

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده برق و رباتیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

حذف اثر پلک زدن از سیگنال های مغزی با استفاده از روش تجزیه حالت تجربی (EMD)

نگارنده: محمدرضا حاجی گل

استاد راهنما:

دکتر علی سلیمانی ایوری

استاد مشاور:

دکتر هادی گرایلو

مهر ماه ۱۳۹۹

شماره: ۱۷۲۵
تاریخ: ۹۶/۷/۳۰

باسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۳) صورتجلسه نهایی دفاع از پایان نامه دوره کارشناسی ارشد

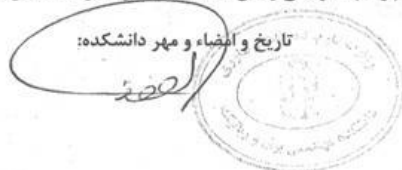
با نام و یاد خداوند متعال، ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد آقای محمدرضا حاجی گل با شماره دانشجویی ۹۶۰۵۲۰۴ رشته مهندسی برق گرایش مخابرات سیستم تحت عنوان حذف اثر پلک زدن از سیگنال های مغزی با استفاده از روش تجزیه حالت تجربی (EMD) که در تاریخ ۱۳۹۹/۰۷/۳۰ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می گردد:

الف) درجه عالی: نمره ۱۹-۲۰ ☐ (ب) درجه خیلی خوب: نمره ۱۸-۱۹ ☒
 ج) درجه خوب: نمره ۱۶-۱۷ ☐ (د) درجه متوسط: نمره ۱۴-۱۵ ☐
 ه) کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول و نیاز به دفاع مجدد دارد ☐
 نوع تحقیق: ☒ نظری ☐ عملی

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنمای اول	دکتر علی سلیمانی ابوری	دانشیار	
۲- استاد راهنمای دوم	-	-	-
۳- استاد مشاور	دکتر هادی گرایلو	استادیار	
۴- نماینده تحصیلات تکمیلی	دکتر مسعود میررضایی	استادیار	
۵- استاد ممتحن اول	دکتر حسین مروی	دانشیار	
۶- استاد ممتحن دوم	دکتر علیرضا احمدی فرد	دانشیار	

نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده: دکتر علیرضا احمدی فرد

تاریخ و امضاء و مهر دانشکده:



تقدیم اثر

به پاس تعبیر عظیم و انسانی شان از کلمه ایثار و از خودگذشتگان به پاس عاطفه سرشار و گرمای امیدبخش وجودشان که در این سردترین روزگاران بهترین پشتیبان است به پاس قلب های بزرگشان که فریاد رس است و سرگردانی و ترس در پناهشان به شجاعت می گراید و به پاس محبت های بی دریغشان که هرگز فروکش نمی کند این مجموعه را به پدر و مادر عزیزم تقدیم می کنم.

جناب آقایان علی سلیمانی و هادی گرایلو اساتید راهنما و مشاورم:

شما روشنایی بخش تاریکی جان هستی و ظلمت اندیشه را نور می بخشی. چگونه سپاس گویم
مهربانی و لطف تو را که سرشار از عشق و یقین است. چگونه سپاس گویم تأثیر علم آموزی تو را که
چراغ روشن هدایت را بر کلبه ی محقر وجودم فروزان ساخته است. آری در مقابل این همه عظمت و
شکوه تو مرا نه توان سپاس است و نه کلام وصف.

شکر و قدردانی

منت خدای عزوجل را که طاعتش موجب قربت است و به شکر اندرش مزید نعمت. هر نفسی که فرو می‌رود ممد حیات است و چون برمی‌آید مفرح ذات. پس در هر نفسی دو نعمت موجود است و بر هر نعمتی شکری واجب.

خداوند متعال انسان را خلق کرد و به وسیله قلم، تعلیم داد و به انسان آنچه را که نمی‌دانست آموخت. حال که به یاری حضرت حق تعالی، این پایان نامه به اتمام رسیده است، بر خود واجب دانستم تا از تلاش صادقانه و خستگی ناپذیر استاد ارجمند جناب آقای دکتر علی سلیمانی ایوری به عنوان استاد راهنما و همچنین استاد مشاور بزرگوارم جناب آقای دکتر هادی گرایلو که در جهت هدایت و راهبری این پایان نامه متحمل زحمات فراوانی شدند و با پیگیری‌های مسئولانه خویش موجب تکمیل این پایان نامه گردیدند، کمال تشکر و قدردانی را دارم.

در نهایت مراتب تشکر صمیمانه خود را به اعضاء خانواده و دوستانم که در طول دوران تحصیل و در مدت تهیه پایان‌نامه زحمات گوناگونی را با آغوش باز پذیرا شدند و محیطی آرام را رقم زدند، ابراز می‌کنم. این قلم وامدار خیل این عزیزان بزرگوار است و از درگاه خداوند سبحان برای تمامی این عزیزان آرزوی موفقیت و سلامتی روزافزون خواستارم.

تعمدنامه

اینجانب محمدرضا حاجی گل دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مخابرات سیستم دانشکده برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه حذف اثر پلک زدن از سیگنال های مغزی با استفاده از روش تجزیه حالت تجربی (EMD) تحت راهنمایی دکتر علی سلیمانی ایوری متعهد می شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود . استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

الکتروانسفالوگرافی (EEG) متداولترین روش ثبت فعالیت مغز است. این روش داده‌های فیزیولوژیکی فراوانی را در اختیار ما قرار می‌دهد. اطلاعات حاصل شده از سیگنال نوار مغزی اهمیت چشمگیری در تحقیقات دارند. سیگنال نوار مغزی ثبت شده معمولاً با آرتیفکتهایی نظیر آرتیفکتهای چشمی، نویز برق شهری و غیره همراه می‌باشد از آنجایی که حضور این آرتیفکتهای در سیگنال نوار مغزی بر روی قضاوت ما اثر می‌گذارند، حذف آنها بسیار مهم می‌باشد. هدف این پایان‌نامه به‌دست آوردن سیگنال-های EEG با کیفیت بالاتر و بهتر است که این امر با حذف این آرتیفکتهای حاصل می‌شود، به‌طوری که هیچ یک از اطلاعات اصلی سیگنال EEG حذف نشوند. در طی سالیان گذشته روش‌های مختلفی به‌منظور حذف آرتیفکتهای چشمی نظیر پلک زدن ارائه شده است.

در این پایان‌نامه ضمن بررسی روش‌های انجام شده طی سالیان گذشته، از الگوریتم تجربه حالت ذاتی (EMD) و بهبود یافته آن (EEMD) بر روی داده‌های استاندارد استفاده شده است که طی این فرآیند ابتدا با استفاده از روش تجربه حالت ذاتی سیگنال مغزی به فرکانس‌های مختلف تجزیه می‌شود و بخش‌هایی از سیگنال که پلک زدن رخ داده است حذف گردیده و در آخر با استفاده از الگوریتم آنالیز همبستگی کانونی (CCA) سیگنال مطلوب بازسازی شده و نمایش داده می‌شود. همچنین نتایج حاصل از شبیه سازی بر روی این داده‌ها با استفاده از روش پیشنهادی، از طریق مؤلفه سیگنال به نویز (SNR) با روش‌های دیگر مقایسه و بهبود نسبی آن نمایش داده شده است.

کلمات کلیدی : الکتروانسفالوگرام، حذف آرتیفکت، آرتیفکت چشمی، روش تجربه حالت ذاتی،

سیگنال به نویز، روش آنالیز همبستگی کانونی

فهرست مطالب

۱	فصل اول
۱	مقدمه
۲	۱-۱ مقدمه.....
۵	۲-۱ ساختار پایان نامه.....
۷	فصل دوم : مفاهیم پایه و مروری بر روش های حذف آرتیفکت از سیگنال مغزی
۸	۱-۲ مقدمه.....
۱۰	۲-۲ سیگنال الکتروانسفالوگرام.....
۱۰	۱-۲-۲ روش های ثبت سیگنال مغزی.....
۱۲	۲-۲-۲ ریتم های سیگنال مغزی.....
۱۴	۳-۲ واسط مغز-کامپیوتر.....
۱۵	۴-۲ انواع آرتیفکت ها.....
۱۶	۱-۴-۲ آرتیفکت های چشمی.....
۱۷	۲-۴-۲ آرتیفکت های ماهیچه ای.....
۱۸	۳-۴-۲ آرتیفکت های قلبی.....
۱۸	۴-۴-۲ آرتیفکت های خارجی.....
۱۹	۵-۲ تکنیک های مجزای حذف آرتیفکت ها.....
۱۹	۲-۵-۱ روش های رگرسیون.....
۲۰	۲-۵-۲ تبدیل موجک.....

۲۲	۶-۲ جداسازی کور منابع
۲۲	۱-۶-۲ تحلیل مؤلفه های اساسی (PCA)
۲۴	۲-۶-۲ آنالیز مؤلفه های مستقل (ICA)
۲۶	۲-۶-۳ روش آنالیز همبستگی کانونی (CCA)
۲۸	۲-۶-۴ روش مبتنی بر تصویربرداری منبع
۲۹	۲-۷ تجزیه ی حالت تجربی
۳۲	۲-۸ روش های فیلترینگ
۳۲	۲-۸-۱ روش فیلترینگ تطبیقی (وفقی)
۳۳	۲-۸-۲ فیلترینگ وینر
۳۳	۲-۹ روش های ترکیبی
۳۴	۲-۹-۱ تجزیه حالت تجربی-جداسازی کور منابع
۳۴	۲-۹-۲ روش تبدیل موجک- جداسازی کور منابع
۳۶	۲-۹-۳ روش ماشین بردار پشتیبانی و جداسازی کور منابع
۳۷	۲-۱۰ جمع بندی و خلاصه روش های پایه حذف آرتیفکت ها
۳۹	۲-۱۱ خلاصه فصل
۴۱	فصل سوم : تئوری روش های پیشنهادی
۴۲	۳-۱ مقدمه
۴۲	۳-۲ معرفی دادگان
۴۶	۳-۳ روش تجزیه حالت تجربی اصلاح شده
۴۶	۳-۴ روش EEMD-ICA
۴۷	۳-۵ روش پیشنهادی EEMD-CCA
۴۹	۳-۶ خلاصه فصل

فصل چهارم : نتایج حاصل از پیاده سازی روش ها بر روی سیگنال های مغزی (EEG)

وسیگنال های (fNIRS)

۵۱

۵۲ ۱-۴ مقدمه

۵۲ ۲-۴ نتایج حاصل از پیاده سازی

۵۲ ۱-۲-۴ روش تبدیل موجک

۵۴ ۴-۲-۲ EEMD-ICA روش

۳-۴ نتایج پیاده سازی روش های (EMD) و (EEMD) بر روی داده های EEG و fNIRS و

۶۰ مقایسه آن ها با روش تبدیل موجک و روش های ترکیبی EMD-ICA و EMD-CCA

۶۳ ۴-۴ مقایسه زمان

۶۴ ۵-۴ خلاصه فصل

۶۵

فصل پنجم : نتیجه گیری

۶۶ ۱-۵ مقدمه

۶۶ ۲-۵ نتیجه گیری کلی

۶۷ ۳-۵ پیشنهادات آینده

۶۸ مراجع

فهرست جداول

- جدول ۱-۲. ریتم های اصلی امواج مغزی همراه با فرکانس ۱۴
- جدول (۲-۲): تحلیل تطبیقی روش های پایه حذف آرتیفکت ۳۷
- جدول (۱-۴): مقادیر λ و ΔSNR برای روش های پیشنهادی پیاده سازی شده بر روی داده ها ۶۱
- جدول (۲-۴): مقادیر RMSE برای داده های EEG ۶۳
- جدول (۳-۴): مقادیر RMSE برای داده های fNIRS ۶۳
- جدول (۴-۴): میانگین زمان محاسبه بیش از ۱۰۰ پیاده سازی از الگوریتم های مختلف داده های EEG ۶۴

فهرست اشکال

- شکل (۱-۲): دستگاه لیپمن..... ۱۰
- شکل (۲-۲): روش ثبت سیگنال مغزی به صورت تهاجمی..... ۱۱
- شکل (۳-۲): ثبت غیر تهاجمی سیگنال EEG..... ۱۱
- شکل (۴-۲): استاندارد (۲۰-۱۰)..... ۱۲
- شکل (۵-۲): انواع اصلی امواج مغزی (EEG)..... ۱۳
- شکل (۶-۲): عملکرد سیستم BCI..... ۱۵
- شکل (۷-۲): آرتیفکت های فیزیولوژیکی موجود در سیگنال های نوار مغزی..... ۱۶
- شکل (۸-۲): شکل موج آرتیفکت های چشمی ((a)VEOG) ، ((b)HEOG)..... ۱۶
- شکل (۹-۲): سیگنال EOG، سیگنال EEG نویزی..... ۱۷
- شکل ۱۰-۲: فلوچارت الگوریتم تجزیه حالت تجربی (EMD)..... ۳۱
- شکل (۱۱-۲): دیاگرام کارکردی یک سیستم فیلتر تطبیقی..... ۳۳
- شکل (۱۲-۲): جریان فرآیند روش تجزیه حالت تجربی-جداسازی کور منابع (EMD-BSS)..... ۳۴
- شکل (۱۳-۲): جریان فرآیند روش تبدیل موجک-جداسازی کور منابع (Wavelet-BSS)..... ۳۵
- شکل (۱۴-۲): جریان فرآیند روش جداسازی کور منابع-ماشین بردار پشتیبانی..... ۳۶
- شکل (۱-۳): نحوه الکتروود گذاری در سیستم ۱۰-۵..... ۴۲
- شکل (۲-۳): نحوه الکتروود گذاری برای جمع آوری داده های طیف سنجی نزدیک به مادون قرمز (FINRS)..... ۴۳
- شکل (۳-۳): یک نمونه ثبت شده از داده های سیگنال مغزی که در دو کانال ثبت شده..... ۴۴
- شکل (۴-۳): یک نمونه ثبت شده از داده های طیف سنجی نزدیک به مادون قرمز (fNIRS) در دو

- ۴۴.....کانال ثبت شده.
- ۴۹.....شکل (۵-۳): بلوک دیاگرام الگوریتم EEMD-CCA برای داده های نوار مغزی.
- ۵۳.....شکل (۱-۴): نتایج حذف آرتیفکت از EEG توسط تبدیل موجک.
- ۵۴.....شکل (۲-۴): نتایج حذف آرتیفکت از fNIRS توسط تبدیل موجک.
- ۵۵.....شکل (۳-۴): نتایج حذف آرتیفکت از EEG توسط EEMD-ICA.
- ۵۶.....شکل (۴-۴): نتایج حذف آرتیفکت از fNIRS توسط EEMD-ICA.
- ۵۷.....شکل (۵-۴): نتایج حذف آرتیفکت از EEG توسط روش EEMD-CCA، بر روی داده ی EEG.
- شکل (۶-۴): پیاده سازی روش EMD-CCA بر روی داده مغزی آلوده شده به آرتیفکت چشمی
- ۵۸.....توسط سه شتاب سنج مورد استفاده در آزمایش (a, b و c).
- ۵۹.....شکل (۷-۴): نتایج حذف آرتیفکت از سیگنال fNIRS توسط روش EEMD-CCA.
- شکل (۸-۴): پیاده سازی روش EMD-CCA بر روی داده fNIRS آلوده شده به آرتیفکت چشمی
- ۶۰.....توسط سه شتاب سنج مورد استفاده در آزمایش (a, b و c).

فصل اول

مقدمه

۱-۱ مقدمه

مغز و سیستم اعصاب مرکزی با توجه به ارتباطات الکتریکی و یونی بین نورون‌های عصبی و ارسال اطلاعات به صورت پالس‌های الکتریکی، به عنوان یک مجموعه وسیع از دو قطبی‌های الکتریکی به شمار می‌آیند که کلیه پردازش‌های ذهنی انسان در آن بروز پیدا می‌کند [۱]. این فعالیت‌های الکتریکی را الکتروانسفالوگراف^۱ گویند که از طریق نصب الکترودهای مناسب بر روی پوست سر مقدور می‌گردد. همچنین چشم‌ها را می‌توان به عنوان یک دو قطبی الکتریکی در نظر گرفت که قرنیه سمت مثبت، و شبکیه قسمت منفی این دوقطبی را ایجاد می‌نماید [۲].

در هنگام حرکت کره چشم و پلک زدن، این دوقطبی تغییر جهت داده و در نتیجه میدان الکتریکی اطراف خود را تغییر می‌دهد که باعث ایجاد یک سیگنال الکتریکی به نام آرتیفکت چشمی^۲ (EOG) می‌گردد و هنگامی که این سیگنال بر روی پوست سر انتشار می‌یابد در EEG ثبت شده به عنوان نویز و آرتیفکت ظاهر می‌گردد که باعث بی اعتبار شدن سیگنال EEG می‌شود. آرتیفکت چشمی که ناشی از حرکات کره چشم^۳ و پلک زدن^۴ می باشد دارای هم پوشانی فرکانسی با سیگنال EEG است [۳]. از طرفی آرتیفکت ناشی از پلک زدن دارای دامنه بسیار بیشتری از سیگنال EEG می‌باشد. هدف تشخیص این آرتیفکت‌ها و حذف آن از سیگنال مغزی است، به طوری که اطلاعات اصلی سیگنال مغزی از بین نرود. داشتن سیگنال تمیز و عاری از آرتیفکت‌های چشمی به ما در تشخیص صحیح بیماری‌ها کمک شایانی می‌کند.

یکی از متداولترین روش‌های پردازشی برای مقابله با اثرات نامطلوب این نویز، حذف قسمت‌هایی از EEG است که حاوی آرتیفکتی بزرگتر از یک آستانه تعیین شده هستند [۴]. این روش به منزله از دست دادن اطلاعات در آن بازه بوده و در مواردی که سوژه زیاد پلک می‌زند یا دچار تیک است به

¹ Electroa Encephalo Gram

² Electro Oclu Gram

³ Eye Movements

⁴ Eye Blinks

علت باقی ماندن بسیار کم بازه‌های داده بدون آرتیفکت مناسب نیست. با توجه به اهمیت حذف آرتیفکت EOG از سیگنال EEG روش‌های مختلفی برای حذف آرتیفکت EOG پیشنهاد شده است.

گروه دیگر روش‌ها بر پایه رگرسیون در حوزه زمان [۵] و یا فرکانس [۶] هستند. این روش‌ها دارای دو ایراد عمده می‌باشند، اول اینکه نیاز به وجود کانال مرجع (آرتیفکت مورد نظر) دارند و دوم اینکه بعلت خالص نبودن سیگنال ثبت شده توسط الکترودهایی که آرتیفکت‌های چشمی را ثبت می‌کنند، مقداری از سیگنال EEG که توسط الکترودهای مزبور ثبت می‌شود نیز به اشتباه به عنوان نویز تلقی شده و از سیگنال کم می‌گردد.

استفاده از فیلترهای تطبیقی از روش‌های متداول در از بین بردن آرتیفکت‌های چشمی از سیگنال مغزی می‌باشد، فیلتر تطبیقی به گونه‌ای تنظیم می‌شود که از روی سیگنال ورودی اولیه (سیگنال نویزی ثبت - شده)، تخمینی از آرتیفکت موجود در خروجی به دست آید، در نهایت با کسر خروجی فیلتر از سیگنال اولیه، سیگنال حذف نویز شده به دست می‌آید [۷].

گروه دیگری از روش‌های حذف آرتیفکت چشمی، روش‌های مبتنی بر جداسازی کور منابع^۱ هستند. به روش‌هایی که بر مبنای تجزیه خطی سیگنال‌های EEG به مؤلفه‌های منبع و بدون هیچ اطلاعی از نحوه ترکیب منابع کار می‌کنند، تکنیک‌های BSS گفته می‌شود. این تکنیک‌ها، امکان شناسایی منابع آرتیفکت را فراهم می‌کنند. بعد از شناسایی مؤلفه‌های شامل آرتیفکت، سیگنال حذف نویز شده با صفر کردن این مؤلفه‌ها و ترکیب مؤلفه‌های باقی مانده، به دست می‌آید. روش‌های مختلفی برای حل مسئله BSS پیشنهاد شده است که عبارت اند از: روش‌های آنالیز مؤلفه‌های مستقل^۲ (ICA) و روش آنالیز همبستگی کانونی^۳ (CAA) [۸]. زمانی که منابع مستقل باشند، از روش‌هایی مانند ICA در حل مسئله BSS استفاده می‌شود. اساس روش ICA، یافتن تعدادی منبع مستقل از روی چند سیگنال مشاهده است، به گونه‌ای که تمام مشاهدات با ترکیب خطی آنها ساخته شده باشند [۹].

¹ Blind Source Separation

² Independent Component Analysis

³ Canonical Correlation Analysis

آنالیز مؤلفه‌های اساسی^۱ (PCA) یکی از روش‌های زیر مجموعه بازشناسی آماری الگوها است. از تحلیل مؤلفه‌های اساسی در کاربردهای بسیاری از جمله حذف نویز از سیگنال، فشرده سازی سیگنال و... استفاده می‌شود. تحلیل مؤلفه‌های اساسی به زبان ساده یک تبدیل خطی^۲ است که سیگنال را به فضایی جدید انتقال می‌دهد و از مشخصه های فضای جدید مربوطه این است که بردارهای پایه آن متعامد یک‌اند^۳ [۱۰]. در این روش ممکن است برخی مولفه ها ترکیب EEG و EOG بوده و با حذف آنها مقداری از اطلاعات سیگنال مغزی نیز از دست برود.

روش دیگر استفاده شده تبدیل موجک است. به طور کلی تبدیلات موجک به دو دسته اصلی تبدیل موجک گسسته و تبدیل موجک پیوسته تقسیم بندی می‌شوند. سیگنال در تبدیل موجک به نمونه های کوچک یا بزرگ شده موجک مادر شکسته می‌شود. برخلاف تبدیل فوریه که از موج سینوسی استفاده می‌کند، در تبدیل موجک از توابع موجک مادر با شکل نامنظم استفاده می‌شود که همین امر سبب شده است تا امکان آن فراهم باشد که سیگنال‌هایی با تغییرات سریع را راحت تر تحلیل کرد [۱۱]. تجزیه سیگنال توسط تبدیل موجک گسسته با استفاده از دو فیلتر بالاگذر و پایین گذر صورت می‌پذیرد. هر سیگنال با استفاده از این روش به دو بخش فرکانس بالا (جزئیات) و فرکانس پایین (تقریب) تقسیم می‌شود. در این روش بعد از اعمال تبدیل موجک بر روی سیگنال نویزی، عمل آستانه گذاری روی ضرایب موجک انجام می‌شود و در نهایت توسط عکس تبدیل موجک، سیگنال تمیز بازسازی می‌گردد. تخمین آستانه‌ی مناسب یکی از نکات مورد توجه در رسیدن به بهترین پاسخ توسط این روش است.

علاوه بر الگوریتم‌هایی که در بالا ذکر شد، همچنان روش‌های خلاقانه و کارآمد بسیار دیگری نیز وجود دارد. اخیراً پژوهشگران متعددی برای استفاده از مزیت هر روش، از یک راهکار ترکیبی استفاده کرده‌اند که ترکیب دو یا چند روش است. اگر ثبت با چند کانال برای یک منبع سیگنال مشخص

¹ Principal Component Analysis

² Linear Transformation

³ Orthonormal

مدنظر باشد، در حال حاضر طیف قابل توجهی از روش‌ها وجود دارد که می‌تواند اثر مخرب این آرتیفکت‌ها را مهار کند یا از بین ببرد. اما اگر تنها روش ثبت فقط با یک کانال قابل انجام باشد و در عین حال پیچیدگی خاص خودش را نیز دارد، در این صورت روش‌های کمتری در دسترس است و همین روش‌های ترکیبی به کمک ما می‌آیند. در این پایان نامه یک روش جدید حذف آرتیفکت برای استفاده برای چنین کاربردهایی تعریف می‌شود. تکنیکی که به عنوان تجزیه حالت تجربی^۱ همراه با آنالیز همبستگی کانونی شناخته می‌شود (EEMD-CCA). این روش قادر به کار در ثبت سیگنال‌های تک کاناله است. در ادامه از تکنیک تجزیه حالت تجربی اصلاح شده^۲ (EEMD) برای تجزیه سیگنال تک کاناله به سیگنال چند بعدی استفاده می‌شود [۱۲]. سپس از روش آنالیز همبستگی کانونی برای جداسازی اجزای آرتیفکت از سیگنال اساسی با کمک آمارگان مرتبه دوم^۳ استفاده می‌شود. این روش جدید بر روی سیگنال مغزی (EEG) و داده‌های طیف سنجی عملکردی در ناحیه نزدیک مادون قرمز^۴ (fNIRS) اجرا می‌شود و مشاهده می‌شود که در برابر تکنیک‌های حذف نویز و روش‌های ترکیبی مشابه همچون EEMD-ICA، بهتر عمل کرده و به نتایج قابل توجهی دست پیدا می‌کنیم.

۲-۱ ساختار پایان نامه

این پایان نامه متشکل از ۵ فصل می‌باشد که در فصل ۲ به مفاهیم پایه و تئوری مسئله پرداخته می‌شود و در ادامه روش‌های موجود و کارهای انجام شده در گذشته جهت حذف آرتیفکت‌های چشمی از داده‌های سیگنال مغزی بیان می‌گردد در فصل ۳ روش‌های ترکیبی حذف آرتیفکت از سیگنال مغزی و همچنین روش پیشنهادی جهت بهبود نتایج بیان می‌گردد در فصل ۴ نتایج حاصل از شبیه‌سازی توسط روش‌های ترکیبی بیان شده نمایش داده می‌شود و در فصل پایانی نتیجه گیری و ارائه

¹ Empirical Mode Decomposition

² Ensemble Empirical Mode Decomposition

³ Second Order statistics

⁴ Function Near-Infrared Spectroscopy

پیشنهادهات بیان می‌گردد. در این پایان‌نامه سعی می‌کنیم به نتایج بهتری نسبت به روش‌های دیگر دست پیدا کنیم.

فصل دوم

مفاهیم پایه و مروری بر روش های

حذف آریتمیکت از سیگنال متری

۲-۱ مقدمه

با ظهور تکنیک‌های غیرتهاجمی، پژوهش‌های علم عصب‌شناسی، علوم شناختی و روانشناسی شناختی بر پایه ی الکتروانسفالوگرام (نوار مغزی-EEG)، طیف‌نگاری کارکردی مادون قرمز نزدیک^۱ (fNIRS)، انسفالوگرامی مغناطیسی^۲ (EMG) و دیگر ابزار کلیدی شکل گرفته‌اند [۱۳]. نوار مغزی یکی از ابزارهایی است که برای تجزیه و تحلیل فعالیت مغز استفاده می‌شود و سیگنال‌های آن را می‌توان از الکترودهای متعدد که بر روی مجسمه تعبیه شده اند ثبت و ضبط کرد [۱۴]. این سیگنال به عنوان یک سیگنال ویژه با الکتروسیسته‌ی زیستی پیچیده، وضعیت کارکردی مغز را به همراه شرایط روانی فرد نشان می‌دهد و با استفاده از آن می‌توانیم اطلاعاتی حیاتی استخراج کنیم [۱۵]، حتی فراتر از آن، بر سلامت بیمار نظارت داشته باشیم، و عارضه‌های مختلف مغزی را تشخیص دهیم و شناسایی کنیم [۱۶]. با این حال، نوارمغزی یک راه حل با طول زمانی بالا می‌باشد و سیگنال‌های آن به راحتی توسط نویز نامطلوب، آلوده می‌شوند و این نویز به آرتیفکت‌های مختلفی منجر می‌شود [۱۷]. علت و ریشه‌ی آرتیفکت ممکن است از ابزار اندازه‌گیری و سوژه‌های انسانی ناشی شود که مورد اول شامل الکترودهای معیوب، نویز خطی و آمپدانس بالای الکتروود است و می‌توان با داشتن یک سیستم ثبت و ضبط دقیق تر و روندهای سختگیرانه تر برای ثبت از این آرتیفکت‌ها اجتناب کرد [۱۸]. درحالی که حذف آرتیفکت‌های فیزیولوژیکی پیچیده‌تر است. برای مثال، حرکات چشم، پلک زدن‌های چشمی، فعالیت قلبی، و فعالیت ماهیچه‌ای که در سیگنال نوارمغزی رخ می‌دهند انواع عمده‌ی آرتیفکت‌های فیزیولوژیکی هستند.

چنین آرتیفکت‌های فیزیولوژیکی ممکن است با اطلاعات عصبی تداخل پیدا کنند و حتی به عنوان سیگنال اصلی و سالم استفاده شوند. علاوه براین، آرتیفکت‌ها ممکن است فعالیت شناختی یا آسیب شناختی را تقلید کرده و در نتیجه تفسیر بصری و تشخیص را در پژوهش‌های بالینی از جمله مرتبه‌ی

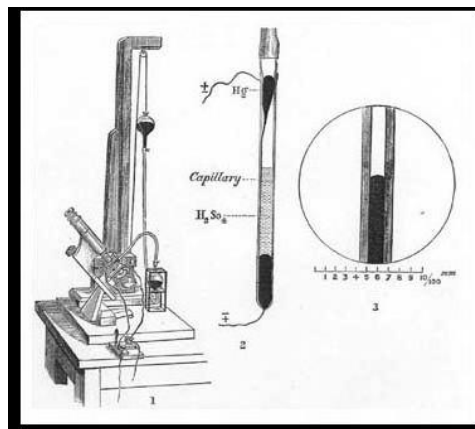
¹ Functional near-infrared spectroscopy

² magnetoencephalography

خواب، بیماری آلزایمر و غیره جهت دار کنند [۱۹]. بنابراین، الزام حذف و شناسایی آرتیفکتهای هم در تشخیص بالینی و هم در کاربردهای عملی، مهم‌ترین گام پردازش قبل از استفاده است. یک روش مستقیم و ساده، اقدامات احتیاطی به منظور اجتناب از آرتیفکتهایی است که ناشی از حرکت می‌باشند، اما اگر سوژه‌ها قادر نباشند از چنین دستورالعمل اضافه‌ای پیروی کنند، این اقدام احتیاطی به مشکل بر می‌خورد. علاوه بر این، این روش برای کاربردهای بالینی، دست و پا گیر می‌باشد. حذف دستی، به جای اجتناب از آرتیفکت، مستقیماً قسمت‌هایی از سیگنال مغزی که آلوده به آرتیفکت هستند را حذف می‌کند. متعاقباً، این روش به طور چشمگیری سیگنال‌های عصبی مفید را نیز از دست می‌دهد. تا به این جای کار، تکنیک‌های موثر متنوعی برای حذف آرتیفکت، از جمله برای آرتیفکتهای فیزیولوژیکی در مقاله‌های علمی پیشنهاد شده است. چنین تکنیک‌های منتشرشده‌ای که با بهبود الگوریتم‌های موجود، ترکیب روش‌های مختلف یا خودکارسازی فرآیند حذف، توسعه یافته‌اند را می‌توان اساساً به دو دسته تقسیم بندی کرد: تکنیک‌هایی که با تخمین سیگنال‌های آرتیفکتهای با استفاده از کانال مرجع کار می‌کنند و یا تکنیک‌هایی که با تجزیه سیگنال نوارمغزی به دیگر دامنه‌ها کار می‌کنند. در تقسیم بندی دیگری می‌توان بازه‌ی این تکنیک‌ها را به صورت روش‌های رگرسیون، جداسازی کور منابع (BSS)، تجزیه‌ی حالت تجربی (EMD)، الگوریتم تبدیل موجک و یا ترکیبی از این روش‌ها تعریف کرد. در سال‌های اخیر محققان ترجیح داده‌اند روش‌های ترکیبی را برای افزایش عملکرد تکنیک‌ها به کار ببرند. علی‌رغم آن که تا به امروز پژوهش‌های وسیعی با محوریت شناسایی آرتیفکت و حذف آن از سیگنال‌های نوارمغزی در مقاله‌های علمی گزارش شده است، اجماعی در خصوص یک راه حل بهینه برای تمام انواع آرتیفکتهای وجود ندارد. در ادامه به مرور و تعریف روش‌های پایه پرداخته شده است.

۲-۲ سیگنال الکتروانسفالوگرام

الکتروانسفالوگرافی یا EEG ثبت فعالیت‌های الکتریکی مغز است. اولین بار ماهیت الکتریکی بودن این سیگنال‌ها توسط هنز برگر^۱ در سال ۱۹۲۹ کشف شد [۲۰]. یکی از سیگنال‌هایی که او کشف کرد امواج آلفا مغزی بود (در فرکانس ۸ تا ۱۳ هرتز) اولین بار هنز برگر از سیم‌های نقره‌ای در زیر مجموعه‌ی بیماران خود به عنوان الکترود استفاده کرد و از دستگاه لیپمن^۲ (وسیله‌ای برای اندازه‌گیری تحریکات الکتریکی بسیار کم) برای اندازه‌گیری پتانسیل الکتریکی استفاده کرد. اما حتی با سیم پیچ‌های نقره‌ای نیز نتوانست چیزی به دست آورد. سپس از گالوانومترهای دقیق‌تری مثل دستگاه شرکت زیمنس که تا یک ده هزارم ولتاژ را هم آشکار می‌کرد استفاده کرد که مؤثر واقع شد.



شکل ۲-۱. دستگاه لیپمن [۲۰]

۲-۲-۱ روش‌های ثبت سیگنال مغزی

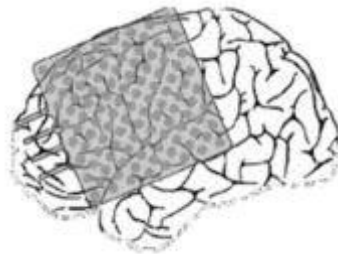
ثبت فعالیت‌های الکتریکی مغز با عنوان الکتروانسفالوگرافی شناسایی می‌شود. این سیگنال‌ها به طور وسیعی برای اهداف کلینیکی و تحقیقاتی استفاده می‌شود. این سیگنال‌ها به سه طریق ثبت می‌شوند.

۱. ثبت عمقی که به کمک ورود الکترودهای سوزنی به بافت نورون‌های مغزی انجام می‌گردد [۲۱].

¹ Hans Berger

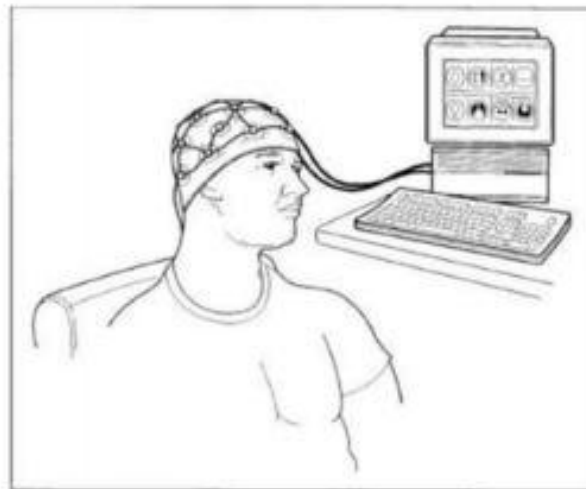
² Lippmann capillary electrometer

۲. الکتروکورتیکوگرام که با قرارگیری الکترودها بر روی سطح آشکار مغز ثبت می‌گردد. (دامنه‌ی بیشتر از 100 میکروولت). این روش برای بالا بردن کیفیت سیگنال‌های ثبت شده می‌باشد که نتیجه تماس مستقیم الکترودها با سطح مغز است. (شکل ۲-۲) [۲۱].



شکل ۲-۲. روش ثبت سیگنال مغزی به صورت تهاجمی [۲۱]

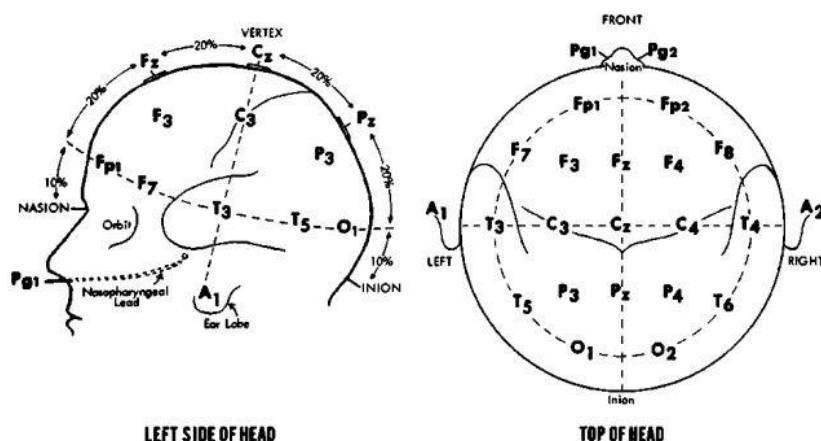
۳. روش غیر تهاجمی مرسوم که همانند شکل ۲-۳ از روی سطح جمجمه و با الکترودهای سطحی صورت می‌گیرد (دامنه‌ی کمتر از ۱۰۰ میکروولت) [۲۱].



شکل ۲-۳: ثبت غیر تهاجمی سیگنال EEG [۲۱]

برای داشتن امکان مقایسه نتایج ثبت سیگنال مغزی و امکان تعمیم نتایج، در سال ۱۹۴۹ میلادی یک شیوه الکتروودگذاری به‌عنوان استاندارد بین‌المللی شناخته شد. این چیدمان جهانی الکترودها که به‌عنوان استاندارد ۱۰-۲۰ شناخته شد [۲۱]، امکان پوشاندن تقریباً تمام نواحی سر را توسط الکترودها فراهم می‌کند. انتخاب محل الکترودها بر اساس نقاط ویژه استخوان جمجمه انجام

پذیرفته است. الکترودها در نواحی تلاقی سطوح استخوان جمجمه قرار می‌گیرند که سایر الکترودهای میانی بر اساس ۱۰ و ۲۰ درصد کل فاصله (مطابق شکل شماره ۳) چیده خواهند شد. لازم به ذکر است این سیگنال‌ها براساس فعالیت سلول‌های پیرامیدال کورتکس مغز است. پهنای باند EEG از حدود ۰ تا ۱۰۰ هرتز می‌باشد به نحوی که بیشترین انرژی در محدوده‌ی فرکانسی ۰/۵ تا ۶۰ هرتز قرار گرفته است. محدوده‌ی دامنه‌ی این سیگنال نیز بین ۲ تا ۱۰۰ میکروولت است.



شکل ۲-۴: استاندارد ۱۰-۲۰ [۲۱]

۲-۲-۲ ریتیم های سیگنال مغزی

نوارمغزی (EEG) ثبت فعالیت الکتریکی آنی مغز است و اندازه گیری نوسانات ولتاژ فعالیت مغز را فراهم می‌کند. فرکانس سیگنال‌های نواز مغزی بین ۰/۰۱ هرتز تا حدود ۱۰۰ هرتز می‌باشد که می‌توان آن را به پنج باند فرکانس تقسیم کرد و چهار نوع اصلی به شرح زیر می‌باشد [۲۲]:

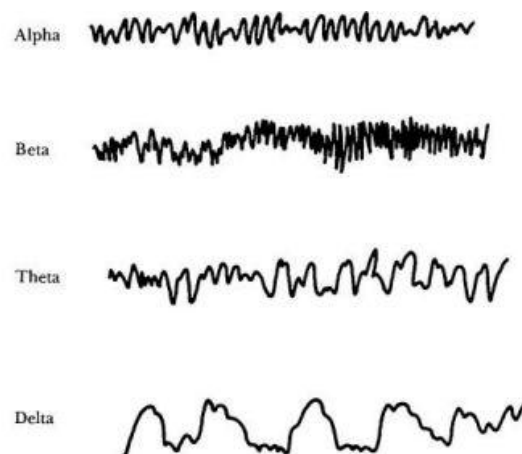
امواج دلتا: امواجی بین ۰/۵ تا ۳/۵ هرتز که در نوزادان، خواب عمیق و در برخی از بیماری‌های مغزی مشاهده می‌گردد. این امواج همچنین در قشر مغز حیواناتی که در اثر قطع عرضی زیر قشری، قشر مغزشان از تالاموس جدا شده است، مشاهده می‌شود. در حقیقت مشاهده امواج دلتا در بزرگسالان غیر طبیعی است.

امواج تتا: امواجی با فرکانس‌هایی بین ۴ تا ۸ هرتز که در نواحی آهیانه‌ای و گیج‌گاهی مغز و بیشتر در اطفال مشاهده می‌گردد البته در بزرگسالانی که دچار افسردگی هستند و یا تحت فشار روانی قرار دارند نیز این نوع از سیگنال‌ها قابل ثبت است.

امواج آلفا: امواجی در محدوده فرکانسی ۸ تا ۱۳ هرتز و ریتمیک هستند که در افراد طبیعی و در حالت هشیاری با چشمان بسته و در شرایط آرامش قابل ثبت است. این امواج بیشتر در ناحیه‌ی پس سری ثبت می‌گردد. اما این امواج را از نواحی آهیانه‌ای و پیشانی نیز می‌توان ثبت نمود.

امواج بتا: امواج بتا در فعالیت‌های شدید مغزی ایجاد شده و در نواحی پیشانی و آهیانه‌ای قابل ثبت هستند دارای فرکانسهایی از ۱۳ تا ۳۰ هرتز را شامل می‌شوند. این امواج به دو گونه‌ی بتا I و بتا II تقسیم می‌گردند. امواج بتا I معمولا دارای فرکانسی تا دو برابر امواج آلفا هستند. امواج بتا II نیز در زمان فعالیت شدید سیستم اعصاب مرکزی و در شرایط فشار روحی ایجاد می‌گردد. در حقیقت با تولید نوعی از سیگنال بتا نوع دیگر از بین می‌رود.

نمونه‌هایی از امواج مذکور در شکل ۲-۵ نشان داده شده است و همچنین جدول ۲-۱ خلاصه‌ای از ویژگی‌های ریتم‌های مغز را به طور خلاصه بیان می‌کند.



شکل ۲-۵: انواع اصلی امواج مغزی (EEG) [۲۱]

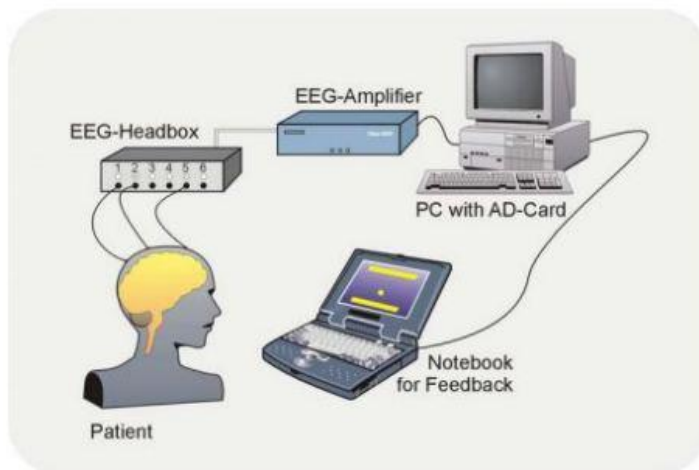
جدول ۲-۱. ریتم های اصلی امواج مغزی همراه با فرکانس [۲۱]

Band Name	Frequency (Hz)	Interpretation
Delta	<4	Deep sleep
Theta	4–8	Relaxed state and meditation
Alpha	8–13	Relaxed state of consciousness
Beta	13–30	active thinking

۲-۳ واسط مغز-کامپیوتر^۱

واسط مغز-کامپیوتر یا BCI سامانه ی ارتباطی است که در آن پیغام ها یا دستوراتی از شخص به دنیای بیرون ارسال می گردد که از مسیر طبیعی مغز که اعصاب و در نهایت ماهیچه ها است عبور نکرده اند. به عنوان مثال در BCI مبتنی بر EEG پیغام ها در قالب فعالیت های مغزی کدگذاری شده اند. روش های BCI به دو نوع وابسته و مستقل تقسیم می گردند. در نوع وابسته ی BCI، از مسیرهای طبیعی خروجی مغز برای انتقال پیام استفاده نمی شود اما فعالیت های موجود در این مسیر برای تولید فعالیت مغزی مانند EEG لازم است تا پیام مذکور را حمل نماید. در روش غیروابسته به هیچ وجه از مسیرهای مغزی استفاده نمی شود. و بنابراین هیچ یک از فعالیت های موجود در این مسیرها مورد نیاز نیست تا فعالیت مغزی لازم مانند EEG را تولید نماید. در شکل ۲-۶ نحوه ی عملکرد سیستم BCI نمایش داده شده است.

¹ Brain computer interface

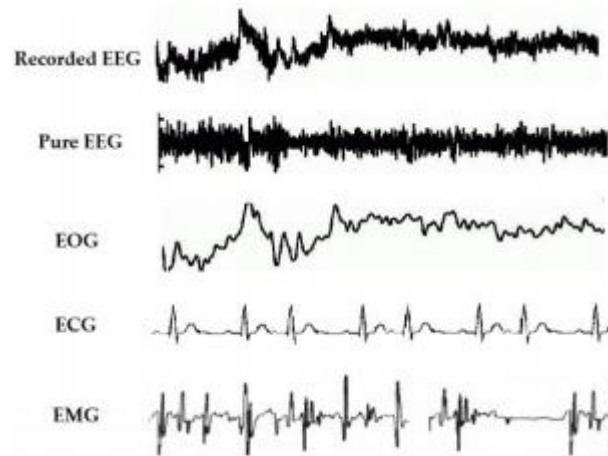


شکل ۲-۶: عملکرد سیستم BCI [۲۱]

۲-۴ انواع آرتیفکت ها

هنگام جمع آوری داده‌های نوارمغزی از سیستم‌های ثبت، حضور آرتیفکت‌ها چشمگیرتر هستند. این آرتیفکت‌ها می‌توانند کیفیت داده‌های نوارمغزی را آلوده کنند. پس، داشتن اطلاعات کافی از نحوه‌ی عملکرد آرتیفکت‌ها و اطلاع از انواع آن‌ها برای حذف کارآمد این نویزها یک پیش نیاز مهم به حساب می‌آید [۲۲]. آرتیفکت‌ها سیگنال‌های ناخواسته‌ای هستند که اساساً از نویز محیط، خطای آزمایش و آرتیفکت‌های فیزیولوژیکی ناشی می‌شوند. علاوه بر این، آرتیفکت‌های محیط و خطای تجربی که از عوامل خارجی گرفته می‌شوند به عنوان آرتیفکت‌های خارجی دسته بندی شده اند در حالی که آرتیفکت‌های فیزیولوژیکی که از خود بدن گرفته شده اند (مثلاً پلک زدن چشمی، فعالیت ماهیچه‌ای، ضربان قلب) را می‌توان به عنوان آرتیفکت‌های داخلی دسته بندی کرد [۲۳]. شکل ۲-۷، سه آرتیفکت فیزیولوژیکی عمده در نوشته‌های علمی را نشان می‌دهد. آرتیفکت‌های محیطی را می‌توان با یک فیلتر ساده حذف کرد زیرا فرکانس چنین آرتیفکت‌هایی با سیگنال‌های مورد نظر، تطبیق ندارند. برنامه‌ریزی و روند کاری صحیح می‌تواند به راحتی خطای آزمایش را کاهش دهد. با این وجود، حذف آرتیفکت‌های فیزیولوژیکی، دشوارتر است زیرا به الگوریتم‌های خاصی نیاز دارند. در بخش

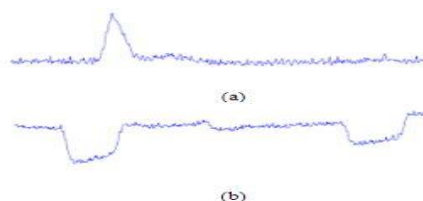
بعدی، در خصوص آرتیفکت‌های فیزیولوژیکی عمده بحث می‌کنیم که بر داده‌های نوارمغزی تاثیر می‌گذارد.



شکل ۲-۷: آرتیفکت‌های فیزیولوژیکی موجود در سیگنال‌های نوارمغزی [۲۳]

۲-۴-۱ آرتیفکت‌های چشمی

آرتیفکت‌های چشمی، اشکالات چشم‌گیری در داده‌های ثبت شده‌ی نوارمغزی ایجاد می‌کنند. منشأ آرتیفکت‌های چشمی شامل مؤلفه‌های عمودی^۱، ناشی از پلک زدن و مؤلفه‌های افقی^۲ ناشی از حرکات چشم است که می‌توانند در کل مجموعه پخش شوند و توسط فعالیت نوارمغزی ثبت گردند (شکل ۲-۸). مخصوصاً، آرتیفکت‌های حرکت چشمی از تغییرات در جهت‌یابی دوقطبی شبکیه و قرنیه ایجاد می‌شوند و آرتیفکت‌های پلکی از رسانش چشمی ناشی از تغییرات تماس قرنیه با پلک ناشی می‌شوند [۲۳].

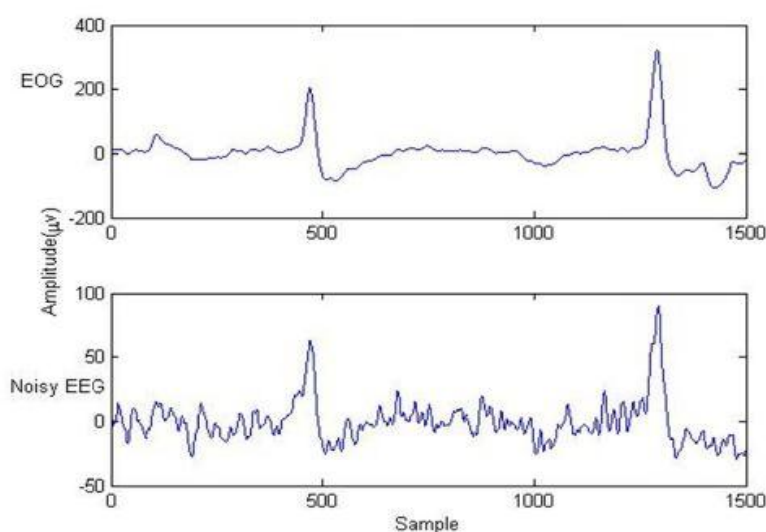


شکل ۲-۸: شکل موج آرتیفکت‌های چشمی (a) VEOG، (b) HEOG [۲۳]

^۱Horizontal ElectroOculoGram

^۲ Vertical ElectroOculoGram

علاوه بر این، به دلیل اثر رسانش حجمی^۱، هم آرتیفکت چشمی و هم فعالیت مغزی در سطح سر پخش می شوند و توسط الکترودها ثبت می گردند. چنین سیگنال های چشمی را می توان با استفاده از الکترواکولوگرام (EOG) ثبت کرد. دامنه ی نوسان الکترواکولوگرام به طور کلی چندین برابر بیشتر از نوارمغزی است و فرکانس های آن با فرکانس سیگنال های نوارمغزی مشابه می باشد [۲۴]. این نکته قابل توجه است که نه تنها داده های نوارمغزی ممکن است توسط الکترواکولوگرام آلوده شوند، بلکه در عوض، نوارمغزی نیز می تواند الکترواکولوگرام را آلوده کند. متعاقباً، وقتی آرتیفکت های الکترواکولوگرام را حذف می کنیم، یک تداخل دوطرفه، باعث ایجاد خطای حذف می شود. در شکل ۲-۹ نمونه از سیگنال EEG که همراه با سیگنال EOG ثبت شده است و سیگنال مغزی همراه با نویز EOG را نمایش می دهد.



شکل ۲-۹: سیگنال EOG، سیگنال EEG نویزی [۲۴]

۲-۴-۲ آرتیفکت های ماهیچه ای

آلودگی داده های نوارمغزی توسط فعالیت ماهیچه ای یکی از مشکلات دشوار و شناخته شده است که از انواع مختلف گروه های ماهیچه ای ناشی می شود. این آرتیفکت ها می توانند توسط انقباض و

¹ Volume conduction

کشیدگی هر ماهیچه‌ای در مجاورت مکان‌های ثبت سیگنال، صحبت کردن سوژه، بالا کشیدن بینی، قورت دادن آب دهان و غیره ایجاد شوند [۲۵]. از نظر تئوری، آرتیفکتهای ماهیچه‌ای توزیع وسیعی بین ۰ هرتز تا کمتر از ۲۰۰ هرتز دارند [۲۵]. درجه‌ی انقباض و کشیدگی ماهیچه بر بزرگی و شکل موج آرتیفکت‌ها تاثیر دارد. به دست آوردن فعالیت با استفاده از اندازه گیری یک کانال مجزا در مقایسه با الکترواکولوگرام و ردیابی چشم، بسیار دشوار می‌باشد. بنابراین، حذف آرتیفکتهای ماهیچه-ای به طور خاصی دشوار و چالش برانگیز می‌باشد. علاوه براین، آرتیفکتهای ماهیچه‌ای و نوارمغزی، هم به صورت زمانی و هم از نظر فضایی، استقلال آماری اساسی از یکدیگر دارند. این امر نشان می‌دهد تحلیل اجزای مستقل می‌تواند روش مناسبی برای حذف آرتیفکتهای ماهیچه‌ای باشد.

۲-۴-۳ آرتیفکت های قلبی

آرتیفکت های قلبی ممکن است وقتی ایجاد شوند که الکترودها روی یک رگ خونی یا در نزدیکی آن هستند و در آن رگ، حرکت انقباض و انبساط ناشی از قلب وجود دارد [۲۵]. چنین آرتیفکتهایی، آرتیفکت های نبضی نامیده می‌شوند که فرکانس آنها حدود ۱/۲ هرتز است و می‌توانند در نوارمغزی با یک شکل موج مشابه رخ دهند، بنابراین، حذف آنها دشوار است. دیگر فعالیت قلبی که نوارقلبی (ECG) نام دارد، سیگنال الکتریکی خارج شده از قلب را اندازه‌گیری می‌کند. نوارقلبی را می‌توان بر خلاف آرتیفکتهای نبضی با الگوی منظم اندازه‌گیری کرد و در کنار فعالیت مغزی ثبت نمود، بنابراین حذف چنین آرتیفکتهایی ممکن است تنها با استفاده از یک شکل موج مرجع، آسان تر باشد.

۲-۴-۴ آرتیفکت های خارجی

علاوه بر آرتیفکتهایی که در بالا به آنها اشاره شد، منبع خارجی آرتیفکت‌ها نیز تاثیر مخربی بر اندازه‌گیری نوارمغزی دارد. آرتیفکتهای ابزاری به عنوان یک نوع آرتیفکت خارجی از درست قرار ندادن الکترود و تکان های سیم ها ناشی می‌شود. این آرتیفکت‌ها را می‌توان با برنامه ریزی و روند

کاری صحیح حذف کرد. تداخل الکترومغناطیسی ساطع شده از محیط، یکی دیگر از انواع آرتیفکت های خارجی است که بر داده های ثبت شده ی نوارمغزی تاثیر دارد. چنین آرتیفکتهایی را که از منابع محیطی ناشی می شوند، می توان به راحتی با یک فیلتر ساده از بین برد زیرا باند فرکانس قابل تمییزی دارند [۲۶]. علی رغم باند فرکانس وسیع نویز سفید، یک فیلتر با فرکانس بالا همچنان می تواند بخش عمده ای از این آرتیفکتهای را حذف کند. از آنجایی که فعالیت ناحیه ی مغز را می توان از کانال های بسیاری مشاهده کرد، همدوسی بین کانال های نوار مغزی، باعث ایجاد آرتیفکت رسانش حجمی می شود.

۲-۵ تکنیک های مجزای حذف آرتیفکت ها

۲-۵-۱ روش های رگرسیون

روش معمول برای حذف آرتیفکت ها از نوارمغزی، روش های رگرسیون هستند. این روش تحت این فرض به کار برده می شود که هر کانال، جمع انباشته ی داده های خالص نوارمغزی و شامل سهمی از آرتیفکت است. تحلیل رگرسیون در ابتدا نسبت دامنه ی نوسان بین کانال مرجع و کانال نوارمغزی را با عوامل مخبره ای تعریف می کند و سپس آرتیفکتهای تخمین زده شده را از نوارمغزی حذف می نماید [۲۷]. بنابراین، این الگوریتم برای حذف آرتیفکتهای مختلف، مستلزم کانال های مرجع بیرونی (یعنی الکترواکولوگرام و نوارقلب) می باشد. هنگام سروکار داشتن با فعالیت چشمی، داده های نوارمغزی را می توان به صورت زیر به دست آورد:

$$EEG_{cor} = EEG_{raw} - \gamma F_{(HEOG)} - \delta F_{(VEOG)} \quad (2-1)$$

که در آن، δ و γ ضرایب مخبره بین الکترواکولوگرام و نوارمغزی هستند و EEG_{cor} و EEG_{raw} به ترتیب، داده های تصحیح شده ی نوارمغزی و داده های خام نوارمغزی را نشان می دهند. HEOG و

VEOG به ترتیب نشان دهنده‌ی موارد ثبت شده از کانال‌های افقی و عمودی الکترواکولوگرام هستند. هیلارد^۱ و گالامبوس^۲ اولین بار رویکردهایی را بر اساس رگرسیون دامنه‌ی زمان برای حذف فعالیت چشمی پیشنهاد دادند [۲۷]. ویتن و همکارانش^۳، رگرسیون دامنه‌ی فرکانس را معرفی کردند و این روش را با نرم افزار شناسایی نوآرمغزی ترکیب نمودند [۲۸]. با این حال، هم در دامنه‌ی زمان و هم در دامنه‌ی فرکانس، چنین رویکردهای رگرسیونی تحت تاثیر روش‌های دوجانبه هستند. این امر ناشی از آن است که پتانسیل‌های چشمی، داده‌های نوآرمغزی را آلوده می‌کنند و به طور مشابه، داده‌های نوآرمغزی نیز می‌توانند موارد ثبت شده‌ی چشمی را آلوده کنند. به این منظور، والستروم^۴ و همکارانش، قبل از به کار بردن منحنی‌های رگرسیون تطبیقی بیزی از یک فیلتر استفاده کردند. با انجام این کار، مشکلات آلودگی دوجانبه به طور اساسی کاهش می‌یابد.

با وجود مدل ساده شده و نیازهای محاسباتی کمتر روش‌های رگرسیون، نیاز رگرسیون به یک یا چند کانال مرجع مناسب، ظرفیت این روش‌ها را برای حذف آرتیفکتهای الکترواکولوگرام و نوار قلبی، محدود می‌کند. علاوه بر آن، کانال‌های رگرسیونی منشعب که برای حذف آرتیفکتهای ماهیچه‌ای استفاده می‌شوند، همیشه در دسترس نیستند. با این وجود، علی‌رغم آن‌که پژوهشگران روش‌های مبتنی بر جداسازی کور منابع را ترجیح می‌دهند، الگوریتم‌های مبتنی بر رگرسیون همچنان استاندارد طلایی برای ارزیابی عملکرد رویکردهای جدید است

۲-۵-۲ تبدیل موجک

تبدیل موجک^۵، که تبدیل یک سیگنال در حوزه‌ی زمانی به سیگنال در حوزه‌ی زمان و فرکانس است، نسبت به تبدیل فوریه، ویژگی‌های زمان-فرکانسی خوبی دارد که این امر ناشی از موازنه‌ی زمان

¹ Hillyard

² Gallambos

³ Whitton et al.

⁴ Wallstrom

⁵ Wavelet transform

فرکانس با قابلیت تنظیم بهتر و برتری تجزیه ی سیگنال غیر ایستا می باشد [۲۹]. تبدیل، با انتخاب زیرمجموعه های مقیاس های z و j به جایی زمانی k و موجک مادر $\psi(t)$ انجام می شود. به صورت ریاضی داریم:

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \cdot \psi(2^j \cdot t - k) \quad (2-2)$$

که در آن، z و k عدد صحیح هستند. سپس تبدیل موجک را می توان به این صورت انجام داد:

$$W_\psi = \langle f, \psi_{j,k} \rangle \quad (3-2)$$

که به معنی ضرب درونی سیگنال دامنه-زمان و تابع موجک است.

تبدیل موجک گسسته برگرفته از موجک پیوسته را می توان برای سیگنال ورودی به کار برد و تجزیه را می توان به صورت زیر بیان کرد:

$$X_a, L[n] = \sum_{k=1}^N X_{a-1}, L[2n - k]g[k] \quad (4-2)$$

$$X_a, H[n] = \sum_{k=1}^N X_{a-1}, L[2n - k]h[k] \quad (5-2)$$

که در آن $g[n]$ یک فیلتر پایین گذر برای تولید جزء فرکانس پایین و $h[n]$ یک فیلتر بالا گذر برای گرفتن جزء فرکانس بالا می باشند. بعد از تجزیه ی داده های نوآرمغزی با استفاده از تبدیل موجک، آستانه گیری برای نادیده گرفتن سیگنال هایی استفاده می شود که حاوی آرتیفکت هستند. جزییات باقی مانده جمع می شوند تا سیگنال غیرآلوده بازسازی شود [۳۰]. روش تبدیل موجک گسسته با وجود تنوعش در، از بین بردن آرتیفکت ها، نمی تواند آرتیفکت هایی را شناسایی کند که با ویژگی های طیفی همپوشانی دارند، در نتیجه کارهای پژوهشی اخیر، ترکیب روش تبدیل موجک گسسته با روش های دیگر مثلاً تحلیل اجزای مستقل را ترجیح می دهند.

۲-۶ جداسازی کور منابع

روش جداسازی کور منابع شامل حیطه‌ی وسیعی از الگوریتم‌های یادگیری نظارت نشده بدون اطلاعات قبلی و کانال‌های مرجع اضافی می‌باشد. روش‌شناسی کلی جداسازی کور منابع را می‌توان به این صورت تشریح کرد: فرض کنیم X سیگنال‌های مشاهده شده و به دست آمده از الکترودهای مجمله باشد. همچنین، فرض کنیم S سیگنال‌های منبع باشد که شامل سیگنال‌های اصلی و آرتیفکت‌ها هستند. این سیگنال‌های منبع، به طور خطی با یک ماتریس نامعلوم A ترکیب می‌شوند:

$$X = A \cdot S \quad (۲-۶)$$

تا سیگنال‌های مشاهده شده به دست آید. الگوریتم جداسازی کور منابع یک نسخه‌ی معکوس است:

$$U = W \cdot X \quad (۲-۷)$$

که در آن U تخمین منابع و W ترکیب وارون X است. سپس اجزایی که آرتیفکت‌ها را نشان می‌دهند حذف می‌شوند و اجزای باقیمانده، داده‌های نوآرمغزی را بازسازی می‌کنند تا به هدف از بین بردن نویز دست یابیم. در ادامه، برخی کارهای نمونه را تشریح می‌کنیم که از الگوریتم‌های جداسازی کور منابع استفاده کرده‌اند.

۲-۶-۱ تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA)

تحلیل مؤلفه‌های اساسی^۱ یکی از روش‌های زیر مجموعه بازشناسی آماری الگوها است. از تحلیل مؤلفه‌های اساسی در کاربردهای بسیاری از جمله حذف نویز از سیگنال، فشردن سازی سیگنال و... استفاده می‌شود. تحلیل مؤلفه‌های اساسی به زبان ساده یک تبدیل خطی^۲ است که سیگنال را به فضایی جدید

^۱ Principal Component Analysis

^۲ Linear Transformation

انتقال می‌دهد از مشخصه‌های فضای جدید مربوطه این است که بردارهای پایه آن متعامد یک‌اند^۱ [۳۱].

در حقیقت PCA را می‌توان به صورت یک انتقال^۲ و چرخش^۳ تصور کرد. اگر X داده ورودی و Y خروجی تبدیل PCA باشد، می‌توان تبدیل را به زبان ریاضی به صورت رابطه (۸-۲) بیان کرد.

$$y = A(x - \mu_x) \quad (8-2)$$

در رابطه (۸-۲)، A مطابق رابطه (۹-۲) عبارت است از ماتریس بردارهای اساسی فضای جدید و μ_x مطابق رابطه (۱۰-۲) عبارت است از میانگین آماری داده‌های ورودی (X).

$$A = [e_1 \dots e_2 \dots e_n]^T \quad (9-2)$$

$$\mu_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (10-2)$$

که در نهایت محاسبه مؤلفه‌های اساسی در حکم حل یک معادله مقادیر ویژه خواهد بود که به راحتی می‌توان آن را حل کرد و درایه‌های ماتریس A یعنی مؤلفه‌های اساسی مورد نظر را به دست آورد. برگ و شرگ^۴ برای اولین بار تحلیل اجزای اصلی را برای حذف آرتیفکتهای چشمی معرفی کردند. در این کار، اجزای عمده که پلک زدن‌ها و حرکات چشمی را نشان می‌دهند به وسیله ی تحلیل اجزای اصلی، بیرون کشیده می‌شوند. سپس داده‌های نوارمغزی که فاقد آرتیفکت هستند، با رد کردن اجزای مربوطه از طریق عملیات معکوس، به دست می‌آیند. کاساروتو و همکارانش^۵ نشان دادند که تحلیل اجزای اصلی از نظر محاسباتی کارآمدتر از روش‌های رگرسیون عمل می‌کند. با این حال، بر-آورده کردن این الزام که اجزای آرتیفکت، با داده‌های نوارمغزی غیرهمبسته باشند، دشوار است. علاوه

¹ Orthonormal

² Translation

³ Rotation

⁴ Berg and Scherg

⁵ Casarotto et al.

بر این، وقتی پتانسیل انحرافها و داده های نوآرمغزی، مشابه باشند، تحلیل اجزای اصلی، در جدا کردن تداخلها شکست می خورد [۳۲].

۲-۶-۲ آنالیز مؤلفه های مستقل (ICA)

آنالیز مؤلفه های مستقل به جداسازی منابع مستقل از هم گفته می شود که به وسیله یک سیستم ترکیب ناشناخته با یکدیگر آمیخته شده اند و جداسازی باید تنها بر پایه مشاهده سیگنالهای ترکیبی صورت گیرد؛ یعنی هم سیستم ترکیب و هم سیگنالهای اولیه نامعلوم اند. با فرض اینکه منابع ناهمبسته اند [۳۳]. سیگنالها، به طور همزمان ترکیبی خطی از منابع مغزی و آرتیفکتی هستند، می تواند سیگنال مشاهده شده را به اجزای مستقل (IC ها) تجزیه کرد. وقتی اجزای مستقل از سیگنال های اصلی بیرون کشیده می شوند، سیگنال تمیز و بدون آرتیفکت با نادیده گرفتن اجزای مستقل حاوی آرتیفکت ها بازسازی می گردد.

تعداد n سیگنال با نماد عمومی $S_{n \times t}$ به وسیله منابع فیزیکی متفاوت تولید می شوند و تعداد m سنسور با نماد عمومی $X_{m \times t}$ ترکیب آنها را ضبط می نمایند. به دلیل تفاوت این سنسورها در ضبط اطلاعات، سیگنالهای ضبط شده دارای وزنهایی با اختلاف کم خواهند بود. تعداد سنسورها معمولاً برابر تعداد منابع اولیه در نظر گرفته می شود. مدل سیستم ترکیب و جداساز عبارتست از:

$$X_i(t)_{i=1 \dots m} = \sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot s_j(t), X_{(t)} = A \cdot S_{(t)} \quad (11-2)$$

$$y_j(t)_{j=1 \dots m} = \sum_{i=1}^m W_{ji} \cdot X_i(t), Y_{(t)} = W \cdot X_{(t)} \quad (12-2)$$

که A ماتریس ترکیب، S بردار سیگنالهای اصلی (هر دو مجهول) و X بردار سیگنالهای مشاهده شده، تنها معلوم رابطه است و هدف تخمین سیگنالهای اصلی Y ، می باشد. به دلیل وجود اطلاعات

بسیار کم از منابع، مؤلفه‌ها در حد ابهام در دامنه بدست می‌آیند؛ یعنی ممکن است مؤلفه‌ها ضریبی از منابع اصلی اولیه باشند. همچنین ترتیب مؤلفه‌ها نیز ممکن است متفاوت با منابع باشد.

اولین بار ماکیج و همکارانش^۱ روش الگوریتم شبکه‌ی ساده‌ای را در نظر گرفتند که بل و سینوفسکی به دست آوردند و در آن، سیگنال‌ها به طور کور با استفاده از به حداکثررسانی اطلاعات^۲، جداسازی می‌شوند. ماکیج و همکارانش در روش خود در ابتدا، الگوریتم تحلیل اجزای مستقل را برای تحلیل سیگنال‌های پتانسیل وابسته به رخداد و نوآرمغزی به کار بردند [۳۴]. ویگاری و همکارانش^۳ بر خلاف روش‌های معمول حذف آرتیفکت، روش تحلیل اجزای مستقل را بر روی داده‌های تجربی و شبیه‌سازی شده امتحان کردند و عملکرد خوبی را در جداسازی سیگنال‌ها از ترکیبات خطی آنها و بیرون کشیدن اطلاعات چشمی حاضر در سیگنال‌های الکترواکولوگرام نشان دادند [۳۵]. جونگ و همکارانش^۴ در سال ۲۰۰۰، با روش بسط یافته‌ی تحلیل اجزای مستقل، آرتیفکت‌ها را حذف کردند و نتایج در مقایسه با الگوریتم رگرسیون خطی، نتایج بهتری داشت [۳۶]. رومرو و همکارانش^۵، روش تحلیل اجزای مستقل را برای کاهش آرتیفکت‌های نوآرمغزی در مراحل مختلف خواب به کار بردند و دریافتند ویژگی دوجانبه‌ی نوآرمغزی و الکترواکولوگرام تاثیر کمی بر تحلیل اجزای مستقل دارد [۳۷]. دلورمه و همکارانش^۶ در خصوص روشی با استفاده از احتمال و کشیدگی^۷، برای حذف نیمه خودکار بحث کردند [۳۸]. جویس و همکارانش^۸ برای آنکه از خطاهای وارد شده‌ی ناشی از انتخاب دستی اجزا اجتناب کنند، یک استخراج خودکار و حذف آرتیفکت‌های حرکات چشمی را بعد از تحلیل اجزای مستقل معرفی کردند [۳۹]. فرالیخ و داودینگ^۹ پنج گونه‌ی رایج استفاده شده از روش‌های تحلیل اجزای مستقل را مقایسه کردند که برای فعالیت نوسانی مناسب بودند [۴۰].

¹ Makeig et al

² information maximization

³ Vigaro et al.

⁴ Jung et al.

⁵ Romero et al.

⁶ Delorme et al.

⁷ kurtosis

⁸ Joyce et al.

⁹ Frolich and Dowding

ثابت شده است آنالیز اجزای مستقل به عنوان نوع بسط یافته‌ای از تحلیل اجزای اصلی (PCA) که محدود به تبدیل بردارهای متعامد می باشد، در جداسازی منابع سیگنال‌های نوارمغزی از آرتیفک‌ها تحت شرایط زیر، کارآمد و منعطف‌تر است:

- (۱) سیگنال‌های منبع از نظر آماری مستقل از یکدیگر هستند و به طور همزمان ترکیب شده‌اند.
 - (۲) مرتبه سیگنال مشاهده شده باید بیشتر از سیگنال منبع یا با آن برابر باشد.
 - (۳) یا باید همه‌ی منابع غیر گوسی باشد و یا تنها فقط یک منبع می‌تواند گوسی باشد.
- به طور کلی، تمام آرتیفک‌هایی مثل حرکات چشمی، پلک زدن‌ها، فعالیت‌های قلبی، از منبع مستقل متقابل ایجاد می‌شوند. علاوه بر این، آنالیز مؤلفه مستقل می‌تواند سیگنال‌های اصلی را تخمین بزند که غیرگوسی هستند یا نه اما متأسفانه، معمولاً گوسی یا غیر گوسی بودن منابع مشخص نمی‌باشد [۴۱]. مشکل دیگر این است که نوارمغزی از مجموعه گرفته می‌شود، که نتیجه‌ی فعالیت مشترک عصب‌های متعدد است و در نتیجه جداسازی سیگنال‌های منبع وقتی تعداد منابع بیشتر از تعداد حسگرها باشد، عملی بسیار دشواری است.

۲-۶-۳ روش آنالیز همبستگی کانونی (CCA)

آنالیز همبستگی کانونی (CCA) یکی دیگر از تکنیک‌های رایج جداسازی کور منابع می‌باشد که در واقع، اندازه‌گیری وابستگی بین دو گروه داده است. CCA، دو تبذیل خطی یکی برای X و یکی برای Y می‌یابد که این تبدیلات، همبستگی X و Y را در مختصات جدید بیشینه می‌کنند. X بردار مشاهدات شامل N کانال است و Y بردار دیگری است که شیفت یافته X در کاربردهای حذف آرتیفکت است. اگر X سیگنال‌های مشاهده به صورت $X = [X_1(n) \dots X_N(n)]$ باشد، Y را برابر نمونه‌های شیفت یافته X به صورت $Y = [X(n-1) \dots X(n-N)] = [Y_1 \dots Y_N]$ در نظر می‌گیریم. آنگاه همبستگی بین هر بین Y و بردار X محاسبه می‌شود و Y با بیشترین همبستگی به عنوان Y بهینه در نظر گرفته می‌شود، سپس ترکیب خطی آن‌ها را به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$u = a_{x1}X_1 + \dots + a_{xn}X_n = A_x^T \cdot X \quad (۱۳-۲)$$

$$v = a_{y1}Y_1 + \dots + a_{yn}Y_n = A_y^T \cdot Y \quad (۱۴-۲)$$

CCA ماتریس‌های وزن A_x و A_y را به گونه‌ای می‌یابد که همبستگی بین u و v را بیشینه کند و مؤلفه‌های CCA، مستقل از یکدیگر باشند.

$$\text{Max } p(u, v) = \max \frac{A_x^T \cdot C_{xy} \cdot A_y}{\sqrt{A_x^T \cdot C_{xx} \cdot A_y} \cdot \sqrt{A_y^T \cdot C_{yy} \cdot A_y}} \quad (۱۵-۲)$$

C_{xy} ، کواریانس بین X و Y و C_{xx} ، کواریانس X هستند. پس از به دست آوردن u یعنی عناصر CCA، توسط ضریب همبستگی، میزان شباهت هر عنصر CCA با آرتیفکت مرجع، که هم‌زمان با سیگنال‌ها ثبت شده است، با استفاده از معادله‌ی ۱۶-۲ سنجیده می‌شود و عناصر به ترتیب کاهش همبستگی مرتب می‌شوند. آرتیفکت EOG، اولین عنصر با بیشترین همبستگی است که با صفر کردن آن و ترکیب دوباره‌ی باقی مانده‌ها، سیگنال تمیز را به دست می‌آوریم [۴۲].

$$p_i(u_i, X_{eyeblick}) = \frac{\sum_{n=1}^N u_i(n) \cdot X_{eyeblick}(n)}{\sqrt{\sum_{n=1}^N u_i^2(n)} \cdot \sqrt{\sum_{n=1}^N X_{eyeblick}^2(n)}} \quad (۱۶-۲)$$

روش CCA بر خلاف روش تحلیل اجزای مستقل (ICA) که از آمارگان مرتبه بالاتر^۱ استفاده می‌کند، آمارگان مرتبه دوم^۲ را به کار می‌گیرد که زمان محاسباتی کمتری را در پی دارد. این روش همچنین از نظر شرایطش برای جداسازی اجزا نیز با تحلیل اجزای مستقل، تفاوت دارد. تحلیل همبستگی متعارف، اجزا را از منابع غیرهمبسته جدا می‌کند در حالی که تحلیل اجزای مستقل، اجزا را از منابع مستقل آماری جداسازی می‌نماید. تحلیل همبستگی متعارف، رابطه‌ی خطی بین دو متغیر تصادفی دو

^۱ Higher Order Statistics

^۲ Second Order Statistics

بعدی را با به حداکثر رساندن همبستگی جفتی^۱ بین دو مجموعه داده پیدا می‌کند [۴۳]. این روش بر خلاف تحلیل اجزای مستقل که تنها توزیع آماری مقادیر نمونه‌ی مشابه را به حساب می‌آورد، تصحیح خودکار را در سیگنال‌های منبع در نظر می‌گیرد و ثابت شده است که نتایج کیفی مشابهی دارد اما پیچیدگی محاسباتی اندکی را در پی دارد. استفاده از تحلیل همبستگی متعارف برای حذف آرتیفکت‌های ماهیچه‌ای از سیگنال‌های نوار مغزی اولین بار در [۴۴] مورد بحث قرار گرفته است. مولف، اختلاف در تصحیح خودکار بین آرتیفکت‌های ماهیچه و مغز را بررسی کرده است. سپس اجزایی با حداقل تصحیح خودکار، انتخاب و حذف شدند. الگوریتم‌های تحلیل همبستگی متعارف برای حذف آرتیفکت‌های ماهیچه‌ای بهتر از تحلیل اجزای مستقل عمل می‌کنند.

۲-۶-۴ روش مبتنی بر تصویربرداری منبع

تصویربرداری منبع نوارمغزی^۲ (ESI) یک تکنیک تصویربرداری مبتنی بر مدل است که اجزای زمانی و فضایی نوارمغزی را ترکیب می‌کند تا منبع پتانسیل‌های ثبت شده‌ی حجمه را بیابد [۴۵]. دو مشکل اصلی در خصوص تصویربرداری منبع نوار مغزی وجود دارد: مشکل رو به جلو و وارونه. وارونگی لایه‌ی دوقطبی توزیع شده‌ی معادل از داده‌های ثبت شده‌ی حجمه یک وارونگی خطی می‌باشد که می‌توان آن را حل کرد. در روش کار فعلی، تنظیمات متعدد یا راه‌حل‌های نرم حداقل وزن دار به طور عملی استفاده می‌شوند. سپس می‌توان منبع توزیع شده‌ی معادل از داده‌های ثبت شده‌ی نوارمغزی بازسازی کرد. سپس، اولین جزء بعد از تحلیل اجزای اصلی نادیده گرفته می‌شود و با باقی اجزا می‌توان نوارمغزی بدون آرتیفکت را بازسازی کرد.

¹ pairwise correlations

² EEG source imaging

۷-۲ تجزیه ی حالت تجربی

تجزیه ی حالت تجربی (EMD) اولین بار در سال ۱۹۹۸ به عنوان یک تکنیک ابتکاری برای پردازش سیگنال غیرایستا و غیرخطی مورد بحث و بررسی قرار گرفت [۴۶]. الگوریتم تجزیه حالت تجربی، سیگنال $x[n]$ را به مجموعه‌ای از اجزا با فرکانس-دامنه‌ی نوسان مدوله شده $b[n]$ تجزیه می‌کند که توابع حالت ذاتی (IMF ها) نام دارند. در تمام مجموعه داده و تمام نقاط، هر تابع حالت ذاتی باید این شرط را ارضا کند که:

الف) تعداد اکسترمم‌ها با تعداد عبورها از صفر برابر باشد یا حداکثر به میزان ۱ اختلاف داشته باشند
ب) مقدار میانگین پوش تعریف شده از بیشینه‌ها و کمینه‌ها باید صفر باشد.
بنابراین، تکنیک تجزیه حالت تجربی یک تکنیک تجربی و مبتنی بر داده می‌باشد در حالی که دیگر روش‌ها به انتخاب‌های توابع پایه مثل تحلیل موجک بستگی دارند [۴۷]. یک روند غربال‌گری برای محاسبه‌ی تابع حالت ذاتی یک سیگنال مشخص در نظر گرفته می‌شود و مراحل در زیر نشان داده شده‌اند:

۱) تعیین نقاط ماکزیمم و مینیمم محلی سیگنال ورودی

۲) تمام بیشینه‌ها و کمینه‌های محلی را محاسبه کنید و آن‌ها را جداگانه به درونیایی منحنی درجه سه وصل نمایید. پوش بالایی $u[n]$ و پوش پایینی $l[n]$ به دست می‌آیند.

۳) مقدار میانگین را به صورت معادله (۲-۱۶) محاسبه کنید و آن را از مقدار اصلی کم کنید.

$$m[n] = (u[n] + l[n])/2 \quad (2-17)$$

۴) تفریق میانگین منحنی پوش بالا و پایین از سیگنال ورودی

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (2-18)$$

۵) بررسی شرط IMF بودن و معیار توقف

$$D_k = \frac{\int_{t=0}^T [h^{k-1}(t) - h^k(t)]^2}{\sum_{t=0}^T [h^{k-1}(t)]^2} \quad (19-2)$$

معیار توقف باید به گونه ای باشد که، سیگنال بیش از حد غربال نشود و یا سیگنال کمتر از حد غربال نشود و اختلاط مود به وجود نیاید.

۶) در صورت عدم ارضای شرط پنجم، جایگذاری سیگنال حاصل از مرحله ۴ به جای سیگنال اصلی و ادامه فرآیند از مرحله اول.

۷) اگر شرط مرحله پنجم برقرار باشد فرآیند غربال پایان یافته و $c_1 = h_1^k$ به عنوان اولین IMF در نظر گرفته می شود که در واقع مؤلفه فرکانس بالای سیگنال $x(t)$ است.

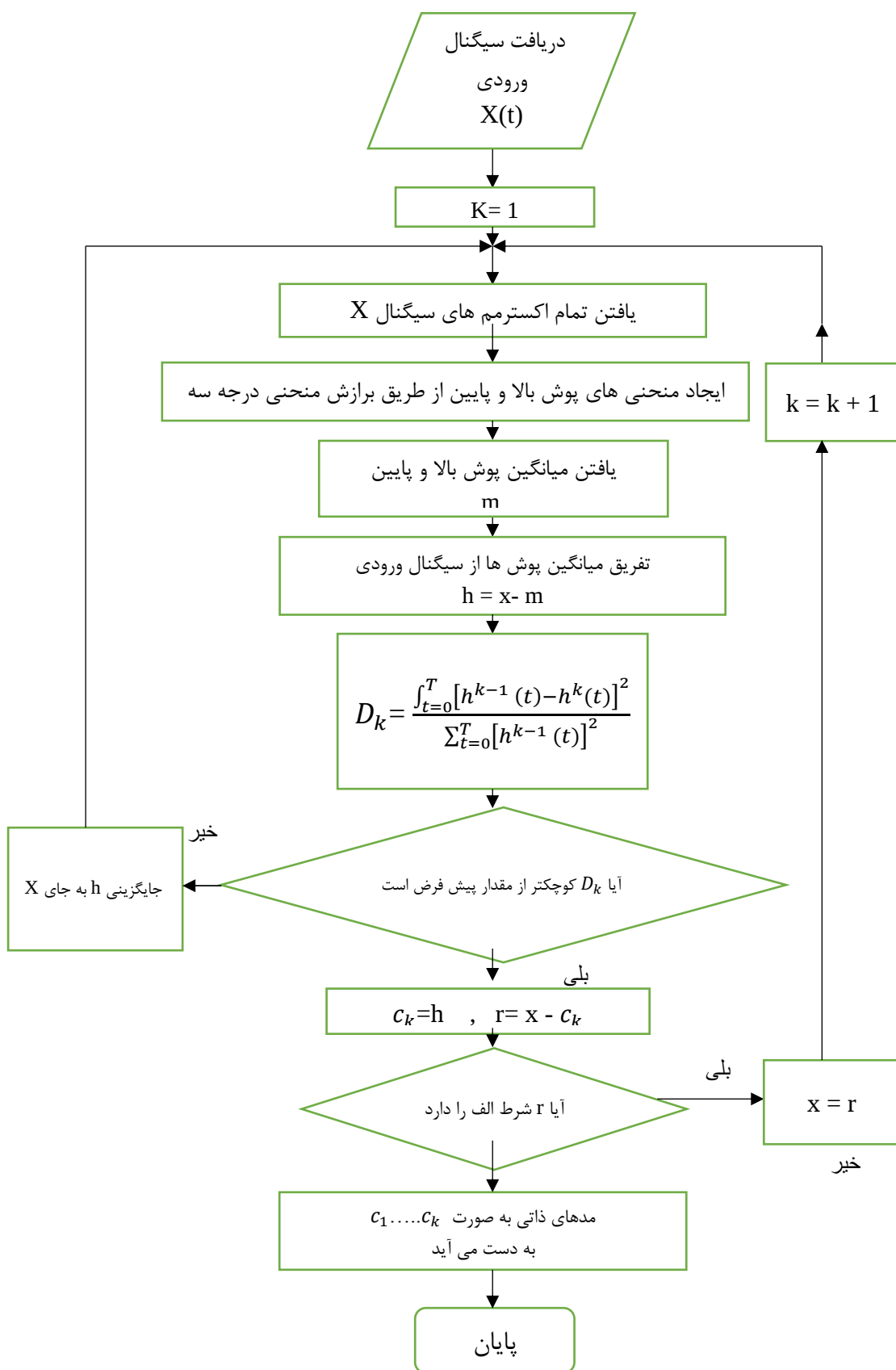
۸) باقیمانده به صورت فرمول (۲۰-۲) تعریف شده و اگر خود، شرط IMF بودن را ارضا کند یک IMF محسوب شده و در غیر این صورت اگر شرط (الف) را داشته باشد، به عنوان سیگنال اولیه، فرض شده و گام های یک الی چهار تکرار می گردد تا IMF بعدی به دست آید و اگر شرط (الف) را نداشته باشد به عنوان باقیمانده (r) در نظر گرفته می شود.

$$r_1 = x(t) - c_1^k \quad (20-2)$$

سیگنال اصلی مجموع IMF ها به علاوه باقیمانده است [۴۸].

$$X(t) = r_{(n)} + \sum_{n=1}^N h_n \quad (21-2)$$

در ادامه و در شکل ۲-۱۰ فلوچارت الگوریتم تجزیه حالت تجربی را نمایش می دهیم.



شکل ۲-۱۰ فلوچارت الگوریتم تجزیه حالت تجربی (EMD) [۴۸]

۸-۲ روش های فیلترینگ

روش های فیلترینگ متعددی برای حذف آرتیفکت ها از نوار مغزی پیشنهاد شده اند که از نمونه های آنها می توان به فیلترینگ تطبیقی، فیلترینگ وینر و فیلترینگ بیزی اشاره کرد که در آنها روش های مختلفی با اصول بهینه سازی مختلف به کار برده می شود. با این وجود، برای به حداقل رساندن خطای مربع میانگین بین نوارمغزی پیش بینی شده و نوارمغزی اصلی، یک ضریب وزنی W اتخاذ می شود. در ادامه به طور خلاصه به تشریح دو نوع رایج از رویکردهای فیلترینگ می پردازیم.

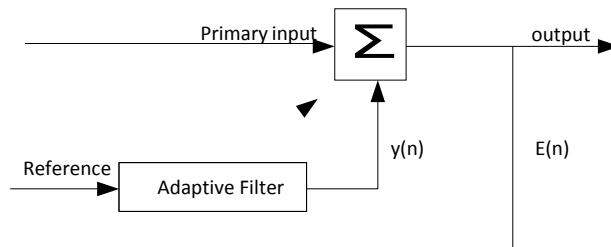
۸-۲-۱ روش فیلترینگ تطبیقی (وفقی)

مکانیسم فیلترینگ تطبیقی، کوانتیزه کردن میزان آلودگی آرتیفکتی در ورودی اصلی با تنظیم متوالی وزن ها نسبت به الگوریتم بهینه سازی و کم کردن آن از نوارمغزی حاوی سیگنال های آرتیفکت است [۴۹]. نمایی از فیلترینگ تطبیقی در شکل ۲-۱۰ نشان داده شده است. ورودی اصلی، به صورت ترکیبی از داده های خالص و غیرآلوده ی نوارمغزی و یک منبع آرتیفکت با فرمول زیر مدلسازی شده است:

$$EEG_{pri}(n) = EEG_{pure}(n) + N(n) \quad (2-21)$$

که در آن EEG_{pri} و EEG_{pure} به ترتیب، سیگنال اصلی و سیگنال مطلوب را نشان می دهند و N نشان دهنده ی سیگنال نویز است که با توجه به آرتیفکتی که باید حذف شود، یک آرتیفکت الکترواکولوگرامی یا یک تداخل نوارقلب می باشد. کانال مرجع، به عنوان یک ورودی برای فیلتر مشخص شده است. برای به دست آوردن سیگنال خالص، EEG_{pure} ، یک الگوریتم بهینه سازی مثل حداقل میانگین مربعات (LMS) به کار می رود تا به فیلتر تطبیقی در ارتقای پارامتر وزن آن کمک کند. یک الگوریتم بهینه سازی دیگر، الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی می باشد که سریع تر از حداقل

میانگین مربعات همگرایی دارد اما همچنان مستلزم هزینه‌ی محاسباتی بالا می‌باشد. معایب این روش ها آن است که برای فراهم کردن ورودی‌های مرجع، به حسگرهای اضافی نیاز است [۵۰].



شکل (۲-۱۱): دیاگرام کارکردی یک سیستم فیلتر تطبیقی [۴۹]

۲-۸-۲ فیلترینگ وینر

فیلترینگ وینر^۱ نیز یک فیلترینگ بهینه و از انواع فیلترینگ تطبیقی می‌باشد با این حال تکنیک فیلتر وینر، یک تکنیک فیلترینگ آماری خطی است که برای تخمین داده های درست نوارمغزی با هدف ایجاد یک فیلتر بدون تغییر زمانی خطی و به منظور به حداقل رساندن خطای مربع میانگین بین داده‌های خالص نوارمغزی و سیگنال تخمین زده شده استفاده می‌شود [۵۱]. فیلتر خطی با تخمین چگالی‌های طیفی توان سیگنال اندازه گیری شده و سیگنال آرتیفکت، ایجاد می‌شود زیرا هیچ دانش قبلی در خصوص آمار وجود ندارد. هرچند فیلترینگ وینر، محدودیت‌های ارجاع اضافی را از بین می‌برد اما الزام کالیبراسیون به پیچیدگی کاربرد آن می‌افزاید.

۲-۹ روش های ترکیبی

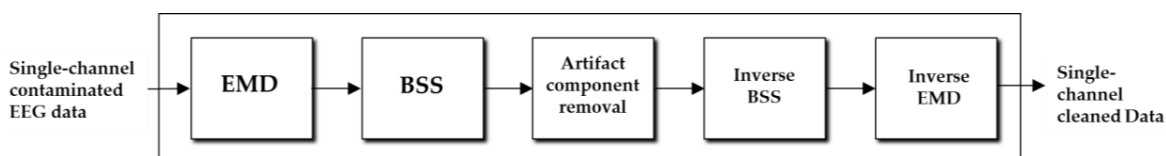
علاوه بر الگوریتم‌هایی که در بالا گنجانده شده، همچنان روش‌های خلاقانه و کارآمد بسیار دیگری نیز وجود دارد. اخیراً پژوهشگران متعددی برای استفاده از مزیت هر روش، از یک راهکار ترکیبی استفاده

¹ Wiener filtering

کرده‌اند که ترکیب دو یا چند روش است. برخی روش‌های ترکیبی برجسته در ادامه مورد بحث و بررسی قرار گرفته‌اند.

۲-۹-۱ تجزیه حالت تجربی-جداسازی کور منابع^۱

در این روش توابع حالت ذاتی (IMF ها) در ترکیب با تحلیل اجزای مستقل با یک الگوریتم تجزیه حالت تجربی یا تجزیه حالت تجربی ارتقا یافته تجزیه شده‌اند. سپس این توابع به عنوان ورودی به یک الگوریتم تحلیل اجزای مستقل داده شده‌اند و هدف، تخمین سیگنال‌های منابع بوده است. متعاقباً، با بازسازی توابع حالت ذاتی جدید از طریق ضرب بین ماتریس ترکیب و اجزای IC (اجزای مستقل) که بدون آرتیفکت بیرون کشیده شده‌اند، می‌توان سیگنال اصلی را با جمع کردن توابع حالت باقیمانده به دست آورد [۵۲]. شکل (۲-۱۱) طرح کلی روش تجزیه حالت تجربی-جداسازی کور منابع را نشان می‌دهد



شکل (۲-۱۲): جریان فرآیند روش تجزیه حالت تجربی-جداسازی کور منابع (EMD-BSS) [۵۲]

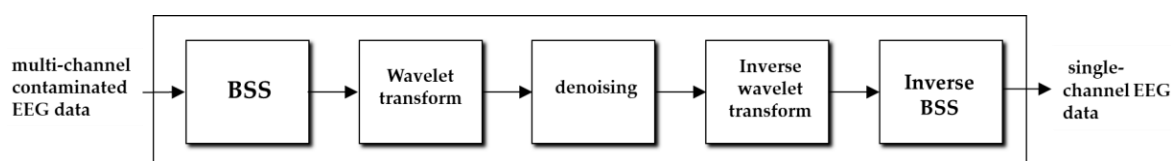
۲-۹-۲ روش تبدیل موجک - جداسازی کور منابع^۲

تحلیل اجزای مستقل، این محدودیت بزرگ را دارد که لازم است تعداد منابع سیگنال با منابع اندازه گیری برابر باشد در عین حال، وقتی آرتیفکت‌ها در دامنه‌ی طیفی هم‌پوشانی داشته باشند، تبدیل موجک نمی‌تواند کارآمد باشد در نتیجه یک تکنیک ترکیبی (تبدیل موجک-آنالیز مؤلفه‌های

¹ Empirical mode decomposition-blind source separation(emd-bss)

² Wavelet transform- blind source separation(wt-bss)

مستقل) برای به دست آمدن نتایج بهتر پیشنهاد شده است. لین و همکارانش^۱ از روش ترکیبی آنالیز مؤلفه‌های مستقل-تبدیل موجک برای حذف آرتیفکت تک-کاناله استفاده کردند [۵۳] و وینکلر و همکارانش^۲، سیگنال‌های آلوده‌ی نوار عصب و عضله را با استفاده از این روش از داده‌های نوار مغزی جدا کردند [۵۴]. در ابتدا، داده‌های ثبت شده‌ی نوار مغزی توسط تبدیل موجک تجزیه می‌شود و سپس رزولوشن موجک که احتمالاً حاوی اجزای آرتیفکتی می‌باشد به یک الگوریتم انتخابی تحلیل اجزای مستقل داده می‌شود. در نهایت، اجزای انتخاب شده که آلوده به آرتیفکت‌ها هستند حذف می‌شوند و بازسازی سیگنال‌های نوارمغزی بدون آرتیفکت با استفاده از اجزای دور ریخته شده و اجزای حفظ شده‌ی موجک انجام می‌شود. شکل (۲-۱۲) جریان فرآیند الگوریتم‌های تبدیل موجک-جداسازی کور منابع را نشان می‌دهد [۵۵]. تبدیل موجک را می‌توان به جز آنالیز اجزای مستقل یا روش آنالیز همبستگی کانونی (CCA) و یا، با روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) نیز به کار برد که این امر در کار انجام شده توسط کوریک و سوباسی^۳ نشان داده شده است. در روش آن‌ها، تبدیل موجک، سیگنال‌های نوارمغزی را به باندهای فرکانسی مختلف تجزیه می‌کند و سپس روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی، به کار می‌رود تا ضرایب جدید باندها به دست آید [۵۶].



شکل (۲-۱۳): جریان فرآیند روش تبدیل موجک-جداسازی کور منابع (Wavelet-BSS) [۵]

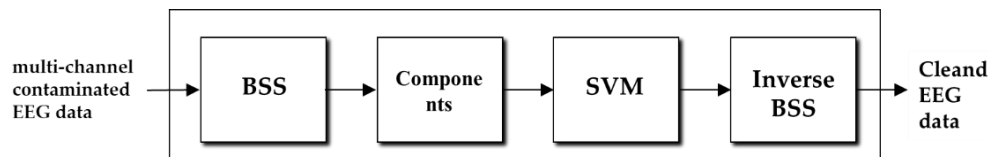
¹ Lin et al.

² Winkler et al.

³ Kevric and Subasi

۲-۹-۳ روش ماشین بردار پشتیبانی و جداسازی کور منابع

یکی دیگر از روش‌های ترکیبی برای بسط استفاده از جداسازی کور منابع، روش ترکیبی، جداسازی کور منابع-ماشین بردار پشتیبانی^۱ می‌باشد. در ابتدا، داده‌های ثبت شده ی نوآرمغزی، با استفاده از الگوریتم جداسازی کور منابع به اجزای متعدد، تجزیه می‌شوند. سپس، ویژگی‌های متعدد اجزا مثل ویژگی‌های زمانی، فضایی و آماری بیرون کشیده می‌شوند. سپس ویژگی‌ها به عنوان ورودی برای مجموعه‌ای از دسته بندی کننده‌های خطی ماشین بردار پشتیبانی^۲ به کار می‌روند تا اجزای آرتیفکتی شناسایی شوند. در نهایت، اجزای باقیمانده برای بازسازی سیگنال‌های بدون آرتیفکت به کار می‌روند. شکل (۲-۱۳)، طرحی از روش جداسازی کور منابع-ماشین بردار پشتیبانی را نشان می‌دهد. شاکر و همکارانش^۳ برای اولین بار برای جداسازی کور منابع و ماشین بردار پشتیبانی را ترکیب کردند تا آرتیفکت های پلک زدن چشم را از بین ببرند [۵۷]. هالدر و همکارانش^۴، این رویکرد را برای دسته بندی اجزای آرتیفکتی در داده های ثبتی الکترواکولوگرام و نوار عصب و عضله مجدداً معرفی کردند [۵۸].



شکل (۲-۱۴): جریان فرآیند روش جداسازی کور منابع-ماشین بردار پشتیبانی [۵۷].

^۱ BSS and Support Vector Machine

^۲ linear SVM classifier

^۳ Shoker et al.

^۴ Halder et al.

۲-۱۰ جمع بندی و خلاصه روش های پایه حذف آرتیفکت ها

روش هایی که در بالا در خصوص آن ها بحث شد، از جمله ی رایج ترین روش های مورد استفاده برای حذف آرتیفکت نوارمغزی هستند. برخی از این روش ها که با آرتیفکت ها سروکار دارند، سعی می کنند با محدود کردن حرکات چشمی و پلک زدن ها طی جمع آوری داده ها یا حذف کردن آزمایش های آلوده به آرتیفکت از داده های تحلیلی، وجود آرتیفکت ها را به حداقل برسانند.

روش های دیگر از جمله رگرسیون در دامنه ی فرکانس یا زمان به دنبال این هستند که آرتیفکت های چشمی را تصحیح کنند. علاوه براین، روش های دیگری نیز به طور کور آرتیفکت ها را از سیگنال های نوارمغزی جدا می کنند. مقایسه ای مفصل بین تکنیک های اشاره شده در جدول ۲-۲ ارائه شده است.

جدول (۲-۲): تحلیل تطبیقی روش های پایه حذف آرتیفکت

Method	Additional Reference	Automatic	Online	Can Perform on Single Channel
Regression	Y	Y	N	N
Wavelet	N	Y	N	Y
ICA	N	N	Y	N
CCA	N	N	Y	N
Adaptive filter	Y	Y	Y	Y
Winner filter	N	Y	N	Y
Wavelet BSS	N	N	N	Y
EMD BSS	N	N	N	Y
BSS-SVM	N	Y	Y	N

اغلب کاربردهای عملی مبتنی بر نوآرمغزی مستلزم پردازش سیگنال بصورت برخط^۱ هستند و این امر می‌تواند وجود آرتیفکتهای را تشدید کند. چنین مشکلی نیازمند روش‌های حذف آرتیفکتهای است که بتوانند هزینه‌ی محاسباتی پایین و پردازش خودکار داشته باشند. پردازش خودکار به این معنی است که روش انتخاب شده می‌تواند به طور خودکار، اجزای آرتیفکتی را بدون مداخله‌ی دستی، شناسایی و حذف کند. رویکردهای فیلتر کردن و رگرسیون می‌توانند با داشتن یک سیگنال مرجع، به طور خودکار اجرا شوند. علاوه بر این، روش‌های جداسازی کور منابع در صورت ترکیب با یک روند متعاقب مثل ماشین بردار پشتیبانی که در بالا اشاره شد، می‌توانند خودکار عمل کنند. از بین روش‌های جداسازی کور منابع، هرچند آنالیز اجزای مستقل پرکاربردترین تکنیک است، اما نادیده گرفتن روابط زمانی و فضایی در منابع به از دست رفتن اطلاعات اصلی سیگنال در این روش منجر می‌شود. اما الگوریتم آنالیز همبستگی کانونی (CCA) می‌تواند این مشکل را حل کند و زمان محاسباتی کمی نیاز دارد که استفاده از این الگوریتم را برای عملکرد بصورت برخط، ممکن می‌سازد. عامل دیگری که باید در نظر گرفته شود، تعداد کانال‌های ثبت است. استفاده از کانال‌های کمتر مطلوب ما می‌باشد. اما الگوریتم‌های جداسازی کور منابع را نمی‌توان در چنین موقعیتی به کار برد زیرا اصل جداسازی کور منابع بر این است که کانال‌های بیشتر، صحت و درستی بهتری فراهم می‌کنند. اما روش‌های مبتنی بر تبدیل موجک گسسته را می‌توان با کانال مجزا انجام داد زیرا این روش‌ها می‌توانند یک مورد ثبتي مجزا را به اجزای متعدد تجزیه کنند. با این حال، کاهش کانال اندازه‌گیری باعث افزایش پیچیدگی محاسباتی می‌شود که برای کاربردهای بازخورد عصبی^۲ (NF) و BCI مناسب نمی‌باشد. علاوه بر این، روش‌های خودکار معمولاً برای حذف آرتیفکت، کاربرد عمومی ندارند زیرا انواع مختلفی از آرتیفکتهای در داده‌های ثبت شده وجود دارند. بنابراین در دسترس بودن سیگنال‌های مرجع می‌تواند با فراهم کردن اطلاعات تکمیلی رضایت بخش، صحت و قدرت حذف آرتیفکت را بهبود ببخشد.

¹ real-time signal processing

² Neurofeedback

در خاتمه می‌توان گفت الگوریتم‌های مبتنی بر تحلیل اجزای مستقل می‌توانند با تمام انواع آرتیفکت‌هایی که در فرآیند ثبت نوارمغزی رخ می‌دهند سروکار داشته باشند. وقتی کانال‌های مرجع برای آرتیفکت‌های خاص در دسترس باشند، فیلتر تطبیقی و رگرسیون، انتخاب‌های امکان پذیرتری هستند. جدا از روش آنالیز مؤلفه‌های مستقل، روش آنالیز همبستگی کانونی و ترکیبات آنها با سایر روش‌ها به نظر انتخاب خوبی برای حذف آرتیفکت‌های ماهیچه‌ای به نظر می‌رسند. تجزیه حالت تجربی، تحلیل برداری مستقل و ترکیب آنها با روش‌های جداسازی کور منابع (BSS) و تبدیل موجک برای کاربردهایی که با تعداد محدود کانال مواجه هستیم، انتخاب ایده‌آلی هستند. با این حال، الزام یک سیگنال مرجع، روش‌های فیلتر تطبیقی یا رگرسیون را به حذف انواع خاصی از آرتیفکت‌ها محدود می‌کند. تبدیل موجک نمی‌تواند آرتیفکت‌هایی را که با ویژگی‌های طیفی هم‌پوشانی دارند، به طور کامل شناسایی کند. تجزیه حالت تجربی نیز دچار اشکال ترکیب کردن فرکانس‌ها است. بنابراین، یافتن یک روش مجزا که هم کارآمد باشد و هم آنقدر درست کار کند که تمام شرایط را به طور کامل برآورده سازد، کار بسیار دشواری است.

۲-۱۱ خلاصه فصل

با توجه به اینکه مقصود در این پایان نامه حذف اثر پلک زدن از سیگنال‌های مغزی است، در این فصل به معرفی سیگنال‌های مغزی و انواع مختلف ریتم‌های آن، و نحوه‌ی ثبت این سیگنال‌ها پرداختیم. در ادامه فصل انواع آرتیفکت‌های موجود که ثبت سیگنال‌های مغزی را با اختلال همراه می‌کنند و اثر نامطلوب بر آن می‌گذارند را بررسی کردیم. در ادامه روش‌های پایه حذف آرتیفک‌ها از سیگنال مغزی را تشریح کردیم و معلوم گردید که امروزه روش‌های ترکیبی با توجه به عملکرد بهتر در حذف این آرتیفکت‌ها از سیگنال‌های مغزی بیشتر مورد توجه هستند.

در فصل بعدی به معرفی داده‌های مورد استفاده، به منظور پیاده‌سازی الگوریتم‌ها پرداخته می‌شود و همچنین روش‌های پیشنهادی در این پایان نامه توضیح داده می‌شوند.

فصل سوم

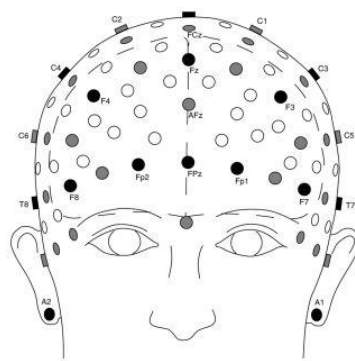
تئوری روش‌های پیشنهادی

۳-۱ مقدمه

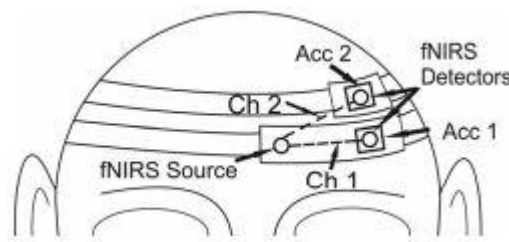
در این فصل در ابتدا به معرفی داده‌های مورد استفاده برای انجام شبیه سازی‌ها می‌پردازیم و در ادامه روش‌هایی که برای حذف آرتیفکت پلک‌زدن از سیگنال مغزی در این پایان نامه مورد استفاده قرار گرفته است را بیان می‌کنیم.

۳-۲ معرفی دادگان

این دادگان توسط محققان دانشگاه ملی ایرلند به منظور استفاده در تحقیق بر روی حذف آرتیفکت‌ها از سیگنال مغزی و سیگنال طیف سنجی نزدیک به مادون قرمز (fNIRS) جمع‌آوری شده است [۵۹]. در مجموع ۲۴ جلسه داده EEG از یک گروه ۶ نفره سالم شامل ۳ زن و ۳ مرد، با میانگین سنی ۲۷ سال (انحراف معیار: ۴,۳ سال) جمع‌آوری شده است. پایگاه داده fNIRS شامل ۱۶ جلسه از ۱۰ فرد سالم است. این گروه از ۴ مرد و ۶ زن با میانگین سنی ۲۹ سال تشکیل شده است (انحراف معیار: ۵,۶ سال). داده‌های هر دو پایگاه داده به طور مستقل با استفاده از روش ثبت پیشنهاد شده توسط سیستم ۵-۱۰ در [۶۰] ثبت شده‌اند. شکل ۳-۱ نحوه الکتروگذاری برای جمع‌آوری داده‌های سیگنال مغزی (EEG) و شکل ۳-۲ نحوه الکتروگذاری برای جمع‌آوری داده‌های طیف سنجی نزدیک به مادون قرمز (fNIRS) را نمایش می‌دهد.



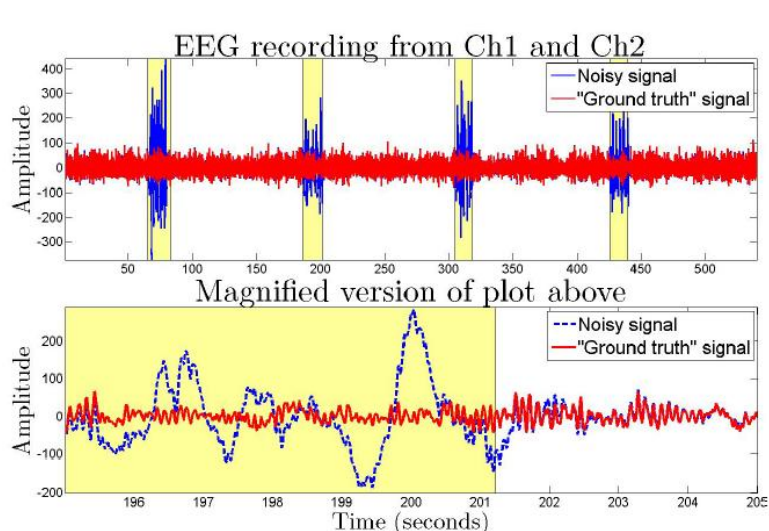
شکل ۳-۱: نحوه الکتروگذاری در سیستم ۵-۱۰ [۶۰]



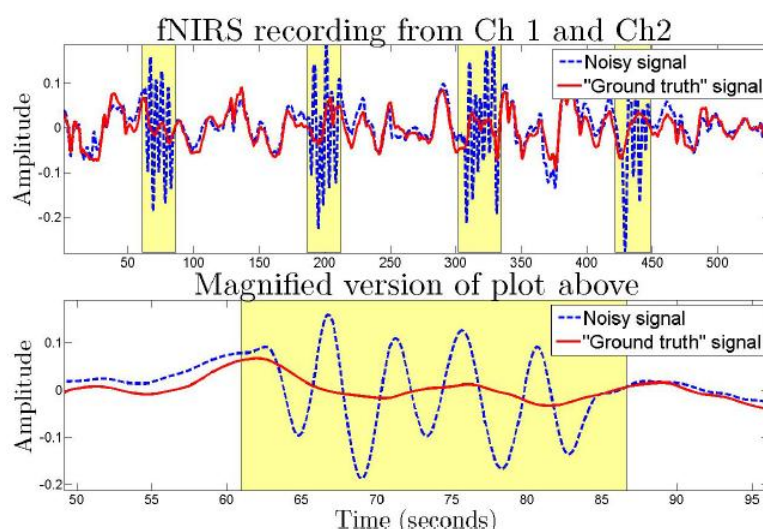
شکل ۳-۲: نحوه الکتروگذاری برای جمع آوری داده‌های طیف سنجی نزدیک به مادون قرمز (fNIRS) [۵۹]

این روش خاص ثبت قادر به تولید دو نوع سیگنال بسیار همبسته برای هر دو پایگاه داده است. هنگام ثبت سیگنال دو کاناله، با مختل کردن الکتروود ثبت، می‌توان آرتیفکت چشمی را به یک کانال القا کرد. بنابراین، با پیاده سازی این روش، دو سیگنال در دسترس قرار می‌گیرد: سیگنال اول بدون وجود آرتیفکت چشمی است با عنوان "پاسخ صحیح مبنا"^۱ و دومی به طور متناوب توسط آرتیفکت نویزی می‌شود. نمونه ای از ثبت سیگنال برای سیگنال مغزی (EEG) و طیف سنجی نزدیک به مادون قرمز (fNIRS) به ترتیب در شکل ۳-۳ و ۳-۴ آمده است. در طول بازه‌های بدون حرکت، همانطور که توسط مناطق غیر رنگی در شکل نشان داده شده است، می‌توان دو سیگنال با ضریب همبستگی بالا مشاهده کرد. همبستگی میانگین بازه‌های بدون نویز برای همه آزمایشات برای داده های سیگنال مغزی (EEG) ۰/۸۴ و برای داده fNIRS برابر با ۰/۷۷ می‌باشد. با این حال، برای سیگنال کلی، این سطح همبستگی به دلیل حضور متناوب آرتیفکت‌ها به طور قابل توجهی به ۰/۴۰ درصد برای داده های EEG و ۰/۵۸ درصد برای داده‌های fNIRS کاهش می‌یابد. مولفه‌های آرتیفکت در ۱۵/۷ درصد از داده‌های EEG و ۱۹/۸ درصد از داده‌های fNIRS حضور دارند.

¹ Ground truth



شکل ۳-۳: یک نمونه ثبت شده از داده های سیگنال مغزی که در دو کانال ثبت شده است که در بازه های بدون آرتیفکت چشمی بسیار باهم همبستگی دارند. مناطق سایه دار بازه های آرتیفکت حرکتی را نشان می دهد که توسط محققان در حین آزمایش القا شده است [۵۹]



شکل ۳-۴: یک نمونه ثبت شده از داده های طیف سنجی نزدیک به مادون قرمز (fNIRS) در دو کانال ثبت شده است که در بازه های بدون آرتیفکت چشمی بسیار با هم همبستگی دارند. مناطق سایه دار بازه های آرتیفکت حرکتی را نشان می دهد که توسط محققان در حین آزمایش القا شده است [۵۹]

۳-۲-۱ معیارهای ارزش یابی روش ها

در این پایان نامه اختلاف سیگنال به نویز (SNR) قبل و بعد از حذف آرتیفکت، که با ΔSNR مشخص شده، به عنوان یک معیار ارزیابی عملکرد روش های مورد استفاده جهت حذف اثر پلک زدن از سیگنال

مغزی و داده‌های طیف سنجی نزدیک به مادون قرمز (fNIRS) به کار گرفته است. ΔSNR با استفاده از فرمول زیر محاسبه می‌شود [۶۱]:

$$\Delta SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sigma_x^2}{\sigma_{eafter}^2} \right) - 10 \log_{10} \left(\frac{\sigma_x^2}{\sigma_{ebefore}^2} \right) \quad (۱-۳)$$

که در آن σ_x^2 واریانس سیگنال "پاسخ صحیح مبنا" و $\sigma_{ebefore}^2$ و σ_{eafter}^2 در آن واریانس سیگنال خطا قبل و بعد از استفاده از روش حذف آرتیفکت هستند. سیگنال خطا به عنوان اختلاف بین سیگنال حاوی نویز و سیگنال ثبت "پاسخ صحیح مبنا" تعیین می‌شود، با این فرض که آرتیفکت چشمی قابل افزودن باشد.

همچنین تفاوت همبستگی بین سیگنال‌ها برای تعریف معیار عملکرد، یعنی کاهش درصد آرتیفکت از سیگنال‌های منبع مورد استفاده قرار می‌گیرد که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\lambda = 100 \left(1 - \frac{R_{clean} - R_{after}}{R_{clean} - R_{before}} \right) \quad (۲-۳)$$

در اینجا R_{before} همبستگی بین "پاسخ صحیح مبنا" و سیگنال دارای آرتیفکت و R_{after} همبستگی با سیگنال پس از پردازش توسط الگوریتم حذف آرتیفکت است. R_{clean} همبستگی بازه‌های داده‌های عاری از نویز شناخته شده (مناطق غیر سایه دار شکل (۳-۳) و (۴-۳)) و برآورد حداکثر همبستگی قابل دستیابی بین دو سیگنال برای تنظیم آزمایشی در نظر گرفته شده است. به این ترتیب، مخرج معادله، بیانگر بهبود در همبستگی ممکن است اگر حذف کامل آرتیفکت حاصل شود، در حالی که صورت کسر بهبود در همبستگی واقعی است که برای یک تکنیک حذف آرتیفکت بدست می‌آید. بنابراین λ بالا برابر با اثربخشی مناسب در حذف آرتیفکت می‌باشد.

در ادامه از طریق فرمول (۳-۳) جذر میانگین خطای مربعات^۱ را نیز به عنوان یکی دیگر از معیارهای عملکرد برای تأیید کارایی الگوریتم محاسبه می‌کنیم.

^۱ Root mean square error

$$RMSE = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{raw}^k - x_{clean}^k)^2} \quad (3-3)$$

که در آن m تعداد کانال ها، x_{raw} سیگنال حاوی آرتیفکت و x_{clean} سیگنال بازسازی شده و عاری از آرتیفکت می باشد.

۳-۳ روش تجزیه حالت تجربی اصلاح شده^۱

الگوریتم EMD به نویز سیگنال ثبت شده بسیار حساس است. این می تواند منجر به عوارض ناشی از اختلاط حالت شود. مخلوط کردن حالت به عنوان IMF تعریف می شود که شامل نوسانات مقیاس های کاملاً متفاوت یا مولفه مقیاس مشابه مستقر در IMF های مختلف است [۶۲] و همچنین می تواند به دلیل وجود یک جز طیفی گذرا در سیگنال باشد. پسوند الگوریتم EMD در مرجع [۶۳] پیشنهاد شد که معضل اختلاط حالت را از بین می برد. الگوریتم به روزرسانی شده تجزیه حالت تجربی (EEMD) به طور متوسط از تعدادی از گروه های الگوریتم EMD به عنوان گزینه بهینه IMF استفاده می کند. هر اجرای الگوریتم EMD دارای یک نویز سفید مستقل و توزیع شده یکسان با همان انحراف استاندارد است که به این ترتیب یک روش تجزیه و تحلیل داده با کمک نویز ارائه می شود. با تعیین IMF ها، می توان اجزای آرتیفکت ها را انتخاب و حذف کرد. سپس IMF های باقیمانده را می توان برای بازسازی سیگنال پاک شده استفاده کرد یا می تواند به عنوان ورودی تکنیک های اضافی حذف آرتیفکت برای افزایش بیشتر کیفیت سیگنال منتقل شود.

۳-۴ روش EEMD-ICA

استفاده از EEMD در ترکیب با ICA برای جداسازی منبع از اندازه گیری های تک کاناله برای اولین بار توسط میجوویک و همکارانش در سال ۲۰۱۰ شرح داده شد [۶۴] و برای حذف EMG و آرتیفکت

¹ Ensemble empirical mode decomposition

چشمی از EEG و همچنین ECG از EMG استفاده شد. از تکنیک EEMD می توان برای ایجاد یک سیگنال چند کاناله X متشکل از IMF از یک کانال ثبت شده X استفاده کرد. سپس ماتریس X می تواند به عنوان ورودی الگوریتم سریع ICA با هدف برآورد منابع درست زمینه‌ای $\hat{G}$ طبق معادله (۳-۳) استفاده شود.

$$\hat{S} = W \cdot \hat{X} \quad (۴-۳)$$

منابع منفرد تعیین شده برای آرتیفکت‌های انتخاب شده و ستون‌های مربوط به ماتریس $\hat{G}$ صفر می شوند. سپس ماتریس منبع از وارون ماتریس اختلاط W^{-1} عبور داده می‌شود تا سیگنال‌های چند کاناله $\hat{X}$ که اکنون، در حالت ایده‌آل، عاری از آرتیفکت هستند، برگردد. سیگنال اصلی تک کاناله $\hat{X}$ که اکنون فاقد آرتیفکت است، به سادگی با افزودن IMF‌ها در ماتریس $\hat{X}$ تعیین می‌شود.

موجودی و همکارانش [۶۴] الگوریتم EEMD-ICA را با دو تکنیک دیگر که می توانند روی ثبت های تک کاناله کار کنند، یعنی روش آنالیز مؤلفه های مستقل تک کاناله و روش ترکیبی آنالیز مؤلفه های مستقل-تبدیل موجک را مقایسه کردند. الگوریتم ها بر روی داده‌های شبیه سازی شده آزمایش و مقایسه شدند و سپس الگوریتم EEMD-ICA در داده های EEG و EMG واقعی استفاده شد. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم آنالیز مؤلفه‌های مستقل تک کاناله هنگام مقایسه میانگین خطای مربع میانگین^۱ بدترین عملکرد را دارد. الگوریتم آنالیز مؤلفه‌های مستقل-تبدیل موجک، اگرچه با روش EEMD-ICA قابل مقایسه است، اما عملکرد کمی ضعیف‌تری را در شبیه سازی‌ها نشان می‌دهد.

۳-۵ روش پیشنهادی EEMD-CCA

روش EEMD-CCA مشابه روش EEMD-ICA عمل می‌کند. سیگنال تک کاناله X با استفاده از الگوریتم EEMD دوباره به سیگنال X چند کاناله تبدیل می‌شود. IMF تعیین شده برای آرتیفکت از بین رفته همانطور که در بخش‌های قبل شرح داده شده است و سپس کانالهای باقیمانده همراه با

¹ Relative root mean square error

ماتریس عدم اختلاط W ، تعیین شده با استفاده از الگوریتم CCA، برای شناسایی سیگنالهای منبع اصلی $\hat{S}$ استفاده می‌شود. مشابه الگوریتم EEMD-ICA، منابع مربوط به آرتیفکت بر روی صفر تنظیم شده و سپس سیگنال اصلی چند کاناله، منهای اجزای آرتیفکت با استفاده از معکوس ماتریس غیرمخلوط W^{-1} و ایجاد ماتریس $\hat{X}$ بازسازی می‌شود. سیگنال اصلی تک کاناله بدون آرتیفکت $\hat{x}$ را می‌توان با افزودن مولفه های جدید IMF در ماتریس $\hat{X}$ تعیین کرد.

همانطور که قبلاً گفته شده باید توجه داشت که CCA از آمارگان مرتبه دوم استفاده می‌کند و بنابراین از نظر محاسباتی از ICA کارآمدتر است. نتیجه این است که روش EEMD-CCA نیز هزینه محاسباتی کمتری نسبت به روش EEMD-ICA خواهد داشت. در شکل (۳-۵) نحوه عملکرد این الگوریتم ۶ مرحله‌ای، برای داده های نوار مغزی نمایش داده شده است.

(۱) استفاده از الگوریتم EEMD برای تجزیه سیگنال ورودی از کانال های دلخواه به IMF هایی با فرکانس های مختلف، که به عنوان F_c نشان داده می‌شود.

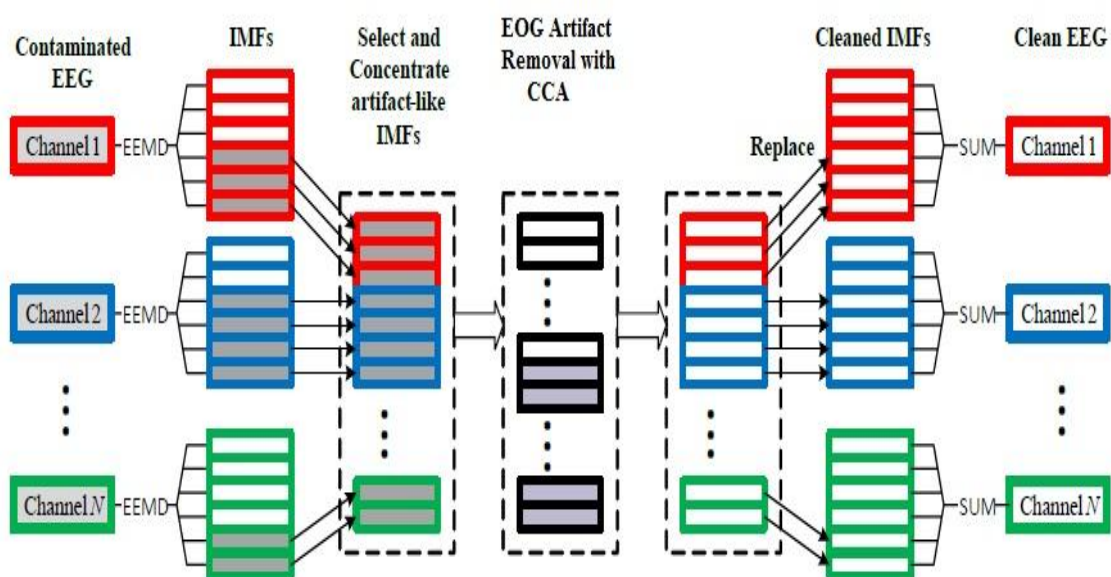
(۲) انتخاب IMF هایی که آرتیفکت هستند و به عنوان $F_{cArtifact}$ نمایش داده می‌شوند.

(۳) سازمان دهی تمام $F_{cArtifact}$ ها در یک ماتریس واحد Y .

(۴) استفاده از الگوریتم CCA بر روی ماتریس Y برای از بین بردن اجزای آرتیفکت موجود، و به دست آوردن Y تمیز و عاری از آرتیفکت.

(۵) جایگزینی اجزای $F_{cArtifact}$ که در ماتریس Y حضور دارند با IMF هایی که بدون آرتیفکت هستند که به عنوان F_{cClean} نمایش داده می‌شوند.

(۶) جمع تمامی عناصر IMF های ماتریس F_{cClean} برای به دست آوردن سیگنال بدون آرتیفکت تک کاناله.



شکل (۳-۵): بلوک دیاگرام الگوریتم EEMD-CCA برای داده های نوار مغزی

۳-۶ خلاصه فصل

در این فصل به معرفی داده های مورد آزمایش برای شبیه سازی و همچنین روش های پیشنهادی جهت حذف آرتیفکت از سیگنال مغزی پرداختیم. در فصل بعد نتایج حاصل از پیاده سازی این روش ها بر روی داده های مورد استفاده در این پایان نامه را بیان می کنیم و مناسب ترین آن ها را با استفاده از معیارهای ارزیابی بیان شده در بخش ۳-۲-۱ انتخاب می نماییم.

فصل چهارم

نتایج حاصل از پیاده سازی روش ما بر روی

سیگنال های متری (EEG) و سیگنال های (

fNIRS)

۴-۱ مقدمه

در این فصل ابتدا روش‌های ترکیبی پیشنهاد شده در فصل سوم به همراه روش تبدیل موجک بر روی داده‌های EEG و fNIRS به منظور حذف اثر پلک زدن از سیگنال، پیاده سازی می‌شوند و مقایسه‌ای به منظور انتخاب بهترین عملکرد بین آن‌ها صورت می‌پذیرد.

در ادامه نیز مقایسه کلی بین روش‌های تبدیل موجک و تجزیه حالت تجربی (EMD) و تجزیه حالت تجربی بهبود یافته (EEMD) و روش‌های ترکیبی EMD-ICA و EMD-CCA و EEMD-ICA و EEMD-CCA با توجه به معیارهای ارزیابی بحث شده در بخش ۳-۲-۱ انجام می‌شود.

۴-۲ نتایج حاصل از پیاده سازی

۴-۲-۱ روش تبدیل موجک

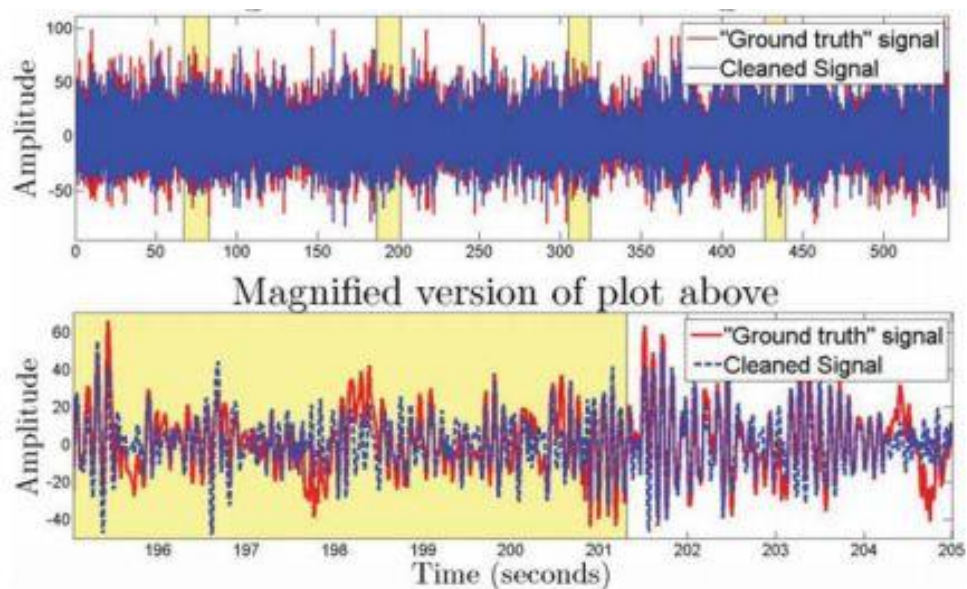
در این پایان‌نامه از موجک مادر دابیشز^۱ ۵ و چهار سطح تجزیه استفاده شده است [۶۵]. روش تبدیل موجک برای هر دو پایگاه داده پیاده سازی شده است.

۴-۲-۱-۱ داده‌های سیگنال مغزی (EEG)

شکل ۴-۱ نمونه‌ای از آزمایش EEG را پس از حذف آرتیفکت با استفاده از تجزیه موجک، با مولفه‌های آرتیفکت انتخاب شده با استفاده از روش "پاسخ صحیح مبنا" نمایش می‌دهد. هنگام استفاده از تبدیل موجک، محاسبه شد که این روش به طور متوسط مقدار $\Delta SNR = 8.08 \text{ db}$ را در تمام آزمایشات تولید می‌کند و سبب کاهش ۵۲/۲ درصدی در آرتیفکت‌ها و تولید همبستگی ۰/۶۴ با سیگنال "پاسخ صحیح مبنا" می‌شود.

¹ Daubechies

برای درک بهتر موضوع قسمت سایه خورده زرد رنگ که شامل آرتیفکت چشمی است را بزرگ نمایی کرده نمایش می‌دهیم. سیگنال قرمز همان سیگنال پاسخ صحیح مبنا و سیگنالی که روش تبدیل موجک بر روی آن به منظور حذف آرتیفکت پیاده سازی شده است به رنگ نقطه چین آبی می‌باشد.



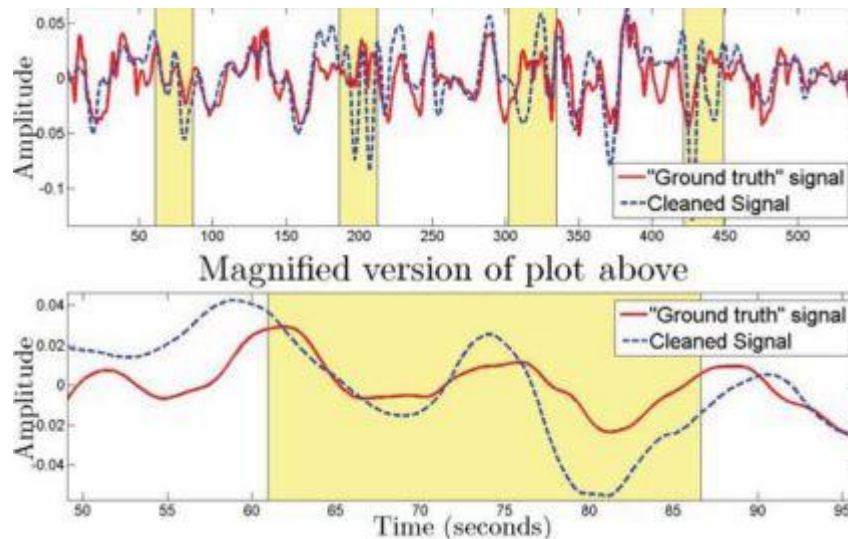
شکل (۴-۱): نتایج حذف آرتیفکت از EEG توسط تبدیل موجک که شامل سیگنال پاسخ صحیح مبنا (قرمز) و سیگنال بدون آرتیفکت توسط روش تبدیل موجک (نقطه چین آبی) می‌باشد.

۴-۲-۱-۲ نتایج روش تبدیل موجک بر روی داده های fNIRS

شکل (۴-۲) نمونه ای از آزمایش بر روی داده های fNIRS را پس از حذف آرتیفکت با استفاده از تبدیل موجک، با مولفه های آرتیفکت انتخاب شده با استفاده از روش "پاسخ صحیح مبنا" نمایش می‌دهد. هنگام استفاده از تبدیل موجک، محاسبه شد که این روش به طور متوسط مقدار $3/05$ db را برای Δ SNR در تمام آزمایشات تولید می‌کند و سبب کاهش $43/6$ درصدی در آرتیفکت‌ها و تولید همبستگی $0/66$ با سیگنال "پاسخ صحیح مبنا" می‌شود.

برای درک بهتر موضوع قسمت سایه خورده زرد رنگ که شامل آرتیفکت چشمی است را بزرگ نمایی کرده و توسط شکل (۴-۲) نمایش می‌دهیم. سیگنال قرمز همان سیگنال پاسخ صحیح مبنا و

سیگنالی که روش تبدیل موجک بر روی آن به منظور حذف آرتیفکت پیاده سازی شده است به رنگ نقطه چین آبی می باشد.



شکل (۴-۲): نتایج حذف آرتیفکت از fNIRS توسط تبدیل موجک که شامل سیگنال پاسخ صحیح مبنا (قرمز) و سیگنال بدون آرتیفکت توسط روش تبدیل موجک (نقطه چین آبی) می باشد

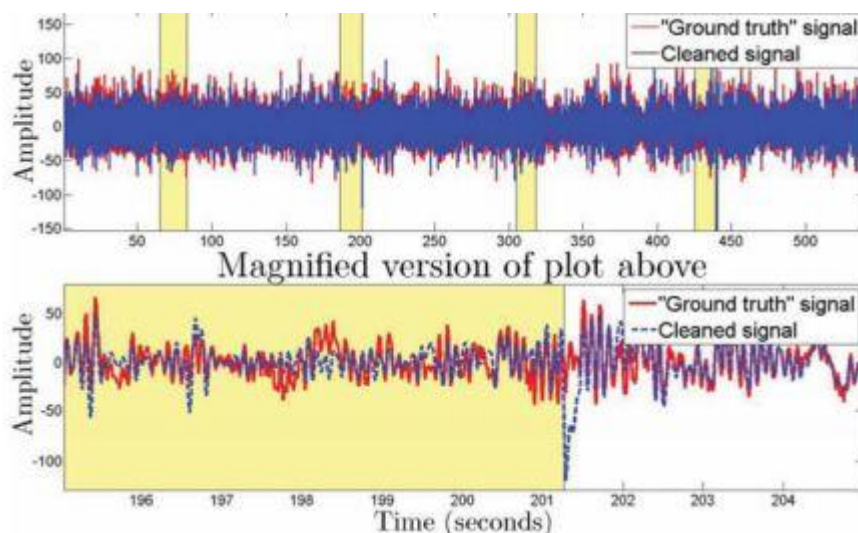
۲-۲-۴ روش EEMD-ICA

قبل از اجرای تکنیک، شماره گروه نویزی برای اجرای تکنیک EEMD باید انتخاب می گردید. تعداد بهینه گروه برای استفاده با پیاده سازی مجدد الگوریتم و افزایش سیستماتیک تعداد گروه های به کار رفته مشخص شد. وقتی نتایج قله نمودارها مشاهده شد، تعداد گروه ها تنظیم گردید. هنگام استفاده از داده های EEG مشخص شد که عملکرد این روش هنگام استفاده ۵ گروه یا بیشتر نسبتاً مفید و سازگار است. انحراف معیار نویز به صورت تجربی روی ۰/۱، برابر انحراف استاندارد سیگنال تنظیم شد.

۴-۲-۲-۱ نتایج روش EEMD-ICA بر روی داده های EEG

شکل ۴-۳ نمونه ای از آزمایش EEG پس از حذف آرتیفکت با استفاده از روش EEMD-ICA، با مولفه های آرتیفکت انتخاب شده با استفاده از روش "پاسخ صحیح مبنا" را نمایش می دهد. هنگام

استفاده از این روش، محاسبه شد که این روش به طور متوسط مقدار $\Delta\text{SNR} = 8/2 \text{ db}$ را در تمام آزمایشات تولید می‌کند و سبب کاهش $52/3$ درصدی در آرتیفکت‌ها و تولید همبستگی $0/63$ با سیگنال "پاسخ صحیح مبنا" می‌شود.



شکل (۴-۳): نتایج حذف آرتیفکت از EEG توسط EEMD-ICA، که شامل سیگنال پاسخ صحیح مبنا (قرمز) و سیگنال بدون آرتیفکت توسط روش EEMD-ICA (نقطه چین آبی) می باشد

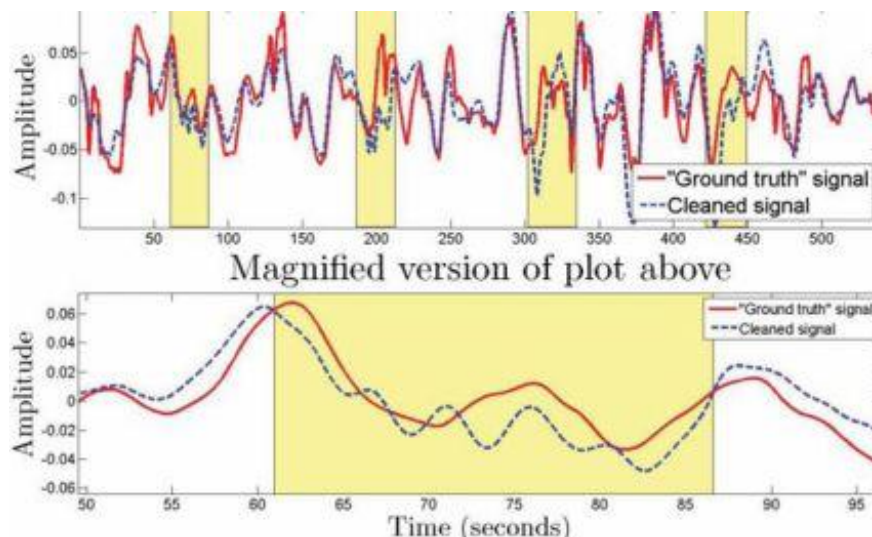
۴-۲-۲-۲ نتایج روش EEMD-ICA بر روی داده های fNIRS

شماره گروه نویزی برای اجرای تکنیک EEMD باید انتخاب می‌گردید. تعداد بهینه گروه برای استفاده با پیاده سازی مجدد الگوریتم و افزایش سیستماتیک تعداد گروه های به کار رفته مشخص شد. وقتی نتایج قله نمودارها مشاهده شد، تعداد گروه ها تنظیم گردید. هنگام استفاده از داده های EEG مشخص شد که عملکرد این روش هنگام استفاده ۳ گروه مفید و سازگار است. زیرا افزایش تعداد گروه عملکرد را به طور قابل توجهی بهبود نمی‌بخشد. در این روش نیز انحراف معیار نویز به صورت تجربی روی $0/1$ برابر انحراف استاندارد سیگنال تنظیم شد.

شکل (۴-۴) نمونه ای از آزمایش بر روی داده های fNIRS را پس از حذف آرتیفکت با استفاده از EEMD-ICA، با مولفه های آرتیفکت انتخاب شده با استفاده از روش "پاسخ صحیح مبنا" نمایش

می‌دهد. هنگام استفاده از تبدیل موجک، محاسبه شد که این روش به طور متوسط مقدار $\Delta SNR=3/6$ را در تمام آزمایشات تولید می‌کند و سبب کاهش $43/4$ درصدی در آرتیفکت‌ها و تولید همبستگی $0/66$ با سیگنال "پاسخ صحیح مبنا" می‌شود.

برای درک بهتر موضوع قسمت سایه خورده زرد رنگ که شامل آرتیفکت چشمی است را بزرگ نمایی کرده و توسط شکل (۴-۴) نمایش می‌دهیم. سیگنال قرمز همان سیگنال پاسخ صحیح مبنا و سیگنالی که روش EEMD-ICA بر روی آن به منظور حذف آرتیفکت پیاده سازی شده است به رنگ نقطه چین آبی می‌باشد.



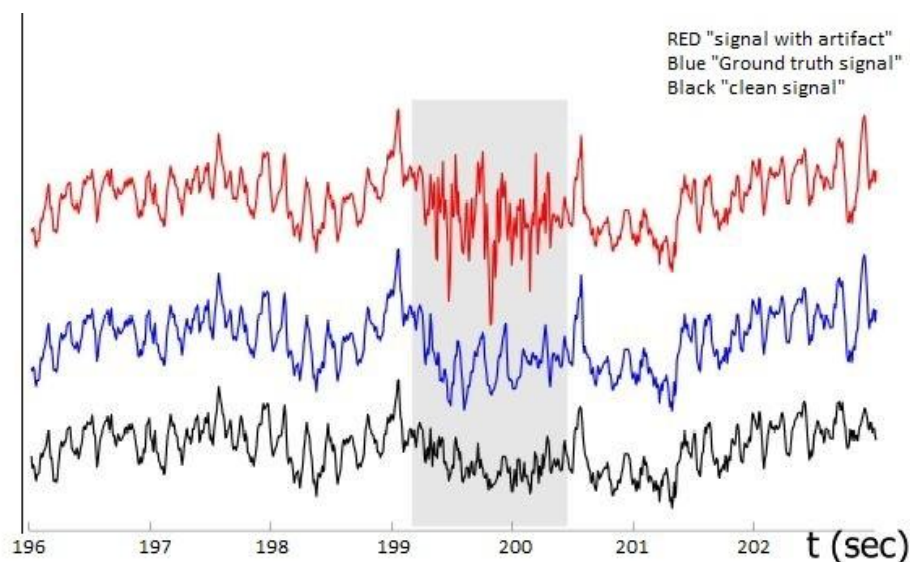
شکل (۴-۴): نتایج حذف آرتیفکت از fNIRS توسط EEMD-ICA که شامل سیگنال پاسخ صحیح مبنا (قرمز) و سیگنال بدون آرتیفکت توسط روش EEMD-ICA (نقطه چین آبی) می‌باشد

۱=۳=۲=۴ نتایج روش پیشنهادی EEMD-CCA بر روی داده های EEG

شماره گروه نوپزی برای اجرای تکنیک EEMD باید انتخاب می‌گردید. تعداد بهینه گروه برای استفاده با پیاده سازی مجدد الگوریتم و افزایش سیستماتیک تعداد گروه های به کار رفته مشخص شد. وقتی نتایج قله نمودارها مشاهده شد، تعداد گروه‌ها تنظیم گردید. هنگام استفاده از داده های EEG مشخص شد که عملکرد این روش هنگام استفاده ۵ گروه مفید و سازگار است. زیرا افزایش تعداد

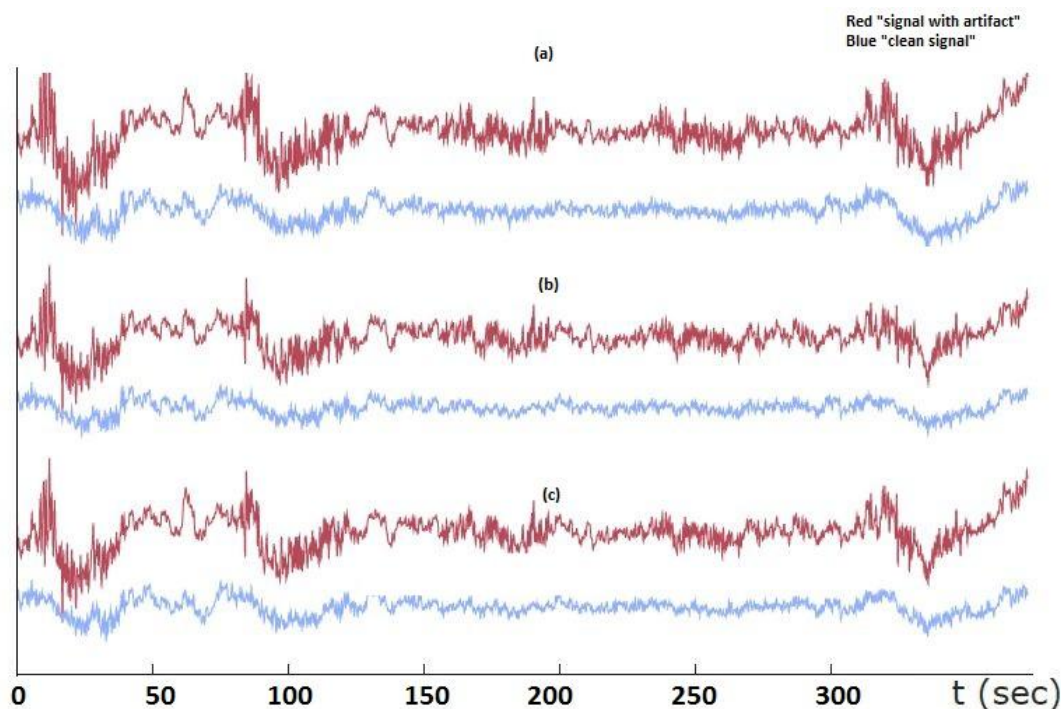
گروه عملکرد را به طور قابل توجهی بهبود نمی‌بخشد. در این روش نیز انحراف معیار نویز به صورت تجربی روی ۰/۱ برابر انحراف استاندارد سیگنال تنظیم شد

شکل (۴-۵) نمونه ای از آزمایش بر روی داده های EEG را پس از حذف آرتیفکت با استفاده از روش EEMD-CCA، با مولفه های آرتیفکت انتخاب شده با استفاده از روش "پاسخ صحیح مبنا" نمایش می‌دهد. هنگام استفاده از این روش، محاسبه شد که این روش به طور متوسط مقدار ۸/۲۱ db $\Delta SNR =$ را در تمام آزمایشات تولید می‌کند و سبب کاهش ۵۵/۳ درصدی در آرتیفکت ها و تولید همبستگی ۰/۶۸ با سیگنال "پاسخ صحیح مبنا" می‌شود.



شکل (۴-۵): نتایج حذف آرتیفکت از EEG توسط روش EEMD-CCA، که شامل سیگنال مغزی همراه با آرتیفکت (قرمز) سیگنال پاسخ صحیح مبنا (آبی) و سیگنال بدون آرتیفکت توسط روش EEMD-CCA (مشکی) می باشد

همچنین نتایج پیاده سازی روش EMD-CCA بر روی داده مغزی آلوده شده به آرتیفکت چشمی توسط سه شتاب سنج مورد استفاده در آزمایش (a، b و c) در شکل (۴-۶) نمایش داده شده است که سیگنال قرمز بیانگر سیگنال مغزی آلوده شده به آرتیفکت توسط شتاب سنج ها و سیگنال آبی بیانگر سیگنال تمیز پس از حذف آرتیفکت توسط روش EEMD-CCA می‌باشد.



شکل (۴-۶): پیاده سازی روش EMD-CCA بر روی داده مغزی آلوده شده به آرتیفکت چشمی توسط سه شتاب سنج مورد استفاده در آزمایش (a، b و c) ، سیگنال قرمز بیانگر سیگنال مغزی آلوده شده به آرتیفکت توسط شتاب سنج ها و سیگنال آبی بیانگر سیگنال تمیز پس از حذف آرتیفکت توسط روش EEMD-CCA می باشد.

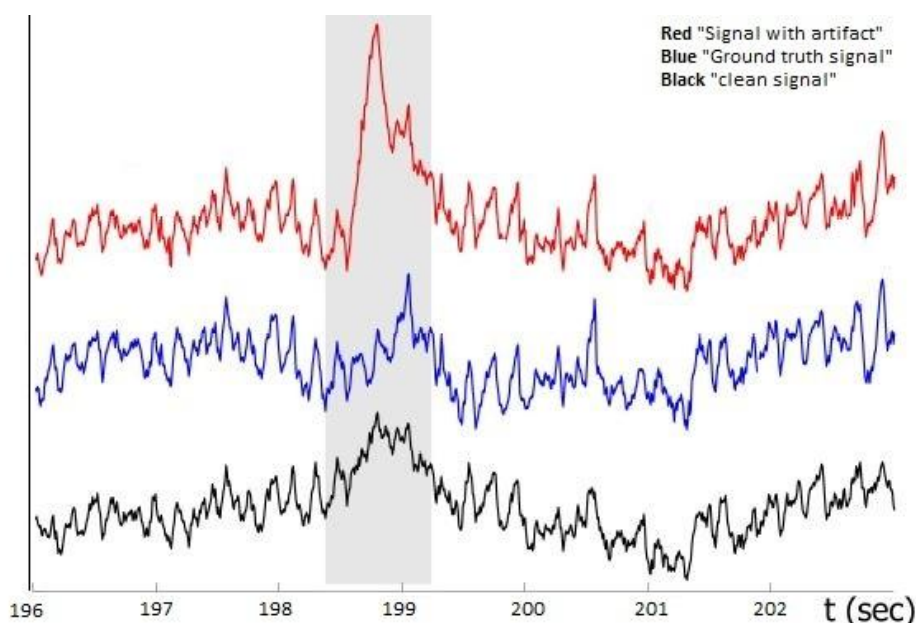
۲-۳-۲-۴: نتایج روش EEMD-CCA بر روی داده های fNIRS

همانند قسمت قبل شماره گروه نویزی برای اجرای تکنیک EEMD باید انتخاب می شد. تعداد بهینه گروه برای استفاده با پیاده سازی مجدد الگوریتم و افزایش سیستماتیک تعداد گروه های به کار رفته مشخص شد. وقتی نتایج قله نمودارها مشاهده شد، تعداد گروه ها تنظیم گردید. هنگام استفاده از داده های EEG مشخص شد که عملکرد این روش هنگام استفاده ۳ گروه مفید و سازگار است. زیرا افزایش تعداد گروه عملکرد را به طور قابل توجهی بهبود نمی بخشد. در این روش نیز انحراف معیار نویز به صورت تجربی روی ۰/۱ برابر انحراف استاندارد سیگنال تنظیم شد.

شکل (۴-۷) نمونه ای از آزمایش بر روی داده های fNIRS را پس از حذف آرتیفکت با استفاده از EEMD-CCA، با مولفه های آرتیفکت انتخاب شده با استفاده از روش "پاسخ صحیح مبنا" نمایش

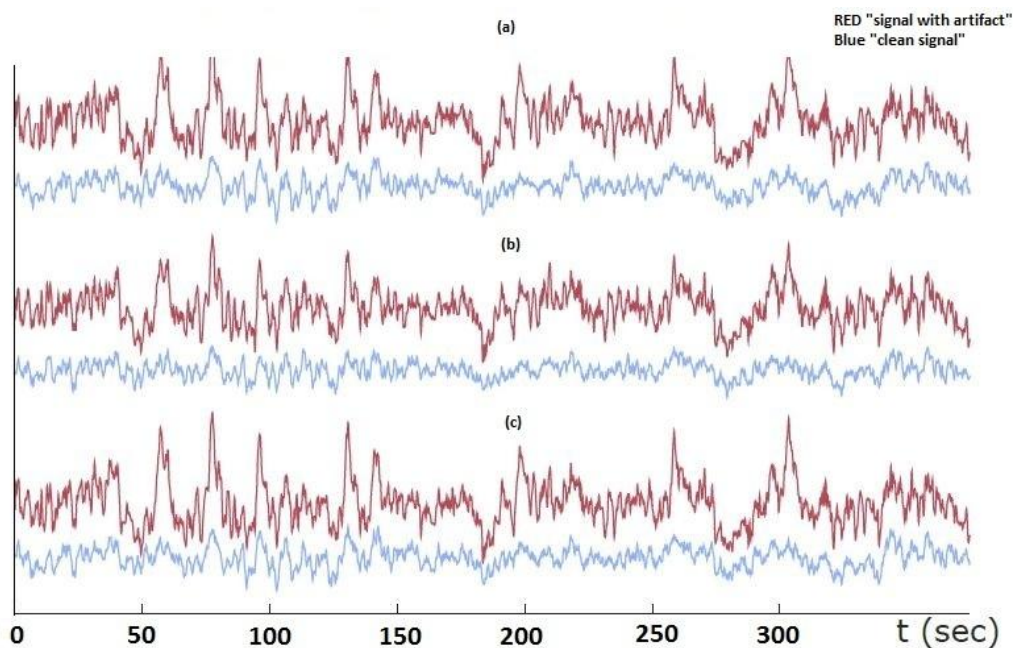
می‌دهد. هنگام استفاده از این روش، محاسبه شد که این روش به طور متوسط مقدار $3/61 \text{ db}$ $\Delta \text{SNR} =$ را در تمام آزمایشات تولید می‌کند و سبب کاهش $49/4$ درصدی در آرتیفکت ها و تولید همبستگی $0/66$ با سیگنال "پاسخ صحیح مبنا" می‌شود.

برای درک بهتر موضوع قسمت سایه خورده که شامل آرتیفکت چشمی است را بزرگ نمایی کرده و توسط شکل (۷-۴) نمایش می‌دهیم. که شامل سیگنال مغزی همراه با آرتیفکت (قرمز) سیگنال پاسخ صحیح مبنا (آبی) و سیگنال بدون آرتیفکت توسط روش EEMD-CCA (مشکی) می‌باشد.



شکل (۷-۴): نتایج حذف آرتیفکت از سیگنال fNIRS توسط روش EEMD-CCA، که شامل سیگنال مغزی همراه با آرتیفکت (قرمز) سیگنال پاسخ صحیح مبنا (آبی) و سیگنال بدون آرتیفکت توسط روش EEMD-CCA (مشکی) می‌باشد

همچنین نتایج پیاده سازی روش EMD-CCA بر روی داده fNIRS آلوده شده به آرتیفکت چشمی توسط سه شتاب سنج مورد استفاده در آزمایش (a و b و c) در شکل (۸-۴) نمایش داده شده است که سیگنال قرمز بیانگر سیگنال مغزی آلوده شده به آرتیفکت توسط شتاب سنج ها و سیگنال آبی بیانگر سیگنال تمیز پس از حذف آرتیفکت توسط روش EEMd-CCA می‌باشد.



شکل (۴-۸): پیاده سازی روش EMD-CCA بر روی داده fNIRS آلوده شده به آرتیفکت چشمی توسط سه شتاب سنج مورد استفاده در آزمایش (a, b, c) ، سیگنال قرمز بیانگر سیگنال مغزی آلوده شده به آرتیفکت توسط شتاب سنج ها و سیگنال آبی بیانگر سیگنال تمیز پس از حذف آرتیفکت توسط روش EEMD-CCA می باشد.

۳-۴ نتایج پیاده سازی روش های (EMD) و (EEMD) بر روی داده های EEG و fNIRS و مقایسه آن ها با روش تبدیل موجک و روش های ترکیبی EMD-ICA و EMD-CCA

جدول (۴-۱) نتایج بدست آمده را با استفاده از تکنیک های حذف آرتیفکت توصیف شده در پایان نامه را خلاصه می کند. همچنین نتایج برای EMD، EMD-ICA و EMD-CCA ارائه شده است تا نیاز به استفاده از گروه های نویری در تکنیک اصلاح شده EEMD را نشان دهد.

جدول (۴-۱): مقادیر λ و ΔSNR برای روش های پیشنهادی پیاده سازی شده بر روی داده های EEG

و fNIRS

		Wavelets	EMD	EEMD	EMD-ICA	EMD-CCA	EEMD-ICA	EEMD-CCA
EEG	λ	۵۲/۲ %	۴۳/۲ %	۵۱/۲ %	۴۴/۱ %	۴۳/۴ %	۵۲/۳ %	۵۵/۳ %
		(۳۶/۴)	(۳۵/۴)	(۳۶/۳)	(۳۰/۸)	(۳۳/۳)	(۳۶/۲)	(۳۶/۴)
	ΔSNR	۸/۰۸ dB	۲/۷ dB	۸/۲ dB	۷/۴۷ dB	۷/۳ dB	۸/۲۲ dB	۸/۲۱ dB
fNIRS	λ	% ۴۳/۶	۱۸/۹ %	۴۶/۲ %	۱۷/۹ %	۲۳/۳ %	۴۳/۴ %	۴۹/۴ %
		(۳۸/۲)	(۱۸/۶)	(۴۵/۹)	(۱۷/۸)	(۲۳/۱)	(۴۳/۲)	(۴۹/۱)
	ΔSNR	۳/۰۵ dB	۲/۰ dB	۳/۴ dB	۲/۳ dB	۲/۲ dB	۳/۶ dB	۳/۶۱ dB

برای هر دو روش EEG و fNIRS می توان الگوریتم های EMD را بسیار پایین تر از همتایان EEMD خود دانست؛ بنابراین استفاده از EEMD دارای نتایج بهتری نسبت به روش EMD است. هنگام ارزیابی الگوریتم ها با استفاده از نسبت سیگنال به نویز، عملکرد موجک دارای سطح متوسط کمتری (حدود ۰/۱۳ دسی بل) است که در آن روش های مبتنی بر EEMD بهترین نتیجه را در ۱۹ مورد از ۲۴ آزمایش تجزیه و تحلیل شده دارند. تکنیک های مبتنی بر EEMD (EEMD، EEMD-ICA و EEMD-CCA) نتایج تقریباً مشابهی را برای هر دو λ و ΔSNR نشان می دهند در این بین نتایج روش انتخابی EEMD-CCA به صورت جزئی بهتر است که بیانگر تجزیه سیگنال ها به تعداد IMF های کافی مربوطه برای انتخاب مولفه های آرتیفکت است. یکی از دلایل احتمالی این امر آن است که هم پوشانی طیفی کمتری بین آرتیفکت و سیگنال EEG در مقایسه با سیگنال fNIRS وجود دارد و بنابراین دو روش تجزیه قادر به حذف اکثر آرتیفکت ها هستند.

با این حال ، هنگام تجزیه و تحلیل داده های fNIRS، می توان مشاهده کرد که تکنیک توسعه یافته EEMD-CCA از سایر تکنیک های آزمایش شده بهتر عمل می کند. همانطور که قبلاً گفته شد، این ممکن است به دلیل داشتن توزیع نرمال چند متغیره باشد. از نظر بهبود همبستگی (λ)، تکنیک EEMD-CCA، ۳٪ بهتر از روش EEMD و ۶٪ بهتر از روش های EEMD-ICA و تکنیک تبدیل موجک است و بهترین نتیجه را در ۱۲ آزمایش از ۱۶ آزمایش نشان می دهد. این عملکرد بهتر نسبت به روش تبدیل موجک را می توان در اختلاف نسبت سیگنال به نویز مشاهده کرد که EEMD-CCA در ۱۱ آزمایش بهترین نتایج را نشان داد و به طور متوسط ۰/۵۶ دسی بل بهبود نسبت به روش موجک داشت. عدم موفقیت روش موجک در جداسازی آرتیفکت در هنگام استفاده در fNIRS ممکن است به دلیل همپوشانی طیفی بالاتر بین آرتیفکت ها و سیگنال مطلوب باشد. در این حالت مرحله دوم حذف آرتیفکت (CCA) موفق به جداسازی اجزای آرتیفکت شده که بر روی تعدادی از مولفه های موجک یا EEMD پخش شده اند. دلیل بهبود همبستگی الگوریتم های EEMD نسبت به EEMD-ICA این است که الگوریتم ICA اغلب نمی تواند همگرا شود و هنگام بازسازی سیگنال ممکن است برخی از داده ها از بین بروند و این امر باعث کاهش همبستگی با سیگنال "پاسخ صحیح مبنا" می شود.

در ادامه و در جداول (۲-۴) و (۳-۴) مقدار RMSE را برای سه پایگاه داده EEG و fNIRS که توسط سه الگوریتم تبدیل موجک، EEMD-ICA و EEMD-CCA حذف آرتیفکت شده اند را نمایش می دهیم.

هرچه مقدار RMSE کمتر باشد نشان می دهد که سیگنال حذف آرتیفکت شده درصد همبستگی بیشتری با سیگنال "پاسخ صحیح مبنا" دارد.

جدول (۲-۴): مقادیر RMSE برای داده‌های EEG

EEG Data	RMSE Value		
	Wavelets	EEMD-ICA	EEMD-CCA
Subject 1	۴۱/۷	۳۹	۳۲/۳
Subject 2	۴۴	۴۲/۲	۳۸
Subject 3	۳۹	۳۸/۴	۳۶/۶

جدول (۳-۴): مقادیر RMSE برای داده‌های fNIRS

fNIRS Data	RMSE Value		
	Wavelets	EEMD-ICA	EEMD-CCA
Subject 1	۲۹	۲۸/۸	۲۶
Subject 2	۳۰/۸	۲۸	۲۷/۱
Subject 3	۲۲	۱۹/۳	۱۹/۱

به وضوح دیده می‌شود که برای هر دو دسته داده EEG و fNIRS، مقادیر RMSE برای هر سه شخص مورد آزمایش در روش EEMD-CCA کمتر می‌باشد.

۴-۴ مقایسه زمان

زمان انجام الگوریتم EEMD-CCA نیز بررسی شد تا مشخص شود هزینه‌های محاسباتی اضافی در ازای بهبود عملکرد حذف آرتیفکت با روش CCA تعمیم یافته نسبت به روش EEMD چقدر شده است. این پردازش‌ها توسط نرم افزار متلب و یک پردازنده core i3 با سرعت ۲/۳ GHz انجام شده است. از جدول (۲-۴) مشاهده می‌شود که زمان محاسبه CCA به‌طور قابل توجهی کمتر از EEMD (با استفاده از سه گروه نویزی) است و بنابراین هیچ پیچیدگی محاسباتی قابل توجهی به سیستم اضافه نمی‌کند. هزینه محاسباتی الگوریتم ICA و موجک نیز برای مقایسه در جدول آورده شده است. زمان محاسبه الگوریتم ICA به‌طور قابل توجهی بیشتر است، زیرا از آماره مرتبه بالاتر استفاده می‌-

کند در حالی که الگوریتم CCA از آماره مرتبه دوم برای تعیین منابع اساسی استفاده می‌کند. نتایج مشابهی را می‌توان برای داده های fNIRS مشاهده کرد.

جدول (۴-۴): میانگین زمان محاسبه بیش از ۱۰۰ پیاده سازی از الگوریتم های مختلف داده های EEG

روش	Wavelet	ICA	CCA	EEMD	EEMD-ICA	EEMD-CCA
زمان(sec)	۰/۳۶	۳/۱	۰/۲۶	۰/۹۶	۴/۱	۰/۹۷

۴-۵ خلاصه فصل

در این فصل نتایج حاصل از پیاده سازی روش های مختلف به منظور حذف اثر پلک زدن از نوار مغزی بر روی داده های EEG و fNIRS بیان گردید و مشخص شد که عملکرد روش پیشنهادی EEMD-CCA عملکرد بهتری دارد. در این پایان نامه اختلاف سیگنال به نویز (SNR) قبل و بعد از حذف آرتیفکت، که با ΔSNR مشخص شد و همچنین تفاوت همبستگی بین سیگنال ها برای تعریف معیار عملکرد، یعنی کاهش درصد آرتیفکت از سیگنال های منبع مورد استفاده قرار گرفت. در فصل بعدی مطالب گفته شده را جمع بندی می‌نماییم.

فصل پنجم

نتیجہ گیری و پیشہادات

۵-۱ مقدمه

الکتروانسفالوگرام (EEG) یا نوار مغزی نقش مهمی در شناسایی فعالیت و رفتار مغز ایفا می‌کند. با این حال، فعالیت الکتریکی ثبت شده همواره آلوده به آرتیفکت‌هاست که این امر بر تجزیه و تحلیل سیگنال نوارمغزی تاثیر می‌گذارد. بنابراین، لازم است روش‌هایی ایجاد شود که بتوان داده‌های غیرآلوده‌ی نوارمغزی را طی کار ثبت انسفالوگرام شناسایی کرد و بیرون کشید. برای حذف آرتیفکت‌ها روش‌های متعددی پیشنهاد شده است اما پژوهش بر روی حذف آرتیفکت‌ها همچنان یک مسئله‌ی باز است. این پایان‌نامه مروری بر روی روش‌های ترکیبی و به خصوص روش EEMD-CCA به عنوان یک روش برتر تمرکز داشت. در ابتدا درباره‌ی خصوصیات داده‌های نوارمغزی و انواع آرتیفکت‌های مختلف بحث کردیم. سپس مروری کلی بر روش‌های موجود جهت حذف آرتیفکت‌های چشمی از نوار مغزی داشتیم و آن‌ها را تجزیه و تحلیل کردیم. در نهایت، برای انتخاب روش‌های مناسب بر اساس کاربردهای خاص، تحلیل مقایسه‌ای ارائه گردید

۵-۲ نتیجه گیری کلی

در این پایان‌نامه یک روش جدید حذف آرتیفکت، یعنی تجزیه حالت تجربی اصلاح شده با تجزیه و تحلیل همبستگی متعارف (EEMD-CCA) ارائه شده است. تکنیک جدید به دلیل استفاده از الگوریتم EEMD قادر به اندازه گیری تک کاناله است. کارآیی الگوریتم با استفاده از داده های EEG و fNIRS با روش حذف آرتیفکت توسط تبدیل موجک، EMD [۴۶]، EEMD [۶۴] و الگوریتم EEMD-ICA مشابه [۶۶] مقایسه شد.

تکنیک جدید EEMD-CCA هنگام تحلیل داده های fNIRS، عملکرد برجسته ای را در حذف آرتیفکت ارائه می‌دهد. این امر هنگام استفاده از سیگنال "پاسخ صحیح مبنا" یا معیار همبستگی خودکار برای انتخاب خودکار مولفه ارتیفکت درست بود. این بهبود عملکرد با استفاده از معیارهایی

مانند درصد بهبود همبستگی (λ) و تغییر نسبت سیگنال به نویز (ΔSNR) از نظر عددی (جدول ۴-۱) نشان داده شد. هنگام تجزیه و تحلیل داده های EEG، روش های اساسی خنثی سازی EEMD و موجک با اضافه شدن الگوریتم ICA یا CCA بهترین پیشرفت را دارند. با این حال، باید توجه داشت که تکنیک EEMD-CCA چنانچه نسبت به تکنیک EEMD به تنهایی برای داده های EEG و fNIRS بهتر نباشد باز هم به خوبی عمل می کند. از آنجا که زمان محاسبه الگوریتم CCA نیز در مقایسه با الگوریتم EEMD و ICA بسیار کم است، افزودن آن به تکنیک EEMD ضرری ندارد. بنابراین با استفاده از ۲ مرحله فرآیند حذف آرتیفکت EEMD و CCA، نتایج بهتر از نتایج بدست آمده از روش EEMD به تنهایی یا در ترکیب با ICA برای EEG و fNIRS (در ۰/۰۱٪) خواهد بود.

۳-۵ پیشنهادات آینده

۱- با توجه به نزدیکی نتایج در روش تبدیل موجک با روش های EEMD-ICA و EEMD-CCA پیشنهاد می گردد از تبدیل موجک های دیگر نیز استفاده شود و نتایج آن با نتایج حاصل از این پایان نامه مقایسه گردد.

۲- معیارهای مورد استفاده برای ارزیابی روش های ارائه شده در این پایان نامه نمی تواند به قطعیت بیان کند که آنچه که از سیگنال اصلی کم شده قطعا آرتیفکت های چشمی بوده است، استفاده از معیارهای ارزیابی جدید همچون معیارهایی بر پایه تابع احتمال شرطی پیشنهاد می گردد.

۳- با توجه به عملکرد روش CCA پیشنهاد می شود روش های ترکیبی دیگری بر پایه روش CCA همچون روش های ترکیبی فیلترهای تطبیقی- آنالیز همبستگی کانونی مورد استفاده قرار گیرد.

- [1] R. J. Croft and R. J. Barry, "Removal Of Ocular Artifact From The EEG: A Review," *Neurophysiol Clin*, vol. 30, pp. 5-19, 2000.
- [2] Ashvaany Egambaram ; Nasreen Badruddin ; Vijanth S Asirvadam ; Eric Fauvet ; Christophe Stolz ; Tahamina Begum” Automated and Online Eye Blink Artifact Removal from Electroencephalogram” International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA), pp 159-163, 2019
- [3] H. Shahabi, S. Moghimi, H. Zamini-Jafarian, “EEG Eye Blink Artifact Removal by EOG Modeling and Kalman Filter,” *IEEE Transaction on BioMedical Engineering and Informatics*, pp. 496-500, 2012
- [4] . Saadullah Farooq Abbasi ; Mohammad Awais ; Xian Zhao ; Wei Chen” Automatic denoising and artifact removal from neonatal EEG”, The Third International Conference on Biological Information and Biomedical Engineering, pp. 1-5, 2019
- [5] Sayedu Khasim Noorbasha, Gnanou Florence Sudha” Removal of EOG artifacts and separation of different cerebral activity components from single channel EEG—An efficient approach combining SSA–ICA with wavelet thresholding for BCI applications” *Biomedical Signal Processing and Control*, pp. 102-168, 2021
- [6] C. Dora, R. N. Patro, S. K. Rout, P. K. Biswal, B. Biswal “ Adaptive SSA Based Muscle Artifact Removal from Single Channel EEG using Neural Network Regressor” *IRBM* In press, corrected proof Available online 18 August 2020
- [7] Faridah Abd Rahman ; Mohd Fauzi Othman ; Mohamad Ilham Rusydan Hamzah” Comparison on Performance of Adaptive Algorithms for Eye Blinks Removal in Electroencephalogram”, International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCE), pp. 183-186, 2018
- [8] Poonam Sheoran, J. S. Saini “ A New Method for Automatic Electrooculogram and Eye Blink Artifact Correction of EEG Signals using CCA and NAPCT” *Procedia Computer Science*, Volume 167, pp. 1761-1770, 2020
- [9] Lichen Feng ; Zunchao Li ; Jian Zhang” Fast automated on-chip artifact removal of EEG for seizure detection based on ICA-R algorithm and wavelet denoising” *IET Circuits, Devices & Systems*, 2020
- [10] B. Krishna Kumar, K. V. S. V. R. Prasad, ” Performance Comparison of IST and Multi Scale Principal Component Analysis in the EEG Signal Processing” International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), pp. 536-542, 2017
- [11] Nikesh Bajaj, Jesús Requena Carrión, Francesco Bellotti, Riccardo Berta, Alesandro De Gloria “Automatic and tunable algorithm for EEG artifact removal using wavelet decomposition with applications in predictive modeling during auditory tasks” *Biomedical Signal Processing and Control*, Volume 55, 2020
- [12] Ahmet Mert, Aydin Akan” Detrended fluctuation thresholding for empirical mode decomposition based denoising” *Digital Signal Processing* Volume 32, pp. 48-56, September 2014

- [13] Frederik, V.; Luca, F.; Esin, K.; Jitkomut, S.; Pedro, A.V.; Daniele, M. Critical comments on EEG sensor space dynamical connectivity analysis. *Brain Topogr*, pp. 1–12, 2016
- [14] K. Jindal, R. Upadhyay, H. S. Singh” Application of hybrid GLCT-PICA de-noising method in automated EEG artifact removal” *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020
- [15] Priyalakshmi Sheela, Subha D. Puthankattil “ A hybrid method for artifact removal of visual evoked EEG” *Journal of Neuroscience Methods* 15, 2020
- [16] Wang, H.; Lei, X.; Zhan, Z.; Yao, L.; Wu, X. “A new fMRI informed mixed-norm constrained algorithm for EEG source localization” , *IEEE Access* , pp. 8258-8269, 2018
- [17] Radüntz, T.; Scouten, J.; Hochmuth, O.; Meffert, B. “Automated EEG artifact elimination by applying machine learning algorithms to ICA-based features”. *J. Neural Eng*, pp. 8–15, 2017
- [18] Ge, S.; Yang, Q.; Wang, R.; Lin, P.; Gao, J.; Leng, Y.; Yang, Y.; Wang, H.” A brain-computer interface based on a few-channel EEG-fNIRS bimodal system.” *IEEE Access* , pp. 208–218, 2017
- [19] Tamburro, G.; Fiedler, P.; Stone, D.; Haueisen, J.; Comani, S. “A new ICA-based fingerprint method for the automatic removal of physiological artifacts from EEG recordings”, *PeerJ*, 2018
- [20] H. Berger, “Über Das Elektrenkephalogramm Des Menschen,” in *Advances in Archive fur Psychiatrie und Nervenkrankheiten*, Springer, Vol. 87, pp. 527-570, 1929.
- [21] M. Teplan, “Fundamentals of EEG Measurements,” *Measurement Science Review*, Vol. 2, Section. 2, pp. 1-11, 2002.
- [22] Minguillon, J.; Lopez-Gordo, M.A.; Pelayo, F. “Trends in EEG-BCI for daily-life: Requirements for artifact removal”. *Biomed. Signal Process. Control*, pp. 407–418, 2017
- [23] Urigüen, J.A.; Garciazapirain, B. “EEG artifact removal—State-of-the-art and guidelines” *J. Neural Eng*, pp. 12, 2015
- [24] Hamal, A.Q.; Rehman, A.W.B.A. “Artifact Processing of Epileptic EEG Signals: An Overview of Different Types of Artifacts”. In *Proceedings of the International Conference on Advanced Computer Science Applications and Technologies*, Kuching, Malaysia, pp. 22–24 December 2013
- [25] Lipsa Routray ; Pradyut Biswal ; Satya Ranjan Pattanaik” ECG Artifact Removal of EEG signal using Adaptive Neural Network” , 2018 *IEEE 13th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS)*, 2018
- [26] Nolte, G.; Bai, O.; Wheaton, L.; Mari, Z.; Vorbach, S.; Hallett, M. “Identifying true brain interaction from EEG data using the imaginary part of coherency”. *Clin. Neurophysiol*, pp. 2292–2307, 2014
- [27] Hillyard, S.A.; Galambos, R. “Eye movement artifact in the CNV. *Electroencephalogr*”. *Neurophysiol*, pp. 173–182, 1970

- [28] Whitton, J.L.; Lue, F.; Moldofsky, H.” A spectral method for removing eye movement artifacts from the EEG”. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol*, pp. 735–741, 1978
- [29] Kumar, S.P.; Arumuganathan, R.; Sivakuma, K.; Vimal, C.” Removal of Ocular Artifacts in the EEG through Wavelet Transform without using an EOG Reference Channel”. *Int. J. Open Probl. Comput. Math*. Pp. 189–200, 2008
- [30] Xuanteng Yan ; Marie-Hélène Boudrias ; Georgios D. Mitsis” Artifact Removal in tACS-EEG Recordings: A Combined Methodology Based on the Empirical Wavelet Transform” *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, 2020
- [31] Lakshmi, K.G.A.; Surling, S.N.N.; Sheeba, O.” A Novel Approach for the Removal of Artifacts in EEG Signals.” In *Proceedings of the International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)*, Chennai, India, pp. 22–24, 2017
- [32] Casarotto, S.; Bianchi, A.M.; Cerutti, S.; Chiarenza, G.A. “Principal component analysis for reduction of ocular artefacts in event-related potentials of normal and dyslexic children”. *Clin. Neurophysiol*, pp. 609–619, 2004
- [33] Souvik Phadikar ; Nidul Sinha ; Rajdeep Ghosh” Automatic EEG eyeblink artifact identification and removal technique using independent component analysis in combination with support vector machines and denoising autoencoder” *IET Signal Processing*, pp. 396 – 405, 2020
- [34] Jung, T.P.; Makeig, S.; Bell, A.J.; Sejnowski, T.J. “Independent component analysis of electroencephalographic and event-related potential data” *Cent. Audit. Process. Neural Model*, pp. 1548–1551, 1996
- [35] Vigário, R. “Extraction of ocular artifacts from EEG using independent component analysis”. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol*, pp. 395–404, 1997
- [36] Jung, T.P.; Makeig, S.; Westerfield, M.; Townsend, J.; Courchesne, E.; Sejnowski, T.J.” Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects”. *Clin. Neurophysiol*, pp. 1745–1758, 2000
- [37] Romero, S.; Mailanas, M.; Clos, S.; Gimenez, S.; Barbanoj, M.J. “Reduction of EEG Artifacts by ICA in Different Sleep Stages”. In *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Cancun, Mexico, pp. 17–21 , 2003
- [38] Delorme, A.; Makeig, S.; Sejnowski, T. “Automatic artifact rejection for EEG data using high-order statistics and independent component analysis”. In *Proceedings of the Third International ICA Conference*, San Diego, CA, USA, pp. 9–12, 2001
- [39] Joyce, C.A.; Gorodnitsky, I.F.; Kutas, M. “Automatic removal of eye movement and blink artifacts from EEG data using blind component separation”. *Psychophysiology*, pp. 313–325, 2004
- [40] Frølich, L.; Dowding, I. “Removal of muscular artifacts in EEG signals: A comparison of linear decomposition methods”. *Brain Inform*, pp. 13–22, 2018

- [41] Vayá, C.; Rieta, J.J.; Sánchez, C.; Moratal, D. “Convolutional blind source separation algorithms applied to the electrocardiogram of atrial fibrillation”: Study of performance. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, pp. 1530–1533, 2007
- [42] Dong, L.; Zhang, Y.; Zhang, R.; Zhang, X.; Gong, D.; Valdes-Sosa, P.A.; Xu, P.; Luo, C.; Yao, D. “Characterizing nonlinear relationships in functional imaging data using eigenspace maximal information canonical correlation analysis (emiCCA)”. *Neuroimage*, pp. 388–401, 2015
- [43] Vos, D.; Riècvs, S.; Vanderperren, K.; Vanrumste, B.; Alario, F.X.; Van, H.S. “Removal of muscle artifacts from EEG recordings of spoken language production”. *Neuroinformatics*, pp. 135–150, 2010
- [44] Clercq, W.D.; Vergult, A.; Vanrumste, B.; Paesschen, W.V.; Huffel, S.V. “Canonical correlation analysis applied to remove muscle artifacts from the electroencephalogram”. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, pp. 2583–2587, 2006
- [45] Kaiboriboon, K.; Hans, O.; Lüders, H.M.; Turnbull, J.; Lhatoo, S.D.” EEG source imaging in epilepsy—Practicalities and pitfalls”. *Nat. Rev. Neurol*, pp. 498–507, 2012
- [46] Huang, N.E.; Shen, Z.; Long, S.R.; Wu, M.C.; Shih, H.H.; Zheng, Q.; Yen, N.C.; Tung, C.C.; Liu, H.H.” The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis”. *Proc. Math. Phys. Eng. Sci.*, pp. 903–995, 1998
- [47] Yang, B.; Zhang, T.; Zhang, Y.; Liu, W.; Wang, J.; Duan, K.” Removal of electrooculogram artifacts from electroencephalogram using canonical correlation analysis with ensemble empirical mode decomposition”. *Cogn. Comput*, pp. 626–633, 2017
- [48] Zhang, Y.; Xu, P.; Li, P.; Duan, K.; Wen, Y.; Yang, Q.; Zhang, T.; Yao, D.” Noise-assisted multivariate empirical mode decomposition for multichannel EMG signals”. *Biomed. Eng. Online*, pp. 107–123, 2017
- [49] Marque, C.; Bisch, C.; Dantas, R.; Elayoubi, S.; Brosse, V.P.; Erot, C.” Adaptive filtering for ECG rejection from surface EMG recordings”. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, pp. 310–315, 2005
- [50] Kher, R.; Gandhi, R. “Adaptive Filtering Based Artifact Removal from Electroencephalogram (EEG) Signals”. In *Proceedings of the International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSPP)*, pp. 6–8, 2016
- [51] Somers, B.; Francart, T.; Bertrand, A.” A generic EEG artifact removal algorithm based on the multi-channel Wiener filter”, *J. Neural Eng.*, 2018
- [52] Chen, X.; Wang, Z.J.; Mckeown, M. “Joint blind source separation for neurophysiological data analysis: Multiset and multimodal methods”. *IEEE Signal Process. Mag.*, pp. 86–107, 2016
- [53] Lin, J.; Zhang, A. “Fault feature separation using wavelet-ICA filter”. *NDT E Int.*, pp. 421–427, 2005
- [54] Winkler, I.; Brandl, S.; Horn, F.; Waldburger, E.; Allefeld, C.; Tangermann, M. Robust “artifactual independent component classification for BCI practitioners”, *J. Neural Eng.* 2014

- [55] Mahajan, R.; Morshed, B.I.” Unsupervised eye blink artifact denoising of EEG data with modified multiscale sample entropy, kurtosis, and wavelet-ICA”, *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, pp. 158–165, 2015.
- [56] Kevric, J.; Subasi, A.” The impact of Mspca signal de-noising in real-time wireless brain computer interface system”, *Southeast Eur. J. Soft Comput.*, pp. 43–47, 2015
- [57] Shoker, L.; Sanei, S.; Chambers, J. “Artifact removal from electroencephalograms using a hybrid BSS-SVM algorithm”, *IEEE Signal Process.*, pp. 721–724, 2005
- [58] Halder, S.; Bensch, M.; Bogdan, M.; Birbaumer, N.; Rosenstiel, W. “Online artifact removal for brain-computer interfaces using support vector machines and blind source separation”, *Comput. Intell. Neurosci.*, pp. 527-570, 2007
- [59] Sweeney KT, Ayaz H, Ward TE, Izzetoglu M, McLoone SF, Onaral B. “A Methodology for Validating Artifact Removal Techniques for Physiological Signals”, *IEEE Trans Info Tech Biomed* , pp. 918-926, 2012
- [60] Robert Oostenveld, Peter Praamstra, “The five percent electrode system for high-resolution EEG and ERP measurements” *Clinical Neurophysiology*, Volume 112, Issue 4 , pp. 713-719, 2001
- [61] C. Teng, Y. Zhang, G. Wang, “The Removal of EMG Artifact from EEG Signals by the Multivariate Empirical Mode Decomposition”, *Proc. Int. Conf. on Communications and Computing*, pp. 873-876, 2014
- [62] Z. Shen, Q. Wang, Y. Shen, J. Jin, and Y. Lin, “Accent extraction of emotional speech based on modified ensemble empirical mode decomposition” in *Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, 2010 IEEE , pp. 600 –604 ,may 2010
- [63] Z. Wu and N. E. Huang, “Ensemble Empirical Mode Decomposition: a Noise-Assisted Data Analysis Method” *Advances in Adaptive Data Analysis*, pp. 1–41, 2009
- [64] B. Mijovic, M. De Vos, I. Gligorijevic and, J. Taelman, and S. Van Huffel, “Source Separation From Single-Channel Recordings by Combining Empirical-Mode Decomposition and Independent Component Analysis” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, pp. 2188 –2196, 2010
- [65] I. Daubechies, “Ten lectures on wavelets,” *CBM-SNSF Regional Conference Series in Applied Mathematics*, 1992.
- [66] Z. Wang, “Fixed-point algorithms for constrained ICA and their applications in fMRI data analysis” *Magnetic Resonance Imaging*, pp. 1288 – 1303, 2011

Abstract

Electroencephalography (EEG) is the most common method of recording brain activity. This method provides us with lots of physiological datas. The obtained information from the electroencephalogram signal has great importance in researchs. Although this signal is combined with different artifacts, the most common of which are artifacts. The eye (EOG) is the result of blinking and eye movements, feeding line noise and environmental conditions are also among the most important artifacts available. Since the presence of these artifacts in the EEG signal affects our judgment, it is very important to remove them. The goal here is to obtain higher quality EEG signals, which can be achieved by deleting these artifacts so that none of the original EEG signal information is deleted. Over the years, there have been various methods for removing ocular artifacts. It is presented as blinking, but there is still no complete method that completely removes these artifacts from the brain signal without any error. In this dissertation, while reviewing the methods performed during the past years, the algorithm Empirical mode decomposition (, EMD) and its improved (EEMD) algorithm is used on standard data. During this process, first using the intrinsic state experience method of signal The brain is decomposed into different frequencies and parts of the signal that blinking have been removed are removed, and finally the desired signal is reconstructed and displayed using the Canonical correlation analysis (CCA) algorithm. Also, the simulation results on this data using the proposed method, through the signal-to-noise component (SNR) with other methods are compared and its relative improvement is displayed.

Keywords: Electroencephalogram, Artifact removal, Ocular artifact, Empirical mode decomposition, Signal to noise, Canonical correlation analysis



**Shahrood University of
Technology
Faculty of Electrical and Robotics Engineering**

**Removal eye blink effect from brain signals using, Empirical mode
decomposition (EMD) method**

M.Sc Thesis in communication systems engineering

By: Mohammad Reza Hajigol

Supervisor:
Dr. Ali Solimani

Advisor:
Dr. Hadi Grailu

October, 2020