٤) محاسبه می‌شود.

$$CD_i = \frac{\sum_{c=1}^{ch}\sum_{j=1}^{2N}|\beta_{i,j}^c|}{ch} \qquad (٤)$$

در رابطهٔ (٤)، ch برابر با تعداد کانال‌های استفاده‌شده در ثبت سیگنال است. درنهایت برای به‌دست آوردن فرکانس تحریکی که کاربر روی آن متمرکز بوده‌است، بیشترین درجهٔ شرکت-پذیری مربوط به هر فرکانس و هارمونیک‌های آن طبق رابطهٔ (۵) محاسبه می‌شود.

$$f_{target} = \max_{f_i}(CD_1, CD_2, CD_3, CD_4) \qquad (۵)$$

۲-۳- تشخیص فرکانس با استفاده از روش LASSO با فاز تصحیح‌شده

باوجود عملکرد خوب روش LASSO برای سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP، همان‌گونه که از رابطه‌ی (۳) مشخص است، انتخاب موج سینوسی-کسینوسی به‌عنوان مرجع بدون درنظر گرفتن اختلاف فاز احتمالی با سیگنال EEG ثبت‌شده 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 ثبت‌شده، برای هر فرکانس تحریک و هارمونیک‌های آن، یک فاز منحصربه‌فرد درنظرگرفته می‌شود؛ ازاین‌رو رابطهٔ (۳) در مدل LASSO به‌صورت معادلهٔ (٦) در می‌آید.

$$S_i = \begin{bmatrix} sin(2\pi(f_i)t + \varphi_{i.1}) \\ cos(2\pi(f_i)t + \varphi_{i.1}) \\ \vdots \\ sin(2\pi(Nf_i)t + \varphi_{i.N}) \\ cos(2\pi(Nf_i)t + \varphi_{i.N}) \end{bmatrix}^T ; t = \frac{1}{F_s}.\frac{2}{F_s}.\dots.\frac{n}{F_s} \qquad (٦)$$

در رابطهٔ (٦)، $\varphi_{i.k}$ اختلاف فاز بین سیگنال EEG ثبت-شده و هارمونیک kام 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 وهارمونیک‌های آن برآورد شود. فازهای برآوردشده از سیگنال‌های سینوسی مرجع به‌دست می‌آیند و عیناً روی سیگنال‌های کسینوسی نیز اعمال می‌شوند. فرض کنید می‌خواهیم فاز را برای هارمونیک

[۱] Contribution Degree

© Copyright 2016 ISBME, http://www.ijbme.org

www.SID.ir

Archive of SID

kام سیگنال سینوسی با فرکانس f_i تخمین بزنیم. طبق رابطهٔ (۷) داریم:

$$R_{i.k} = sin(2\pi(kf_i)t + \varphi_{i.k}) \quad ;t = \frac{1}{F_s}.\frac{2}{F_s}.\dots.\frac{n}{F_s} \tag{۷}$$

در رابطهٔ (۷)، $R_{i.k}$ نشان‌دهندهٔ هارمونیک kام سیگنال سینوسی با فرکانس f_i با فاز $\varphi_{i.k}$ است. با فرض این‌که فرکانس نمونه‌برداری (F_s) مضرب صحیحی از kf_i است، طبق رابطهٔ (۸) داریم:

$$m = \frac{F_s}{kf_i} \tag{۸}$$

در رابطهٔ (۸)، m تعداد نمونه‌های سیگنال $R_{i.k}$ در یک دوره تناوب را نشان می‌دهد. اگر kf_i مضرب صحیح F_s نباشد (که در بیشتر مواقع نیز چنین است)، به‌طور تقریبی از جزء صحیح m به‌عنوان تعداد نمونه‌های موجود در یک دورهٔ تناوب استفاده می‌کنیم. روابط (۹) و (۱۰) نشان می‌دهد که می‌توان اختلاف فاز را با شیفت بردار زمانی نیز نشان داد.

$$R_{i.k} = sin(2\pi(kf_i)t_{target}) \; ; t_{target} = \frac{sh}{F_s}.\frac{sh+1}{F_s}.\dots.\frac{sh+n}{F_s} \tag{۹}$$

در رابطهٔ (۹)، sh تعداد شیفت‌های بردار زمان (نقطهٔ شروع بردار زمان جدید) را نشان می‌دهد که طبق رابطهٔ (۱۰) محاسبه می‌شود.

$$sh \cong \left[\frac{m\varphi_{i.k}}{2\pi}\right] \tag{۱۰}$$

چون نامساوی $0 \le \varphi_{i.k} \le 2\pi$ برقرار است؛ می‌توان نتیجه گرفت، $0 \le sh \le m$ است. حال برای تخمین تعداد شیفت‌های موردنظر و به‌دست آوردن t_{target} که معادل با تخمین فاز سیگنال است، از ضریب همبستگی استفاده می‌کنیم.

به این صورت که m بردار زمان مختلف با طول n را به‌صورت رابطهٔ (۱۱) تعریف می‌کنیم و آن‌ها را t_j می‌نامیم.

$$t_j = \left[\frac{j}{F_s}.\frac{j+1}{F_s}.\dots.\frac{j+n}{F_s}\right] \; ; j = 1.2.\dots.m \tag{۱۱}$$

در ادامه، برای انتخاب مناسب‌ترین t_j که همان t_{target} است و فاز موردنظر را روی سیگنال مرجع اعمال می‌کند، بیشینهٔ ضریب همبستگی سیگنال EEG ثبت‌شده و سیگنال سینوسی با t_jهای مختلف را به‌دست می‌آوریم.

برای این‌منظور تعریف می کنیم:

$$y_{i.k.j} = sin(2\pi k f_i t_j) \tag{۱۲}$$

در رابطهٔ (۱۲)، $y_{i.k.j}$ نشان‌دهندهٔ سیگنال سینوسی مرجع برای هارمونیک kام فرکانس f_i برای بردار زمان t_j است.

اکنون برای انتخاب بردار زمان مناسب، از ضریب همبستگی طبق رابطهٔ (۱۳) استفاده می‌کنیم.

(۱۳)

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

$$; j = 1.2.\dots.m$$

در رابطهٔ (۱۳)، x سیگنال EEG ثبت‌شده، $\bar{x}$ میانگین این سیگنال و $x(n)$، عنصر nام از بردار x را نشان می‌دهد. همچنین $\bar{y}_{i.k.j}$، میانگین بردار $y_{i.k.j}$ و $y_{i.k.j}(n)$، عنصر nام این بردار را نشان می‌دهد.

t_{target} بردار زمانی است که اگر به‌عنوان پارامتر زمان تابع سینوسی یا کسینوسی استفاده شود، فاز مورد نظر را روی آن اعمال می‌کند. با به‌دست آوردن t_{target}، برای تمام فرکانس‌ها و هارمونیک‌های آن، می‌توانیم مقدار S_i در رابطهٔ (٦) را به شکل رابطهٔ (١٤) بنویسیم.

$$S_i = \begin{bmatrix} sin(2\pi(f_i)t_{target(i.1)}) \\ cos(2\pi(f_i)t_{target(i.1)}) \\ \vdots \\ sin(2\pi(Nf_i)t_{target(i.N)}) \\ cos(2\pi(Nf_i)t_{target(i.N)}) \end{bmatrix}^T ; t = \frac{1}{F_s}.\frac{2}{F_s}.\dots.\frac{n}{F_s} \tag{١٤}$$

در رابطهٔ (١٤)، $t_{target(i.k)}$ نشان‌دهندهٔ t_{target}ی است که برای هارمونیک kام فرکانس f_i محاسبه می‌شود. بقیهٔ مراحل این روش مشابه روش LASSO است و تنها به‌جای استفاده از S_i در رابطهٔ (۳)، از اصلاح‌شدهٔ آن، رابطهٔ (١٤)، استفاده می‌شود.

© Copyright 2016 ISBME, http://www.ijbme.org

www.SID.ir

Archive of SID

٤- انتخاب کانال مناسب برای پردازش

انتخاب مناسب کانال‌ها و کاهش تعداد آن‌ها، هم در مرحلهٔ ثبت سیگنال و هم در مرحلهٔ پردازش سیگنال اهمیت ویژه‌ای دارد. کاهش تعداد کانال‌ها در مرحلهٔ 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 مرحلهٔ 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 انجام‌شده است؛ بنابراین می‌توان از نتایج به‌دست‌آمده برای انتخاب کانال مناسب برای استفاده در سیستم‌های BCI مبتنی‌بر SSVEP بهره برد.

٥- نتایج

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) اجراشده 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

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**

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 مبتنی‌بر SSVEP است.

مقایسهٔ جدول‌های ۱ و ۲ نشان می‌دهد که روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده، درمجموع باعث بهبود نتایج شناسایی فرکانس نسبت به روش LASSO استاندارد شده‌است. شکل‌های ۱ تا ٤، 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.

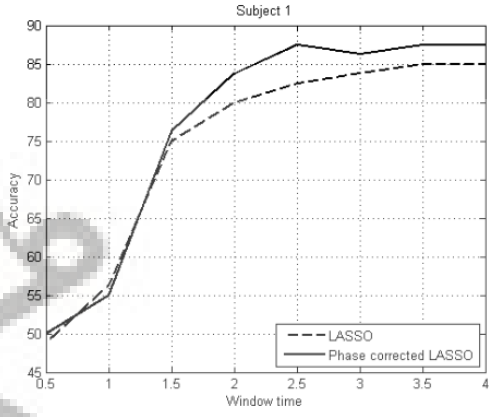
از شکل‌های ۱ تا ٤ مشخص است که درصد صحت روش پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده درمقایسه با روش LASSO استاندارد، برای افراد مختلف (برای کانال Oz)، در بیشتر پنجره‌های زمانی بهبودیافته است. در شکل‌های ۵ تا ۸ برای واضح شدن عملکرد روش پیشنهادی روی کانال‌های مختلف، میانگین بهبود درصد صحت روش

© Copyright 2016 ISBME, http://www.ijbme.org

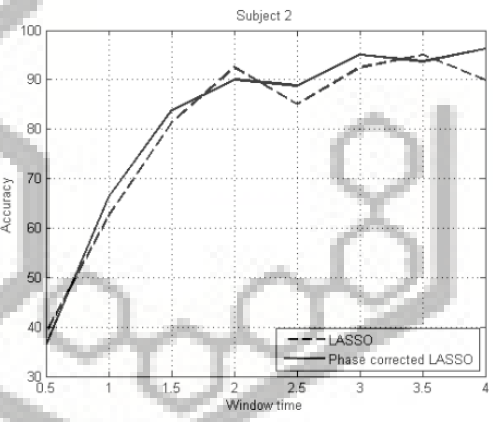
www.SID.ir

Archive of SID

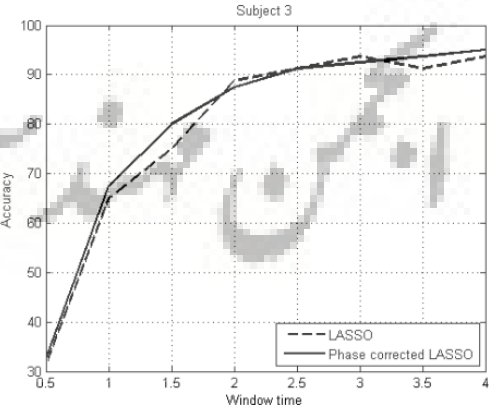
پیشنهادی LASSO با فاز تصحیح‌شده نسبت به روش LASSO استاندارد برای پنجره‌های زمانی مختلف و روی افراد مختلف نشان‌داده‌شده است.



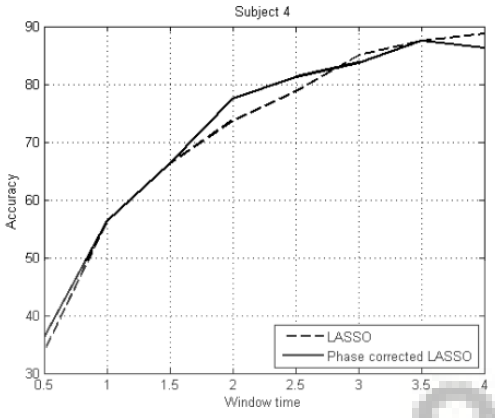
شکل (۱)- مقایسهٔ درصد صحت روش‌های LASSO و LASSO با فاز تصحیح‌شده برای داوطلب یک و کانال Oz



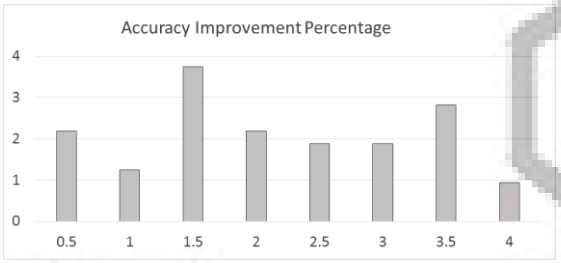
شکل (۲)- مقایسهٔ درصد صحت روش‌های LASSO و LASSO با فاز تصحیح‌شده برای داوطلب دو و کانال Oz



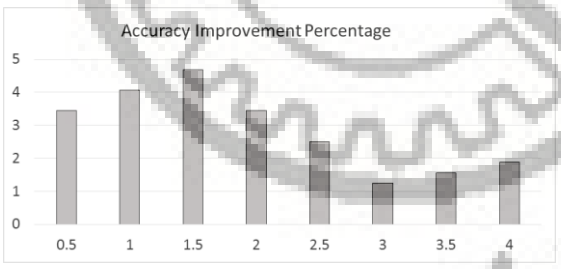
شکل (۳)- مقایسهٔ درصد صحت روش‌های LASSO و LASSO با فاز تصحیح‌شده برای داوطلب سه و کانال Oz



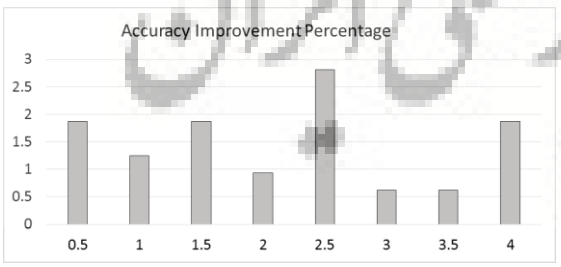
شکل (٤)- مقایسهٔ درصد صحت روش‌های LASSO و LASSO با فاز تصحیح‌شده برای داوطلب چهار و کانال Oz



شکل (٥)- میانگین بهبود درصد صحت روش LASSO با فاز تصحیح‌شده نسبت به روش LASSO روی چهار داوطلب برای کانال پردازشی O1 و پنجره‌های زمانی مختلف



شکل (٦)- میانگین بهبود درصد صحت روش LASSO با فاز تصحیح‌شده نسبت به روش LASSO روی چهار داوطلب برای کانال پردازشی O2 و پنجره‌های زمانی مختلف

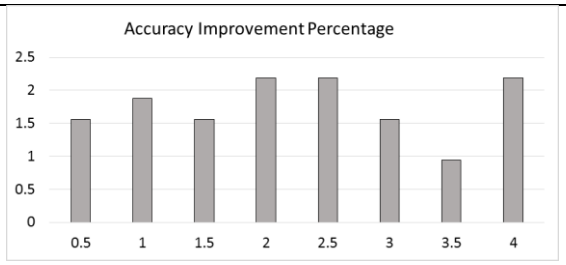


شکل (۷)- میانگین بهبود درصد صحت روش LASSO با فاز تصحیح‌شده نسبت به روش LASSO روی چهار داوطلب برای کانال پردازشی Oz و پنجره‌های زمانی مختلف

© Copyright 2016 ISBME, http://www.ijbme.org

www.SID.ir

Archive of SID



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

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.

٦- 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 مبتنی‌بر 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، ایدهٔ اصلاح فاز سیگنال مرجع در روش LASSO با فاز تصحیح‌شده درنهایت 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 به‌دلیل 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 فناوری های شناختی ایران با شماره گرنت ۷۸ به انجام رسیده 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.

© Copyright 2016 ISBME, http://www.ijbme.org

www.SID.ir

Archive of SID

[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, XiaorongGao, ShangkaiGao and DingfengXu, "Design and implementation of 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.

[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," jornal 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.

© Copyright 2016 ISBME, http://www.ijbme.org

www.SID.ir