



تمرین عملی سری سوم

دانشکده مهندسی برق

علوم اعصاب یادگیری، حافظه، شناخت

استاد درس: دکتر کربلایی آقاجان

نیمسال اول سال ۱۴۰۳-۱۴۰۴

آخرین مهلت تحویل: ۱۶ دی ۱۴۰۳

نکات و ضوابط مرتبط با تمرینات

- تأکید می‌شود که کیفیت گزارش تمرینات، به اندازه خروجی نهایی تمرین‌ها اهمیت داشته و درصد مهمی از بارم تمارین را شامل می‌شود. بنابراین لازم است که استدلال‌ها و دلیل استفاده از دستورات و نتایج را به صورت دقیق در گزارش خود شرح دهید.
- هر فرد یا گروه تمرین خود را در قالب فایل ZIP یا RAR شامل فایل PDF گزارش و تمامی کدهای مربوطه را با ذکر نام و نام خانوادگی خود و همگروهی تان به همراه شماره دانشجویی در فایل ارسالی، بخش تعیین شده در سامانه درس ارسال کند.
- در صورتی که تمرینات عملی را به صورت گروهی انجام می‌دهید، نام و شماره دانشجویی همگروهی خود را حتماً در گزارش تمرین ذکر کنید. علاوه بر این، هر دو عضو گروه باید تمرین را به صورت جداگانه در سامانه ارسال کنند. عدم رعایت این نکته منجر به از دست دادن نمره تمرین برای هر دو عضو گروه می‌شود.
- در صورت استفاده از منابع خارجی یا همفکری با دیگران، حتماً اسامی همفکران و لیست منابع و لینک‌ها را در گزارش خود ذکر کنید. عدم رعایت این امر ممکن است منجر به کسر نمره شود. همچنین استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در تمرینات عملی بلامانع است.
- هر فرد یا گروه برای مجموعه تمرین‌های عملی تا سقف ۱۵ روز تأخیر بدون کسر نمره مجاز است. در صورت اتمام این مهلت مجاز، برای هر روز تأخیر در تحویل تمرین‌ها ۳۰ درصد از نمره آن تمرین کسر خواهد شد.
- با توجه به حجم تمرینات، توصیه می‌شود که انجام آن‌ها را به روزهای آخر موکول نکنید.
- در صورت وجود هرگونه ابهام یا سوال از تمرینات، از طریق گروه درس یا ایمیل با دستیاران آموزشی درس مطرح کنید.

۱. معرفی تست‌های آماری

تست‌های آماری ابزارهایی هستند که برای تحلیل داده‌ها، مقایسه گروه‌ها، تعیین روابط بین متغیرها، و آزمودن فرضیه‌های تحقیقاتی استفاده می‌شوند. یکی از آزمون‌های مهم مورد استفاده در پژوهش‌های علوم اعصاب، t-test است که یک آزمون پارامتری براساس توزیع t-student است. مقادیر t-statistic از رابطه زیر محاسبه می‌شوند:

$$t = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)}{\frac{\sigma_x}{\sqrt{n}}}$$

که \bar{x}_1 و \bar{x}_2 میانگین دو جمعیت و σ_x انحراف معیار کل جمعیت n تایی می‌باشد. در ادامه، با استفاده از جدول t و بر اساس مقدار درجه آزادی (n-1)، مقدار p-value استخراج می‌شود. مقدار p-value نشان‌دهنده احتمال مشاهده نتایج به‌دست‌آمده یا نتایجی شدیدتر از آن در صورت صحت فرضیه صفر (null hypothesis) است. به طور معمول، این مقدار به عنوان معیار تصمیم‌گیری برای رد یا پذیرش فرضیه صفر استفاده می‌شود. اگر p-value بیشتر از سطح معناداری تعیین‌شده (مثلاً ۰٫۰۵) باشد، فرضیه صفر رد می‌شود. در غیر این صورت، فرضیه صفر پذیرفته می‌شود.

آزمون‌های آماری بر اساس نوع مقایسه‌ای که انجام می‌شود، به دو دسته paired و unpaired تقسیم می‌شوند. در مواردی که آزمون آماری میان دو گروه مختلف از آزمودنی‌ها انجام می‌گیرد، از آزمون unpaired استفاده می‌شود. در مقابل، در مواردی که مقایسه دو ویژگی مختلف در یک گروه آزمودنی یکسان انجام می‌شود (مانند مطالعات طولی یا مقایسه اثر دو تحریک مختلف در یک گروه آزمودنی)، از آزمون paired استفاده می‌شود.

۲. آزمون جایگشت (Permutation Test)

گاهی در استخراج ویژگی‌های مختلف از سیگنال‌های مغزی در علوم اعصاب محاسباتی، نتایج حاصل ممکن است تحت تأثیر عواملی نظیر نویز، مصنوعات محیطی، و تغییرات غیرمرتبط در سیگنال، به صورت کاذب نمایان شوند. این موارد می‌توانند دقت تفسیر پذیری نتایج را تحت تأثیر قرار دهند. برای مقابله با چنین چالش‌هایی، روش‌هایی برای حذف یا کاهش اثرات این عوامل ناخواسته توسعه داده شده‌اند. آزمون جایگشت یکی از این روش‌های موثر است که به عنوان روشی آماری و غیرپارامتری به کار می‌رود. این آزمون با انجام جایگشت تصادفی در ترتیب مقادیر سری‌های زمانی و محاسبه مجدد ویژگی‌ها، امکان ارزیابی تأثیر واقعی متغیرهای مورد نظر را فراهم می‌کند. به عبارت دیگر، آزمون جایگشت با تولید یک توزیع مرجع برای مقادیر ویژگی‌ها، کمک می‌کند تا اثرات واقعی و معنادار را از نتایج تصادفی و غیرمعنادار متمایز شوند. این روش به‌ویژه در تحلیل سیگنال‌های پیچیده‌ای مانند EEG و fMRI، که تحت تأثیر نویزهای مختلف و عوامل غیرمستقیم قرار دارند، کاربرد دارد. با استفاده از این تکنیک، می‌توان مشخص کرد که آیا ارتباط مشاهده‌شده بین متغیرها واقعی است یا صرفاً ناشی از شانس و نویز. علاوه بر این، آزمون جایگشت می‌تواند در طراحی‌های آزمایشی که تعداد نمونه‌ها کم است یا فرضیات استاندارد آماری قابل اعمال نیستند، نقش بسیار موثری ایفا کند.

با توجه به توضیحات ارائه شده، در این تمرین از رویکرد مذکور برای حذف اثر توان سیگنال دامنه در باند گاما در فرآیند محاسبه کوپلاژ فاز-دامنه (PAC) استفاده می‌شود. جزئیات دقیق‌تر مربوط به نحوه پیاده‌سازی این روش در بخش مربوطه ارائه خواهد شد.

۳. علیت گرنجر (Granger Causality)

علیت گرنجر (GC) یکی از روش‌های محاسبه ارتباطات مؤثر^۱ مغزی است که براساس کاهش خطای پیش‌بینی نمونه‌های زمانی شبکه نورونی گیرنده، با توجه به اطلاعات نمونه‌های گذشته شبکه فرستنده محاسبه می‌شود. به طور خاص، در پیاده‌سازی GC از مدل سازی AR چندمتغیره (VAR) استفاده می‌شود. برای ارزیابی ارتباط علی بین سیگنال $x(n)$ از یک ناحیه از مغز و سیگنال $y(n)$ از ناحیه دیگر با استفاده از روش GC، ابتدا با توجه به رابطه زیر، سیگنال $y(n)$ تنها بر اساس نمونه‌های گذشته خودش تخمین زده می‌شود و خطای این تخمین به صورت ϵ_{yy} در نظر گرفته می‌شود:

$$y(n) = \sum_{p=1}^{M_y} \alpha_p y(n-p) + \epsilon_{yy}$$

که M_y مرتبه تخمین AR می‌باشد. سپس، طبق رابطه زیر، سیگنال $y(n)$ با استفاده از نمونه‌های گذشته خودش و نمونه‌های گذشته سیگنال $x(n)$ تخمین زده می‌شود و خطای این تخمین به صورت ϵ_{xy} در نظر گرفته می‌شود:

$$y(n) = \sum_{p=1}^{M_y} \alpha_p y(n-p) + \sum_{q=1}^{M_x} \beta_q x(n-q) + \epsilon_{xy}$$

که در آن M_x مرتبه تخمین AR براساس نمونه‌های گذشته $x(n)$ است.

در نهایت، معیار GC میان سیگنال‌های $x(n)$ و $y(n)$ که از دو ناحیه از مغز ثبت شده‌اند، توسط رابطه زیر حاصل می‌شود:

$$GC_{x \rightarrow y} = \log \left(\frac{\epsilon_{yy}}{\epsilon_{xy}} \right)$$

بنابراین، هرچه تخمین چندمتغیره سیگنال $y(n)$ نسبت به حالت تک‌متغیره خطای کمتری داشته باشد، تأثیر نمونه‌های گذشته $x(n)$ بر تغییرات $y(n)$ بیشتر بوده و رابطه علی قوی‌تری برقرار است. به طریق مشابه، می‌توان مقدار GC را برای رابطه علی از $y(n)$ به $x(n)$ محاسبه کرد.

یکی از چالش‌های اصلی پیاده‌سازی علیت گرنجر، انتخاب مرتبه مناسب است. برای این منظور، از معیارهایی مانند AIC و BIC استفاده می‌شود. این معیارها یک روش آماری برای سنجش کیفیت مدل fit شده در فرآیندهای AR مورد استفاده قرار می‌گیرند و هرچه مقدار کمتری داشته باشند، انتخاب پارامترهای مدل برای داده‌ای که روی آن fit می‌شود بهتر است. فرمول‌بندی مقدار AIC به صورت زیر است:

$$AIC = -2\log(\hat{L}) + 2k$$

^۱Effective Connectivity

که \hat{L} بیشینه مقدار تابع Likelihood و k ، تعداد پارامترهای مدل است که در فرآیند AR، همان مرتبه مدل می‌باشد. همچنین به طریق مشابه، BIC از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$BIC = -2 \log(L) + k \times \log(n)$$

که در آن، n تعداد مشاهدات (ترايال‌ها) است.

در ادامه مباحث مربوط به پیاده‌سازی ارتباطات مغزی که در تمرین عملی دوم انجام دادید، در این تمرین ابتدا علیت گرنجر را در سیگنال‌های ساختگی و سپس در سیگنال‌های مغزی پیاده‌سازی و محاسبه خواهید کرد. برای این منظور، ابتدا تابعی بنویسید که با دریافت دو سری زمانی x_1 و x_2 و بیشینه مرتبه p_{max} ، مقدار GC را براساس جهت x_1 به x_2 محاسبه کند. برای پیاده‌سازی مدلسازی AR از پکیج [statsmodels](https://statsmodels.org/) استفاده کنید. دقت کنید که برای انتخاب مرتبه بهینه، ابتدا مدل را به ازای مقادیر مختلف مرتبه fit کنید، سپس مدلی را برای محاسبه GC، در نظر بگیرید که مقدار AIC آن، کمینه باشد. لازم به ذکر است که در محاسبه خطای تخمین AR، از معیار MSE^2 نسبت به سیگنال اصلی استفاده شود.

****نکته بسیار مهم:** از توابع آماده یا پکیج‌های موجود در اینترنت یا گیت‌هاب برای محاسبه GC نمی‌توانید استفاده کنید.

در ادامه، ابتدا سیگنال‌های $x(n)$ و $y(n)$ را به صورت زیر بسازید:

$$x(t) = A_1 \cos(2\pi f_0 t) + \sigma_n n_1(t)$$

$$y(t) = A_2 \cos(2\pi f_0(t - \tau)) + \sigma_n n_2(t)$$

که در آن، سیگنال‌های $n_1(t)$ و $n_2(t)$ نویز سفید گوسی مستقل از یکدیگر، با میانگین صفر و واریانس ۱ هستند و σ_n توان نویز را مشخص می‌کند. همچنین t بردار زمان است که طول آن را ۲ ثانیه با نرخ نمونه برداری ۲۵۶ هرتز در نظر بگیرید. حال توسط تابعی نوشتید، GC را به ازای مقادیر مختلف توان نویز (σ_n) و با در نظر گرفتن نکات زیر رسم کنید:

- مقادیر GC را برای ۱۲۸ مقدار توان نویز (σ_n) از ۰ تا ۵ محاسبه کنید. (از دستور linspace استفاده کنید).
- مقادیر پارامترها را به صورت زیر در نظر بگیرید:

$$A_1 = 1, A_2 = 0.5, f_0 = 40$$

- نمودارها را به ازای $\tau = \{-0.5, 0, 0.5\}$ برای هر دو جهت $GC_{x \rightarrow y}$ و $GC_{y \rightarrow x}$ رسم کنید.
- در اثر افزایش توان نویز چه تغییری در مقدار GC ایجاد می‌شود؟
- جهت GC چه رابطه‌ای با علامت τ دارد؟

۴. دریافت داده‌های پیش‌پردازش شده

- ابتدا داده‌های پیش‌پردازش شده را به همراه اطلاعات مربوط به آنها از [این منبع](#) دانلود کنید. توجه داشته باشید که داده‌ها بر اساس رخدادهای reward و punishment ایپاک شده‌اند. (به توضیحات مربوط به نحوه استفاده از داده‌ها در فایل DataSetDescriptions.docx توجه کنید).
- سپس، داده‌ها را در محور زمان با استفاده از روش Z-score نرمالیزه کنید.
- از هر ساجکت برای ادامه تمرین حداکثر ۲۰ ترایال به صورت تصادفی انتخاب کنید و به طور ثابت با همین ترایال‌ها مراحل مختلف را پیش ببرید.
- حال، می‌توانید داده‌ها را برای انجام تحلیل‌های مختلف مورد استفاده قرار دهید.

۵. بررسی داده‌ها با استفاده از معیار GC (اختیاری برای دانشجویان انفرادی)

- **بخش ۵ از تمرین سوم، تنها برای دانشجویانی که تمرین را به صورت گروهی انجام می‌دهند، الزامی است و بخشی از نمره تمرین را شامل می‌شود. برای دانشجویانی که تمرین را به صورت انفرادی انجام می‌دهند، پیاده‌سازی این بخش اختیاری بوده و نمره اضافی ندارد.**
- در این بخش به کمک تابعی که در بخش معرفی علیت گرنجر نوشتید، مقادیر GC را روی داده‌های مغزی محاسبه خواهید کرد.

۵,۱. تفاوت‌سنجی reward و punishment در هر گروه

- مقادیر GC را برای هر ترایال در هر ساجکت در هر دو گروه و رخدادهای reward و punishment در بازه‌های ۲۵۰-۵۰۰ و ۵۰۰-۲۵۰ میلی‌ثانیه پس از اعمال فیدبک، در هر دو جهت میان دو کانال Pz و Fz محاسبه کنید.
- سپس مقادیر حاصل را روی ترایال‌ها میانگین بگیرید.
- در ادامه، میانگین و خطای استاندارد میانگین مقادیر حاصل را روی ساجکت‌های هر دو گروه و رخداد محاسبه کنید.
- نمودارهای میله‌ای مقادیر GC را برای reward و punishment در هر گروه به همراه error bar رسم کنید. دقت کنید که مقادیر error bar همان خطای استاندارد میانگین است.
- مقادیر p-value مقایسه reward و punishment را براساس آزمون آماری t-test در داخل نمودار، بالای هر مقایسه قرار دهید.
- در این مقایسه، از آزمون آماری paired استفاده می‌شود یا unpaired؟ چرا؟
- آیا تفاوت چشمگیری میان رخدادهای هر گروه مشاهده می‌شود؟ نتایج را تفسیر کنید.

۵,۲. مقایسه میزان حساسیت به reward و punishment میان دو گروه

- به کمک مقادیر GC که در بخش قبل محاسبه کردید، نمودارهای میله‌ای مقادیر GC دو گروه ساجکت‌ها را در دو رخداد punishment و reward مقایسه کنید.
- مقادیر p-value مقایسه دو گروه را براساس آزمون آماری t-test در داخل نمودار، بالای هر مقایسه قرار دهید.
- در این مقایسه، از آزمون آماری paired استفاده می‌شود یا unpaired؟ چرا؟
- آیا تفاوت چشمگیری میان دو گروه در هریک از رخدادهای مشاهده می‌شود؟ نتایج را تفسیر کنید.

۶. بررسی داده‌ها با استفاده از معیار PAC

۶,۱. بررسی و مقایسه مقادیر PAC در دو بازه زمانی مختلف

در این قسمت، با استفاده از توابعی که در تمرین دوم برای محاسبه PAC نوشته‌اید، به بررسی روابط کارکردی میان بخش‌های مختلف مغز در افراد مبتلا به افسردگی و مقایسه آن با افراد سالم در مواجهه با reward یا punishment در طول یادگیری تقویتی خواهیم پرداخت. برای این منظور، مراحل زیر را دنبال کنید.

با استفاده از توابعی که در تمرین دوم برای محاسبه PAC در فرکانس‌های مختلف نوشتید، مقادیر کوپلاژ را در دو بازه زمانی ۰ تا ۵۰۰ میلی‌ثانیه و ۵۰۰ تا ۱۰۰۰ میلی‌ثانیه پس از وقوع فیدبک، بین دامنه کانال Pz و فاز کانال Fz و برعکس (دامنه کانال Fz و فاز کانال Pz)، در هر تریال و برای هر ساجکت، با رعایت نکات زیر محاسبه کنید:

۱. بازه فرکانسی برای فاز را ۴ تا ۸ هرتز و برای دامنه ۲۰ تا ۵۰ هرتز در نظر بگیرید.
۲. مقادیر PAC را با استفاده از روش MVL محاسبه کرده و ماتریس به‌دست‌آمده را به‌صورت PAC_main ذخیره کنید. برای ارزیابی مقادیر PAC، تست جایگشت را به روش زیر انجام دهید:
۱. ترتیب سیگنال دامنه را، پس از اعمال تبدیل ویولت در هر فرکانس در بازه ۲۰ تا ۵۰ هرتز، به‌صورت تصادفی تغییر دهید.
۲. مقادیر PAC را برای سیگنال جایگشت‌شده دوباره محاسبه کنید.
۳. این فرآیند را ۲۰۰ بار تکرار کنید. (n=200)
۴. مجموعه ماتریس‌های PAC حاصل از جایگشت را در تانسور PAC_perm ذخیره کنید.
۵. ابعاد تانسور PAC_perm به‌صورت زیر خواهد بود:

$$200 \times \text{phase frequency points} \times \text{amplitude frequency points}$$

۶. در هر فرکانس فاز و دامنه، تست آماری t-test را با فرض صفر بودن PAC_main و با استفاده از جمعیت ۲۰۰ تایی PAC_perm انجام دهید. سپس مقادیر p-value را برای هر فرکانس فاز و دامنه استخراج کنید. برای این کار از دستور `scipy.stats.ttest_1samp` استفاده کنید و مقدار پارامتر `alternative` را برابر "less" قرار دهید تا مقادیر p-value تنها برای سمت راست توزیع جمعیت PAC_perm محاسبه شوند.

۷. پس از آن، مقدار درایه‌های PAC_main که مقدار p-value متناظرشان بزرگ‌تر از ۰.۰۵ باشد را برابر صفر قرار دهید. به این ترتیب، فقط مقادیری از PAC_main باقی خواهند ماند که به صورت معنادار از مقادیر PAC حاصل از جایگشت سیگنال دامنه بزرگ‌تر هستند.

پس از محاسبه PAC در هر تریال، ابتدا میانگین ماتریس‌های PAC را برای هر فرد و سپس برای همه افراد در هر گروه (افسرده و کنترل) و رخدادهای (reward و punishment) در هر دو حالت ارتباط میان کانال‌های Pz و Fz، محاسبه کنید. در نتیجه، یک ماتریس PAC نهایی برای هر رخدادهای هر گروه به دست می‌آید. در پایان، نمودارهای comodulogram را برای دو گروه و دو رخداد در یک شکل (figure) رسم کنید. توجه داشته باشید که بازه رنگی (clim) در تمام نمودارها یکسان تنظیم شود تا مقایسه‌ی بین آن‌ها به درستی انجام گیرد.

با توجه به نتایج حاصل، به سوالات زیر پاسخ دهید:

- بر اساس فرمول‌بندی ریاضی روش MVL، توضیح دهید که چرا این روش نسبت به توان سیگنال دامنه دچار بایاس می‌شود؟
- انجام تست جایگشت چگونه در حذف اثر توان سیگنال دامنه در نتایج PAC با روش MVL مؤثر است؟
- با توجه به نمودارهای comodulogram آیا تفاوت چشمگیری در مواجهه reward و punishment در هر گروه دیده می‌شود؟
- آیا تفاوت چشمگیری میان دو گروه در مواجهه با reward و punishment دیده می‌شود؟
- به طور کلی آیا تفاوتی در الگوهای فرکانسی PAC در دو حالت محاسبه‌شده، یعنی فاز Pz - دامنه Fz و فاز Fz - دامنه Pz، وجود دارد؟
- در مجموع، یک فرضیه نوروساینسی برای نتایج حاصل براساس نقش ارتباطات کارکردی میان نواحی Fz و Pz در مغز حین یادگیری تقویتی ارائه دهید. در واقع با ذکر مراجع و مقالات علمی، ابتدا تحقیق کنید که به طور کلی ارتباطات Pz و Fz چه توصیفی از عملکرد مغز بخصوص در یادگیری دارند و سپس با استناد به آن‌ها، فرضیه‌ای را برای نتایج PAC و تفاوت گروه‌ها یا رخدادهای ارائه دهید. دقت کنید که لزومی ندارد که فرضیه شما کاملاً درست باشد، اما منطقی بودن آن الزامیست.

۶.۲. تحلیل دینامیک زمانی PAC (اختیاری)

****انجام بخش ۶.۲ اختیاری است و حداکثر ۵ درصد نمره اضافی را فقط برای این تمرین شامل می‌شود.**

همان‌طور که می‌دانید، تمامی معیارهای ارتباطات کارکردی و مؤثر که در تمرینات به آن‌ها اشاره شد، در یک بازه زمانی مشخص محاسبه می‌شوند. با این حال، بررسی تغییرات زمانی در ارتباطات میان دو ناحیه مغزی می‌تواند اطلاعات بیشتری درباره نحوه تعامل آن‌ها در طول زمان ارائه دهد. برای استخراج تغییرات زمانی PAC از تکنیک «پنجره‌های لغزان» (sliding windows) استفاده می‌کنیم. به این صورت که یک پنجره زمانی با همپوشانی، در هر بازه زمانی ماتریس PAC را محاسبه کرده و تغییرات آن را در طول زمان بررسی می‌کند.

با توجه به حجم بالای محاسبات در روش‌هایی مانند استفاده از حلقه‌های متعدد for، که شامل محاسبه PAC در هر پنجره زمانی، هر تریال و هر سابجکت می‌شود، این فرآیند می‌تواند بسیار زمان‌بر باشد. در این بخش، از پکیج [tensorpac](#) استفاده می‌کنیم که به کمک محاسبات ماتریسی و تانسوری، مقادیر PAC را بسیار سریع‌تر از روش‌های معمول محاسبه کرده و ماتریس PAC را برای هر تریال‌ها در یک بازه زمانی مشخص استخراج می‌کند. با این رویکرد، به جای استفاده از ۶ حلقه for (فرکانس فاز، فرکانس دامنه، پنجره زمانی، تریال، و سابجکت)، تنها از ۲ حلقه for (پنجره زمانی و سابجکت) استفاده می‌شود که باعث کاهش چشمگیر پیچیدگی محاسباتی می‌گردد. برای کسب اطلاعات بیشتر از نحوه محاسبه PAC توسط این پکیج به [این صفحه](#) مراجعه کنید.

در این بخش از تمرین، تغییرات زمانی PAC میان دامنه Pz و فاز Fz را در بازه فرکانسی ۲۰ تا ۵۰ هرتز برای دامنه و ۴ تا ۸ هرتز برای فاز برای هر گروه (افسرده و کنترل) و هر رخداد (reward و punishment) محاسبه خواهید کرد. برای این منظور، مراحل زیر را دنبال کنید:

۱. ابتدا بردار زمان را به پنجره‌های ۵۰۰ میلی‌ثانیه‌ای با همپوشانی ۴۰۰ میلی‌ثانیه تقسیم کنید.
 ۲. سپس نمونه زمانی انتهایی هر پنجره را به عنوان شاخص زمانی آن پنجره ذخیره کنید. به عنوان مثال، در پنجره‌ای که لحظات ۰ تا ۵۰۰ میلی‌ثانیه بعد از وقوع رخداد را در بر می‌گیرد، شاخص زمانی آن، لحظه ۵۰۰ میلی‌ثانیه است.
 ۳. حال بر اساس تقسیم‌بندی زمانی انجام شده، مقادیر PAC را در تمامی تریال‌ها با استفاده از توابع موجود در پکیج [tensorpac](#) محاسبه کنید. بنابراین برای هر سابجکت، یک تانسور از مقادیر PAC با ابعاد زیر خواهیم داشت:
- $$trial \times phase \times frequency \times amplitude \times time \times window$$
۴. در ادامه، مقادیر PAC را در هر سابجکت روی فرکانس فاز و تریال میانگین بگیرید. بنابراین، برای هر سابجکت ماتریس زیر حاصل می‌شود:

$$amplitude \times frequency \times time \times window$$

۵. ماتریس‌های بدست آمده در سابجکت‌های هر گروه را به تفکیک رخداد، میانگین بگیرید.
 ۶. حال نمودارهای هیت مپ زمان-فرکانس را برای گروه سالم و افسرده و برای دو رخداد، در یک شکل (figure) رسم کنید. همچنین مشابه بخش قبل، بازه رنگی نمودارها را یکسان کنید.
- با توجه به نتایج حاصل، به سوالات زیر پاسخ دهید:

- آیا تفاوت چشمگیری در مواجهه reward و punishment در هر گروه دیده می‌شود؟
- آیا تفاوت چشمگیری میان دو گروه در مواجهه با reward و punishment دیده می‌شود؟
- در چه لحظاتی از زمان این تفاوت‌ها بیشتر مشاهده می‌شود؟

بررسی داده‌ها با استفاده از معیار dPLI

در این بخش می‌خواهیم تعداد گزاره مرتبط با معیار ارتباطی dPLI را بر روی داده‌های پیش‌پردازش شده‌ای که در اختیارتان قرار گرفته به لحاظ آماری بررسی کنیم.

(۱) یکی از نکات مهم که به عنوان زیربنای بسیاری از ساز و کارهای شناختی عمل می‌کند، توجه است. می‌توان توجه در مغز را به دو دسته تقسیم کرد، (۱) بالا به پایین، که به تعبیری می‌توان آن را کنترل و دریافت آگاهانه از محیط نامید و نیز (۲) پایین به بالا که دریافت اطلاعات از منابع خارجی به سطوح پردازشی بالاتر ممکن می‌کند. این لفظ «بالا» و «پایین» به مرحله‌ای که در سطوح شناخت به یک قسمت خاص از مغز منتسب می‌شود اشاره دارد و تعبیر آناتومیک آن را همراه ندارد. به طور کلی و نادقیق می‌توان گفت که هر چقدر به پشت سر نزدیک‌تر شویم بیشتر پردازش‌ها مرتبط به عملیات سطح پایین است و هر چقدر به جلوی سر نزدیک شویم بیشتر پردازش‌ها به عملیات‌های شناختی سطح بالاتری مرتبط می‌شوند. در سطح سیگنال‌های EEG نمی‌توان به طور مستقیم یک مولفه خاص را مرتبط به جمعیت یا عملیات نورونی خاص کرد، در اینجا صرفاً می‌خواهیم فرضیه‌ای در سطح ریاضی و سیگنالی مطرح کرده و آن را بررسی کنیم. فرضیه زیر را بر روی ارتباط میان کانال‌های Fz و Pz بررسی کنید.

- در هر دو فیدبک داده شده، در زمان‌های ابتدایی (میان ۰ تا ۲۰۰ میلی ثانیه) عمده جریان اطلاعات از پشت‌سر به جلوی سر است و در پنجره‌های زمانی متاخرتر جهت جریان عمدتاً وارونه می‌شود. (۱۰۰ تا ۳۰۰ میلی ثانیه)

- در این فرضیه جریان داده را یک‌بار معیار dPLI بر روی سیگنال فیلتر نشده در نظر بگیرید، بار دیگر روی سیگنال فیلتر شده روی باند فرکانسی تتا و بار دیگر روی باند فرکانسی بتا.
- روی جمعیت سابجکت‌های کنترل این بررسی را انجام دهید.

گزاره را بررسی کرده و مشاهدات و نتایج حاصله را توضیح دهید.

(۲) در برخی پردازش‌ها، ارتباطات محلی اهمیت ویژه‌ای پیدا می‌کنند، در این قسمت می‌خواهیم تفاوتی که در شبکه پردازشی پاداش و مجازات ممکن است وجود داشته باشد را بررسی کنیم. برای این منظور دو کانال Fpz و Fz را در نظر بگیرید. هر دو کانال در جلوی سر هستند و به منظور برآورده کردن عملیات مشخصی با یکدیگر ارتباط برقرار می‌کنند. سوال این است که در پنجره‌های زمانی مختلف آیا تفاوتی میان ارتباط این دو کانال در مواجهه با پاداش و مجازات وجود دارد یا نه. گزاره زیر را در نظر بگیرید.

ارسال اطلاعات از Fpz به Fz در بازه‌های زمانی میان ۱۰۰ تا ۳۰۰ میلی ثانیه و نیز ۲۰۰ تا ۴۰۰ میلی ثانیه پس از پاداش و پس از مجازات با یکدیگر تفاوت دارند.

محاسبات مربوطه را انجام دهید و نتایج را توضیح دهید. این موارد را بر روی سابجکت‌های گروه کنترل بررسی کنید.

(۳) در هر دو ارتباطی که در دو قسمت قبل بررسی کردید، تمام بررسی‌ها بر روی گروه کنترل بوده و حالا می‌خواهیم سعی کنیم با استفاده از این معیار ارتباطی تفاوتی میان گروه کنترل و گروه افسرده پیدا کنیم.

در بازه‌ی زمانی ۲۰۰ تا ۴۰۰ میلی ثانیه مقدار dPLI را برای تمام سابجکت‌ها بر روی سیگنال‌های مربوط به پاداش و مجازات میان کانال‌های Cz و Fpz به طور مجزا محاسبه کنید. انتظار داریم که در این ارتباط، برای گروه افسرده در سیگنال‌های مرتبط به مجازات میزان ارتباط افزایش داشته باشد، در حالی که در سیگنال‌های مرتبط به پاداش این مقدار کاهش یافته باشد. این گزاره را بررسی کنید. همچنین از حیث جهت ارتباط نیز مقایسه را انجام دهید.