

# ارزیابی روش‌های مبتنی بر مدل در برآورد ارتباطات کارکردی پویا بین نواحی مغزی

مریم بهبودی<sup>۱</sup>، رحمان فرنوش<sup>۲\*</sup>، محمدعلی عقابیان<sup>۳</sup>، حمید پزشکی<sup>۴</sup>

<sup>(۱)</sup> گروه آمار، دانشکده علوم پایه، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

<sup>(۲)</sup> گروه ریاضی، دانشکده ریاضی، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

<sup>(۳)</sup> گروه فیزیک پزشکی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران

<sup>(۴)</sup> دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر، دانشگاه تهران، تهران، ایران

تاریخ ارسال مقاله: ۹۷/۰۳/۲۵ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۷/۰۶/۱۹

## چکیده

امروزه، متخصصان علوم اعصاب علاقه‌مند به کشف عملکرد مغز از طریق شبکه‌های مغزی هستند. در این راستا، ارزیابی تغییرات پویا در ارتباطات کارکردی نواحی مغزی با استفاده از داده‌های تصویربرداری تشدید مغناطیسی کارکردی، توجه آنها را به خود جلب کرده است. در این مقاله، بر دو روش مبتنی بر مدل بنام‌های مدل میانگین متحرک بصورت نمایی وزن‌دار شده و مدل همبستگی شرطی پویا، برای برآورد همبستگی پویا بین دو ناحیه مغزی متمرکز می‌شویم. در ابتدا، عملکرد این دو مدل با استفاده از چند شبیه‌سازی جدید بررسی می‌شود. مطابق نتایج بدست آمده، در این مطالعات شبیه‌سازی نیز مدل همبستگی شرطی پویا عملکرد بهتری نسبت به مدل میانگین متحرک بصورت نمایی وزن‌دار شده دارد. لذا مدل همبستگی شرطی پویا برای برآورد ارتباط کارکردی پویا دو ناحیه مغزی (قشر سینگولیت قدامی و قشر سینگولیت خلفی) سه فرد معتاد به مت‌آفتامین ایرانی در یک آزمایش در حالت استراحت استفاده می‌شود. مدل همبستگی شرطی پویا عملکرد مناسبی در برآورد ارتباطات کارکردی پویا این افراد معتاد به مت‌آفتامین دارد. به‌علاوه، ارتباط کارکردی پویا در میان آن‌ها متفاوت است.

**واژه‌های کلیدی:** ارتباطات کارکردی پویا، تصویربرداری تشدید مغناطیسی کارکردی، مدل میانگین متحرک بصورت نمایی وزن‌دار شده و مدل همبستگی شرطی پویا.

## ۱- مقدمه

امروزه، درک چگونگی عملکرد مغز انسان بواسطه شناخت شبکه‌های مغزی از جمله علایق محققان علوم اعصاب است [۱]. در این راستا، مطالعه ارتباط کارکردی میان نواحی مغزی به یکی از شاخه‌های علمی پرتعداد تبدیل شده است. ارتباط کارکردی، مطالعه وابستگی‌های زمانی دو ناحیه مغزی است که از لحاظ مکانی فاصله دارند [۲].

پیشتر ارتباطات کارکردی را در طول زمان ثابت در نظر می‌گرفتند [۲]، [۳] و [۴]. در سال‌های اخیر، شواهدی مبنی بر تغییرات زمانی ارتباطات کارکردی بدست آمده است [۵] و [۶]. تغییرهای ارتباطات کارکردی ممکن است در شدت و جهت آنها (تغییر در نواحی مربوطه) رخ دهد [۶]. محققان بر این باور هستند که کشف این تغییرات، سبب درک ویژگی‌های اساسی در شبکه‌های مغز می‌گردد.

اگرچه کشف ارتباطات کارکردی پویا از اهمیت زیادی برخوردار است ولی به دلیل نسبت کم سیگنال به نوفه، وجود نوفه‌های فیزیولوژیک و تغییر در میانگین و واریانس سیگنال وابسته به سطح اکسیژن خون<sup>۱</sup> در طول زمان، برآورد ارتباطات کارکردی پویا کار دشواری است [۶]. زیرا نمی‌توان بطور قطع بیان کرد که نوسانات مشاهده شده در ارتباطات کارکردی به دلیل فعالیت عصبی است یا به دلیل نوفه‌ی تصادفی است.

روش‌های زیادی برای برآورد ارتباطات کارکردی پویا معرفی شده است. از جمله این روش‌ها، روش پنجره لغزان است که در بسیاری تحقیقات از جمله [۷]، [۸] و [۵] مورد توجه قرار گرفته است. بزرگترین مشکل این روش این است که نوفه موجود در سیگنال به اشتباه به‌عنوان ارتباط کارکردی پویا در نظر گرفته می‌شود [۹]. از جمله روش‌های دیگر، تحلیل مولفه‌های مستقل<sup>۲</sup> است که در [۵] مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین [۱۰]، [۱۱] و [۱۲] با استفاده از روش‌های تشخیص نقطه تغییر، به بررسی ارتباطات کارکردی پویا پرداختند. از

جمله مدل‌های کارآمد دیگر، می‌توان به دو مدل میانگین متحرک بصورت نمایی وزن‌دار شده<sup>۳</sup> و همبستگی شرطی پویا<sup>۴</sup> اشاره کرد که متعلق به خانواده مدل‌های نوسانات چند متغیره هستند و در علوم مالی جهت مدل‌سازی روابط پویای بین فرآیندهای نوسانات بازده‌های دارایی چندگانه، کاربرد دارند. این مدل‌ها، اولین بار توسط [۱۳] جهت برآورد ارتباطات کارکردی پویا در داده‌های مربوط به تصویربرداری تشدید مغناطیسی کارکردی در حال استراحت<sup>۵</sup>، مورد استفاده قرار گرفت و به کمک داده‌های شبیه‌سازی نشان داده شد که مدل DCC در این داده‌ها می‌تواند به خوبی پنجره لغزان اوراکل<sup>۶</sup> عمل کند. در حالتی که روش پنجره لغزان با بهترین طول پنجره (طول پنجره‌ای که منجر به کمترین میزان میانگین مربع خطا می‌شود) انجام گردد، به روش فوق روش پنجره لغزان اوراکل گویند. یافتن بهترین طول پنجره در این روش، تنها در صورت دانستن همبستگی پویا واقعی امکان‌پذیر است. با توجه به آنکه در مطالعات کاربردی همبستگی پویا واقعی را نمی‌دانیم، دست یابی به مدلی به کارآمدی روش فوق که نیاز به دانستن همبستگی پویا واقعی ندارد، ارزشمند است.

کارایی مدل‌های DCC و EWMA در برآورد ارتباطات کارکردی پویا در [۱۳]، با استفاده از شبیه‌سازی‌های ساده‌ای ارزیابی شده است. در این پژوهش، دو شبیه‌سازی واقعی‌تر برای ارزیابی عملکرد این مدل‌ها ارائه شده و بررسی می‌شود که آیا مدل DCC در این شبیه‌سازی‌ها نیز عملکرد بهتری نسبت به مدل EWMA دارد؟ سپس بهترین مدل جهت برآورد ارتباط کارکردی پویا بین نواحی مغزی قشر سینگیولیت خلفی و قشر سینگیولیت قدامی<sup>۳</sup> فرد معتاد به مت‌آمفتامین (نوعی مخدر صنعتی) ایرانی در یک آزمایش rs-fMRI به مدت ۷ دقیقه استفاده می‌گردد. تاکنون از روش‌های مبتنی بر مدل برای برآورد ارتباطات کارکردی پویا در افراد سالم استفاده

3. Exponentially weighted moving average model (EWMA)

4. Dynamic conditional correlation model (DCC)

5. Resting-state functional magnetic resonance imaging (rs-fMRI)

6. Oracle sliding window method (OSW)

1. Blood-oxygen-level dependent signal (BOLD signal)

2. Independent Component Analysis (ICA)

متغیرهای تصادفی و ترکیب خطی آن‌ها همواره در  $[-1, 1]$  قرار دارد.

بدون از دست دادن کلیت، با فرض آنکه  $\mu_t = 0$  است، داریم:

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{e}_t \quad (7)$$

تحت این فرض، رابطه ۶ به صورت زیر خواهد شد

$$\rho_t = \frac{E[y_{1,t}y_{2,t} | (F_{1,t-1}, F_{2,t-1})]}{\sqrt{E[y_{1,t}^2 | F_{1,t-1}]E[y_{2,t}^2 | F_{2,t-1}]}} \quad (8)$$

همچنین، ماتریس کوواریانس تعریف شده در رابطه ۳ را می‌توان به صورت زیر تجزیه کرد:

$$\Sigma_t = \mathbf{D}_t \rho_t \mathbf{D}_t \quad (9)$$

که در آن،  $\mathbf{D}_t$  یک ماتریس قطری است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\mathbf{D}_t = \begin{bmatrix} \sigma_{1,t} & 0 \\ 0 & \sigma_{2,t} \end{bmatrix} \quad (10)$$

و  $\rho_t$  ماتریس همبستگی است که به صورت زیر می‌باشد:

$$\rho_t = \begin{bmatrix} 1 & \rho_t \\ \rho_t & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

در حقیقت، برای برآورد ارتباط کارکردی دو ناحیه‌ی مورد نظر، می‌بایست درایه‌های ماتریس کوواریانس شرطی، یعنی  $\sigma_{1,t}^2$ ،  $\sigma_{2,t}^2$  و  $\rho_t$ ، برآورد شوند. در این پژوهش، دو مدل به نام‌های مدل میانگین متحرک بصورت نمایی وزن‌دار شده و مدل همبستگی شرطی، برای این کار استفاده می‌شوند که در علوم مالی بسیار استفاده می‌شوند و [۱۳] آنها را برای اولین بار در برآورد ارتباط کارکردی پویا در داده‌های rs-fMRI مورد استفاده قرار داد.

### ۱.۲- مدل میانگین متحرک به صورت نمایی وزن‌دار شده (EWMA)

در این روش، ماتریس  $\Sigma_t$  به صورت زیر برآورد می‌شود:

$$\Sigma_t = (1 - \lambda)\mathbf{e}_{t-1}\mathbf{e}'_{t-1} + \lambda\Sigma_{t-1} \quad (12)$$

که  $0 < \lambda < 1$  پارامتر هموارسازی است و روند

شده است و در این پژوهش برای اولین بار توانایی روش‌های مبتنی بر مدل در برآورد ارتباطات کارکردی پویا در افراد معتاد به مت‌آفتامین ارزیابی می‌گردد.

### ۲- روش

فرض کنید  $\mathbf{y}_t = (y_{1,t}, y_{2,t})^T$  بردار سری‌های زمانی بدست آمده از دو ناحیه مغزی مورد نظر در نقاط زمانی  $t = 0, \dots, T$  است، بطوریکه

$$\mathbf{y}_t = \mu_t + \mathbf{e}_t \quad (1)$$

که در آن  $\mu_t = (\mu_{1,t}, \mu_{2,t})^T$  میانگین شرطی  $\mathbf{y}_t$  با استفاده از تمام مشاهدات تا زمان  $t$  است. به عبارت دیگر

$$\mu_t = E(\mathbf{y}_t | \mathbf{F}_{t-1}) \quad (2)$$

است که  $\mathbf{F}_{t-1} = (F_{1,t-1}, F_{2,t-1})$  مجموعه اطلاعات تا زمان  $t - 1$  را نشان می‌دهد. همچنین  $\mathbf{e}_t$  نوفه است که میانگین آن برابر با صفر و ماتریس کوواریانس شرطی آن  $\Sigma_t$  است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\Sigma_t = \begin{bmatrix} \sigma_{1,t}^2 & \sigma_{12,t} \\ \sigma_{12,t} & \sigma_{2,t}^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

که

$$\Sigma_{i,t}^2 = \text{Var}(y_{i,t} | \mathbf{F}_{i,t-1}) = E[(y_{i,t} - \mu_{i,t})^2 | \mathbf{F}_{i,t-1}], \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

واریانس شرطی  $y_{i,t}$  با فرض دانستن  $\mathbf{F}_{i,t-1}$  است. همچنین درایه‌ی غیرقطری ماتریس فوق

$$\sigma_{12,t} = \sigma_{1,t}\sigma_{2,t}\rho_t \quad (5)$$

است که به صورت

$$\rho_t = \frac{E[(y_{1,t} - \mu_{1,t})(y_{2,t} - \mu_{2,t}) | (F_{1,t-1}, F_{2,t-1})]}{\sqrt{E[(y_{1,t} - \mu_{1,t})^2 | F_{1,t-1}]E[(y_{2,t} - \mu_{2,t})^2 | F_{2,t-1}]}} \quad (6)$$

تعریف می‌شود و ضریب همبستگی شرطی را نمایش می‌دهد. شایان ذکر است که مقدار  $\rho_t$  برای این

اختصاص وزن به نقاط زمانی را تنظیم می‌نماید. بنابراین داریم:

$$\sigma_{i,t}^2 = (1 - \lambda)e_{i,t-1}e'_{i,t-1} + \lambda\sigma_{i,t-1}^2 = (1 - \lambda)y_{i,t-1}y'_{i,t-1} + \lambda\sigma_{i,t-1}^2 \quad (۱۳)$$

و

$$\sigma_{12,t} = (1 - \lambda)e_{1,t-1}e'_{2,t-1} + \lambda\sigma_{12,t-1} = (1 - \lambda)y_{1,t-1}y'_{2,t-1} + \lambda\sigma_{12,t-1} \quad (۱۴)$$

شایان ذکر است که در این تحقیق از  $\lambda = 0.94$  استفاده شده است [۱۴].

### ۳- مطالعات شبیه سازی

به منظور مقایسه عملکرد مدل‌های EWMA و DCC، مطالعات شبیه‌سازی انجام شد. در ابتدا داده‌های تصادفی  $y_t = (y_{1,t}, y_{2,t})^T$ ,  $t = 1, \dots, T$  توزیع نرمال دو متغیره با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس

$$\Sigma_t = \begin{bmatrix} 2 & \rho_t \\ \rho_t & 2.5 \end{bmatrix}$$

تولید شد که در آن  $\rho_t$ ، کوواریانس زمان-متغیر است. در مطالعات شبیه‌سازی، ارتباط میان  $y_{1,t}$  و  $y_{2,t}$  از طریق کوواریانس  $\rho_t$  بصورت زیر کنترل می‌شود:

$$1) \quad \rho_t = \begin{cases} \text{یک کرنل گاوسی با میانگین 130 و انحراف استاندارد 30} & t \leq 300 \\ \text{یک کرنل گاوسی با میانگین 530 و انحراف استاندارد 75} & t > 300 \end{cases}, \quad T=700$$

$$2) \quad \rho_t = \begin{cases} \cos(t/2^6) & t \leq 250 \\ \sin(t/2^6) & t > 250 \end{cases}, \quad T=500$$

### ۴- داده‌های واقعی

جامعه مورد مطالعه در این پژوهش مربوط به پروژه‌ای در دانشگاه علوم پزشکی تهران بود. ۳ نفر از گروه معنادین به مت‌آفتمین (نوعی مخدر صنعتی) در این مطالعه به تصادف انتخاب شده و از مدل DCC برای برآورد ارتباط کارکردی پویا استفاده گردید. افراد مورد مطالعه سالم، مذکر، راست دست، با محدوده سنی  $30 \pm 2$  سال و قادر به دنبال کردن مراحل تصویربرداری بوده‌اند. هیچکدام از افراد مورد مطالعه براساس پرونده پزشکیشان سابقه درد، اختلالات عصبی یا روانی، آسیب دیدگی سر، ابتلا به اسکیزوفرنی و یا یک اختلال خلقی را نداشته‌اند. مطالعه فوق براساس هیئت اخلاق پزشکی دانشگاه علوم پزشکی تهران انجام شده است و قبل از مراحل تصویر برداری، به افراد مورد مطالعه توضیحات کاملی ارائه و پس از اخذ رضایتنامه کتبی مراحل تصویربرداری آغاز شده است.

### ۲.۲- مدل همبستگی شرطی پویا (DCC)

مجددا فرض کنید  $\mu_t = 0$  است. بنابراین  $y_t = e_t$  می‌باشد. این روش دو مرحله دارد. در مرحله ۱ برای مدل‌سازی  $\sigma_{i,t}^2$  از مدل GARCH(1,1) استفاده می‌گردد. در نتیجه:

$$\sigma_{i,t}^2 = \gamma_i + \alpha_i a_{i,t-1}^2 + \beta_i \sigma_{i,t-1}^2, \quad i = 1, 2 \quad (۱۵)$$

در مرحله ۲، همبستگی زمان متغیر به صورت زیر برآورد می‌گردد:

$$\xi_{i,t} = \frac{a_{i,t}}{\sigma_{i,t}}, \quad i = 1, 2 \quad (۱۶)$$

$$Q_t = (1 - \theta_1 - \theta_2)\bar{Q} + \theta_1 \xi_{t-1} \xi'_{t-1} + \theta_2 Q_{t-1} \quad (۱۷)$$

$$J_t = \begin{bmatrix} q_{11,t}^{-1/2} & 0 \\ 0 & q_{22,t}^{-1/2} \end{bmatrix} \quad (۱۸)$$

$$\rho_t = J_t Q_t J_t \quad (۱۹)$$

که در آن،  $\bar{Q}$  ماتریس کوواریانس غیرشرطی  $\xi_t$  است و  $\theta_1$  و  $\theta_2$  اعداد نامنفی هستند بطوریکه  $0 < \theta_1 + \theta_2 < 1$  باشد. همچنین،  $q_{ii,t}$  درایه  $(i, i)$  در ماتریس  $\bar{Q}$  است. حال با استفاده از مراحل ۱ و ۲ داریم:

$$\Sigma_t = D_t \rho_t D_t \quad (۲۰)$$

که در آن

$$D_t = \begin{bmatrix} \sigma_{1,t} & 0 \\ 0 & \sigma_{2,t} \end{bmatrix} \quad (۲۱)$$

## ۵- نتایج

### ۱.۵- مطالعات شبیه‌سازی

شکل ۲ و ۳، به ترتیب، نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌های ۱ و ۲ را نشان می‌دهند. بخش سمت چپ در این دو شکل، همبستگی واقعی و همبستگی پویای برآورد شده توسط دو مدل DCC و EWMA را در دو شبیه‌سازی فوق نشان می‌دهد و بخش سمت راست، میانگین مربع خطا<sup>۱</sup> حاصل از مقایسه همبستگی واقعی و همبستگی برآورد شده توسط این مدل‌ها را در ۱۰۰۰ دفعه تکرار شبیه‌سازی‌های ۱ و ۲، نمایش می‌دهد. نتایج حاصل از این شکل‌ها حاکی از عملکرد بهتر مدل DCC است.

### ۲.۵- داده‌های واقعی

در این بخش، نتایج حاصل از برآورد ارتباطات کارکردی پویا میان دو ناحیه PCC و ACC در ۳ فرد معتاد با استفاده از مدل DCC ارائه می‌شود. شکل ۴، سری‌های زمانی مغزی دو ناحیه PCC و ACC و همبستگی پویا و ایستا میان این دو ناحیه را در اولین فرد معتاد نشان می‌دهد. مطابق این شکل، دامنه تغییرات در همبستگی پویا میان دو ناحیه زیاد است ولی همبستگی ایستا کاملاً درون فاصله اطمینان ۹۵٪ همبستگی پویا قرار گرفته است.

شکل ۵، نمودار جعبه‌ای ارتباط کارکردی پویا میان دو ناحیه PCC و ACC را در تمام افراد معتاد نشان می‌دهد. نتایج این نمودار نشان می‌دهد که ارتباط کارکردی پویا میان این دو ناحیه در تمامی افراد معتاد یکسان نیست. به علاوه، تعداد نقاطی از ارتباط کارکردی ایستا که در داخل فاصله اطمینان ۹۹٪ ارتباط کارکردی پویا قرار نمی‌گیرند، در شکل ۶ نمایش داده شده است. در افراد ۱ و ۲ ارتباط کارکردی ایستا کاملاً درون فاصله اطمینان ارتباط کارکردی پویا قرار دارد و در فرد ۳ در ۱ نقطه خارج از فاصله اطمینان قرار گرفته است.

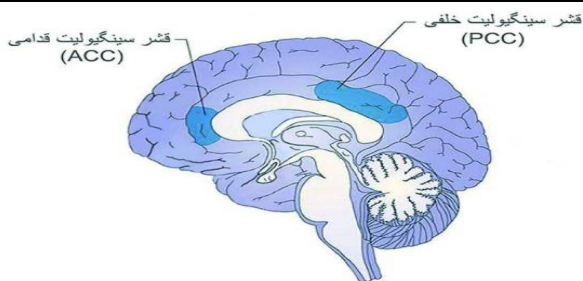
برای تصویربرداری از یک اسکندر ۳ تسلا Siemens Tim Trio استفاده شده است. برای داده‌های rs-fMRI تصویربرداری اکو مسطح به منظور اخذ تصویر  $T_2^*$  وزن‌دار انجام شده است که پارامترهای آن عبارتند از  $TR=3000ms$ ،  $TE=30ms$ ،  $FOV=192\text{ mm}^2$ ،  $matrix=64 \times 64$ ،  $flip\ angle=90$  و  $thickness/gap=22\text{ axial slices}$ ،  $TR=4.5\text{ mm}$  همچنین تصویر T1 با پارامترهای  $TR=3000ms$ ،  $TE=30ms$ ،  $FOV=192\text{ mm}^2$ ،  $matrix=64 \times 64$ ،  $flip\ angle=90$  و  $thickness/gap=4.5\text{ mm}$  برای گرفتن تصاویر ساختاری سه‌بعدی با تفکیک‌پذیری<sup>۱</sup> بالا، اخذ گردیده است. مدت زمان انجام آزمایش ۷ دقیقه بوده است و در طول آن از شرکت‌کنندگان خواسته شده که چشمان خود را بسته، آرامش خود را حفظ کنند، به‌طور سیستماتیک به هیچ چیزی فکر نکنند و به خواب نروند. تمامی چراغ‌ها در اتاق اسکندر در طول تصویربرداری rs-fMRI خاموش بوده است.

مراحل پیش‌پردازش تصاویر و استخراج سیگنال‌ها توسط نرم‌افزارهای SPM 12، DPARSF4.3 و MATLAB انجام شد. پیش‌پردازش تصاویر شامل مراحل اصلاح زمانی برش‌ها، تصحیح حرکت سر، هم‌انطباقی، نرمال‌سازی، هموارسازی ( $FWHM=5mm$ ) و کاهش نوفه‌های فیزیولوژیک توسط روش تصحیح نوفه مبتنی بر مولفه<sup>۲</sup> [۱۵] بود.

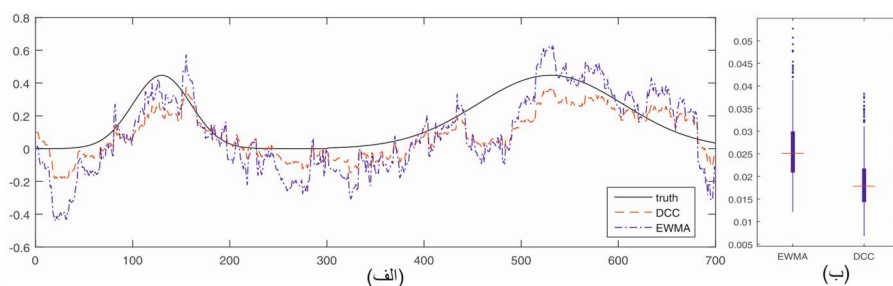
با استناد به [۵]، قشر سینگیولیت خلفی<sup>۳</sup> با کره‌ای به شعاع ۳ میلی‌متر در مختصات  $(x = -6, y = 28, z = -58)$  از شبکه حالت پیش فرض (پایه)<sup>۴</sup> و قشر سینگیولیت قدامی<sup>۵</sup> با کره‌ای به شعاع ۳ میلی‌متر در مختصات  $(x = -2, y = 26, z = 24)$  انتخاب شدند. شکل ۱ محل قرار گرفتن نواحی فوق را در مغز نشان می‌دهد.

1. Resolution
2. Component based noise correction method (CompCor)
3. Posterior cingulate cortex (PCC)
4. Default mode network (DMN)
5. Anterior cingulate cortex (ACC)

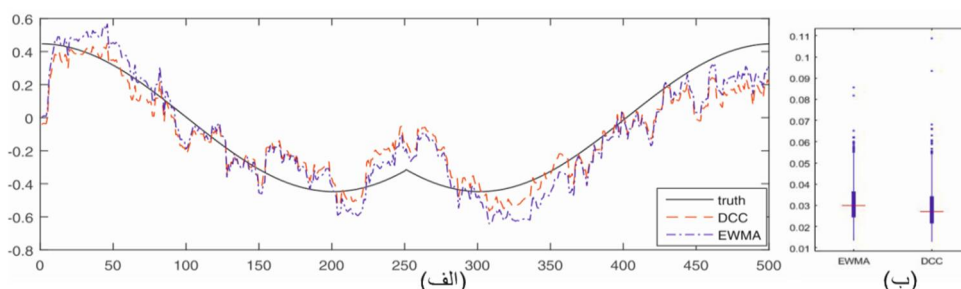
6. Mean square error (MSE)



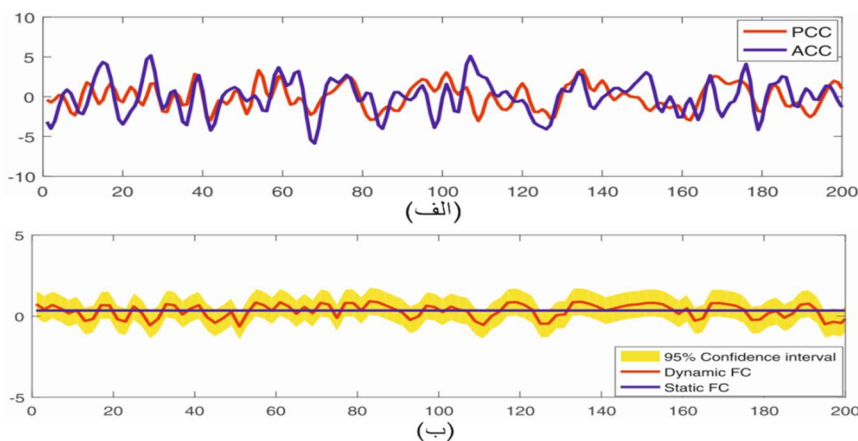
شکل (۱) نواحی ACC و PCC در مغز



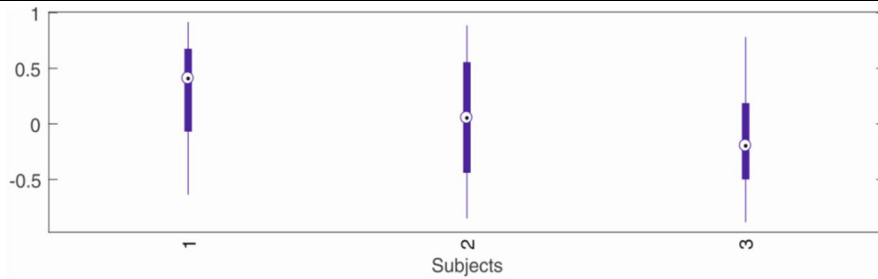
شکل (۲) نتایج همبستگی پویا واقعی و برآورد شده در شبیه‌سازی ۱ (الف) و نمودارهای جعبه ای MSE حاصل از مقایسه همبستگی پویا واقعی و برآورد شده (ب)



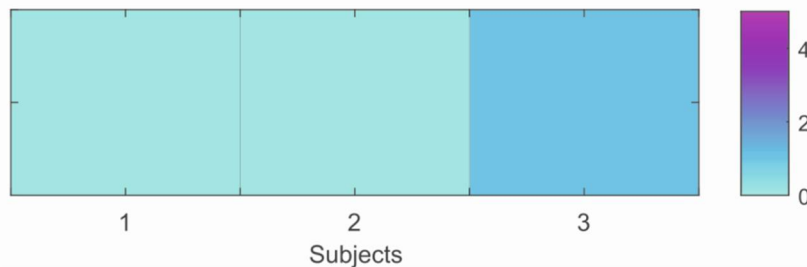
شکل (۳) نتایج همبستگی پویا واقعی و برآورد شده در شبیه‌سازی ۲ (الف) و نمودارهای جعبه ای MSE حاصل از مقایسه همبستگی پویا واقعی و برآورد شده (ب)



شکل (۴) سری‌های زمانی دو ناحیه PCC و ACC (الف) و ارتباط کارکردی پویا و ایستا میان دو ناحیه و فاصله اطمینان ۹۵٪ ارتباط کارکردی پویا (ب)



شکل ۵) دامنه تغییرات ارتباط کارکردی پویا میان نواحی ACC و PCC در افراد معتاد به مت‌آفتامین



شکل ۶) تعداد نقاط زمانی خارج از فاصله اطمینان ۹۹٪ ارتباط کارکردی پویا.

همچنین مدل DCC برای اولین بار در برآورد ارتباط کارکردی پویا دو ناحیه ACC و PCC بیماران معتاد به مت‌آفتامین استفاده شد. نتایج بدست آمده نشان داد که این مدل به خوبی قادر به برآورد ارتباط کارکردی پویا در این بیماران است زیرا ارتباط کارکردی پویا برآورد شده آمیخته به نوفه نیستند. به‌علاوه، مشابه با افراد سالم، ارتباط کارکردی پویا در معتادان نیز از فردی به فرد دیگر تغییر می‌کند که این نتیجه به دلیل ماهیت آزمایش‌های rs-fMRI است. زیرا در این گونه آزمایش‌ها هیچ‌گونه محرکی به فرد وارد نمی‌شود.

بطور کلی، نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که مدل DCC در شبیه‌سازی‌های پیچیده‌تر نیز عملکرد بهتری نسبت به مدل EWMA داشته و توانایی برآورد ارتباطات کارکردی افراد معتاد به مت‌آفتامین را به خوبی دارد. به‌علاوه، میزان ارتباطات کارکردی پویا در افراد معتاد نیز همانند افراد سالم یکسان نیست و از فردی به فرد دیگر تغییر می‌کند.

## ۶- بحث و نتیجه‌گیری

در سال‌های اخیر، درک شبکه‌های مغزی به یکی از شاخه‌های جذاب برای محققان علوم اعصاب تبدیل شده است. از این‌رو مطالعات زیادی برای برآورد ارتباطات کارکردی پویا میان نواحی مغزی صورت گرفته است. [۱۳] دو روش مبتنی بر مدل (DCC و EWMA) را برای برآورد ارتباطات کارکردی پویا پیشنهاد کرد و با استفاده از مطالعات شبیه‌سازی نشان داد که مدل DCC بهترین عملکرد را دارد و عملکرد آن به خوبی روش پنجره لغزان اوراکل است.

در مطالعات شبیه‌سازی [۱۳]، عدم وجود ارتباط کارکردی، تغییرات دوره‌ای و تغییرات گذرا را در نظر گرفته است، درحالی‌که ارتباطات کارکردی واقعی در مغز پیچیده‌تر هستند. بنابراین، در این پژوهش دو مطالعه شبیه‌سازی واقعی‌تر ارائه شد و عملکرد دو مدل EWMA و DCC در آن‌ها بررسی گردید.

نتایج بدست آمده از شبیه‌سازی‌های این پژوهش نشان داد که مدل DCC عملکرد بهتری دارد که این نتیجه هم‌راستا با نتیجه بدست آمده در [۱۳] است.

## فهرست منابع

- [10] Cribben, I., et al., Dynamic connectivity regression: determining state-related changes in brain connectivity. *Neuroimage*, 2012. 61(4): p. 907-920
- [11] Cribben, I., T. Wager, and M. Lindquist, Detecting functional connectivity change points for single-subject fMRI data. *Frontiers in computational neuroscience*, 2013. 7: p. 143
- [12] Xu, Y. and M.A. Lindquist, Dynamic connectivity detection: an algorithm for determining functional connectivity change points in fMRI data. *Frontiers in neuroscience*, 2015.9
- [13] Lindquist, M.A., et al., Evaluating dynamic bivariate correlations in resting-state fMRI: A comparison study and a new approach. *Neuroimage*, 2014. 101: p. 531-546.
- [14] Sheppard, K., Forecasting high dimensional covariance matrices. *Handbook of Volatility Models and Their Applications*, 2012: p. 103-125
- [15] Behzadi, Y., et al., A component based noise correction method (CompCor) for BOLD and perfusion based fMRI. *Neuroimage*, 2007. 37(1): p. 90-101
- [1] Calhoun, V.D., et al., The chronnectome: time-varying connectivity networks as the next frontier in fMRI data discovery. *Neuron*, 2014. 84(2): p. 262-274
- [2] Friston, K.J., Functional and effective connectivity in neuroimaging: a synthesis. *Human brain mapping*, 1994. 2(1-2): p. 56-78
- [3] Horwitz, B., J.M. Rumsey, and B.C. Donohue, Functional connectivity of the angular gyrus in normal reading and dyslexia. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 1998.95(15): p. 8939-8944
- [4] Kherif, F., et al. Multivariate model specification for fMRI data. *NeuroImage*, 2002. 16(4): p. 1083-1068
- [5] Chang, C. and G.H. Glover, Time-frequency dynamics of resting-state brain connectivity measured with fMRI. *Neuroimage*, 2010.50(1): p. 81-98
- [6] Hutchison, R.M., et al., Resting-state networks show dynamic functional connectivity in awake humans and anesthetized macaques. *Human brain mapping*, 2013. 34(9): p. 2154-2177
- [7] Handwerker, D.A., et al., Periodic changes in fMRI connectivity. *Neuroimage*, 2012. 63(3): p. 1712-1719
- [8] Allen, E.A., et al., Tracking whole-brain connectivity dynamics in the resting state. *Cerebral cortex*, 2012: p. bhs352.
- [9] Hindriks, R., et al., Can sliding-window correlations reveal dynamic functional connectivity in resting-state fMRI? *Neuroimage*, 2016. 127: p. 242-256