



به نام خدا



دانشگاه تهران

دانشکده مهندسی برق و کامپیووتر

علوم شناختی

گزارش تمرین سری دوم و سوم

سارا رستمی

نام و نام خانوادگی

۸۱۰۱۰۰۳۵۵

شماره دانشجویی

فهرست

۱ - تمیزسازی دادهها	۳
۲ - کاوش در دادهها	۵
نمودارها و تستهای آماری	۷
۳ - پیش‌بینی ویژگی‌های رفتاری	۲۳
مدل‌های پیش‌بینی زمان واکنش(rt)	۲۳
مدل‌های پیش‌بینی دقیقت انتخاب(acc)	۲۵
Psychometric Fitting – ۴	۳۲
بررسی نمودارهای PSE	۳۲
تست آماری برای PSE‌ها	۳۹
Spread of PSEs – ۵	۴۱
مقایسه با نتایج مقاله	۴۳
Reaction Time Correlation to Choice Complexity – ۶	۴۵
Representational Similarity Analysis (RSA) – ۷	۴۷
representational dissimilarity matrix (RDM)	۴۷
Clustering	۴۸

۱- تمیز سازی داده ها

در این مرحله برای پیش پردازش کردن دیتاست ابتدا در فایل excel اولیه اصلاحاتی صورت گرفت. برای یکی از subjectها در ستون مربوط به دست استفاده شده (uhnd) به اشتباه نام stimuli قرار گرفته بود. با توجه به ستون key، سطرهای اشتباه وارد شده در ستون uhnd اصلاح شدند. همچنین برای دو تا از subjectها در ستون stm به جای نام تصویر stimuli، نام پوشه همراه با نام تصویر قرار داده شده بود که نام پوشه ها را حذف کردیم. پس از آن به ترتیب کارهای زیر صورت گرفت:

- ضرب کردن ستون مربوط به reaction time در ۱۰۰۰: برای اینکه زمان را با میلی ثانیه اندازه بگیریم.
- حذف کردن سطرهای null: در دیتاست ما سطر یا ستون کاملا null وجود نداشت. همچنین حذف کردن ستون size که برای کار ما اهمیتی نداشت و شامل تعداد زیادی missing value بود.
- پیدا کردن و حذف outlierها برای ستون rt: مقادیر بیشتر از ۲۰۰۰ میلی ثانیه را به عنوان upper outlier در نظر گرفتیم و حذف کردیم. مقادیر کمتر از ۱۰۰ میلی ثانیه را به عنوان lower outlier در نظر گرفتیم و حذف کردیم. با حذف outlierها تعداد سطرهای دیتاست ما از ۱۲۱۶۹۵ به ۱۱۲۹۶۴ کاهش پیدا کرد. Outlierها را با شماره subject و شماره trial نمایش می دهیم. با این دو شماره می توان outlierها را به طور منحصر به فرد مشخص کرد.

lower outliers:

	sbj	rt
1935	8106973112	85.750900
1963	8106973112	65.821900
1965	8106973112	41.740400
2029	8106973112	37.364000
2031	8106973112	98.864500
...
109335	8101000191	50.334200
109746	8101000191	43.074600
111375	8101000631	-1837.331057
116820	8101003791	50.201300
117814	8101003791	53.678900

[2899 rows x 2 columns]

upper outliers:

	sbj	rt
0	8101004202	3825.689900
1	8101004202	2733.857800
4	8101004202	3540.292300
10	8101004202	3049.833300
11	8101004202	4220.237400
...
121365	8101000632	2402.512074
121382	8101000632	4169.779062
121431	8101000632	2712.485790
121432	8101000632	4536.098003
121470	8101000632	3922.827005

[5820 rows x 2 columns]

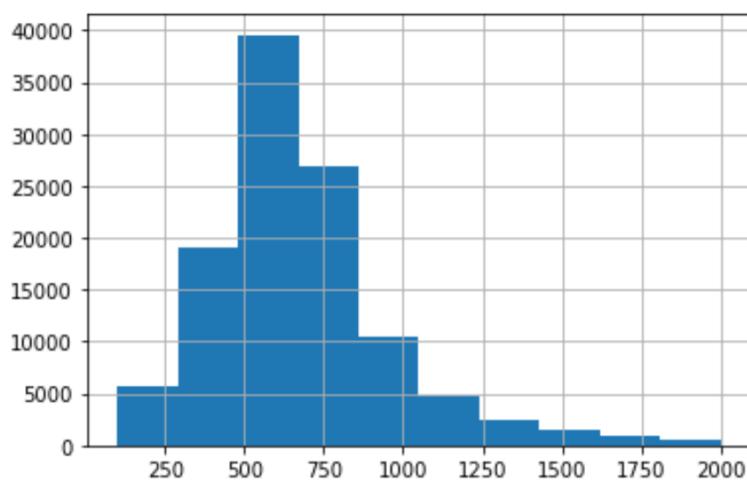
شكل ۱- outlierهای مربوط به ستون rt

- اصلاح شماره‌ی بعضی خانه‌های ستون position : در ستون pos، داده‌های مربوط به ۵ تا از کاربرها به جای اعداد ۱ تا ۱۳، اعداد ۰ تا ۱۲ وارد شده بود. این مقادیر را در ستون pos با عدد یک جمع کردیم.
- جاگذاری I (حرف انگلیسی ال کوچک) به جای I (حرف انگلیسی آی بزرگ) در ستون uhnd: در ستون دست استفاده شده (uhnd)، در تعدادی از خانه‌ها به جای حرف ال انگلیسی کوچک، حرف آی انگلیسی بزرگ اشتباهًا وارد شده است که ما آن خانه‌ها را با حرف ال انگلیسی کوچک جایگزین کردیم.
- حذف داده‌های (سطرهای) مربوط به شرکت کننده با شماره "8101003612" : ستون pos مربوط به شرکت کننده با شماره "8101003612" از یه جایی به بعد خالی بود. از این رو مجبور حذف کل سطرهای مربوط به این شرکت کننده شدیم.
- در نهایت این داده‌ی پیش پردازش شده را که در دیتا فریم data_new5 قرار داشت، در یک فایل CSV. ذخیره کردیم. (به عنوان داده‌ی پیش پردازش شده)

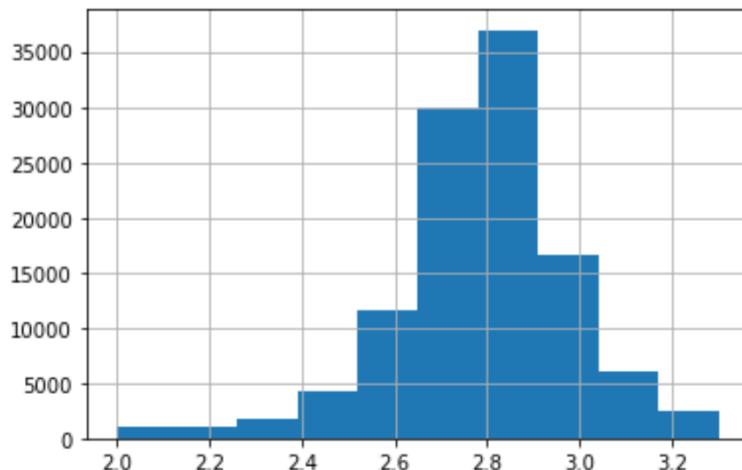
تمیزسازی داده‌ها منجر شد که تعداد ستون‌ها از ۱۳ به ۱۲ کاهش یابد. همچنین تعداد سطرهای ۱۲۱۶۹۵ به ۱۱۱۵۶۹ کاهش یابد. در مجموع حدود ۹ درصد از داده‌های اولیه حذف شدند. البته این مقدار حذف در مرحله پیش پردازش مطلوب نیست و بیشتر از حد انتظار است. اما داده‌های ما به علت مشکلات برخی از بچه‌ها در تهیه داده‌های خود، دارای مقادیر زیادی بودند که مجبور به حذف آنها شدیم.

۲ - کاوش در داده‌ها

در این گام سعی کردیم با استفاده از bar plot و تست‌های آماری تاثیر متغیرهای مستقل مسئله را بر متغیرهای وابسته بررسی کنیم. برای این کار ابتدا تعدادی ستون جدید به مجموعه‌داده‌ای که از مرحله قبل بدست آورده‌یم اضافه کردیم. ستون‌های `ecc`, `vf`, `udh`, `lrt` و `acc` را که به ترتیب نشان‌دهنده‌ی `Eccentricity` (شماره دایره‌ای که نقطه `pos` در آن قرار گرفته)، `Visual Field` (یکی از ۵ ناحیه‌ی مشخص شده در صفحه که هر نقطه `pos` در یکی از آنها واقع می‌شود)، `Used Dominant Hand` (آیا از دست غالب استفاده کرده یا نه؟)، `Accuracy` (برای جواب درست ۱ و جواب اشتباه ۰) هستند. همچنین در این بخش ستون `ans` که نشان‌دهنده‌ی پاسخ شرکت‌کننده‌ها می‌باشد به دیتاست افزوده شد. (برای تشخیص زن عدد ۱ و برای تشخیص مرد عدد ۰). با گرفتن لگاریتم از `reaction time` هیستوگرام توزیع آن به توزیع نرمال نزدیک تر شد.



شکل ۲ - هیستوگرام زمان واکنش (rt)



شکل ۳ - هیستوگرام لگاریتم زمان واکنش (lrt)

سپس تعدادی نمودار رسم کردیم که تاثیر یک یا دو متغیر مستقل را بر هر یک از متغیرهای وابسته بسنجیم. لازم به ذکر است که تاثیر متغیرهای مستقل را بر متغیر logarithm of reaction time در نمودارها و تست‌ها نیاوردیم. پس از کشیدن نمودارهای مربوط به rt ، همان نمودارها را برای lrt نیز رسم کردیم ولی از نظر ظاهری تفاوت چندانی نداشتند لذا فقط به بررسی متغیرهای وابسته‌ی rt و acc بسنده کردیم. در این مرحله از دیتاست بدست آمده سطرهای مربوط به تصویر '40.bmp' را حذف می‌کنیم تا در بررسی‌های این قسمت درنظر گرفته نشود.

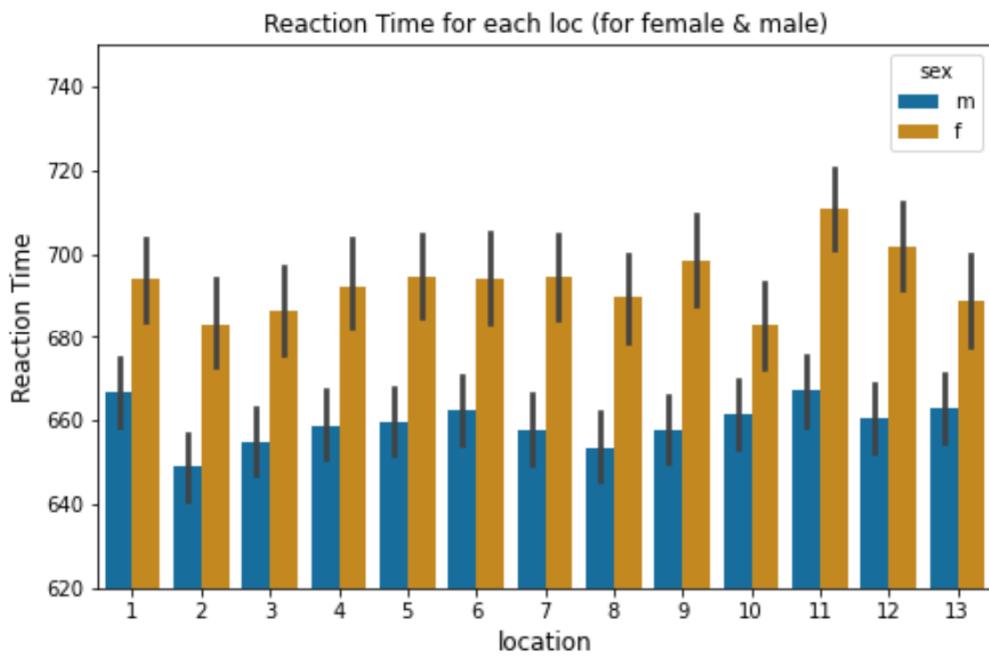
در ادامه پس از رسم نمودار و بیان مشاهدات و فرضیات خود، با انجام تست آماری به بررسی آنها می‌پردازیم. برای تست آماری ازتابع logit و ols کتابخانه statsmodels استفاده کردیم. با استفاده از آن یک مدل از متغیرهایی که به آن به عنوان X و متغیری که به عنوان Y می‌دهیم، می‌سازد. سپس با استفاده از تابع summary، آماره‌های مربوط به هر یک از متغیرهای مستقل (اینکه چقدر در پیش‌بینی متغیر Y تاثیرگذار هستند) و همچنین fitness مدل را بدست می‌آوریم. میزان تاثیرگذاری متغیرهای مستقل مدل را می‌توان از روی مقدار p-value آنها دریافت. p-vaule پایین به معنای statistical significance می‌باشد. یعنی متغیری که دارای p-value پایینی است از نظر آماری در پیش‌بینی متغیر وابسته مدل موثر است و به بیانی دیگر از نظر آماری با متغیر وابسته correlation دارد. برای بررسی statistical significance از مقدار ۰.۰۵ برای آلفا استفاده کردیم که به ما بازه‌ی اطمینان ۹۵٪ را می‌دهد. ما علاوه بر متغیرهای مستقل، حاصل interaction آنها را هم به عنوان ورودی می‌دهیم. اینکار را به این دلیل انجام می‌دهیم که ممکن است تاثیر زیاد یک متغیر مستقل بر یک متغیر وابسته، به دلیل ارتباط زیاد آن متغیر مستقل با متغیر دیگری در مدل ما باشد. از این رو باید میزان interaction متغیرهای ورودی با هم، را هم در مدل خود در نظر بگیریم.

دقت شود که موثر بودن یک متغیر مستقل در پیش‌بینی یک متغیر وابسته به معنی این نیست که این متغیر باعث کم یا زیاد شدن متغیر وابسته می‌شود. بلکه فقط نشان دهنده‌ی یک correlation (منفی یا مثبت) بین دو متغیر ذکر شده است و رابطه causal را نشان نمی‌دهد. به این معنی که فقط نشان می‌دهد که یک ارتباطی بین این دو متغیر از نظر آماری وجود دارد.

نکته‌ی دیگری که در این بخش قابل ذکر است این است که ما آن متغیرهای categorical دیتاست خود را که در دیتاست اولیه نوع داده‌ی int یا float داشتند (متغیرهای pos, vf, edu و vcc) را به نوع category تبدیل کردیم تا بتوانیم تاثیر هر یک از آنها را به طور جداگانه در مدل ببینیم.

نمودار ها و تست های آماری

۱. زمان واکنش بر حسب هر یک از ۱۳ موقعیت برای مرد ها و زن ها : با توجه به این نمودار که در شکل ۴ آن را مشاهده می کنید، به نظر می رسد که مرد ها سرعت واکنش بیشتری نسبت به زن ها دارند. این اختلاف در زمان واکنش در همه می موقعیت ها هم قابل مشاهده است. همچنین می توان دید که سرعت پاسخ افراد در موقعیت ۱۱ کمتر از سایر موقعیت هاست. یعنی افراد برای پاسخ به stimuli که در موقعیت ۱۱ قرار دارند، زمان بیشتری برای پاسخ صرف می کنند.



شکل ۴ - بارپلات زمان واکنش بر حسب هر ۱۳ موقعیت برای مرد ها و زن ها

خلاصه مدل ساخته شده توسط ols را در شکل ۵ مشاهده می کنید. طبق این نتایج، موقعیت ۱۱ دارای p-value کمتر از ۰.۰۵ بوده و در نتیجه تخمین زن خوبی برای متغیر rt محاسبه می شود. از این رو می توان گفت که متغیر pos پیش بینی کننده خوبی برای متغیر rt می باشد. همچنین متغیر جنسیت (دسته هی مرد) پیش بینی کننده خوبی برای rt می باشد چرا که دارای p-value صفر می باشد. پس جنسیت نیز در زمان واکنش موثر است. همچنین می توان مشاهده کرد که interaction بین هر جفت از متغیرها دارای p-value کمتر از ۰.۰۵ بوده در نتیجه می توان از آنها چشم پوشی کرد.

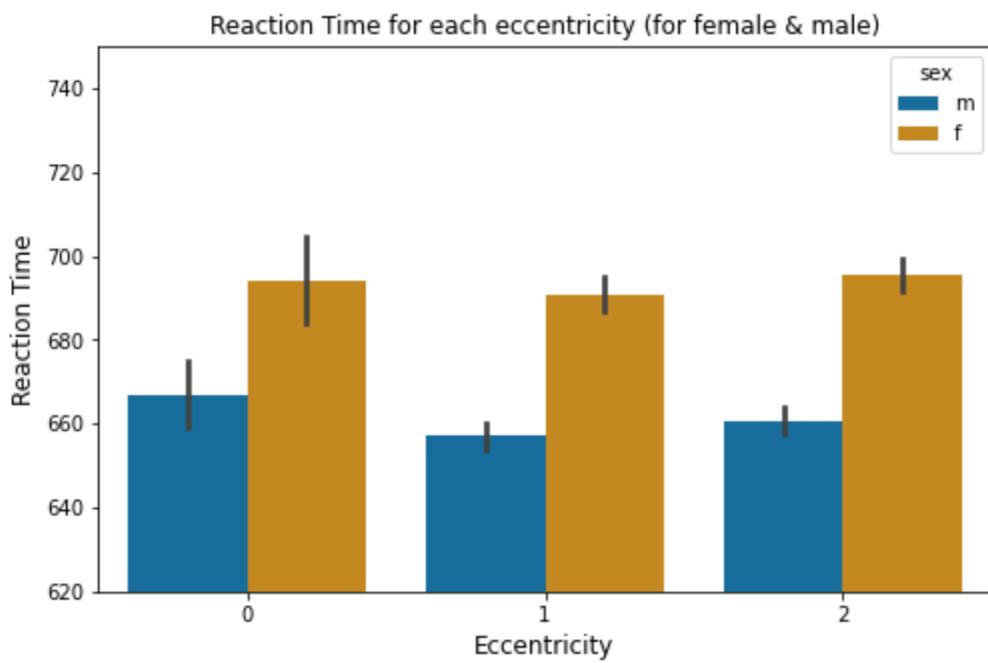
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	693.8684	5.537	125.309	0.000	683.015	704.721
pos[T.10]	-11.0379	7.841	-1.408	0.159	-26.407	4.331
pos[T.11]	17.0558	7.783	2.191	0.028	1.801	32.311
pos[T.12]	8.0257	7.835	1.024	0.306	-7.330	23.381
pos[T.13]	-4.9114	7.861	-0.625	0.532	-20.319	10.497
pos[T.2]	-10.6677	7.806	-1.367	0.172	-25.967	4.631
pos[T.3]	-7.5239	7.843	-0.959	0.337	-22.896	7.848
pos[T.4]	-1.5186	7.827	-0.194	0.846	-16.860	13.822
pos[T.5]	0.5857	7.793	0.075	0.940	-14.689	15.860
pos[T.6]	0.3538	7.845	0.045	0.964	-15.023	15.730
pos[T.7]	0.7700	7.780	0.099	0.921	-14.478	16.018
pos[T.8]	-4.0357	7.878	-0.512	0.608	-19.477	11.406
pos[T.9]	4.5149	7.759	0.582	0.561	-10.693	19.722
sex[T.m]	-27.2576	6.834	-3.988	0.000	-40.652	-13.863
pos[T.10]:sex[T.m]	6.0899	9.666	0.630	0.529	-12.855	25.035
pos[T.11]:sex[T.m]	-16.3066	9.607	-1.697	0.090	-35.137	2.524
pos[T.12]:sex[T.m]	-14.0168	9.667	-1.450	0.147	-32.964	4.931
pos[T.13]:sex[T.m]	1.4234	9.685	0.147	0.883	-17.560	20.406
pos[T.2]:sex[T.m]	-7.0998	9.642	-0.736	0.462	-25.999	11.799
pos[T.3]:sex[T.m]	-4.1285	9.667	-0.427	0.669	-23.076	14.820
pos[T.4]:sex[T.m]	-6.2153	9.678	-0.642	0.521	-25.185	12.754
pos[T.5]:sex[T.m]	-7.4748	9.626	-0.776	0.437	-26.343	11.393
pos[T.6]:sex[T.m]	-4.3892	9.673	-0.454	0.650	-23.349	14.570
pos[T.7]:sex[T.m]	-9.8896	9.622	-1.028	0.304	-28.749	8.970
pos[T.8]:sex[T.m]	-9.0365	9.699	-0.932	0.351	-28.046	9.973
pos[T.9]:sex[T.m]	-13.4616	9.602	-1.402	0.161	-32.282	5.359

'rt ~ pos + sex + pos*sex'

پس نتایج تست آماری مشاهدات ما را تایید کرد و دو متغیر pos و sex را در زمان واکنش مؤثر دانست.

۲. زمان واکنش بر حسب قرارگیری تصاویر در هر یک از ۳ دایره (برای مردها و زنها) :

با توجه به شکل ۶، تفاوت چندانی بین زمان واکنش در شعاعهای مختلف نمی‌بینیم. پس به نظر می‌رسد که متغیر ecc در مقدار زمان واکنش مؤثر نیست. تنها اختلافی که اینجا در زمان واکنش‌ها می‌بینیم، بین زمان واکنش مردها و زنهاست. البته تاثیر جنسیت در زمان واکنش در مدل قبلی ثابت شد.



شکل ۶ - بارپلات زمان واکنش بر حسب ecc (برای مردها و زن‌ها)

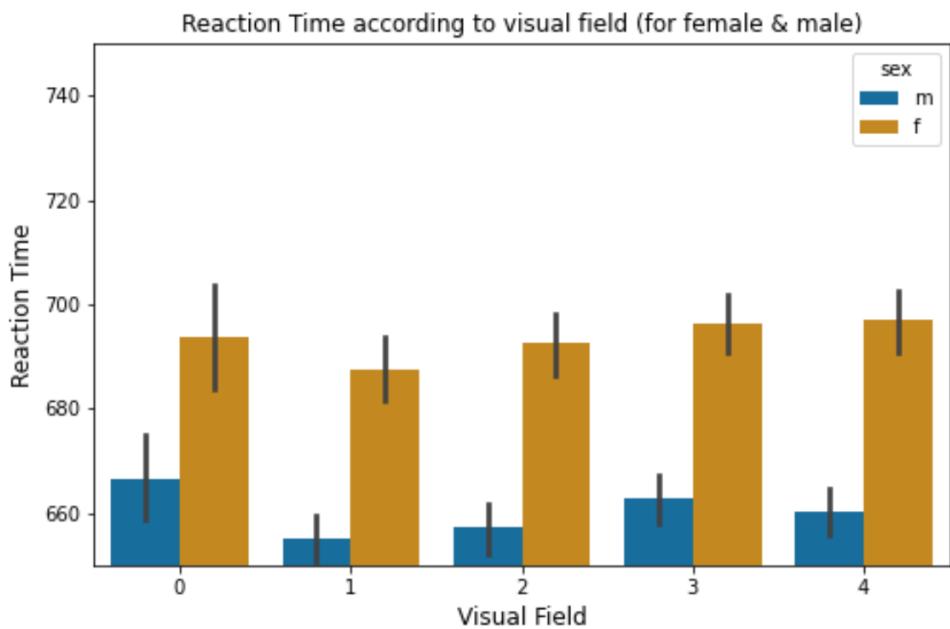
نتایج مدل ols را در شکل ۷ مشاهده می‌کنید. با توجه به این شکل طبق انتظار ما متغیر جنسیت یک متغیر موثر و متغیر ecc از نظر آماری در پیش‌بینی زمان واکنش موثر نمی‌باشد. همچنانی از interaction بین دو متغیر sex و eccentricity می‌توان چشم‌پوشی کرد چرا که از نظر آماری دارای significance نمی‌باشد.

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	693.8684	5.538	125.299	0.000	683.015	704.722
ecc[T.1]	-2.9873	5.978	-0.500	0.617	-14.704	8.729
ecc[T.2]	1.7323	5.980	0.290	0.772	-9.989	13.453
sex[T.m]	-27.2576	6.835	-3.988	0.000	-40.653	-13.862
ecc[T.1]:sex[T.m]	-6.5500	7.379	-0.888	0.375	-21.013	7.913
ecc[T.2]:sex[T.m]	-7.6614	7.380	-1.038	0.299	-22.126	6.803

شکل ۷ - نتایج مدل 'rt ~ ecc + sex + ecc*sex'

۳. زمان واکنش بر حسب ۴ ناحیه قرارگیری تصاویر (برای مرد و زن): با توجه به این نمودار در شکل ۸، به نظر می‌رسد که تغییر ناحیه قرارگیری تصاویر (تغییر visual field) تاثیری در زمان واکنش ندارد. همانند حالتهای قبل متغیر جنسیت در زمان واکنش اثر می‌گذارد. دقیق

شود که دلیل آوردن متغیر جنسیت در این مدل‌ها (با وجود اینکه موثر بودن آن در مدل اول ثابت شد) این است که می‌خواهیم interaction این متغیر با سایر متغیرهای مستقل را هم بررسی کنیم.



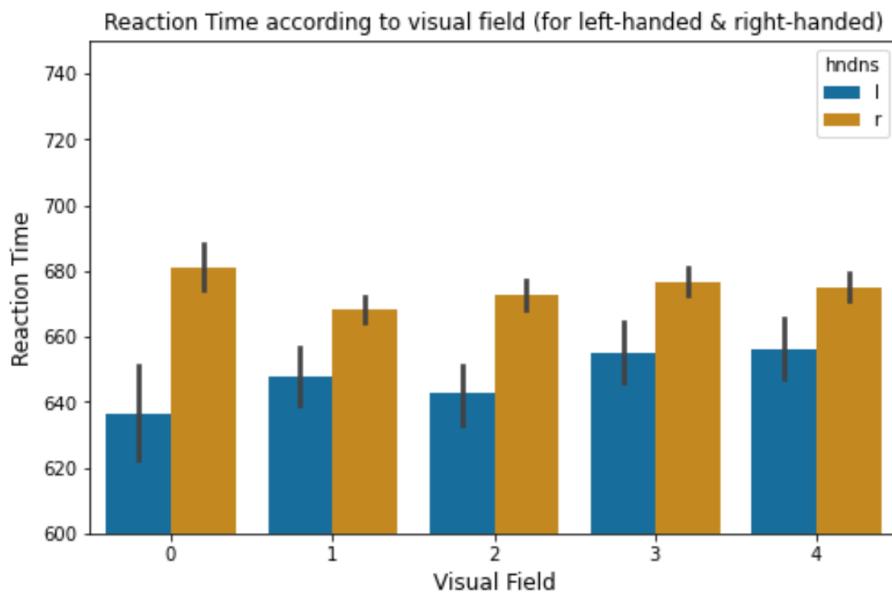
شکل ۸ - بارپلات زمان واکنش بر حسب vf (برای مرد و زن)

طبق نتایج مدل که در شکل ۹ مشاهده می‌کنید، می‌توان دید که visual field در تعیین زمان واکنش تاثیر چندانی ندارد. و باز موثر بودن متغیر جنسیت قابل مشاهده است. همچنین این از interaction بین دو متغیر vf و sex نیز می‌توان چشمپوشی کرد.

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	693.8684	5.538	125.302	0.000	683.015	704.722
vf[T.1]	-6.5847	6.401	-1.029	0.304	-19.131	5.962
vf[T.2]	-1.4217	6.385	-0.223	0.824	-13.937	11.094
vf[T.3]	2.3359	6.384	0.366	0.714	-10.177	14.848
vf[T.4]	3.0329	6.390	0.475	0.635	-9.491	15.556
sex[T.m]	-27.2576	6.834	-3.988	0.000	-40.653	-13.862
vf[T.1]:sex[T.m]	-4.8521	7.896	-0.614	0.539	-20.328	10.624
vf[T.2]:sex[T.m]	-8.0394	7.885	-1.020	0.308	-23.494	7.416
vf[T.3]:sex[T.m]	-6.0119	7.879	-0.763	0.445	-21.454	9.430
vf[T.4]:sex[T.m]	-9.4128	7.887	-1.193	0.233	-24.872	6.046

شکل ۹ - نتایج مدل 'rt ~ vf + sex + vf*sex'

۴. زمان واکنش بر حسب ۴ ناحیه قرارگیری تصاویر (برای چپدست‌ها و راستدست‌ها): با توجه به این نمودار در شکل ۱۰، به نظر می‌رسد که با قرار گرفتن stimuli در ناحیه ۰ یعنی fixation point، زمان واکنش راستدست‌ها به طور محسوسی افزایش می‌یابد در حالی که زمان واکنش چپدست‌ها به طور محسوسی کاهش می‌یابد. همچنین در نواحی ۳ و ۴، زمان واکنش چپدست‌ها نسبت به سایر نواحی بیشتر است. پس این طور به نظر می‌رسد که interaction بین ناحیه و دست غالب در زمان واکنش تاثیرگذار است. از طرفی بین زمان واکنش چپدست‌ها و راستدست‌ها اختلاف فاحشی در تمامی نواحی وجود دارد. پس این طور انتظار می‌رود که متغیر hndns در rt موثر باشد.



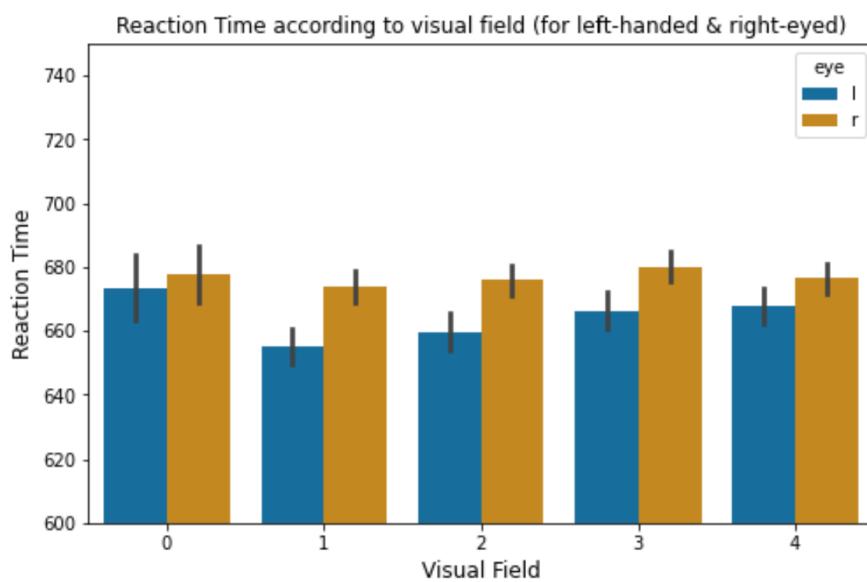
شکل ۱۰ - بارپلات زمان واکنش بر حسب vf (با توجه به دست غالب)

طبق نتایج مدل که در شکل ۱۱ مشاهده می‌کنید، می‌توان دید که visual field در تعیین زمان واکنش تاثیر چندانی ندارد. همچنین با توجه به p-value متغیر hndns (برای دست راست) می‌توان نتیجه گرفت که این متغیر در زمان واکنش تاثیرگذار است و می‌توان گفت که چپدست‌ها سریعتر از راستدست‌ها در این task عمل می‌کنند. از طرفی با توجه به p-value برای interaction بین دو متغیر vf (برای ناحیه ۳ و ۴) و متغیر hndns (برای دست راست) می‌توان نتیجه گرفت که دو متغیر vf و hndns باهم در زمان واکنش موثر می‌باشند. پس حضور این دو متغیر با هم در مدل می‌تواند به پیش‌بینی زمان واکنش کمک کند.

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	636.3994	9.575	66.462	0.000	617.632	655.167
vf[T.1]	11.7172	11.050	1.060	0.289	-9.942	33.376
vf[T.2]	6.3337	11.053	0.573	0.567	-15.329	27.997
vf[T.3]	18.9429	11.037	1.716	0.086	-2.689	40.574
vf[T.4]	19.5879	11.051	1.773	0.076	-2.072	41.248
hndns[T.r]	44.7253	10.180	4.394	0.000	24.774	64.677
vf[T.1]:hndns[T.r]	-24.3780	11.749	-2.075	0.038	-47.405	-1.351
vf[T.2]:hndns[T.r]	-14.6110	11.750	-1.243	0.214	-37.641	8.419
vf[T.3]:hndns[T.r]	-23.2346	11.733	-1.980	0.048	-46.231	-0.238
vf[T.4]:hndns[T.r]	-25.6558	11.748	-2.184	0.029	-48.682	-2.629

شکل ۱۱ - نتایج مدل 'rt ~ vf + hndns + vf*hndns'

۵. زمان واکنش بر حسب ناحیه قرارگیری تصویر (باتوجه به چشم غالب): با توجه به نموداری که در شکل ۱۲ مشاهده می‌کنید، اختلاف زیادی در زمان واکنش بین نواحی مختلف مشاهده نمی‌شود. به نظر می‌رسد سرعت افرادی که چشم غالب آنها چشم چپ می‌باشد کمی بیشتر از سرعت افراد با چشم غالب راست است. پس به نظر می‌رسد که متغیر eye در زمان واکنش تاثیرگذار باشد. ولی متغیر vf نه.



شکل ۱۲ - باریلات زمان واکنش بر حسب vf (باتوجه به چشم غالب)

نتیجه‌ی این مدل را در شکل ۱۳ مشاهده می‌کنید. با توجه با آن، می‌بینیم که متغیر vf (ناحیه ۱) دارای significance آماری می‌باشد و بر خلاف انتظار ما در زمان واکنش موثر است. همچنین بر خلاف

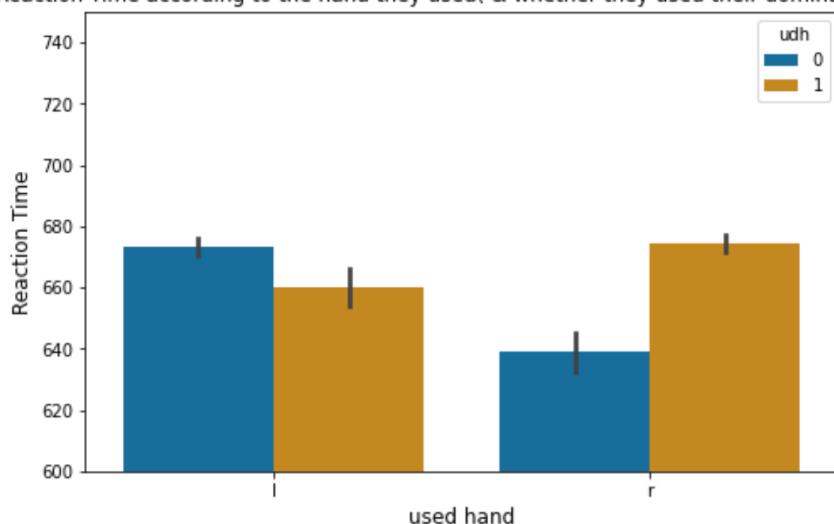
انتظار ما چشم غالب در زمان واکنش تاثیرگذار نمیباشد. و میتوان از interaction eye و vf نیز چشمپوشی کرد. دقیق شود که در دو مدل قبلی، نتیجه گرفتیم که متغیر vf در پیش‌بینی زمان واکنش موثر نیست. ولی اینکه در اینجا vf تاثیرگذار بود میتواند حضور متغیر eye باشد. یعنی اینکه چه ترکیبی از متغیرها را در کنار یک متغیر خاص (در اینجا vf) بکار ببریم در قدرت اثرگذاری آن متغیر تاثیر دارد.

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	673.4973	5.072	132.780	0.000	663.556	683.439
vf[T.1]	-18.3495	5.861	-3.131	0.002	-29.836	-6.863
vf[T.2]	-13.7821	5.850	-2.356	0.018	-25.249	-2.315
vf[T.3]	-7.3006	5.846	-1.249	0.212	-18.759	4.158
vf[T.4]	-5.7816	5.854	-0.988	0.323	-17.255	5.692
eye[T.r]	4.2015	6.606	0.636	0.525	-8.747	17.150
vf[T.1]:eye[T.r]	14.3292	7.630	1.878	0.060	-0.625	29.284
vf[T.2]:eye[T.r]	12.2635	7.624	1.609	0.108	-2.679	27.206
vf[T.3]:eye[T.r]	9.6492	7.615	1.267	0.205	-5.276	24.575
vf[T.4]:eye[T.r]	4.5170	7.625	0.592	0.554	-10.428	19.462

'rt ~ vf + eye + vf*eye' شکل ۱۳ - نتیجه‌ی مدل

۶. زمان واکنش با توجه به دست مورد استفاده (و اینکه آیا دست غالب خود را استفاده کردند یا نه): با توجه به نمودار شکل ۱۴، به نظر می‌رسد که ترکیب دو متغیر uhnd و uhd در پیش‌بینی زمان واکنش موثر است.

Reaction Time according to the hand they used(& whether they used their dominant hand)



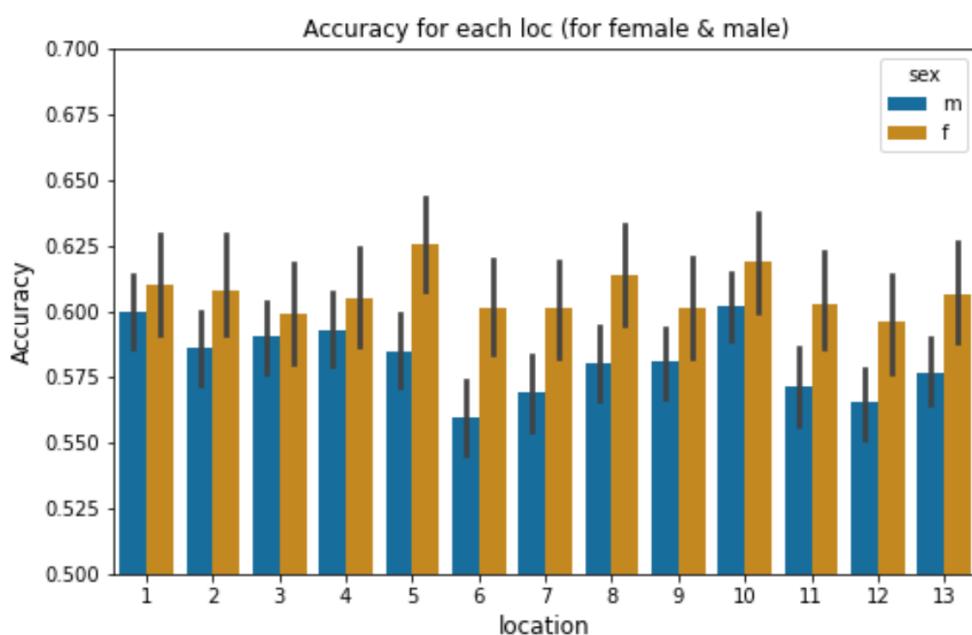
شکل ۱۴ - بارپلاٹ زمان واکنش بر حسب uhnd و uhd

نتایج این مدل را در شکل ۱۵ می‌بینید. با توجه به این نتایج هم متغیر `uhnd` و هم متغیر `udh` و هم interaction بین آنها در پیش‌بینی زمان واکنش موثر است.

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	673.2436	1.354	497.239	0.000	670.590	675.897
uhnd[T.r]	-34.3696	3.986	-8.623	0.000	-42.182	-26.558
udh	-13.2135	3.977	-3.322	0.001	-21.009	-5.418
uhnd[T.r]:udh	48.9146	5.630	8.688	0.000	37.880	59.949

شکل ۱۵ - نتیجه‌گیری مدل 'rt ~ uhnd + udh + uhnd*udh'

۷. دقت انتخاب بر حسب هر یک از ۱۳ موقعیت (برای مردها و زن‌ها): با توجه به شکل ۱۶ به نظر می‌رسد که تفاوت چندانی در میزان دقت بین موقعیت‌های مختلف برای مردها و زن‌ها وجود ندارد. در بعضی موقعیت‌ها دقت بالاتر بوده و در بعضی موقعیت‌ها دقت پایین است در حالی که دقت مردها و زن‌ها هم در این نواحی کم و زیاد می‌شود و trend مشخصی را دنبال نمی‌کند. اما دقت زن‌ها در همه موقعیت‌ها از مردها بیشتر است.



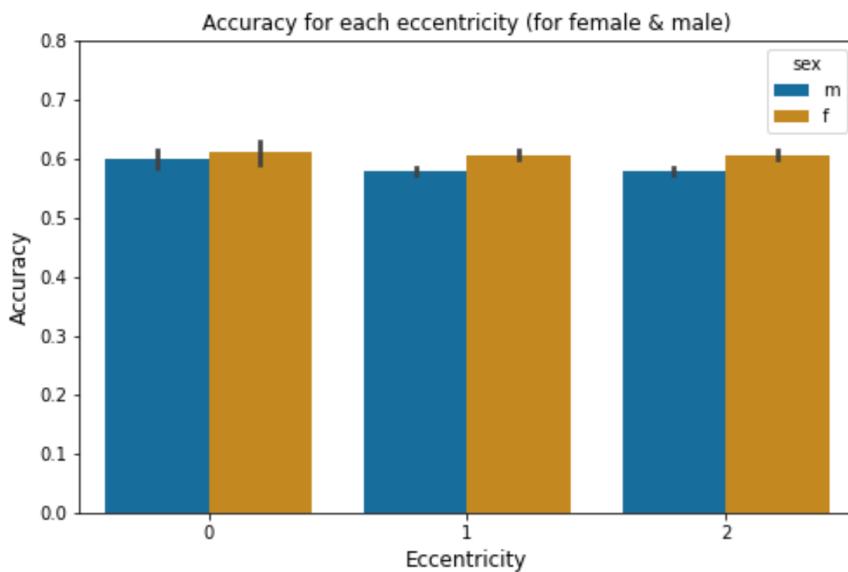
شکل ۱۶ - بارپلاٹ دقت (acc) بر حسب pos (با توجه به جنسیت)

با توجه به نتایج این مدل که در شکل ۱۷ مشاهده می‌کنید بر خلاف انتظار ما همه متغیرها و interaction بین آنها در پیش‌بینی میزان دقت انتخاب، از نظر آماری insignificant می‌باشند.

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.4488	0.040	11.181	0.000	0.370	0.527
pos[T.10]	0.0367	0.057	0.644	0.520	-0.075	0.148
pos[T.11]	-0.0308	0.056	-0.547	0.584	-0.141	0.080
pos[T.12]	-0.0593	0.057	-1.047	0.295	-0.170	0.052
pos[T.13]	-0.0173	0.057	-0.304	0.761	-0.129	0.094
pos[T.2]	-0.0091	0.057	-0.162	0.872	-0.120	0.102
pos[T.3]	-0.0472	0.057	-0.831	0.406	-0.158	0.064
pos[T.4]	-0.0225	0.057	-0.398	0.691	-0.134	0.089
pos[T.5]	0.0651	0.057	1.148	0.251	-0.046	0.176
pos[T.6]	-0.0362	0.057	-0.638	0.523	-0.147	0.075
pos[T.7]	-0.0386	0.056	-0.686	0.492	-0.149	0.072
pos[T.8]	0.0163	0.057	0.285	0.776	-0.096	0.128
pos[T.9]	-0.0362	0.056	-0.645	0.519	-0.146	0.074
sex[T.m]	-0.0440	0.049	-0.889	0.374	-0.141	0.053
pos[T.10]:sex[T.m]	-0.0285	0.070	-0.407	0.684	-0.166	0.109
pos[T.11]:sex[T.m]	-0.0884	0.069	-1.274	0.203	-0.224	0.048
pos[T.12]:sex[T.m]	-0.0825	0.070	-1.183	0.237	-0.219	0.054
pos[T.13]:sex[T.m]	-0.0787	0.070	-1.126	0.260	-0.216	0.058
pos[T.2]:sex[T.m]	-0.0482	0.070	-0.692	0.489	-0.185	0.088
pos[T.3]:sex[T.m]	0.0064	0.070	0.092	0.927	-0.130	0.143
pos[T.4]:sex[T.m]	-0.0074	0.070	-0.105	0.916	-0.144	0.130
pos[T.5]:sex[T.m]	-0.1274	0.070	-1.826	0.068	-0.264	0.009
pos[T.6]:sex[T.m]	-0.1310	0.070	-1.879	0.060	-0.268	0.006
pos[T.7]:sex[T.m]	-0.0897	0.069	-1.292	0.196	-0.226	0.046
pos[T.8]:sex[T.m]	-0.0980	0.070	-1.398	0.162	-0.236	0.039
pos[T.9]:sex[T.m]	-0.0431	0.069	-0.622	0.534	-0.179	0.093

شکل ۱۷ - نتیجه مدل 'acc ~ pos + sex + pos*sex'

. دقت انتخاب بر حسب قرارگیری تصاویر در هر یک از ۳ دایره (برای مردها و زن‌ها): با توجه به شکل ۱۸، تفاوت چندانی در دقت بین سه eccentricity نقطه وسط، دایره داخلی و دایره بیرونی وجود ندارد. پس به نظر می‌رسد که ecc متغیر موثری در تخمین دقت نباشد. همچنین اختلاف ناچیزی بین دقت مردها و زن‌ها در ۳ ecc موجود، مشاهده می‌شود. پس انتظار نمی‌رود که متغیر sex نیز موثر باشد.



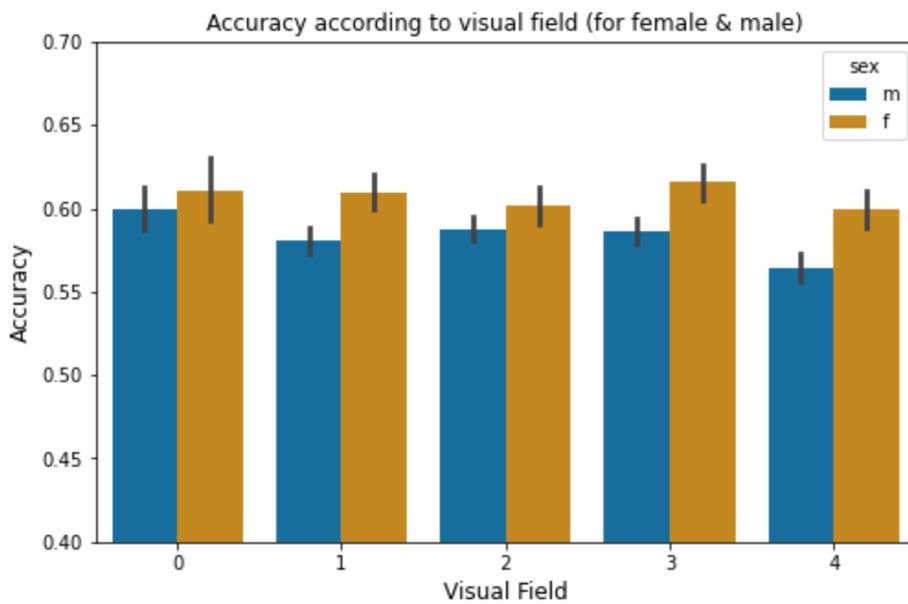
شکل ۱۸- بارپلات دقت (acc) بر حسب ecc (برای مردها و زن‌ها)

با توجه به نتایج مدل که در شکل ۱۹ مشاهده می‌کنید، می‌بینیم که همانند انتظار ما هیچ‌یک از متغیرهای sex و ecc در میزان دقت تاثیرگذار نیستند. علاوه بر آن از interaction بین این دو متغیر نیز می‌توان چشم‌پوشی کرد.

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.4488	0.040	11.181	0.000	0.370	0.527
ecc[T.1]	-0.0147	0.043	-0.339	0.734	-0.100	0.070
ecc[T.2]	-0.0156	0.043	-0.359	0.719	-0.101	0.069
sex[T.m]	-0.0440	0.049	-0.889	0.374	-0.141	0.053
ecc[T.1]:sex[T.m]	-0.0666	0.053	-1.248	0.212	-0.171	0.038
ecc[T.2]:sex[T.m]	-0.0696	0.053	-1.304	0.192	-0.174	0.035

شکل ۱۹- نتیجه‌ی مدل 'acc ~ ecc + sex + ecc*sex'

۹. دقت انتخاب بر حسب ۵ ناحیه قرارگیری تصاویر (برای مرد و زن): با توجه به شکل ۲۰ تفاوت چندانی بین دقت نواحی مختلف برای مردها و زن‌ها مشاهده نمی‌شود. همچنین اختلاف دقت مردها و زن‌ها در هریک از نواحی ناچیز است. ازین رو انتظار نمی‌رود که هیچ‌یک از این متغیرها (vf و sex) در پیش‌بینی میزان دقت موثر باشند.



شکل ۲۰ - بارپلات میزان دقت(acc) بر حسب vf (برای مردها و زن‌ها)

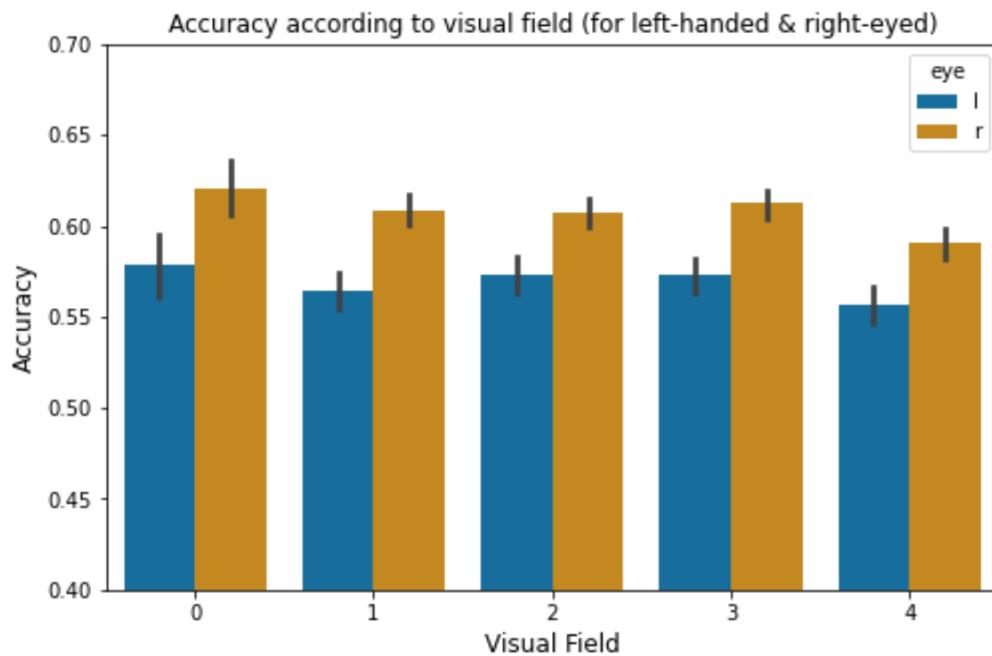
با توجه به نتایج این مدل در شکل ۲۱ می‌توان دید که فرضیات ما درمورد تاثیرگذاری متغیرها صحیح بوده و هیچ یک در پیش‌بینی میزان دقت موثر نمی‌باشد. همچنین می‌توان از interaction بین متغیرها چشم‌پوشی کرد. به طور کل این مدل خوبی برای پیش‌بینی دقت نمی‌باشد.

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.4488	0.040	11.181	0.000	0.370	0.527
vf[T.1]	-0.0035	0.046	-0.076	0.940	-0.094	0.087
vf[T.2]	-0.0353	0.046	-0.763	0.445	-0.126	0.055
vf[T.3]	0.0232	0.046	0.502	0.616	-0.068	0.114
vf[T.4]	-0.0447	0.046	-0.966	0.334	-0.135	0.046
sex[T.m]	-0.0440	0.049	-0.889	0.374	-0.141	0.053
vf[T.1]:sex[T.m]	-0.0749	0.057	-1.312	0.190	-0.187	0.037
vf[T.2]:sex[T.m]	-0.0149	0.057	-0.261	0.794	-0.127	0.097
vf[T.3]:sex[T.m]	-0.0816	0.057	-1.430	0.153	-0.193	0.030
vf[T.4]:sex[T.m]	-0.1011	0.057	-1.775	0.076	-0.213	0.011

شکل ۲۱ - نتیجه‌ی مدل 'acc ~ vf + sex + vf*sex'

۱۰. دقت انتخاب بر حسب ۵ ناحیه قرارگیری تصاویر (با توجه به چشم غالب): با توجه به شکل ۲۲، تفاوت چندانی بین دقت ۴ ناحیه مشاهده نمی‌شود. پس به نظر می‌رسد که متغیر vf در پیش‌بینی دقت متغیر خوبی نباشد. از طرفی اختلاف مشهودی در دقت

افرادی که چشم غالب آنها راست بوده و کسانی که چشم غالب آنها چپ است، در هر یک از نواحی مشاهده می‌شود. پس انتظار می‌رود که متغیر eye در پیش‌بینی دقت تاثیرگذار باشد.



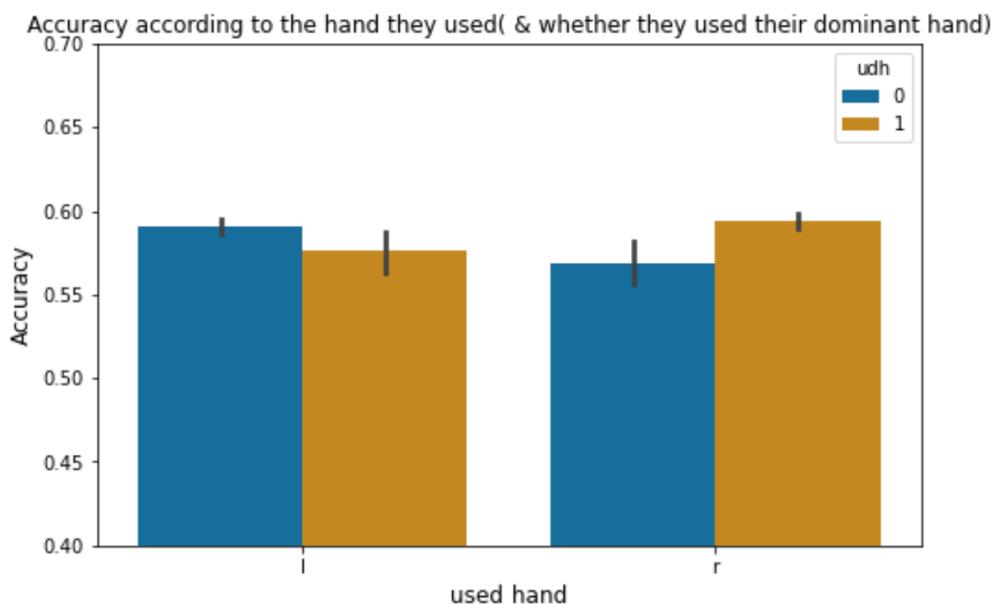
شکل ۲۲ - بارپلاٹ میزان دقت (acc) بر حسب vf (با توجه به چشم غالب)

نتیجه‌ی این مدل در شکل ۲۳ آمده است. می‌توان دید که طبق انتظار ما متغیر eye پیش‌بینی کننده‌ی خوبی برای میزان دقت محسوب می‌شود. از طرفی بر خلاف انتظار ما متغیر vf نیز در میزان دقت تاثیرگذار می‌باشد. (به علت موثر بودن ناحیه ۴). می‌توان از interaction بین این دو متغیر چشم‌پوشی کرد.

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.3162	0.036	8.720	0.000	0.245	0.387
vf[T.1]	-0.0580	0.042	-1.386	0.166	-0.140	0.024
vf[T.2]	-0.0239	0.042	-0.572	0.567	-0.106	0.058
vf[T.3]	-0.0226	0.042	-0.541	0.589	-0.104	0.059
vf[T.4]	-0.0898	0.042	-2.150	0.032	-0.172	-0.008
eye[T.r]	0.1772	0.048	3.725	0.000	0.084	0.270
vf[T.1]:eye[T.r]	0.0073	0.055	0.133	0.895	-0.100	0.115
vf[T.2]:eye[T.r]	-0.0356	0.055	-0.648	0.517	-0.143	0.072
vf[T.3]:eye[T.r]	-0.0138	0.055	-0.252	0.801	-0.121	0.094
vf[T.4]:eye[T.r]	-0.0371	0.055	-0.678	0.498	-0.145	0.070

شکل ۲۳ - نتیجه‌ی مدل 'acc ~ vf + eye + vf*eye'

۱۱. دقت انتخاب با توجه به دست مورد استفاده (و اینکه آیا دست غالب خود را استفاده کردند یا نه): با توجه به شکل ۲۴ به نظر می‌رسد که هر دو متغیر باهم در پیش‌بینی دقت انتخاب موثر می‌باشند چرا که با تغییر در مقدار هر یک از آنها میزان دقت نیز تغییر کرده است.



شکل ۲۴ - بارپلات دقت (acc) بر حسب uhnd و udh

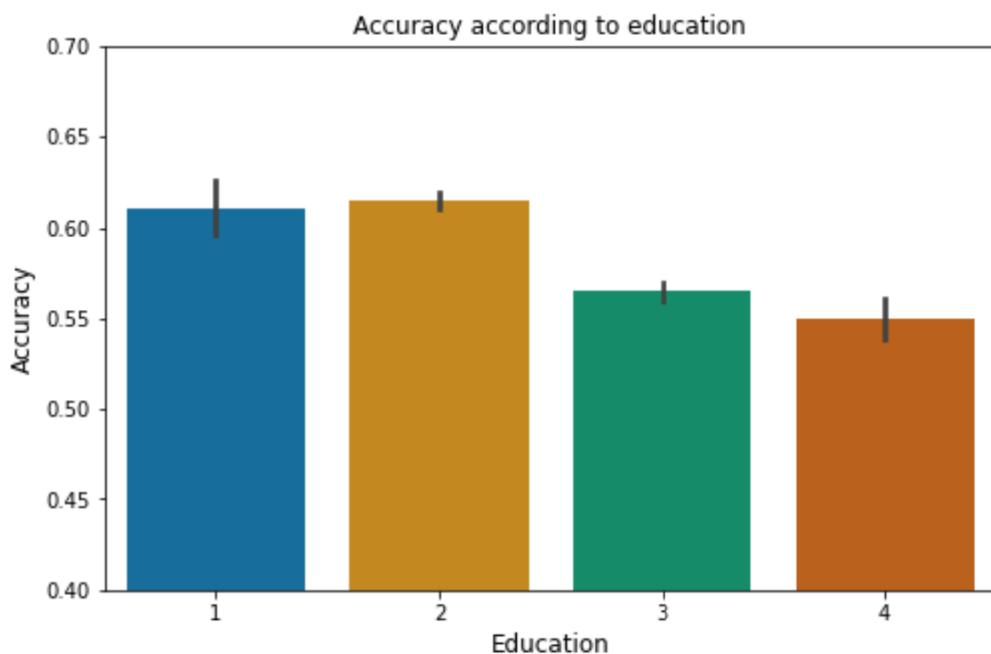
با توجه به نتیجه مدل در شکل ۲۵ می‌توان دید که مشاهدات ما از روی بارپلات از نظر آماری نیز صحیح هستند و نه تنها دو متغیر uhnd و udh بلکه interaction آنها نیز در پیش‌بینی دقت انتخاب اثرگذارند.

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.3673	0.010	37.776	0.000	0.348	0.386
uhnd[T.r]	-0.0926	0.028	-3.258	0.001	-0.148	-0.037
udh	-0.0616	0.028	-2.165	0.030	-0.117	-0.006
uhnd[T.r]:udh	0.1679	0.040	4.175	0.000	0.089	0.247

شکل ۲۵ - نتیجه‌ی مدل 'acc ~ uhnd + udh + uhnd*udh'

۱۲. دقت انتخاب بر حسب میزان تحصیلات: این مدل تنها شامل یک متغیر مستقل است. با توجه به نمودار آن در شکل ۲۶ به نظر می‌رسد که میزان تحصیلات با میزان دقت ارتباط دارد (همبستگی منفی). چرا که با بیشتر شدن سطح تحصیلات می‌بینیم که دقت هم کمتر

شده است. در قضیه در تفاوت دقت سطح تحصیلات ۱ و ۲ با سطح تحصیلات ۳ و ۴ به خوبی قابل مشاهده است.



شکل ۲۶- باریلات دقت (acc) بر حسب سطح تحصیلات (edu)

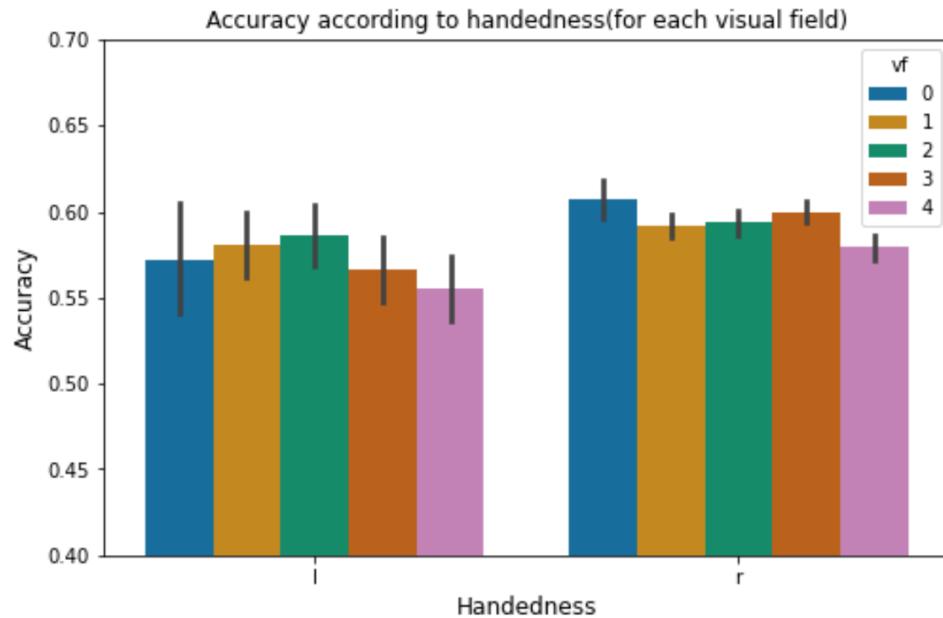
نتیجه تست آماری که در شکل ۲۷ مشاهده می‌کنید مشاهدات ما را تایید می‌کند و سطح ۳ و ۴ edu دارای همبستگی منفی با میزان دقت نشان می‌دهد که از نظر آماری قابل توجیه است. پس متغیر edu در پیش‌بینی میزان دقت موثر واقع می‌شود. (به عبارت دقیق‌تر اگر سطح تحصیلات ۳ و ۴ باشد، دقت پایین می‌آید. این موضوع جالبی است که افراد با سطح سواد بالاتر در این آزمون شناختی بدتر عمل کردند!)

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.4513	0.031	14.563	0.000	0.391	0.512
edu[T.2]	0.0159	0.032	0.492	0.623	-0.048	0.079
edu[T.3]	-0.1901	0.033	-5.820	0.000	-0.254	-0.126
edu[T.4]	-0.2518	0.038	-6.584	0.000	-0.327	-0.177

'acc ~ edu' - مدل ۲۷

۱۳. دقت انتخاب بر حسب دست غالب (برای هر یک از ۵ ناحیه): با توجه به شکل ۲۸ ، به نظر می‌رسد که راست‌دست‌ها دقیق‌تر از چپ‌دست‌ها عمل می‌کنند. همچنین نظم

خاصی بین دقت نواحی مختلف مشاهده نمی‌شود پس به نظر می‌رسد که متغیر vf در پیش‌بینی میزان دقت موثر واقع نشود.



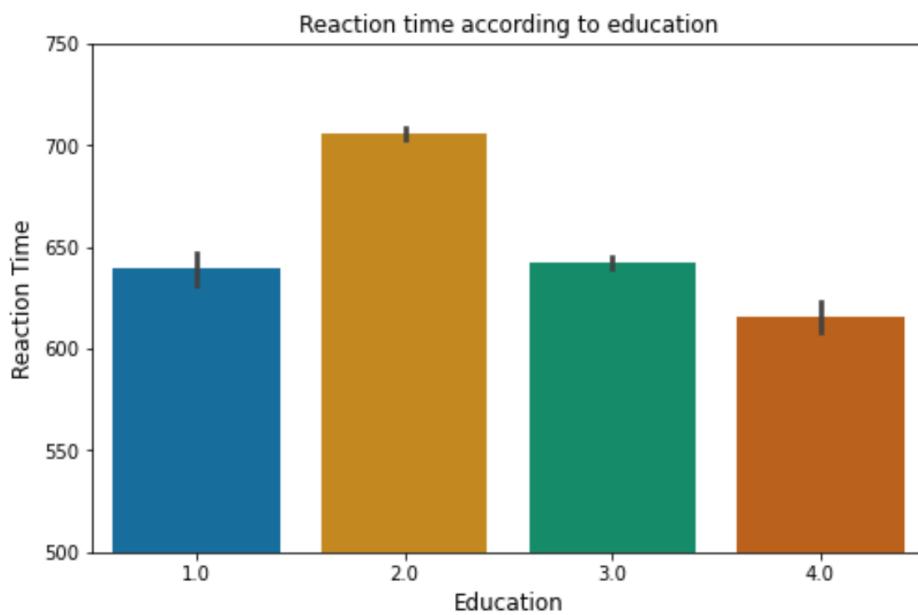
شکل ۲۸ - بارپلاٹ میزان دقت (acc) بر حسب دست غالب (برای هر ۵ visual field)

نتیجه‌ی این مدل در شکل ۲۹ قابل مشاهده است. طبق آن می‌بینیم که نتایج بدست آمده با استبطاوهای ما از نمودار همخوانی دارد. یعنی متغیر $hndns$ در پیش‌بینی دقت موثر است به این گونه که با راست‌دست بودن شرکت کننده، میزان دقت هم زیاد می‌شود. به عبارت دیگر افراد راست‌دست دقیق‌تر هستند. همچنین طبق انتظار ما متغیر vf در این مدل متغیر موثری واقع نشد.

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.2877	0.068	4.211	0.000	0.154	0.422
vf[T.1]	0.0375	0.079	0.475	0.635	-0.117	0.192
vf[T.2]	0.0599	0.079	0.758	0.448	-0.095	0.215
vf[T.3]	-0.0203	0.079	-0.258	0.796	-0.175	0.134
vf[T.4]	-0.0652	0.079	-0.828	0.408	-0.220	0.089
hndns[T.r]	0.1496	0.073	2.057	0.040	0.007	0.292
vf[T.1]:hndns[T.r]	-0.1028	0.084	-1.224	0.221	-0.267	0.062
vf[T.2]:hndns[T.r]	-0.1187	0.084	-1.412	0.158	-0.283	0.046
vf[T.3]:hndns[T.r]	-0.0117	0.084	-0.139	0.889	-0.176	0.153
vf[T.4]:hndns[T.r]	-0.0522	0.084	-0.623	0.534	-0.217	0.112

شکل ۲۹ - نتیجه‌ی مدل 'acc ~ vf + hndns + vf*hndns'

۱۴. زمان واکنش بر حسب میزان تحصیلات: با توجه به شکل ۳۰ به نظر می‌رسد که میزان تحصیلات در زمان واکنش موثر است. هر چند که نتیجه‌ی عجیبی به نظر می‌رسد. با این حال با توجه به نمودار به نظر می‌رسد که افراد با مدرک لیسانس کندر از دیگران با سایر سطوح تحصیلات عمل می‌کنند. از طرفی به نظر می‌رسد که افراد با مدرک دکترا و بالاتر سریعتر از سایرین عمل می‌کنند.



شکل ۳۰ - بارپلات زمان واکنش (rt) بر حسب میزان تحصیلات(edu)

نتیجه‌ی این مدل را در شکل ۳۱ مشاهده می‌کنید. با توجه به آن مشاهداتی که در بارپلات داشتیم از نظر آماری نیز معنادار هستند. سطح ۲ (لیسانس) متغیر edu دارای همبستگی مثبتی با متغیر زمان واکنش می‌باشد. همچنین سطح ۴ (دکترا و بالاتر) متغیر edu دارای همبستگی منفی با متغیر زمان واکنش می‌باشد. پس فرضیات ما صحیح بوده و افراد با سطح تحصیلات دکترا و بالاتر سریعتر از بقیه عمل می‌کنند در حالیکه افراد با سطح لیسانس کندر از بقیه عمل می‌کنند.

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	639.3420	4.249	150.457	0.000	631.013	647.671
edu[T.2]	66.6157	4.437	15.014	0.000	57.919	75.312
edu[T.3]	2.8506	4.486	0.635	0.525	-5.942	11.643
edu[T.4]	-23.8578	5.280	-4.519	0.000	-34.206	-13.509

شکل ۳۱ - نتیجه‌ی مدل 'rt ~ edu'

۳- پیش‌بینی ویژگی‌های رفتاری

در این قسمت با ساختن مدل‌هایی برای متغیرهای وابسته ساختیم و میزان fitness این مدل‌ها را بررسی کردیم. برای ساختن مدل‌ها از همان روش مرحله قبل استفاده کردیم و توابع ols و logit را به ترتیب برای ساخت مدل rt و acc بکار بردیم. برای اینکار یک مدل اولیه شامل همه متغیرهای مستقل ساختیم سپس با توجه به statistical significance هر متغیر کم اهمیت ترین آنها (متغیری با بیشترین p-value) را حذف کردیم و با متغیرهای باقیمانده مدل جدیدی ساختیم. این کار را تا زمانی ادامه می‌دهیم که دیگر در مدلمان متغیری با p-value کمتر از 0.05 نداشته باشیم و همچنین با حذف متغیر مقدار R-squared در طور چشم‌گیری کاهش نیابد. وقت کنید که هر چه تعداد متغیرهای مدل ما کمتر باشد مطلوب تر است. برای سنجیدن مطلوبیت مدل از معیار Adjusted R-squared یا R-squared استفاده می‌کنیم. هر چه این معیارها بالاتر باشند مدل ما fitter است.

مدل‌های پیش‌بینی زمان واکنش(rt)

مدل ۱ (اولیه): شامل تمامی متغیرهای مستقل pos و ecc و vf و uhnd و sex و hndns و eye و edu می‌باشد. با توجه به summary مدل که در شکل ۳۲ مشاهده می‌کنید این مدل مقدار R-squared بالایی دارد (0.817). یعنی مدل خوبی برای پیش‌بینی زمان واکنش محاسبه شود. همچنین می‌بینیم که مقدار p-value برای همهٔ متغیرها کمتر از 0.05 بوده یعنی همهٔ متغیرها در پیش‌بینی زمان واکنش موثر واقع می‌شوند.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	rt	R-squared (uncentered):	0.817			
Model:	OLS	Adj. R-squared (uncentered):	0.817			
Method:	Least Squares				F-statistic:	4.920e+04
Date:	Sat, 26 Mar 2022				Prob (F-statistic):	0.00
Time:	00:30:23				Log-Likelihood:	-7.1050e+05
No. Observations:	99220				AIC:	1.421e+06
Df Residuals:	99211				BIC:	1.421e+06
Df Model:	9					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
pos	-9.0718	0.613	-14.802	0.000	-10.273	-7.871
ecc	118.6405	3.404	34.848	0.000	111.968	125.313
vf	31.9144	0.834	38.287	0.000	30.281	33.548
uhnd	216.6748	2.691	80.523	0.000	211.401	221.949
udh	218.7474	2.688	81.370	0.000	213.478	224.016
sex	87.6514	2.134	41.082	0.000	83.470	91.833
hndns	41.8944	3.291	12.730	0.000	35.444	48.345
eye	4.6252	2.088	2.216	0.027	0.533	8.717
edu	87.0559	1.085	80.209	0.000	84.929	89.183

شکل ۳۲ - مدل ۱(شامل همه متغیرها) برای پیش‌بینی rt

اما چون ما همواره به دنبال مدل ساده‌تری هستیم، بدترین متغیر از بین همین متغیرها ، در اینجا متغیر eye، را حذف می‌کنیم و بررسی می‌کنیم که اگر مقدار adjusted R-squared کاهش چشمگیری نداشت، مدل ساده‌تر را بر می‌گزینیم. پس متغیر eye را حذف می‌کنیم و مدل ۲ را می‌سازیم.

مدل ۲ (نهایی): شامل متغیرهای مستقل pos و ecc و vf و uhnd و udh و sex و hndns و edu می‌باشد. با توجه به summary مدل که در شکل ۳۳ مشاهده می‌کنید در این مدل جدید مقدار R-squared تغییری نکرد. یعنی این مدل، مدل خوبی برای پیش‌بینی زمان واکنش محاسبه می‌شود. همچنین می‌بینیم که مقدار p-value برای همهٔ متغیرها مساوی ۰ شده. پس دیگر متغیری را حذف نمی‌کنیم. و این مدل را به عنوان مدل نهایی برای rt در نظر می‌گیریم.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	rt	R-squared (uncentered):	0.817			
Model:	OLS	Adj. R-squared (uncentered):	0.817			
Method:	Least Squares				F-statistic:	5.535e+04
Date:	Sat, 26 Mar 2022				Prob (F-statistic):	0.00
Time:	01:35:26				Log-Likelihood:	-7.1051e+05
No. Observations:	99221				AIC:	1.421e+06
Df Residuals:	99213				BIC:	1.421e+06
Df Model:	8					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
pos	-9.0797	0.613	-14.814	0.000	-10.281	-7.878
ecc	118.7178	3.404	34.873	0.000	112.045	125.390
vf	31.9412	0.833	38.322	0.000	30.308	33.575
uhnd	216.8216	2.690	80.601	0.000	211.549	222.094
udh	218.8888	2.688	81.443	0.000	213.621	224.157
sex	88.2152	2.119	41.638	0.000	84.063	92.368
hndns	43.7482	3.183	13.745	0.000	37.510	49.987
edu	87.5432	1.063	82.373	0.000	85.460	89.626

شکل ۳۳ – مدل ۲(شامل همه متغیرها به جز eye) برای پیش‌بینی rt

مدل‌های پیش‌بینی دقت انتخاب(acc)

مدل ۱ (اولیه): شامل تمامی متغیرهای مستقل pos و ecc و vf و uhnd و udh و sex و hndns و edu و eye می‌باشد. با توجه به summary مدل که در شکل ۳۴ مشاهده می‌کنید این مدل مقدار R-squared کمی دارد. یعنی مدل خوبی برای پیش‌بینی دقت محاسبه نمی‌شود. یعنی وجود همه متغیرهای مستقل در مدل logistic ما هم نمی‌تواند باعث پیش‌بینی خوبی برای متغیر acc شود. اما با این حال سعی می‌کنیم متغیرهای بد را ازین مدل حذف کنیم. در این مدل متغیر با بیشترین p-value (0.662)، متغیر uhnd می‌باشد. پس آن را حذف می‌کنیم و مدل ۲ را می‌سازیم.

Logit Regression Results						
Dep. Variable:	acc	No. Observations:	99220			
Model:	Logit	Df Residuals:	99210			
Method:	MLE	Df Model:	9			
Date:	Sun, 27 Mar 2022	Pseudo R-squ.:	0.003134			
Time:	22:02:11	Log-Likelihood:	-66944.			
converged:	True	LL-Null:	-67155.			
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	4.777e-85			
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.7408	0.036	20.510	0.000	0.670	0.812
pos	-0.0058	0.004	-1.443	0.149	-0.014	0.002
ecc	0.0198	0.023	0.854	0.393	-0.026	0.065
vf	-0.0143	0.006	-2.529	0.011	-0.025	-0.003
uhnd	0.0088	0.020	0.437	0.662	-0.031	0.048
udh	0.0226	0.020	1.124	0.261	-0.017	0.062
sex	0.0965	0.014	6.747	0.000	0.068	0.124
hndns	-0.0101	0.022	-0.467	0.641	-0.052	0.032
eye	-0.1412	0.014	-10.361	0.000	-0.168	-0.114
edu	-0.1270	0.009	-13.708	0.000	-0.145	-0.109

شکل ۳۴ - مدل ۱(شامل همه متغیرها) برای پیش‌بینی acc

مدل ۲: شامل متغیرهای مستقل pos و ecc و vf و ecc و vf و eye و sex و udh و hndns و edu می‌باشد. با توجه به summary مدل که در شکل ۳۵ مشاهده می‌کنید این مدل همچنان مقدار R-squared کمی دارد. در این مدل متغیر با بیشترین p-value (0.641)، متغیر hndns می‌باشد. پس آن را حذف می‌کنیم و مدل ۳ را می‌سازیم.

Logit Regression Results						
Dep. Variable:	acc	No. Observations:	99220 <th data-cs="3" data-kind="parent"></th> <th data-kind="ghost"></th> <th data-kind="ghost"></th>			
Model:	Logit	Df Residuals:			99211	
Method:	MLE	Df Model:			8	
Date:	Sun, 27 Mar 2022	Pseudo R-squared:			0.003132	
Time:	22:05:06	Log-Likelihood:			-66944.	
converged:	True	LL-Null:			-67155.	
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:			6.996e-86	
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.7485	0.031	23.792	0.000	0.687	0.810
pos	-0.0058	0.004	-1.443	0.149	-0.014	0.002
ecc	0.0198	0.023	0.855	0.393	-0.026	0.065
vf	-0.0143	0.006	-2.529	0.011	-0.025	-0.003
udh	0.0159	0.013	1.228	0.219	-0.009	0.041
sex	0.0965	0.014	6.748	0.000	0.068	0.124
hndns	-0.0101	0.022	-0.466	0.641	-0.052	0.032
eye	-0.1412	0.014	-10.361	0.000	-0.168	-0.114
edu	-0.1270	0.009	-13.708	0.000	-0.145	-0.109

شکل ۳۵ – مدل ۲(شامل همه متغیرها به جز acc برای پیش‌بینی uhnd)

مدل ۳: شامل متغیرهای مستقل pos و ecc و vf و udh و sex و eye و edu می‌باشد. با توجه به مدل که در شکل ۳۶ مشاهده می‌کنید این مدل همچنان مقدار R-squared کمی دارد. در این مدل متغیر با بیشترین p-value (0.393)، متغیر ecc می‌باشد. پس آن را حذف می‌کنیم و مدل ۴ را می‌سازیم.

Logit Regression Results						
Dep. Variable:	acc	No. Observations:	99220 <th data-cs="3" data-kind="parent"></th> <th data-kind="ghost"></th> <th data-kind="ghost"></th>			
Model:	Logit	Df Residuals:	99212 <th data-cs="3" data-kind="parent"></th> <th data-kind="ghost"></th> <th data-kind="ghost"></th>			
Method:	MLE	Df Model:	7			
Date:	Sun, 27 Mar 2022	Pseudo R-squ.:	0.003131			
Time:	22:13:07	Log-Likelihood:	-66944.			
converged:	True	LL-Null:	-67155.			
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	9.672e-87			
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.7464	0.031	23.984	0.000	0.685	0.807
pos	-0.0058	0.004	-1.444	0.149	-0.014	0.002
ecc	0.0198	0.023	0.855	0.393	-0.026	0.065
vf	-0.0143	0.006	-2.529	0.011	-0.025	-0.003
udh	0.0159	0.013	1.228	0.219	-0.009	0.041
sex	0.0983	0.014	7.170	0.000	0.071	0.125
eye	-0.1427	0.013	-10.813	0.000	-0.169	-0.117
edu	-0.1266	0.009	-13.723	0.000	-0.145	-0.109

شکل ۳۶ – مدل ۳(شامل همه متغیرها به جز acc و hndns و uhnd برای پیش‌بینی

مدل ۴: شامل متغیرهای مستقل pos و vf و udh و sex و eye و edu می‌باشد. با توجه به summary مدل که در شکل ۳۷ مشاهده می‌کنید این مدل همچنان مقدار R-squared کمی دارد. در این مدل متغیر با بیشترین p-value (0.220)، متغیر udh می‌باشد. پس آن را حذف می‌کنیم و مدل ۵ را می‌سازیم.

Logit Regression Results						
Dep. Variable:	acc	No. Observations:	99220 <th data-cs="3" data-kind="parent"></th> <th data-kind="ghost"></th> <th data-kind="ghost"></th>			
Model:	Logit	Df Residuals:	99213 <th data-cs="3" data-kind="parent"></th> <th data-kind="ghost"></th> <th data-kind="ghost"></th>			
Method:	MLE	Df Model:	6			
Date:	Sun, 27 Mar 2022	Pseudo R-squ.:	0.003125			
Time:	22:14:57	Log-Likelihood:	-66945.			
converged:	True	LL-Null:	-67155.			
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	1.588e-87			
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.7547	0.030	25.543	0.000	0.697	0.813
pos	-0.0028	0.002	-1.485	0.137	-0.006	0.001
vf	-0.0154	0.006	-2.785	0.005	-0.026	-0.005
udh	0.0159	0.013	1.229	0.219	-0.009	0.041
sex	0.0983	0.014	7.170	0.000	0.071	0.125
eye	-0.1427	0.013	-10.813	0.000	-0.169	-0.117
edu	-0.1266	0.009	-13.722	0.000	-0.145	-0.108

شکل ۳۷ - مدل ۴(شامل همه متغیرها به جز acc و vf و udh و ecc) برای پیش‌بینی

مدل ۵: شامل متغیرهای مستقل pos و pos و vf و eye و sex و edu می‌باشد. با توجه به summary مدل که در شکل ۳۸ مشاهده می‌کنید این مدل همچنان مقدار R-squared کمی دارد. در این مدل متغیر با بیشترین p-value (0.137)، متغیر pos می‌باشد. پس آن را حذف می‌کنیم و مدل ۶ را می‌سازیم.

Logit Regression Results						
Dep. Variable:	acc	No. Observations:	99220 <th data-cs="3" data-kind="parent"></th> <th data-kind="ghost"></th> <th data-kind="ghost"></th>			
Model:	Logit	Df Residuals:	99214 <th data-cs="3" data-kind="parent"></th> <th data-kind="ghost"></th> <th data-kind="ghost"></th>			
Method:	MLE	Df Model:	5			
Date:	Sun, 27 Mar 2022	Pseudo R-squ.:	0.003114			
Time:	22:16:18	Log-Likelihood:	-66945.			
converged:	True	LL-Null:	-67155.			
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	3.482e-88			
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.7627	0.029	26.466	0.000	0.706	0.819
pos	-0.0028	0.002	-1.485	0.137	-0.006	0.001
vf	-0.0154	0.006	-2.786	0.005	-0.026	-0.005
sex	0.0983	0.014	7.164	0.000	0.071	0.125
eye	-0.1428	0.013	-10.816	0.000	-0.169	-0.117
edu	-0.1266	0.009	-13.722	0.000	-0.145	-0.108

شکل ۳۸ - مدل ۵(شامل متغیرهای acc و pos و vf و sex و eye و edu برای پیش‌بینی

مدل ۶ (نهایی): شامل متغیرهای مستقل vf و sex و eye و edu می‌باشد. با توجه به summary مدل که در شکل ۳۹ مشاهده می‌کنید این مدل همچنان مقدار R-squared کمی دارد. در این مدل متغیر مقدار p-value همه متغیرها صفر شده است. پس همینجا به کار خود خاتمه می‌دهیم و مدل ۶ را به عنوان مدل نهایی در نظر می‌گیریم.

Logit Regression Results						
Dep. Variable:	acc	No. Observations:	99220 <th data-cs="3" data-kind="parent"></th> <th data-kind="ghost"></th> <th data-kind="ghost"></th>			
Model:	Logit	Df Residuals:	99215 <th data-cs="3" data-kind="parent"></th> <th data-kind="ghost"></th> <th data-kind="ghost"></th>			
Method:	MLE	Df Model:	4			
Date:	Sun, 27 Mar 2022	Pseudo R-squ.:	0.003098			
Time:	22:18:38	Log-Likelihood:	-66947.			
converged:	True	LL-Null:	-67155.			
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	9.571e-89			
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.7504	0.028	27.202	0.000	0.696	0.804
vf	-0.0185	0.005	-3.602	0.000	-0.029	-0.008
sex	0.0983	0.014	7.168	0.000	0.071	0.125
eye	-0.1427	0.013	-10.812	0.000	-0.169	-0.117
edu	-0.1266	0.009	-13.723	0.000	-0.145	-0.109

شکل ۳۹ - مدل نهایی برای پیش‌بینی acc

Psychometric Fitting – ۴

در این بخش می‌خواهیم بررسی کنیم اگر تصویر در کدام نواحی نشان داده شود، شرکت‌کننده با چه احتمالی جنسیت را زن یا مرد تشخیص می‌دهد. ستون ans در مرحله ۲ به دیتاست اضافه شده بود. حال با استفاده از PSE curve، logistic regression و eccentricity location های مربوط به field stimuliها و visual stimuliها را رسم می‌کنیم. بردار Xها در این نمودارها نشان دهدۀای است که به field stimuliها نسبت دادیم. ما برای این کار، بازه‌ی اعداد ۵۰-۰+ را به ۹ قسمت تقسیم کردیم و هر یک از اعداد {۵۰-۳۷.۵, ۳۷.۵, ۵۰, ۱۲.۵, ۲۵, ۱۲.۵, ۰, -۱۲.۵, -۲۵} را به ۸۰ نسبت دادیم. سپس خط P(answers) = 0.5 را هم رسم می‌کنیم. به‌طور مثال برای منحنی‌های location، مقدار مولفه‌ی X محل برخورد این خط با منحنی k، نشان می‌دهد که اگر تصویر X در موقعیت k قرار بگیرد، با احتمال ۵۰٪، زن تشخیص داده می‌شود. به عبارتی انتخاب در آن لوکیشن ۵۰-۳۷.۵ است. (برای تعیین شماره تصویر، یک بازه را برای هر یک از stimuliها در نظر می‌گیریم. یعنی حتی اگر x محل تلاقی دقیقاً مساوی یکی از اعداد معرفی شده در مجموعه بالا نباشد، بلکه حدود ۷.۲۵ واحد کمتر یا بیشتر از عدد نسبت داده شده به تصویر S باشد، باز هم آن را به تصویر S نسبت می‌دهیم). این نمودار را برای هر یک از شرکت‌کننده‌ها رسم می‌کنیم. یعنی به ازای هر شرکت‌کننده ۳تا نمودار PSE داریم.

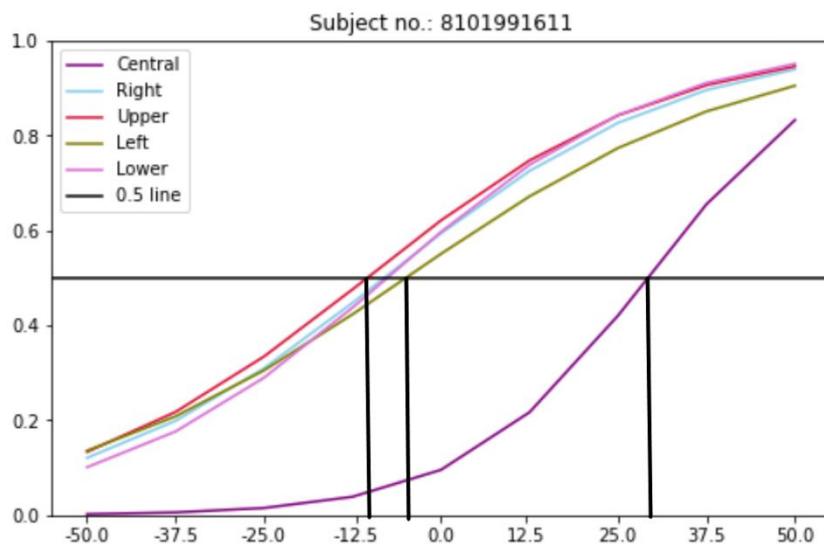
همچنین مقادیر PSE برای location، eccentricity و visual field هایها را برای همه شرکت‌کننده‌ها ذخیره می‌کنیم تا در ادامه روی آنها تست آماری انجام دهیم. (منظور از مقادیر PSE، مقادیر X محل برخورد خط ۰.۵ با هر یک از منحنی‌های است)

در اینجا برای تحلیل ۳تا از شرکت‌کننده‌ها را بررسی می‌کنیم. دو شرکت‌کننده مرد و یک شرکت‌کننده زن. نتیجه‌ی سایر افراد در فایل جوپیتر نوتبوک قابل مشاهده است. سعی کردیم که نتایج شرکت‌کننده‌هایی را بررسی کنیم که با دقت بیشتری عمل کردند. خیلی از شرکت‌کننده‌ها دارای PSE‌های خطی شدند که علت آن می‌تواند انتخاب رندهم یا انتخاب ممتد یک جنسیت برای تعداد زیادی از stimuliها باشد.

بررسی نمودارهای PSE

۱. شرکت کننده ۸۱۰۱۹۹۱۶۱۱ (مرد)

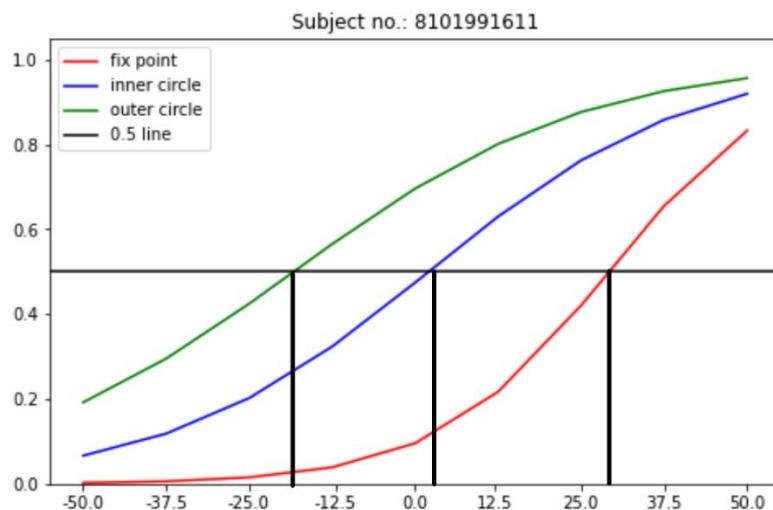
Visual Field: با توجه به شکل ۴۰ می‌توان دید که اگر تصویر 60.bmp (که در اصل تصویر (fixation point) یک زن است و عدد ۲۵ را به آن assign کردیم) در ناحیه‌ی وسط (یعنی قرار بگیرد، این شرکت کننده با احتمال ۵۰-۵۰ آن را زن (یا مرد) تشخیص می‌دهد. همچنین اگر تصویر 40.bmp (که در اصل یک تصویر خنثی است و عدد ۰ را به آن assign کردیم) در ناحیه‌ی چپ قرار بگیرد، این شرکت کننده با احتمال ۵۰-۵۰ آن را زن (یا مرد) تشخیص می‌دهد. پس این طور به نظر می‌رسد که این شرکت کننده در تشخیص تصاویری که در نواحی راست و چپ و بالا و پایین قرار می‌گیرد بهتر عمل می‌کند ولی تصویری که در نقطه وسط قرار می‌گیرد را سخت‌تر تشخیص می‌دهد. چرا که برای منحنی‌های راست و چپ و بالا و پایین، تصاویر مردها (اعداد -12.5, -25, -37.5, -50) را با احتمال کمتر از ۵۰٪ تشخیص می‌دهد (یعنی با احتمال بالای ۵۰٪ مرد تشخیص می‌دهد). و اینطور به نظر می‌رسد که هر تصویری که در نقطه وسط قرار بگیرد را بیشتر تمایل دارد مرد تشخیص دهد.



شکل ۴۰ - PSE برای vf برای شرکت کننده ۸۱۰۱۹۹۱۶۱۱

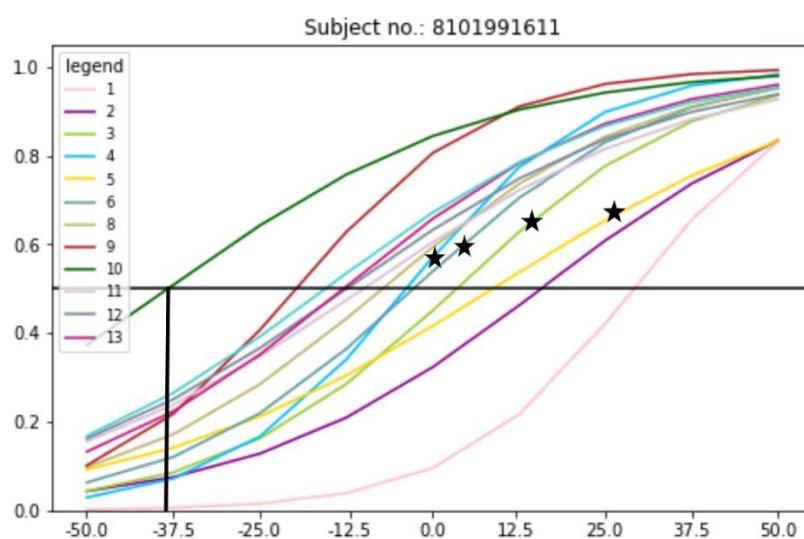
Eccentricity منحنی‌های ecc شکل ۴۱، تحلیل‌های ما برای منحنی‌های visual field را تایید می‌کند. منحنی مربوط به نقطه وسط که همان منحنی vf برای نقطه وسط است. اینطور به نظر می‌رسد که این شرکت کننده تصاویری که در دایره‌ی خارجی قرار می‌گیرند را با احتمال بیشتری زن تشخیص می‌دهد. در حالیکه تصاویری که در دایره‌ی داخلی قرار می‌گیرند را به خوبی درست تشخیص می‌دهد. منحنی آبی نشان‌دهنده‌ی این دایره است و همانطور که می‌بینیم

تصاویر 0.bmp تا 40.bmp (که همگی مرد و آخربنی است و با اعداد 50- تا 0 نشان داده شدند) را با احتمال بیشتری مرد تشخیص می‌دهد و تصاویر 50.bmp تا 80.bmp (که همگی زن هستند و با اعداد 12.5 تا 50 نشان داده شدند) را با احتمال بیشتری زن تشخیص می‌دهد.



شکل ۴۱ - ecc برای PSE شرکت‌کننده ۸۱۰۱۹۹۱۶۱۱

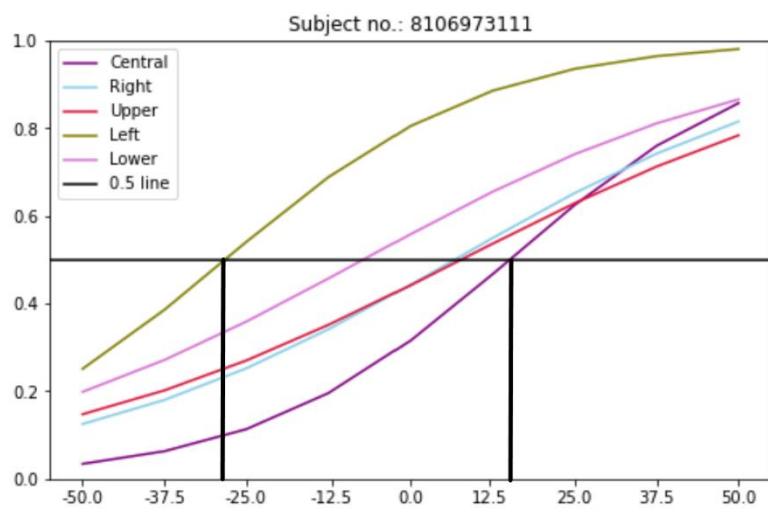
منحنی‌های visual field location loc شکل ۴۲، تحلیل‌های ما برای منحنی‌های eccentricity را تایید می‌کند. این شرکت‌کننده تصاویری که در نواحی ۳، ۴، ۵ و ۶ قرار می‌گیرند را به خوبی تشخیص می‌دهد. منحنی‌های ستاره‌دار شده مربوط به موقعیت‌های ذکر شده است. همه‌ی این موقعیت‌ها روی دایره‌ی داخلی قرار می‌گیرند که در قسمت قبل نشان دادیم شرکت کننده در آن بهترین دقت را دارد.



شکل ۴۲ - loc برای PSE شرکت‌کننده ۸۱۰۱۹۹۱۶۱۱

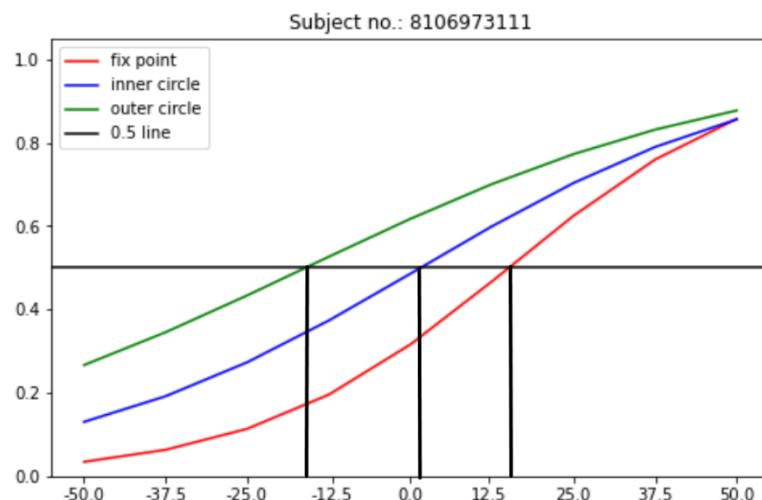
۲. شرکت‌کننده ۸۱۰۶۹۷۳۱۱۱ (مرد)

با توجه به شکل ۴۳ می‌بینیم که این شرکت‌کننده تصاویری که در ناحیه وسط (fixation point) قرار می‌گیرند را با احتمال بیشتری مرد تشخیص می‌دهد. (منحنی بنفش نشان‌دهنده‌ی این ناحیه است). همچنین تصاویری که در ناحیه‌ی سمت چپ قرار می‌گیرند را با احتمال بیشتری زن تشخیص می‌دهد (منحنی سبز رنگ) و در تشخیص تصاویری که در نواحی راست و بالا قرار می‌گیرند به خوبی عمل می‌کند.



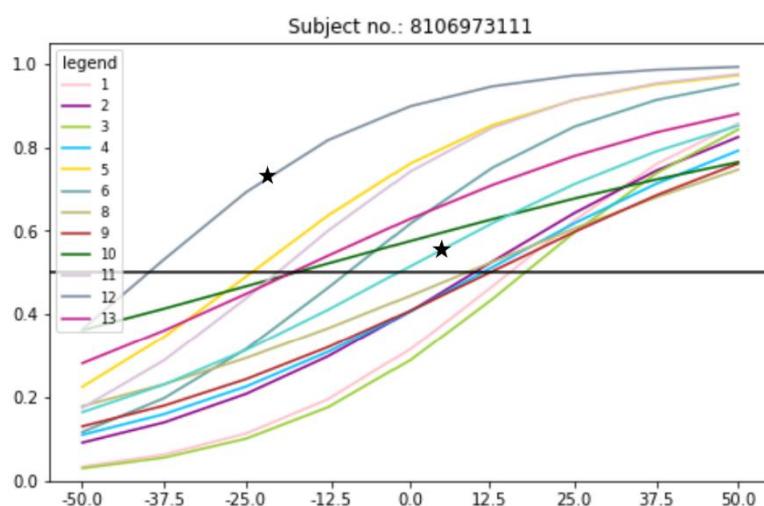
شکل ۴۳ - PSE برای vf شرکت‌کننده ۸۱۰۶۹۷۳۱۱۱

منحنی‌های Ecc شکل ۴۴، تحلیل‌های ما برای منحنی‌های visual field را تایید می‌کند. طبق این شکل، این شرکت‌کننده هم همانند شرکت‌کننده اول، تصاویری که در دایره‌ی داخلی قرار می‌گیرند را بهتر تشخیص می‌دهد. و تصاویری که در دایره‌ی بیرونی قرار می‌گیرند را با احتمال بیشتری مرد و تصاویری که در نقطه وسط قرار می‌گیرند را با احتمال بیشتری زن تشخیص می‌دهد.



شکل ۴۴ - PSE برای ecc شرکت‌کننده ۸۱۰۶۹۷۳۱۱۱

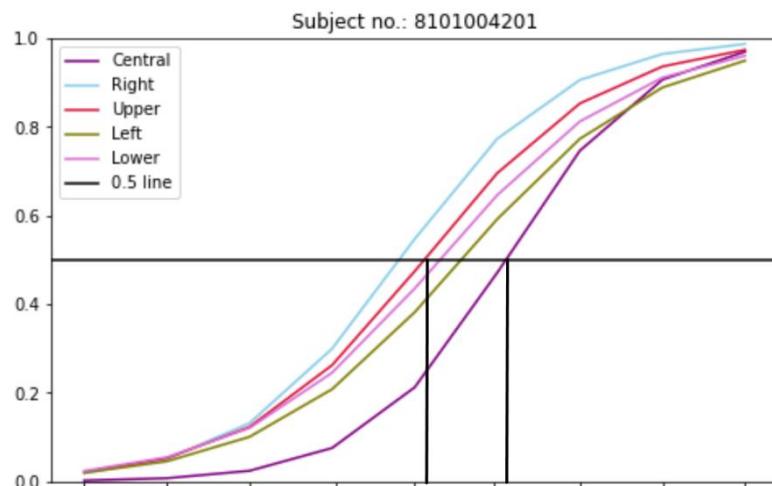
با توجه به شکل ۴۵، می‌بینیم که این شرکت کننده تصاویری که در موقعیت ۴ (منحنی آبی ستاره دار) قرار می‌گیرند را بهتر از سایر موقعیت‌ها تشخیص می‌دهد. یعنی تصاویر مردی که در این موقعیت قرار می‌گیرند را با احتمال بیشتری مرد تشخیص می‌دهد و تصاویر زنی که در این موقعیت قرار می‌گیرند را با احتمال بیشتری زن تشخیص می‌دهد. از طرفی این شرکت کننده تصاویری که در موقعیت ۱۲ (منحنی طوسی ستاره دار) قرار می‌گیرند را با احتمال بیشتری زن تشخیص می‌دهد.



شکل ۴۵ - PSE برای loc شرکت‌کننده ۸۱۰۶۹۷۳۱۱۱

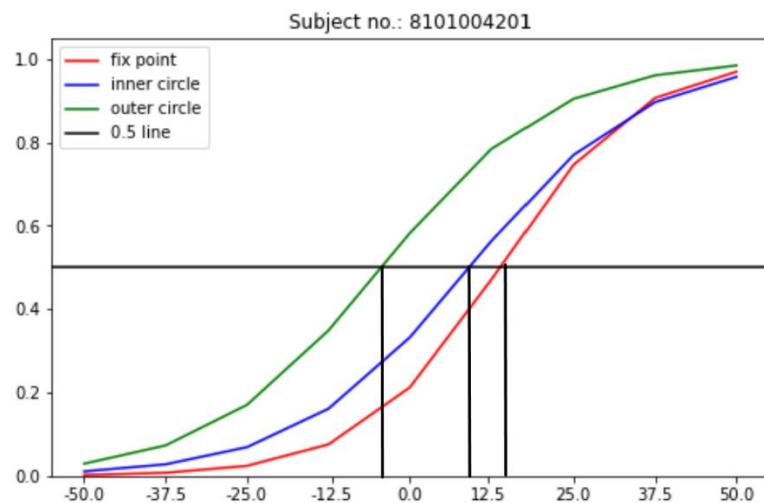
۳. شرکت‌کننده ۸۱۰۱۰۰۴۲۰۱ (زن)

Visual Field با توجه به شکل ۴۶ می‌بینیم که این شرکت‌کننده تصاویری که در ناحیه وسط (fixation point) قرار می‌گیرند را با احتمال بیشتری مرد تشخیص می‌دهد. (منحنی بنفش نشان‌دهنده‌ی این ناحیه است) و در تشخیص تصاویری که در ناحیه‌ی بالا (منحنی قرمز رنگ) قرار می‌گیرند به خوبی عمل می‌کند. در کل این شرکت‌کننده در تشخیص جنسیت در نواحی مختلف خوب عمل کرده‌است.



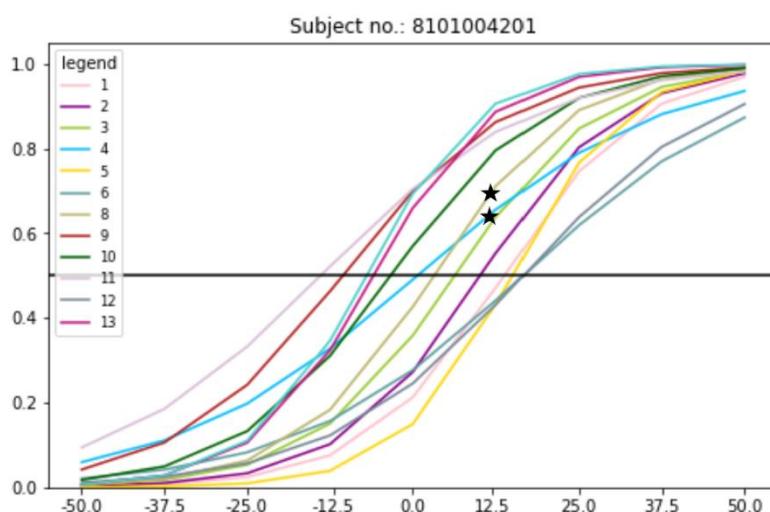
شکل ۴۶ - vf برای PSE - ۸۱۰۱۰۰۴۲۰۱

Eccentricity منحنی‌های ecc شکل ۴۷، تحلیل‌های ما برای منحنی‌های visual field را تایید می‌کند. منحنی مربوط به نقطه وسط که همان منحنی vf برای نقطه وسط است. اینطور به نظر می‌رسد که این شرکت‌کننده تصاویری که در دایره‌ی خارجی قرار می‌گیرند را دقیق‌تر از دو حالت دیگر تشخیص می‌دهد. اما در کل همانند نتیجه‌های که از بخش قبل گرفتیم خوب عمل کرده‌است.



شکل ۴۷ - برای PSE شرکت کننده ecc

با توجه به شکل ۴۸، می‌بینیم که این شرکت کننده تصاویری که در موقعیت ۴ و ۸ (دو منحنی ستاره‌دار) قرار می‌گیرند را بهتر از سایر موقعیت‌ها تشخیص می‌دهد. اما همانطور که در بخش‌های قبل هم بررسی شد این شرکت کننده به نظر می‌رسد که در کل عملکرد بهتری از دو شرکت کننده ۱ و ۲ داشته باشد.



شکل ۴۸ - برای PSE شرکت کننده loc

تست آماری برای PSE‌ها

پس از بدست آوردن مقادیر PSE برای *loc*, *ecc* و *vf* همه‌ی شرکت‌کننده‌ها، برای هر کدام ازین متغیرهای categorical تست آنوا را اجرا می‌کنیم تا ببینیم آیا اختلاف معناداری بین میانگین مقادیر PSE بدست آمده در نواحی مختلف وجود دارد یا نه. به عبارتی می‌خواهیم بررسی کنیم آیا هر یک از این متغیرهای مستقل categorical تاثیری در انتخاب شرکت‌کننده‌ها دارد یا نه.

اگر نتیجه‌ی آنوا نشان داد که اختلاف معناداری بین این میانگین‌ها وجود دارد، برای اینکه متوجه شویم این اختلاف بین کدام یک از دسته‌ها وجود دارد باید با استفاده از *t test* *pairwise comparison* را بین هر جفت از دسته‌ها انجام دهیم. در *t test* که اینجا انجام می‌دهیم باید مقدار α را با استفاده از *Bonferroni Correction* تغییر می‌دهیم تا مقدار α^* را بدست آوریم.

$$\text{Bonferroni Correction: } \alpha^* = \frac{\alpha}{\binom{k}{2}}, \quad k: \# \text{ of categories}$$

Visual Field PSE .۱

با اجرای تست آنوا روی لیست دو بعدی حاوی مقادیر PSE برای هر یک از *vf*‌های ۰ تا ۴، همانطور که در شکل ۴۹ می‌بینید، اختلاف معناداری بین حداقل یک جفت از *vf*‌ها وجود دارد. یعنی اینکه *stimuli*‌ها در چه ناحیه‌ای قرار بگیرند در تشخیص زن یا مرد بودن آنها توسط شرکت‌کننده‌ها موثر است.

P-value: 0.029905747357567236 < 0.05

Reject the null hypothesis that the means are all equal ---> pairwise comparison

شکل ۴۹ - نتیجه‌ی تست Visual Field PSE های anova روی

حال باید تعداد ۱۰ t test انجام دهیم تا متوجه شویم بین میانگین مقادیر PSE کدام جفت از *vf*‌ها اختلاف معناداری وجود دارد. نتیجه‌ی اجرای ۱۰ t test در دو حلقه for *vf* را در شکل ۵۰ مشاهده می‌کنید. مقدار P-value بدست آمده برای *vf0* و *vf4*، حدود ۰.۰۰۲ می‌باشد که از $\alpha^* = 0.005$ کمتر است.

P-value: 0.002579706048830399 < 0.005

there is statistical difference between vf0 and vf4

شکل ۵۰ - نتیجه‌ی اجرای *vf* pairwise comparison *t tests* روی

Eccentricity PSE . ۲

با اجرای تست آنوا روى لیست دو بعدی حاوی مقادیر PSE برای هر یک از میانگینهای ecc₀ تا ecc₂، همانطور که در شکل ۵۱ می بینید، اختلاف معناداری بین حداقل یک جفت از eccها وجود دارد. یعنی اینکه stimuli با چه فاصله شعاعی از نقطه مرکزی قرار بگیرند در تشخیص زن یا مرد بودن آنها توسط شرکت کننده ها موثر است.

P-value:0.028595494892278417 < 0.05
Reject the null hypothesis that the means are all equal ---> pairwise comparison

شکل ۵۱ - نتیجه های anova روی Eccentricity PSE

حال باید تعداد ۳ (۳) تا t test انجام دهیم تا متوجه شویم بین میانگین مقادیر PSE کدام جفت از eccها اختلاف معناداری وجود دارد. نتیجه های اجرای ۳ تا t test در دو حلقه for ecc₀ و ecc₂ مشاهده می کنید. مقدار P-value بدست آمده برای ecc₀ و ecc₂ حدوداً ۰.۰۱۶۷ می باشد که از $\alpha^* = 0.0167$ کمتر است.

P-value:0.011420123074815436 < 0.01666666666666666
there is statistical difference between ecc0 and ecc2

شکل ۵۲ - نتیجه های اجرای t tests روی Eccentricity PSE

Location PSE . ۳

با اجرای تست آنوا روى لیست دو بعدی حاوی مقادیر PSE برای هر یک از میانگینهای loc₁ تا loc₃، همانطور که در شکل ۵۳ می بینید، اختلاف معناداری بین هیچ یک جفت locها وجود ندارد. یعنی اینکه stimuli در چه موقعیتی قرار بگیرند در تشخیص زن یا مرد بودن آنها توسط شرکت کننده ها موثر نمی باشد.

P-value:0.9817149735481981 > 0.05
the means are not statistically different

شکل ۵۳ - نتیجه های anova روی Location PSE

Spread of PSEs – ۵

در این قسمت برای مقایسه‌ی heterogeneity index standard deviation که اینجا همان PSE برای لوکیشن‌های مختلف permutation test می‌زنیم. همچنین این تست را برای Eccentricity PSE و همچنین Visual field PES‌ها انجام می‌دهیم. با کمک این تست می‌توانیم متوجه شویم که آیا به طور مثال مقدار PSE دو لوکیشن انتخاب شده از یک توزیع پیروی می‌کند (فرض null) یا خیر. اگر نتوانیم فرض null را رد کنیم به این معنی است که تفاوت معناداری بین توزیع PSE این دو لوکیشن وجود ندارد و در نتیجه تفاوت معناداری بین مقدار انحراف معیار آنها وجود ندارد.

Permutation Test for Visual Field PSEs

نتیجه‌ی تست permutation بین مقادیر PSE هر جفت از vfvها را در شکل ۵۴ مشاهده می‌کنید. همانطور که می‌بینید تفاوت معناداری بین توزیع دو ناحیه‌ی ۰ (ناحیه وسط) و ۳ (ناحیه سمت چپ) گزارش شده است. از آنجایی که تفاوت معناداری بین مقدار میانگین این دوناحیه در قسمت قبل با تست آنوا پیدا نشده بود، می‌توان نتیجه گرفت که بین مقدار انحراف معیار آنها اختلاف معناداری وجود دارد که منجر به توزیع متفاوت آنها شده است. پس اینطور به نظر می‌رسد که اینکه stimuli در ناحیه سمت چپ نشان داده شود یا ناحیه وسط در انتخاب جنسیت stimuli موثر است. برای دو ناحیه‌ی ۲ (ناحیه بالا) و ۴ (ناحیه پایین) هم می‌توان به طور مشابه نتیجه‌گیری کرد. اما از آنجایی که بین میانگین دو ناحیه‌ی ۰ (ناحیه وسط) و ۴ (ناحیه پایین) تفاوت معناداری در مرحله قبل با تست آنوا پیدا شده بود نمی‌توانیم نتیجه بگیریم که بین انحراف معیار این دو ناحیه تفاوت معناداری وجود دارد. هر چند ممکن است وجود داشته باشد.

```
P-value:0.022497750224977502 < 0.05  
reject the null hypothesis that vf0 and vf3 are from the same ditribution  
P-value:0.0012998700129987 < 0.05  
reject the null hypothesis that vf0 and vf4 are from the same ditribution  
P-value:0.032996700329967 < 0.05  
reject the null hypothesis that vf2 and vf4 are from the same ditribution
```

شکل ۵۴ - نتیجه‌ی تست permutation بر روی visual field PSE‌ها

Permutation Test for Eccentricity PSEs

نتیجه‌ی تست permutation بین مقادیر ecc PSE هر جفت از مشاهده می‌کنید. همانطور که می‌بینید تفاوت معناداری بین توزیع دو ناحیه‌ی نقطه مرکزی و دایره‌ی خارجی گزارش شده‌است. اما از آنجایی که بین میانگین این دو ناحیه تفاوت معناداری در مرحله قبل با تست آنوا پیدا شده بود، نمی‌توانیم نتیجه بگیریم که بین انحراف معیار این دو ناحیه تفاوت معناداری وجود دارد. هر چند ممکن است وجود داشته باشد.

P-value: 0.0110988901109889 < 0.05
there is statistical difference between ecc0 and ecc2

شکل ۵۵ - نتیجه‌ی تست permutation بر روی Eccentricity PSE ها

Permutation Test for location PSEs

نتیجه‌ی تست permutation بین مقادیر PSE هر جفت از loc ها را در شکل ۵۶ مشاهده می‌کنید. همانطور که می‌بینید توزیع PSE برای location 1 با توزیع PSE اکثر location ها متفاوت است. همچنین بین توزیع PSE برای location 2 با توزیع PSE نقاط ۵ و ۶ و ۸ و ۹ و ۱۰ اختلاف معناداری وجود دارد. از آنجایی که در قسمت قبل با تست آنوا اختلاف معناداری بین میانگین مقدار PSE location ها پیدا نشد، می‌توانیم نتیجه بگیریم که اختلاف پیدا شده در این قسمت ناشی از اختلاف در انحراف معیار مقدار PSE برای location های مختلف است(به طور خاص تر نقطه وسط با سایر نقاط).

```

P-value:0.006999300069993001 < 0.05
reject the null hypothesis that loc1 and loc4 are from the same ditribution
-----
P-value:0.0017998200179982 < 0.05
reject the null hypothesis that loc1 and loc5 are from the same ditribution
-----
P-value:0.0031996800319968005 < 0.05
reject the null hypothesis that loc1 and loc6 are from the same ditribution
-----
P-value:0.005099490050994901 < 0.05
reject the null hypothesis that loc1 and loc8 are from the same ditribution
-----
P-value:0.000999900009999 < 0.05
reject the null hypothesis that loc1 and loc9 are from the same ditribution
-----
P-value:0.00029997000299970003 < 0.05
reject the null hypothesis that loc1 and loc10 are from the same ditribution
-----
P-value:0.007599240075992401 < 0.05
reject the null hypothesis that loc1 and loc11 are from the same ditribution
-----
P-value:0.0108989101089891 < 0.05
reject the null hypothesis that loc1 and loc12 are from the same ditribution
-----
P-value:0.025597440255974404 < 0.05
reject the null hypothesis that loc1 and loc13 are from the same ditribution
-----
P-value:0.022797720227977204 < 0.05
reject the null hypothesis that loc2 and loc5 are from the same ditribution
-----
P-value:0.0385961403859614 < 0.05
reject the null hypothesis that loc2 and loc6 are from the same ditribution
-----
P-value:0.0453954604539546 < 0.05
reject the null hypothesis that loc2 and loc8 are from the same ditribution
-----
P-value:0.027597240275972403 < 0.05
reject the null hypothesis that loc2 and loc9 are from the same ditribution
-----
P-value:0.003999600039996 < 0.05
reject the null hypothesis that loc2 and loc10 are from the same ditribution
-----
P-value:0.00999900009999002 < 0.05
reject the null hypothesis that loc7 and loc10 are from the same ditribution

```

شکل ۵۶ - نتیجه‌ی تست **Location PSE** بر روی **permutation** ها

مقایسه با نتایج مقاله

مقاله‌ی مورد ارجاع بیان می‌کند که تفاوت در ادراک (perceptual heterogeneity) جزو ویژگی‌های ادراک بصری (visual perception) می‌باشد و میزان آن به میزان neural undersampling بستگی دارد که خود به سایز stimuli وابسته است.

تست‌های انجام شده در این بخش، یافته‌های مقاله را تایید می‌کند. اینکه تصویر محرک در کدام ناحیه از مانیتور قرار می‌گیرد در تشخیص زن یا مرد بودن محرک موثر است. به عبارتی، بعضی نواحی female-biased بوده (یعنی اگر محرک در آن ناحیه قرار بگیرد، با احتمال بیشتری زن تشخیص داده

می‌شود) و برخی نواحی male-biased می‌باشند. این در حالی است که سایر نواحی خنثی هستند (یعنی احتمال تشخیص زن یا مرد در آنها تقریباً یکسان است).

Reaction Time Correlation to Choice Complexity – ۶

در این قسمت ابتدا میانگین تمام PSE های visual field را محاسبه کردیم. این کار را برای PSE های location و Eccentricity های PSE ها نیز انجام دادیم. با این کار برای هر یک ازین سه متغیر (ecc و vf و loc) یک مقدار میانگین بدست آمد. این کار را به این دلیل انجام دادیم که بتوانیم نزدیکترین stimuli به هریک از این میانگین ها پیدا کنیم و سپس زمان واکنش شرکت کننده ها به این stimuli و سایر stimuli ها را باهم مقایسه کنیم تا در نهایت متوجه شویم آیا زمان واکنش به stimuli نزدیک PSE بیشتر از زمان واکنش به سایر stimuli ها می باشد یا نه. مقدار میانگین PSE هل برای هر یک از سه متغیر ذکر شده را در شکل های ۵۷ مشاهده می کنید.

mean PSE of Visual Field: 13.730943595755301
mean PSE of Eccentricity: 15.17898249622231
mean PSE of location: 9.691272420341122

شکل ۵۷ - مقدار میانگین PSE برای هر یک از سه متغیر ecc و vf و loc

با توجه به تقسیم‌بندی‌ای که برای شدت stimuli در قسمت قبل داشتیم (شدت stimuli از -50° تا $+50^{\circ}$ تغییر می‌کرد)، بازه‌ی (6.4, 18.6) مربوط به تصویر "50.bmp" می‌باشد. از آنجایی که میانگین PSE هر سه ازین متغیرها به این تصویر نگاشت می‌شود، برای انجام تست آماری تنها یک T test انجام می‌دهیم که در آن زمان واکنش شرکت کننده ها به این تصویر و زمان واکنش شرکت کننده ها به سایر تصاویر را مقایسه می‌کنیم. از آنجایی که فقط در پی بررسی این موضوع هستیم که آیا زمان واکنش به تصویر "50.bmp" بیشتر از زمان واکنش به سایر تصاویر هست یا نه، یک آزمون t یک طرفه انجام می‌دهیم که فرضیات آن به صورت زیر است:

$$H_0 : \mu_{50} - \mu_{others} = 0$$

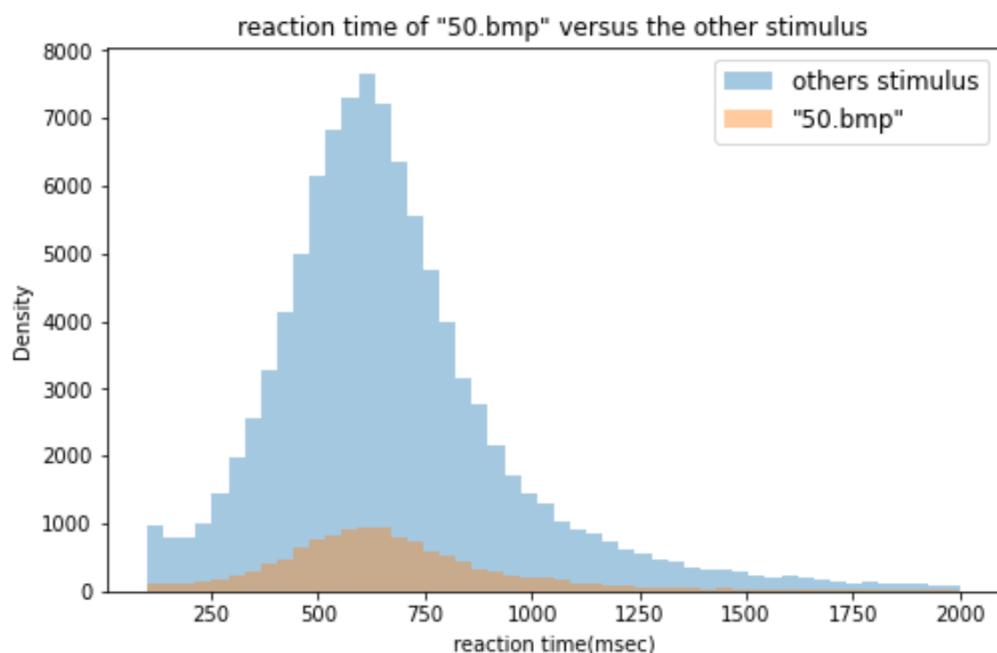
$$H_A : \mu_{50} - \mu_{others} > 0$$

نتیجه‌ی اجرای t test را در شکل ۵۸ مشاهده می‌کنید. همانطور که می‌بینید نمی‌توان فرض صفر را رد کرد. یعنی میانگین زمان واکنش به تصویر "50.bmp" بیشتر از زمان واکنش به سایر تصاویر نمی‌باشد.

p-value: 0.142331912242477 > 0.05 -> we can't say reaction time of stimuli near PSE is greater than other stimulus

شکل ۵۸ - نتیجه‌ی اجرای t test یک طرفه برای بررسی زمان واکنش به سایر stimuli نزدیک PSE نسبت به سایرها

پس با انجام این تست متوجه می‌شویم که زمان واکنش به stimuli های پیچیده (stimuli) نزدیک PSE بیشتر از زمان واکنش به سایر stimuli ها نمی‌باشد. با توجه به این تست انجام شده زمان واکنش به تصویر "50.bmp" ممکن است تقریباً برابر با زمان واکنش به سایر تصاویر باشد. هیستوگرام مقایسه‌ی این دو زمان واکنش را در شکل ۵۹ مشاهده می‌کنید. همانطور که می‌بینید شکل توزیع هر دوی آنها تقریباً نرمال است که این موضوع تاییدی بر نتایج تست تی ما می‌باشد. دلیل تفاوت فاحشی که در میزان density دو توزیع می‌بینید این است که تعداد داده‌های مربوط به فقط تصویر "50.bmp" خیلی کمتر از تعداد سایر تصاویر است که بدیهی می‌باشد. در واقع تعداد داده‌ها مربوط به "50.bmp" حدود یک هشتم مجموعه سایر داده‌ها می‌باشد.



شکل ۵۹ - زمان واکنش "50.bmp" در مقابل زمان واکنش به سایر stimulus

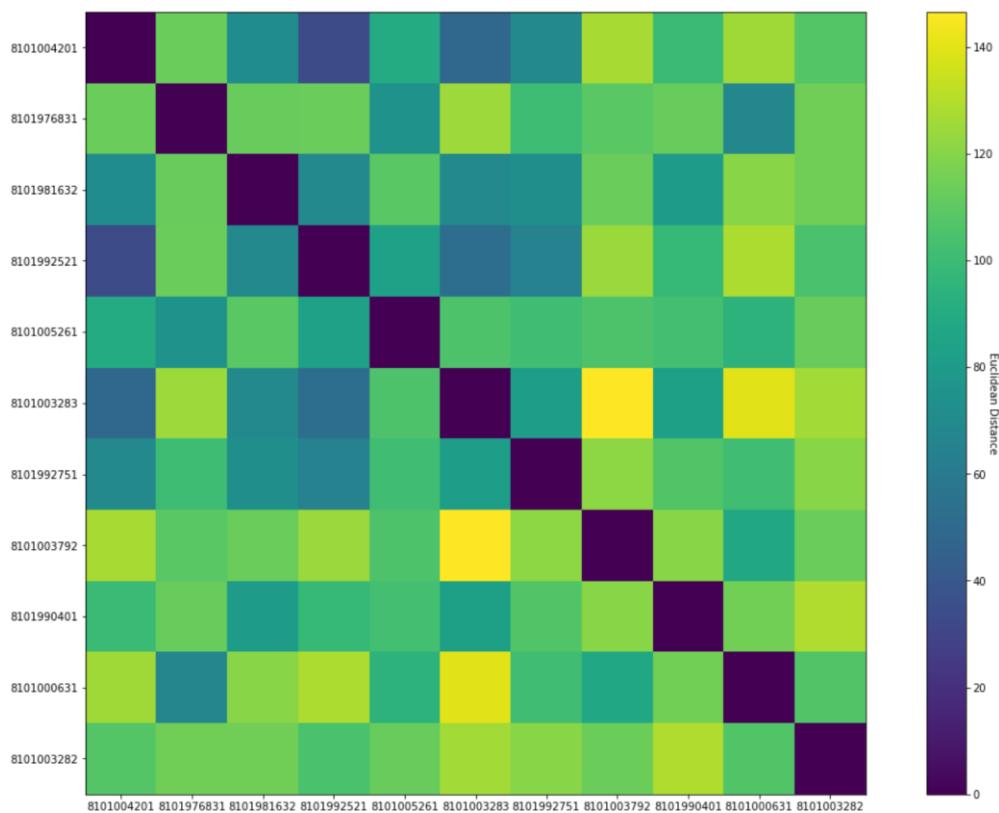
Representational Similarity Analysis (RSA) – ۷

representational dissimilarity matrix (RDM)

در این قسمت ماتریس RDM را ساختیم. برای اینکار ابتدا شرکت‌کننده‌هایی را پیدا کردیم که مقدار PSE همه‌ی آلهای آنها مشخص باشد یعنی null نباشد. به عبارتی PSE curve مربوط به همه‌ی location‌ها با خط $y = 0.5$ برخورد کند. ۱۱ شرکت‌کننده این ویژگی را داشتند. از این روماتریس RDM را برای این ۱۱ شرکت‌کننده بدست آوردیم (یک ماتریس ۱۱ در ۱۱ داریم). برای محاسبه‌ی فاصله‌ی هر دو شرکت‌کننده، که همان مقداری است که در خانه‌ی متناظر با آن دو در ماتریس قرار می‌گیرد از معیار فاصله‌ی اقلیدسی استفاده کردیم. این معیار برای محاسبه‌ی فاصله‌ی دو شرکت‌کننده در فضای ۱۳ بعدی مناسب به نظر می‌آید. چرا که هر بعد این فضای ۱۳ بعدی، نشان‌دهنده‌ی مقدار PSE در آن بعد (یعنی location با همان شماره) می‌باشد و برای تعیین فاصله‌ی متغیرهای numerical این معیار مناسب می‌باشد. ماتریس RDM را همراه با مقادیر عددی آن در شکل ۶۰ و به صورت گرافیکی در شکل ۶۱ مشاهده می‌کنید.

```
[0.0, 113.83, 71.27, 34.25, 90.12, 49.25, 69.2, 127.37, 99.93, 125.71, 107.1]
[113.83, 0.0, 112.25, 113.17, 74.71, 125.27, 100.91, 109.07, 112.24, 67.93, 114.53]
[71.27, 112.25, 0.0, 68.89, 108.95, 68.84, 73.22, 113.11, 81.1, 120.46, 114.64]
[34.25, 113.17, 68.89, 0.0, 83.89, 52.78, 64.97, 124.42, 98.1, 128.68, 104.31]
[90.12, 74.71, 108.95, 83.89, 0.0, 105.38, 101.31, 105.45, 102.68, 94.47, 112.37]
[49.25, 125.27, 68.84, 52.78, 105.38, 0.0, 81.68, 146.52, 82.99, 139.9, 125.93]
[69.2, 100.91, 73.22, 64.97, 101.31, 81.68, 0.0, 121.87, 106.7, 101.71, 120.44]
[127.37, 109.07, 113.11, 124.42, 105.45, 146.52, 121.87, 0.0, 120.21, 87.62, 113.57]
[99.93, 112.24, 81.1, 98.1, 102.68, 82.99, 106.7, 120.21, 0.0, 115.2, 129.11]
[125.71, 67.93, 120.46, 128.68, 94.47, 139.9, 101.71, 87.62, 115.2, 0.0, 106.46]
[107.1, 114.53, 114.64, 104.31, 112.37, 125.93, 120.44, 113.57, 129.11, 106.46, 0.0]
```

شکل ۶۰ - ماتریس RDM مربوط به ۱۱ شرکت‌کننده



شکل ۶۱ - نمایش گرافیکی ماتریس RDM

طبق colorbar ماتریس شکل ۶۱، خانه‌های تیره‌تر نشان‌دهنده‌ی فاصله‌ی کمتری بین دو شرکت‌کننده متناظر با آن خانه در فضای ۱۳ بعدی است.

Clustering

پس از بدست آوردن ماتریس RDM حال می‌خواهیم شرکت‌کننده‌هایی را پیدا کنیم که کمترین فاصله را باهم در فضای ۱۳ بعدی دارند. برای اینکار از clustering به روش k-means استفاده می‌کنیم. تعداد خوشها را چندبار تغییر دادیم و با توجه به نتایج بدست آمده (با توجه به تعداد افرادی که در هر خوش قرار می‌گیرند)، نهایتاً تعداد دو خوش را برای خوشبندی انتخاب کردیم. نتیجه‌ی اجرای این الگوریتم را در شکل ۶۲ مشاهده می‌کنید.

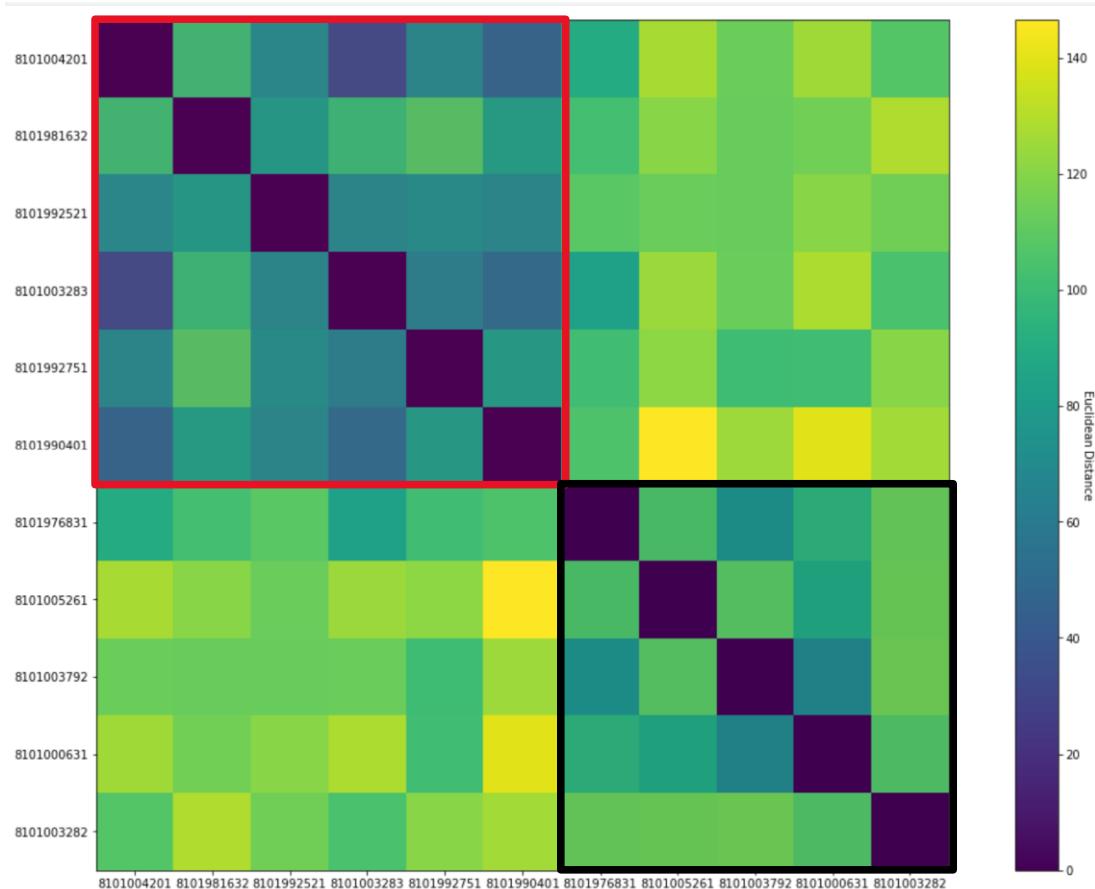
```
cluster0 = ["8101004201", "8101981632", "8101992521", "8101003283", "8101992751", "8101990401"]
```

```
cluster1 = ["8101976831", "8101005261", "8101003792", "8101000631", "8101003282"]
```

شکل ۶۲ - نتیجه‌ی clustering بر روی RDM

حال با توجه به خوشها بسته آمده، سطر و ستون‌های RDM را reorder می‌کنیم که نتیجه‌ی آن را در شکل ۶۳ مشاهده می‌کنید. همانطور که در این شکل می‌بیند در این ماتریس

دو ناحیه‌ی روشن و تیره به طور واضح‌تری قابل تمایز هستند. مربع قرمز نشان‌دهنده‌ی خوش‌بازی اول می‌باشد و مربع سیاه خوش‌بازی دوم را نشان می‌دهد.



شکل ۶۳ - ماتریس RDM پس از reordering

برای بررسی دقیق‌تر این شرکت‌کننده‌ها اطلاعات آنها را نمایش دادیم بلکه به اثر متغیر(های) مستقل دیگر (در صورت تاثیرگذاری) در جداسازی این دو خوش‌بازی بپریم. اطلاعات شرکت‌کننده‌های خوش‌بازی اول را در شکل ۶۴ و اطلاعات شرکت‌کننده‌های خوش‌بازی دوم را در شکل ۶۵ مشاهده می‌کنید.

sbj	sex	age	hndns	eye	edu
8101004201	f	25.0	r	r	2.0
8101976831	m	21.0	r	r	2.0
8101981632	f	19.0	r	r	1.0
8101992521	f	22.0	r	r	2.0
8101003283	m	25.0	r	r	2.0
8101992751	m	23.0	r	r	3.0
8101990401	f	22.0	r	r	2.0

شکل ۶۴ - اطلاعات شرکت‌کننده‌های خوش‌بازی اول

sbj	sex	age	hndns	eye	edu
8101976831	m	21.0	r	r	2.0
8101005261	f	22.0	r	r	2.0
8101003792	m	23.0		r	3.0
8101000631	m	25.0	r	r	2.0
8101003282	m	26.0	r		2.0

شکل ۶۵ - اطلاعات شرکت‌کننده‌های خوش دوم

با توجه به دو تصویر ۶۴ و ۶۵ اختلاف فاحشی بین مقادیر متغیرهای مستقل مشخص شده‌ی دو گروه مشاهده نمی‌شود. با این حال برای بررسی دقیق این موضوع تست تی را روی متغیرهای مختلف این دو خوش‌انجام می‌دهیم. با انجام تست تی بر روی age اختلاف معناداری از نظر آماری بین مقادیر age دو گروه مشاهده نشد. پس age نمی‌تواند متغیر تاثیرگذاری در تفکیک این دو دسته شرکت کننده باشد. همچنین نتیجه‌ی تست تی بر روی متغیر education نیز به همین ترتیب بود.

در کل از بین متغیرهای مستقل sex و age و eye و hndns ، هیچکدام از نظر آماری در تفکیک شرکت‌کننده‌های خوش ۱ و ۲، موثر نیستند.