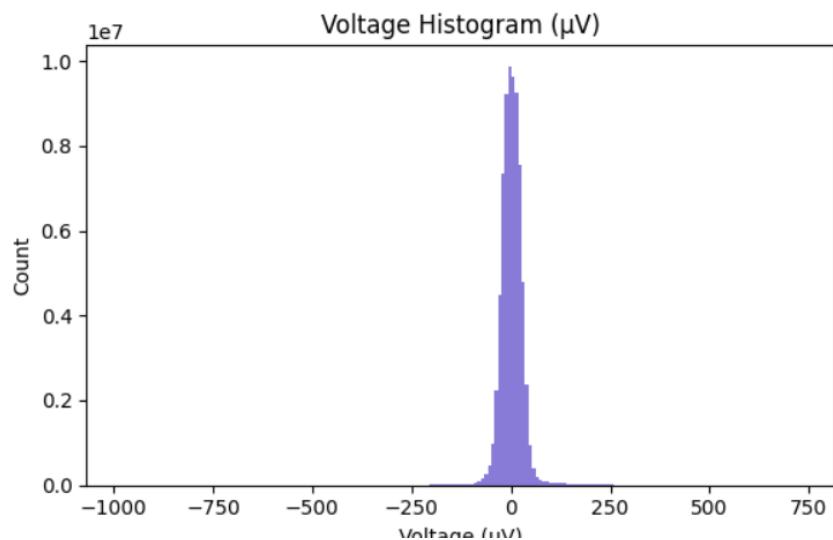


تمرین دوم علوم شناختی

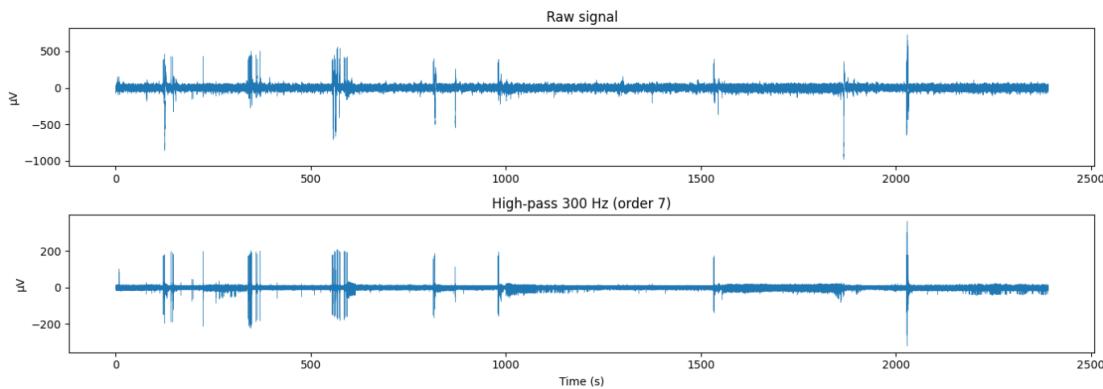
علیرضا شیری
۸۱۰۱۰۳۱۶۹

Spike Sorting from Scratch ۱



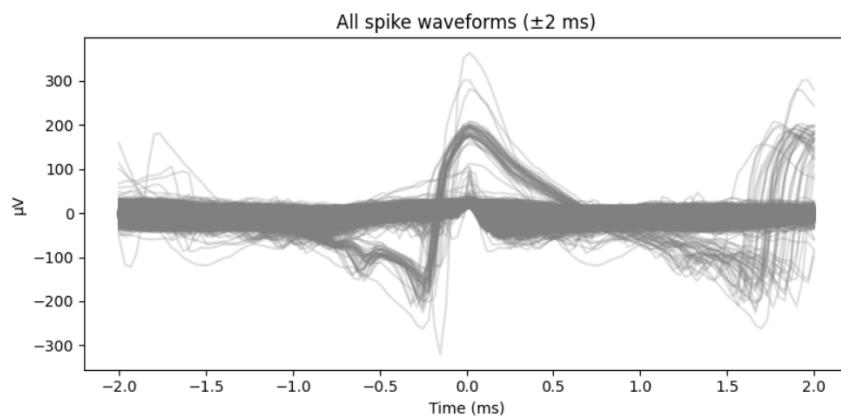
شکل ۱: توزیع ولتاژ

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



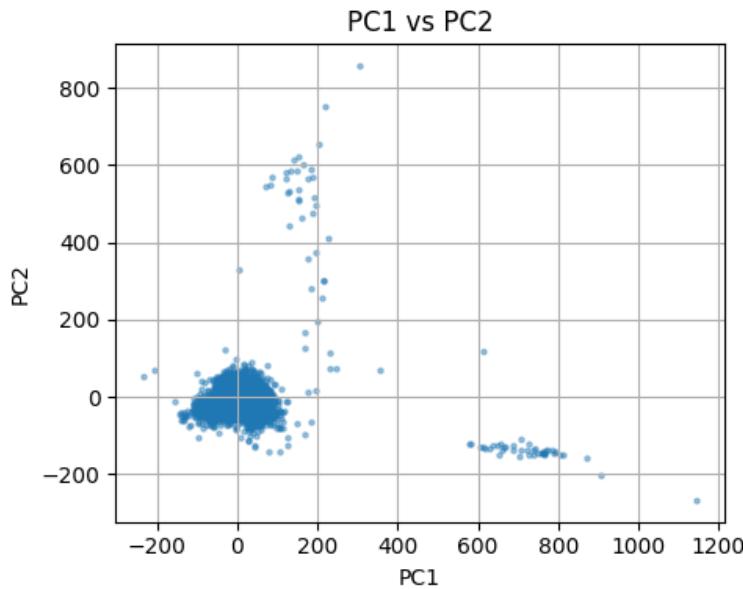
شکل ۲: سینگال خام و بعد اعمال فیلتر

بعد از فیلتر کردن داده ها میبینیم که دامنه سینگال 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 سینگال مشاهده میشوند.



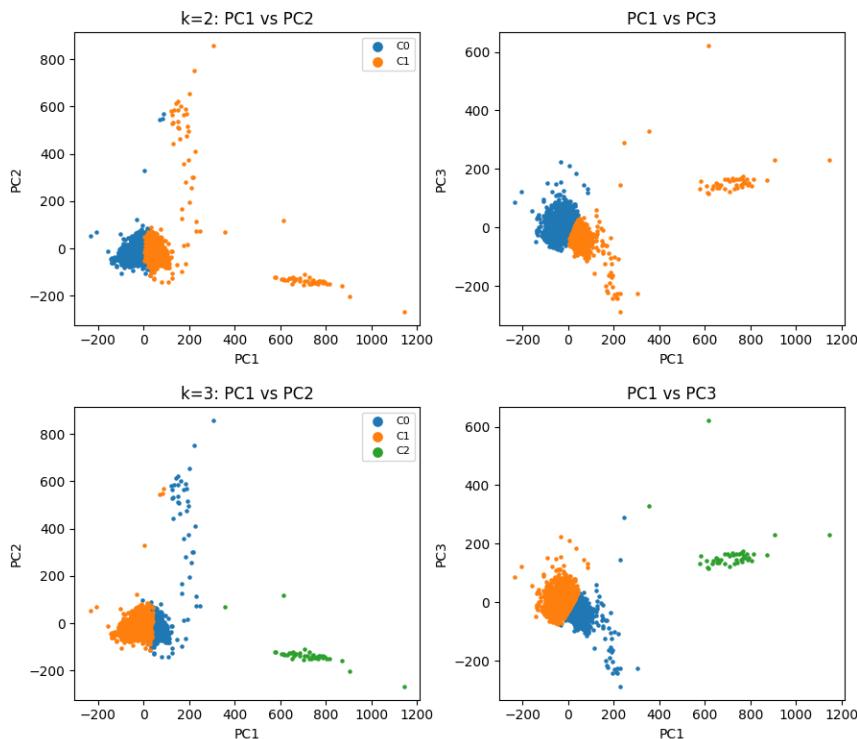
شکل ۳: تمام اسپایک های پیدا شده در حالت waveform

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



شکل ۴: استخراج ویژگی های موج های پیدا شده PCA

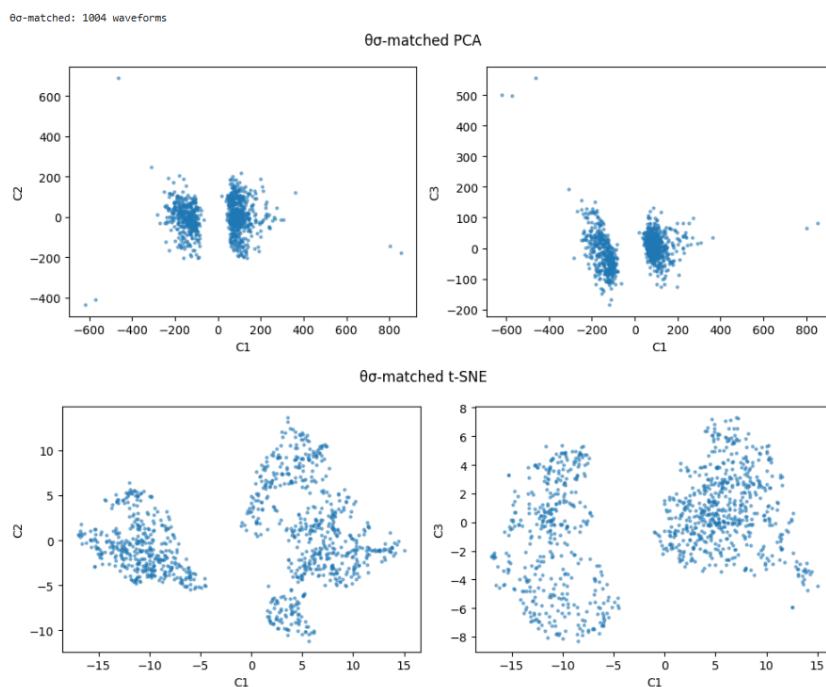
باتوجه به شکل موج هر اسپاک ما میتوان آنها را با pca به کلاستر های مجزا تقسیم بندی کنیم. این کلاستر ها نورون هارا نشان خواهند داد. باتوجه به شکل به بنظر میرسد ما تنها یک نورون را پیدا کردیم. بقیه نقاط که از کلاستر اصلی دور هستند و پراکنده‌اند میتوان نویز در نظر گرفت.



شکل ۵: با K مخالف مجموعه داده PCA

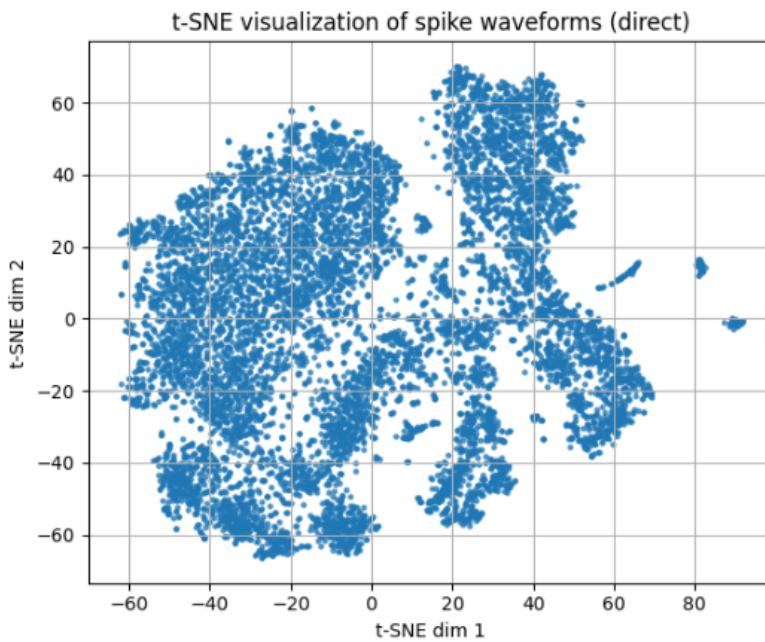
مقایسه با spike.mat

برای مقایسه با ایندکس های موجود در فایل spikes.mat ما به این صورت عمل کردیم که ابتدا با نرخ های 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 اسپایک ها پیدا شده در داده های خودمان را با یک ترشولد ۱ میلی ثانیه ای با spikes.mat مقایسه کردیم تقریبا ۱۰۰۰ spikes.mat دو پیدا شد. که ۱ درصد اسپایک های موجود در spikes.mat بود. به نظر میرسد با downsampling ۱۰۰۰ هم ۱۰ درصد بود. به نظر میرسد با خوشه به عبارتی دو نورون پیدا کردیم.



شکل ۶: برای اسپایک ها جدید و پیدا شده tsne و pca

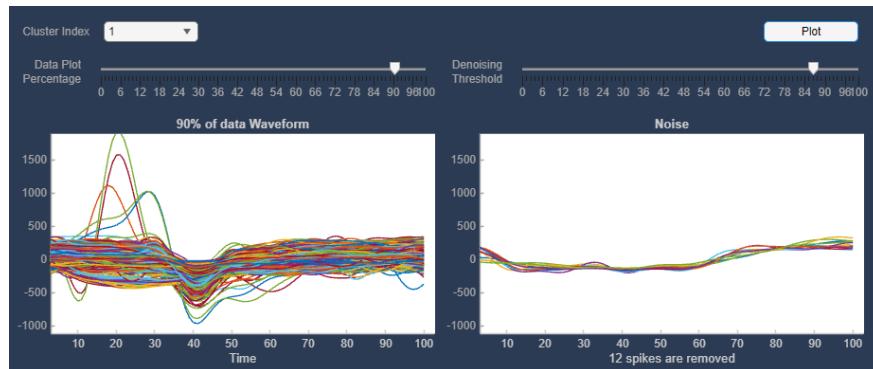
نمودار tsne محور های تقریباً معنی دارد و به طور کلی فقط برای بصری سازی و حفظ ساختار خوشه ها اهمیت دارد.



شکل ۷: t-SNE قبل از downampling

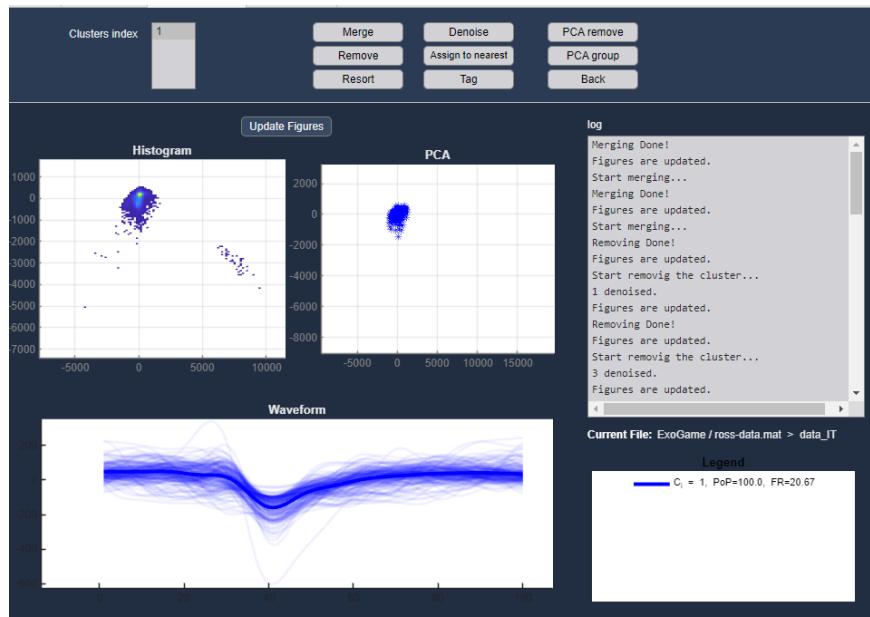
میتوان خوشه های بیشتری در این tsne پیدا کرد. همچنین با ترشولد $0.9 * \text{max}$ ما به طور کل فقط یک اسپایک پیدا میکنیم که نمیتوان برای آن tsne یا pca رسم کرد.

ROSS

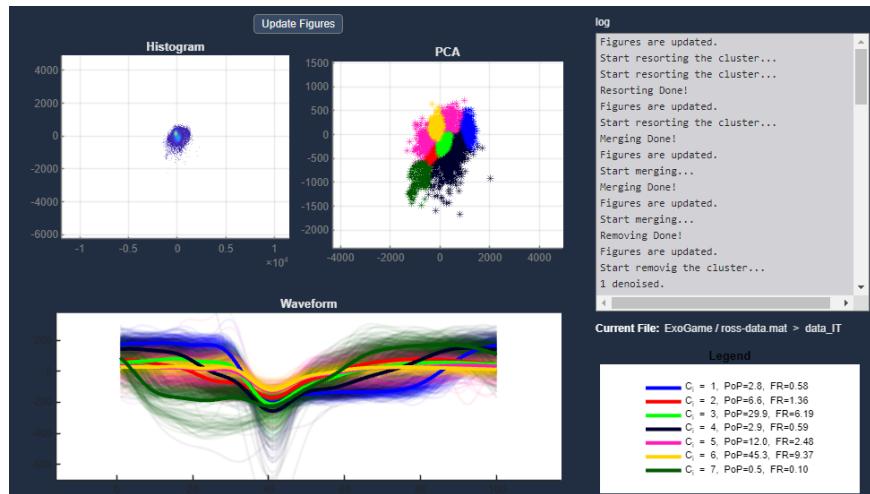


شکل ۸: فرآیند حذف نویز برای کلاستر ۱

ابتدا همه کلاستر ها را بک کلاستر بزرگ مرج میکنیم سپس نویز فرآیند denoising را انجام میدهیم

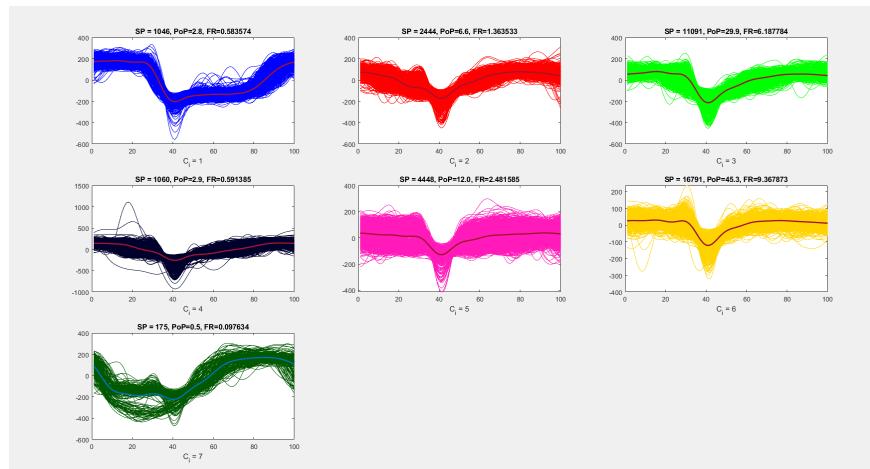


شکل ۹: بعد از manual sorting



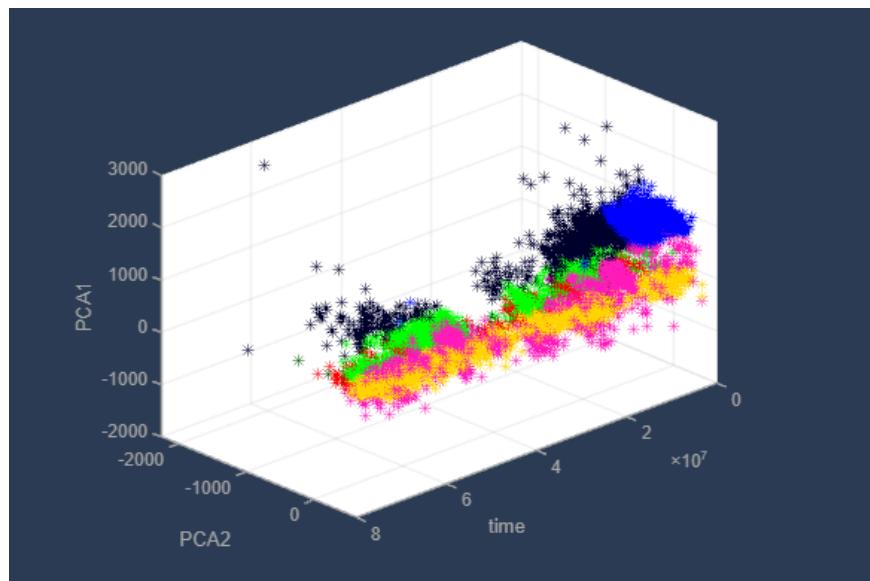
شکل ۱۰: دوباره resort

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

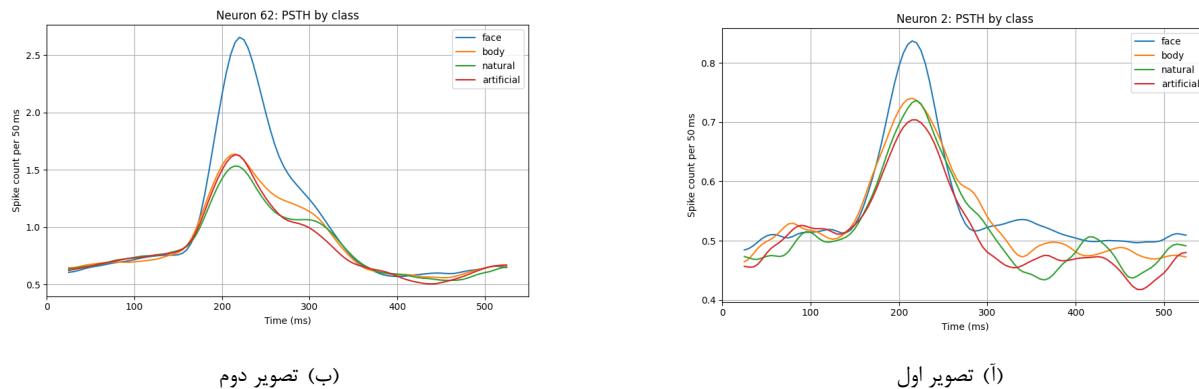
میبینیم شکل موج در کلاستر های موجود باهم تفاوت هایی دارد. میتوان سختگیرانه عمل کرد همین کلاسترها هم به کلاستر ها بیشتر و شکل های متفاوت از موج را استخراج کرد



شکل ۱۲: نمودار PCA2,PCA1 بر حسب زمان

Analysis of Single Neuron Activity ۲

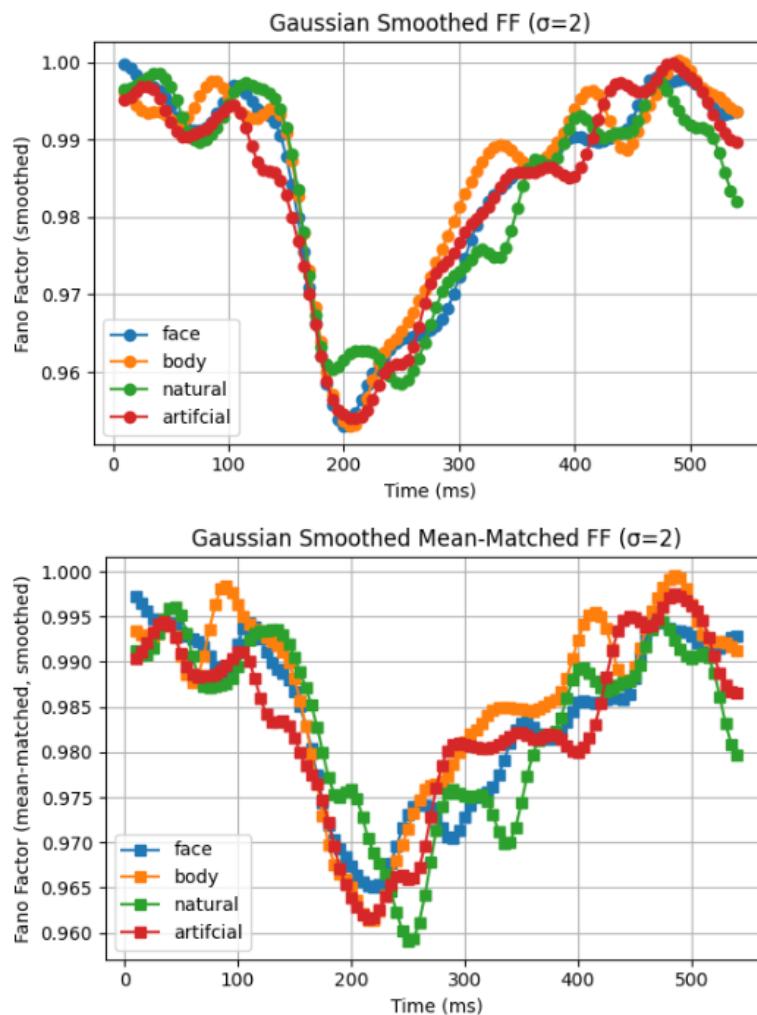
PSTH



شکل ۱۳: دو نورون انتخابی

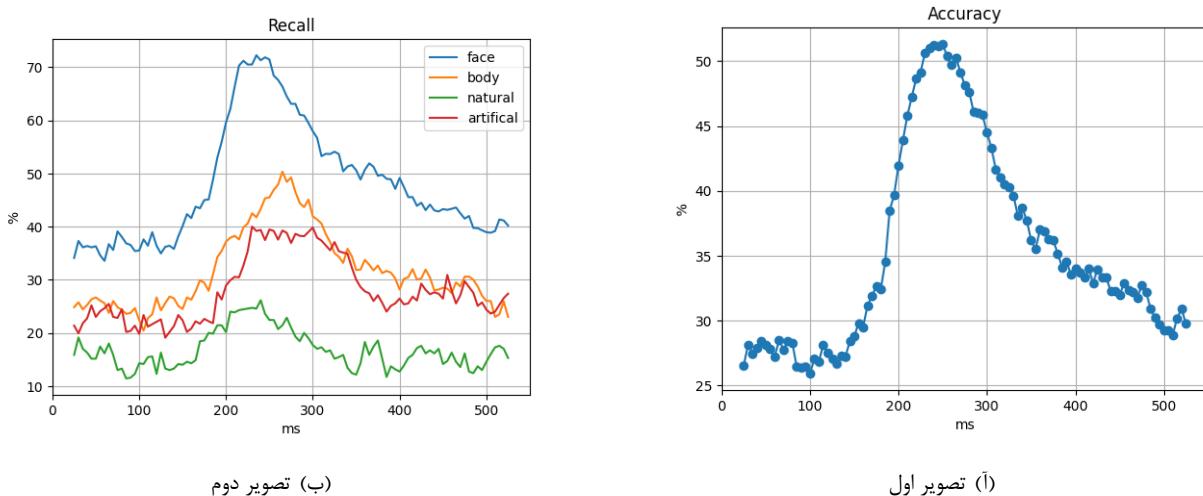
بیشتر نورون به تصویر face حساس تر بودند ولی بودند نورون هایی که پاسخ های پراکنده و غیر قابل تفسیر هم داشتند. برای محاسبه psfh و همچنین بقیه آنالیز های موجود ما از بنجره زمانی و حساب کردن تعداد اسپایک ها در بین های مختلف این پنجره های زمانی با در نظر گرفتن همپوشانی پنجره ها نمودار psfh و استفاده از آن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

Fano Factor Analysis



شکل ۱۴: fano factor

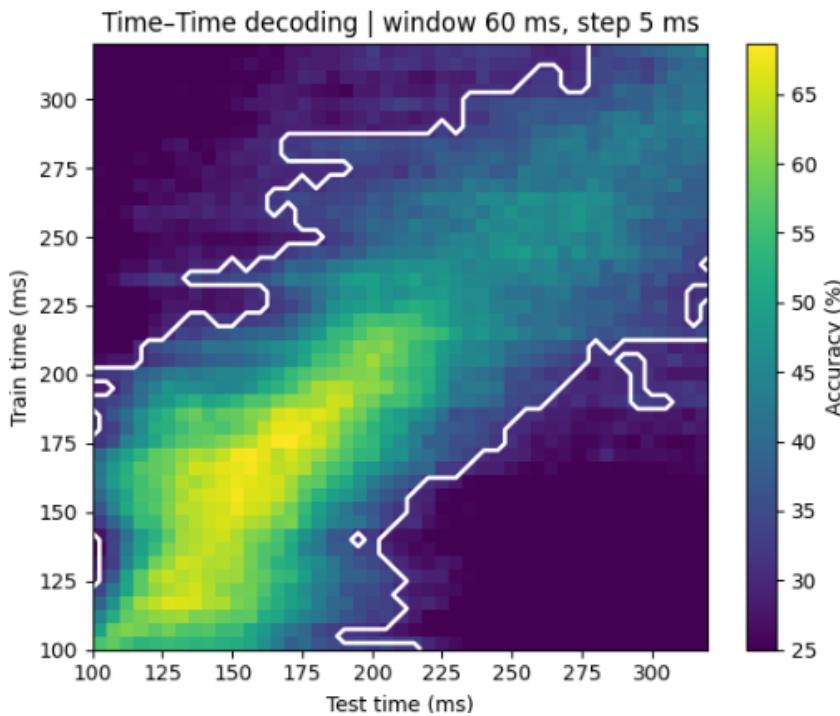
fano factor معیاری است برای سنجش تصادفی بودن یا نبودن رفتار نورون ها، هرچه این معیار کمتر باشد یعنی پاسخ نورون از حالت تصادفی (توزیع پواسون) به دور است. همانطور از شکل پیداست، در نواحی baseline نورون کامل رفتار نصادفی از خود دارد، دقیقاً بعد از onset رفتار هدفمند و در پاسخ به یک محرك اتفاق افتاده است، که کاملاً با فرضیات و مشاهدات یکی است. اما با توجه به اینکه نورون 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 بدهست آمده است.

SVM

شکل ۱۵: نتایج SVM

نتایج بدست آمده کاملاً طبیعی و قابل پیش بینی بود، اگر زمان پخش تصویر را 100 در نظر بگیریم درست مشخص است که فعالیت نورون و پاسخ آنها به تصویر بعد ت Shan دادن تصویر افزایش داشته و طبیعی است که دقت svm بعد از پاسخ های نورون ها بیشتر 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

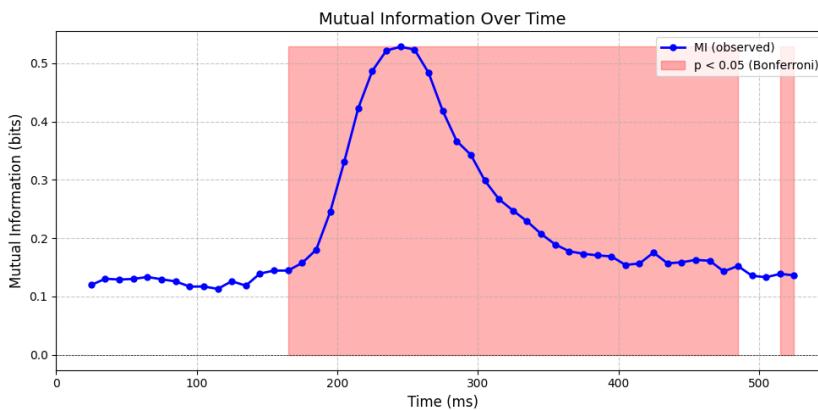


شکل ۱۶ Time-Time decoding :

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 دقیقت دیده می‌شود (بیش از 65%). این یعنی در همان بازه‌های زمانی، پاسخ نورون‌ها بهترین دسته‌بندی را دارند. پنهانی این قطر به معنی پایداری پاسخ نورون‌ها است که آموزش در یک زمان میتواند اطلاعات مفیدی برای زمان‌های بعدی نیز داشته باشد.

مثلًاً وقتی مدل روی 250 ms آموزش دیده، می‌تواند روی بازه‌های نزدیک مثل 200 تا 300 ms به خوبی طبقه‌بندی کند. شروع دقیقت معنی‌دار حدود 100 ms: دقیقت طبقه‌بندی از حوالی 100 ms بعد از ارائه محرک شروع می‌شود که زمان پاسخ‌دهی اولیه ناحیه تمپورال به محرک‌های است. وجود چندین خوش‌معنی‌دار در محدوده 150 تا 200 ms: این نشان می‌دهد که دسته‌بندی‌ها در بازه‌های مختلف زمانی توسط جمعیت نورون‌ها قابل تشخیص هستند و اطلاعات مربوط به دسته در این بازه حفظ شده است.

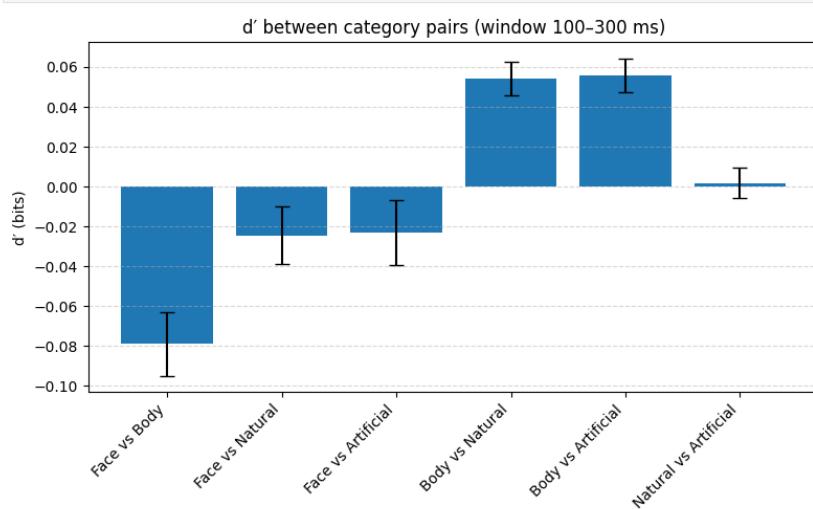
Mutual Information Analysis Across Time



شکل ۱۷: MUTUAL INFORMATION

بازه زمانی که بیشترین مقدار Mutual Information مشاهده می‌شود تقریباً بین ۳۰۰ تا ۲۰۰ میلیثانیه پس از حرک 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 نورومن‌ها به حرکت‌ها در این بازه زمانی است. این یافته‌ها نشان می‌دهد که در ناحیه قشر تمپورال تحتانی (inferior temporal cortex)، بازه زمانی ۳۰۰ تا ۲۰۰ میلیثانیه پس از ارائه حرک، کلیدی‌ترین زمان برای پردازش و تفکیک اطلاعات بصری مربوط به دسته‌های مختلف است.

Category Discriminability Using d-prime

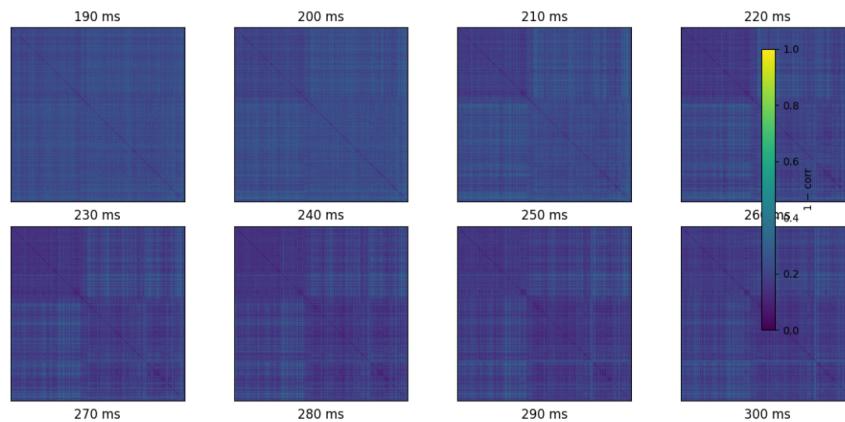


شکل ۱۸: d-prime

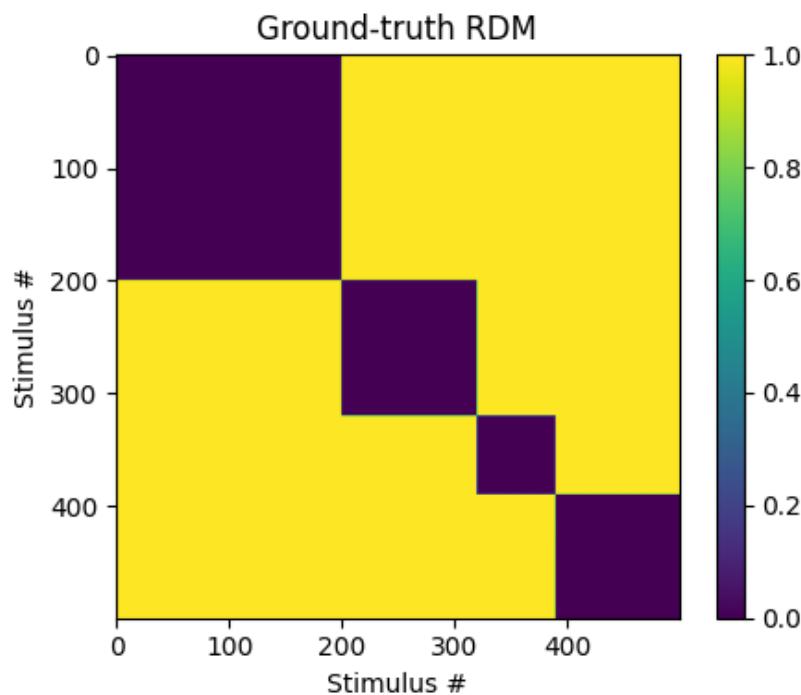
بازم هم نتایج قابل پیش‌بینی بود، واضح است که کلاس face بیشترین تفاوت را بقیه کلاس‌ها دارد. بیشترین spike را برای کلاس face ثبت کرده ایم و این قابل پیش‌بینی بود. همچنین کلاس‌هایی که شبیه هم هستند هم تفاوت کمتری نسبت به هم دارند. همچنین body چون در یک کلاس کلی با face قرار دارد (animate) تفاوتی فاحشی با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

Analysis of Population Activity ۳

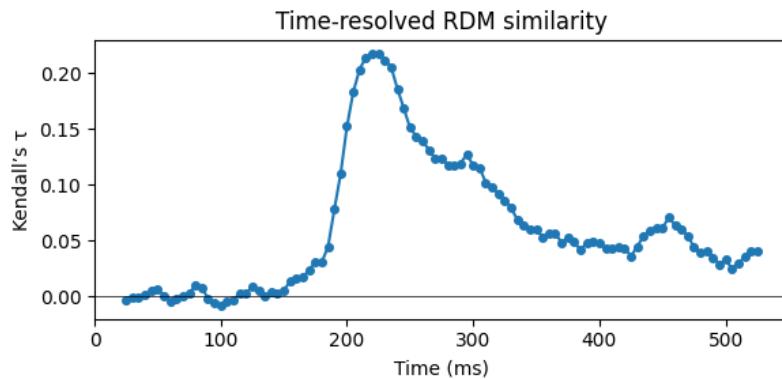
Representational Dissimilarity Matrix (RDM) and Kendall's Tau Correlation



شكل ۱۹ : RDM



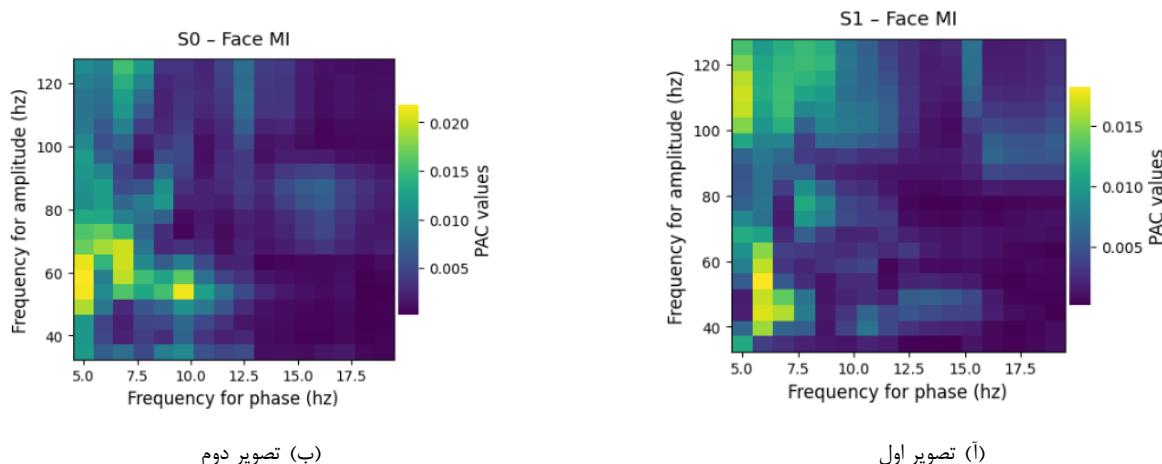
شكل ۲۰ : GROUND TRUTH RDM



شکل ۲۱ : KENDALL AND RDM

نمودار کندال ما کاملا با آنالیز های 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 نورون های ما بیشتر به face حساس ترند در ماتریس RDM کلاس face از دیگر کلاس ها قابل مشاهده است انگار که در اصل دو کلاس داشته ایم، یک کلاس face و کلاس دیگر و این کاملا قابل پیشبینی بود چون این نورون از ناحیه temporal cortex گرفته شدن که بیشتر فعالیت پردازش چهره در آنجا صورت میگیرد.

Phase-Amplitude Coupling (PAC) and Spectrum Analysis ۴



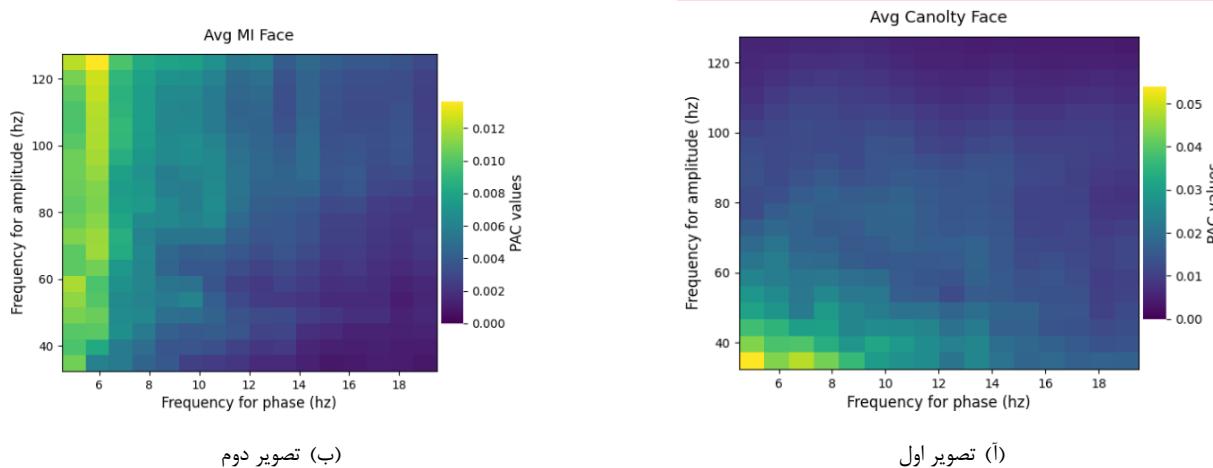
شکل ۲۲: مقایسه دو session برای کلاس face

اگر این دو سشن از نقاط مختلف مغز ثبت شده باشند، تفاوت های مشاهده شده در الگوهای PAC می تواند منعکس کننده ویژگی های منطقه ای و عملکردهای متفاوت نواحی مغزی باشد.

هر ناحیه مغزی ممکن است الگوهای نوسانی خاص خود را داشته باشد که نشان دهنده مکانیسم های پردازشی منحصر به فرد آن منطقه است. به عنوان مثال، ناحیه ای که سشن S0 در آن ثبت شده است ممکن است بیشتر در گیر پردازش فاز در باندهای θ تا α و دامنه در باند γ بالا باشد، در حالی که ناحیه ای که سشن S1 ثبت شده است ممکن است الگوهای دامنه در باند β تا γ پایین تر

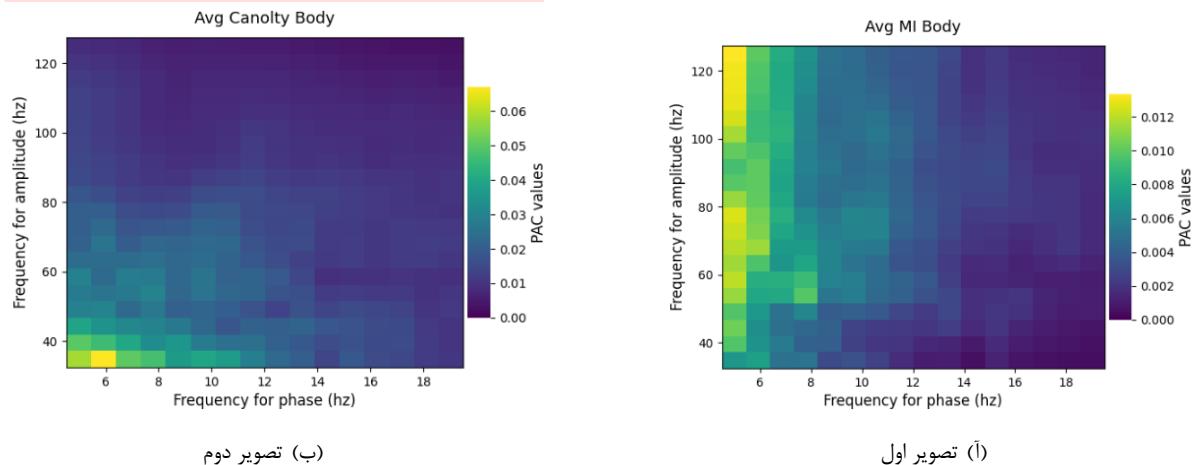
و فرکانس فاز متفاوتی را نشان دهد.

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



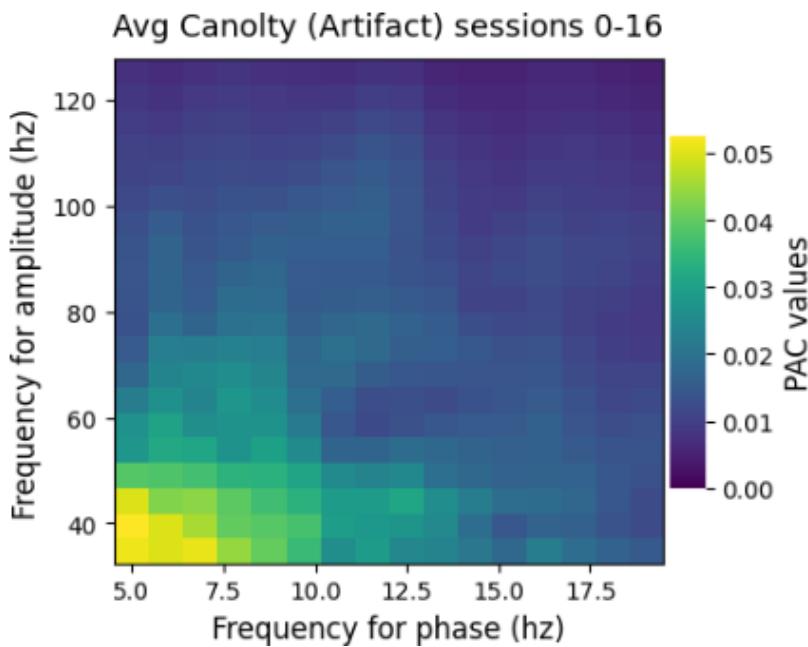
شکل ۲۳: میانگین PAC برای face

به طور کلی آنالیز با روش MI با canoly متفاوت است. برای اینکه به دلیل اینکه MI «انحراف توزیع دامنه در باین‌های فاز» را می‌سنجد (مقیاس‌شده و مستقل از قدرت) میانگین «دامنه فاز» را می‌سنجد (وابسته به قدرت دامنه) Canoly



شکل ۲۴: میانگین PAC برای BODY

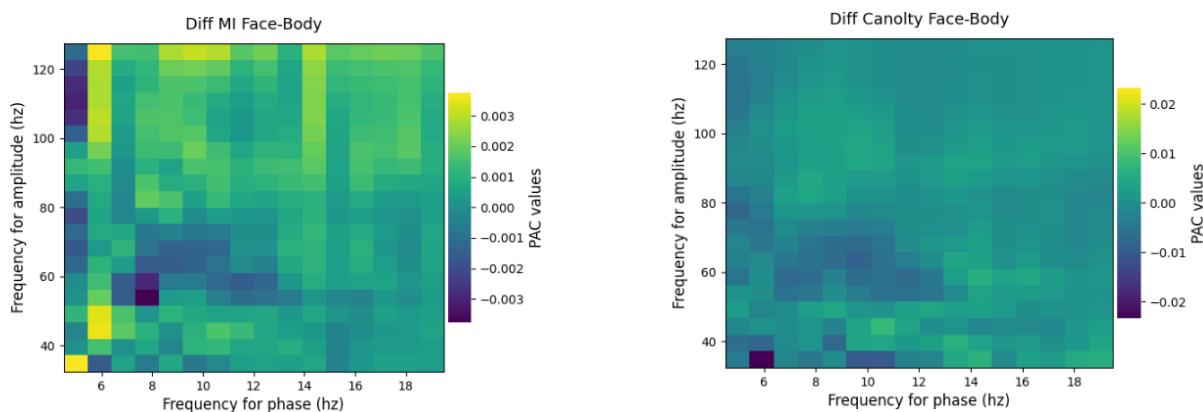
همانطور که در شکل مشاهده می‌شود، نقاط کوپل شدن فرکانس‌ها در دسته‌های مختلف متفاوت است. برای مثال، در معیار Canoly، در دسته‌ی Body کوپلینگ بین فرکانس پایین تقریباً θ (حدود ۶ هرتز) با فرکانس‌های بالاتر مثل β و γ (حدود ۴۰ هرتز) دیده می‌شود، در حالی که در دسته‌ی Face همین کوپلینگ بیشتر در فرکانس‌های پایین‌تر مانند باندهای α و θ رخ می‌دهد.



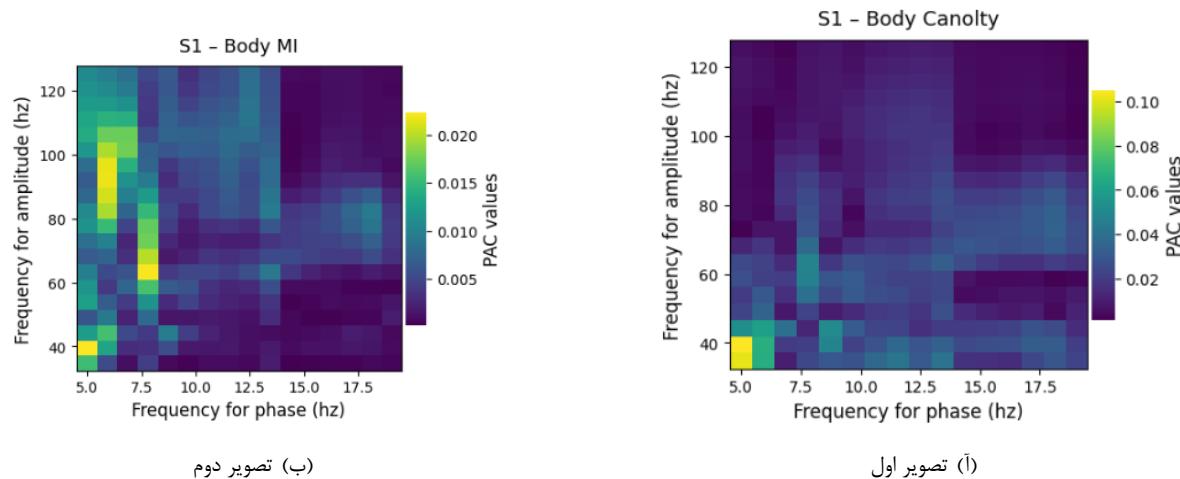
شکل ۲۵: میانگین PAC برای ARTIFACT

نمودار heatmap مربوط به میانگین PAC با معیار Canolty 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 γ پایین است. شدت کوپلینگ در این دسته نسبت به سایر دسته‌ها کمتر و پراکنده‌تر است که می‌تواند به دلیل نویز یا فعالیت‌های غیرساختاریافته در سیگنال‌های Artifact باشد.

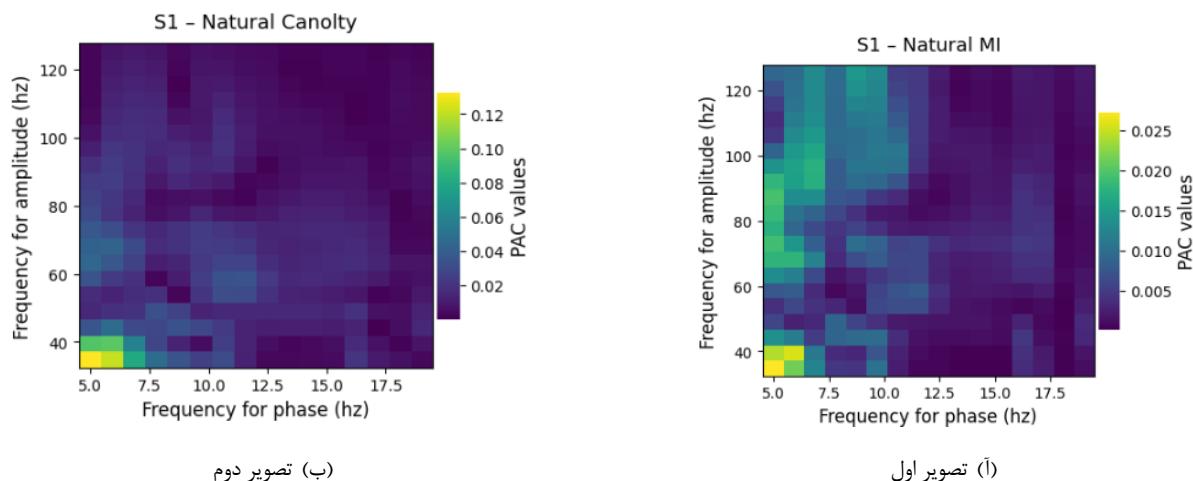
محدوده فرکانس فاز در باند θ و پایین α است که معمولاً در هماهنگی نوسانات عصبی اهمیت دارد. در مجموع، این الگونشان می‌دهد که کوپلینگ فاز-دامنه در دسته Artifact بیشتر در باندهای فرکانسی پایین دامنه و فرکانس‌های تتا تا آلفا متتمرکز است، ولی با شدت کمتر و پراکنده‌تر نسبت به دسته‌های مرتبط با محرک‌های واقعی.



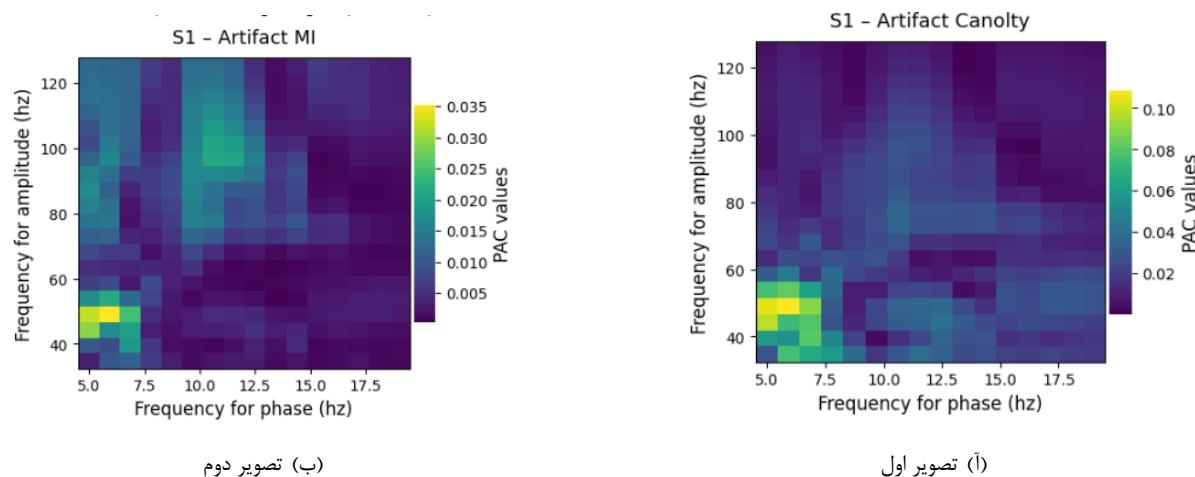
شکل ۲۶: تفاضل ماتریس FACE و BODY ، HEATMAP



شکل ۲۷: ادامه pac برای کلاس های مختلف



شکل ۲۸: ادامه pac برای کلاس های مختلف



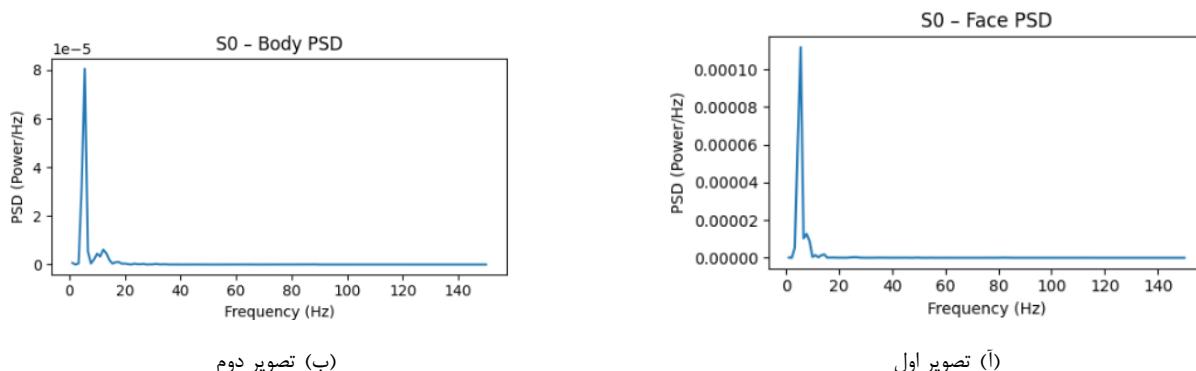
شکل ۲۹: ادامه pac برای کلاس های مختلف

تفاوت های واضحی در الگوهای PAC بین دسته ها وجود دارد. مثلاً در دسته Body، کوپلینگ بین فرکانس فاز در باند θ (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 α یا پایین تر) دیده می شود.

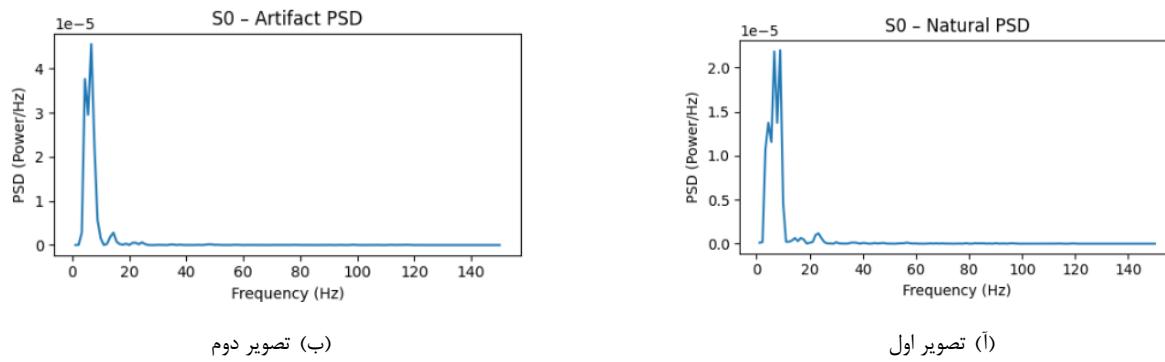
دسته Artifact نیز الگوی متفاوتی دارد که شدت کوپلینگ آن پایین تر و پراکنده تر است، احتمالاً به خاطر ماهیت نویزی یا غیر ساختار یافته این داده ها (natural) هم شبیه همین دسته است الگو متفاوتی دارد.

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.

تحليل power spectrum



شکل ۳۰: power specturm for body and face



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.