

Enhanced Fast Fully Adaptive Beamformer for Localizing Brain Short Time Activities

A.R. Talesh Jafadideh¹, B. Mohammadzadeh Asl^{2*}

¹Ph.D Student, Department of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

²Associate Professor, Department of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

Receipt in the online submission system: 3 October 2017, received in revised form: 14 October 2017, accepted: 8 November 2017

Abstract

Minimum variance beamformer (MVB) and its extensions are most widely used techniques in brain source localization due to their high spatial resolution. Unfortunately, because of using data covariance matrix, these methods often fail when the number of samples of the recorded data sequences is small in comparison to the number of electrodes. This condition is particularly relevant when measuring evoked potentials. For solving this problem, Fast Fully Adaptive (FFA) algorithm was developed a few years ago. This method is a multistage adaptive processing technique drawing its inspiration from the butterfly structure of the Fast Fourier Transform (FFT) and decreasing the data requirement significantly. Unfortunately, the high sensitivity of FFA to data partitioning sequences and also its low performance in low SNRs pose a doubt on using it as a reliable localizer for short time brain activities. In this paper, a preprocessing step is proposed to enhance the FFA method. In this step, the brain is divided into separate areas, the components of each area are determined, the data is projected to each area using components of that area. After that, FFA is applied to the projected data. The performance of the enhanced FFA is compared with FFA method by using simulated ERP and real ERF data. In all simulations, enhanced FFA shows the better performance in terms of localization error (enhancement about 2-10 mm) and spread radius (enhancement about 4-9 mm). In addition, the proposed method for real ERF data shows accurate localization result with the most concentrated power spectrum, compared to FFA approach. It is noteworthy that enhanced FFA offers less sensitivity to data partitioning sequences. Empirical results illustrate that enhanced FFA can be implemented as a reliable method for localizing brain short time activities.

Key words: *Minimum Variance Beamformer (MVB), Brain Source Localization, Evoked Related Potential (ERP), Fast Fully Adaptive (FFA), Enhanced FFA, Event Related Field (ERF)*

*Corresponding author

Address: Department of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, P. O. Box: 14115-111, Tehran, Iran
Tel: +98-21-82883370
Fax: +98-21-82884325
E-mail: babakmsl@modares.ac.ir

شکل دهنده پرتو تمام‌وقتی سریع بهبود یافته برای مکان‌یابی فعالیت‌های کوتاه‌مدت مغزی

علیرضا طالب جفادیده^۱، بابک محمدزاده اصل^{۲*}

^۱ دانشجوی دکترا، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

^۲ دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۶/۷/۱۱، بازنگری: ۱۳۹۶/۷/۲۲، پذیرش قطعی: ۱۳۹۶/۸/۱۷

چکیده

در مکان‌یابی فعالیت مغز از روی سیگنال *EEG* یا *MEG*، روش‌های مبتنی بر شکل‌دهنده پرتوی وقتی کمینه واریانس، به دلیل رزولوشن بالا، کاربرد گسترده‌ای دارند. متأسفانه، این روش‌ها به دلیل استفاده از وارون ماتریس کوواریانس داده، اغلب زمانی که تعداد لحظات نمونه‌برداری در مقایسه با تعداد گیرنده‌ها کم است، با شکست مواجه می‌شوند. این اتفاق، به خصوص برای داده‌های حاصل از پتانسیل‌های برانگیخته رخ می‌دهد. برای حل مشکل، روشی به نام تمام‌وقتی سریع (*FFA*) پیشنهاد شد، که یک روش چندمرحله‌ای وقتی با الهام از ساختار پروانه‌ای تبدیل فوریه (*FFT*) بوده و تعداد نمونه‌های لازم برای مکان‌یابی را به مقدار قابل توجهی کاهش می‌دهد. از سوی دیگر، حساسیت زیاد این روش به توالی تقسیم داده و عملکرد ضعیف آن در *SNR*های پایین، استفاده از آن را برای مکان‌یابی فعالیت‌های کوتاه‌مدت مغزی با تردید همراه کرده است. در این مقاله، یک مرحله پیش‌پردازشی برای بهبود عملکرد *FFA* ارائه می‌شود که در آن، مغز به نواحی مجزا تقسیم و پایه‌های هر ناحیه تعیین شده و با استفاده از این پایه‌ها، داده هر ناحیه به دست می‌آید. در ادامه، الگوریتم *FFA* روی داده به دست آمده، اعمال می‌شود. برای اثبات عملکرد روش ارائه شده، از داده‌های شبیه‌سازی *ERP* و داده واقعی *ERF* استفاده شد. در تمام شبیه‌سازی‌ها، *FFA* بهبود یافته، عملکرد بهتری از لحاظ شعاع پراکندگی (بهبود در حدود ۴-۹ میلی‌متر) و خطای مکان‌یابی (بهبود در حدود ۲-۱۰ میلی‌متر) در مقایسه با روش *FFA* از خود نشان داد. همچنین روش پیشنهادی، رزولوشن بهتری در مکان‌یابی داده واقعی *ERF* نشان داد. این نکته نیز مهم است که روش پیشنهادی، حساسیت کمتری نسبت به توالی تقسیم داده دارد. نتایج هر دو داده شبیه‌سازی و واقعی نشان می‌دهد، که می‌توان از *FFA* بهبود یافته به عنوان روشی مطمئن برای مکان‌یابی فعالیت‌های کوتاه‌مدت مغزی استفاده کرد.

کلیدواژه‌ها: شکل‌دهنده پرتو کمینه واریانس، مکان‌یابی فعالیت مغز، تمام‌وقتی سریع، تمام‌وقتی سریع بهبود یافته

* نویسنده مسئول

نشانی: گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران، کد پستی: ۱۱۱-۱۴۱۱۵

تلفن: +۹۸ (۲۱) ۸۲۸۸۳۳۷۰

دورنگار: +۹۸ (۲۱) ۸۲۸۸۴۳۲۵

پست الکترونیکی: babakmsl@modares.ac.ir

۱- مقدمه

تعیین موقعیت منابع فعال الکتریکی مغز، یکی از مسائل مهم در الکتروانسفالوگرافی (EEG) و مگنتوانسفالوگرافی (MEG) است. الگوریتم‌های زیادی برای حل این مسئله ارائه شده است، که عبارت‌اند از: طبقه‌بندی چندگانه سیگنال (MUSIC) [۲۰]، FINE [۳ و ۴]، شکل‌دهنده‌های پرتوی کمینه واریانس (MVB) [۵]، sLORETA [۶ و ۷].

در دو دهه گذشته، MVB و انواع آن، به دلیل فراهم آوردن رزولوشن مکانی بالا، به‌طور گسترده‌ای در مکان‌یابی استفاده شده‌اند [۸-۱۰]. روش MVB برای مکان‌یابی از فیلترهای مکانی بهره می‌برد، که این فیلترها در ساختار خود از وارون ماتریس کوواریانس داده استفاده می‌کنند. زمانی که مشاهدات کافی از فعالیت مغزی در دسترس باشد، ماتریس کوواریانس داده و در نتیجه فیلترهای مکانی، به خوبی تعیین می‌شوند؛ در نتیجه روش MVB، عملکرد بسیار مناسبی از خود در مکان-یابی نشان می‌دهد.

از نظر ریاضی اثبات می‌شود که برای تخمین صحیح ماتریس کوواریانس داده‌ای که با N گیرنده ثبت شده است، لازم است تا $3N$ مشاهده مستقل آماری از فعالیت مورد بررسی وجود داشته باشد [۱۱ و ۱۲]. از طرفی، داشتن رزولوشن مکانی بالا در مکان-یابی نیازمند ثبت فعالیت مغزی با تعداد زیادی گیرنده (بیشتر از ۱۰۰) است. بنابراین می‌توان گفت برای این که MVB عملکرد مناسبی ارائه دهد، باید فعالیت مغزی با دوره زمانی به نسبت طولانی باشد؛ در حالی که بسیاری از فعالیت‌های مغزی، به خصوص فعالیت‌های برانگیخته مغزی، در یک مدت زمان کوتاه اتفاق می‌افتند که استفاده از روش MVB را دشوار می‌کند.

برای حل مشکل، روش‌های مختلفی ارائه شده است که یکی از آن‌ها، استفاده از MVB با بارگذاری قطری است [۱۳]. در این روش، مقداری ثابت به تمام عناصر قطری ماتریس کوواریانس داده اضافه می‌شود تا ماتریس کوواریانس، وارون پذیر باشد؛ اگرچه این کار با کاهش رزولوشن همراه است.

در روش دیگر، از ایده انتقال روش MVB در فضای پرتوی استفاده شد [۱۴]. با داشتن یک دانش قبلی از ناحیه تقریبی فعالیت مغز، ماتریس تبدیل برای آن ناحیه ساخته می‌شود. سپس، این ماتریس بر ماتریس داده ثبت شده $X_{N \times K}$ ، که مربوط به کل سر است، اعمال می‌شود تا $Y_{M \times K}$ ، که داده مربوط به فعالیت آن ناحیه مورد نظر است، به دست آید؛ به گونه‌ای که $M < N$ است. سپس از این داده برای روش MVB استفاده می‌شود، تا موقعیت فعالیت در ناحیه مورد بررسی به دست آید.

از اشکالات این روش، نیاز آن به دانش قبلی از ناحیه فعالیت مغز است.

خانم روان و همکاران [۱۵] به تازگی روشی با عنوان روش تمام وقتی سریع (Fast Fully Adaptive (FFA) را پیشنهاد کردند. این روش چند مرحله‌ای وقتی، با الهام از ساختار پروانه‌ای تبدیل فوریه (FFT) به دست آمده و در رادار [۱۶] استفاده شده است. در این روش، سیگنال مربوط به N گیرنده به زیرگروه‌هایی با ابعاد کوچک تقسیم می‌شود؛ به گونه‌ای که زیرگروه‌ها، اشتراکی با هم ندارند و سپس روش وقتی کمینه واریانس به هر کدام از زیرگروه‌ها اعمال می‌شود. خروجی زیرگروه‌ها، در کنار یکدیگر قرار گرفته و به عنوان ورودی طبقه دوم در نظر گرفته می‌شوند. در مرحله دوم نیز داده‌های ورودی به زیرگروه‌هایی تقسیم شده و روش MVB به هر یک اعمال می‌شود. این کار تا جایی ادامه پیدا می‌کند که سیگنال ورودی $N \times K$ به خروجی $3 \times K$ تبدیل شود، که برابر با فعالیت مکان مورد بررسی در ۳ جهت x ، y ، z در K لحظه نمونه برداری است. نکته مهم روش FFA این است که، خروجی هر طبقه به عنوان ورودی طبقه بعد عمل می‌کند؛ بنابراین روش ارائه شده، مانند روش FFT که از استراتژی divide and conquer استفاده می‌کند، باعث کاهش پیچیدگی محاسباتی می‌شود. اگرچه عملکرد بهتر روش FFA در مقایسه با روش‌های MVB با بارگذاری قطری و MVB در فضای پرتوی، نشان داده شده است؛ اما از مشکلات اساسی آن می‌توان به حساسیت آن به توالی تقسیم داده و عملکرد ضعیف آن در SNRهای پایین سیگنال، اشاره کرد که استفاده از آن را، به عنوان یک مکان‌یاب مطمئن و کاربردی، با تردید همراه می‌کند.

در این مقاله، روشی برای بهبود عملکرد FFA و کاهش حساسیت آن به توالی تقسیم داده، ارائه می‌شود. در این روش، ابتدا سر به نواحی مجزا تقسیم شده و سپس پایه‌های هر ناحیه تعیین می‌شود. با استفاده از این پایه‌ها، سیگنال مربوط به هر ناحیه، به دست آمده و برای پردازش با روش FFA، استفاده می‌شوند.

بخش‌های بعدی مقاله عبارت‌اند از: بخش دوم، مدل سیستم و مرور مختصر روش شکل‌دهنده پرتوی کمینه واریانس و روش FFA برای مکان‌یابی فعالیت مغز؛ بخش سوم، روش پیشنهادی برای بهبود عملکرد FFA؛ بخش چهارم، نحوه ساخت ERP شبیه‌سازی؛ بخش پنجم، شامل بررسی عملکرد روش‌های FFA و بهبود یافته در شبیه‌سازی‌ها و داده واقعی و بررسی حساسیت این روش‌ها به توالی تقسیم داده و در بخش ششم، جمع‌بندی کلی از مقاله.

که I ماتریس همانی است. با روش لاگرانژ، معادله (۳) با اعمال محدودیت معادله (۴) حل می‌شود و ماتریس وزن، طبق فرمول زیر به دست می‌آید:

$$\mathbf{W}(\mathbf{q}_0) = \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{H}(\mathbf{q}_0) (\mathbf{H}^T(\mathbf{q}_0) \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{H}(\mathbf{q}_0))^{-1}. \quad (5)$$

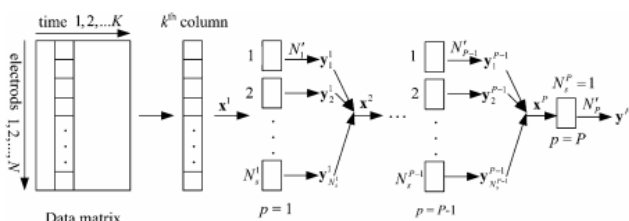
که در عمل، ماتریس \mathbf{R}_x با فرمول زیر برآورد می‌شود:

$$\bar{\mathbf{R}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}(k) \mathbf{x}^T(k). \quad (6)$$

در سناریوهای کوتاه‌مدت، به دلیل نبود مشاهدات کافی، ماتریس $\bar{\mathbf{R}}$ و در نتیجه ماتریس وزن به درستی برآورد نمی‌شوند، که این امر، موجب کاهش قابل توجه در عملکرد MVB می‌شود.

۲-۳- روش تمام‌وفقی سریع (FFA)

حل مسئله مکان‌یابی با روش FFA، به P مرحله تقسیم می‌شود (طبق شکل ۱).



شکل (۱) - اجرای الگوریتم FFA در مراحل مختلف را نشان می‌دهد. شکل مستطیلی در هر مرحله، نشان‌دهنده الگوریتم MVB است

در مرحله اول، داده N بعدی \mathbf{x}^1 برای هر لحظه k ، به N_s^1 بردار کوچک‌تر $n_s^1 = 1, 2, \dots, N_s^1, \mathbf{x}_{n_s^1}^1(k)$ با ابعاد N_s^1 تقسیم می‌شود. سپس به هریک از قسمت‌ها، MVB طبق معادله (۲) اعمال می‌شود. بردار 3×1 خروجی شکل دهنده پرتوی MVB برای هر قسمت، یعنی $n_s^1 = 1, 2, \dots, N_s^1, \mathbf{y}_{n_s^1}^1(k)$ ، در کنار یکدیگر قرار داده می‌شوند تا یک بردار \mathbf{y}^1 با ابعاد $3N_s^1 \times 1$ برای هر لحظه ایجاد شود (عدد ۳ به دلیل سه جهت دوقطبی، یعنی x, y, z است). این بردار به عنوان داده ورودی برای مرحله بعد، یعنی \mathbf{x}^2 عمل می‌کند. در مرحله دوم ($p=2$)، داده \mathbf{x}^2 به N_s^2 بردار با ابعاد $3N_s^2$ تقسیم می‌شود. مقدار N_s^p می‌تواند برای هر مرحله متفاوت باشد. این مراحل به همین ترتیب ادامه پیدا می‌کنند تا در مرحله P ، بردار خروجی $\mathbf{y}^P(k)$ با ابعاد 3×1 به دست آید، که فعالیت دوقطبی را در سه جهت x, y, z و در لحظه k نشان می‌دهد. با توجه به اینکه در هر قسمت، داده به زیرگروه‌های کوچک‌تری تقسیم شده است، تعداد مشاهدات لازم برای تخمین ماتریس کواریانس برای هر زیرگروه کاهش می‌یابد؛ در واقع حداقل تعداد

۲-۲ مدل سیستم و مروری بر روش‌های MVB و FFA

۲-۱-۱ مدل سیستم

در سر انسان، بیش از ۱۰۰ میلیارد سلول عصبی (نورون) وجود دارد، که بیشتر آن‌ها در کورتکس مغز قرار دارند. وقتی تعداد زیادی از نورون‌های مجاور هم، با هم پوشانی زمانی مناسب فعال شوند، سیگنال الکتریکی و مغناطیسی حاصل از فعالیت آن‌ها به حدی است که می‌توان آن‌ها را به ترتیب با گیرنده‌های EEG و MEG ثبت کرد. این نورون‌های فعال مجاور هم را با یک دوقطبی الکتریکی مدل می‌کنند و سیگنال ثبت شده در سطح سر، که براساس فعالیت یک یا چند دوقطبی الکتریکی (در کورتکس) ایجاد می‌شود، با معادله خطی زیر مدل می‌شود:

$$\mathbf{x}(k) = \sum_{l=1}^L \mathbf{H}(\mathbf{q}_l) \mathbf{m}(\mathbf{q}_l, k) s(k) + \mathbf{v}(k), \quad (1)$$

که k لحظه نمونه برداری، $\mathbf{H}_{N \times 3}$ ماتریس بهره برای N گیرنده و برای ۳ جهت x, y, z که از حل مسئله جلو به دست می‌آید و به موقعیت دوقطبی بستگی دارد، \mathbf{q}_l موقعیت لامین دوقطبی فعال، m بردار یکجهت دوقطبی الکتریکی، $s(k)$ میزان فعالیت دوقطبی در لحظه k ، L تعداد کل دوقطبی‌ها و \mathbf{v} نویز است. با فرض ثبت سیگنال با N گیرنده، ابعاد ماتریس داده $\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(K)]$ برای K لحظه نمونه برداری برابر با $N \times K$ است، که از برهم‌نهی فعالیت L منبع به همراه نویز به دست می‌آید.

۲-۲-۲ مروری بر روش شکل دهنده پرتو کمینه واریانس MVB

هدف در روش MVB، تعیین ماتریس وزن (فیلتر) $\mathbf{W}_{N \times 3}$ برای منبع موجود در موقعیت \mathbf{q}_0 به گونه‌ای است که با اعمال آن به داده ثبت شده، سیگنال مربوط به منبع \mathbf{q}_0 ، یعنی $\mathbf{y}_{3 \times 1}$ ، حفظ و توان خروجی فیلتر، که مربوط به سیگنال دیگر منابع و نویز است، کمینه شود و به صورت زیر فرمول بندی می‌شود:

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}^T(\mathbf{q}_0) \mathbf{x}(k), \quad (2)$$

$$\min_{\mathbf{W}(\mathbf{q}_0)} tr(\mathbf{R}_y) = \min_{\mathbf{W}(\mathbf{q}_0)} tr(\mathbf{W}^T(\mathbf{q}_0) \mathbf{R}_x \mathbf{W}(\mathbf{q}_0)), \quad (3)$$

که T نماد ترانسپوز، tr نماد تریس ماتریس، \mathbf{R}_y ماتریس کواریانس خروجی فیلتر و \mathbf{R}_x ماتریس گشتاور دوم داده هستند.

برای حفظ سیگنال منبع \mathbf{q}_0 ، محدودیت زیر اعمال می‌شود:

$$\mathbf{W}^T(\mathbf{q}_0) \mathbf{H}(\mathbf{q}_0) = \mathbf{I}_{3 \times 3}, \quad (4)$$

همان‌طور که در [۱۲] اثبات شده است، وجود ماتریس کوواریانس نویز \mathbf{Q} در ماتریس کوواریانس داده $\bar{\mathbf{R}}$ باعث ایجاد یک مشکل ذاتی در روش‌های مبتنی بر MVB می‌شود، که آن هم خطای زیاد مکان‌یابی و شیفت بیشینه توان به سمت مرکز سر (نواحی عمیق بین دو نیم‌کره) است. برای حل مشکل، طیف مکانی داده بر طیف مکانی نویز تقسیم می‌شود تا توان نرمالیزه شده به دست آید، که به آن شاخص فعالیت عصبی (NAI) نیز گویند:

$$P_{FFA-NAI}(\mathbf{q}_0) = \lambda_{\max}(\mathbf{H}^T(\mathbf{q}_0)\mathbf{Q}^{-1}\mathbf{H}(\mathbf{q}_0)(\mathbf{Y}(\mathbf{q}_0)\mathbf{Y}^T(\mathbf{q}_0))) / K, \quad (13)$$

که $\lambda_{\max}(\cdot)$ نشان‌دهنده بزرگترین مقدار ویژه عبارت داخل پرانتز است.

۳- روش پیشنهادی برای بهبود عملکرد FFA

همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، روش FFA در SNRهای پایین، عملکرد پایینی دارد. این مشکل لازم به توجه است؛ زیرا سیگنال‌های مغزی، SNR بسیار پایینی دارند و حتی نوع ERP یا ERF آن، که به نسبت SNR بالایی دارند، مقدار SNRشان بین ۳ تا ۵ دسی‌بل است. همچنین در مقاله [۱۵] نیز به آن اشاره شده است که حساسیت زیاد FFA به توالی تقسیم داده یا همان انتخاب مقدار N'_p مناسب برای مراحل $p=1, \dots, P$ اجرای الگوریتم، یک مشکل اساسی روش FFA است.

در این پژوهش، سعی کرده‌ایم روشی برای حل این دو مشکل اساسی روش FFA ارائه کنیم. در واقع این روش، یک الگوریتم پیش‌پردازشی به FFA اضافه می‌کند، تا شرایط مناسب را برای مکان‌یابی فعالیت مغزی به وسیله FFA فراهم کند.

برای این منظور، ابتدا کل سر به ۱۶ ناحیه مجزا با مختصات ارائه شده در جدول ۱، تقسیم می‌شود. در ادامه سعی می‌شود تا پایه‌های هر ناحیه به دست آید. برای این کار، باید پایه‌هایی محاسبه شوند که فضایی را می‌گسترانند که تمام ماتریس‌های بهره‌مربوط به آن ناحیه در آن قرار می‌گیرند؛ به همین دلیل، ابتدا مجموع کوواریانس ماتریس‌های بهره‌ناحیه موردبررسی \mathbf{G} به دست می‌آید:

$$\mathbf{G} = \sum_{i=1}^O \mathbf{H}(\mathbf{q}_i)\mathbf{H}^T(\mathbf{q}_i), \quad (14)$$

لحظات نمونه‌برداری لازم، از $3N$ به $3\max(N'_{p=1}, 3N'_{p=2,3,\dots,p})$ می‌رسد، که این امر موجب کاهش پیچیدگی محاسباتی نیز می‌شود. در ادامه، توضیح مختصری درباره ریاضیات هر مرحله ارائه می‌شود.

در مرحله ۱، ماتریس کوواریانس $\bar{\mathbf{R}}_{n'_s}^1$ هر قسمت با استفاده از داده‌های موجود آن قسمت $\mathbf{x}_{n'_s}^1(k), k=1, 2, \dots, K$ طبق معادله (۶)، ساخته می‌شود. سپس ماتریس وزن با ابعاد $N'_s \times 3$ برای قسمت n'_s ، از فرمول زیر به دست می‌آید:

$$\mathbf{W}_{n'_s}^1 = (\bar{\mathbf{R}}_{n'_s}^1)^{-1} \mathbf{H}_{n'_s}^1 ((\mathbf{H}_{n'_s}^1)^T (\bar{\mathbf{R}}_{n'_s}^1)^{-1} \mathbf{H}_{n'_s}^1)^{-1}. \quad (7)$$

خروجی شکل‌دهنده پرتوی برای این قسمت، از معادله زیر به دست می‌آید:

$$\mathbf{y}_{n'_s}^1(k) = (\mathbf{W}_{n'_s}^1)^T \mathbf{x}_{n'_s}^1(k). \quad (8)$$

و همچنین داریم:

$$\mathbf{H}_{n'_s}^2 = (\mathbf{W}_{n'_s}^1)^T \mathbf{H}_{n'_s}^1. \quad (9)$$

این یکی از نکات مهم برای اجرای این روش است، که ماتریس بهره مرحله نام از ضرب ماتریس وزن مرحله $i-1$ در ماتریس بهره مرحله $i-1$ به دست می‌آید. برای مرحله $p=2$ ، با کنار هم گذاشتن $\mathbf{y}_{n'_s}^1(k)$ ، داده ورودی مرحله ۲ یعنی \mathbf{x}^2 و با کنار هم گذاشتن $\mathbf{H}_{n'_s}^2$ ، ماتریس بهره مرحله ۲ ساخته می‌شود. در مرحله ۲، داده و ماتریس بهره به N'_s قسمت با ابعاد $3N'_2$ تقسیم می‌شوند؛ به طوری که $N'_s = N'_s / N'_2$.

ماتریس وزن برای قسمت n'_s ($n'_s=1, 2, \dots, N'_s$) از مرحله دوم، طبق فرمول زیر به دست می‌آید:

$$\mathbf{W}_{n'_s}^2 = (\bar{\mathbf{R}}_{n'_s}^2)^{-1} \mathbf{H}_{n'_s}^2 ((\mathbf{H}_{n'_s}^2)^T (\bar{\mathbf{R}}_{n'_s}^2)^{-1} \mathbf{H}_{n'_s}^2)^{-1}. \quad (10)$$

خروجی آن، که به عنوان ورودی مرحله ۳ است، برابر است با:

$$\mathbf{x}_{n'_s}^3(k) = \mathbf{y}_{n'_s}^2(k) = (\mathbf{W}_{n'_s}^2)^T \mathbf{x}_{n'_s}^2(k). \quad (11)$$

این کار به همین ترتیب برای مراحل بعد ادامه پیدا می‌کند، تا در مرحله P به بردار خروجی 3×1 برای هر لحظه دست یابد، که فعالیت منبع را در سه جهت نشان می‌دهد. مکان‌یابی، براساس توان خروجی اجرا می‌شود، که از معادله زیر به دست می‌آید:

$$P^{FFA}(\mathbf{q}_0) = \text{tr}(\mathbf{Y}^T(\mathbf{q}_0)\mathbf{Y}(\mathbf{q}_0)), \quad (12)$$

$$\mathbf{Y}_{3 \times K}(\mathbf{q}_0) = [\mathbf{y}^P(1), \mathbf{y}^P(2), \dots, \mathbf{y}^P(K)].$$

جدول (۱) - مختصات مربوط به ۱۶ ناحیه مجزای سر، محور z که در بازه از Z_{min} تا Z_{max} قرار دارد به ۴ قسمت مساوی با مقادیر Z_1 تا Z_4 تقسیم شده است

area1	area2	area3	area4
$[x<0, y<0, z<Z_1]$	$[x<0, y<0, Z_1<z<Z_2]$	$[x<0, y<0, Z_2<z<Z_3]$	$[x<0, y<0, Z_3<z<Z_4]$
area5	area6	area7	area8
$[x<0, y>=0, z<Z_1]$	$[x<0, y>=0, Z_1<z<Z_2]$	$[x<0, y>=0, Z_2<z<Z_3]$	$[x<0, y>=0, Z_3<z<Z_4]$
area9	area10	area11	area12
$[x>=0, y<0, z<Z_1]$	$[x>=0, y<0, Z_1<z<Z_2]$	$[x>=0, y<0, Z_2<z<Z_3]$	$[x>=0, y<0, Z_3<z<Z_4]$
area13	area14	area15	area16
$[x>=0, y>=0, z<Z_1]$	$[x>=0, y>=0, Z_1<z<Z_2]$	$[x>=0, y>=0, Z_2<z<Z_3]$	$[x>=0, y>=0, Z_3<z<Z_4]$

موقعیت

واکسل‌ها با بیشترین توان خروجی، به‌عنوان موقعیت منبع/های فعال، تشخیص داده شود/شوند.

۴- روش ساخت ERP شبیه‌سازی

در این بخش، نحوه ساخت سیگنال ERP براساس روش ارائه‌شده در مقاله [۱۵]، توضیح داده می‌شود. با توجه به رابطه (۱)، سه عنصر اساسی برای ساخت سیگنال شبیه‌سازی $\mathbf{x}(k)$ لازم است، که عبارت‌اند از: مقدار فعالیت دوقطبی (\mathbf{s})، نویز (\mathbf{v}) و ماتریس بهره (\mathbf{H}). در ادامه، شیوه ساخت هر کدام، توضیح داده می‌شود.

۴-۱- دامنه فعالیت دوقطبی (\mathbf{s})

برای ساختن آزمایش‌های (trial های) ERP به تعداد R ، از R نصف سینوسی با فرکانس مرکزی f و موقعیت پیک k_r استفاده می‌شود، که موقعیت پیک از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\bar{k}_r = \bar{k} + \tau_r, \quad r = 1, 2, \dots, R \quad (19)$$

که \bar{k} متوسط موقعیت پیک و τ_r دارای توزیع تصادفی با انحراف معیار T_j است؛ بنابراین مقدار s برای آزمایش r ام و منبع واقع در موقعیت q از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$s_{r,q}(k) = \begin{cases} B \cos(\varphi_r(k)) & \text{if } -\pi/2 < \varphi_r(k) < \pi/2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

$$\varphi_r(k) = \frac{2\pi f(k - \bar{k}_r)}{f_s} \quad (21)$$

که f_s فرکانس نمونه‌برداری و B بیشینه دامنه فعالیت دوقطبی است. در تمام شبیه‌سازی‌ها، مقدار پارامترهای مربوط به دامنه فعالیت دوقطبی‌ها (\mathbf{s}) عبارت‌اند از: $f_s = 15\text{Hz}$, $f = 10\text{Hz}$, $T_j = 5$, $\bar{k} = 31$, $R = 200$, $K = 100$

که $\mathbf{0}$ تعداد کل واکسل‌های ناحیه مورد بررسی است (در مکان-یابی، سر از تعداد زیادی واکسل تشکیل شده است، که هر واکسل کاندیدای موقعیت منبع فعال است). سپس ماتریس \mathbf{G} به مقادیر ویژه و بردارهای ویژه‌اش تجزیه می‌شود:

$$[\text{vec}, \text{lan}] = \text{eig}(\mathbf{G}), \quad (15)$$

که vec همان بردارهای ویژه، lan مقادیر ویژه و $\text{eig}(\cdot)$ تابع تجزیه عبارت داخل پرنز به مقادیر و بردارهای ویژه‌اش است. بردارهای ویژه، براساس اندازه مقادیر ویژه متناظرشان (از بزرگ به کوچک) مرتب شده و به‌عنوان پایه‌های ناحیه مورد بررسی \mathbf{V} انتخاب می‌شوند.

با تصویر کردن داده ثبت‌شده \mathbf{X} تحت تصویرگر \mathbf{V} ، سیگنال مربوط به ناحیه موردبررسی $\underline{\mathbf{x}}$ از \mathbf{X} استخراج می‌شود و نویز نیز به مقدار زیادی حذف می‌شود:

$$\underline{\mathbf{X}}_{N \times K} = \mathbf{V}\mathbf{V}^T \mathbf{X}_{N \times K}. \quad (16)$$

همچنین ماتریس‌های بهره مربوط به تمام واکسل‌های موجود در ناحیه موردبررسی باید تحت تصویرگر \mathbf{V} ، تصویر شوند:

$$\underline{\mathbf{H}}(\mathbf{q}_i) = \mathbf{V}\mathbf{V}^T \mathbf{H}(\mathbf{q}_i), \quad i = 1, 2, \dots, o. \quad (17)$$

در ادامه، الگوریتم FFA برای تعیین میزان فعالیت در هر واکسل از ناحیه موردبررسی اجرا می‌شود؛ با این تفاوت که به جای استفاده از \mathbf{X} و \mathbf{H} ، از $\underline{\mathbf{X}}$ و $\underline{\mathbf{H}}$ استفاده می‌شود. توان خروجی در هر واکسل از رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$P_{\text{enhanced FFA-NAI}}(\mathbf{q}_i) = \lambda_{\max}(\underline{\mathbf{H}}^T(\mathbf{q}_i)\mathbf{Q}^{-1}\underline{\mathbf{H}}(\mathbf{q}_i)). \quad (18)$$

$$(\underline{\mathbf{Y}}(\mathbf{q}_i)\underline{\mathbf{Y}}^T(\mathbf{q}_i)) / K, \quad i = 1, 2, \dots, o.$$

این کار برای سایر ۱۵ ناحیه نیز به همین صورت انجام می‌شود، تا درنهایت توان خروجی در واکسل‌های کل سر به دست آید و

۴-۲- نویز

نویز برای گیرنده m ام از مجموع ۵۰ سینوسی با فرکانس افزایشی، $f_i = f_{i-1} + f_{rand}$ ، از رابطه زیر به دست می آید:

$$v_{r,n}(k) = \sum_{i=1}^{50} A_{f_i} \sin\left(\frac{2\pi k f_i}{f_s} + \varphi_{n,i}\right), \quad (22)$$

$$A_{f_i} = \exp(-\lfloor f_i \rfloor / 25), \quad (23)$$

که f_{rand} با توزیع یکنواخت بین $0\text{Hz} - 2.5\text{Hz}$ ، $\varphi_{n,i}$ تصادفی و دارای توزیع یکنواخت بین $0 - 2\pi$ ، $f_0 = 0\text{Hz}$ بوده و $[-]$ نماد گرد کردن عدد داخل کروشه به نزدیک ترین عدد صحیح برابر یا کوچک تر از عدد داخل کروشه است.

۴-۳- ماتریس بهره

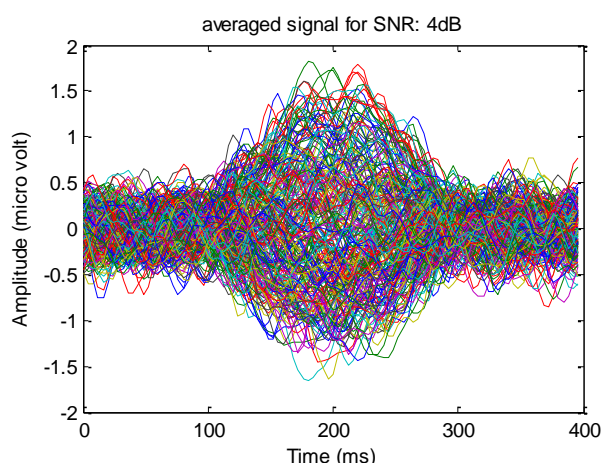
برای ساخت ماتریس بهره، از نرم افزار brainstorm [۱۷] استفاده شده است. از آناتومی استاندارد Colin27 موجود در این نرم افزار، کورتکس سر با استفاده از نرم افزار freesurfer [۱۸] ساخته شد و با استفاده از اطلاعات موجود در سایت brainstorm برای گیرنده های HydroCel Geodesic Sensor Net(HCGSN) و به ازای $N=256$ (این اطلاعات برای گیرنده های EEG روی سطح سر هستند)، ماتریس بهره برای ۱۵۰۲ واکسل موجود در کورتکس با الگوریتم "three shell sphere" به دست آمد. میزان رزولوشن (فاصله واکسل ها از هم) موقعیت هایی که به عنوان کاندیداهای منابع فعال مغز هستند، بین ۲ تا ۵ میلی متر است.

۴-۴- ساخت سیگنال ERP

بعد از ساخت دامنه فعالیت دوقطبی و نویز برای ۲۰۰ آزمایش و همچنین ساخت ماتریس بهره، می توان سیگنال شبیه سازی ERP، یعنی \mathbf{X} ، را با استفاده از رابطه زیر تشکیل داد:

$$\mathbf{X} = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \left(\sum_{i=1}^L \mathbf{H}(\mathbf{q}_i) \mathbf{m}_{i,S_r,q_i} + \mathbf{v}_r \right). \quad (24)$$

به همراه هر داده شبیه سازی، نویز شبیه سازی نیز ساخته می شود، تا برای تشکیل ماتریس کوواریانس نویز \mathbf{Q} استفاده شود. نمونه ای از سیگنال شبیه سازی برای $\text{SNR}=4\text{dB}$ ، که با فعال شدن منبع در موقعیت $[-19.67, 11.26, 86.22]\text{mm}$ تولید شده است، در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل (۲) - سیگنال ERP که با میانگین گیری از ۲۰۰ آزمایش و با ۲۵۶ گیرنده، به دست آمده است. این سیگنال با فعال کردن یک منبع در ناحیه ۷ تولید شده است.

۵- ارزیابی عملکرد روش FFA بهبود یافته

در این بخش، عملکرد روش FFA بهبود یافته نسبت به عملکرد FFA بررسی می شود. در مطالعه انجام شده توسط خانم روان و همکاران [۱۵]، شبیه سازی ها براساس فعال سازی یک موقعیت از پیش تعریف شده انجام شدند؛ اما در این مقاله، برای این که بتوان گزارش علمی تر و نتایج دقیق تر و مطمئن تری ارائه داد، موقعیت های مختلفی از نواحی مختلف سر در روند شبیه سازی ها فعال می شوند و نتایج با استفاده از میانگین و انحراف معیار دو معیار اندازه گیری، یعنی خطای مکان یابی و شعاع پراکندگی، ارائه می شوند. این دو معیار اندازه گیری به ترتیب به صورت زیر تعریف می شوند:

$$\text{localization error} = \|\mathbf{q}_0 - \mathbf{q}_{\max}\|_2 \quad (25)$$

و

$$\text{spread radius} = \frac{\sum_{i=1}^F \|\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_{\max}\|_2}{F} \quad (26)$$

که \mathbf{q}_0 موقعیت منبع فعال، \mathbf{q}_{\max} موقعیت واکسل با بیشترین توان خروجی، F تعداد واکسل هایی که توان شان بیشتر از 0.7 توان بیشینه خروجی و \mathbf{q}_i نشان دهنده موقعیت این واکسل ها است. همچنین برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با روش FFA در SNRهای مختلف، در تمام شبیه سازی ها، SNR سیگنال از صفر تا ۱۰ دسی بل با گام های ۱ دسی بل تغییر می کند و نتایج برای هر SNR ارائه می شود. مقدار SNR به طور تحلیلی و با استفاده از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$\text{SNR} = 10 \log \left(\frac{\text{tr}(\mathbf{A}_s^T \mathbf{A}_s)}{\text{tr}(\mathbf{v}^T \mathbf{v})} \right) \quad (27)$$

در مقایسه با منابع سطحی، کمتر از مقدار واقعی‌شان برآورد می‌شوند؛ مشکلی که با عنوان تبعیض عمقی شناخته می‌شود [۱۹ و ۱۵].

در این طرح، سعی بر این است تا عملکرد روش‌های FFA و FFA بهبود یافته در مواجهه با این مشکل، بررسی شود. برای این منظور، ده منبع (منابع سطحی) از نواحی ۷ و ۸ و ۱۰ منبع (منابع عمقی) از نواحی ۱ تا ۴ انتخاب می‌شوند، تا تشکیل ده جفت منبع دهند. در هر جفت منبع، منبع عمقی به گونه‌ای انتخاب می‌شود که فاصله‌اش از منبع سطحی، ۴ تا ۷ سانتی‌متر و در راستای محور z نیز فاصله‌ای بین ۲ تا ۴ سانتی‌متر از منبع سطحی داشته باشد. بیشینه دامنه تمام منابع، 20nA.m است. با توجه به این که ۱۰ جفت منبع داریم که باید برای ۱۱ SNR مختلف فعال شوند، در مجموع ۱۱۰ داده شبیه‌سازی ERP برای این طرح خواهیم داشت. در این طرح، تمام منابع سطحی را با عنوان "source1" و تمام منابع عمقی را با عنوان "source2" اشاره می‌کنیم. در این طرح که دو منبع برای تولید سیگنال فعال شده‌اند، تعیین خطای مکان‌یابی و شعاع پراکندگی، به آسانی طرح تک‌منبع نیست. خطای مکان‌یابی و شعاع پراکندگی برای هر منبع در روش تک‌منبع، به وسیله گروهی از واکسل‌ها تعریف شد، که توان خروجی‌شان بزرگتر مساوی با ۰/۷ توان خروجی واکسل با بیشینه توان بود. برای دو منبع، برای هر جفت‌منبع به تعیین دو گروه واکسل، یک گروه برای یکی از منابع و دیگری برای منبع دیگر جفت‌منبع نیاز داریم. توان واکسل‌های موجود در هر گروه بیشتر از ۰/۶ توان واکسل با بیشینه توان بوده و فاصله این واکسل‌ها از منبعی که این گروه برای آن است، کمتر از نصف فاصله بین دو منبع فعال است. این تعریف برای تشکیل گروه به این دلیل استفاده شد که واکسل‌هایی با توان بزرگتر مساوی ۰/۶ توان بیشینه، بین یا نزدیک دو منبع حضور داشتند. اطلاعات آماری مربوط به خطای مکان‌یابی و شعاع پراکندگی، که با استفاده از نتایج هر دو وضعیت به دست آمده است، در شکل ۴ نشان داده شده است. روش FFA بهبود یافته، برتر از روش FFA برای هر دو عنوان منبع "source1" و "source2" و به‌ازای تمام مقادیر SNR است. میانگین خطای مکان‌یابی روش پیشنهادی، بین ۴ تا ۱۳ میلی‌متر برای "source1" و ۲ تا ۱۴ میلی‌متر برای "source2" است؛ در حالی که خطای روش FFA، بین ۱۳ تا ۲۳ میلی‌متر برای "source1" و

که A_s برابر با $\sum_{i=1}^L \mathbf{H}(\mathbf{q}_i) \mathbf{m}(\mathbf{q}_i) s(\mathbf{q}_i, k)$ است. در روند شبیه‌سازی‌ها با توجه به $N=256$ ، مانند مقاله [۱۵]، توالی تقسیم داده برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های FFA برابر با [۸، ۲، ۲، ۲، ۲] فرض شده است.

۵-۱- طرح‌های شبیه‌سازی

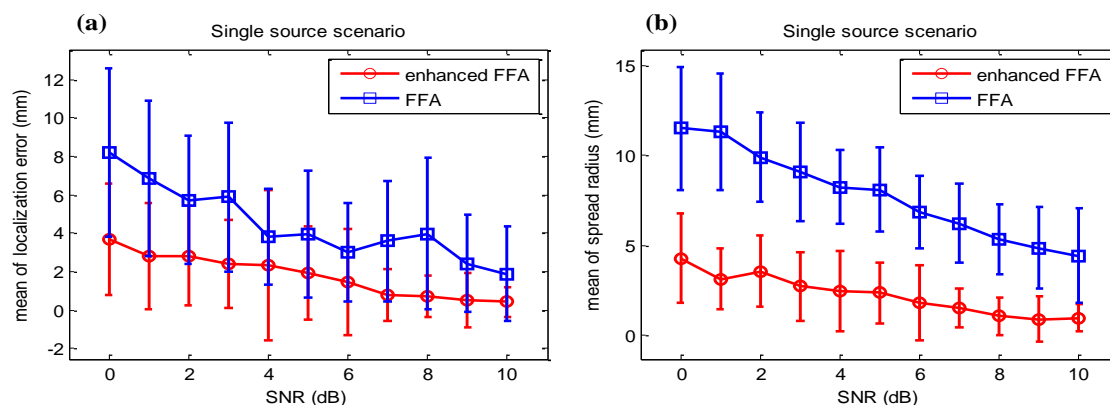
الف- تک‌منبع در کور تکس سر

برای این طرح، ۸۰ منبع به‌طور مجزا در نواحی مختلف سر، فعال شده و مکان‌یابی می‌شوند. در هر ناحیه، ۵ واکسل به‌طور تصادفی انتخاب شده و به‌عنوان موقعیت ۵ منبع فعال در نظر گرفته می‌شوند. با توجه به این که مکان‌یابی هر منبع در ۱۱ مقدار مختلف SNR انجام می‌شود؛ در مجموع، تعداد ۸۸۰ سیگنال شبیه‌سازی خواهیم داشت. بیشینه دامنه (B) برای تمام منابع، برابر با 20nA.m است.

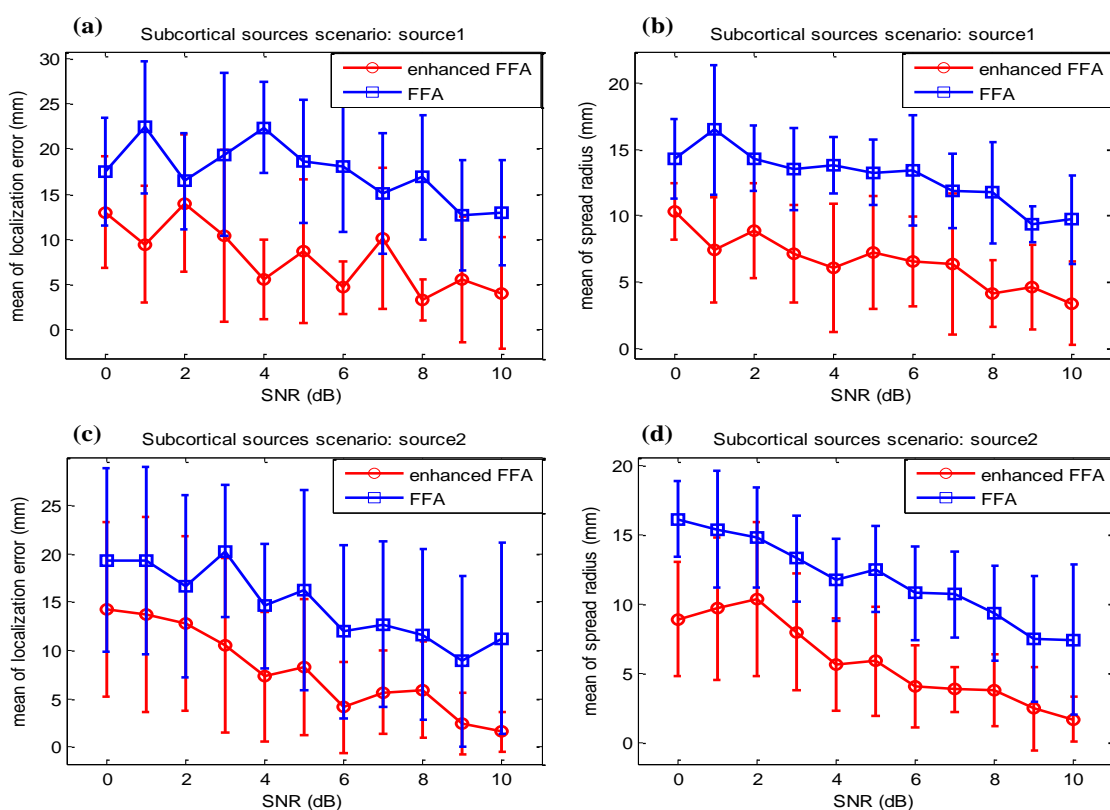
نتایج مربوط به میانگین و انحراف معیار دو معیار اندازه‌گیری، یعنی خطای مکان‌یابی و شعاع پراکندگی، در شکل ۳ نشان داده شده است. میانگین و انحراف معیار، براساس نتایج دو معیار اندازه‌گیری برای ۸۰ منبع به دست آمده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، میانگین خطای مکان‌یابی و شعاع پراکندگی برای روش FFA بهبود یافته به ترتیب در محدوده ۰ تا ۴ و ۱ تا ۴ میلی‌متر و برای روش FFA در محدوده ۲ تا ۹ و ۵ تا ۱۲ میلی‌متر قرار دارند. همچنین روش پیشنهادی، میزان انحراف معیار کمتری نسبت به روش FFA دارد. روش FFA بهبود یافته در تمام SNRها، عملکرد بسیار بهتری از لحاظ خطای مکان‌یابی (بهبود در حدود ۲ تا ۵ میلی‌متر) و به‌خصوص شعاع پراکندگی (بهبود در حدود ۴ تا ۸ میلی‌متر) در مقایسه با روش FFA، از خود نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل مشخص است، با افزایش SNR، عملکرد FFA رو به بهبود می‌رود؛ اما همچنان عملکرد ضعیف‌تری نسبت به روش FFA بهبود یافته دارد. روش پیشنهادی در SNRهای پایین، برتری قابل توجهی نسبت به روش FFA دارد.

ب- منابع زیرقشری سر

وقتی که منابع سطحی و عمقی با هم در داده‌ای مشارکت دارند که این داده مقدار SNR ثابتی دارد، مقدار SNR مؤثر منابع عمقی، کمتر از منابع سطحی است؛ زیرا ماتریس‌های بهره منابع عمقی، نرم‌تری از منابع سطحی دارند و به‌عبارتی منابع عمقی، بیشتر تضعیف می‌شوند. در نتیجه فعالیت منابع عمقی



شکل (۳) - میانگین (a) خطای مکان‌یابی و (b) شعاع پراکندگی برای دو روش FFA و enhanced FFA که با فعال‌سازی مجزای ۸۰ منبع در نواحی مختلف سر بدست آمده‌اند؛ میله‌های عمودی مقدار انحراف معیار را نشان می‌دهند



شکل (۴) - میانگین (a,c) خطای مکان‌یابی و (b,d) شعاع پراکندگی برای دو روش FFA و enhanced FFA که با فعال‌سازی مجزای ۱۰ جفت منبع در نواحی مختلف سر بدست آمده‌اند. میله‌های عمودی، مقدار انحراف معیار را نشان می‌دهند. سطر اول و دوم، به ترتیب برای 'source1' و 'source2' هستند

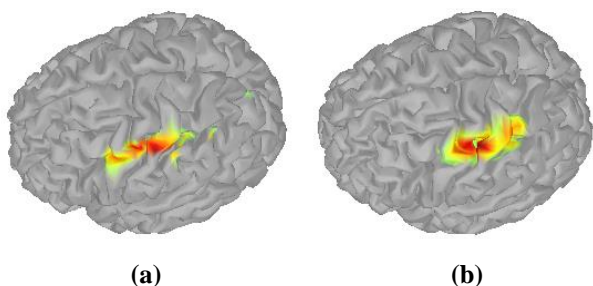
تا ۱۷ میلی‌متر است. نتایج مربوط به شعاع پراکندگی نیز نشان می‌دهد که روش FFA بهبودیافته، رزولوشن بهتری (بهبود ۲ برابری رزولوشن) نسبت به روش FFA ارائه می‌دهد.

۲-۵- ارزیابی عملکرد FFA با داده واقعی ERF

برای این قسمت، از داده موجود در سایت brainstorm استفاده شده است. این داده با تحریک الکتریکی انگشتان دست راست و توسط سیستم CTF MEG در بیمارستان La Salpetriere

۹ تا ۲۰ میلی‌متر برای "source2" می‌باشد. اگرچه میزان خطای کمتری برای "source2" نسبت به "source1"، در روش FFA مشاهده می‌شود؛ ولی باید توجه داشت که در این روش، میزان انحراف معیار بالایی برای "source2" تقریباً در تمام SNRها وجود دارد. میانگین شعاع پراکندگی روش پیشنهادی برای "source1"، بین ۳ تا ۱۰ میلی‌متر و برای "source2"، بین ۲ تا ۱۰ میلی‌متر است و برای روش FFA، مقدار این معیار برای "source1" بین ۱۰ تا ۱۷ میلی‌متر و برای "source2" بین ۸

عملکرد الگوریتم با مشکل مواجه می‌شود. این مسئله، خود مانع بزرگی برای استفاده از FFA برای مکان‌یابی مطرح می‌کند. در ادامه، سعی می‌شود تا مقایسه‌ای بین عملکرد FFA و FFA بهبودیافته در مواجهه با این مشکل انجام شود.

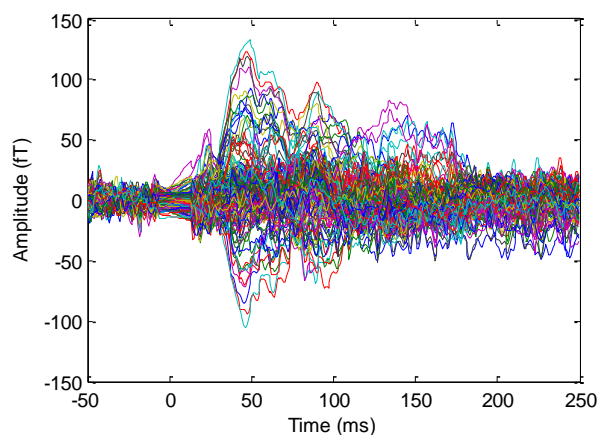


شکل (۶) - نتایج مکان‌یابی داده ERF با دو روش (a) enhanced FFA و (b) FFA. زمانی که دو روش توانستند اعصاب حسی نیم‌کره چپ مغز (left somatosensory) و مربوط به انگشتان دست راست را پیدا کنند؛ هر چند که روش enhanced FFA، رزولوشن بهتری دارد

برای تعداد گیرنده برابر با ۲۵۶، ۱۱۲ توالی تقسیم داده متفاوت وجود دارد، که شامل [۳۲، ۸] تا [۲، ۲، ۲، ۲، ۲، ۲] می‌شود (این توالی تقسیم‌ها به تعداد مشاهدات کمتر از ۱۰۰ نیاز دارند). اما انتخاب توالی‌های بسیار کوچک می‌تواند باعث کاهش رزولوشن شود؛ به همین دلیل توالی‌هایی انتخاب شدند که شرط $N_1 \geq 8$ یا $N_1 \geq 4$ and $N_2 \geq 4$ ، برایشان برقرار باشد. با توجه به شرایط مطرح‌شده، تعداد ۴۱ از ۱۱۲ توالی بررسی می‌شوند.

برای بررسی میزان حساسیت روش‌های FFA و FFA بهبودیافته، یک منبع در left postcentral gyrus واقع در موقعیت [5.7853, 56.1386, 87.6105]mm و با دامنه بیشینه 20nA.m فعال شد. تا سیگنال با SNR=5dB را تولید کند. تعداد ۱۰ سیگنال با همین مشخصه‌ها تولید شد؛ سپس، هر کدام از ۴۱ توالی تقسیم داده برای مکان‌یابی فعالیت مغزی مربوط به ۱۰ سیگنال شبیه‌سازی‌شده، استفاده شد. نتایج مربوط به میانگین و انحراف معیار خطای مکان‌یابی و شعاع پراکندگی برای تمام ۴۱ توالی تقسیم و حاصل از ۱۰ داده شبیه‌سازی، محاسبه شده و در شکل ۷ نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل مشخص شده است، میانگین خطای مکان‌یابی برای روش FFA بهبودیافته اغلب بین ۲ تا ۵ میلی‌متر و برای روش FFA، بین ۲ تا ۷ میلی‌متر است.

پاریس به‌دست آمده است. دستگاه CTF، ۱۵۱ گرادیمتر محوری برای ثبت سیگنال مغناطیسی مغز دارد. این داده با میانگین‌گیری از ۴۱۲ آزمایش و با فرکانس نمونه‌برداری ۱۲۵۰ هرتز، به‌دست آمده است. برای مکان‌یابی این داده از الگوریتم "overlapped sphere" و آناتومی سر فرد تحت آزمایش برای ساختن ماتریس بهره استفاده شده است. توالی تقسیم داده برای پیاده‌سازی الگوریتم FFA برابر با [۱۰، ۵، ۳] در نظر گرفته شده است. شکل ۵، داده مربوطه را نشان می‌دهد. این داده از دو قسمت پیش از تحریک (قبل از زمان صفر) و پس از تحریک (پس از زمان صفر) تشکیل شده است. ۶۳ نمونه پیش از تحریک، به‌عنوان نویز و ۳۱۲ نمونه پس از تحریک، به‌عنوان داده برای مکان‌یابی استفاده می‌شوند.

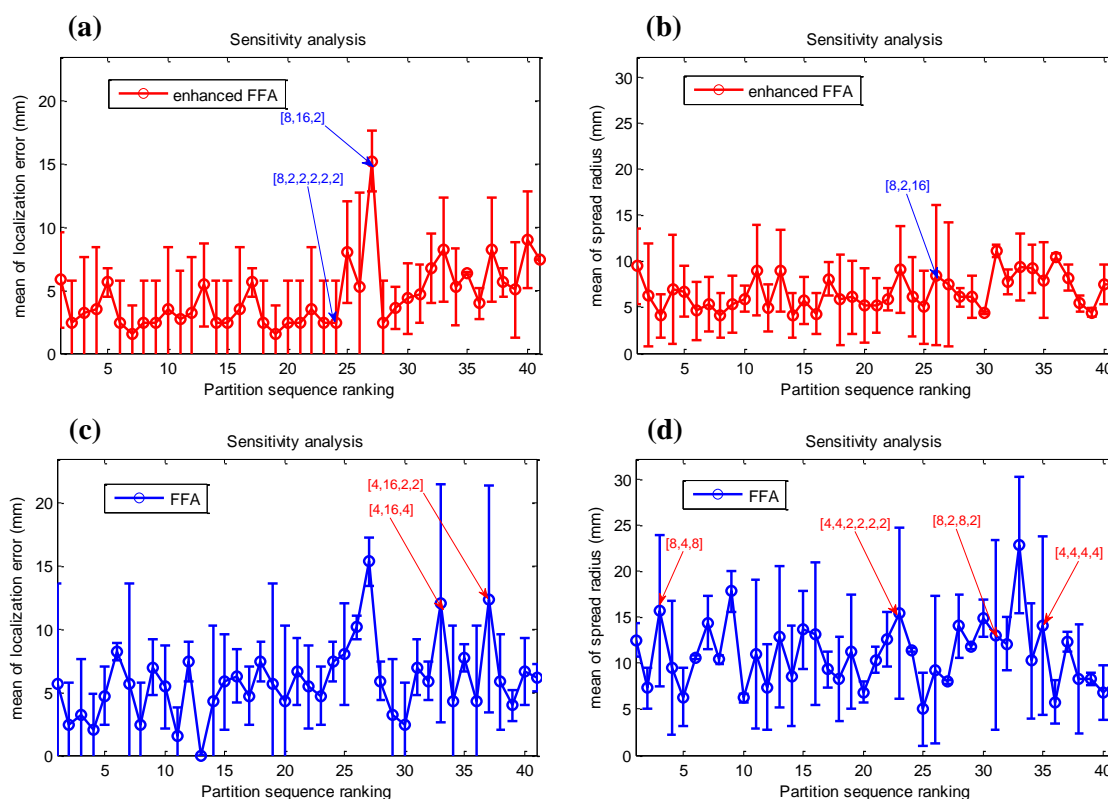


شکل (۵) - داده واقعی ERF که با تحریک الکتریکی انگشتان دست راست و به‌وسیله ۱۵۱ گرادیمتر ثبت شده است.

نتایج مربوط به مکان‌یابی داده ERF، در شکل ۶ نشان داده شده است. با توجه به این که انگشتان دست راست تحریک شده است، انتظار می‌رود که ناحیه اعصاب حسی نیم‌کره چپ مغز (left somatosensory) و مربوط به انگشتان دست راست فعال شوند. این امر با هر دو روش FFA و FFA بهبودیافته محقق شده است؛ هر چند که روش FFA بهبودیافته، تمرکز توان بیشتر و رزولوشن بهتری در مکان موردنظر دارد.

۵-۳- بررسی حساسیت به توالی تقسیم داده

همان‌طور که در مقاله [۱۵] نیز اشاره شده است، روش FFA به توالی تقسیم داده یا همان انتخاب $[N_1, N_2, \dots, N_P]$ ، بسیار حساس است. اگر این توالی به‌طور مناسب انتخاب نشود،



شکل (۷) - میانگین (a,c) خطای مکان‌یابی و (b,d) شعاع پراکندگی مربوط به دو روش enhanced FFA (سطر اول) و FFA (سطر دوم) برای توالی‌های مختلف تقسیم داده نشان داده است؛ میله‌های عمودی، مقدار انحراف معیار را نشان می‌دهند.

به هم، برای توالی‌های مختلف (نسبت به نتایج مقاله [۱۵]) برای روش FFA به دست آمد؛ چون در مقاله [۱۵]، مکان‌یابی براساس توان نرمالیزه نشده (معادله (۱۲)) انجام شده، درحالی‌که ما مکان‌یابی برای روش FFA را براساس توان نرمالیزه شده (معادله (۱۳)) انجام دادیم.

۶- بحث و نتیجه‌گیری

روش FFA، سعی می‌کند تا امکان استفاده از روش MVB را برای مکان‌یابی فعالیت‌های مغزی کوتاه‌مدت فراهم کند. این روش با الهام گرفتن از ساختار پروانه‌ای FFT و با استفاده از استراتژی divide and conquer و در چند مرحله پردازشی، تلاش می‌کند تا مکان فعالیت مغز را پیدا کند. عملکرد ضعیف روش FFA در SNRهای پایین و حساسیت آن به مؤلفه اساسی‌اش برای اجرا، یعنی توالی تقسیم داده، ما را بر آن داشت تا با اتخاذ روشی مناسب، نه تنها امکان استفاده از این روش برای SNRهای پایین را فراهم آوریم؛ بلکه حساسیت آن به توالی تقسیم داده را کاهش دهیم. در این روش، که به نوعی یک مرحله پیش‌پردازشی قبل از پردازش داده با روش FFA به‌شمار می‌رود، سر به نواحی جدا تقسیم شده، پایه‌های هر ناحیه تعیین شده، سیگنال مربوط به هر ناحیه از داده ثبت شده

روش FFA در چند مورد از توالی تقسیم داده، انحراف استاندارد بالایی دارد. هر دو روش برای توالی تقسیم داده [8,16,2]، خطای مکان‌یابی ۱۵ میلی‌متری دارند. تفاوت بین عملکرد دو روش، با مقایسه شعاع پراکندگی بهتر مشخص می‌شود. میانگین شعاع پراکندگی برای روش FFA بهبود یافته، اغلب بین ۴ تا ۷ میلی‌متر و برای روش FFA، بین ۷ تا ۱۳ میلی‌متر است. روش FFA در مقایسه با روش پیشنهادی، تعداد بیشتر انحراف استاندارد با مقدار انحراف زیاد در توالی‌های مختلف، به‌ویژه برای شعاع پراکندگی، دارد؛ یعنی حساسیت عملکرد روش FFA به انتخاب توالی تقسیم داده، بیشتر است. البته مشاهده اختلاف بیشتر از لحاظ شعاع پراکندگی و خطای مکان‌یابی بین عملکرد روش FFA در توالی‌های مختلف تقسیم داده در مقایسه با روش FFA پیشنهادی، دلیل دیگری برای کاهش حساسیت به توالی تقسیم داده با روش پیشنهادی است. میانگین شعاع پراکندگی پیشنهادی برای روش پیشنهادی، ۱۰ میلی‌متر و برای روش FFA، ۲۳ میلی‌متر است. در مقاله [۱۵]، کم‌ترین شعاع پراکندگی برای این طرح به‌ازای توالی [۸,۲,۲,۲,۲,۲] و برابر با ۰/۸ سانتی‌متر به دست آمد. برای سایر توالی‌ها، مقدار شعاع پراکندگی در حدود ۴ تا ۷ سانتی‌متر گزارش شد. در این مقاله، مقدار بسیار کمتر شعاع پراکندگی و نیز نتایج به‌نسبت نزدیک

خطای مکان‌یابی (در حدود ۴ میلی‌متر) بیشتر (در تمام توالی‌ها)، تعداد زیاد انحراف استاندارد با مقدار زیاد انحراف برای خطای مکان‌یابی (به تعداد ۷ تا با انحراف تقریبی ۷-۱۰ میلی‌متری) و به‌ویژه شعاع پراکندگی (به تعداد ۱۱ تا با انحراف ۷-۱۰ میلی‌متری) است. تمام این مطالب، دلالت بر کاهش حساسیت به توالی تقسیم داده با FFA بهبودیافته دارد. از نظر زمان محاسبات نیز باید گفت که با یک کامپیوتر دوهسته‌ای و با RAM برابر ۲ گیگابایت، روش FFA در مدت زمان ۱۰۵ ثانیه و روش FFA بهبودیافته در مدت زمان ۱۱۰ ثانیه، مکان‌یابی یک داده را انجام دادند؛ بنابراین می‌توان گفت که روش پیشنهادی با بار محاسباتی تقریباً برابر، عملکرد بهتری در مقایسه با روش FFA دارد. به‌عنوان نکته آخر، می‌توان بیان کرد که روش FFA بهبودیافته، الگوریتمی مطمئن و مناسب برای استفاده در مکان‌یابی فعالیت‌های مغزی کوتاه‌مدت است.

۷- سپاس‌گزاری

این تحقیق با حمایت مالی ستاد توسعه علوم و فناوری‌های شناختی انجام شده است.

۶- مراجع

- [1] J. C. Mosher, P. S. Lewis, and R. M. Leahy, "Multiple dipole modeling and localization of spatio-temporal MEG data," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 39, no. 6, pp. 541-557, Jun. 1992.
- [2] H. Liu and P. H. Schimpf, "Efficient localization of synchronous EEG source activities using a modified RAP-MUSIC algorithm," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 53, no. 4, pp. 652-661, Apr. 2006.
- [3] X. L. Xu, B. Xu, and B. He, "An alternative subspace approach to EEG dipole source localization," *Phys. Med. Biol.*, vol. 49, pp. 327-343, Jan. 2004.
- [4] L. Ding, G. A. Worrell, T. D. Lagerlund, and B. He, "Ictal source analysis: Localization and imaging of causal interactions in humans," *Neuroimage*, vol. 34, no. 2, pp. 575-586, Jan. 2007.
- [5] B. D. Van Veen, W. van Drongelen, M. Yuchtman, and A. Suzuki, "Localization of brain electrical activity via linearly constrained minimum variance spatial filtering," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 44, no. 9, pp. 867-880, Sep. 1997.
- [6] R. D. Pascual-Marqui, "Standardized low resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA): Technical details," *Meth. Findings Exp. Clin. Pharmacol.*, vol. 24, pp. 5-12, 2002.
- [7] C. Cao and S. Slobounov, "Alteration of cortical functional connectivity as a result of traumatic brain injury revealed by graph theory, ICA and

استخراج شده، ماتریس‌های بهره موجود در هر ناحیه بر پایه‌های آن ناحیه، تصویر شده و سپس FFA برای تعیین فعالیت در هر ناحیه استفاده می‌شود. درواقع عبارت VV^T در معادله (۱۶)، مانند یک فیلتر مخصوص ناحیه مورد بررسی عمل می‌کند و هرگونه فعالیت از نواحی دیگر سر و نویز را تضعیف کرده و فعالیت ناحیه مورد بررسی را عبور می‌دهد. این کار باعث می‌شود تا مکان‌یابی با روش FFA، دقیق‌تر شده و حساسیت به نویز و توالی تقسیم داده کمتر شود.

عملکرد الگوریتم FFA بهبودیافته در مقایسه با FFA با طرح‌های شبیه‌سازی و به‌ازای مقادیر مختلف SNR و با استفاده از معیارهای اندازه‌گیری خطای مکان‌یابی و شعاع پراکندگی ارزیابی شد. با توجه به شکل ۳، در طرح تک‌منبع که با ۸۸۰ داده شبیه‌سازی به‌دست آمد، روش پیشنهادی در تمام SNRها، عملکرد بسیار بهتری داشت. مقدار خطای مکان‌یابی و شعاع پراکندگی، به‌ترتیب بین ۰ تا ۴ میلی‌متر و ۱ تا ۴ میلی‌متر قرار دارد؛ درحالی‌که این مقادیر برای روش FFA، بین ۲ تا ۸ میلی‌متر و بین ۵ تا ۱۲ میلی‌متر قرار دارد.

در ادامه، عملکرد روش پیشنهادی در مواجهه با مشکل تبعیض عمقی در مقایسه با روش FFA سنجیده شد. با توجه به شکل ۴، دوباره نتایج اثبات می‌کند که روش پیشنهادی، بهتر می‌تواند منابع با تفاوت‌های عمقی قابل‌توجه را مکان‌یابی کند. مقدار خطای مکان‌یابی و شعاع پراکندگی برای روش پیشنهادی، به‌ترتیب بین ۲ تا ۱۴ میلی‌متر و بین ۲ تا ۱۰ میلی‌متر قرار دارند؛ درحالی‌که این مقادیر برای FFA، بین ۹ تا ۲۳ میلی‌متر و ۸ تا ۱۷ میلی‌متر قرار دارند.

لازم به توجه است که روش FFA بهبودیافته، عملکرد خوبی در SNRهای پایین و درواقع در SNRهای واقعی ($3dB \leq SNR \leq 5dB$)، سیگنال ERP دارد؛ درحالی‌که روش FFA، عملکرد خوبی در $SNR \geq 8dB$ دارد.

برای طرح واقعی، از یک داده ERF مربوط به تحریک الکتریکی انگشتان دست راست استفاده شد. نتایج شکل ۶ نشان می‌دهند که الگوریتم FFA بهبودیافته در مقایسه با روش FFA، توانسته است ناحیه اعصاب حسی نیم‌کره چپ مغز و مربوط به انگشتان دست راست را با رزولوشن بهتر مکان‌یابی کند.

همان‌طور که در ابتدای این بخش به آن اشاره شد، یکی از مشکلات اساسی FFA، حساسیت عملکرد آن به توالی تقسیم داده است. براساس نتایج شکل ۷، که عملکرد روش‌های موردبررسی در این مقاله را به‌ازای توالی‌های مختلف بررسی می‌کند، مشخص است که نتایج روش FFA در مقایسه با FFA بهبودیافته، شعاع پراکندگی (در حدود ۳ تا ۱۰ میلی‌متر) و

- [13] Cox, H., Zeskind, R.M., Owen, M.M., Robust adaptive beamforming. *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process. ASSP-vol. 35 (Suppl. 1)*, pp. 1365–1376, 1987.
- [14] A. Rodr'iguez-Rivera, B. V. Baryshnikov, B. D. Van Veen, and R. T. Wakai, "MEG and EEG source localization in beamspace," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 53, no. 3, pp. 430–441, Mar. 2006.
- [15] Ravan, M., Reilly, J. P., Hasey, G., Minimum Variance Brain Source Localization for Short Data Sequences. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 61, no. 2, pp. 535-546, 2014.
- [16] O. Saleh, R. S. Adve, and R. J. Riddolls, "Fast fully adaptive processing: A multistage STAP approach," in *Proc. IEEE Radar Conf.*, May 2009, pp. 1–6.
- [17] BrainStorm, Matlab Toolbox. (2013). [Online]. Available: <http://neuroimage.usc.edu/brainstorm>.
- [18] <https://surfer.nmr.mgh.harvard.edu/fswiki/DownloadAndInstall>.
- [19] David P. Wipf, Julia P. Owen, Hagai T. Attia, Kensuke Sekihara, Srikantan S. Nagarajan., Robust Bayesian estimation of the location, orientation, and time course of multiple correlated neural sources using MEG, vol. 49, no. 1, pp. 641-655, 2010.
- sLORETA analyses of EEG signals," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 18, no. 1, pp. 11–19, Feb. 2010.
- [8] Moiseev, A., Gaspar, J. M., Schneider, J. A., Herdman, A. T., 2011. Application of multi-source minimum variance beamformers for reconstruction of correlated neural activity. *NeuroImage*. vol. 58 no. 2, pp. 481-496.
- [9] Oswal, A., Litvak, V., Brown, P., Woolrich, M. and Barnes, G., Optimising beamformer regions of interest analysis. *Neuroimage*, vol. 102, pp. 945-954, 2014.
- [10] Diwakar, M., Huang, M.-X., Srinivasan, R., Harrington, D.L., Robb, A., Angeles, A., Muzzatti, L., Pakdaman, R., Song, T., Theilmann, R.J., Lee, R.R., Dual-Core Beamformer for obtaining highly correlated neuronal networks in MEG. *NeuroImage*, vol. 54, pp. 253–263, 2011.
- [11] Reed, S., Mallett, J., Brennan, L., 1974. Rapid convergence rate in adaptive arrays. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-10, no. 6, pp. 853–863.
- [12] Van Veen, B. D., van Drongelen, W., Yuchtman, M., Suzuki, A., Localization of brain electrical activity via linearly constrained minimum variance spatial filtering. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* vol. 44, no. 9, pp. 867–880, 1997.