

Combined Method of EMD with CCA or LASSO to Detect SSVEP Frequency

Alirezaei Alavijeh, Marzie¹ / Ali, Maleki^{2*}

¹ - M.Sc. Graduated, Biomedical Engineering Department, Semnan University, Semnan, Iran

² - Associate Professor, Biomedical Engineering Department, Semnan University, Semnan, Iran

ARTICLE INFO

DOI: 10.22041/ijbme.2022.540893.1728

Received: 14 October 2021

Revised: 29/4/2022 – 23/5/2022

Accepted: 24 May 2022

KEYWORDS

Brain-Computer Interface
Steady-State Visual
Evoked Potentials
Empirical Mode
Decomposition
Canonical Correlation
Analysis

ABSTRACT

Nowadays, brain-computer interface system based on steady-state visual evoked potentials is increased due to advantages such as accepted accuracy and minimal need for user training. Despite these benefits, the unwanted noise that affects SSVEP is one of the issues that can reduce the efficiency of such systems. This paper uses the EMD algorithm in the initial phase and CCA or LASSO for the recognition of the stimulation frequency. In the first step, the EMD algorithm is applied so that non-stationary SSVEP signal breaks into oscillating functions and meaningful information are extracted. Among the IMFs obtained from the EMD method, only IMFs whose amplitude of the frequency spectrum in the frequency ranges corresponding to the excitation is higher were selected. With this selection, noisy signals and unprofitable information can be omitted. In the proposed method, two CCA and LASSO diagnostic methods were performed on the sum of selected signals to identify the frequency of stimulation. The simulation results show the recognition accuracy of 81.76% and 82.26% for the proposed method EMD-CCA and EMD-LASSO, respectively. While detection accuracy is 78.10% and 78.72% for conventional methods of CCA and LASSO.

*Corresponding Author

Address	Biomedical Engineering Department, Semnan University, Semnan, Iran		
Postal Code	35131-19111	Tel	+98-23-31533982
E-Mail	amaleki@semnan.ac.ir	Fax	+98-23-31533982





روش ترکیبی تجزیه‌ی حالت تجربی با CCA یا LASSO برای تشخیص فرکانس تحریک SSVEP

علیرضایی علویجه، مرضیه^۱ / مالکی، علی^{۲*}

^۱ - کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران
^۲ - دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/ijbme.2022.540893.1728

پذیرش: ۳ خرداد ۱۴۰۱

بازنگری: ۱۴۰۱/۲/۹ - ۱۴۰۱/۳/۲

ثبت در سامانه: ۲۲ مهر ۱۴۰۰

چکیده

امروزه استفاده از سیستم رابط مغز-رایانه مبتنی بر پتانسیل‌های برانگیخته‌ی بینایی حالت ماندگار به دلیل مزایایی مانند صحت قابل قبول و نیاز حداقلی به آموزش کاربر، رو به افزایش است. با وجود این مزایا، نویزهای ناخواسته‌ای که SSVEP را تحت تاثیر قرار می‌دهد از مسائلی است که می‌تواند سبب کاهش کارایی چنین سیستم‌هایی شود. در این مقاله از الگوریتم EMD در مرحله‌ی ابتدایی و از روش‌های CCA یا LASSO برای بازشناسی فرکانس تحریک استفاده شده است. در گام اول، الگوریتم EMD اعمال شده است تا سیگنال غیرایستاد SSVEP به توابعی نوسانی تجزیه شده و امکان استخراج ویژگی‌های بامعنی از سیگنال غیرایستاد فراهم شود. در بین IMF-های به دست آمده از روش EMD، تنها IMF-هایی انتخاب شده که دامنه‌ی طیف فرکانسی آن‌ها در محدوده‌ی فرکانسی مربوط به تحریک بیش‌تر بوده است. با این گزینش می‌توان سیگنال‌های حاوی نویز و فاقد اطلاعات ارزشمند را کنار گذاشت. در ادامه دو روش تشخیصی CCA و LASSO روی مجموع سیگنال‌های انتخابی اجرا شده است تا به کمک آن‌ها فرکانس تحریک شناسایی شود. نتایج شبیه‌سازی، صحت بازشناسی ۸۱/۷۶ و ۸۲/۲۶ درصد را به ترتیب برای روش‌های EMD-CCA و EMD-LASSO نشان داده در حالی که دو روش پایه‌ی CCA و LASSO به ترتیب دارای صحت‌های ۷۸/۱۰ و ۷۸/۷۲ درصد می‌باشند.

واژه‌های کلیدی

واسط مغز-رایانه
پتانسیل‌های برانگیخته‌ی بینایی حالت ماندگار
تجزیه‌ی حالت تجربی
تحلیل همبستگی کانونی

*نویسنده‌ی مسئول

نشانی گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

تلفن ۳۵۱۳۱-۱۹۱۱۱

دورنگار ۳۵۱۳۱-۱۹۱۱۱

amaleki@semnan.ac.ir



۱- مقدمه

رابط مغز-رایانه^۱ (BCI) سیستمی ارتباطی است که با هدف کمک به افرادی با آسیب حرکتی شدید به کارگرفته می‌شود. این سیستم در بخش ورودی خود نیاز به استفاده از سیگنال‌های مغزی کاربر دارد [۱]. طیف متنوعی از سیگنال‌های مغزی برای تامین این نیاز قابل استفاده بوده [۲] که در این بین پتانسیل‌های برانگیخته‌ی بینایی حالت ماندگار^۲ (SSVEP) به دلیل مزایایی مانند میزان نرخ تبادل اطلاعات^۳ (ITR) بالا و نیاز به حداقل آموزش کاربر از مورد توجه‌ترین سیگنال‌های این حوزه هستند [۳، ۴].

سیگنال SSVEP پاسخی است که در اثر تحریک دیداری، در قشر بینایی برانگیخته شده و می‌تواند با سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG) غیرتهاجمی در زمان تمرکز فرد به یک هدف نوسانی ثبت شود [۱]. از آنجا که SSVEP در فرکانس‌های مرتبط با فرکانس هدف چشم‌ک‌زن پدیدار می‌شود اجزای فرکانسی مولفه‌های غیرمرتبط مثل آرتیفکت‌های بیولوژیکی ECG، EOG، EMG و همچنین آرتیفکت حرکتی ممکن است فرکانس نوسانی SSVEP را تحت تاثیر قرار داده و آلوده کند [۵].

مساله‌ی پیش‌پردازش سیگنال SSVEP به منظور حذف یا کاهش مولفه‌های نامطلوب نقش مهمی را در بهبود کیفیت سیگنال مورد پردازش ایفا کرده [۶] و عدم پیش‌پردازش یکی از عواملی است که بر نتایج تاثیر نامناسبی می‌گذارد.

روش‌های فیلتر فرکانس‌گزين قادر به حذف نویزهای موجود در سیگنال SSVEP نبوده و علاوه بر این چنین سیگنال‌هایی به دلیل ماهیت غیرایستاد^۴ خود قادر به فیلتر شدن توسط فیلترهایی با باند عبور ثابت نیستند [۳]. در این شرایط یکی از مناسب‌ترین روش‌ها برای پیش‌پردازش، تجزیه‌ی حالت تجربی^۵ (EMD) بوده که ابزاری قدرتمند برای استخراج ویژگی‌های بامعنی از سیگنال‌های غیرایستاد است [۵].

روش EMD یک روش کاملاً مبتنی بر داده^۶ برای پردازش داده‌های غیرخطی و سری‌های زمانی غیرایستاد است که به شکل تکراری یک سری زمانی را به تعداد محدودی تابع حالت ذاتی^۷ (IMF) تجزیه می‌کند. این روش در مقایسه با سایر روش‌های پردازش سیگنال مانند تبدیل ویولت برای تجزیه‌ی داده، نیاز به اطلاعات قبلی یا یک مدل آماری از پیش تعریف

شده ندارد [۳]. تا کنون از ترکیب‌های مختلفی از روش EMD در حوزه‌ی BCI مبتنی بر SSVEP استفاده شده است [۷-۹]. پس از انجام هر گونه پیش‌پردازش روی سیگنال، مرحله‌ی تشخیص فرکانس تحریک SSVEP مطرح می‌شود. از اولین روش‌هایی که برای شناسایی فرکانس تحریک SSVEP ارائه شده، روش‌های بر اساس تبدیل فوریه است که تا سال ۲۰۰۶ استفاده از آن‌ها در پژوهش‌های این حوزه به طور وسیع به چشم می‌خورد. در سال ۲۰۰۶ لین با معرفی روش تحلیل همبستگی کانونی^۸ (CCA) برای شناسایی فرکانس تحریک در BCI مبتنی بر SSVEP، عمل کرد بهتر این روش در مقایسه با روش‌های مبتنی بر تبدیل فوریه را نشان داد [۱۰]. این پژوهش بستر مناسبی برای استفاده از این روش در BCI فراهم ساخت به طوری که اوهرلر در سال ۲۰۰۸ [۱۱] و بین در سال ۲۰۱۱ [۱۲] از روش CCA در سیستم BCI خود استفاده کرده و نتایج بالایی برای پژوهش خود گزارش نمودند. در پژوهش راوی در سال ۲۰۲۰ نیز از روش CCA به عنوان روشی پرکاربرد در حوزه‌ی BCI نام برده شده است [۱۳]. ژانگ در سال ۲۰۱۲ [۱۴] با معرفی روش عمل‌گر انقباض قدرمطلق حداقل و انتخاب^۹ (LASSO) که اصولی بسیار مشابه با CCA دارد به شناسایی فرکانس تحریک پرداخت. این روش نیز با توجه به نتایج گزارش شده توانسته است موفقیت خوبی را به دست آورد.

در بین روش‌های ذکر شده، ترکیب روش EMD و CCA به عنوان نمونه‌ای موفق از روش‌های ترکیبی در حوزه‌ی BCI به چشم می‌خورد. به عنوان مثال هانگ در سال ۲۰۱۳ [۱۵] از این روش ترکیبی استفاده کرده است. در روش هانگ ابتدا سیگنال SSVEP به IMF-ها تجزیه شده و سپس از مجموع IMF-هایی که طیف فرکانسی آن‌ها با محدوده‌ی فرکانس تحریک دارای هم‌پوشانی^{۱۰} بوده، به عنوان ورودی روش CCA استفاده شده است. در مطالعه‌ی هانگ به مساله‌ی هارمونیک‌های فرکانس تحریک پرداخته نشده است.

تلو در سال ۲۰۱۴ [۹] از ترکیب دو روش EMD و CCA به صورت چندکاناله استفاده کرده است. در این روش از IMF دوم سه کانال O_1 ، O_2 و O_3 به عنوان ورودی CCA استفاده شده است. در مطالعه‌ی تلو علاوه بر این که به نحوه‌ی انتخاب IMF دوم اشاره‌ای نشده، به مساله‌ی هارمونیک‌های فرکانس تحریک نیز پرداخته نشده است.

^۶ Data-Driven^۷ Intrinsic Mode Function^۸ Canonical Correlation Analysis^۹ Least Absolute Shrinkage and Selection Operator^{۱۰} Overlap^۱ Brain Computer Interface^۲ Steady State Visual Evoke Potential^۳ Information Transfer Rate^۴ Non-Stationary^۵ Empirical Mode Decomposition

۱- ابتدا تمام اکستریم‌های نسبی $x(t)$ که شامل ماکسیمم‌ها و مینیمم‌های محلی است مشخص شده و با استفاده از اسپیلاین مکعبی^۲ به ترتیب برای تولید پوش بالایی و پوش پایینی درون‌یابی می‌شود.

۲- مقدار میانگین $(m(t))$ با متوسط‌گیری از پوش‌های بالایی و پایینی محاسبه می‌گردد.

اختلاف بین سیگنال $x(t)$ و $m(t)$ به صورت رابطه‌ی (۱) با $h(t)$ نشان داده می‌شود.

$$h(t) = x(t) - m(t) \quad (1)$$

اگر $h(t)$ قادر نباشد دو شرط IMF بودن را برآورده سازد، سیگنال $x(t)$ با $h(t)$ جایگزین شده و مراحل ۱ و ۲ تکرار می‌شود. در غیر این صورت $h(t)$ یک IMF است. اختلاف بین $x(t)$ و $h(t)$ با $r(t)$ نشان داده می‌شود.

$$r(t) = x(t) - h(t) \quad (2)$$

۳- سیگنال $r(t)$ به عنوان $x(t)$ در نظر گرفته شده و مراحل ۱ و ۲ برای رسیدن به IMF‌های دیگر تکرار می‌شود تا جایی که دیگر $r(t)$ قابل تجزیه به IMF دیگری نباشد.

۲-۳- روش CCA

روش CCA یک روش آماری چندمتغیره است که همبستگی کانونی بین دو گروه داده با ابعاد متفاوت و طول یک‌سان را به دست می‌آورد [۱۹].

برای استفاده از این روش در سیستم BCI، CCA فرض می‌کند که $X \in \mathbb{R}^{C \times P}$ یک مجموعه‌ی سیگنال EEG از C کانال و P نقطه‌ی زمانی در هر کانال است. در این حالت $Y_m \in \mathbb{R}^{2H \times P}$ سیگنال‌های مرجع از پیش ساخته شده هستند که در m -امین فرکانس تحریک $f_m (m=1, 2, \dots, M)$ به وسیله‌ی یک سری امواج سینوسی و کسینوسی به شکل رابطه‌ی (۳) ساخته می‌شوند.

$$Y_m = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_m t) \\ \cos(2\pi f_m t) \\ \vdots \\ \sin(2\pi H f_m t) \\ \cos(2\pi H f_m t) \end{bmatrix} \quad t = \frac{1}{F}, \frac{2}{F}, \dots, \frac{P}{F} \quad (3)$$

در این رابطه H تعداد هارمونیک‌ها و F نرخ نمونه‌برداری است. دو مجموعه‌ی متغیرهای X و Y_m برای داشتن میانگین صفر و واریانس واحد، نرمال می‌شوند. روش CCA به دنبال یک جفت تبدیل خطی مانند $W_X \in \mathbb{R}^C$ و $W_{Y_m} \in \mathbb{R}^{2H}$ است به نحوی که

یکی از مسائلی که در این دو پژوهش از آن چشم‌پوشی شده، هارمونیک‌های فرکانس تحریک بوده و صرفاً به استفاده از IMF‌های مرتبط با فرکانس تحریک، اکتفا شده است. با توجه به این نکته، در این مقاله سعی شده است تا اهمیت هارمونیک‌ها نیز در نظر گرفته شود. در روش پیشنهادی این مقاله در گام اول EMD روی سیگنال‌ها اعمال شده و IMF‌هایی انتخاب گردیده که علاوه بر بازه‌ی فرکانسی تحریک، در بازه‌ی فرکانسی نصف تحریک و دو برابر تحریک نیز دارای دامنه‌ی بالاتری نسبت به سایر IMF‌ها باشند. در ادامه از مجموع IMF‌های انتخابی برای ورودی روش CCA و LASSO استفاده شده و با استفاده از عمل‌کرد متعارف هر یک از این روش‌ها، شناسایی فرکانس SSVEP انجام شده است.

۲-۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- پایگاه داده

در این مقاله از داده‌های پایگاه داده‌ی AVI SSVEP [۱۶] استفاده شده است. این پایگاه داده شامل دادگان چهار فرد با میانگین سنی ۲۹ سال بوده و دادگان هر فرد شامل سیگنال‌های SSVEP مربوط به هفت فرکانس تحریک ۶، ۶/۵، ۷، ۷/۵، ۸/۲، ۹/۳ و ۱۰ هرتز و سه ثبت برای هر فرکانس است. ثبت‌ها برای مدت زمان ۳۰ ثانیه و با نرخ نمونه‌برداری ۵۱۲ هرتز انجام شده است. سیگنال‌های این پایگاه داده به صورت تک‌کاناله ثبت شده و از سه الکتروود Oz (الکتروود ثبت)، Fz (الکتروود مرجع) و Fpz (الکتروود زمین) استفاده شده است.

۲-۲- روش EMD

روش EMD سعی در تجزیه‌ی سیگنال اصلی به تعداد متناهی تابع حالت ذاتی از طریق فرایند غربال‌گری^۱ دارد. هر IMF یک تابع نوسانی با فرکانس‌های زمان-متغیر است که می‌تواند خصوصیات و مشخصات محلی سیگنال اصلی غیرایستاد را نمایش دهد. برای این که تابعی به عنوان IMF شناخته شود باید دارای دو شرط زیر باشد [۱۷، ۱۸].

۱- تعداد اکستریم‌ها و عبور از صفرهای آن با هم برابر یا حداکثر یک عدد اختلاف داشته باشد.

۲- در هر لحظه، میانگین پوش بالایی و پایینی سیگنال (که با ماکسیمم‌ها و مینیمم‌های محلی تعیین می‌شود) صفر باشد.

نحوه‌ی کار الگوریتم EMD برای تجزیه‌ی سیگنالی مانند $x(t)$ توسط فرایند غربال‌گری به مجموعه‌ای از IMF‌ها به صورت زیر است [۴].

^۲ Cubic Spline

^۱ Sifting

استفاده از آن، درجه‌ی شرکت‌پذیری CD_m مطابق رابطه‌ی (۹) محاسبه می‌شود.

$$X = \beta^m Y_m + \varepsilon \quad (8)$$

$$\beta^m = \begin{pmatrix} \beta_{1,1}^m & \beta_{1,2}^m & \dots & \beta_{1,2H}^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{C,1}^m & \beta_{C,2}^m & \dots & \beta_{C,2H}^m \end{pmatrix}$$

$$CD_m = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{2H} |\beta_{i,j}^m| \quad (9)$$

در انتها گزینه‌ی فرکانسی f متناظر با ماکسیمم مقدار CD به عنوان فرکانسی که کاربر به آن خیره بوده است تعیین می‌شود.

۲-۵- روش پیشنهادی

روش‌های EMD-LASSO و EMD-CCA (شکل‌های ۱-الف و ۱-ب) در مراحل ابتدایی که مربوط به گزینش IMF-های مطلوب است مشترک هستند. در این مراحل به ترتیب روش‌های EMD و FFT روی سیگنال SSVEP اعمال شده و با توجه به سه محدوده‌ی فرکانسی شامل محدوده‌ی فرکانس تحریک (a)، محدوده‌ی دو برابر فرکانس تحریک (b) و محدوده‌ی نصف فرکانس تحریک (c)، دو IMF که در حوزه‌ی فرکانس دارای دامنه‌ی بالاتری در این محدوده‌ها هستند انتخاب می‌شوند. نحوه‌ی این گزینش در شکل (۲) قابل مشاهده است. در این شکل در هر محدوده‌ی فرکانسی a، b و c بزرگ‌ترین دامنه‌ی فرکانسی مشخص شده (نقاط قرمز) و در نهایت دو IMF که دامنه‌های بزرگ‌تری دارند انتخاب می‌شوند. در روش EMD-CCA مجموع IMF-های گزینش شده به همراه سیگنال‌های سینوسی-کسینوسی با فرکانس‌هایی مشابه فرکانس تحریک به ترتیب به عنوان ورودی‌های X و Y_f وارد روش CCA شده تا فرکانس تحریک (\hat{f}) شناسایی شود.

در روش EMD-LASSO نیز دو ورودی مربوط به روش LASSO که مجموع IMF-های گزینش شده و سیگنال‌های سینوسی-کسینوسی مرجع هستند مورد پردازش قرار گرفته تا با اعمال روش LASSO فرکانس تحریک (\hat{f}) به دست آید.

۲-۶- ارزیابی

به منظور ارزیابی روش‌های پیشنهادی این مقاله، از معیار درصد صحت مطابق رابطه‌ی (۱۰) استفاده شده که در آن N_c تعداد آزمایش‌هایی که فرکانس تحریک در آن‌ها به درستی تشخیص داده شده و N_t تعداد کل آزمایش‌ها است [۲۳].

$$Accuracy = \frac{N_c}{N_t} \times 100\% \quad (10)$$

همبستگی بین ترکیب‌های خطی $\tilde{x} = w_x^T X$ و $\tilde{y}_m = w_{y_m}^T Y_m$ مطابق رابطه‌ی (۴) ماکسیمم شود [۲۰].

$$\rho_m^{max} = \frac{E[\tilde{x}\tilde{y}_m^T]}{\sqrt{E[\tilde{x}\tilde{x}^T] E[\tilde{y}_m\tilde{y}_m^T]}} = \frac{w_x^T X Y^T w_{y_m}}{\sqrt{w_x^T X X^T w_x w_{y_m}^T Y_m Y_m^T w_{y_m}}} \quad (4)$$

در این رابطه $E[\cdot]$ نشان‌گر امید ریاضی بوده و ماکسیمم ضریب همبستگی ρ_m با توجه به W_x و W_{Y_m} ، همبستگی کانونی سیگنال‌های EEG و سیگنال‌های مرجع فرکانس تحریک m -ام است. با اعمال رابطه‌ی (۴) بین X و Y_m ($m=1,2,\dots,M$)، فرکانس SSVEP طبق رابطه‌ی (۵) قابل شناسایی است.

$$\hat{f} = \arg \max_{f_m} \rho_m \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

۲-۴- روش LASSO

روش LASSO توسط تیبشیرانی در سال ۱۹۹۶ ارائه شده [۲۱] و نخستین بار در مقاله‌ی ژانگ و هم‌کارانش در سال ۲۰۱۲ از این روش برای شناسایی SSVEP استفاده شده است [۱۴]. این روش با استفاده از رگرسیون خطی بین سیگنال EEG ثبت شده از کاربر و سیگنال سینوسی-کسینوسی مرجع با فرکانس‌های مختلف، فرکانس هدف را شناسایی می‌کند. برای بازشناسی فرکانس تحریک SSVEP با استفاده از روش LASSO، ابتدا رگرسیون خطی برای ماتریس متغیر مستقل $Y_m \in \mathbb{R}^{2H \times P}$ مطابق رابطه‌ی (۳) و بردار متغیر وابسته‌ی $X_i \in \mathbb{R}^{1 \times P}$ (کانال i -ام سیگنال EEG) به صورت رابطه‌ی (۶) تعیین می‌شود [۲۲].

$$x_i = \beta_i^m Y_m + \varepsilon_i \quad (6)$$

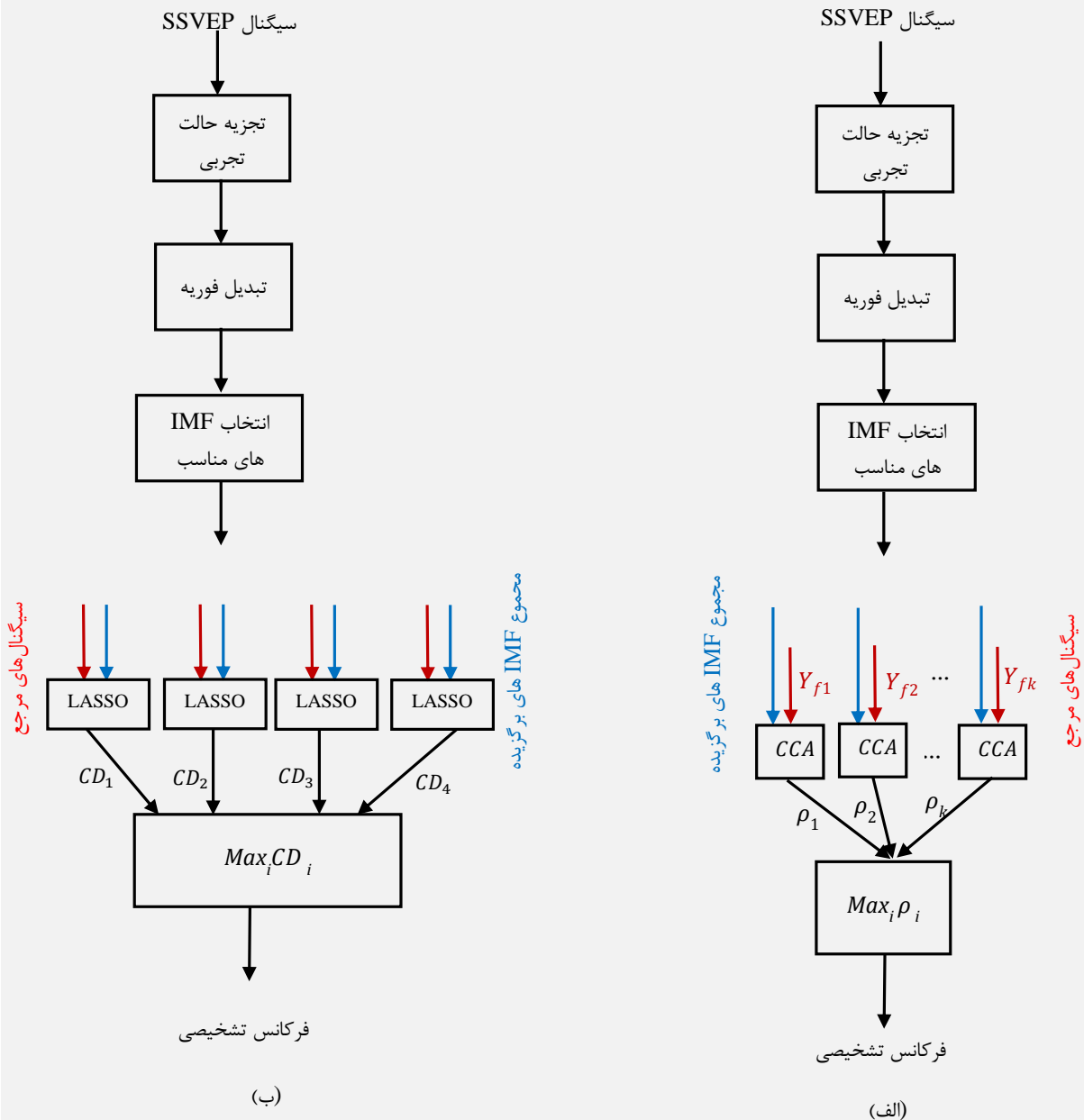
در این رابطه ε_i نشان‌گر بردار نویز و β_i^m نشان‌گر ضرایب رگرسیون است که با حل مسأله‌ی بهینه‌سازی رابطه‌ی (۷) تخمین زده می‌شود.

$$\hat{\beta}_i^m = \arg \min_{\beta_i^m} (\|x_i - \beta_i^m Y_m\|_2^2 + \lambda \|\beta_i^m\|_1) \quad (7)$$

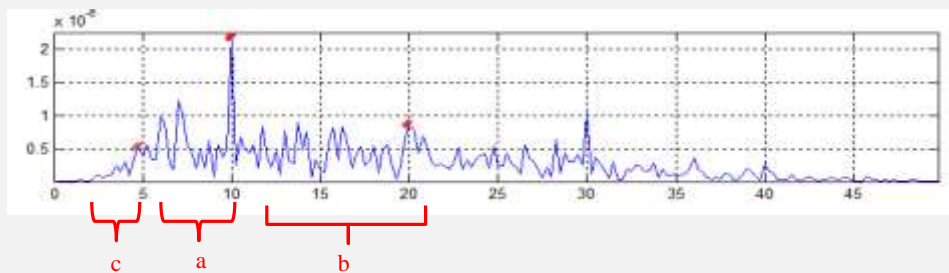
در این رابطه $\|\cdot\|_1$ و $\|\cdot\|_2$ به ترتیب نشان‌گر نرم اول و نرم دوم بوده و λ پارامتر جریمه است.

با تخمین ضرایب رگرسیون برای کانال‌های مختلف سیگنال EEG، ماتریس β_m طبق رابطه‌ی (۸) به دست آمده که با

^۱ Contribution degree



شکل (۱) - الف) روش پیشنهادی EMD-CCA، ب) روش پیشنهادی EMD-LASSO؛ در هر دو روش الگوریتم EMD روی سیگنال SSVEP اجرا شده و با گرفتن تبدیل فوریه‌ی سریع، IMF-های دارای دامنه‌ی بالاتر در طیف فرکانسی محدوده‌های فرکانس تحریک، دو برابر فرکانس تحریک و نصف فرکانس تحریک انتخاب شده و مجموع IMF-های منتخب به عنوان ورودی روش‌های CCA و LASSO مورد استفاده قرار گرفته است



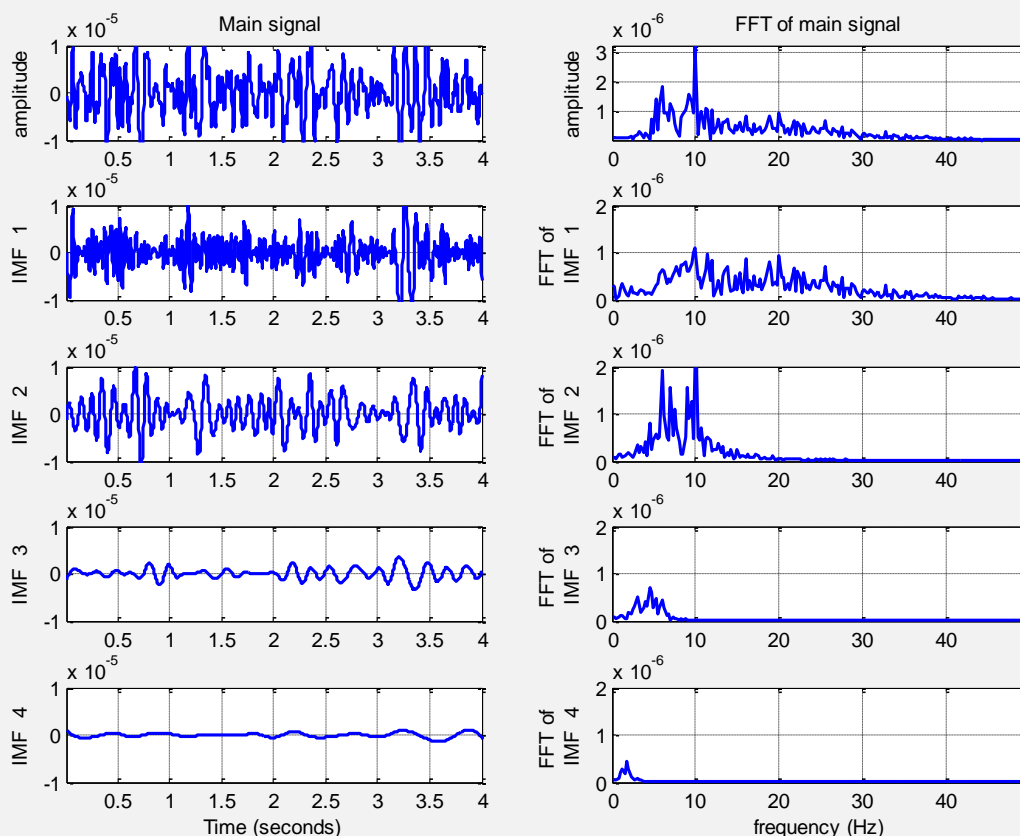
شکل (۲) - طیف فرکانسی یک نمونه‌ی IMF به دست آمده از اعمال روش EMD که در آن محدوده‌ی فرکانس تحریک (a)، محدوده‌ی دو برابر فرکانس تحریک (b) و محدوده‌ی نصف فرکانس تحریک (c) نشان داده شده است. در هر یک از این محدوده‌های فرکانسی، قله‌ی طیف فرکانسی (نقاط قرمز رنگ) تعیین شده و بر اساس آن IMF-هایی که در هر محدوده بالاترین قله‌ی فرکانسی را دارند انتخاب شده است

۳- یافته‌ها و بحث

۳-۱- انتخاب IMF‌های مطلوب

ایده‌ی اصلی روش‌های پیشنهادی این مقاله، کمک گرفتن از موثرترین IMF‌ها برای شناسایی فرکانس تحریک است. انتخاب IMF‌های موثر بر اساس بیشینه‌ی دامنه‌ی طیف فرکانسی در محدوده‌ی فرکانس تحریک، محدوده‌ی دو برابر فرکانس تحریک و محدوده‌ی نصف فرکانس تحریک انجام شده

است (شکل ۳). در شکل (۳) یک نمونه‌ی سیگنال SSVEP به طول ۴ ثانیه مربوط به فرکانس تحریک ۱۰ هرتز و طیف فرکانسی آن به همراه بازنمایی زمانی و فرکانسی چهار IMF آن نشان داده شده است. مطابق انتظار IMF‌هایی که در ابتدا استخراج شده‌اند فرکانس بالاتری نسبت به IMF‌های بعدی دارند. قابل توجه است که از IMF اول به سمت IMF آخر، دامنه‌ی سیگنال کاهش می‌یابد.



شکل (۳) - یک نمونه‌ی سیگنال SSVEP چهار ثانیه‌ای به همراه IMF‌های حاصل از اعمال روش EMD روی آن در حوزه‌ی زمان (چپ) و در حوزه‌ی فرکانس (راست)

۳-۲- نتایج

نتایج این مقاله در دو بخش ارائه شده است. در بخش اول نتایج روش پیشنهادی با دو روش پایه‌ی خود مقایسه شده و در بخش دوم نتایج دو روش پیشنهادی در قیاس با نتایج پژوهش‌های پیشین پیاده‌سازی شده روی پایگاه داده‌ی AVI SSVEP [۲۴]، ۲۵ گزارش شده است.

مطابق این دو پژوهش در این مقاله نیز از طول ۴ ثانیه‌ای سیگنال برای پردازش استفاده شده است. نحوه‌ی استخراج این ۴ ثانیه‌ها به این صورت است که از ۲ ثانیه‌ی انتهایی سیگنال ۳۰ ثانیه‌ای SSVEP صرف نظر شده و پردازش‌ها روی ۷ بازه‌ی ۴ ثانیه‌ای اعمال شده است.

نتایج صحت برای طول ۴ ثانیه از سیگنال برای دو روش پیشنهادی EMD-CCA و EMD-LASSO و نیز دو روش CCA و LASSO در جدول (۱) ارائه شده است.

جدول (۱) - صحت روش‌های پیشنهادی و نسخه‌ی پایه‌ی آن‌ها برای طول ۴ ثانیه

روش	CCA	LASSO	EMD-CCA	EMD-LASSO
صحت (%)	۷۸/۱۰	۷۸/۷۲	۸۱/۷۶	۸۲/۲۶

با توجه به نتایج جدول (۱) صحت هر دو روش EMD-CCA و EMD-LASSO به ترتیب نسبت به روش‌های CCA و LASSO بیش تر است.

جدول (۳) - زمان پیداده‌سازی روش‌های EMD-CCA و EMD-

LASSO		
EMD-LASSO	EMD-CCA	روش
۱/۸۳	۱/۶۹	زمان اجرا (ثانیه)

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی برای شناسایی فرکانس تحریک SSVEP در سیستم BCI ارائه شده که در آن ابتدا الگوریتم EMD روی سیگنال‌های SSVEP اعمال گردیده و پس از آن اقدام به انتخاب IMF-هایی شده است که دارای بیش‌ترین دامنه در محدوده‌های فرکانسی مرتبط با فرکانس تحریک می‌باشند. در مرحله‌ی بعد مجموع این IMF-های گزینش شده به عنوان سیگنال SSVEP برای پردازش در نظر گرفته شده و دو الگوریتم CCA و LASSO روی آن‌ها اعمال گردیده است تا فرکانس تحریک سیگنال SSVEP شناسایی شود. صحت بازشناسی فرکانس به دست آمده نشان‌گر بهبود عمل‌کرد دو روش EMD-CCA و EMD-LASSO در قیاس با دو روش مرسوم CCA و LASSO است.

۵- مراجع

- [1] P. F. Diez et al., "Asynchronous BCI control using high-frequency SSVEP," *Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation*, vol. 8, no. 1, p. 39, 2011.
- [2] S. Mouli, R. Palaniappan, E. Molefi, and I. McLoughlin, "In-Ear Electrode EEG for Practical SSVEP BCI," *Technologies*, vol. 8, no. 4, p. 63, 2020.
- [3] C. H. Wu, H. C. Chang, and P. L. Lee, "Instantaneous gaze-target detection by empirical mode decomposition: Application to brain computer interface," *IFMBE Proceedings*, vol. 25, no. 9, pp. 215-218, 2009.
- [4] F. Putze, D. Weib, L. M. Vortmann, and T. Schultz, "Augmented reality interface for smart home control using SSVEP-BCI and eye gaze," *Conf. Proc. - IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern.*, vol. 2019-October, pp. 2812-2817, 2019.
- [5] C. H. Wu et al., "Frequency recognition in an SSVEP-based brain computer interface using empirical mode decomposition and refined generalized zero-crossing," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 196, no. 1, pp. 170-181, 2011.
- [6] S. Chevallier, E. K. Kalunga, Q. Barthélemy, and E. Monacelli, "Review of Riemannian Distances and Divergences, Applied to SSVEP-based BCI," *Neuroinformatics*, vol. 19, no. 1, pp. 93-106, 2020.

برای مقایسه‌ی کارایی دو روش پیشنهادی این مقاله، صحت بازشناسی فرکانس این روش‌ها با پژوهش سانسانا در سال ۲۰۱۶ [۲۴] و پژوهش اوجها و ماکال در سال ۲۰۲۱ [۲۵] مقایسه شده است. از آن‌جا که در این دو پژوهش نیز نتایج برای سیگنال‌های پایگاه داده‌ی AVI SSVEP گزارش شده، نتایج عددی قابل مقایسه است.

در پژوهش سانسانا با روش PSDA^۱ و ایجاد کلاس‌هایی بر اساس مقادیر SNR به کمک طبقه‌بندی به تشخیص فرکانس تحریک SSVEP پرداخته شده است. در پژوهش اوجها و ماکال نیز با اجرای روش PSDA روی IMF-های استخراجی روش EMD، بازشناسی فرکانس تحریک انجام شده است. مطابق نتایج جدول (۲) هر دو روش پیشنهادی EMD-CCA و EMD-LASSO نسبت به روش‌های مقالات [۲۴] و [۲۵] دارای مقادیر بالاتری از صحت هستند. در بین دو روش پیشنهادی نیز EMD-LASSO با اختلافی اندک عمل‌کرد بهتری از EMD-CCA داشته است.

جدول (۲) - نتایج صحت روش‌های پیشنهادی در قیاس با

پژوهش‌های [۲۴] و [۲۵]

روش	EMD-CCA	EMD-LASSO	پژوهش [۲۴]	پژوهش [۲۵]
صحت (%)	۸۱/۷۶	۸۲/۲۶	۶۶/۱۷	۸۱/۴۵

روش‌های پیشنهادی این مقاله قابل تعمیم به سیگنال‌های چندکاناله نیز بوده، همان‌طور که در پژوهش [۹] نیز از روش EMD-CCA روی سیگنال‌های چندکاناله استفاده شده است. روش EMD یک روش مبتنی بر داده بوده که تعداد IMF-های استخراج شده برای طول‌های مختلف از سیگنال متفاوت است اما از آن‌جا که در روش‌های پیشنهادی این مقاله، تنها دو IMF با بالاترین دامنه در باندهای فرکانسی مبتنی بر گستره‌ی فرکانس‌های تحریک انتخاب شده می‌توان بر این ضعف روش EMD فائق آمد.

به طور کلی روش‌های مبتنی بر EMD زمان‌بر^۲ هستند که با توجه به پیش‌رفت راه‌حل‌های سخت‌افزاری و محاسبات موازی، عمل‌کرد آن‌لین این روش‌ها نیز میسر شده است [۲۶، ۲۷]. زمان اجرای دو روش EMD-CCA و EMD-LASSO برای سیگنالی به طول ۴ ثانیه با استفاده از نرم‌افزار متلب ۲۰۱۳ و رایانه‌ای با پردازنده‌ی Intel® Atom™ CPU Z3775 در جدول (۳) ارائه شده است.

^۱ Time Consuming^۱ Power Spectral Density Analysis



- [17] N. E. Huang et al., "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proc. Royal Soc. Lond.*, vol. A 495, pp. 903–995, 1998.
- [18] Huang, X. Huang, Y. Wang, Y. Wang, T. Jung, and C. Cheng, "Empirical Mode Decomposition Improves Detection of SSVEP," pp. 3901–3904, 2013.
- [19] L. Cao, Z. Ju, J. Li, R. Jian, and C. Jiang, "Sequence detection analysis based on canonical correlation for steady-state visual evoked potential brain computer interfaces," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 253, pp. 10–17, 2015.
- [20] Y. Zhang, G. Zhou, J. Jin, X. Wang, and A. Cichocki, "Frequency recognition in SSVEP-based BCI using multiset canonical correlation analysis," *Int. J. Neural Syst.*, vol. 24, no. 4, p. 1450013, 2014.
- [21] R. Tibshirani, "Regression Selection and Shrinkage via the Lasso," *Journal of the Royal Statistical Society B*, vol. 58, no. 1, pp. 267–288, 1996.
- [22] R. Wang, K. Iramina, and S. Ge, "An improved multiple LASSO model for steady-state visual evoked potential detection," *IFMBE Proc.*, vol. 63, pp. 427–430, 2018.
- [23] A. L. S. Ferreira, L. C. de Miranda, E. E. C. de Miranda, and S. G. Sakamoto, "A Survey of Interactive Systems based on Brain-Computer Interfaces," *SBC Journal on Interactive Systems*, vol. 4, no. 1, pp. 3–13, 2013.
- [24] MR. Sansana, "BCI-based spatial navigation control: a comparison study." Ph.D thesis, University of Lisbon, 2016.
- [25] M. Ojha, M. Mukul, "Detection of target frequency from SSVEP signal using empirical mode decomposition for SSVEP based BCI inference system." *Wireless Personal Communications* 116, no. 1, pp. 777-789, 2021.
- [26] D. Aminaka, S. Makino, and T. Rutkowski. "Chromatic ssvpe bci paradigm targeting the higher frequency EEG responses," *Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA)*, 2014.
- [27] Y. Che, K. Atal, S. Xie. "A new multivariate empirical mode decomposition method for improving the performance of SSVEP-based brain-computer interface" *Journal of neural engineering* 14. 4, 2017.
- [7] Q. Liu, K. Chen, Q. Ai, and S. Q. Xie, "Review: Recent development of signal processing algorithms for SSVEP-based brain computer interfaces," *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 34, no. 4, pp. 299–309, 2014.
- [8] Z. K. Gao et al., "Multivariate empirical mode decomposition and multiscale entropy analysis of EEG signals from SSVEP-based BCI system," *Epl*, vol. 122, no. 4, 2018.
- [9] R. M. G. Tello, S. M. T. Muller, T. Bastos-Filho, and A. Ferreira, "Comparison of new techniques based on EMD for control of a SSVEP-BCI," *IEEE Int. Symp. Ind. Electron.*, pp. 992–997, 2014.
- [10] 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. 54, no. 6, pp. 1172–1176, 2006.
- [11] M. Oehler, P. Neumann, M. Becker, G. Curio, and M. Schilling, "Extraction of SSVEP signals of a capacitive EEG helmet for human machine interface" Conference: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference, vol. 2008, no. factor 2, pp. 4495–4498, 2008.
- [12] Y. Li, G. Bin, X. Gao, B. Hong, and S. Gao, "Analysis of phase coding SSVEP based on canonical correlation analysis (CCA)," 5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, NER 2011, pp. 368–371, 2011.
- [13] A. Ravi, N. H. Beni, J. Manuel, and N. Jiang, "Comparing user-dependent and user-independent training of CNN for SSVEP BCI," *J. Neural Eng.*, vol. 17, no. 2, 2020.
- [14] 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.
- [15] L. Huang, X. Huang, Y. Wang. "Empirical mode decomposition improves detection of SSVEP" 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2013.
- [16] [Online]. Available: <http://www.setzner.com/avi-ssvep-dataset/>. [Accessed: 09-Mar-2017].