

## Application of Sequential Particle Filter in Locating EEG Signal Sources

Seyed Morteza Nourian Najafabadi<sup>1</sup>, Hamid Reza Abutalebi<sup>2\*</sup> and Vahid Abootalebi<sup>3</sup>

1- Department of Electrical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran.

2\*- Department of Electrical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran.

3- Department of Electrical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran.

<sup>1</sup>sm.nourian@stu.yazd.ac.ir, <sup>2\*</sup>habutalebi@yazd.ac.ir, <sup>3</sup>abootalebi@yazd.ac.ir

Corresponding author's address: Hamid Reza Abutalebi, Electrical Engineering Department, Yazd University, Yazd, Iran.

**Abstract-** This paper addresses the problem of EEG source localization using a new method based on particle filter. The proposed method is named sequential particle filter (SPF). SPF estimates each source's state vector parameters separately by considering the effect of other active sources. This method applies some modifications to particle resampling and weighting steps on conventional particle filter algorithms. These modifications, which are kind of applying spatial filtering on particles, lead to less susceptibility to noise for SPF comparing to the conventional particle filters. The SPF method has evaluated using two kinds of simulation scenarios (single-tone and Pseudo-real EEG data) and real EEG data. The SPF results have been compared to conventional particle filter, LCMV beamformer, and sLORETA (schematically comparison). The results have shown that SPF improves localization accuracy in low SNRs compared to the conventional particle filter algorithm and LCMV beamformer methods. In addition, simulation results illustrate that the SPF method is more effective in localizing simultaneous active sources than the others. Also, since the SPF method divides the state vector into several sub-vectors (related to the number of sources), it has higher computational speed than the conventional particle filter.

**Keywords-** Brain signals source localization, Electroencephalography, Particle Filter (PF), Sequential Particle Filter (SPF).

## بکارگیری فیلتر ذره ترتیبی برای مکانیابی منابع سیگنال‌های EEG

سید مرتضی نوریان نجف‌آبادی<sup>۱</sup>، حمیدرضا ابوطالبی<sup>۲\*</sup>، وحید ابوطالبی<sup>۳</sup>

۱- دانشکده مهندسی برق، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

\*۲- دانشکده مهندسی برق، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

۳- دانشکده مهندسی برق، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

<sup>1</sup>sm.nourian@stu.yazd.ac.ir, <sup>2\*</sup>habutalebi@yazd.ac.ir, <sup>3</sup>abootalebi@yazd.ac.ir

\* نشانی نویسنده مسئول: حمیدرضا ابوطالبی، یزد، صفائیه، بلوار دانشگاه، دانشگاه یزد، دانشکده مهندسی برق.

**چکیده** - در این مقاله به مکانیابی منابع فعال همزمان چندگانه سیگنال‌های EEG با بهره‌گیری از روشی جدید و مبتنی بر فیلتر ذره پرداخته می‌شود. در روش پیشنهادی که فیلتر ذره ترتیبی (Sequential Particle Filter (SPF)) نام دارد، مولفه‌های بردار حالت هر یک از منابع به طور مجزا و با در نظر گرفتن اثر دیگر منابع تخمین زده می‌شوند. این روش با ایجاد تغییر در نحوه بازنمونه‌برداری و وزن‌دهی ذرات، نوعی فیلتر فضایی را برای بازتولید ذرات در الگوریتم فیلتر ذره ایجاد می‌کند که روش SPF را قادر می‌سازد که نسبت به الگوریتم‌های متداول فیلتر ذره، مقاومت بیشتری در مقابل نویز داشته باشد. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، دو دسته شبیه‌سازی با سیگنال‌های تک فرکانسی و سیگنال‌های EEG شبه‌واقعی طراحی شده و همچنین عملکرد روش پیشنهادی بر سیگنال‌های EEG واقعی نیز مورد بررسی و مقایسه با دیگر روش‌ها از جمله الگوریتم استاندارد فیلتر ذره و LORETA، قرار گرفته است. نتایج نشان داده که روش پیشنهادی، در مقادیر نویز بالا، نسبت به الگوریتم استاندارد فیلتر ذره و شکل‌دهنده پرتو LCMV خطای مکانیابی را کاهش داده است. همچنین این روش به دلیل شکستن ابعاد بردار حالت به چندین زیربردار، متناسب با تعداد منابع، سرعت بالاتری نسبت به روش‌های استاندارد فیلتر ذره دارد.

**واژه‌های کلیدی:** مکانیابی منابع سیگنال‌های مغزی، الکتروانسفالوگرافی (EEG)، فیلتر ذره (PF)، فیلتر ذره ترتیبی (SPF).

### ۱- مقدمه

بطور مستقیم تصویری از نحوه فعالیت مناطق مختلف مغز و آسیب دیدگی‌های بافت مغز در اختیار محققان قرار می‌دهد [۵] و روش‌هایی همچون الکتروانسفالوگرافی<sup>۲</sup> (EEG) و مگنتوانسفالوگرافی<sup>۴</sup> (MEG) از رایجترین روش‌های ثبت فعالیت مغز بر اساس سیگنال‌های الکترومغناطیسی حاصل از فعالیت نورون‌ها در مغز هستند که محققان با استفاده از داده‌های حاصل از این ثبت‌ها، سعی در مکانیابی نواحی فعال مغز، در فعالیت‌های مختلف مغز دارند [۴-۱]. هر یک از این روش‌ها ویژگی‌ها و چالش‌های مربوط به خود را دارند. به‌عنوان مثال، روش‌های تصویربرداری، برخلاف روش‌های ثبت سیگنال‌های الکترومغناطیسی، از دقت مکانی بسیار خوبی برخوردارند در حالی که دقت زمانی مناسبی ندارند [۱ و ۵]. این موضوع انگیزه‌های بهبود و بروزرسانی روش‌های مکانیابی بر مبنای

در سال‌های اخیر تحقیقات زیادی برای توصیف عملکرد مغز در فعالیت‌های مختلف مغزی انجام شده است. یکی از رویکردهایی که در این زمینه مورد توجه قرار گرفته، یافتن نواحی فعال مغزی در فعالیت‌های مختلف است که به طور متداول، با عنوان مکانیابی منابع مغزی از آن یاد می‌شود [۱]. تفسیر بهتر از عملکرد مغز در مطالعات علوم شناختی، کمک به ارتباط بهتر بین مغز و رایانه، و کمک به تشخیص اختلالات مغزی از جمله کاربردهای مکانیابی منابع مغزی هستند [۴-۲]. بدین منظور محققان با فرضیات متفاوت، روش‌های مختلف ثبت داده را برای تفسیر عملکرد مغز بکار گرفته‌اند. روش‌های تصویربرداری، همچون fMRI<sup>۱</sup> و MRI<sup>۲</sup>، روش‌هایی هستند که

به عنوان یکی از موفق‌ترین روش‌ها برای تخمین مولفه‌های مکانی منابع در مدل‌های فضای حالت غیرخطی با نویز گوسی یا غیرگوسی، مورد توجه قرار گرفته است [۲۵-۲۳]. این روش در رویکردهای مختلف مکانیابی منابع مغزی نیز استفاده شده است [۱۲، ۱۳، ۲۷].

با توجه به اینکه در این مقاله، مطابق مدل ارائه شده در مرجع [۲۸]، مدل مشاهدات بر حسب حالت منابع، یک مدل غیرخطی در نظر گرفته شده و در مدل تغییرات حالت منابع نیز محدودیت گوسی یا غیرگوسی بودن نویز، اعمال نشده، از روش‌های مبتنی بر تئوری فیلتر ذره استفاده شده است. از طرفی، عملکرد روش فیلتر ذره استاندارد، با افزایش تعداد منابع (غالب) و کاهش  $SNR^{۱۳}$  سیگنال-های EEG ثبت شده، دچار چالش‌های محاسباتی می‌شود [۱۳]. با توجه به این چالش‌ها، به سراغ روش فیلتر ذره ترتیبی (SPF) که بهبود یافته الگوریتم فیلتر ذره استاندارد است، می‌رویم. در روش فیلتر ذره ترتیبی (SPF<sup>۱۴</sup>)، که برای مکانیابی منابع در  $SNR$ ‌های پایین طراحی شده [۲۶، ۲۷]، به جای تخمین و بروزرسانی همزمان مولفه‌های حالت تمام منابع با یک بردار حالت مجتمع ( $u_k$ )، مولفه‌های حالت هر منبع مجزا و با در نظر گرفتن اثر بقیه منابع تخمین زده می‌شود. این روش با دسته‌بندی هدفمند ذرات و اختصاص آنها به منبع مشخص، از همپوشانی منابع در محاسبه میزان درستنمایی ذرات جلوگیری می‌کند. این رویکرد که می‌تواند به فیلترینگ فضایی نمونه‌ها بر مبنای منابع تعبیر شود، سبب می‌گردد که در  $SNR$ ‌های پایین، الگوریتم SPF نتایج بهتری نسبت به الگوریتم‌های متداول PF داشته باشد. در الگوریتم SPF، اولییتی برای منابعی که مکانیابی می‌شوند وجود ندارد، اما منابع تخمین زده شده برای تخمین منابع بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرند [۲۶]. در [۲۷]، ما از این الگوریتم برای مکانیابی منابع سیگنال‌های EEG استفاده کردیم. در مقاله [۲۷]، با استفاده از سیگنال‌های تک‌فرکانسی و با فرض این که راستای گشتاور دوقطبی‌ها عمود بر سطح قشر مغز هستند، داده‌های EEG تک فرکانسی آغشته به نویز شبیه‌سازی و با استفاده از روش SPF، مکان منابع شبیه‌سازی شده، مکانیابی شده‌اند. در مقاله حاضر، الگوریتم معرفی شده در [۲۶] توسعه داده شده و مجدداً برای مکانیابی منابع مغزی مورد استفاده قرار گرفته است. با توجه به آن-چه گفته شد، مقاله حاضر چهار تفاوت عمده با [۲۷] دارد که در ادامه به این تفاوت‌ها اشاره می‌شود. اول، مقاله [۲۷]، از الگوریتم روش SPF، که در مقاله [۲۶] معرفی شده، برای مکانیابی منابع سیگنال‌های EEG استفاده کرده است. این الگوریتم، هرچند میزان درستنمایی ذرات را به طور مجزا محاسبه و ذرات را متناسب با میزان درستنمایی وزن‌دهی می‌کند اما تابع چگالی احتمال پسین مشترکی برای تمام منابع محاسبه می‌کند و ذرات با توجه به آن

داده‌های حاصل از سیگنال‌های الکترومغناطیسی را افزایش می‌دهد تا بتوان در کنار دقت زمانی مناسب، به دقت مکانی مناسب نیز دست یافت. مکانیابی منابع مغزی بر اساس سیگنال‌های EEG، از جمله موضوعاتی است که سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است [۱].

در تحقیقات انجام شده، اختلاف بین سیگنال‌های EEG ثبت شده از افراد سالم و بیمار تأیید شده است، در حالی که در تصاویر MRI، ممکن است ساختار سلولی و آناتومی مغزی بیماران و افراد سالم تفاوتی با هم نداشته باشد [۶]. علاوه بر این، استفاده از سیگنال‌های EEG، در مقایسه با روشهایی مانند fMRI، دقت زمانی بالاتر، هزینه کمتر و بکارگیری راحت‌تری دارد [۱]. همچنین، ثبت سیگنال‌های EEG نسبت به ثبت سیگنال‌های MEG، دارای محدودیت‌های کمتری است که محققان را قادر می‌سازد ثبت‌های طولانی مدت از افراد مورد آزمایش داشته باشند [۱۰-۷]. مجموعه این ویژگی‌ها، انگیزه استفاده از سیگنال‌های EEG در انجام تحقیقات در زمینه مکانیابی منابع مغزی را افزایش می‌دهد. بنابراین، در این مقاله از داده‌های EEG، برای مکانیابی منابع مغزی استفاده شده است.

برای استفاده از سیگنال‌های EEG، فرضیات متداولی وجود دارد که برای کمک به حل مسئله مکانیابی منابع مغزی مطرح می‌شوند. از جمله این که در عملکردهای مختلف مغزی، فعالیت مجموعه‌ای از نوروها به صورت دوقطبی‌های الکترومغناطیسی مدل می‌شود [۸]. سیگنال‌های EEG ثبت شده بر اساس این مدل دوقطبی که تولید امواج الکترومغناطیس می‌کند، تفسیر می‌شوند. در ادامه این مقاله دو واژه منبع و دوقطبی معادل یکدیگر در نظر گرفته می‌شوند. این منابع به صورت متمرکز<sup>۵</sup> و نقطه‌ای فرض می‌شوند و در مکانیابی منابع مغزی مشخصه‌های مکانی این دوقطبی‌ها (در این مقاله، مکان منابع در سه بعد) حائز اهمیت هستند [۱۲، ۱۳]. فرض دیگری که به طور متداول در این رویکرد در نظر گرفته می‌شود، تنگی<sup>۶</sup> منابع است که در آن سیگنال‌های ثبت شده حاصل از تعداد محدودی منابع غالب<sup>۷</sup> در نظر گرفته می‌شود [۱۴، ۱۵].

شکل‌دهنده پرتو<sup>۸</sup> LCMV یکی از روش‌هایی است که از چند دهه پیش، برای حل مسئله مکانیابی منابع مغزی بکارگرفته شده و همچنان مورد توجه است [۷، ۱۶ و ۱۷]. در [۱۸]، با فرض خطی و گوسی بودن مدل تغییرات حالت منابع و مشاهدات، برای اولین بار از فیلتر کالمن<sup>۹</sup> برای حل این مسئله استفاده شد. از توسعه یافته‌های فیلتر کالمن، EKF<sup>۱۰</sup> و UKF<sup>۱۱</sup> [۱۹]، نیز با بکارگیری فرضیات جدیدی برای مکانیابی منابع مغزی استفاده شد (مانند [۲۰] برای EKF). فیلتر ذره یکی دیگر از روش‌هایی است که با رویکرد حل عددی، به تخمین تابع توزیع منابع می‌پردازد [۲۱-۲۲]. این روش،

بازنمونه‌برداری می‌شوند. در مقاله حاضر، تابع چگالی احتمال پسین نیز برای هر منبع به‌طور مجزا تخمین زده می‌شود. دوم، در [۲۷] راستای فعالیت منابع ثابت و عمود بر سطح پوست قشر مغز در نظر گرفته شده است. اما در مقاله حاضر راستای فعالیت منابع نیز متغیر و از جمله پارامترهای مورد تخمین است، که ضمن افزایش ابعاد بردار حالت، امکان مکانیابی منابع عمقی را نیز در حجم مغز، به شرط مدلسازی درست معادلات حالت و مشاهدات، فراهم می‌آورد. سوم، در [۲۷] شبیه‌سازی‌ها بر روی دو سیگنال تک فرکانسی انجام شده است درحالی‌که در مقاله حاضر، از سیگنال‌های شبه‌واقعی که طیف وسیعی از فرکانس‌های مغزی را شامل می‌شود استفاده شده که بازتاب واقعی‌تری از سیگنال‌های مغزی است. چهارم، در [۲۷] از داده‌های واقعی سیگنال‌های مغزی استفاده نشده اما در این مقاله روش پیشنهادی بر روی داده‌های واقعی هم اعمال و عملکرد آن مورد ارزیابی قرار گرفته است.

در ادامه ابتدا معرفی مختصری از فیلتر ذره داشته و سپس روش پیشنهادی این مقاله با عنوان فیلتر ذره ترتیبی معرفی خواهد شد. در بخش چهارم، فرضیات، شرایط و روش‌های مختلف شبیه‌سازی‌ها توضیح داده می‌شود و به ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی می‌پردازیم. در ضمیمه نیز شبه‌کد از الگوریتم روش پیشنهادی ارائه خواهد گردید.

## ۲- فیلتر ذره

ایده اصلی در طراحی فیلتر ذره این است که تابع چگالی احتمال<sup>(۴)</sup> (pdf) پسین<sup>۱۵</sup> به صورت مجموعه‌ای از نمونه‌ها یا ذرات تصادفی نمایش داده شوند. اگر این ذرات به خوبی پخش و وزن‌دهی شده و به حد کافی زیاد باشند، به سمت pdf دقیق میل پیدا خواهند کرد [۱۹، ۲۱]. برای استفاده از فیلتر ذره، ابتدا باید مدل تغییرات حالت منابع و ثبت مشاهدات برای الگوریتم فیلتر ذره تعریف شود. در حالت کلی روابط (۱) و (۲)، به ترتیب بیانگر مدل تغییرات حالت و مشاهدات سیستم هستند [۲۱]:

$$u_k = f_k(u_{k-1}) + v_k \quad (1)$$

$$z_k = h_k(u_k) + n_k \quad (2)$$

که در آن  $k$  نماد زمان،  $u_k$  نماد بردار حالت سیستم در زمان  $k$ ام می‌باشد. در حالت کلی، مولفه‌های بردار حالت را مشخصه‌هایی از حالت منابع (مکان، راستا، رنگ و ...) در نظر می‌گیرند که در طول زمان تغییر می‌کند.  $v_k$  نماد نویز تغییرات حالت، تابع عملگر تغییر حالت در زمان  $k$ ام،  $z_k$  مشاهدات در زمان  $k$ ام از  $u_k$ ،  $n_k$  نماد

$$p(u_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \pi_k^{(i)} \delta(u_k - u_k^{(i)}) \quad (3)$$

$$\pi_k^{(i)} = \frac{w_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N w_k^{(i)}} \quad i = 1, \dots, N \quad (4)$$

$z_{1:k}$  مجموعه مشاهدات در دسترس تا زمان  $k$ ،  $\delta$  تابع ضربه و  $w_k^{(i)}$  وزن ذره  $i$ ام در زمان  $k$ ام می‌باشد. در تمام این متغیرها، بالانویس  $(i)$  بیانگر مولفه‌های مربوط به ذره  $i$ ام است. برای بروزرسانی وزن‌ها در زمان  $k$  از زمان  $k-1$   $((w_{k|k-1}^{(i)}))$ ، از فیلتر بازنمونه‌برداری نمونه‌های اهمیتی<sup>(۱۶)</sup> (SIR) استفاده می‌شود که پرکاربردترین و سراسرترین رویکرد برای بروزرسانی وزن‌ها با استفاده از رابطه زیر است [۲۱]:

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} p(z_k | u_k^{(i)}) = w_{k-1}^{(i)} \mathcal{L}(z_k | u_k^{(i)}) \quad (5)$$

بجای  $p(z_k | u_k)$  از  $\mathcal{L}(z_k | u_k)$  به‌عنوان نماد درست‌نمایی<sup>۱۷</sup> استفاده شده است. اگر فرض کنیم که نویز اندازه‌گیری، به صورت گوسی مدل شده و کوواریانس نویز اندازه،  $C_{n_k}$ ، در دسترس باشد، با توجه به رابطه (۲)، مقدار  $\mathcal{L}(z_k | u_k^{(i)})$  برای هر ذره در هر مرحله از رابطه زیر محاسبه می‌شود ( $t$  نماد ترانهاده) [۲۱]:

$$\mathcal{L}(z_k | u_k^{(i)}) = e^{-\frac{(z_k - h(u_k^{(i)}))^t C_{n_k}^{-1} (z_k - h(u_k^{(i)}))}{2}} \quad (6)$$

با تقریب گسسته که از تابع چگالی احتمال پسین در رابطه (۳) محاسبه می‌شود، می‌توان با روشی مانند میانگین‌گیری بردار حالت را در زمان  $k$ ام تخمین زد [۲۱]:

$$\hat{u}_k = \sum_{i=1}^N \pi_k^{(i)} u_k^{(i)} \quad (7)$$

$u_k$  است. عملگر  $h$ ، یک تابع غیرخطی نسبت به مکان دوقطبی‌ها، مکان الکترودها و هندسه مغز<sup>۱۸</sup> است که در طول زمان ثابت در نظر گرفته می‌شود [۱۳]. با استفاده از دیدگاه بی‌زین و فرض فعالیت مستقل منابع و اثر مستقل فعالیت هر منبع بر مشاهدات، تابع چگالی احتمال پسین را به شکل زیر تعریف می‌کنیم:

$$p(u_k | z_{1:k}) = p(\underline{u}_{1,k}, \underline{u}_{2,k}, \dots, \underline{u}_{M,k} | z_{1:k}) \quad (10)$$

$$= \prod_{m=1}^M p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k})$$

بنابراین برای بدست آوردن  $p(u_k | z_{1:k})$ ، به سراغ محاسبه  $p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k})$  می‌رویم. برای محاسبه  $p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k})$  بدلیل اینکه مشاهدات ترکیبی از اثر  $M$  منبع است، باید دقت شود که اثر تمامی منابع در مشاهدات، مورد توجه قرار گیرد و در محاسبه  $p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k})$  لحاظ شود، بنابراین داریم:

$$p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k}) \quad (11)$$

$$= \frac{p(z_k | z_{1:k-1}, \underline{u}_{m,k}) p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})}$$

در این رابطه، دیگر نمی‌توان مشابه آنچه که در اصول تئوری فیلتر ذره استاندارد معرفی شده [۲۹، ۲۱]، رابطه  $p(z_k | z_{1:k-1}, \underline{u}_{m,k})$  را در نظر گرفت. دلیل آن هم این است که از تاثیر وجود دیگر منابع،  $\{ \underline{u}_{m,k} \} - u_k$ ، نمی‌توان صرف‌نظر کرد.

با فرض اینکه تعداد منابع مشخص است، مولفه‌های بردار حالت منابع، به ترتیب و بدون اهمیت در اولویت، تخمین زده می‌شوند. شایان ذکر است که، مشخص بودن تعداد منابع محدودیتی برای روش پیشنهادی نیست و تعداد منابع می‌تواند با انتخاب روش‌های مختلف تخمین تعداد منابع، محاسبه شود. البته در عمل، بدلیل SNR پایین در سیگنال‌های EEG، تخمین تعداد منابع ممکن است دچار خطا شود. با این وجود، اگرچه خطا در تعیین تعداد منابع، بر عملکرد روش پیشنهادی تاثیرگذار است اما حساسیت روش پیشنهادی به مشخص بودن تعداد دقیق منابع به شکلی نیست که کلی نتایج را خراب و به عنوان مثال، مانند الگوریتم MUSIC خطای قابل توجهی در کلی نتایج ایجاد کند. در این مقاله، تعداد منابع در شبیه‌سازی‌ها مشخص است و به درستی در اختیار الگوریتم پیشنهادی قرار داده می‌شود. برای داده‌های واقعی نیز، مشابه با [۳۱] از آنالیز ساختار ماتریس کوواریانس سیگنال‌های ثبت شده EEG برای تعیین تعداد منابع استفاده شده است.

در ابتدا، بردار حالت منبع دلخواه اول ( $m = 1$ )،  $\underline{u}_{1,k}$ ، را در نظر بگیرید. این بردار شامل مولفه‌های حالت منبع اول است که قصد

در الگوریتم کلی فیلتر ذره، روند بازنمونه‌برداری و بروزرسانی وزن‌ها در تکرارهای مشخصی ( $T$ ) برای هر لحظه‌ی زمانی ( $k$ ) بصورت بازگشتی تکرار می‌شود. مزیت مهم فیلتر ذره این است که در مدلسازی توابع ( $f_k$  و  $h_k$ ) و مدل توزیع نویزهای سیستم و مشاهدات، محدودیت چندانی وجود ندارد. بعلاوه اینکه الگوریتم ساده و راحتی برای پیاده سازی دارد. اما در روش‌های سنتی فیلتر ذره، با افزایش تعداد منابع و ابعاد بردار حالت، استفاده از الگوریتم فیلتر ذره دچار چالشی جدی در محاسبات و افزایش بار پردازش می‌شود [۲۳]. یکی از راهکارهای موثری که برای غلبه بر این مشکل ارائه شده، شکستن ابعاد بردار حالت به چند زیربردار است [۲۶، ۲۸، ۲۹]. در ادامه با الهام از این روش‌ها [۲۸، ۲۹]، به تشریح روش فیلتر ذره ترتیبی (SPF) می‌پردازیم.

### ۳- معرفی روش پیشنهادی (SPF)

برای بهبود عملکرد فیلتر ذره و کاهش بار محاسباتی الگوریتم آن، در روش پیشنهادی، به جای تخمین و بروزرسانی همزمان تمام منابع با یک بردار حالت با ابعاد بالا، هر منبع مجزا و با در نظر گرفتن اثر بقیه منابع تخمین زده می‌شوند [۲۶]. برای تشریح بیشتر این روش، با در نظر گرفتن مدلی که برای منابع غیرمتحرک در مقالات مختلف مکانیابی منابع مغزی، مانند [۱۲، ۱۳]، ارائه شده، روابط (۱) و (۲) را به ترتیب زیر بازنویسی می‌کنیم:

$$\underline{u}_{m,k} = \underline{u}_{m,k-1} + \underline{v}_k \quad \text{for } m = 1 \dots M \quad (8)$$

$$z_k = h(u_k) + n_k \quad (9)$$

با مقایسه رابطه (۸) با رابطه (۱)، مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی، بردار حالت که شامل مجموعه مولفه‌های حالت تمام منابع است،  $u_k$  را به زیربردارهایی مختص به هر منبع، که با نماد  $\underline{u}_{m,k}$  نشان داده می‌شود، به طور مجزا تفکیک کرده است ( $u_k = [\underline{u}_{1,k}, \underline{u}_{2,k}, \dots, \underline{u}_{M,k}]$ ). این زیربردارها شامل مولفه‌های حالت مختص به هر منبع (منبع  $m$ ) می‌باشد. به عنوان مثال، برای منابع مغزی با فرض مدل دوقطبی منابع، بردار حالت منبع  $m$  در زمان  $k$ ام ( $\underline{u}_{m,k}$ )، شامل شش مولفه (سه مولفه مکانی منابع  $(x, y, z)$  و سه مولفه‌ی مربوط به دامنه فعالیت منابع در راستای سه بعد  $(a_x, a_y, a_z)$ ) می‌باشد.  $\underline{v}_k$ ، نویز تغییرات حالت، با توزیع آماری مشخص و مستقل از زمان قبل است که می‌تواند گوسی یا غیرگوسی باشد. ابعاد  $\underline{v}_k$  متناسب با بعد  $\underline{u}_{m,k}$  تغییر می‌کند و  $\underline{u}_{m,k}$  یک تابع خطی از  $u_{m,k-1}$  است. در مسئله مکانیابی منابع مغزی،  $h(u_k)$  بیانگر سیگنال بدون نویز دریافتی در الکترودها، به ازای بردار حالت

$$w_{m,k}^{(i)} = w_{m,k-1}^{(i)} \mathcal{L}(z_k | \underline{u}_{m,k}^{(i)}, u_k^{-m}) \quad (18)$$

$$\mathcal{L}(z_k | \underline{u}_{m,k}^{(i)}, u_k^{-m}) = e^{-\frac{(z_k - h(\underline{u}_{m,k}^{(i)}, u_k^{-m}))^2 C_{m,k}^{-1}(z_k - h(\underline{u}_{m,k}^{(i)}, u_k^{-m}))}{2}} \quad (19)$$

$$\hat{u}_{m,k} = \sum_{i=1}^{N_m} \pi_{m,k}^{(i)} u_{m,k}^{(i)} \quad (20)$$

که در رابطه (۲۶)،  $\pi_{m,k}^{(i)}$  بصورت زیر محاسبه می‌شود [۲۶]:

$$\pi_{m,k}^{(i)} = \frac{w_{m,k}^{(i)}}{\sum_{i=1}^{N_m} w_{m,k}^{(i)}} \quad i = 1, \dots, N_m \quad (21)$$

تعداد نمونه‌ها برای  $M$  منبع برابر و معادل  $N_m = \frac{N}{M}$  در نظر گرفته شده‌است. 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 ( $\tilde{z}_{m,k}$ )، با توجه به تخمین‌های صورت گرفته، برای تقریب تابع توزیع پسین داریم:

$$p(\underline{u}_{m,k} | \tilde{z}_{m,1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_m} \pi_{m,k}^i \delta(\underline{u}_{m,k} - \underline{u}_{m,k}^i) \quad (22)$$

از این توزیع پسین تقریب زده شده برای بازنمونه‌برداری ذرات، مرتبط با هر منبع، استفاده می‌شود. در این مقاله، رابطه‌ی (۲۲) جایگزین تابع توزیع پسین مشترکی می‌شود که در الگوریتم SPF معرفی شده در [۲۶] مورد استفاده قرار گرفته است. اعمال این تغییر باعث بهبود عملکرد الگوریتم SPF در مراحل بازنمونه‌برداری ذرات می‌شود. این تغییر در الگوریتم SPF باعث ایجاد تمایز دیگری بین الگوریتم SPF و الگوریتم PF می‌شود. در روش‌های مبتنی بر PF یک تابع توزیع پسین مشترک برای تمام منابع تقریب زده شده و بازنمونه‌برداری ذرات 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، تابع توزیع متفاوت حاصل شود. 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. بدلیل فیلترینگ فضایی ذرات بر اساس منبع مشخص، ذرات با حذف اثر می‌شوند که باعث عملکرد بهتر این روش نسبت به PF در SNRهای پایین می‌شود. برای بیان بهتر آنچه که در مرحله وزن‌دهی و بازنمونه‌برداری ذرات در SPF در مقایسه با PF انجام می‌شود، شکل (۱) نمایش داده شده است. این شکل بر اساس مقادیر بدست آمده از وزن‌دهی ذرات و تخمین‌های حاصل از این وزن‌دهی و سپس

داریم تخمین بزنییم ( $\hat{u}_{1,k}$ ). اما همانطور که گفته شد برای تخمین این منبع با رویکرد بیزین، باید تاثیر وجود منابع دیگر  $(M - 1)$  منبع دیگر) را نیز در محاسبات لحاظ کرد. از این رو با الهام از تخمین "بردار حالت" تک‌منبعی، با فرض اینکه مولفه‌های بقیه منابع بجز  $m$ ، مشخص است، روابط (۸) و (۹) را برای هر منبع، با ساختار زیر بازنویسی کنیم:

$$\underline{u}_{m,k} = \underline{u}_{m,k-1} + \underline{v}_k \quad \text{for } m = 1 \dots M \quad (12)$$

$$z_k = h(u_k^m) + n_k \quad (13)$$

مولفه‌های بردار حالت  $u_k^m = [\hat{u}_{1,k}, \dots, \hat{u}_{m-1,k}, \underline{u}_{m,k}, \hat{u}_{m+1,k}, \dots, \hat{u}_{M,k}]$  عبارتند از مجموعه تخمین‌هایی که برای  $m - 1$  منبع قبلی در زمان  $k$  بدست آمده و جایگزین مقادیر خام اولیه منبع شده ( $\{\hat{u}_{1,k}, \dots, \hat{u}_{m-1,k}\}$ )، مولفه‌های منبع  $m$  ( $\underline{u}_{m,k}$ ) و تقریب‌های از مولفه‌های منابع باقی مانده که هنوز در زمان  $k$  تخمین زده نشده‌اند و اطلاعات آن‌ها از زمان  $k - 1$  در دسترس است ( $\{\hat{u}_{m+1,k}, \dots, \hat{u}_{M,k}\}$ ). اگر مجموعه منابع تخمین زده شده و تقریبی ( $u_k^{-m} = [\hat{u}_{1,k}, \dots, \hat{u}_{m-1,k}, \hat{u}_{m+1,k}, \dots, \hat{u}_{M,k}]$ ) جزء دانسته‌های این مرحله باشد، بدین ترتیب داریم (اثبات رابطه زیر به همراه جزئیات بیشتر از روابط، در مرجع [۲۶] موجود است):

$$\begin{aligned} \tilde{p}(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k}) &= p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k}, u_k^{-m}) \\ \text{subject to have: } u_k^{-m} & \\ &= \frac{p(z_k | u_k^m) p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \end{aligned} \quad (14)$$

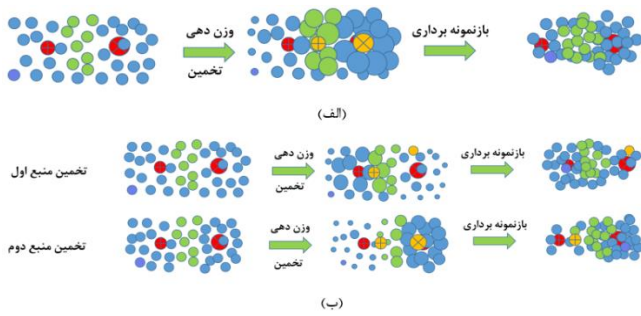
که با توجه به اینکه  $p(u_{k-1}^m | z_{1:k-1})$  از مرحله قبل در دسترس بوده و  $p(\underline{u}_{m,k} | u_{k-1}^m)$  با توجه به رابطه (۱۲) قابل محاسبه است، داریم:

$$p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k}) = \frac{\mathcal{L}(z_k | u_k^m) p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \quad (15)$$

$$p(\underline{u}_{m,k} | z_{1:k-1}) = \int p(\underline{u}_{m,k} | u_{k-1}^m) p(u_{k-1}^m | z_{1:k-1}) du_{k-1}^m \quad (16)$$

$$p(z_k | z_{1:k-1}) = \int p(z_k | u_k^m) p(u_k^m | z_{1:k-1}) du_k^m \quad (17)$$

و با فرض سفید گوسی بودن نویز اندازه‌گیری، روابط (۵) تا (۷) با شرایط جدید، به ترتیب زیر بازنویسی می‌شوند [۲۶]:



شکل ۱: نمایش و مقایسه شماتیک مراحل وزن‌دهی ذرات، تخمین منابع و بازنمونه‌برداری ذرات برای دو روش الف) فیلتر ذره استاندارد و ب) فیلتر ذره ترتیبی.

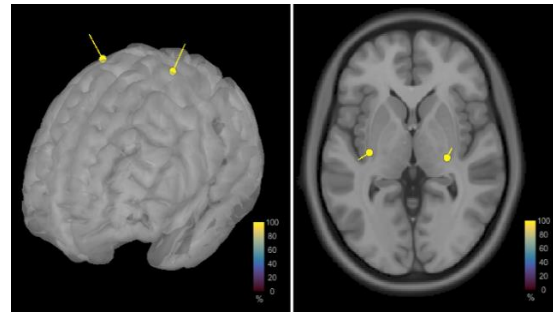
کوچکتر) انجام شده است و تخمین منبع بزرگتر (دایره نارنجی رنگ با علامت ضربدر) در فاصله نزدیکی از منبع بزرگتر قرار گرفته است. بر اساس این وزن‌دهی، تابع چگالی احتمال پسین برای توزیع نمونه‌های منبع بزرگتر تخمین زده می‌شود و براساس آن بازنمونه‌برداری ذرات انجام می‌شود که در قسمت سمت راست مربوط به تخمین منبع دوم در شکل (۱-ب) مشخص است. این انتخاب، وزن‌دهی و بازنمونه‌برداری ذرات به طور مجزا برای هر منبع، در واقع همان فیلترینگ فضایی ذرات است که با تخمین مجزای تابع توزیع چگالی احتمال نمونه‌ها متناسب با هر منبع، بازنمونه‌برداری هدفمندتری نسبت به PF انجام می‌شود که باعث می‌شود فیلتر ذره ترتیبی در SNRهای پایین نتایج بهتری نسبت به فیلتر ذره ترتیبی داشته باشد.

تفاوت دیگر بین دو الگوریتم SPF و PF، کاهش حالات مورد بررسی در مرحله‌ی محاسبه میزان درستنمایی ذرات است. اگرچه در روش SPF منابع به طور مجزا تخمین زده می‌شوند و این مستلزم تکرار متناوب الگوریتم برای تک تک منابع است اما در این روش با شکستن ابعاد بردار حالت، تعداد ترکیب‌های ذرات برای محاسبه‌ی میزان درستنمایی ذرات به شدت کاهش می‌یابد. این امر، در نهایت، منجر به کاهش حجم محاسبات و افزایش سرعت اجرای الگوریتم SPF نسبت به PF می‌شود. در [۲۶] به مقایسه سرعت اجرای الگوریتم SPF و دیگر الگوریتم‌های مبتنی بر PF پرداخته شده است. در ضمیمه (۱)، یک شبه‌کد از فیلتر ذره پیشنهاد شده ارائه شده است. لازم به ذکر است در این الگوریتم تعداد نمونه‌ها برای همه منابع یکسان در نظر گرفته شده‌اند ( $N_m$ ). لازم به ذکر است که، بدلیل اینکه در الگوریتم SPF، دانستن محدوده‌ی فعالیت نواحی مختلف مغز در سرعت اجرا و همگرایی نتایج الگوریتم موثر است و همچنین به دلیل این که در شبیه‌سازی‌ها منابع در نواحی مختلف مغز به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند، برای بدست آوردن مکان

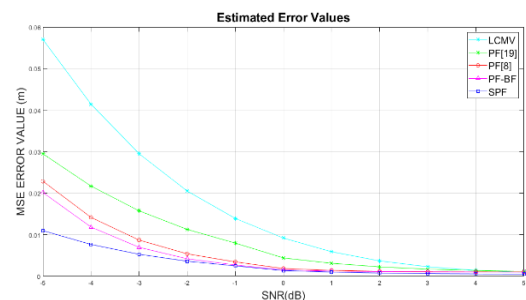
بازنمونه‌برداری انجام شده با استفاده از تابع چگالی پسین تخمین زده شده در مراحل بازنمونه‌برداری ذرات طراحی شده است. در شکل (۱-الف) (شکل بالا) مراحل وزن‌دهی، تخمین و بازنمونه‌برداری برای فیلتر ذره استاندارد، آورده شده است. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، اگر ابتدا توزیع یکنواختی از ذرات در فضای شامل دو منبع مورد جستجو داشته باشیم، که یک منبع توان بیشتری نسبت به منبع دیگری داشته باشد، نتیجه حاصل از محاسبه میزان درستنمایی ذرات و وزن‌دهی ذرات به صورت نمایش داده شده در قسمت میانی شکل (۱-الف) است. دیگر منابع، بر مبنای منبع مورد تخمین وزن‌دهی و نمونه‌برداری مشاهده می‌شود که ذرات نزدیک به منبع بزرگتر وزن بیشتری دارند و از طرفی ذرات سبز رنگ در فاصله بین دو منبع هستند، وزن بیشتری نسبت به ذراتی که در نزدیکی منبع کوچکتر هستند پیدا کرده‌اند. در نتیجه این وزن‌دهی، مطابق رابطه (۷)، اگر تخمینی برای منابع در نظر گرفته شود، نقاط نارنجی رنگ، تخمین‌هایی از منابع هستند که در اختیار ما قرار می‌گیرند. بر اساس این وزن‌دهی‌ها و تخمین تابع چگالی احتمال پسین، بازنمونه‌برداری ذرات که در قسمت سمت راست شکل (۱-الف) نمایش داده شده، نشان می‌دهد تراکم ذرات در فاصله بین دو منبع بیشتر از اطراف منبع کوچکتر است و همین امر موجب ایجاد خطا در نتایج الگوریتم به در SNRهای پایین خواهد شد. در شکل (۱-ب)، شکل زیرین، نحوه اجرای مراحل وزن‌دهی و بازنمونه‌برداری ذرات، برای دو منبع بر اساس رویکرد SPF نشان داده شده است. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، ابتدا منبع اول (که به طور دلخواه انتخاب می‌شود) تخمین زده می‌شود. منبع اول، منبع ضعیفتر یا کوچکتر انتخاب شده است. با توجه به آنچه که در مورد فیلتر ذره ترتیبی گفته شد، یک تقریب خام اولیه از منبع دوم که همان منبع قویتر یا بزرگتر است در نظر گرفته می‌شود (دایره نارنجی رنگ بدون علامت) و با در نظر گرفتن اثر این منبع در مشاهدات، ذرات برای منبع کوچکتر وزن‌دهی می‌شوند. در قسمت میانی شکل (۱-ب) که مربوط به تخمین منبع اول است مشاهده می‌شود که وزن‌ها در اطراف منبع کوچکتر بهتر از حالت قبل (شکل (۱-الف)) وزن‌دهی شده‌اند و منبع تخمین زده شده به منبع مورد نظر نزدیکتر است. پس از این مرحله و تخمین تابع چگالی احتمال پسین مربوط به این منبع رابطه (۲۲)، ذرات مجدداً نمونه‌برداری می‌شوند که همانطور که در شکل مشخص است، تراکم ذرات در اطراف منبع کوچکتر بیشتر است. از تخمین منبع کوچکتر (دایره نارنجی رنگ با علامت مثبت) برای تخمین منبع دوم یا همان منبع بزرگتر استفاده می‌شود. در قسمت مربوط به تخمین منبع دوم مشاهده می‌شود که وزن‌دهی‌ها بهتر از مرحله قبلی (تخمین منبع

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 را، در صورت وجود، در محاسبات وارد می‌کند و بدنبال تخمین چگالی جریان منابع با کمترین مقدار خود است. نتایج حاصل از مکانیابی روش sLORETA با استفاده از برنامه‌ای از پیش نوشته شده در نرم‌افزار BrainStorm (BS) حاصل شده است [۳۲]. در شبیه‌سازی‌های انجام شده، از مدل سر استاندارد و چیدمان الکترودی تعریف شده در BS استفاده و برای داده‌های واقعی، ساختار واقعی مغز افراد مدل شده است. برای مدلسازی ساختار مغز افراد از فایل‌های DICOM که از تصویربرداری‌های MRI حاصل می‌شود، استفاده و فایل nii آن‌ها با نرم‌افزار MRICorn ساخته شده است. ماتریس هدایت سر ( $H$ ) نیز با استفاده از BS و در نظر گرفتن مدل چهار لایه حجم سر، محاسبه می‌شود. کل فضای حجم مغز به صورت سه‌بعدی مش‌بندی شده که شامل ۲۱۰۱۲ نقطه به عنوان رئوس این مش‌ها [۱۳] می‌باشد. سرتاسر سطح قشر مغز نیز مش‌بندی دو بعدی شده که شامل ۱۵۰۰۲ نقطه به عنوان رئوس مش‌بندی‌ها است [۳۲]. این رئوس، محل‌های احتمالی حضور منابع هستند. اگر منابع روی سطح قشر مغز در نظر گرفته شوند (آزمایش اول و دوم)، بر روی یکی از ۱۵۰۰۲ نقطه و اگر از وجود همه منابع بر روی سطح قشر مغز، مطمئن نباشیم (آزمایش سوم)، بر روی یکی از ۲۱۰۱۲ نقطه، قرار می‌گیرند. تمامی اطلاعات شبیه‌سازی از نرم‌افزار BS به محیط اصلی نرم‌افزار Matlab انتقال داده می‌شود و در صورت نیاز به عنوان ورودی روش‌های مقایسه مورد استفاده قرار می‌گیرد.

منابع در طول زمان در مکان ثابتی فرض می‌شوند (ایستان). معادلات حالت و اندازه‌گیری برای الگوریتم‌های [۱۴] و [۲۵] مطابق روابط (۸) و (۹) و برای روش الگوریتم پیشنهادی مطابق (۱۲) و (۱۳) در نظر گرفته شده‌اند. برای [۱۴] و [۲۵] تعداد ذرات ۲۰۰۰ ( $N = 2000$ ) و برای روش پیشنهادی تعداد منابع مورد تخمین از این تعداد ذرات کاسته می‌شود و بر تعداد منابع تقسیم می‌شود تا تعداد ذرات برای هر منبع حاصل شود. به عنوان مثال اگر دو منبع داشته باشیم به هر منبع تعداد ۹۹۹ ذره اختصاص می‌یابد (برای منطقی بودن مقایسه بین زمان اجرای الگوریتم‌ها، باید مجموع ذرات، برابر در نظر گرفته شود (هرچند که چند نمونه تاثیر چندانی ندارد)، در روش پیشنهادی، منابع به نوعی مجزا مکانیابی می‌شوند و اثر منبع دیگر به صورت یک ذره به عنوان تقریبی از مکان آن فرض می‌شود، بنابراین برای برابر بودن ذرات، تخمین هر منبع با ۹۹۹ ذره انجام می‌شود).



شکل ۲: نمایش یکی از حالت‌های قرارگرفتن دو قطبی‌های شبیه‌سازی شده، با راستای دلخواه، روی سطح قشر مغز. تصویر سمت راست نمای دو بعدی از بالای قشر مغز و تصویر سمت چپ نمای سه بعدی از مغز.



شکل ۳: خطای حاصل از روشهای مختلف بر اساس مقادیر مختلف  $5 < \text{SNR}$

اولیه منابع (در  $k = 0$ ) مورد استفاده در الگوریتم SPF، از تقریب‌های خام اولیه که توسط فیلتر ذره معمولی (PF) انجام می‌شود، بهره گرفته می‌شود و از آن‌ها به عنوان تقریب‌های خام مولفه‌های منابع در مراحل بعدی (برای  $k > 0$ ) الگوریتم SPF استفاده می‌شود.

#### ۴- ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی

در این بخش به بررسی عملکرد روش پیشنهادی می‌پردازیم. در این راستا، سه دسته آزمایش طراحی شده است. در آزمایش اول، منابع سینوسی تک فرکانسی به عنوان منابع غالب فعال در مغز مدل شده است. در آزمایش دوم، به هریک از منابع، سیگنال‌های شبه واقعی EEG با طیف گسترده‌ای از فرکانس‌های مغزی اختصاص داده می‌شود. در آزمایش سوم، از سیگنال‌های واقعی برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی استفاده خواهد شد.

روش‌های فیلتر ذره معرفی شده در [۱۴] و [۲۵]، شکل‌دهنده پرتو LCMV [۱۶، ۱۷] و روش PF-BF [۱۲، ۱۳]، برای مقایسه نتایج مورد بررسی قرار گرفته‌اند. همچنین در این تحقیق، از روش sLORETA [۳۲]، به عنوان مرجع مقایسه‌ای برای سنجش عملکرد روش پیشنهادی، به صورت تصویری، استفاده شده است.

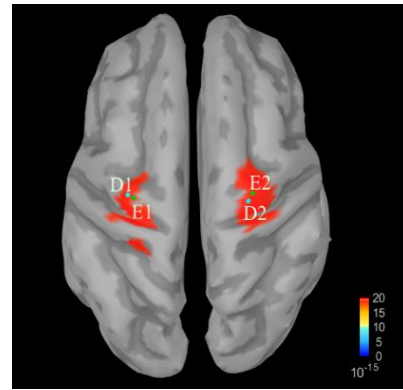


شبیه‌سازی شده مطابق آنچه که در [۱۳] پیشنهاد شده، از دو سیگنال سینوسی تک فرکانسی تشکیل شده است. به‌عنوان مثال، دو سیگنال  $s_1 = 0.2\sin(10\pi t)$  و  $s_2 = 0.1\sin(6\pi t + \pi/4)$  با دامنه و فرکانس متفاوت را فرض کنید که با نرخ نمونه‌برداری 20Hz نمونه‌برداری می‌شوند.  $s_1$  و  $s_2$  سیگنال‌های اختصاص داده شده به هر یک از دوقطبی‌های تعریف شده در سطح قشر مغز هستند. با توجه به اینکه گشتاور مدل دوقطبی منابع عمقی در مغز، مقید نیستند [۱۳]، و روش ارائه شده به شرط تعریف درست از مدل تغییرات حال و مشاهدات، می‌تواند برای منابع عمقی نیز مورد استفاده قرار گیرد، برای حفظ کلیت حل مسئله، اگرچه شواهدی در مورد عمود نبودن راستای گشتاور دوقطبی بر سطح قشر مغز وجود ندارد، در این مقاله بدون نقض آن، راستای گشتاور دوقطبی‌ها در سطح قشر مغز نیز غیرمقید فرض شده است.

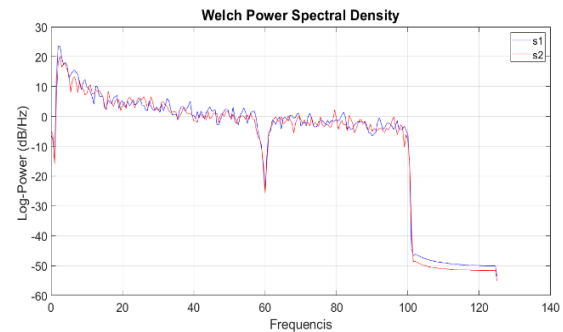
به عنوان نمونه، در شکل (۲) مکان و گشتاور برای دو عدد دوقطبی، نمایش داده شده است. مقدار SNR هم متغیر و در بازه  $[-5, 5]_{dB}$  در نظر گرفته می‌شود.

در این آزمایش، طول سیگنال‌های  $s_1$  و  $s_2$ ، ۶ ثانیه در نظر گرفته شده و با توجه به نرخ نمونه‌برداری مورد اشاره، نمونه‌ی سیگنال‌ها در ۱۲۰ لحظه زمانی از طریق نمونه‌برداری حاصل می‌شود. اما با توجه به اینکه فرض شده تعداد منابع فعال از پیش مشخص هستند و در این آزمایش، تعداد دو منبع فعال برای الگوریتم تعریف شده، بنابراین اگر یکی از سیگنال‌ها در لحظات نمونه‌برداری شده صفر باشد، در عمل یک منبع فعال وجود دارد و اطلاعات اولیه غلط به الگوریتم داده شده است. بنابراین از بین لحظات نمونه‌برداری شده، ۱۰۰ لحظه زمانی که در آن لحظات، هیچ‌یک از دو سیگنال  $s_1$  و  $s_2$  صفر نباشد، انتخاب می‌شود. برای تخمین مولفه‌های بردار حالت منابع در هر لحظه از زمان، الگوریتم‌ها ۵۰۰ بار تکرار می‌شود. خطای مکانیابی بر مبنای معیار MSE محاسبه و نهایتاً در ۴۰ بار آزمایش خطای مکانیابی میانگین‌گیری می‌شود. لازم به ذکر است با توجه به اینکه روش LCMV بیشترین خطا را نسبت به بقیه دارد، حساسیت بیشتری به نزدیکی منابع دارد و در برخی از ترکیب‌ها جواب‌های LCMV همگرا نمی‌شود و غالباً یک منبع را در محدوده فعالیت منابع شناسایی می‌کند. به همین علت نتایج آن ترکیب از نتایج حذف و ترکیب جدید جایگزین می‌گردد.

در مواردی که دو منبع بیش از حد به یکدیگر نزدیک قرار گرفته و الگوریتم‌ها، بخصوص شکل دهنده پرتو، قادر به تفکیک دو منبع نبود، نتایج از محاسبات حذف شدند. همانطور که گفته شد در این آزمایش، مدل استاندارد سر به همراه ۶۵ الکتروود با چیدمان



شکل ۴: نمایش تصویری مکانیابی انجام شده توسط روش پیشنهادی و نواحی تخمین زده شده توسط الگوریتم sLORETA در زمان  $t=4.800_s$  و  $SNR=-3_{dB}$ . برای نمایش بهتر نتایج، دامنه ۹۵٪ برای روش sLORETA در تنظیمات نرم افزار BS در نظر گرفته شده است. نقاط آبی رنگ، مکان منابع شبیه‌سازی شده (D1 و D2)، نواحی قرمز رنگ، مناطقی هستند که الگوریتم sLORETA از حضور منابع تخمین زده و نقاط سبز رنگ (E1 و E2) تخمین‌های مکانی الگوریتم SPF از منابع می‌باشد.

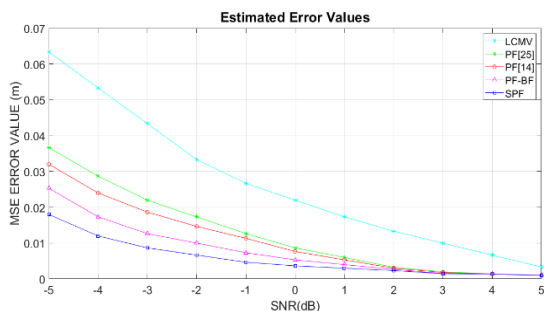


شکل ۵: چگالی طیف توان سیگنال مورد استفاده در شبیه‌سازی‌ها ( $S_{PR}$ ). سیگنال‌های ثبت شده در [۳۳]، در محدوده فرکانسی ۲ تا ۱۰۰ هرتز فیلتر شده‌اند و در فرکانس ۶۰ هرتز، نویز فرکانس برق شهری حذف شده است.

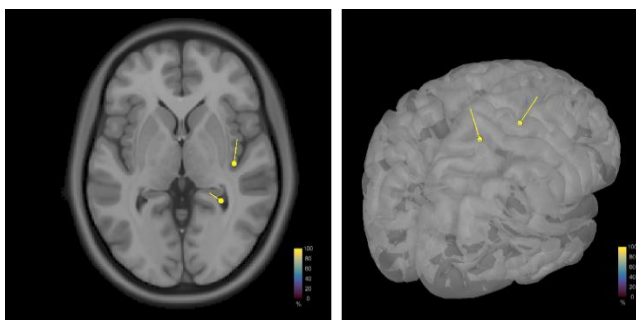
برای بدست آوردن نتایج از نرم افزار Matlab-R2018b و نرم‌افزار BrainStorm که تحت محیط همین نسخه Matlab فعال می‌باشد، بصورت ترکیبی استفاده شده است. سیستم مورد استفاده برای انجام محاسبات، یک لپ‌تاپ Core-i5 برند SONY، محیط Windows 10- 64bit با پردازنده 2.67 GHz می‌باشد که ذخیره و برداشت اطلاعات از روی یک حافظه SSD-128Gbit انجام می‌پذیرد.

#### ۴-۱- نحوه شبیه‌سازی آزمایش اول و بررسی نتایج

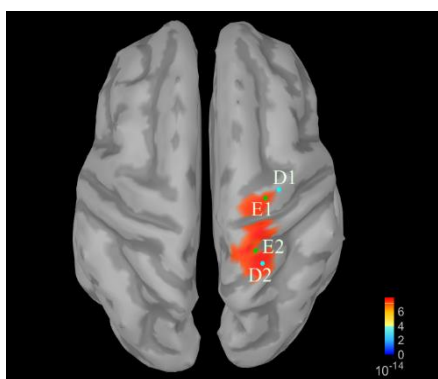
در این آزمایش، ابتدا دو منبع به‌عنوان منابع فعال در مغز در نظر گرفته شده است. برای بررسی عملکرد روش‌ها، ۴۰ بار شبیه‌سازی انجام شده و در هر بار ترکیب دو منبع با فواصل متغیر به صورت تصادفی در سطح قشر مغز<sup>۱۹</sup> جابجا شده‌اند. همچنین سیگنال‌های



شکل ۶: خطای حاصل از روشهای مختلف بر اساس مقادیر مختلف SNR برای سیگنال‌های شبه‌واقعی اختصاص داده شده به منابع شبیه‌سازی شده.



شکل ۷: نمایش یکی از حالت‌های قرارگرفتن دوقطبی‌های شبیه‌سازی شده، با راستای دلخواه، روی سطح قشر مغز. تصویر سمت چپ نمای بعدی از بالای قشر مغز و تصویر سمت راست نمای سه بعدی از مغز.



شکل ۸: نمایش تصویری مکانیابی انجام شده توسط روش SPF و نواحی تخمین زده شده توسط الگوریتم sLORETA در زمان  $t=4.920$  و  $SNR=0$ dB. برای نمایش بهتر نتایج، دامنه ۹۰٪ برای روش sLORETA در تنظیمات نرم افزار BS در نظر گرفته شده است. نقاط آبی رنگ، مکان منابع شبیه‌سازی شده (D1 و D2)، نواحی قرمز رنگ، مناطقی هستند که الگوریتم sLORETA از حضور منابع تخمین زده و نقاط سبز رنگ (E1 و E2) تخمین‌های مکانی الگوریتم SPF از منابع می‌باشد.

تکرار، ۱۵۶۹۲ ثانیه بوده و توانسته سرعت محاسبات را نسبت به دیگر الگوریتم‌ها ۱۶ تا ۲۴ درصد، افزایش دهد. در جدول (۱)، نسبت اجرای الگوریتم SPF به دیگر الگوریتم‌ها آورده شده است.

استاندارد (65) ICBM152-Generic-10 10. که به صورت پیش فرض در نرم افزار BS موجود می‌باشد، استفاده شده است.

میزان خطای هر یک از روش‌ها که در SNRهای مختلف میان‌گیری شده، در شکل (۳) آورده شده است. در مدل مشاهدات، مجموع اثرات سیگنال‌های مزاحم، با نویز سفید گوسی مدل شده است. مشاهده می‌شود، عملکرد کلی فیلتر ذره نسبت به شکل‌دهنده پرتو LCMV بهتر است و فیلتر ذره پیشنهادی SPF در SNRهای پایین، بهتر از الگوریتم‌های PF پیشنهاد شده در [۱۴] و [۲۵] و PF-BF عمل کرده است. همانطور که در شکل مشخص است، در حالت کلی، عملکرد روش‌های مبتنی بر فیلتر ذره بهتر از روش LCMV است، و در بین روش‌های بر مبنای تئوری فیلتر ذره، SPF در SNRهای پایین عملکرد بهتری از خود نشان داده است. لازم به ذکر است که، نتایج نمایش داده شده در شکل (۳)، نسبت به نتایج نمایش داده شده در شکل (۲) مقاله [۱۲] و شکل (۲) مقاله [۱۳]، در محدوده‌ی بالاتری هستند. علت این تفاوت، می‌تواند به قرار گرفتن مکان‌های تصادفی برخی منابع در لبه‌های شیارهای قشر مغز نسبت داده شود. البته تفاوت در محاسبه ماتریس هدایت حجم سر نیز می‌تواند تا حدودی تاثیر گذار باشد. همچنین دلخواه و غیرمقید در نظر گرفتن گشتاور دوقطبی‌ها دلیل تفاوت نتایج این مقاله با مقاله اولیه [۲۷] است. نکته دیگر اینکه، با غیرمقید کردن راستای فعالیت دوقطبی‌ها، عملکرد شکل‌دهنده پرتو LCMV به طور نسبی، فاصله کمتری تا روش‌های مبتنی بر تئوری فیلتر ذره پیدا کرده است. در نتایج بدست آمده، تخمین عمق منابع (مولفه مکانی منابع در راستای محور zها) بیشترین خطا را به خود اختصاص داده است (در برخی موارد در حدود نصف کل خطای محاسبه شده). در شکل (۴)، موقعیت مکانی منابع شبیه‌سازی شده، نواحی فعال شناسایی شده توسط الگوریتم sLORETA و مکان منابع تخمین زده شده توسط الگوریتم SPF، نسبت به یکدیگر، نمایش داده شده است. نواحی قرمز رنگ، نواحی فعال در زمان ۴/۸۰۰ ثانیه است که توسط sLORETA مشخص شده، نقاط سبز رنگ، منابع تخمین زده شده با روش SPF در همین زمان و نقاط آبی رنگ، مکان منابع شبیه‌سازی شده است.

در مورد مقایسه سرعت اجرای الگوریتم‌ها، همانگونه که انتظار می‌رود الگوریتم شکل‌دهنده پرتو LCMV زمان به مراتب کمتری نسبت به الگوریتم‌های مبتنی بر تئوری فیلتر ذره صرف محاسبات می‌کند. اما در بین روش‌های مبتنی بر تئوری فیلتر ذره، الگوریتم SPF، نسبت به دیگر روش‌ها، سرعت بیشتری در انجام محاسبات داشته است. مقدار میانگین زمان اجرای الگوریتم SPF (بدون در نظر گرفتن بقیه محاسبات جانبی مثل ایجاد ترکیب‌ها) برای ۵۰۰

جدول ۱: نسبت زمان اجرای الگوریتم SPF به الگوریتم‌های PF[8]، PF[19] و PF-BF

SPF/PF[19]	SPF/PF[8]	SPF/PF-BF
0/7581	0/7933	0/8413

#### ۴-۲- نحوه شبیه‌سازی آزمایش دوم و بررسی نتایج

در این آزمایش تمامی شرایط شبیه‌سازی مانند آزمایش اول است با این تفاوت که به جای استفاده از سیگنال‌های سینوسی تک فرکانسی، از سیگنال‌هایی شبه‌واقعی که حاوی طیف گسترده‌ای از فرکانس‌های مغزی می‌باشد، استفاده شده است. این آزمایش به این دلیل طراحی شده که، برای ارزیابی عملکرد روش‌ها، باید به نحوی اطلاعات مکان منابع در دسترس باشد. اما 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. برای بدست آوردن این سیگنال‌های شبه-واقعی، از سیگنال‌های EEG ثبت شده وابسته به انجام عمل<sup>۲۰</sup>، مربوط به ۷ نفر از کارمندان و دانشجویان دانشگاه پوردو<sup>۲۱</sup>، که افراد سالمی هستند و یک نفر آنها چپ دست و ۴۸ ساله، یک نفر راست دست و ۳۹ ساله و بقیه افراد راست دست بین ۲۰ تا ۳۰ سال، انتخاب شده است. این سیگنال‌ها در ۶ کانال O1, O2, P3, P4, C3 و C4 با مرجع LM<sup>۲۲</sup> ثبت شده‌اند. فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۰ هرتز بوده است [۳۳]. این سیگنال‌ها در بازه ۲ تا ۱۰۰ هرتز فیلتر شده و با در نظر گرفتن اطلاعات بیولوژیکی و استفاده از روش فیلتر ذره، مکان تقریبی منابع مربوط به این سیگنال‌ها، تخمین زده شده است. با در نظر گرفتن مکان تخمینی منابع سیگنال‌ها، معکوس ضرایب انتقال متناسب با مکان‌های تخمینی، محاسبه شده و تقریبی از سیگنال‌های الکتریکی حاصل از فعالیت نورون‌ها بدست آمده است. در این سیگنال‌های شبه‌واقعی ((SPR))، بر مبنای تحقیقات انجام شده و پهنای باندهای تأیید شده، محدوده‌ی فرکانسی دو تا صد هرتز به عنوان پهنای باند سیگنال‌های خالص تولیدی توسط نورون-ها در نظر گرفته شده است. همچنین مکانیابی منابع با این فرض انجام می‌شود که این سیگنال‌های شبه‌واقعی حاصل از فعالیت متمرکز نورون‌ها هستند. در شکل (۵) چگالی طیف توان دو نمونه از این سیگنال‌ها آورده شده است. نویزهای وارد شده در مدلسازی، هم برای سیگنال پس‌زمینه مغزی و هم برای نویز ناشی از دستگاه اندازه‌گیری، سفید گوسی در نظر گرفته شده است.

برای محاسبه میزان خطا و میانگین‌گیری نتایج، مشابه آنچه که در آزمایش اول (زیربخش (۱-۴)) انجام شد، ۱۰۰ لحظه زمانی را به عنوان نمونه‌های سیگنال شبه‌واقعی، مورد بررسی قرار دادیم. با توجه به فرکانس نمونه‌برداری 250 Hz و طول هر یک از سیگنال‌های شبه‌واقعی، که ۶ ثانیه است، تعداد کل نمونه‌ها ۱۵۰۰ نمونه است

که فاصله هر نمونه از نمونه بعدی، ۴ میلی ثانیه می‌باشد. برای انتخاب ۱۰۰ نمونه از ۱۵۰۰ نمونه، از هر ۱۵ نمونه یک نمونه انتخاب می‌شود. این نمونه‌ها به‌طور منظم و به ترتیب بعد از هر ۱۴ نمونه‌ی متوالی، انتخاب می‌شود. بنابراین با توجه به فاصله ۴ میلی ثانیه بین نمونه‌ها، فاصله هر دو نمونه‌ی متوالی از ۱۰۰ نمونه‌ی انتخابی در این آزمایش، ۶۰ میلی ثانیه از یکدیگر است. مشابه آزمایش قبل، ۴۰ بار شبیه‌سازی انجام شده و در هر بار ترکیب دو منبع با فواصل متغیر به صورت تصادفی در سطح قشر مغز جابجا شده‌اند. ذکر این نکته ضروری است که سیگنال‌های شبه‌واقعی، مستقل از اینکه حاصل از کدام فعالیت مغزی باشند، به صورت تصادفی به هر یک از این منابع اختصاص داده می‌شوند. مقادیر متفاوت نویز را هم، همانند آزمایش قبل، فقط با تولید نویز پس‌زمینه به سیگنال‌ها اضافه می‌کنیم.

در شکل (۶)، مقدار خطای تخمین روش‌های مورد مقایسه، آورده شده است. همانطور که در شکل مشخص است، دقت تخمین‌ها نسبت به آزمایش قبلی کاهش پیدا کرده است. با توجه به این که همه شرایط شبیه‌سازی با آزمایش اول یکسان در نظر گرفته شده، این کاهش دقت را می‌توان به اختصاص دادن سیگنال‌های شبه-واقعی به منابع فرضی، به جای سیگنال‌های تک فرکانسی نسبت داد. اما همچنان مشاهده می‌شود که روش SPF در SNRهای پایین، نتایج به نسبت بهتری را حاصل کرده است. در این آزمایش نیز، قرار گرفتن مرکز دوقطبی‌ها در لبه شیارهای قشر مغز، که باعث ایجاد خطای آشکاری در تخمین عمق منابع (مولفه مکانی منابع در راستای محور Zها) می‌شود، یکی از دلایل اصلی ایجاد خطا در تخمین مکان منابع است. در شکل (۷)، یک مثال دیگر از مکان دوقطبی‌ها در سطح قشر مغز آورده شده است. این مثال به این دلیل انتخاب شده که مکان یکی از دوقطبی‌ها در لبه قشر مغز قرار دارد و همچنین راستای هیچ یک از دوقطبی‌ها، در هیچ راستایی بر سطح قشر مغز نیست. در شکل (۸) مکانیابی منابع فعال شکل (۷) که توسط الگوریتم sLORETA و روش SPF، در SNR=0dB انجام شده، به صورت تصویری به نمایش درآمده است.

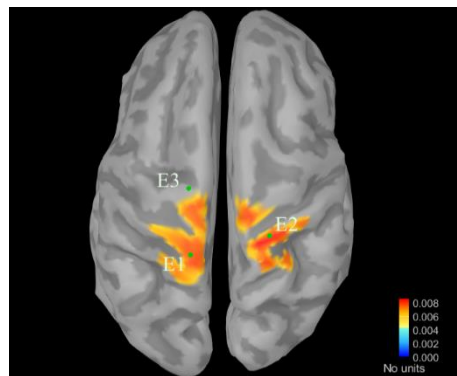
لازم به ذکر است، برای نمایش نقاط تخمین زده شده توسط SPF، ما این نقاط را از محیط Matlab وارد BS می‌کنیم. اما بدلیل این که مقادیر تخمین‌های SPF از میانگین‌گیری نقاط مختلف حاصل شده است، در اغلب موارد این نقاط بر نقاط مش‌بندی مغز که توسط BS انجام شده، منطبق نمی‌باشد. به همین دلیل در نمایش نقاط تخمین زده شده در SPF، توسط BS، چه در شکل (۴) و چه در شکل (۸)، مقداری خطا وجود دارد (حداکثر به اندازه فاصله رئوس مش‌بندی شده و با افزایش تعداد رئوس می‌توان از مقدار این خطا

شایان ذکر است در برخی موارد که الکترودها دقیقاً بر روی سطح پوست سر قرار نمی‌گرفتند، با استفاده از گزینه refine در نرم‌افزار BS، مکان الکترودها اندکی تغییر کرده و بر روی پوست سر قرار داده شده است. در [۳۴] از روش sLORETA برای مشخص کردن نواحی فعال مغز استفاده شده که ما هم در این مقاله استفاده می‌کنیم اما با توجه به شبیه‌سازی اختصاصی مدل سر افراد تحت آزمایش، به‌طور مجزا نتایج داده‌های این مقاله با الگوریتم sLORETA تحلیل شده‌اند. سیگنال‌ها در بازه ۲ تا ۱۰۰ هرتز فیلتر و تعداد منابع در هر لحظه با استفاده از آنالیز ماتریس کوواریانس داده‌ها تخمین زده شده‌اند [۳۱]. منابع در هر لحظه با ۵۰۰ بار تکرار ( $T=500$ ) الگوریتم SPF تخمین زده می‌شوند. در شکل (۹) نتیجه حاصل از مکانیابی روش sLORETA و SPF آورده شده است. برای محاسبه مقدار کوواریانس نویز در روش sLORETA از نرم‌افزار BS استفاده شده است.

همانطور که در شکل مشاهده می‌شود، نتایج بدست آمده در این آزمایش، با نتایج دو شبیه‌سازی قبلی تقریباً مشابه است. بنابراین شاید بتوان امیدوار بود که دقت تخمین‌ها نیز برای داده‌های واقعی با دقت تخمین‌های انجام شده در شبیه‌سازی‌ها مشابه باشد. اما وجه تمایزی که وجود دارد این است که منبع E3 در خارج از نواحی تخمین زده شده توسط sLORETA قرار دارد. با دقت در نقاط بدست آمده از الگوریتم SPF و مختصات سطح قشر مغز فرد نمونه، مشاهده شد که این منبع توسط الگوریتم SPF عمقی‌تر شناسایی شده است. البته باز هم مختصات بدست آمده بر رؤس مش‌بندی شده مغز قرار نگرفته و در نمایش این نقطه در BS اندکی خطا به وجود آمده است.

### جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این مقاله از الگوریتم SPF برای مکانیابی منابع غالب مغزی، با فرض تنکی و مشخص بودن تعداد منابع در تمام لحظات، استفاده شد. ویژگی این روش در مقایسه با الگوریتم‌های متداول فیلتر ذره آن است که بجای در نظر گرفتن مولفه‌های تمامی منابع در یک بردار حالت، زیربردارهایی متناسب با تعداد منابع تشکیل می‌دهد و بجای تخمین همزمان مولفه‌های تمام منابع، مولفه‌های منابع را به تفکیک و با در نظر گرفتن اثر دیگر منابع تخمین می‌زند. این رویکرد، به نوعی فیلترینگ فضایی مختص به هر منبع، در بازنمونه‌برداری ذرات، انجام می‌دهد. عملکرد این روش، در مکانیابی منابع مغزی، با سه دسته داده‌ی سینوسی تک فرکانسی، سیگنال‌های شبه‌واقعی و واقعی مورد ارزیابی قرار گرفت. آزمایشات نشان داد که این روش در SNRهای پایین نتایج بهتری نسبت به الگوریتم‌های



شکل ۹: نمایش تصویری مکانیابی انجام شده توسط روش SPF و نواحی تخمین زده شده توسط الگوریتم sLORETA در زمان  $t=4.920$  s و  $SNR=0_{dB}$  دامنه ۷۰٪ برای روش sLORETA در تنظیمات نرم‌افزار BS در نظر گرفته شده است. نواحی قرمز و نارنجی رنگ، مناطقی هستند که الگوریتم sLORETA از حضور منابع تخمین زده و نقاط سبز رنگ (E1، E2 و E3) تخمین‌های مکانی الگوریتم SPF از منابع می‌باشد.

کاست). در شکل (۸)، بدلیل این که D2 در لبه شیار قشر مغز قرار گرفته، E2 در تشخیص عمق دچار خطای قابل ملاحظه‌ای شده که در تخمین بقیه ابعاد نیز خطا ایجاد کرده است. البته این مشکل را در نرم‌افزار BS با مسطح کردن سطح مغز می‌توان تا حد زیادی رفع کرد اما بدلیل اینکه هدف از انجام این آزمایش نزدیک کردن شرایط به شرایط واقعی است، در شبیه‌سازی‌ها از این کار اجتناب شده است.

### ۴-۳- نحوه انجام آزمایش سوم و بررسی نتایج

در این آزمایش از داده‌های استفاده شده در [۳۴] برای بررسی نتایج الگوریتم SPF استفاده شده است. این داده‌ها با استفاده از یک آرایه ۶۴ کاناله با استاندارد ۱۰-۱۰ (Brain Products GmbH, Munich, Germany) با فرکانس نمونه‌برداری ۵ kHz، ثبت شده‌اند (الکترودها به عنوان الکتروده مرجع در نظر گرفته شده است). و به بررسی فعالیت نواحی m1 و s1 در سمت چپ و راست مغز، در افراد سالم می‌پردازند. طول زمانی سیگنال مورد استفاده ۱۰ ثانیه است. داده‌ها توسط گروه ILETS وابسته به موسسه CNR ایتالیا-م تهیه شده که در فرصت مطالعاتی نویسنده اول مقاله در گروه مذکور، امکان دسترسی به آن فراهم شده است. شرایط ثبت داده‌ها در [۳۴] آورده شده است. در [۳۴] از مدل استاندارد سر در نرم‌افزار BS استفاده شده اما در این مقاله، مدل واقعی سر نمونه‌ها شبیه‌سازی شده و مکان الکترودها نیز با استفاده از مکان‌های مشخصات مکانی الکترودها تعیین شده است.

## مراجع

- [1] M. A. Jatoui, et al, "A survey of methods used for source localization using EEG," Biomedical Signal Processing and Control, Elsevier, no. http://dx.doi.org/10.1016/j.bspc.2014.01.009, 2014.
- [2] 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.
- [3] Š. Holiga and et al, "Patients with autism spectrum disorders display reproducible functional connectivity alterations," Science Translational Medicine, Vol. 11, Issue 481, eaat9223, 2019.
- [4] A. Zaitcev, G. Cook, W. Liu, M. Paley, E. Milne, "Source Localization for Brain-Computer Interfaces", Intelligent Systems Reference Library, vol 74, Springer, Cham, 2015.
- [5] N. Thinh, et al. "Characterization of dynamic changes of current source localization based on spatiotemporal fMRI constrained EEG source imaging," Journal of neural engineering, 2018.
- [6] D. Haputhanthri, et al, "An EEG based channel optimized classification approach for autism spectrum disorder," IEEE Moratuwa Engineering Research Conference (MERCOn), 2019.
- [7] M. Tudor, L. Tudor, K.I. Tudor, Hans Berger (1873–1941), "The History of Electroencephalography," USA: PubMed Publications, 2005.
- [8] S. Sanei and J. Chambers, "EEG Signal Processing," New York, NY, USA: Wiley, 2007.
- [9] B. Burle, L. Spieser, et al, "Spatial and Temporal Resolutions of EEG: Is It Really Black and White? A Scalp Current Density View," International Journal of Psychophysiology, Elsevier, 2015.
- [10] J. Kayser, C. E. Tenke, "Issues and considerations for using the scalp surface Laplacian in EEG/ERP research: A tutorial review," International Journal of Psychophysiology, Elsevier, 189–209, 2015.
- [11] J. Seidlitz, et al, "A population MRI brain template and analysis tools for the macaque," NeuroImage, Volume 170, Pages 121-131, 2018.
- [12] H. R. Mohseni, S. Sanei, et al, "A Beamforming Particle Filter For EEG Dipole Source Localization," IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, (ICASSP) 2009.
- [13] P. Georgieva, 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.
- [14] S. K. Veeramalla, V. K. Hanumantha Rao Talari, "Multiple Dipole Source Localization of EEG Measurements Using Particle Filter With Partial Stratified Resampling," Springer, Biomed. Eng. Lett. 10, 205–215, February 2020.
- [15] T. Zarghami, H. S. Mir, "Transfer-Function-Based Calibration of Sparse EEG Systems for Brain Source Localization," IEEE Sensors Journal, vol. 15, p. No.3, March 2015.
- [16] 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.
- [17] A. Aroudi, S. Doclo, "Cognitive-Driven Binaural LCMV Beamformer Using EEG-Based Auditory Attention Decoding," IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2019.
- [18] 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.
- [19] B. Ristic, S. Arulampalam, and N. Gordon, "Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications," Norwood, MA, USA: Artech House, 2004.

قبلی فیلتر ذره نشان می‌دهد. ضمن اینکه این روش می‌تواند در تعداد منابع بالاتر دقت بیشتری در مقایسه با دیگر روش‌ها نشان دهد. همچنین این روش، با کاهش حجم محاسبات، بر افزایش سرعت اجرای الگوریتم نیز تاثیر مشهودی می‌گذارد. لازم به ذکر است استفاده از اطلاعات تشخیص‌های بالینی پیشین، در کاهش زمان محاسبات و دقت نتایج تاثیرگذار است.

## سپاسگزاری

در اینجا لازم است از گروه تحقیقاتی ILETS وابسته به موسسه CNR ایتالیا-رم، و به ویژه خانم دکتر فرانکا تکیو<sup>۲۲</sup> که امکان دسترسی به داده‌های واقعی مورد استفاده در این پژوهش را برای نویسندگان این مقاله فراهم کردند، تشکر و قدردانی شود.

## ضمیمه (۱): شبه‌کد از الگوریتم SPF

- 1) Compute and save the leadfield matrix ( $H$ ) with  $\{R \times (6 \times \text{number of grids})\}$ ;
- 2) Assume the number of sources  $M$  and a row sources' state vector approximation are available  $\tilde{u}_k = [\tilde{u}_{1,k}, \tilde{u}_{2,k}, \dots, \tilde{u}_{M,k}]$  in  $k=0$  and suppose that  $\tilde{u}_k = \hat{u}_k$  just for this step ( $k=0$ );  
Note: you can estimate the first vector by applying the first step of conventional particle filter in  $k=0$ .
- 3) Generate  $[\{\tilde{u}_{k=0}^{(i)}\}_{(m-1) \times N_m+1}] = \tilde{u}_{m,0}^{(i)}$  for all sources as new particles from posterior pdf; subscripts in  $\tilde{u}_{m,k}^{(i)}$  indicate "m"th source, "k"th time steps, suppose that number of sources' samples are the same ( $N_m$  for each source) with the same weights  $\frac{1}{N_m}$  and set  $\tilde{u}_{m,0}^{(i)} = \hat{u}_{m,0}^{(i)}$ .
- 4) Sequential Multiple Particle Filter (SPF)
  - 4-1) For  $k=1, \dots, T$  ( $T$ : Number of time points)
    - 4-1-1)  $\tilde{u}_k = \hat{u}_{k-1} + \underline{n}_k$
    - 4-2) For  $m=1, \dots, M$  ( $M$ : Number of sources)
      - 4-3) For  $i=1, \dots, N_m$ 
        - 4-3-1) doing evolution step for each particle using (12),  $\underline{u}_{m,k}^{(i)} = \underline{u}_{m,k-1}^{(i)} + \underline{n}_k$ ,  $\underline{n}_k \sim \mathcal{N}(0, \sigma_n^2 I)$  and replacing  $u_{m,k}^{(i)}$  instead of  $u_{m,k}$  in  $u_k^m$ ;  
(i.e.  $u_k^{m(i)} = [\hat{u}_{1,k}, \dots, \hat{u}_{m-1,k}, \underline{u}_{m,k}^{(i)}, \dots, \hat{u}_{M,k}]$ )
        - 4-3-2) Calculating likelihood using (19);
        - 4-3-3) Updating weights using (18) and save
      - 4-3) End for "i"
      - 4-2-1) normalizing weights using (21)
      - 4-2-2) Estimating 'm' th dipole's state vector ( $\hat{u}_{m,k}$ ) using (20) and replace it instead of  $\tilde{u}_{m,k}$ ;
      - 4-2-3) if  $N_{eff} < N_{Thresh}$  ( $N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_m} (\pi_{m,k}^{(i)})^2}$ )
        - 4-2-3-1) Set  $u_k^m$  and calculate  $\tilde{z}_{m,k}$
        - 4-2-3-2) Estimating Posterior pdf (22)
        - 4-2-3-3) Resampling and Creating  $N_m$  new particles ( $\tilde{u}_{m,k}^{(i)}$ ) according to (4-2-3) with the same weights and save;
        - 4-2-2) else: stop resampling
      - 4-2) End for "m"
      - 4-1-2) set  $\hat{u}_k = [\hat{u}_{1,k}, \dots, \hat{u}_{m,k}, \dots, \hat{u}_{M,k}]$
      - 4-1) End for "k"

- [۲۷] سید مرتضی نوریان، حمیدرضا ابوطالبی و وحید ابوطالبی "مکانیابی منابع سیگنال‌های EEG با استفاده از فیلتر ذره ترتیبی"، بیست و ششمین کنفرانس بین‌المللی کامپیوتر، انجمن کامپیوتر ایران، تهران، ۱۳۹۹.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] Godsill, Simon. "Particle filtering: the first 25 years and beyond." *ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. IEEE, 2019.
- [23] S. Asadzadeh, et al, "A systematic review of EEG source localization techniques and their applications on diagnosis of brain abnormalities," *Journal of Neuroscience Methods*, Volume 339, 2020.
- [24] N. Amor, A. Meddeb and S. Chebbi, "EEG Source Estimation using Multiple Unscented Particle Filtering," *International Conference on Advanced Systems and Emergent Technologies (IC\_ASET)*, pp. 295-299, 2019.
- [25] N. Amrouche ; A. Khenchaf ; Daoud. Berkani, "Multiple Target Tracking Using Track Before Detect Algorithm," *International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications (ICEAA)*, 2017.
- [28] L. Miao, J. J. Zhang, C. Chakrabarti, 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, Feb. 2013.
- [29] A. Doucet, S. Godsill, and C. Andrieu, "On Sequential Monte Carlo Sampling Methods for Bayesian Filtering," *Statist. Comput.*, vol. 10, no.3, pp. 197–208, 2010.
- [30] J. C. Mosher, R. M. Leahy, P. S. Lewis, "EEG and MEG: Forward Solutions for Inverse Methods," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 46, no. 3, March 1999.
- [31] T. R. Knösche, E. M. Berends, H. R. Jagers, and M. J. Peters, "Determining The Number of Independent Sources of The EEG: A Simulation Study On Information Criteria," *Brain Topography*, vol. 11, no. 2, pp. 111–124, 1998.
- [32] <http://neuroimage.usc.edu/brainstorm>
- [33] [https://www.cs.colostate.edu/eeg/main/data/1989\\_Keirn\\_and\\_Auno](https://www.cs.colostate.edu/eeg/main/data/1989_Keirn_and_Auno)
- [34] C. Cottone, C. Porcaro, A. Cancelli, E. Olejarczyk, C. Salustri, F. Tecchio, "Neuronal electrical ongoing activity as a signature of cortical areas," *Brain Struct Funct*, Springer, 2017.
- [۲۶] سید مرتضی نوریان، حمیدرضا ابوطالبی و وحید ابوطالبی "معرفی فیلتر ذره ترتیبی برای ردیابی اهداف چندگانه بدون آستانه‌گذاری بر مشاهدات"، بیست و ششمین کنفرانس بین‌المللی کامپیوتر، انجمن کامپیوتر ایران، تهران، ۱۳۹۹.

## پاورقی‌ها:

- <sup>13</sup> Sequential Particle Filter
- <sup>14</sup> probability density function
- <sup>15</sup> Posterior Probability Density Function
- <sup>16</sup> Sampling-Importance-Resampling
- <sup>17</sup> Likelihood
- <sup>18</sup> Head Geometry
- <sup>19</sup> cortex
- <sup>20</sup> Task
- <sup>21</sup> Purdue University
- <sup>22</sup> Linked Mastoids
- <sup>23</sup> Franca Tecchio
- <sup>1</sup> Functional Magnetic Resonance Imaging
- <sup>2</sup> Magnetic Resonance Imaging
- <sup>3</sup> Electroencephalography (EEG)
- <sup>4</sup> Magnetoencephalography (MEG)
- <sup>5</sup> Focal
- <sup>6</sup> Sparsity
- <sup>7</sup> Dominated Sources
- <sup>8</sup> linearly constrained minimum variance
- <sup>9</sup> Kalman Filter
- <sup>10</sup> Extended Kalman Filter
- <sup>11</sup> Unscented Kalman Filter
- <sup>12</sup> Signal to Noise Ratio