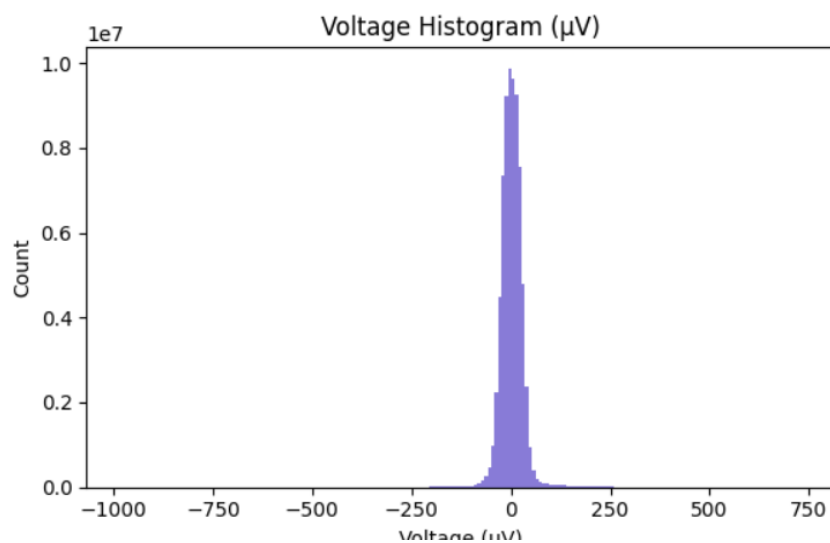


## تمرین دوم علوم شناختی

علیرضا شیری

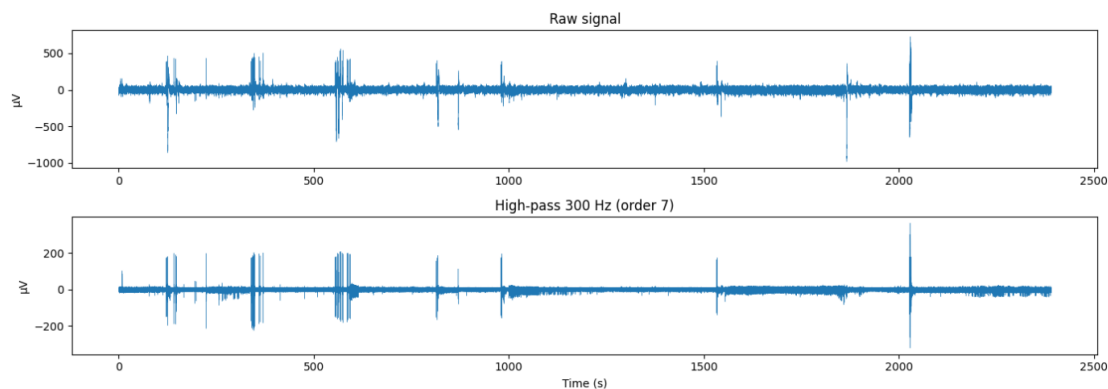
۸۱۰۱۰۳۱۶۹

### ۱) Spike Sorting from Scratch



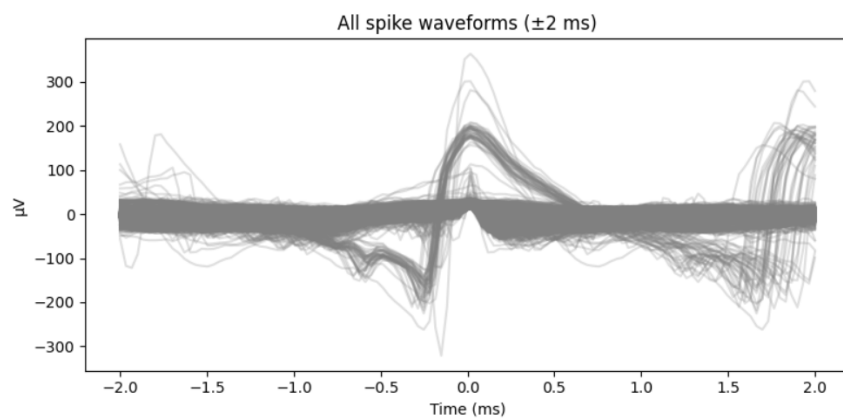
شکل ۱: توزیع ولتاژ

ابتدا توزیع ولتاژ رو رسم میکنیم اگر بر حسب میکرو ولت نگاه کنیم، حول صفر یک توزیع نرمال بدست میاید.



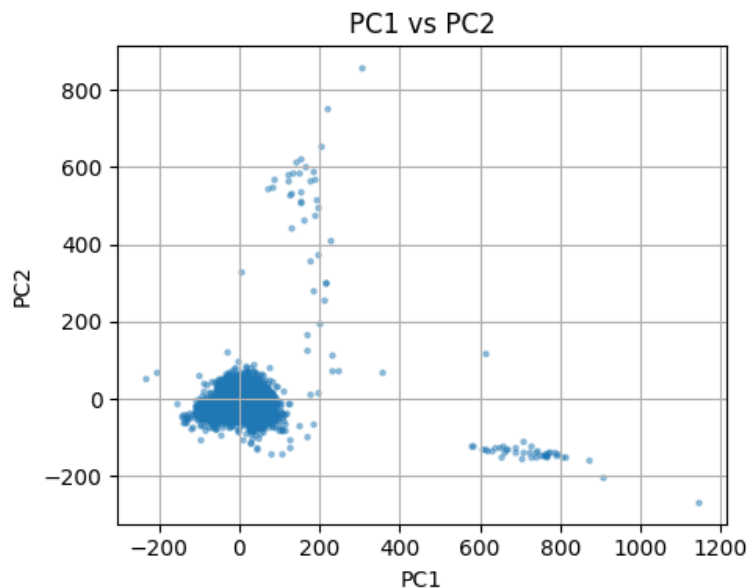
شکل ۲: سیگنال خام و بعد اعمال فیلتر

بعد از فیلتر کردن داده ها میبینیم که دامنه سیگنال مقداری کمتر شده، برای حذف نویز هم همچنین پیدا کردن اسپایک ، چون اسپایک ها تغییرات ناگهانی و سریع (فرکانس بالا) و کم دامنه ای هستند که در سیگنال مشاهده میشوند.



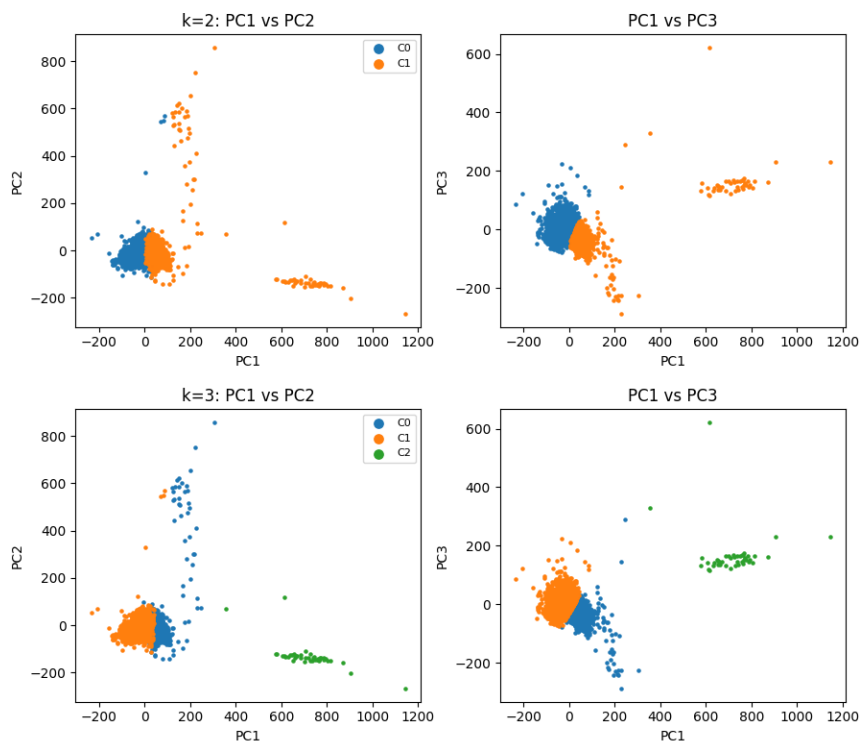
شکل ۳: تمام اسپایک های پیدا شده در حالت waveform

در اینجا ما پیک هایی که پیدا کردیم ۲ میلی ثانیه قبل و بعد آنها را به صورت waveform در آوردیم و در مبدا مختصات قرار دادیم .



شکل ۴: استخراج ویژگی های موج های پیدا شده PCA

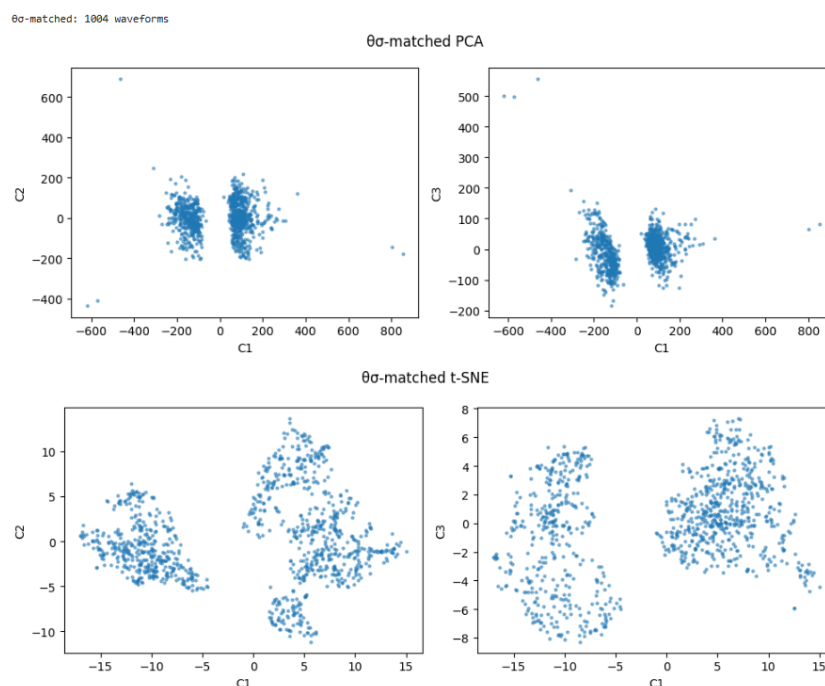
باتوجه به شکل موج هر اسپایک ما میتوان آنها را با pca به کلاستر های مجزا تقسیم بندی کنیم. این کلاستر ها نوروں ها را نشان خواهند داد. باتوجه به شکل به بنظر میرسد ما تنها یک نوروں را پیدا کردیم. بقیه نقاط که از کلاستر اصلی دور هستند و پراکنده اند، میتوان نويز در نظر گرفت



شکل ۵: pca با Kهای مختلف

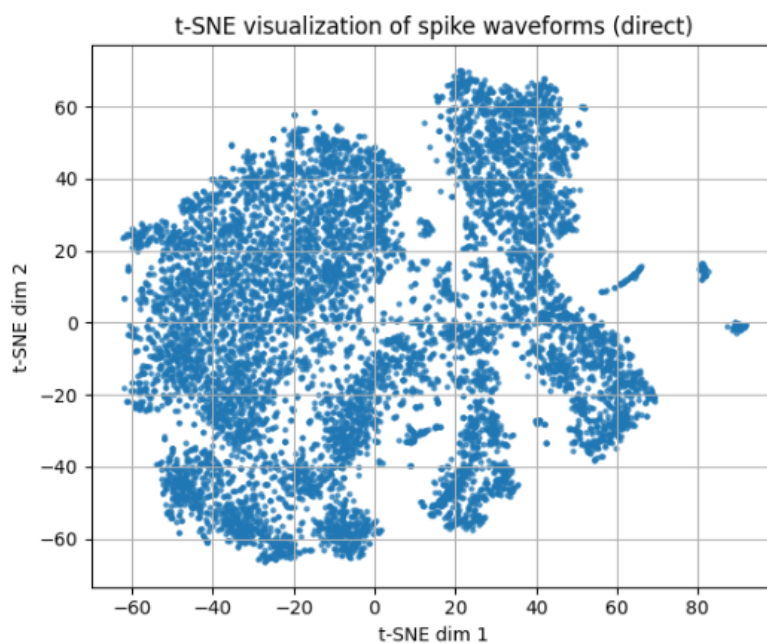
## مقایسه با spike.mat

برای مقایسه با ایندکس‌های موجود در فایل spike.mat ما به این صورت عمل کردیم که ابتدا با نرخ‌های مختلف سیگنال اصلی را downsample کردیم. بیشترین تطبیق را نرخ ۳۰ داشت یعنی ما فرکانس سینگال را به ۱۰۰۰ هرتز تبدیل کردیم (از ۳۰ کیلو هرتز) که اسپایک‌ها پیدا شده در داده‌های خودمان را با یک ترشولد ۱ میلی ثانیه‌ای با spike.mat مقایسه کردیم تقریباً ۱۰۰۰ spike.mat پیدا شد. که ۱ درصد اسپایک‌های موجود در spike.mat بود. fl score هم ۰.۱۰ درصد بود. به نظر میرسد با downsampling دو خوشه به عبارتی دو نوروپ پیدا کردیم.



شکل ۶: tsne و pca برای اسپایک‌ها جدید و پیدا شده

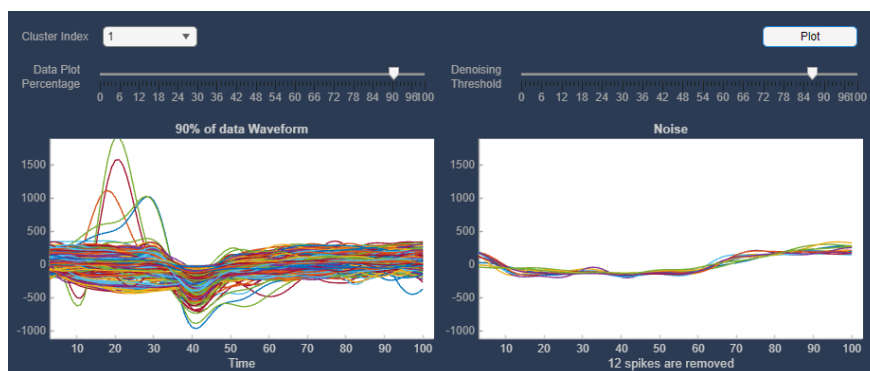
نمودار tsne محورهای تقریباً بی معنی دارد و به طور کلی فقط برای بصری سازی و حفظ ساختار خوشه‌ها اهمیت دارد.



شکل ۷: tsne قبلاً downsampling

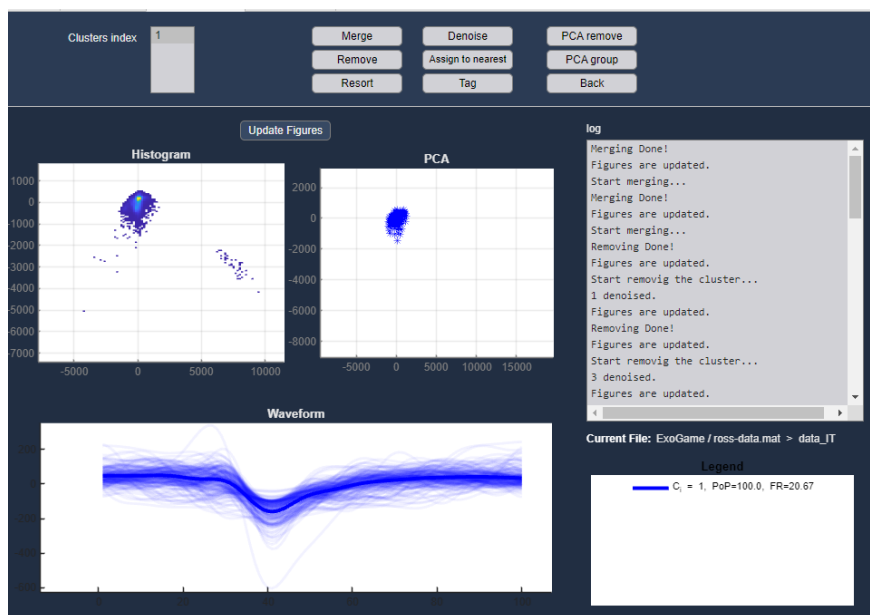
میتوان خوشه های بیشتری در این tsne پیدا کرد. همچنین با ترشولد  $0.9 \times \max$  ما به طور کل فقط یک اسپایک پیدا میکنیم که نمیتوان برای آن pca یا tsne رسم کرد.

## ROSS

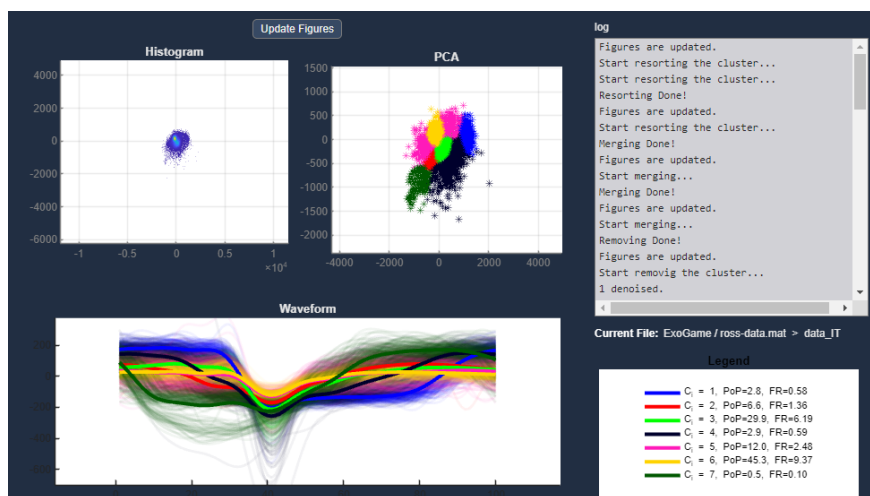


شکل ۸: فرآیند حذف نویز برای کلاستر ۱

ابتدا همه کلاستر هارا بک کلاستر بزرگ مرج میکنیم سپس نویز فرآیند denoising را انجام میدهم

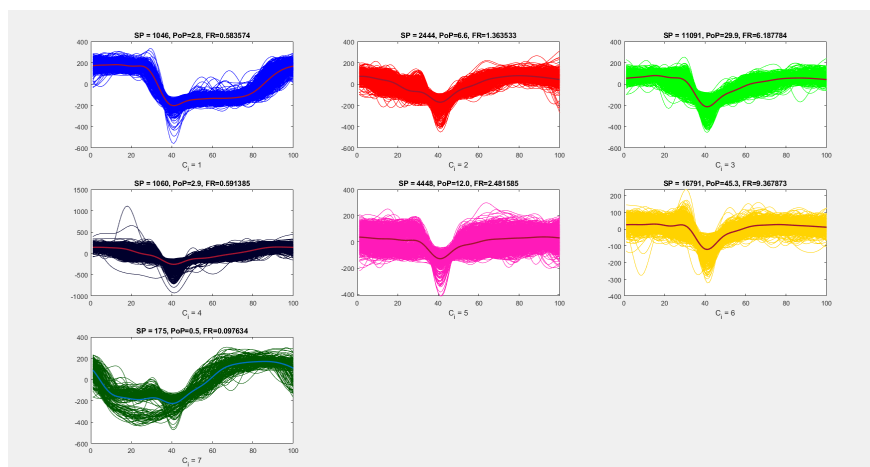


شکل ۹: بعد از manual sorting



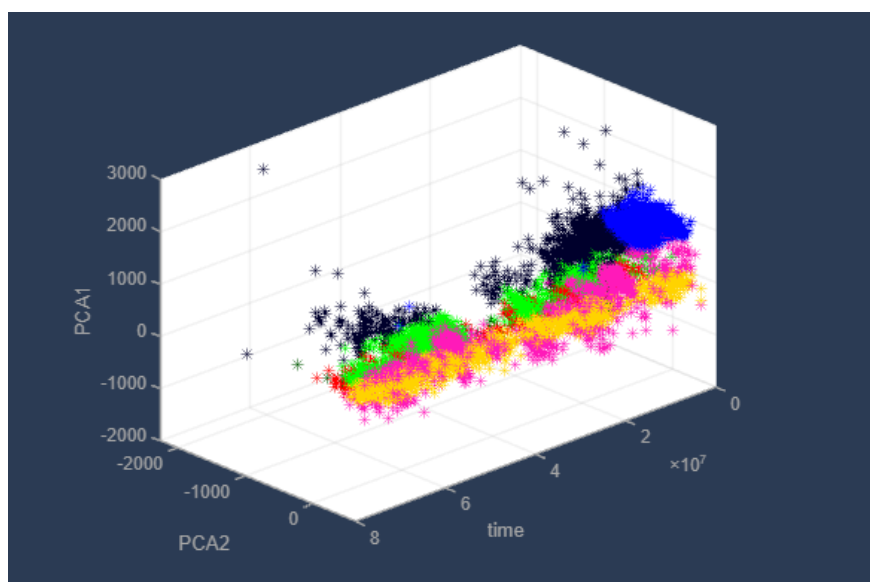
شکل ۱۰: دوباره resort

حال دوباره رو کلاستر اصلی کلیک میکنیم و resort میکنیم. مشاهده میکنیم که به ۷ کلاستر تقسیم شده است.



شکل ۱۱: شکل waveform کلاستر های پیدا شده

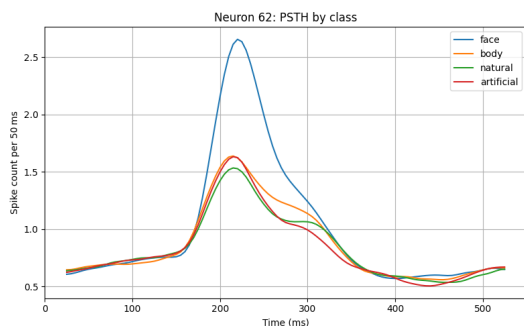
می بینیم شکل موج در کلاستر های موجود باهم تفاوت هایی دارد. میتوان سختگیرانه عمل کرد همین کلاسترها را هم به کلاستر ها بیشتر و شکل های متفاوت از موج را استخراج کرد



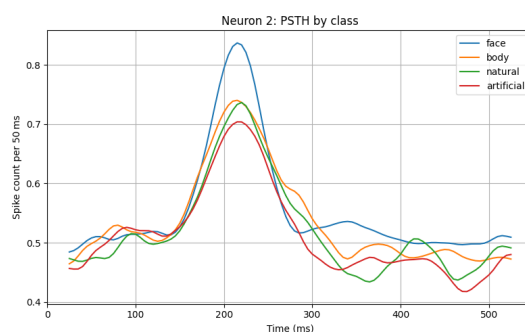
شکل ۱۲: PCA1, PCA2 نمودار بر حسب زمان

## ۲ Analysis of Single Neuron Activity

### PSTH



(ب) تصویر دوم



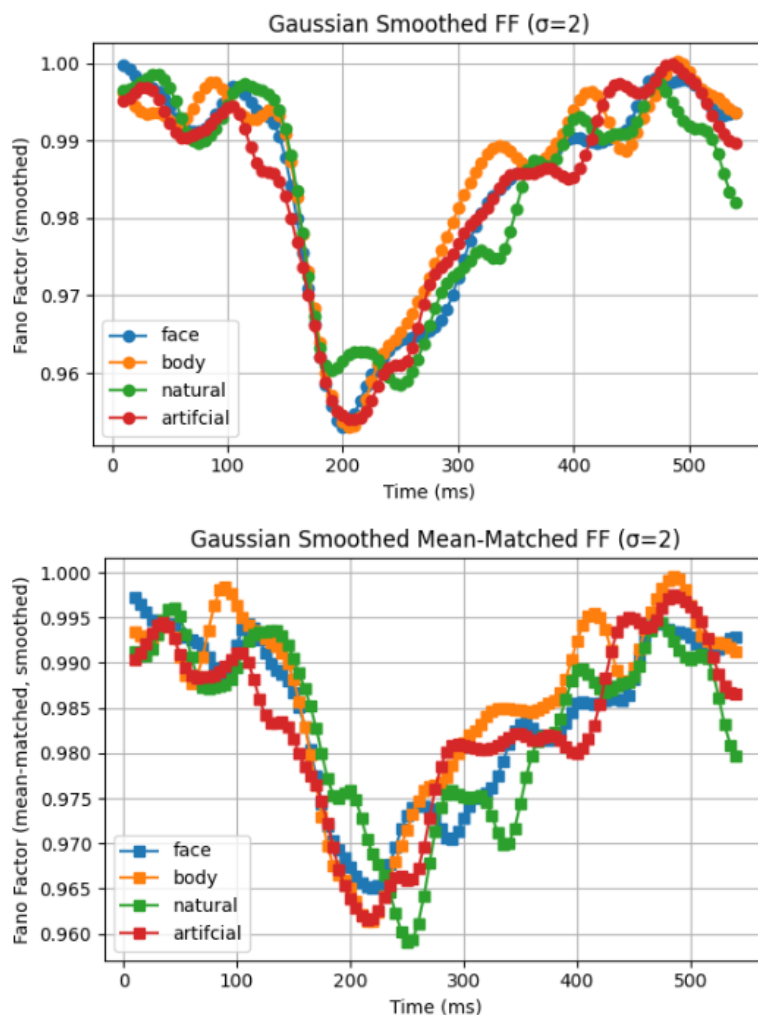
(ا) تصویر اول

شکل ۱۳: PSTH دو نورون انتخابی

بیشتر نورون به تصویر face حساس تر بودند ولی بودند نورون هایی که پاسخ های پراکنده و غیر قابل تفسیر هم داشتند. برای محاسبه psth و همچنین بقیه آنالیز های موجود ما از پنجره زمانی و حساب کردن تعداد اسپایک ها در بین های مختلف این پنجره های زمانی با در نظر گرفتن همپوشانی پنجره ها نمودار psth و استفاده از آن برای svm بهره بردیم



## Fano Factor Analysis



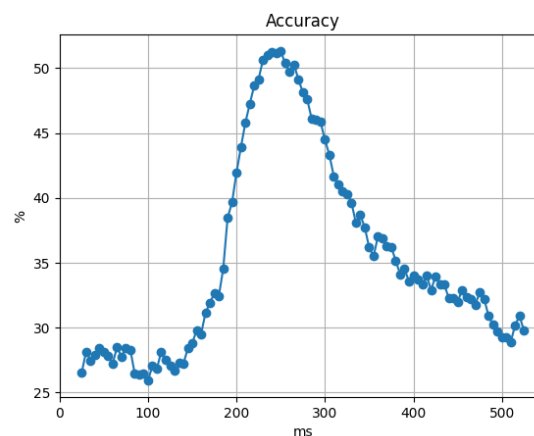
شکل ۱۴: fano factor

fano factor معیاری است برای سنجش تصادفی بودن یا نبودن رفتار نوروں ها، هرچه این معیار کمتر باشد یعنی پاسخ نوروں از حالت تصادفی (توزیع پواسون) به دور است. همانطور از شکل پیداست، در نواحی baseline نوروں کامل رفتار تصادفی از خود دارد، دقیقاً بعد از onset رفتار هدفمند و در پاسخ به یک محرک اتفاق افتاده است، که کاملاً با فرضیات و مشاهدات یکی است. اما با توجه به اینکه نوروں های ما به کلاس face حساس تر هستند ما باید شاهد این میبودیم که این معیار برای دسته face کمتر از بقیه باشد. احتمالاً به خاطر smooth کردن نمودار این مورد اتفاق افتاده در کل شکل کلی مورد انتظار بدست آمده است.

## SVM



(ب) تصویر دوم

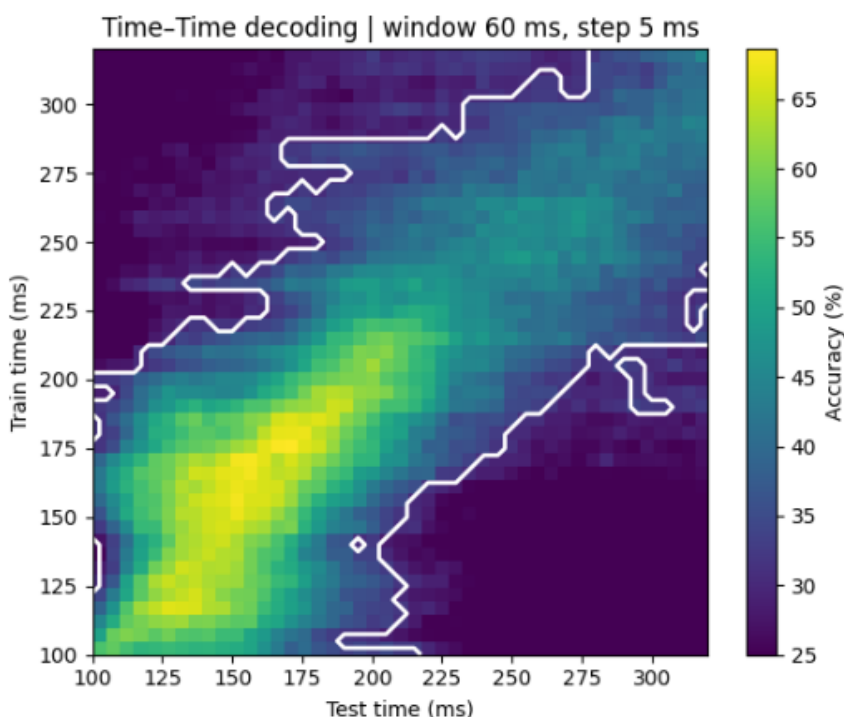


(آ) تصویر اول

شکل ۱۵: نتایج SVM

نتایج بدست آمده کاملاً طبیعی و قابل پیش بینی بود، اگر زمان پخش تصویر را ۱۰۰ در نظر بگیریم درست مشخص است که فعالیت نورون و پاسخ آنها به تصویر بعد نشان دادن تصویر افزایش داشته و طبیعی است که دقت svm بعد از پاسخ های نورون ها بیشینه شود، چون قبل و بعد آن baseline ما هست و اطلاعات خاصی وجود ندارد. از نمودار recall هم میتوان به این نتیجه رسید که فعالیت نورون های ما بیشتر مربوط به face بوده و تفاوت بسیاری با بقیه کلاس ها دارد.

## Time-Time Decoding Analysis



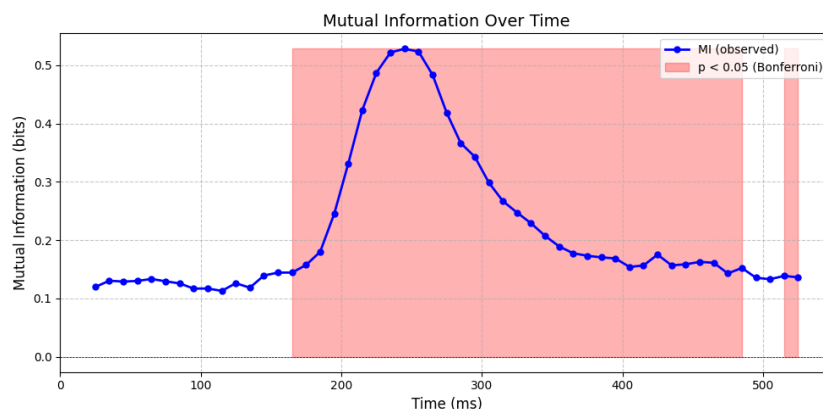
شکل ۱۶: Time-Time decoding

قطر اصلی (قطری که  $\text{test time} = \text{train time}$ ) ناحیه‌ای است که مدل روی همان زمان آموزش داده شده و روی همان زمان تست شده. اینجا بیشترین دقت دیده می‌شود (بیش از 65%). این یعنی در همان بازه‌های زمانی، پاسخ نوروها بهترین دسته‌بندی را دارند. پهنای این قطر به معنی پایداری پاسخ نوروها است که آموزش در یک زمان میتواند اطلاعات مفیدی برای زمان‌های بعدی نیز داشته باشد.

مثلاً وقتی مدل روی 250 ms آموزش دیده، می‌تواند روی بازه‌های نزدیک مثل 200 تا 300 ms هم به خوبی طبقه‌بندی کند. شروع دقت معنی‌دار حدود 100 ms: دقت طبقه‌بندی از حوالی 100 ms بعد از ارائه محرک شروع می‌شود که زمان پاسخ‌دهی اولیه ناحیه تمپورال به محرک‌های است.

وجود چندین خوشه معنی‌دار در محدوده 150 تا 200 ms: این نشان می‌دهد که دسته‌بندی‌ها در بازه‌های مختلف زمانی توسط جمعیت نوروها قابل تشخیص هستند و اطلاعات مربوط به دسته در این بازه حفظ شده است.

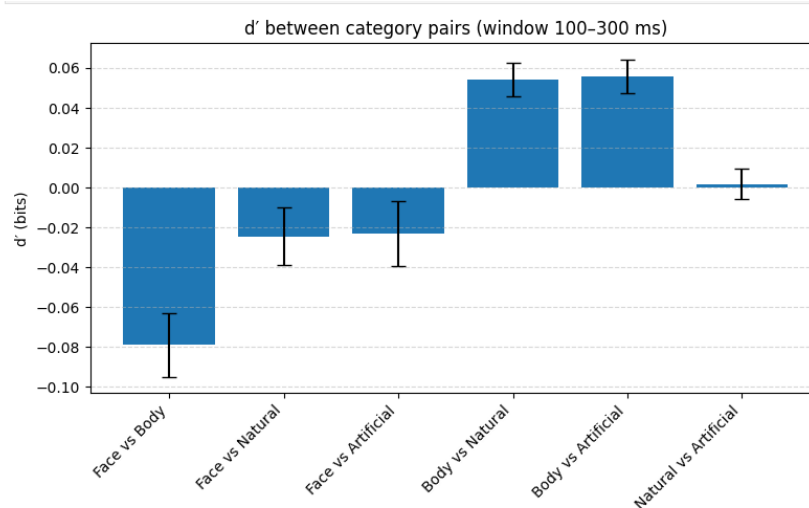
## Mutual Information Analysis Across Time



شکل ۱۷: MUTUAL INFORMATION

بازه زمانی که بیشترین مقدار Mutual Information مشاهده می‌شود تقریباً بین ۲۰۰ تا ۳۰۰ میلی‌ثانیه پس از محرک است، که نشان‌دهنده بیشترین اطلاعات دسته‌بندی شده در این بازه زمانی است. این نتیجه با تحلیل‌های طبقه‌بندی (decoding) و Fano Factor همخوانی دارد، به طوری که هر سه روش نشان می‌دهند بیشترین تمایز بین دسته‌های مختلف در همین بازه رخ می‌دهد. تغییرات Fano Factor نیز بیانگر تغییر پراکندگی پاسخ نوروها به محرک‌ها در این بازه زمانی است. این یافته‌ها نشان می‌دهد که در ناحیه قشر تمپورال تحتانی (inferior temporal cortex)، بازه زمانی ۲۰۰ تا ۳۰۰ میلی‌ثانیه پس از ارائه محرک، کلیدی‌ترین زمان برای پردازش و تفکیک اطلاعات بصری مربوط به دسته‌های مختلف است.

### Category Discriminability Using d-prime

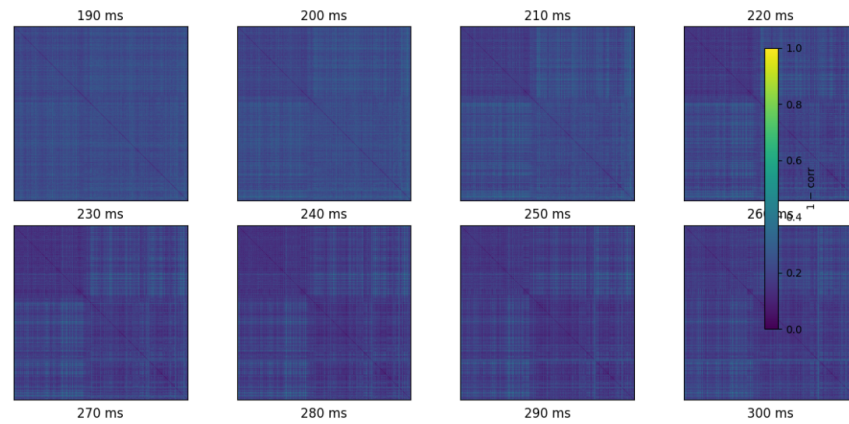


شکل ۱۸: d-prime

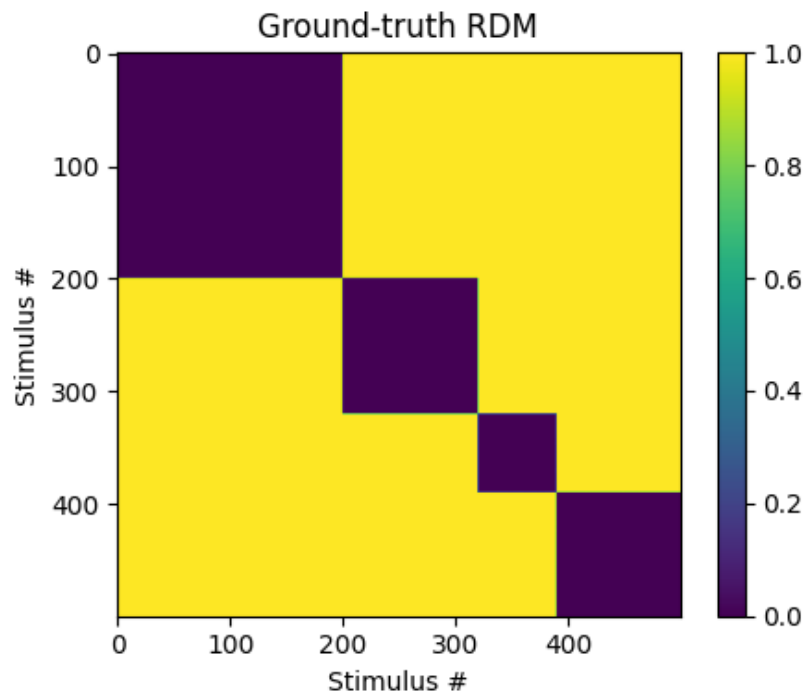
بازم هم نتایج قابل پیش‌بینی بود، واضح است که کلاس‌های face بیشترین تفاوت را بقیه کلاس‌ها دارد. بیشترین spike را برای کلاس face ثبت کرده ایم و این قابل پیش‌بینی بود. همچنین کلاس‌هایی که شبیه هم هستند هم تفاوت کمتری نسبت به هم دارند. همچنین body چون در یک کلاس کلی با face قرار دارد (animate) تفاوتی فاحشی با کلاس‌های غیر زنده دارد.

### ۳ Analysis of Population Activity

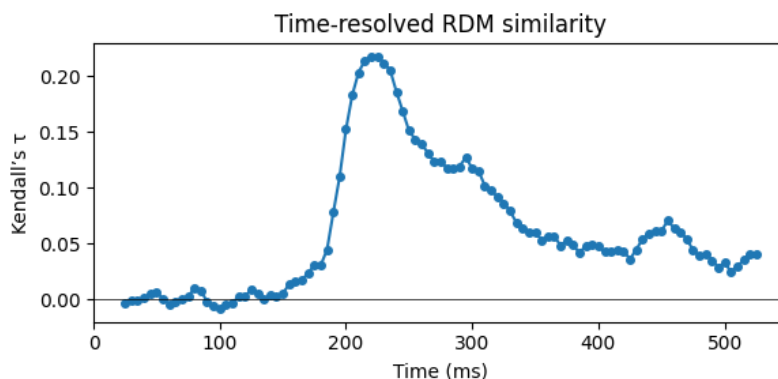
#### Representational Dissimilarity Matrix (RDM) and Kendall's Tau Correlation



شکل ۱۹: RDM



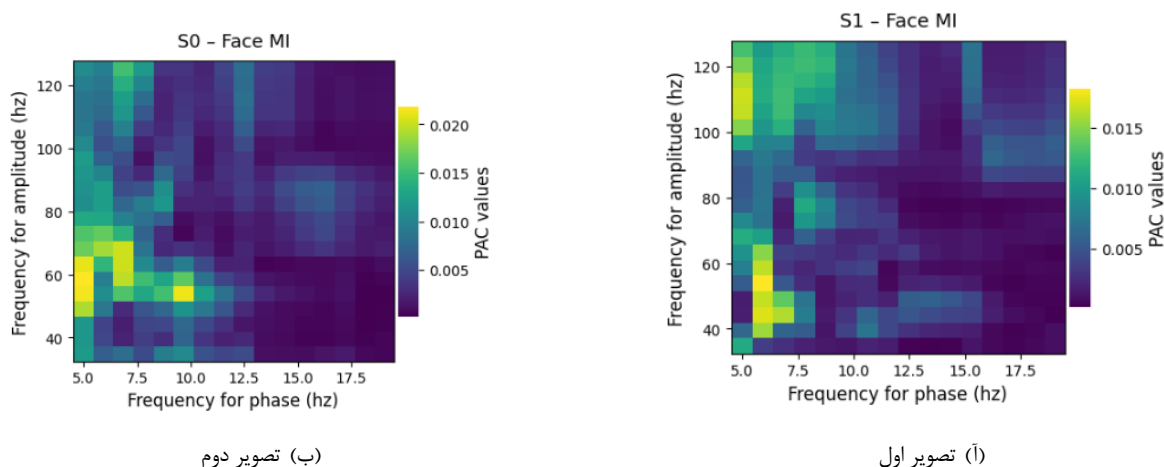
شکل ۲۰: GROUND TRUTH RDM



شکل ۲۱: KENDALL AND RDM

نمودار کندال ما کاملاً با آنالیزهای قبلی تطابق دارد، بیشترین شباهت بین RDM ما و با ماتریس ground truth در همان جایی اتفاق افتاده که MI INFORMATION و دقت svm مقدار بیشینه دارند. همچنین به دلیل اینکه نورون‌های ما بیشتر به face حساس‌ترند در ماتریس RDM کلاس face از دیگر کلاس‌ها قابل مشاهده است انگار که در اصل دو کلاس داشته ایم، یک کلاس face و کلاس دیگر و این کاملاً قابل پیشبینی بود چون این نورون از ناحیه temporal cortex گزفته شدن که بیشتر فعالیت پردازش چهره در آنجا صورت میگیرد.

## ۴ Phase-Amplitude Coupling (PAC) and Spectrum Analysis



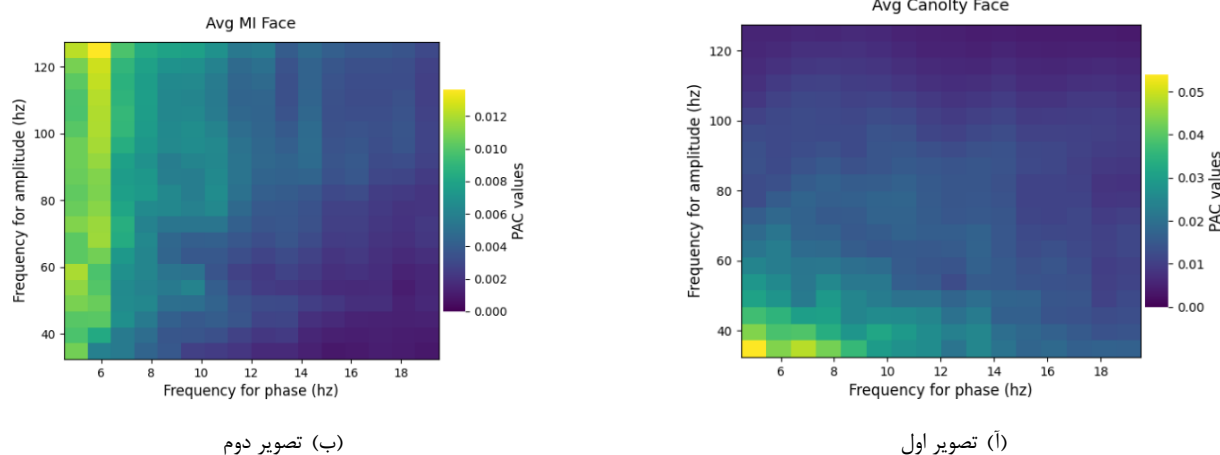
شکل ۲۲: مقایسه دو session برای کلاس face

اگر این دو سشن از نقاط مختلف مغز ثبت شده باشند، تفاوت‌های مشاهده شده در الگوهای PAC می‌تواند منعکس‌کننده ویژگی‌های منطقه‌ای و عملکردهای متفاوت نواحی مغزی باشد.

هر ناحیه‌ی مغزی ممکن است الگوهای نوسانی خاص خود را داشته باشد که نشان‌دهنده‌ی مکانیسم‌های پردازشی منحصر به فرد آن منطقه است. به عنوان مثال، ناحیه‌ای که سشن S0 در آن ثبت شده است بیشتر درگیر پردازش فاز در باندهای  $\theta$  تا  $\alpha$  و دامنه در باند  $\gamma$  بالا باشد، در حالی که ناحیه‌ای که سشن S1 ثبت شده است ممکن است الگوهای دامنه در باند  $\beta$  تا  $\gamma$  پایین‌تر

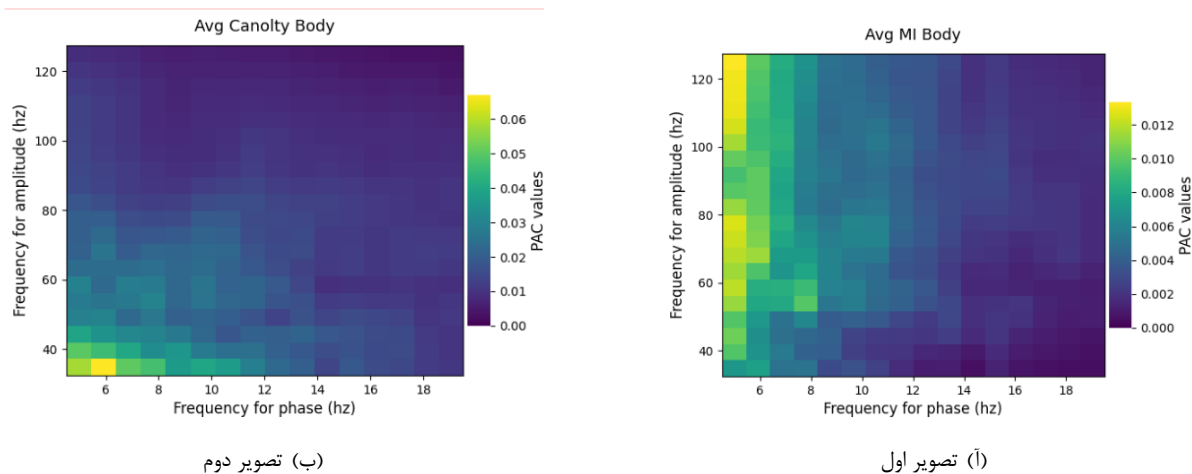
و فرکانس فاز متفاوتی را نشان دهد.

این تفاوت‌ها اهمیت زیادی دارد زیرا به ما کمک می‌کند تا بفهمیم چگونه مناطق مغز اطلاعات را از طریق هماهنگی نوسانات آهسته و سریع پردازش می‌کنند و تعامل بین این فرکانس‌ها چگونه شکل می‌گیرد.



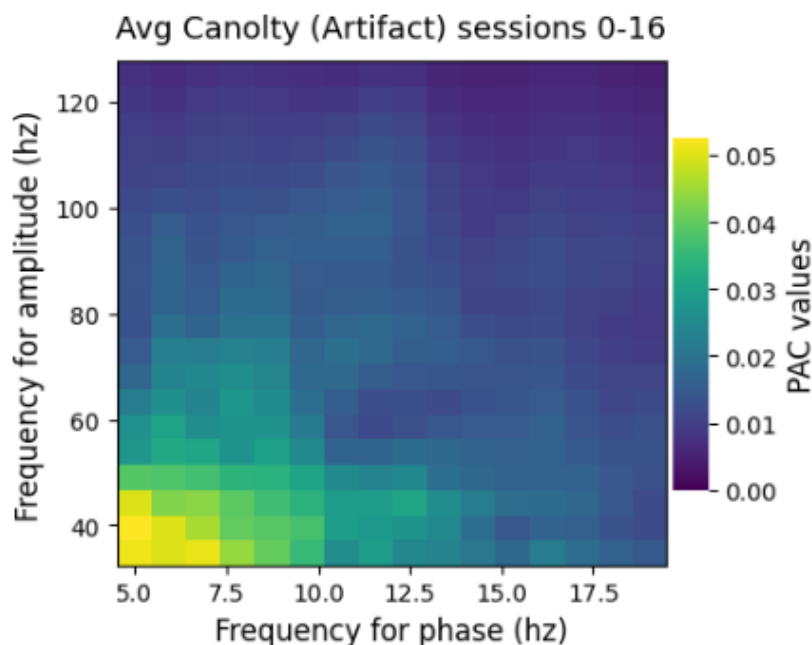
شکل ۲۳: میانین PAC برای face

به طور کلی آنالیز با روش MI با canolty کاملاً متفاوت است. بر این نکته به دلیل اینکه MI الگوی «انحراف توزیع دامنه در باین‌های فاز» را می‌سنجد (مقیاس‌شده و مستقل از قدرت) میانگین Canolty «دامنه فاز» را می‌سنجد (وابسته به قدرت دامنه)



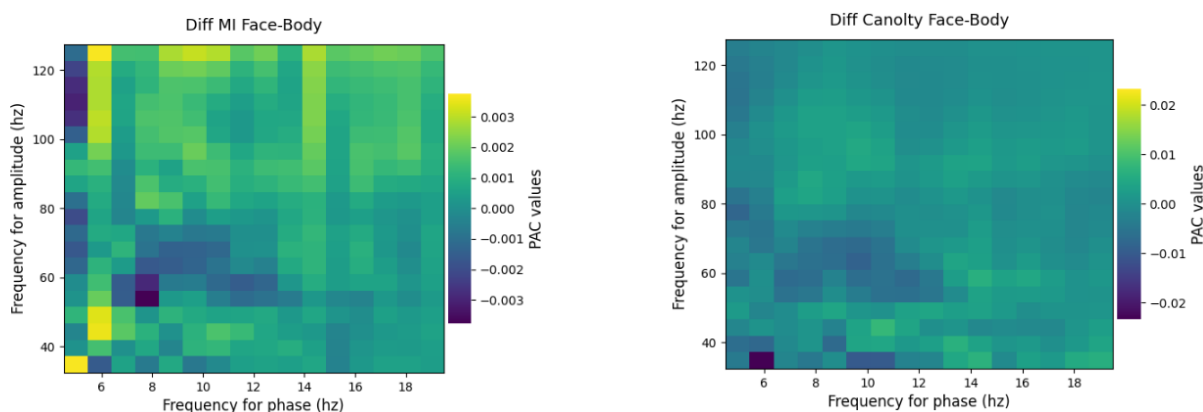
شکل ۲۴: میانگین PAC برای BODY

همانطور که در شکل مشاهده می‌شود، نقاط کوپل شدن فرکانس‌ها در دسته‌های مختلف متفاوت است. برای مثال، در معیار Canolty، در دسته‌ی Body کوپلینگ بین فرکانس پایین تقریباً  $\theta$  (حدود ۶ هرتز) با فرکانس‌های بالاتر مثل  $\beta$  و  $\gamma$  (حدود ۴۰ هرتز) دیده می‌شود، در حالی که در دسته‌ی Face همین کوپلینگ بیشتر در فرکانس‌های پایین‌تر مانند باندهای  $\alpha$  و  $\theta$  رخ می‌دهد.



شکل ۲۵: میانگین PAC برای ARTIFACT

نمودار heatmap مربوط به میانگین PAC با معیار Canolty برای دسته‌ی Artifact در ۱۷ جلسه‌ی اول است. بیشترین کوپلینگ در فرکانس دامنه حدود ۳۰ تا ۵۰ هرتز مشاهده می‌شود که نشان‌دهنده کوپلینگ فاز در فرکانس پایین (حدود ۵ تا ۸ هرتز) با دامنه در باند  $\gamma$  پایین است. شدت کوپلینگ در این دسته نسبت به سایر دسته‌ها کمتر و پراکنده‌تر است که می‌تواند به دلیل نویز یا فعالیت‌های غیرساختار یافته در سیگنال‌های Artifact باشد. محدوده فرکانس فاز در باند  $\theta$  و پایین  $\alpha$  است که معمولاً در هماهنگی نوسانات عصبی اهمیت دارد. در مجموع، این الگو نشان می‌دهد که کوپلینگ فاز-دامنه در دسته Artifact بیشتر در باندهای فرکانسی پایین دامنه و فرکانس‌های تتا تا آلفا متمرکز است، ولی با شدت کمتر و پراکندگی بیشتر نسبت به دسته‌های مرتبط با محرک‌های واقعی.

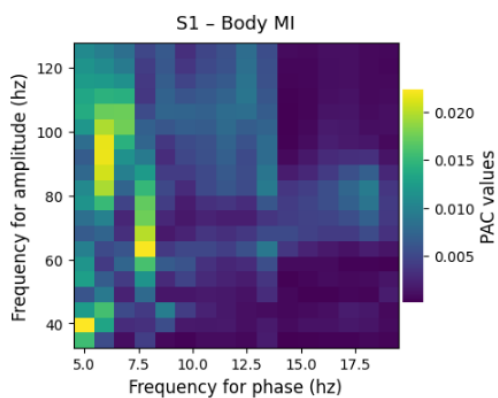


(ب) تصویر دوم

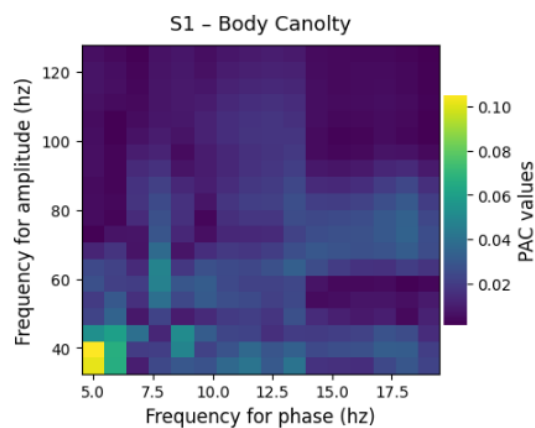
(آ) تصویر اول

شکل ۲۶: تفاضل ماتریس HEATMAP ، FACE و BODY



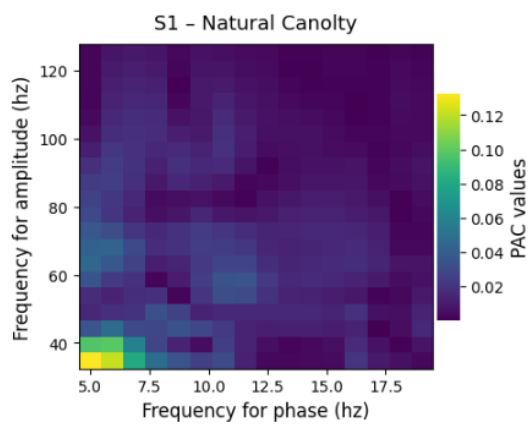


(ب) تصویر دوم

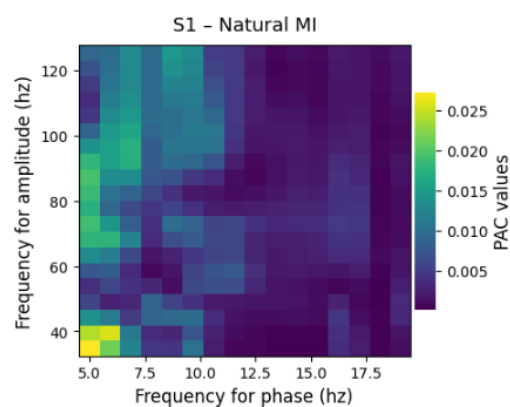


(آ) تصویر اول

شکل ۲۷: ادامه pac برای کلاس های مختلف

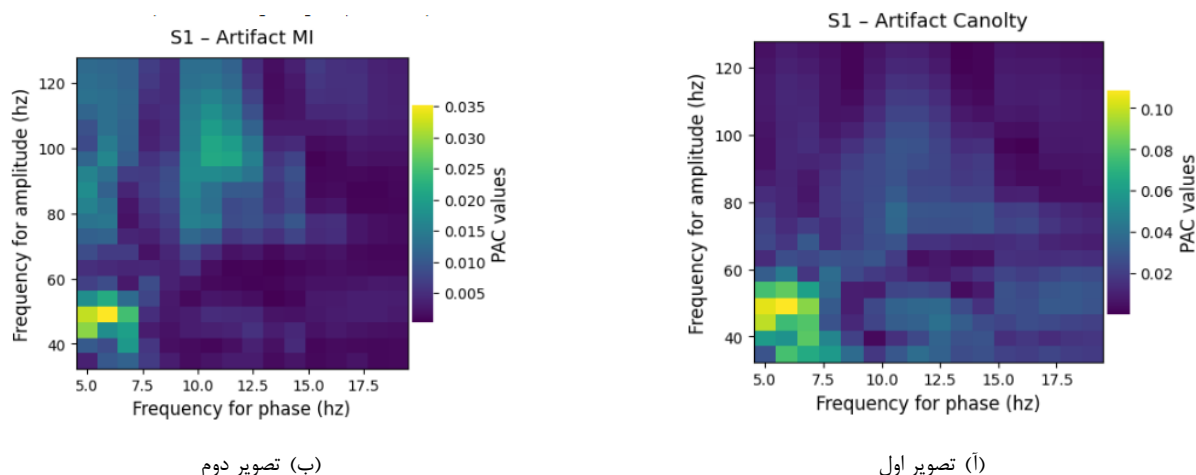


(ب) تصویر دوم



(آ) تصویر اول

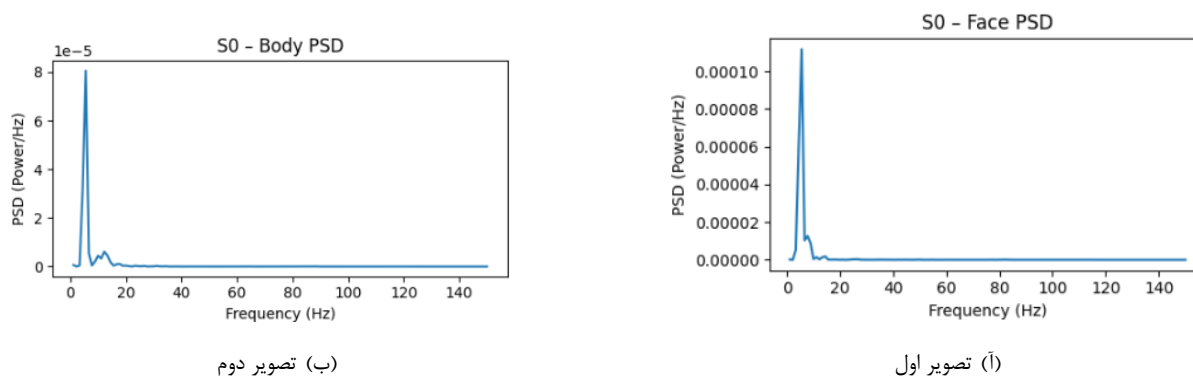
شکل ۲۸: ادامه pac برای کلاس های مختلف



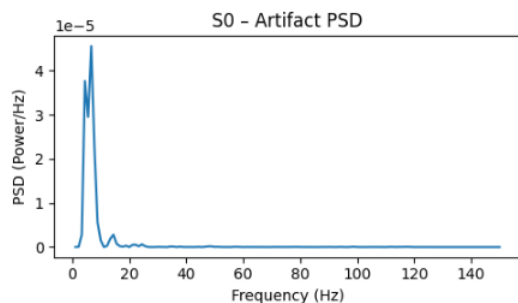
شکل ۲۹: ادامه pac برای کلاس های مختلف

تفاوت های واضحی در الگوهای PAC بین دسته ها وجود دارد. مثلاً در دسته Body، کوپلینگ بین فرکانس فاز در باند  $\theta$  (حدود ۶ هرتز) و دامنه در باند  $\gamma\beta$  (حدود ۴۰ هرتز) قوی تر است. در حالی که در دسته Face، کوپلینگ بیشتر در فرکانس های پایین تر دامنه (باند  $\alpha$  یا پایین تر) دیده می شود. دسته Artifact نیز الگوی متفاوتی دارد که شدت کوپلینگ آن پایین تر و پراکنده تر است، احتمالاً به خاطر ماهیت نویزی یا غیرساختاریافته این داده ها. (natural هم شبیه همین دسته است الگو متفاوتی دارد) این اختلافات نشان می دهد که مغز در پردازش هر دسته محرک، الگوهای نوسانی متفاوت و مشخصی دارد و PAC می تواند نمایانگر این تفاوت های عصبی-حسی باشد.

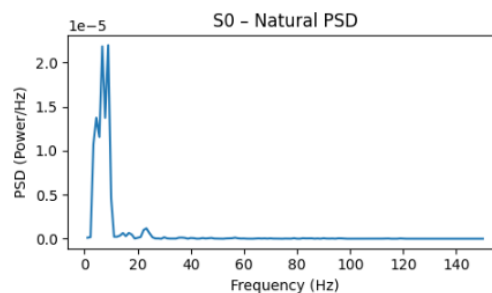
### تحلیل power spectrum



شکل ۳۰: power spectrum for body and face



(ب) تصویر دوم



(آ) تصویر اول

شکل ۳۱: power specturm for artifact and natural

همانطور که از تصاویر و نتایج قبلی مشخص است، کلاس‌های Body و Face که محرک‌های animate محسوب می‌شوند، به دلیل پردازش‌های عصبی گسترده‌تر و تبادل اطلاعات بیشتر، بیشترین مقدار توان سیگنال را در فرکانس‌های پایین نشان می‌دهند. این امر می‌تواند ناشی از اهمیت بالاتر این محرک‌ها در سامانه عصبی و نیاز به پردازش پیچیده‌تر آن‌ها باشد.

در مقابل، کلاس‌های Natural و Artifact به دلیل ماهیت غیرزنده یا نویزی خود، دارای نویز بیشتری بوده و توان کمتری را در بازه فرکانسی پایین (مانند باندهای تتا و آلفا) از خود نشان می‌دهند. این تفاوت‌ها نمایانگر نحوه متفاوت فعالیت نوسانی مغز در پاسخ به انواع مختلف محرک‌ها است.