ارائه یک روش جدید برای حل مساله معکوس MEG

مهدی رجبیون
قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند،
دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران،
تهران، ایران
Email: m.rajabioun@ece.ut.ac.ir

عباس باباجانی
قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند،
دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران،
تهران، ایران
Email: a.babajani@ece.ut.ac.ir

حمید سلطانیان زاده
قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند،
دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران،
تهران، ایران
آزمایشگاه پردازش تصویر، موسسه هنری فورد،
دیترویت، MI 48202 ، آمریکا
Email: hszadeh@ut.ac.ir

چکیده: شناسایی نواحی فعال مغز و تعیین محل آنها اهمیت ویژه‌ای در تشخیص بسیاری از بیماریهای عصبی و روانی دارد. MagnetoEncephalography (MEG) یکی از مهمترین و جدیدترین روشهایی است که برای این کار بکار گرفته می‌شود. در این روش با استفاده از ثبت سیگنالهای مغناطیسی بدست‌آمده از فعالیت مغز، می‌توان نواحی فعال مغز را مشخص نمود. برای تشخیص نواحی فعال مغز با استفاده از پردازش سیگنالهای MEG ، روشهای زیادی تاکنون ارائه شده‌اند که هر کدام دارای مزایا و معایب خاص خود می‌باشد. در این مقاله روش جدیدی ارائه خواهد شد که از جمله روشهای وزن‌دار بوده و با ارائه ماتریس وزن خاصی، پس از دومرحله اجرا جواب بهتری را در حل مساله معکوس بدست می دهد. روشهای وزندار در کل دارای این مزیت هستند که می توان با ارائه وزن خاصی به آنها بسیاری از مشکلات روشهای دیگر را حل کرد. این روش جدید پاسخی کاملاً متمرکز ارائه می‌دهد که در اکثر شرایط، موقعیت واقعی منابع فعال مغز را با خطا تعیین محل صفر نشان می‌دهد. روش جدید بر خلاف روشهای دیگر دارای روش تکراری نبوده و درنتیجه پیچیدگی محاسباتی و زمانبری آن به مراتب از روشهای دیگر کمتر می‌باشد. در این مقاله با شبیه‌سازیهای متعدد انجام شده، کارایی روش ارائه شده در مقایسه با روشهای دیگر نشان داده خواهد شد.

کلمات کلیدی: Magnetoencephalography (MEG) ، مساله معکوس، روشهای وزن‌دار، روش تکراری.

۱- مقدمه

فعال شدن یک ناحیه خاص از مغز معادل با افزایش فعالیت تعداد زیادی از سلولهای عصبی در آن ناحیه می باشد که اساس بیشتر روشهای تصویربرداری عملکردی از مغز را تشکیل می دهد [۱]. تصویربرداری عملکردی مغز در فضای چهار بعدی زمانی و مکانی انجام می‌گیرد و هدف تمام روشهای تصویربرداری عملکردی مغز دارا بودن حداکثر رزولوشن زمانی-مکانی است. (EEG) ElectroEncephaloGraphy و MagnetoEncephaloGraphy (MEG) از مهمترین روشهای تصویربرداری عملکردی مغز می‌باشند. با این روشها آشکارسازی مستقیم و بدون واسطه فعالیت نرونها و تصویربرداری عملکردی از آنها با استفاده از ثبت میدانهای الکتریکی و مغناطیسی ایجاد شده در پوست سر و در اطراف آن و پردازش روی سیگنالهای ثبت شده فراهم می‌شود. MEG و EEG دارای رزولوشن زمانی خوبی در حد چند میلی ثانیه می‌باشند ولی رزولوشن مکانی آنها به علت ill-posedness بودن مساله معکوس محدود می‌باشد. برای تصویربرداری عملکردی از مغز از روی سیگنالهای مغناطیسی یا الکتریکی ثبت شده، روشها و روشهای مختلفی ارائه شده اند که از روی این سیگنالها نقاط فعال داخل مغز را تعیین می کنند. در این بخش بطور خلاصه به تعدادی از این روشها اشاره خواهیم کرد.

روش Minimum Norm از جمله مهمترین و ساده ترین روشهای حل مساله معکوس MEG می‌باشد. این روش در عین سادگی محاسباتی، در حل مساله به جواب غیر کانونی و پراکنده برخورد می کند و حساسیت بالایی نسبت به نویز دارد. علاوه بر این در تشخیص نواحی عمقی مغز به شکست برخورده و جواب خوبی بدست نمی دهد [۲]. برای حل مساله غیر کانونی بودن و پراکندگی زیاد روش Minimum Norm آقای Gornitsky روش تکراری FOCUSS را ارائه داد که با استفاده از یک روش تکراری و Update کردن ماتریس وزن خاصی، مشکل غیرکانونی بودن روش Minimum Norm را بر طرف می کند. ولی در عین حال روش FOCUSS با وجود حل مشکل غیر کانونی بودن Minimum Norm، دارای پیچیدگی محاسباتی زیادی بوده و زمان زیادی صرف حل مساله می کند [۳]. برای بر طرف کردن مشکل حساسیت زیاد روش Minimum Norm نسبت به نویز، روش های Regularized Minimum Norm و Recursive Regularized Minimum

Norm ارائه شده اند که با اضافه کردن پارامتر خاصی به تابع هزینه Minimum Norm آن را در برابر نویزهای مختلف مقاومتر می کنند. روش Recursive Regularized Minimum Norm دارای یک روند تکراری نسبت به Regularized Minimum Norm است که مشکل پراکندگی جواب Minimum Norm را همانند FOCUSS حل کرده و جواب کاملا کانونی بدست می دهد [۲].

روش *2DII* یک روش تکراری خاصی است که بیشتر بر اساس جواب قبلی بدست آمده، جواب فعلی را بدست می دهد. این روش دارای ساختار کاملا جداگانه ای نسبت به روش های دیگر ارائه شده در این زمینه است و تنها برای مقایسه ارائه شده است [۴]. دسته دیگری از روشهای ارائه شده در این مورد، روشهای وزندار هستند که برای حل مشکل دیگر روش Minimum Norm ، که عدم توانایی در تشخیص نواحی عمیقتر است، ارائه شده‌اند. این روشها با دادن وزنهای خاصی به نواحی مختلف مغز، سعی درحل این مشکل دارند. به این صورت که وزن نواحی عمیقتر را بیشتر از نقاط سطحی در نظر می گیرند. روش LORETA یکی از روشهای خوب ارائه شده در این زمینه است که توسط Pascual-Marque در سال ۱۹۹۵ ارائه شده است و با ارائه وزن خاصی سعی در حل مشکل نواحی عمیق داشته و معمولا جواب هموار و خوبی ارائه می دهد. اما این روشها نیز دارای این مشکل هستند که بیشتر جواب مساله را به سمت مرکز میل داده و به آن سمت قسمتهای داخلی مغز هدایت می کند [۵]. روش ارائه شده در این مقاله نوعی از روش وزندار است که با ارائه وزن خاصی در دو مرحله اجرا، در عین عدم تکرار کردن و Update کردن وزن (همانند FOCUSS ، Recursive Regularized Minimum Norm و سایر روشهای تکراری)، توانایی ارائه پاسخ کاملاً کانونی (در بعضی مواقع حتی بهتر از FOCUSS) را می دهد. این کار باعث می شود که این روش زمانبری زیاد نداشته و بعد از دو مرحله اجرا به جواب می‌رسد. بعلاوه این روش همچنین در بیشتر مواقع به جواب درست منتهی شده و خطاهای بسیار کمی نسبت به روشهای دیگر دارد.

۲- معرفی روش پیشنهادی

۲-۱مساله معکوس MEG

برای شناسایی نقاط فعال مغز با استفاده از MEG و تعریف مساله معکوس MEG، نیاز به فرض بعضی شرایط خاص داریم. یکی از این فرضها اینست که فعالیت توده‌های نرونی موجود در مغز را که بصورت همزمان فعالیت می کنند، می‌توان بصورت دوقطبیهای کوچک جریان مدل کرد. هدف کلی در MEG عبارت از تشخیص موقعیت و اندازه ممان این دوقطبیهای جریان با استفاده از میدانهای مغناطیسی اطراف سر است که به حل مساله معکوس MEG موسوم می باشد. اما قبل از حل مساله معکوس لازمست تا ارتباط بین سیگنالهای ثبت شده در سنسورها با اندازه و جهت دوقطبیهای جریان را بدست آورده و مدل کنیم که این کار در مرحله حل مساله مستقیم MEG انجام می‌گیرد. اساس فرمولبندی مساله مستقیم MEG بر پایه تقریب شبه استاتیک معادلات پایه ماکسول می باشد. پس از حل مساله مستقیم، شکل نهایی بصورت یک رابطه ماتریسی در می‌آید که در آن منابع جریان داخل مغز رابطه خطی با میدانهای مغناطیسی اندازه‌گیری شده دارند:

$$b = G.q \qquad (۱)$$

که در آن $q_{3N\times 1}$ بردار حاوی سه مولفه ممان دو قطبی‌ها در جهت‌های x، y و z و $b_{M\times 1}$ بردار حاوی مقادیر اندازه‌گیری شده میدان مغناطیسی در اطراف سر می‌باشند. منابع جریان در هر یک از محورهای مختصات دارای دامنه‌ای به صورت $q=[q_x,q_y,q_z]$ می‌باشند. اگر تعداد منابع N عدد باشد و ممان دوقطبی‌ها را در هر محور پشت سر هم بچینیم، برداری به ابعاد $3N$ خواهیم داشت که فرض می کنیم محل آنها نسبت به زمان ثابت است. ماتریس G Lead field نامیده می‌شود و شامل اطلاعات هندسی و هدایت الکتریکی بافتهای مختلف سر است و دارای $3N$ ستون و M سطر می‌باشد. هر ستون G معرف حل مساله مستقیم MEG برای یک منبع منفرد بوده و سیگنالهای بدست آمده روی هر سنسور در اثر همان منبع منفرد را مشخص می کند.

هدف از حل مساله معکوس MEG تعیین ماتریسی است که با اعمال آن به میدانهای مغناطیسی بدست آمده توسط سنسورهای MEG، بتوان ماتریس q که همان دامنه و موقعیت نقاط فعال داخل مغز است را تخمین زد:

$$q = T.b \qquad (۲)$$

در حالت کلی تعداد مجهولات یعنی مقادیر دامنه دو قطبیهای جریان در فضای مورد مطالعه، از تعداد پارامترهای معلوم یعنی مقادیر اندازه‌گیری شده میدان مغناطیسی توسط سنسورها (حداکثر چند صد سنسور) بیشتر بوده و بدین ترتیب حل مساله معکوس به شکست برخورد کرده و جواب منحصر به فردی نمی دهد و می گوییم مساله بشدت ill-posed می‌باشد. بعلاوه در حل مساله معکوس و بدست آوردن T باید توجه داشت که داده‌های جمع‌آوری شده دارای مقدار قابل توجهی نویز هم می‌باشند که تلاشهایی برای مدلسازی و حذف آن صورت گرفته است.

پس در حالت کلی در حل مساله معکوس، توجه به نکات زیر ضروری است:

- *یکتا نبودن جواب* : ساختارهای مختلفی برای منابع و جوابهای مختلفی برای حل مساله وجود دارد که باعث عدم یکتایی جواب می شود.
- *حساسیت زیاد به نویز* : با توجه به اینکه ماتریس G singular می‌باشد، تکنیکهای regularization برای کاهش حساسیت مساله معکوس به نویز مورد نیاز می‌باشد.

۲-۲ مرور روشهای حل مساله معکوس MEG

برای حل مشکل illposed بودن و عدم یکتایی جواب حل مساله معکوس MEG، روشهای فراوانی ارائه شده است که هر کدام از آنها دارای مزایا و معایب خاص خود هستند. در این بخش ابتدا روشهای Minimum Norm، FOCUSS، LORETA، $2DII$، Regularized Minimum Norm، Recursive Regularized Minimum Norm بررسی می‌شود و پس از معرفی روشهای Weighted Minimum Norm، روش جدیدی در حل مساله معکوس MEG ارائه خواهد شد.

روش Minimum Norm (MN) : این روش یکی از ساده‌ترین روشهایی است که تاکنون ارائه شده‌است و دارای ساختار کاملا ساده‌ای می‌باشد. در حالت عدم وجود اطلاعات پیشین درباره منابع، این روش استفاده زیادی دارد. در این روش فرض براین است که هیچ اطلاعاتی درباره توزیع منابع در دسترس نمی‌باشد. پاسخ مساله معکوس در این روش به صورت زیر می‌باشد:

$$\hat{q} = G^T (GG^T)^{-1} b \qquad (۳)$$

همانطور که مشاهده می کنید در این روش ماتریس منتجه معکوس $T = G^T (GG^T)^{-1}$ به عنوان ماتریس شبه‌معکوس (Pseudoinverse) ماتریس G بشمار می رود که برای تخمین q از روی ماتریس b بکار می رود. از مزایای این روش می توان به سادگی و بار محاسباتی کم آن نسبت به سایر روش‌ها اشاره کرد که باعث سریعتر شدن محاسبات می شود. ولی در مقابل، این روش دارای پاسخ پراکنده و حساسیت زیاد به نویزو عدم تعیین دقیق محل نقطه فعال در نواحی عمقی مغز است.

روش FOCUSS : این روش همانطور که از نامش پیداست برای رفع مشکل پراکندگی و کانونی کردن جواب Minimum Norm بکار گرفته شده است. FOCUSS دارای یک الگوریتم تکراری بوده در ابتدا توسط Gornitsky در [۲] ارائه شده است. در این روش از رابطه زیر برای محاسبه پاسخ استفاده شده است که در هر تکرار، ماتریس وزن update می شود تا به پاسخ نهایی همگر شویم. در این روش روند کار به این صورت است که ابتدا با تعریف وزن خاص W که یک ماتریس مربعی است، جواب طبق رابطه زیر تخمین زده می شود:

$$\hat{q}^{(k)} = W^{(k)} (GW^{(k)})^{+} . b \qquad (۴)$$

پس از هر اجرا ماتریس وزن بنا به جواب قبلی طبق رابطه زیر Update می شود:

$$\begin{cases} W^{(k)} = diag(\hat{q}^{(k-1)}) \\ W^{(k)} = W^{(k-1)} diag(\hat{q}^{(k-1)}) \end{cases} \qquad (۵)$$

و روند ادامه می یابد تا روش همگرا شود. قسمت دوم معادله ۵ از پایداری بهتری نسبت به قسمت اول برخوردار است و در کل هر دو روش ذکر شده از خواص کانونی خوبی نسبت به Minimum Norm برخوردار هستند. روش FOCUSS به علت تکراری بودن، دارای حجم محاسباتی بسیار بالایی می‌باشد. برای حل این مشکل روشهای جدیدی از جمله Multiresolution FOCUSS در [۳] ارائه شده است.

روش Regularized Minimum Norm (RMN): روش FOCUSS برای رفع مشکل کانونی بودن روش Minimum Norm ارائه شده است ولی هیچ بهبودی در حل مشکل زیاد بودن حساسیت آن نسبت به نویز ندارد (حتی این حساسیت را افزایش می دهد). برای رفع مشکل نویز روش Minimum Norm، روش خاصی بعنوان Regularized Minimum Norm ارائه شده است که با استفاده از ایده Regularization،مشکل حساسیت زیاد روشها نسبت به نویز حل می‌شود. در این حالت ماتریس معکوس با استفاده از رگولاریزاسیون Tikhonov بصورت زیر تعریف می‌شود.

$$\hat{q} = LG^T (GLG^T + \lambda I)^{-1} b$$
$$L = (WW^T)^{-1} \qquad (۶)$$

که W ماتریس وزن می‌باشد. این روش همانطور که گفته شد مشکل حساسیت زیاد روش Minimum Norm را به نویز از بین می برد. ولی این روش همانند MinimumNorm دارای پاسخ پراکنده و غیر کانونی است که با روشی تکراری که در زیر توضیح داده خواهد شد، این مشکل رفع می‌شود.

روش Recursive Regularized Minimum Norm (RRMN): همانطور که توضیح داده شد، روش FOCUSS مشکل غیرکانونی بودن و روش Regularized Minimum Norm مشکل حساسیت پذیری نسبت به نویز روش Minimum Norm را برطرف می کنند. برای حل هر دو مشکل بصورت یکجا روش Recursive Regularized Minimum Norm ارائه شده است که با تکرار کردن روش Regularized Minimum Norm مشکل کانونی نبودن آنرا حل می کند. روش RRMN در عین حساسیت کم به نویز و جواب کانونی‌تر، دارای پیچیدگی محاسباتی فراوان بوده و به مناطق عمیقتر جواب خوبی نمی دهد. برای حل این مشکل از ماتریسهای وزن داده شده خاصی استفاده می‌شود که با تنظیم وزن خود این مشکل را حل می‌کند.

روش $2DII$: این روش یک روش تکراری خاصی است که توسط تکنیک POCS (Projection Onto Convex Sets) بنا نهاده شده است [۴]. این روش در کل با استفاده از مقدار جواب قبلی برای q، جواب جدید را بدست می‌دهد. در هرتکرار از این روش، مقادیر q بصورت زیر تخمین زده می‌شوند:

$$q^{(j)} = \alpha Q_0 + \beta Q_i, i = 1,2,...,m \qquad (۷)$$

که بردار Q_i و پارامترهای α و β با مینیمم کردن خطا بدست می‌آیند و تا کسب خطای قابل قبول، تکرار ادامه پیدا می‌کند.

روشهای وزن داده شده: این روشها برای حل مشکل سوم Minimum Norm که همان مشکل آن در بازسازی نواحی فعال موجود در مناطق عمیقتر است، ارائه شده‌اند. برای حل این مشکل روش Minimum

Norm با اوزان خاصی که معمولا نقاط واقع در عمق وزن بیشتری نسبت به نقاط سطحی‌تر می‌گیرند، حل می شود. ولی در این صورت نیز در بازیابی نقاط بیرونی مشکل بوجود آمده و نقاط متمایل به مرکز می‌شوند. برای حالت Minimum Norm وزن داده شده می توان تخمین زیر را برای نقاط بدست آورد:

$$\hat{q}_{WMN} = \arg\min_{q}\{q^T W q\} \qquad (۸)$$

که در آن W یک ماتریس معکوس پذیر بوده و با تاثیرگذاری بر تابع هزینه بطور معکوس بر پاسخ نهایی اثر می‌گذارد. با حل مساله فوق پاسخ زیر بدست می آید:

(۹)

$$\hat{q} = W^{-1}G^T\left(GW^{-1}G^T\right)^{+}.b$$

برای وزن دهی ماتریس W گزینه‌های زیادی ارائه شده است که روش ارائه شده در این مقاله نیز یکی از این گزینه‌ها می‌باشد. با کمی دقت می‌توان دریافت که با انتخاب ماتریس همانی برای ماتریس وزن W، این روش به روش Minimum Norm تبدیل می شود. در این قسمت ابتدا روش LORETA و سپس روش جدید ارائه شده در این مقاله بررسی خواهد شد.

روش LORETA : روش LORETA برای اولین بار توسط Pascual-Marque در سال ۱۹۹۵ در ادامه روشهای minimum norm وزن داده شده یا همان WMN ارائه شده است [۵] که ماتریس وزن آن بصورت زیرتعریف می شود:

$$W_{LORETA} = (\Omega \otimes I_3)B^T B(\Omega \otimes I_3)^T \qquad (۱۰)$$

عبارت $(\Omega \otimes I_3)$ اپراتور لاپلاسین مکانی گسسته است که یک ماتریس $3M$ در $3M$ (M بعد فضای منابع است) است. اپراتور $\otimes$ همان ضرب Kronecker و I_3 ماتریس یکانی ۳*۳ می‌باشند. ماتریس Ω یک ماتریس قطری بصورت زیر می‌باشد.

$$\Omega_{\beta\beta} = \sqrt{\sum_{\alpha=1}^{N} G_{\alpha\beta}^T G_{\alpha\beta}} \quad , \beta = 1,2,...,M \qquad (۱۱)$$

$G_{\alpha\beta}$ یک بردار 1×3 است که عنصر α و β از ماتریس G را مشخص می کند. همچنین ماتریس B ماتریس لاپلاسین است که بصورت زیر تعریف می شود:

(۱۲)

$$\begin{cases} B = 6/d^2.(A - I_{3M}) \; with A = A_0 \otimes I_3, A_0 = 1/2\left(I_M + [diag(A_1.I_M)]^T.A\right) \\ [A_1] = \begin{cases} (1/6) if \parallel V_\alpha - V_\beta \parallel = d \\ 0 otherwise \end{cases} \quad \forall \alpha, \beta = 1,2,...,M \end{cases}$$

در این روش ادعا گردیده است که با استفاده از ماتریس وزن دهی فوق هموارترین پاسخ معکوس بدست می‌آید. اما یکی از مهمترین ایراد این روش نیز همان عدم کانونی بودن و تمایل جواب بدست آمده به سمت مرکز است که برای مشکل اول می توان با استفاده از روش FOCUSS آنرا کانونی کرد.

۲-۳ روش جدید ارائه شده در این مقاله

این روش یکی از روشهایی است که بدون تکراری بودن و بدون صرف زمان زیاد، جواب کاملاً کانونی بدست داده و موقعیت مکانی منابع فعال را به درستی با دقت بالا تشخیص می‌دهد. خطای پراکندگی و همچنین خطای دامنه این روش نیز در بسیاری از حالات کمتر از خطای دیگر روشها می باشد. روند کار در این روش به این صورت است که ابتدا با ماتریس وزن همانی مقادیر اولیه برای q بوسیله روش Minimum Norm وزن داده شده بدست می‌آید و سپس در تکرار دوم ماتریس وزن جدید بصورت زیر انتخاب می‌شود:

$$W = abs(diag(q^a)) \qquad (۱۳)$$

که با تغییر پارامتر a می‌توان دقت مکانی پاسخ این روش را تعیین نمود. از آنجایی که در صورت فرض مقادیر اعشاری برای a امکان بدست آمدن جواب مختلط وجود دارد ، abs در رابطه بالا نمایانگر اندازه ممان دوقطبی‌ها بوده که در صورت بدست آمدن جواب مختلط برای آنها، اندازه آنرا در نظر می‌گیرد. همانطور که می دانیم با قرار دادن مقدار ۱ برای a همان جواب شبیه Minimum Norm بوجود می آید. به علت اننتخاب ماتریس واحد برای وزن اولیه واضح است هرچه مقدار a به عدد ۱ نزدیک شود، جواب به جواب روش Minimum Norm نزدیک می شود و با افزایش آن میزان جواب کانونی تر شده و به نقطه خاصی متمرکز می شود. برای بدست آوردن مقدار a، شبیه سازی های مختلفی در نقاط مختلف مغز انجام شده است و آزمایشات فراوانی صورت گرفته است. بعد از شبیه سازیهای مختلف و انتخاب محلهای مختلف برای نقطه فعال،عدد ۸ برای این روش در این مقاله انتخاب شده است. در مقالات بعدی روی این پارامتر و وزن اولیه روش ارائه شده بحث خواهد شد. پاسخ روش ارائه شده در این مقاله کاملاً کانونی بوده که در بیشتر مواقع دارای خطای تعیین محل صفر است. این روش بر خلاف روشهای کانونی دیگر از جمله FOCUSS و RRMN، تکراری نبوده و درنتیجه پیچیدگی محاسباتی و زمانبری روشهای تکراری را ندارد. با استفاده از نتایج شبیه‌سازیهایی که در ادامه ارائه خواهند شد، دقت وکارایی روش پیشنهادی نشان داده خواهد شد.

۳- نتایج شبیه سازی

در این مقاله از نرم افزار استاندارد MEG Tools استفاده شده است که بصورت رایگان در اینترنت قابل دسترسی است [۶]. برای حل مساله معکوس MEG ابتدا بایستی پیش پردازشهایی روی داده‌ها انجام شود و پس از محاسبه ماتریس G، مساله معکوس حل شود. بررسی های انجام شده در این قسمت بر روی داده‌های Coronal با ۳۱۴ ، Axial و Sagital با ۲۵۶ مقطع و شامل ۲۸۷۱ نقطه برای محل منابع فعال مغز

انجام شده است. برای افزایش دقت و کاهش زمان مورد نیاز برای حل روشها، از بین ۲۸۷۱ فضای نمونه کلی یک مقطع axial وسطی که شامل ۳۶۵ نقطه فعال است، بعنوان فضای نمونه انتخاب کرده و جهت سنسورها را روی دوقطبی مرکزی این اسلایس تنظیم کرده ایم . همچنین برای کار آسان با نرم افزار MEG Tools، روشهای اشاره شده در این مقاله با در نظر گرفتن Structure ها و Mfile های مربوطه به این نرم‌افزار اضافه شده است. قابل توجه است که سنسورهای موجود در این شبیه سازی، ۱۴۸ سنسور SQUID از نوع Magnetometer می‌باشند. دراین قسمت نتایج شبیه‌سازیهای انجام گرفته ارائه می‌شود و در قسمت بعدی در مورد آنها بحث خواهد شد. همچنین تاثیر مکان، زاویه دوقطبی‌ها (شعاعی و مماسی) و نتایج روش جدید ارائه خواهد شد. البته شایان ذکر است که در این قسمت ناحیه فعال را یک نقطه در نظر گرفته و این دوقطبی را کم کم به مرکز نزدیک می کنیم.

قبل از ذکر نتایج لازمست معیارهای خطای بکار رفته شده در این قسمت تعریف شود. خطای دامنه به صورت مجذور مجموع مربعات خطای دامنه دوقطبی‌های فضای حل تعریف می شود. خطای دوم که خطای تعیین محل است، عبارتست از فاصله نقطه دارای حداکثر ممان در فضای حل نسبت به موقعیت دوقطبی اولیه می‌باشد. خطای سوم که میزان کانونی بودن پاسخ را نشان می دهد و با استفاده از فرمول زیر بدست می آید [۷]:

$$Spreadity = \frac{\sum_i \| d_i - d_{\max} \| . | q_i |}{\sum_i | q_i |} \qquad (۱۴)$$

در شکل ۱-a قسمتی از فضای نمونه‌ای را نشان داده ایم که در یک برش axial از مغز تعداد ۳۶۵ Dipole را بعنوان فضای نمونه انتخاب کرده‌ایم. از بین این ۳۶۵ نقطه فضای نمونه، تعداد ۱۶ نقطه خاص را که در در شکل ۱-a نشان داده شده است، بعنوان Dipole های فعال در نظر گرفته ایم. این نقاط فعال همان نقاطی هستند که برای بررسی تاثیر مکان از مبدا انتخاب شده اند.در در شکل ۱-b این نقاط به تنهایی و خارج از فضای نمونه نشان داده است تا بطور واضح دیده شود. در شکل ۱-c نقطه خاصی از این نقاط فعال را برگزیده ایم و جواب روشهای مختلف را نسبت به این نقطه در شکل۲ نمایش داده ایم. شکل ۲ جواب روشهای مختلف به نقطه فعالی است که در شکل۱-c نمایش داده‌ایم. همانطورکه ازجواب روشها بر می آید، روش Minimum Norm دارای پاسخ پراکنده و غیر متمرکز است که ایراد این روش در تصویر بوجود آمده توسط روش FOCUSS رفع شده‌است. همانطور که در شکل ۲ دیده می شود، روش LORETA دارای پاسخ هموار و غیر متمرکزی است که در بعضی مواقع به علت همواری زیاد به پاسخ غلط نیز منجر می شود. روش RMN روش مشابه MN است و چون در این تصاویر نویزی وارد دستگاه نکرده و حالت ایده آل را فرض کرده‌ایم، هیچ تفاوتی با MN ندارند. اما همانطور که دیده می شود روش ارائه شده در این مقاله دارای جواب کاملا کانونی و متمرکز است که معمولا در بیشتر مواقع به جواب درست منجر می شود.

در شکل ۳ خطاهای دامنه ، تعیین محل ، کانونی بودن روشهای ذکر شده نسبت به انتخاب مکان نقطه فعال آورده شده است. در سطر اول این شکل خطای دامنه روشهای مختلف نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می شود این خطا برای روش FOCUSS و روش پیشنهادی میزان کمتری نسبت به روشهای دیگر دارد. از سوی دیگر همانطور که از قسمت c شکل بر می آید، در روشهای RMN،MN وRRMN با انتخاب نقاط فعال نزدیک مرکز خطای بیشتری بدست می دهند. ولی LORETA این خطا را کاهش داده و در نقاط فعال موجود در مناطق عمیقتر خطای کمتری می دهد که با مطالب ذکر شده در بخش قبلی کاملا انطباق دارد. این موضوع برای خطاهای تعیین محل و کانونی بودن،که در سطرهای بعدی شکل ۲ نشان داده شده است، نیز صادق است. همانطور که از شکلها مشاهده می شود، روش MN در خطاهای دامنه و کانونی بودن و روش RRMN در خطای تعیین محل بیشترین خطا را دارند.

در شکلهای ۴ و۵ پاسخ روشهای مختلف به نقاط فعال با جهت شعاعی و مماسی، موجود در موقعیت های مختلف نشان داده شده است . جهت شعاعی نقاط فعال جهتی است که در روی صفحه فضای منابع قرار دارد و جهت مماسی جهت عمود بر صفحه منابع است. همانطور که در این قسمت مشاهده می شود کلیه خطاهای روش ارائه شده در حالت شعاعی، صفر یا در حد صفر هستند و کلیه روشها جواب بسیار خوبی به مولفه شعاعی نسبت به مولفه مماسی می دهد. علت این امر نیز این است که در این موقعیت از مکان، مولفه شعاعی توسط سنسورها بهتر از مولفه مماسی دیده می شود. همچنین همانطور که مشاهده می شود خطای دامنه برای هر دو مولفه شعاعی و مماسی برابر صفر است. از آنجایی که روش FOCUSS در بین روشهای دیگر جواب بهتری را می دهد، بنابراین، این روش برای مقایسه با روش پیشنهادی در یک نمودار نشان داده شده است.

۴- نتیجه گیری

در این مقاله یک روش جدید برای شناخت نواحی فعال مغز با استفاده از MEG ارائه شده است. این روش نسبت به روشهای دیگر دارای کارایی بهتری بوده و ازنظر رزولوشن زمانی جواب بهتری ارائه می دهد. در این مقاله روی روشهای مختلفی در این زمینه بحث شد که هر کدام دارای مزایا و معایب خاصی بودند. روش Minimum Norm روش ساده‌ای است ولی دارای مشکلاتی از قبیل غیر کانونی بودن، حساسیت بالا به نویز، مشکل در تشخیص نواحی فعال موجود در عمق مغز می‌باشد. برای حل هر یک از این مشکلات، روشهای خاصی ارائه شده‌اند که در عین حل یکی از این مشکلات ، در حل مشکل دیگر به

شکست می خورد. برای حل مساله عدم کانونی بودن Minimum Norm ، روش FOCUSS ارائه شده است که یک روش کاملا تکراری و وقتگیر است ولی در عین حال جوابی کاملا متمرکز و کانونی بدست می دهد. برای حل مساله حساسیت به نویز نیز روشهای RMN وRRMN ارائه شده اند که مشکل حساسیت بالای روش Minimum Norm به نویز را از بین برده اند. برای تشخیص نواحی فعال مغز موجود در قسمتهای داخلی، روشهای وزندار ارائه شده اند که با تنظیم وزن خاص می‌توان بر این مشکل نیز فائق آمد. روش LORETA یکی از مهمترین روشهایی است که در این زمینه ارائه شده است. اما این روش بعلت همواری زیاد و غیر کانونی بودن آن در بعضی موارد به شکست می خورد.

همانطور که اشاره شد روشهای ارائه شده قبلی در عین برخورداری از یک مزیت، دارای عیب دیگری هستند. روش ارائه شده در این مقاله علاوه بر حل مشکل کانونی بودن روشهای مختلف، دارای پیچیدگی محاسباتی و زمانبری روشهای دیگر مانند FOCUSS نیست. زیرا که روشهای تکراری مانند FOCUSS و RRMN دارای تکرارهای زیادی تا رسیدن به همگرایی هستند و چندین بار تابع وزن را برای رسیدن به جواب بهینه Update می‌کنند و موجب زمانبری زیادی نسبت به روشهای دیگر می‌شوند. اما روش ارائه شده در این مقاله علاوه بر رسیدن به جواب کاملاً کانونی تنها دارای دو مرحله اجرا بوده و زمانبری و پیچیدگی FOCUSS را ندارند. همچنین به علت بکارگیری روشهای وزندار در بیشتر مواقع فاقد هیچگونه خطای تعیین محل هست. این روش مخصوصاً درdipoleهای با مولفه شعاعی دارای خطای بسیار پایین و خوبی می‌باشد. می توان با انتخاب اوزان دیگر برای این روش مشکل حساسیت نویز آنرا کاهش داده و با بحث روی پارامتر آن مقدار بهینه ای را برای آن انتخاب کرد که بحث پیرامون وزن اولیه و پارامتر آن به مقالات دیگر موکول می شود.

۵- فهرست مراجع

[۱] پیشنهاد رساله دکتری برق آقای مهندس محمد حسین نکویی.

[2] Olaf Hauk ," Keep it simple: a case for using classical minimum norm estimation in the analysis of EEG and MEG data" ,*Elsevier Electroenc. Clin. Neurophy* ,no21,pp 1612–1621,2004

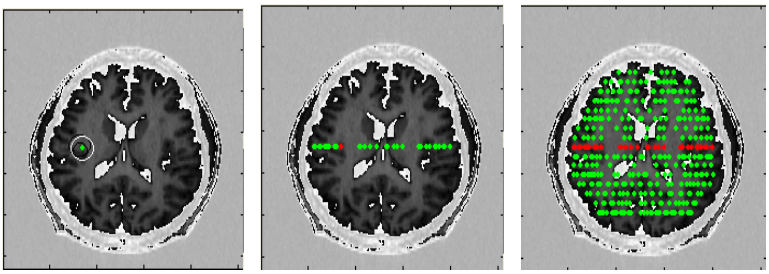
[3] I. F. Goronitsky, J. S.Goerge, and B. D. Rao, "Neuromagnetic Source imaging with FOCUSS: a Recursive Weigthed Minimum Norm Algorithm," *Elsevier Electroenc. Clin. Neurophy.*, vol. 95, no. 4, pp. 231-251, 1995.

[4] J. E. Moran and N. Tepley, "Two Dimensional Inverse Imaging (2DII) of Current Sources in MagnetoEncephaloGraphy," *Brain Topography*, vol. 12, Issue 7, pp. 201-217, 2001.

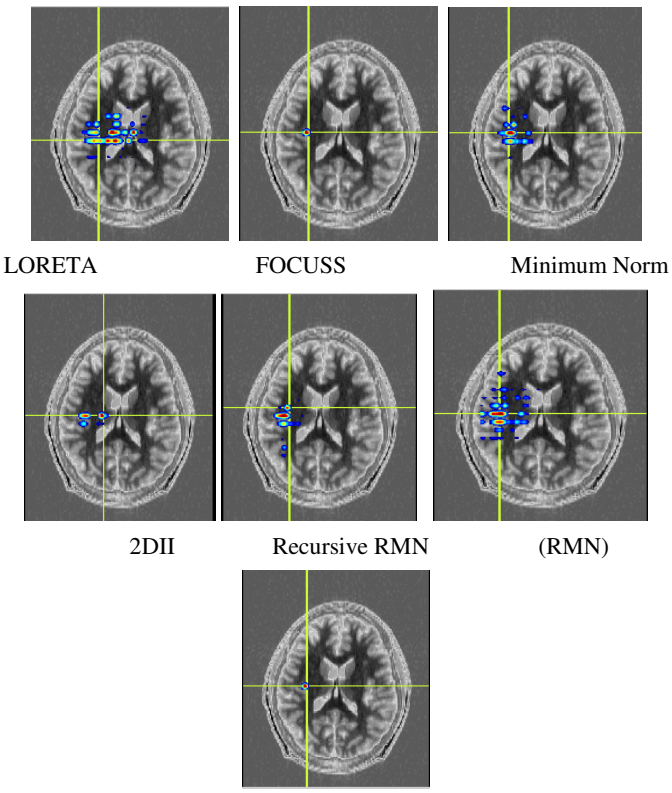
[5] R. D. Pascual-Marqui, "Review of methods for solving the EEG inverse problem," *IJBEM 1*, pp. 75– 86, 1999.

[6] Web Address: *http://rambutan.phy.oakland.edu/~meg*.

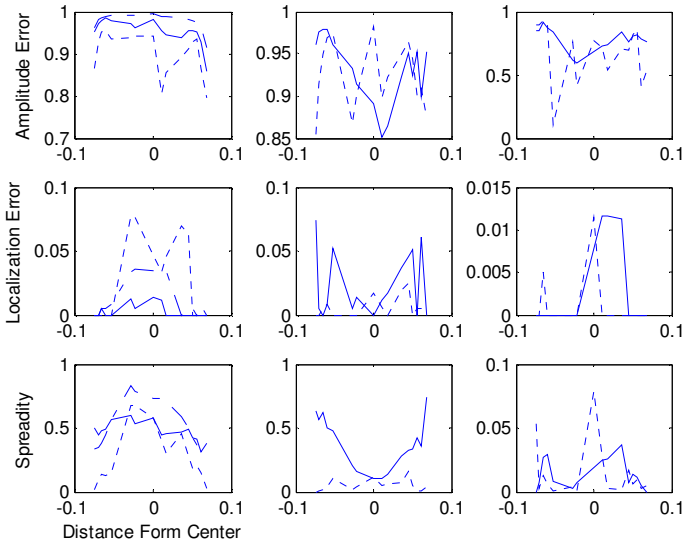
[۷] محمد حسین نکویی، عباس باباجانی فرمی، حمید سلطانیان زاده "ارزیابی روش خطی حل مساله معکوس MEG بر مبنای مدل منابع توزیع شده و توسعه یک روش ترکیبی مناسب"، یازدهمین کنفرانس مهندسی پزشکی ایران،۲۵۹-۲۶۶،بهمن ۱۳۸۲.



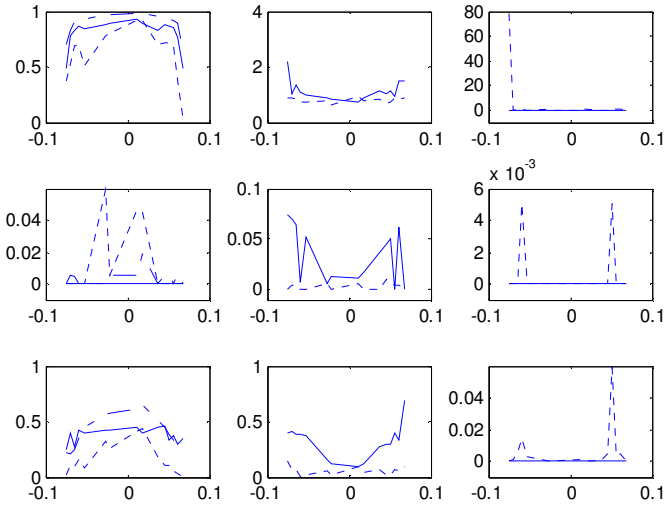
شکل ۱.شکل سمت راست فضای نمونه مورد بررسی در این شبیه‌سازی را نمایش می‌دهد. شکل وسط دوقطبی‌های فعالی که در شبیه‌سازی مورد استفاده قرار گرفته‌اند، نشان داده و شکل سمت چپ دوقطبی فعالی را نشان می‌دهد که برای مقایسه گرافیکی پاسخ روشهای مختلف به این دوقطبی فعال در شکل شماره ۲ نشان داده شده است.



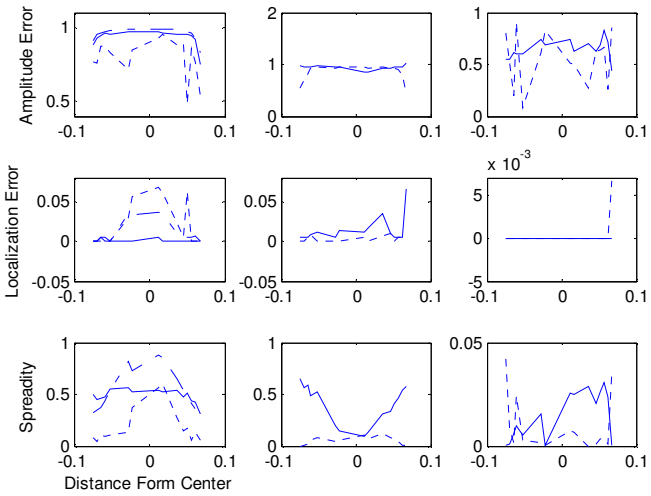
شکل ۲. پاسخ روشهای معرفی شده در مقاله به یک دوقطبی جریان نشان داده شده در سمت چپ شکل ۱. سطر بالا شامل پاسخ روشهای LORETA، FOCUSS، Minimum Norm و سطر وسط شامل پاسخ روشهای Regularized Minimum Norm (RMN)، Recursive Regularized Minimum Norm (RRMN) ، 2DII و سطر پایین شامل پاسخ روش ارائه شده در این مقاله می‌باشند.



شکل ۳. پاسخ روشهای مختلف به دوقطبی‌هایی که در مکانهای مختلف و زاویه های دلخواه قرار دارند. محور افقی نمایانگر فاصله مکان نقطه فعال از مرکز بوده و محور افقی بیانگر خطاهای روشهای مختلف است. در ستون اول منحنی ممتد نمایانگر روش MN ، منحنی .- نمایانگر روش RMN و منحنی نقطه چین نمایانگر پاسخ RRMN است. در ستون دوم منحنی ممتد نمایانگر پاسخ LORETA و منحنی نقطه چین نمایانگر روش $2DII$ است. در ستون سوم منحنی نقطه‌چین پاسخ روش FOCUSS و منحنی خط ممتد پاسخ روش ارائه شده در این مقاله را نشان می دهد.



شکل ۴. پاسخ روشهای مختلف به دوقطبی‌هایی که در مکانهای مختلف و زاویه شعاعی روی فضای منابع قرار دارند. محور افقی نمایانگر فاصله مکان نقطه فعال از مرکز بوده و محور افقی بیانگر خطاهای روشهای مختلف است. در ستون اول منحنی خط ممتد نمایانگر روش MN، منحنی خط .- نمایانگر روش RMN و منحنی نقطه چین نمایانگر پاسخ RRMN است.در ستون دوم منحنی ممتد نمایانگر پاسخ LORETA و منحنی نقطه چین نمایانگر روش $2DII$ است. در ستون سوم منحنی نقطه چین پاسخ روش FOCUSS و منحنی خط ممتد پاسخ روش ارائه شده در این مقاله را نشان می دهد.



شکل ۵. پاسخ روشهای مختلف به دوقطبی‌هایی که در مکانهای مختلف و زاویه مماسی عمود بر فضای منابع قرار دارند. محور افقی نمایانگر فاصله مکان نقطه فعال از مرکز بوده و محور افقی بیانگر خطاهای روشهای مختلف است. در ستون اول منحنی خط ممتد نمایانگر روش MN، منحنی خط .- نمایانگر روش RMN و منحنی نقطه چین نمایانگر پاسخ RRMN است. در ستون دوم منحنی ممتد نمایانگر پاسخ LORETA و منحنی نقطه چین نمایانگر روش 2DII است. در ستون سوم منحنی نقطه چین پاسخ روش FOCUSS و منحنی خط ممتد پاسخ روش ارائه شده در این مقاله را نشان می دهد.