

## تشخیص الگوهای EEG در هنگام تصور حرکت دست با استفاده از یک طبقه بندی کننده مبتنی بر تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل

علی عرفانی<sup>۲</sup>

عباس عرفانیان امیدوار<sup>۱</sup>

۱- گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران

۲- دانشکده مهندسی پزشکی، واحد علوم تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی

های مغزی بر مبنای مولفه های مستقل جهت تشخیص تصور حرکت و حالت استراحت ارائه می شود. یکی از مسائل مهم در طبقه بندی، استخراج ویژگی ها است. در این تحقیق، قدر مطلق دامنه<sup>۱</sup>، پراش<sup>۲</sup>، توان متوسط باندهای آلفا، بتا و تتا توان مولفه های فرکانسی در باند آلفا، بتا و تتا، و ضرایب مدل خطی خود بازگشتی<sup>۳</sup> مربوط به مولفه های مستقل بعنوان ویژگی در نظر گرفته شده است و از یک شبکه عصبی پس انتشار خطا جهت طبقه بندی استفاده شده است. نتایج نشان می دهد که ویژگی های مولفه های مستقل نسبت به ویژگی های خود سیگنال مغزی، تشخیص دقیق تری را نتیجه داده است.

**واژه های کلیدی:** تشخیص الگو، سیگنال های مغزی، EEG و تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل

**چکیده:** در سال های اخیر گزارشات بسیار زیادی درباره امکان تشخیص فعالیت های ذهنی بوسیله سیگنال های مغزی ارائه شده است. در این مقاله از روش تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل جهت بررسی سیگنال های مغزی در حین تصور حرکت دست و تشخیص تصور حرکت دست استفاده می شود. تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل یک روش گسترش یافته تجزیه و تحلیل مولفه های اصلی است و برای جداسازی کور منابع مستقل که بطور خطی ترکیب شده اند، بکار می رود. لذا انتظار می رود با تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل سیگنال های مغزی در حین تصور حرکت، فعالیت های مختلف مجزای مغز را در طول فرآیند تصور جدا و بصورت یک مولفه مستقل ارائه داد. نتایج این تحقیق نشان می دهد که میتوان با تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل بر روی سیگنال های مغزی در حین تصور حرکت، فعالیت های مختلف ذهنی مربوط به فرآیند تصور را تفکیک کرد. بر اساس این بررسی، یک طبقه بندی کننده سیگنال

### ICA-Based Classification of EEG Pattern During Imagined Hand Movement

Abbas Erfanian

Ali Erfani

Dept. of Biomed. Eng., Faculty of Electrical Engineering, Iran University  
of Science and Technology, Tehran, IRAN

**Abstract:** This article explores the use of independent component analysis (ICA) approach to design a new EEG-based brain-computer interface (BCI) for natural

control of prosthetic hand grasp. ICA is a useful technique that allows blind separation of sources, linearly mixed, assuming only the statistical independence of

1- Mean Absolute Value (MAV)

2- Variance (VAR)

3- Autoregressive (AR)

these sources. This suggests the possibility of using ICA to separate different independent brain activities during motor imagery into separate components. This work provides a natural basis for developing an efficient BCI based on single-source data obtained by independent component analysis of multi-channel EEG. The tasks to be discriminated are the imagination of hand grasping and opening and the resting state. A classifier is designed for each EEG channel and each source, separately. The features are formed from the 1-s interval of single-source computed by ICA and of single-channel EEG data, during each trial of experiment. The mean absolute value, variance, power of beta band, theta band, and alpha band, 1 Hz-spectral components at different frequency band, and autoregressive coefficients of order 17 constitute the features. Various feature vectors are formed and are fed into the neural network classifier. The multilayer perceptron (MLP) with back-propagation learning rule is used. The MLP network considered in this study consists of two hidden layers each contain-

ing hyperbolic tangent units and two output nodes. The networks were trained with data obtained during 50% of the experimental trials and were validated with data obtained during the subsequent trials. During the training, the feature vector is randomly selected from the training sets and then fed into the network. The learning process is stopped when it is apparent that the generalization performance has peaked. To assess the robustness of the proposed scheme in EEG classification, two different data sets are created for training and evaluating the network. For each of the two data sets obtained during each experiment day, a neural network is trained and evaluated. Then the results are averaged. We observe that single-source which is computed by ICA improved the EEG classification accuracy compared to the Single-channel EEG data.

**Keywords:** EEG, neural network, brain-computer interface, independent component analysis.

سیگنال های مغزی محور دیگری از تحقیقات را در زمینه BCI تشکیل می دهد. در مرجع [۵]. از سیگنال های مغزی دو کانال دو قطبی EEG (C۳, C۴) جهت تشخیص تصور حرکت های دست چپ و راست، و از مولفه های فرکانسی و پارامترهای مدل تطبیقی خودبازگشتی<sup>۶</sup> بعنوان ویژگی سیگنال EEG استفاده شده است. در این مقاله، خطای تشخیصی بطور متوسط بین ۵/۸ تا ۳۲/۸٪ در هنگام پردازش برون-خط گزارش شده است. در مرجع [۶]. از ویژگیهای شش سیگنال مغزی حاصل از ۱۲ الکتروود، در فرکانس بین ۱-۴ Hz جهت تشخیص حرکت انگشت دست از حالت استراحت در یک آزمایش کنترل شده، استفاده شده است. به شخص آزمایش شونده گفته شده است که به صفحه نمایش کامپیوتر نگاه کند، هنگامیکه یک مستطیل با یک خط ظاهر شد، حرکتی انجام ندهد، اما نظارت بر برخورد دو توپ که در صفحه نمایش حرکت می کردند، باشد. در این زمان، سیگنالی با طول ۴ ثانیه که عاری از آرتیفک چشم باشد، بعنوان حالت استراحت اخذ شده است. هنگامیکه محیط مستطیل از یک خط به دو خط تبدیل شد، شخص حداقل باید ۳ ثانیه صبر کند، سپس حرکت انگشت را انجام دهد. آزمایشات بر روی ۵ فرد سالم انجام و نشان داده شده

#### ۱- مقدمه

در سال های اخیر گزارشات بسیار زیادی درباره امکان ارتباط انسان با کامپیوتر از طریق سیگنال های مغزی ارائه شده است [۱]-[۲]. این کانال ارتباطی، تحت عنوان ارتباط مغز-کامپیوتر<sup>۴</sup> نامیده می شود. در مرجع [۳]. از سیگنال های الکتروانسفالوگرام<sup>۵</sup> مربوط به شش کانال مغزی، سعی در تفکیک فعالیتهای ذهنی مربوط به انجام عمل ریاضی و حالت استراحت شده است. آنها ضرایب مدل خود بازگشتی یک متغیره، ضرایب مدل خود بازگشتی چند متغیره، مقادیر ویژه و مقادیر منفرد ضرایب مدل خود بازگشتی چند متغیره را به عنوان بردارهای ویژگی سیگنال EEG در نظر گرفته اند و از یک شبکه عصبی پس انتشار خطا بعنوان طبقه بندیکننده استفاده کرده اند. در تحقیق دیگری [۴] نشان داده شده است که میتوان چهار حالت مختلف ذهنی شامل حالت آرامش و سه حالت مربوط به انجام عمل ضرب ذهنی در سطوح مختلف ساده، میانه و مشکل را بوسیله سیگنال های مغزی تشخیص داد. محققین در این راستا در صدد تشخیص فعالیت های ذهنی از سیگنال های مغزی و استفاده از آن بعنوان یک دستور به کامپیوتر هستند. تفکیک تصور حرکت های مختلف از یکدیگر بوسیله

4- Brain-Computer Interface (BCI)  
5- Electroencephalogram (EEG)

6- Adaptive Autoregressive (AAR)



است دقت تشخیص بین ۳۸ تا ۸۱٪ بدست آمده است.

جهت بهبود تشخیص فعالیت‌های ذهنی با استفاده از سیگنال‌های مغزی، روش‌های مختلف طیف‌بندی کننده نیز بکار گرفته شده است. در مرجع [۷]، از یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه FIR برای تفکیک سیگنال‌های مغزی در دو حالت تصور حرکت دست راست و چپ با استفاده از سیگنال‌های دو کانال مغزی، اخذ شده با دو الکتروود دو قطبی، استفاده شده است. در مرجع [۸]، توان مولفه های سیگنال EEG شش کانال مغزی در فاصله بین ۵۰-۰ Hz با استفاده از مدل AR و الگوریتم برگ تخمین زده شده است. آنگاه با استفاده از ۳۰۰ مقدار طیف بدست آمده و یک شبکه فازی ARTMAP سعی در طبقه بندی سه فعالیت ذهنی از بین پنج فعالیت شده است. حالت استراحت، انجام عمل ذهنی ریاضی، چرخش ذهنی یک شیء، ترکیب ذهنی یک کلمه بدون بیان آن، و شمارش ذهنی اعداد فعالیت های ذهنی را تشکیل داده اند. بطور متوسط دقتی حدود ۹۳٪ برای تفکیک سه فعالیت ذهنی در بهترین حالت گزارش شده است.

انتخاب ویژگی برای طبقه بندی سیگنال های مغزی وابسته به حرکت نقش اساسی را در سیستم های BCI ایفاء میکند. از الگوریتم های ژنتیک نیز برای انتخاب ویژگی های جهت تشخیص حرکت استفاده شده است [۹]. در این کار با استفاده از سیگنال‌های مغزی ۸ کانال. تعداد ۱۰۹۶ ویژگی استخراج شده است. پنج نوع ویژگی بکار گرفته شده است: ضرایب مدل AR، توان مولفه های فرکانسی در فاصله بین ۳۲-۰ هرتز، فرکانس متوسط و دامنه متوسط در دو محدوده ۵-۱۵ Hz و ۱۰-۱۳ Hz، متوسط تفاوت دامنه های بین هر دو کانال و پراش تفاوت بین دامنه های هر دو کانال. نشان داده شده است که با انتخاب ۱۰ ویژگی از بین این مجموعه با استفاده از الگوریتم ژنتیک، میتوان با دقت ۸۷٪ حرکت دو عضو را تشخیص داد. ولیکن در حالت تشخیص سه حرکت، دقت طبقه بندی حدود ۶۳٪ است.

در مرجع [۱۰] از لاپلاسین سطحی ۶ کانال مغزی و مولفه های طیف توان هر لاپلاسین سطحی بعنوان ویژگی جهت تشخیص بین حرکت دست چپ، حرکت راست و حالت استراحت استفاده شده است. در مجموع از ۷۲ ویژگی (۱۲ ویژگی برای هر کانال) و از

یک شبکه عصبی محلی جهت طبقه بندی بکار گرفته شده است. نتیجه طبقه بندی صحیح در دو شخص بترتیب ۵۲٪ و ۶۳٪ گزارش شده است.

ما در این مقاله، از سیگنال‌های مغزی جهت تفکیک سه حالت مختلف ذهنی مربوط به تصور حرکت‌های بستن پنجه دست، باز کردن و حالت استراحت استفاده می کنیم. نوع فعالیت‌های ذهنی در نظر گرفته شده در این مقاله از لحاظ کاربردی در پروتزهای عصبی حرکتی بسیار حائز اهمیت است، و از ویژگی‌های منحصر بفرد این کار تحقیقی است. لازم به توجه است که تفکیک فعالیت ذهنی از حالت عدم فعالیت در کاربردهای BCI از اهمیت بسزائی برخوردار است.

این مقاله بر روی یک روش جدید پردازش سیگنال تحت عنوان تجزیه و تحلیل مولفه‌های مستقل<sup>۷</sup> متمرکز است. تجزیه و تحلیل مولفه‌های مستقل یک روش گسترش یافته تجزیه و تحلیل مولفه‌های اصلی است و برای جداسازی کور منابع مستقل که بطور خطی ترکیب شده‌اند، بکار میرود [۱۵]-[۱۴]. ICA ابزار موثری برای جداسازی انواع آرتیفکت‌ها از سیگنال EEG میباشد و میتواند دسته وسیعی از آرتیفکت‌ها شامل حرکات چشم، پلک زدن، EMG، ECG و اغتشاشات خارجی را از سیگنال‌های الکتریکی و الکترومگنتیک مغزی جدا کند [۱۸]-[۱۶]. همچنین نشان داده شده است که ICA قادر است در تحریک شنوائی، فعالیت بخش حس‌های مربوط به پوست و بافت‌های عمقی را از بخش شنوائی تحت دو مولفه جدا گانه ارائه دهد [۱۹]. لذا انتظار میرود که بتوان با تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل سیگنال‌های مغزی در حین تصور حرکت، فعالیت‌های مختلف مجزای مغز را در طول فرآیند تصور جدا و بصورت یک مولفه مستقل ارائه داد.

ما در این مقاله، از سیگنال‌های مغزی جهت تفکیک سه حالت مختلف ذهنی مربوط به تصور حرکت‌های بستن پنجه دست، باز کردن و حالت استراحت استفاده می کنیم. نوع فعالیت‌های ذهنی در نظر گرفته شده در این مقاله از لحاظ کاربردی در پروتزهای عصبی حرکتی بسیار حائز اهمیت است، و از ویژگی‌های منحصر بفرد این کار تحقیقی است. لازم به توجه است که تفکیک فعالیت ذهنی از حالت عدم فعالیت در کاربردهای BCI از اهمیت بسزائی

## 7- Independent Component Analysis (ICA)

برخوردار است. هدف دیگر ما در این مقاله استفاده از ویژگیهای مولفه های مستقل سیگنال های مغزی جهت تشخیص تصور حرکت دست از حالت استراحت است، و این یکی دیگر از ویژگیهای مهم این کار تحقیقی است.

## ۲- تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل

در بسیاری مواقع با داده های چند بعدی روبرو هستیم. (مانند سیگنال های مغزی مربوط به کانال های مختلف). در این گونه موارد با استفاده از روش های استخراج ویژگی و باز نمایی اطلاعات می توان نمایش جدیدی از اطلاعات بدست آورد که گویای خواص مطلوب و مورد نظر باشد. یکی از ابزارهای پردازش اطلاعات چند بعدی، تجزیه و تحلیل مولفه ها است. هدف این تجزیه و تحلیل تصویر کردن داده های  $n$ -بعدی در یک فضای  $m$ -بعدی با یک هدف خاص است:

$$s = Wx \quad (1)$$

در تبدیل فوق  $x$  بردار مشاهده شده  $n$  بعدی و  $s$  تصویر بردار مشاهده شده در فضای  $m$  بعدی است. مساله تعیین ماتریس ثابت  $W$  است بطوریکه تبدیل خطی متغیرهای مشاهده شده دارای یک خاصیت مناسب باشد. روش های مختلفی برای تعیین چنین تبدیلی خطی ارائه شده است، شامل تجزیه و تحلیل مولفه های اصلی، تجزیه و تحلیل فاکتور و تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل [۱۱].

در این مقاله هدف ما استفاده از تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل جهت حل تبدیل خطی فوق است. چنانچه از نام این تجزیه و تحلیل بر می آید، هدف اصلی از این تبدیل پیدا کردن یک بازنمائی است بطوریکه مولفه های  $s_i$  از یکدیگر مستقل و غیرگوسی باشند. مقدار غیرگوسی بودن یک سیگنال را می توان به چند طریق اندازه گیری کرد. یکی از روشهای کلاسیک درجه چهارم آمار cumulant یا kurtosis است:

$$kurt(s(i)) = E\{s(i)^4\} - 3[E\{s(i)^2\}]^2 \quad (2)$$

مقدار کارتوسس برای سیگنالی با توزیع گوسی صفر بوده و برای

توزیع های ساب-گوسی<sup>۸</sup> منفی و برای سوپر-گوسی<sup>۹</sup> مثبت می باشد. در عمل بدلیل حساسیت کارتوسس به نویز، برای اندازه گیری میزان غیرگوسی بودن سیگنال از معیار نگانترویی<sup>۱۰</sup> استفاده می شود [۶]. معیار آنتروپی<sup>۱۱</sup> که در نظریه اطلاعات مفهومی اساسی بوده و کاربردهای فراوان دارد برای متغیر تصادفی  $y$  بصورت رابطه زیر تعریف می شود:

$$H(y) = -\int f(y) \cdot \log f(y) dy \quad (3)$$

در معادله فوق  $H(y)$  آنتروپی و  $f(y)$  تابع چگالی احتمال متغیر تصادفی  $y$  می باشد. از بین متغیرهای تصادفی با توزیع های مختلف و واریانس یکسان، مقدار آنتروپی برای متغیر تصادفی با توزیع گوسی، بیشترین مقدار را دارد. حال بر اساس معیار آنتروپی، رابطه نگانترویی که همواره مقدار غیر منفی دارد و برای متغیر تصادفی با توزیع گوسی صفر است، مطابق رابطه زیر تعریف می شود.

$$J(y) = H(y_{gauss}) - H(y) \quad (4)$$

در رابطه فوق  $J(y)$ ، نگانترویی متغیر تصادفی  $y$  و  $y_{gauss}$  متغیری تصادفی با توزیع گوسی و ماتریس کواریانس همسان با متغیر تصادفی  $y$  است. از آنجا که محاسبه مقدار نگانترویی مشکل است، در عمل رابطه فوق تقریب زده می شود. که معادله زیر میتواند تقریب بهینه ای برای نگانترویی باشد.

$$kurt(s(i)) = E\{s(i)^4\} - 3[E\{s(i)^2\}]^2 \quad (5)$$

در رابطه فوق متغیر تصادفی  $y$  با متوسط صفر و واریانس یک است. همچنین  $v$  متغیری با توزیع گوسی، متوسط صفر و واریانس یک می باشد. حال برای ماکزیمم کردن تابع تمایز و یافتن جهات مستقل نیاز به یک الگوریتم داریم. یکی از الگوریتمهایی که به این منظور بکار گرفته می شود الگوریتم fixed-point ICA است که در ادامه به توضیح نحوه عملکرد آن می پردازیم.

## الگوریتم Fixed-point ICA

در ابتدا به توضیح الگوریتم FastICA یک نرونه می پردازیم.

8- sub-gaussian  
9- super-gaussian

10- negentropy  
11- entropy



الگوریتم یادگیری fixed-point ICA وزن های (W) این نرون را طوری تعیین میکند که تصویر  $W^T x$  مقدار غیرگوسی را ماکزیمم کند.

اطلاعات ورودی بر روی آن جهت یک مولفه مستقل را نتیجه دهد. بطور خلاصه الگوریتم fixed-point ICA برای یافتن یک مولفه مستقل شامل مراحل زیر میباشد.

۱- حذف مقادیر متوسط از اطلاعات ورودی.

۲- سفید سازی اطلاعات ورودی.

۳- انتخاب بردار وزن W بصورت تصادفی.

۴- تصحیح مقدار بردار وزن W مطابق رابطه:

$$\hat{w} = E\{x \cdot g(w^T x)\} - E\{g'(w^T x)\}w$$

تابع g در رابطه فوق می تواند یکی از توابع ذکر شده در معادله (۸) باشد.

۵- نرمالیزه کردن مقدار  $\hat{w}$  ( $w = \hat{w} / \|\hat{w}\|$ )

۶- برگشت به مرحله ۴

در صورت عدم همگرایی.

الگوریتم یک نرونه فقط یکی از مولفه های مستقل را نتیجه می دهد. حال برای تخمین تمام مولفه های مستقل لازم است که الگوریتم fastICA یک نرونه بازای نرون های مختلف با ضرایب  $w_1, \dots, w_n$  اجرا شود. به منظور جلوگیری از همگرایی الگوریتم به یک مولفه باید مقادیر  $x_1^T w, \dots, x_m^T w$  را بعد از هر تکرار نسبت به هم ناهمبسته کنیم. برای ناهمبسته کردن W ها نیز می توان از روش Gram-Schmidt استفاده کرد. برای این منظور، هنگامیکه مولفه  $P+1$  را با استفاده از الگوریتم fixed ICA یک نرونه تخمین می زنیم، کافی است بعد از تکرار مقدار تصویر بردار  $w_{p+1}$  را از  $w_{p+1}^T w_j$  کم کنیم و سپس مقدار  $w_{p+1}$  نرمالیزه شود. به این ترتیب از همگرایی الگوریتم به مولفه های قبل جلوگیری می شود [۱۴]. بطور خلاصه مراحل ناهمبسته سازی مطابق روابط زیر انجام می شود:

$$w_{p+1} = w_{p+1} - \sum_{j=1}^p w_j^T w_{p+1} w_j$$

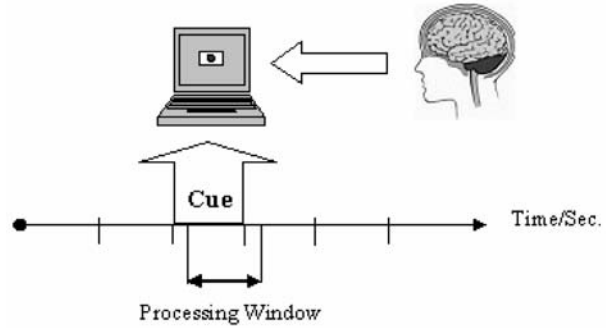
$$w_{p+1} = w_{p+1} / \sqrt{w_{p+1}^T w_{p+1}}$$

### ۳- روال آزمایش

در آزمایشات این تحقیق از ۱۰ الکترواد Ag/AgCl برای اخذ سیگنال استفاده شده است. از این تعداد، ۷ الکترواد برای اخذ ۷ کانال EEG، یک الکترواد برای EOG، یک الکترواد برای زمین سیستم و یک الکترواد به عنوان مرجع تخصیص یافته است. الکترواد زمین به گوش راست و الکترواد مرجع به گوش چپ وصل شده است. الکتروادها توسط یک کلاه کشسان روی سر شخص ثابت نگه داشته شده اند. در این تحقیق، الکترواد گذاری بر اساس استاندارد بین المللی ۲۰-۱۰ انجام شده است. در جلسات مختلف از نواحی مختلفی سیگنال ثبت شده است که در بردارنده نواحی پیشانی، حرکتی، آهیانه پس سری و گیجگاهی است. در نهایت کانالهایی که برای اخذ سیگنال مورد استفاده قرار گرفته اند عبارتند از:  $F_3, F_4, F_z, P_z, C_3, C_z, T_5$ . سیگنال EOG از روی پیشانی و بالای چشم چپ اخذ شده است.

به منظور اخذ سیگنال های مغزی در شرایط مختلف ذهنی آزمایشات مختلفی بر روی یک فرد انجام شده است. شخص بر روی صندلی در مقابل صفحه نمایش کامپیوتر می نشیند و با ظاهر شدن یک نشانه بر روی صفحه نمایش کامپیوتر، شخص تصور حرکت را انجام می دهد. با توجه به نشانه، شخص تصور حرکت بستن و یا باز کردن دست را انجام میدهد. چنانچه نشانه ای بر روی صفحه نمایش کامپیوتر ظاهر نشود، شخص عمل خاصی را انجام نمی دهد. در شکل ۱ نحوه انجام آزمایش در طول یک آزمون نشان داده شده است. داده ها با فرکانس ۲۵۶ Hz نمونه برداری شده است. مدت زمان هر آزمون برابر با پنج ثانیه بوده و برای هر حالت ۵۰ آزمون انجام گرفته است. داده های اخذ شده با فیلتر پایین گذر ۴۵ هرتز فیلتر شده اند. لازم به ذکر است که آزمایشات در حالت چشم باز انجام شده است. از یک الکترواد که بر روی پیشانی سمت چپ قرار داده شده، برای اخذ سیگنالهای چشمی استفاده شده است. یکی از مشکلات مهم تجزیه و تحلیل سیگنال های EEG، وجود آرتیفک چشم است. در این تحقیق ما برای حذف آرتیفک چشم از یک فیلتر عصبی حذف نویز با مرجع استفاده کرده ایم [۱۳]-[۱۲]. آزمایشات بر روی ۷ شخص و بر روی هر شخص آزمایشات مختلفی در روزهای مختلف انجام شده است.





شکل (۱): نحوه انجام آزمایش تصور حرکت های بستن و بازکردن پنجه دست (آزمایشگاه پردازش سیگنال های بیولوژیک، دانشگاه علم و صنعت ایران).

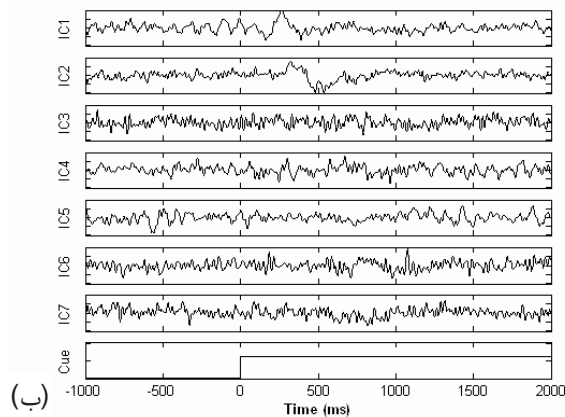
#### ۴- مولفه های مستقل سیگنال های مغزی در هنگام تصور حرکت

همانطور که ذکر شد، هنگامی که ترکیبی از چند سیگنال مستقل و غیرگوسی در اختیار داشته باشیم، با استفاده از تکنیک تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل میتوان سیگنال های اصلی را از ترکیب آنها استخراج کرد. اگر سیگنالهای مغزی ثبت شده از روی پوست سر را حاصل فعالیت بخشهای مختلف مغز بدانیم، روش تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل قادر خواهد بود فقط با استفاده از سیگنالهای اندازه گیری شده، فعالیت هر بخش از مغز را تحت یک مولفه مستقل ارائه دهد.

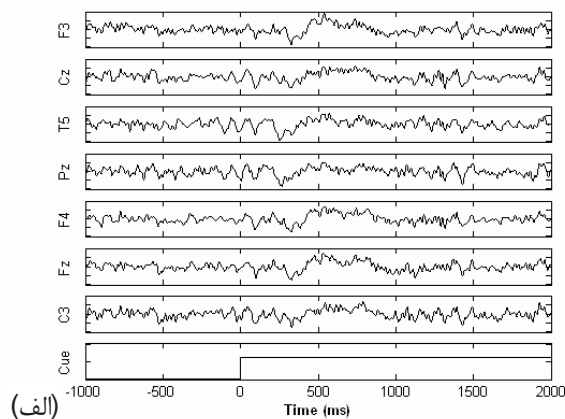
در شکل ۲، متوسط سیگنالهای مغزی مربوط به ۵۰ آزمون در کانال های مختلف مغزی درحین تصور بستن پنجه دست و مولفه های مستقل استخراج شده را نشان می دهد زمان شروع تصور نیز در قسمت پائین هر شکل مشخص شده است. با دقت در نتیجه تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل، میتوان فعالیتهای مستقلی در هر مولفه مشاهده کرد. بطور مثال مولفه های اول و دوم، دو فعالیت مستقل را در هنگام شروع تصور، نشان می دهند. در صورتیکه بطور شهودی فعالیت خاصی در مولفه های دیگر مشاهده نمی شود. بنظر میرسد مولفه اول، بیانگر پاسخ شخص به ظهور علامت شروع تصور بوده و مربوط به قسمت ادراک شخص میباشد. در حالیکه فعالیت ظاهر شده در مولفه دوم، مربوط به فرایند تصور است. البته لازم به ذکر است بسیاری از جزئیات فعالیتهای مغزی با متوسط گیری سیگنال در حوزه زمان به دلیل

عدم همفازی فعالیتهای بین می رود.

شکل ۳ سیگنال های مغزی مربوط به یک آزمون را در کانال های مختلف مغزی و مولفه های مستقل مربوطه را درحین تصور بستن پنجه دست نشان می دهد. با دقت در سیگنالهای مغزی مربوط به یک آزمون، پس از ظهور علامت شروع تصور، تغییراتی در سیگنالهای مغزی مشاهده شده است. از همه مهمتر پدیده همزمانی با شروع فعالیت ذهنی در تمام کانال ها مشاهده میشود. اما تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل فعالیت های مستقل و متفاوتی را استخراج کرده است. برای مثال مولفه سوم گویای فعالیتی در باند  $\alpha$  قبل از شروع تصور و پس از خاتمه آن در زمان ۱۶۰۰ میلی ثانیه میباشد. برای این مولفه، هنگام تصور در باند  $\alpha$  فعالیتی دیده نمیشود. با شروع تصور، مولفه دوم بر آغاز یک فعالیت دلالت دارد و در زمان ۳۵۰ میلی ثانیه پس از ظاهر شدن علامت، شاهد یک پاسخ می باشیم که احتمالاً مربوط به ادراک شخص می باشد (۲۰۰P).



(ب)



(الف)

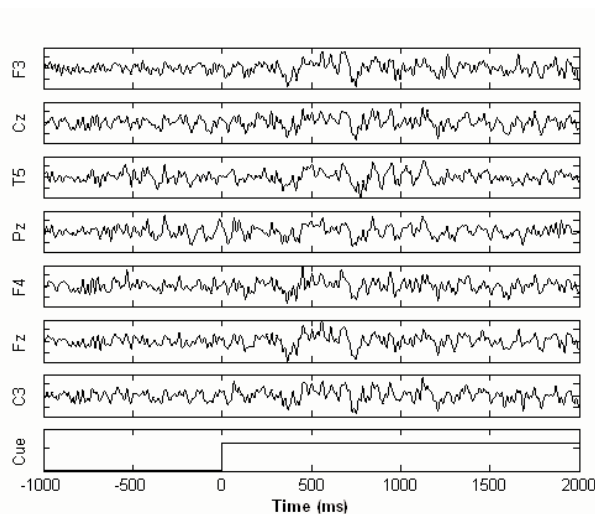
شکل (۲): (الف) متوسط سیگنال های مغزی مربوط به ۵۰ آزمون در کانال های مختلف مغزی ( $F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, P_2, C_3, C_2, T_5$ ) درحین تصور بستن پنجه دست، (ب) مولفه های مستقل متوسط ۵۰ آزمایش.

## ۵- طبقه بندی سیگنال های مغزی در هنگام تصور حرکت

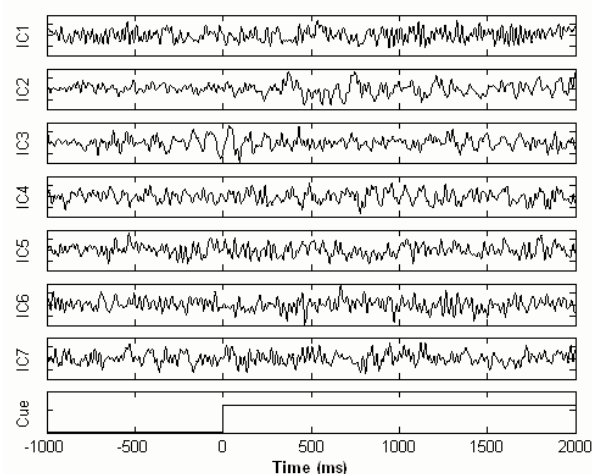
برای طبقه بندی سیگنال های مغزی در سه حالت استراحت، بازکردن و بستن پنجه دست، ویژگی های مربوط به داده های هر آزمون محاسبه شده است. ویژگی های مولفه های مستقل سیگنال مغزی و همچنین ویژگیهای سیگنال مغزی در کانالهای مختلف محاسبه شده اند. در این تحقیق، قدرمطلق دامنه، پراش، توان متوسط باندهای تتا (۳-۸ Hz)، آلفا (۸-۱۳ Hz)، بتا (۱۳-۳۵ Hz)، توان مولفه های فرکانسی در باند آلفا، بتا و تتا، و ضرایب مدل خود بازگشتی بعنوان ویژگی در نظر گرفته شده است. ویژگیها از پنجره های به طول ۱ ثانیه استخراج شده است. فقط طول پنجره تجزیه و تحلیل برای تخمین پارمترهای مدل خود بازگشتی، ۱/۵ ثانیه بوده است. پنجره تجزیه و تحلیل، ۲۰۰ میلی ثانیه بعد از ظاهر شدن نشانه بر روی صفحه کامپیوتر در نظر گرفته شده است.

از یک شبکه عصبی پس انتشارخطا با دو لایه پنهان برای طبقه بندی استفاده شده است. برای لایه اول ۱۰ نرون، لایه دوم ۵ و لایه سوم ۲ نرون در نظر گرفته شده است. شاخص توقف یادگیری شبکه، میزان تشخیص صحیح داده های آزمایشی است. در هر روز آزمایشی، برای هر یک از دو حالت ذهنی باز کردن و بستن دست، ۵۰ الگو و برای حالت آرامش ۱۰۰ الگو و در مجموع ۲۰۰ الگوی EEG وجود دارد. از ۵۰٪ الگوها برای آموزش شبکه و از ۵۰٪ دیگر الگوها برای ارزیابی کارایی شبکه استفاده شده است. الگوهای آموزشی به صورت تصادفی به شبکه اعمال شده است. در این روش آموزش، شبکه سعی می کند خود را با تغییرات دائم ورودی تطبیق دهد و از این لحاظ قدرت یادگیری شبکه بالا می رود، اما در عوض سرعت یادگیری کاهش و زمان آموزش افزایش می یابد.

برای بررسی میزان حساسیت آموزش شبکه به داده های آموزشی، دو دسته الگوهای آموزشی و آزمایشی متفاوت تشکیل داده شده است. در دسته اول الگوهای ۱-۱۰۰ به عنوان الگوهای آموزشی و الگوهای باقیمانده به عنوان الگوهای آزمایشی و در دسته دوم الگوهای ۱۰۱-۲۰۰ به عنوان الگوهای آموزشی و الگوهای باقیمانده به عنوان الگوهای آزمایشی در نظر گرفته شده است. سپس نتایج طبقه بندی به ازای دو دسته الگوها، متوسط گیری شده است.



(الف)



(ب)

**شکل (۳):** (الف) متوسط سیگنال های مغزی در کانال های مختلف مغزی ( $F_2, C_z, T_5, P_z, F_4, F_z, C_3$ ) درحین تصور بستن پنجه دست، (ب) مولفه های مستقل سیگنال های مغزی مربوط به یک آزمون.

جدول (۱): نتایج طبقه بندی سیگنال های EEG در هنگام حالت آرامش، تصور بستن و باز کردن دست برای جلسه اول آزمایشی فرد ST

| Feature \ channel                    | F3   | Cz   | T5   | Pz   | F4   | Fz   | C3   | IC   |
|--------------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| MAV, VAR                             | 68   | 68.5 | 72   | 73   | 67.5 | 67   | 69.5 | 79.5 |
| $P\theta, P\alpha$                   | 62   | 68.5 | 73   | 70.5 | 67.5 | 69.5 | 67.5 | 76   |
| $P\theta, P\beta$                    | 66   | 62   | 60.5 | 66.5 | 60.5 | 60.5 | 56   | 68   |
| $P\alpha, P\beta$                    | 72.5 | 68   | 73.5 | 70.5 | 67.5 | 68   | 68.5 | 75   |
| $P\theta, P\alpha, P\beta$           | 70   | 68.5 | 71.5 | 71.5 | 67   | 66.5 | 67   | 75.5 |
| $P\theta, P\alpha, P\beta, mav, var$ | 69.5 | 68.5 | 70.5 | 72   | 67   | 68.5 | 69   | 80   |
| $\theta$ components                  | 62.5 | 63.5 | 59   | 64.5 | 59   | 57.5 | 58.5 | 65   |
| $\alpha$ components                  | 67.5 | 69.5 | 75   | 70.5 | 65.5 | 69   | 67   | 75.5 |
| $\beta$ components                   | 60   | 62.5 | 59   | 65.5 | 54.5 | 57.5 | 58   | 64.5 |
| $\theta, \alpha, \beta$ components   | 67.5 | 66.5 | 66   | 70.5 | 64   | 61   | 66.5 | 73.5 |
| AR - order 17                        | 66.5 | 65.5 | 64   | 68   | 65.5 | 61   | 59   | 74   |

مجدداً مشاهده میشود که ویژگیهای مولفه های مستقل نسبت به ویژگیهای خود سیگنال قادر به تشخیص دقیق تری است. در این روز مشاهده میشود بطور کلی میزان تشخیص در روز دوم نسبت به روز اول کاهش یافته است، اما نتایج طبقه بندی با پارامترهای مدل AR مولفه های مستقل نسبت به روز اول بهبود یافته است. این روند کاهش در جلسه سوم نیز ادامه داشته است (جدول ۳). نکته قابل توجه اینکه میزان طبقه بندی با استفاده از پارامترهای مدل AR مولفه های مستقل روند افزایشی را داشته است. بطور کلی نتایج (جداول ۴-۱) نشان میدهد که استفاده از مولفه های مستقل در طبقه بندی سیگنال های EEG نتایج دقیق تری را نسبت به خود سیگنال داشته است. در شکل ۴ متوسط تشخیص صحیح برای افراد مختلف آورده شده است.

در جدول ۱، نتایج طبقه بندی سیگنال EEG مربوط به کانال های مختلف و به ازای ویژگیهای مختلف برای روز اول آزمایشی یک فرد نشان داده شده است. مشاهده میشود که در روز اول آزمایش کانال F4 نسبت به کانالهای دیگر جواب بهتری داده است. نتایج آزمایش روز اول به روشنی نشان میدهد که ویژگیهای مولفه های مستقل نسبت به ویژگیهای خود سیگنال قادر به تشخیص دقیق تری شده است. نتایج نشان می دهد که با دسته ویژگی مربوط به یک مولفه مستقل، دقت ۹۰٪ بدست آمده است. در جدول ۲، نتایج طبقه بندی سیگنال EEG مربوط به کانالهای مختلف و به ازای ویژگیهای مختلف برای جلسه دوم آزمایشی یک فرد نشان داده شده است. مشاهده می شود که در این روز، کانال C3 و T5 نسبت به کانال های دیگر جواب بهتری داده است.

جدول (۲): نتایج طبقه بندی سیگنال های EEG در هنگام حالت آرامش، تصور بستن و باز کردن دست برای جلسه دوم آزمایشی فرد ST

| Feature \ channel                    | F3   | Cz   | T5   | Pz   | F4   | Fz   | C3   | IC   |
|--------------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| MAV, VAR                             | 68   | 68.5 | 72   | 73   | 67.5 | 67   | 69.5 | 79.5 |
| $P\theta, P\alpha$                   | 62   | 68.5 | 73   | 70.5 | 67.5 | 69.5 | 67.5 | 76   |
| $P\theta, P\beta$                    | 66   | 62   | 60.5 | 66.5 | 60.5 | 60.5 | 56   | 68   |
| $P\alpha, P\beta$                    | 72.5 | 68   | 73.5 | 70.5 | 67.5 | 68   | 68.5 | 75   |
| $P\theta, P\alpha, P\beta$           | 70   | 68.5 | 71.5 | 71.5 | 67   | 66.5 | 67   | 75.5 |
| $P\theta, P\alpha, P\beta, mav, var$ | 69.5 | 68.5 | 70.5 | 72   | 67   | 68.5 | 69   | 80   |
| $\theta$ components                  | 62.5 | 63.5 | 59   | 64.5 | 59   | 57.5 | 58.5 | 65   |
| $\alpha$ components                  | 67.5 | 69.5 | 75   | 70.5 | 65.5 | 69   | 67   | 75.5 |
| $\beta$ components                   | 60   | 62.5 | 59   | 65.5 | 54.5 | 57.5 | 58   | 64.5 |
| $\theta, \alpha, \beta$ components   | 67.5 | 66.5 | 66   | 70.5 | 64   | 61   | 66.5 | 73.5 |
| AR - order 17                        | 66.5 | 65.5 | 64   | 68   | 65.5 | 61   | 59   | 74   |



جدول (۳): نتایج طبقه بندی سیگنال های EEG در هنگام حالت آرامش، تصور بستن و باز کردن دست برای جلسه سوم آزمایشی فرد ST

| Feature \ channel                    | F3   | Cz   | T5   | Pz   | F4   | Fz   | C3   | IC   |
|--------------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| MAV, VAR                             | 55   | 54   | 64.5 | 58.5 | 51   | 55.5 | 60   | 76   |
| $P\theta, P\alpha$                   | 63   | 63   | 65.5 | 60   | 70   | 66   | 59.5 | 71   |
| $P\theta, P\beta$                    | 62   | 57.5 | 56.5 | 52.5 | 64   | 65   | 56.5 | 73   |
| $P\alpha, P\beta$                    | 62   | 63   | 66.5 | 58   | 63.5 | 61   | 64   | 71   |
| $P\theta, P\alpha, P\beta$           | 66.5 | 63.5 | 65.5 | 57   | 67.5 | 65.5 | 62.5 | 74   |
| $P\theta, P\alpha, P\beta, mav, var$ | 65.5 | 61   | 66.5 | 60   | 70.5 | 68.5 | 63.5 | 78.5 |
| $\theta$ components                  | 66   | 65   | 58   | 65.5 | 65.5 | 68   | 68   | 73   |
| $\alpha$ components                  | 65   | 68.5 | 62.5 | 60   | 63.5 | 66   | 67.5 | 69   |
| $\beta$ components                   | 63   | 62   | 52   | 57   | 59.5 | 57   | 66.5 | 74.5 |
| $\theta, \alpha, \beta$ components   | 65   | 63   | 61.5 | 64.5 | 65   | 64.5 | 66   | 72.5 |
| AR - order 17                        | 97   | 97   | 94.5 | 95   | 96   | 98   | 95   | 97.5 |

جدول (۴): نتایج طبقه بندی سیگنال های EEG در هنگام حالت آرامش، تصور بستن و باز کردن دست برای جلسه چهارم آزمایشی فرد ST

| Feature \ channel                    | F3   | Cz   | T5   | Pz   | F4   | Fz   | C3   | IC   |
|--------------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| MAV, VAR                             | 60   | 52   | 54.5 | 56   | 56   | 57.5 | 57.5 | 71.5 |
| $P\theta, P\alpha$                   | 63.5 | 68.5 | 61.5 | 64.5 | 64.5 | 68   | 62.5 | 70   |
| $P\theta, P\beta$                    | 64.5 | 57.5 | 57   | 54   | 62   | 60.5 | 61   | 61.5 |
| $P\alpha, P\beta$                    | 55   | 66.5 | 60   | 64.5 | 60.5 | 61.5 | 62.5 | 71.5 |
| $P\theta, P\alpha, P\beta$           | 65   | 68   | 61   | 64   | 65.5 | 67.5 | 61   | 70   |
| $P\theta, P\alpha, P\beta, mav, var$ | 67.5 | 70   | 58.5 | 64   | 66.5 | 70.5 | 62.5 | 80   |
| $\theta$ components                  | 58.5 | 59.5 | 61.5 | 57.5 | 62   | 64.5 | 59   | 61.5 |
| $\alpha$ components                  | 60.5 | 70.5 | 60   | 67   | 62   | 62   | 64.5 | 69.5 |
| $\beta$ components                   | 67   | 55.5 | 60.5 | 58.5 | 54.5 | 52.5 | 66.5 | 76.5 |
| $\theta, \alpha, \beta$ components   | 60.5 | 65   | 64   | 60.5 | 66.5 | 62   | 65.5 | 71.5 |
| AR - order 17                        | 66   | 64   | 78   | 63   | 58   | 72.5 | 91   | 93   |

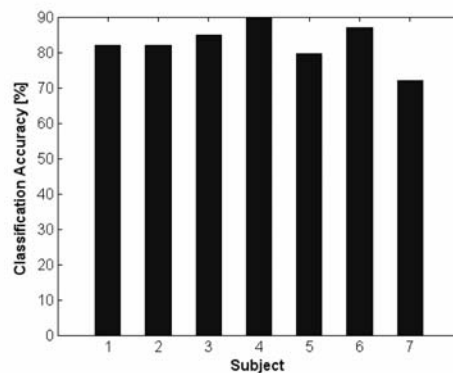
است. در جدول ۶، نتیجه آزمون آماری برای هر دسته ویژگی نوشته شده است. نتایج نشان می دهد که میزان کارایی سیستم BCI با استفاده از ویژگی مولفه های مستقل سیگنال های مغزی با حاشیه اطمینان ۹۵ درصد نسبت به ویژگی های سیگنال های مغزی افزایش یافته است (البته بجزء دسته ویژگی پارامترهای AR).

**جدول (۶):** مقایسه کارایی سیستم BCI با استفاده از ویژگی مولفه های مستقل سیگنال های مغزی با سیستم مبتنی بر ویژگی سیگنال های مغزی با استفاده از آزمون آماری Friedman با حاشیه اطمینان ۹۵ درصد. این مقایسه با استفاده از نتایج حاصل از ۲۶ جلسه آزمایش بر روی ۷ شخص بدست آمده است.

| Statistical test                     |          |
|--------------------------------------|----------|
| Feature                              | p-value  |
| MAV, VAR                             | 1.59 e-5 |
| $P\theta, P\alpha$                   | 4.15 e-4 |
| $P\theta, P\beta$                    | 4.45 e-5 |
| $P\alpha, P\beta$                    | 6.73 e-4 |
| $P\theta, P\alpha, P\beta$           | 2.66 e-5 |
| $P\theta, P\alpha, P\beta, mav, var$ | 2.51 e-6 |
| $\theta$ components                  | 7.43 e-5 |
| $\alpha$ components                  | 6.03 e-3 |
| $\beta$ components                   | 1.70 e-3 |
| $\theta, \alpha, \beta$ components   | 1.86 e-2 |
| AR - order 17                        | 0.54     |

#### قدردانی و تشکر

آزمایش ها و پردازش های این تحقیق در آزمایشگاه پردازش سیگنال های بیولوژیک گروه مهندسی پزشکی، دانشکده برق دانشگاه علم و صنعت ایران انجام شده است. لازم به ذکر است که سیگنال های EEG توسط سیستم طراحی شده در آزمایشگاه ابزار دقیق پزشکی این دانشگاه اخذ شده است.



شکل (۴): متوسط تشخیص صحیح برای افراد مختلف با استفاده از بردار ویژگی مربوط به یک مولفه مستقل

#### ۶- نتیجه گیری

در این مقاله از روش تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل جهت بررسی تغییرات پویایی سیگنال مغزی در هنگام تصور حرکت و طبقه بندی سیگنال های مغزی استفاده شده است. چنانچه سیگنال های مغزی اخذ شده از روی پوست سر را حاصل فعالیت بخش های مختلف مغز بدانیم. انتظار می رود روش تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل قادر باشد فعالیت هر بخش از مغز را تحت یک مولفه مستقل ارائه دهد. نتایج تجزیه و تحلیل مولفه های مستقل بر روی سیگنال های مغزی در حین تصور حرکت نشان میدهد که می توان فعالیت های مربوط به فرآیند تصور در آزمایش را تفکیک کرد. با توجه به این نکته، ما از مولفه های مستقل سیگنال مغزی جهت تشخیص تصور حرکت استفاده کرده ایم.

به منظور مقایسه کارایی سیستم BCI مبتنی بر ویژگی های استخراج شده از مولفه های مستقل با کارایی سیستم مبتنی بر ویژگی های استخراج شده از کانال های مغزی بر روی اشخاص مختلف و روزهای مختلف آزمایشی، از تجزیه و تحلیل آماری استفاده کردیم. برای این منظور از آزمون آماری Friedman استفاده شده است. این آزمون آماری جزو آزمونهای غیرپارامتریک است و هیچگونه شرطی بر نحوه توزیع آماری نمونه ها ندارد. حاشیه اطمینان در این آزمون ۹۵٪ در نظر گرفته شده است. اگر مقدار p کوچکتر از ۰/۰۵ باشد، میتوان فرضیه عدم برابری نتایج بدست آمده و به عبارت دیگر افزایش یا کاهش قطعی نتایج را با حاشیه اطمینان ۹۵٪ پذیرفت. این آزمون برای هر دسته ویژگی بطور مجزا انجام شده

nel EEG-based prosthetic hand grasp control for amputee subjects," in Proc. Int. Conf. IEEE/EMBS, 2002.

[12] A. Erfanian and B. Mahmoudi, "Real-Time Eye Blink Suppression using neural adaptive filters for EEG-based Brain Computer Interface," in Proc. Int. Conf. IEEE/EMBS, Houston, USA, vol. 24, 2002.

[13] A. Erfanian and B. Mahmoudi, "Real-time ocular artifacts suppression using recurrent neural network for electroencephalogram based brain computer interface," Medical & Biological Engineering & Computing, 43, 2005

[14] Aapo Hyvarinen, "Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis", IEEE Trans. Neural Networks, vol. 10, no. 3, 1999.

[15] A.J. Bell, T.J. Sejnowski, "An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution," Neural Computation, vol. 7, no. 6, pp. 1004-10034, 1995.

[16] R.N. VIGARIO, "Extraction of ocular artifacts from EEG using independent component analysis," Electroenceph. Clin. Neurophysiol. vol. 103, pp. 395-404, 1997.

[17] C.J. James and O.J. Gibson, "Temporally constrained ICA: An application to artifact in electromagnetic brain signal analysis, IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 50, no. 9, pp. 1108-1116, 2003.

[18] R. Vigarío, J. Sarela, V. Jousmaki, M. Hamalainen, and E. Oja, "Independent Component Approach to the Analysis of EEG and MEG Recording", IEEE TRANSACTIONS ON BIMEDICAL ENGINEERING, VOL. 47, no. 5, May 2000.

[19] T. Jung, S. Makeig, M. Westerfield, J. Townsend, E. Courchesne, and T. Sejnowski, "Analysis and visualization of single-trial event-related potentials," Human Brain Mapping, vol. 14, pp. 166-185, 2001.

[1] T.M. Vaughan, J.R. Wolpaw, and E. Donchin, "EEG-based communication: prospects and problems," IEEE Trans. Rehab. Eng., vol. 4, no. 4, 1996.

[2] S.G. Mason and G.E. Birch, "A general framework for brain-computer interface design," IEEE Trans. Neural Systems and Rehab. Eng., vol. 11, no. 1, 2003.

[3] C. W. Anderson, E.A. Stolz, and S. Shamsunder, "Multivariable Auto regressive models for classification of spontaneous electroencephalographic signals during mental tasks", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol 45, no 3, pp. 277-285, 1998.

[4] ف. حمزه‌لو، ع. عرفانیان امیدوار، "تشخیص فعالیت های ذهنی از سیگنال های مغزی با استفاده از روش های طبقه بندی کننده آماری و شبکه های عصبی"، دهمین کنفرانس مهندسی برق ایران، تبریز، ۱۳۸۱

[5] G. G. Pfurtscheller, C. Neuper, A. Schlogl, and K. Lugger, "Separability of EEG signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters," IEEE Trans. Rehab. Eng., vol. 6, no. 3, pp. 316-325, 1998.

[6] S.G. Mason and G.E. Birch, "A brain -controlled switch for asynchronous control applications," IEEE Trans. Biomed. Eng. vol. 47, no. 10, 2000.

[7] E. Haselsteiner and G. Pfurtscheller, "Using time-dependent neural networks for EEG classification," IEEE Trans. Rehab. Eng., vol. 8, no. 4, 2000.

[8] R. Palaniappan, R. Palaniappan, S. Nishida, and N. Saiwaki, "A new Brain-Computer Interface design using fuzzy ARTMAP," IEEE Trans. Rehab. Eng., vol. 10, no. 3, 2002.

[9] E. Yom-Tov and G. F. Inbar, "Feature selection for the classification of movements from single movement-related potentials," IEEE Trans. Rehab. Eng., vol. 10, no. 3, 2002.

[10] J.R. Millan, J. Mourino, M. Franz, F. Cincotti, M. Varsta, J. Heikonen, and F. Babiloni, "A local neural classifier for the recognition of EEG patterns associated to mental tasks," IEEE Trans. Rehab. Eng., vol. 13, no. 3, pp. 678-686, 2002.

[11] B. Mahmoudi and A. Erfanian, "Single-chan-