

ترکیب فیلتر ذره ترتیبی و شکل دهنده پرتو برای مکان‌یابی منابع اخلالگر مغزی

سیدمرتضی نوریان نجف‌آبادی^۱، دانشجوی دکترا، حمیدرضا ابوطالبی^۲، استاد، وحید ابوطالبی^۳، دانشیار، فرزانه شایق^۴، استادیار

۱- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه یزد - یزد - ایران - sm.nourian@stu.yazd.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه یزد - یزد - ایران - habutalebi@yazd.ac.ir

۳- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه یزد - یزد - ایران - abootalebi@yazd.ac.ir

۴- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه صنعتی اصفهان - اصفهان - ایران - f.shayegh@iut.ac.ir

چکیده: در این مقاله به مکان‌یابی منابع اخلالگر فعالیت مغز در بیماران مبتلا به اختلالات مغزی، با فرض دانستن اطلاعات مکانی منابع فعال مغز در افراد سالم با توجه به الگوی ارتباطات عملکردی مغز در این افراد و در فعالیت‌های مشابه، پرداخته می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی، با استفاده از شکل دهنده پرتو LCMV، اثر منابعی که به‌طور طبیعی در فعالیت‌های مختلف فعال هستند، از سیگنال EEG ثبت شده از بیمار، تا حد امکان حذف و منابع اخلالگر مکان‌یابی می‌شود. در روش پیشنهادی برای مکان‌یابی منابع اخلالگر، از ترکیب روش فیلتر ذره ترتیبی (Sequential Particle Filter) و شکل دهنده پرتو LCMV (BF) استفاده می‌شود. شبیه‌سازی‌ها با استفاده از نرم‌افزار Brain Storm و با استفاده از سیگنال‌های شبه‌واقعی مغزی صورت گرفته است. نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی (SPF-BF) بر سیگنال EEG شبیه‌سازی شده نشان داده که این روش توانسته در شرایط نویزی شدید، نتایج بهتری نسبت به روش‌های شکل دهنده پرتو LCMV، الگوریتم‌های سنتی فیلتر ذره و ترکیب آن‌ها داشته باشد. همچنین نتایج حاصل از روش پیشنهادی در مقایسه با روش sLORETA حاکی از عملکرد مناسب روش پیشنهادی است. ضمن اینکه روش پیشنهادی در افزایش سرعت محاسبات نیز عملکرد بهتری نسبت به دیگر روش‌های مشابه داشته است.

واژه‌های کلیدی: مکان‌یابی منابع مغزی، الکتروانسفالوگرام، منابع سیگنال مغزی، فیلتر ذره ترتیبی، شکل دهنده پرتو.

Combination of Sequential Particle Filter and Beamformer for the Localization of Brain Disruptive Sources

Seyed Morteza Nourian Najafabadi, PhD Candidate¹, Hamid Reza Abutalebi, Professor², Vahid Abootalebi, Associate Professor³,
Farzaneh Shayegh, Assistant Professor⁴

1- Electrical Engineering Department, Yazd University, Yazd, Iran, sm.nourian@stu.yazd.ac.ir

2- Electrical Engineering Department, Yazd University, Yazd, Iran, habutalebi@yazd.ac.ir

3- Electrical Engineering Department, Yazd University, Yazd, Iran, abootalebi@yazd.ac.ir

4- Electrical and Computer Engineering Department, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran, f.shayegh@iut.ac.ir

Abstract: This paper deals with locating disruptive sources in patients with brain disorders, supposing to have the location of active brain sources in healthy people according to their functional connectivity pattern information in similar activities. In the proposed algorithm, firstly the effect of sources that are active in normal brain activity is eliminated from the patient's recorded EEG signals using the LCMV beamformer. Then, the disruptive sources are localized. The proposed method utilizes a combination of Sequential Particle Filter (SPF) and LCMV Beam-Former (BF) to localize disruptive sources. The simulations have been performed using BrainStorm software and pseudo-real EEG signals. The results of applying the proposed method (SPF-BF) on the simulated EEG signal show that this method could achieve better results in severe noise conditions than the LCMV beamformer, traditional particle filter algorithms, and combination of them. Also, the comparative results of the proposed method and sLORETA confirm the proper performance of the proposed method. In addition, the proposed method outperforms the other methods in terms of computational complexity.

Keywords: Brain source localization, electroencephalogram (EEG), brain source signal, sequential particle filter, beamformer.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۰۲/۰۸

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۴۰۰/۰۷/۲۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۹/۲۰

نام نویسنده مسئول: حمیدرضا ابوطالبی

نشانی نویسنده مسئول: یزد - صفائیه - بلوار دانشگاه - دانشگاه یزد - دانشکده مهندسی برق.



۱- مقدمه

مغز اصلی‌ترین و پیچیده‌ترین عضو بدن انسان است. تحقیقات نشان داده که میزان فعالیت عصبی نواحی مختلف مغز در طی انجام عملکردهای مختلف ذهنی و جسمی تغییر می‌کند. از آنجا که معمولاً این فعالیت عصبی همزمان در دو یا چند منطقه از مغز تغییر می‌نماید، این‌گونه مورد تفسیر قرار می‌گیرد که این نواحی شبکه‌هایی را تشکیل داده و با یکدیگر ارتباط برقرار می‌کنند. دانشمندان از این موضوع به عنوان اتصالات (ارتباطات) عملکردی^۱ مغز یاد می‌کنند، که می‌تواند با استفاده از روش‌هایی مانند تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی (fMRI) و یا ثبت سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی (EEG) مورد بررسی قرار بگیرند. در افراد سالم، این اتصالات عملکردی از الگوی خاصی، متناسب با نوع فعالیت مغزی پیروی نموده و باعث بروز رفتارهای طبیعی در انسان سالم می‌شود [۱]. مطالعاتی که در مورد این الگوها انجام شده، نشان می‌دهد اتصالات خاصی در سازماندهی مغز افراد عادی وجود دارد که در افراد مبتلا به بیماری‌های نوروفیزیولوژیک، این اتصالات و الگوهای سازماندهی اتصالات، دچار تغییرات و بهم‌ریختگی‌هایی می‌شود [۲]. البته در [۳] بیان شده که حتی در بیماران نوروفیزیولوژیک نیز اتصالات و الگوهای ناهنجار از الگوهای خاصی پیروی می‌کنند.

سوالی که در اینجا مطرح می‌شود این است که، «آیا الگوهای اتصالات عملکردی مغز می‌تواند نشانگر زیستی برای بیماری‌هایی مثل اوتیسم تلقی شود؟». اگرچه هنوز جوابی قطعی برای این سوال ارائه نشده، اما تحقیقات امیدبخشی، بخصوص، بر روی پارامترهای بیولوژیکی قابل اندازه‌گیری، بر اساس روش‌هایی مانند MRI^۴، fMRI و یا الکتروانسفالوگرافی، برای شناسایی این الگوهای و اختلالات نوروفیزیولوژیکی صورت گرفته است [۲]. این تحقیقات، می‌تواند احتمال استفاده از این الگوها را به عنوان نشانگرهای زیستی درمانی فراهم نماید. مثلاً در مورد بیماری اوتیسم [۴]، محققان از اصطلاح عمومی اختلال طیف اوتیسم (ASD^۵) برای پوشش کل طیف اختلالات اوتیسم استفاده می‌کنند و در تحقیقاتی همچون [۵] ادعا شده که توانسته‌اند الگوی متداول اتصال مغز را برای ASD شناسایی کنند. در برخی دیگر از این تحقیقات، با تحلیل و بررسی آماری داده‌های ثبت شده (مانند تفاوت در باندهای فرکانسی، یا تفاوت در توان سیگنال‌های ثبت شده از نواحی مختلف مغز)، به شناسایی الگوهای ناهنجار و مقایسه با الگوهای اتصالات عملکردی مغز در افراد سالم [۶-۹] و یا جداسازی این بیماران از افراد سالم [۱۰-۱۴] پرداخته‌اند. در [۳]، محققان الگوهای فعالیت خاصی را در مغز افراد مبتلا به اوتیسم کشف و اظهار کرده‌اند که اتصالات و الگوهای ناهنجار نیز از الگوهای خاص و متفاوتی پیروی می‌کنند. این الگوهای خاص ممکن است در طولانی مدت به عنوان نشانگرهای زیستی درمانی مورد استفاده قرار گیرند، که در شناسایی این بیماران بسیار تعیین‌کننده است.

به فرض اینکه الگوی مشخصی از اتصالات عملکردی مغز در بیماران اوتیسم در دسترس باشد، سوال دیگری که می‌تواند در ادامه مطرح شود،

این است که «آیا دانستن این الگوها تاثیری در درمان این بیماران خواهد داشت؟» محققان در [۵] دریافتند که اتصال عملکردی در مغز بیماران، قدرت کمتر یا بیشتری از افراد سالم تحت کنترل ندرند، اما از یک نقطه به نقطه دیگر تغییر مکان می‌دهد. این جابجایی‌ها باعث اتصالات موضعی اضافه یا کمی در الگوی مغز می‌شود، که طبق همین مطالعه، با علائم ASD مانند اختلالات گفتاری و محدودیت‌های زندگی روزمره در ارتباط است. از مثالی که در [۱۵] آورده شده، برای تشریح بهتر این مسئله استفاده می‌کنیم. در این مثال از تشبیه ترافیک هوایی استفاده شده است. فرض کنید اگر فعالیت یک فرودگاه بزرگ متوقف شود، پروازها به سایر فرودگاه‌های کوچکتر هدایت می‌شوند. اگرچه تعداد کل پروازها ثابت است، اما فعالیت هر یک از فرودگاه‌ها تغییر می‌کند و فرودگاه‌های خاص کم اهمیت می‌شوند. این نشان‌دهنده وضعیت نواحی اصلی در شبکه‌های ارتباطات عملکردی مغز برای بیماران مبتلا به اوتیسم است. از طرف دیگر، فرودگاه‌های کوچکتر از اهمیت بیشتری برخوردار می‌شوند، و این نشان‌دهنده نواحی است که اضافه بر نواحی اصلی شبکه‌های ارتباطات عملکردی مغز افراد سالم، در این شبکه‌ها وارد می‌شوند. با این مقدمه، در جواب سوال مطرح شده بهتر است این‌گونه گفت که محققان امیدوارند در آینده پزشکان قادر باشند با استفاده از برخی روش‌های درمانی، الگوی مغز بیماران را به سمت الگوهای سالم سوق دهند، یا به طور بالقوه به وضعیت بهتری در رفتارهای درمانی دست یابند.

ما در این مقاله با فرض دانستن مکان منابع مغزی نرمال، از الگوهای مکانی اتصالات عملکردی در مغز افراد سالم، به یافتن نواحی اضافه شده بر این الگوها می‌پردازیم. مقالاتی که به یافتن (یا به اصطلاح، مکان‌یابی) نواحی فعال مغز با استفاده از سیگنال‌های EEG پرداخته‌اند، نواحی فعال مغز را به‌عنوان منابع تولید سیگنال‌های EEG در نظر گرفته‌اند. این منابع حاصل از فعالیت مجموعه‌ای از نورون‌ها هستند که سیگنال‌های الکتریکی تولید می‌کنند و بصورت دوقطبی‌های الکتریکی، در مرکز ثقل تجمع نورون‌های فعال، مدل می‌شوند. در ادامه این مقاله دو واژه منبع و دوقطبی معادل یکدیگر در نظر گرفته می‌شوند. دو فرض متمرکز^۶ [۱۶، ۱۷] و تنک^۷ بودن منابع [۱۸، ۱۹]، از فرضیات رایجی است [۲۰] که در این مقاله نیز در مورد منابع در نظر گرفته می‌شود.

شایان ذکر است که، در تمام تحقیقات انجام شده، اختلاف بین سیگنال‌های EEG ثبت شده از افراد سالم و بیمار تأیید شده است [۲۱، ۲۲]، در حالیکه در تصاویر MRI ثبت شده، ممکن است ساختار سلولی و آناتومی مغزی بیماران و افراد سالم تفاوتی باهم نداشته باشد. علاوه بر این، استفاده از سیگنال‌های EEG، در مقایسه با روشهایی مانند fMRI، دقت زمانی بالاتر، هزینه کمتر و بکارگیری راحت‌تری دارد و همین موضوع، انگیزه استفاده از سیگنال‌های EEG در انجام تحقیقات در این زمینه را افزایش می‌دهد. سیگنال‌های EEG، بطور مستقیم اطلاعات داخل مغز را به ما نمی‌دهند، اما اگر بتوان منابع داخل مغز که در تولید سیگنال‌های EEG موثر هستند را شناسایی و مکان‌یابی کرد، از نظر فیزیولوژی معنادار خواهد بود. مثلاً در [۱۰] با تحلیل هوشمندانه

در بخش بعدی روش پیشنهادی را معرفی و در بخش سوم به تشریح نحوه‌ی تخمین مولفه‌های حالت منابع اصلی و اخلاگر در شبیه‌سازی با استفاده از روش پیشنهادی می‌پردازیم. نحوه انجام شبیه‌سازی‌ها و نتایج حاصل از آنها را در بخش چهارم و پنجم ارائه و بررسی نموده و در نهایت، در بخش ششم به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری این تحقیق خواهیم پرداخت.

۲- معرفی روش پیشنهادی

ابتدا لازم است توضیح مختصری راجع به مدلسازی منابع و کلیت روش‌های مورد استفاده ارائه شود. در این بخش تفکیکی بین منابع اصلی و اخلاگر وجود ندارد و روش‌ها در حالت کلی معرفی و فرمولبندی شده‌اند. در انتهای این بخش نیز روش پیشنهادی این مقاله با عنوان «استفاده توأمان از شکل‌دهنده پرتو و فیلتر ذره ترتیبی» آورده می‌شود. در بخش‌های بعدی، برای تخمین پارامترهای مورد نیاز منابع، به تفکیک منابع اصلی و اخلاگر، استفاده خواهد شد.

همانطور که گفته شد، منابع غالب مغز متمرکز و تنک در نظر گرفته شده و بصورت دوقطبی‌های الکتریکی مدل می‌شوند. مولفه‌های بردار حالت برای دوقطبی m ام در فضای حجم سر $(U^m = \{u_x^m, u_y^m, u_z^m\})$ ، به صورت مجموعه‌ای از سه مولفه مکانی، بیانگر موقعیت مکانی مرکز دوقطبی (u^m) ، در سه بعد (x, y, z) و سه مولفه‌ی گشتاور دوقطبی (s^m) (در سه بعد (s_x^m, s_y^m, s_z^m)) در نظر گرفته می‌شوند که مبنای شکل موج سیگنال EEG ثبت شده از منبع است [۲۳-۲۶]. مشاهدات (سیگنال - های EEG ثبت شده)، نسبت به مکان دوقطبی غیرخطی و نسبت به گشتاور دوقطبی خطی است [۲۷]. فضای حجم سر، مش بندی شده و فرض بر این است که دوقطبی‌ها بر رئوس مش‌ها قرار گرفته‌اند.

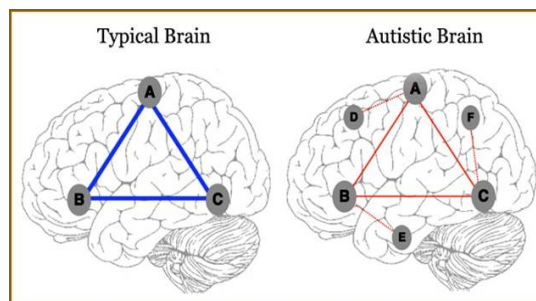
۲-۱- معرفی روش‌های پایه در رویکرد پیشنهادی

۲-۱-۱- شکل‌دهنده پرتو

در این مقاله، شکل دهنده پرتو برای تخمین گشتاور دوقطبی‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. اگر لحظات نمونه‌برداری^{۱۲} از سیگنال مشاهدات با در لحظه k ام (S_k) را با اعمال یک عملگر خطی (W^T) بر مشاهدات در لحظه k ام (Z_k) ، تخمین می‌زند [۲۵، ۲۶]:

$$S_k = W^T Z_k \quad (1)$$

اگر فرض کنیم که از یک چیدمان R حسگری (الکترودی) در سطح پوست سر، برای ثبت مشاهدات استفاده شود، W یک ماتریس وزندهی $R \times 3M$ بعدی و M تعداد کل منابع است. در تحقیقاتی که در مورد اتصالات عملکردی مغز صورت گرفته، همبستگی زمانی بین نواحی فعال تأیید شده است [۲۷]. از طرفی همبستگی (همدوسی) زمانی^{۱۳} بالا بین منابع، یکی از عوامل افزایش خطای مکان‌یابی با استفاده از شکل‌دهنده



شکل ۱: تصویر گرافیکی فرضی از اتصالات عملکردی مغز [۱۵]. تصویر سمت چپ: نواحی درگیر در اتصالات عملکردی مغز برای فرد سالم که اطلاعات مکانی سه منبع اصلی را در اختیار ما می‌گذارد. تصویر سمت راست: نواحی درگیر در اتصالات عملکردی در فرد بیمار اوتیسمی.

سیگنال‌های EEG، تحلیل چهارچوب گسترده‌تری از الگوهای اتصالات عملکردی مغز و تفاوت‌های آن در افراد سالم و بیمار ارائه شده است.

قبل از توضیح و معرفی روش پیشنهادی، با استفاده از شکل (۱)، فرضیات مورد استفاده در این مقاله را بهتر توضیح می‌دهیم [۱۵]. همانطور که در شکل (۱) مشخص است، منابع A، B و C، نواحی درگیر در یک الگوی عملکردی فرضی برای فرد سالم است که در ادامه بعنوان «منابع اصلی» از آنها یاد خواهد شد. برای فرد بیمار، منابع E، F و D، به این الگو اضافه می‌شود. در این تحقیق، با دانستن اطلاعات مکانی سه منبع اصلی (A، B و C)، قصد داریم به مکان‌یابی منابع مختل‌کننده (E، F و D) در الگوی اتصالات عملکردی مغز فرد بیمار بپردازیم. در ادامه مقاله از این منابع با عنوان «منابع اخلاگر» یاد خواهد شد و با فرض در دسترس بودن اطلاعات مکانی منابع اصلی، مثلاً با بهره‌گیری از دانسته‌های حاصل از الگوی اتصالات عملکردی مغز برای افراد سالم و با در نظر گرفتن فرض‌های تنکی و متمرکز بودن منابع به مکان‌یابی منابع اخلاگر پرداخته خواهد شد.

روش پیشنهادی در این مقاله برای مکان‌یابی منابع اخلاگر این است که با توجه به دانستن مکان منابع اصلی، ابتدا از شکل‌دهنده پرتو (BF^A) برای به حداقل رساندن اثر این منابع در سیگنال‌های EEG ثبت شده، استفاده می‌شود. پس از حذف اثر منابع اصلی، نیاز به حل یک مسئله معکوس^۹ برای مکان‌یابی منابع مختل‌کننده داریم. روشی که برای حل این مسئله معکوس استفاده می‌شود باید متناسب با فیزیک و ماهیت مسئله‌ی مکان‌یابی منابع سیگنال‌های EEG باشد. در این مقاله روش-های بر پایه الگوریتم فیلتر ذره (PF^{10}) ، برای مکان‌یابی منابع اخلاگر مورد توجه قرار گرفته است. در روش پیشنهادی، از ترکیب شکل‌دهنده پرتو LCMV و فیلتر ذره ترتیبی (SPF^{11}) استفاده شده است. در این روش، مکان منابع اخلاگر، تک‌تک و به صورت مجزا با استفاده از فیلتر ذره ترتیبی تخمین و شکل موج حاصل از این منابع با استفاده از شکل-دهنده پرتو تقریب زده می‌شود. این روند تا همگرایی تخمین‌ها به مقادیر ثابت، تکرار می‌شوند. این مقادیر ثابت، تخمین‌های روش پیشنهادی از مکان و شکل موج منابع اخلاگر در مغز هستند.

پیشنهادی این مقاله بر مبنای تئوری فیلتر ذره، برای تخمین پارامترهای مکانی دوقطبی‌ها، طراحی شده است.

در حالت کلی، روابط (۵) و (۶) به ترتیب بیانگر مدل تغییرات حالت و مشاهدات هستند که برای تخمین تابع چگالی احتمال (pdf) پسین^{۲۰} در روش فیلتر ذره تعریف می‌شوند [۳۳]:

$$U_k = f_k(U_{k-1}) + v_k \quad (۵)$$

$$z_k = h_k(U_k) + n_k \quad (۶)$$

که در آنها k نماد زمان، $U_k = [U_k^1, \dots, U_k^{m-1}, U_k^m, U_k^{m+1}, \dots, U_k^M]$ بردار پارامترهای حالت سیستم در زمان k ام، U_k^m شامل مولفه‌های حالت منبع m در زمان k ، V_k نماد نویز تغییرات حالت، تابع عملگر تغییر حالت در زمان k ام، Z_k مشاهدات در زمان k ام، n_k نماد نویز سیستم اندازه‌گیری و h_k تابع عملگر مشاهدات در زمان k ام است (که برای مدل حجم سر، با فرض ثابت بودن در طول زمان همان L در نظر گرفته می‌شود). فرض بر این است که تابع توزیع پسین در لحظه $k-1$ ، یعنی $p(U_{k-1}|z_{1:k-1})$ ، موجود و $p(U_0|z_0) = p(U_0)$ در دسترس می‌باشد، که $z_{1:k}$ مجموعه مشاهدات در دسترس تا زمان k ام است. روش فیلتر ذره از مجموعه‌ای از نمونه‌های تصادفی، که ذره نامیده می‌شوند، برای نمایش pdf پسین استفاده می‌کند. این توزیع پسین با استفاده از ذره‌های وزن‌دهی شده به شکل زیر تقریب زده می‌شود [۳۲]:

$$p(U_k|z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \pi_k^{(i)} \delta(U_k - U_k^{(i)}) \quad (۷)$$

$$\pi_k^{(i)} = \frac{w_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N w_k^{(i)}} \quad i = 1, \dots, N \quad (۸)$$

که در آن N تعداد کل ذرات، $U_k^{(i)}$ بردار حالت ذره i ام ($w_k^{(i)}$ وزن ذره i ام در زمان k ام، $\pi_k^{(i)}$ وزن نرمالیزه شده ذره i ام در زمان k ام و δ تابع ضربه است. در تمام این متغیرها، بالانویس (i) بیانگر مولفه‌های مربوط به ذره i ام است. برای بروزرسانی وزن‌ها در زمان k از زمان $k-1$ ، از فیلتر بازنمونه‌برداری نمونه‌های اهمیتی (SIR^{۲۱}) استفاده می‌شود [۳۲]:

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} p(z_k|U_k^{(i)}) \quad (۹)$$

اگر فرض کنیم که مدل نویزها گوسی و کواریانس نویز اندازه، C_{n_k} ، در دسترس باشد، تابع $p(z_k|U_k^{(i)})$ همان میزان درست‌نمایی است که با $\mathcal{L}(z_k|U_k^{(i)})$ نمایش داده می‌شود و برای هر ذره در هر مرحله از رابطه زیر محاسبه می‌شود (بالانویس t نماد ترانهاده است) [۲۷]:

$$\mathcal{L}(z_k|U_k^{(i)}) = e^{-\frac{(z_k - L(U_k^{(i)}))^T C_{n_k}^{-1} (z_k - L(U_k^{(i)}))}{2}} \quad (۱۰)$$

با تقریب گسسته تابع چگالی احتمال پسین که در رابطه (۷) محاسبه می‌شود، می‌توان با روشی مانند میانگین‌گیری، بردار حالت را در زمان k ام تخمین زد:

پرتو است [۲۸]. برای کاهش خطا، با کمینه‌سازی مقید^{۱۴} ضرایب وزن-دهی توسط شکل‌دهنده پرتو و فقی (رابطه (۲)) که بر مبنای شکل‌دهنده پرتو Linearly Constrained Minimum Variance (LCMV) طراحی شده، استفاده شده است [۲۷]. با کمینه‌سازی مقید^{۱۵} ضرایب وزن‌دهی توسط شکل‌دهنده پرتو LCMV، ضمن حداقل‌سازی توان خروجی شکل‌دهنده پرتو، در راستای منبع مطلوب بهره واحد ایجاد شود [۲۶، ۲۷]. بر اساس این قیود چندگانه، حل بهینه مسئله کمینه‌سازی رابطه (۲)، با استفاده از ضرایب لاگرانژ (رابطه (۳)) امکانپذیر است [۲۷].

$$W^* = \underset{\text{subject to } W^T L(u^m) = I}{\operatorname{argmin}} W \operatorname{tr}[W^T C_z W] \quad (۲)$$

$$\begin{aligned} &w_{L(u^m)}^T = 0 \\ &\vdots \\ &w_{L(u^{m-1})}^T = 0 \\ &w_{L(u^{m+1})}^T = 0 \\ &\vdots \\ &w_{L(u^M)}^T = 0 \end{aligned}$$

$$L(u_k) = [L(u_k^1), \dots, L(u_k^m), \dots, L(u_k^M)] \quad (۳)$$

$L(u_k)$ یک ماتریس $R \times 3M$ بعدی برای M منبع فعال در زمان k ام و نماد ماتریس انتقال حجم فضای حجم سر است. C_z ماتریس کواریانس نویز مشاهدات، u_k^m مولفه‌های مکانی دوقطبی مطلوب در زمان k و $L(u_k^m)$ یک ماتریس $(R \times 3M)$ بعدی تعریف می‌شود که در آن، فقط مولفه‌های مربوط به منبع m غیر صفر هستند. در ادامه این مقاله، مدل نویز مشاهدات، سفید گوسی در نظر گرفته می‌شود. اگر گشتاور دوقطبی‌های مختلف به لحاظ زمانی ناهمبسته باشند، حل بهینه این مسئله با کمینه‌سازی مقید با استفاده از ضرایب لاگرانژ به صورت زیر بدست می‌آید [۲۷]:

$$W^* = C_z^{-1} L(u_k) [L(u_k)^T C_z^{-1} L(u_k)]^{-1} \quad (۴)$$

۲-۱-۲- فیلتر ذره

ماهیت مسئله مکان‌یابی منابع مغزی، یک مسئله معکوس و اغلب دارای فضای تصادفی با توان نویز بالاست. با توجه به این موضوع، یکی از رویکردهای موفق در تخمین پارامترهای مکانی دوقطبی‌ها، استفاده از روش‌های مبتنی بر تئوری بیزین است. گالکا با فرض خطی و گوسی بودن مسئله، از فیلتر کالمن (KF^{۱۶}) برای مکان‌یابی منابع مغزی استفاده کرد [۳۰]. در ادامه، با اعمال محدودیت‌هایی بر فضای مسئله روش‌های دیگری مانند فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF^{۱۷}) برای حل این مسائل مطرح شد [۳۱]. اما این روش‌ها برای توزیع‌های تک‌قله‌ای^{۱۸} به خوبی جواب می‌دهند و برای توزیع‌های چندقله‌ای^{۱۹} به مشکل بر می‌خورند [۲۷، ۳۲]. از طرفی، در کل، در مدل حالت و مشاهدات منابع مغزی، قیدی برای خطی، گوسی و تک‌قله‌ای بودن پدیده‌ها وجود ندارد. فیلتر ذره، یک رویکرد عددی بر مبنای تئوری بیزین است که در مدل‌سازی پدیده‌ها، محدودیت‌های روش‌های تحلیلی مانند فیلتر کالمن را ندارد و از موفق‌ترین و پرکاربردترین روش‌ها در این حوزه است [۳۲، ۳۳]. روش

در این رابطه، با توجه به تجزیه بردار حالت U_k به M زیربردار، دیگر نمی‌توان با تکیه بر روابط متداول فیلتر ذره [۳۲، ۲۹]، نمی‌توان تاثیر وجود منابع $\{U_k^m\} - U_k$ را لحاظ نمود. اگر بردار $U_k^m = [\hat{U}_k^1, \dots, \hat{U}_k^{m-1}, \tilde{U}_k^{m+1}, \dots, \tilde{U}_k^M]^T$ جزء دانسته‌های زمان k م در هر تکرار فرض شود، آنگاه، برای تخمین منبع m م در زمان k و برای هر تکرار داریم:

$$\tilde{p}(U_k^m | z_{1:k}) = p(U_k^m | z_{1:k}, U_k^{-m}) \quad (15)$$

subject to have: U_k^{-m}

$$= \frac{p(z_{1:k}, U_k^{-m} | U_k^m) p(U_k^m)}{p(z_{1:k}, U_k^{-m})}$$

از طرفی بر مبنای اصول تئوری فیلتر ذره، منابع مستقل از یکدیگر هستند و با توجه به اینکه سیگنال‌های مغزی، متغیر با زمان هستند و هر مشاهده، حاصل نمونه‌برداری لحظه‌ای از این سیگنال‌ها توسط الکترودهای مختلف است، مشاهدات در هر لحظه (k) را می‌توان مستقل از مشاهدات در لحظات قبلی فرض نمود [۳۳، ۲۷]. بنابراین به رابطه زیر می‌رسیم (اثبات در [۳۵]):

$$\tilde{p}(U_k^m | z_{1:k}) = p(U_k^m | z_{1:k}, U_k^{-m}) \quad (16)$$

subject to have: U_k^{-m}

$$= \frac{p(z_k | U_k^m, U_k^{-m}) p(U_k^m | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})}$$

در روش پیشنهادی SPF-BF، به منظور بدست آوردن $p(U_k^m | z_{1:k}, U_k^{-m})$ ، برای هر منبع (U_k^m) ذراتی بطور مجزا ($u_k^{m(i)}$) تولید می‌شود. سپس شکل‌دهنده پرتو LCMV با در نظر گرفتن هر ذره به عنوان منبع مطلوب ($u_k^{m(i)}$)، پارامترهای شکل موج این ذره ($S_k^{m(i)}$) را با حذف اثر دیگر منابع (U_k^{-m}) محاسبه می‌کند (فرض کنید مولفه-های شکل موج دیگر منابع $U_k^m = [\hat{u}_k^1, \dots, \hat{u}_k^{m-1}, \tilde{u}_k^{m+1}, \dots, \tilde{u}_k^M]^T$ با بردار (S_k^{-m}) به صورت $S_k^m = [\hat{S}_k^1, \dots, \hat{S}_k^{m-1}, \tilde{S}_k^{m+1}, \dots, \tilde{S}_k^M]^T$ در نظر گرفته شوند). در ادامه، با ترکیب $u_k^{m(i)}$ و $S_k^{m(i)}$ بردار حالت $U_k^{m(i)}$ حاصل می‌شود که میزان درست‌نمایی ($p(U_k^m | z_{1:k}, U_k^{-m}) = \mathcal{L}(z_k | U_k^{m(i)}, U_k^{-m})$) هر ذره با توجه به مشاهدات در دسترس محاسبه و برای وزن‌دهی ذرات و نمونه‌برداری مجدد، استفاده می‌شود. این مراحل برای تمام منابع تکرار و در آخر تخمینی از مولفه‌های مکانی ذرات ارائه می‌کند. در تمامی این مراحل، شکل‌دهنده پرتو نیز تخمینی از شکل موج هر منبع در اختیار الگوریتم SPF قرار می‌دهد. مشابه روابط (۹) و (۱۰)، با فرض گوسی بودن نویز اندازه‌گیری، روابط برورسانی وزن‌دهی (رابطه (۱۷)) و محاسبه میزان درست‌نمایی (رابطه (۱۸)) به شکل زیر بازنویسی می‌شود:

$$w_{m,k}^{(i)} = w_{m,k-1}^{(i)} \mathcal{L}(z_k | U_k^{m(i)}, U_k^{-m}) \quad (17)$$

$$\hat{U}_k = \sum_{i=1}^N \pi_k^{(i)} U_k^{(i)} \quad (11)$$

در روش‌های سنتی فیلتر ذره، با افزایش تعداد منابع و ابعاد بردار حالت، استفاده از الگوریتم فیلتر ذره دچار چالش جدی در محاسبات و افزایش بار پردازش می‌شود. یکی از راهکارهای موثری که در مکان‌یابی منابع مغزی برای غلبه بر این مشکل ارائه شده، شکستن ابعاد بردار حالت به چند زیربردار [۲۹]، یا تفکیک مولفه‌های خطی و غیرخطی بردار حالت و استفاده توأمان از فیلتر ذره و شکل‌دهنده پرتو است [۲۷، ۳۳]. ادامه، به تشریح مورد اخیر می‌پردازیم.

۲-۲- استفاده توأمان از شکل‌دهنده پرتو و فیلتر ذره ترتیبی (SPF-BF)

در [۲۷، ۳۳]، با تفکیک پارامترهای خطی و غیرخطی دوقطبی‌ها، روش BPF معرفی شده است. در روش پیشنهادی (SPF-BF)، بردار حالت برای هر یک از مولفه‌های حالت غیرخطی به زیربردارهای مجزا شکسته شده و سپس با استفاده از روش فیلتر ذره ترتیبی (SPF) تخمین زده می‌شود [۳۵، ۳۶]. مولفه‌های خطی بردار حالت نیز، با استفاده از شکل-دهنده پرتو LCMV و فقی، تقریب زده می‌شوند.

در روش فیلتر ذره ترتیبی (SPF)، که با فیلترینگ فضایی نمونه‌ها، برای SNRهای پایین طراحی شده [۳۵، ۳۶]، به جای تخمین و برورسانی همزمان مولفه‌های مکانی تمام منابع با یک بردار حالت (u_k)، هر منبع مجزا و با در نظر گرفتن اثر بقیه منابع تخمین زده می‌شوند. در این رویکرد، رابطه تغییرات حالت (رابطه (۵)) به تفکیک هر منبع، به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$U_k^m = L_m(u_{k-1}^m) S_{k-1}^m + v_k \quad \text{for } m=1, \dots, M \quad (12)$$

v_k ، بردار نویز با توزیع آماری مشخص و مستقل از زمان قبل است (با این توضیح که در مقایسه با (۵)، بعد v_k متناسب با بعد U_k^m تغییر می‌کند). برای تخمین تابع چگالی احتمال پسین $p(U_k^m | z_{1:k})$ با استفاده از دیدگاه بیزین و استقلال منابع، تابع چگالی احتمال پسین را به شکل زیر تعریف می‌کنیم:

$$p(U_k^m | z_{1:k}) = p(U_k^1, U_k^2, \dots, U_k^m | z_{1:k}) \quad (13)$$

$$= \prod_{m=1}^M p(U_k^m | z_{1:k})$$

بنابراین برای بدست آوردن $p(u_k | z_{1:k})$ ، به سراغ محاسبه $p(u_k^m | z_{1:k})$ می‌رویم. به دلیل این که مشاهدات، ترکیبی از اثر M منبع است، در مشاهدات اثر تمامی منابع وجود داشته و باید در محاسبه $p(u_k^m | z_{1:k})$ مورد توجه قرار گیرد.

$$p(U_k^m | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | z_{1:k-1}, U_k^m) p(U_k^m | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \quad (14)$$

(تخمین u^m) و هم باید شکل موج آنها، (s^m)، تخمین زده شود. البته لازم به ذکر است که تمامی تخمین‌ها، چه شکل موج منابع اصلی و چه کلیه مولفه‌های حالت منابع اخلاگر، مطابق آنچه که در بخش قبل توضیح داده شد، به صورت توأمان تخمین و برورسانی می‌شوند.

در الگوریتم پیشنهادی با الهام از [۲۷، ۳۳]، از ترکیب شکل‌دهنده پرتو و فیلتر ذره ترتیبی برای مکان‌یابی این منابع استفاده شده است. در این راستا ابتدا با استفاده از شکل‌دهنده پرتو LCMV چند هسته‌ای^{۲۲} (وقفی)، رابطه (۴)، تا حد امکان، اثر منابع اصلی را از داده‌های EEG ثبت شده حذف می‌کنیم. با حذف اثر منابع اصلی، که ممکن است همزمانی بالایی با فعالیت منابع اخلاگر داشته باشند، دقت مکان‌یابی منابع اخلاگر افزایش پیدا می‌کند. در مرحله بعدی، برای مکان‌یابی منابع اخلاگر، از ترکیب فیلتر ذره ترتیبی و شکل‌دهنده پرتو استفاده می‌شود. در این مرحله فرض بر این است که تعداد منابع اخلاگر مشخص (M) و در طول زمان ثابت است. البته مشخص بودن تعداد منابع محدودیتی برای روش پیشنهادی نبوده و همانگونه که در [۳۸] آمده، تعداد منابع را می‌توان با آنالیز ساختار ماتریس کوواریانس سیگنال‌های EEG ثبت شده، تخمین زد. در این رویکرد، مکان دوقطبی‌ها توسط فیلتر ذره تخمین زده می‌شوند و گشتاور تمامی دوقطبی‌ها با به حداقل رساندن اثر دیگر منابع، توسط شکل‌دهنده پرتو ووقفی LCMV بدست می‌آیند. با این ترغند شکل‌دهنده پرتو، دیگر نیازی به جستجو در تمام رؤس فضای مش‌بندی شده مغز ندارد و این خود، باعث افزایش سرعت محاسبات می‌شود.

دیگر نکته‌ی قابل ذکر آن که هرچند الگوریتم SPF-BF قابلیت ردیابی و مکان‌یابی منابع متحرک را دارد، اما بنا بر مدل ارائه شده در اکثر مقالاتی که به مکان‌یابی منابع مغزی پرداخته‌اند (مانند [۲۷، ۳۳])، منابع به نوعی غیرمتحرک فرض شده‌اند. در واقع در این مدل‌سازی، تحرك منابع به نوبز مدل تغییرات حالت (v_k در رابطه (۵)) وابسته شده، که در ادامه (رابطه (۲۲)) این مدل آورده شده است. این فرض باعث شده از پیچیدگی پیاده‌سازی الگوریتم SPF-BF در این مقاله کاسته شود، زیرا که با ثابت بودن منابع می‌توان تعداد تکرارها (T) را در قالب زمان‌های نمونه‌برداری از سیگنال‌های EEG در نظر گرفت و اجرای تکرار در هر زمان را از الگوریتم حذف کرد. در زیربخش‌های بعدی، الگوریتم‌های مورد استفاده در این مقاله بر مبنای آنچه که در بخش قبلی معرفی شد، توضیح داده خواهند شد.

۳-۱- الگوریتم BF در تخمین شکل موج منابع اصلی

همانطور که گفته شد، فرض بر این است که مکان منابع اصلی در دسترس است. شکل‌دهنده پرتو با در اختیار داشتن مکان این منابع اصلی (که تعداد آنها M^b فرض می‌شود)، سعی در حذف اثر این منابع از سیگنال‌های EEG دارد. در ادامه بردار حالت منبع اصلی m^b با نماد $U_k^{m^b} = [u_k^{m^b}, s_k^{m^b}]$ ، تعداد منابع اخلاگر با M^d و بردار حالت منبع اخلاگر m^d با نماد $U_k^{m^d} = [u_k^{m^d}, s_k^{m^d}]$ نمایش داده می‌شوند.

$$\mathcal{L}(z_k | U_k^{m,(i)}, U_k^{-m}) = e^{-\frac{(z_k - \theta)^T C_k^{-1} (z_k - \theta)}{2}} \quad (18)$$

$$\text{where } \rightarrow \mathcal{G} = \left(L(u_k^{m,(i)}, u_k^{-m}) (s_k^{m,(i)}, s_k^{-m}) \right)$$

تفاوت این روش با الگوریتم اصلی و نسخه‌های پیشرفته آن [۳۷-۳۹] در این است که منابع تک‌تک و با در نظر گرفتن اثر مستقیم دیگر منابع، تخمین زده می‌شوند. مولفه‌های مکانی u_k^m با استفاده از وزن‌های برورسانی شده، به صورت زیر تخمین زده می‌شوند (\hat{u}_k^m):

$$\hat{u}_k^m = \sum_{i=1}^{N_m} \pi_k^{m,(i)} u_k^{m,(i)} \quad (19)$$

$$\pi_k^{m,(i)} = \frac{w_k^{m,(i)}}{\sum_{i=1}^{N_m} w_k^{m,(i)}} \quad i = 1, \dots, N_m \quad (20)$$

تعداد نمونه‌ها برای M منبع برابر و معادل $N_m = \frac{N}{M}$ در نظر گرفته شده است. اگر در هر زمان (k)، اثر منابع تخمین زده شده، در مشاهدات بصورت مجزا و با حذف دیگر منابع (U_k^{-m}) ثبت و ذخیره شود (\tilde{z}_k^m)، با توجه به تخمین‌های صورت گرفته، برای تقریب تابع توزیع پسین داریم:

$$p(u_k^m | \tilde{z}_{1:k}^m) \approx \sum_{i=1}^{N_m} \pi_k^{m,(i)} \delta(u_k^m - u_k^{m,(i)}) \quad (21)$$

از این توزیع پسین تقریب زده شده برای بازنمونه‌برداری ذرات، مرتبط با هر منبع، استفاده می‌شود. یکی دیگر از تفاوت‌های SPF با PF در همین تقریب تابع توزیع پسین، برای استفاده در مرحله بازنمونه‌برداری است. در PF یک تابع توزیع پسین کلی برای تمام منابع تقریب زده شده و بازنمونه‌برداری ذرات با وزن بالا، بر مبنای آن انجام می‌شود در حالی که در SPF، برای هر منبع تابع توزیع پسین بصورت مجزا تخمین زده شده و ممکن است برای منابع مختلف، نتیجه متفاوت باشد. بنابراین می‌توان گفت که نحوه‌ی بازنمونه‌برداری SPF با PF متفاوت است. در واقع، یکی از دلایل تعبیر فیلترینگ فضایی بین نمونه‌ها در نمونه‌برداری، حاصل از همین مرحله است.

۳- تخمین مولفه‌های حالت منابع اصلی و اخلاگر در شبیه‌سازی‌ها

در این مقاله، برای دوقطبی m (با بردار حالت U^m) مشخصات مکانی (u^m) و گشتاور (s^m) تعریف شد. در مدل در نظر گرفته شده در این مقاله دو دسته منبع لحاظ شده است: یک دسته منابع اصلی هستند که مکان آنها مشخص فرض شده و سعی می‌شود با استفاده از شکل‌دهنده پرتو، گشتاور (شکل موج (s^m)) آنها تخمین زده شود (البته در واقعیت محدوده مکانی منابع اصلی مشخص هستند که با کمی تغییر در الگوریتم پیشنهادی، می‌توان به مشخصات مکانی دقیقتری از این منابع دست یافت). دسته دیگر منابع اخلاگر هستند که هم باید مکان‌یابی شده

الگوریتم (۱): شکل‌دهنده پرتو چنددهسته‌ای

- for $m^b = 1, \dots, M^b$
- 1) Find the lead field matrix related to each $u_k^{(m^b)}$ ($L(u_k^{(m^b)})$) from L .
 - 2) Find the optimal spatial filter weights (W^*) from equation (4), considering to have other $M^b - 1$ main and M^d disruptive (for $k > 1$) sources.
 - 3) Compute the source waveform $s_k^{(m^b)}$ from equation (1) and save.
- end for

با توجه به مدلی که در [۲۷، ۳۳] ارائه شده و رابطه (۱۲)، برای مدل

$$U_k^{m^d} = L(u_{k-1}^{m^d})s_{k-1}^{m^d} + \underline{v}_k \quad \text{for } m^d = 1, \dots, M^d \quad (22)$$

$$z_k = L(u_k^{m^b})s_k^{m^b} + L(u_k^{m^d})s_k^{m^d} + \underline{n}_k \quad (23)$$

با توجه به مدلسازی انجام شده، با توجه به اینکه در مرحله قبل اثر منابع اصلی در مشاهدات تخمین زده شده، در این مرحله اثر این منابع در مشاهدات حذف می‌گردد. در صورتی که اثر منابع اختلالگر در مشاهدات با نماد $z_k^{m^d}$ به شکل زیر تعریف شود:

$$z_k^{m^d} = z_k - L(u_k^{m^b})s_k^{m^b} = L(u_k^{m^d})s_k^{m^d} + \underline{n}_k \quad (24)$$

آنگاه روابط (۱۷) تا (۲۰) به ترتیب به صورت زیر بازنویسی می‌شوند:

$$W_k^{m^d, (i)} = W_{k-1}^{m^d, (i)} \mathcal{L}(z_k^{m^d} | U_k^{m^d, (i)}, U_k^{-m^d}) \quad (25)$$

$$\mathcal{L}(z_k^{m^d} | U_k^{m^d, (i)}, U_k^{-m^d}) = e^{-\frac{(z_k^{m^d} - \theta)^T C_k^{-1} (z_k^{m^d} - \theta)}{2}} \quad (26)$$

$$\text{where } \rightarrow \mathcal{G} = \left(L(u_k^{m^d, (i)}, u_k^{-m^d}) (s_k^{m^d, (i)}, s_k^{-m^d}) \right) \quad (27)$$

$$\hat{u}_k^{m^d} = \sum_{i=1}^{N_{m^d}} \pi_k^{m^d, (i)} u_k^{m^d, (i)} \quad (27)$$

$$\hat{u}_k^{m^d} = \sum_{i=1}^{N_{m^d}} \pi_k^{m^d, (i)} u_k^{m^d, (i)} \quad (28)$$

که تعداد نمونه‌ها برای M^d منبع برابر و معادل $N_{m^d} = \frac{N}{M^d}$ در نظر گرفته شده‌است. اگر در هر زمان k ، اثر منابع اختلالگر تخمین زده شده، در مشاهدات بصورت مجزا و با حذف دیگر منابع اختلالگر ($U_k^{-m^d}$) ثبت و ذخیره شود ($z_k^{m^d}$)، با توجه به تخمین‌های صورت گرفته، برای تقریب تابع توزیع پسین داریم:

$$p(u_k^{m^d} | z_{1:k}^{m^d}) \approx \sum_{i=1}^{N_{m^d}} \pi_k^{m^d, (i)} \delta(u_k^{m^d} - u_k^{m^d, (i)}) \quad (29)$$

همچنین بر این اساس در شکل‌دهنده پرتو، رابطه (۱) و (۴)، در تخمین شکل موج ذره l ام از منبع m^d ام در زمان k ام ($s_k^{m^d, (l)}$)، به ترتیب زیر بازنویسی می‌شود ($U_k^{m^d, (l)} = [u_k^{m^d, (l)}, s_k^{m^d, (l)}]$):

$$s_k^{m^d, (l)} = W^T z_k^{m^d} \quad (30)$$

$$W^* = \underset{\text{subject to}}{\operatorname{argmin}} W^T L(u_k^{m^d, (l)}) = I \quad (31)$$

$w^T L(u_k^{m^d, (l)}) = 0$ for all disruptive sources- m^d
 $w^T L(u_k^{m^d, (l)}) = 0$ for all particles- l

در مقایسه بین روابط (۴) و (۳۱)، C_z متناسب با ابعاد جدید منابع اختلالگر تغییر می‌کند و همچنین قیود شکل‌دهنده پرتو به دو دسته تقسیم می‌شوند. دسته اول منابع اختلالگر بجز منبع m^d ام ($U_k^{-m^d}$) و نیاز است که شکل‌دهنده پرتو اثر آنها را در خروجی حذف کند، دسته

قبل از شروع، حجم سر مش‌بندی و ماتریس هدایت حجم سر (L)، بصورت غیربرخط، بر اساس رئوس مش‌بندی انجام شده، مکان حسگرهای روی پوست سر و مدل حجم سر، محاسبه و ذخیره می‌شود [۳۹، ۴۰]. برای درک بهتر از بیان و نوشتار الگوریتم‌های ارائه شده در این مقاله، الگوریتم فوق، به شرح زیر توضیح داده می‌شود.

در دستور اول، سطر و ستون‌هایی از ماتریس L ، که مرتبط با مکان منبع اصلی است، شناسایی می‌شود. همانطور که گفته شد ماتریس L بر اساس مش‌بندی از پیش صورت گرفته، محاسبه شده و مکان همه منابع مفروض نیز منطبق بر یکی از این رئوس هستند.

در دستور دوم، با عنایت به اینکه مکان تمامی منابع اصلی، در دسترس هستند، ضرایب بهینه شکل‌دهنده پرتو با توجه به رابطه (۴)، محاسبه می‌شود. در این دستور، کاری که در شبیه‌سازی‌ها انجام شده این است که در زمان اول $k=1$ ، که تخمینی از منابع اختلالگر در دسترس نیست، تنها منابع اصلی در محاسبات ضرایب لحاظ شده ولی برای زمان‌های بعدی $k > 1$ ، قیود منابع اختلالگر نیز به محاسبات اضافه شده است.

در دستور سوم، شکل موج مربوط به هر منبع اصلی با توجه به رابطه (۱) محاسبه و ذخیره شده است. شایان ذکر است که با توجه به رابطه (۲)، قید بیشترین توان دریافتی برای هر یک از منابع اصلی بصورت مجزا در نظر گرفته می‌شود، درحالی که توان دریافتی از راستاهای دیگر، از جمله راستای منابع اصلی دیگر باید مقید به صفر باشد. از این رو دستورات به تعداد منابع اصلی تکرار شده و در الگوریتم کلی نیز برای تمام زمان‌های نمونه‌برداری شده از مشاهدات (k)، تکرار می‌گردد. در این صورت ماتریس ضرایب شکل‌دهنده پرتو در رابطه (۱)، در هر تکرار برای هر منبع بطور مجزا تخمین زده می‌شود. پس از استخراج سیگنال‌های منابع اصلی که توسط شکل‌دهنده پرتو وقتی تخمین زده شده است، اثر آنها به طور مستقیم از مشاهدات اولیه، که ترکیب سیگنال‌های EEG حاصل از همه منابع است، حذف می‌شود و در اختیار الگوریتم SPF-BF قرار می‌گیرد.

۳-۲- الگوریتم SPF-BF در مکان‌یابی منابع اختلالگر

برای تخمین بردار حالت منابع اختلالگر، ابتدا باید مدل تغییرات حالت و مشاهدات ثبت شده، برای منابع اختلالگر، منطبق بر مسئله تعریف شود.

دسترس باشد. بدلیل اینکه در واقعیت نمی‌توان اظهار نظری قطعی در مورد مکان منابع تولید سیگنال‌های EEG داخل سر نمود و از طریق مقایسه آن با خروجی روش‌های مختلف، میزان خطای آنها را بدست آورد، در این قسمت سعی شده شبیه‌سازی‌ها بر مبنای یک سیگنال الکتریکی شبه‌واقعی طراحی شود. برای شبیه‌سازی بهتر شرایط واقعی، با انجام پردازش‌هایی بر روی سیگنال‌های EEG ثبت شده از فعالیت‌های مختلف مغز [۴۱] در افراد سالم، تقریبی از سیگنال‌های الکتریکی حاصل از فعالیت نورن‌ها بدست آمده است. در این سیگنال‌های شبه‌واقعی ((S_{PR}))، بر مبنای تحقیقات انجام شده و پهنای باندهای شناخته شده، محدوده‌ی فرکانسی دو تا صد هرتز به عنوان پهنای باند سیگنال‌های خالص تولیدی توسط نورن‌ها در نظر گرفته شده است. برای شباهت بیشتر این سیگنال‌ها با سیگنال‌های مغزی افراد بیمار (مانند بیماران مبتلا به اوتیسم)، تغییراتی بر روی این سیگنال‌ها اعمال شده است. برخی از این تغییرات تصادفی بوده و برخی دیگر بر مبنای تحقیقات شناسایی الگوهای سیگنال‌های EEG ثبت شده در بیماران اوتیسمی و مقایسه با افراد سالم، صورت گرفته است. به عنوان مثال در تحقیقاتی مانند [۱۱]، بیان شده که متوسط باند فرکانسی گاما در نیم‌کره چپ کودکان اوتیسمی، بالاتر از کودکان سالم می‌باشد. در شکل (۵)، چگالی طیف توان سیگنال‌های S_{PR} و تغییر یافته آن برای اختصاص به منابع اصلی و اخلاگر نمایش داده شده است. (شایان ذکر است که تغییرات در دامنه و توان سیگنال‌ها فرضی بوده و با توجه به تغییرات معمول در توان سیگنال‌ها EEG واقعی، دامنه آنها از ۲۰٪ تا ۴۰٪ تضعیف و تقویت شده است.) این سیگنال‌ها بدلیل اینکه طیف وسیعی از فرکانس‌های تأیید شده‌ی سیگنال‌های منابع مغزی را در بر دارد، می‌توانند معیار واقعی‌تری از نحوه عملکرد روش‌ها در مکان‌یابی منابع مغزی در اختیار محققان قرار دهد. بر اساس مرجع سیگنال‌های شبه واقعی، طول هر سیگنال ۱۰ ثانیه و فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۰ هرتز می‌باشد [۴۱]. این سیگنال‌های شبه‌واقعی با فرض فعالیت متمرکز نورن‌هاست. چگالی طیف توان این سیگنال‌ها در شکل (۲) آورده شده است.

در شبیه‌سازی‌ها ساختار و مکان الکترودهای قرار گرفته روی سطح پوست سر، منطبق بر دستگاه Emotiv EPOC، که یک دستگاه ۱۴ کاناله با استاندارد ۱۰-۲۰ و متداول در ثبت سیگنال‌های EEG می‌باشد، در نظر گرفته شده است (شکل (۳)). همچنین، سطح قشر مغز به گونه‌ای مش‌بندی شده که تعداد رؤس آن در حدود ۱۵۰۰۰ نقطه است. این نقاط به عنوان مکان‌های احتمالی حضور منابع در نظر گرفته می‌شود. این تعداد نقطه یک مقدار تجربی است که تعادل خوبی بین دقت مکانی مدل‌ها و سرعت محاسبات ایجاد کرده است [۴۲]. ماتریس هدایت حجم سر نیز با استفاده از نرم افزار Brain Storm (BS) و بر اساس [۴۳] مدل‌سازی و محاسبه شده است.

در هر آزمایش شش منبع در سطح قشر مغز، سه منبع به عنوان منابع اصلی و سه منبع به عنوان منابع اخلاگر تعریف می‌شوند. هرچند تمامی این منابع به صورت تصادفی و از بین نقاط مختلف رؤس مش‌بندی شده

دوم نمونه‌ها یا ذرات تولید شده توسط فیلتر ذره ($i = 1, \dots, N_m^d$)، به نمایندگی از منبع m^d ام ($u^{m^d, (i)}$)، که لازم است در خروجی شکل-دهنده پرتو فقط اثر ذره l ام مشاهده شود (قیود مربوط به این دسته پرنرنگتر (Bold) نمایش داده شده‌اند).

قبل از اینکه الگوریتم SPF-BF ارائه شود، باید به این نکته اشاره کرد که، همانطور که قبلاً گفته شد، بدلیل اینکه منابع غیرمتحرک در نظر گرفته شده‌اند، دیگر نیازی برای اجرای تکرارهای الگوریتم SPF در هر زمان وجود ندارد. به بیان ساده‌تر، اگر منابع متحرک بودند و مکان‌یابی در هر لحظه از زمان صورت می‌گرفت، الگوریتم SPF در هر لحظه شامل تکرارهایی برای تخمین و بروزرسانی تخمین‌ها (یا تصحیح خطا) بود. اما بدلیل اینکه منابع غیرمتحرک فرض شده‌اند (البته با توجه به تغییرات نويز در زمان‌های مختلف (V_k))، مدل تغییرات حالت منابع را می‌توان به نوعی پویا فرض نمود. تکرار الگوریتم در لحظات مختلف، معادل اجرای تکرارها در هر لحظه است. شایان ذکر است، همانطور که در [۳۵] آورده شده، الگوریتم SPF قادر به مکان‌یابی منابع غیر متحرک نیز می‌باشد و باید توجه داشت که با فرض غیر متحرک بودن منابع، مشاهدات بدست آمده از نمونه‌برداری سیگنال‌های EEG در لحظات مختلف ($k = 1, \dots, K$ ، اگر چه منشأ مکانی ثابتی دارند، اما شکل موج متفاوتی در لحظات مختلف دارند. در روش SPF-BF، بدلیل این که شکل موج، توسط شکل‌دهنده پرتو در هر لحظه از زمان تخمین زده می‌شود، عدم اجرای تکرارهای مختلف در هر لحظه از زمان در الگوریتم SPF، خللی در عملکرد الگوریتم SPF در تخمین مولفه‌های مکانی ایجاد نمی‌کند.

با توجه به توضیحات فوق، در ادامه الگوریتم SPF-BF، در قالب دو الگوریتم مجزا آورده شده است. الگوریتم (۲)، مربوط به شروع پیاده‌سازی روش پیشنهادی ($k=1$) است. در این زمان هنوز هیچ تخمینی از مکان منابع اخلاگر در دست نیست و فقط تعداد منابع اخلاگر مشخص است. در این مرحله مشابه آنچه که در PF-BF انجام می‌شود، تعدادی نقاط تصادفی از بین رؤس شبکه مش‌بندی شده، به عنوان ذرات اولیه انتخاب می‌شود و تخمین‌های اولیه از M^d منبع به صورت هم‌زمان حاصل می‌شود ($\hat{U}^d = [\hat{U}_1^d, \dots, \hat{U}_{M^d}^d]^T$). در این مرحله معیار درست‌نمایی با توجه به رابطه (۱۸)، محاسبه می‌شود و باید توجه نمود که در این رابطه بجای Z_1 باید از $Z_1^{m^d}$ استفاده شود. شایان ذکر است در این مرحله، بدلیل نداشتن تقریبی از منابع، امکان استفاده از رابطه (۱۸) وجود ندارد و این مقادیر صرفاً یک تقریب اولیه از منابع برای شروع الگوریتم است. البته می‌توان با استفاده از اطلاعات اولیه از محدوده‌ی تقریبی مکان این منابع و یا اعمال محدودیت‌هایی بر نقاط انتخابی، تقریب‌های اولیه بهتری داشت. پس از بدست آوردن نقاط شروع به سراغ الگوریتم SPF-BF برای زمان‌های $k > 1$ می‌رویم:

۴- نحوه شبیه‌سازی‌ها

برای ارزیابی عملکرد روش‌ها، باید به نحوی اطلاعات مکان منابع در

الگوریتم (۲): الگوریتم SPF-BF برای $k > 1$

For $k = 2, \dots, K$;

For $m^d = 1, \dots, M^d$;

- 1) Do involution in particles' location of each $u_{(k-1)}^{(m^d)}$ and U_k according to (22) and save; consider each as a source; (at this step, waveform isn't important, use $s_{k-1}^{m^d}$ for each samples of $u_k^{m^d, (i)}$);

$$u_k^{(m^d, (i))} = u_{(k|k-1)}^{(m^d, (i))} \text{ for } i = 1, \dots, N_{(m^d)} ;$$

$$U_k = U_{k|k-1} ;$$

$$U_k^{m^d, (i)} = [u_k^{m^d, (i)}, s_{k-1}^{m^d}] \text{ for } i = 1, \dots, N_{m^d}$$

$$U_k^{-m^d} = U_k - \{ \tilde{U}_k^{m^d} \} ;$$

- 2) Use Algorithm (1) to estimate source waveform ($s_k^{m^d, (i)}$) for each $u_k^{m^d, (i)}$;

- 3) Create $U_k^{m^d, (i)} = [u_k^{m^d, (i)}, s_k^{m^d, (i)}]$;

- 4) for $i = 1, \dots, N_{(m^d)}$;

4-1) Calculate likelihood for $U_k^{m^d, (i)}$ using (26);

4-2) Evaluate particle weights ($w_k^{m^d, (i)}$) from (25) and normalize weights ($\pi_k^{m^d, (i)}$) from (28);

End for i ;

- 5) Estimate from (27) and save as $u_k^{m^d} = \hat{u}_k^{m^d}$;

- 6) Use Algorithm (1) (according to (21) and (31) by ignoring particles' constrain of $u_k^{(m^d)}$) to estimate source waveform ($s_k^{m^d}$) for $u_k^{(m^d)}$;

- 7) Create $\hat{U}_k^{m^d} = [u_k^{m^d}, s_k^{m^d}]$ and replace $\hat{U}_k^{m^d}$ instead of $\tilde{U}_k^{m^d}$ in U_{k-1} ;

- 8) multiply samples ($u_k^{m^d, (i)}$) with high weights ($\pi_k^{m^d, (i)}$) to obtain N_{m^d} new random samples, approximately distributed according to posterior distribution according to (38) and suppress samples with low weights and save;

- 9) Assign weights $\pi_k^{m^d, (i)} = \frac{1}{N_{m^d}}$ to all new particles

and save;

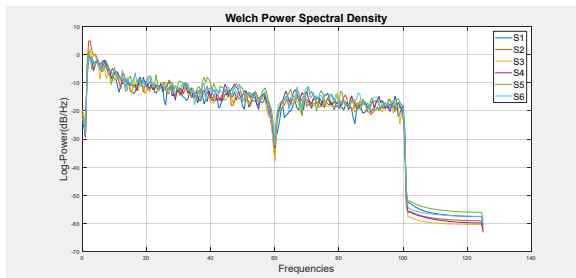
end for m^d ;

save $\tilde{U}_k^{m^d} = \hat{U}_k^{m^d}$ and $U_k = [\tilde{U}_k^1, \dots, \tilde{U}_k^{M^d}]$;

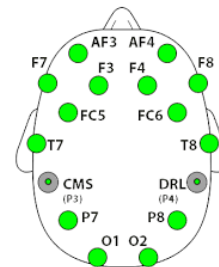
end for k ;

در هر مرحله آزمایش، نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها در دقت مکان‌یابی، محاسبه خطا و زمان مصرفی برای اجرای الگوریتم‌ها، از میانگین‌گیری ۲۵ تکرار حاصل شده و در نهایت، با میانگین‌گیری از نتایج ۴۰ مرحله آزمایش، نتایج کلی شبیه‌سازی‌ها برای بیان در این مقاله آورده شده است.

با توجه به غیرمتحرک فرض شدن منابع، برای هر بار اجرای الگوریتم



شکل ۲: چگالی طیف توان (PSD) ۶ سیگنال الکتریکی شبه واقعی (S_{PR}) به طول ۱۰ ثانیه و فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۰ هرتز، که با پردازش معکوس بر سیگنال‌های EEG ثبت شده از ۶ فعالیت متفاوت مغزی حاصل شده است [۴۱]. این سیگنال‌های شبه‌واقعی با فرض فعالیت متمرکز نورن‌هاست. لازم بذکر است که مقدار کمینه موجود در فرکانس ۶۰ هرتز ناشی از پیش‌پردازش‌های اولیه برای حذف اثر فرکانس برق شهری بر روی سیگنال‌های EEG ثبت شده می‌باشد.)

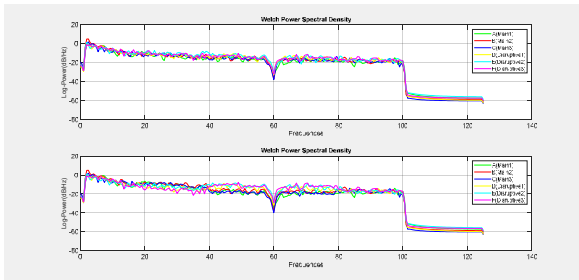


شکل ۳: شماتیک قرار گرفتن الکترودهای دستگاه Emotiv Epoc روی پوست سر. CMS و DRL به عنوان الکترودهای مرجع تلقی شده‌اند.

انتخاب شده‌اند، اما سعی شده مناطقی که منابع اصلی از آنها انتخاب می‌شوند، مناطقی باشند که در یک فعالیت عادی، در افراد سالم، فعال هستند. مثلاً سعی شده در تمام شبیه‌سازی‌ها دو منبع در نواحی $m1$ و $m2$ سمت چپ و راست مغز قرار بگیرند. برای انتخاب منابع اخلاک‌گر هیچ محدودیتی وجود ندارد بجز اینکه فاصله آنها از یکدیگر و منابع اصلی، از حداقل فاصله قابل تشخیص شکل‌دهنده پرتو [۴۴]، نباید کمتر باشد (با توجه به مدل استاندارد سر در BS و دستگاه ثبت داده، فواصل بیشتر از ۲/۵ سانتی‌متر، در نظر گرفته شده است).

۵- پیاده‌سازی روش پیشنهادی و بررسی نتایج شبیه‌سازی‌ها

در شبیه‌سازی‌ها ۴۰ ترکیب متفاوت از مکان و راستای فعالیت دوقطبی‌ها (منابع اصلی و اخلاک‌گر) در قالب ۴۰ مرحله آزمایش پیاده‌سازی شده است. به هر یک از این دوقطبی‌ها سیگنال شبه‌واقعی متمایز با دیگری اختصاص داده می‌شود که در تمام ترکیب‌ها این منابع سیگنال‌های اختصاص داده شده را حفظ می‌کنند. برای هر ترکیب، الگوریتم‌ها ۲۵ بار اجرا و تکرار شده‌اند (در هر مرحله مکان و راستای فعالیت دوقطبی‌ها ثابت است.) و در هر بار از ۱۰۰ نمونه زمانی مشاهدات، به عنوان داده‌های ورودی الگوریتم‌ها، استفاده شده است.



شکل ۵: چگالی طیف توان سیگنال مورد استفاده در شبیه‌سازیها. تصویر بالا، سیگنال‌های الکتریکی شبه واقعی S_{PR} بدون تضعیف و تقویت در باند فرکانسی خاص. تصویر پایین، سیگنال‌های الکتریکی شبه‌واقعی که در باندهای فرکانسی مختلف تضعیف و تقویت شده‌اند. هر یک از این سیگنال‌ها بر اساس تغییراتی که در آن‌ها ایجاد شده به منابع اصلی یا اخلاگر اختصاص داده می‌شوند. در اینجا رنگ سیگنال‌ها با رنگ منبعی که سیگنال به آن اختصاص داده می‌شود (مطابق شکل (۴))، یکسان انتخاب شده است.

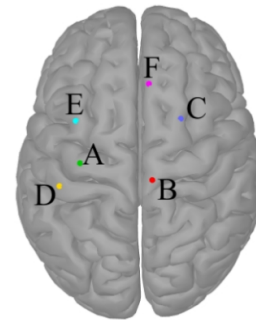
از داده‌های EEG در دسترس، مشخص بودن مکان حسگرها رو پوست سر، معین بودن اتصالات عملکردی مغز در افراد سالم و در نتیجه دسترسی به اطلاعات مکانی منابع اصلی و با فرض غیرمتحرک بودن، تنگ بودن و متمرکز بودن منابع، به مکان‌یابی منابع اخلاگر با استفاده از الگوریتم SPF-BF پرداخته شده است.

۵-۲- مراحل پیاده سازی الگوریتم SPF-BF برای سیگنال‌های EEG شبیه‌سازی شده

قبل از اعمال شکل‌دهنده پرتو بر داده‌ها، سیگنال EEG شبه‌واقعی شبیه‌سازی شده از یک فیلتر میان‌گذر ۲هرتز تا ۱۰۰ هرتز عبور داده می‌شود تا کمی از توان نویز در داده‌ها کاسته شود. سپس با استفاده از شکل‌دهنده پرتو، با توجه به مشخص بودن مکان منابع اصلی، شکل موج این منابع تا حد امکان تخمین زده می‌شود. این شکل موج‌ها به نوعی تخمین اثر منابع اصلی در سیگنال‌های EEG شبیه‌سازی شده هستند و با حذف آنها از سیگنال‌های EEG، $Z_k^{m^d}$ تشکیل می‌شود.

در شکل (۶)، چگالی طیف توان سیگنال EEG اولیه شبیه‌سازی شده در حسگرهای P7 و P8 با چگالی طیف توان سیگنال EEG که برای $Z_k^{m^d}$ در همین حسگرها بدست آمده، مقایسه شده است. همانطور که در این شکل نمایش داده شده، چگالی طیف توان در محدوده باند بتا که به عنوان وجه تمایز منابع اصلی و اخلاگر فرض شده بود، به طور مشخصی کاهش یافته که این امر می‌تواند در تخمین دقیقتر مولفه‌های حالت منابع اخلاگر راهگشا باشد.

نکته مهم برای ادامه کار و وارد شدن به الگوریتم SPF-BF، توجه به این نکته است که از این مرحله به بعد برخی کانال‌ها (حسگرها)، کانال‌های نامطلوبی برای تخمین منابع اخلاگر هستند. برای توضیح بیشتر به شکل (۶) دقت کنید: توان سیگنال EEG مربوط به کانال P7 قبل و بعد حذف اثر منابع اصلی (به ترتیب Z و Z^{m^d}) تفاوت چشمگیری



شکل ۴: شماتیک فرضی از منابع غالب فعال در مغز، منابع A, B, C نماد منابع اصلی و منابع D, E, F نماد منابع اخلاگر، در سطح قشر مغز هستند.

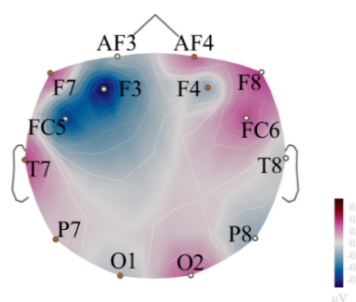
از ۱۰ ثانیه سیگنال موجود ۱۰۰ لحظه زمانی انتخاب و بر اساس اطلاعات آن لحظه مکان‌یابی انجام می‌شود. سیستم مورد استفاده برای شبیه‌سازی یک لپ‌تاپ Core-i5 برند SONY، محیط Windows10-64bit با پردازنده 2.67 GHz، ذخیره و برداشت اطلاعات از روی یک حافظه SSD-128Gbit، نرم افزار Matlab-R2018b و نرم‌افزار BS تحت محیط همین نسخه Matlab فعال است.

۵-۱- شبیه‌سازی سیگنال‌های EEG برای منابع اصلی و اخلاگر

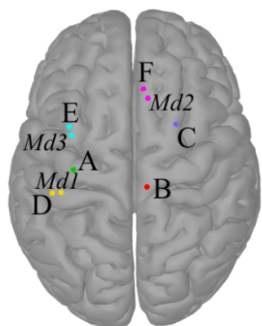
در ابتدا، برای تشریح بهتر نحوه انجام شبیه‌سازیها، یکی از آزمایش‌ها به عنوان نمونه آورده شده است. مطابق شکل (۴)، فرض کنید ۶ منبع، شامل سه منبع اصلی (A,B,C) و سه منبع اخلاگر (D,E,F) در سطح قشر مغز تعریف شود.

در ادامه با اختصاص سیگنال‌های شبه‌واقعی تولید شده که در تصویر پایین شکل (۵)، با رنگ‌های متفاوت نمایش داده شده، به منابع هم‌رنگ سیگنال‌ها در شکل (۴)، سیگنال‌های EEG ثبت شده در ۱۴ حسگر دستگاه Emotiv Epoc مطابق شکل (۶)، شبیه‌سازی شده است. در این شبیه‌سازی برای نویز پس‌زمینه فعالیت منابع، $SNR=3dB$ و دستگاه ثبت سیگنال EEG بدون نویز در نظر گرفته شده است. مقدار SNR بر مبنای توان سیگنال EEG شبیه‌سازی شده در هر حسگر محاسبه شده است. در شبیه‌سازیها نوع نویز اضافه شده به سیگنال، نویز سفید گوسی است. از طرفی، در اغلب مطالعات انجام شده در زمینه مکان‌یابی منابع سیگنال‌های EEG، راستای فعالیت تمامی دوقطبی‌ها را عمود بر سطح سر فرض می‌کنند، درحالی که در واقعیت چنین نبوده و دوقطبی‌هایی در قسمت‌هایی از قشر مغز فعالیت می‌کنند که راستای فعالیت آن‌ها عمود بر سطح سر نیست.

در شبیه‌سازی‌های انجام شده در این مقاله، راستای دوقطبی‌ها نیز توسط نرم افزار BS مشخص می‌شود که ممکن است در برخی از نقاط قشر مغز عمود بر سطح پوست سر نباشد. الگوریتم‌های ترکیبی مانند BPF و SPF-BF این امکان را فراهم می‌سازند که بدون فرض عمود بودن راستای دوقطبی‌ها بر جمجمه نیز، به مکان‌یابی آنها پرداخت. با استفاده



شکل ۷: نمایش توپوگرافی پتانسیل سطح سر در زمان 4.484s. کانال‌های مطلوب با نقاط سفید رنگ و کانال‌های نامطلوب با نقاط قرمز رنگ مشخص شده‌اند.

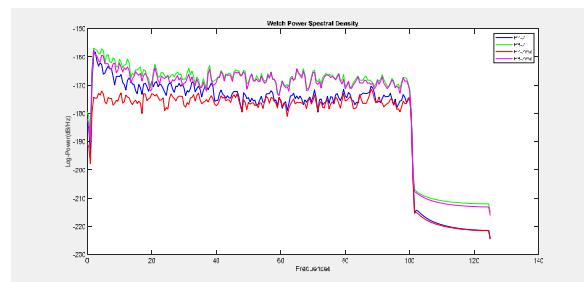


شکل ۸: شماتیک مکان منابع اخلاگر تخمین زده شده (Md1, Md2, Md3) توسط الگوریتم SPF-BF در زمان 4.484s. در این شکل منابع اخلاگر و تخمین آنها با نقاط هم‌رنگ نمایش داده شده‌اند.

هم تخمین معناداری از منابع در آن حاصل شده باشد و هم مقداری خطای قابل نمایش در تصویر وجود داشته باشد. البته برای به تصویر کشیدن مکان تخمینی منابع اخلاگر در این شکل هم مقداری خطا ایجاد شده، که ناشی از مش‌بندی انجام شده توسط نرم افزار BS می‌باشد. در واقع از آنجایی که در نهایت، از مکان ذرات برای تخمین مکان منبع اخلاگر میانگین‌گیری می‌شود، ممکن است مکان محاسبه شده در نقاط رئوس مش‌بندی شده قرار نگرفته باشند و با توجه به اینکه نرم افزار سطح قشر مغز را مش‌بندی کرده، نقطه تخمین زده شده به نزدیکترین رأس مش‌بندی انجام شده انتقال داده می‌شود.

۵-۳- ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی

در این تحقیق، از روش sLORETA، به عنوان مرجع مقایسه‌ای برای سنجش عملکرد روش پیشنهادی استفاده شده است [۴۵]. sLORETA یکی از روش‌های غیرپارامتری پرکاربرد در مکان‌یابی منابع فعال مغزی است. این روش که بر مبنای ساختار بیزین طراحی شده، واریانس نویز و منابع راه، در صورت وجود، در محاسبات وارد می‌کند و بدنبال تخمین چگالی جریان منابع با کمترین مقدار خود است. ابتدا در شکل (۹)، نتیجه حاصل از اجرای الگوریتم sLORETA در نرم‌افزار BS [۴۲]، در زمان 4.484s نمایش داده شده است. کواریانس نویز در این روش با در



شکل ۶: تفاوت چگالی طیف توان سیگنال EEG حاصل از تمامی منابع و سیگنال EEG بدست آمده از حذف منابع اصلی در حسگرهای P7 و P8.

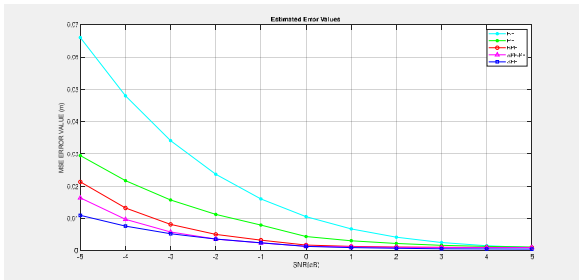
جدول ۱: توان سیگنال حسگرها پس از حذف اثر منابع اصلی (اعداد باید در 10^{-14} ضرب شوند).

حسگر	O1	O2	P7	P8	T7	T8	FC5
توان	۲۲	۱۳۸	۴	۳۲۳	۵	۴۵۰	۸۴۴
حسگر	FC6	F3	F4	F7	F8	Af3	Af4
توان	۳۳۰	۲۲۱۸	۱۵	۱۶	۴۰۱	۳۲۴	۳۴

دارند در حالی که این تفاوت برای کانال P8 بسیار کمتر است. این اتفاق را می‌توان این گونه تعبیر کرد که در کانال P7 اثر منابع اصلی نسبت به اثر منابع اخلاگر بیشتر بوده ولی برای کانال P8، شرایط عکس این بوده است. بنابراین با حذف منابع اصلی، توان سیگنال در P7 به شدت کاهش می‌یابد در حالی که در کانال P8 کاهش بسیار کمتری دیده می‌شود. در جدول (۱)، مقایسه‌ای بین توان سیگنال‌ها در هر یک از کانال‌ها، بعد از حذف منابع اصلی آورده شده است. در ادامه کانال‌هایی که توان سیگنال آنها کمتر از یک حد آستانه (که بصورت تجربی بدست می‌آید) باشد، از محاسبات حذف می‌گردند. عدم رعایت این نکته، خطای محاسبات را بالا می‌برد. کانال‌هایی (حسگرهایی) که توان پایین دارند، کانال‌های نامطلوب و بقیه کانال‌ها، کانال‌های مطلوب برای ادامه محاسبات هستند.

در شکل (۷)، موقعیت این کانال‌ها در توپوگرافی پتانسیل سطح سر در زمان 4.484s نمایش داده شده است. در این شکل حسگرهای نامطلوب، با نقاط توپر قرمز رنگ و حسگرهای مطلوب با نقاط توخالی (سفید رنگ) مشخص شده‌اند. با کنار هم قرار دادن این شکل و مکان منابع اخلاگر، می‌توان تاثیر عدم تعامد راستای منابع بر سطح سر را نیز مشاهده کرد.

بعد از محاسبه Z^{m_i} و حذف کانال‌های نامطلوب، با استفاده از الگوریتم SPF-BF، مکان‌یابی منابع اخلاگر انجام می‌شود. در شکل (۸)، تخمین مکانی منابع اخلاگر در سطح قشر مغز (Md1, Md2, Md3)، که در شکل (۴) آورده شده (منابع C, D, F)، در زمان 4.484s، با نقاط هم‌رنگ منابع اخلاگر نمایش داده شده است. این زمان ۴۶امین لحظه زمانی از ۱۰۰ لحظه زمانی انتخاب شده در تکرار ۲۵ام الگوریتم SP-BF در این آزمایش است که اولین نقطه همگرایی پایدار الگوریتم SPF-BF به جواب صحیح با خطای کمتر از ۵ درصد است. این زمان به این دلیل انتخاب شده که



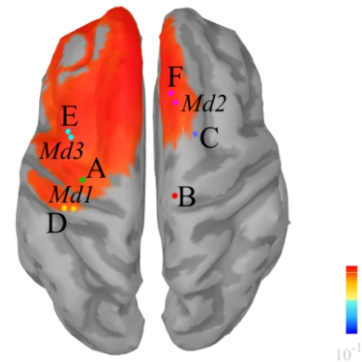
شکل ۱۰: مقادیر خطای مکان‌یابی روش‌های BF، PF، BPF، SPF-BF و SPF در SNRهای $[-5, 5]_{dB}$ برای سیگنال‌های شبه‌واقعی. مقادیر خطای مکان‌یابی سه منبع اخلاگر بر مبنای معیار MSE است.

منابع برای شکل‌دهنده پرتو قابل تفکیک باشد)، در نظر گرفته شده و الگوریتم SPF-BF برای ۱۰۰ لحظه زمانی، ۲۵ مرتبه تکرار می‌شود. در شکل (۱۰)، عملکرد الگوریتم‌های شکل‌دهنده پرتو LCMV (BF)، فیلتر ذره سنتی (PF)، الگوریتم BPF (معرفی شده در [۲۷، ۳۳])، الگوریتم روش پیشنهادی (SPF-BF)، و الگوریتم SPF در SNRهای مختلف، برای سیگنال‌های شبه‌واقعی شبیه‌سازی شده نمایش داده شده است. در الگوریتم‌های PF و BPF برای هر منبع ۵۰۰ ذره در نظر گرفته شده و برای الگوریتم‌های SPF و SPF-BF، با توجه به وجود سه منبع اخلاگر، ۴۹۸ ذره به منبع مورد تخمین و دو ذره نیز به عنوان تقریب‌های دو منبع دیگر، در نظر گرفته شده‌اند (هرچند این تفاوت در سرعت محاسبات تقریباً بدون تاثیر است اما سعی شده این مورد نیز در نظر گرفته شود). برای تمامی روش‌ها، مقدار خطای نمایش داده شده در شکل (۱۰)، حاصل از مجموع خطای تخمین سه منبع اخلاگر در SNRهای $[-5, 5]_{dB}$ ، با میانگین‌گیری از ۲۵ مرتبه تکرار الگوریتم‌های برای ۴۰ حالت مورد آزمایش می‌باشد که بر مبنای فاصله اقلیدسی بین منبع واقعی و منبع تخمین زده شده محاسبه گردیده است:

$$MSE = \sqrt[3]{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2 + (z - \hat{z})^2} \quad (32)$$

همانطور که در شکل (۱۰) مشاهده می‌شود، در حالت کلی روش‌هایی که بر مبنای فیلتر ذره طراحی شده‌اند، عملکرد بهتری از شکل‌دهنده پرتو دارند، اما باید توجه داشت که زمان اجرای الگوریتم شکل‌دهنده پرتو به مراتب کمتر از روش‌های دیگر است. در بین روش‌های ارائه شده، الگوریتم SPF عملکرد بهتری را نسبت به دیگر روش‌ها، بخصوص در SNRهای پایین دارد، اما این روش نسبت به روش SPF-BF زمان بیشتری برای اجرا نیاز دارد. روش BPF نسبت به روش PF هم عملکرد بهتری دارد و هم زمان کمتری برای محاسبات نیاز دارد، اما بدلیل استفاده از الگوریتم سنتی فیلتر ذره، زمان محاسبات آن کمی بیشتر از روش SPF است.

همانطور که گفته شد روش پیشنهادی در این مقاله با الهام از [۲۷، ۳۳] طراحی شده است. در [۲۷-۳۳] و در [۲-۳۳] نتایج شبیه‌سازی‌های الگوریتم‌های پیشنهادی در این مقالات آورده شده است. در مقایسه بین نتایج روش پیشنهادی (شکل (۱۰) منحنی (SPF-BF) در کار حاضر با نتایج این مقالات (شکل (۱۰)، منحنی (BPF) باید به چند

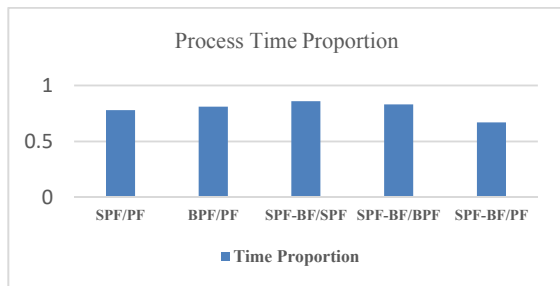


شکل ۹: نواحی قرمز رنگ، مناطق فعال شناسایی شده در سطح قشر مغز توسط الگوریتم sLORETA در زمان 4.484s. این الگوریتم توسط نرم افزار IBS اجرا شده و سیگنال EEG داده شده به الگوریتم $z_{46}^{m^d}$ است.

نظر گرفتن اختلاف بین سیگنال z^{m^d} و سیگنال EEG ناشی از منابع اخلاگر بدون نویز، به عنوان نویز z^{m^d} ، محاسبه شده است. برای مقایسه بهتر نتایج حاصل از اجرای الگوریتم پیشنهادی و sLORETA، مکان منابع اخلاگر تخمین زده شده توسط SPF-BF (شکل (۸)) نیز در این شکل آورده شده است.

تفسیری که از این شکل در مورد حذف اثر منابع اصلی می‌توان ارائه کرد این است که اثر منبع B به خوبی حذف شده، اثر منبع C نیز تا حدود زیادی حذف شده، اما در مورد منبع A دو فرضیه وجود دارد: یا اینکه اثر منبع A به خوبی منابع B و C حذف نشده است و یا اینکه توان منبع E به قدری زیاد بوده که الگوریتم sLORETA ناحیه وسیعتری را (همانطور که در شکل مشخص است) برای فعالیت این منبع در نظر گرفته که منبع A نیز در این ناحیه قرار گرفته است. به هر حال، با توجه به شکل (۹)، مشاهده می‌شود که منابع تخمین زده شده توسط SPF-BF در نواحی فعال شناسایی شده توسط الگوریتم sLORETA قرار دارد. اما نکته‌ای که در این شکل واضح است، الگوریتم sLORETA فعالیت منابع مختلف در قشر مغز را بصورت ناحیه‌ای (گسترده) مشخص کرده است که در مکان‌یابی منابع با تعداد بیشتر از یک منبع، ابهام ایجاد می‌کند. در واقع می‌توان گفت مزیت روش پیشنهادی نسبت به الگوریتم sLORETA این است که هرچند روش پیشنهادی مقداری خطا دارد اما ابهام ایجاد شده توسط الگوریتم sLORETA را ایجاد نمی‌کند.

در این آزمایش نمونه، پس از اجرای کامل تکرارها، با توجه به اینکه SNR اولیه هم مقدار مناسبی دارد (SNR=3)، تخمین‌های دقیقتری از مکان منابع اخلاگر نسبت به آنچه که در شکل (۸)، نمایش داده شد، حاصل می‌شود. در ادامه بدلیل اینکه نمایش تخمین‌ها مانند شکل (۸)، نیازمند وارد کردن مختصات نقاط تخمین زده شده در نرم افزار بود و از طرفی با توجه به مشبندی امکان نمایش دقیق این مختصات در تصویر نیست (نقاط یا بر منابع منطبق می‌شدند و یا اینکه با خطای بیشتر نمایش داده می‌شدند)، نتایج به صورت نموداری آورده شده است. همانطور که قبلاً اشاره شد، در نتایج آورده شده، برای هر مقدار SNR، ۴۰ حالت مختلف برای مکان منابع، با محدودیت‌های پیش فرضی (فاصله



شکل ۱۱: مقایسه نسبت زمان اجرای الگوریتم‌های BPF، SPF، SPF-BF و BF به یکدیگر.

تا حدود ۳۰ درصد کاهش دهد. شایان ذکر است که در مرحله‌ی ابتدایی استفاده از الگوریتم SPF و SPF-BF، برای جلوگیری از انتشار خطا از روش PF برای تخمین مکان اولیه منابع استفاده شده است.

۵-۴- بررسی عوامل ایجاد خطا در روش پیشنهادی

با توجه به شکل (۱۰) و موارد اشاره شده در بالا، در ادامه قصد داریم به بررسی خطاها و عوامل ایجاد آنها در روش پیشنهادی این مقاله بپردازیم. عامل اول اینکه، خروجی شکل‌دهنده پرتو نتوانسته بطور کامل شکل موج منابع اصلی را تخمین بزند؛ در نتیجه، حذف اثر این منابع نیز به طور کامل انجام نمی‌شود. به طور طبیعی تخمین شکل موج توسط شکل‌دهنده پرتو مقداری خطا دارد که این خطا در محاسبه $z_k^{(m)}$ وارد می‌شود و به عنوان نویز اندازه‌گیری در الگوریتم SPF-BF در معادلات مشاهدات وارد می‌شود. از آنجایی که نویز اندازه‌گیری، نویزی گوسی فرض شده، این مسأله به طور طبیعی، مقداری خطا در محاسبات SPF-BF ایجاد کند. از طرف دیگر، با حذف اثر سیگنال اصلی، توان سیگنال باقیمانده نسبت به نویز کاهش می‌یابد. مجموع این دو عامل سبب کاهش قابل ملاحظه نسبت توان سیگنال به نویز می‌شود، به طوری که از برخی کانال‌ها در محاسبات صرف‌نظر می‌شود.

در جدول (۲)، مقدار SNR سیگنال $z^{(m)}$ برای حسگرهای مختلف محاسبه و نمایش داده شده است. همانطور که در ابتدای شبیه‌سازی‌ها ذکر شد، برای هر کانال $3dB$ در نظر گرفته شد. برای محاسبه مقدار نویز در این مرحله، سیگنال EEG منابع اختلالگر با سیگنال‌های شبه واقعی S_{pr} اختصاص داده شده به آنها، بدون هیچ نویزی، شبیه‌سازی شده و از $z^{(m)}$ ، کم شده است.

با توجه به جدول (۲) در برخی کانال‌ها کاهش شدید SNR وجود دارد که همان کانال‌های نامطلوب هستند که قبلاً حذف شده‌اند. در کل در کانال‌های مطلوب نیز به طور میانگین SNR کاهش یافته است. به عنوان نمونه در این مثال میانگین SNR کانال‌های مطلوب تقریباً برابر $SNR=2dB$ است. اما در برخی کانال‌ها SNR بهبود هم یافته است (کانال-های F3، AF3 و FC5). این اتفاق به این دلیل افتاده که در همان ابتدا با فیلتر کردن سیگنال EEG اولیه مقداری نویز حذف شده که باعث کاهش توان نویز و در نتیجه افزایش SNR ، در تمامی کانال‌ها، قبل از اعمال شکل‌دهنده پرتو در مرحله اول شده است.

نکته توجه داشت: اول اینکه نتایج شبیه‌سازی‌ها در این مقالات برای یک منبع آورده شده در حالی که در تحقیق حاضر سه منبع فعال در نظر گرفته شده است. این تفاوت علاوه بر این که محاسبات را پیچیده‌تر و به طور طبیعی احتمال خطا را هم بالا می‌برد، باعث افزایش خطای کل هم می‌شود. دوم این که سیگنال شبیه‌سازی در [۲۷] و [۳۳]، سیگنال‌های سینوسی با چند فرکانس مشخص هستند، اما در مقاله حاضر سعی شده از سیگنال‌های الکتریکی شبه‌واقعی استفاده شود. نکته سوم آن که در نتایج مقالات فوق، مقدار SNR نمایش داده شده، همان SNR ای است که در الگوریتم پیشنهادی آنها استفاده شده در حالی که با توجه به اینکه در روش پیشنهادی این مقاله، ورودی الگوریتم SPF-BF خروجی اعمال شکل دهنده پرتو است، بنابراین SNR میانگین کانال‌ها کمتر از مقدار SNR اولیه سیگنال EEG شبیه‌سازی شده می‌باشد که در شکل (۱۰) نیز آورده شده است.

ارزیابی دیگری که در این زیربخش مورد بررسی قرار می‌گیرد، مسئله میزان حجم محاسباتی و سرعت اجرای الگوریتم روش پیشنهادی است. به این منظور، مجموع کل زمان تخمین منابع اختلالگر، در همه ۴۰ ترکیب متفاوت منابع با SNR های مختلف، برای الگوریتم پیشنهادی (SPF-BF) و سه روش دیگر که بر پایه تئوری فیلتر ذره طراحی شده‌اند (PF، BPF و SPF) محاسبه شده است. برای تبیین و مقایسه بهتر عملکرد زمانی الگوریتم‌ها، زمان اجرایی الگوریتم‌ها نسبت به یکدیگر محاسبه و در شکل (۱۱) آورده شده است.

لازم به ذکر است که روش LCMV به لحاظ زمان اجرا، به زمان به مراتب کمتری نسبت به روش‌های بر پایه فیلتر ذره نیاز دارد، اما بدلیل اینکه مطابق شکل (۱۰) در مقایسه با دیگر روش‌ها خطای به مراتب بیشتری هم دارد، مقایسه زمان محاسبات صرفاً برای روش‌هایی انجام شده که خطای قابل مقایسه دارند.

با توجه به شکل (۱۱)، می‌توان تاثیر تفکیک مولفه‌های خطی از غیرخطی (استفاده از شکل‌دهنده پرتو (BF) برای تخمین مولفه‌های خطی) و تخمین پارامترهای غیرخطی منابع به تفکیک هر منبع به صورت مجزا (استفاده از الگوریتم SPF، که منجر به کاهش تعداد حالات ترکیب ذرات برای محاسبه میزان درست‌نمایی در مراحل بازنمونه‌برداری می‌شود) را مشاهده و تفسیر کرد. همانطور که مشاهده می‌شود روش‌های SPF و BPF نسبت به روش PF (که تمام مولفه‌های خطی و غیرخطی تمام منابع را هم‌زمان و در یک بردار حالت تخمین می‌زدند) زمان محاسبات را در حدود ۲۰ درصد (به ترتیب ۲۲ و ۱۹ درصد) کاهش داده‌اند (در [۳۵] تفاوت عملکرد زمانی الگوریتم‌های SPF و PF در حالت‌های مختلف آورده شده است).

از طرفی روش SPF-BF بدلیل جداسازی مولفه‌های غیرخطی و خطی و همچنین تخمین پارامترهای منابع به تفکیک هر منبع به صورت مجزا، توانسته زمان مصرفی الگوریتم را نسبت به SPF و BPF (به ترتیب ۱۴ و ۱۷ درصد) کاهش دهد. در نهایت مشاهده می‌شود که الگوریتم SPF-BF توانسته زمان محاسبات را نسبت به الگوریتم سنتی فیلتر ذره (PF)

جدول ۲: مقدار SNR کانال‌های مختلف پس از حذف اثر منابع اصلی.

مقادیر در واحد dB نمایش داده شده‌اند.

FC5	T8	T7	P8	P7	O2	O1	حسگر
۳/۱	۱/۶	-۱۰/۵	۲/۲	-۱۲	۱	-۵/۷	SNR
AF4	AF3	F8	F7	F4	F3	FC6	حسگر
-۷	۴/۲	۰/۹	-۵/۵	-۱۵/۵	۳/۴	-۰/۵	SNR

از طرفی با دقت در جدول (۱) دیده می‌شود که در این کانال‌ها، اثر منابع اصلی بسیار کم بوده و به تعبیری در این کانال‌ها میزان نویز بر اثر منابع اصلی غالب است. برای کاهش مقدار خطای ناشی از عدم حذف کامل اثر منابع اصلی از سیگنال EEG شبیه‌سازی شده، Z می‌تواند تعداد ذرات و تعداد تکرارهای الگوریتم را می‌توان بالا برد. البته افزایش تعداد تکرارها موثرتر بوده و با توجه به تصحیح خطایی که در SPF-BF انجام می‌شود، خطای حاصل از خطای تخمین شکل‌دهنده پرتو، می‌تواند تا حدودی، بجز در SNR های خیلی پایین، کنترل شود (شکل (۲) در [۲۷]). خطای ناشی از عدم تخمین کامل شکل موج منابع اصلی، اثر خود را این گونه نشان می‌دهد که، تخمین‌های مکانی منابع اخلاگر، به سمت منابع اصلی سوق پیدا کنند. به عنوان مثال در شکل (۸)، $Md1$ به سمت منبع A (همانطور که اشاره شد، بدلیل مش بندی انجام شده توسط نرم افزار و وجود شیار قشر مغز، بین منابع A و D، نمایش مکان این تخمین با کمی خطا مواجه شده است.)، $Md2$ به سمت منبع C، $Md3$ به سمت منبع A متمایل هستند. هرچقدر قدرت منابع اصلی بیشتر و حذف اثر آنها کمتر باشد، تخمین‌ها به سمت این منابع تمایل بیشتری پیدا می‌کنند.

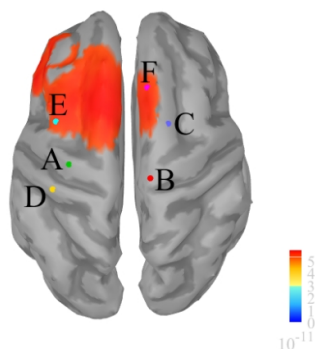
عامل دومی که در خطای تخمین منابع اخلاگر موثر است، عملکرد شکل‌دهنده پرتو در تخمین شکل موج این منابع در الگوریتم SPF-BF است. در اینجا توجه به دو نکته ضروری به نظر می‌رسد: نخست این که در مرحله حذف اثر منابع اصلی، تعداد منابع اصلی بسیار کمتر از تعداد ذرات در این مرحله است، و نکته دوم این که برای منابع اصلی حداقل فاصله‌ای لحاظ می‌شد که در این مرحله، به دلیل تصادفی بودن مکان ذرات، امکان اعمال چنین محدودیتی وجود ندارد. با توجه به این دو عامل می‌توان حدس زد کیفیت عملکرد شکل‌دهنده پرتو در این مرحله کمتر از خروجی شکل‌دهنده پرتو در مرحله حذف اثر منابع اصلی باشد. به دلیل اینکه در این مرحله خطای شکل‌دهنده پرتو، تاثیر مستقیم در محاسبه درستمایی و وزن‌دهی ذرات دارد، بر خطای مکان‌یابی الگوریتم SPF-BF، بخصوص در SNR های پایین (شکل (۱۰))، کاملا تاثیرگذار است. شاید بتوان وجود این خطا را عامل عملکرد بهتر SPF نسبت به SPF-BF در SNR های پایین دانست. البته با توجه به تصحیح خطا در قسمت SPF و باز نمونه برداری‌های متوالی، با تکرارهای بیشتر الگوریتم، از این مقدار خطا کاسته خواهد شد.

عامل سوم، لحظه‌های زمانی (z_k^{md}) است که به عنوان نمونه‌های سیگنال z^{md} ، برای مکان‌یابی منابع اخلاگر استفاده می‌شوند. به عنوان مثال در شکل (۱۲) نتیجه اعمال الگوریتم sLORETA بر سیگنال z^{md}

در لحظه 3.528s نمایش داده شده است. با توجه به اینکه در همه روش‌هایی که بر مبنای فیلتر ذره در این مقاله پیاده سازی شده، فرض بر آن بوده که تعداد منابع در تمام لحظات ثابت و مشخص هستند، در این لحظه، بدلیل اینکه منبع D توان بسیار کمی دارد، مقداری خطای اضافی به الگوریتم تحمیل می‌شود. علت توان پایین منبع D در این لحظه را می‌توان به دو دلیل نسبت داد، اول اینکه خود منبع در این زمان توان پایینی دارد و دوم در این لحظه زمانی منبع D، با منابع اصلی همپوشانی فرکانسی داشته و در فرآیند حذف اثر منابع اصلی، مقدار قابل توجهی از اثر این منبع نیز در z^{md} حذف شده باشد. البته الگوریتم SPF، بدلیل تخمین مجزای منابع، نسبت به PF خطای کمتر و قابلیت تصحیح بهتری دارد. بنابراین همانطور که در شکل (۱۰) نیز مشاهده شده است، می‌توان انتظار داشت الگوریتم‌های SPF و SPF-BF عملکرد بهتری نسبت به PF و BPF داشته باشند. شایان ذکر است که برای رفع این مشکل هم راهکارهایی وجود دارد که ساده‌ترین آن، شناسایی این لحظات و حذف این لحظات از محاسبات است. همچنین می‌توان به طور کلی تعداد منابع را ثابت در نظر نگرفت و همانطور که در قبل اشاره شد، تعداد منابع را در هر لحظه، با آنالیز ساختار ماتریس کوواریانس سیگنال Z_k^{md} تخمین زد [۴۰].

۶- جمع بندی و نتیجه گیری

در این مقاله فرض شد که در برخی بیماران مبتلا به اختلالات عملکردی مغز، علاوه بر مناطقی که در فعالیت طبیعی مغز باید فعال شوند، مناطق دیگری نیز فعال می‌شود. با فرض متمرکز بودن این مناطق، از آنها با عنوان منابع یاد شد و با فرض تنک بودن این منابع، آنها را به دو دسته منابع اصلی و اخلاگر تقسیم بندی نمودیم. همچنین فرض شد که اطلاعات مکانی از منابع اصلی فعال در دسترس بوده و هدف مکان‌یابی منابع اخلاگر می‌باشد. در الگوریتم پیشنهادی، برای بیان بردار حالت منابع که بصورت دوقطبی‌های الکتریکی مدل می‌شوند، ۶ مولفه در نظر گرفته شد: سه مولفه مولفه‌های مکانی دوقطبی‌ها



شکل ۱۲: مناطق فعال قشر مغز، تخمین زده شده توسط الگوریتم sLORETA بر مبنای داده‌های z^{md} در زمان 3.528s. همانطور که در شکل مشخص است، اطراف منبع D ناحیه فعالی شناسایی نشده است.

- [4] J. Liu, Y. Sheng and et al, "Improved ASD classification using dynamic functional connectivity and multi-task feature selection," Elsevier; Vol 138, 82-87, October 2020.
- [5] Š. Holiga and et al, "Patients with autism spectrum disorders display reproducible functional connectivity alterations," Science Translational Medicine, Vol. 11, Issue 481, eaat9223, 2019.
- [6] C. Imperatori, B. Farina and et al, "Default mode network alterations in individuals with high-trait-anxiety: An EEG functional connectivity study," Elsevier; Vol 246, 611-618, March 2019.
- [7] N. Karamzadeh, A. Medvedev and et al, "Capturing dynamic patterns of task-based functional connectivity with EEG," Elsevier; Vol 66, 311-317, February 2013.
- [8] C. Imperatori, B. Farina and et al, "Aberrant EEG functional connectivity and EEG power spectra in resting state post-traumatic stress disorder: A sLORETA study," Elsevier; Vol 102, 10-17, October 2014.
- [9] A. E. Whitton, S. Decy and et al, "Electroencephalography source functional connectivity reveals abnormal high-frequency communication among large-scale functional networks in depression," Elsevier; Vol 3, 50-58, January 2018.
- [10] D. Haputhanthri and et al, "An EEG based channel optimized classification approach for autism spectrum disorder," IEEE Moratuwa Engineering Research Conference (MERCOn), 2019.
- [11] E. Askari, S. K. Setarehdan and et al, "Modeling the connections of brain regions in children with autism using cellular neural networks and electroencephalography analysis," Elsevier; Vol 89, 40-50, July 2018.
- [12] N. A. Ali, A. R. Syafeeza, A. S. Jaafar, M. K. Mohd Fitri Alif "Autism spectrum disorder classification on electroencephalogram signal using deep learning algorithm," IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AD); Vol. 9, No. 1, 91-99, March 2020.
- [13] M. Wang, H. El-Fiqi and et al, "Convolutional Neural Networks Using Dynamic Functional Connectivity for EEG-Based Person Identification in Diverse Human States," IEEE Transactions on Information Forensics and Security; Vol 14, Issue: 12, Dec. 2019.
- [14] M. E. Vissers, M. X. Cohen and H. M. Geurts, "Brain connectivity and high functioning autism: a promising path of research that needs refined models," Neuroscience and Biobehavioral Reviews; 36:604-625, 2012.
- [15] <http://sciencemission.com/news archive/> "can brain connectivity be used as a biomarker for autism?" March 2019.
- [16] T. Zarghami, H. S. Mir and H. Al-Nashash, "Transfer-Function-Based calibration of sparse eeg systems for brain source localization," IEEE Sensors Journal, VOL. 15, NO. 3, March 2015.
- [17] F. Costa, H. Batatia and et al, "Sparse EEG Source Localization using Bernoulli Laplacian Priors," IEEE Transactions on Biomedical Engineering; TBME-00633, 2015.
- [18] T. Nguyen, T. Potter and et al, "EEG source imaging guided by spatiotemporal specific fmri: toward an understanding of dynamic cognitive processes," Neural Plasticity; Vol 2016, Article ID 4182483, 2016.
- [19] H. Becker, L. Albera and et al, "Brain-Source Imaging: From sparse to tensor models," Signal Processing Magazine, IEEE, vol. 32, pp. 100-112, 2015.
- [20] R. Grech, T. Cassar and et al, "Review on solving the inverse problem in EEG source analysis," Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation; 5-25, 2008.
- [21] G. Noriega, "A neural model to study sensory abnormalities and multisensory effects in autism," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering; 23(2)199-209, 2014.
- [22] E. I. Papageorgiou and A. Kannappan, "Fuzzy cognitive map ensemble learning paradigm to solve classification problems: application to autism identification," Applied Soft Computing; 12:3798-3809, 2012.
- [23] M. Huang, J. Shih and et al, "Commonalities and differences among vectorized beamformers in electromagnetic source imaging," Brain Topography, vol. 16, no. 3, pp. 139-158, 2004.
- [24] M. V. Vliet, N. Chumerin and et al, "Single-trial ERP component analysis using a spatio-temporal LCMV beamformer," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 0018-9294 (c), 2015.

در فضای سه بعدی حجم سر و سه مولفه مربوط به راستای گشتاور دوقطبی‌ها (شکل موج منابع) در هر بعد.

در شروع الگوریتم، با توجه به در دسترس بودن مکان منابع اصلی، شکل موج آن‌ها با استفاده از شکل‌دهنده پرتو LCMV چنددهسته‌ای، به عنوان اثر منابع اصلی در سیگنال‌های EEG شبیه‌سازی شده، تخمین زده می‌شود. سپس اثر منابع اصلی از سیگنال‌های EEG شبیه‌سازی شده حذف و با استفاده از روش SPF-BF به مکان‌یابی منابع اختلالگر پرداخته می‌شود. در این روش با توجه به پیشینه تحقیقات انجام شده در مورد مدل ماتریس هدایت حجم سر و مدل تغییرات حالت منابع، تغییرات حالت منابع نسبت به مولفه‌های مکانی منابع غیرخطی و نسبت به شکل موج منابع خطی در نظر گرفته شدند. در این راستا، برای تخمین مولفه‌های مکانی منابع اختلالگر از الگوریتم SPF و برای تخمین شکل موج منابع اختلالگر از شکل‌دهنده پرتو LCMV استفاده شد.

برای ارزیابی عملکرد روش آزمایشگاهی طراحی و اجرا شد. در این آزمایشات سه منبع اصلی و سه منبع اختلالگر که همزمان فعال هستند در سطح قشر مغز، با مکان و راستای فعالیت تصادفی، در نظر گرفته شدند. نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی با روش‌های متداول مکان‌یابی، مانند sLORETA، مورد مقایسه قرار گرفت. نشان داده شد که این روش علاوه بر تفکیک مکانی بهتری که نسبت به روش sLORETA دارد، نسبت به روش‌های دیگری همچون شکل‌دهنده پرتو LCMV و PF، BPF هم نتایج بهتری در SNRهای پایین دارد. اما روش SPF نسبت به SPF-BF در SNRهای خیلی پایین نتیجه بهتری داشته در حالی که SPF-BF سرعت بالاتری در اجرا دارد. همچنین به بررسی خطاها و عوامل ایجاد آنها در روش پیشنهادی پرداخته و راهکارهایی نیز برای کاهش مقدار این خطاها ارائه دادیم. در این مقاله (مشابه کاری که در دیگر تحقیقات انجام شده) منابع غیرمتحرک فرض شدند اما با توجه به ماهیت الگوریتم SPF-BF، این روش برای منابع متحرک نیز می‌تواند مورد استفاده قرارگیرد. در این تحقیق تعداد منابع در تمام لحظات مشخص و بدون تغییر فرض شدند. اگرچه که با بررسی ماتریس کواریانس داده‌ها، بدون این فرض نیز الگوریتم پیشنهادی قابلیت پیاده‌سازی برای تعداد متغیر منابع را دارد اما، ما بدنبال روشی آماری برای حل این موضوع، بدون بررسی ماتریس کواریانس هستیم که در آینده، در صورت حصول نتیجه ارائه خواهد شد.

مراجع

- [1] C. R. Chin Fatt, G. Fonzo and et al, "Effect of intrinsic patterns of functional brain connectivity in moderating antidepressant treatment response in major depression," The American Journal of Psychiatry 177:2, February 2020.
- [2] C. O'Reilly, J.D. Lewis, M. Elsabbagh, "Is functional brain connectivity atypical in autism? A systematic review of EEG and MEG studies," Plos One; 0175870, May 2017.
- [3] Th. J. Perkins, M. A. Stokes and et al, "Increased left hemisphere impairment in high-functioning autism: a tract based spatial statistics study," Psychiatry Research: Neuroimaging 2014; 224:119- 123, 2014.

- [۳۶] م. نوریان، ح. ر. ابوطالبی و و. ابوطالبی « مکانیابی منابع سیگنال‌های EEG با استفاده از فیلتر ذره ترتیبی،» بیست و ششمین کنفرانس بین المللی کامپیوتر، انجمن کامپیوتر ایران، تهران، ۱۳۹۹.
- [37] C. Qiu and et al, "A survey of motion-based multitarget tracking methods," Progress in Electromagnetics Research B, Vol. 62, 195–223, 2015.
- [38] L. Miao, J. J. Zhang, C. Chakrabarti and A. Papandreou-Suppappola, "Efficient bayesian tracking of multiple sources of neural activity: algorithms and real-time FPGA implementation," IEEE Transactions on Signal Processing, VOL. 61, NO. 3, February 1, 2013.
- [39] N. Amrouche, A. Khenchaf and D. Berkani, "Multiple target tracking using track before detect algorithm", International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications (ICEAA), 2017.
- [40] N. Ito and S. Godsill, "A multi-target track-before-detect particle filter using superpositional data in non-gaussian noise," IEEE Signal Processing Letters, Vol. 27, 2020.
- [41] https://www.cs.colostate.edu/eeg/main/data/1989_Keirn_and_Au non.
- [42] <http://neuroimage.usc.edu/brainstorm>.
- [43] J. C. Mosher, R. M. Leahy and P. S. Lewis, "EEG and MEG: Forward Solutions for Inverse Methods," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, VOL. 46, NO. 3, March 1999.
- [44] Ali Aroudi and Simon Doclo, "Cognitive-driven binaural lcmv beamformer using eeg-based auditory attention decoding," IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2019.
- [45] R.D. Pascual-Marqui, "Standardized low-resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA): technical details," Methods Find Exp Clin Pharmacol; 24 Suppl D: 5-12. PMID: 12575463, 2002.
- [25] M. Popescu, E. Popescu, T. Chan, S. Blunt and J. D. Lewine, "Spatiotemporal reconstruction of bilateral auditory steady-state responses using MEG beamformers," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 55, no. 3, pp. 1092–1102, Mar. 2008.
- [26] B. V. Veen, W. V. Drongelen, M. Yuchtman and A. Suzuki, "Localization of brain electrical activity via linearly constrained minimum variance spatial filter," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 44, no. 9, pp. 867–880, Sep. 1997.
- [27] P. Georgieva and et al, "A Beamformer-Particle Filter Framework for Localization of Correlated EEG Sources," IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, VOL. 20, NO. 3, MAY 2016.
- [28] H. Yuan, T. Liu and et al, "An EEG and fMRI study of motor imagery: Negative correlation of bold and EEG activity in primary motor cortex," Neuroimage, vol. 49, pp. 2596–2606, 2010.
- [29] A. Doucet and A.M. Johansen, *Autorial on particle filtering and smoothing: Fifteen years later*, in Handbook of Nonlinear Filtering. Oxford, U.K.: Oxford Univ. Press, pp. 656–704, 2009.
- [30] A. Galka, O. Yamashita, T. Ozaki, R. Biscay and P. Valde, "A solution to the dynamical inverse problem of eeg generation using spatiotemporal kalman filtering," Inverse Problems, pp. 435–453, 2004.
- [31] G. Şengül, U. Baysal, "an extended kalman filtering approach for the estimation of human head tissue conductivities by using EEG data: a simulation study", Physiological Measurement, Volume 33, Number 4, 2012.
- [32] M. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp, "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking," IEEE Trans. Signal Process., vol. 50, no. 2, pp. 174–188, Feb. 2002.
- [33] H. R. Mohseni, S. Sanei and et al, "A beamforming particle filter for EEG dipole source localization," IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, (ICASSP) 2009.
- [34] Y. Salu, L. Cohen, D. Rose, S. Sato, C. Kufta and M. Hallet, "An improved method for localizing electric brain dipoles," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 37, no. 7, pp. 699–705, Jul. 1990.

زیر نویس ها

- [۳۵] م. نوریان، ح. ر. ابوطالبی و و. ابوطالبی « معرفی فیلتر ذره ترتیبی برای ردیابی اهداف چندگانه بدون آستانه‌گذاری بر مشاهدات،» بیست و ششمین کنفرانس بین‌المللی کامپیوتر، انجمن کامپیوتر ایران، تهران، ۱۳۹۹.

¹² Snapshot

¹³ Temporal Correlation

¹⁴ Constrained Minimization Problem

¹⁵ Constrained Minimization Problem

¹⁶ Kalman Filter

¹⁷ Extended Kalman Filter

¹⁸ Unimodal

¹⁹ Multimodal

²⁰ Posterior Probability Density Function

²¹ Sampling-Importance-Resampling

²² Multicore Beamformer

¹ Functional Connectivity

² Functional Magnetic Resonance Imaging

³ Electroencephalography

⁴ Magnetic Resonance Imaging

⁵ Autism Spectrum Disorder

⁶ Focal

⁷ Sparse

⁸ Beamformer

⁹ Inverse Problem

¹⁰ Particle Filter

¹¹ Sequential Particle Filter