

A Novel Criterion for Ranking the Robustness of EEG/MEG Sensor-Space Connectivity Estimators against Volume Conduction Artifact

A. Khadem¹, G.A. Hossein-Zadeh^{2*}

¹PHD Candidate of Biomedical Engineering, Control and Intelligent Processing Center of Excellence, School of Electrical and Computer Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, alikhadem@ut.ac.ir

²Associate Professor of Biomedical Engineering, Control and Intelligent Processing Center of Excellence, School of Electrical and Computer Engineering, College of Engineering, University of Tehran, School of Cognitive Sciences, Institute for Research in Fundamental Sciences (IPM), Tehran.

Abstract

In EEG/MEG datasets, the Volume Conduction (VC) artifact appears as instantaneous linear mixing of brain source activities on the channel measurements. A desired characteristic of an ideal EEG/MEG connectivity estimator (on sensor-space) is its robustness to VC artifact. This means that the VC of independent brain sources must never lead to detection of significant connectivity among EEG/MEG channels. There has been no criterion in the literature so far that can compare the robustness levels of different (sensor-space) connectivity estimators against VC artifact. In this paper, a criterion called Robustness Index (RI) is proposed to compare the robustness levels of connectivity estimators to channel couplings which are modeled by instantaneous linear mixing of quasi-independent components. Since the VC effects have instantaneous linear mixing nature, we expect RI to rank the connectivity estimators according to their robustness levels to VC artifact. RI is used to rank seven functional connectivity estimators: the absolute value of Pearson Correlation Coefficient (CC), Mutual Information (MI), Magnitude Squared Coherence (Coh), (1:1) Phase Locking Value ((1:1)PLV), the absolute value of Imaginary part of Coherency (ImC), Phase Lag Index (PLI) and Weighted Phase Lag Index (WPLI). The results for simulated data and a real EEG dataset show the connectivity estimators that are theoretically robust to VC artifact (ImC, PLI and WPLI) yield RI values near %100 and have the highest ranks, as expected. Also, for the simulated models in which the true VC effects and brain sources are known, ranking the connectivity estimators by RI is consistent with their robustness levels against VC artifact. This supports the possibility of using RI as a tool for ranking the robustness levels of connectivity estimators against VC artifact for real EEG/MEG datasets.

Key words: Volume Conduction Artifact, EEG/MEG, Independent Component Analysis (ICA), Surrogate Data, Connectivity Estimators, Robustness Index (RI).

*Corresponding author

Address: School of Electrical and Computer Engineering, College of Engineering, University of Tehran, North Kargar Ave., P.O. Box: 14395-515, Tehran, I.R. Iran
Tel: +98 21 82084178
Fax: +98 21 88778690
E-mail: ghzadeh@ut.ac.ir

معیاری نوین برای رتبه‌بندی مقاومت تخمین‌گرهای ارتباطات کانال‌های EEG/MEG در مقابل آرتیفکت هدایت حجمی

علی خادم^۱، غلامعلی حسین‌زاده^{۲*}

^۱ دانشجوی دکتری، گروه مهندسی پزشکی، قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، پردیس دانشکده‌های

فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران alikhadem@ut.ac.ir

^۲ دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، پردیس دانشکده‌های فنی،

دانشگاه تهران، تهران - پژوهشکده علوم شناختی، پژوهشگاه دانش‌های بنیادی (IPM)، تهران، ایران.

چکیده

در داده‌های EEG/MEG، آرتیفکت هدایت حجمی به صورت ترکیب خطی لحظه‌ای فعالیت منابع مغزی در کانال‌ها مشاهده می‌شود. یکی از ویژگی‌های مهم تخمین‌گرهای ایده‌آل ارتباطات مغزی، مقاومت به آرتیفکت هدایت حجمی است؛ یعنی هدایت حجمی منابع مغزی مستقل هرگز نباید منجر به تخمین ارتباطات معنی‌داری بین کانال‌های EEG/MEG شود. تاکنون هیچ معیاری برای مقایسه سطح مقاومت تخمین‌گرهای مختلف ارتباطات مغزی در مقابل آرتیفکت هدایت حجمی در کاربردهای واقعی ارائه نشده است. در این مقاله، معیاری با عنوان شاخص مقاومت (RI) برای بررسی سطح مقاومت تخمین‌گرها به ارتباطات بین کانالی که با ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های شبه-مستقل قابل مدل‌سازی هستند؛ ارائه می‌شود. با توجه به ماهیت ترکیب خطی لحظه‌ای آثار هدایت حجمی، انتظار می‌رود RI بتواند تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی را سازگار با سطح مقاومت آنها به آرتیفکت هدایت حجمی رتبه‌بندی کند. در ادامه، از RI برای رتبه‌بندی هفت تخمین‌گر ارتباطات کارکردی مغزی، استفاده می‌شود؛ که عبارتند از: اندازه ضریب همبستگی پیرسون (CC)، اطلاعات متقابل (MI)، مجذور اندازه کوهرنس (Coh)، مقدار قفل‌شدگی فاز (1:1) PLV، اندازه جزء موهومی کوهرنسی (ImC)، شاخص تأخیر فاز (PLI) و شاخص تأخیر فاز وزن‌دار (WPLI). نتایج برای داده‌های شبیه‌سازی شده و سیگنال‌های واقعی EEG نشان می‌دهند که تخمین‌گرهایی که از لحاظ تئوری به آرتیفکت هدایت حجمی مقاوم هستند (WPLI و PLI، ImC) مقادیر RI نزدیک ۱۰۰٪ می‌دهند و مطابق انتظار بالاترین رتبه‌ها را دارند. همچنین، برای داده‌های شبیه‌سازی که آثار هدایت حجمی و منابع مغزی مشخص است، رتبه‌بندی تخمین‌گرها با RI سازگار با سطح مقاومت آنها نسبت به آرتیفکت هدایت حجمی است. این امر امکان استفاده از RI را برای رتبه‌بندی سطح مقاومت تخمین‌گرها به آرتیفکت هدایت حجمی برای داده‌های واقعی EEG/MEG تأیید می‌کند.

کلیدواژگان: آرتیفکت هدایت حجمی، الکتروانسفالوگرام/مگنتوانسفالوگرام (EEG/MEG)، تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA)، تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی، داده‌های جانشین، شاخص مقاومت (RI).

*عهده‌دار مکاتبات

نشانی: تهران، خیابان کارگر شمالی، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، صندوق پستی: ۱۴۳۹۵-۵۱۵

تلفن: ۰۲۱-۸۲۰۸۴۱۷۸-۸۲۱، دورنگار: ۰۲۱-۸۸۷۷۸۶۹۰، پیام‌نگار: ghzadeh@ut.ac.ir

۱- مقدمه

هدایت حجمی^۹ ناشی از پخش‌شدگی میدان‌های الکتریکی برای داده‌های EEG و میدان‌های مغناطیسی برای داده‌های MEG [۱۱] باعث می‌شود منتسب کردن سیگنال کانال‌های EEG/MEG به فعالیت نواحی متمایز مغزی غالباً امکان‌پذیر نباشد. در واقع، هر کانال EEG/MEG به جای این که تنها فعالیت نواحی مغزی مجاور خود را اندازه‌گیری کند، برهم‌نهی خطی لحظه‌ای^{۱۰} چندین منبع فعالیت مغزی را ثبت می‌کند. هنگامی که سیگنال فعالیت الکترومغناطیس یک منبع مغزی از لایه‌های مایع مغزی- نخاعی^{۱۱}، نرم شامه^{۱۲}، عنکبوتیه^{۱۳}، سخت شامه^{۱۴}، جمجمه^{۱۵} و پوست سر^{۱۶} عبور می‌کند، به طور مکانی فیلتر شده و روی حسگرهای EEG/MEG پخش می‌شود [۱۲]. در نتیجه تفسیر فیزیولوژیک ارتباطات کارکردی یا مؤثر بین کانال‌های EEG/MEG و نگاشت مکانی آنها به ارتباطات بین منابع مجزای مغزی با چالش جدی روبرو می‌شود. همچنین حتی اگر فعالیت تمام منابع مغزی از یکدیگر مستقل باشند، آثار هدایت حجمی به تنهایی ممکن است منجر به ظهور ارتباطات کارکردی/مؤثر معنی‌دار بین کانال‌های EEG/MEG شوند که ناشی از ارتباطات منابع مغزی نیستند [۱۳، ۱۴].

در سال‌های اخیر، در بسیاری از تحقیقات تلاش شده است تا آثار نامطلوب هدایت حجمی در تخمین ارتباطات مغزی کاهش داده شود. در بررسی‌های مذکور غالباً تلاش می‌شود با حل مسأله معکوس، موقعیت مکانی و دامنه فعالیت منابع مغزی از سیگنال‌های EEG/MEG محاسبه شده؛ سپس ارتباطات کارکردی/مؤثر بین فعالیت تخمینی نواحی مغزی مورد نظر^{۱۷} (ROIs) تخمین زده شوند [۱۴، ۱۵]. با این حال حل مسأله معکوس مربوطه با چالش‌های فراوانی روبرو است و به دلیل بدرفتار^{۱۸} بودن آن، جواب یکتایی نیز برای آن وجود ندارد مگر این که قیود زمانی و مکانی مختلفی بر فعالیت منابع مغزی اعمال شود. قیود مربوطه ممکن است در عمل صادق نباشند و این امر می‌تواند منجر به تخمین نادرست مکان و دامنه فعالیت منابع مغزی شود و آثار نامطلوب هدایت حجمی در تخمین ارتباطات بین منابع

مغز انسان از پیچیده‌ترین سیستم‌های موجود در جهان طبیعت است و تاکنون مطالعات بسیاری با هدف شناسایی ساختار و نحوه عملکرد آن انجام شده است. با وجود این، هنوز ناشناخته‌های فراوانی در این زمینه وجود دارند. در گذشته، بر پایه نظریه تخصیص کارکردی مغز^۱، بیشتر تحقیقات به دنبال یافتن نواحی مجزای مغزی بودند که هر یک مسئول انجام فعالیت متمایزی است [۱]. با این حال، در دهه‌های اخیر به نظریه مکمل دیگری با عنوان نظریه یکپارچگی کارکردی مغز^۲ نیز توجه شده است. بر پایه نظریه یکپارچگی کارکردی مغز، حتی برای ساده‌ترین فعالیت‌های مغزی مانند وضعیت استراحت مغز^۳، ارتباطاتی میان فعالیت نواحی مجزای مغزی وجود دارد تا سیستم مغزی عملکرد هماهنگ و یکپارچه‌ای داشته باشد [۱]. ارتباطات مغزی به سه شاخه اصلی تقسیم می‌شوند: ارتباطات ساختاری^۴ که به شبکه فیبرهای عصبی مغزی اطلاق می‌شود؛ ارتباطات کارکردی^۵ که وابستگی‌های آماری و بدون جهت فعالیت‌های مغزی را در بر دارند و ارتباطات مؤثر^۶ که ارتباطات علی و جهت‌دار فعالیت‌های مغزی را شامل می‌شوند [۱].

بررسی ارتباطات بین فعالیت نواحی مغزی (ارتباطات کارکردی/مؤثر) موضوعی چالش‌برانگیز و رو به رشد در حوزه علوم اعصاب است. این شاخه از علوم اعصاب به دانشمندان و محققان این امکان را می‌دهد تا به اطلاعات جامع‌تری دربارهٔ عملکرد مغز دست یابند و راهکارهای تشخیصی و درمانی بهتری را برای اختلالات مغزی نظیر اوتیسم [۲، ۳]، آلزایمر [۴، ۵]، پارکینسون [۶]، اسکیزوفرنی [۷، ۸]، صرع [۹، ۱۰] و ... ارائه کنند. در بین روش‌های مختلف تصویربرداری کارکردی مغز، الکتروانسفالوگرافی^۷ (EEG) و مگنتوانسفالوگرافی^۸ (MEG) به دلیل قدرت تفکیک زمانی زیاد (از مرتبه میلی‌ثانیه) گزینه‌های مناسبی برای بررسی دینامیک‌های زمانی ارتباطات کارکردی/مؤثر مغزی هستند. با وجود این، قدرت تفکیک مکانی آنها ضعیف است و آثار

¹Brain Functional Specialization

²Brain Functional Integration

³Brain Resting State

⁴Structural Connectivity

⁵Functional Connectivity

⁶Effective Connectivity

⁷ElectroEncephaloGraphy

⁸MagnetoEncephaloGraphy

⁹Volume Conduction Effects

¹⁰Instantaneous Linear Superposition

¹¹Cerebrospinal Fluid

¹²Pia Mater

¹³Arachnoid

¹⁴Dura Mater

¹⁵Skull

¹⁶Scalp

¹⁷Regions Of Interest

¹⁸Ill-posed

EEG/MEG تا حد ممکن به آرتیفکت هدایت حجمی مقاوم باشند.

بر طبق مطالعات ما، تا کنون هیچ معیار عملی برای مقایسه و رتبه‌بندی سطح مقاومت تخمین‌گرهای مختلف به آرتیفکت هدایت حجمی ارائه نشده است. در این مقاله با استفاده از داده‌های جانشین^{۲۴} مناسبی که از داده‌های اصلی EEG/MEG تولید می‌شوند، معیاری تحت عنوان شاخص مقاومت^{۲۵} (RI) تعریف می‌شود که میزان مقاومت تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی را به ارتباطاتی که با ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های شبه-مستقل^{۲۶} قابل توصیف هستند؛ اندازه‌گیری می‌کند. با توجه به این که آرتیفکت هدایت حجمی ماهیت ترکیب خطی لحظه‌ای دارد، انتظار می‌رود رتبه‌بندی تخمین‌گرها با RI سازگار با رتبه‌بندی سطح مقاومت آنها به آرتیفکت هدایت حجمی باشد. این ایده با استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی بررسی خواهد شد.

در بخش بعدی این مقاله، ابزار مورد نیاز برای طراحی شاخص مقاومت (RI) معرفی می‌شوند؛ سپس شاخص مقاومت (RI) و الگوریتمی بمنظور محاسبه آن ارائه خواهند شد. در بخش (۳) هفت تخمین‌گر ارتباطات کارکردی مغزی که در این مقاله با استفاده از RI رتبه‌بندی می‌شوند، به اجمال معرفی می‌شوند؛ که عبارتند از: اندازه ضریب همبستگی پیرسون (CC)، اطلاعات متقابل (MI) [۲۱]، مجذور اندازه کوهرنس (Coh) [۲۲]، مقدار قفل‌شدگی فاز (۱:۱) ((1:1)PLV) [۲۳]، اندازه جزء موهومی کوهرنسی (ImC) [۱۶]، شاخص تأخیر فاز (PLI) [۱۸] و شاخص تأخیر فاز وزن‌دار (WPLI) [۱۹]. در بخش (۴)، ساختار شبیه‌سازی‌ها و داده‌های EEG حالت استراحت مغزی با چشمان بسته^{۲۷} - که در این مقاله استفاده می‌شوند- معرفی می‌شوند. در بخش (۵)، نتایج محاسبه و رتبه‌بندی شاخص مقاومت (RI) برای هفت تخمین‌گر ارتباطات کارکردی مغزی مورد نظر، برای مدل‌های شبیه‌سازی شده و نیز داده‌های EEG ارائه خواهند شد. در نهایت در بخش (۶) نتیجه‌گیری انجام می‌شود و برخی پیشنهادها برای ادامه تحقیق ارائه خواهند شد.

تخمینی مغزی نیز مشاهده شود [۱۶]. همچنین، روش‌های متداول حل مسأله معکوس (مانند LORETA، sLORETA و ...) عمدتاً بر تخمین دقیق موقعیت مکانی منابع مغزی تمرکز دارند؛ ولی تخمین دقیق دامنه فعالیت منابع مغزی را - که برای تخمین ارتباطات منابع مغزی حیاتی است- تضمین نمی‌کنند [۱۵]. در نتیجه، استفاده از روش‌های متداول حل مسأله معکوس برای رهایی از آثار نامطلوب هدایت حجمی در تخمین ارتباطات مغزی چندان قابل اعتماد نیست [۱۵].

برای این که از آشکارسازی ارتباطات نادرستی که تنها به دلیل آثار هدایت حجمی، بین کانال‌های EEG/MEG ایجاد می‌شوند؛ جلوگیری شود، تخمین‌گرهای ارتباطی "مقاوم به آرتیفکت هدایت حجمی" طراحی شده‌اند. منظور از مقاومت به آرتیفکت هدایت حجمی این است که از لحاظ تئوری هرگز آثار هدایت حجمی منابع مستقل منجر به تخمین ارتباطات معنی‌داری بین کانال‌های EEG/MEG نشوند [۱۷]. در نتیجه هر تخمین ارتباط معنی‌دار تخمین‌گرهای مقاوم به آرتیفکت هدایت حجمی قطعاً نشانه‌ای از ارتباطات بین منابع مغزی است. آثار هدایت حجمی در باند فرکانسی سیگنال‌های EEG/MEG (کوچکتر از ۱۰۰ هرتز) به صورت ترکیب خطی لحظه‌ای^{۱۹} ظاهر می‌شوند [۱۶]؛ لذا برای مقاوم بودن تخمین‌گر به آرتیفکت هدایت حجمی کافی است به هرگونه ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های مستقل، مقاوم باشد. بر این اساس، چندین تخمین‌گر ارتباطات کارکردی مقاوم به آرتیفکت هدایت حجمی مانند جزء موهومی کوهرنسی^{۲۰} [۱۶]، شاخص تأخیر فاز^{۲۱} (PLI) [۱۸] و شاخص تأخیر فاز وزن‌دار^{۲۲} (WPLI) [۱۹] و نیز یک تخمین‌گر ارتباطات مؤثر مقاوم به آرتیفکت هدایت حجمی با عنوان شاخص تأخیر فاز جهت‌دار^{۲۳} (dPLI) [۲۰] ارائه شده‌اند. شایان ذکر است مقاومت تخمین‌گر به آرتیفکت هدایت حجمی به این معنی نیست که آثار هدایت حجمی در مقادیر تخمینی ارتباطات بین کانالی آن نقشی ندارند، بلکه تنها به این معنی است که می‌توان مطمئن بود ارتباطات تخمینی معنی‌دار بین کانال‌ها نشان‌دهنده ارتباطات منابع مغزی هستند [۱۶]. از این حیث مطلوب است که معیارهای تخمین ارتباطات کانال‌های

¹⁹Instantaneous Linear Mixing

²⁰Imaginary part of Coherency

²¹Phase Lag Index

²²Weighted Phase Lag Index

²³directed Phase Lag Index

²⁴Surrogate Data

²⁵Robustness Index

²⁶Quasi-Independent

²⁷Eyes-closed Brain Resting State

(کارکردی یا مؤثر) به قطعه‌هایی بدون همپوشانی تقسیم می‌شوند.

۲-۱- داده‌های جانشین نوع اول

داده‌های جانشین نوع اول با جابه‌جایی زمانی سیگنال کانال‌های EEG/MEG تولید می‌شوند و این فرایند به گونه‌ای انجام می‌شود که فرض پوچ "عدم وجود ارتباطات بین کانالی" برای داده‌های جانشین نوع اول برقرار شود. به این ترتیب، محدوده معنی‌دار نبودن تخمین‌های ارتباطات بین کانالی EEG/MEG تعیین می‌شود. ایده تولید داده‌های جانشین نوع اول در منابع [۲۴-۲۷] مطرح شده است.

فرض کنید که N ، $\underline{X}(t) = [X_1(t) X_2(t) \dots X_N(t)]^T$ کانال EEG/MEG در لحظات زمانی $t \in \{1, \dots, L\}$ باشند. همچنین، فرض کنید CM_{mn} ؛ $m, n \in \{1, \dots, N\}$ ، $m \neq n$ ارتباط تخمینی بین کانال‌های X_m و X_n با استفاده از تخمین‌گر ارتباطات مغزی (کارکردی یا مؤثر) دلخواهی مانند CM باشد. $X_m^{surrogate1}(t)$ نشانگر داده جانشین نوع اول تولیدی برای کانال X_m ؛ $m \in \{1, \dots, N\}$ است و با جابه‌جایی دایروی^{۳۰} $X_m(t)$ با تأخیر زمانی تصادفی $T_s > 0$ به صورت زیر ایجاد می‌شود:

$$X_m^{surrogate1} = (X_m(L - T_s + 1), \dots, X_m(1), \dots, X_m(L - T_s)) \quad (1)$$

پس از تولید $X_m^{surrogate1}(t)$ با اعمال تخمین‌گر CM به $X_m^{surrogate1}(t)$ و $X_n(t)$ تخمین زده می‌شود. لازم است ذکر شود، T_s باید به اندازه کافی بزرگ باشد تا اطمینان حاصل شود که CM به وابستگی‌های بین X_m و X_n ؛ $n \in \{1, \dots, N\}$ ، $n \neq m$ در هر قطعه از داده‌ها کور (غیر حساس) باشد. در واقع، T_s باید بزرگتر از هر تأخیر زمانی‌ای باشد که منجر به وابستگی معنی‌دار بین $X_m(t)$ و $X_n(t)$ می‌شود و نباید کوچکتر از طول قطعه‌های داده باشد. با توجه به این که تولید داده جانشین نوع اول تنها با جابه‌جایی زمانی دایروی یک کانال انجام می‌شود، بیشتر ویژگی‌های آماری داده‌های اصلی (هیستوگرام سیگنال کانال‌ها، وابستگی‌های داخلی هر کانال، طیف قدرت هر کانال و ...) بدون تغییر می‌مانند و تنها وابستگی‌های بین کانال‌های X_m و X_n به نحوی تغییر می‌کنند که تخمین‌گر

۲- معرفی ابزار مورد نیاز و ارائه شاخص

پیشنهادی

هنگامی که توزیع تحلیلی فرض پوچ^{۲۸} برخی ویژگی‌های موردنظر در مجموعه داده موجود نباشد، از تولید داده‌های جانشین به عنوان راهکاری عملی برای ارزیابی ویژگی‌های مذکور استفاده می‌شود. داده‌های جانشین از مجموعه داده اصلی به گونه‌ای ساخته می‌شوند که فرض پوچ مورد بررسی برای آنها صادق باشد؛ درحالی که همه ویژگی‌های آماری دیگر تا حد ممکن شبیه مجموعه داده اصلی باقی بمانند. برای تولید داده‌های جانشین بمنظور ارزیابی ویژگی‌های مختلف مجموعه داده‌های EEG/MEG، راهکارهای متفاوتی تاکنون ارائه شده است. در این بخش، بمنظور طراحی شاخصی برای مقایسه مقاومت تخمین‌گرهای ارتباط مغزی به آرتیفکت هدایت حجمی (بخش ۲-۳)، دو مجموعه داده جانشین از داده‌های اصلی EEG/MEG تولید می‌شوند که آنها را داده‌های جانشین نوع اول (بخش ۲-۱) و داده‌های جانشین نوع دوم (بخش ۲-۲) می‌نامیم. هر دو مجموعه داده جانشین مذکور از نظر ویژگی‌های آماری شباهت زیادی به داده‌های اصلی دارند جز اینکه در هر قطعه، مجموعه داده‌های جانشین نوع اول از کانال‌های شبه-مستقل و مجموعه داده‌های جانشین نوع دوم از ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های شبه-مستقل تشکیل می‌شوند. با استفاده از مجموعه داده‌های جانشین نوع اول و دوم در بخش (۲-۳) معیاری با عنوان شاخص مقاومت (RI) تعریف می‌شود که میزان نزدیکی (عدم معنی‌داری) تخمین‌های یک تخمین‌گر دلخواه ارتباطات مغزی روی مجموعه داده جانشین نوع دوم نسبت به مقادیر تخمینی متناظر روی مجموعه داده جانشین نوع اول را اندازه‌گیری می‌کند. هر چه RI بزرگتر باشد، تخمین‌گر مورد بررسی در مقابل ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های شبه-مستقل مقاوم‌تر است و انتظار می‌رود نسبت به آرتیفکت هدایت حجمی نیز- که ماهیت ترکیب خطی لحظه‌ای دارد- مقاوم‌تر باشد. لازم است ذکر شود، الگوریتم‌های ارائه شده در این مقاله همگی برای مجموعه داده‌های EEG/MEG ارائه شده‌اند که ساختار تکه‌ای^{۲۹} ندارند؛ ولی به منظور تخمین ارتباطات مغزی

²⁸Null Hypothesis

²⁹Trial Structure

³⁰Circular Time-Shifting

است. می توان روشی را که در منبع [۲۸] ارائه شده است به صورت زیر توسعه داد تا تعداد دلخواهی داده جانشین نوع دوم به جای تنها یک داده جانشین تولید شود:

- مجموعه داده EEG/MEG $\underline{X}(t); t=1, \dots, L$ با اعمال روش ICA مطابق رابطه (۲) به مؤلفه های حداکثر- مستقل آن $\underline{MIC}(t) = [MIC_1(t) \ MIC_2(t) \dots \ MIC_N(t)]^T; t=1, \dots, L$ تجزیه می شود.

$$\underline{MIC}(t) = \underline{D} \cdot \underline{X}(t) \quad (۲)$$

$$t = 1, \dots, L$$

در رابطه (۲) $(\underline{D}_{N \times N})$ ماتریس تجزیه ICA^{۳۳} است. شایان ذکر است، اعمال ICA منجر به استخراج مؤلفه های حداکثر-مستقل و نه لزوماً مستقل می شود؛ زیرا منابع واقعی مغزی ممکن است مستقل نباشند.

- هر یک از مؤلفه های حداکثر-مستقل استخراج شده (برای مثال مؤلفه i ام) $MIC_i(t)$ به طور دایروی با تأخیری تصادفی $T_i > 0$ جابه جایی زمانی داده می شود تا $IC_i^{surrogate2}(t)$ حاصل شود. تأخیرهای زمانی مورد استفاده برای جابه جایی مؤلفه ها $(T_i; i=1, \dots, N)$ به گونه ای انتخاب می شوند که همه زوج مؤلفه های حداکثر-مستقل در داخل هر قطعه متناظر از هم شبه-مستقل شوند. اندازه تفاضل تأخیرهای زمانی هر زوج مؤلفه $MIC_i(t)$ و $MIC_j(t)$ $(|T_i - T_j|; i, j \in \{1, \dots, N\}; i \neq j)$ باید بزرگتر از تأخیر زمانی ای باشد که منجر به وابستگی های معنی دار بین آن دو می شود و نیز نباید کوچکتر از طول قطعه های داده ها باشد.

- داده های جانشین نوع دوم $\underline{X}^{surrogate2}(t)$ ، با ترکیب خطی لحظه ای $\underline{IC}^{surrogate2}$ با استفاده از همان ماتریس

ترکیب ICA^{۳۴} (\underline{D}^{-1}) به صورت زیر تولید می شوند:

$$\underline{X}^{surrogate2}(t) = \underline{D}^{-1} \cdot \underline{IC}^{surrogate2}(t) \quad (۳)$$

$$t = 1, \dots, L$$

مجموعه داده جانشین تولید شده $\underline{X}^{surrogate2}(t)$ از نظر ویژگی های آماری شباهت زیادی به مجموعه داده اصلی $\underline{X}(t)$ دارد؛ با این تفاوت که هر یک از قطعه های آن به جای ترکیب خطی لحظه ای مؤلفه های حداکثر-مستقل EEG/MEG $(\underline{MIC}(t))$ ، از برهم نهی خطی لحظه ای

کانال های X_n و X_m به نحوی تغییر می کنند که تخمین گر CM به آنها کور بوده؛ در نتیجه فرض پوچ "عدم وجود ارتباط بین این زوج کانال" برآورده می شود.

برای ارزیابی معنی دار بودن ارتباط تخمینی CM_{mn} ، تعداد زیادی $(Surrogate_number)$ داده جانشین نوع اول با انتخاب تصادفی تأخیرهای زمانی T_s تولید می شوند و سپس CM بر هر داده جانشین اعمال می شود تا $CM_{mn}^{surrogate1}(t)$ مربوط به داده های جانشین نوع اول تخمین زده شود. به این ترتیب تحقق های زیادی از تخمین های $CM_{mn}^{surrogate1}(t)$ تولید می شود و توزیع تجربی CM_{mn} تحت فرض پوچ "عدم وجود ارتباط بین کانال های X_n و X_m " حاصل می شود. در صورتی که CM_{mn} - که از داده های اصلی تخمین زده شده است- به طور معنی داری از توزیع مقادیر تخمینی $CM_{mn}^{surrogate1}(t)$ متمایز باشد، مقدار آن معنی دار در نظر گرفته می شود و ارتباط معنی داری بین کانال های X_n و X_m با تخمین گر CM آشکار می شود. در واقع، توزیع مقادیر $CM_{mn}^{surrogate1}(t)$ محدوده معنی دار نبودن تخمین CM بین کانال های X_n و X_m را نشان می دهد؛ زیرا CM ، $X_n(t)$ و $X_m^{surrogate1}(t)$ را در هر قطعه به صورت کانال های شبه-مستقل می بیند.

۲-۲- داده های جانشین نوع دوم

ایده اولیه تولید داده جانشین نوع دوم در مرجع [۲۸] مطرح شده است تا تأثیر وابستگی های باقیمانده احتمالی بین مؤلفه های حداکثر-مستقل^{۳۱} استخراج شده از داده های EEG/MEG بر مقدار تخمینی CM_{mn} بررسی شود. در منبع [۲۸] از تحلیل مؤلفه های مستقل^{۳۳} (ICA) برای استخراج مؤلفه های حداکثر-مستقل داده های EEG/MEG استفاده شده است. سپس وابستگی های باقیمانده احتمالی بین مؤلفه های استخراج شده با جابه جایی زمانی مناسب مؤلفه ها از دسترس تخمین گر ارتباطات مورد استفاده خارج می شوند. در نهایت، مؤلفه های جابه جایی یافته با استفاده از همان ماتریس ترکیب ICA - که قبلاً استخراج شده بود- به فضای کانالی نگاشت می شوند. با این فرایند تنها یک داده جانشین تولید می شود که از برهم نهی خطی لحظه ای مؤلفه های شبه-مستقل ایجاد شده

³¹Maximally Independent Components

³²Independent Component Analysis

³³ICA Decomposition Matrix

³⁴ICA Mixing Matrix

مؤلفه‌های شبه-مستقل EEG/MEG ($IC^{surrogate 2}$) تشکیل شده‌اند. با انتخاب تصادفی تأخیرهای زمانی مناسب $(T_i; i=1, \dots, N)$ و وزن‌های اولیه ICA، تعداد زیادی $(Surrogate_number)$ داده‌های جانشین نوع دوم تولید می‌شود. سپس CM بر هر داده جانشین اعمال می‌شود تا $CM_{mn}^{surrogate 2}; m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$ مربوط به داده‌های جانشین نوع دوم تخمین زده شود. به این ترتیب تحققات زیادی از تخمین‌های $CM_{mn}^{surrogate 2}$ تولید می‌شود و توزیع تجربی CM_{mn} تحت فرض پوچ "عدم وجود ارتباط بین مؤلفه‌های حداکثر-مستقل" حاصل می‌شود. این توزیع، ویژگی‌های آماری تخمین حاصل از تخمین گر CM را برای ارتباط (X_m, X_n) هنگامی که به $X_m^{surrogate 2}(t)$ و $X_n^{surrogate 2}(t)$ اعمال می‌شود؛ در بر دارد.

۲-۳- شاخص مقاومت (RI)

برای طراحی معیار مقاومت به ارتباطات مدل شونده با ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های مستقل، ابتدا برای هر زوج کانال (X_m, X_n) که $m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$ توزیع‌های $CM_{mn}^{surrogate 1}$ و $CM_{mn}^{surrogate 2}$ به ترتیب مطابق بخش‌های (۱-۲) و (۲-۲) حاصل می‌شوند. در ادامه، درصد نمونه‌های توزیع $CM_{mn}^{surrogate 2}$ که با توزیع $CM_{mn}^{surrogate 1}$ همپوشانی دارند، با رابطه (۴) محاسبه شده؛ ri_{mn} نامگذاری می‌شود:

$$ri_{mn} = 100 \times \frac{\#(CM_{mn}^{surrogate 2} \leq \max(CM_{mn}^{surrogate 1}))}{Surrogate_number} \quad (4)$$

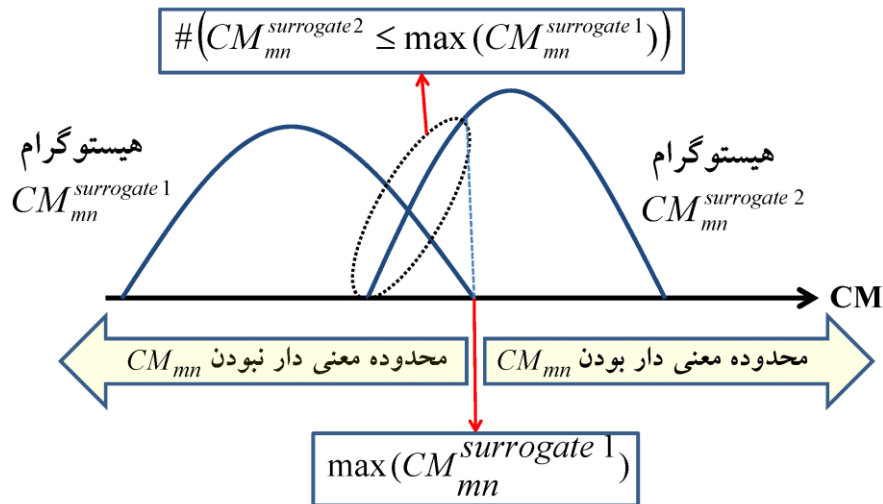
$$0\% \leq ri_{mn} \leq 100\%; m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$$

که $\#(CM_{mn}^{surrogate 2} \leq \max(CM_{mn}^{surrogate 1}))$ نشان‌دهندهٔ تعداد نمونه‌های توزیع $CM_{mn}^{surrogate 2}$ است که بزرگتر از بیشینه مقدار توزیع $CM_{mn}^{surrogate 1}$ نیستند. $Surrogate_number$ نیز تعداد داده‌های جانشین نوع دوم تولید شده را نشان می‌دهد. در شکل (۱) توزیع‌های $CM_{mn}^{surrogate 1}$ و $CM_{mn}^{surrogate 2}$ نحوه محاسبه ri_{mn} به صورت نمادین نشان داده شده‌اند. همانگونه که از شکل (۱) مشخص است، ri_{mn} میزان عدم معنی‌داری تخمین‌های ارتباط را برای داده‌های جانشین نوع دوم (ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های شبه-مستقل

$$RI = \frac{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1, n \neq m}^N ri_{mn}}{N \cdot (N-1)}; \quad 0\% \leq RI \leq 100\% \quad (5)$$

همانگونه که در بخش‌های (۱-۲) و (۲-۲) گفته شد، توزیع‌های $CM_{mn}^{surrogate 1}$ و $CM_{mn}^{surrogate 2}$ تخمین‌های CM را برای زوج کانال (X_m, X_n) به ترتیب برای "کانال‌های شبه-مستقل" و "ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های شبه-مستقل" نشان می‌دهند. مقادیر تخمین‌های $CM_{mn}^{surrogate 1}$ ، محدوده معنی‌دار نبودن CM برای زوج کانال (X_m, X_n) را نشان می‌دهند. در نتیجه، هر چه تخمین‌گر ارتباطات مغزی (مانند CM) به ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های مستقل مقاوم‌تر باشد (و مطابق انتظار به آرتیفکت هدایت حجمی منابع مستقل مقاوم‌تر باشد) نمونه‌های توزیع $CM_{mn}^{surrogate 2}$ به نمونه‌های توزیع $CM_{mn}^{surrogate 1}$ نزدیک‌ترند و لذا RI به ۱۰۰٪ نزدیک می‌شود و در غیر این صورت به ۰٪ نزدیک می‌شود.

نکته بسیار مهمی که در اینجا باید ذکر شود این است که RI در واقع میزان مقاومت تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی را به ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های شبه-مستقل EEG/MEG اندازه‌گیری می‌کند. اگر بخواهیم میزان مقاومت تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی را به هدایت حجمی منابع شبه-مستقل مغزی اندازه‌گیری کنیم، لازم است ماتریس ترکیب خطی لحظه‌ای هدایت حجمی منابع مغزی به کانال‌های EEG/MEG (V) و منابع واقعی مغزی $(S(t) = [S_1(t) S_2(t) \dots S_M(t)]; t=1, \dots, L)$ را بدانیم و فرایند توصیف شده برای محاسبه RI را با کمی تغییرات اعمال کنیم تا معیاری دیگر با عنوان RI_{VC} محاسبه شود. به این صورت که باید برای تولید داده‌های جانشین نوع دوم در بخش (۲-۲) به جای ماتریس ترکیب ICA (D^{-1}) از ماتریس هدایت حجمی (V) و به جای مؤلفه‌های حداکثر-مستقل $MIC(t)$



شکل (۱) - طرحی نمادین از نحوه محاسبه $ri_{mn} \cdot CM_{mn}^{surrogate2}$ را نشان می‌دهد که با هیستوگرام $CM_{mn}^{surrogate1}$ همپوشانی دارند.

WPLI از لحاظ تئوری نسبت به ترکیب خطی لحظه‌ای سیگنال‌های مستقل (و لذا نسبت به آرتیفکت هدایت حجمی) مقاوم هستند؛ اما CC ، MI ، Coh و $(1:1)PLV$ این گونه نیستند. ما در این مقاله برای ارزیابی عملکرد RI ، به مقایسه نتایج آن برای این هفت تخمین‌گر ارتباطات کارکردی می‌پردازیم. لازم است ذکر شود، در این مقاله فرض می‌شود که N کانال EEG/MEG داریم $\underline{X}(t) = [X_1(t) X_2(t) \dots X_N(t)]^T; t=1, \dots, L$ داده‌ها برای تخمین ارتباطات به قطعه‌هایی با طول $Segment_length$ بخش‌بندی شده‌اند.

۳-۱- اندازه ضریب همبستگی پیرسون (CC)

ضریب همبستگی پیرسون بین کانال‌های X_m و X_n به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$CC_{mn} = \frac{E[(X_m - E[X_m]) \cdot (X_n - E[X_n])]}{\sqrt{E[(X_m - E[X_m])^2] \cdot E[(X_n - E[X_n])^2]}} \quad (6)$$

$$\equiv \frac{\sum_i (x_{mi} - \text{mean}(x_m))(x_{ni} - \text{mean}(x_n))}{\sqrt{\sum_i (x_{mi} - \text{mean}(x_m))^2 \sum_i (x_{ni} - \text{mean}(x_n))^2}}$$

$m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$

E نشانگر عملگر امید ریاضی است. در اینجا، می‌توان E را با میانگین‌گیری و با استفاده از تعداد کافی از نمونه داده‌ها تخمین زد. $0 \leq |CC_{mn}| \leq 1$ و CC_{mn} وابستگی خطی بین کانال‌های X_m و X_n را اندازه‌گیری می‌کند. در این مقاله،

از منابع واقعی مغزی $\underline{S}(t)$ استفاده کنیم. البته این رویکرد برای محاسبه RI_{VC} تنها در شبیه‌سازی‌ها - که ماتریس هدایت حجمی (V) و منابع واقعی مغزی فرض می‌شوند- امکان‌پذیر است و برای داده‌های واقعی EEG/MEG قابل اجرا نیست. هر چند ممکن است مقادیر RI_{VC} و RI از یکدیگر متفاوت باشند، با توجه به این که هر دو به نحوی مقاومت تخمین‌گر به ترکیب خطی لحظه‌ای سیگنال‌های مستقل را می‌سنجند، انتظار می‌رود رتبه‌بندی تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی با RI و RI_{VC} سازگار باشد. در این صورت می‌توان برای رتبه‌بندی سطح مقاومت تخمین‌گرها به آرتیفکت هدایت حجمی در داده‌های واقعی EEG/MEG که ماتریس هدایت حجمی (V) و منابع واقعی مغزی $\underline{S}(t)$ مشخص نیستند، از رتبه‌بندی تخمین‌گرها بر اساس RI که به سادگی قابل محاسبه است استفاده کرد.

۳- معرفی تخمین‌گرهای ارتباطات کارکردی مورد

بررسی در این مقاله

در این بخش، هفت تخمین‌گر ارتباطات کارکردی مغزی که از آنها در این مقاله استفاده می‌شود، به اجمال معرفی می‌شوند. در میان تخمین‌گرهای مورد استفاده، ImC ، PLI و

می‌شود، کوهرنسی بین دو کانال X_n و X_m نامیده می‌شود و تخمین‌گری مختلط از ارتباط خطی کانال‌های مذکور در فرکانس f است.

$$C_{mn}(f) = \frac{S_{mn}(f)}{\sqrt{S_{mm}(f) \cdot S_{nn}(f)}} \quad (9)$$

$$m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$$

در واقع، $C_{mn}(f)$ طیف قدرت متقابل هنجار شده^{۴۰} کانال‌های X_n و X_m است. کوهرنس بین دو کانال X_n و X_m - که با $Coh_{mn}(f)$ نشان داده می‌شود و معمولاً با عنوان مجذور اندازه کوهرنس نیز شناخته می‌شود- به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Coh_{mn}(f) = |C_{mn}(f)|^2 \quad (10)$$

$$m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$$

$0 \leq Coh_{mn}(f) \leq 1$ و $Coh_{mn}(f)$ ارتباطات خطی بین کانال‌های X_n و X_m در فرکانس f را اندازه‌گیری می‌کند. در این مقاله، $Coh_{mn}(f)$ برای کل محدوده فرکانسی میانگین‌گیری می‌شود تا یک مقدار Coh_{mn} حاصل شود.

۳-۴- مقدار قفل‌شدگی فاز ۱:۱ ((1:1)PLV) [۲۳]

در صورتی که برای کمی کردن ارتباطات بین نوسانگرها از دامنه نوسانات آنها صرف‌نظر شود و تنها همزمانی فاز^{۴۱} آنها مورد نظر قرار گیرد، یک تخمین‌گر ارتباطی حاصل می‌شود که با نام‌های (1:1)PLV [۲۳]، MPC^{۴۲} [۳۱] و یا PS^{۴۳} شناخته می‌شود. (1:1)PLV برآیند طول دایروی فازهای نسبی کانال‌های X_n و X_m در فرکانس f $(\Delta\Phi_{mn}(f))$ است و مطابق رابطه (۱۱) تعریف می‌شود:

$$(1:1)PLV_{mn}(f) = |E[\exp(i\Delta\Phi_{mn}(f))]| \quad (11)$$

$$m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$$

که

$$\Delta\Phi_{mn}(f) = \angle(\tilde{X}_m(f) \cdot \tilde{X}_n^*(f)) \quad (12)$$

$$m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$$

بنابراین، $0 \leq (1:1)PLV_{mn}(f) \leq 1$ و $(1:1)PLV_{mn}(f)$ همزمانی فاز کانال‌های X_n و X_m در فرکانس f را اندازه‌گیری می‌کند. در این مقاله، $(1:1)PLV_{mn}(f)$ برای کل محدوده فرکانسی میانگین‌گیری می‌شود تا یک مقدار

$|CC_{mn}|$ برای هر قطعه داده تخمین زده می‌شود و مقادیر حاصل میانگین‌گیری می‌شوند.

۳-۲- اطلاعات متقابل (MI) [۲۱]

اطلاعات متقابل بین دو متغیر تصادفی گسسته X_n و X_m - که با رابطه (۷) محاسبه می‌شود- تخمین‌گری متقارن و نامنفی است که نشان می‌دهد X_m چه میزان اطلاعات راجع به X_n در بردارد و بالعکس.

$$MI_{mn} = \sum_{x_m} \sum_{x_n} p(x_m, x_n) \cdot \log\left(\frac{p(x_m, x_n)}{p(x_m) \cdot p(x_n)}\right) \quad (7)$$

$$m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$$

رابطه (۷) $p(x_m)$ ، $p(x_n)$ و $p(x_m, x_n)$ به ترتیب تابع چگالی احتمال^{۳۵} X_m ، تابع چگالی احتمال X_n و تابع چگالی احتمال توأم^{۳۶} X_n و X_m هستند. $MI_{mn} \geq 0$ و MI_{mn} برآیند وابستگی‌های خطی و غیرخطی بین کانال‌های X_n و X_m را اندازه‌گیری می‌کند. در این مقاله، MI_{mn} برای هر قطعه داده تخمین زده می‌شود و مقادیر حاصل میانگین‌گیری می‌شوند. همچنین در این مقاله از جعبه ابزاری^{۳۷} که کاله روتانن^{۳۸} برای تخمین معیارهای مبتنی بر تئوری اطلاعات ارائه کرده است؛ استفاده می‌شود [۲۹]. این جعبه ابزار از رویکرد KNN^{۳۹} برای تخمین اطلاعات متقابل بهره می‌برد [۳۰]. در این مقاله، مقدار K مطابق پیش فرض جعبه ابزار برابر ۱ انتخاب می‌شود.

۳-۳- مجذور اندازه کوهرنس (Coh) [۲۲]

برای مجموعه داده‌ای که شامل N کانال EEG/MEG به صورت $\underline{X}(t) = [X_1(t) X_2(t) \dots X_N(t)]^T$ است، طیف قدرت متقابل سیگنال‌های $X_n(t)$ و $X_m(t)$ به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$S_{mn}(f) = E[\tilde{X}_m(f) \cdot \tilde{X}_n^*(f)] \quad (8)$$

$$m, n \in \{1, \dots, N\}$$

که $\tilde{X}_m(f)$ و $\tilde{X}_n(f)$ به ترتیب تبدیل فوریه $X_m(t)$ و $X_n(t)$ هستند. همچنین، * نشان‌دهنده عملگر مزدوج مختلط است و E عملگر امید ریاضی است. در اینجا، می‌توان E را با میانگین‌گیری و با استفاده از تعداد به قدر کافی زیاد از قطعه‌های داده تخمین زد. $C_{mn}(f)$ که با رابطه (۹) تعریف

³⁵Probability Density Function

³⁸Kalle Rutanen

⁴²Mean Phase Coherence

³⁶Joint Probability Density Function

³⁹K-Nearest Neighbor

⁴⁰Normalized Cross-Spectrum

⁴³Phase Synchronization

³⁷Toolbox

⁴¹Synchronization

و افزایش حساسیت به نویز شود [۱۸]. بنابراین برای کاهش مشکلات مذکور، آنها تخمین‌گر ارتباطات کارکردی دیگری تحت عنوان شاخص تأخیر فاز (PLI) - که همچنین از لحاظ تئوری، مقاوم به آرتیفکت هدایت حجمی است - مطابق رابطه (۱۴) تعریف کردند:

$$PLI_{mn}(f) = \left| E \left[\text{sgn} \left[\Im \left[\tilde{X}_m(f) \cdot \tilde{X}_n^*(f) \right] \right] \right] \right| \quad (14)$$

$$m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$$

که \Im و sgn به ترتیب عملگر استخراج جزء موهومی و تابع علامت هستند. $0 \leq PLI_{mn}(f) \leq 1$ و $PLI_{mn}(f)$ آن بخش از همزمانی فاز کانال‌های X_m و X_n را در فرکانس f که با ترکیب خطی لحظه‌ای منابع مستقل قابل مدل‌سازی و توصیف نیست و از لحاظ تئوری، قطعاً ناشی از ارتباطات منابع مغزی است؛ اندازه‌گیری می‌کند. در این مقاله، $PLI_{mn}(f)$ برای کل محدوده فرکانسی میانگین‌گیری می‌شود تا یک مقدار برای PLI_{mn} حاصل شود.

۳-۷- شاخص تأخیر فاز وزن‌دار (WPLI) [۱۹]

نشان داده شده است که اعوجاج‌های کوچک می‌توانند تأخیر فاز^{۴۷} را به تقدیم فاز^{۴۸} تبدیل کنند و بالعکس [۱۹]. این پدیده در بررسی همزمانی سیگنال‌های با دامنه کوچک به صورت جدی‌تری مشاهده می‌شود. این امر ممکن است موجب بروز ناپیوستگی‌هایی در PLI شود و حساسیت آن را به نویز و آرتیفکت هدایت حجمی افزایش دهد [۱۹]. برای کاهش مشکلات مذکور، تخمین‌گر ارتباطات کارکردی دیگری با عنوان شاخص تأخیر فاز وزن‌دار (WPLI) در مرجع [۱۹] معرفی شده است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$WPLI_{mn}(f) = \frac{\left| E \left[\Im \left[\tilde{X}_m(f) \cdot \tilde{X}_n^*(f) \right] \right] \right|}{E \left[\left| \Im \left[\tilde{X}_m(f) \cdot \tilde{X}_n^*(f) \right] \right| \right]} \quad (15)$$

$$= \frac{\left| E \left[\left| \Im \left[\tilde{X}_m(f) \cdot \tilde{X}_n^*(f) \right] \right| \cdot \text{sgn} \left[\Im \left[\tilde{X}_m(f) \cdot \tilde{X}_n^*(f) \right] \right] \right] \right|}{E \left[\left| \Im \left[\tilde{X}_m(f) \cdot \tilde{X}_n^*(f) \right] \right| \right]}$$

$$m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$$

که \Im نشانگر عملگر استخراج جزء موهومی است. $0 \leq WPLI_{mn}(f) \leq 1$ و $WPLI_{mn}(f)$ آن بخش از همزمانی فاز کانال‌های X_m و X_n را در فرکانس f که با ترکیب

$PLV_{mn}(1:1)$ حاصل شود.

۳-۵- اندازه جزء موهومی کوهرنسی (ImC) [۱۶]

پروفسور گایدو نولته^{۴۴} و همکارانش در سال ۲۰۰۴ اولین بار مفهوم مقاومت تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی به آرتیفکت هدایت حجمی را مطرح کردند [۱۶]. یک تخمین‌گر ارتباطات مغزی، مقاوم به اثر هدایت حجمی است اگر در حضور اثر هدایت حجمی منابع مغزی مستقل هرگز ارتباط معنی‌داری بین کانال‌های EEG/MEG تخمین نزنند. برای این منظور کافی است که تخمین‌گر ارتباطی، بر اثر ترکیب خطی لحظه‌ای سیگنال‌های مستقل هرگز مقدار معنی‌داری تخمین نزنند. نولته و همکارانش جزء موهومی کوهرنسی ($C_{mn}(f)$) مطابق رابطه (۹) را به عنوان تخمین‌گر ارتباطات کارکردی مغزی که از لحاظ تئوری مقاوم به آرتیفکت هدایت حجمی است معرفی کردند [۱۶]. در این مقاله اندازه جزء موهومی کوهرنسی (ImC) را به عنوان معیاری مقاوم به آرتیفکت هدایت حجمی به صورت زیر در نظر می‌گیریم:

$$\text{Im}C_{mn}(f) = \left| \Im \left[C_{mn}(f) \right] \right| = \left| \frac{C_{mn}(f) - C_{mn}^*(f)}{2i} \right| \quad (13)$$

$$m, n \in \{1, \dots, N\}; m \neq n$$

که \Im عملگر استخراج جزء موهومی است. از لحاظ تئوری، معنی‌دار بودن $\text{Im}C_{mn}(f)$ همواره ناشی از ارتباطات تأخیری بین منابع مغزی است و هرگز تنها با اثر هدایت حجمی منابع مستقل ایجاد نمی‌شود. $0 \leq \text{Im}C_{mn}(f) \leq 1$ و $\text{Im}C_{mn}(f)$ آن دسته از ارتباطات خطی بین کانال‌های X_m و X_n را در فرکانس f که با ترکیب خطی لحظه‌ای منابع مستقل قابل مدل‌سازی و توصیف نبوده؛ از لحاظ تئوری، قطعاً ناشی از ارتباطات مغزی هستند اندازه‌گیری می‌کند. در این مقاله، $\text{Im}C_{mn}(f)$ برای کل محدوده فرکانسی میانگین‌گیری می‌شود تا یک مقدار برای $\text{Im}C_{mn}$ حاصل شود.

۳-۶- شاخص تأخیر فاز (PLI) [۱۸]

بر طبق پژوهش‌های پروفسور کورنلیس جان استم^{۴۵} و همکارانش در سال ۲۰۰۷، هنجارسازی^{۴۶} جزء موهومی کوهرنسی که با طیف قدرت متقابل انجام می‌شود، می‌تواند منجر به کاهش حساسیت آشکارسازی تغییرات همزمانی فاز

⁴⁴Guido Nolte
⁴⁸Phase Lead

⁴⁵Cornelis Jan Stam

⁴⁶Normalization

⁴⁷Phase Lag

$$\begin{cases} S_i(t) = a_i S_i(t-1) + \varepsilon_i(t); & i = 1, 2 \\ S_i(t) = a_i S_i(t-1) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^4 (b_{ij} S_j(t-1)) + \varepsilon_i(t); & i = 3, 4 \\ t = 1, \dots, L \end{cases} \quad (16)$$

و بار دیگر منابع را با کمک مدلی با دینامیکها و ارتباطات شدیداً غیر خطی مطابق رابطه (۱۷) شبیه‌سازی می‌کنیم:

$$\begin{cases} S_i(t) = a_i \tanh(S_i(t-1)) + \varepsilon_i(t); & i = 1, 2 \\ S_i(t) = a_i \tanh(S_i(t-1)) + \dots \\ \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^4 (b_{ij} \tanh(S_j(t-1))) + \varepsilon_i(t); & i = 3, 4 \\ t = 1, \dots, L \end{cases} \quad (17)$$

در هر دو رابطه (۱۶) و (۱۷) $\varepsilon_i(t)$ نویزهای راه‌اندازی‌کننده سفید گوسی i.i.d. با میانگین صفر و واریانس یک هستند. $a_i; i \in \{1, 2, 3, 4\}$ و $b_{ij}; i \in \{3, 4\}, j \in \{1, 2, 3, 4\}, i \neq j$ نیز ضرایب مدل هستند. کانال‌های خطی لحظه‌ای (مشابه اثر هدایت حجمی) منابع $\underline{S}(t) = [S_1(t) S_2(t) S_3(t) S_4(t)]^T$ مطابق رابطه (۱۸) شبیه‌سازی می‌کنیم:

$$\underline{X}(t) = \underline{V} \cdot \underline{S}(t) \quad (18)$$

$t = 1, \dots, L$

در رابطه (۱۸)، $\underline{V}_{4 \times 4}$ ماتریس مدل‌کننده ترکیب خطی لحظه‌ای اثر هدایت حجمی است. برای هر یک از دو حالت منابع خطی [رابطه (۱۶)] و منابع غیرخطی [رابطه (۱۷)] ۵۰۰ تحقق پایدار از $\underline{X}(t)$ با طول ۵۰۰۰ نمونه (L) شبیه‌سازی می‌شوند. برای هر تحقق از $\underline{X}(t)$ ، ضرایب مدل (a_i و b_{ij}) و درایه‌های ماتریس \underline{V} به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند و تحققات مختلفی از نویزهای راه‌اندازی کننده $\varepsilon_i(t); i = 1, 2, 3, 4$ در نظر گرفته می‌شود.

۲-۴- ساختار داده‌های EEG

شش فرد سالم (همگی راست دست و مرد با سن ۲۴ تا ۳۹) بدون هیچگونه سابقه اختلالات مغزی و عصبی برای اخذ سیگنال‌های EEG انتخاب شدند. این افراد روی یک صندلی راحت در اتاقی کم‌نور، دارای پوشش تضعیف صوتی و دارای حفاظ مقاوم به نفوذ امواج مغناطیسی نشاندند. از آنها

خطی لحظه‌ای منابع مستقل قابل مدل‌سازی و توصیف نیست و از لحاظ تئوری، قطعاً ناشی از ارتباطات مغزی است اندازه‌گیری می‌کند. در این مقاله، $WPLI_{mm}(f)$ برای کل محدوده فرکانسی میانگین‌گیری می‌شود تا یک مقدار برای $WPLI_{mm}$ حاصل شود.

۴- ساختار شبیه‌سازی و داده‌های EEG مورد

بررسی

در این بخش، مدل‌های شبیه‌سازی و داده‌های EEG که برای بررسی نتایج شاخص مقاومت (RI) ارائه شده در بخش (۲-۳) به کار می‌روند؛ معرفی می‌شوند.

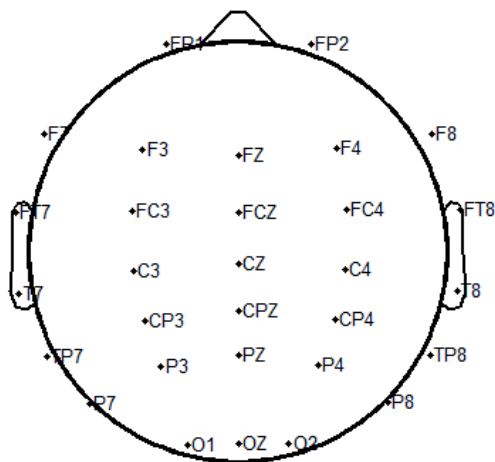
۴-۱- ساختار شبیه‌سازی

در این مقاله، از دو مدل شبیه‌سازی ساده برای ارزیابی نتایج شاخص مقاومت (RI) مطرح شده در بخش (۲-۳)، استفاده می‌شود. شایان ذکر است، هدف از شبیه‌سازی‌های معرفی شده در این بخش، مدل کردن داده‌های واقعی مغزی EEG/MEG نیست؛ زیرا مدل کردن سیگنال‌های واقعی مغزی رویکردی چالش برانگیز است که به مدل‌های پیچیده‌ای نظیر مدل‌های توده عصبی^{۴۹} [۳۲] نیاز دارد. با وجود این هدف شبیه‌سازی‌های مطرح شده، بررسی امکان استفاده از شاخص مقاومت (RI) برای مقایسه سطح مقاومت تخمین‌گرهای مختلف ارتباطات مغزی (کارکردی یا مؤثر) نسبت به آرتیفکت هدایت حجمی در داده‌هایی با دینامیک‌های خطی و یا شدیداً غیرخطی است. برای این منظور، شبکه‌ای متشکل از چهار کانال در نظر می‌گیریم که برهم‌نهی خطی لحظه‌ای (معادل اثر هدایت حجمی) چهار منبع مغزی را ثبت می‌کنند. برای این که شبیه‌سازی، جامع و در برگیرنده حالات مختلف باشد، منابع مغزی را دو گروه در نظر می‌گیریم. دو منبع مغزی در گروه اول از همه منابع دیگر مستقل‌اند و دو منبع مغزی در گروه دوم مقصد^{۵۰} همه منابع دیگر هستند؛ لذا با همه منابع وابسته‌اند. منابع را یک بار با کمک مدلی با دینامیک‌ها و ارتباطات خطی مطابق رابطه (۱۶) شبیه‌سازی می‌کنیم:

⁴⁹Neural Mass Models

⁵⁰Sink

EEG که در آنها یک یا چند کانال ناپایدار شده و دامنه‌های نامتعارف بزرگی داشتند به صورت چشمی شناسایی، و حذف شدند. سپس آرتیفکت‌های ناشی از حرکات چشمی، EMG^{56} و ECG^{57} با استفاده از نرم‌افزار EEGLAB [۳۴،۳۳] حذف شدند. در واقع برای حذف آرتیفکت‌های مذکور از تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) به روش اینفومکس بسط یافته^{۵۸} [۳۵] استفاده شد و مؤلفه‌های مستقلی که همبستگی زیادی با سیگنال HEOG یا VEOG داشتند، نگاشت مکانی آنها در ناحیه جلوی سر و نزدیک به چشم‌ها واقع شده بود و مشخصات زمانی و فرکانسی مشابه حرکات چشمی داشتند به عنوان آرتیفکت‌های چشمی حذف شدند. همچنین مؤلفه‌های مستقلی که فعالیت زمانی، طیف فرکانسی و نگاشت مکانی آنها مشابه مؤلفه‌های ناشی از ECG و EMG بود، حذف شدند. شایان ذکر است روش ICA به کار گرفته شده در این بخش (اینفومکس بسط یافته)، همان روشی است که در این مقاله برای تولید داده‌های جانشین نوع دوم مطابق بخش (۲-۲) استفاده شده است.



شکل (۲) - چینش کانال‌های EEG

بررسی‌های گذشته در زمینه حالت استراحت مغزی با چشمان بسته بر اساس سیگنال‌های EEG/MEG نشان داده‌اند که در این وضعیت فعالیت غالب مغزی در باند فرکانسی آلفا (۸-۱۳ هرتز) رخ می‌دهد [۳۶]؛ در نتیجه اغلب این تحقیقات، توجه خود را بر این باند فرکانسی معطوف کرده‌اند. بنابراین در این مقاله، ما نیز عملکرد شاخص مقاومت (RI)

درخواست شد تا چشم‌هایشان را ببندند؛ با آرامش استراحت کنند ولی بیدار بمانند و تا حد ممکن حرکات چشم و بدن خود را کمینه کنند. از هر فرد با استفاده از دستگاه نورواسکن^{۵۱} ۳۲ کاناله داده‌های EEG در مدت ۱۰ دقیقه ثبت شدند. سیگنال‌های EEG با استفاده از ۳۰ الکتروود تک قطبی Ag/AgCl - که مطابق سیستم بین المللی توسعه یافته^{۵۲} ۲۰-۱۰ بر روی کلاهک الکتروودی جاگذاری شده بودند- اخذ شدند. مرجع ثبت همه کانال‌ها، روی استخوان ماستویید پشت گوش در نظر گرفته شد. بنابراین سیگنال‌های EEG مطابق شکل (۲) از ۳۰ کانال استاندارد روی سطح سر اخذ شدند که عبارتند از: FP1, FP2, F3, F4, F7, F8, Fz, FC3, FC4, FCz, CPz, CP3, CP4, T8, T7, Cz, C4, C3, FT8, FT7, FCz, TP8, TP7, TP3, TP4, TP7, TP8, P3, P4, P7, P8, Pz, O1, O2, Oz و همچنین سیگنال‌های الکترواوکولوگرام^{۵۳} (EOG) و VEOG HEOG به صورت دو قطبی ثبت شدند. سیگنال VEOG به صورت دو قطبی از طریق الکترودهایی که در بالا و پایین چشم چپ قرار داده شده بودند؛ ثبت شد تا سیگنال‌های الکتریکی ناشی از حرکات عمودی چشم ثبت شوند. همچنین سیگنال HEOG به صورت دو قطبی از طریق الکترودهایی ثبت شد که در گوشه خارجی دو چشم قرار داده شده بودند، تا سیگنال‌های الکتریکی ناشی از حرکات افقی چشم ثبت شوند. امپدانس الکتریکی بین هر الکتروود EEG با سطح سر با استفاده از ژل مناسب کوچکتر از ۵ کیلو اهم نگه داشته شد. همه سیگنال‌های ثبت شده به طور سخت‌افزاری تقویت شدند؛ با استفاده از فیلتر میان‌گذر با باند عبور ۰/۱-۳۰ هرتز فیلتر شدند و سپس از آنها با آهنگ یک کیلوهرتز نمونه‌برداری شد. در ادامه سیگنال‌های نمونه‌برداری شده، به صورت سخت‌افزاری با قدرت تفکیک ۱۶ بیت رقمی^{۵۴} شدند و برای انجام عملیات بعدی، ذخیره شدند.

پس از اخذ سیگنال‌های EEG، آنها با استفاده از فیلتری بالاگذر با فرکانس قطع یک هرتز فیلتر شدند تا مؤلفه‌های فرکانس پایین و DC آنها حذف شوند و به این ترتیب روندهایی^{۵۵} که بر اثر حرکات تنفسی و سایر حرکات بدنی ایجاد شده بودند؛ حذف شدند. بخش‌هایی از سیگنال‌های

⁵¹Neuroscan
⁵⁵Trends

⁵²Extended International 10-20 System
⁵⁶ElectroMyoGram

⁵³ElectroOculoGram
⁵⁷ElectroCardioGram

⁵⁴Digital
⁵⁸Extended Infomax

شبیه‌سازی‌ها و داده‌های واقعی EEG. تخمین‌گرهای ImC، PLI و WPLI که از لحاظ تئوری، به آثار ترکیب خطی لحظه‌ای سیگنال‌های مستقل و لذا به آرتیفکت هدایت حجمی مقاوم هستند، مقادیر RI بزرگ و نزدیک ۱۰۰٪ داشته باشند و از بالاترین رتبه‌ها در میان هفت تخمین‌گر ارتباطات کارکردی مورد بررسی، برخوردار باشند. همچنین برای شبیه‌سازی‌ها - که ماتریس هدایت حجمی (V) و منابع واقعی مغزی $S(t)$ مشخص هستند - RI_{VC} نیز مطابق بخش (۲-۳) محاسبه می‌شود تا بررسی شود که آیا مطابق انتظار، رتبه‌بندی تخمین‌گرها با RI و RI_{VC} سازگار هستند یا خیر.

نتایج محاسبه معیارهای RI و RI_{VC} برای داده‌های شبیه‌سازی و معیار RI برای داده‌های واقعی EEG برای هفت تخمین‌گر ارتباطات کارکردی مغزی معرفی شده در بخش (۳)، در جدول (۱) آمده است. همانگونه که مشخص است، برای مدل شبیه‌سازی خطی [رابطه (۱۶)]، رتبه‌بندی تخمین‌گرها با استفاده از میانگین هر دو معیار RI و RI_{VC} به صورت (1-ImC, 2-WPLI, 3-PLI, 4-MI, 5-(1:1)PLV, 6-Coh, 7-CC) است. برای مدل شبیه‌سازی غیرخطی [رابطه (۱۷)] رتبه‌بندی تخمین‌گرها با استفاده از میانگین هر دو معیار RI و RI_{VC} به صورت (1-ImC, 2-PLI, 3-WPLI, 4-MI, 5-(1:1)PLV, 6-Coh, 7-CC) است. پس مطابق انتظار، رتبه‌بندی تخمین‌گرها با معیارهای RI و RI_{VC} برای هر مدل شبیه‌سازی به نتایج یکسانی منجر شده است و می‌توان استنباط کرد که RI تخمین‌گرها را به طور سازگار با سطح مقاومت آنها به آرتیفکت هدایت حجمی رتبه‌بندی کرده است. برای داده‌های واقعی EEG که امکان محاسبه RI_{VC} در عمل وجود ندارد، رتبه‌بندی تخمین‌گرها با استفاده از میانگین RI به صورت (1-ImC, 2-WPLI, 3-PLI, 4-MI, 5-(1:1)PLV, 6-Coh, 7-CC) است. برای همه داده‌های شبیه‌سازی و داده‌های واقعی EEG، تخمین‌گرهایی که از لحاظ تئوری، به اثر هدایت حجمی مقاوم هستند (ImC، PLI و WPLI) مطابق انتظار، سه رتبه اول را به خود اختصاص داده‌اند و مقادیر RI مربوط به آنها نزدیک ۱۰۰٪ است. همچنین با توجه به نتایج بسیار نزدیک

پیشنهادی خود را [بخش (۲-۳)] در این باند فرکانسی ارزیابی می‌کنیم. برای این منظور، مؤلفه باند فرکانسی آلفای سیگنال‌های EEG با استفاده از فیلتر میان‌گذر استخراج شدند و آهنگ نمونه‌برداری سیگنال‌های حاصل با عامل ۳۸ کاهش داده شد تا بدون از دست دادن اطلاعات فرکانسی، از حجم داده‌های زائد^{۵۹} کاسته شده؛ سرعت محاسبات آتی افزایش یابد. در نهایت ۱۵۰۰۰ نمونه زمانی اول داده‌ها برای اعمال روش پیشنهادی در نظر گرفته شد.

۵- نتایج

در این بخش، نتایج عملکرد شاخص مقاومت (RI) - که در بخش (۲-۳) معرفی شده است - بر روی داده‌های شبیه‌سازی شده توصیفی در بخش (۴-۱) و داده‌های واقعی EEG مطرح شده در بخش (۴-۲) ارزیابی می‌شوند.

هر تحقق از داده‌های شبیه‌سازی شده کانالی $X(t)$ برای هر یک از مدل‌های با دینامیک‌های خطی و غیرخطی، بمنظور تخمین ارتباطات بین کانالی، به ۵۰ قطعه بدون همپوشانی با طول ۱۰۰ نمونه تقسیم می‌شود. برای هر تحقق $X(t)$ ۱۰۰ داده جانشین نوع اول و ۱۰۰ داده جانشین نوع دوم به ترتیب مطابق بخش‌های (۲-۱) و (۲-۲) تولید می‌شوند. برای تولید داده‌های جانشین نوع دوم از تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) به روش اینفومکس بسط یافته [۳۵] استفاده می‌شود. سپس شاخص مقاومت (RI) مطابق رابطه (۵) برای هر یک از تخمین‌گرهای ارتباطات کارکردی CC، MI، Coh، (1:1)PLV، ImC، PLI و WPLI - که در بخش (۳) معرفی شدند - محاسبه می‌شود. پس از تخمین RI برای همه تحقیق‌های هر مدل و برای هر تخمین‌گر ارتباطات کارکردی مغزی، از آزمون t نمونه‌های جفت شده^{۶۰} استفاده می‌شود تا بررسی شود که آیا میانگین مقادیر RI برای هر زوج تخمین‌گر به طور معنی‌داری (با قابلیت اطمینان بیش از ۹۵٪) متفاوت هستند یا خیر. برای داده‌های واقعی EEG نیز داده‌ها به ۵۰ قطعه بدون همپوشانی با طول ۳۰۰ نمونه تقسیم می‌شوند و عملیات فوق برای داده‌های افراد (به عنوان تحقیق‌های مختلف) تکرار می‌شود. انتظار می‌رود برای

⁵⁹Redundant Data

⁶⁰Paired samples t-test

حجمی در داده‌های واقعی EEG/MEG باشد. در این مقاله برای تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) بمنظور تولید داده‌های جانشین نوع دوم در بخش (۲-۲) و نیز حذف آرتیفکت‌های داده‌های EEG در بخش (۲-۴) از الگوریتم اینفومکس بسط یافته [۳۵] استفاده شد. علت این انتخاب آن بود که الگوریتم مذکور یکی از روشهایی است که منجر به بیشترین کاهش اطلاعات متقابل^{۶۲} (MIR)، کمترین اطلاعات متقابل دودوی^{۶۳} (PMI) باقیمانده و بیشترین تعداد مؤلفه‌های حداکثر-مستقل نزدیک به دوقطبی^{۶۴} برای داده‌های EEG می‌شود [۳۷].

در این مقاله از دسته‌ای مدل شبیه‌سازی با دینامیک‌های خطی و دسته‌ای مدل شبیه‌سازی با دینامیک‌های غیرخطی برای ارزیابی معیار مقاومت پیشنهادی RI استفاده شد. همانگونه که در بخش (۴-۱) ذکر شد، هدف این شبیه‌سازی‌ها، مدل‌سازی سیگنال‌های واقعی EEG/MEG نبوده است؛ بلکه هدف، ارزیابی عملکرد RI در شبکه‌هایی با دینامیک‌های مختلف خطی و یا شدیداً غیر خطی بود. با این حال ارزیابی جامع معیار مقاومت پیشنهادی RI با مدل‌های واقع‌گرایانه‌تر باید انجام شود تا توانایی‌ها و محدودیت‌های احتمالی آن بهتر آشکار شوند. همچنین استفاده از مدل‌های توده عصبی مناسب بمنظور شبیه‌سازی تقریبی سیگنال‌های EEG/MEG - مانند آنچه در [۳۲] انجام شده است - می‌تواند برای ارزیابی روش پیشنهادی برای سیگنال‌هایی با ویژگی‌ها و دینامیک‌های نزدیک به سیگنال‌های EEG/MEG مفید باشد.

معیار مقاومت پیشنهادی RI بمنظور بررسی تخمین‌گرها برای داده‌های EEG/MEG که ساختار تکه‌ای ندارند ولی به قطعه‌های بدون همپوشانی تقسیم شده‌اند، طراحی شده است. توسعه روش پیشنهادی برای امکان‌پذیری اعمال آن به داده‌های ERP^{۶۵} می‌تواند در آینده انجام شود.

شایان ذکر است، نتایج رتبه‌بندی تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی با معیار مقاومت پیشنهادی RI تنها برای تخمین‌گرهای اجرا شده و تحت همان شرایط مورد بررسی (تعداد مشخص نمونه‌های زمانی، نسبت سیگنال به نویز داده‌ها و ...) قابل قبول است. در واقع، هر یک از تخمین‌گرها (برای مثال MI)

از ۹۵٪ معنی‌دار هستند. این امر، نشان‌دهنده توانایی زیاد RI در رتبه‌بندی معنی‌دار تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی است. همچنین، تنها در مقایسه تخمین‌گرهای PLI و WPLI برای مدل شبیه‌سازی غیرخطی با میانگین RI و RI_{VC} سطوح اطمینان رتبه‌بندی‌ها با در نظر گرفتن آستانه ۹۵٪ یکسان نیست. نتیجه می‌گیریم اگرچه رتبه‌بندی تخمین‌گرها با میانگین RI و RI_{VC} مطابق جدول (۱) برای هر یک از مدل‌های شبیه‌سازی خطی و غیرخطی مشابه بوده است، در پاره‌ای از اوقات ممکن است سطوح اطمینان رتبه‌بندی‌ها با RI و RI_{VC} متفاوت باشند.

۶- جمع‌بندی و بحث

در این مقاله، معیاری با عنوان شاخص مقاومت (RI) ارائه شد تا تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی را که در فضای بین کانال‌های EEG/MEG به کار گرفته می‌شوند، بر مبنای میزان مقاومت آنها به آرتیفکت هدایت حجمی رتبه‌بندی کند. RI با مقایسه تخمین‌های هر تخمین‌گر ارتباطات مغزی برای دو دسته داده جانشین تولید شده از داده‌های اصلی EEG/MEG محاسبه شد. از لحاظ تئوری، RI میزان عدم حساسیت تخمین‌گر به ارتباطات بین کانالی را که با ترکیب خطی لحظه‌ای مؤلفه‌های شبه-مستقل قابل توصیف هستند؛ نشان می‌دهد. از این دیدگاه و با توجه به ماهیت ترکیب خطی لحظه‌ای آرتیفکت هدایت حجمی، انتظار می‌رفت RI بتواند تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی را بر حسب سطح مقاومت آنها به آرتیفکت هدایت حجمی رتبه‌بندی کند. این فرض با استفاده از دو دسته مدل شبیه‌سازی با دینامیک‌های خطی و غیرخطی تأیید شد. همچنین برای داده‌های شبیه‌سازی و داده‌های واقعی EEG/MEG تخمین‌گرهایی که از لحاظ تئوری، به آرتیفکت هدایت حجمی مقاوم هستند (ImC, PLI و WPLI) مطابق انتظار، مقادیر RI نزدیک به ۱۰۰٪ داشتند و بالاترین رتبه‌ها را در میان هفت تخمین‌گر مورد بررسی، به خود اختصاص دادند. با توجه به نتایج حاصل در بخش (۵)، به نظر می‌رسد RI می‌تواند ابزاری تجربی^{۶۱} برای رتبه‌بندی سطح مقاومت تخمین‌گرهای ارتباطات مغزی به اثر هدایت

^{۶۱}Empirical
^{۶۵}Event Related Potentials

^{۶۲}Mutual Information Reduction

^{۶۳}Pairwise Mutual Information

^{۶۴}Near Dipolar

- neurodegenerative disorders; *J. Neurol. Sci.*, 2010; 289(1-2): 128-134.
- [7] Jalili M., Knyazeva M.G., EEG-based functional networks in schizophrenia; *Comput. Biol. Med.*, 2011; 41(12): 1178-1186.
- [8] Lynall M.E., Bassett D.S., Kerwin R., McKenna P.J., Kitzbichler M., Muller U., Bullmore E., Functional connectivity and brain networks in schizophrenia; *J. Neurosci.*, 2010; 30(28): 9477-9487.
- [9] Amini L., Jutten C., Achard S., David O., Kahane P., Vercueil L., Minotti L., Hossein-Zadeh G.A., and Soltanian-Zadeh H., Comparison of five directed graph measures for identification of leading interictal epileptic regions; *Physiol. Meas.*, 2010; 31: 1529-1546.
- [10] Amini L., Jutten C., Achard S., David O., Soltanian-Zadeh H., Hossein-Zadeh G.A., Kahane P., Minotti L., Vercueil L., Directed differential connectivity graph of interictal epileptiform discharges; *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2010; 58(4): 884-893.
- [11] He B., Yang L., Wilke C., Yuan H., Electrophysiological imaging of brain activity and connectivity—challenges and opportunities; *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2011; 58(7): 1918-1931.
- [12] Nunez P.L., Srinivasan R., *Electric fields in the brain: the neurophysics of EEG*, Oxford University Press., 2005.
- [13] Nunez P.L., Srinivasan R., Westdorp A.F., Wijesinghe R.S., Tucker D.M., Silberstein R.B., Cadusch P.J., EEG coherency. I. Statistics, reference electrode, volume conduction, Laplacians, cortical imaging, and interpretation at multiple scales; *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, 1997; 103: 499-515.
- [14] Schoffelen J.M., Gross J., Source connectivity analysis with MEG and EEG; *Hum. Brain Mapp.*, 2009; 30: 1857-1865.
- [15] Cao C., Slobounov S., Alteration of cortical functional connectivity as a result of traumatic brain injury Revealed by graph theory, ICA, and sLORETA Analyses of EEG signals; *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, 2010; 18(1): 11-19.
- [16] Nolte G., Bai O., Wheaton L., Mari Z., Vorbach S., Hallett M., Identifying true brain interaction from EEG data using the imaginary part of coherency; *Clin. Neurophysiol.*, 2004; 115: 2292-2307.
- [17] Ewald A., Marzetti L., Zappasodi F., Meinecke F.C., Nolte G., Estimating true brain connectivity from EEG/MEG data invariant to linear and static transformations in sensor space; *NeuroImage*, 2012; 60: 476-488.
- [18] Stam C.J., Nolte G., Daffertshofer A., Phase lag index: assessment of functional connectivity from multi channel EEG and MEG with diminished bias from common sources; *Hum. Brain Mapp.*, 2007; 28: 1178-1193.

ممکن است دارای پیاده‌سازی‌های مختلفی باشد که تحت شرایط عملی نظیر تعداد محدود نمونه و وجود نویز، عملکردی متفاوت داشته باشند و با معیار مقاومت RI به طور متفاوتی رتبه‌بندی شوند. ارزیابی و رتبه‌بندی مقاومت به آرتیفکت هدایت حجمی تخمین‌گرهای ارتباطات کارکردی/مؤثر مغزی دومتغیره و چندمتغیره با پیاده‌سازی‌های مختلف و تحت شرایط متنوع (تعداد مختلف نمونه‌های زمانی داده‌ها، نسبت سیگنال به نویزهای مختلف و ...) می‌تواند رویکرد آتی دیگری برای ادامه این تحقیق باشد.

سپاسگزاری

از دکتر حسین استکی، ریاست محترم پژوهشکده علوم شناختی پژوهشگاه دانش‌های بنیادی (IPM) و استاد دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی بخاطر استفاده از آزمایشگاه ایشان جهت اخذ سیگنال‌های EEG سپاسگزاریم. همچنین، لازم می‌دانیم مراتب قدردانی خود را از دکتر آناهیتا خرمی از ICSS بخاطر نظرها و راهنمایی‌های ارزشمندشان برای اخذ سیگنال‌های EEG اعلام کنیم.

۷- مراجع

- [1] Sporns O., Tononi G., Structural determinants of functional brain dynamics; in *Handbook of Brain Connectivity*, V. K. Jirsa and A. R. McIntosh, Eds. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2007: 117-119.
- [2] Rippon G., Brock J., Brown C., Boucher J., Disordered connectivity in the autistic brain: Challenges for the 'new psychophysiology'; *Int. J. Psychophysiol.*, 2007; 63:164-172.
- [3] Hughes J.R., Autism: The first firm finding = underconnectivity?; *Epilepsy & Behavior*, 2007; 11: 20-24.
- [4] De Haan W., Van Der Flier W.M., Wang H., Van Mieghem P.F.A., Scheltens P., Stam C.J., Disruption of functional brain networks in Alzheimer's disease: what can we learn from graph spectral analysis of resting-state magnetoencephalography?; *Brain Connect.*, 2012; 2(2): 45-55.
- [5] He Y., Chen Z., Gong G., Evans A., Neuronal networks in Alzheimer's disease; *Neuroscientist*, 2009; 15(4): 333-350.
- [6] Stam C.J., Use of magnetoencephalography (MEG) to study functional brain networks in

- [28] Shahbazi F., Ewald A., Ziehe A., Nolte G., Constructing surrogate data to control for artifacts of volume conduction for functional connectivity measures; in Proc. Biomag 2010 IFMBE, Dubrovnik, Croatia, 2010: 207–210.
- [29] Ratanen K., TIM C++ library, Available online: <http://www.tut.fi/tim>.
- [30] Gomez-Herrero G., Brain connectivity analysis with EEG; PHD Dissertation, Tampere university of technology, 2010.
- [31] Mormann F., Lehnertz K., David P., Elger C.E., Mean phase coherence as a measure for phase synchronization and its application to the EEG of epilepsy patients; *Physica. D*, 2000; 144: 358–369.
- [32] David O., Cosmelli D., Friston K.J., Evaluation of different measures of functional connectivity using a neural mass model; *NeuroImage*, 2004; 21: 659–673.
- [33] Delorme A., Makeig S., EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single trial EEG dynamics including independent component analysis; *J. Neurosci. Methods*, 2004; 134(1): 9–21.
- [34] EEGLAB freeware, Available online: sccn.ucsd.edu/eeglab
- [35] Lee T.W., Girolami M., Bell A.J., Sejnowski T.J., A unifying information theoretic framework for independent component analysis; *Comput. Math. Appl.*, 2000; 31: 1–21.
- [36] Sauseng P., Klimesch W., What does phase information of oscillatory brain activity tell us about cognitive processes?; *Neurosci. Biobehav. Rev.*, 2008; 32: 1001–1013.
- [37] Delorme A., Palmer J., Onton J., Oostenveld R., Makeig S., Independent EEG sources are dipolar; *Plos One*, 2012; 7(2): e30135.
- [19] Vinck M., Oostenveld R., van Wingerden M., Battaglia F., Pennartz C.M.A., An improved index of phase-synchronization for electrophysiological data in the presence of volume-conduction, noise and sample-size bias; *NeuroImage*, 2011; 55: 1548–1565.
- [20] Stam C.J., van Straaten E.C.W., Go with the flow: Use of a directed phase lag index (dPLI) to characterize patterns of phase relations in a large-scale model of brain dynamics; *NeuroImage*, 2012; 62: 1415–1428.
- [21] Cover T.M., Thomas J.M., Elements of information theory, Second edition, John Wiley & Sons, 2006.
- [22] Bandat J.S., Piersol A.G., Random Data, Wiley-Interscience, 1986.
- [23] Lachaux J.P., Rodriguez E., Martinerie J., Varela F.J., Measuring phase synchrony in brain signals; *Hum. Brain Mapp.*, 1999; 8: 194–208.
- [24] Faes L., Nollo G., Porta A., Information-based detection of nonlinear Granger causality in multivariate processes via a non uniform embedding technique; *Phys. Rev. E.*, 2011; 83(5): 051112.
- [25] Faes L., Porta A., Nollo G., Mutual nonlinear prediction as a tool to evaluate coupling strength and directionality in bivariate time series: Comparison among different strategies based on k nearest neighbors; *Phys. Rev. E.*, 2008; 78(2): 026201.
- [26] Quiroga R.Q., Kraskov A., Kreuz T., Grassberger P., Performance of different synchronization measures in real data: A case study on electroencephalographic signals; *Phys. Rev. E.*, 2002; 65(4): 041903.
- [27] Vlachos I., Kugiumtzis D., Nonuniform state-space reconstruction and coupling detection; *Phys. Rev. E.*, 2010; 82(1): 016207.