

تمرین کامپیوتری پنجم
ثمین مهدی زاده (۸۱۰۱۰۵۲۶)

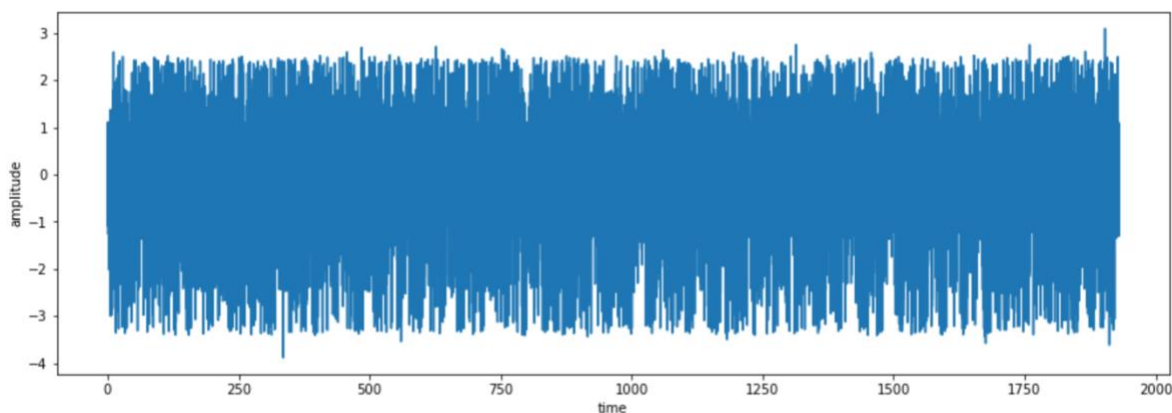
۱- Spike Preprocessing: Sorting

در این بخش پس از اعمال فیلترهایی بر روی داده دریافت شده، اسپایک ها شناسایی شدند و سپس جدا کردن داده های مربوط اسپایک ها و به دست آوردن ویژگی های امواج دریافتی به کمک خوشه بندی داده ها دسته بندی شدند. در انتها نیز چند روش مختلف برای به دست آوردن اسپایک ها و کاهش بعد انجام شد و نتایج آنها با یکدیگر مقایسه شد.
در ادامه هر کدام مراحل انجام شده آمده است.

۱.۱- Getting Started

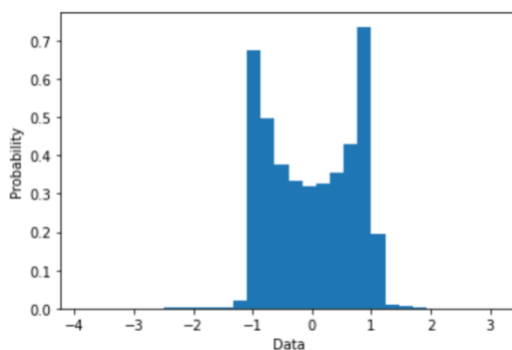
(a)

سیگنال های دریافت شده در طول زمان به شکل زیر است:



(b)

هیستوگرام داده ها به صورت زیر است:



مشاهده می شود که دامنه بیشتر سیگنالها حدود -۱ و ۱ است و تقریباً توزیع داده ها به صورت متقارن بوده است.

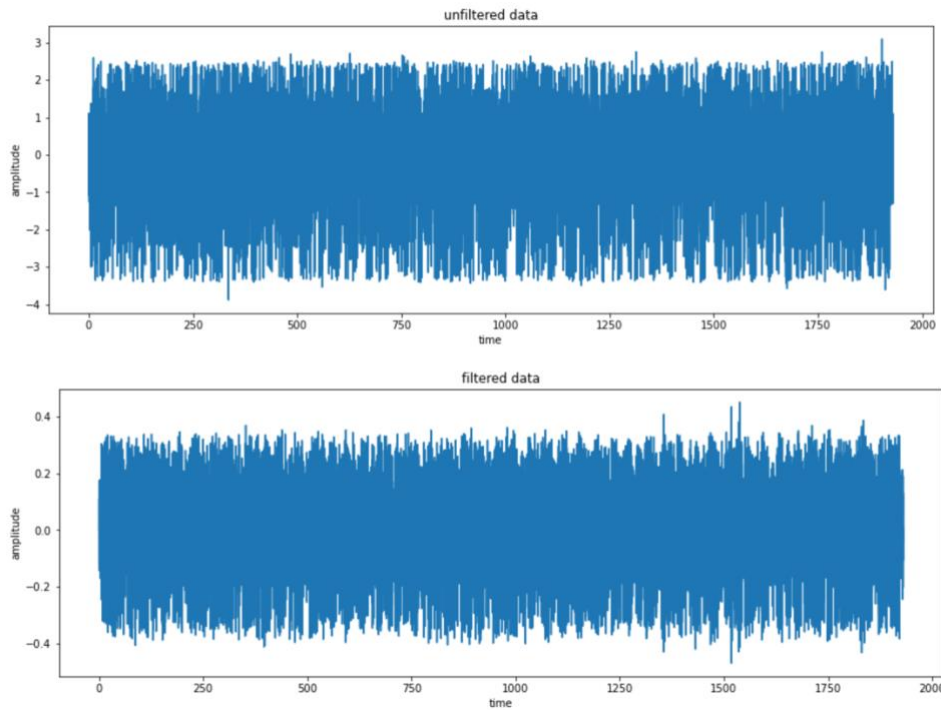
۱.۲ Filtering the Data

(c)

سیگنال دریافت شده به کمک یک highpass filter با فرکانس 300Hz و order برابر ۷ فیلتر شدند.

(d)

داده های به دست آمده پیش و پس از فیلتر به صورت زیر هستند:



۱.۳ Detecting the Spike

(e)

ابتدا به کمک رابطه زیر یک حد پایین برای ولتاژ امواج مشخص می شود.

$$\theta = 5\sigma_n, \quad \sigma_n = \text{median}\left(\frac{|x|}{0.6745}\right)$$

(f)

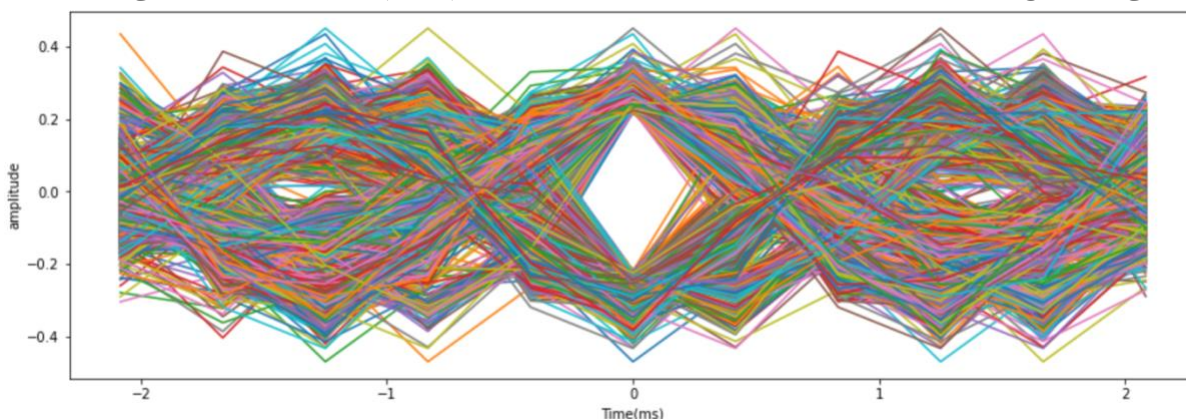
در ادامه پیک های موجود در داده مشخص می شود به این صورت که هر نقطه که علامت مشتق در دوطرف آن متفاوت باشد به عنوان پیک انتخاب می شود.

(g)

لازم است تا از میان پیک ها تنها آن هایی انتخاب شوند که مقدارشان به حداقل threshold به دست آمده رسیده باشد. این نقاط به عنوان اسپایک ها انتخاب می شوند و سپس داده های مربوط به ۲ میلی ثانیه قبل و بعد آنها جهت استخراج ویژگی ها نگهداری می شود. لازم به ذکر است که برای threshold تنها اندازه مهم بوده و علامت در انتخاب پیک ها تاثیری نداشته است.

(h)

در صورتی که امواج به دست آمده از قسمت قبل را در یک نمودار رسم کنیم شکل زیر به دست می آید:



از تصویر بالا تقریباً می توان دو نوع موج مختلف را به دست آورد به این صورت که در یکی از آنها نقطه نزدیک به ماکزیمم بوده و این مقدار مثبت است در حالی که در دسته ی دیگر این مقدار منفی است. یعنی در شکل بالا می توان دو دسته موج تقریباً مشابه هم دید با این تفاوت که مقادیر دامنه یکی قرینه دیگری است.

۱.۴ - Extracting features

(i)

جهت کاهش بعد داده های مربوط به اسپایک از **pca** استفاده شده است.

(j)

پس از اجرای **pca** سه **component** که بیشترین پوشش را از لحاظ واریانس داشته اند انتخاب می شود و داده ها در سه بعد به صورت زیر در میآید.

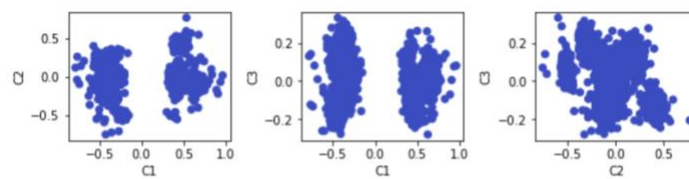
```
array([[ -0.40862842,  0.16269375,  0.06092875],
       [ 0.60288156, -0.07274827,  0.0171836 ],
       [-0.38446393, -0.11849659, -0.08208229],
       ...,
       [ 0.67553859, -0.03024787,  0.02955533],
       [-0.49426246, -0.1730755 , -0.13449943],
       [ 0.37544973, -0.00088551,  0.03389063]])
```

۱.۵ - Clustering the Spikes

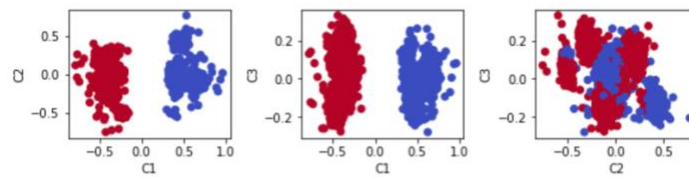
(k),(l),(m)

به کمک الگوریتم **k-means** و با استفاده از داده هایی که از کاهش بعد به دست آمده است هر یک از داده ها به ازای تعدادی **k** (از ۱ تا ۷ خوشه) دسته بندی کرده و سپس آنها را را دو به دو (برای هر دو **component**) نمایش داده ایم. در ادامه نیز برای انتخاب بهترین تعداد کلاستر، نمودار تعداد کلاستر را بر اساس امتیاز خوشه بندی نشان داده و جایی که این نمودار زانو داشته (یعنی مقادیر به طرز قایل چشم گیری عوض شده اند) را به عنوان بهترین تعداد خوشه انتخاب می کنیم.

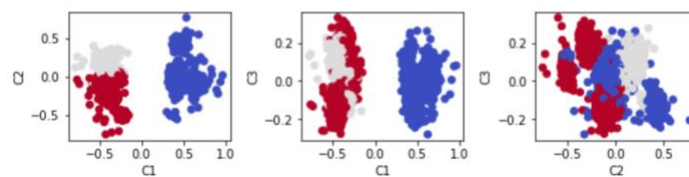
k = 1



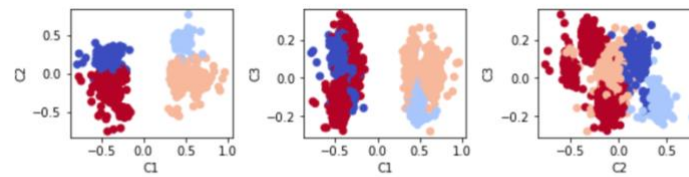
k = 2



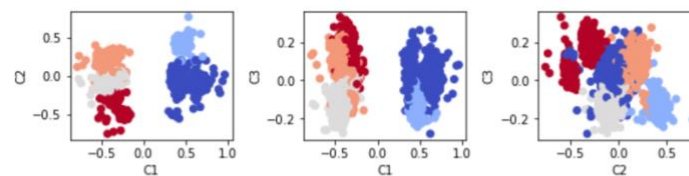
k = 3



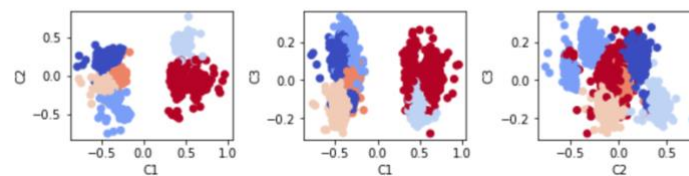
k = 4



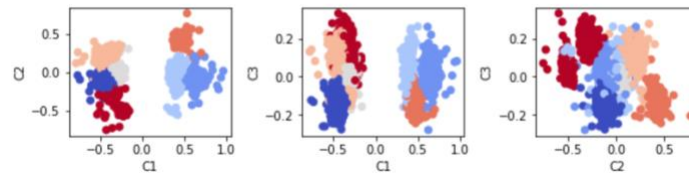
k = 5



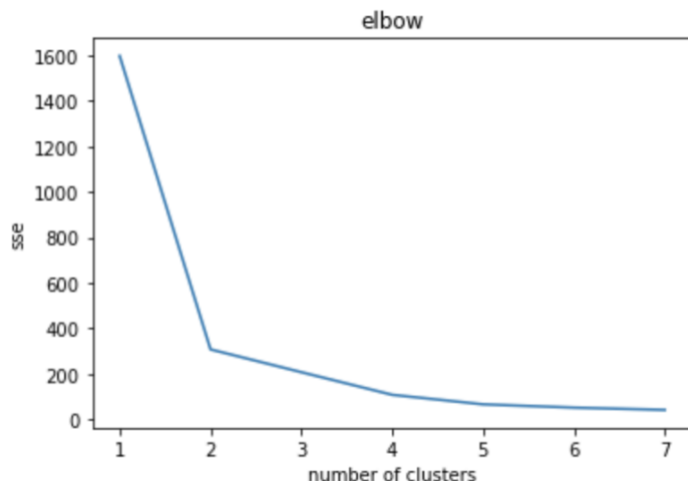
k = 6



k = 7



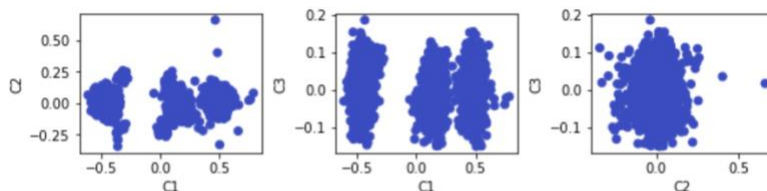
اگر به نمودار های به دست آمده توجه کنیم مشاهده می شود که هنگامی که تعداد خوشه ها برابر با ۲ در نظر گرفته شده است (نمودار های $c1c2, c1c3$) داده ها به خوبی از یکدیگر جدا شده اند و همین تعداد کلاستر می تواند مناسب باشد. علاوه بر این نمودار زیر در تعداد کلاستر ۲ زانو زده است که نشان می دهد افزایش تعداد کلاستر از ۲ بیشتر تاثیری چندانی در خوشه بندی ندارد اما تا قبل از آن باعث بهبود چشم گیر نتایج شده است.



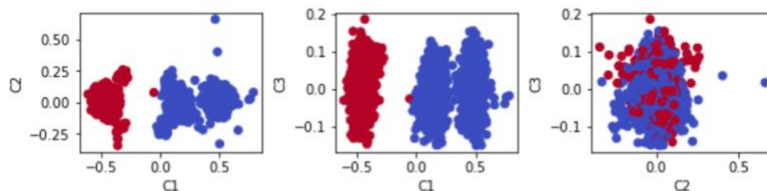
(n)

برای مقایسه نتایج به دست آمده لازم است تا آن را به کمک داده های اصلی ارزیابی کنیم برای این کار ابتدا بهترین تعداد کلاستر برای داده های واقعی را به روش گفته شده در قسمت قبل به دست می آوریم مشاهده می شود که در اینجا نیز بهترین تعداد کلاستر تقریباً همان دو بوده است.

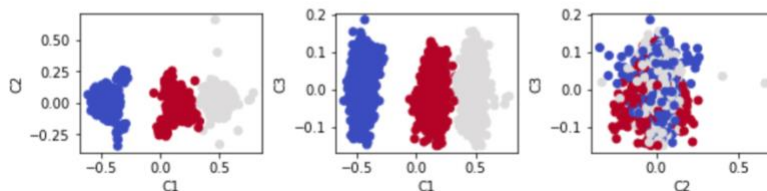
$k = 1$



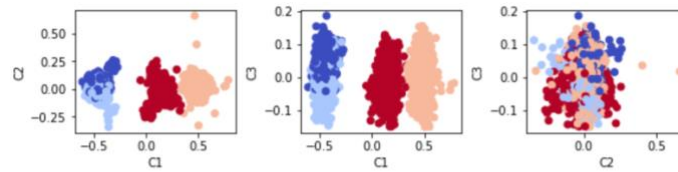
$k = 2$



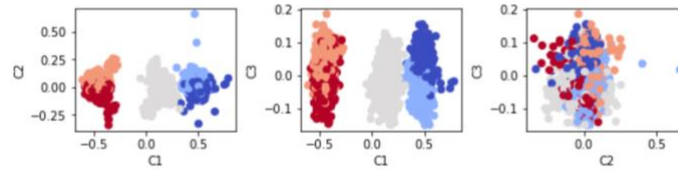
$k = 3$



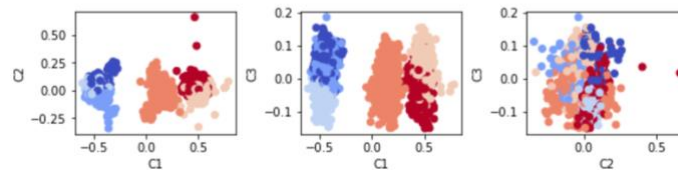
k = 4



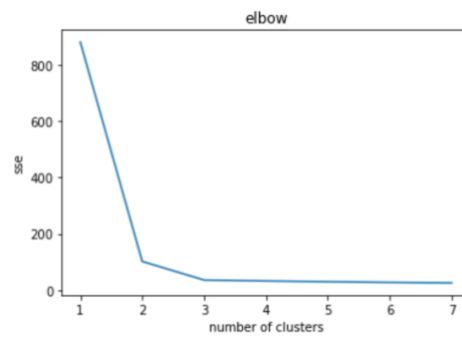
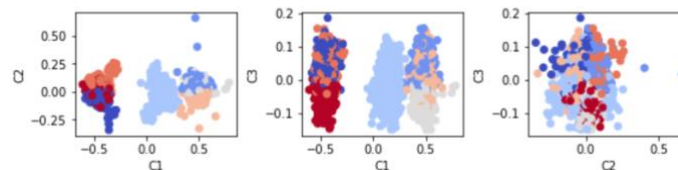
k = 5



k = 6

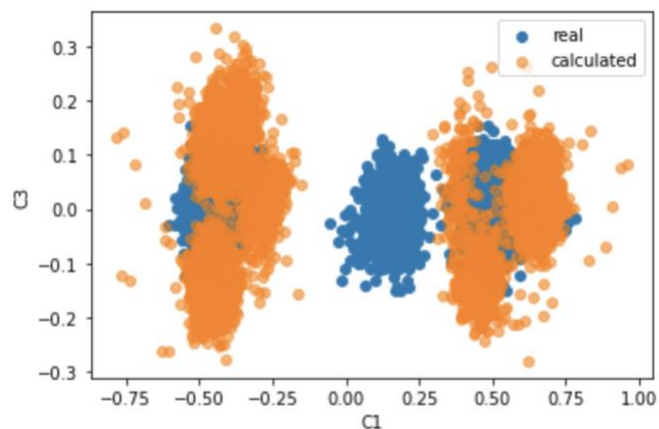


k = 7



علاوه بر این در صورتی که بخواهیم ببینیم چه تعداد از اسپایک های تشخیص داده شده با اسپایک های واقعی همپوشانی داشته اند از نمودار زیر استفاده شده است. همچنین جهت دستیابی به یک ارزیابی عددی برای این موضوع مسئله را به کمک به دست آوردن نسبت تعداد داده هایی که در همسایگی ۲ داده اصلی هستند حل کرده و هر چه تعداد داده های به دست آمده و داده های اصلی نیز به یکدیگر نزدیک باشند این مقدار ضریب بالا تری می گیرد.

نتایج مربوط به نمودار همپوشانی و دقت به دست آمده از خوشه بندی به شکل زیر است:



acc= 0.5803079411553772

مشاهده می شود که دقت چیزی در حدود ۵۸ درصد بوده است.

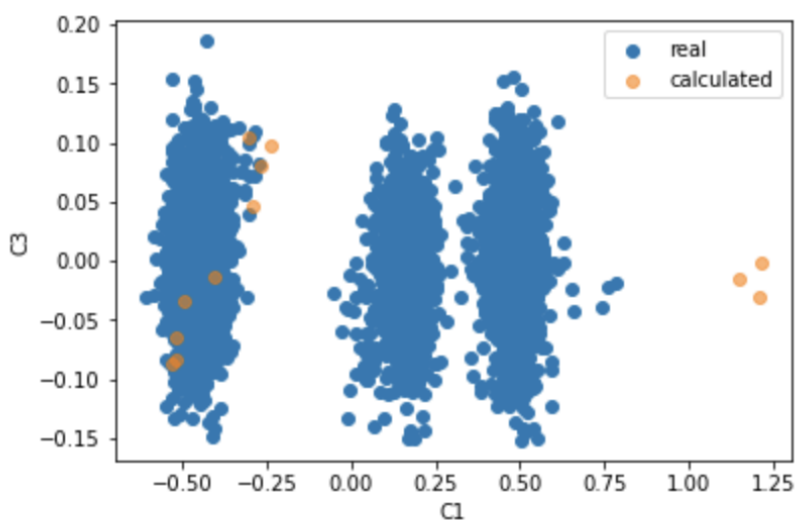
(o)

در ادامه مقدار جدیدی برای threshold در نظر گرفته می شود:

$$\theta_{new} = 0.9 \times \max(X_t)_{0 \leq t \leq T}$$

مشخص است که این مقدار به دلیل بالا بودن حد داشته شده تعداد زیادی از داده ها را به عنوان اسپایک در نظر نمی گیرد و نباید انتظار داشت که دقت خوبی از آن به دست بیاید.

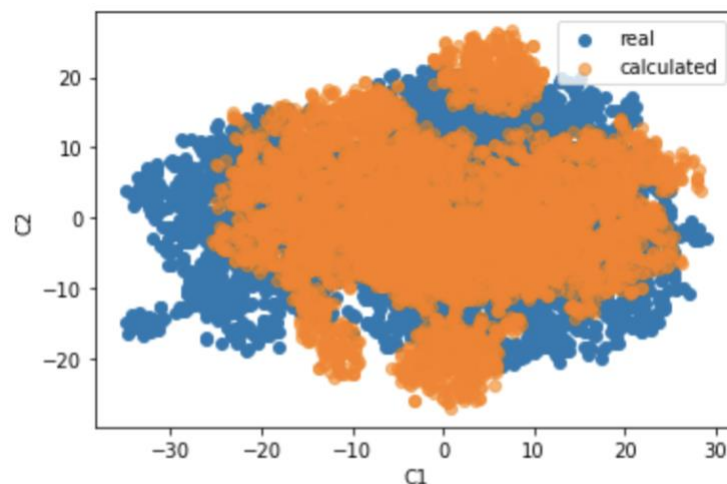
نتایج ارزیابی این قسمت به صورت زیر است که نشان میدهد دقت خوبی نداشته است.



acc= 0.0016739903745553637

(p)

در صورتی که به جای کاهش بعد از TSNE به جای pca استفاده شود. نتایج حاصل از ارزیابی به صورت زیر هستند. همان طور که مشخص است این حالت به نسبت دو مورد قبل همپوشانی بیشتری با داده های اصلی دارد و دقت حاصل از آن نیز بهتر است.



acc= 0.7641695858190104

جهت جلوگیری از تکرار نمودارها نمودارهای حاصل از تکرار مراحل مربوط به spike sorting این قسمت در گزارش آورده نشده است و تنها نتیجه نهایی گزارش شده است. تمامی نمودارهای مربوط به این قسمت در قسمت TSNE فایل نوت بوک موجود است.

۲- Data Exploring: Discrete-Time Signals

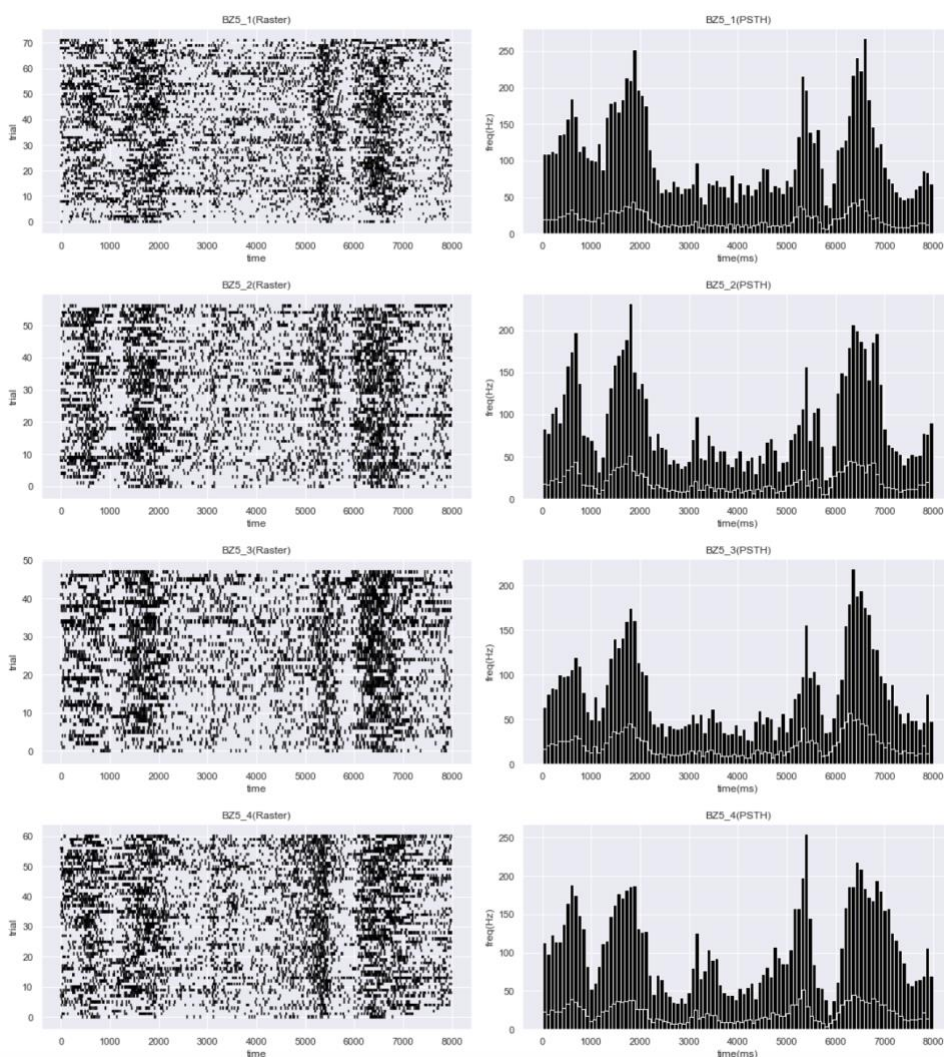
در این قسمت داده های نورونی مربوط به ۱۶ کانال به کمک تعدادی نمودار تحلیل شده است که در ادامه راجع به هر یک توضیح داده می شود.

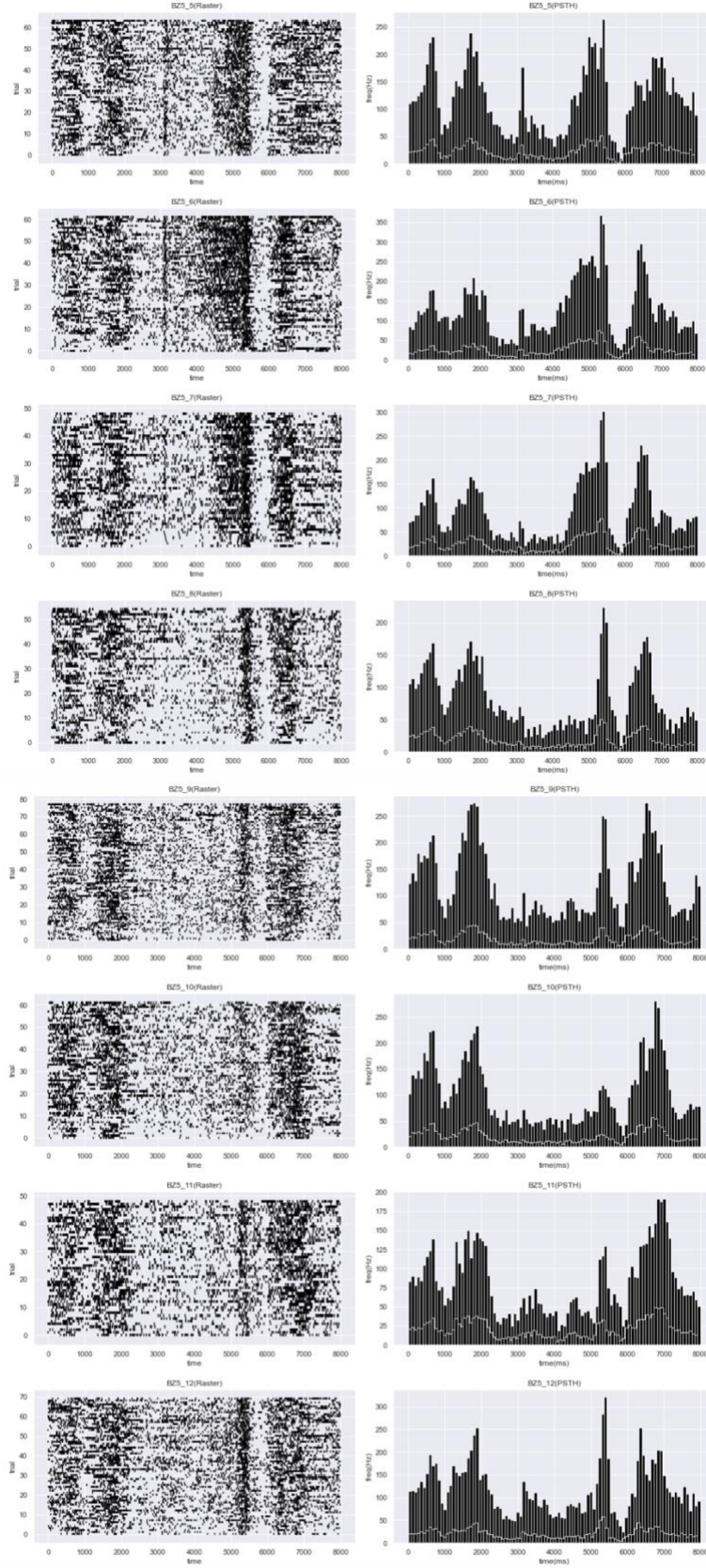
Raster plot and PSTH

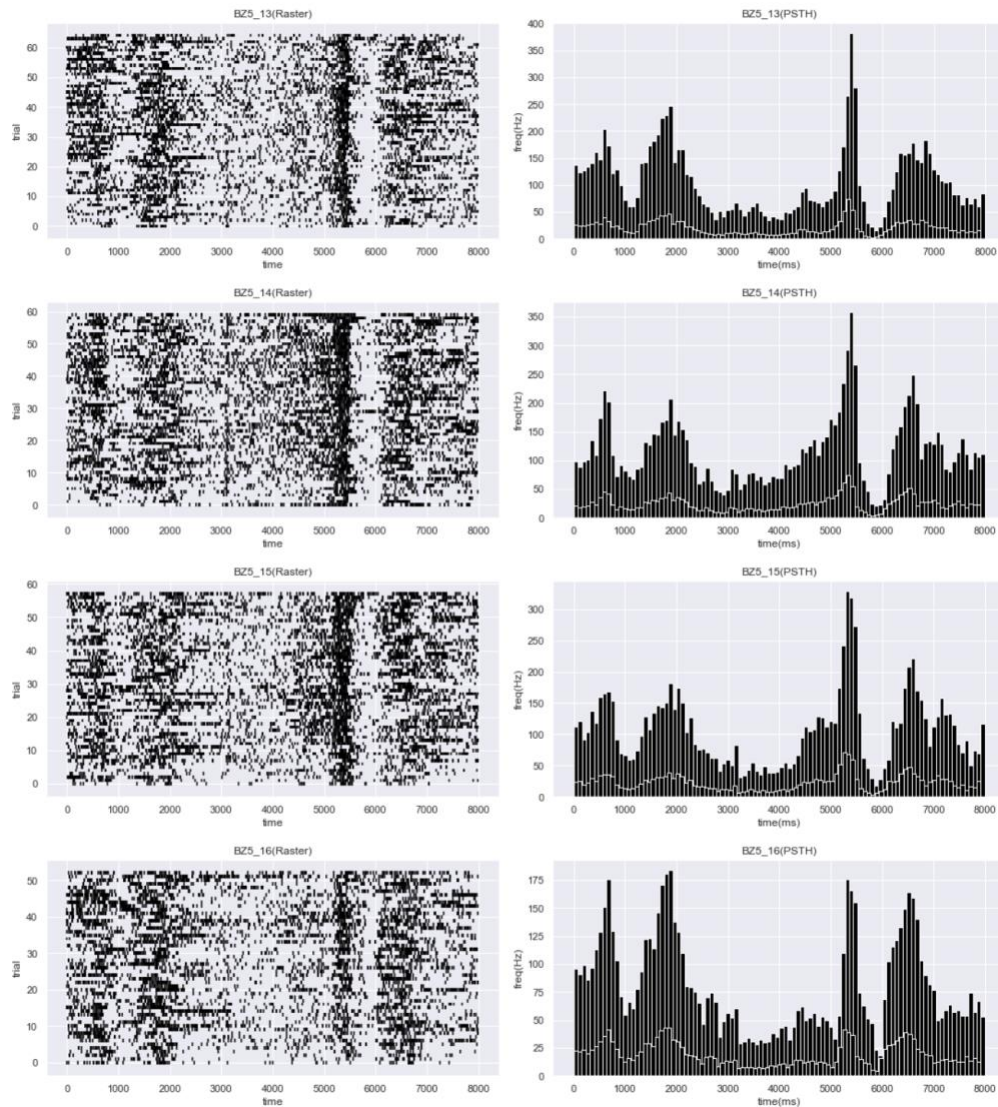
نمودار raster plot نشان می دهد که در طول زمان اسپایک های مربوط به هر نورون در کجاها زده شده اند در حالی نمودار PSTH نرخ شلیک یک نورون را به صورت هیستوگرام نشان می دهد.

یک نمونه از بهترین نمودار های مربوط به نورون ها (Z5) که تصاویر واضح تری دارد و نتایج آن قابلیت تحلیل بیشتری دارد در ادامه آمده است. نمودار های به دست آمده بر اساس مکان محرک ها بوده که در آن هم شعاع و هم زاویه برای هر محرک جدا در نظر گرفته شده است.

Z5

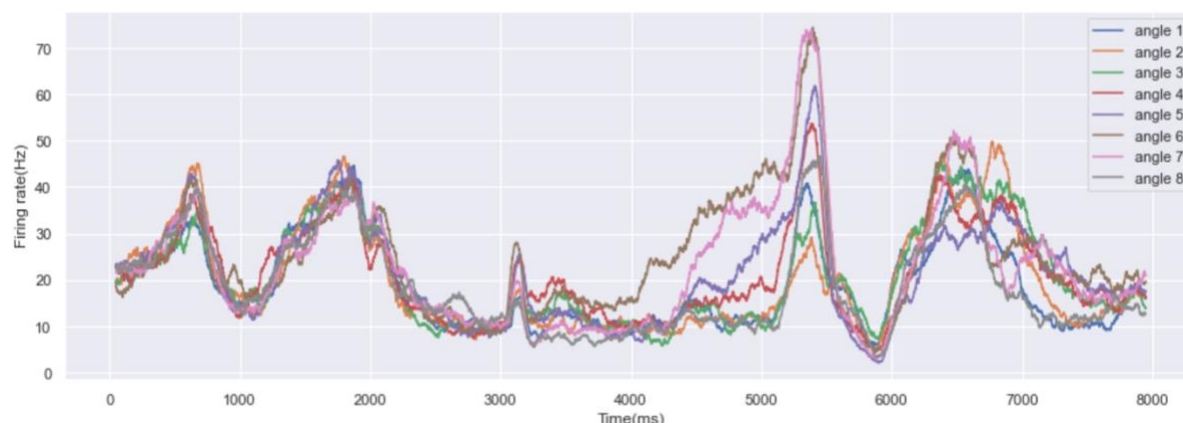






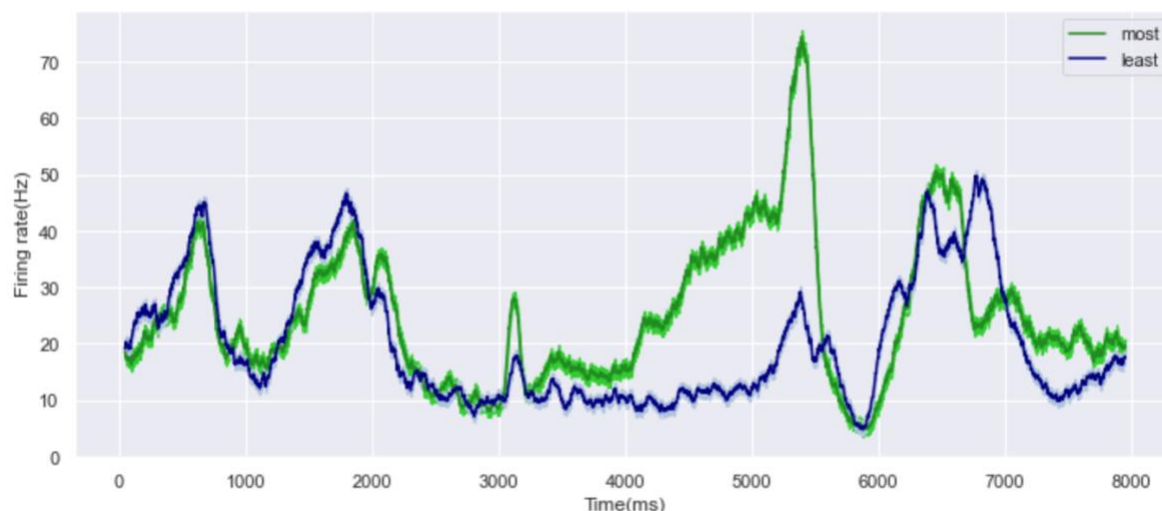
می توان دید در اکثر تصاویر تعداد اسپایک های نورون در حدود بازه ی ۵۰۰۰ تا ۶۰۰۰ افزایش چشم گیری داشته و می توان گفت احتمالا در این بازه محرکی نشان داده شده است. علاوه بر این به کمک نمودار PSTH می توان دید نرخ شلیک نورون ها در همه مکان ها با هم برابر نبوده و در برخی مکان ها فرکانس بالاتری داشته است. برای مثال در مکان ۱۳ نرخ شلیک بسیار بیشتر از مکان ۱۶ بوده و الگوی مشاهده شده قوی تر است.

در صورتی که برای نورون Z5 نمودار مربوط به firing rate در زوایای مختلف را رسم کنیم شکل زیر به دست خواهد آمد:



مشاهده می شود که این نمودار نیز مطابق با نمودارهای قبلی است و نرخ شلیک نورون در بازه ی ۵۰۰۰ تا ۶۰۰۰ افزایش داشته است. (در این جا $\text{angle}x$ مربوط به زاویه ای است که در آن محرک در مکان x و $x+8$ وجود دارد برای مثال $\text{angle}1$ بیان کننده زاویه ای است که در آن محرک ۱ و ۹ قرار دارند) نمودار بالا نشان می دهد که این نورون به محرک هایی که در $\text{angle}6$ قرار داشته اند بیشترین پاسخ را داده است و کمترین پاسخ آن مربوط به محرک هایی است که در $\text{angle}2$ بوده اند.

در صورتی که نمودار مربوط به این دو محرک را رسم کنیم شکل زیر به دست می آید. لازم به ذکر است که در این نمودار بازه اطمینان برابر با ۹۵ درصد در نظر گرفته شده است.



برای اینکه ببینیم آیا این تفاوت معنا دار بوده است یا خیر از میانگین نرخ شلیک این دو نورون استفاده شده است در صورتی که میانگین نرخ شلیک نورون در این دو محرک تفاوت معنا داری داشته باشند می توان گفت مکان محرک برای این نورون قابل تفکیک بوده و نرخ شلیک آن در همه مکان ها یکسان نمی باشد. برای انجام این کار از t_test استفاده شده است چرا که این تست بررسی می کند که آیا میانگین دو گروه با یکدیگر اختلاف معنا داری دارند یا خیر. نتایج به دست آمده نشان می دهد که این اختلاف از نظر آماری نیز معنا دار بوده است.

`Ttest_indResult(statistic=11.560808366811983, pvalue=8.658347137456707e-31)`

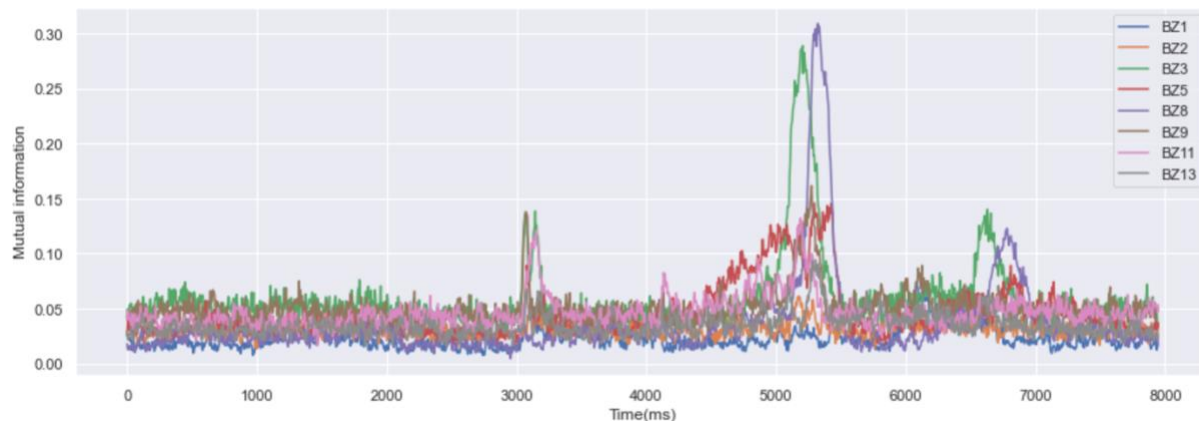
۳- Single Units: Measuring the Information

در این قسمت به کمک اطلاعات متقابل به دست آمده میان نورون و محرک ها کد شدن اطلاعات درون نورون مورد بررسی قرار میگیرد.

برای این که یک نورون بتواند اطلاعات راجع به محرک های مختلف را منتقل کند پاسخ نورون باید برای محرک های مختلف نیز متفاوت باشد. یک نورون تنها هنگامی می تواند راجع به یک محرک اطلاعات داشته باشد که تنوع پاسخ آن با تغییر محرک بخش شده مرتبط باشد یکی از راه ها برای فهمیدن این موضوع این است که نتایج به دست آمده از انجام چندین trial بر روی محرک های مختلف را با نتایج حاصل از تنها یک محرک مقایسه کنیم. پاسخی که اطلاعات بیشتری راجع به محرک پخش شده دارند تنوع بیشتری برای آزمایش هایی که با تعداد محرک های متفاوت انجام شده اند دارند (نسبت به آزمایش هایی که تنها با یک محرک انجام شده است). اطلاعات متقابل در واقع تفاوت میان پاسخ نورون در آزمایش هایی با محرک های متفاوت و محرک یکسان است را نشان می دهد. در واقع این کار باعث می شود پاسخی که مرتبط با ماهیت محرک پخش شده نیست حذف شده و تنها اطلاعات مربوط به ماهیت محرک باقی بماند. در واقع اطلاعات متقابل به ما نشان می دهد که پاسخ نورون تا چه حد می تواند اطلاعات مربوط به ماهیت محرک را کد کند.

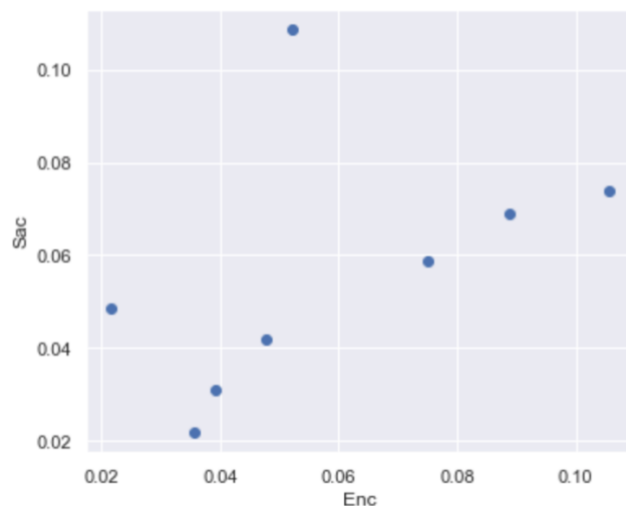
یکی از مشکلاتی که این روش دارد این است که معمولا پاسخ نورونی به کمک زمان های شلیک نورون نشان داده می شود و محاسبه ی اطلاعات متقابل برای این داده ها دشوار است چرا که برای محاسبه آن فرکانس وقوع تعداد زیادی از اسپایک ها باید مشخص شود و نیاز به داده های زیادی است. به همین خاطر در بسیاری از تحلیل ها از توصیف های ساده تری برای پاسخ نورون استفاده می کنند و به همین دلیل ممکن است این روش تعدادی از اطلاعات را در نظر نگیرد.

نمودار اطلاعات متقابل برای تمامی نورون ها در طول زمان به شکل زیر است:



نمودار بالا نشان می دهد که اطلاعات متقابل با پخش محرک زیاد شده و سپس شروع به کم شدن می کند همچنین پیش از go cue نیز این اطلاعات مجددا زیاد می شود.

Scatter plot مربوط به نورون ها در مراحل encoding و stage به صورت زیر است:



برای مقایسه میانگین اطلاعات متقابل در این دو مرحله مجدداً از **t-test** استفاده شده است چرا که می‌خواهیم بدانیم آیا میانگین اطلاعات با یکدیگر اختلاف معنی‌داری دارند یا خیر. نتایج تست انجام شده نشان می‌دهد که این اختلاف معنی‌دار نمی‌باشد و لزوماً نمی‌توان گفت که اطلاعات متقابل میان این دو مرحله با یکدیگر متفاوت است. البته تعداد داده‌ها در این جا نیز کم است و ممکن است یا زیاد کردن تعداد نورون‌ها به اطلاعات متفاوتی برسیم.

```
Ttest_indResult(statistic=0.11119516651057591, pvalue=0.9130400105142564)
```

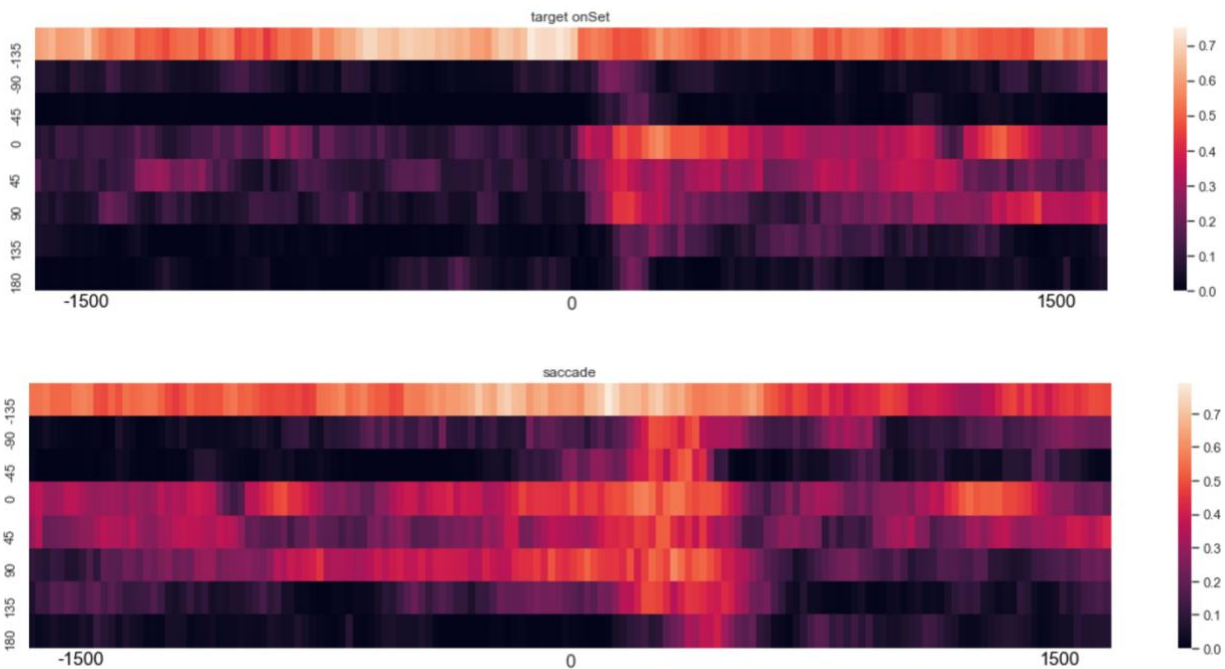
۴- Population of Units: Quantifying the Information

در این قسمت برای مقایسه قدرت کد کردن نوروں ها از یک طبقه بند استفاده شده است. به این صورت که نرخ شلیک نوروں ها به عنوان ویژگی های طبقه بند در نظر گرفته می شود و به کمک این ویژگی ها باید زاویه محرک پخش شده و یا شعاع آن را پیش بینی کرد.

همچنین برای visualize کردن نتایج در هر بازه زمانی داده های مربوط به spike train را دریافت کرده (برای همه ی نوروں و تمام زمان ها) و به کمک یک window بر روی تعداد شلیک ها میانگین گرفته (سایز پنجره در نظر گرفته شده برابر با ۱۵۰ میلی ثانیه است) و به عنوان ورودی به svm داده شده است پس از آموزش svm برای این زمان مشخص داده های تست داده شده و خروجی های متناظر با آن پیش بینی می شود در انتها نیز به کمک confusion_matrix برای هر دسته recall محاسبه می شود. همچنین برای جلوگیری از تاثیر تقسیم بندی داده ها به آموزش و تست با ۵۰ روش مختلف این تقسیم بندی انجام شده و سپس میانگین ران های انجام شده به عنوان recall نهایی گزارش می شود.

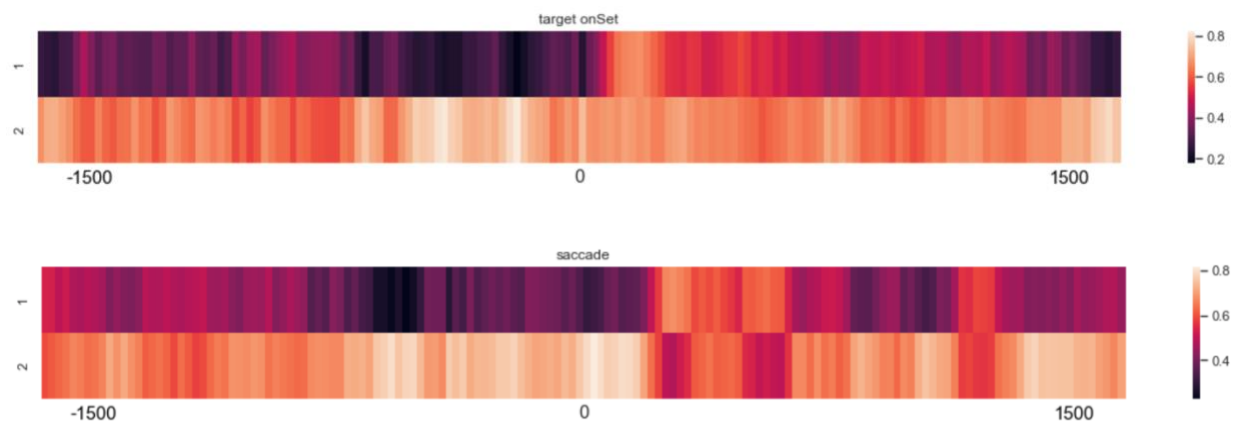
همچنین زمان هر کدام از مراحل saccade و نمایش محرک به این صورت است که زمان ورود به این stage ها برابر با صفر و ۱۵۰۰ میلی ثانیه قبل و بعد از آن نیز نمایش داده می شود. نتایج به دست آمده به صورت زیر است:

برای دیکد کردن زاویه:



مشاهده می شود که در نواحی وسط و نزدیک به شروع هر یک از stage ها recall به نسبت بالاتر است.

برای دیکد کردن شعاع:



مشاهده می شود که در هر دو حالت اطلاعات مربوط به شعاع های دور تر recall بالاتری دارند و تشخیص آنها برای مدل راحت تر بوده است.