به نام خدا

دانشگاه تهران

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

درس علوم شناختی

تمرین دوم

نام و نام خانوادگی	امیر غرقابی
شماره دانشجویی	810102217
تاریخ ارسال گزارش	1403/04/6

فهرست

مقاله 1 – Implicit Counterfactual Effect 4

مقاله 2. Behavioral contagion 16

شکل‌ها

شکل 1. بلوک دیاگرام زمانی اجرای تسک 4

شکل 2. انتخاب نوع ازمایش. Complete fb or Partial fb 5

شکل 3. نرخ انتخاب A1 و A2 برای حالت partial و complete 9

شکل 4. توزیع های (A1, B) و (A2, C) حالت partial 9

شکل 5. توزیع های (A1, B) و (A2, C) حالت complete 10

شکل 6. توزیع های (A1, B) و (A2, C) تخمین زده شده توسط کاربر در حالت partial 10

شکل 7. توزیع های (A1, B) و (A2, C) تخمین زده شده توسط کاربر در حالت complete 10

شکل 8. مقایسه نرخ انتخاب داده های A1,B و A2,C و به همراه conf intervals برای حالت partial 11

شکل 9. مقایسه نرخ انتخاب داده های A1,B و A2,C و به همراه conf intervals برای حالت complete 12

شکل 10. نرخ و اطمینان انتخاب کاراکترهای مختلف برای حالت partial 13

شکل 11. نرخ و اطمینان انتخاب کاراکترهای مختلف برای حالت complete 13

شکل 12. تخمین شرکت کنندگان از هرکدام از کاراکترها در حالت partial 14

شکل 13. تخمین شرکت کنندگان از هرکدام از کاراکترها در حالت complete 15

شکل 14. حالت های آزمایش و مراحل آن در هر جلسه 16

شکل 15. نمونه ای از مقادیر فیت شده برای تابع utility اول 19

شکل 16. نمونه ای از مقادیر فیت شده برای تابع utility دوم 20

مقاله 1 – Implicit Counterfactual Effect

در این مقاله به بررسی اثر Contextual می پردازد. در واقع بررسی میکند که نشان دادن پاداش گزینه‌ی انتخاب نشده می تواند منجر به این شود که کاربر نتیجه خود را مقایسه کند و در نتیجه اثر contextual را افزایش می دهد.

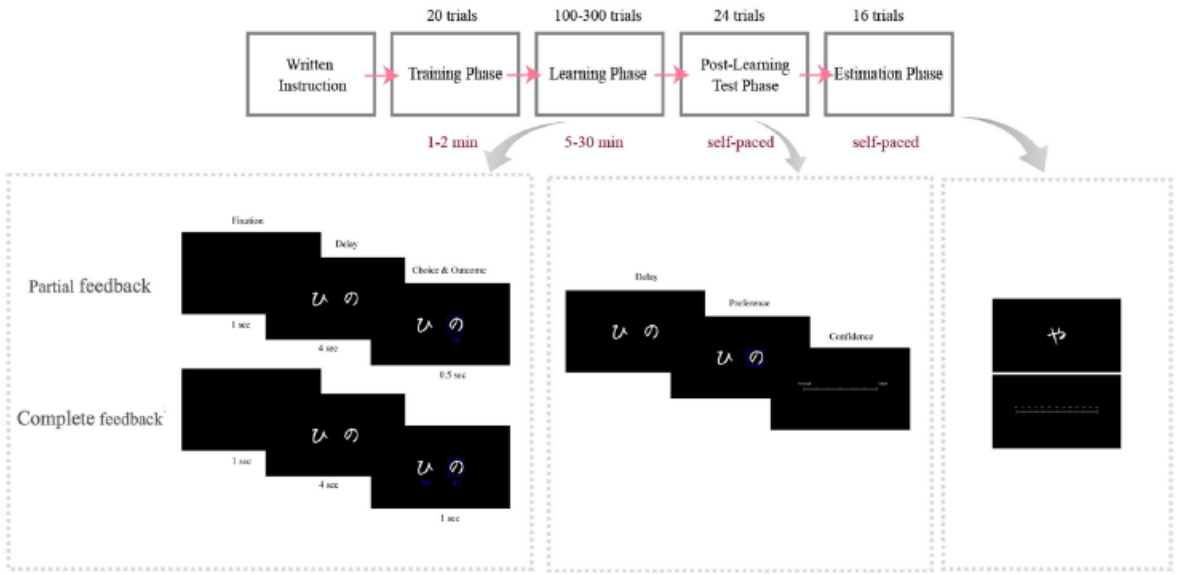
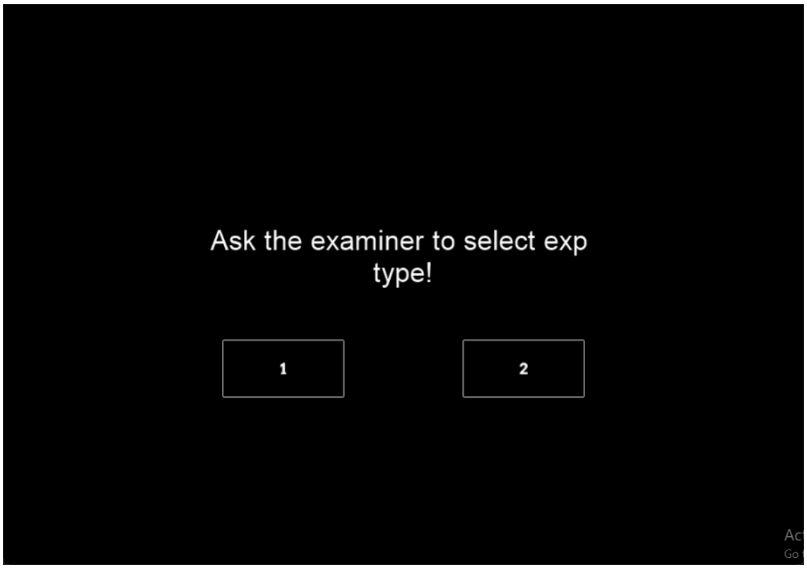


FIGURE 1 | Behavioral design. Timelines of the Partial and Complete feedback versions of the task. Participants were given written instructions and trained through 20 trials before beginning the main task. They learned two pairs of options in the Learning phase by trial and error. In the subsequent transfer phase, they were presented with two options and were to choose the more advantageous option and then report their level of confidence about their choice. In the transfer phase, all possible binary combinations of options were presented. Finally, in the value estimation phase, they were to estimate the option value on a scale from 0 to 100.

شکل 1. بلوک دیاگرام زمانی اجرای تسک

در transfer phase فیدبکی به کاربر داده نمی شود.

در این آزمایش در ابتدا کاربر با صفحه زیر روبرو می شود.



شکل 2. انتخاب نوع ازمایش. **Complete fb or Partial fb**

در این تصویر باید نوع آزمایش انتخاب شود. تفاوت این 2 نوع آزمایش تنها در بخش train و learn است زیرا در بخش های post learning و estimation، فیدبکی به کاربر داده نمی شود.

1. آزمایشی که تنها فیدبک نسبت به انتخاب کاربر داده می شود.
2. آزمایش که فیدبک برای هر دو گزینه پس از انتخاب نمایش داده می شود

کاربر از دکمه های چپ و راست برای انتخاب گزینه مورد نظر خود انتخاب خواهد کرد.

تعداد trial ها در مقاله اصلی زیاد بوده و برای انجام هر تسک زمان زیادی باید صرف می شد. بنابراین تعداد trial کمتری در هر بخش در نظر گرفته شده است که بتوان تسک را در مدت زمان کوتاهتری انجام داد.

- بخش training: در این بخش از 4 کاراکتر ژاپنی با توزیع reward های ذکر شده در مقاله استفاده شده است و کاربر در هر trial یکی از آن ها را انتخاب می کند. در هر trial، یکی از دو حالت (A1, B) و یا (A2, C) به کاربر نشان داده می شود.
- بخش learning: در این بخش از 4 کاراکتر ژاپنی دیگر استفاده می شود و الگوریتمی مانند بخش قبل ااجرا می شود اما تعداد trial ها بسیار بیشتر است (البته به علت اینکه بتوان تسک را در مدت کوتاهی انجام داد، تعداد trial ها کمتر در نظر گرفته شده است.)
- بخش post learning: در این بخش تمام حالت جفت های مختلف 4 کاراکتر ژاپنی ، به کاربر نشان داده می شود و کاربر یکی از آن هارا که فکر میکند reward بالاتری دارد انتخاب کرده و

confidence خود را روی یک خط کش نشان میدهد (با کلیک موس) این کار نیز 4 بار انجام می شود یعنی مجموعا 24 trial.

- بخش estimation هر کاراکتر به کاربر نشان داده شده و از او خواسته می شود تا مقدار reward مورد انتظار خود را مشخص کند (Expected value)

در بخش های train و learning، کاربر تنها 4 ثانیه فرصت دارد تا گزینه مورد نظر خود را انتخاب کند.

در غیر این صورت با پیام !too late روبرو می شود. اما در بخش های post learning و estimation، کاربر محدودیت زمانی نخواهد داشت.

2.2 .Performance:

نسبت انتخاب های Advantageous در دو حالت partial و complete:

Partial Group:

Advantageous rate: 0.76 ± 0.11

T-stat value: 13.6

P-value: 3.3 e-21

Complete Group:

Advantageous rate: 0.88 ± 0.08

T-stat value: 29.04

P-value: 6.3 e-45

بنابراین شرکت کنندگان در حالت complete حدود 11 درصد عملکرد بهتری داشته و هر دو گروه نسبت به حالت رندوم، به طور معنا داری عملکرد بهتری داشته اند.(با توجه به پایین بودن مقدار p-value) بنابراین مرحله learning برای شرکت کنندگان به خوبی انجام گرفته است.

مقایسه عملکرد در حالت partial و complete: (برای t-test از حالت one-tailed استفاده شده است)

Partial vs Complete:

T-stat value: 5.21

P-value: 2.19 e-06

مشاهده می شود که شرکت کنندگان با اثر counterfactual نتیجه بهتری داشته اند.

اکنون همین نتایج را برای فاز transfer محاسبه میکنیم.

Partial Group:

Advantageous rate: 0.91 ± 0.08

T-stat value: 27.11

P-value: 3.5 e-38

Complete Group:

Advantageous rate: 0.90 ± 0.09

T-stat value: 27.21

P-value: 8.1 e-26

Partial vs Complete:

T-stat value: -0.4

P-value: 0.68

مقایسه میانگین confidence ها در حالت advantageous و non advantageous در فاز transfer در 2 حالت partial و complete بصورت زیر محاسبه شده است.

Partial Group:

Advantageous confidence: 0.75 ± 0.13

Non-advantageous confidence: 0.51 ± 0.13

Complete Group:

Advantageous confidence: 0.79 ± 0.12

Non-advantageous confidence: 0.59 ± 0.045

در دو حالت، اطمینان برای حالت complete بالاتر بوده است.

Contextual Effect. 2.3:

اکنون بین انتخاب های A1 و A2 (در iteration اول برای هر شرکت کننده) مقایسه صورت گرفته و نتایج برای هر دو حالت partial و complete ارائه می شود.

Partial Group:

A1 choice rate: 0.371

A2 choice rate: 0.628

P-value: 0.02

Complete Group:

A1 choice rate: 0.375

A2 choice rate: 0.625

P-value: 0.04

مشاهده می شود که در هر دو حالت partial و complete، انتخاب A2 توسط شرکت کنندگان علی رغم مقدار برابر با A1، تقریبا 2 برابر انتخاب A1 بوده است. و با binomial تست نیز این تفاوت معنی دار بوده است.

Value Estimation. 2.3:

در این قسم به بخش Estimation می پردازیم.

شرکت کنندگان میانگین A1 و A2 را به خوبی تخمین زده اند اما در تخمین B و C عملکرد خوبی نداشتند. در بخش estimation از شرکت کننده خواسته شده است که مقدار مورد انتظار هر کاراکتر را مشخص کند. به طور کلی کاربران به کاراکتر متناظر با A2 نمره بالاتری داده اند.

مقادیر estimate شده توسط کاربران برای A1 و A2 برای دو حالت partial و complete ذخیره شده و بین بردارهای هر حالت، t-test زده می شود و نتایج ارائه می شوند.

Partial Group:

P-value: 0.004

t-stat: -2.85

Complete Group:

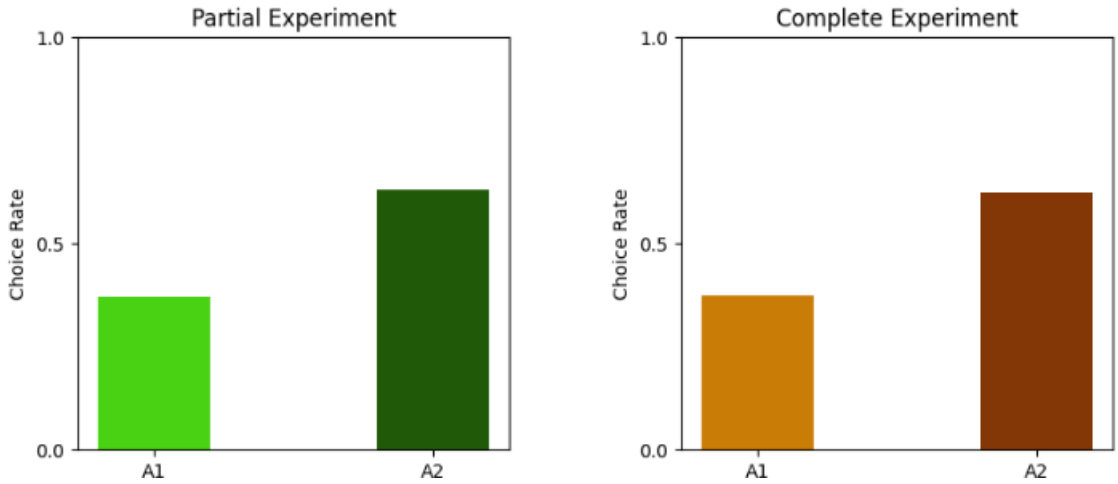
P-value: 0.38

t-stat: -0.87

در مقاله گفته شده بود که در هیچکدام از حالت های partial و complete، تفاوت چشمگیری بین A1 و A2 وجود ندارد. در شبیه سازی برای حالت complete، p_value=0.38 بوده است که یعنی significant است. مقدار p-value برای حالت partial، significant بوده است (p-value= 0.004)! در این بخش از paired t test استفاده شده است.

در ادامه دیتایی که در این مقاله ثبت شده است تحلیل شده و نمودارها شبیه سازی می شوند.

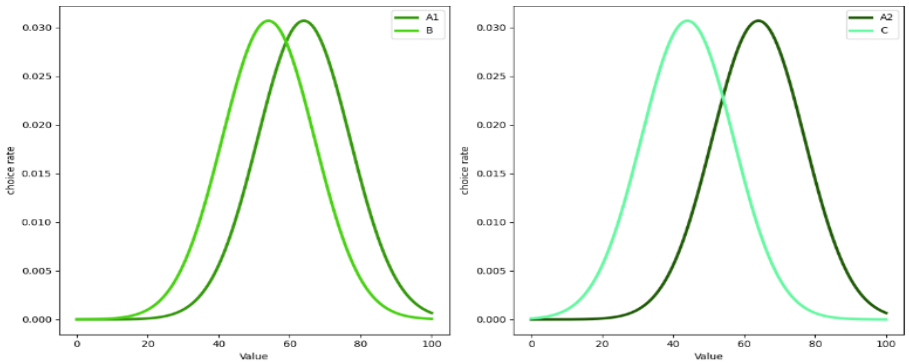
نمودارهای Figure 2:



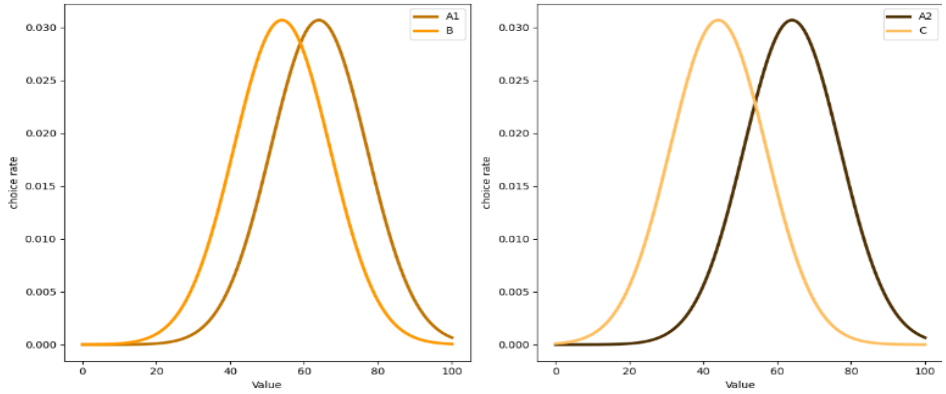
شکل 3. نرخ انتخاب **A1** و **A2** برای حالت **partial** و **complete**

برای رسم نرخ انتخاب A1 و A2، از رابطه زیر استفاده شده است:

$$A_{1_rate} = \frac{len(A1)}{len(A1) + len(A2)}$$



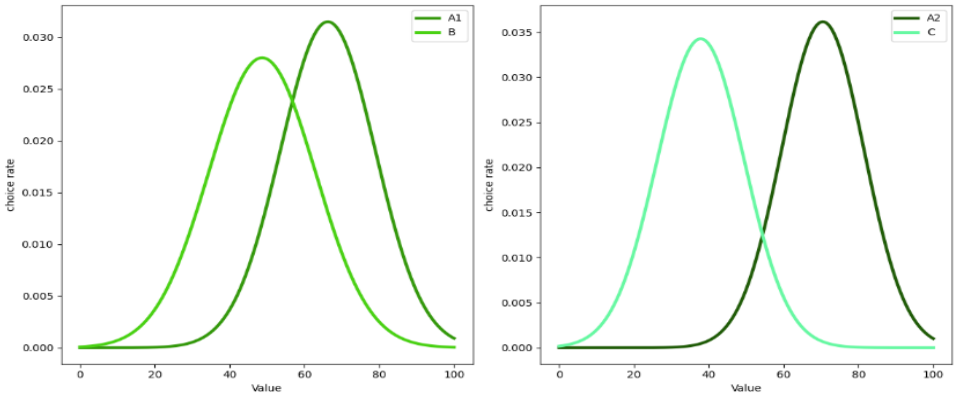
شکل 4. توزیع های **(A1, B)** و **(A2, C)** حالت **partial**



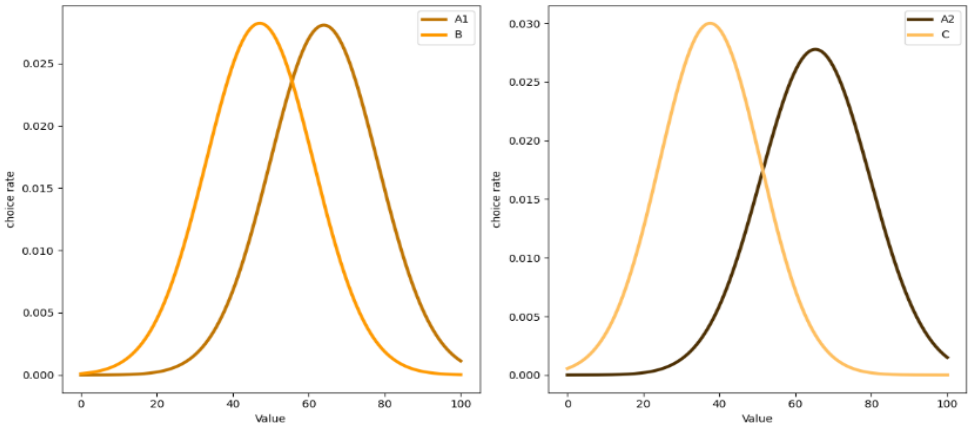
شکل 5. توزیع های **(A1, B)** و **(A2, C)** حالت **complete**

کاراکترهای ژاپنی برای هر دو حالت partial و complete از توزیع های یکسانی مقدار reward را ایجاد خواهند کرد.

همچنین نمودار های گوسی ای estimate شده توسط کاربر نیز در تصاویر بعدی قابل مشاهده است.



شکل 6. توزیع های **(A1, B)** و **(A2, C)** تخمین زده شده توسط کاربر در حالت **partial**

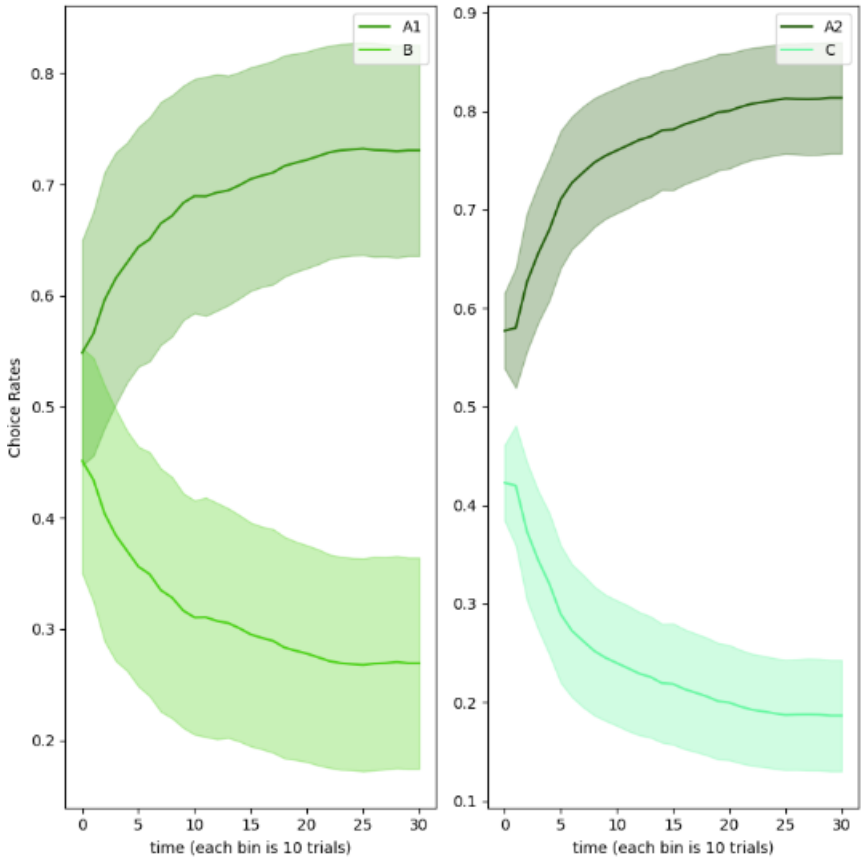


شکل 7. توزیع های **(A1, B)** و **(A2, C)** تخمین زده شده توسط کاربر در حالت **complete**

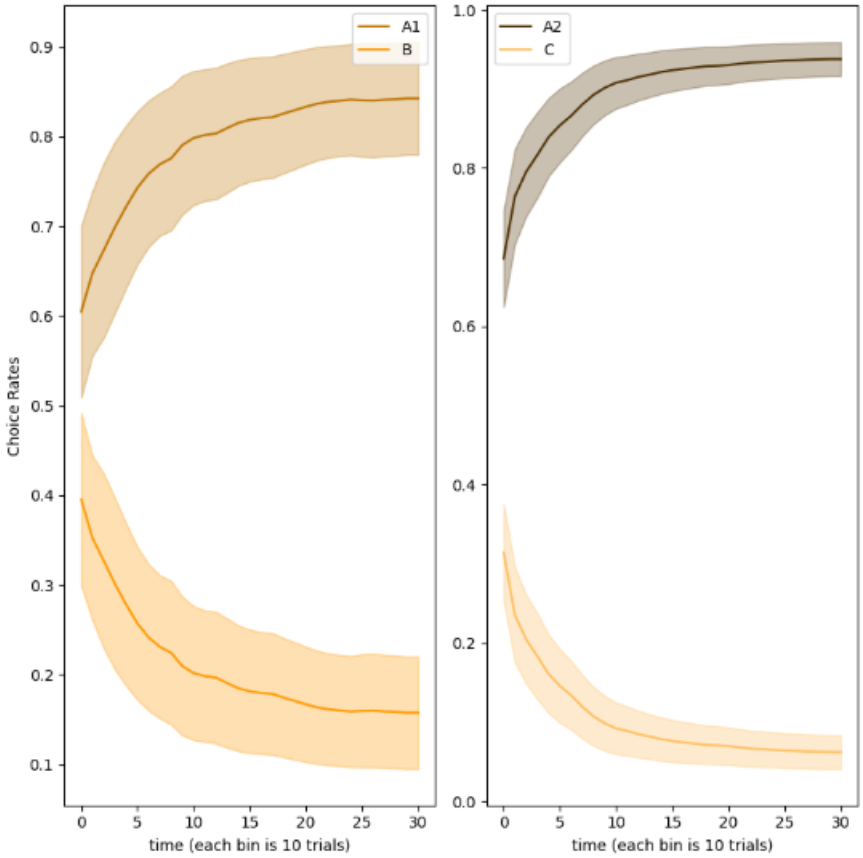
برای رسم نمودارهای فوق، از میانگین و واریانس دیتای موجود در فایل estimate.csv استفاده شده است. مشاهده می شود که تفاوت چندانی با نمودارهای اصلی ندارد.

نمودارهای **Figure 3**:

Fig 3.A:



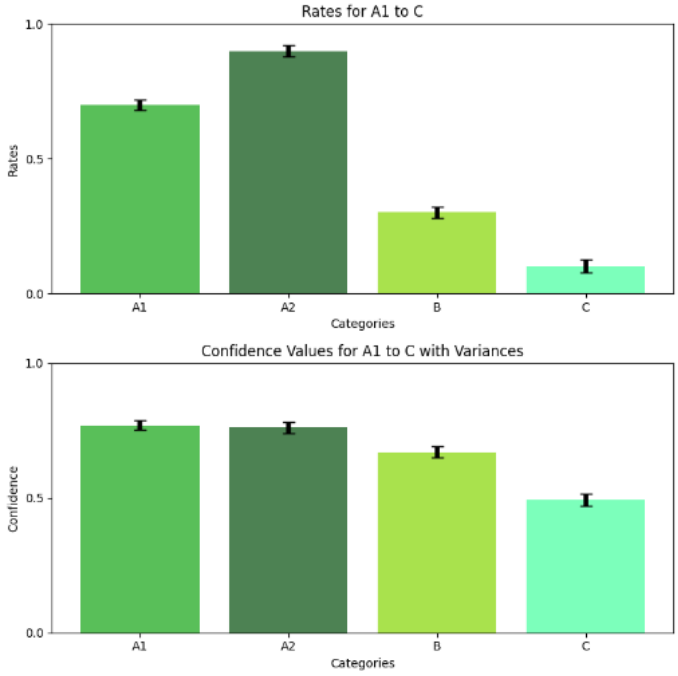
شکل 8. مقایسه نرخ انتخاب داده های **A1,B** و **A2,C** و به همراه **conf intervals** برای حالت **partial**



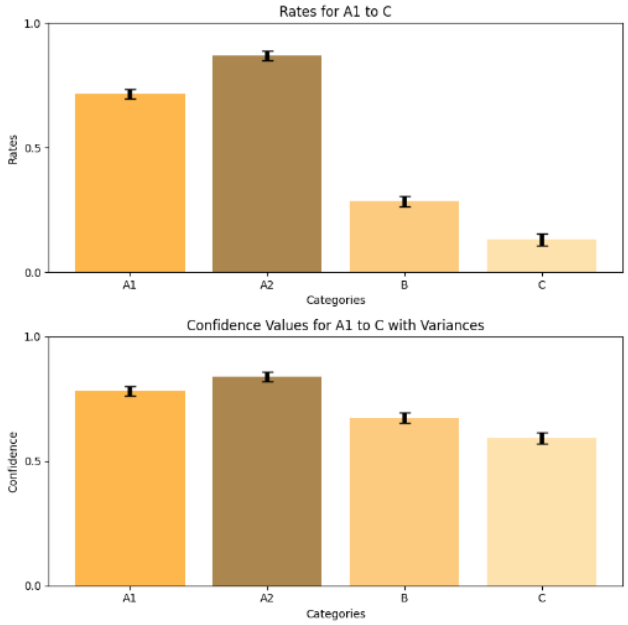
شکل 9. مقایسه نرخ انتخاب داده های **A1,B** و **A2,C** و به همراه **conf intervals** برای حالت **complete**

نمودارهای فوق نشان می دهند که با جلو رفتن آزمایش، شرکت کنندگان امتیاز ها را یاد گرفته و تمایل بیشتری به انتخاب کاراکتر advantageous دارند. یعنی نرخ انتخاب A1 و A2 با افزایش تعداد trial ها بیشتر شده و نرخ انتخاب B و C با افزایش تعداد trial ها کمتر می شود.

:Fig 3.B



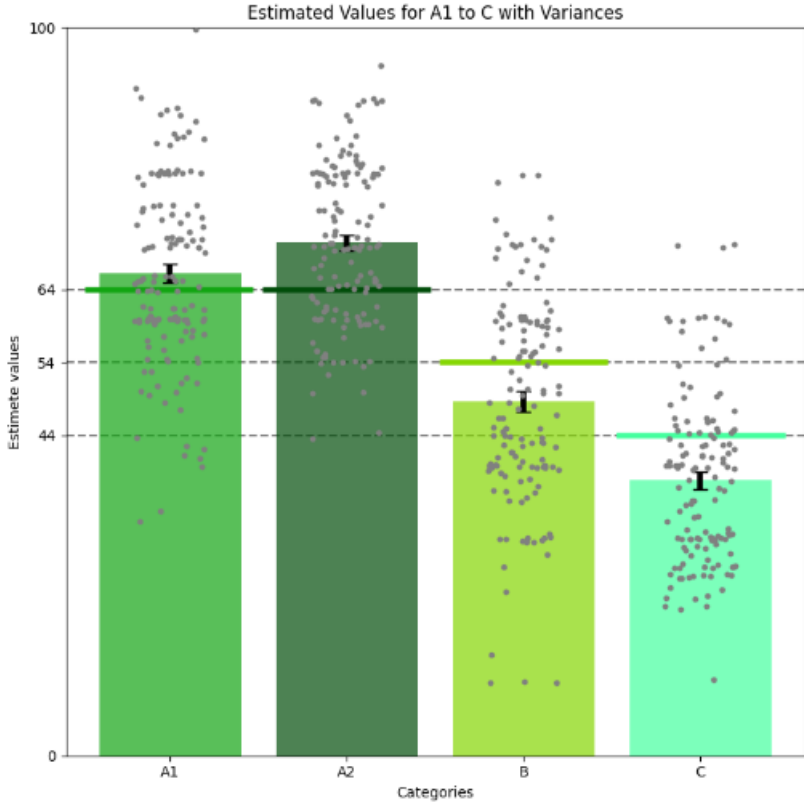
شکل 10. نرخ و اطمینان انتخاب کاراکترهای مختلف برای حالت **partial**



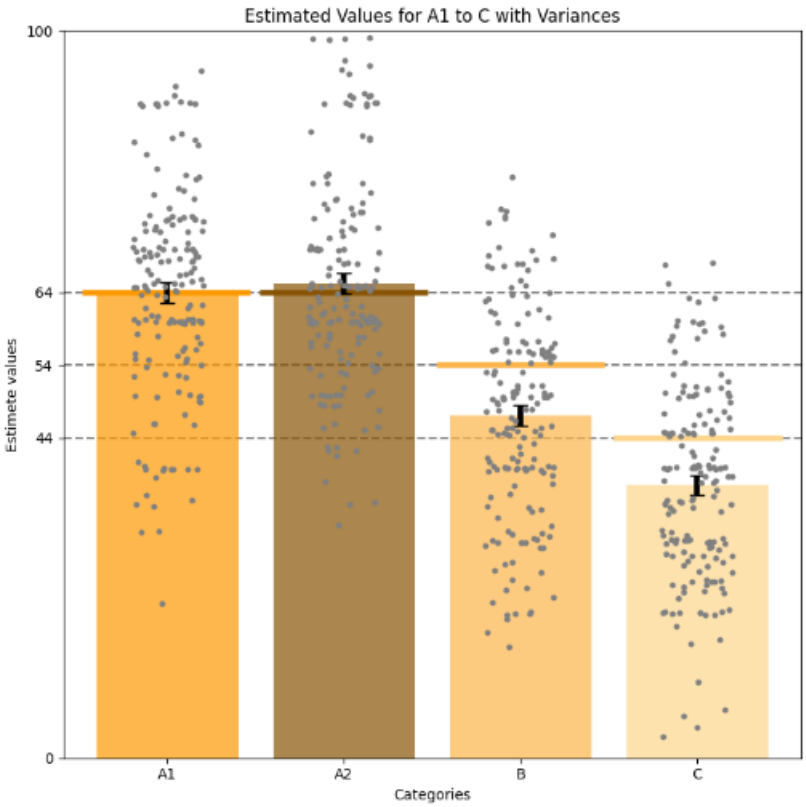
شکل 11. نرخ و اطمینان انتخاب کاراکترهای مختلف برای حالت **complete**

همانطور که در شکل های بالا مشخص است، در هر دو حالت partial و complete، نرخ انتخاب A2 بیشتر از A1 بوده است و همچنین در در حالت complete، در صورت انتخاب A2، کاربر اطمینان بیشتری نیز به انتخاب خود داشته است.

:Fig 3.C



شکل 12. تخمین شرکت کنندگان از هرکدام از کاراکترها در حالت **partial**



شکل 13. تخمین شرکت کنندگان از هرکدام از کاراکترها در حالت **complete**

مشاهده می شود که شرکت کنندگان در تخمین A1 و A2 که advantageous بودند به خوبی عمل کردند (البته برای تخمین A2 کمی overestimation نیز داشتند.) اما در تخمین دو کاراکتر دیگر یعنی B و C تخمینشان پایین تر از میانگین توزیع متناظر هرکدام بوده است.

.

مقاله 2. Behavioral contagion

در این مقاله، هدف نویسندگان بررسی تاثیر واگیری (contagion) در تصمیم انسان‌هاست. در واقع در این مقاله نشان داده شده است که اگر انسان تصمیم انسان های دیگر را ببیند، روی تصمیم و عملکرد وی نیز تاثیر خواهد داشت. FMRI 24 نفر اسکن شد تا این فرض بررسی شود.

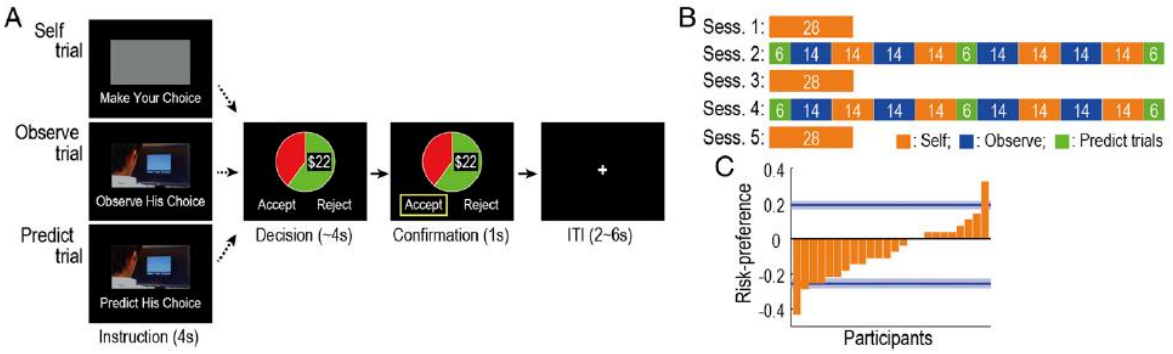
این آزمایش شامل 3 حالت است.

- Self trial: شرکت کننده خودش تصمیم میگیرد تا یک قمار (gamble) را قبول و یا رد کند (در 4 ثانیه). اگر رد کنند، $10 خواهند برد اگر هم قبول کنند ممکن است مبلغ بیشتر برنده شوند.
- Observe trial: در این حالت، از شرکت کننده خواسته می شود که انتخاب یک فرد دیگر (Observee) را ببیند.
- Predict trial: از شرکت کننده خواسته می شود تا انتخابی که Observee خواهد داشت را پیشبینی کنند.

این آزمایش در 5 جلسه برگزار شد. جلسه های 2 و 4 شامل هر سه حالت آزمایش بودند. و جلسات 1 و 3 و 5 تنها شامل self trial بودند. جلسه 2، Observee ریسک-گریز بود و در جلسه 4، Observee ریسک-گریز بود.

انتخاب های Observee نیز در واقع از یک انسان دیگر نبود و توسط یک الگوریتم کامپیوتری تولید شده بود.

اکثر شرکت کنندگان پیش از اینکه انتخابات Observee را ببینند، رفتاری ریسک گریز داشتند. نتایج نشان میداد که انتخاب های Observee تاثیر بسزایی در انتهاب شرکت کنندگان داشت. مخصوصا اگر که رفتار شرکت کننده (ریسک-پذیری یا ریسک-گریزی) با رفتار Observee متفات می بود.



شکل 14. حالت های آزمایش و مراحل آن در هر جلسه

شرکت کننده باید بتواند risk preference Observee را تشخیص دهد. اگر شرکت کننده با نسبت خوبی پاسخ های Observee را درست پیشبینی کند به این معنا است که risk prefencer را به خوبی تشخیص داده است. همچنین آزمایش نشان داده است که اگر preference شرکت کننده با Observee همخوانی داشته باشد، سرعت یادگیری بالاتر است!

در فایل پایتون شبیه سازی تسک این مقاله، Sessoin1 و Session2 قرار داده شده است. چون جلسات 3 و 5 مشابه جلسه 1 بوده و جلسه 4 نیز مشابه جلسه 2 است.

کاربر از دکمه های چپ و راست برای انتخاب گزینه Accept و Deny استفاده خواهد کرد.

در هر trial، محل قرارگیری گزینه های accept و deny به صورت رندوم انتخاب می شود. بنابراین شرکت کننده در هر انتخاب باید به محل قرارگیری این دو گزینه دقت کافی را داشته باشد.

تعداد trial ها در مقاله اصلی زیاد بوده و برای انجام هر تسک زمان زیادی باید صرف می شد. بنابراین تعداد trial کمتری در هر بخش در نظر گرفته شده است که بتوان تسک را در مدت زمان کوتاهتری انجام داد.

برای تولید داده هایی که در بخش observation به کاربر نشان داده می شود، از رابطه زیر استفاده شده است:

$$q(\text{gamble}) = 1/[1+\exp\{-\beta(U(\text{gamble}) - U(\text{sure}))\}],$$

در رابطه فوق، برای شبیه سازی فرد risk seeker از $\alpha > 0$، برای شبیه سازی فرد risk averse از $\alpha < 0$ و برای حالتی که فرد انتخاب فرد دیگری را پیشبینی می کند از $\alpha = 0$ استفاده شده است.

در این مقاله به 3 روش میزان ریسک پذیری و ریسک گریزی فرد تشخیص داده شده است.

روش 1: روش model free که در ان از رابطه زیر استفاده می شود:

$$P(gamble) - P^{*}(gamble)$$

که در ان $P(gamble)$ نشانگر درصد انتخاب ریسک کاربر بوده و $P^{*}(gamble)$ درصد انتخاب ریسک در حالت خنثی است. یعنی اگر این عدد مثبت شود شرکت کننده ریسک پذیر، و اگر منفی شود شرکت کننده ریسک گریز بوده است.

روش 2: در این روش از utility function زیر استفاده می شود.

$$U(X) = E(X) + \alpha V(X)$$
$$E(X) = prob \times reward$$
$$V(X) = reward^2 \times prob(1 - prob)$$

در ادامه seesion های شماره 1و 3و 6 برای تمامی شرکت کنندگان جدا شده و برای هرکدام از شرکت کنندگان، و برای هر session یک پارامتر α و یک پارامتر β فیت می شود. احتمال قبول کردن gamble نیز برای هر شرکت کننده بصورت زیر محاسبه می شود.

$$q(\text{gamble}) = 1/[1 + \exp\{-\beta(U(\text{gamble}) - U(\text{sure}))\}],$$

عبارت بالا نماینگر یک logistic regression است.

سپس برای هر شرکت کننده، یک پارامتر α و یک پارامتر β دیگر نیز فیت می شود که این مقدار بدون در نظر گرفتن شماره جلسات است. درواقع تمامی انتخاب های شرکت کننده در نظر گرفته شده و مقادیر فیت می شوند. (مجموعا 4 مقدار برای هر پارامتر و برای هر شرکت کننده).

برای فیت کردن مدل از روش max likelihood استفاده می شود و بهینه کردن مقدار likelihood توسط کتابخانه minimize صورت میگیرد (لازم به ذکر است که این کتابخانه، تابع هزینه رو کمینه میکند به همین دلیل، از likelihood- استفاده شده است که با کمینه شدن آن، درواقع خود likelihood بیشینه می شود.)

مقادیر فیت شده برای تمامی شرکت کنندگان در یک dataframe به نام results_utility_E_V ذخیره شده است. نمونه ای از مقادیر ذخیره شده در این dataframe در زیر قابل مشاهده است.

participant	session	alpha	beta
65	1	-0.024298	0.779820
65	3	0.000000	1.000000
65	5	-0.008626	0.848504
65	1+3+5	-0.010366	0.688703
66	1	0.000000	1.000000
66	3	0.000000	1.000000
66	5	-0.002849	0.778624
66	1+3+5	-0.000205	0.684139
67	1	0.000000	1.000000
67	3	0.000000	1.000000
67	5	0.009333	0.923349
67	1+3+5	0.000000	1.000000
68	1	-0.017320	0.455310
68	3	-0.003662	1.048790
68	5	-0.003962	0.744300
68	1+3+5	-0.007814	0.621703
69	1	-0.017915	0.520037
69	3	-0.031732	0.528617
69	5	-0.020711	1.608666
69	1+3+5	-0.023007	0.641349

شکل 15. نمونه ای از مقادیر فیت شده برای تابع **utility** اول

روش 3: در این روش از utility function زیر استفاده می شود.

$$U(X) = prob \times reward^{\rho}$$

هدف در این بخش تخمین زدن مقدار ρ برای هر شرکت کننده است.

مشابه قسمت قبل، این کار را برای هر شرکت کننده 4 بار انجام داده (برای جلسات 1و 3و 5 و مجموعه ی تمام جلسات(1+3+5)) و نتایج ارائه می شوند.

مقادیر فیت شده برای تمامی شرکت کنندگان در یک dataframe به نام results_utility_rho ذخیره شده است. نمونه ای از مقادیر ذخیره شده در این dataframe در زیر قابل مشاهده است.

participant	session	rho	beta
71	3	0.469663	1.860151
71	5	0.180615	1.574340
71	1+3+5	0.329108	2.253066
72	1	-1.582904	493.245922
72	3	-0.558200	23.687943
72	5	-0.643975	18.393044
72	1+3+5	-0.720475	32.459109
73	1	-1.704422	-53.751352
73	3	0.150791	2.230651
73	5	0.266836	1.352519
73	1+3+5	0.372039	0.632480
74	1	0.440358	1.885130
74	3	0.485968	1.487022
74	5	0.628313	1.189531
74	1+3+5	0.514644	1.496364
75	1	3.245997	-0.000030
75	3	-0.281671	12.145839
75	5	-0.103969	5.393956
75	1+3+5	-0.249354	6.051459
76	1	0.339890	0.675071

شکل 16. نمونه ای از مقادیر فیت شده برای تابع **utility** دوم

مقایسه دو روش:

در این بخش با توجه به ضرایبی که در بخش های قبل بدست امد، برای هر شرکت کننده با توجه به risk_prob، risk_gain و sure_gain، هر انتخاب، یک q_gamble محاسبه می شود. اگر q_gamble>0.5 باشد، انتخاب 1 پیشبینی می شود و در غیر اینصورت انتخاب 0 پیشبینی می شود.

سپس درصد درست بودن پیشبینی(یعنی برابر بودن chosen و predicted choice) در هر یک از مدل ها گزارش می شود.

$$U(X) = E(X) + \alpha V(X)$$
$$accuracy = 78.89\%$$
$$U(X) = pr^{\rho}$$
$$accuracy = 70.5$$

در هر 2 مدل، نتایج بسیار بهتر از حالت رندوم (50٪) بوده اما دقت مدل اول حدود 8 درصد بالاتر از مدل دوم بوده است.

.