

باسم‌هه تعالی



دانشگاه صنعتی شریف

دانشکده مهندسی برق

درس علوم اعصاب محاسباتی

گزارش پروژه درس

سری اول

بررسی رفتار نورون‌های پیچیده‌ی Primary Visual Cortex گربه مبتنی بر دیتای تهاجمی

استاد درس:

دکتر کربلایی آقاجان

امیرحسین افشارراد

۹۵۱۰۱۰۷۷

طaha انتصاری

۹۵۱۰۱۱۱۷

توضیحات اولیه:

- ۱ - در کنار این گزارش، فایل‌های مربوط به کد مطلب اصلی، توابع نوشته شده، و دیتاست‌های مربوط به پژوهه ضمیمه شده است. با توجه به این که در کد مطلب ضمیمه شده، فراخوانی اطلاعات دیتاست صورت می‌گیرد، برنامه باید دقیقاً در فرمت فولدریندی موجود اجرا شود تا به درستی کار کند.
- ۲ - علاوه بر همهٔ فایل‌های ضمیمه شده، فایل neurons.mat نیز موجود است. این فایل، حاوی تمامی اطلاعات مهمی است که در اثر اجرا کردن بخش‌های مختلف کد مطلب به دست می‌آیند. بدیهی است در صورتی که کد را از ابتدا تا انتهای اجرا کنید، استراکت neurons به طور کامل ساخته می‌شود، اما با توجه به سنگین وزمان بر بودن پردازش کد به صورت کامل، این فایل را نیز ضمیمه کرده‌ایم تا در صورت لزوم بتوانید به نتایج آزمایشات و پردازش‌ها دسترسی سریع‌تری بیابید.
- ۳ - اکیداً توصیه می‌شود که کد برنامه را به طور کامل اجرا نکنید، چراکه زمان اجرای طولانی و خروجی‌ها و نمودارهای متعددی خواهد داشت که صرفاً گیج‌کننده خواهد بود. در صورت لزوم، کد را بخش به بخش اجرا کنید. ضمناً تمامی نتایج حائز اهمیت نیز در ادامهٔ همین گزارش کار، گزارش شده‌اند و نیاز ضروری برای اجرای کد وجود ندارد.

قسمت اول) آشنایی با مقاله پژوهش اصلی

۱- با مطالعه **introduction** و **abstract**، توضیح دهید که هدف این پژوهش چیست، و چه تفاوتی با کارهای قبلی دارد.

هدف از این پژوهش، بررسی عملکرد و یافتن receptive field های مربوط به نورون ها (ی پیچیده) visual cortex است و تفاوت عمده این روش در آن است که به جای استفاده از روش STA، از روش Spike-triggered correlation استفاده شده است. علت این امر آن است که در بررسی نورون های پیچیده، به علت عدم وجود رفتار خطی (و حساسیت به بیش از یک تحریک)، روش میانگین گیری پاسخ مناسبی نخواهد داد.

۲- نورون های پیچیده چطور تعریف می شوند و با چه معیاری انتخاب شده اند؟

در متن مقاله چند تعبیر از نورون های پیچیده بیان شده است. اول آن که رابطه تحریک و پاسخ آنها غیرخطی است (و بنابراین نمی توان از روش STA برای تحلیل آنها استفاده کرد).

مشخصه دیگری که برای نورون های پیچیده بیان شده است، آن است که مشخصه های دیداری برای آنها به دو دسته «مربوط» و «بی اثر» تقسیم می شود.

همچنین در بخش MATERIALS AND METHODS تعریفی برای نورون های ساده آمده است (و طبعاً نورونی که در این تعریف نگنجد، یک نورون پیچیده است) و آن این است که اولاً receptive field آنها، نواحی آشکار روشن و خاموش داشته باشد و ثانیاً، نسبت هارمونیک اول به مقدار DC آنها بیشتر از یک باشد.

۳- از قسمت materials and methods، بخش **Spike-triggered correlation analysis** را مطالعه کنید. فرایند را به طور تقریبی توضیح دهید.

ابتدا تحریک هایی که قبل از زمان های اسپایک زدن نورون وجود داشته اند را شناسایی می کنیم. هر تحریک شامل ۱۶ نوار روشن یا خاموش است و برای هر تحریک، حافظه ای به اندازه ۱۶ فریم نیز در نظر می گیریم. بنابراین، هر تحریک منجر به اسپایک را می توانیم با ۲۵۶ مؤلفه، به طور کامل مشخص کنیم. با جداسازی همه تحریک های منجر به اسپایک، نمونه های متعددی داریم که در واقع، تحقیق هایی از ۲۵۶ متغیر تصادفی هستند. حال می توانیم با استفاده از این تحقیق ها، ماتریس کوریلیشن مربوط به این ۲۵۶ متغیر تصادفی را تشکیل بدهیم و بر اساس روش PCA، به دنبال بزرگ ترین مقادیر ویژه و بردارهای ویژه متناظر آنها بگردیم. این بردارهای ویژه، در واقع راستهایی در این فضای ۲۵۶ بعدی هستند که راستهای «معنی دار» به حساب می آیند و می توان آنها را به عنوان تحریک هایی که نورون به آنها حساس است، در نظر گرفت.

۴- همان طور که با خواندن بخش **Spike-triggered correlation analysis** باید متوجه شده باشید، برای بررسی اعتبار یافته های علمی مان، باید تحریک هایی که موجب اسپایک شده اند (توزیع تحریک به شرط اسپایک) را با تحریک های کلی و مستقل از اسپایک مقایسه کنیم. توضیح دهید مقاله چه روشی را برای این کار پیشنهاد می دهد. در قسمت بعدی قرار است به وفور از این روش استفاده کنیم.

مقاله برای جداسازی تحریک های معنی دار و بی معنی، از تولید دنباله تصادفی اسپایک ها (کنترل) استفاده کرده است. در واقع، روش این است که متناظر با هر دنباله معنی دار اسپایک، و مساوی تعداد اسپایک ها، زمان تصادفی اسپایک تولید می کنیم و متناظر با این زمان ها، یک دنباله تصادفی از اسپایک ها به دست می آوریم. در ادامه، همه تحلیل هایی که روی اسپایک های اصلی انجام داده ایم (چه PCA و چه STA) را روی این دنباله های تصادفی نیز انجام می دهیم. (برای STA به یک دنباله تصادفی و برای PCA به چندین دنباله تصادفی نیاز داریم) و سپس نتایج هر دو را به دست می آوریم و مقایسه می کنیم و به دنبال تفاوت های معنی دار می گردیم. به عنوان مثال، در روش spike-triggered correlation، مقادیر ویژه ناشی از دنباله های تصادفی اسپایک را در نظر گرفته، و یک بازه اطمینان به مرکز میانگین و شعاع ۵.۲SD در نظر گرفته، و هرگاه مقادیر ویژه دنباله اصلی اسپایک ها خارج از این بازه قرار بگیرند، آنها را دارای

گزارش کار پژوهه درس علوم اعصاب محاسباتی — سری اول
یک تفاوت معنی دار با مقادیر تصادفی در نظر گرفته و از بردار ویژه ها متناظر با آنها به عنوان راستاهای معنی دار فضای تحریک ها استفاده می کنیم.

۵- از قسمت Results، بخش Segregation between two types of visual features را مطالعه کنید. نتیجه را به طور تقریبی توضیح دهید.

در این بخش، در ادامه توضیحات قسمت قبل، نتیجه‌ی به دست آوردن بردار ویژه‌های معنی دار بررسی شده است. بردار ویژه‌های متناظر با مقادیر ویژه‌ای که خارج از بازه اطمینان توصیف شده در قسمت قبل قرار داشتند، به عنوان راستاهای معنی دار انتخاب شدند. همان طور که در متن مقاله مشاهده می شود، عمدۀ نورون‌ها دو بردار ویژه معنی دار داشتند. این تحریک‌های معنی دار، بر خلاف سایر تحریک‌ها، (مطابق شکل موجود در مقاله)، نواحی روشن و خاموش نسبتاً مشخصی داشتند که به شکلی هموار، در هم ادغام می شوند. بنابراین دو نوع تحریک متفاوت داریم که یکی «معنی دار» و دیگری «بی اثر» است. این دو نوع تحریک، همان طور که توضیح داده شد، در مقادیر ویژه متناظر نیز تفاوت عمدۀ دارند (نمودار C.2) و همچنین چنانچه کوریلیشن این تحریک‌ها را محاسبه کنیم، اشتراک ناچیزی بین این دو دسته از تحریک‌ها مشاهده می شود (نمودار D.2) و همه این‌ها، بیان‌گر وجود دو نوع ویژگی کاملاً متفاوت در تحریک‌های ورودی هستند.

قسمت دوم) آشنایی با دیتاستسوال(۱)

هدر فایل های sa0 را با استفاده از تابع fget_hdr باز کرده و بررسی می کنیم. در واقع، هر هدر استراکتی با دو فیلد FileInfo و DataInfo است که به ترتیب، حاوی اطلاعاتی در مورد فایل (نوع، ورژن، نام، سازنده، و زمان) و اطلاعاتی در مورد دیتا هستند. نمونه ای از این دو فیلد را در شکل های زیر مشاهده می کنید:

neurons(1).Data(1).hdr.DataInfo	neurons(1).Data(1).hdr.FileInfo																																																
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Field</th> <th>Value</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>ID</td><td>'a01bmsq1D'</td></tr> <tr><td>DataFrom</td><td>'000412.a01bms...'</td></tr> <tr><td>Channel</td><td>0</td></tr> <tr><td>SampleRate</td><td>10000</td></tr> <tr><td>Gain</td><td>10000</td></tr> <tr><td>DAQMode</td><td>0</td></tr> <tr><td>DAQResolution</td><td>0</td></tr> <tr><td>DataType</td><td>0</td></tr> <tr><td>DataUnit</td><td>0</td></tr> <tr><td>TimeMode</td><td>0</td></tr> <tr><td>TimeOffset</td><td>0</td></tr> <tr><td>ThreshPeakHi...</td><td>6542</td></tr> <tr><td>ThreshPeakLow</td><td>53250</td></tr> <tr><td>ThreshValley...</td><td>-66541</td></tr> <tr><td>ThreshValleyL...</td><td>-28176</td></tr> <tr><td>ThreshWidth...</td><td>-19</td></tr> <tr><td>ThreshWidth...</td><td>506</td></tr> </tbody> </table>	Field	Value	ID	'a01bmsq1D'	DataFrom	'000412.a01bms...'	Channel	0	SampleRate	10000	Gain	10000	DAQMode	0	DAQResolution	0	DataType	0	DataUnit	0	TimeMode	0	TimeOffset	0	ThreshPeakHi...	6542	ThreshPeakLow	53250	ThreshValley...	-66541	ThreshValleyL...	-28176	ThreshWidth...	-19	ThreshWidth...	506	<table border="1"> <thead> <tr> <th>Field</th> <th>Value</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>Type</td><td>'DAN_SPK'</td></tr> <tr><td>Version</td><td>'1.0'</td></tr> <tr><td>Fname</td><td>'000412.a01bms...'</td></tr> <tr><td>Creator</td><td>'f21mlv.vi'</td></tr> <tr><td>Time</td><td>'2000,4,12,20,10,...'</td></tr> </tbody> </table>	Field	Value	Type	'DAN_SPK'	Version	'1.0'	Fname	'000412.a01bms...'	Creator	'f21mlv.vi'	Time	'2000,4,12,20,10,...'
Field	Value																																																
ID	'a01bmsq1D'																																																
DataFrom	'000412.a01bms...'																																																
Channel	0																																																
SampleRate	10000																																																
Gain	10000																																																
DAQMode	0																																																
DAQResolution	0																																																
DataType	0																																																
DataUnit	0																																																
TimeMode	0																																																
TimeOffset	0																																																
ThreshPeakHi...	6542																																																
ThreshPeakLow	53250																																																
ThreshValley...	-66541																																																
ThreshValleyL...	-28176																																																
ThreshWidth...	-19																																																
ThreshWidth...	506																																																
Field	Value																																																
Type	'DAN_SPK'																																																
Version	'1.0'																																																
Fname	'000412.a01bms...'																																																
Creator	'f21mlv.vi'																																																
Time	'2000,4,12,20,10,...'																																																

همچنین فایل های log که متناظر با هر آزمایش وجود دارند، حاوی تمامی اطلاعات مربوط به آزمایش هستند. موارد مهم این اطلاعات عبارتند از:

اطلاعات فایل: نوع فایل، ورژن فایل، نام فایل، سازنده فایل، زمان ساخت فایل

اطلاعات تست (تحریک): نوع تست، نام تست، نرخ refresh کردن، نرخ تغییر فریم ها و...

اطلاعات منحنی tuning: جهت، دنباله جهت های مورد آزمایش، فرکانس مکانی، طول و عرض، و...

و...

سوال (۲)

تابع Func_ReadData را مطابق خواسته‌های صورت سؤال نوشتیم که در کنار فایل اصلی، ضمیمه شده است. همچنین چند قابلیت اضافی نیز برای تسهیل در فرایند بخش‌های آینده در این تابع در نظر گرفتیم. شرح عملکرد کلی این تابع به صورت زیر است:

وروودی:

- نام نورون مورد آزمایش

خروجی‌ها:

Output: یک استراکت حاوی دو فیلد events (بردارهای شامل زمان‌های اسپایک برای آزمایش آم) و hdr (هدر فایل sa0 متناظر)

frequency: با توجه به این که فرکانس نشان دادن تصاویر در آزمایش مربوط به نورون‌های مختلف یکسان نیست، با مراجعة به فایل Log متناظر، این فرکانس را نیز استخراج کرده‌ایم و در خروجی این تابع قرار داده‌ایم.

mean_rate: با توجه به این که در بخش‌های بعدی به نرخ اسپایک زدن نورون نیاز داریم، و برای صرفه‌جویی در مصرف حلقه for، نرخ مربوط به هر آزمایش را در اینجا محاسبه کرده و متوسط این نرخ‌ها را به عنوان خروجی در اعلام می‌کنیم.

سوال (۳)

در اینجا، برای اولین بار وارد کد اصلی برنامه می‌شویم. ابتدا لازم است با استفاده از تابع Func_ReadData، اطلاعات اولیه نورون‌ها را استخراج کنیم. برای این کار، یک استراکت به اسم neurons تعریف کرده‌ایم تا هر چیزی که محاسبه می‌کنیم و ممکن است به آن نیاز داشته باشیم را در آن ذخیره کنیم. در این مرحله، تمامی خروجی‌های تابع Func_ReadData را در این استراکت ذخیره می‌کنیم. به این ترتیب، فیلدهای این استراکت به صورت زیر خواهند بود:

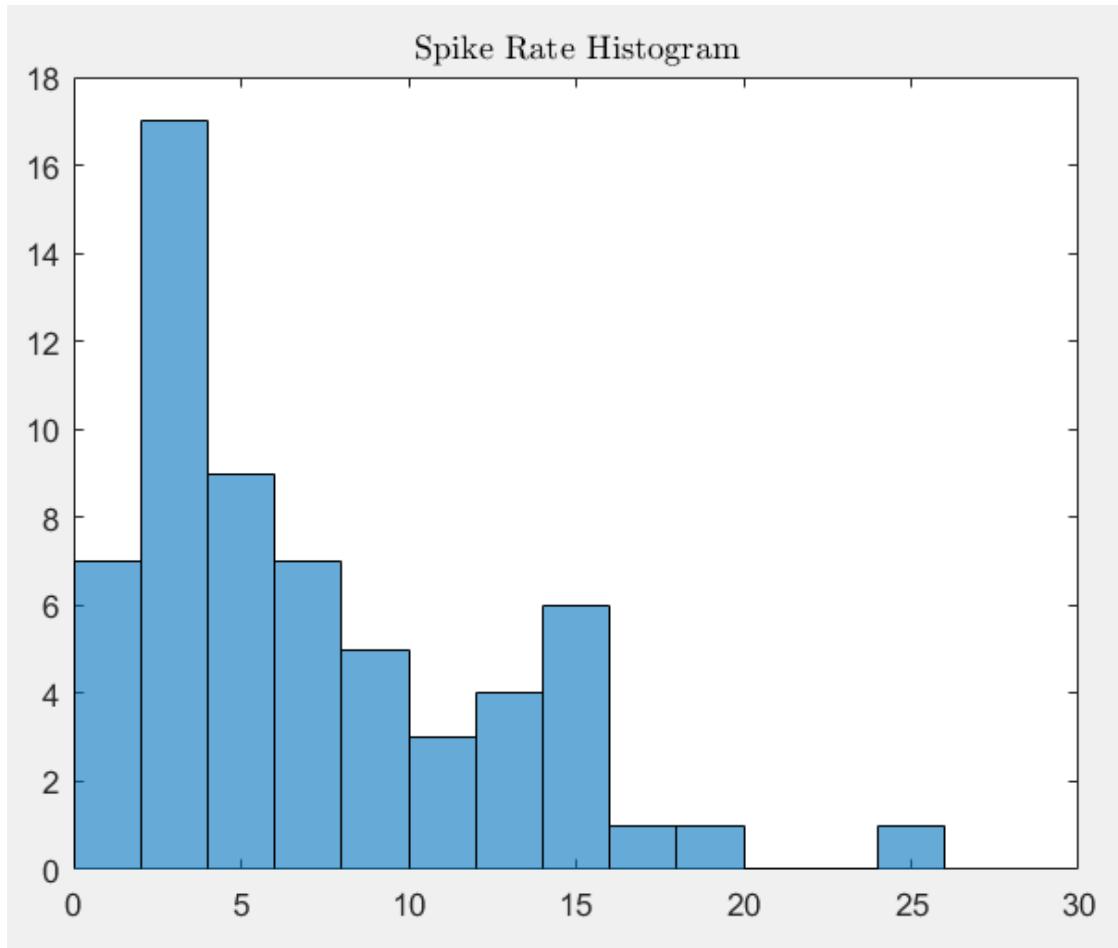
1x61 struct with 5 fields						
Fields	name	Data	freq	rate	included	
1	'000412.a...	1x4 struct	59.7214	2.3480	1	
2	'000413.b...	1x5 struct	59.7214	1.0764	0	
3	'000413.b...	1x5 struct	59.7214	1.3557	0	
4	'000413.b...	1x5 struct	59.7214	1.4752	0	
5	'000418.a...	1x8 struct	59.7466	1.7384	0	

که در آن، Data همان خروجی Output تابع Func_ReadData است که خود استراکتی است، دارای دو فیلد events و hdr.

همچنین در ادامه و با توجه به هایی که در خروجی تابع Func_ReadData دریافت کرده‌ایم، بررسی می‌کنیم که کدام نورون نرخ اسپایک زدن کمتر از ۲ دارد و در فیلد included مربوط به استراکت neurons، مشخص می‌کنیم که آیا این نورون را در بررسی‌های آتی به حساب می‌آوریم یا نه.

با توجه به اطلاعات استخراج شده، ۷ نورون نرخ اسپایک کمتر از ۲ دارند که در بخش‌های بعدی از آن‌ها صرف نظر خواهیم کرد. نام این نورون‌ها به شرح مقابل است:

000413.b03
000413.b04
000413.b05
000418.a01
000420.b02
000524.c01
000907.f07



سوال (۴)

تابع Func_StimuliExtraction را نوشتیم که فایل آن در کنار فایل اصلی ضمیمه شده است. ورودی و خروجی‌های این تابع به شرح زیر است:

ورودی‌ها:

- events: دنباله‌ی زمان اسپایک‌ها است که از طریق تابع Func_ReadData به دست آمده است.
- Msq1D: ماتریس تحریک‌های داده شده است که برای تمامی آزمایش‌ها مشترک است و متناظر با زمان‌های موجود در ورودی events، اسپایک‌های منجر به تحریک را از آن استخراج می‌کنیم.
- frequency: با توجه به این که فرکانس پخش تصاویر در آزمایش‌های مختلف متفاوت است، برای آن که بتوانیم به شکل دقیق تحریک‌های منجر به اسپایک را شناسایی کنیم، نیاز به فرکانس دقیق پخش تصاویر داریم که در مرحله قبلی به کمک تابع Func_ReadData از فایل‌های log استخراج شده است.

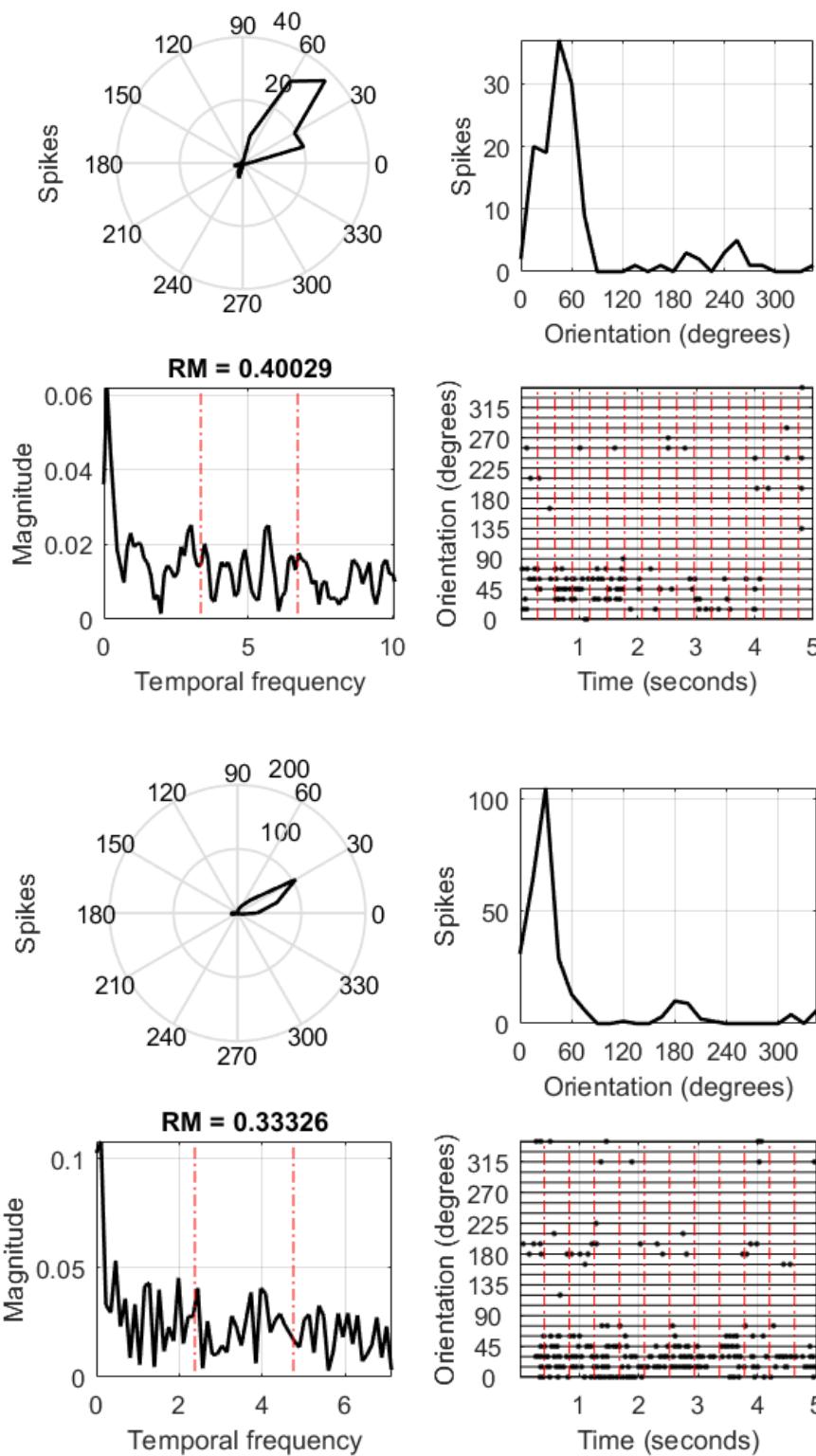
خروجی:

- Output: در تنها خروجی این تابع، دنباله‌ی اسپایک‌های منجر به تحریک قرار دارد.
- نکته: در این تابع، زمان‌هایی که مربوط به قبل از نمایش فریم شانزدهم هستند، حذف شده اند چون تحریک کاملی متناظر با آن‌ها وجود ندارد.

سؤال (۵)

برای تشخیص مناسب‌ترین جهت نشان دادن تصاویر، باید آزمایشی ترتیب داده شود که یک ورودی مشخص، در زوایای مختلف به فرد مورد آزمایش نشان داده شود، و نرخ اسپاک زدن متناظر با هر راستا اندازه‌گیری شود. با شناسایی بیشینه‌ی این نرخ، جهت مناسب پیدا می‌شود.

در ادامه، دو نمونه از خروجی‌های فرایند یافتن جهت مشاهده می‌کنید:



000524.c01atune.sa0

Temporal freq = 3.366 hz/s
Spatial freq = 0.595 hz/cm
Velocity = 5.657 cm/s

Preferred Dir = 45
Null Dir = 225
Dir Index = 1.000

Relative modulation = 0.400
Cell type = complex

000412.a01atune.sa0

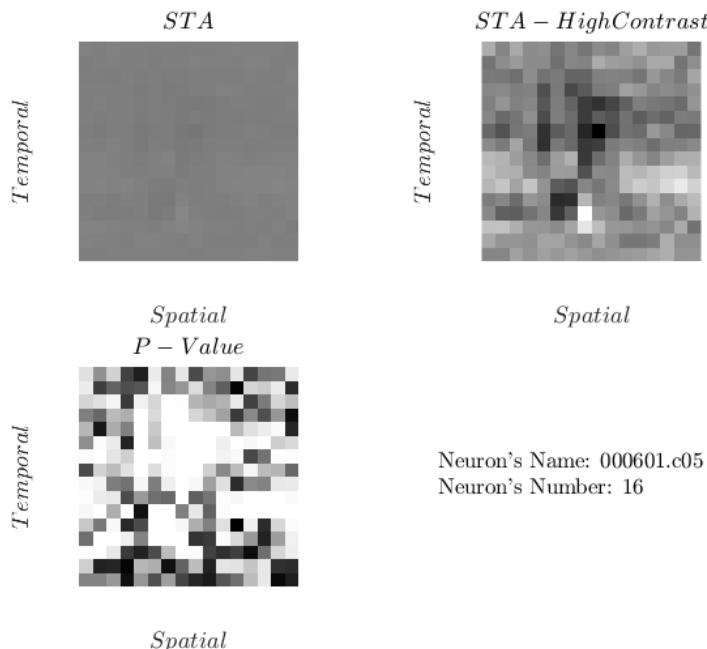
Temporal freq = 2.376 hz/s
Spatial freq = 0.297 hz/cm
Velocity = 8.000 cm/s

Preferred Dir = 30
Null Dir = 210
Dir Index = 0.963

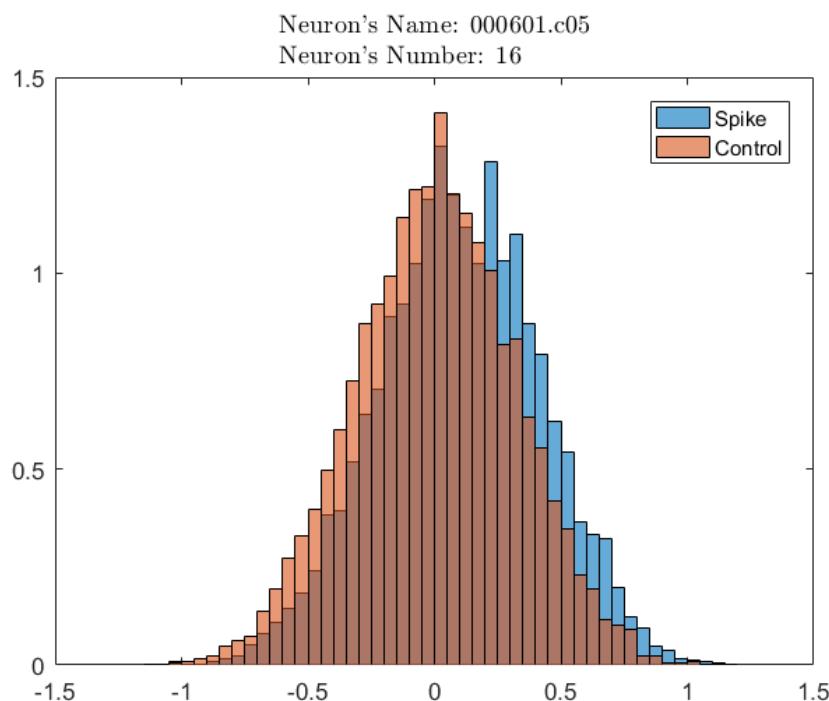
Relative modulation = 0.333
Cell type = complex

قسمت سوم) بررسی با روش کلاسیک

❖ در این بخش، از نورون شماره ۱۶ با نام ۰۰۰۶۰۱.с۰۵ استفاده شده است.

سؤال ۱ و ۲)**سؤال ۳)**

نکته: در رسم هیستوگرام این سؤال، از pdf Normalization استفاده شده است، یعنی هیستوگرام به گونه‌ای نرمالیزه شده است که سطح زیر آن برابر با ۱ باشد.



سؤال (۴)

p-value حاصل از $t\text{test}$ برابر با 1.25×10^{-134} بود که در عمل همان صفر است. این مقدار با آنچه که انتظار داشتیم همخوانی ندارد، چرا که بر اساس این مقدار (و همچنین خروجی دیگر $t\text{test}$ ، یعنی $h = 1$ ، فرض یکسان بودن توزیع spike و control رد می‌شود. اگرچه این نتیجه به تنها ی چیزی را ثابت نمی‌کند، اما قدمی است در راستای تأیید STA و نه رد آن، که با توجه به توضیحات مقاله، انتظار آن را نداشتیم. اما می‌توان بیان کرد که این نتیجه، می‌تواند توجیه منطقی داشته باشد، چرا که توزیع spike و control اگرچه میانگین‌های نزدیک به همی دارند، اما به هر حال، دو توزیع متفاوت با میانگین‌های متفاوت هستند و نمی‌توان ادعا کرد که یک توزیع واحد دارند.

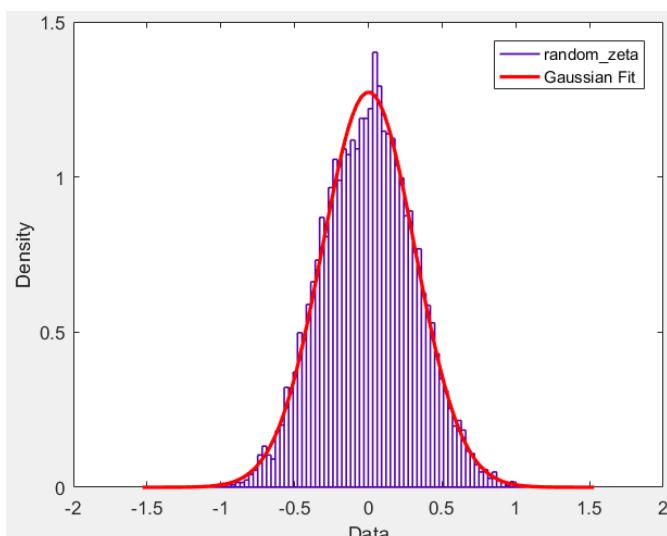
سؤال (۵)

برای انتخاب یک حد آستانه برای اسپایک زدن یا نزدن نورون، چنان‌چه توزیع‌های مشاهده شده در سؤال ۳ را گویی در نظر بگیریم، کافی است میانگین، و محل تلاقی این دو توزیع گوسی را بباییم. بنابراین، آستانه‌ی اسپایک زدن را در همین محل تلاقی در نظر می‌گیریم و اگر تحریکی در طرف راست آن قرار داشت، اسپایک می‌زند و اگر در طرف چپ قرار داشت، اسپایک نخواهد زد. (میانگین توزیع اسپایک، بیشتر از میانگین توزیع کنترل است، بنابراین طرف راست حد آستانه متعلق به اسپایک زدن و طرف چپ آن متعلق به اسپایک نزدن است. ضمناً این نکته که میانگین توزیع اسپایک بیشتر از کنترل است، اتفاقی نیست. چرا که اولاً توزیع کنترل به دلیل تصادفی بودن، میانگینی در حدود صفر دارد و توزیع اسپایک، از تصویر کردن بردارهای روی متوسط خودشان به دست آمده، که بنابراین حتماً میانگین مثبتی دارد).

برای این نورون خاص، حدود ۵۵ درصد تحریک‌ها به درستی تشخیص داده شدند:

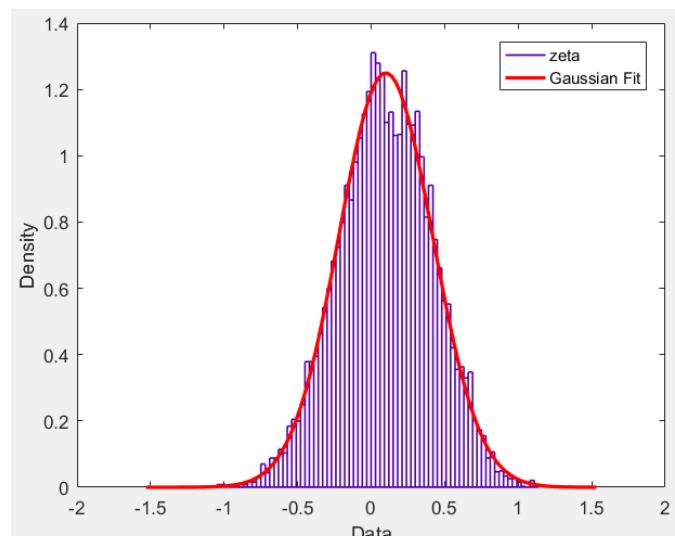
```
accepted_percentage =
```

55.321136629038534



Normal distribution

$\mu = 0.00160988$
 $\sigma = 0.313193$



Normal distribution

$\mu = 0.0992962$
 $\sigma = 0.319229$

Accepted Percentage	Control /Spike ttest p-value	Histograms	STA and P-Value	ردیف
54.44	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000412.a01 Neuron's Number: 1</p>	<p>STA</p> <p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Spatial</p>	1
55.06	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000419.a06 Neuron's Number: 6</p>	<p>STA</p> <p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Spatial</p>	6
53.63	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000419.a07 Neuron's Number: 7</p>	<p>STA</p> <p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Spatial</p>	7
54.60	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000419.a09 Neuron's Number: 8</p>	<p>STA</p> <p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Spatial</p>	8

53.43	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000503.a03 Neuron's Number: 10</p>	<p>STA</p> <p>Spatial P - Value</p>	<p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	10
50.22	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000511.b09 Neuron's Number: 11</p>	<p>STA</p> <p>Spatial P - Value</p>	<p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	11
50.56	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000511.b10 Neuron's Number: 12</p>	<p>STA</p> <p>Spatial P - Value</p>	<p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	12
57.50	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000513.d11 Neuron's Number: 13</p>	<p>STA</p> <p>Spatial P - Value</p>	<p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	13
55.60	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000525.d05 Neuron's Number: 15</p>	<p>STA</p> <p>Spatial P - Value</p>	<p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	15

55.51	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000601.c05 Neuron's Number: 16</p>		16
51.92	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000601.c07 Neuron's Number: 17</p>		17
50.48	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000620.a02 Neuron's Number: 18</p>		18
57.73	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000622.f03 Neuron's Number: 19</p>		19
56.03	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000622.f04 Neuron's Number: 20</p>		20

51.60	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000622.405 Neuron's Number: 21</p>	 	21
56.12	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000712.b03 Neuron's Number: 22</p>	 	22
57.01	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000712.b04 Neuron's Number: 23</p>	 	23
54.52	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000720.c06 Neuron's Number: 24</p>	 	24
52.50	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000802.c05 Neuron's Number: 25</p>	 	25

51.43	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000802.c06 Neuron's Number: 26</p>	 	26
57.73	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000802.c07 Neuron's Number: 27</p>	 	27
59.78	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000804.i01 Neuron's Number: 28</p>	 	28
59.11	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000823.d04 Neuron's Number: 29</p>	 	29
60.65	0	<p>Neuron's Name: 000824.g04 Neuron's Number: 30</p>	 	30

53.33	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000914.c06 Neuron's Number: 32</p>		32
52.24	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000914.c07 Neuron's Number: 33</p>		33
51.38	≈ 0	<p>Neuron's Name: 000926.a04 Neuron's Number: 34</p>		34
55.90	≈ 0	<p>Neuron's Name: 010125.A.c02 Neuron's Number: 35</p>		35
54.63	0	<p>Neuron's Name: 010125.A.c03 Neuron's Number: 36</p>		36

55.10	≈ 0	<p>Neuron's Name: 010208.A.h01 Neuron's Number: 37</p>	<p>STA</p> <p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal</p> <p>Spatial</p>	37
61.73	≈ 0	<p>Neuron's Name: 010322.A.f06 Neuron's Number: 38</p>	<p>STA</p> <p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal</p> <p>Spatial</p>	38
52.62	0	<p>Neuron's Name: 010524.A.f01 Neuron's Number: 39</p>	<p>STA</p> <p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal</p> <p>Spatial</p>	39
49.73	≈ 0	<p>Neuron's Name: 010612.B.b02 Neuron's Number: 40</p>	<p>STA</p> <p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal</p> <p>Spatial</p>	40
56.90	≈ 0	<p>Neuron's Name: 010614.B.e08 Neuron's Number: 41</p>	<p>STA</p> <p>STA - HighContrast</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal</p> <p>Spatial</p>	41

54.67	≈ 0	<p>Neuron's Name: 010628.A.c03 Neuron's Number: 42</p>	<p>Temporal STA</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	42
55.38	0	<p>Neuron's Name: 010628.A.c04 Neuron's Number: 43</p>	<p>Temporal STA</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	43
70.48	0	<p>Neuron's Name: 010718.B.c01 Neuron's Number: 44</p>	<p>Temporal STA</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	44
50.22	≈ 0	<p>Neuron's Name: 010718.B.c02 Neuron's Number: 45</p>	<p>Temporal STA</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	45
52.09	≈ 0	<p>Neuron's Name: 010801.A.b01 Neuron's Number: 46</p>	<p>Temporal STA</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	46

58.40	≈ 0	<p>Neuron's Name: 011019.A.c09 Neuron's Number: 47</p>	 	47
53.32	≈ 0	<p>Neuron's Name: 011024.A.b04 Neuron's Number: 48</p>	 	48
66.58	0	<p>Neuron's Name: 011025.A.d07 Neuron's Number: 49</p>	 	49
53.45	≈ 0	<p>Neuron's Name: 011101.A.d02 Neuron's Number: 50</p>	 	50
50.96	≈ 0	<p>Neuron's Name: 011101.A.d03 Neuron's Number: 51</p>	 	51

56.28	0	<p>Neuron's Name: 011121.A.d02 Neuron's Number: 52</p>		52
52.55	0	<p>Neuron's Name: 020109.A.b01 Neuron's Number: 53</p>		53
55.28	0	<p>Neuron's Name: 020109.A.b02 Neuron's Number: 54</p>		54
57.01	≈ 0	<p>Neuron's Name: 020213.A.i01 Neuron's Number: 55</p>		55
64.23	0	<p>Neuron's Name: 020214.A.j01 Neuron's Number: 56</p>		56

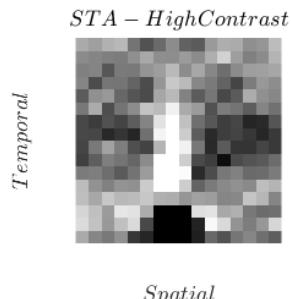
53.28	0	<p>Neuron's Name: 020306.A.a01 Neuron's Number: 57</p>	<p>Temporal STA</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	57
63.30	0	<p>Neuron's Name: 020306.A.a02 Neuron's Number: 58</p>	<p>Temporal STA</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	58
61.41	≈ 0	<p>Neuron's Name: 020308.A.d01 Neuron's Number: 59</p>	<p>Temporal STA</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	59
54.85	≈ 0	<p>Neuron's Name: 020321.A.i01 Neuron's Number: 60</p>	<p>Temporal STA</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	60
56.45	≈ 0	<p>Neuron's Name: 020321.A.i02 Neuron's Number: 61</p>	<p>Temporal STA</p> <p>Spatial P - Value</p> <p>Temporal STA - HighContrast</p> <p>Spatial</p>	61

سؤال ۷

با بررسی STA های بدست آمده، نمی توانیم ادعای پیپر را در مورد تمامی نورون ها پذیریم. علت این پاسخ، هم به شکل receptive field های بدست آمده برمی گردد و هم به مقدار درصد های گزارش شده و p-value های بدست آمده.

ابتدا یک نکته در مورد ttest انجام شده در قسمت ۴-۳ قابل ذکر است و آن، نکته این است که مقادیر p-value بدست آمده همگی از مرتبه N^{-10} بودند که $N \geq 70$. در این میان، برخی p-value ها آنقدر کوچک بودند که متلب مقدار آنها را صفر مطلق گزارش کرد. در جدول بخش قبل، p-value های دسته اول را با $0 \approx$ و p-value های دسته دوم را با ۰ نشان داده ایم.

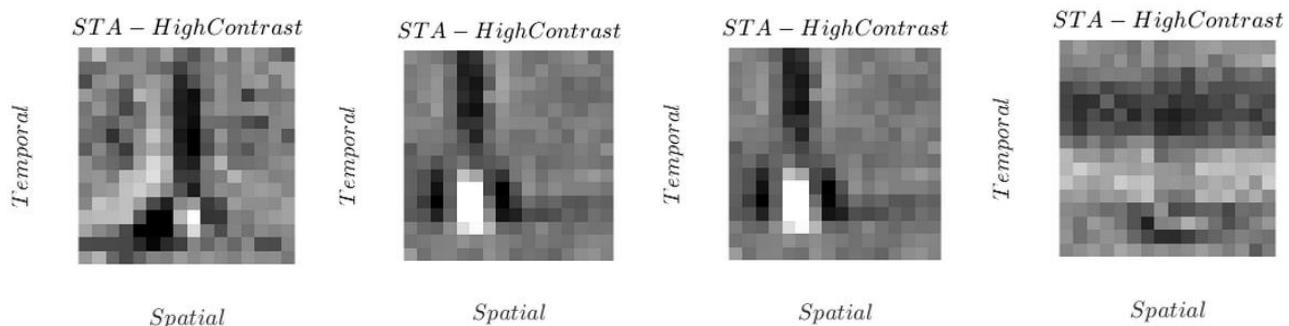
این نتیجه نشان می دهد که اگر چه توزیع های بدست آمده برای spike و control، میانگین های نزدیکی داشتند، اما از نظر ttest نمی توان آنها را یک توزیع واحد در نظر گرفت. (تمامی مقادیر h گزارش شده، فرض یکسان بودن توزیع را رد می کردند) اما با این وجود، با توجه به شکل receptive field های بدست آمده و مقدار درصد تحریک هایی که درست تشخیص داده ایم، بسیاری از نورون ها پیچیده هستند، چرا که شکل receptive field بدست آمده پترن معناداری ندارد. برای این نورون ها، عمدتاً درصد تحریک های پذیرفته شده نزدیک به ۵۰ است که این به معنی آن است که در قبول کردن یا نکردن تحریک ها، به شکل کاملاً تصادفی عمل شده است. (گویی با احتمال ۵۰ درصد، سکه انداخته باشیم و تصمیم گیری کرده باشیم).



از طرفی، تعداد قابل توجهی از نورون ها، در روش STA، حرف هایی برای گفتن داشتند. این نورون ها، عمدتاً جزء همان دسته ای هستند که پیشتر ذکر شده که مقدار p-value حاصل برای آنها، صفر مطلق بود. همچنین برای این نورون ها، درصد تحریک های پذیرفته شده نیز عمدتاً فاصله ای قابل قبولی تا ۵۰ درصد دارد و شکل receptive field بدست آمده حاوی پترن های معنادار است. به عنوان نمونه، نورون شماره ۴۴ با ۷۰ درصد تحریک قابل قبول و شکل receptive field مقابل، به وضوح دارای پترنی معنادار است و می توان ادعا کرد که STA پاسخ خوبی روی این نورون داشته است:

Neuron's Name: 010718.B.c01
Neuron's Number: 44

در ادامه، چند نمونه ای دیگر از receptive field های دارای پترن های معنی دار را مشاهده می کنید: (برای بررسی کامل، به جدول بخش قبل مراجعه کنید)

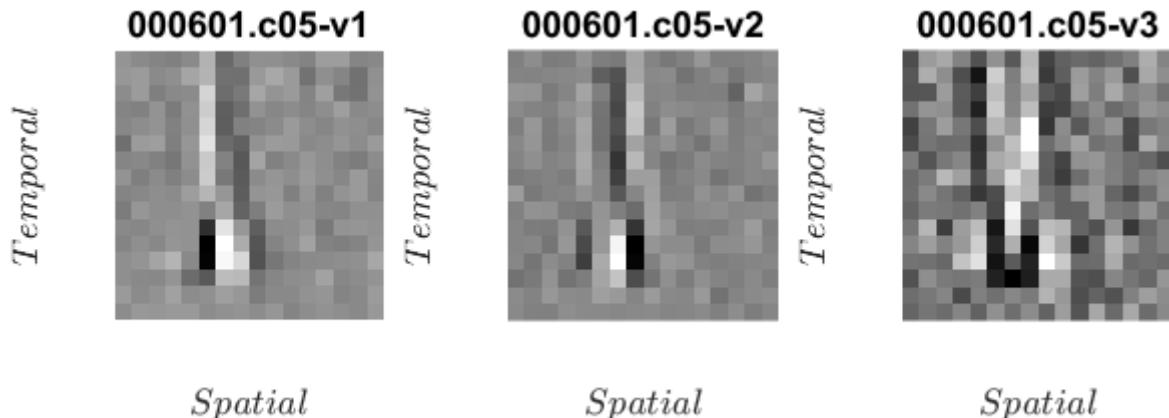


بنابراین با توجه به توضیحات فوق و بررسی انجام شده، صحبت پیپر را نه در مورد تمامی نورون های مورد آزمایش، بلکه در مورد بخشی از آنها که درصد های پذیرفته شدن نزدیک به ۵۰ و receptive field های فاقد پترن معنادار دارند، می پذیریم.

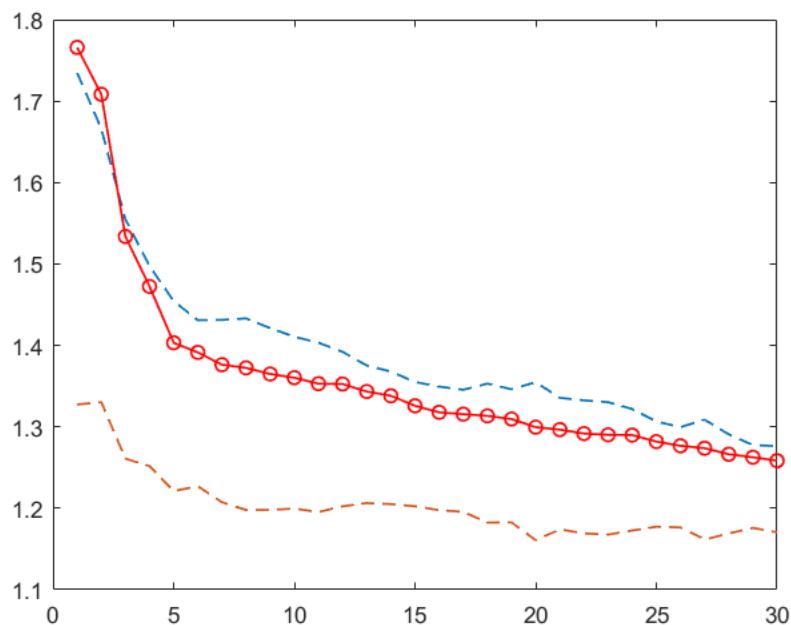
قسمت چهارم) بررسی با روش Spike-Triggered Correlation

❖ در این بخش، از نورون شماره ۱۶ با نام ۰۰۰۶۰۱.c۰۵ استفاده شده است.

سؤال ۱)



سؤال ۲)

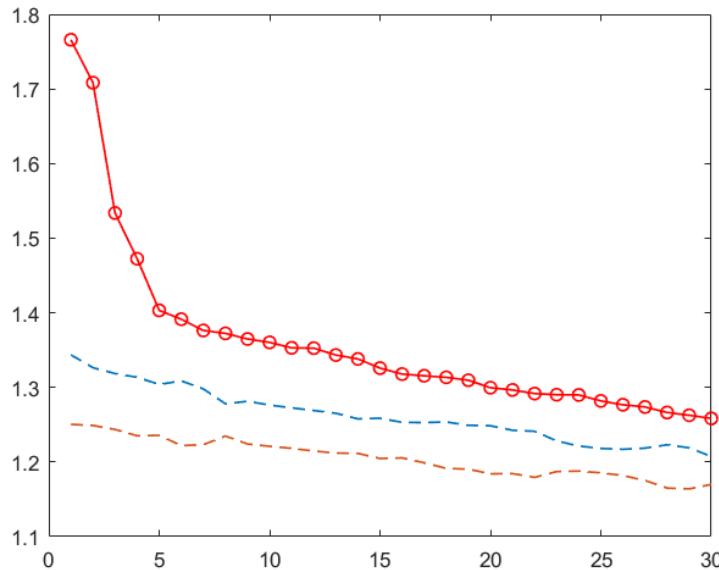


توضیحات مهم در مورد روش محاسبه بازه‌های اطمینان

برای به دست آوردن بازه‌های اطمینان مربوط به هر نورون، ابتدا به روش زیر عمل کردیم:

به تعداد زمان‌های اسپاک زدن نورون اصلی، زمان تصادفی با توزیع یکنواخت تولید کردیم و این کار را ۲۰ مرتبه انجام دادیم. با استفاده از تابع Func_StimuliExtraction، تحريك‌های متناظر با هر دنباله زمانی را به دست آوردم. بنابراین در نهایت ۲۰ دنباله تصادفی اسپاک به دست آوردم که از هر کدام، یک ماتریس کوریلیشن تصادفی به دست می‌آید. به محاسبه مقادیر ویژه این ۲۰ ماتریس و مرتب‌سازی آن‌ها، ۲۰ مجموعه ۲۵۶ تایی از مقادیر ویژه به دست آوردم. سپس برای محاسبه بازه اطمینان مربوط به مقدار ویژه n از ماتریس کوریلیشن اصلی، به سراغ مقادیر ویژه n ماتریس کنترل رفته و میانگین و انحراف معیار این جامعه (جامعه) n این مقدار ویژه که ۲۰ نمونه از آن را در اختیار داریم) را حساب کردیم. سپس بازه اطمینان را به صورت $mean \pm 10.4SD$ تعریف کردیم. این کار که منطقاً کار درستی به نظر می‌رسد، جواب مورد نظر را در اختیار ما نداد و بسیاری از نورون‌ها، دارای تعداد بسیار

زیادی بردار ویژه معنی دار شدند که با توجه به توضیحات مقاله و نیز مشاهده تصویر بردارهای ویژه، این نتیجه‌گیری بهوضوح نادرست بود. نمونه‌ای از نمودارهای به دست آمده در این وضعیت به شکل زیر است:



در ادامه سعی کردیم این مشکل را بررسی کنیم و روش‌های متعددی را برای حل آن به کار بستیم.

- سعی کردیم برای محاسبه تعداد بردار ویژه‌های معنی دار، از روش‌های دیگری که در پیاده‌سازی PCA به کار می‌رود استفاده کنیم. به عنوان نمونه، یکی از این روش‌ها محاسبه مجموع مجددرات مقادیر ویژه با شروع از بزرگ‌ترین تا جایی است که ۹۰ (یا ۹۵ یا هر عدد مطلوب دیگری) درصد از کل این مجموع (انرژی) را دربر بگیرد. اما نهایتاً نتیجه مطابق با انتظاراتمان نبود و تعداد بردار ویژه‌های معنی دار، بسیار زیاد شد.
- به نویسنده‌گان مقاله ایمیل زدیم و در مورد عملکرد دقیقشان در مورد این بخش سوال کردیم که پاسخ‌شان کارآمد نبود. در مورد این پاسخ، در بخش اول قسمت پنجم صحبت کردند این.
- با بررسی ای که روی طول دنباله‌ی تصادفی تولید شده برای تشکیل ماتریس‌های کوریلیشن انجام دادیم، دیدیم که هر چقدر طول این دنباله تصادفی بیشتر می‌شود، مقدار واریانس‌های حاصل کوچک و کوچک‌تر می‌شود که این امری طبیعی است، چرا که به دلیل تصادفی بودن، هر قدر تعداد نمونه‌ها را زیاد کنیم، جامعه بیشتر ماهیت تصادفی خود را پیدا می‌کند و مقادیر ویژه معنی دار کوچک و کوچک‌تر شده و واریانس و میانگین جامعه مقادیر ویژه کمتر می‌شود. در این بررسی، مشاهده کردیم که برای عمدۀ نورون‌ها، اگر تعداد اعضای دنباله تصادفی را کمتر کنیم، می‌توانیم به بازه‌های اطمینان مناسبی دست پیدا کنیم اما چون جواب واحدی برای تمامی نورون‌ها یافت نشد، از این کار صرف نظر کردیم.
- ایده‌ی دیگری که سعی به پیاده‌سازی آن کردیم، آن بود که بدون تغییر طول بازه‌ها، صرفاً با جابجایی میانگین بازه‌ها با اندازه‌ای ثابت به نقطه‌ی بالاتر، به نتیجه‌ی مطلوب برسیم اما این ایده نیز به جواب نرسید، چرا که شبیه منحنی‌های مقادیر ویژه با شبیه حرکت بازه اطمینان یکسان نبود و این کار باعث می‌شد که برخی مقادیر ویژه، از طرف دیگر بازه اطمینان خارج شوند.
- در ادامه سعی کردیم بازه طول بازه‌های اطمینان را به نحوی تغییر دهیم که نتیجه‌ی مطلوب‌تری به دست آید. برای این کار، طول بازه اطمینان هر نورون را وابسته به مقادیر ویژه اصلی آن و داده‌های تصادفی در نظر گرفتیم و آن را به گونه‌ای در نظر گرفتیم که مقدار ویژه سوم درون بازه و در نزدیکی مرز آن واقع شود. البته می‌دانیم که این کار، به نوعی، حل کردن مسئله از آخر به اول است اما به ناچار، مجبور به انجام آن شدیم. همچنین برای بهتر شدن نتیجه، مقدار مرکز بازه‌ها (میانگین‌های تصادفی) را نیز به سمت بالا جابجا کردیم، اما این بار برخلاف بخش قبل، این جابجایی برای همه یکسان نبود و متناسب با مقدار خودشان و مقدار ویژه متناظر انجام شد، به این ترتیب که مرکز هر بازه را به وسط محل مرکز اولیه آن و محل مقدار ویژه

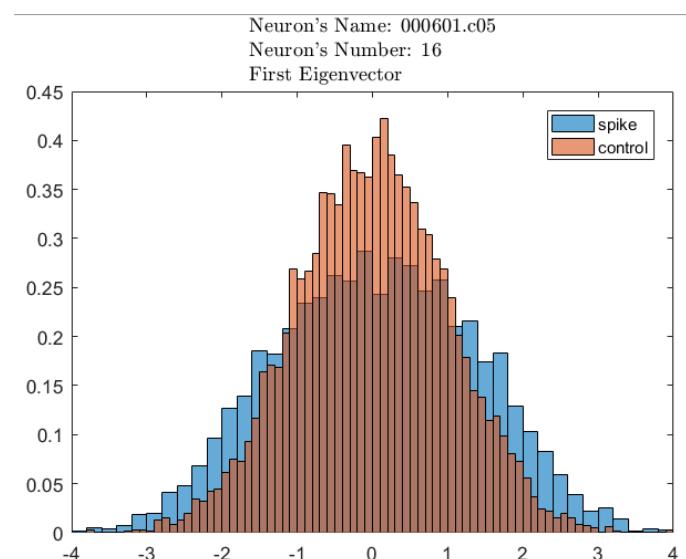
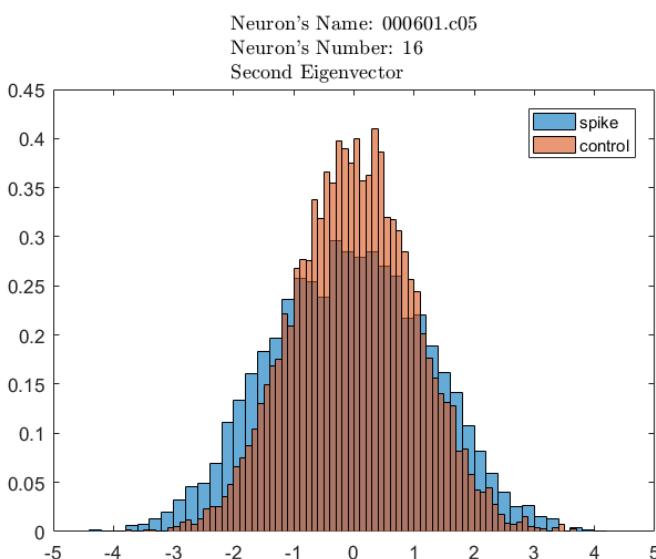
منتظر منتقل کردیم. به این ترتیب، نتایج مطلوبی حاصل شدند که در ادامه این گزارش مشاهده خواهید کرد. (البته می‌دانیم که این تغییرات، ارزش علمی این نتایج را بسیار پایین آورده‌اند.)

سؤال (۳)

داده‌های به دست آمده از دو سؤال قبلی، این را به ما نشان می‌دهد که در میان راستاهای پیدا شده در فضای تحریک‌ها، فقط چند راستای معنی‌دار وجود دارند و آن راستاهای، بردارویژه‌هایی با معنی دارند که در شکل مربوط به سؤال ۱، دو نمونه از آن‌ها (v1 و v2) قابل مشاهده هستند. از طرفی، سایر بردارویژه‌ها ارزش خاصی ندارند و می‌توانیم برای کاهش بُعد مسئله و سادگی، آن‌ها را در نظر نگیریم و می‌دانیم که اطلاعات زیادی را از دست نمی‌دهیم. در واقع، این بردارهای با معنی، متناظر با مقادیر ویژه بزرگ هستند، چرا که بزرگی مقادیر ویژه، نشانگر پراکندگی اطلاعات در راستای بردارویژه‌های متناظر است و این بدان معنی است که این راستا، اطلاعات زیادی دربر دارد و در مقابل، راستاهایی با مقادیر ویژه کوچک، پراکندگی کمی دارند و اطلاعات زیادی در آن‌ها وجود ندارد.

باشهای اطمینان بدست آمده در سؤال ۲ نیز همین مسئله را تأیید می‌کنند. یعنی فقط مقادیر ویژه‌ای ارزشمند هستند (و دارای بردارویژه معنی‌دار می‌باشند) که به شکل قابل قبولی از دیگران بزرگ‌تر باشند و خارج از بازه اطمینان تعیین شده قرار بگیرند.

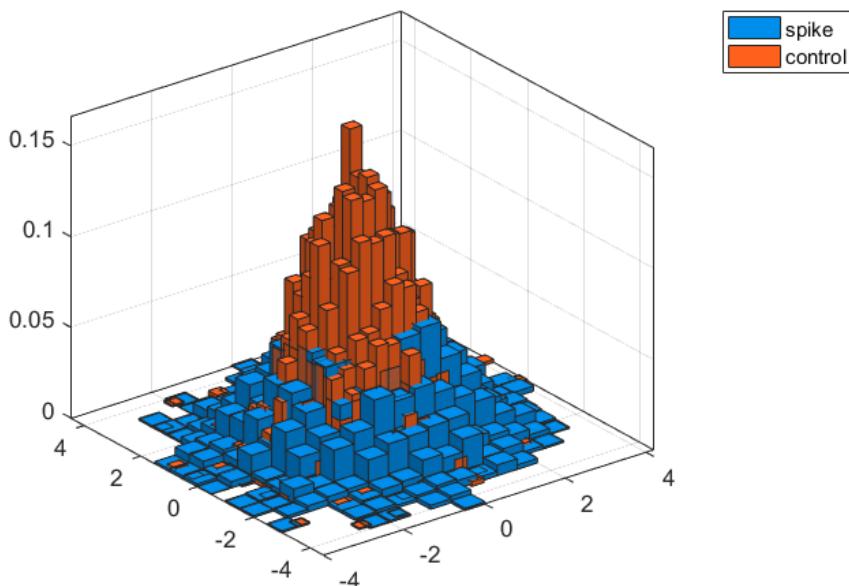
سؤال (۴)



Neuron's Name: 000601.c05

Neuron's Number: 16

Joint Distribution



هیستوگرام‌های فوق، از نظر مفهومی مشابه هیستوگرام موجود در بخش ۳-۳ هستند. ابتدا هیستوگرام دو بعدی را در نظر بگیرید. این در این شکل، دو توزیع به صورت هم‌زمان رسم شده است که یکی مربوط به داده‌های تصادفی (control) و دیگری مربوط به داده‌های اصلی (spike) هستند. این شکل، نشان می‌دهد که این دو توزیع چه وضعیت نسبت به هم دارند. محورهای افقی، در واقع راستاهای v_1 و v_2 هستند که تحریک‌های منجر به اسپایک و تحریک‌های تصادفی روی این دو راستا تصویر شده‌اند و این نمودار را تشکیل داده‌اند. مفهوم رسم این دو نمودار روی یک تصویر و مقایسه‌ی آن‌ها، این است که وضعیت یک تحریک، نسبت به این دو راستا چگونه باشد تا منجر به اسپایک بشود، یا نشود. به عنوان نمونه، می‌بینید که قله‌ی هیستوگرام نارنجی رنگ (control) تقریباً در نقطه (0,0) واقع است. با توجه به این که در حقیقت، مقادیر روی محورها، حاصل ضرب داخلی تحریک‌ها در v_1 و v_2 هستند، نقطه (0,0) راستایی را نشان می‌دهد که هم بر v_1 و هم بر v_2 عمود است. می‌بینیم که در چنین راستایی، اختلاف تحریک‌های منجر به اسپایک و تحریک‌های تصادفی تقریباً به ماکزیمم خود می‌رسد و این یعنی اگر یک تحریک نامشخص در این نقطه داشته باشیم، با احتمال بسیار زیاد، منجر به اسپایک نیست و احتمال بیشتری دارد که جزء هیستوگرام نارنجی باشد تا هیستوگرام آبی. به همین ترتیب، در هر نقطه دلخواه از این هیستوگرام سه‌بعدی، می‌توان وضعیت دو توزیع منجر به اسپایک و غیرمنجر به اسپایک را مشاهده کرد و آن‌ها را مقایسه نمود.

دو هیستوگرام دو بعدی دیگر که در بالای هیستوگرام سه بعدی مشاهده می‌کنید، یکی مربوط به تصویر تحریک‌های منجر و غیرمنجر به اسپایک روی v_1 و دیگری بر روی v_2 است. به تعبیری، این دو هیستوگرام، همان شکل سه‌بعدی هستند که روی یکی از بعدهای خود جمع شده (انتگرال گرفته شده) است. مفهوم این دو هیستوگرام نیز مشابه بخش ۳-۳ است، یعنی مقایسه ارتباط تحریک‌های منجر به اسپایک و تحریک‌های غیرمنجر به اسپایک با راستای v_2 و v_3 ، که هر چقدر دو نمودار (که بر روی یک شکل رسم شده‌اند) بیشتر از هم جدا باشند، نشان می‌دهد که راستای مربوطه، توانایی بیشتری در جداسازی این دو گونه تحریک دارد. این حرف در مورد شکل سه‌بعدی نیز برقرار است و هرچقدر دو هیستوگرام سه‌بعدی اسپایک و کنترل بیشتر از هم جدا باشند، می‌توان گفت که راستاهای v_1 و v_2 ، در کنار هم، به شکل مناسب‌تری می‌توانند تحریک‌ها را جدا کنند و می‌توانیم با داشتن تحریک و این دو راستا، در مورد اسپایک زدن یا نزدن در اثر آن تحریک صحبت کنیم.

بنابراین، دیدیم که مفهوم این کار با بخش ۳-۳ و عملی که برای STA انجام دادیم، کاملاً مشابه است. تفاوت این دو بخش آن جاست که در قسمت ۳-۳، ما یک راستا را به عنوان راستای تصمیم گیرنده انتخاب کردیم که همان راستای STA بود؛ اما در این بخش، ادعا

می‌کنیم که یک راستا به تنها یعنی نمی‌تواند همه اطلاعات را در بر بگیرد و چند (دو) راستا، می‌توانند این عمل را انجام بدهند و بنابراین، داده‌ها را در دو راستا تصویر می‌کنیم و به مقایسه تحریک‌های منجر به اسپایک و تحریک‌های بی‌اثر می‌پردازیم.

این که این ادعا چقدر صحیح است، در بخش‌های بعدی بیشتر مورد بررسی قرار می‌گیرد.

سؤال (۵)

بخش عمده‌ی جواب این سؤال را می‌توانید در توضیحات مربوط به سؤال قبل جستجو کنید. در واقع، مطابق با توضیحات که در بخش قبل دادیم، می‌خواهیم روشی انتخاب کنیم که با داشتن یک تحریک نامشخص، تصمیم‌بگیریم که آیا این تحریک منجر به اسپایک می‌شود یا نه. برای این کار به هیستوگرام دو بعدی بخش قبل مراجعه می‌کنیم. تحریک داده شده را روی دو (یا چند) راستای معنی‌دار تصویر می‌کنیم. فرض کنید دو راستای معنی‌دار داشته باشیم. در این صورت تصویر آن روی v_1 و v_2 ، دو تایی مرتبی مثل (z_1, z_2) به ما می‌دهد. باید ببینیم که در نقطه متناظر (z_1, z_2) در هیستوگرام بخش قبل، کدام یک از دو دسته‌ی control یا spike مقادیر بیشتری داشته‌اند. فرض کنید که تحریک‌های منجر به اسپایک در این نقطه مقدار بیشتری دارند. در این صورت می‌توانیم بگوییم احتمال آن که چنین تحریکی منجر به اسپایک شود، بیشتر از آن است که منجر به اسپایک نشود. بنابراین تصمیم‌گیری خود را بر مبنای این احتمال گذاشته و به عنوان جواب نهایی، اعلام می‌کنیم که این تحریک منجر به اسپایک می‌شود. حال، با توجه به این توضیحات، واضح است که برای آن که یک ملاک کلی برای تشخیص اسپایک بیاییم، باید تلافی دو منحنی را حساب کنیم که با فرض گوسی بودن هر دو، می‌توانیم با داشتن میانگین و واریانس و ضریب همبستگی خطی مربوط به هر دو توزیع، محل تلاقی آن‌ها را حساب کنیم و شرط اسپایک زدن را اعلام نماییم.

برای آن که ببینیم این روش چقدر موفق عمل کرده، باید ببینیم چند درصد از تحریک‌هایی که منجر به اسپایک شده‌اند را به درستی تشخیص می‌دهد. برای این کار، می‌توان همان‌طور که گفته شد، محل تلاقی دو توزیع را پیدا کرد. کار دیگری که می‌توان انجام داد و ما نیز در کد ارائه شده چنین کرده‌ایم، آن است که مقدار دو توزیع را در نقطه متناظر با هر تحریک محاسبه کنیم و هر کدام بیشتر بود، تحریک را در آن دسته لحاظ کنیم.

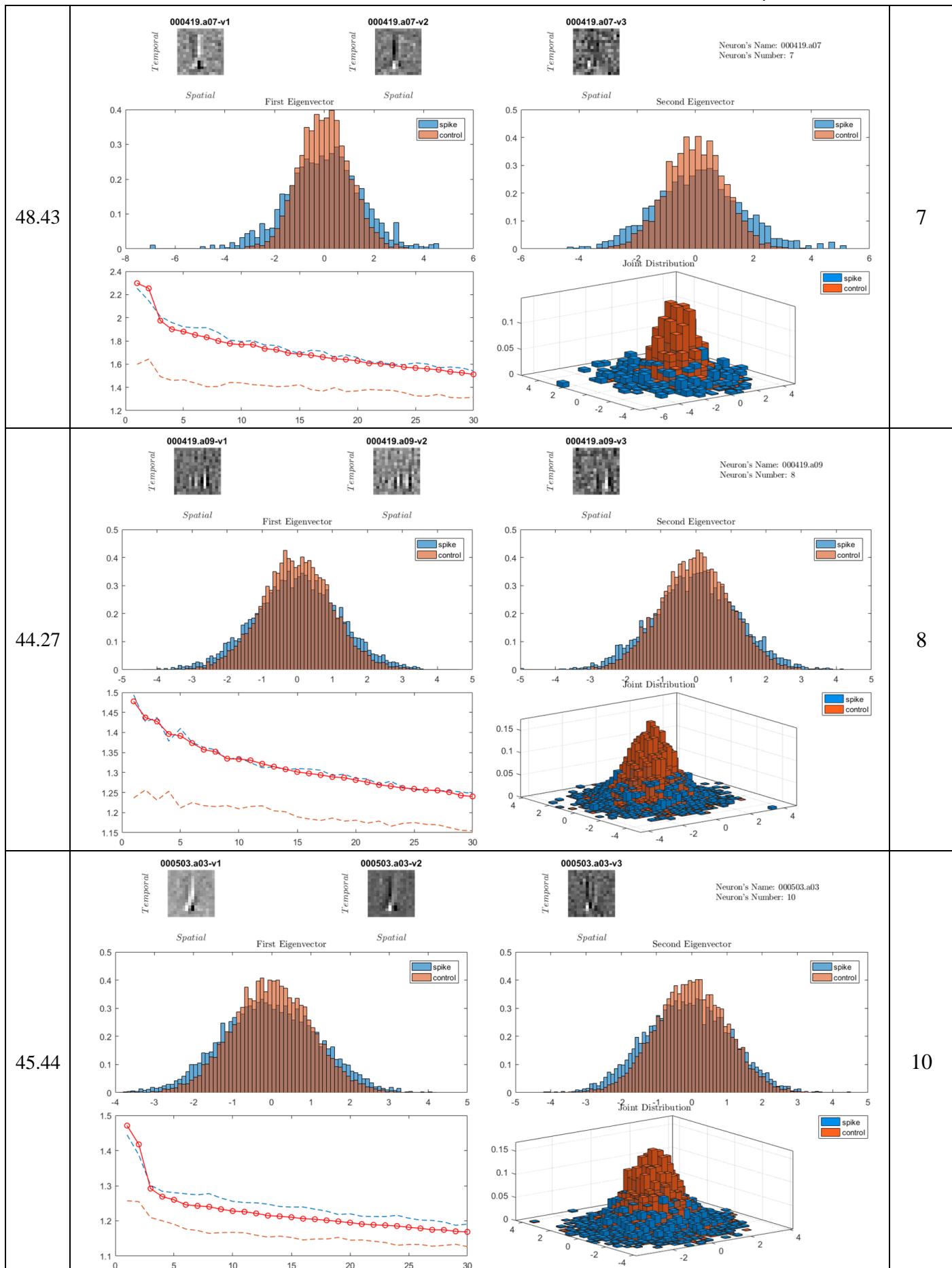
همچنین نکته دیگر آن است که با توجه به ماهیت مسئله و تعامل بردارها، تقریباً ضریب همبستگی خطی در هر دو توزیع برابر صفر است، اما ما برای افزایش دقت، در کد ارائه شده، این ضریب را نیز محاسبه کرده‌ایم.

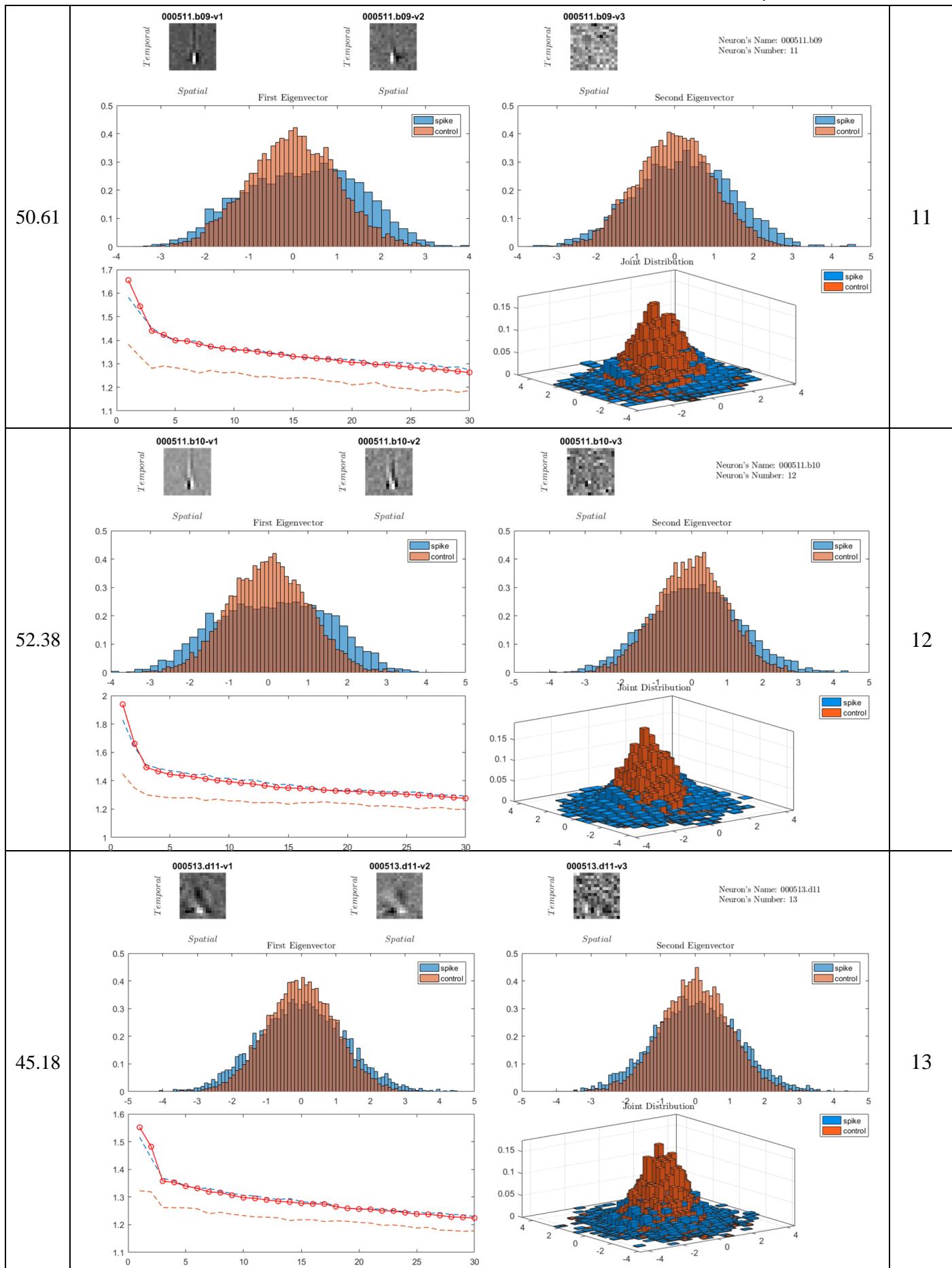
برای نورون در نظر گرفته شده (نورون شماره ۱۶)، با توجه به روش فوق، نتیجه به شکل زیر است:

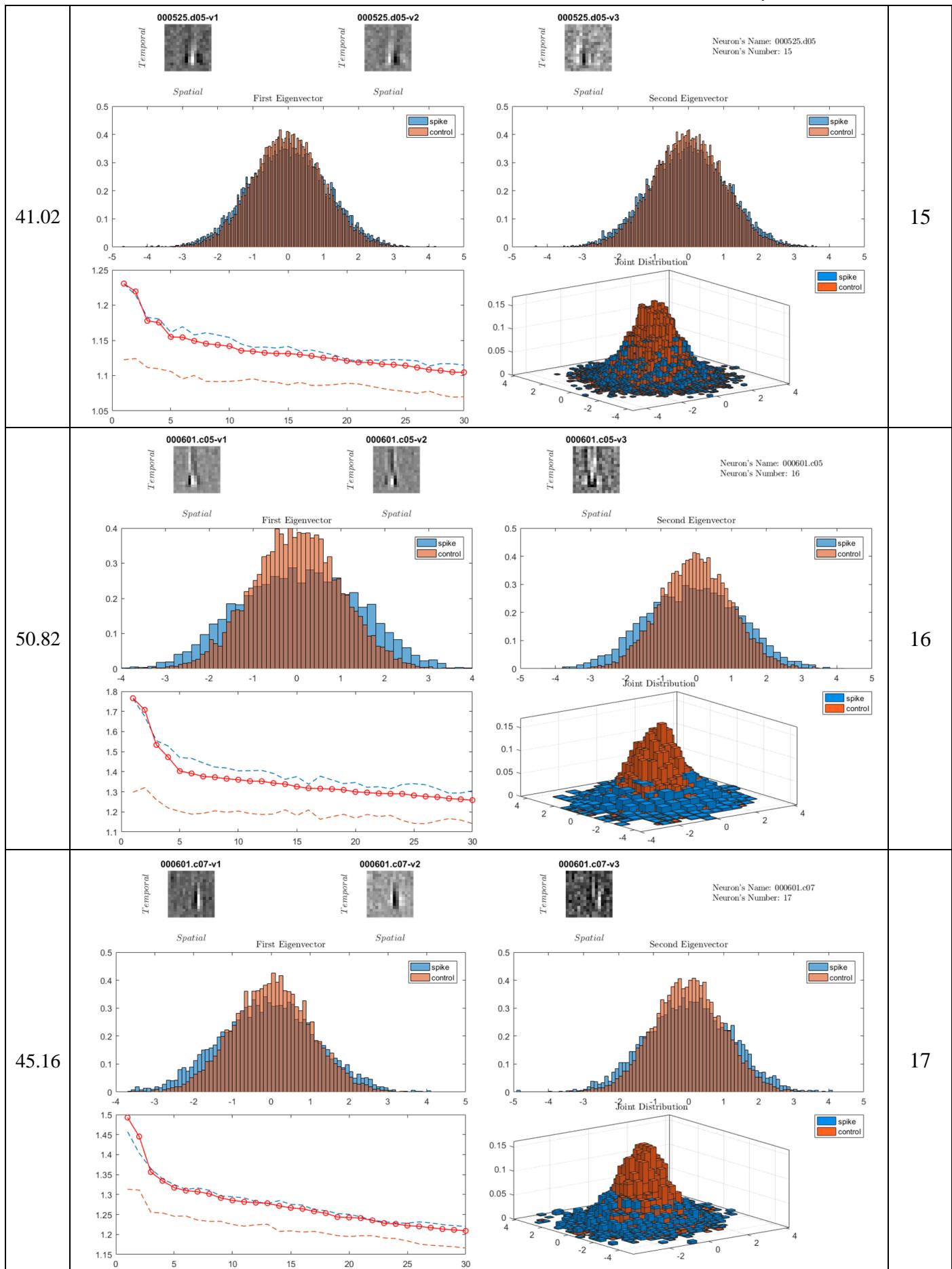
accepted_percentage =

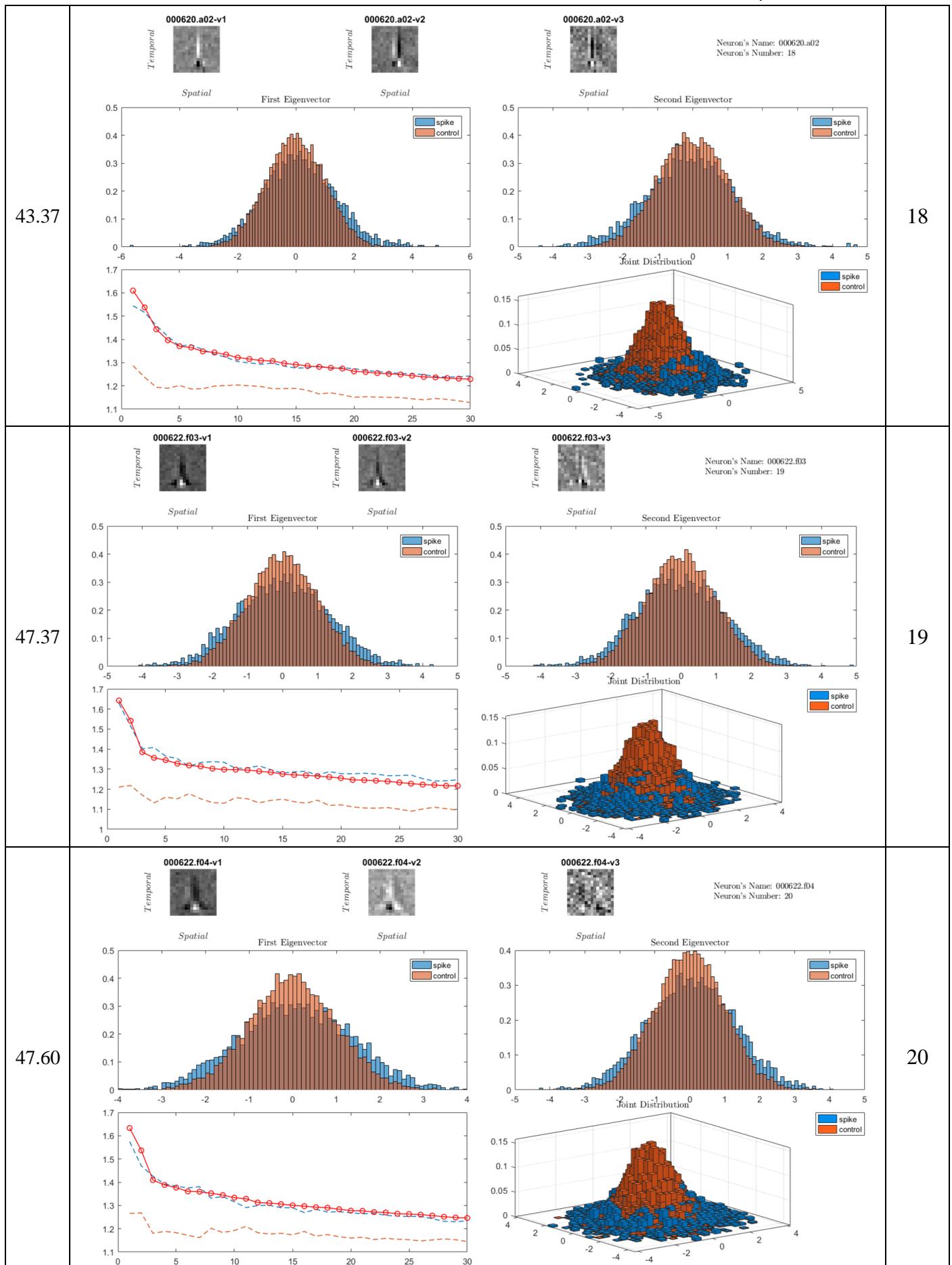
50.5411

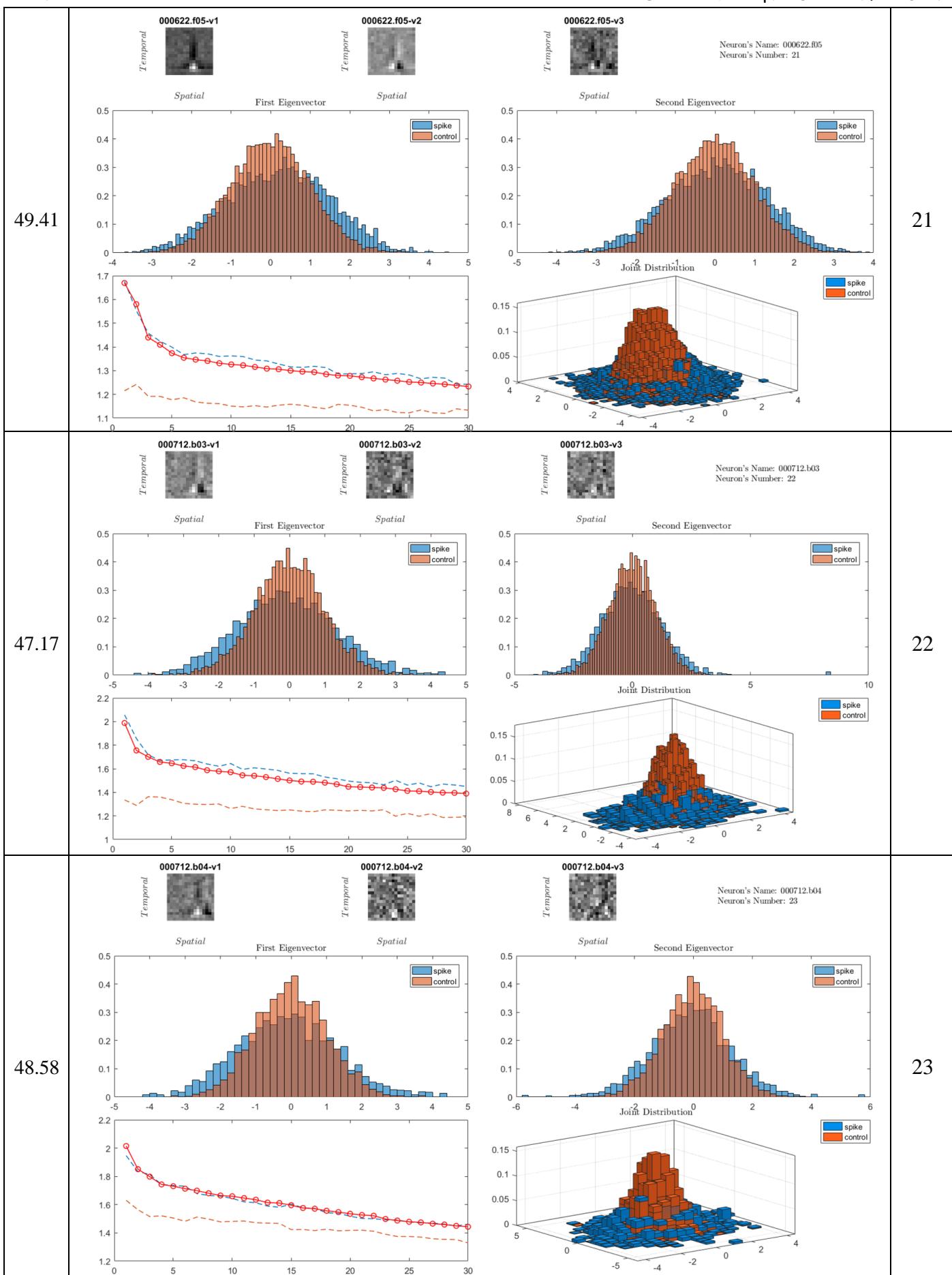
Accepted Percentag	Diagrams	شماره
50.12	<p style="text-align: center;">000412.a01-v1</p> <p style="text-align: center;">000412.a01-v2</p> <p style="text-align: center;">000412.a01-v3</p> <p>Neuron's Name: 000412.a01 Neuron's Number: 1</p> <p style="text-align: center;"><i>Spatial</i> First Eigenvector <i>Spatial</i></p> <p style="text-align: center;"><i>Joint Distribution</i></p> <p style="text-align: right;">(spike control)</p>	1
46.90	<p style="text-align: center;">000419.a06-v1</p> <p style="text-align: center;">000419.a06-v2</p> <p style="text-align: center;">000419.a06-v3</p> <p>Neuron's Name: 000419.a06 Neuron's Number: 6</p> <p style="text-align: center;"><i>Spatial</i> Second Eigenvector <i>Spatial</i></p> <p style="text-align: center;"><i>Joint Distribution</i></p> <p style="text-align: right;">(spike control)</p>	6

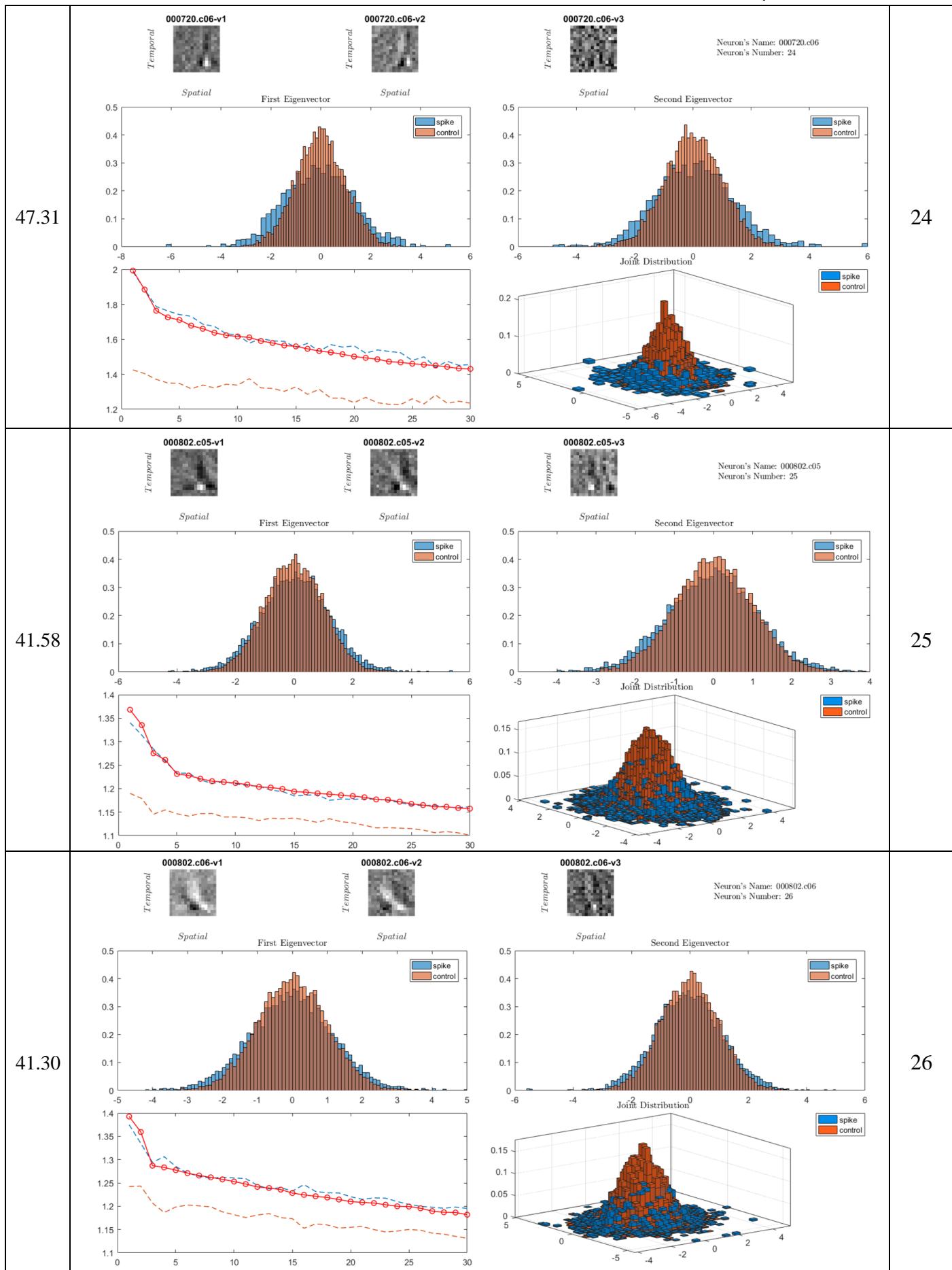


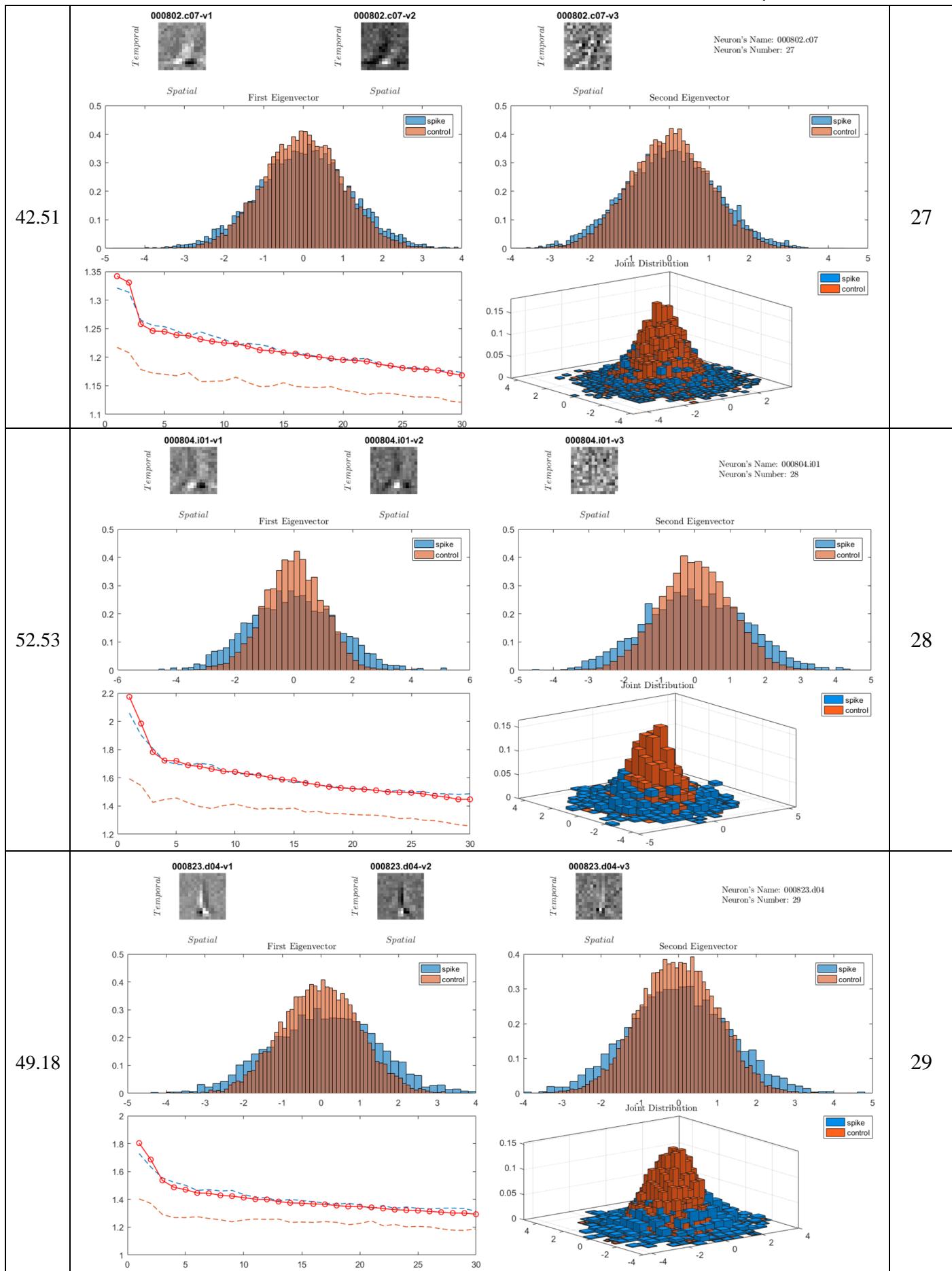


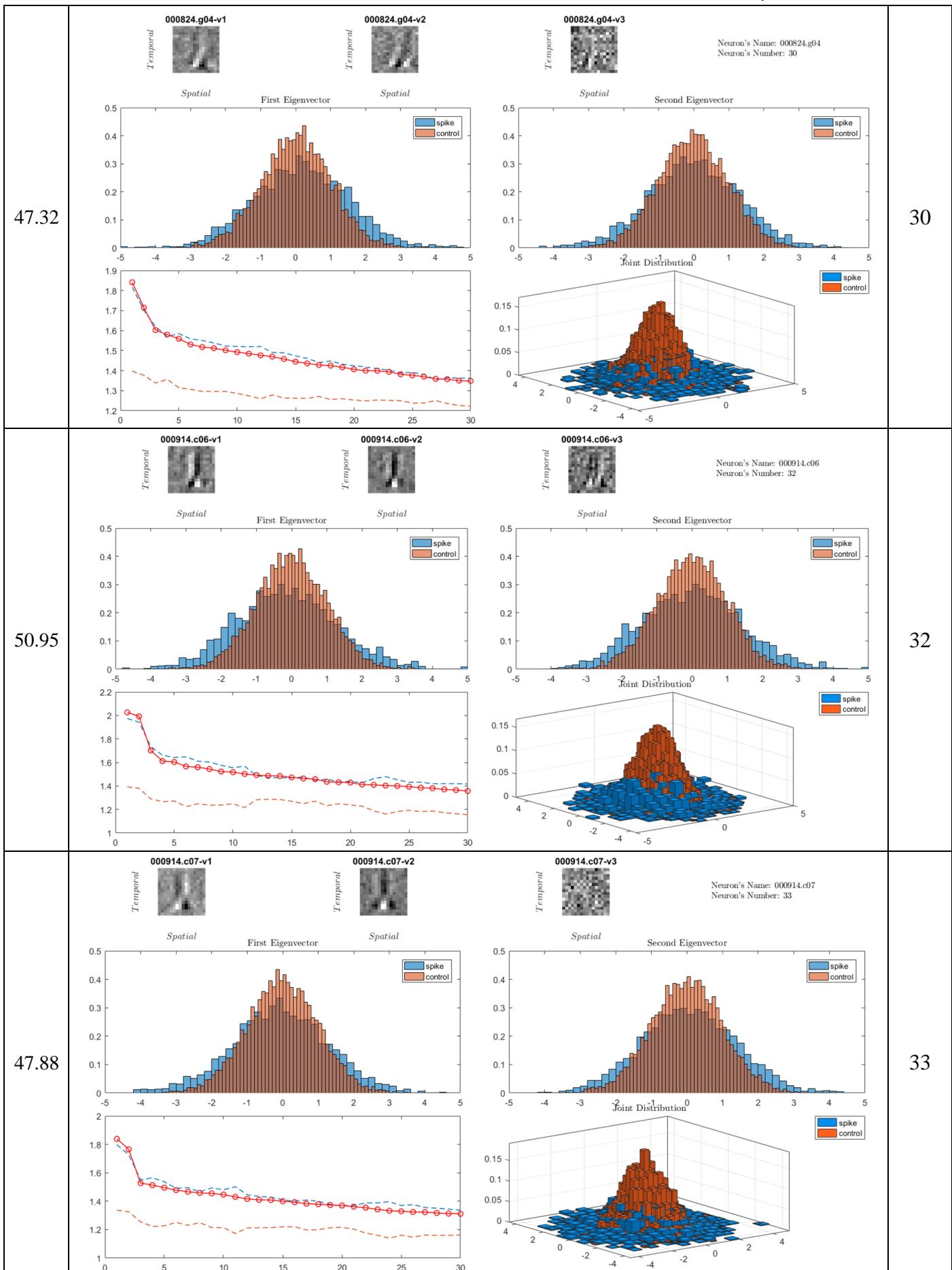


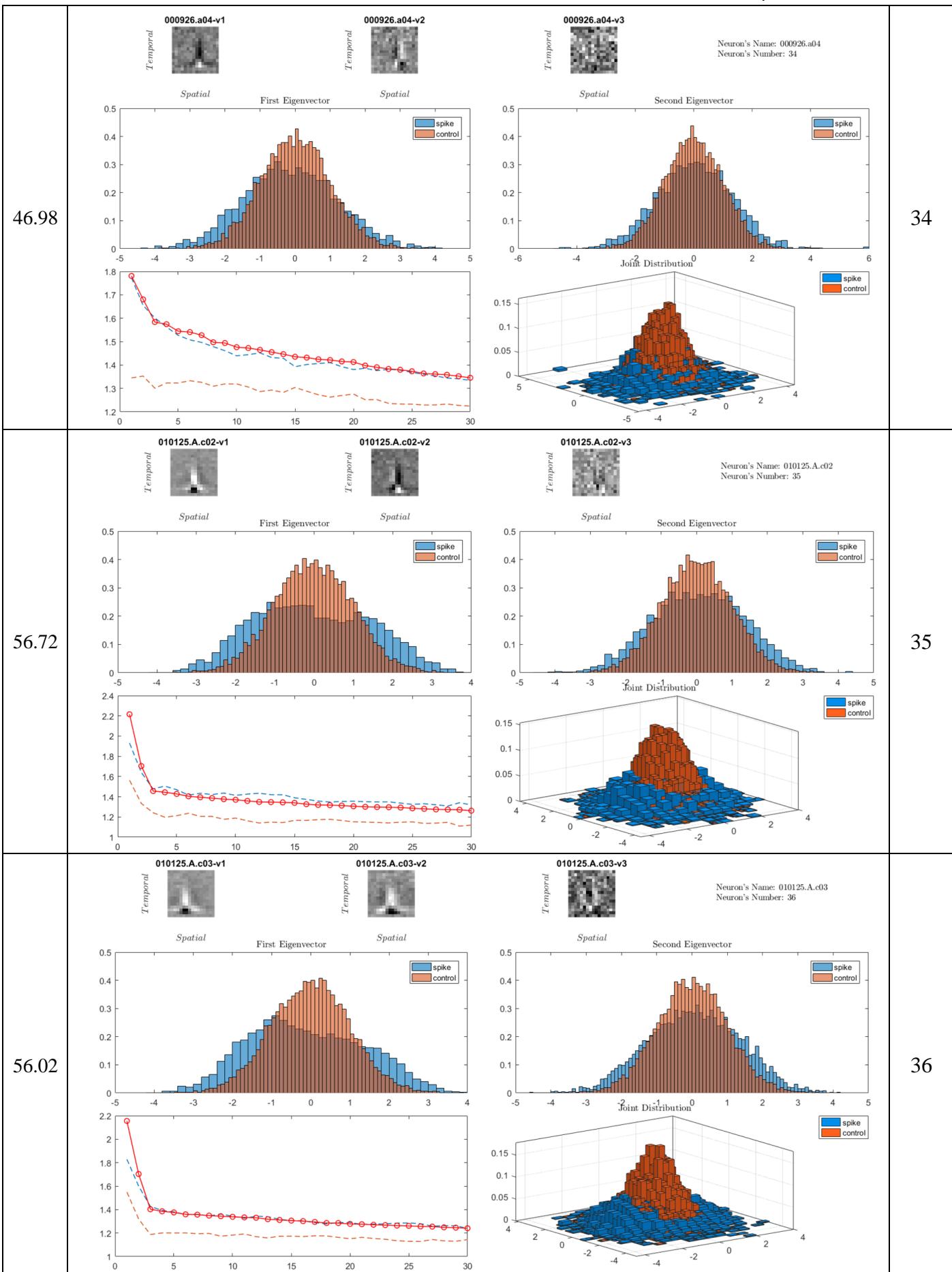


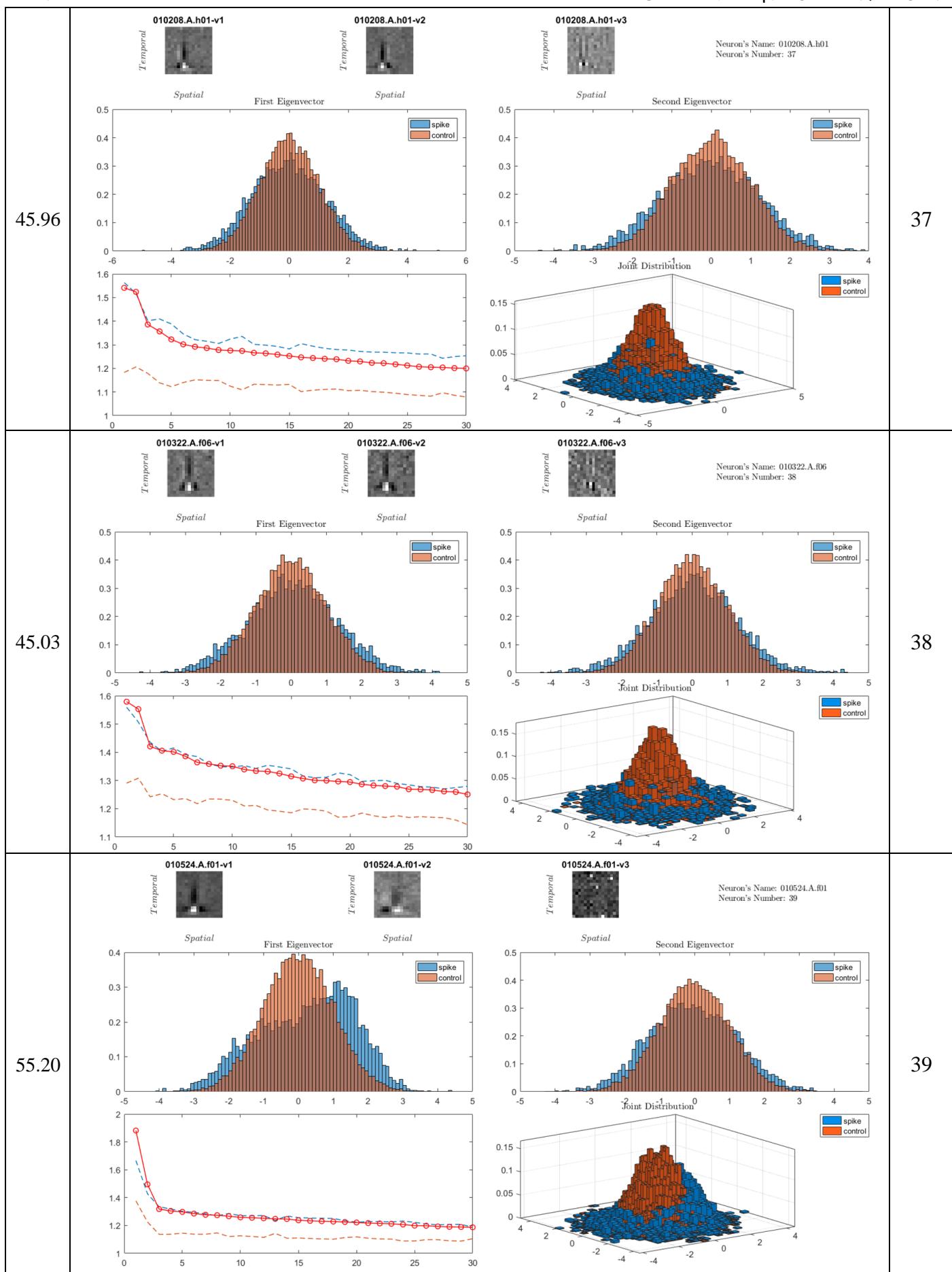


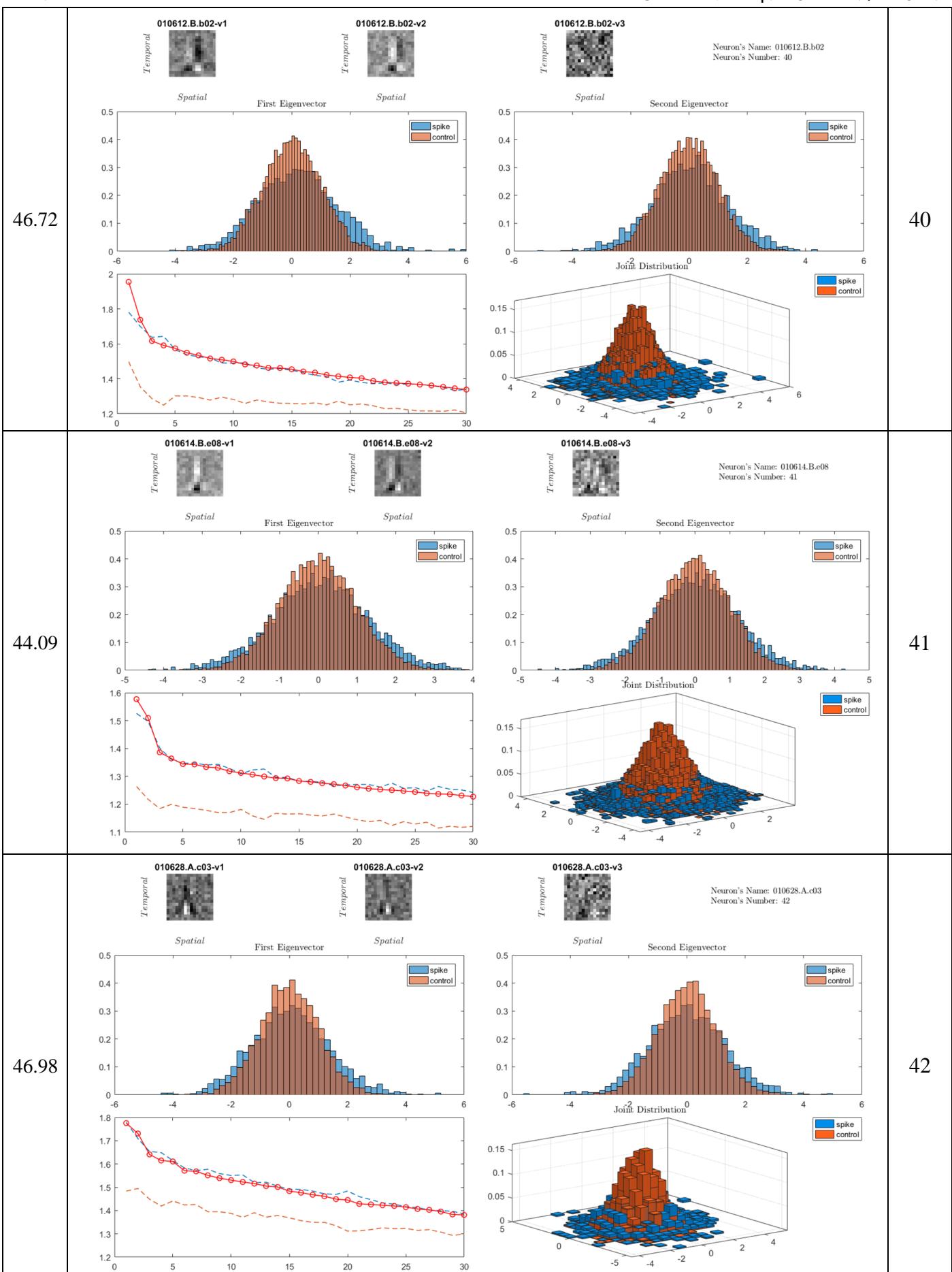


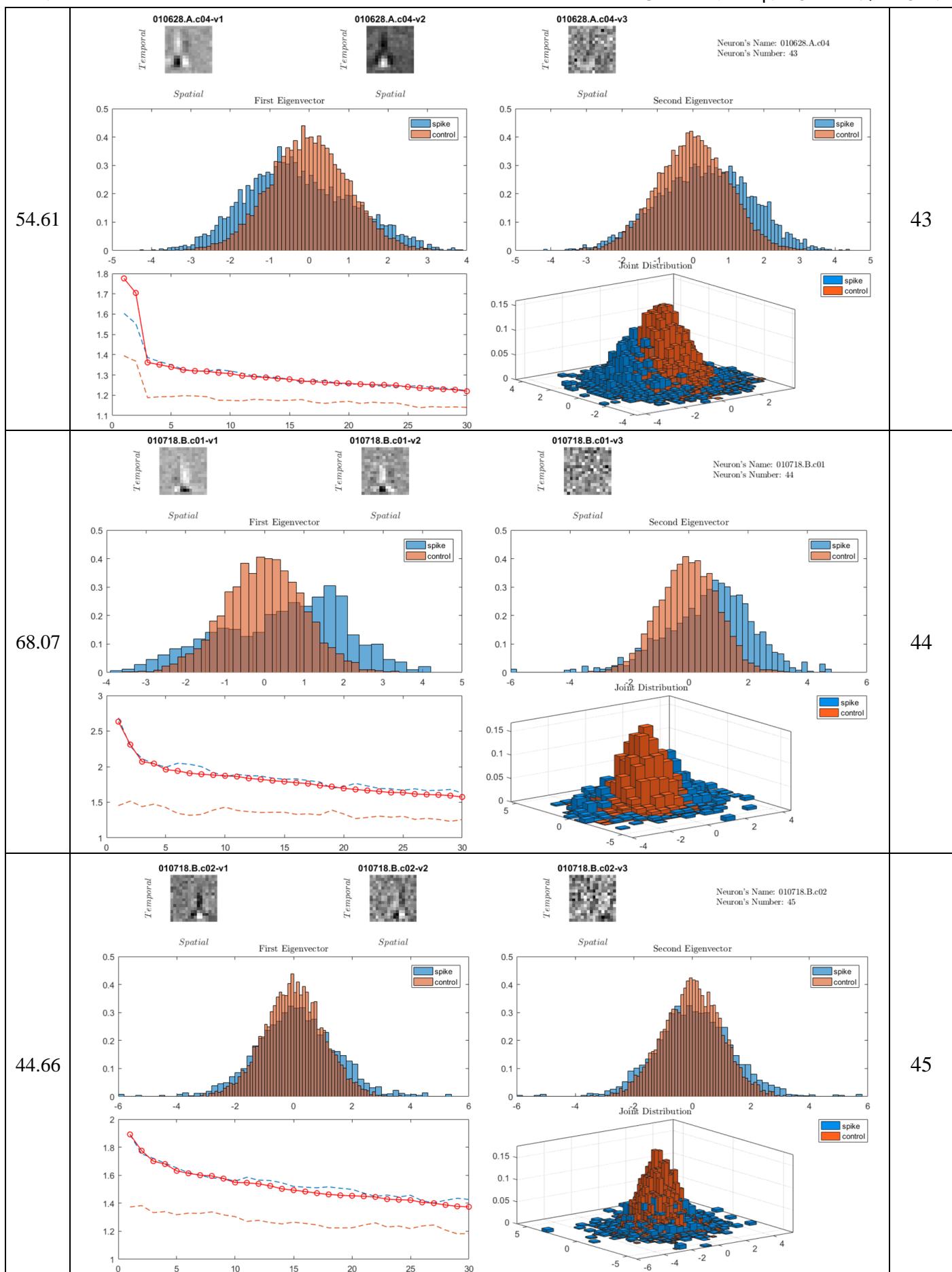


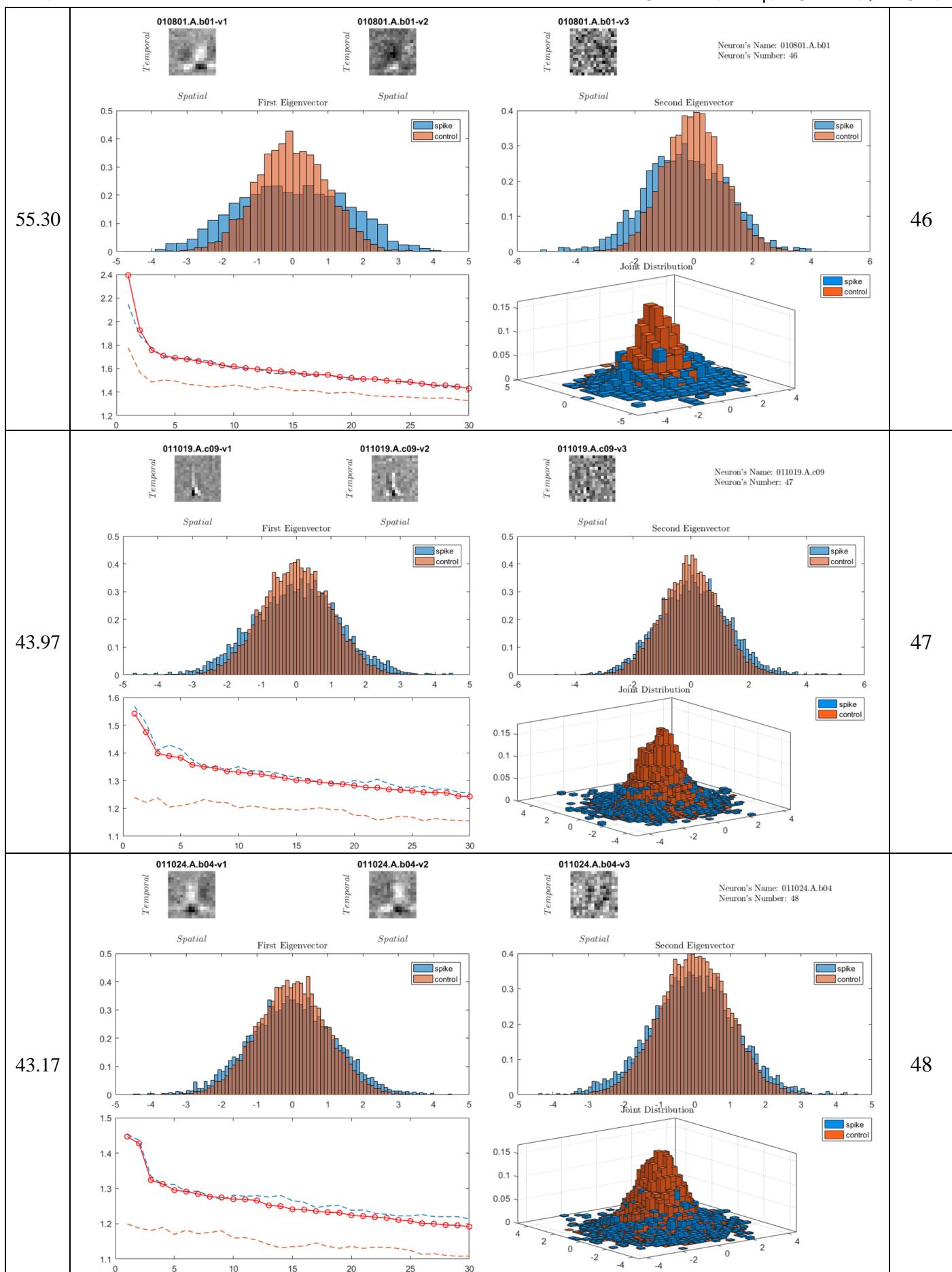


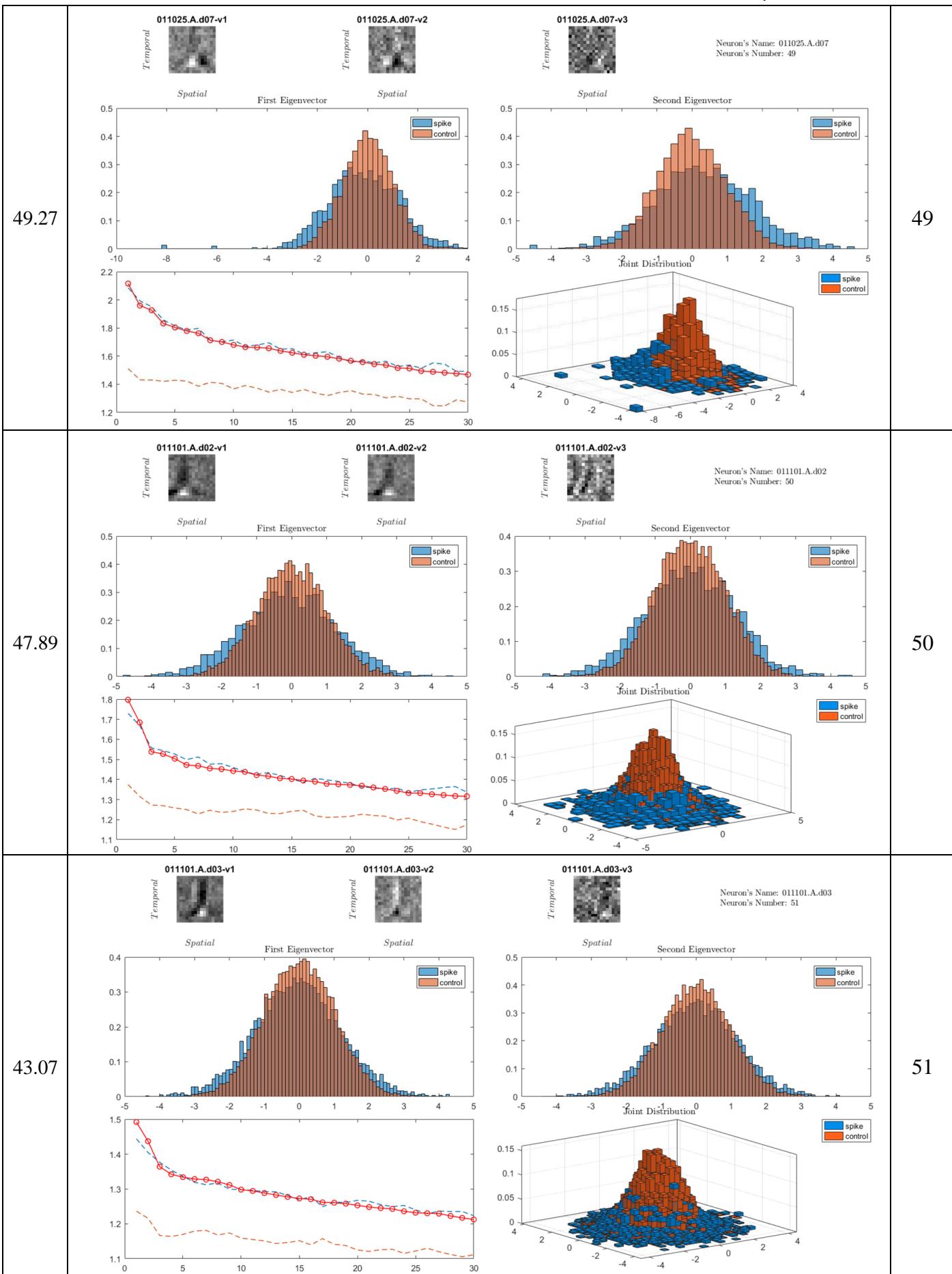


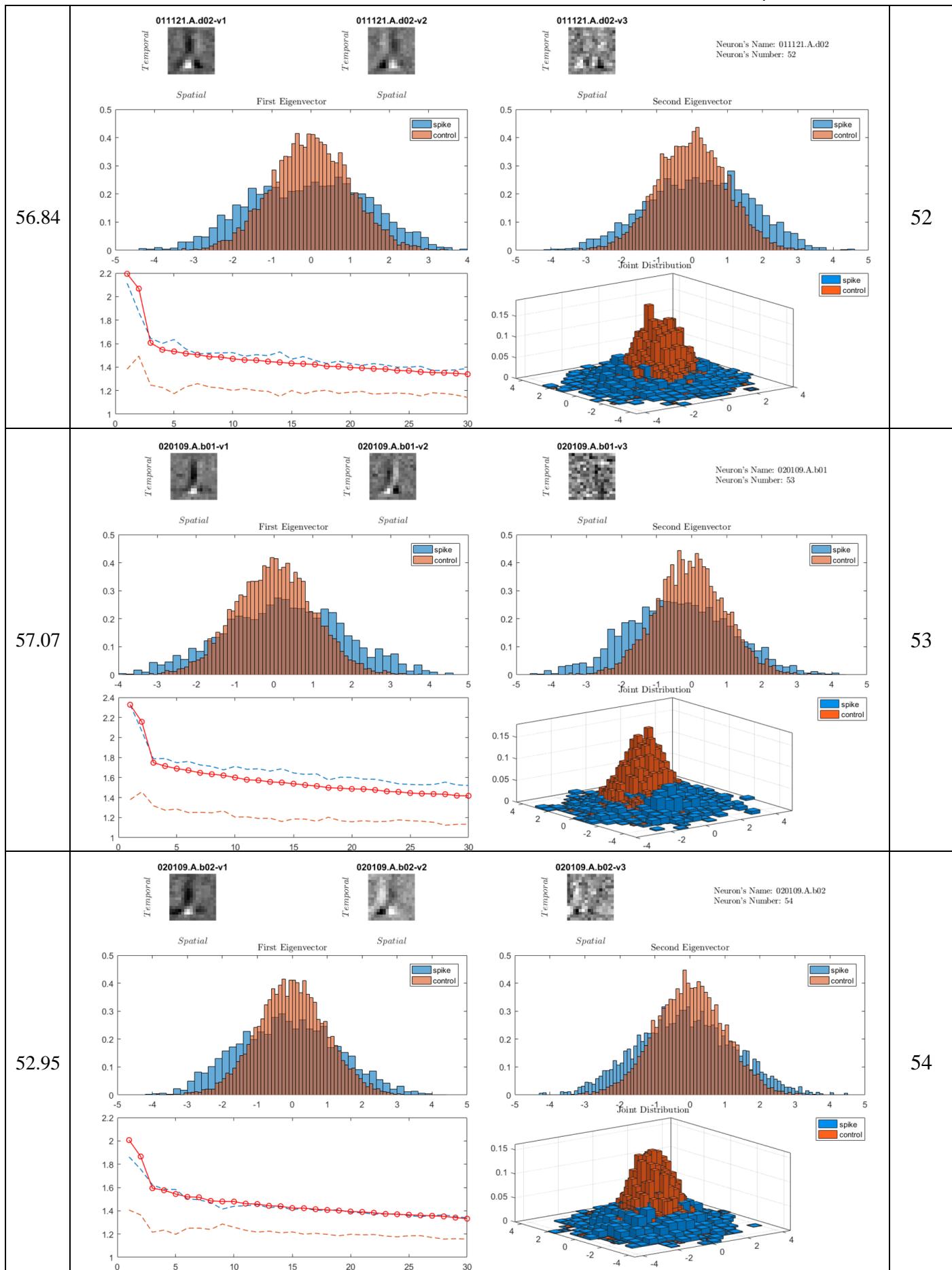


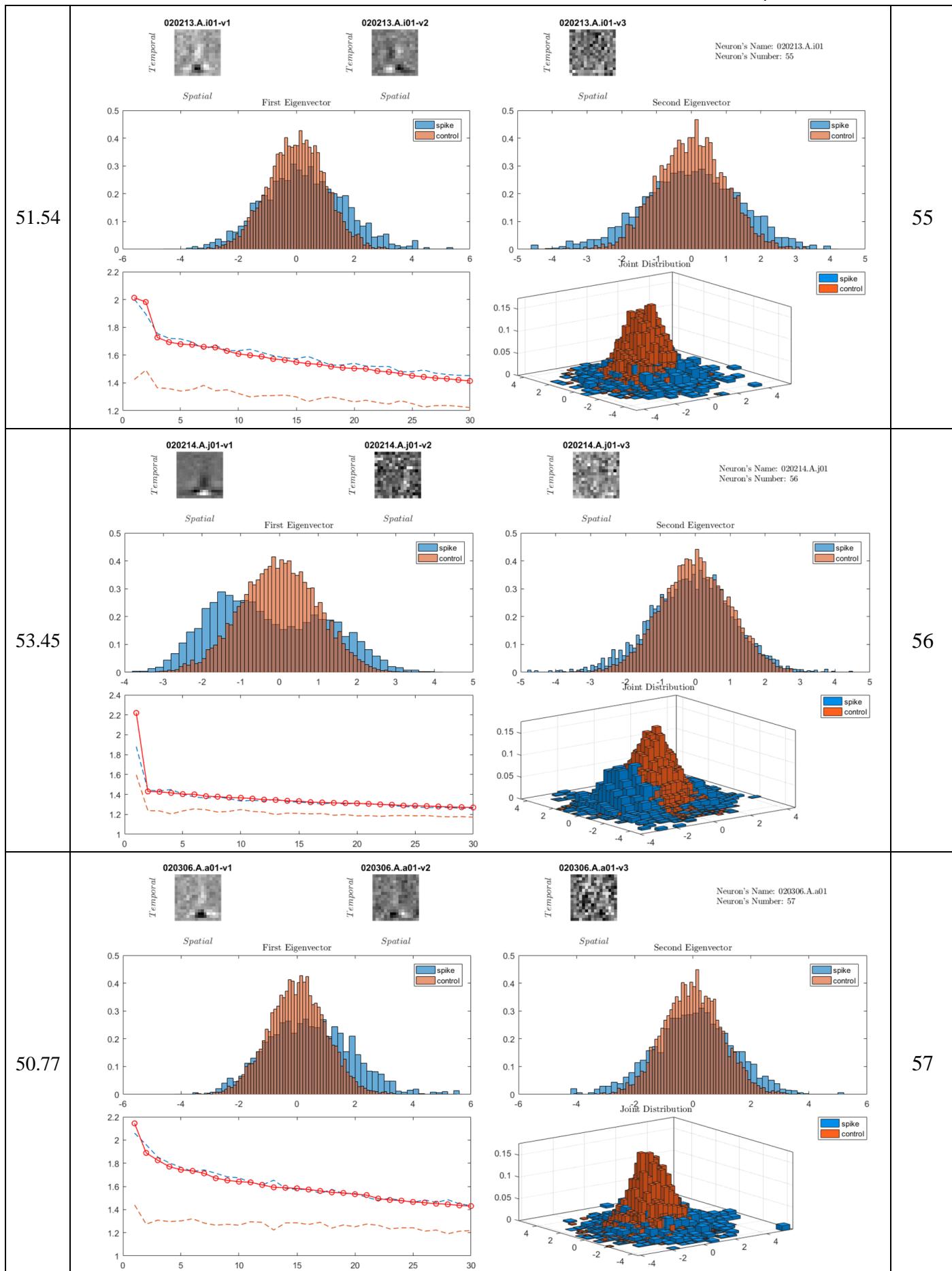


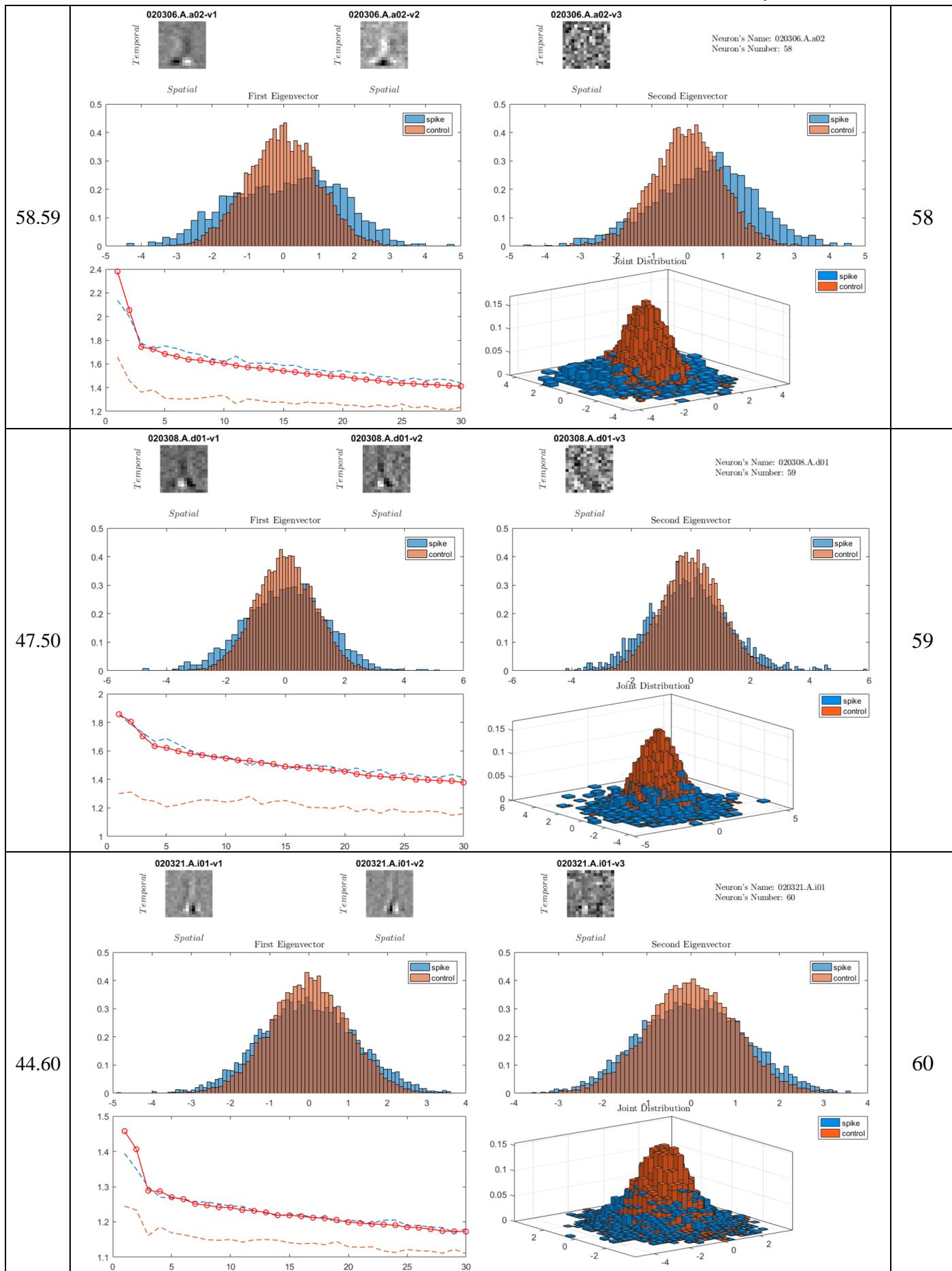


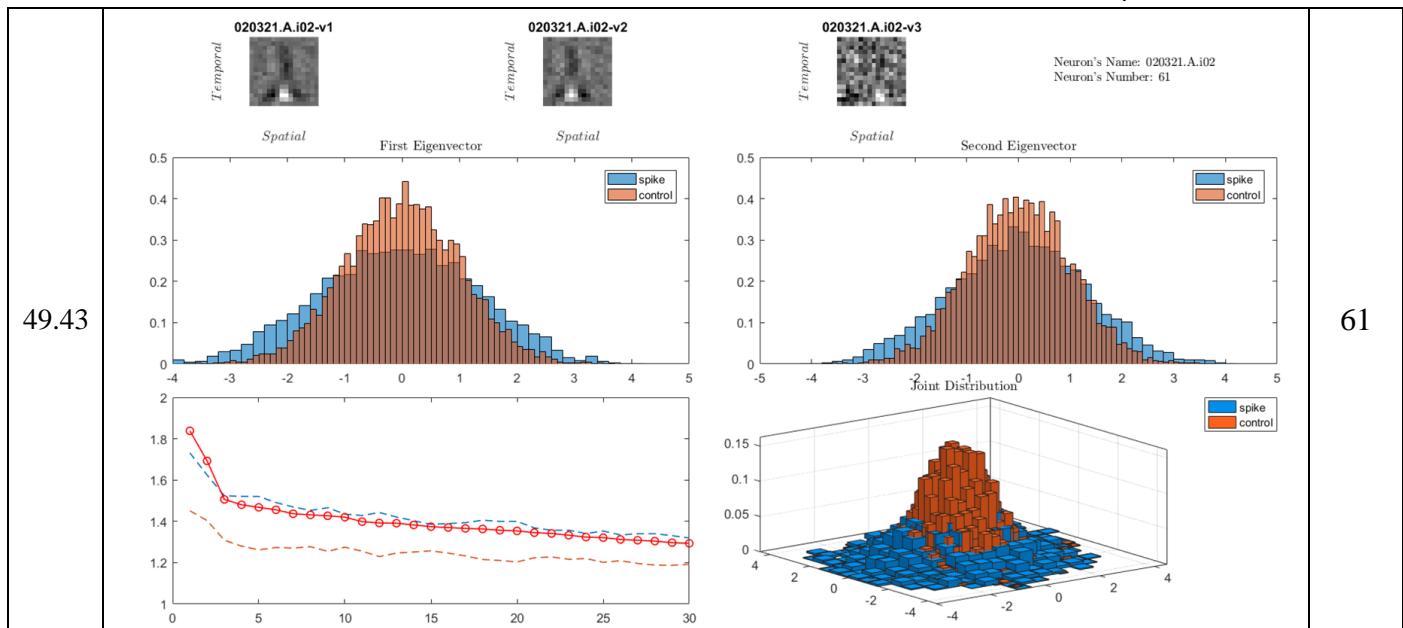












نکته: بدیهی است برخی خروجی‌های جدول فوق، با توجه به دنباله‌های تصادفی تولید شده، شکل دقیقاً یکتایی ندارند و با هر بار اجرای برنامه، اندکی تغییر می‌کنند. مهم‌ترین نموداری که این ویژگی را دارد، نمودار بازه‌های اطمینان است که ممکن است در اثر اجرای چند باره برنامه، نتایجی بدهد که اندکی با هم تفاوت داشته باشند.

سؤال (۷)

با بررسی جدول قسمت قبل، می‌بینیم که تقریباً تمامی بردار ویژه‌های اول، عمدۀ بردار ویژه‌های دوم، و اندکی از بردار ویژه‌های سوم دارای پترن‌های معنی‌دار هستند. این می‌تواند در مقایسه با STA یک پیشرفت محسوب شود، چراکه در STA، بسیاری از receptive field‌های بدست آمده، فاقد پترن معنی‌دار بودند.

اماً سؤال مهم‌تر این است که آیا در تمامی موارد توانسته‌ایم بهتر از روش کلاسیک عمل کنیم یا نه؟ ابتدا به درصدهای موجود در جدول بخش قبل مراجعه می‌کنیم. آن‌چه در جدول می‌بینیم، کاملاً خلاف انتظار ماست. اولاً که تعداد زیادی درصد کمتر از ۵۰ مشاهده می‌کنیم (که در روش کلاسیک چنین نبود) و این به آن معناست که سنجش ما دارد ضعیفتر از حالت رندوم عمل می‌کند. یعنی اگر تحريك‌ها را به صورت تصادفی به دو دسته موثر و بی‌اثر تقسیم می‌کردیم، نتیجه‌ی بهتری از این دسته‌بندی می‌گرفتیم. البته در این گونه مسائل دسته‌بندی، نتیجه‌ی بسیار بد، مانند روی دیگر از یک سکه است که در طرف دیگر آن، نتیجه‌ی بسیار خوب قرار دارد. یعنی اگر به عنوان مثال، ما در ۲۰ درصد موارد بتوانیم جواب درست را تشخیص دهیم (با توجه به این که جواب، دو حالت دارد؛ اسپایک زدن یا نزدن) می‌توانیم صرفاً جوابمان را در تمامی حالات عوض کنیم. به این ترتیب، در ۸۰ درصد موارد، جواب درست می‌دهیم. با این وجود، ما انتظار داریم که پس از حجم زیادی از تحلیل و محاسبات، درصد تحريك‌ها‌ی که به درستی تشخیص داده می‌شوند، با اختلاف بالای ۵۰ باشند که در عمل، مشاهده کردیم که چنین نشد. در واقع، دیدیم که در بسیاری از موارد، گویی STA بهتر پاسخ می‌دهد تا STC (Spike-Triggered Correlation).

در اینجا، جا دارد به بخش آخر قسمت سوم از این گزارش رجوعی دوباره داشته باشیم، جایی که به این نتیجه رسیدیم که تعداد قابل توجهی از این نورون‌ها، از روش کلاسیک نتایج بسیار خوبی می‌گیرند و پترن‌های بسیار معنی‌دار و درصدهای نسبتاً خوبی به دست می‌دهند. بنابراین، نهایتاً نتیجه‌ای که مشاهده می‌کنیم آن است که روش STC، پترن‌هایی را در بردارهای ویژه به ما نشان می‌دهد که تقریباً برای تمامی نورون‌ها، معنی‌دار هستند. از طرف دیگر، می‌بینیم که درصدهای تشخیص صحیح، تقریباً برابر با درصدهای متناظر در روش STA یا در برخی موارد کمتر از آن است و مشاهده می‌کنیم که STC، آن قدر که انتظار داشتیم، عالی عمل نکرده است.

یک نکته: دیدیم که چه در روش STA و چه در STC، حتی نورون‌هایی که پترن‌های بسیار شفاف و معنی‌داری داشتند، از درصدهای بسیار بالا برخوردار نبودند و حداقل درصدی که در هر دو روش مشاهده شد، نزدیک به ۷۰ بود. اگر چه ممکن است این نتیجه در نگاه اول تناقض به نظر برسد، اما یک نکته مهم در عملکرد ما وجود دارد که ممکن است روی این مساله تأثیر بهسزایی داشته باشد و آن، این است که ما برای تولید جامعه‌ای از تحریک‌ها که منجر به اسپایک نمی‌شوند، از تحریک‌های رندوم استفاده کردیم که می‌توانند شامل تحریک‌هایی که منجر به اسپایک می‌شوند نیز باشند. بنابراین، شاید روش دقیق‌تر برای این کار، آن بود که بیایم و تحریک‌هایی را انتخاب کنیم که حتماً جزء جامعه‌ی تحریک‌های منجر به اسپایک نباشند.

قسمت پنجم) یک سؤال دلخواه!

در طول انجام بخش‌های مختلف این پژوهه، سؤالات متعددی به ذهن ما رسید که بعضًا خیلی ساده و بعضًا پیچیده‌تر هستند. در این بخش، چند مورد از این سؤالات را مطرح کرده و فرایندی را که برای یافتن پاسخ آن طی کردیم، ذکر می‌کنیم. بدیهی است برای همه‌ی این سؤالات نتوانسته‌ایم پاسخ قطعی بیابیم.

قبل از پرداختن به این سؤالات، لازم به ذکر است برای آن که کد مطلب ارائه شده کامل باشد، برای هر یک از این سؤالات، کدی به شکل جداگانه در قسمت پنجم قرار داده شده است، اما عمدۀ این کدها، همان کدهای بخش‌های قبل هستند که تغییراتی جزئی کرده‌اند تا سؤال خاصی را پاسخ گویند.

سؤال اول) ایمیل به نویسنده‌گان مقاله برای کسب اطلاع بیشتر در مورد مسئله بازه‌های اطمینان

همان طور که در بخش منتظر در قسمت چهارم گفته شد، اقدامات متعددی برای حل مسئله بازه‌های اطمینان انجام شد که هیچ کدام به نتیجه‌های دلخواه ما منجر نشدند. در این میان، با نویسنده‌ی اول مقاله نیز مکاتبه کردیم که البته راه حل‌های پیشنهادی ایشان نیز کارآمد نبودند. در ادامه، پاسخ دو ایمیل مشابه را از طرف نویسنده اول مقاله (Jonathan Touryan) که یکی از این ایمیل‌ها از طرف گروه و دیگری از یکی از گروه‌های دیگر فرستاده شد، مشاهده می‌کنید:

-۱

Behrad,

Obviously, it's been a long time since I've worked with this data so I can only give you some general suggestions. Considering your issue, it seems like there is a mismatch between the total variance of the spike triggered and control covariance matrices. I would look for a normalization method (e.g. z-score) such the total variance is preserved (i.e. sum of the eigenvalues). The purpose of this test is to compare eigenvalues from random versus structured distributions of the same mean and variance.

Good luck,

Jon -

-۲

Amirhossein Afsharrad <afsharrad.a@gmail.com>
to jonathan.o.tou. ↗

11:06 PM (22 hours ago) ★ ↗

Dear Dr. Touryan

My name is Amir Afsharrad and I am a student at Sharif University of Technology. I am currently working on one of your past publications, named "Isolation of Relevant Visual Features from Random Stimuli for Cortical Complex Cells" and I am trying to do what is explained in the article but I encountered a problem while trying to find the confidence intervals for the eigenvalues of the neurons' correlation matrices. (This part is explained on the part "Segregation between two types of visual features" in the article)

Actually, I couldn't find enough explanation in the article to figure out how to find those confidence intervals, but I tried the following method:

I generated 20 random spike trains with uniform distribution (the number of spikes were the same as the real results) and I found 20 random correlation matrices, each having 256 eigenvalues. Then I sorted the eigenvalues of these 20 random ensembles and I calculated the mean and standard deviation for the 20 maximum eigenvalues and checked if the maximum eigenvalue of the spike-triggered correlation matrix is within the confidence interval of mean +/- 5.2SD or not. I did the same for the nth eigenvalue, using the confidence interval from the nth eigenvalues of those 20 control matrices and I created plots similar to figure 2.A. on the article but the problem is that the results were not as expected and not similar to figure 3 of the article. To be more specific, for some neurons, I found too many significant eigenvectors which is obviously wrong.

I will appreciate if you could help me solve this problem or you can give any advice on the correct way of conducting this process.

Sincerely

Amir.H Afsharrad

Department of Electrical Engineering

Sharif University of Technology

Touryan, Jonathan O CIV USARMY RDECOM ARL (US)
to me ↗

5:09 PM (4 hours ago) ★ ↗

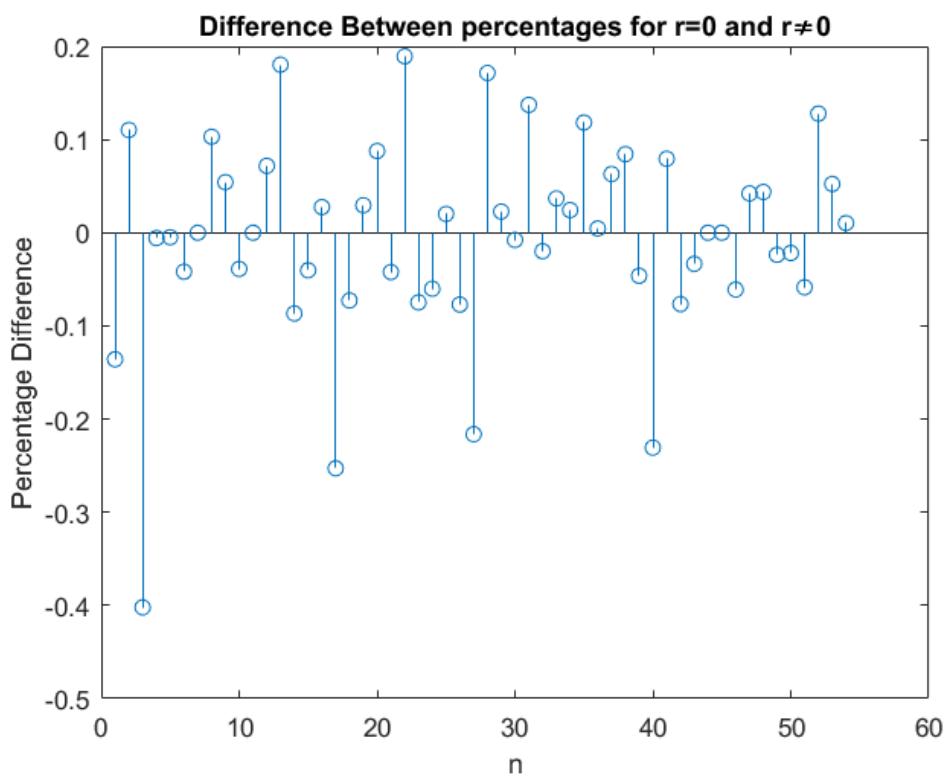
Amir,
Your colleague recently made a similar inquiry. Beyond my previous comments to Behrad, I would suggest shuffling the association between stimulus (frame) and response (spike count) rather than simulating a random spike train from a uniform (or any parametric) distribution (i.e. permutation rather than simulation).

Good luck.

- Jon

سؤال دوم) برای محاسبه درصد تحریک‌هایی که در تحلیل **Spike-Triggered Correlation** به درستی تشخیص داده شده اند (بخش ۵-۴)، (به دلیل مشکلی که در تعیین بازه‌های اطمینان به وجود آمد و پیش‌تر توضیح داده شد، بخش ۵-۴ را برای همه نورون‌ها با دو بردار ویژه معنی‌دار حل کردیم) هم برای توزیع **spike** و هم برای توزیع **control**، مقدار ضریب همبستگی خطی (r) را در توزیع مشترک‌آن نرمال محاسبه کردیم. همچنین در توضیحات بیان کردیم که با توجه به تعامل بردارویژه‌ها و ماهیت‌های تصادفی موجود در فرایند، احتمال توزیع‌های مرزی (**marginal**) مستقل هستند و می‌توان ضریب همبستگی خطی را برای هر دو توزیع برابر با صفر در نظر گرفت. آیا این ادعا صحیح است؟ می‌خواهیم با انجام محاسبات، یک بار با محاسبه دقیق r ، و بار دیگر با در نظر گرفتن $0 = r$ ، نتایج را با هم مقایسه کنیم.

برای بررسی این مسئله، در شرایطی که گفته شد، دو بار درصدهای مذکور را محاسبه کردیم. برای آن که مقایسه بهتری انجام شود، در نمودار زیر، اختلاف درصدهای محاسبه شده در دو حالت مذکور را رسم کرده‌ایم.



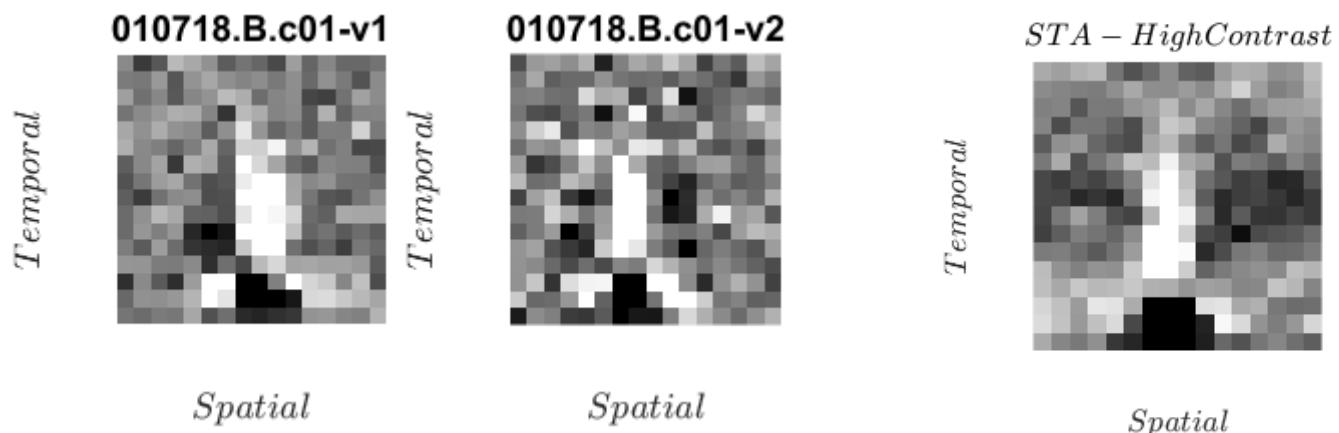
با توجه به این نمودار، به این نتیجه می‌رسیم که اگر چه نتایج متفاوت است، اما این تفاوت در بیشترین حالت نیز کمتر از 0.5 درصد است که مقداری بسیار ناچیز است و کار ما، این میزان تقریب هیچ مشکلی ایجاد نمی‌کند، علی‌الخصوص که نتیجه‌گیری‌های ما از این عددها، نتیجه‌گیری‌های کیفی است.

سؤال سوم که دیدیم که نتیجهٔ تحلیل STA در بسیاری از موارد، از نظر درصد عملکرد مناسب، نتیجه‌ای مشابه تحلیل STA داد. همچنین مشاهده کردیم که برای برخی از نورون‌ها، تحلیل STA نتیجهٔ نسبتاً مناسبی داشت، گویی که این نورون‌ها ساده بودند و نیازی نبود با آن‌ها مانند نورون‌های پیچیده برخورد کنیم. برای چنین نورون‌هایی، چه ارتباطی بین receptive field حاصل از STA و بردارویژه‌های حاصل از STA وجود دارد؟

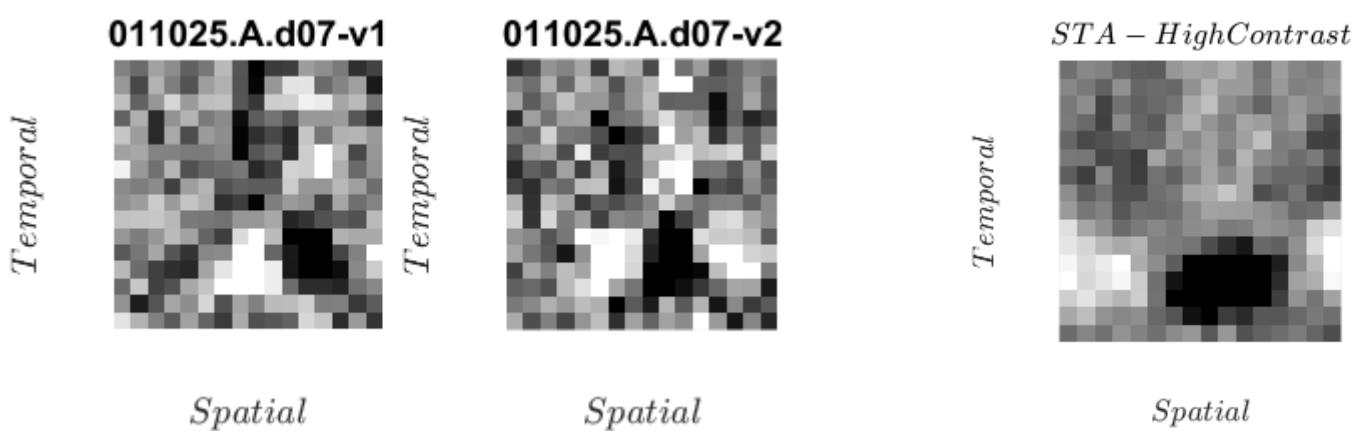
ابتدا برای آن که نسبت به پاسخ مسئله شهود پیدا کنیم و یک حدس اولیه بزنیم، بیایم و چند نمونه از نورون‌هایی که با STA به نتیجهٔ مطلوبی رسیده بودند را انتخاب کنیم و receptive field آن‌ها را با بردارویژه‌های معنی‌دار ناشی از تحلیل STA مقایسه کنیم.

کمی در مقایسه با جدول بخش ۶-۴ افزایش یافته است) contrast)

نورون شماره ۴۴: (عملکرد ۷۰ درصدی در STA)



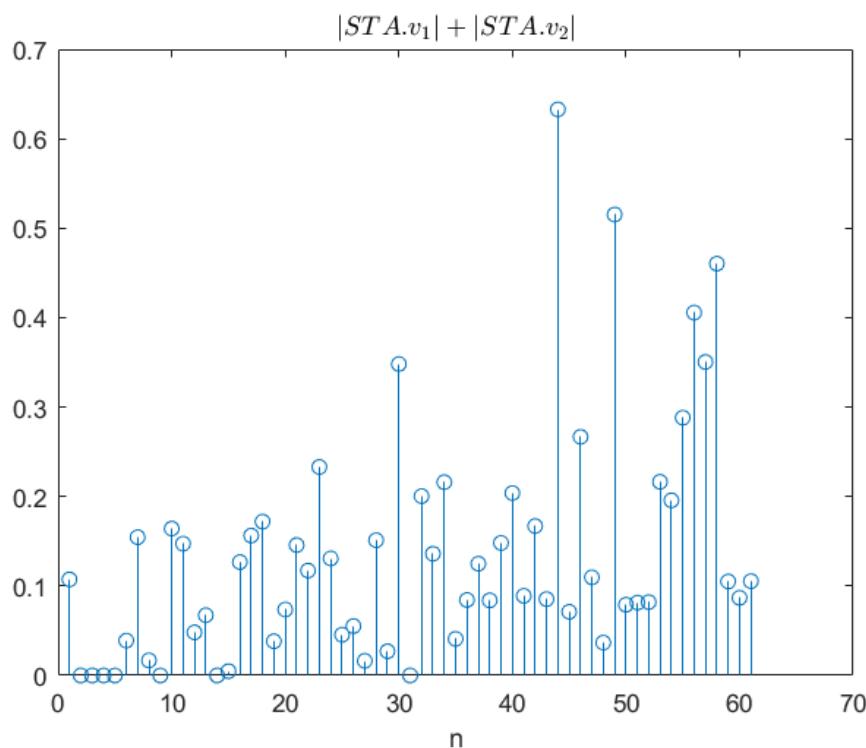
نورون شماره ۴۹: (عملکرد ۶۷ درصدی در STA)



با دو نورون ۴۴ و ۴۹ که پاسخ‌های قابل قبولی از STA دارند، می‌بینیم که احتمالاً حدس ما می‌تواند درست باشد، چرا که بردار STA برای این دو نورون، نسبتاً به بردارهای v1 و v2 شبیه است. ضمناً یک نکتهٔ دیگر که از این مشاهده به دست می‌آوریم، آن است که v1 و v2 برای این نورون‌ها، شکل‌های تقریباً مشابهی دارند. البته نکتهٔ جالب این است که این شباهت ظاهری، در عین تعداد این دو بردار است، یعنی اگرچه ظاهری بسیار شبیه به هم دارند، اما بر هم عمود هستند و حاصل ضرب داخلی v1 و v2 صفر است. (این جزو ویژگی‌های ذاتی مسئله است)

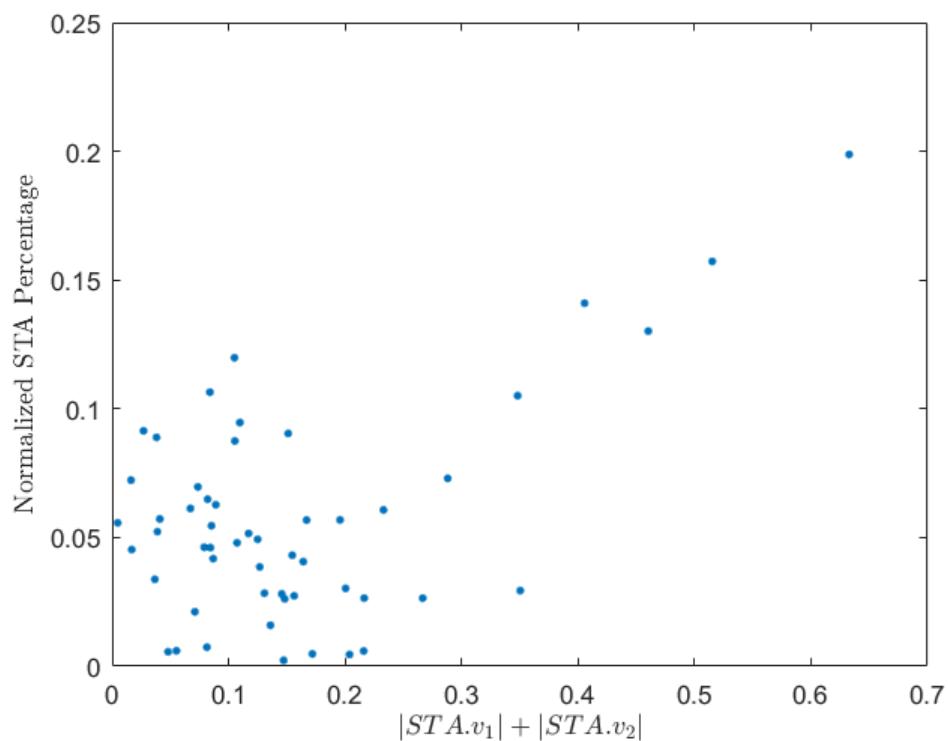
در ادامه می‌خواهیم بررسی کلی تری انجام دهیم. برای این کار، حاصل ضرب داخلی STA را روی بردارویژه‌های معنی‌دار، یعنی v_1 و v_2 محاسبه می‌کنیم. با این کار، می‌توانیم بیینیم کدام در نورون‌ها، شباهت بیشتری بین STA و بردارویژه‌ها وجود دارد، یا به عبارت دیگر، حاصل ضرب داخلی STA در v_1 و v_2 برای کدام نورون‌ها اندازه‌ی بزرگتری دارد. چنان‌چه پاسخ ما به پرسش مطرح شده (که آیا برای نورون‌هایی که با STA جواب خوبی می‌دهند، STC نیز ما را به همان جواب می‌رساند یا نه؟) مثبت باشد، باید مقادیر ضرب داخلی بزرگ، مربوط به نورون‌هایی باشد که با STA پاسخ خوبی گرفته‌اند.

نهایتاً برای آن که هر دو حاصل ضرب داخلی را اثر بدھیم، مجموع اندازه دو حاصل ضرب داخلی را رسم می‌کنیم:



ابتدا، سعی کنیم چند نمونه از مقادیر قابل توجه نمودار فوق را در نظر بگیریم و با انتظاراتمان مقایسه کنیم. ما کزیم نمودار فوق در نقطه‌ی $n = 44$ اتفاق می‌افتد. این برای ما خبر خوبی است، چرا که $n = 44$ بیشترین درصد را در تحلیل STA داشت (۷۰ درصد) و یکی از دو نمونه‌ای بود که پیش از رسم نمودار به عنوان موارد عملکرد مناسب STA رسم کردیم. اتفاقاً دومین ماکزیم هم در $n = 49$ اتفاق افتاده است که دقیقاً دومین نمونه‌ای بود که در قسمت قبل به عنوان پیش‌بینی رسم کردیم که در تحلیل STA حدود ۶۷ درصد جواب داده است. (لازم به ذکر است که این دو نورون را واقعاً قبل از رسم نمودار فوق انتخاب کردیم و صرفاً بنابر یک حدس، که اگر STA خوب جواب بدهد، احتمالاً STC نیز همان جواب را خواهد داد، انتخاب شده بودند. بنابراین نویسنده‌ی این متن، در حال حاضر و با مشاهده‌ی انتباط این ایده با نمودار فوق به وجود آمده است!) به عنوان آخرین نمونه‌ای که به این شکل بررسی می‌کنیم، سرانجام سومین مقدار بزرگ نمودار فوق می‌رویم که در $n = 58$ اتفاق افتاده است. با مراجعه به جدول قسمت ۳-۶، می‌بینیم که این نورون نیز درصد پاسخگویی صحیح ۶۳ درصد داشته است که مجدداً فرض ما را تأیید می‌کند.

تا به اینجا یک فرض را در نظر گرفتیم (که اگر STA روی یک نورون خوب جواب دهد، جواب حاصل از STC نیز تقریباً با جواب STA منطبق خواهد بود) و با بررسی سه نمونه از مشاهدات، دیدیم که به نظر، فرض درستی است. حال، سعی می‌کنیم با رسم یک نمودار، همه‌ی نمونه‌های موجود را در سنجش صحت فرض خود شرکت دهیم. برای این کار، مجموع اندازه دو حاصل ضرب داخلی (که در نمودار فوق بر حسب n رسم شده) را بر حسب درصد پاسخ صحیح نورون در روش STA رسم می‌کنیم. آن‌چه انتظار داریم ببینیم، (اگر فرضمان درست باشد) این است که نقاط حاصل از رسم این نمودار، تقریباً یک خط باشد، یعنی هرچقدر درصد پاسخ‌گویی STA بیشتر باشد، میزان انتباط STA با STC (اندازه حاصل ضرب داخلی STA با v_1 و v_2) نیز بیشتر است.



یک نکته که در رسم این نمودار لحاظ شده، آن است که درصدهای به دست آمده در STA، در واقع حول نقطه مرکزی 50% پراکنده شده‌اند، چراکه 50% به معنی آن است که پاسخ STA کاملاً بی ارزش است. بنابراین، 50% را روی صفر map کرده‌ایم. (و به جای درصد، مقدار واقعی نسبت (که بین صفر تا 1 است) را استفاده کرده‌ایم، که طبق توضیحات داده شده، 0.5 روی صفر map شده است)

نمودار فوق، فرض ما را تا حد خوبی تأیید می‌کند. در واقع می‌توان نتیجه‌ی زیر را به عنوان نتیجه‌ی نهایی بررسی‌های انجام شده بیان کرد:

اگر پاسخ STA برای یک نورون مناسب باشد، شباهت پاسخ STA به پاسخ STC زیاد است و اگر چنین نباشد، این شباهت نیز زیاد نخواهد بود و STC و STA پاسخ‌هایی متفاوت خواهند داشت.

سؤال چهارم) دیدیم که درصدهای محاسبه شده در روش STC، تقریباً بی نتیجه بودند. آیا می‌توان با اضافه کردن چند بردار ویژه دیگر (...v3, v4, ...v7)، به درصدهای بالاتری دست پیدا کرد؟

حدس می‌زنیم که این کار کمی درصدها را بالاتر ببرد، اما در کل تأثیر چندانی نداشته باشد. ابتدا بترین علت برای این حدس آن است که شکل بردارهای v3 که در قسمت چهارم رسم شده‌اند، عمدتاً بی معنی هستند و این یعنی احتمالاً اطلاعات بسیار ناقصی در این بردارها نهفته است.

برای این کار، به عنوان نمونه، ۱۰ نورون را انتخاب کردیم و درصد به دست آمده برای آن‌ها را برای تصویر روی ۱ بردار ویژه تا ۶ بردار ویژه محاسبه کردیم. این بار، برای آن که بتوانیم درصد را برای تعداد زیاد بردارهای ویژه محاسبه کنیم، از دستور mvnpdf استفاده کردیم. نتایج را در جدول زیر می‌بینید.

	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
1	67.1905	67.9469	54.7910	39.3132	31.8439	33.0844	39.5010	63.1467	66.6452	39.2378	64.9720
2	33.2598	46.3353	49.4479	44.8310	41.8922	38.9739	59.5057	56.9817	57.2357	62.8878	63.9351
3	39.2060	47.1529	61.8494	45.7157	55.7374	42.4907	48.3714	54.5256	58.7139	55.9939	62.1708
4	48.3963	45.9306	58.3005	51.9130	54.1011	42.5629	50.1271	56.0840	57.1261	54.9215	55.1133
5	48.1665	51.8556	56.6246	51.0146	53.5977	42.8520	50.9587	56.1464	55.3228	56.5492	56.2589
6	49.7381	51.9689	57.9850	52.5104	54.4787	47.3805	52.1830	55.4918	49.8450	54.0406	52.9058

این نتایج از جهات مختلفی عجیب هستند، که مهم‌ترین آن، صعودی نبودن ترتیب درصدهای بدست آمده است. یعنی در بعضی موارد افزایش تعداد بردارهای ویژه نتیجه عکس داشته‌اند. برای بررسی این ایراد، ابتدا کد متلب را چندین بار بررسی کردیم ولی ایرادی پیدا نکردیم و لذا، نتایج را همان‌گونه که به دست آمده‌اند گزارش می‌کنیم.

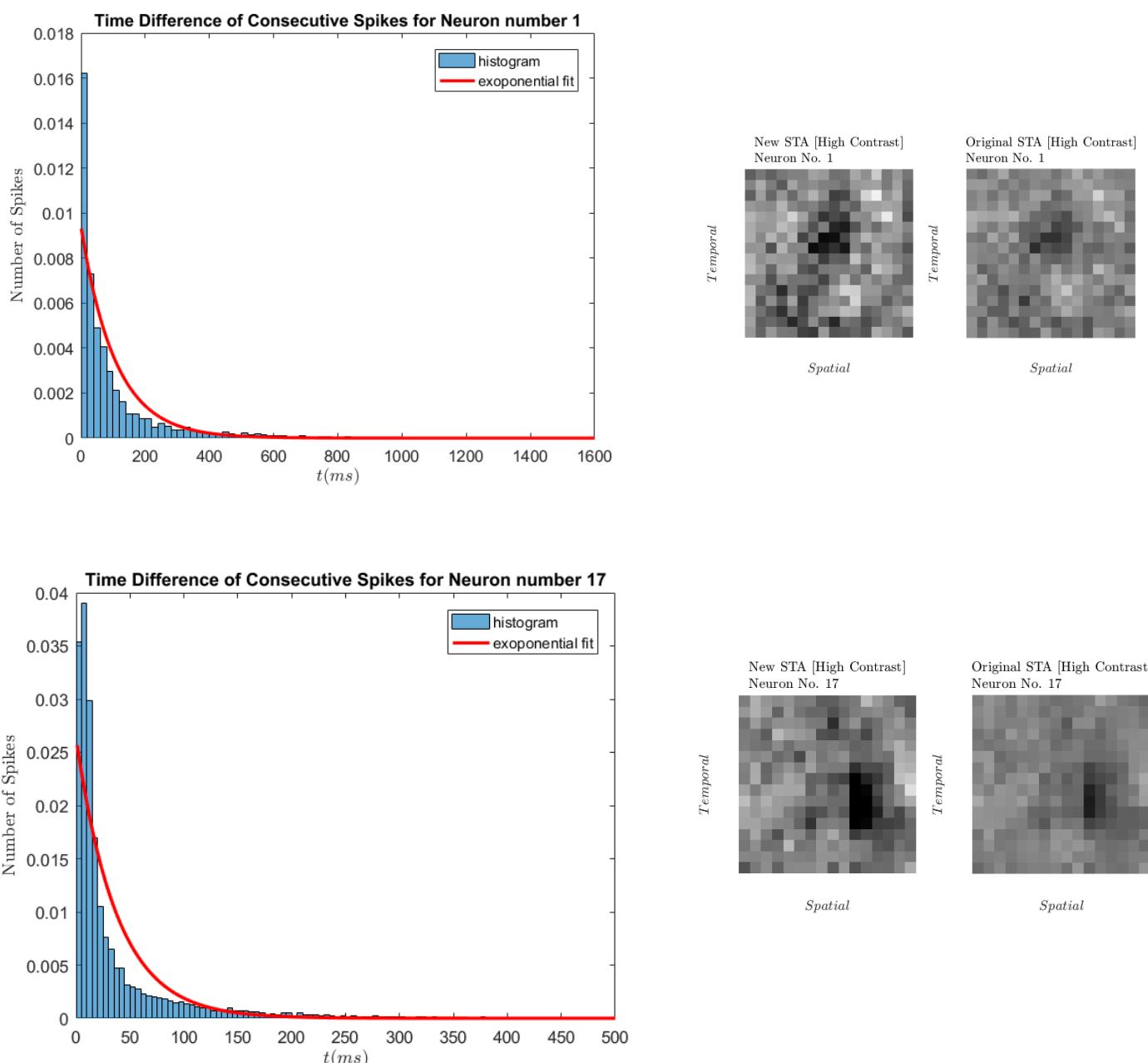
البته یک نکته‌ی قابل تأمل آن است که ما پیش‌تر هم به مورد مشابهی برخورد کرده بودیم و آن، بیشتر بودن درصدهای حاصل از STA در مقایسه با STC بود که به نوعی، از جنس همین مسئله است، چرا که در STA، صرفاً یک راستا در فضا را در نظر گرفته‌ایم، و در چندین راستا (که ادعا می‌کنیم این چند راستا، بهترین راستاهای موجود هستند) STC

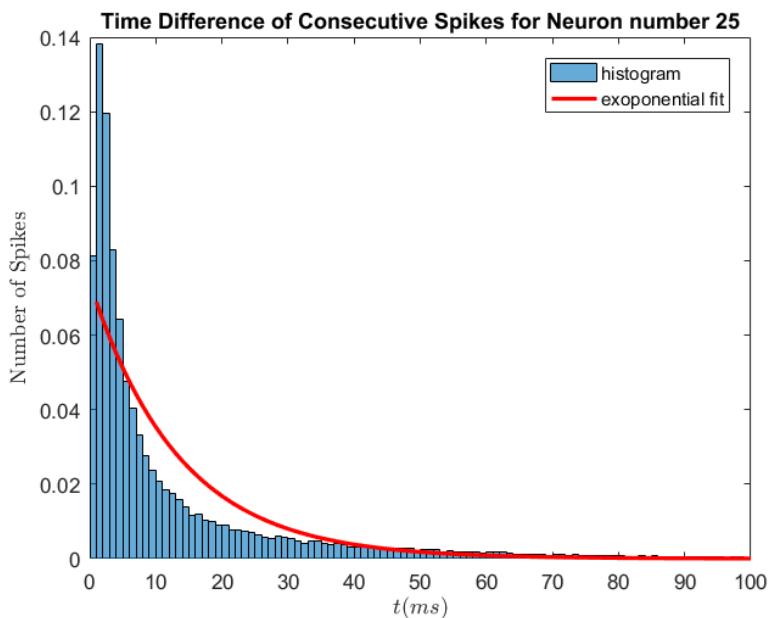
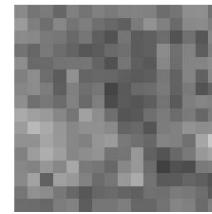
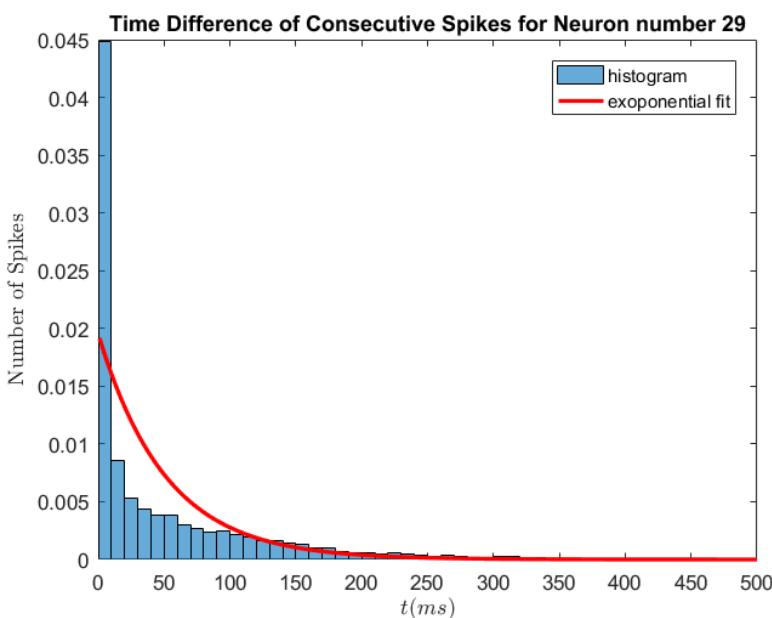
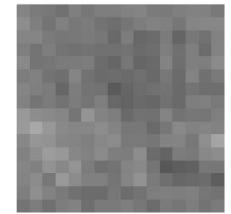
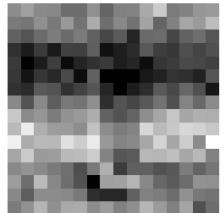
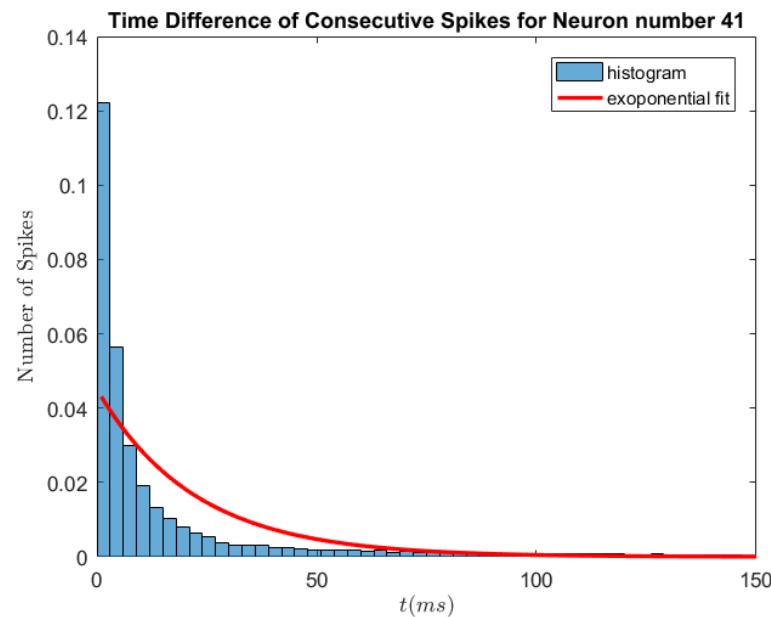
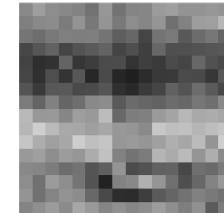
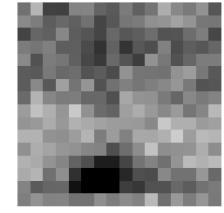
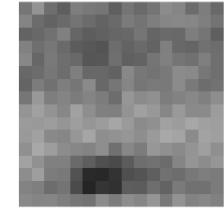
سؤال پنجم) آیا می‌توان نتایج تحلیل‌های انجام شده را با استفاده از حذف اسپایک‌های پرت بهبود بخشید؟

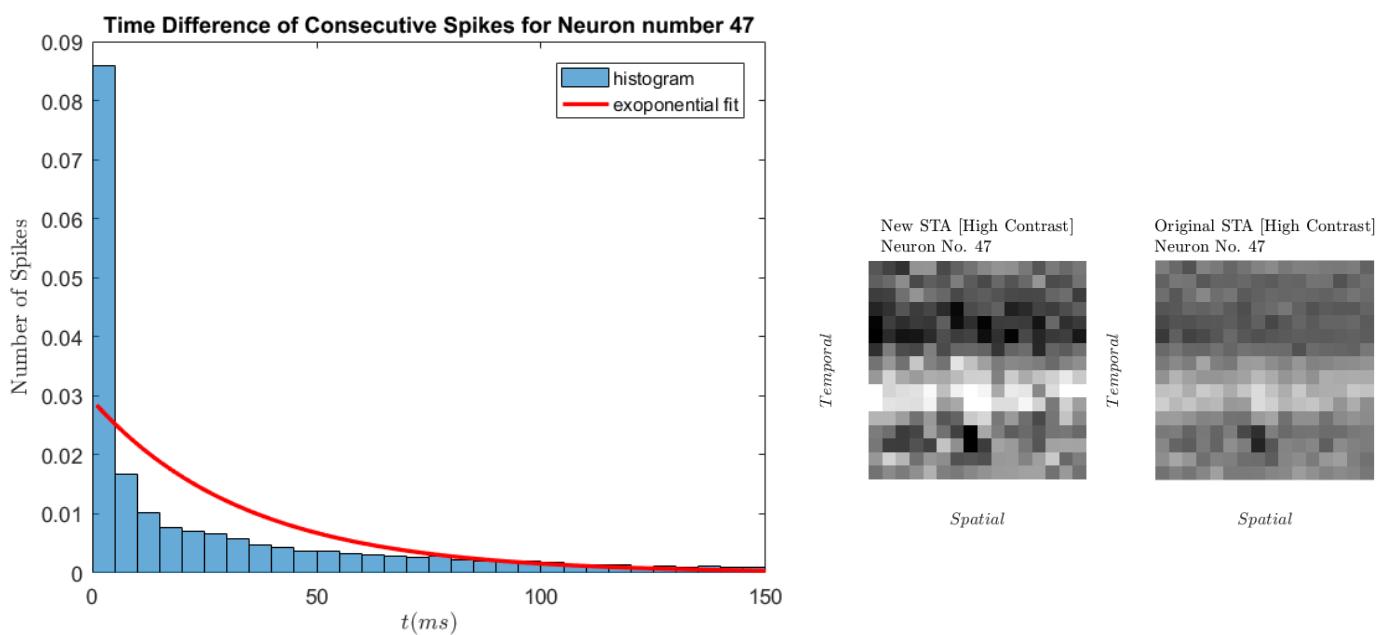
در این بخش، می‌خواهیم به این نکته توجه کنیم که در دو تحلیل انجام شده، تمامی اسپایک‌هایی که رخ داده‌اند را به طور مساوی ارزش‌گذاری کرده‌ایم و با توجه به آن، دست به محاسبه زده‌ایم. در این بخش می‌خواهیم بررسی کنیم که شاید برخی از اسپایک‌ها به صورت تصادفی اتفاق افتاده باشند و شاید با حذف آن‌ها، بتوانیم نتیجه‌ی بهتری بگیریم.

برای انجام این کار، ادعا می‌کنیم که با اسپایک‌هایی که با اسپایک قبلی و بعدی خود، بیش از فاصله زمانی T فاصله دارند، اسپایک‌های تصادفی بوده‌اند و ارزش محاسباتی ندارند.

ابتدا برای چند نمونه از نورون‌ها، توزیع فاصله زمانی دو اسپایک متوالی را در کنار receptive field حاصل اولیه (که در قسمت سوم محاسبه شد) و receptive field جدید رسم می‌کنیم:



New STA [High Contrast]
Neuron No. 25Original STA [High Contrast]
Neuron No. 25New STA [High Contrast]
Neuron No. 29Original STA [High Contrast]
Neuron No. 29New STA [High Contrast]
Neuron No. 41Original STA [High Contrast]
Neuron No. 41



یک نکته در مورد نمودارهای اختلاف زمانی اسپایک‌های متوالی، آن است که با توجه به شکل توزیع آن‌ها، یک توزیع نمایی بر روی هر کدام فیت کردہ‌ایم که نمودارهای قرمزرنگ، نشانگر این توزیع‌ها هستند. (فیت شدن توزیع نمایی روی اختلاف زمانی اسپایک‌ها و خواص این توزیع - بی‌حافظگی - نیز جالب توجه است که در حال حاضر موضوع بحث نیست)

۶ نورون بررسی شده که در نمودارها و شکل‌های فوق، مورد بررسی قرار دادیم، مشاهداتی به ما می‌دهند که می‌تواند پایه‌ای برای بررسی‌های بعدی باشد.

طبق این ۶ مشاهده، به نظر می‌رسد که هرگاه STA پاسخ نسبتاً معنی‌داری دارد، حذف اسپایک‌های تصادفی موجب بهتر شدن کیفیت STA می‌شود (گویی رزولوشن تصویر بیشتر شده است) اما برای نورون‌هایی که STA پاسخ مناسبی ندارد، حذف اسپایک‌های تصادفی نیز اثر چندانی ندارد.

برای این که صحت یا نادرستی این ادعا را بررسی کنیم، می‌توانیم روش‌های مختلفی را مد نظر بگیریم. کاری که ما در اینجا انجام می‌دهیم، این است که محاسبات قسمت سوم را برای همهٔ نورون‌ها، با حذف اسپایک‌های تصادفی تکرار می‌کنیم. البته از رسم نمودارها و receptive field‌ها صرف نظر می‌کنیم و صرفاً به سراغ محاسبه بخش آخر، یعنی درصد اسپایک‌هایی که به درستی تشخیص داده شده‌اند می‌رویم. سپس این درصدها را با مقادیر به دست آمده از قسمت سوم مقایسه می‌کنیم.

پیش از انجام این کار، لازم است یک نکته را مشخص کنیم و آن نکته این است که چه میزان از اسپایک‌ها را به عنوان اسپایک‌های تصادفی حذف می‌کنیم. همان طور که در ابتدای این بخش بیان شد، شرطی را که روی این مسئله اعمال می‌کنیم، به شکل زیر است:

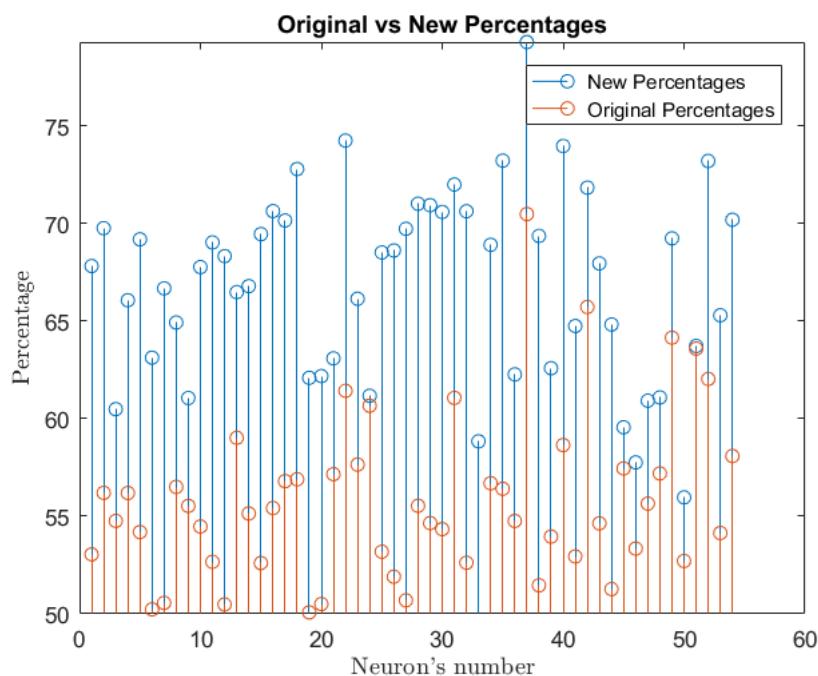
اگر اسپایکی، هم از اسپایک قبلی خود و هم از اسپایک بعدی خود، بیشتر از T ثانیه اختلاف زمانی داشته باشد، این اسپایک را به عنوان اسپایک تصادفی در نظر گرفته و در انجام محاسبات خود، از آن صرف نظر می‌کنیم.

حال لازم است که مقدار T را تعیین کنیم. با دقت به ۶ نمودار رسم شده فوق، می‌بینیم که مقدار T نمی‌تواند برای همهٔ نورون‌ها ثابت باشد. (کافی است به محور افقی ۶ نمودار فوق دقت کنید، به عنوان مثال $T = 200\text{ms}$ برای نمودار اول (نورون شماره ۱) احتمالاً انتخاب خوبی است، در حالی که اگر همین زمان را برای نمودار آخر (نورون شماره ۴۷) در نظر بگیریم، عملای تمامی اسپایک‌های آن را لحاظ کرده‌ایم و هیچ کار جدیدی انجام نداده‌ایم.

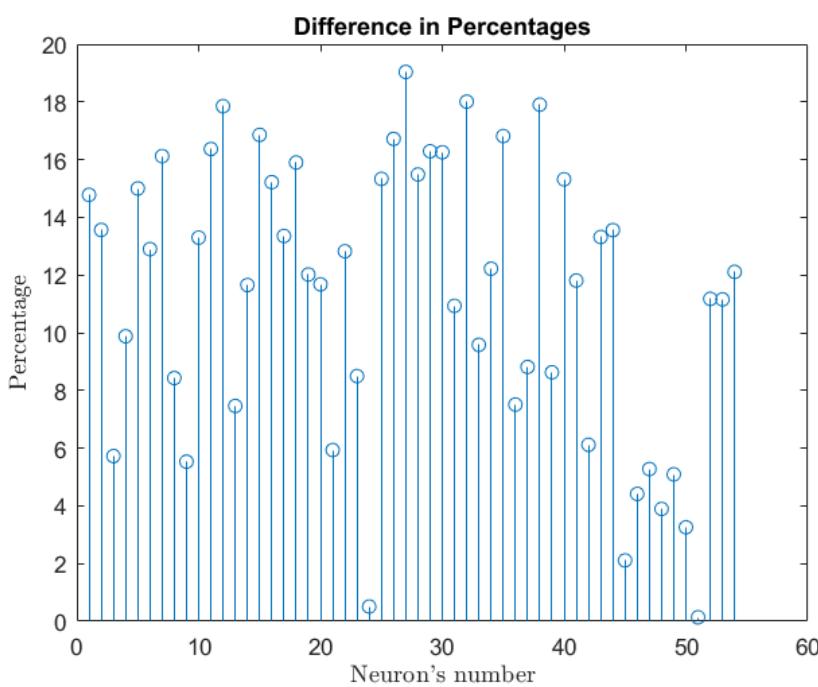
مجدداً تصمیم‌گیری برای مقدار T نیز می‌تواند به انواع مختلفی انجام شود. ما به این شکل عمل می‌کنیم: T را آن قدر کم می‌کنیم که ۵۰ درصد از اسپایک‌های اولیه باقی بماند و ۵۰ درصد از بین برود. به بیان دیگر، میانه‌ی جامعه را در نظر می‌گیریم.

با این توضیحات، مقدمات تئوری کار آماده است و می‌توانیم محاسبات را شروع کرده و نتایج را بررسی کنیم.

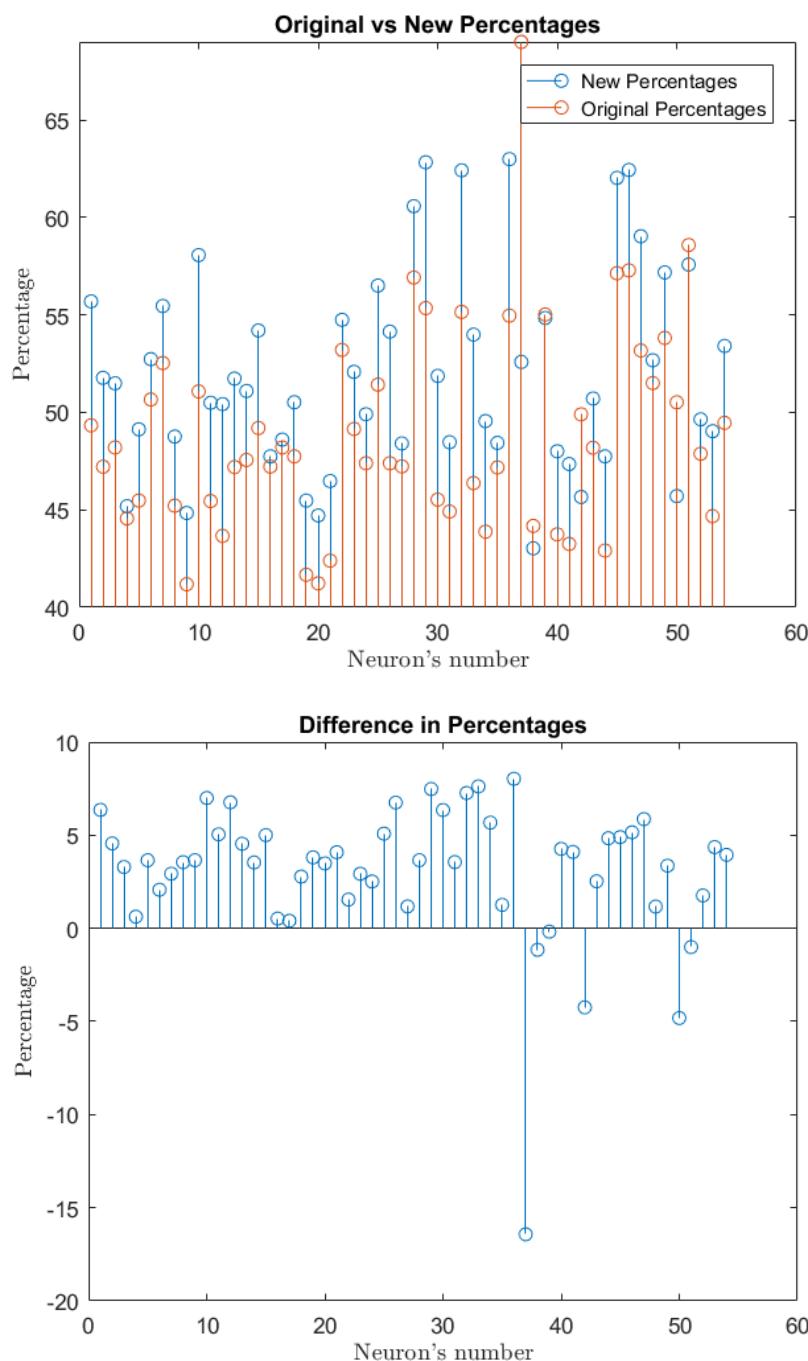
نمودار زیر، درصدهای پاسخگویی نورون‌ها در روش STA را قبل و بعد از اعمال تغییرات فوق نشان می‌دهد:



همچنین نمودار زیر، میزان تغییرات درصد پاسخگویی هر نورون را نشان می‌دهد:



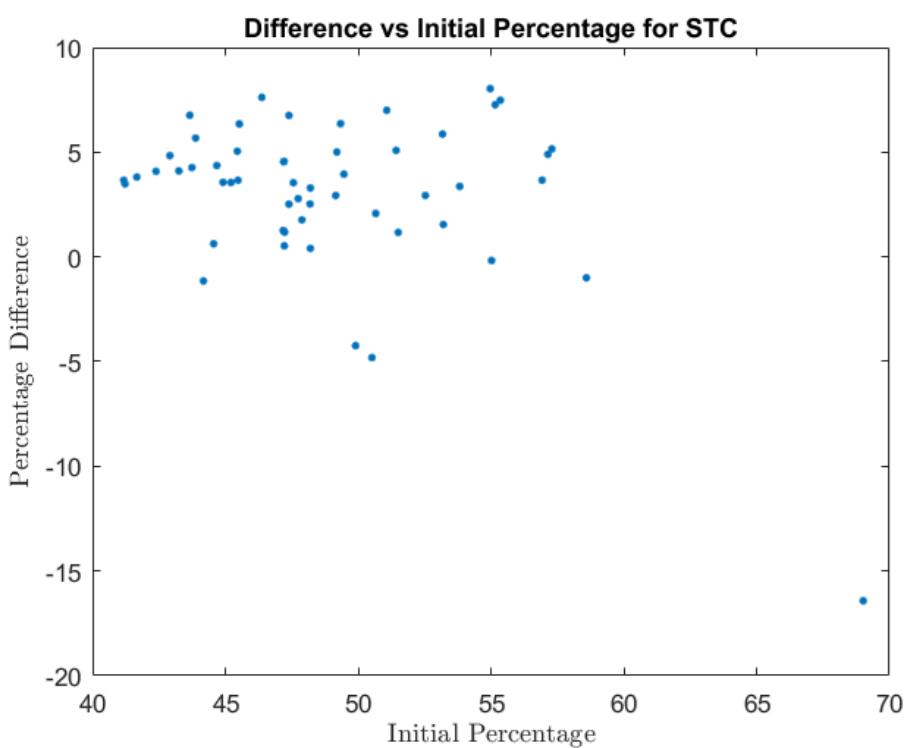
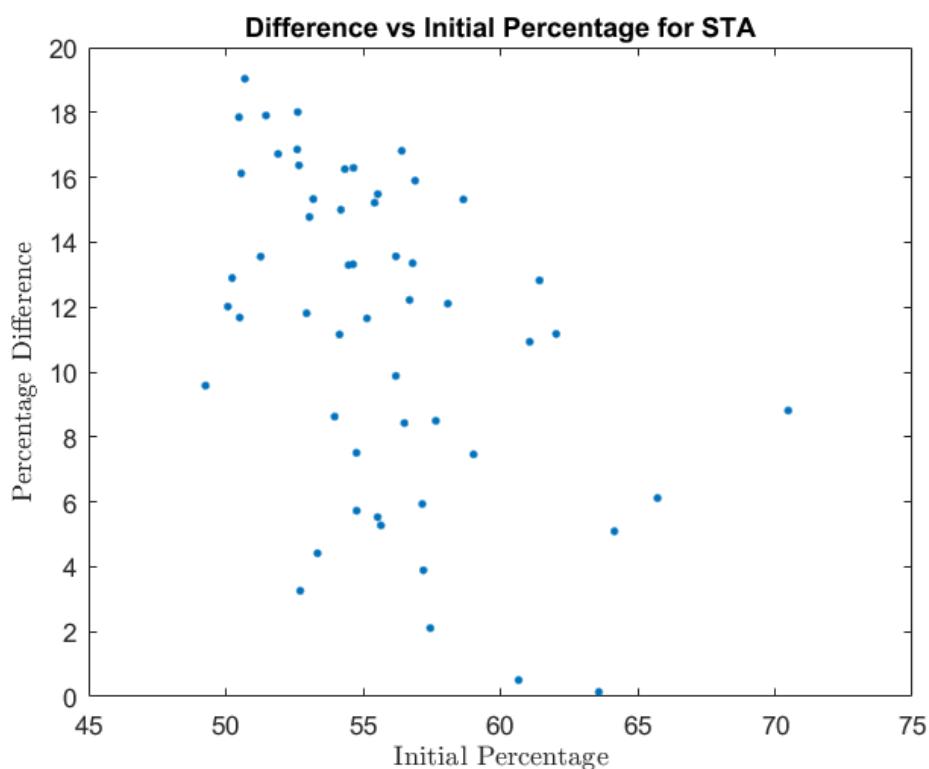
دو نمودار فوق، نشان می‌دهند که حذف اسپایک‌های تصادفی، در پاسخگویی روش STA اثر بسیار مثبت و نتیجه‌بخشی داشت و درصدهای پاسخگویی افزایش چشمگیری داشتند.



می‌بینیم که در STC نیز افزایش درصدها وجود دارد، اما نه به اندازه STA، و از طرفی در چند مورد شاهد کاهش درصد پاسخگویی صحیح نیز بوده‌ایم که نتیجه‌ای جالب توجه است.

یک نکته‌ی دیگر که در ابتدا مطرح کردیم، آن بود که آیا حذف اسپاکیک‌های تصادفی، اثر مطلوب‌تری بر روی نورون‌هایی که پاسخ بهتری داشته‌اند، دارد یا نه.

در واقع از روی مشاهده حدس زده بودیم که احتمالاً این روش، باعث می‌شود نورون‌هایی که درصدهای بالاتری دارند، افزایش بیشتری در درصد خود داشته باشند. برای بررسی این مسئله، هم برای STA و هم برای STC، نمودارهای تغییرات درصد بر حسب درصد اولیه را رسم کردیم که در ادامه مشاهده می‌کنید.



با توجه به دو نمودار فوق، می‌بینیم که حدس اولیه‌ای که زدیم، چندان معتبر نبوده و بر اساس این دو نمودار تأیید نمی‌شود.

در واقع، با مشاهده‌ی این دو نمودار، می‌توان نتیجه‌گیری دیگری را ارائه داد:

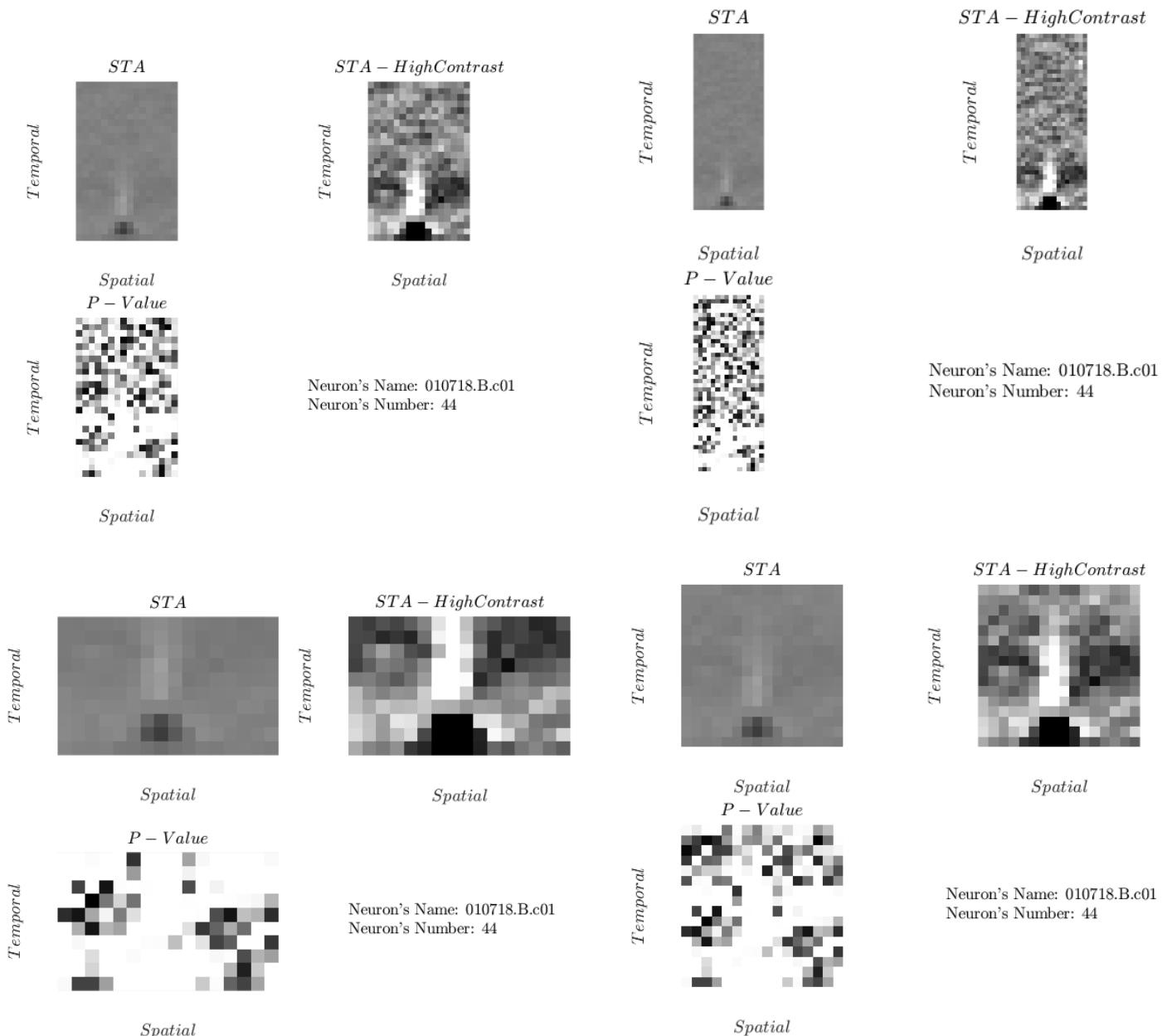
برای STA، ارتباط چندانی بین درصد اولیه و تغییرات مشاهده نمی‌شود، اما به طور تقریبی می‌توان بیان کرد که بیشترین تغییرات متعلق به نورون‌هایی با کمترین درصد پاسخگویی (درصدهای نزدیک به ۵۰) بوده است.

برای STC، می‌توان گفت که تغییرات مستقل از درصد اولیه هستند و تقریباً همهی نورون‌ها، اندکی پیشرفت داشته‌اند.

سؤال ششم) آیا انتخاب ۱۶ فریم به عنوان حافظه‌ی نورون‌ها، انتخاب مناسبی بوده است؟ کمتر یا بیشتر در نظر گرفتن این حافظه چه اثری دارد؟

نکته: این بخش، نیاز به انجام تغییراتی جزئی در کل کد برنامه داشت (که به جای ۱۶ فریم، تعداد فریم دلخواه را در نظر بگیریم. بنابراین، تنها برای این بخش، کد مطلب جداگانه‌ای ضمیمه نکردیم، چراکه باعث می‌شد حجم کد دو برابر شود. تمامی نتایج مورد نیاز در ادامه آمده است).

ابتدا شکل خروجی را برای یک نورون به ازای حافظه‌هایی به اندازه‌ی ۴۰، ۲۵، ۱۶، و ۱۰ فریم را مشاهده می‌کنید. برای این کار، نورون شماره ۴۴ را در نظر گرفته‌ایم.

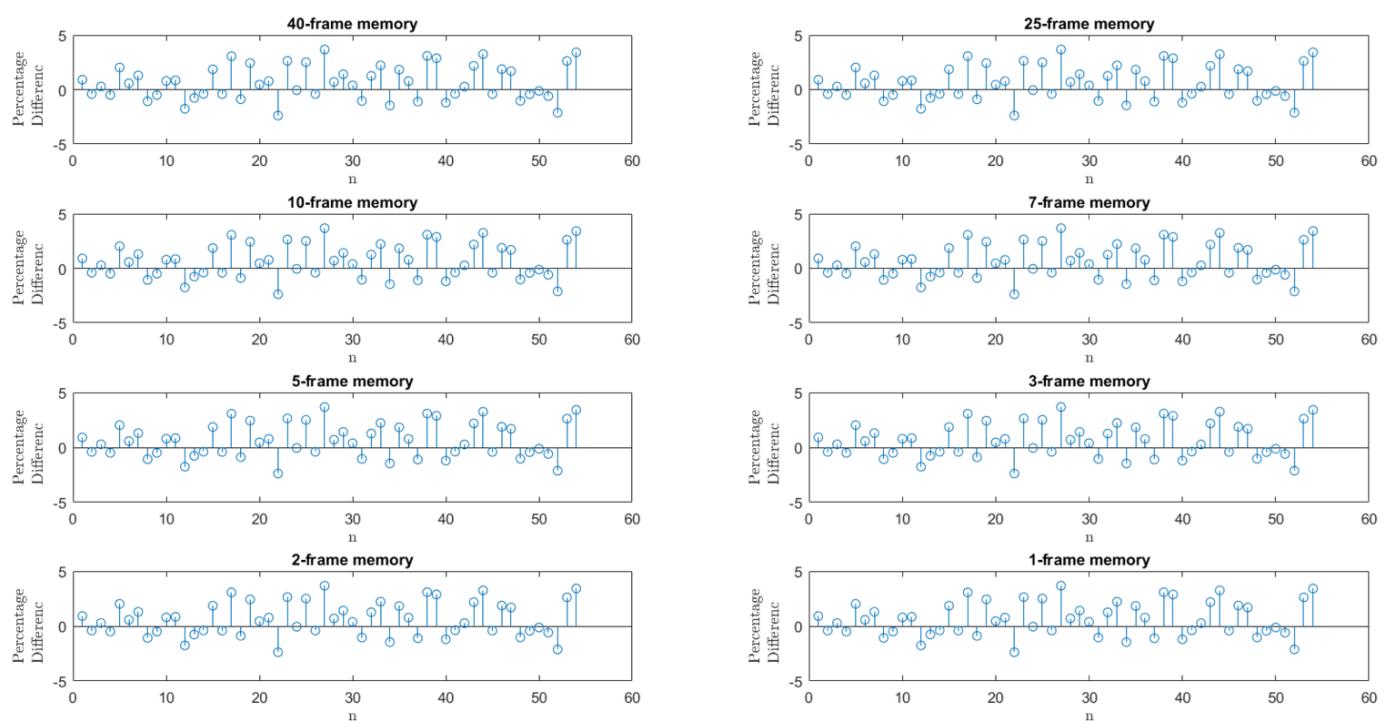


مشاهده می‌شود که بزرگ‌تر کردن بازه زمانی (برای این نورون) اثر خاصی نداشت و شکل معنی‌داری به دست نیامد. همچنین کوچک کردن بازه نیز صرفاً بخشی از شکل را می‌برد و نیازی به رسم receptive field کوچک‌تر نیست.

حال، می‌خواهیم با استفاده از درصد اسپایک‌های تشخیص داده شده به ازای حافظه‌های مختلف، بررسی کنیم که آیا عدد ۱۶ انتخاب مناسبی برای این کار بوده است یا نه.

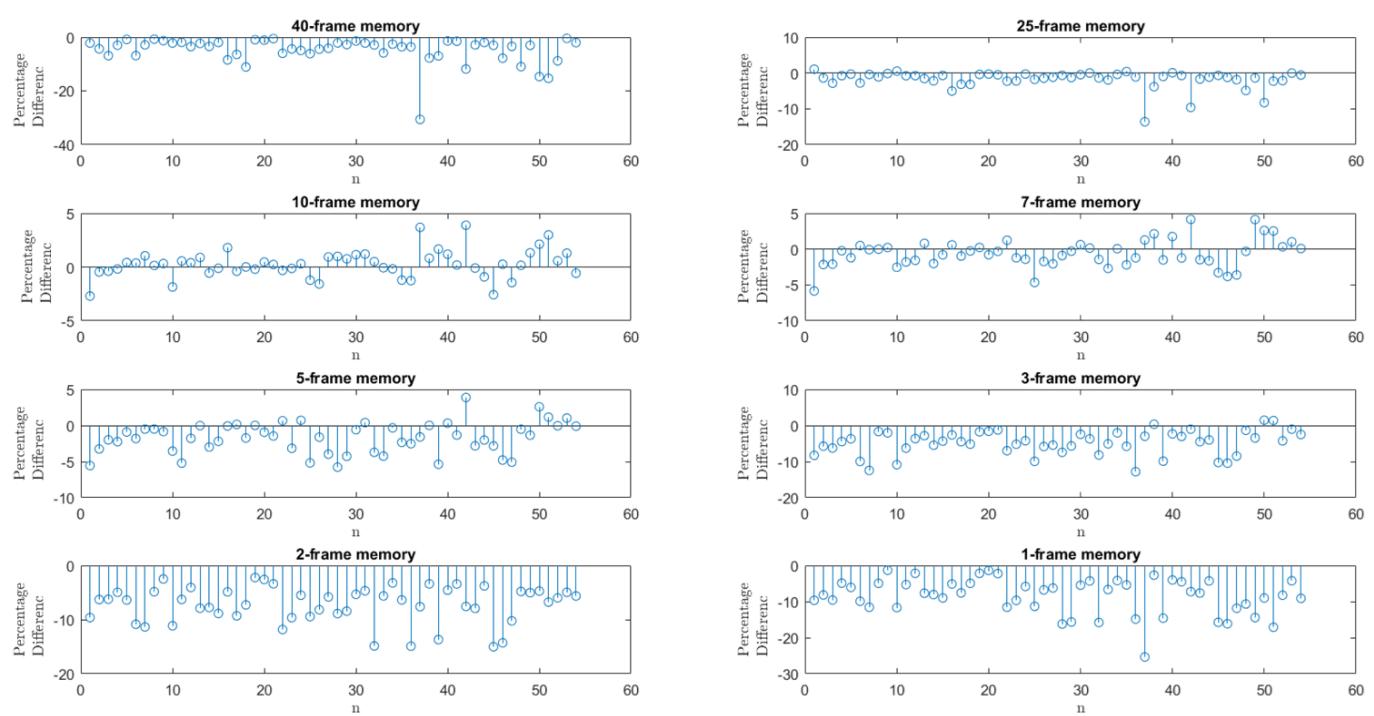
برای این منظور، آزمایش را به ازای حافظه‌هایی با طول‌های $40, 25, 16, 10, 7, 5, 3, 2, 1$ برای همه نورون‌ها تکرار کرده و نتیجه (درصد اسپایک‌های تشخیص داده شده) را بررسی می‌کنیم.

چون بررسی همه داده‌های به دست آمده در یک شکل یا نمودار، بیشتر گیج‌کننده خواهد بود، حافظه‌های مختلف را به صورت جداگانه با حافظه‌ی ۱۶ فریمی مقایسه می‌کنیم. در هر یک از نمودارهای زیر، اختلاف درصد در آزمایش n فریمی با آزمایش ۱۶ فریمی را رسم کرده‌ایم:



با مشاهده نمودار فوق که مربوط به نتایج STA است، می‌بینیم که نمی‌توان ملاک مشخصی برای تعداد فریم‌های حافظه در نظر گرفت، چراکه در تمامی نمودارها، پراکندگی مشابهی وجود دارد.

در صفحه‌ی بعد، به بررسی نتایج مشابه، این بار در تحلیل STC می‌پردازیم.



می بینیم که با کاهش تعداد فریم های حافظه، نتایج به وضوح ضعیف شده اند، اما در اثر افزایش، تغییر محسوسی وجود ندارد. از نمودارهای فوق می توان نتیجه گیری کرد که حتما نیازی نداریم حافظه ای بیش از ۱۶ فریم در نظر بگیریم، اما بر اساس این نمودارها، اگر این تعداد را تا ۱۰ فریم نیز کاهش دهیم، افت چشمگیری در نتایج مشاهده نمی شود (بعضی نتایج بهتر نیز شده است!) اما در اثر کاهش بیش از این مقدار، نتایج شروع به بد شدن می کنند و در صدھای پاسخگویی به شدت پایین می آیند که این تأییدی است بر حافظه دار بودن نورون.