

ارزیابی روشهای خطی حل مساله معکوس MEG بر مبنای مدل منابع توزیع شده و توسعه یک روش ترکیبی مناسب

محمدحسین نکوئی^۱، عباس باباجانی فرمی^۱، حمید سلطانیانزاده^{۳،۲}

انستیتو الکتروتکنیک، پردیس ۲، دانشکده فنی، دانشگاه تهران، صندوق پستی: ۵۱۵-۱۴۳۹۵

First Author E-mail: mhnekooei@yahoo.com

چکیده

در این پژوهش مقوله حل مساله معکوس MEG بر مبنای مدل منابع توزیع شده مورد بررسی قرار می‌گیرد. بدین منظور هفت روش معمول ارائه شده در این زمینه برای مکانیابی محل دو قطبی‌های جریان معادل، پیاده‌سازی گردیده و مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. در ادامه بر مبنای نتایج بدست آمده روش ترکیبی مناسبی ارائه می‌گردد که دارای مزیت‌های روشهای مختلف می‌باشد. در این بررسی از شبیه‌سازی فعالیتهای مغزی برای ارزیابی و مقایسه عملکرد روشهای مختلف استفاده می‌شود. در شبیه‌سازی از مدل استخراج شده از داده‌های واقعی برای ساختار آناتومیکی و محل قرارگیری سنسورها استفاده می‌شود. در انتها تعدادی از روشها و روش ترکیبی ارائه شده بر روی داده‌های واقعی بدست آمده از یک فعالیت حسی حرکتی اعمال گردیده و نتایج حاصل ارائه می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: تصویربرداری عملکردی مغز - MEG - مساله معکوس - مدل منابع توزیع شده - داده‌های آناتومیکی MRI

مقدمه

است. امروزه MEG به عنوان یک روش جدید برای تصویربرداری عملکردی مغز، با توجه به رزولوشن مکانی بالای آن بسیار مورد توجه قرار دارد. برای یافتن محل جریانهای الکتریکی با استفاده از MEG روشهای مختلفی ارائه گردیده‌است. یک دسته مهم از این روشها روشهای مبتنی بر مدل منابع توزیع شده می‌باشند. در این مقاله معمولترین روشهای این دسته که بطور معمول در موارد کاربردی و در پژوهشهای مختلف مورد استفاده و استناد قرار می‌گیرند مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفته و سپس بر مبنای آن روشی ترکیبی که دربرگیرنده مزایای روشهای مختلف می‌باشد توسعه می‌یابد. در بخش اول تحت عنوان «مساله معکوس MEG» مبانی و فرمولبندی پایه ارائه می‌گردد. در بخش بعدی تحت عنوان «روشهای مبتنی بر مدل منابع توزیع شده» معمولترین روشهای مورد استفاده و

فعالیت مغز به صورت فعالیت توده ای از نرونها می‌باشد. فعالیت هر نرون در واقع به صورت حرکت یونهای باردار در غشاء سلولهای عصبی صورت می‌پذیرد. حرکت این یونها در فاصله کوچک غشاء سلولی مانند یک دو قطبی جریان کوچک عمل می‌کند و باعث ایجاد پتانسیل الکتریکی روی پوست سر (EEG) و میدان مغناطیسی دور سر (MEG) می‌گردد. از آنجا که استخوان جمجمه رسانای الکتریکی خوبی نمی‌باشد، سیگنالهای EEG دارای تضعیف زیادی هستند، در حالی که بافتهای مختلف سر از نظر مغناطیسی دارای خواص مناسبی بوده و سیگنال MEG دارای تضعیف و اعوجاج کمی می‌باشد. در عمل نیز نشان داده شده که MEG از توانمندی بالاتری نسبت به EEG برای تشخیص مکان جریانهای الکتریکی داخل مغز برخوردار

^۱ - دانشجوی دکتری، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی، دانشگاه تهران

^۲ - دانشیار، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی، دانشگاه تهران. ^۳ - آزمایشگاه پردازش تصویر، موسسه هنری فورد، دیترویت، آمریکا

همچنین روش توسعه یافته معرفی می‌گردند. در بخش «پیاپی سازی» چگونگی و نتایج بدست آمده از ارزیابی روشهای مختلف برای داده‌های شبیه‌سازی و واقعی ارائه می‌گردد. در پایان خلاصه نتایج بدست آمده ذکر می‌گردد.

مساله معکوس MEG

فعالیت توده‌های نرونی در مغز را می‌توان به صورت دو قطبی های کوچک جریان مدل نمود. هدف MEG عبارتست از تشخیص این جریانها با استفاده از اندازه گیری میدان های مغناطیسی اطراف سر و این مساله به نام «مساله معکوس MEG» موسوم می باشد. اما قبل از حل مساله معکوس لازم است تا نحوه تشکیل میدانهای مغناطیسی توسط دو قطبی های جریان مدل شود که به «مساله مستقیم MEG» موسوم می باشد [1].

اساس فرمول بندی مساله مستقیم MEG تقریب شبه استاتیکی (Quasi-Static) معادلات پایه ماکسول می باشد که در آنها از تغییرات زمانی میدانهای الکتریکی و مغناطیسی صرفه نظر شده است. می‌توان نشان داد که با توجه به فرکانس کاری ($f \leq 100 \text{ Hz}$) و ابعاد ($L \leq 20 \text{ cm}$) مساله مورد مطالعه، فرضیات فوق کاملاً صادق می باشند.

اگر حجم مغز را به تعدادی نواحی همگن متحدالمرکز تقسیم کنیم که مرز مشترک این نواحی m سطح باشد، رابطه زیر از معادلات ماکسول حاصل می‌شود:

$$\begin{cases} b(r) = b_0(r) - \frac{\mu_0}{4\pi} \sum_{i=1}^m (\sigma_i^- - \sigma_i^+) \int_{S_i} \frac{V(r') n_i(r') \times d}{d^3} d(r') \\ b_0(r) = \frac{\mu_0}{4\pi} \int_V \frac{j^p(r') \times d}{d^3} dr' \end{cases} \quad (1)$$

که $b_0(r)$ میدان مشاهده شده در مکان r وقتی که کل مغز به صورت همگن فرض شود و علامتهای $+$ و $-$ روی σ_i نشان دهنده مقدار σ_i در داخل و خارج سطح S_i می‌باشد. در رابطه فوق $V(r')$ مقدار پتانسیل بر روی سطوح جداکننده و $n_i(r')$ بردار نرمال بر سطح و $j^p(r')$ جریان حاصل از دو قطبی‌های فعال می‌باشند.

$$\text{حل معادله فوق به معادله ماتریسی زیر منجر خواهد شد:} \quad b = G \cdot q \quad (2)$$

که در آن بردار $q_{3N \times 1}$ بردار حاوی سه مؤلفه دو قطبی های الکتریکی در محیط مورد مطالعه بوده و $b_{M \times 1}$ بردار حاوی

مقادیر اندازه گیری شده میدان مغناطیسی در اطراف سر و $G_{M \times 3N}$ ماتریس حل مساله مستقیم MEG می باشد.

روشهای مبتنی بر مدل منابع توزیع شده

روشهای حل مساله معکوس MEG به طور کلی به دو دسته قابل تقسیم می باشند: روشهای مدل دو قطبی منفرد (پارامتریک) و روشهای مدل منابع توزیع شده (تصویرگری). در روشهای دسته اول برای غلبه بر ill-posedness مساله، فعالیت‌های مغزی توسط یک یا چند جریان متمرکز مدل می‌گردند و حل مساله عبارت خواهد بود از یافتن پارامترهای محل، شدت و جهت این جریانها. این جریانها به صورت دو و یا چند قطبیهای جریان مدل شده و بسته به اینکه در مدل مورد استفاده محل یا جهت این جریانها قابل تغییر باشد [2]، مدل دو قطبی ایستان، متحرک، چرخان و یا ترکیبی از دو مورد آخر را خواهیم داشت. این روشها اگر چه بر مشکل ill-posedness غلبه می نمایند، اما مدل مورد استفاده از آنها چندان منطبق بر فعالیتهای واقعی درون مغز نمی باشد.

در روشهای دسته دوم دو قطبی ها به طور انبوه بر روی ناحیه مورد مطالعه توزیع گردیده‌اند و بدین ترتیب مکان آنها ثابت می‌باشد و تنها سه مؤلفه آنها بایستی تخمین زده شود. این روشها از نظر مدلسازی نواحی فعال از تناسب بیشتری با داده‌های fMRI برخوردار بوده و بدین جهت در روشهای ترکیبی که اخیراً بسیار مورد توجه می‌باشند از اهمیت زیادی برخوردارند. در این روشها مشکل عدم یکتائی پاسخ با اعمال محدودیتها به مساله به روشهای گوناگون برطرف می‌گردد.

روش حداقل نرم (Minimum Norm) ساده ترین روشی است که برای حل مساله معکوس با مدل منابع توزیع شده مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این روش شرطی که برای منحصر به فرد نمودن پاسخ در نظر گرفته می‌شود، حداقل نمودن نرم اقلیدسی پاسخ می باشد. در این حالت پاسخ عبارت خواهد بود از:

$$\hat{q} = G^+ \cdot b \quad (3)$$

که G^+ شبه معکوس ماتریس G (ماتریس مساله مستقیم) می باشد. در صورتی که ماتریس G دارای رتبه سطری کامل باشد داریم:

$$G^+ = G^T (GG^T)^{-1} \quad (4)$$

غیرکانونی بودن پاسخ در روش MN را فراهم می‌آورد. در این روش از رابطه زیر به صورت تکراری برای محاسبه پاسخ استفاده می‌گردد:

$$\hat{q}^{(k)} = W^{(k)} (GW^{(k)})^+ \cdot b \quad (10)$$

که در آن W یک ماتریس مربعی می‌باشد که با استفاده از پاسخ بدست آمده در مرحله قبل به یکی از دو شکل زیر قابل محاسبه می‌باشد:

$$\begin{cases} W^{(k)} = \text{diag}(\hat{q}^{(k-1)}) \\ W^{(k)} = W^{(k-1)} \cdot \text{diag}(\hat{q}^{(k-1)}) \end{cases} \quad (11)$$

نتایج حاکی از آن است که روش دوم که به روش ترکیبی موسوم است از پایداری و همگرایی بهتری برخوردار می‌باشد. پاسخهای بدست آمده با استفاده از روش FOCUSS از خواص کانونی خوبی برخوردار می‌باشند.

در حل مساله معکوس فرض حداقل بودن نرم پاسخ راه حل مناسبی برای مشکل عدم یکتائی پاسخ بدست می‌دهد، اما عدم پایداری مشکلی است که کماکان در حل مساله معکوس با آن مواجه می‌باشیم. بدلیل ill-posed بودن مساله، پاسخ بدست آمده به شدت به نویز حساس می‌باشد و میزان کمی نویز می‌تواند باعث تاثیرات بزرگی در پاسخ نهائی گردد. برای غلبه بر این مشکل از فرمول بندی زیر که بر پایه رگولاریزاسیون تیخونوف (Tikhonov) استوار است استفاده می‌گردد:

$$\hat{q}_\lambda = \arg \min_q \{ \|b - G \cdot q\|^2 + \lambda \cdot q^T L q \} \quad (12)$$

که λ مقداری ثابت بوده و پارامتر رگولاریزاسیون نام دارد. برای هر λ پاسخ نهایی با استفاده از SVD به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$q_\lambda = W \cdot \sum f_i \frac{u_i^T b}{\sigma_i} v_i \quad (13)$$

$$L = (WW^T)^{-1}, \quad f_i = \frac{\sigma_i^2}{(\sigma_i^2 + \lambda)}$$

همچنانچه دیده می‌شود در صورتی که $\lambda \ll \sigma_i^2$ داریم $f_i = 1$ و در صورتی که $\lambda \gg \sigma_i^2$ داریم $f_i = 0$. بدین ترتیب مشخص می‌گردد که رگولاریزاسیون باعث حذف مؤلفه های مربوط به مقادیر ویژه کوچک شده و مؤلفه های مربوط به مقادیر ویژه بزرگ را دست نخورده باقی می‌گذارد. برای تخمین مقدار λ از روشهای مختلفی

اگر چه مشکل یکتائی با این روش مرتفع می‌گردد، اما در پاسخ بدست آمده شاهد پخش شدگی بی اندازه نواحی فعال در پهنه مغز می‌باشیم که تا حدودی با یافته های فیزیولوژیک که در آنها نواحی فعال عملکردی شکل متمرکزی دارند، دارای مغایرت است.

در روش حداقل نرم وزن دار (Weighted Minimum Norm) مساله معکوس MEG به صورت یک مساله بهینه سازی دارای محدودیت به شکل زیر فرمول بندی می‌گردد:

$$\hat{q}_{\text{wmm}} = \arg \min_q \{ q^T W q \} \quad \text{subject to } b = G \cdot q \quad (5)$$

که در آن W یک ماتریس معین مثبت (Positive Definite) که با تاثیر گذاری بر تابع هزینه به طور معکوس بر پاسخ نهائی اثر می‌گذارد. با حل مساله فوق پاسخ زیر بدست می‌آید:

$$\hat{q} = W^{-1} G^T (GW^{-1} G^T)^+ \cdot b \quad (6)$$

برای ماتریس وزن W فرمهای مختلفی پیشنهاد گردیده است. با کمی دقت می‌توان دریافت که با انتخاب $W = I_{3N}$ روش WMN به روش MN تبدیل می‌گردد. در روش WMN نرمالیزه، ماتریس W به صورت زیر پیشنهاد می‌گردد:

$$W_{\text{norm}} = \Omega \otimes I_3 \quad (7)$$

که در آن \otimes ضرب کرونکر (Kronecker) بوده و ماتریس Ω به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\Omega_{\beta\beta} = \sqrt{\sum_{\alpha=1}^N G_{\alpha\beta}^T G_{\alpha\beta}} \quad \beta = 1, \dots, M \quad (8)$$

که در آن M و N به ترتیب تعداد سنسورها و دوقطبیهای جریان می‌باشند. این راه حل برای جبران سازی حساسیت کم MEG به منابع فعال واقع در عمق مغز پیشنهاد گردیده است.

در روش LORETA آقای پاسکال (Pascual) ماتریس وزن دهی را به صورت زیر تعریف نموده است:

$$W_{\text{LORETA}} = (\Omega \otimes I_3) B^T B (\Omega \otimes I_3) \quad (9)$$

که در آن B ماتریس لاپلاسیان می‌باشد. در این روش ادعا گردیده که با استفاده از ماتریس وزن دهی فوق هموارترین پاسخ معکوس ممکنه بدست می‌آید.

آقای گرونیتسکی (Goronitsky) و همکارانش [3] روش تکراری جالبی را به نام FOCUSS پیشنهاد نموده‌اند که با استفاده از تکنیکی ساده، امکان جبران سازی مشکل

مانند L-Curve و یا GCV استفاده می شود. استفاده از رگولاریزاسیون تا حدودی سبب نرم شدن پاسخ نهایی می شود.

2DII (2 Dimensional Inverse Imaging) یک روش تکراری می باشد که با ایجاد محدودیت توسط روش POCS (Projection Onto Convex Sets) سعی در تخمین نواحی فعال مغز دارد. در این روش برای یافتن بهترین جواب معادله $b = G \cdot q$ ، کار با یک فرض اولیه غیر صفر $q^{(0)}$ از منابع آغاز می گردد. سپس در هر مرحله برای بدست آوردن توزیع منابع $q^{(j)}$ از مقدار $q^{(j-1)}$ به ترتیب زیر عمل می شود:

ابتدا براساس مقدار بردار $q^{(j-1)}$ و ماتریس G یک فضای برداری ارتونرمال $Q = \{Q_0, Q_1, \dots, Q_m\}$ تشکیل می گردد (نحوه تشکیل این فضا در [4] ذکر گردیده است). در این فضا Q_0 برداری می باشد که تنها در یک ضریب با بردار $q^{(j-1)}$ تفاوت دارد. برای تخمین $q^{(j)}$ با استفاده از رابطه:

$$q^{(j)} = \alpha Q_0 + \beta Q_i, i = 1, \dots, m \quad (14)$$

بردار Q_i و مقادیر α و β به نحوی انتخاب می گردند که خطای $R^{(j)} = b - G \cdot q^{(j)}$ حداقل گردد. برای این کار تمامی بردارهای $Q_i \in Q$ مورد استفاده قرار گرفته و برای آنها مقادیر α و β محاسبه می شوند. این کار تا کسب خطای قابل قبول ادامه می یابد.

توسعه روشهای ترکیبی

با توجه به اینکه روشهای مختلف ذکر شده هر یک دارای مزایای خاص خود می باشند در این مقاله دو روش ترکیبی نیز بر اساس روشهای مختلف توسعه داده شده و پیاده سازی گردیده اند. در روش اول به نام مینیمم نرم رگولاریزه شده تکراری (Recursive Regularized Minimum Norm) ایده های رگولاریزاسیون خطی و عملیات تکراری روش FOCUSS با یکدیگر ترکیب گردیده اند تا بدین ترتیب روشی ارائه گردد که هم در برابر نویز مقاوم باشد و هم پاسخ بدست آمده از خواص کانونی خوبی برخوردار باشد. بدین منظور در هر مرحله از روش FOCUSS از رگولاریزاسیون خطی برای حل مساله استفاده

می گردد. در روش دوم به نام مینیمم نرم وزن دار رگولاریزه شده تکراری (Recursive Regularized Weighted Minimum Norm) ایده وزن دهی نیز در روش وارد گردیده تا امکان بهبود مکانیابی برای مناطق واقع در عمق نیز فراهم گردد.

پیاده سازی

برای حل مساله معکوس MEG ابتدا بایستی طی مراحل با انجام عملیات مختلف ساختار لازم برای حل مساله آماده گردد. بخش مهمی از این عملیات بر روی داده های آناتومیکی موجود که غالباً تصاویر MRI بدست آمده از سر فرد مورد مطالعه می باشند، انجام می پذیرند. مراحل مختلف کار عبارتند از: تبدیل فرمت داده ها، تهیه مدل سه بعدی سر، تطبیق محورهای مختصات، تهیه مدل کورتکس، حل مساله مستقیم و پیش پردازش بر روی داده های MEG برای حذف نویز و بهبود کیفیت سیگنال. پس از انجام مراحل فوق امکان حل مساله معکوس MEG وجود خواهد داشت.

داده های آناتومیکی مورد استفاده در این بررسی داده های MRI متشکل از ۳۱۴ مقطع در جهت Coronal با رزولوشن ۲۵۶×۲۵۶ و دقت ۸ بیت می باشند. داده های MEG با سیستم 4DNeuroImaging که دارای ۱۴۷ سنسور SQUID از نوع Magnetometer می باشد تهیه گردیده و مدل سر در مختصات MEG توسط ۳۹۰۶ نقطه مکانی بر روی سطح سر مشخص گردیده است.

شبهه سازها براساس ساختار به دست آمده از داده های آناتومیکی و مشخصات سیستم MEG حقیقی انجام می پذیرد. اما برای کاهش محاسبات مکان دو قطبهای جریان تنها بر روی یکی از مقاطع MRI در نظر گرفته می شود.

نتایج حاصل از شبیه سازی

روشهایی که مورد ارزیابی و مقایسه قرار می گیرند عبارتند از: مینیمم نرم (MN)، مینیمم نرم وزن دار (WMN)، LORETA، مینیمم نرم رگولاریزه شده (RMN)، مینیمم نرم وزن دار رگولاریزه شده (RWMN)، FOCUSS، ترکیبی (CFOUSS)، 2DII، مینیمم نرم رگولاریزه شده

بازگشتی (RRMN)، مینیمم نرم وزن دار رگولاریزه شده بازگشتی (RRWMN).

برای ارزیابی روشهای مختلف ناحیه فعال در مغز به شکل یک دوقطبی منفرد جریان شبیه سازی گردیده است. این نوع فعالیت به شکل مشخصی امکان ارزیابی میزان کانونی بودن پاسخهای بدست آمده در روشهای مختلف را بدست می دهد. مکان این دو قطبی در فاصله برابر از سطح و مرکز قرار دارد. شبیه سازی در نرخهای سیگنال به نویز مختلف در محدوده 0-180 dB انجام پذیرفته است. برای هر روش پاسخ بدست آمده با سه معیار زیر مورد ارزیابی قرار می گیرد: میانگین مجموع مربعات خطای پاسخ بدست آمده در مقایسه با تحریک (MLSE)، خطای مکانیابی نقطه تحریک که با فاصله مکان ماکزیمم پاسخ بدست آمده با محل تحریک محاسبه می گردد (Peak Distance) و میزان کانونی بودن پاسخ بدست آمده که از رابطه زیر محاسبه می گردد:

$$Spreadity = \frac{\sum_i \|d_i - d_{\max}\| \cdot |q_i|}{\sum_i |q_i|} \quad (15)$$

برای هر روش، منحنی سه معیار یاد شده بر حسب نرخ سیگنال به نویز بر اساس شبیه سازیهای مکرر تحریک محاسبه و رسم گردیده اند. در ادامه ایده های مختلف مورد استفاده در روشهای مختلف بر اساس سه معیار یاد شده مورد ارزیابی قرار می گیرند.

در شکل (۱) منحنیهای MLSE مشاهده می گردند. این معیار منعکس کننده میزان خطا در تخمین فعالیتها به طور کلی می باشد. همانطور که دیده می شود با استفاده از تکنیک وزن دهی تا حدودی شاهد افزایش کارایی از روش MN به WMN می باشیم. استفاده از ماتریس لاپلاسی در روش LORETA مزیت چندانی را نشان نمی دهد. شایان ذکر است که افزایش کارایی توسط تکنیک وزن دهی تا حدود زیادی بدلیل محل در نظر گرفته شده برای فعالیت است که تا حدودی در عمق قرار دارد. در بررسیهای دیگری که در این مقاله ذکر نگردیده با نزدیک شدن محل دو قطبی به سطح شاهد کاهش چشمگیر در کارایی این روش می باشیم. در روش FOCUSS در نویز بالا کارایی بدست آمده بمراتب بدتر از روشهای غیر تکراری می باشد اما در نویز

بسیار کم شاهد کارایی بالای این روش هستیم که توانسته است با دقت بسیار بالایی فعالیت مورد نظر را تخمین بزند. در حالت کلی در نویز بالا پاسخ بدست توسط روشهای فاقد رگولاریزاسیون قابل قبول نمی باشد و همانطور که دیده می شود استفاده از رگولاریزاسیون می تواند پاسخهایی با دقت مناسب بدست دهد. البته در نویز بسیار پائین کارایی روش تکراری CFOUSS بمراتب بهتر می باشد. کارایی روشهای RMN و RWMN بسیار نزدیک بهم است اما روش RMN بطور محسوسی از کارایی بالاتر برخوردار است. روش 2DII نیز که یک روش تکراری است کارایی قابل قبولی از خود نشان داده است که البته بطور محسوس کمتر از روش رگولاریزاسیون خطی می باشد. همانطور که دیده می شود روشهای ترکیبی ارائه گردیده در رنج وسیعی از تغییرات سیگنال به نویز، کارایی بسیار خوبی که در حدود کارایی روشهای CFOUSS در نویز بسیار پائین است، از خود نشان داده اند. در این میان استفاده از وزن دهی چندان موفقیت آمیز به نظر نمی رسد.

در شکل (۲) نتایج بدست آمده بر اساس معیار فاصله ماکزیمم پاسخ تا محل فعالیت ارائه گردیده اند. بر اساس این معیار نیز تا حدود زیادی میزان کارایی و محدوده عملکرد مناسب روشها مشابه نتایج ارزیابی معیار قبل می باشد. اما نکات جالب توجه دیگری نیز وجود دارد که بدلیل پر اهمیت بودن مکانیابی صحیح فعالیت از اهمیت بسیار بیشتری برخوردارند. همانطور که دیده می شود کماکان روشهای وزن دار WMN و LORETA کارایی بهتری نسبت به MN از خود نشان داده اند اما روش LORETA حتی در نویز بسیار پائین به خطای صفر دست نمی یابد. این مساله در مورد روش 2DII نیز صادق است که با وجود آنکه خطای مکانیابی آن در نویز بالا بسیار خوب است اما هرگز به خطای مکانیابی صفر دست نمی یابد و این مساله یک محدودیت بزرگ برای این روش محسوب می گردد. همانند معیار قبل شاهد کارایی مناسب روش CFOUSS در نویز بسیار کم می باشیم. اما مساله دیگری که مشاهده می گردد و کاهش کارایی روش RMN در این محدوده است کاشی از انگاشته شدن بخشی از سیگنال به جای نویز در این محدوده است. از سوی دیگر مشاهده می گردد که روش RWMN بر عکس روش RMN از خطای مکانیابی خوبی

برخوردار نمی‌باشد. همانطور که دیده می‌شود خطای مکانیابی روش ترکیبی RRMN بسیار خوب بوده و بر خلاف روش RMN این خصوصیت را حتی در نویز بسیار کم نیز حفظ می‌نماید. نکته قابل توجه این است که استفاده از وزن‌دهی به همراه رگولاریزاسیون تنها باعث کاهش کارائی گردیده است.

در شکل (۳) منحنی‌هایی که میزان پخش‌شدگی پاسخ را نشان می‌دهند ارائه گردیده‌اند. این معیار نیز به جهت تشخیص و تفکیک دقیق نواحی فعال از اهمیت زیادی برخوردار است. همانطور که مشاهده می‌گردد در سطوح نویز میانی روش RMN از کارائی بهتری نسبت به روشهای مینی‌م نم، FOCUSS و روشهای وزن‌دار برخوردار است اما در نویز پائین شاهد کارائی بهتر سایر روشها می‌باشیم و در نویز بسیار کم شاهد پخش شدگی صفر برای روش FOCUSS می‌باشیم که حائز توجه است. روش RWMN با وجود کارائی مناسب در نویز بالا که در واقع ناشی از بدست آوردن یک پاسخ کانونی در محل نادرست می‌باشد، در سایر سطوح نویز عملکرد بدی داشته است. روش 2DII نیز نسبت به بسیاری از روشهای ذکر شده در بالا خواص کانونی بهتری از خود نشان داده‌است هر چند که هرگز به پخش‌شدگی صفر دست‌نیافته است. همانطور که دیده می‌شود روشهای ترکیبی ارائه شده از خواص کانونی بسیار عالی برخوردارند و توانسته‌اند پخش‌شدگی صفر را در رنج وسیعی از نرخهای سیگنال به نویز بدست دهند و عملاً تنها روشهایی می‌باشند که در شرایط عملی قادر به یافتن پاسخ دقیق بوده‌اند. کماکان شاهد کارائی منفی ایده وزن‌دهی در کنار رگولاریزاسیون خطی هم در RWMN و هم روش ترکیبی RRWMN می‌باشیم.

نتایج حاصل از داده‌های واقعی

بر پایه نتایج بدست آمده در شبیه‌سازی روشهای 2DII و RRMN که کارائی قابل قبولی در نرخهای سیگنال به نویز عملی از خود نشان داده‌اند بر روی داده‌های واقعی MEG اعمال گردیده و نتایج حاصل ارائه گردیده‌اند. نتایج روش مینی‌م نم نیز برای مقایسه ارائه گردیده است. داده‌های MEG مورد استفاده توسط سیستم ذکر گردیده و با پرپود نمونه برداری 3.4ms و به مدت 0.35 ثانیه اخذ گردیده‌اند.

نوع فعالیت فرد، تحریک انگشت شصت دست راست می‌باشد. پاسخ مسأله معکوس برای لحظه‌ای که سیگنالهای MEG دارای حداکثر دامنه می‌باشند محاسبه گردیده است. این پاسخها در سه مقطع مختلف در جهت‌های کرونال (Coronal)، اکسیال (Axial) و سجیتال (Sagittal) ارائه می‌گردد.

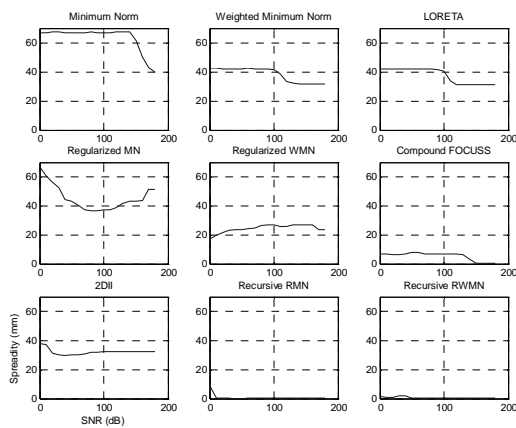
پاسخ بدست آمده برای روش مینی‌م نم در شکل (۴) مشاهده می‌گردد. همانطور که دیده می‌شود پاسخ بدست‌آمده حالت پخش‌شده‌ای روی کل سطح مغز داشته و بهیچوجه نمایانگر ناحیه فعال نمی‌باشد. در شکل (۵) پاسخ بدست آمده با روش 2DII مشاهده می‌گردد. پاسخ بدست آمده نواحی فوقانی سمت چپ مغز را که ناحیه حسی حرکتی مربوط به انگشت شصت دست راست را شامل می‌گردد پوشش می‌دهد. البته این نواحی بسیار گسترده بوده و بطور دقیق موضع مورد نظر را نشان نمی‌دهند. شکل (۶) نمایانگر پاسخ بدست آمده با استفاده از روش RRMN است. همانطور که دیده می‌شود پاسخ بسیار کانونی بوده و ناحیه تشخیص داده شده به نحو بسیار خوبی با ناحیه حسی حرکتی انگشت شصت دست راست مطابقت دارد.

نتیجه‌گیری

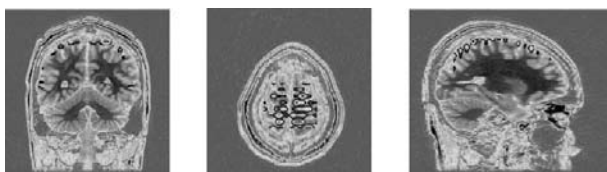
در این مقاله تعدادی از روشهای معمول برای حل مساله معکوس MEG مبتنی بر مدل منابع توزیع شده، با استفاده از شبیه‌سازی و داده‌های واقعی مورد ارزیابی قرار گرفته و بر مبنای آنها روش ترکیبی مناسبی ارائه گردید. نتایج ارزیابی نشان دهنده این مساله بود که در شرایط داده‌های واقعی استفاده از رگولاریزاسیون ضروری می‌باشد و تنها روشهای تکراری قادر به یافتن پاسخ دقیق و کانونی برای نواحی فعال متمرکز می‌باشند. همچنین نتایج بدست آمده حاکی از عملکرد ناکارای روشهای وزن‌دار توام با رگولاریزاسیون خطی بود که استفاده از وزن‌دهی در کاربردهای عملی را مورد تردید قرار می‌دهد. روش ترکیبی توسعه داده شده نتایج بسیار خوبی بر اساس هر سه معیار مورد استفاده بدست داد. همچنین نتایج بدست آمده با استفاده از داده‌های واقعی حاکی از کارائی بسیار خوب روش توسعه داده شده است.

مراجع

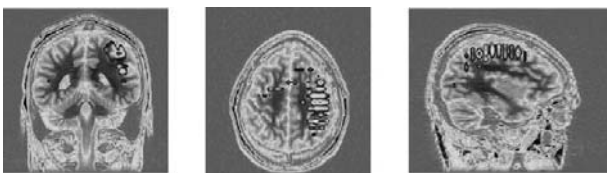
- 1- S. Baillet, J. C. Mosher, R. M. Leahy, "Electromagnetic Brain Mapping," IEEE Sig. Proces. Mag., pp. 14-30 Nov. 2001.
- 2- A. Rodríguez-Rivera, D. V. Veen, R. T. Wakai, "Statistical Performance Analysis of Signal Variance-Based Dipole Models for MEG/ EEG Source Localization and Detection," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 50, pp. 137-149 Feb. 2003
- 3- I. F. Goronitsky, J. S. Goerge, B. D. Rao, "Neuromagnetic Source imaging with FOCUSS: a Recursive Weighed Minimum Norm Algorithm," Elsevier, Electroenc. Clin. Neurophy. pp. 231-251, 1995.
- 4- J. E. Moran, N. Tepley, "Two Dimensional Inverse Imaging (2DII) of Current Sources in Magnetoencephalography," Brain Tomog., vol. 12, pp. 201-217, 2000.



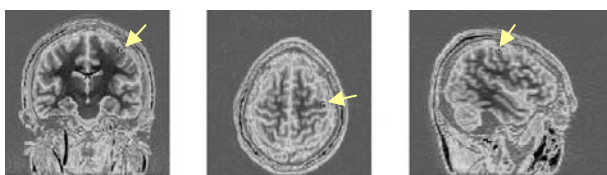
شکل (۳): منحنیهای معیار پخش شدگی پاسخ بر حسب SNR برای روشهای مختلف.



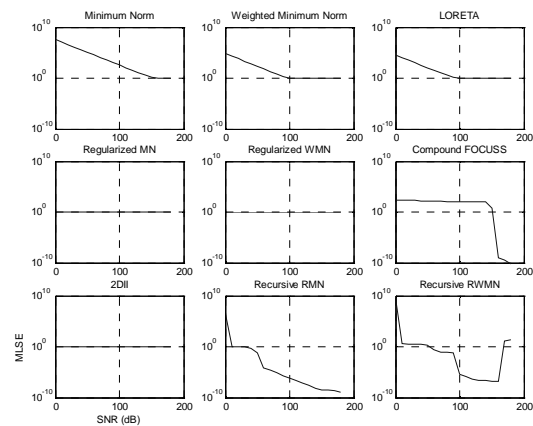
شکل (۴): پاسخ بدست آمده توسط روش مینیمم نرم برای تحریک حسی حرکتی انگشت شصت دست راست.



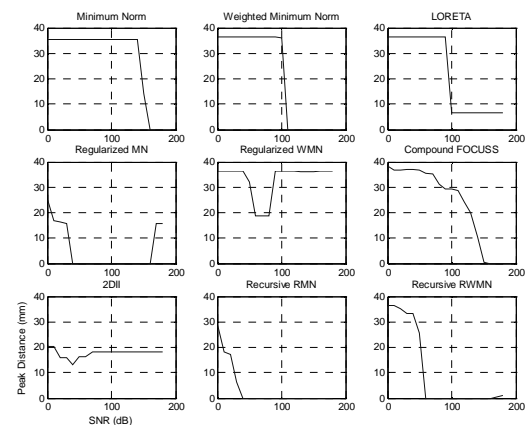
شکل (۵): پاسخ بدست آمده توسط روش 2DII برای تحریک حسی حرکتی انگشت شصت دست راست.



شکل (۶): پاسخ بدست آمده توسط روش RRMN برای تحریک حسی حرکتی انگشت شصت دست راست.



شکل (۱): منحنیهای معیار MLSE بر حسب SNR برای روشهای مختلف.



شکل (۲): منحنیهای معیار فاصله نقطه ماکزیمم پاسخ بر حسب SNR برای روشهای مختلف.