



Dynamic Causal Modelling among Default Mode Network and Salience Network related to IQ

Ghoorchian, Mina¹ / Soltanian-Zadeh, Hamid^{2*} / Pedram, Mir Mohsen³ / Mir Mohammad Sadeghi, Mohsen⁴

¹ - Ph.D. Student, Institute for Cognitive Science Studies, Tehran, Iran

² - Professor, Control and Intelligent Processing Center of Excellence, School of Electrical and Computer Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

³ - Associate Professor, Department of Electrical and Computer Engineering, Faculty of Engineering, Kharazmi University, Tehran, Iran

⁴ - Assistant Professor, Institute for Cognitive Science Studies, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

DOI: 10.22041/ijbme.2024.2018221.1876

Received: 18 December 2023

Revised: 14/4/2024 – 26/7/2024

Accepted: 19 August 2024

KEYWORDS

Spectral DCM
DMN
SN
fMRI
IQ

ABSTRACT

Intelligence Quotient (IQ) is of interest to researchers. In this research, 100 unrelated young healthy subjects randomly selected from the 1200 HCP dataset (54 women and 46 men), with an average age of 28 years (age range from 22 to 35 years), were used. Each person has participated in Raven test. Based on the results of the Raven's test, each person is placed in one of the three groups: high intelligence, normal intelligence, and low intelligence. In the next step, using the resting-state functional magnetic resonance imaging (rsfMRI) data of these subjects and the spectral dynamic causal modeling algorithm implemented in the SPM12 package in MATLAB, two brain networks named the default mode network (DMN) and the salient network (SN) have been investigated. For each of the three groups mentioned above, a connection model was obtained. The obvious difference in the DMN network is as follows: there is no connection from PCC to RIPC in people with high intelligence in the obtained model. In contrast, there is an excitatory connection in the other two groups. Specifically, the LIPC to RIPC connection is inhibitory in people with high intelligence, but it is excitatory in the other two groups. Additionally, the connection between mPFC and RIPC is inhibitory in the group with high and average intelligence, while there is no connection in the group of people with low intelligence. After obtaining the model, ANOVA test with $p\text{-value} < 0.05$ was used to check the difference. In the SN network, this significant difference was revealed on 6 edges of 169 edges, which were: rMCC-rvIPFC, rInsula-rvIPFC, rInsula-rPutamen, rInsula-lIPG, lIPG-rSFG, lIPG-rSFG.

*Corresponding Author

Address: Control and Intelligent Processing Center of Excellence, School of Electrical and Computer Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

Postal Code: 14399-57131

E-Mail: hszadeh@ut.ac.ir

Tel: +98-21-61114909





استخراج رابطه‌ی علی مرتبط با ضریب هوشی در شبکه‌های حالت پیش فرض و برجستگی مغز

قورچیان، مینا^۱ / سلطانیان زاده، حمید^{۲*} / پدرام، میرمحسن^۳ / میرمحمدصادقی، محسن^۴

^۱ - دانشجوی دکتری، موسسه‌ی آموزش عالی علوم شناختی، تهران، ایران

^۲ - استاد، دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران، تهران، ایران

^۳ - دانشیار، گروه برق و کامپیوتر، دانشکده‌ی فنی و مهندسی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران

^۴ - استادیار، موسسه‌ی آموزش عالی علوم شناختی، تهران، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/ijbme.2024.2018221.1876

پذیرش: ۲۹ مرداد ۱۴۰۳

بازنگری: ۱۴۰۳/۱/۲۶ - ۱۴۰۳/۵/۵

ثبت در سامانه: ۲۷ آذر ۱۴۰۲

چکیده

ضریب هوشی یکی از کمیت‌های مورد توجه محققان است. برای این پژوهش ۱۰۰ آزمودنی سالم جوان غیرمرتبط با هم از بین ۱۲۰۰ آزمودنی موجود در دادگان HCP (۵۴ زن و ۴۶ مرد) با میانگین سنی ۲۸ سال (بازه‌ی ۲۲ تا ۳۵ سال) به طور تصادفی انتخاب شده است. آزمون تست ریون برای هر یک از افراد انجام شده است. سپس با استفاده از نتایج تست ریون، هر فرد در یکی از سه گروه هوش بالا، هوش متوسط و هوش پایین قرار گرفته است. در مرحله‌ی بعد با استفاده از داده‌های تصویرنگاری تشدید مغناطیسی کارکردی حالت استراحت (rsfMRI) این افراد و به کارگیری الگوریتم مدل سازی علی طیفی (spDCM) و تول باکس SPM12 در متلب، دو شبکه از شبکه‌های مغز به نام‌های شبکه‌ی حالت پیش فرض (DMN) و شبکه‌ی برجستگی (SN) مورد بررسی قرار گرفته است. برای هر یک از سه گروه ذکر شده در بالا، یک مدل اتصال به دست آمده است. تفاوت آشکار در شبکه‌ی DMN به گونه‌ای است که در مدل به دست آمده هیچ ارتباطی از PCC به RIPC در افراد با هوش بالا وجود ندارد. در مقابل، در دو گروه دیگر یک ارتباط تحریکی وجود دارد. به طور خاص، اتصال LIPC به RIPC در افراد با هوش بالا بازدارنده بوده اما در دو گروه دیگر تحریک کننده است. علاوه بر این، ارتباط بین mPFC و RIPC در گروه با هوش بالا و هوش متوسط، بازدارنده است در حالی که در گروه افراد با هوش پایین هیچ ارتباطی وجود ندارد. پس از به دست آوردن مدل جهت بررسی تفاوت از تست ANOVA با مقدار $p\text{-value} < 0.05$ استفاده شده است. در شبکه‌ی SN این تفاوت معنادار در ۶ یال از ۱۶۹ یال شامل rInsula- rMCC-rvIPFC، rInsula-rvIPFC، rInsula- rPutamen، IIPG-rSFG، JIPG-rSFG و IIPG-rSFG آشکار شده است.

واژه‌های کلیدی

مدل علی طیفی
شبکه‌ی حالت پیش فرض
شبکه‌ی برجسته
تصویرسازی تشدید مغناطیسی
کارکردی
ضریب هوشی

*نویسنده‌ی مسئول

نشانی: دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران، تهران، ایران

تلفن: +۹۸-۲۱-۶۱۱۱۴۹۰۹

پست الکترونیک: hszadeh@ut.ac.ir

کد پستی: ۱۴۳۹۹-۵۷۱۳۱



۱- مقدمه

با توجه به اهمیت ضریب هوشی افراد و به ویژه دست‌یابی به اندازه‌ی هر یک از شاخص‌های ضریب هوشی، اندازه‌گیری آن از موارد مورد توجه روان‌شناسان، پزشکان و پژوهش‌گران رشته‌ی علوم شناختی است [۱]. ضریب هوشی عددی برای نشان دادن ظرفیت‌ها و پتانسیل‌های فکری یک فرد است. تعیین ضریب هوشی کمک می‌کند تا ناهنجاری‌های ذهنی مختلف، اختلالات روانی از جمله زوال عقل، اسکیزوفرنی، صرع، اضطراب، افسردگی و اوتیسم، اختلال نقص توجه و بیش‌فعالی بهتر شناخته شود. ضریب هوشی یک فرد به شرایط مغز مربوط می‌شود [۲]. برای اندازه‌گیری ضریب هوشی آزمون‌های متفاوتی مانند آزمون هوش وکسلر، آزمون هوش آدمک، آزمون هوش ریون، آزمون نابسته به فرهنگ کتل و ... وجود دارد [۳]. به طور کلی ۹ واقعیت در ارتباط با ضریب هوشی وجود دارد که به طور خلاصه می‌توان آن‌ها را به صورت زیر بیان کرد.

۱- اکثریت افراد دارای هوش متوسط بوده و تعداد کمی از افراد فوق‌العاده باهوش هستند.

۲- داشتن ضریب هوشی بالاتر فرد را از مرگ محافظت می‌کند به عبارت دیگر افراد دارای ضریب هوشی بالا تمایل به سالم‌تر بودن دارند و طولانی‌تر از بقیه زندگی می‌کنند.

۳- ضریب هوشی با موفقیت شغلی و ثروت ارتباط دارد اما لزوماً بیان‌گر خوش‌بختی نیست. افرادی که ضریب هوشی بالاتری دارند عموماً بهتر کار کرده و درآمد بیشتری کسب می‌کنند.

۴- افراد احتمالاً درگیر آن چیزی هستند که به دست آورده‌اند. مطالعات نشان داده است که اگر شما یک کودک باهوش هستید، یک فرد پیر باهوش خواهید بود.

۵- هوش از اواسط تا اواخر دهه‌ی ۲۰ سالگی به اوج خود رسیده و سپس به آرامی کاهش می‌یابد. بعد از اواسط دهه‌ی ۲۰، هوش متبلور افزایش می‌یابد در حالی که هوش سیال (توانایی حل مسائل جدید) شروع به کاهش می‌کند.

۶- حدود نیمی از واریانس ضریب هوشی را می‌توان با ژنتیک توضیح داد.

۷- زن‌ها تنها چیزی نیستند که در هوش اهمیت دارند. به نظر می‌رسد دسترسی به تغذیه، آموزش و مراقبت‌های بهداشتی نیز نقش بزرگی را ایفا می‌کند.

۸- انسان‌ها باهوش‌تر می‌شوند. به نظر می‌رسد میانگین نمرات ضریب هوشی بین ۲ تا ۳ امتیاز در هر دهه در حال افزایش است.

۹- ضریب هوشی در کشورهای در حال توسعه سریع‌تر افزایش می‌یابد.

۱-۱- پیشینه‌ی تحقیق

با توجه به اهمیت ضریب هوشی، افراد زیادی در مورد آن و اختلالات روانی از جمله زوال عقلی، اسکیزوفرنی، صرع، اضطراب، اوتیسم و ADHD تحقیقاتی انجام داده‌اند. از جمله‌ی این پژوهش‌ها می‌توان به موارد زیر اشاره نمود.

در پژوهشی در سال ۱۹۹۳ با استفاده از ۶۰۸ نوزاد کم‌وزن و زودرس از ۸ ایالت مختلف، میزان تاثیر جنبه‌های محیطی خانه به عنوان نقش واسطه‌ای در ارتباط با ضریب هوشی مادران و کودکان بررسی شده است. تجزیه و تحلیل رگرسیون نشان داده که هر دو نمره‌ی ضریب هوشی مادر و نوزاد در ماه ۱۲ سهم قابل توجهی در نمرات ضریب هوشی کودک ۳ ساله دارد [۴].

در یک تحقیق در سال ۲۰۰۹، DMN به صورت گراف وزنی غیرمستقیم مدل‌سازی شده و سپس از تئوری گراف برای بررسی خصوصیات توپولوژیکی این شبکه در دو گروه از افراد با سطح هوشی مختلف استفاده شده است. در این پژوهش در هر دو گروه، قشر سینگولیت خلفی (PCC) بیش‌ترین اتصالات را در مقایسه با سایر مناطق مغز در DMN نشان داده و لوب‌های گیج‌گاهی میانی و بادامک‌های مخچه از نظر توپولوژیکی جدا از مناطق دیگر مغز در DMN بوده است. در این پژوهش بیان شده که شدت برخی اتصالات عمل‌کردی و اثربخشی سراسری DMN بین گروه دارای هوش بالا و گروه هوش متوسط تفاوت معناداری دارد که نشان می‌دهد یک پارچگی عمل‌کردی DMN ممکن است مرتبط با هوش فرد باشد [۵].

در پژوهشی در سال ۲۰۱۵ روی نواحی قشر میانی پیش‌پیشانی (mPFC) و PCC تحقیق شده است. در این پژوهش مدل‌سازی علی دینامیک طیفی (spDCM) برای تحلیل fMRI حالت استراحت به کار گرفته شده است تا تغییرات در اتصالات موثر بین مناطق اصلی در اعتیاد به سیگار مشخص شود. در نتایج نشان داده شده که spDCM می‌تواند ساختارهای عمل‌کردی بین دو گروه را متمایز کند و ممکن است بینشی در مورد مکانیسم‌های مغزی اساسی اعتیاد به سیگار را ارائه دهد [۶].

در پژوهشی در سال ۲۰۱۶ هوش به عنوان یک ویژگی ذاتی مغز افراد به جای یک ویژگی سطح دوم که با استفاده از آزمون‌ها برون‌یابی می‌شود در نظر گرفته شده است. هوش بیان‌کننده‌ی پیچیدگی مغز انسان بوده و به عنوان یک ویژگی که از طریق تکامل تقویت می‌شود، به شدت با ویژگی‌های اساسی سیستم مانند پردازش اطلاعات، انعطاف‌پذیری و توانایی سازگاری مرتبط است [۷].

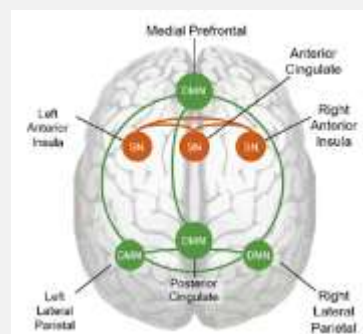
در تحقیقی در سال ۲۰۱۶ یافتن الگوی پایدار اتصال بین چهار منطقه‌ی اصلی DMN مطابق شکل (۱) بررسی شده است.



تکنیک‌های کاهش ابعاد خطی و به دنبال آن انجام عملیات تجزیه و تحلیل متمرکز بودند، در تحقیقی در سال ۲۰۱۹ ترکیب غیرخطی شبکه‌های FC حالت استراحت و مبتنی بر وظیفه مورد بررسی قرار گرفته است. در این مقاله چارچوبی بر اساس نقشه‌ی دیفیوژن متناوب^۱ پیشنهاد شده است. در این تحقیق به طور جداگانه شبکه‌ی اتصال عمل‌کردی حالت استراحت و وظیفه به صورت ماتریس معین مثبت متقارن^۲ با استفاده از برآورد کوواریانس معکوس پراکنده و با الگوریتم GLASSO^۳ برای هر فرد ایجاد شده است. در این تحقیق برای اولین بار پیشرفت موفقیت‌آمیز نقشه‌ی دیفیوژن متناوب با ترکیب داده‌های تصویربرداری تشدید مغناطیسی عمل‌کردی حالت استراحت و وظیفه‌محور برای پیش‌بینی دقیق ضریب هوشی نشان داده شده است [۱۲].

در پژوهشی در سال ۲۰۱۹ در خصوص بازسازی اتصال عصبی عمل‌کردی در بیماران مبتلا به درد مزمن گسترده که تا حد زیادی ناشناخته مانده مطالعه شده است. این پژوهش با هدف بررسی ارتباط عمل‌کردی در بیماران CWP در شبکه‌های مغزی مربوط به درد مزمن به دلیل تغییرات میزان حساسیت به درد، فشار روانی درد و تحمل درد انجام شده است. قدرت اتصال عمل‌کردی DMN و SN با تصویربرداری رزونانس مغناطیسی عمل‌کردی بررسی شده است. نتایج مربوط به بیماران CWP، کاهش ارتباطات در PCC در DMN و افزایش اتصال در اینسولای قدامی چپ/شکنج گیج گاهی فوقانی در SN در مقایسه با گروه شاهد را نشان داده است [۱۳].

در یک پژوهش اختلاف جنسیت در پیش‌بینی ضریب هوشی با استفاده از متغیرهای تصویربرداری از مغز مطالعه شده است. در این تحقیق نمرات ضریب هوشی افراد برای مردان و زنان به طور جداگانه با استفاده از اتصال عمل‌کردی کل مغز پیش‌بینی شده است. پایداری پیش‌بینی در سه مجموعه‌ی داده‌ی مستقل (۶۸۰ فرد) و دو اندازه‌گیری هوش (ضریب هوشی و هوش سیال) با استفاده از یک مدل مشابه در هر جنسیت حاصل شده است. هوش مردان و زنان همبستگی‌های مختلف عصبی را پشتیبانی کرده است. الگوهای اتصال عمل‌کردی مشخص شده از نظر ضریب هوشی و شاخص‌های آن فقط در همان جنس نه برای جنس مخالف و نه در اندازه‌گیری نامرتب با ضریب هوشی از قبیل صفات خلق‌وخوی منحصر به فرد بوده است. علاوه بر این، پیش‌بینی ضریب هوشی زنان به طور قابل توجهی بالاتر از مردان در گروه مورد بررسی بوده است. این یافته‌ها نشان می‌دهد که از



شکل (۱) - اتصالات گره شبکه‌ی SN و DMN، این چهار ناحیه شامل PCC، amPFC، قشر آهیانه‌ای راست (RIPC) و قشر آهیانه‌ای چپ (LIPC) است [۸]

برای این منظور دادگان fMRI از ۳۰ فرد سالم (۱۰۰۰ نقطه از هر فرد) به دست آمده و مدل‌سازی علی پویایی طیفی روی داده‌های حالت استراحت fMRI انجام شده است. در مراحل بعد دادگان توسط SPM12 پردازش شده و چندین مدل برای این ارتباطات پیشنهاد شده است. با توجه به بهترین مدل، پارامترهای اتصال از هر فرد با استفاده از آمار کلاسیک و میانگین مدل بیزی کمی تجزیه و تحلیل شده است تا بررسی شود کدام یک از آن‌ها در گروهی از افراد پایدار هستند [۹].

در پژوهشی در سال ۲۰۱۷ از یک رویکرد چندمتغیره برای شناسایی الگوی ماده‌ی خاکستری و پیوند دادن شبکه‌ی ساختاری به هوش و عمل‌کردهای شناختی استفاده شده که در آن تصویربرداری تشدید مغناطیسی ساختاری از ۹۲ فرد سالم انجام شده است. در این پژوهش، هوش، روانی کلام، سرعت پردازش و عمل‌کرد اجرایی شرکت‌کنندگان ارزیابی شده، همبستگی شبکه‌های ساختاری ماده‌ی خاکستری با هوش و عمل‌کردهای شناختی بیش‌تر بررسی شده و ۶ شبکه‌ی ساختاری ماده‌ی خاکستری شناسایی شده است. همچنین نشان داده شده که قسمت مخچه-آهیانه و مولفه‌ی پیشانی به طور قابل توجهی با هوش مرتبط است [۱۰].

در سال ۲۰۱۷ تفاوت‌های مرتبط با هوش در ساختار عمل‌کردی ذاتی مغز با رویکرد نظریه‌ی گراف و مقایسه‌ی اثرات بر معیارهای گره‌ای در کارایی شبکه‌ی مغز با توجه به شبکه‌ی کلی مغز مورد مطالعه قرار گرفته و نشان داده شده که کارایی سراسری هیچ ارتباط معناداری با هوش ندارد اما کارایی گره به طور قابل توجهی با هوش در ۳ ناحیه‌ی مغز مرتبط است [۱۱]. بر خلاف پژوهش‌های قبلی که اکثراً روی پیش‌بینی داده‌های اتصال عمل‌کردی مبتنی بر MRI در حالت استراحت از طریق

^۲ Group Least Absolute Shrinkage and Selection Operator

^۱ Alternating Diffusion Maps (ADM)

^۳ Symmetric Positive Definite (SPD) Matrix

پشتی (dACC) تشکیل شده است. این شبکه که شامل گره‌هایی در آمیگدال، هیپوتالاموس، جسم مخطط شکمی، تالاموس و هسته‌های خاص ساقه‌ی مغز نیز است در پاسخ به وظایف و شرایط آزمایشی مختلف فعال شده که نشان دهنده‌ی یک عمل کرد کلی دامنه می‌باشد [۱۸].

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- ابزار گردآوری داده‌ها

پروژه‌ی HCP یک پروژه‌ی ۵ ساله است که توسط ۱۶ عضو موسسه‌ی ملی بهداشت ایالات متحده (NIH) پشتیبانی می‌شود. پروژه‌های تحقیقاتی HCP در قالب دو کنسرسیوم دنبال می‌شود. این پروژه در ژوئیه‌ی سال ۲۰۰۹ به عنوان اولین چالش بزرگ NIH در زمینه‌ی علوم اعصاب آغاز شده است. در تاریخ ۱۵ سپتامبر سال ۲۰۱۰، NIH اعلام کرد که اعتباراتی برای دو کنسرسیوم در نظر گرفته است. اعتباری به ارزش ۳۰ میلیون دلار در طول ۵ سال به کنسرسیومی اهدا شد که توسط دانشگاه واشنگتن در سنت‌لوئیس و دانشگاه مینه‌سوتا با همکاری دانشگاه آکسفورد (FMRIB) اداره می‌شد. اعتباری به ارزش ۸/۵ میلیون دلار و در مدت ۳ سال به کنسرسیومی اهدا شد که توسط دانشگاه هاروارد، بیمارستان عمومی ماساچوست و دانشگاه کالیفرنیا در لس‌آنجلس اداره می‌شد.

هدف HCP تهیه‌ی نقشه‌ی شبکه‌ای از اتصالات مغزی است که حقایقی را در زمینه‌ی اتصالات ساختاری و عمل‌کردی نواحی مختلف مغز انسان‌های سالم آشکار می‌کند. هم‌چنین داده‌های حاصل از این پروژه، تحقیقات موجود در زمینه‌ی اختلالات مغزی ناشی از اوتیسم، آلزایمر، اسکیزوفرنی و خوانش‌پریشی را تسهیل خواهد کرد.

۲-۲- جامعه‌ی آماری و روش نمونه‌گیری

در این تحقیق از داده‌های عمل‌کردی تصویربرداری تشدید مغناطیسی در حالت استراحت مربوط به ۱۰۰ شرکت‌کننده‌ی سالم جوان و غیرمرتبط با هم (۵۴ زن و ۴۶ مرد) با میانگین سنی ۲۸ سال (بازه‌ی سنی ۲۲ تا ۳۵ سال) که در پایگاه داده‌ی HCP توسط اسکنر سفارشی ۳ تسلا‌ی زیمنس اسکایرا با یک سیم‌پیچ ۳۲ کاناله در دانشگاه واشنگتن با مشخصات جدول (۱) گردآوری شده، استفاده شده است. به شرکت‌کنندگان دستور داده شده است که چشمان خود را ببندند و بی‌حرکت و آرام دراز بکشند. این داده‌های rest-fMRI در دو جلسه (REST1 و REST2) و هر جلسه به مدت ۱۴ دقیقه و ۳۳ ثانیه و ۱۲۰۰ حجم تولید شده است [۱۹].

نظر بیولوژیکی هوش شامل انواع مکانیسم‌های پیچیده‌ی عصبی که درگیر یک شبکه‌ی متقابل مناطق هستند به خصوص پریفرون‌تال-پرییتال و گانگلیون پایه‌ی قسمت‌هایی که الگوی شبکه‌ی بین جنس‌ها متفاوت است می‌باشد [۸].

در یک تحقیق دیگر با استفاده از تصویربرداری عصبی نشان داده شده است که ضریب هوشی کلامی و غیرکلامی می‌تواند در سال‌های نوجوانی افزایش یافته یا سقوط کند [۱۴].

در یک تحقیق توسط موسسه‌ی فناوری کالیفرنیا (Caltech) ضریب هوشی با استفاده از ماشین‌الگوریتم و fMRI حالت استراحت پیش‌بینی شده است که البته نتایج به دست آمده با مقادیر واقعی فاصله دارد. در این پژوهش الگوریتم روی ۹۰۰ نفر شرکت‌کننده در پروژه‌ی HCP تست شده است [۱].

یکی از دیدگاه‌های این تحقیق ارزیابی عمل‌کرد کارکردهای شناختی با توجه به شبکه‌های موجود در مغز است. شبکه‌های مختلفی در مغز از دیدگاه پژوهش‌گران قابل بررسی بوده که از آن جمله می‌توان به DMN، شبکه‌ی اجرایی، SN، شبکه‌ی توجه، شبکه‌ی توجه و نترال، شبکه‌ی دیداری و لیمبیک اشاره کرد. در این پژوهش جهت استخراج رابطه‌ی علی بین بخش‌های مختلف مغز از DMN و SN استفاده شده است.

شبکه‌ی DMN مربوط به مناطقی از مغز است که در طی عدم فعالیت عمدی و بی‌توجهی به دنیای خارجی، فعالیت‌های کوچک ولی مداوم در آن مناطق رخ می‌دهد [۹]. این شبکه یک شبکه‌ی شناخته شده‌ی مغزی است که فعالیت با همبستگی بسیار زیاد با یک‌دیگر و متمایز از سایر شبکه‌های مغز دارد [۱۵]. این شبکه بیش‌ترین فعالیت عصبی و مصرف انرژی را هنگام استراحت از خود نشان می‌دهد [۱۶]. تکنیک fMRI روشی است که می‌تواند فعالیت مغز را در حالت استراحت یا هنگامی که وظیفه‌ی مشخصی انجام نمی‌شود، ثبت کند. تعدادی از شبکه‌های مغزی در حالت استراحت شناسایی شده که یکی از آن‌ها DMN است. این شبکه‌های مغزی از طریق تغییرات در جریان خون در مغز مشاهده شده که سیگنال وابسته به سطح اکسیژن خون را ایجاد می‌کنند و می‌توانند با استفاده از fMRI اندازه‌گیری شوند [۱۷]. ناحیه‌های در نظر گرفته شده در این شبکه شامل PCC، قشر سینگولیت قدامی، هیپوکامپ و مدیال است. برخی از دانشمندان اعتقاد دارند که فعالیت حالت استراحت ممکن است منعکس‌کننده‌ی برخی از عمل‌کردهای عصبی باشد که باعث تحکیم گذشته، تثبیت داده‌های مغز و آماده‌سازی برای آینده می‌شود [۵].

شبکه‌ی SN یک شبکه‌ی مغزی در مقیاس بزرگ از مغز انسان بوده که عمدتاً از اینسولای قدامی (AI) و قشر کمربندی قدامی



با دو بخش معادله‌ی دیفرانسیل دینامیک عصبی (رابطه‌ی ۱) و یک مدل پاسخ همودینامیک (رابطه‌ی ۲) مدل می‌کند [۲۴].

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + v(t) \quad (۱)$$

$$y(t) = h(x(t), \theta_h) + e(t), e \sim N(0, \Sigma) \quad (۲)$$

در این روابط $x(t)$ یک بردار حالت عصبی پنهان برای نواحی مغز در زمان t ، ماتریس A نشان دهنده‌ی ارتباط موثر (ذاتی) بین مناطق و $v(t)$ نوسانات درون‌زا یا ذاتی (عصبی) است. هم‌چنین سیگنال BOLD اندازه‌گیری شده‌ی $y(t)$ به عنوان یک تابع پاسخ همودینامیک غیرخطی ($h(t)$) از حالات عصبی $x(t)$ و پارامترهای θ_h (بر اساس مدل همودینامیک) با نویز مشاهده شده‌ی افزایشی $e(t)$ مدل شده است.

برای تخمین اتصال موثر (ماتریس A) از روش وارونگی مدل بیزی در حوزه‌ی فرکانس بر اساس طیف‌های متقابل مشاهده شده از بردار سیگنال BOLD مشاهده شده‌ی $y(t)$ ، از معادله‌ی یول-واکر استفاده شده است. به طور کلی طیف متقابل مشاهده شده‌ی سیگنال BOLD یعنی $g(\omega)$ را می‌توان از چگالی طیف تبدیل فوریه‌ی $Y(\omega)$ به صورت زیر به دست آورد [۲۴].

چگالی طیف سیگنال BOLD مشاهده شده [۲۴]:

$$Y(\omega) = A(\omega).Y(\omega) + Z(\omega) \quad (۳)$$

طیف متقابل سیگنال BOLD مشاهده شده [۲۴]:

$$g(\omega) = \langle Y(\omega).Y(\omega)^* \rangle \quad (۴)$$

هدف این الگوریتم یافتن ماتریس A در این رابطه است.

۳-۲- تقسیم‌بندی افراد با توجه به ضریب هوشی در

تست ریون

روش‌های مختلفی برای به دست آوردن ضریب هوشی وجود دارد که یکی از آن‌ها تست ریون است. آزمون ماتریس‌های پیش‌رونده‌ی ریون^۱ (RPM) که عمدتاً با نام ماتریس‌های ریون شناخته می‌شود، مجموعه‌ی تست‌های غیرزبانی از ابزارهای رایج اندازه‌گیری استدلال قیاسی، توانایی درک مفاهیم انتزاعی و سنجش قوه‌ی ادراک است که معمولاً در زمینه‌های آموزشی از آن استفاده می‌شود. این آزمون دارای ۶۰ سوال بوده و برای سنجش استدلال انتزاعی افراد به عنوان بخشی از هوش عمومی به کار گرفته می‌شود. آزمون بهره‌ی هوشی ریون متداول‌ترین و مشهورترین آزمون طراحی شده برای بازه‌ی سنی ۵ سال به

جدول (۱) - پارامترهای اندازه‌گیری شده‌ی دستگاه fMRI

پارامتر	مقدار
Sequence	Gradient-Echo EPI
TR (s)	۷۲۰ ms
TE	۳۳/۱ ms
Flip Angle	۵۲ deg
FOV	(ROxPE) mm ۲۰۸x۱۸۰
Slice Thickness	۲/۰ mm; ۷۲ Slices; ۲/۰ mm Isotropic Voxels
Matrix	(ROxPE) ۱۰۴x۹۰
Multiband Factor	۸
Echo Spacing	ms ۰/۵۸
BW	Hz/Px ۲۲۹۰
Frames per Run	۱۲۰۰
Run Duration	(min:sec) ۱۴:۳۳

۳- روش آنالیز تصاویر

۳-۱- الگوریتم Spectral DCM

اصطلاح «علی» در الگوریتم DCM به این دلیل به کار می‌رود که مغز به عنوان یک سیستم دینامیکی قطعی رفتار می‌کند [۲۰]. در این الگوریتم اتصال موثر جهت و قدرت جریان اطلاعات بین نواحی مختلف مغز را نشان می‌دهد [۲۱]. به طور کلی می‌توان گفت که مدل‌سازی علی پویا رایج‌ترین روش برای اندازه‌گیری برهم‌کنش‌های غیرخطی است که یک مدل فضای حالت را به تصویر می‌کشد [۲۲]. این الگوریتم در ابتدا برای fMRI مورد استفاده قرار گرفته و سپس به EEG و MEG گسترش یافته است. استفاده از rsfMRI در حال حاضر به ویژه برای مشخص کردن تفاوت در FC بین گروه‌های آزمودنی گسترده شده است. گروه‌ها می‌توانند از نظر ارتباط موثر، شکل یا دامنه نوسانات درون‌زا یا هر دو متفاوت باشند. برای مثال افراد با بیماری پارکینسون ممکن است دقیقاً همان ارتباط موثر افراد گروه کنترل را داشته باشند اما امکان دارد تفاوت‌های آن‌ها در دامنه یا ثابت‌های زمانی فعالیت عصبی درون‌زا باشد.

در این الگوریتم در عوض تخمین نوسانات متغیر با زمان در حالت‌های عصبی که داده‌های fMRI مشاهده شده را تولید می‌کنند، سعی بر آن است که پارامترهای توابع همبستگی متقاطع یا طیف متقابل آن‌ها تخمین زده شود. تخمین پارامترهای حاصل هر دو اتصال موثر و اندازه‌ی نوسانات عصبی درون‌زا است که می‌توان بین گروه‌ها مقایسه کرد [۲۳]. در هنگام استفاده از داده‌ی spDCM rsfMRI نوسانات درون‌زا (در نبود ورودی خارجی) را با استفاده از یک مدل فضای حالت

^۱Raven's Progressive Matrices

شبکه‌ی SN یک شبکه‌ی مغزی در مقیاس بزرگ از مغز انسان بوده که عمدتاً از AI و dACC تشکیل شده است. این شبکه که شامل گره‌هایی در آمیگدال، هیپوتالاموس، جسم مخطط شکمی، تالاموس و هسته‌های خاص ساقه‌ی مغز نیز است، در پاسخ به وظایف و شرایط آزمایشی مختلف فعال شده که نشان دهنده‌ی یک عمل‌کرد کلی دامنه‌ی می‌باشد [۱۸]. برای SN ۱۴ بخش با مختصات جدول (۳) در نظر گرفته شده است [۲۷].

جدول (۲) - مختصات چهار ناحیه‌ی عمده‌ی DMN

مختصات و کسل‌ها (mm)			
۲۶	-۵۲	۰	PCC
-۲	۵۴	۳	mPFC
۳۲	-۶۳	-۵۰	LIPC
۳۵	-۶۹	۴۸	RIPC

جدول (۳) - مختصات ۱۴ ناحیه‌ی عمده‌ی SN [۲۷]

مختصات و کسل‌ها (mm)				
۲۸	۲۸	۶	R	rACC
۱۸	۵۲	۳۸	R	rSFG
۳۶	۲۶	۶	R	rMCC
۴	۱۸	۳۴	R	rInsula
-۱۲	۱۸	۵۰	R	rTemporalPole
-۶	۲۶	۳۴	R	rVIPFC
۸	۲۲	۲۰	R	rCaudate
-۲	۱۴	۳۲	R	rPutamen
۶۴	۸	۲۰	R	rSFG
۴۸	-۴۰	۲	L/R	lrPrecuneus
۶۴	۱۰	-۲۰	L	lSFG
۵۶	۱۰	-۲۲	L	ldIPFC
۴۸	-۴۶	-۵۶	L	lIPG
۴۰	-۴۰	۵۶	R	IPL (supramarginal gyrus)

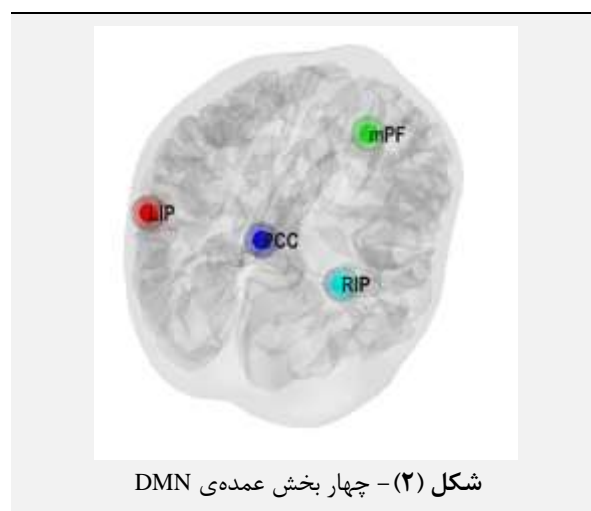
۴- یافته‌ها و بحث

در گام اول برای هر کدام از افراد ماتریس اتصالات در حالت فول کانکتیویتی با الگوریتم spDCM محاسبه شده است. با توجه به این که ۴ ناحیه برای این شبکه در نظر گرفته شده، ابعاد ماتریس خروجی ۴×۴ است. سپس خروجی هر گروه بر اساس BPA^۲ متوسط‌گیری شده است. با این روش برای هر گروه یک مدل اتصالات جهت‌دار بین نواحی مذکور به دست آمده که مقادیر یال‌ها در این شبکه در جدول (۴) برای هر سه گروه ارائه شده است. این اعداد تا دو رقم بعد از اعشار گرد شده و اعداد منفی در جدول به معنای آن است که این اتصال خاصیت مهارکنندگی دارد. در شکل‌های (۳)، (۴) و (۵) ارتباطات بین

بالا است. ساختار این آزمون از ۶۰ سوال به صورت چندگزینه‌ای (۶-۸ گزینه) تشکیل شده و ترتیب چیدمان دشواری سوالات از آسان به سخت است. این آزمون، هوش استدلالی و هوش عمومی آزمون دهنده که با عنوان «عامل هوش عمومی اسپیرمن» شناخته می‌شود را اندازه‌گیری می‌کند [۲۵]. در این پژوهش از نسخه‌ی کوتاه شده‌ی تست ریون استفاده شده است که ۲۴ سوال دارد. افرادی که تعداد جواب‌های صحیح آن‌ها زیر ۱۲ باشد به عنوان IQ پایین، افراد با تعداد جواب صحیح از ۱۳ تا ۱۹ به عنوان IQ متوسط و افراد با تعداد جواب صحیح ۲۰ به بالا به عنوان IQ بالا در نظر گرفته شده‌اند.

۳-۳- روش آنالیز

در این پژوهش از داده‌های nii فانکشنال در نرم‌افزار متلب ورژن ۲۰۱۹ و تولباکس SPM12^۱ برای ایجاد ماسک برای DMN و SN استفاده شده است. در راستای به دست آوردن ماتریس جهت‌دار از اتصالات شبکه‌های ۹۶ فرد استفاده شده است. برای محاسبه‌ی ماتریس اتصالات در شبکه‌ی DMN، افراد در سه گروه به صورت ۳۱ نفر ضریب هوشی بالا، ۴۳ نفر ضریب هوشی متوسط و ۲۳ نفر ضریب هوشی پایین در نظر گرفته شده‌اند. چهار بخش عمده برای شبکه‌ی DMN که در این مقاله مورد مطالعه قرار گرفته شامل ناحیه‌های mPFC، PCC، RIPC و LIPC بوده که در شکل (۲) نشان داده شده است. انتخاب نواحی بر اساس مطالعات انجام شده و کتاب راهنمای هوش کمبریج [۲۶] تعیین شده است.



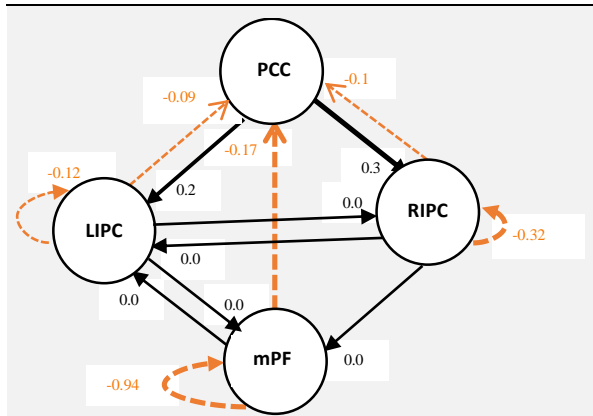
هم‌چنین مختصات این چهار ناحیه با شعاع ۸ میلی‌متر از مرکز که در آنالیز لحاظ شده، در جدول (۲) ارائه شده است. دیگر شبکه‌ی مورد مطالعه در این پژوهش شبکه‌ی SN است.

^۲ Bayesian Parametric Averaging

^۱ <https://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/software/spm12>



تقریباً افراد یک گروه از یک مدل تبعیت می‌کنند. نتایج نرمال بودن یال‌ها در شبکه‌ی DMN در جدول (۵) ارائه شده که مطابق آن کانکتیویته‌های کم‌تر از ۰/۰۵ نرمال هستند. از طرف دیگر نمودار هیستوگرام گروه با ضریب هوشی بالا در شکل (۶) تایید کننده‌ی مقادیر جدول (۵) است. مراحل فوق در شبکه‌ی SN نیز اجرا شده و نتایج آن در جدول (۶) ارائه شده است.



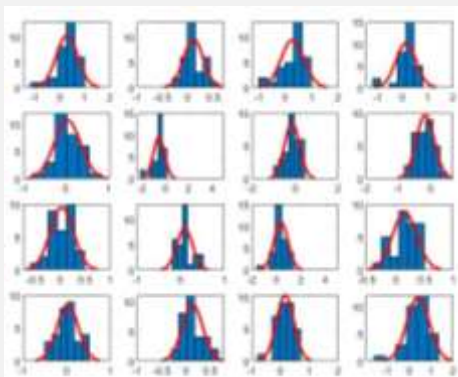
شکل (۵) - مدل برای افراد با هوشی پایین در شبکه‌ی DMN

جدول (۵) - نرمالیه‌ی یال‌ها در سه گروه بر حسب p-value

RIPC	LIPC	mPFC	PCC	هوش بالا
۰/۰۰۱	۰/۰۲۷۳	۰/۰۳۷۶	۰/۰۰۳۶	PCC
۰/۰۸۷۵	۰/۰۱۸۵	۰/۰۰۲۶	۰/۰۱۰۷	mPFC
۰/۰۰۵۳	۰/۰۰۳۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۴۵	LIPC
۰/۰۰۲۱	۰/۰۱۳۱۱	۰/۰۰۱۴	۰/۰۱۰۸	RIPC

RIPC	LIPC	mPFC	PCC	هوش متوسط
۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	PCC
۰/۰۶۲۰	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۱۴۴	mPFC
۰/۰۰۱	۰/۰۰۹۹	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱۲	LIPC
۰/۰۴۳۹	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۶۰	RIPC

RIPC	LIPC	mPFC	PCC	هوش پایین
۰/۰۵۵۹	۰/۱۹۴۹	۰/۰۰۳۰	۰/۴۶۱۷	PCC
۰/۰۰۳۸	۰/۰۰۹۲	۰/۳۶۴۶	۰/۰۱۸۰	mPFC
۰/۱۴۸۶	۰/۲۲۷۳	۰/۰۰۱	۰/۰۵۶۷	LIPC
۰/۰۰۱	۰/۰۱۳۳	۰/۰۰۱	۰/۰۶۶۷	RIPC



شکل (۶) - هیستوگرام یال‌های شبکه‌ی DMN هوش بالا

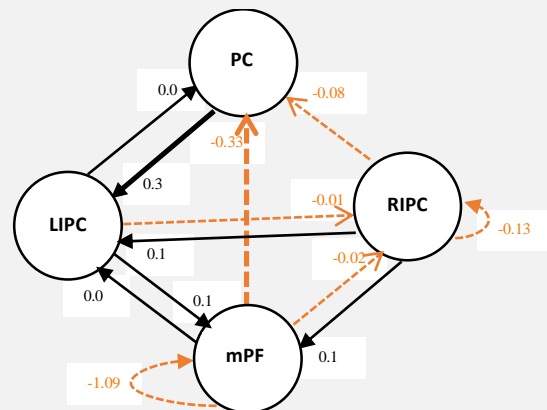
نواحی شبکه‌ی DMN به ترتیب برای افراد با هوش بالا، هوش متوسط و هوش پایین نشان داده شده است.

جدول (۴) - ماتریس اتصالات مدل هوش بالا، متوسط و پایین

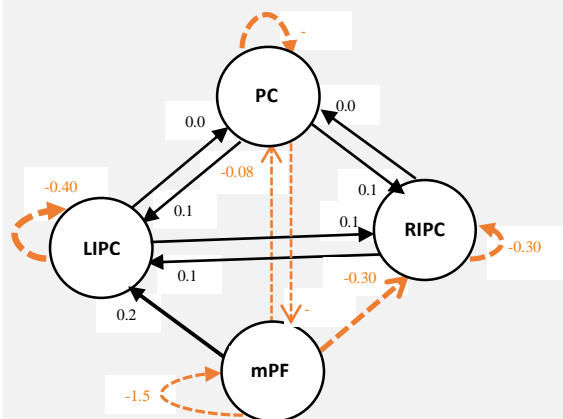
RIPC	LIPC	mPFC	PCC	هوش بالا
۰/۰۰	۰/۳۷	۰/۰۰	۰/۰۰	PCC
-۰/۰۲	۰/۰۹	-۱/۰۹	-۰/۳۳	mPFC
-۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۱۳	۰/۰۵	LIPC
-۰/۱۳	۰/۱۳	۰/۱۱	-۰/۰۸	RIPC

RIPC	LIPC	mPFC	PCC	هوش متوسط
۰/۱۴	۰/۱۸	-۰/۰۵	-۰/۵۰	PCC
-۰/۳۰	۰/۲۵	-۱/۵	-۰/۰۸	mPFC
۰/۱۴	-۰/۴۰	۰/۰۰	۰/۰۹	LIPC
-۰/۳۰	۰/۱۸	۰/۰۰	۰/۰۱	RIPC

RIPC	LIPC	mPFC	PCC	هوش پایین
۰/۳۳	۰/۲	۰/۰۰	۰/۰۰	PCC
۰/۰۰	۰/۰۸	-۰/۹۴	-۰/۱۷	mPFC
۰/۰۸	-۰/۱۲	۰/۰۸	-۰/۰۹	LIPC
-۰/۳۲	۰/۰۷	۰/۰۷	-۰/۱۰	RIPC



شکل (۳) - مدل برای افراد با هوشی بالا در شبکه‌ی DMN



شکل (۴) - مدل برای افراد با هوشی متوسط در شبکه‌ی DMN

پس از یافتن ماتریس کانکتیویته برای تک تک افراد، در هر گروه یال‌ها به صورت جداگانه از نظر نرمالیه بررسی شده است. اکثر یال‌ها دارای توزیع نرمال بوده که بیانگر این است که

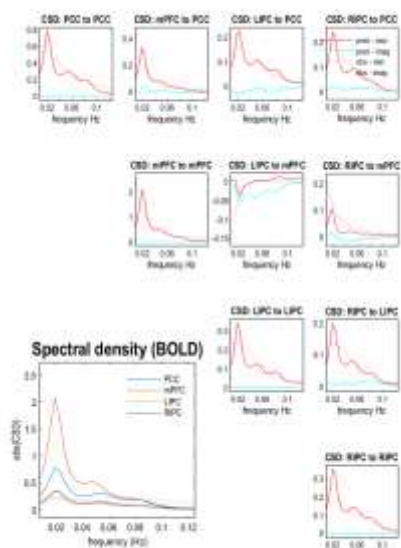


جدول (۶) - ماتریس کانکتیویتی

IPLSupramar	IIPG	IDIPFC	ISFG	IrPrecuneus	rSFG	rPutamen	rCaudate	rvIPFC	rTemporalPole	rInsula	rMCC	rSFG	rACC	هوش بالا
۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	rACC
۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	rSFG
۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	rMCC
۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	-۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	rInsula
۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۱	-۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۱۲	۰/۱۱	-۰/۰۱	-۰/۰۹	۰/۰۳	۰/۰۳	۰/۰۰	۰/۰۱	rTemporalPole
۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۰۳	۰/۰۳	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	rvIPFC
۰/۰۱	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۶	۰/۰۳	۰/۰۵	-۰/۰۵	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۶	۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۰۲	rCaudate
۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	-۰/۰۱	۰/۰۲	۰/۰۰	-۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	rPutamen
۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	rSFG
۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	IrPrecuneus
۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۴	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	ISFG
۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۳	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	IDIPFC
۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	IIPG
۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	IPLSupramar

														هوش متوسط
۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	-۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	rACC
۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	-۰/۰۱	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	rSFG
۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۰	rMCC
۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۱۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۰	rInsula
۰/۰۰	-۰/۰۱	-۰/۰۳	-۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۱۲	-۰/۰۱	۰/۰۷	۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۴	rTemporalPole
۰/۰۲	۰/۰۱	-۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۳	-۰/۰۲	۰/۱۷	۰/۰۵	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۰۰	rvIPFC
۰/۰۳	۰/۰۱	۰/۰۳	۰/۰۶	۰/۰۳	۰/۰۳	۰/۰۲	-۰/۱۱	۰/۲۱	۰/۰۱	۰/۰۸	۰/۰۴	۰/۰۳	-۰/۰۱	rCaudate
۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۴	-۰/۰۲	-۰/۰۴	۰/۰۵	۰/۰۱	۰/۰۲	-۰/۰۲	۰/۰۴	۰/۰۰	rPutamen
۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	-۰/۰۱	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	rSFG
۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	IrPrecuneus
۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۰۰	-۰/۰۲	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۰۱	ISFG
۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	IDIPFC
۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	IIPG
۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	IPLSupramar

														هوش پایین
۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	-۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	rACC
۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	-۰/۰۱	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	rSFG
۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۰	rMCC
۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۱۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۰	rInsula
۰/۰۰	-۰/۰۱	-۰/۰۳	-۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۱۲	-۰/۰۱	۰/۰۷	۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۴	rTemporalPole
۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۳	-۰/۰۲	۰/۱۷	۰/۰۵	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۰۰	rvIPFC
۰/۰۳	۰/۰۱	۰/۰۳	۰/۰۶	۰/۰۳	۰/۰۳	۰/۰۲	-۰/۱۱	۰/۲۱	۰/۰۱	۰/۰۸	۰/۰۴	۰/۰۳	-۰/۰۱	rCaudate
۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۴	-۰/۰۲	-۰/۰۴	۰/۰۵	۰/۰۱	۰/۰۲	-۰/۰۲	۰/۰۴	۰/۰۰	rPutamen
۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	-۰/۰۱	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	rSFG
۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	IrPrecuneus
۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۰۰	-۰/۰۲	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۰۱	ISFG
۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	IDIPFC
۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	-۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	IIPG
۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	IPLSupramar



شکل (۷) - خروجی Spectral Density به ازای ارتباط بین نواحی مختلف

هر سری زمانی را می‌توان به صورت ترکیبی از امواج کسینوسی و سینوسی با دوره‌های مختلف (مدت زمان لازم برای تکمیل یک چرخه کامل) و دامنه (حداکثر/حداقل مقدار در طول چرخه) بیان کرد [۲۸]. در این الگوریتم سیگنال حالت استراحت ترکیبی بر اساس موج کسینوسی است.

سیگنال‌های rsfMRI نوسانات را معمولاً در سطح پایین باند فرکانسی ۰/۰۱ تا ۰/۰۸ هرتز انتقال می‌دهند. بنابراین حالت استراحت با استفاده از یک مدل خطی تعمیم یافته حاوی یک مجموعه‌ی پایه‌ی کسینوس گسسته با فرکانس‌هایی از ۰/۰۷۸ تا ۰/۱ هرتز مدل‌سازی شده که نتایج خروجی در شکل (۷) قابل مشاهده است. در قسمت بالای شکل ناحیه‌ی ارتباط بین هر جفت در فرکانس‌های مختلف نشان داده شده است. در قسمت پایین شکل این نمودار به صورت حجمی به دست آمده که مطابق آن در فرکانس ۰/۰۲ یک پیک وجود دارد که نشان می‌دهد این فرکانس یکی از فرکانس‌های غالب در ترکیب امواج از موج کسینوسی است.

در شکل (۸) ارتباط بین چهار ناحیه بر اساس قدرت اتصال توسط روشنی و تیرگی رنگ‌ها نشان داده شده است. روش دیگر وارونگی مدل فرایند است. وارونگی مدل یافتن پارامترهایی است که مدل را قادر می‌سازد تا داده‌ها را به بهترین شکل توضیح دهد و در واقع شواهد مدل لگاریتمی $\ln p(y/n)$ را به حداکثر برساند. این لگاریتم احتمال مشاهده‌ی داده‌های y با

از طرف دیگر مطابق توضیحات بخش آنالیز، بین هر گروه بر مبنای BPA متوسط‌گیری شده است تا بتوان برای هر گروه نماینده‌ای به عنوان مدل تخصیص داد. روابط (۱) و (۲) نشان می‌دهند که DCM دارای دو بخش است که می‌توان آن را به صورت رابطه‌ی (۵) نشان داد.

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), \theta) + v(t), \quad (5)$$

در این پژوهش از مدل‌های عصبی و همودینامیک پیش فرض از رابطه‌ی (۵) برای داده‌های fMRI استفاده شده است. نکته‌ای که هنگام تعیین پارامترها در الگوریتم DCM باید تنظیم شود این است که از کدام مدل عصبی در نحوه‌ی تقریب تابع f در رابطه‌ی (۵) استفاده گردد. مدل عصبی پیش فرض در DCM از تقریب تیلاور برای ثبت اتصال موثر بین مناطق مغز و تغییر در اتصال موثر به دلیل ورودی‌های تجربی استفاده می‌کند از این رو در هنگام فیت کردن مدل bilinear در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته است. سپس برای یافتن کانکتیویتی fitCSD^۱ در نظر گرفته شده که همان spectral DCM است که از آن برای مدل‌سازی داده‌های fMRI در حوزه‌ی فرکانس به جای حوزه‌ی زمان استفاده می‌شود. پس از انتخاب فرم مدل، در مرحله‌ی بعد پیکربندی آن یعنی این که کدام پارامترها باید روشن شده و کدام باید خاموش شود، فول کانکت در نظر گرفته شده است. این تخصیص مدل برای تک تک آزمودنی‌ها اجرا شده و سپس تخمین مدل با cross-spectra هر آزمودنی به دست آمده است. خروجی هر سه گروه به ترتیب (هوش بالا، نرمال و پایین) در شکل‌های (۳)، (۴) و (۵) نشان داده شده است.

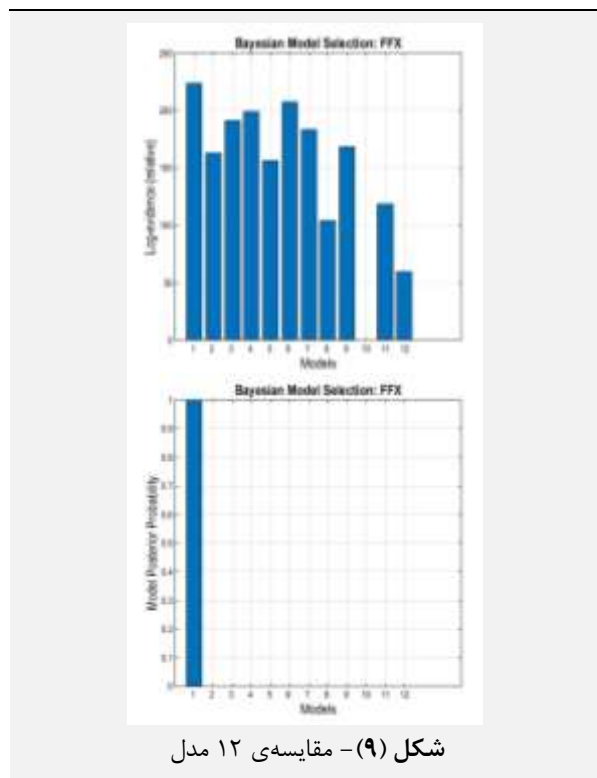
جهت بررسی تفاوت مقادیر یال‌ها بین گروه‌ها از تست ANOVA روی ۱۶ یال در شبکه‌ی DMN استفاده شده و فقط برای یکی از یال‌ها تفاوت معناداری با $p\text{-value} < 0.05$ مشاهده شده که عدد آن برابر با ۰/۰۴۰۷ بوده که با توجه به ترتیب یال‌ها مربوط به اتصال LIPC-PCC است که با شکل‌های (۵)، (۶) و (۷) که بر اساس میانگین‌گیری به روش BPA به دست آمده‌اند مطابقت دارد.

همچنین تست آماری ANOVA در SN نیز انجام شده و در ۶ یال از ۱۶۹ یال با $p\text{-value} < 0.05$ تفاوت معناداری مشاهده شده که با توجه به ترتیب یال‌ها این تفاوت در ارتباط بین rInsula-rPutamen، rInsula-rvIPFC، rMCC-rvIPFC، rInsula-IIPG و IIPG-rSFG است.

یکی دیگر از خروجی‌های spectral-DCM خروجی با نام Spectral Density بوده که در شکل (۷) قابل مشاهده است.

^۱ DCM for Cross Spectral Densities

احتمال سایر مدل‌ها کم‌تر از ۰/۹۵ می‌باشد ستون عمودی سایر مدل‌ها صفر نشان داده شده است. مطابق شکل (۹) مدل ۱ یا همان فول کانکتیویتی به عنوان بهترین مدل انتخاب شده است.

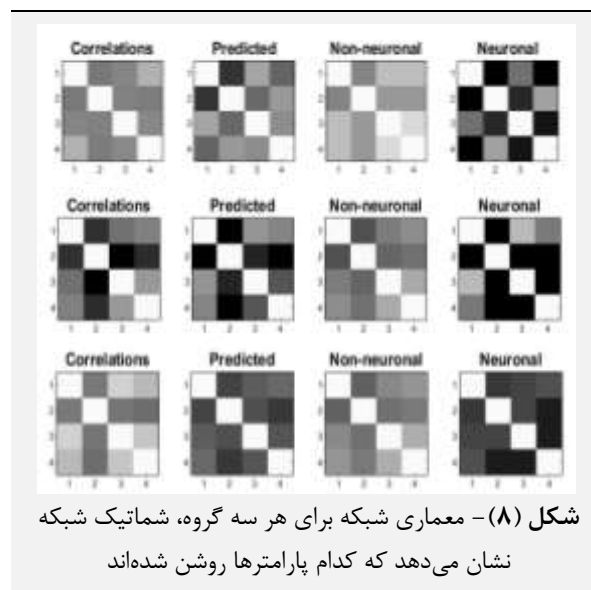


شکل (۹) - مقایسه‌ی ۱۲ مدل

۵- نتیجه‌گیری

برای هر یک از سه گروه، یک مدل اتصال به دست آمده است. تفاوت آشکار در شبکه‌ی DMN به شرح زیر است. در مدل به دست آمده هیچ ارتباطی از PCC به RIPC در افراد با هوش بالا وجود ندارد. در مقابل در دو گروه دیگر یک ارتباط تحریکی وجود دارد. به طور خاص اتصال LIPC به RIPC در افراد با هوش بالا بازدارنده بوده اما در دو گروه دیگر تحریک کننده است. علاوه بر این، ارتباط بین mPFC و RIPC در گروه با هوش بالا و متوسط بازدارنده است در حالی که در گروه افراد با هوش پایین هیچ ارتباطی وجود ندارد. هم‌چنین تست آماری ANOVA در SN نیز انجام شده و در ۶ یال از ۱۶۹ یال با $p\text{-value} < 0.05$ تفاوت معناداری مشاهده شده که با توجه به ترتیب یال‌ها این تفاوت در ارتباط بین $r\text{Insula-rPutamen}$ ، $r\text{Insula-rvIPFC}$ ، $r\text{MCC-rvIPFC}$ ، $r\text{Insula-IIPG}$ ، $r\text{IIPG-rSFG}$ و $r\text{IIPG-rSFG}$ است. سه مدل دیگر برای شبکه‌ی DMN به دست آمده اما این مدل‌ها بر حسب IQ نیستند بلکه مدلی پایدار برای شبکه‌ی DMN می‌باشند که در شکل (۱۰) قابل مشاهده است.

توجه به m مدل است. به طور کلی شواهد مدل را نمی‌توان به صورت تحلیلی محاسبه یا استخراج کرد بنابراین در این مقاله به جای آن از تقریبی به نام متغیر منفی انرژی آزاد F استفاده شده است. انرژی آزاد یک کران پایین‌تر در شواهد مدل است.



شکل (۸) - معماری شبکه برای هر سه گروه، شماتیک شبکه نشان می‌دهد که کدام پارامترها روشن شده‌اند

این پارامتر مطابق رابطه‌ی (۶) به این دلیل مفید است که نشان می‌دهد مدل چقدر به تعادل بین دقت و پیچیدگی رسیده است.

$$\ln p(y/m) \cong F = \text{accuracy}(y,m) \text{complexity}(m) \quad (6)$$

هنگام انتخاب از بین چندین مدل از یک داده، بهترین انتخاب مدلی است که دارای بالاترین (مثبت‌ترین) انرژی آزاد باشد زیرا دقیق‌ترین و کم‌پیچیده‌ترین توضیح را برای داده‌ها ارائه می‌دهد. در این راستا علاوه بر فول مدلی که توضیح داده شده، برای این روش ۱۲ مدل پیشنهادی با کانکشن‌های متفاوت بر اساس مقالات مختلف در نظر گرفته شده و برای هر آزمودنی خروجی Spectral DCM به دست آمده است. سپس برای هر آزمودنی بین ۱۲ مدل یک مقایسه بر اساس تبدیل فوری‌ی سریع^۱ (FFX) برای انتخاب مدل بیزی^۲ (BMS) اجرا شده که نتایج آن در شکل (۹) نشان داده شده است. در واقع BMS بهترین مدل را با توجه به تناسب داده‌ها و پیچیدگی مدل انتخاب می‌کند. هر چقدر ستون عمودی در شکل (۹) بیش‌تر باشد به معنای بهتر بودن آن مدل است. مشاهده می‌شود که مدل ۱ و مدل ۷ به ترتیب بهترین مدل‌ها هستند که مدل ۱ همان فول کانکتیویتی است.

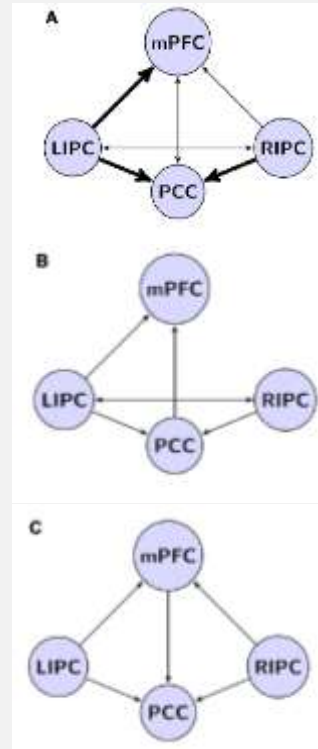
نمودار قسمت پایین شکل (۹) که مربوط به ۱۲ مدل بوده با احتمال ۰/۹۵ بهترین مدل را نشان می‌دهد و به دلیل این که

^۱ Bayesian Model Selection

^۲ Fast Fourier Transform

۶- مراجع

- [1] Caltech, "https://www.caltech.edu," June 2018.
- [2] A. Arya, M. Manuel, "Intelligence Quotient Classification from Human MRI Brain Images Using Convolutional Neural Network. pp. 75-80, 12th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN), Bhimtal, India, 25-26 September 2020.
- [3] https://mostafae.com/intelligence-test.
- [4] R. Bradley, L. Whiteside, Leanne, B. Caldwell, P. Casey, K. Kelleher, S. Pope, M. Swanson, K. Barrett, D. Cross, "Maternal IQ, the home environment, and child IQ in low birthweight, premature children", International Journal of Behavioral Development, vol. 16, pp. 61-74, 1993.
- [5] M. Song, Y. Liu, Y. Zhou, K. Wang, C. Yu, T. Jiang, "Default network and intelligence difference", IEEE Transactions on autonomous mental development, vol. 1, pp. 101-109, 2009.
- [6] R. Tang, A. Razi, Y. Tang, "Mapping the smoking addiction using dynamic causal modelling at rest", BMC Neuroscience, vol. 16, p. 246, 2015.
- [7] E. Santarnecchi, S. Rossi, "Advances in the neuroscience of intelligence: from brain connectivity to brain perturbation", The Spanish journal of psychology, vol. 19, p. 94, 2016.
- [8] H. van Ettinger-Veenstra, P. Lundberg, "Chronic widespread pain patients show disrupted cortical connectivity in default mode and salience networks, modulated by pain sensitivity", Journal of pain research, pp. 1743-1755, 2019.
- [9] M. Sharaev, V. Zavyalova, V. Ushakov, S. Kartashov, B. Velichkovsky, "Effective connectivity within the default mode network: dynamic causal modeling of resting-state fMRI data", Frontiers in human neuroscience, vol. 10, p. 14, 2016.
- [10] Y. Yoon, W. Shin, T. Lee, J. Hur, K. Cho, W. Sohn, S. Kim, K. Lee, "Brain structural networks associated with intelligence and visuomotor ability", 2017. Scientific reports, 7(1), p. 2177.
- [11] K. Hilger, M. Ekman, C. Fiebach, U. Basten, "Efficient hubs in the intelligent brain: Nodal efficiency of hub regions in the salience network is associated with general intelligence", Intelligence, vol. 60, pp. 10-25, 2017.
- [12] L. Xiao, J. Stephen, T. Wilson, V. Calhoun, "Alternating diffusion map based fusion of multimodal brain connectivity networks for IQ prediction", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 66, pp. 2140-2151, 2018.
- [13] H. van Ettinger-Veenstra, P. Lundberg, P. Alföldi, M. Södermark, T. S. Graven-Nielsen, "Chronic widespread pain patients show disrupted cortical connectivity in default mode and salience networks, modulated by pain sensitivity", Journal of pain research, pp. 1743-1755, 2019.



شکل (۱۰) - الف) مدل ماکسیم و هم کاران بر اساس مدل سازی علی، ب) مدل رازی و هم کاران بر اساس تحلیل مدل سازی علی دینامیکی طیفی، ج) مدل دی ویسوال بر اساس DCM قطعی

امید می‌رود که بتوان با داده‌های تصویرنگاری تشدید مغناطیسی کارکردی حالت استراحت یک فرد تشخیص داد که فرد در کدام گروه هوشی قرار دارد و همچنین بتوان با روش‌های غیرتهاجمی تغییری در این اتصالات ایجاد کرد.

البته این دادگان که روی آن پردازش صورت گرفته است با یکدیگر نسبتی ندارند و تمام آن‌ها سالم هستند. همین روش با تعداد افراد بیش‌تر نیز قابلیت بررسی دارد. به عنوان مثال در این پژوهش جنسیت لحاظ نشده است که می‌توان در تحقیقات بعدی همراه ضریب هوشی آن را نیز مورد بررسی قرار داد. همچنین این روش با داده‌ای که در آن شرکت کنندگان وظیفه‌ای را انجام بدهند قابلیت بررسی دارد و می‌توان نتایج آن را با این پژوهش مقایسه کرد. مورد قابل بررسی دیگر این است که آیا می‌توان در این شبکه‌ها با روش‌های مختلف به عنوان مثال TMS تغییری ایجاد کرد که البته از آن‌جا که داده‌های HCP می‌باشد این امکان وجود ندارد. مورد دیگری که قابلیت بررسی و مقایسه با تحقیقات گذشته را دارد پارامترهای هوش می‌باشد زیرا در این پژوهش فقط IQ در نظر گرفته شده است. همچنین می‌توان قسمت‌های مختلف نتایج تست ریون و حتی انواع هوش را نیز در این محاسبات لحاظ کرد. به طور کلی از این پژوهش می‌توان نتیجه گرفت که ساختار شبکه بین افراد با توجه به ضریب هوشی متفاوت است.



- [21] L. Astolfi, F. Cincotti, D. Mattia, M. Marciani, L. Baccala, F. de Vico Fallani, S. Salinari, M. Ursino, M. Zavaglia, L. Ding, J. Edgar, "Comparison of different cortical connectivity estimators for high-resolution EEG recordings", *Human brain mapping*, vol. 28, pp. 143-157, 2007.
- [22] K. Friston, L. Harrison, W. Penny, "Dynamic causal modelling", *Neuroimage*, vol. 19, pp. 1273-1302, 2003.
- [23] K. Friston, J. Kahan, B. Biswal, A. Razi, "A DCM for resting state fMRI", *Neuroimage*, vol. 94, pp. 396-407, 2014.
- [24] H. Park, K. Friston, C. Pae, B. Park, A. Razi, "Dynamic effective connectivity in resting state fMRI", *NeuroImage*, vol. 180, pp. 594-608, 2018.
- [25] <https://karboom.io/assessments/raven>
- [26] K. S. H. R. Barbey AK, *The Cambridge Handbook of Intelligence and Cognitive Neuroscience*, Cambridge University Press, 2021.
- [27] v. R. B. N. J. G. O. Conwell K., "Test-retest variability of resting-state networks in healthy aging and prodromal Alzheimer's disease", *NeuroImage: Clinical*, pp. 948-962, 2018.
- [28] <https://online.stat.psu.edu/stat510/lesson/12/12.1>
- [14] S. Ramsden, F. Richardson, G. Josse, M. Thomas, C. Ellis, C. Shakeshaft, M. Seghier, C. Price, "Verbal and non-verbal intelligence changes in the teenage brain", *Nature*, vol. 496, pp. 113-116, 2011.
- [15] https://en.wikipedia.org/wiki/Default_mode_network, 2023.
- [16] X. Di, B. Biswal, "Identifying the default mode network structure using dynamic causal modeling on resting-state functional magnetic resonance imaging", *Neuroimage*, vol. 86, pp. 53-59, 2014.
- [17] https://en.wikipedia.org/wiki/Resting_state_fMRI, wikipedia, 2022.
- [18] W. Seeley, "The salience network: a neural system for perceiving and responding to homeostatic demands", *Journal of Neuroscience*, vol. 39, pp. 9878-9882, 2019.
- [19] J. Dubois, P. Galdi, L. Paul, R. Adolphs, "A distributed brain network predicts general intelligence from resting-state human neuroimaging data", *Philosophical Transactions of the Royal Society*, vol. 31, 2018.
- [20] C. Büchel, K. Friston, "Modulation of connectivity in visual pathways by attention: cortical interactions evaluated with structural equation modelling and fMRI", *Cerebral Cortex*, vol. 7, pp. 768-778, 1997.