

## Automatic Ocular Artifact Suppression from EEG Data by Using Statistics and Time-frequency Properties of Independent Components

H. Ghandeharion<sup>1</sup> and A. Erfanian Omidvar<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup> M.Sc Graduated, Brain-Computer Interface Laboratory, Neural Technology Research Centre, Department of Biomedical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran, hosna.ghandeharioun@gmail.com

<sup>2</sup> Associate Professor, Brain-Computer Interface Laboratory, Neural Technology Research Centre, Department of Biomedical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

---

### Abstract

Contamination of Electroencephalographic (EEG) recordings with different kinds of artifacts is the main obstacle to the analysis of EEG data. Independent Component Analysis (ICA) is now a widely accepted tool for detection of artifact in EEG data. This component-based method segregates artifactual activities in separate sources; hence, the reconstruction of EEG recordings without these sources leads to artifact reduction. Identification of the artifactual components is a major challenge to artifact removal using ICA is the. Although, during past several years, it has been proposed for automatic detecting the artifactual component, there is still little consensus on criteria for automatic rejection of undesired components. In this paper we present a new identification procedure based on statistics and time-frequency properties of independent components for fully automatic ocular artifact suppression. By comparing the statistics and time-frequency properties of independent components, the artifactual components were identified and removed. The results on 2000 4-s EEG epochs indicate that the artifact components can be identified with an accuracy of 92.8%. Moreover, statistical test indicates that the statistics and time-frequency properties of artifactual components are significantly different from that of non-artifactual components.

**Keywords:** Independent component analysis, Ocular artifact, Electroencephalogram, EEG, Short-time Fourier transform.

---

\* Corresponding author

Address: Abbas Erfanian Omidvar, Brain-Computer Interface Laboratory, Neural Technology Research Centre, Department of Biomedical Engineering, Iran University of Science and Technology, Narmak, Tehran, Iran.  
Tel: +98 21 77240465  
Fax: +98 2177240490  
E-mail: erfanian@iust.ac.ir

## حذف خودکار آرتیفکت چشمی از سیگنال‌های مغزی با استفاده از ویژگی‌های آماری و زمانی - فرکانسی مؤلفه‌های مستقل

حسنا قندهاریون<sup>۱</sup>، عباس عرفانیان امیدوار<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup> کارشناس ارشد، آزمایشگاه سیستم‌های واسط مغز- کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق، مرکز فناوری عصبی ایران،

دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، [hosna.ghandeharioun@gmail.com](mailto:hosna.ghandeharioun@gmail.com)

<sup>۲</sup> دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، آزمایشگاه سیستم‌های واسط مغز- کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق، مرکز فناوری عصبی ایران،

دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

### چکیده

مهمترین مشکل در بررسی و پردازش ثبت‌های الکتروآنسفالوگرام (EEG) حضور انواع سیگنال‌های ناخواسته (آرتیفکت‌ها) است که حذف آنها با روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل از بهترین گزینه‌های ممکن است. هدف مسئله تحلیل مؤلفه‌های مستقل جداسازی کور ترکیبی خطی از منابع مستقل است. با اعمال این روش روی سیگنال‌های مغزی آغشته به آرتیفکت، آرتیفکت‌ها به صورت مؤلفه‌های مستقلی استخراج می‌شوند. تشخیص خودکار مؤلفه‌های مستقل مربوط به آرتیفکت از سایر مؤلفه‌ها باید بر اساس معیارهای مناسبی صورت گیرد. هنوز درباره انتخاب این معیارها توافقی کلی وجود ندارد. در این تحقیق مجموعه‌ای از معیارهای آماری و زمانی- فرکانسی معرفی شده است که می‌توانند در قالب یک قانون تشخیص و تصمیم‌گیری خودکار، مؤلفه‌های نمایانگر آرتیفکت‌های چشمی را با دقت بالا شناسایی کنند. در روش پیشنهادی به جای مقایسه معیارهای محاسبه شده برای مؤلفه‌ها با سطوح آستانه یا الگوهای خاص، ویژگی‌های مؤلفه‌های یک آزمون با هم مقایسه می‌شوند و بر اساس یک قانون تصمیم‌گیری مؤلفه‌های نمایانگر آرتیفکت چشمی (اثر پلک زدن و حرکت افقی و عمودی کره چشم) در صورت وجود در آزمون مورد نظر شناسایی و حذف می‌شوند. عملکرد روش پیشنهادی روی ۲۰۰۰ قطعه ۴ ثانیه‌ای سیگنال EEG حاوی انواع آرتیفکت‌های چشمی آزمایش شده است. دقت تشخیص روش در مورد این داده‌ها ۹۲/۸٪ به دست آمده است. آزمون‌های آماری نشان می‌دهند که مقادیر معیارهای مربوط به مؤلفه‌های آرتیفکت و غیر آرتیفکت تفاوت قابل ملاحظه‌ای با هم دارند.

کلیدواژگان: تحلیل مؤلفه‌های مستقل، آرتیفکت چشمی، تبدیل فوریه زمان- کوتاه، EEG.

\*عهده‌دار مکاتبات

نشانی: تهران، نارمک، دانشگاه علم و صنعت ایران، مرکز فناوری عصبی ایران

تلفن: ۷۷۲۴۰۴۶۵، دورنگار: ۷۷۲۴۰۴۹۰، پیام‌نگار: [erfanian@iust.ac.ir](mailto:erfanian@iust.ac.ir)

## ۱- مقدمه

کره چشم مقایسه شده است زیرا در سیگنال‌های اخذ شده از این شخص هیچ نوع آرتیفکت چشمی وجود ندارد. شناسایی مؤلفه آرتیفکت از مسائل مهم در حذف آرتیفکت با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های مستقل است. بر این اساس در مرجع [۵] یک روش ICA مقید<sup>۱</sup> (cICA) پیشنهاد شده است. از آنجا که شکل کلی بسیاری از انواع آرتیفکت‌ها مشخص است، می‌توان آن را در قالب یک شرط در الگوریتم ICA وارد کرد. به این ترتیب نخستین مؤلفه‌ای که استخراج می‌شود شبیه‌ترین مؤلفه مستقل به شکل کلی آرتیفکت (شرط) است. استخراج شکل کلی آرتیفکت کار ساده نیست و از طرفی خطا در تشخیص آن به خطا در استخراج مؤلفه‌ها می‌انجامد. در صورت استفاده از الگوریتم‌های معمول ICA نیز نخست باید مؤلفه‌های آرتیفکت را تشخیص داد. انتخاب مؤلفه آرتیفکت به روش غیر خودکار و به کمک جستجوی چشمی کاری وقت‌گیر است و کاملاً به مهارت و دانش کاربر بستگی دارد. بنابراین یافتن روشی برای تشخیص و حذف خودکار این مؤلفه‌ها اهمیت ویژه‌ای دارد. روش‌های حذف خودکار مبتنی بر ICA که تاکنون معرفی شده‌اند، نتایج امیدوار کننده است [۶-۱۲]. در این راستا، در مرجع [۶] برای دسته‌بندی و تشخیص کلی نوع آرتیفکت، ویژگی آماری کورتوزیس<sup>۹</sup> به کار رفته است. در مرجع [۷] از ICA و آمارگان درجه بالا<sup>۱۱</sup> برای تشخیص و حذف اغتشاش گوسی<sup>۱۱</sup>، از پیش‌بینی کننده خطی برای تشخیص فرایندهای I.I.D.<sup>۱۲</sup> و دسته‌بندی سیگنال‌هایی که ساختار زمانی خاص دارند و از توان هارست<sup>۱۳</sup> برای تشخیص میزان تصادفی بودن مؤلفه‌ها در داده‌های شبیه‌سازی شده استفاده شده است. در مرجع [۸] نرم‌افزاری گرافیکی برای حذف نیمه خودکار آزمون‌های کم اعتبار (حاشیه‌ای<sup>۱۴</sup>) و مؤلفه‌های نمایانگر آرتیفکت طراحی شده است. در گام نخست آزمون‌های غیرقابل قبول (آزمون‌های حاوی اغتشاش) به عنوان آزمون‌های نامعتبر حذف می‌شوند، سپس با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های مستقل از آزمون‌های باقیمانده، حذف آرتیفکت‌های مربوط به

دامنه آرتیفکت<sup>۱</sup>‌های چشمی چندین برابر دامنه سیگنال‌های حاصل از فعالیت مغزی است. به همین دلیل در حضور این آرتیفکت‌ها تفسیر صحیح سیگنال‌های مغزی<sup>۲</sup> (EEG) با مشکلات جدی همراه است. نخستین گام در پردازش سیگنال EEG حذف آرتیفکت‌های موجود در آن است. روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل<sup>۳</sup> (ICA) از روش‌های مطرح در حذف آرتیفکت‌های چشمی است [۱-۱۲]. نشان داده شده است که روش ICA می‌تواند انواع آرتیفکت‌های موجود در سیگنال EEG را از هم جدا کند و آنها را در کانال‌هایی مجزا قرار دهد. در مرجع [۱]، با استفاده از الگوریتم انفومکس<sup>۴</sup>-ICA آرتیفکت‌های چشمی و ماهیچه‌ای از سیگنال‌های مغزی جدا شده‌اند. نشان داده شده که روش ICA در مقایسه با روش شناخته شده تحلیل مؤلفه‌های اساسی<sup>۵</sup> در جداسازی و حذف آرتیفکت‌ها بهتر عمل می‌کند. در مرجع [۲]، علاوه بر آرتیفکت‌های زیستی مشتمل بر اثر سیگنال ECG، آرتیفکت‌های چشمی و ماهیچه‌ای، اغتشاش خط تغذیه نیز از سیگنال‌های مغزی جدا شده است. همچنین نشان داده شده که عملکرد ICA در این حالت نسبت به روش بازگشتی چند تأخیره<sup>۶</sup> و PCA بهتر است. به منظور حذف آرتیفکت با استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل، لازم است که ابتدا مؤلفه مربوط به آرتیفکت شناسایی شود. با صفر کردن مؤلفه‌های آرتیفکت می‌توان بدون از دست دادن انسجام ساختار داده‌های EEG، آنها را از آرتیفکت پاک کرد. در مرجع [۳] روش ICA برای حذف آرتیفکت پلک و حرکت چشم از ثبت‌های EEG و پتانسیل‌های وابسته به رخداد<sup>۷</sup> به کار رفته است. در مرجع [۴] از ICA منحصراً برای حذف آرتیفکت‌های چشمی از سیگنال‌های مغزی نابینایان استفاده شده است. در نابینایان حرکات سریع چشم نسبت به افراد سالم بیشتر و به طور نامنظم‌تری رخ می‌دهد. برای اطمینان از صحت فرآیند حذف آرتیفکت، سیگنال‌های EEG تصحیح شده با سیگنال‌های EEG اخذ شده از شخصی فاقد

<sup>1</sup> Artifact

<sup>4</sup> Infomax

<sup>7</sup> Event Related Potentials

<sup>10</sup> Higher-order statistics

<sup>13</sup> Hurst Exponent

<sup>2</sup> Electro Encephalo Gram

<sup>5</sup> Principal Component Analysis

<sup>8</sup> Constrained ICA

<sup>11</sup> Gaussian Noise

<sup>14</sup> Outlier Trials

<sup>3</sup> Independent Component Analysis

<sup>6</sup> Multi-lag Regression Method

<sup>9</sup> Kurtosis

<sup>12</sup> Independent and Identically Distributed

در مرجع [۱۲]، یک سیستم اتوماتیک برای حذف آرتیفکت از سیگنال‌های مغزی با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های مستقل و طبقه‌بندی کننده بیزین<sup>۱۸</sup> ارائه شده است. طبقه‌بندی کننده با استفاده از ویژگی‌های آماری، فرکانسی و فضائی آموزش داده شده است. طبقه‌بندی کننده قادر به تشخیص آزمون‌های حاوی فعالیت EEG با حساسیت ۸۲/۴٪ و اختصاصیت ۸۳/۳٪ است.

تمام روش‌های ذکر شده مبتنی بر تعیین یک آستانه برای تشخیص هستند. تعیین آستانه به آزمایش‌های متعدد سعی و خطا نیاز دارد و به شرایط آزمایش بستگی داشته و روشی مقاوم نیست. هدف از مطالعه حاضر، تشخیص خودکار مؤلفه‌های نمایانگر آرتیفکت چشمی در مؤلفه‌های مستقل EEG بدون نیاز به تعیین آستانه است. برای تشخیص خودکار مؤلفه‌های آرتیفکت، از شاخص‌های مختلف آماری و زمانی-فرکانسی استفاده شد و برای ارزیابی روش ارائه شده، آزمایش‌های مختلفی بر روی انسان انجام گرفته است.

## ۲- روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل

ICA یک روش آماری است که داده‌های تصادفی مشاهده شده را تا حد امکان به مؤلفه‌های مستقل از یکدیگر تبدیل می‌کند. این روش بر این فرض استوار است که داده‌های مشاهده شده (x) در هر لحظه ترکیب خطی از یک سری منبع (s) هستند

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} = \sum_{i=1}^n \mathbf{a}_i s_i \quad (1)$$

ماتریس  $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \dots \ \mathbf{a}_n]$  در رابطه فوق به توصیف کمی فرایند ترکیب می‌پردازد. A را ماتریس ترکیب<sup>۱۹</sup> می‌نامند. فرض بر این است که مؤلفه‌های این ماتریس اعدادی ثابت و به قدر کافی متمایز از هم هستند. تمایز مؤلفه‌های ماتریس از تکین بودن (معکوس ناپذیر بودن) آن جلوگیری می‌کند. در مدل ساده ICA فرایند ترکیب خطی، لحظه‌ای و معکوس‌پذیر در نظر گرفته می‌شود [۱۳، ۱۴]. ماتریس ترکیب و بردار منابع مستقل هر دو نامعلوم‌اند. هدف از حل مسئله ICA یافتن نسخه‌ای تغییر مقیاس یافته و

حرکت چشم، پلک زدن و فعالیت عضلانی مورد بررسی قرار گرفته است. برای تشخیص مؤلفه‌های آرتیفکت از معیارهای آنتروپی<sup>۱۵</sup>، کرتوزیس و کرتوزیس مکانی استفاده شده است. معیار کرتوزیس، درجه پراکندگی<sup>۱۶</sup> تابع توزیع آماری مؤلفه و کرتوزیس مکانی، نحوه توزیع مکانی مؤلفه روی سطح سر را نشان می‌دهد. در مرجع [۹] روشی برای تشخیص آرتیفکت پلک زدن چشم پیشنهاد شده است. در این روش نخست مدلی از نقشه توزیع مکانی<sup>۱۷</sup> مؤلفه پلک چشم محاسبه و سپس میزان شباهت نقشه مکانی هر مؤلفه به این مدل سنجیده می‌شود. طبق تعریف، نقشه توزیع مکانی هر مؤلفه میزان حضور آن را در هر یک از کانال‌های ثبت شده EEG نشان می‌دهد. برای افزایش قابلیت اطمینان روش، شباهت طیف هر مؤلفه به طیف بهنجار شده مؤلفه پلک نیز در نظر گرفته شده است. برای محاسبه طیف بهنجار شده از تعداد زیادی قطعه سیگنال حاوی اثر پلک زدن متوسط‌گیری شده و چگالی طیف توان سیگنال حاصل به دست آمده است. در مرجع [۱۰] نیز تابع چگالی طیف توان (توان نسبی در باند دلتا) و نقشه توزیع مکانی مؤلفه‌ها برای تشخیص آرتیفکت‌های چشمی به کار رفته است. با توجه به نحوه الکتروود گذاری و نوع آرتیفکت چشمی، نقشه توزیع مکانی آرتیفکت‌ها باید از الگوی خاصی تبعیت کند و سهم مؤلفه آرتیفکت نیز باید در تشکیل سیگنال‌های چند کانال خاص از سطح آستانه‌ای بالاتر باشد.

در مرجع [۱۱]، از معیار میزان همبستگی بین مؤلفه‌ها و سیگنال‌های مرجع آرتیفکت چشمی افقی و عمودی برای تشخیص خودکار مؤلفه‌های آرتیفکت چشمی استفاده شده است. همچنین تحلیل مؤلفه‌های مستقل به داده‌هایی که علامت سیگنال‌های مرجع افقی و عمودی عکس شده، نیز اعمال شده است. با مقایسه مؤلفه‌های مستقل مربوط به داده‌های اصلی و داده‌هایی که علامت سیگنال‌های مرجع عکس شده، مؤلفه‌های که عکس یکدیگرند، حذف شده است. البته در این مطالعه، میزان کارایی روش ارائه شده به صورت کمی ارائه نشده است. همچنین این روش کاملاً خودکار نیست و به ارزیابی چشمی نیز نیاز دارد.

<sup>15</sup> Entropy  
<sup>19</sup> Mixing Matrix

<sup>16</sup> Sparseness

<sup>17</sup> Topographic/ Spatial Map

<sup>18</sup> Bayesian Classifier

چهارم، کومولنت درجه چهارم را صفر کرد. این نوع تجزیه درجه بالا، دسته‌ای از روش‌های تخمین ICA را به وجود آورده است. در این راستا، کروکز<sup>۳۱</sup> [۱۸] از کومولنت درجه چهارم و از روش قطری‌سازی توأم تقریبی ماتریس ویژه برای تخمین مؤلفه‌های مستقل استفاده کرده است.

### ۳- حذف آرتیفکت با استفاده از ICA

مستقل بودن مؤلفه‌ها از فرض‌های قطعی ICA است. از آنجا که منبع سیگنال‌های آرتیفکت چشمی از منبع سیگنال‌های مغزی جدا است، می‌توان از ICA برای جداسازی سیگنال‌های مغزی و آرتیفکت چشمی به صورت مؤلفه‌های مستقل استفاده کرد. برای حذف آرتیفکت باید مؤلفه مربوط به آرتیفکت تشخیص داده شود. سیگنال بدون آرتیفکت با تصویر کردن مؤلفه‌های انتخاب شده روی کانال‌های مغزی به دست می‌آید؛  $\mathbf{x}_0 = \mathbf{W}^{-1}\mathbf{s}_0$ . همان ماتریس  $\mathbf{s}$  است که ردیف مربوط به مؤلفه‌های آرتیفکت در آن صفر قرار داده شده است.

### ۴- تشخیص خودکار مؤلفه‌های مستقل نماینده

#### آرتیفکت

همان‌طور که در مقدمه اشاره شد، در صورت استفاده از الگوریتم‌های معمول ICA برای حذف اثر آرتیفکت‌ها در سیگنال‌های مغزی نخست باید مؤلفه‌های آرتیفکت را تشخیص داد. انتخاب مؤلفه آرتیفکت به روش غیرخودکار و به کمک جستجوی چشمی کار ساده‌ای نیست و کاملاً به مهارت کاربر بستگی دارد. هدف از این تحقیق، تشخیص خودکار مؤلفه نمایانگر آرتیفکت چشمی در میان مؤلفه‌های مستقل EEG است. به این منظور ترکیبی از ویژگی‌های آماری، معیار شباهت و مشخصات زمانی-فرکانسی مؤلفه‌ها برای تشخیص مؤلفه آرتیفکت چشمی مورد استفاده قرار گرفته است.

جابه‌جا شده از بردار منابع (s) به نام  $\mathbf{u}$  است. این بردار با یافتن معکوس ماتریس A (ماتریس W) به دست می‌آید:

$$\mathbf{u} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (2)$$

در رابطه فوق، ماتریس W را ماتریس جداسازی می‌نامند.

برای تخمین مدل ICA روش‌های مختلفی تاکنون ارائه شده است. هاوارینن<sup>۲۰</sup> [۱۵] الگوریتمی با عنوان ICA سریع<sup>۲۱</sup> پیشنهاد کرده است. این الگوریتم بر مبنای بیشینه کردن میزان غیرگوسی بودن منابع عمل می‌کند. این الگوریتم برای اندازه‌گیری میزان خاصیت غیرگوسی از نگتروپی<sup>۲۲</sup> استفاده می‌کند.

بل<sup>۲۳</sup> و سجنوزسکی<sup>۲۴</sup> [۱۶] به منظور جداسازی کور منابع، الگوریتمی بدون معلم<sup>۲۵</sup> ارائه کرده‌اند که اطلاعات انتقال یافته در طول یک شبکه پیشرو تک لایه با خروجی غیرخطی را بیشینه می‌کند. این الگوریتم اینفومکس نامیده می‌شود. آنها نشان دادند که بیشینه کردن آنتروپی توأم خروجی شبکه با کمینه کردن اطلاعات متقابل معادل است. این الگوریتم در جداسازی منابع با توزیع فراگوسی<sup>۲۶</sup> موفق است، اما قادر به جداسازی منابعی که دارای کرتوزیس منفی هستند (مثل توزیع یکنواخت)، نیست. لی<sup>۲۷</sup> و همکاران [۱۷]، قابلیت الگوریتم اینفومکس را برای جداسازی منابع با توزیع فراگوسی و فروگوسی<sup>۲۸</sup> گسترش دادند.

از روش‌های مبتنی بر تانسور<sup>۲۹</sup> نیز برای تخمین مدل ICA استفاده شده است. تانسور یک حالت کلی‌تر از ماتریس و عملگرهای خطی است. به عنوان مثال تانسورهای کومولنت حالت کلی ماتریس کواریانس هستند. ماتریس کواریانس تانسور کومولنت<sup>۳۰</sup> درجه دوم است و تانسور درجه چهارم با کومولنت درجه چهارم تعریف می‌شود. نشان داده شده است که با دانستن ماتریس ویژه تانسور کومولنت، می‌توان مؤلفه‌های مستقل را به دست آورد. از سوی دیگر با تجزیه مقادیر ویژه ماتریس کواریانس، می‌توان داده‌ها را سفید کرد. یعنی به شکلی داده‌ها را می‌توان تبدیل کرد که وابستگی درجه دوم صفر شود. در حالت کلی با استفاده از این اصل، می‌توان با استفاده از تانسور کومولنت درجه

<sup>20</sup> Hyvärinen

<sup>24</sup> Sejnowski

<sup>28</sup> Sub-Gaussian

<sup>21</sup> Fast ICA

<sup>25</sup> Unsupervised

<sup>29</sup> Tensorial Methods

<sup>22</sup> Negentropy

<sup>26</sup> Super-Gaussian

<sup>30</sup> Cumulant

<sup>23</sup> Bell

<sup>27</sup> Lee

<sup>31</sup> Cruces

میزان سهم مؤلفه‌ها در کانال‌های مرجع می‌تواند شاخص مناسبی برای تشخیص مؤلفه آرتیفکت باشد. دو ستون متناظر کانال‌های مرجع در ماتریس  $A$  (بردارهای  $a_7$  و  $a_8$ ) میزان حضور هریک از منابع مستقل را در این کانال‌ها نمایش می‌دهند، برای محاسبه درصد حضور منبع  $i$ ام در کانال  $j$ ام، مؤلفه  $i$ ام بردار  $a_j$  را بر نرم فروبنیوس<sup>۳۶</sup> این بردار تقسیم و حاصل را به درصد بیان می‌کنیم:

$$c_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^8 a_{ij}^2}} \times 100 = \frac{a_{ij}}{\|a_j\|} \times 100 \quad j=7,8 \quad (6)$$

$c_{i7}$  درصد حضور منبع  $i$ ام در کانال هفتم و  $c_{i8}$  درصد حضور منبع  $i$ ام در کانال هشتم را نشان می‌دهد. معیار  $c_{ij}$  در واقع اطلاعات مربوط به کانال‌های مرجع در نقشه توزیع مکانی مؤلفه را در یک عدد ساده خلاصه می‌کند و به این ترتیب نسبت به روش‌های پیشنهادی در مراجع [۱] و [۳] از سرعت تشخیص بالاتری برخوردار است.

#### ۲-۴- معیار زمانی - فرکانسی

در این تحقیق، برای افزایش قدرت تشخیص از معیارهای زمان-فرکانس نیز استفاده شده است. برای این منظور، مؤلفه‌ها را تحت تبدیل فوریه زمان-کوتاه<sup>۳۷</sup> (STFT) قرار داده و کمیتی به نام فرکانس لحظه‌ای از آن استخراج شده است [۲۰]. تغییرات این کمیت جدید مشخصه خوبی برای تشخیص آرتیفکت‌های چشمی است زیرا وقوع آرتیفکت چشمی فرکانس لحظه‌ای سیگنال مغزی را کاهش می‌دهد [۱۰، ۱۹].

برای تشخیص دقیق مؤلفه‌های آرتیفکت چشمی، اسپکتروگرام<sup>۳۸</sup> مؤلفه‌ها محاسبه شده است. مربع اندازه تبدیل STFT را اسپکتروگرام می‌گویند که ساده‌ترین طیف توان متغیر با زمان است که انرژی سیگنال در حوزه زمان-فرکانس را نشان می‌دهد. تحلیل STFT در حالت کلی مقداری مختلط دارد اما، طیف آن همواره حقیقی-مقدار است. برای پنجره  $i$ ام از سیگنال، انرژی طیف و بسامد لحظه‌ای آن به ترتیب از روابط (۷) و (۸) به دست می‌آیند:

$$E_i = \frac{1}{2\pi} \int |S_i(\omega)|^2 d\omega \quad (7)$$

#### ۱-۴- ویژگی‌های آماری و معیار شباهت<sup>۳۲</sup>

##### ۱-۴-۱- کرتوزیس

آرتیفکت‌های مختلف رفتارهای آماری متفاوت دارند. ساده‌ترین آماره‌ای که می‌تواند این تفاوت را به خوبی نشان دهد و نماینده مناسبی از طبیعت سیگنال‌های آرتیفکت باشد کومولنت چهارم (کرتوزیس) است. نشان داده شده که فعالیت‌های قوی و گذرای ماهیچه‌ای و اثر پلک دارای توزیع‌های آماری تیز و پراکنده هستند. برای چنین توزیع‌هایی مقدار کرتوزیس مثبت است. اما، اغتشاش خط تغذیه دارای کرتوزیس منفی است [۳، ۵]. کرتوزیس متغیر تصادفی  $S$  عبارتست از:

$$kurt(S) = \mu_4(S) - 3\mu_2(S)^2 \quad (3)$$

$$\mu_n(S) = E\{(S - \mu_1(S))^n\} \quad (4)$$

در رابطه فوق  $\mu_n(S)$ ،  $n$ امین ممان مرکزی<sup>۳۳</sup>،  $\mu_1(S)$ ، نخستین ممان مرکزی (میانگین نمونه‌ای) و  $E$  نماینده عملگر میانگین آماری است.

##### ۲-۴-۱- شباهت به کانال‌های مرجع آرتیفکت چشمی

از شاخص‌های دیگر برای تشخیص مؤلفه‌های حاوی آرتیفکت چشمی، همبستگی آماری است. شباهت مؤلفه‌ها به کانال‌های مرجع را می‌توان در قالب شاخص همبستگی مشترک به طور کمی بیان نمود:

$$r_{ij} = E\{s_i x_j\} \quad j=7,8 \quad (5)$$

در این رابطه  $r_{ij}$  همبستگی مشترک لحظه‌ای  $i$ امین مؤلفه استخراج شده ( $s_i$ ) و  $j$ امین کانال ( $x_j$ ) را نشان می‌دهد. در رابطه فوق  $x_7$  سیگنال مرجع ثبت شده از کانال مربوط به حرکت افقی کره چشم<sup>۳۴</sup> (HEOG)،  $x_8$  سیگنال مرجع ثبت شده از کانال مربوط به حرکت عمودی چشم و اثر پلک زدن<sup>۳۵</sup> (VEOG) و  $E$  نماد عملگر میانگین آماری است.

##### ۳-۴-۱- درصد حضور در کانال‌های مرجع آرتیفکت چشمی

از آنجا که مؤلفه‌های نمایانگر آرتیفکت‌های چشمی نسبت به سایر مؤلفه‌ها سهم بیشتری در کانال‌های مرجع دارند،

<sup>32</sup> Similarity

<sup>36</sup> Frobenius Norm

<sup>33</sup> Central moment

<sup>37</sup> Short-Time Fourier Transform

<sup>34</sup> Horizontal ElectroOculoGram

<sup>38</sup> Spectrum

<sup>35</sup> Vertica ElectroOculoGram

سپس از آزمون آماری برای آزمایش میزان متفاوت بودن دو گروه استفاده شده است.

همان‌طور که ملاحظه می‌شود در روش پیشنهادی برای تشخیص آرتیفکت چشمی از رویکرد سطح آستانه استفاده نشده است. زیرا مقدار سطح آستانه تقریباً به شخص مورد آزمایش وابسته است. به علاوه، برای هر فرد در هر جلسه آزمایش، مقدار بهینه سطح آستانه باید تعیین شود. در نتیجه تکیه بر سطح آستانه از دقت تشخیص روش خودکار می‌کاهد [۱۰]. بنابراین به‌جای استفاده از سطح آستانه، از رویکرد مقایسه شاخص‌های مؤلفه‌ها نسبت به یکدیگر استفاده شده است.

### ۵- روند انجام آزمایش‌های انسانی

سیگنال‌های EEG در ۸ کانال و طبق استاندارد الکترونگذاری ۲۰-۱۰ با فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۶Hz اخذ شده‌اند. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در تشخیص آرتیفکت‌های چشمی، دو دسته داده ثبت شده است؛ آزمون‌های کوتاه مدت به طول ۴s که منحصراً شامل اثر پلک زدن هستند و آزمون‌های بلند مدت به طول ۶۰s که در فواصل ۲ ثانیه‌ای حاوی انواع آرتیفکت‌های چشمی (حرکت عمودی و افقی کره چشم علاوه بر اثر پلک زدن) هستند. آزمون‌های بلندمدت نیز به قطعات ۴ ثانیه‌ای شکسته شده‌اند. در آزمون‌های کوتاه هفت کانال مربوط به EEG است که نواحی پیشانی<sup>۴۰</sup> (Fz, F۴, F۳)، مرکزی<sup>۴۱</sup> (Cz, C۳)، گیجگاهی<sup>۴۲</sup> (T۵) و آهیانه<sup>۴۳</sup> (Pz) را شامل می‌شود. یک کانال به عنوان مرجع آرتیفکت چشمی و برای ثبت اثر پلک زدن<sup>۴۴</sup> و حرکت عمودی کره چشم اختصاص یافته است. این کانال از روی پیشانی و بالای چشم چپ (کانال فرعی Fp۱ در استاندارد الکترونگذاری ۲۰-۱۰) اخذ شده است. در آزمون‌های بلندمدت تمامی کانال‌ها مشابه آزمون‌های کوتاه هستند و فقط به جای ثبت کانال T۵، الکتروود در گوشه چشم چپ قرار گرفته است تا به عنوان کانال مرجع برای حرکت افقی کره چشم به‌کار رود. ثبت‌های EEG از اشخاص سالم اخذ شده‌اند. از نتیجه انجام

$$\langle \omega \rangle_i = \frac{2\pi}{E_i} \int \omega |S_i(\omega)|^2 d\omega \quad (۸)$$

در روابط فوق  $E_i$  انرژی سیگنال،  $\langle \omega \rangle_i$  بسامد لحظه‌ای و  $S_i(\omega)$  طیف آن در پنجره  $i$ ام هستند.

### ۳-۴- روال تشخیص خودکار مؤلفه‌های آرتیفکت چشمی

برای تشخیص مؤلفه‌های آرتیفکت از معیارهای زمان-فرکانس، آماری و شباهت ذکر شده در بخش قبل استفاده شده است. برای این منظور، این معیارها برای هر یک از مؤلفه‌های مستقل محاسبه شده، مؤلفه‌های واجد شرایط ذیل به عنوان مؤلفه آرتیفکت انتخاب خواهند شد:

- دارای بالاترین مقادیر کورتوزیس (دو مقدار اول)؛
  - دارای بالاترین مقادیر همبستگی با کانال‌های مرجع (دو مقدار اول)؛
  - دارای بالاترین درصد حضور در کانال‌های مرجع (مقدار نخست)؛
  - دارای کمترین بسامدهای لحظه‌ای (دو مقدار اول).
- شایان توجه است به منظور افزایش دقت تشخیص از یک شاخص استفاده نشده است و دو مؤلفه‌ای که دارای بالاترین مقدار شاخص باشند به عنوان مؤلفه آرتیفکت کاندید می‌شود. دو مؤلفه انتخاب می‌شود زیرا انتظار می‌رود یک مؤلفه مربوط به آرتیفکت ناشی از حرکت عمودی چشم و دیگری مربوط به آرتیفکت ناشی از حرکت افقی چشم باشد. در صورتی که در یک آزمون، هیچ مؤلفه‌ای دارای شرایط فوق نباشد، در این صورت مؤلفه‌ای حذف نخواهد شد و آزمون بدون آرتیفکت تلقی می‌شود.

برای بررسی این‌که شاخص‌های معرفی شده چقدر در مورد آزمون‌های حاوی آرتیفکت و فاقد آرتیفکت متفاوت‌اند از آزمون آماری تحلیل پراش دوسویه<sup>۳۹</sup> در نرم‌افزار MATLAB استفاده کرده‌ایم. برای این منظور، مقادیر شاخص‌ها برای آزمون‌هایی که دارای آرتیفکت بوده‌اند، محاسبه و در یک دسته قرار داده شده و شاخص‌های مربوط به آزمون‌های فاقد آرتیفکت در دسته دیگر قرار داده شده‌اند.

<sup>39</sup> Two-way Analysis of Variance  
<sup>43</sup> Parietal

<sup>40</sup> Frontal  
<sup>44</sup> Blink

<sup>41</sup> Central

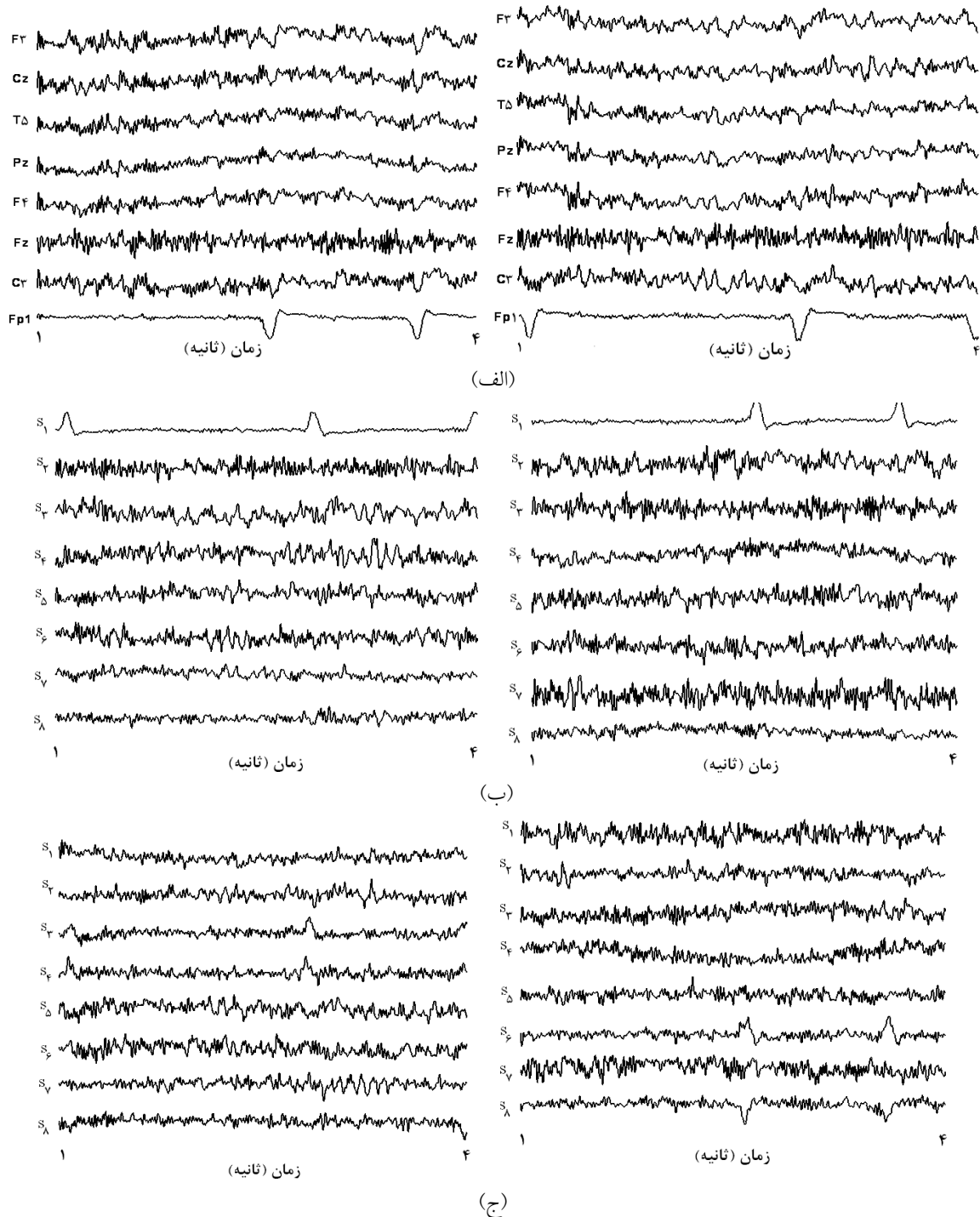
<sup>42</sup> Temporal

این آرتیفکت به مراتب بهتر از ICA سریع عمل کرده است. به همین دلیل نیز در این مقاله برای محاسبه معیارها از مؤلفه‌های استخراج شده با الگوریتم انفومکس استفاده شده است.

آزمایش‌ها در روزهای مختلف و برای افراد مختلف، مجموعاً ۲۰۰۰ قطعه ۴ ثانیه‌ای سیگنال EEG، حاصل شده است.

## ۶- نتایج

شکل ۱ نمونه‌ای از دو آزمون حاوی آرتیفکت پلک زدن را نشان می‌دهد طبق شکل، الگوریتم انفومکس در جداسازی

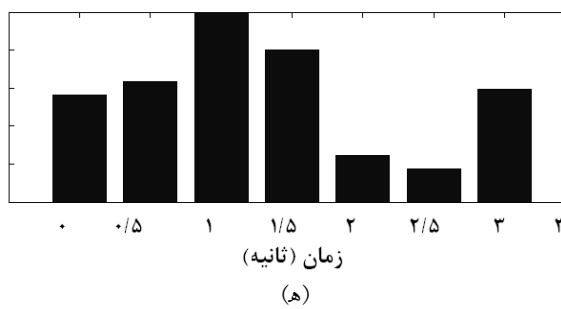
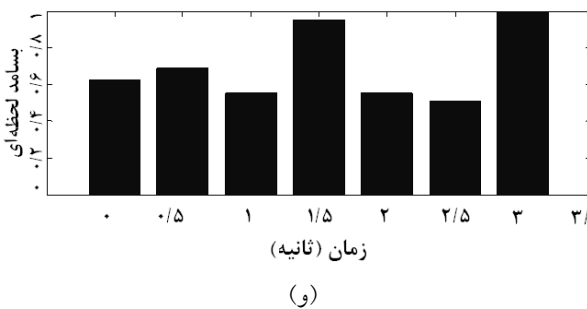
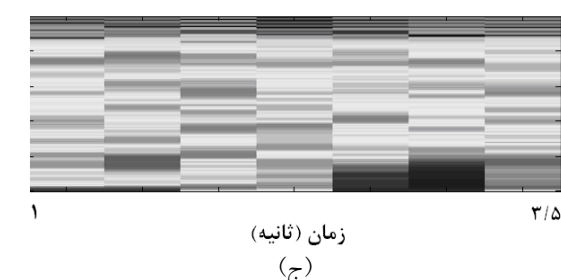
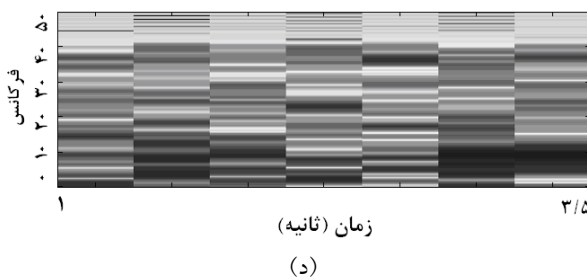
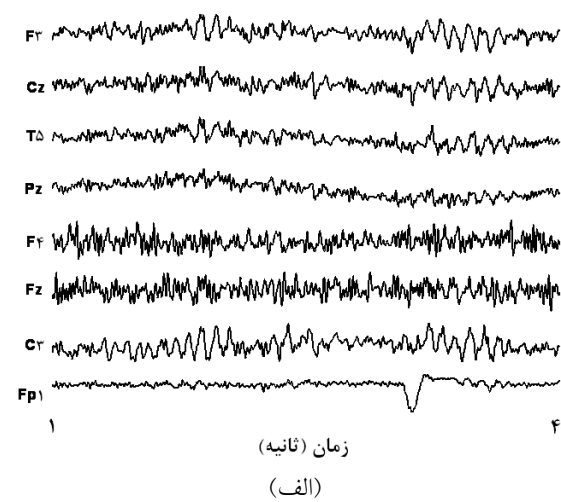
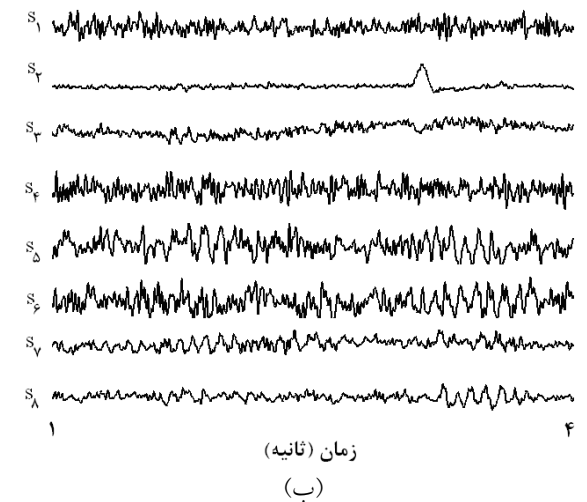


شکل ۱- الف) سیگنال‌های مغزی اخذ شده حاوی آرتیفکت چشمی؛ ب) مؤلفه‌های مستقل استخراج شده به روش انفومکس؛ ج) مؤلفه‌های مستقل استخراج شده با ICA سریع



آرتیفکت و کانال Fp1 و بسامد لحظه‌ای محاسبه شده آن در شکل ۲ آمده است. بسامد لحظه‌ای در هر طیف با تقسیم بر مقدار بیشینه آن بهنجار شده است. برای پنجره‌هایی از مؤلفه‌ها که در آنها آرتیفکت چشمی مشاهده می‌شود، بسامد لحظه‌ای به وضوح افت می‌کند و به ۰/۲ تا ۰/۴ مقدار بیشینه (محدوده ۱-۴ Hz باند دلتا) می‌رسد. همان‌طور که اشاره شد، افزایش توان سیگنال حاوی آرتیفکت در باند دلتا در مراجع دیگر نیز گزارش شده است. در آزمون‌هایی که تنها یک بار اثر پلک ظاهر شده است، افت بسامد لحظه‌ای در مؤلفه مربوط به آرتیفکت نسبت به کانال حرکت عمودی چشم واضح‌تر است.

برای محاسبه فرکانس لحظه‌ای (ویژگی زمانی-فرکانسی) از روش مستقیم پریودوگرام<sup>۴۵</sup> برای تخمین طیف STFT استفاده کردیم. پنجره‌های زمانی از نوع همینگ<sup>۴۶</sup> با طول ۲۵۶ نمونه و هم‌پوشانی ۵۰٪ انتخاب شده‌اند. به دلیل آن‌که طول فرایند پلک زدن تقریباً ۰/۵ s (معادل ۱۲۸ نمونه) است، هم‌پوشانی ۱۲۸ نمونه انتخاب شده است. به این ترتیب طیف STFT برای سیگنال‌های ثبت شده ۴ ثانیه‌ای، دارای ۷ پنجره است. شکل الف-۲ نمونه‌ای از یک آزمون حاوی آرتیفکت پلک زدن و شکل ب-۲ مؤلفه‌های مستقل استخراج شده از آن را نشان می‌دهند. طیف توان مؤلفه

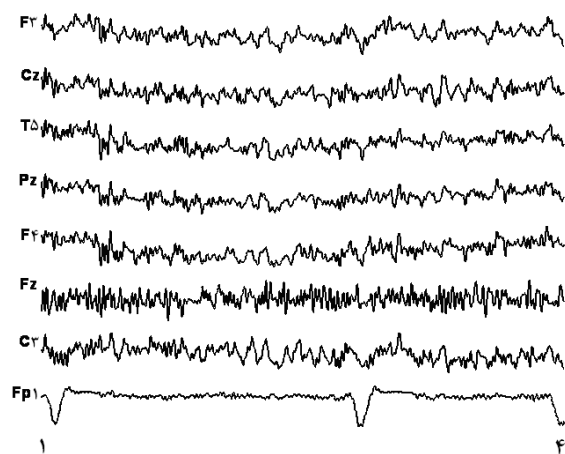


شکل ۲-الف) نمونه‌ای از سیگنال‌های مغزی اخذ شده حاوی آرتیفکت پلک زدن؛ ب) مؤلفه های مستقل استخراج شده به روش انفومکس؛ ج) طیف STFT مؤلفه آرتیفکت؛ د) طیف STFT کانال Fp1؛ ه) بسامد لحظه‌ای مؤلفه آرتیفکت؛ و) بسامد لحظه‌ای کانال Fp1

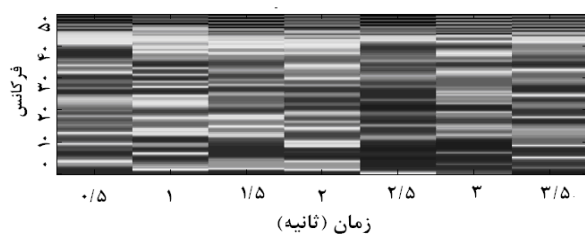
<sup>45</sup> Periodogram

<sup>46</sup> Hamming

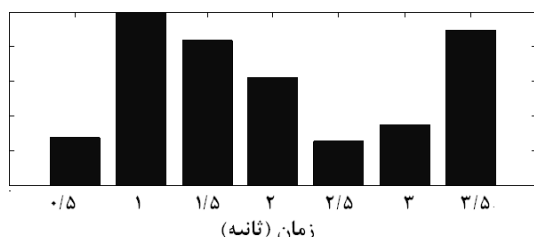
برای بررسی این که شاخص‌های معرفی شده چقدر در مورد آزمون‌های حاوی آرتیفکت و فاقد آرتیفکت متفاوتند از آزمون آماری تحلیل پراش دوسویه استفاده شده است. برای این منظور شاخص‌های مربوط به ۱۵۳ آزمون در نظر گرفته شده است. کرتوزیس بیشینه، همبستگی مشترک بیشینه با کانال مرجع، درصد حضور بیشینه در کانال مرجع و بسامد لحظه‌ای کمینه برای آزمون‌های حاوی اثر پلک و بدون اثر پلک محاسبه شده و در دو دسته جداگانه قرار داده شده‌اند. سطح معناداری  $\alpha=0/05$  انتخاب شده است. نتایج آزمون آماری نشان می‌دهد که شاخص‌های دو گروه حاوی آرتیفکت و بدون آرتیفکت، به‌طور قابل ملاحظه‌ای متفاوت‌اند ( $p<0/0046$ ).



زمان (ثانیه)  
(ب)



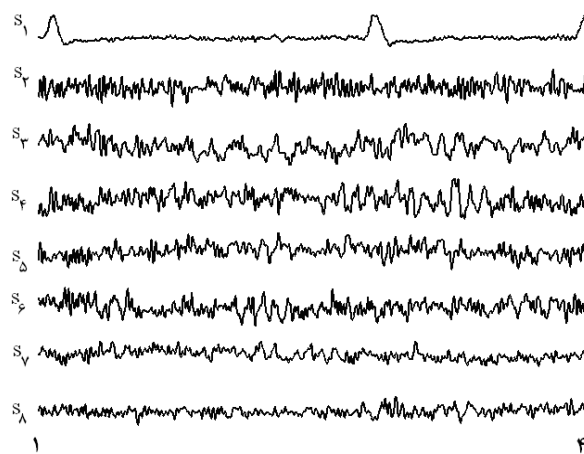
زمان (ثانیه)  
(د)



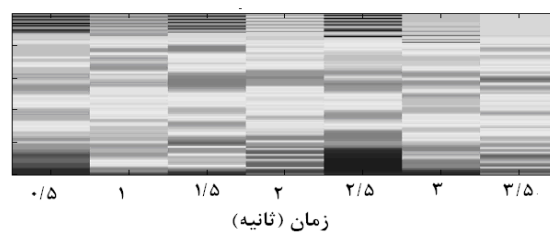
زمان (ثانیه)  
(و)

شکل ۳ نتایج حاصل از تحلیل مشابه در آزمون‌های دیگر را نشان می‌دهد که در آن دو بار اثر پلک زدن وجود دارد. در این شکل، نمونه سیگنال‌های مغزی ثبت شده، مؤلفه‌های مستقل حاصل، طیف توان مؤلفه آرتیفکت استخراج شده و کانال مرجع چشمی و بسامدهای لحظه‌ای آنها نمایش داده شده‌اند.

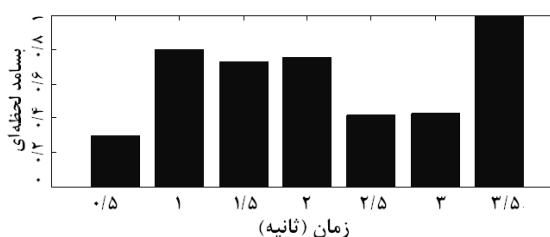
پس از محاسبه مقادیر ویژگی‌ها برای همه مؤلفه‌های آزمون، باید بالاترین مقادیر کورتوزیس (دو مقدار اول)، بالاترین مقادیر همبستگی با کانال‌های مرجع (دو مقدار اول)، بالاترین درصد حضور در کانال‌های مرجع (مقدار نخست) و کمترین بسامدهای لحظه‌ای (دو مقدار اول) را به‌دست آورد.



زمان (ثانیه)  
(الف)



زمان (ثانیه)  
(ج)

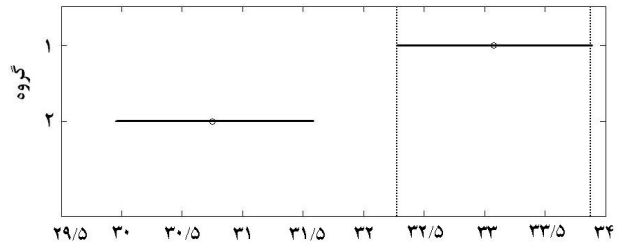


زمان (ثانیه)  
(ه)

شکل ۳- الف) نمونه‌ای از سیگنال‌های مغزی اخذ شده حاوی چند اثر پلک زدن؛ ب) مؤلفه‌های مستقل استخراج شده به روش انفومکس؛ ج) طیف STFT مؤلفه آرتیفکت؛ د) طیف STFT کانال Fp1؛ ه) بسامد لحظه‌ای مؤلفه آرتیفکت؛ و) بسامد لحظه‌ای کانال Fp1

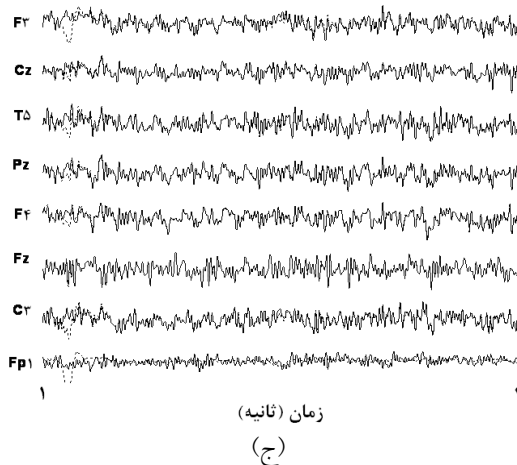
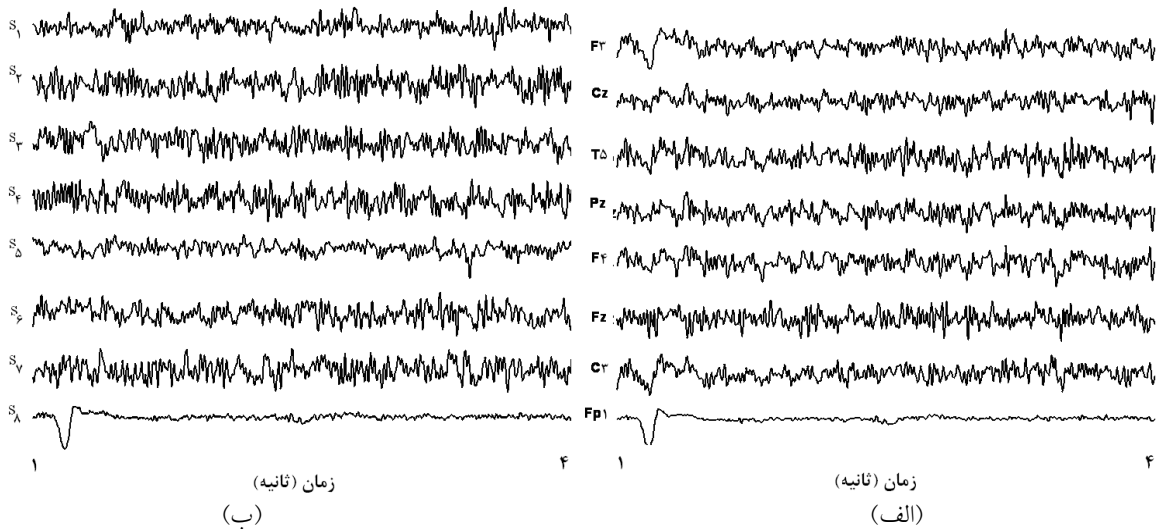
با توجه به نتایج آزمون آماری شاخص‌های کروتوزیس بیشینه، همبستگی مشترک بیشینه با کانال‌های مرجع، درصد حضور بیشینه در این کانال‌ها و بسامد لحظه‌ای کمینه به عنوان شاخص‌های تشخیص مؤلفه‌های آرتیفکت چشمی در نظر گرفته شده است. مؤلفه‌هایی که سه شرط یا بیشتر را برآورده کنند به عنوان مؤلفه آرتیفکت چشمی شناسایی و حذف می‌شوند. روش پیشنهادی در این تحقیق برای شناسایی مؤلفه‌های نمایانگر آرتیفکت چشمی (اثر پلک زدن و حرکت افقی و عمودی کره چشم) روی ۲۰۰۰ قطعه چهار ثانیه‌ای سیگنال EEG آزمایش شده است؛ که حاوی انواع آرتیفکت‌های چشمی هستند. در شکل ۵ نمونه‌ای از آزمون‌ها (الف-۵) و مؤلفه‌های مستقل استخراج شده از آن به روش انفومکس (ب-۵) نشان داده شده است. معیارهای محاسبه شده برای این مؤلفه‌ها در جدول ۱ آمده است.

در شکل ۴ نتیجه آزمون آماری آمده است. در این آزمون متوسط دو گروه با هم مقایسه شده‌اند. همان‌طور که ملاحظه می‌شود دو گروه کاملاً با یکدیگر تفاوت ندارند.



متوسط دو گروه ۱ و ۲

شکل ۴- بررسی قدرت تفکیک مجموعه چهار معیار پیشنهادی در ۵۰ آزمون از داده‌های دسته اول؛ مقادیر هر معیار برای دو گروه مؤلفه آرتیفکت و غیر آرتیفکت در دو ستون جداگانه قرار گرفته و میانگین‌های آنها با هم مقایسه شده است (تخمین میانگین با دایره کوچک و پراش تخمین با خط).



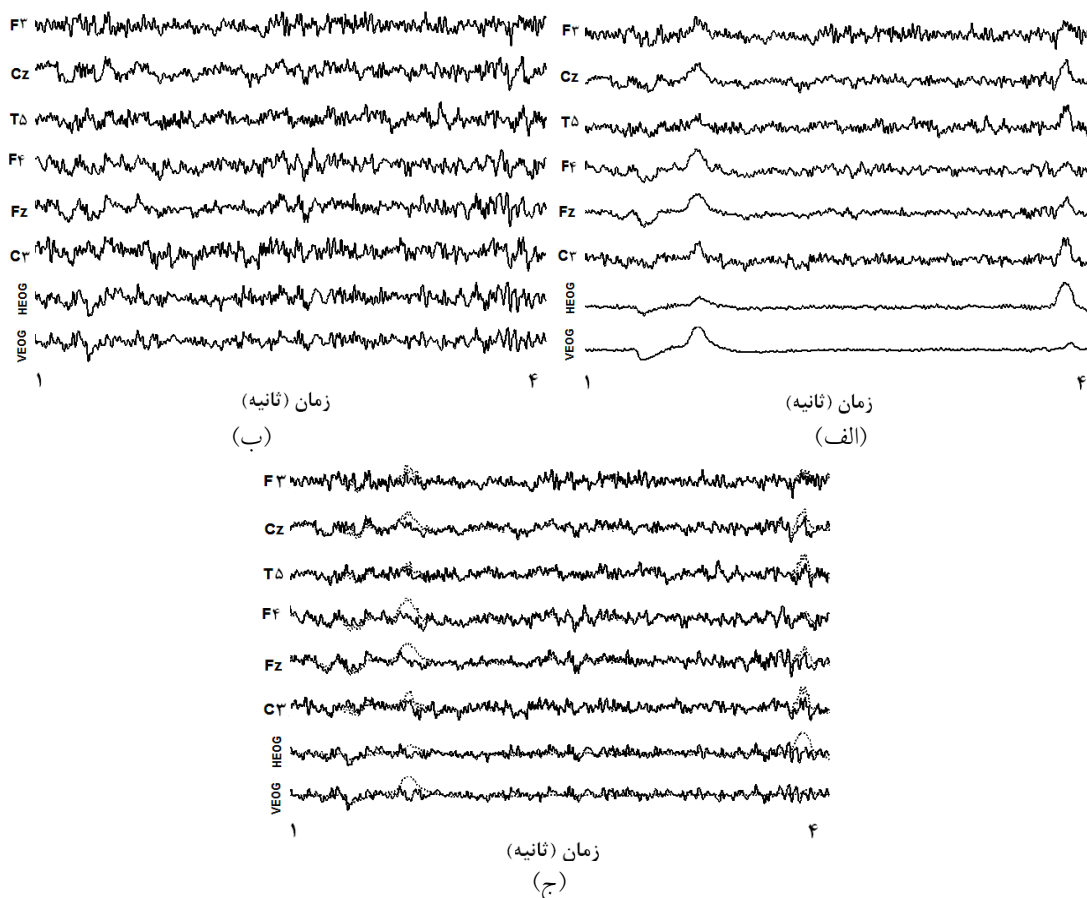
شکل ۵- الف) نمونه‌ای از سیگنال‌های مغزی اخذ شده حاوی آرتیفکت پلک زدن؛ ب) مؤلفه‌های مستقل الگوریتم انفومکس؛ ج) آزمون ثبت شده (خط چین) و تصحیح شده به کمک روش خودکار پیشنهادی (خط پر)

در شکل ۶ قطعه‌ای ۴ ثانیه‌ای از سیگنال مغزی حاوی دو آرتیفکت حرکت عمودی و افقی کره چشم نشان داده شده است. شکل الف-۶ سیگنال‌های مغزی ثبت شده، شکل ب-۶ مؤلفه‌های مستقل استخراج شده به روش انفومکس و شکل ج-۶ سیگنال‌های EEG تصحیح شده با روش خودکار را نشان می‌دهد.

خانه‌های تیره رنگ جدول مقادیر کرتوزیس، همبستگی مشترک و درصد حضور بیشینه و بسامد لحظه‌ای کمینه را نشان می‌دهند. با توجه به این شاخص‌ها، مؤلفه هشتم ۵ شرط و مؤلفه‌های دوم و پنجم هر یک، ۱ شرط را دارا هستند. پس مؤلفه هشتم به عنوان آرتیفکت چشمی شناسایی شده و باید حذف شود. شکل ج-۵ سیگنال‌های EEG تصحیح شده را پس از حذف مؤلفه آرتیفکت نشان می‌دهد.

جدول ۱- معیارهای محاسبه شده برای مؤلفه‌های شکل ۵

	کرتوزیس	همبستگی	کانال ۱ در حضور Fp	$\langle \omega \rangle$	$\langle \omega \rangle$	$\langle \omega \rangle$	$\langle \omega \rangle$	$\langle \omega \rangle$	$\langle \omega \rangle$	$\langle \omega \rangle$
S	۰/۶۸۰۳	-۱/۱۲۳۴	٪۵۹/۶۵۵	۱۶/۱۷۴	۲۰/۵۵۷	۲۰/۶۴۹	۱۷/۸۶۹	۱۶/۸۴۴	۱۹/۹۸۵	۱۷/۸۵۷
S	-۰/۴۹۱۹۶	۱۹/۳۲۸	٪۲۸/۰۴۷	۲۲/۹۵۲	۱۷/۸۲۴	۱۷/۷۰۵	۱۶/۹۸۲	۲۶/۰۴۹	۲۰/۵۱۳	۱۷/۴۰۷
S	-۰/۵۲۸۳۳	-۸/۵۳۹۱	٪۳۷/۶۴۷	۱۱/۳۷۲	۱۸/۷۲	۲۲/۴۱۱	۲۲/۴۷۱	۲۴/۸۸	۲۱/۳۰۹	۲۲/۳۲۸
S	-۰/۳۹۴۵۴	-۱۷/۱۱۴	٪۲۵/۸۱۸	۱۹/۱۳۱	۲۲/۱۴۸	۲۰/۴۰۵	۱۸/۹۵۴	۲۰/۳۳۹	۱۷	۱۶/۸۲۲
S	۱/۵۶۹۸	-۲/۵۵۶۸	٪۲۷/۹۴۳	۱۲/۸۴۵	۱۹/۱۳۸	۱۲/۶۴	۱۴/۹۰۱	۱۷/۰۴۳	۱۲/۸۳۳	۱۵/۱۰۴
S	-۰/۴۲۷۷۸	-۱۲/۶۱۴	٪۵/۷۶۱۱	۱۲/۸۰۷	۱۵/۸۱۵	۱۶/۲۲۸	۱۷/۷۹۱	۱۷/۵۲۹	۲۱/۱۱۲	۱۶/۵۴۲
S	-۰/۵۶۹۳۶	۴/۳۳۵۳	٪۴۷/۲۳۵	۱۶/۲۲۷	۲۰/۰۵۶	۱۶/۴۰۳	۱۵/۷۴۱	۲۳/۲۳۲	۱۵/۲۶۹	۱۸/۱۸۶
S	۲۵/۴۱۸	۱۵۳/۶۹	٪۹۸/۰۹۷	۴/۱۹۷۲	۴/۱۷۹	۱۶/۷۸۷	۹/۳۰۳۲	۱۰/۴۸۷	۱۳/۷۷۸	۱۶/۶۸۹



شکل ۶- الف) نمونه‌ای از سیگنال‌های مغزی اخذ شده حاوی آرتیفکت حرکت عمودی و افقی کره چشم، ب) سیگنال تصحیح شده با استفاده از روش پیشنهادی، ج) سیگنال‌های مغزی ثبت شده (خط چین) و تصحیح شده (خط پر)

به تشخیص آرتیفکت و حذف آن با دقت ۹۲/۸٪ شده است. در حالی که در روش ارائه شده در مرجع [۱۲]، میزان حساسیت تشخیص ۸۲/۴٪ و ویژگی ۸۳/۳٪ ذکر شده است. در روش‌های دیگر [۱۱-۱۶]، میزان صحت تشخیص به صورت کمی ارائه نشده است. شایان ذکر است که در تحقیق به عمل آمده در این مقاله بررسی صحت تشخیص و حذف به صورت چشمی به وسیله سه متخصص انجام شده است.

### سپاسگزاری

این پژوهش در آزمایشگاه سیستم‌های واسط مغز-کامپیوتر، مرکز فناوری عصبی ایران، دانشگاه علم و صنعت ایران با حمایت مالی این دانشگاه انجام شده است.

### مراجع

- [1] Jung T.-P., Makeig S., Humphris C., Lee T.-W., McKeown M. J., Iragui V., and Sejnowski T. J., Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation, *Psychophysiology*, 2002; 37: 163-178.
- [2] Jung T. P., Humphris C., Lee T. W., Makeig S., McKeown M. J., Iragui V., and Sejnowski T. J., Removing electroencephalographic artifacts: Neural Networks for Signal Processing VIII, 1998; 63-72.
- [3] Jung T. P., Makeig S., Westerfield M., Townsend J., Courchesne E., and Sejnowski T. J., Removal of eye activity artifacts from visual event related potentials in normal and clinical subjects, *Clin. Neurophysiol.*, 2000; 111: 1745-1758.
- [4] Flexer A., Bauer H., Pripfl J., and Dorffner G., Using ICA for removal of ocular artifacts in EEG recorded from blind subjects, *Neural Networks*, 2005; 18: 998-1005.
- [5] James C. J. and Gibson O. J., Temporally constrained ICA: an application to artifact rejection in electromagnetic brain signal analysis, *IEEE Trans. Biomedical Eng.*, 2003; 50 (9): 1108-1116.
- [6] Vigário R., Extraction of ocular artifacts from EEG using independent component analysis, *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, 1997; 103 (3): 395-404.
- [7] Cichocki A. and Vorobyov S., Application of ICA for automatic noise and interference cancellation in multisensory biomedical signals," in Proc. ICA2000, Available at <http://www.cis.hut.fi/ica2000/proceedings>.
- [8] Delorme A., Makeig S., and Sejnowski T. J., Automatic artifact rejection for EEG data using high-order statistics and independent component analysis, in Proc. 3rd Int. ICA Conf., 2002: 457-462.
- [9] Delsanto S., Lamberti F., and Montrucchio M., Automatic ocular artifact rejection based on independent component analysis and eyeblink detection," in Proc. 1st Int. Conf. IEEE EMBS, Conf. Neural Eng., 2003: 309-312.

درصد تشخیص صحیح آرتیفکت چشمی در ۲۰۰۰ قطعه ۴ ثانیه‌ای سیگنال‌های مغزی با استفاده از روش پیشنهادی، ۹۲/۸٪ به دست آمده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی در تشخیص و حذف آرتیفکت از روش جستجوی چشمی استفاده شده است. برای این منظور، نتیجه حذف آرتیفکت با استفاده از روش پیشنهادی برای هر یک از ۲۰۰۰ ازمون، به وسیله ۳ متخصص مورد ارزیابی قرار گرفته است. در صورتی که حداقل دو نفر از سه نفر، نظر به حذف صحیح داده باشند، تشخیص صحیح منظور می‌شود.

### ۷- جمع‌بندی و بحث

در این مقاله، یک روش جدید خودکار برای تشخیص آرتیفکت‌های چشمی و حذف آن در سیگنال‌های چشمی با استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل ارائه شده است. یکی از مسائل مهم در حذف آرتیفکت با استفاده از ICA، تشخیص مؤلفه‌های مستقل مربوط به آرتیفکت است. از روش‌های معمول برای تشخیص مؤلفه حاوی آرتیفکت، ارزیابی چشمی است. این روش بسیار زمان‌بر است. در این راستا روش‌های مختلفی برای تشخیص خودکار مؤلفه‌های حاوی آرتیفکت ارائه شده است [۶-۱۲].

تمام روش‌های ارائه شده مبتنی بر تعیین و مشخص کردن سطح آستانه برای شاخص‌های تشخیص است. تعیین آستانه زمان‌بر بوده و بستگی به شرایط آزمایش دارد. در این مقاله یک روش جدید برای تشخیص خودکار مؤلفه‌های آرتیفکت چشمی ارائه شد که نیازی به سطوح آستانه ندارد. از همه مهمتر روش ارائه شده نیازی به آموزش ندارد، در حالی که در بعضی از روش‌های ارائه شده مانند مرجع [۱۲]، علاوه بر نیاز به تعیین آستانه، روش نیاز به آموزش دارد.

نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی قادر است در آزمون‌های کوتاه مدت تا سه مؤلفه و در قطعات آزمون‌های بلندمدت تا چهار مؤلفه آرتیفکت را شناسایی کند. شایان ذکر است که آرتیفکت‌های چشمی حداقل شامل پلک زدن، حرکت‌های عمودی و افقی چشم است. نتایج حاصل از قطعه سیگنال مغزی ۴ ثانیه‌ای نشان می‌دهد که روش ارائه شده قادر

- [15] Hyvärinen A., Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis, *IEEE Trans. Neural Networks*, 1999; 10 (3): 626-634.
- [16] Bell A. J. and Sejnowski T. J., An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution, *Neural Computation*, 1995; 7: 1129-1159.
- [17] Lee T. W., Girolami M., and Sejnowski T. J., Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed sub-Gaussian and super-Gaussian sources," *Neural Computation*, 1999; 11: 417-441.
- [18] Cruces S., Castedo L., and Cichocki A., Robust blind source separation algorithms using cumulants, *Neurocomputing*, 2002; 49: 87-118.
- [19] Hagemann D. and Naumann E., The effects of ocular artifacts on (laterized) broadband power in the EEG," *Clinical Neurophysiology*, 2001; 112 (2): 215-231.
- [20] Qian S. and Chen D., *Joint Time-Frequency Analysis*, Prentice-Hall Inc, 1996: 13-38.
- [10] Romero R., Mañanas M. A., Riba J., Morte A., Giménez S., Clos S., and Barbanoj M. J., Evaluation of an automatic ocular filtering method for awake spontaneous EEG signals based on independent component analysis, in *Proc. 26th Ann. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2004: 925-928.
- [11] Joyce C.A., Gorodnitsky I. F., and Kutas M., Automatic removal of eye movement and blink artifacts from EEG data using blind component separation, *Psychophysiology*, 2004; 41 (2): 313-325.
- [12] LeVan P., Urrestarazu E., and Gotman J., A system for automatic artifact removal in ictal scalp EEG based on independent component analysis and Bayesian classification, *Clinical Neurophysiology*, 2006; 117: 912-927.
- [13] Makeig S., Bell A. J., Jung T.-P., and Sejnowski T. J., Independent component analysis of electroencephalographic data, in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1996; 8: 145-151.
- [14] Hyvärinen A., Karhunen J., and Oja E., *Independent Component Analysis*, John Wiley & Sons, 2001: 147-272.