



دانشگاه تهران
پردیس دانشکده‌های فنی
دانشکده برق و کامپیوتر



گزارش تمرین شماره ۱

درس یادگیری تعاملی

پاییز ۱۴۰۱

نام و نام خانوادگی

محمد سعادت

شماره دانشجویی

۸۱۰۱۹۸۴۱۰

فهرست

| | |
|-------------------------------|----|
| چکیده..... | ۴ |
| سوال ۱..... | ۵ |
| سوال ۲..... | ۶ |
| هدف سوال..... | ۶ |
| توضیح پیاده سازی..... | ۶ |
| نتایج..... | ۷ |
| روند اجرای کد پیاده سازی..... | ۷ |
| سوال ۳..... | ۸ |
| هدف سوال..... | ۸ |
| توضیح پیاده سازی..... | ۸ |
| نتایج..... | ۹ |
| زیر بخش ۱..... | ۹ |
| زیر بخش ۲..... | ۱۰ |
| روند اجرای کد پیاده سازی..... | ۱۰ |
| سوال ۴..... | ۱۱ |
| هدف سوال..... | ۱۱ |
| توضیح پیاده سازی..... | ۱۱ |
| نتایج..... | ۱۲ |
| روند اجرای کد پیاده سازی..... | ۱۲ |
| سوال ۵..... | ۱۳ |
| کد آزمایش..... | ۱۳ |

| | |
|---------|--------------------------|
| ۱۳..... | روند اجرای کد پیاده‌سازی |
| ۱۴..... | سوال ۶ |
| ۱۴..... | زیر بخش ۱ |
| ۱۴..... | زیر بخش ۲ |
| ۱۶..... | منابع |

چکیده

هدف از این تمرین آشنایی با مفاهیم آماری و ابزارهای مبتدی پایتون می باشد.

در این تمرین ما به بررسی عملکرد رویکرد سه پزشک در انتخاب و تجویز دو دارو برای بیماران می پردازیم. با بررسی میزان پاداش دریافتی پزشکان در تجویز دارو، به مقایسه رویکرد پزشکان و انتخاب بهترین پزشک در تشخیص بیماری و تجویز داروی مناسب می پردازیم.

سوال ۱

در هنگام آزمایش میزان اثربخشی یک دارو جدید تازه تولید شده برای اولین بار، تاثیر و عملکرد دارو برای هر بیمار ممکن است یکسان نباشد زیرا دارو در مراحل آزمایشی خود قرار دارد و هنوز از میزان درستی عملکرد آن بر روی گروه های سنی مختلف و افراد با حالت جسمانی متفاوت اطمینان حاصل نشده است. همچنین در حالت عادی نیز ممکن است یک دارو بر روی بیماران مختلف عملکرد متفاوتی داشته باشد. از آنجایی که دو دارو ما در اولین مراحل تست و ارزیابی بعد از تولید اولیه هستند، میزان پاداش دریافتی از طرف محیط عملکردی تصادفی دارد.

سوال ۲

هدف سوال

در این سوال به پیاده سازی رویکرد سه پزشک در انتخاب دارو برای بیماران پرداختیم. روش هر پزشک در انتخاب دارو را بر روی ۱۰۰ بیمار (تریال) آزمایش کردیم و پاداش های دریافتی را تحلیل کردیم.

توضیح پیاده سازی

کد های مربوط به پیاده سازی این سوال در فایل `IL_HW1.ipynb/html` قسمت **Question 2** قرار دارد.

تابع `draw_reward_trial_plot` برای نمایش نمودار پاداش بر حسب تریال استفاده می شود. همچنین تابع `draw_reward_trial_plot_together` نمودار پاداش بر حسب تریال هر سه پزشک را در یک نمودار نمایش می دهد.

بخش های **Doctor A** ، **Doctor B** ، **Doctor C** به ترتیب مربوط به اجرا و نمایش نمودار مجموع پاداش دریافتی پزشک A ، B ، C تا هر تریال می باشد.

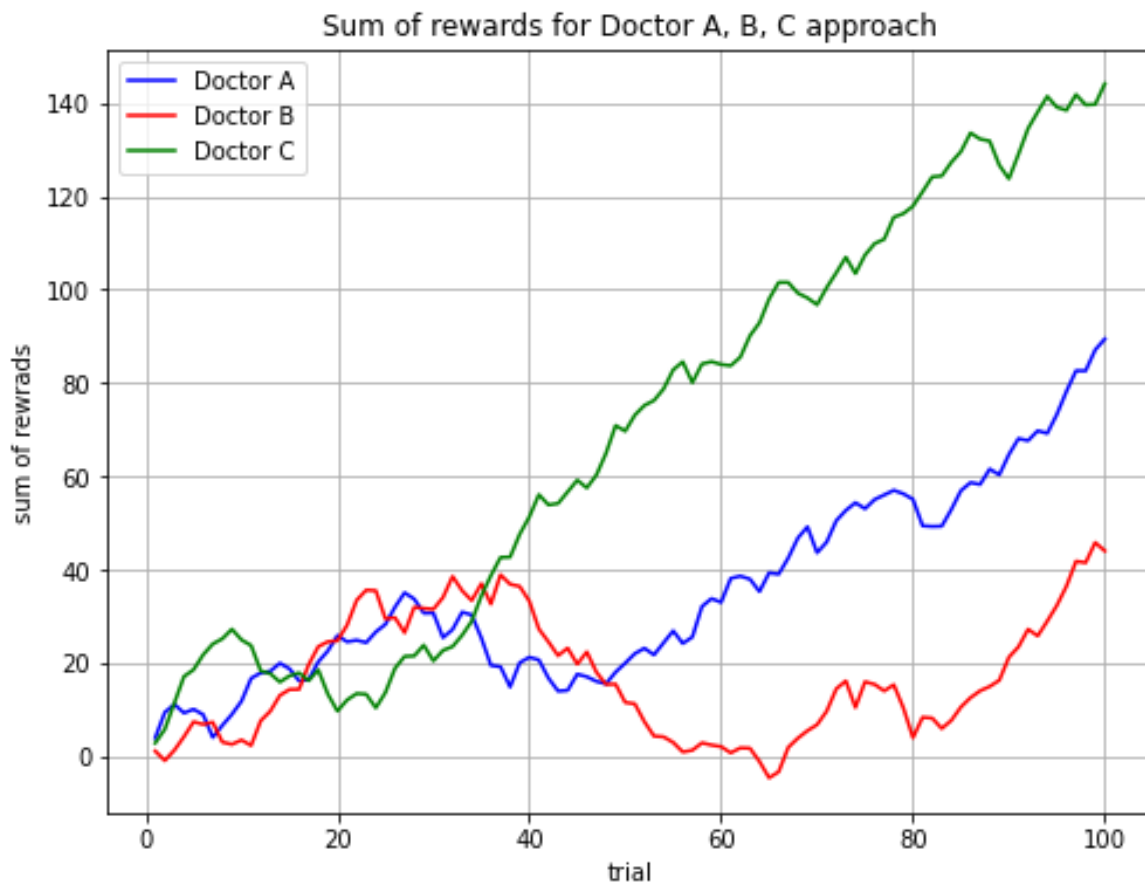
در بخش **Doctor A**، تابع `doctor_a_single_action` جهت دریافت پاداش پزشک A بر روی یک بیمار طبق رویکرد پزشک A طراحی شده است. تابع `doctor_a_approach` رویکرد پزشک A را با استفاده از تابع `doctor_a_single_action` بر روی ۱۰۰ بیمار آزمایش می کند و نتیجه که مجموع پاداش دریافتی تا هر تریال است را خروجی می دهد. در انتهای این بخش نمودار پاداش بر حسب تریال مربوط به رویکرد پزشک A توسط تابع `draw_reward_trial_plot` رسم می شود.

در بخش **Doctor B**، تابع `doctor_b_single_action` جهت دریافت پاداش پزشک B بر روی یک بیمار طبق رویکرد پزشک B طراحی شده است. تابع `doctor_b_approach` رویکرد پزشک B را با استفاده از تابع `doctor_b_single_action` بر روی ۱۰۰ بیمار آزمایش می کند و نتیجه که مجموع پاداش دریافتی تا هر تریال است را خروجی می دهد. در انتهای این بخش نمودار پاداش بر حسب تریال مربوط به رویکرد پزشک B توسط تابع `draw_reward_trial_plot` رسم می شود.

در بخش **Doctor C**، تابع `doctor_c_approach` رویکرد پزشک C را بر روی ۱۰۰ بیمار آزمایش می کند و نتیجه که مجموع پاداش دریافتی تا هر تریال است را خروجی می دهد. در انتها این بخش نمودار پاداش بر حسب تریال مربوط به رویکرد پزشک C توسط تابع `draw_reward_trial_plot` رسم می شود.

در بخش **Doctor A, B, C**، نمودار پاداش بر حسب تریال مربوط به رویکرد هر سه پزشک توسط تابع `draw_reward_trial_plot_together` در یک نمودار رسم می شود.

نتایج



شکل ۱: نمودار پاداش بر حسب تریال رویکرد سه پزشک

با توجه به نمودار مجموع پاداش بر حسب تریال هر سه پزشک، نتیجه می گیریم در یکبار اجرا، میزان پاداش دریافتی بر روی ۱۰۰ بیمار پزشک C نسبت به پزشک A و پزشک A نسبت به پزشک B بیشتر بوده است. در نتیجه رویکرد پزشک C در انتخاب دارو برای بیماران نسبت به پزشک A و B بهتر بوده است.

روند اجرای کد پیاده سازی

برای اجرا کدهای این بخش لازم است تا فایل `BP_reward.py` در کنار فایل `IL_HW1.ipynb` قرار داشته باشد.

سوال ۳

هدف سوال

در این سوال به تکرار روند سوال ۲ می پردازیم. با تکرار چندین باره سوال ۲ می توانیم با اطمینان بالاتری تحلیل های خود را بیان کنیم. همچنین در این سوال بازه اطمینان نمودار ها را نیز رسم کردیم و به مقایسه رویکرد سه پزشک پرداختیم.

توضیح پیاده سازی

کد های مربوط به پیاده سازی این سوال در فایل `IL_HW1.ipynb/html` قسمت **Question 3** قرار دارد.

تابع `draw_confidence_interval` برای نمایش بازه اطمینان نمودار پاداش بر حسب تریال هر پزشک استفاده می شود. همچنین تابع `repeat_run_of_Q2` به تکرار روند سوال ۲، یعنی رسم نمودار پاداش بر حسب تریال هر پزشک و رسم بازه اطمینان نمودار های بدست آمده به تعداد دفعات مد نظر با استفاده از چهار تابع `draw_confidence_interval`، `draw_reward_trial_plot`، `doctor_x_approach`، `draw_reward_trial_plot_together` می پردازد.

بخش های **Run 5 times**، **Run 20 times** به ترتیب ۵ و ۲۰ بار روند صورت گرفته در سوال ۲ را تکرار می کنند و بازه اطمینان هر نمودار را نیز رسم می کنند.

در بخش **Run 5 times**، با استفاده از تابع `repeat_run_of_Q2`، به تعداد ۵ بار، نمودار پاداش بر حسب تریال هر سه پزشک را توسط دو تابع `draw_reward_trial_plot` و `doctor_x_approach` رسم می کنیم و همچنین با استفاده از تابع `draw_confidence_interval` بازه اطمینان های آنان را محاسبه و نمودار بازه اطمینان را رسم می کنیم؛ در انتها هر اجرا نیز با استفاده از تابع `draw_reward_trial_plot_together` نمودار پاداش بر حسب تریال هر سه پزشک در کنار هم را رسم می کنیم.

در بخش **Run 20 times**، با استفاده از تابع `repeat_run_of_Q2`، به تعداد ۲۰ بار، نمودار پاداش بر حسب تریال هر سه پزشک را توسط دو تابع `draw_reward_trial_plot` و `doctor_x_approach` رسم می کنیم و همچنین با استفاده از تابع `draw_confidence_interval` بازه اطمینان های آنان را محاسبه و نمودار بازه اطمینان را رسم می کنیم؛ در انتها هر اجرا نیز با استفاده از تابع `draw_reward_trial_plot_together` نمودار پاداش بر حسب تریال هر سه پزشک در کنار هم را رسم می کنیم.

نتایج

در دو جدول زیر رتبه عملکرد رویکرد سه پزشک در ۵ و ۲۰ اجرا را نشان می دهیم.

جدول ۱: نتایج رویکرد سه پزشک با ۵ بار تکرار سوال ۲

| دفعاتی که بدترین رویکرد را داشت | دفعاتی که رویکرد متوسط را داشت | دفعاتی که بهترین رویکرد را داشت | |
|---------------------------------|--------------------------------|---------------------------------|--------|
| ۰ | ۴ | ۱ | پزشک A |
| ۵ | ۰ | ۰ | پزشک B |
| ۰ | ۱ | ۴ | پزشک C |

جدول ۲: نتایج رویکرد سه پزشک با ۲۰ بار تکرار سوال ۲

| دفعاتی که بدترین رویکرد را داشت | دفعاتی که رویکرد متوسط را داشت | دفعاتی که بهترین رویکرد را داشت | |
|---------------------------------|--------------------------------|---------------------------------|--------|
| ۲ | ۱۵ | ۳ | پزشک A |
| ۱۸ | ۲ | ۰ | پزشک B |
| ۰ | ۳ | ۱۷ | پزشک C |

با توجه به نتایجی که در ۵ و ۲۰ بار اجرا سوال ۲ بدست آوردیم، مشاهده می کنیم که در اکثر مواقع میزان پاداش دریافتی بر روی ۱۰۰ بیمار پزشک C نسبت به پزشک A و پزشک A نسبت به پزشک B بیشتر بوده است. در نتیجه پزشک C دارای بهترین رویکرد و پزشک B دارای بدترین رویکرد در انتخاب داروی مناسب برای بیماران می باشد.

زیر بخش ۱

چرا لازم است که سوال ۲ را چندین بار تکرار کنیم و سپس نتیجه را گزارش کنیم؟

زیرا تکرار به ما این امکان را می دهد تا الگوها و روندها را در نتایج خود مشاهده کنیم. این برای کار ما مثبت است، و آن را قوی تر می کند و بهتر می تواند ادعاهای ما را پشتیبانی کند. تکرار به حفظ یکپارچگی داده ها کمک می کند. از سوی دیگر، تکرار آزمایش ها به ما این امکان را می دهد تا اشتباهات، تصادفات و جعل ها را شناسایی کنیم.

زیر بخش ۲

فاصله اطمینان ۹۵٪ ($\alpha=0.05$) چه چیزی را نشان می دهد؟

فاصله اطمینان ۹۵ درصد طیفی از مقادیر را تعریف می کند که می توانید ۹۵ درصد مطمئن باشید که میانگین جمعیت را در بر می گیرد. با نمونه های بزرگ، می دانید که این میانگین با دقت بسیار بیشتری نسبت به نمونه های کوچک انجام می شود، بنابراین فاصله اطمینان زمانی که از یک نمونه بزرگ محاسبه می شود بسیار باریک است.

در واقع فاصله اطمینان به احتمال ۹۵٪ اشاره دارد که پارامتر برای نسبت معینی از بارها بین کران پایین و کران بالا قرار می گیرد. فواصل اطمینان میزان عدم قطعیت یا قطعیت را در یک روش نمونه گیری اندازه گیری می کند. در اینجا می توانیم بگوییم که مطمئن هستیم که ۹۵ درصد نمونه ها بین کران پایین و کران بالایی قرار دارند یا می توانیم بگوییم که ۵ درصد مطمئن هستیم که بازه ساخته شده ما حاوی داده نخواهد بود.

روند اجرای کد پیاده سازی

برای اجرا کد های این بخش لازم است تا فایل `BP_reward.py` در کنار فایل `IL_HW1.ipynb` قرار داشته باشد.

سوال ۴

هدف سوال

در این سوال به رسم نمودار جعبه ای پاداش سه پزشک برای آزمایش با ۱۰ بار تکرار و فقط برای آخرین بیمار(در تریال صدم) پرداختیم.

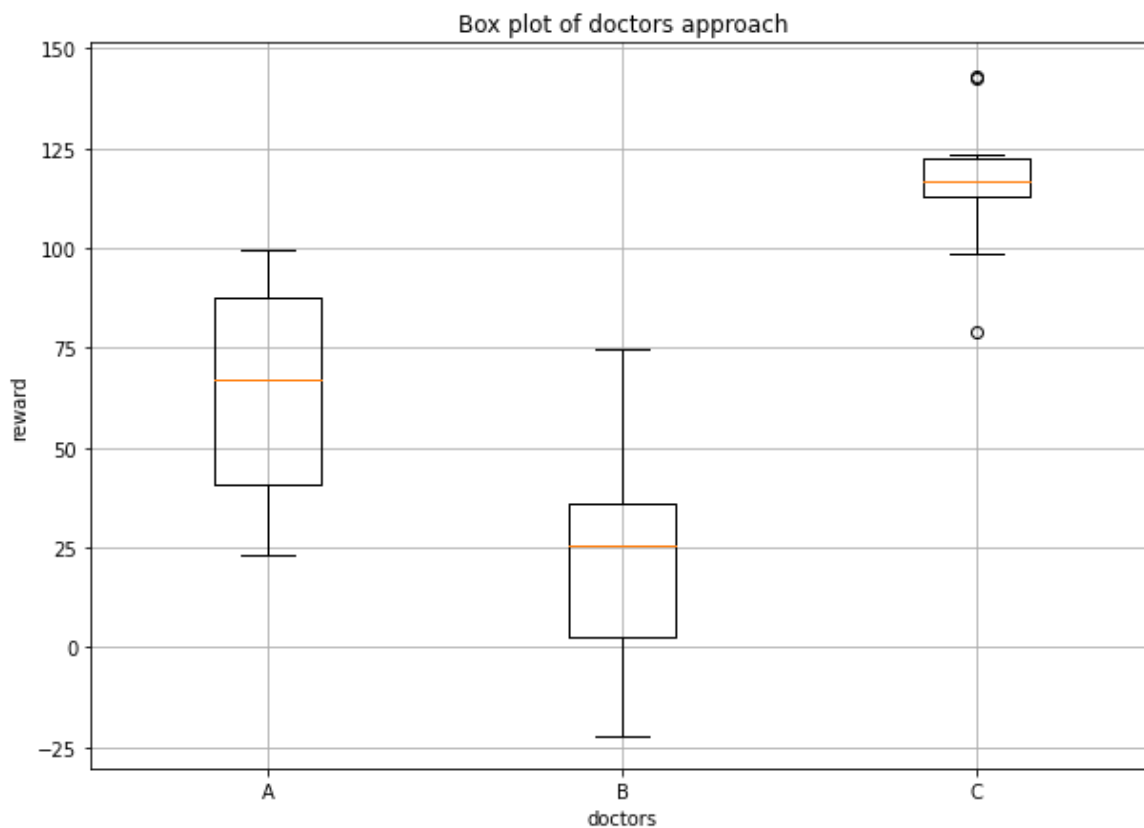
توضیح پیاده سازی

کد های مربوط به پیاده سازی این سوال در فایل `IL_HW1.ipynb/html` قسمت **Question 4** قرار دارد.

تابع `draw_box_plot` برای نمایش نمودار جعبه ای پاداش پزشک ها طراحی شده است.

در بخش **Run 10 times**، به تعداد ۱۰ بار، برای هر یک از سه پزشک با استفاده از تابع `doctor_x_approach`، میزان پاداش رویکرد پزشک در تجویز دارو برای بیماران را محاسبه می کنیم و پاداش تریال صدم را ذخیره می کنیم. در ادامه با استفاده از تابع `draw_box_plot`، نمودار جعبه ای پاداش های سه پزشک در ۱۰ بار آزمایش را یکبار به صورت جدا و یکبار به صورت کنار هم رسم می کنیم.

نتایج



شکل ۲: نمودار جعبه ای پاداش رویکرد سه پزشک با ۱۰ بار تکرار سوال ۲

با توجه با نمودار جعبه ای بدست آمده، نمودار جعبه ای پزشک A ، B ، C به ترتیب تقریباً متقارن ، دارای چولگی راست ، دارای چولگی چپ می باشد.

روند اجرای کد پیاده سازی

برای اجرا کد های این بخش لازم است تا فایل *BP_reward.py* در کنار فایل *IL_HW1.ipynb* قرار داشته باشد.

سوال ۵

فرض صفر (H_0) : داروی اول اثر بخشی بهتری نسبت به داروی دوم دارد.

فرض مقابل (H_A) : داروی دوم اثر بخشی بهتری نسبت به داروی اول دارد.

آزمون فرض ما بدین شرح است:

برای انجام آزمون فرض از $p\text{-value}$ استفاده می کنیم. به تعداد ۱۰۰۰۰۰۰ بار دو دارو را آزمایش می کنیم و پاداش دریافتی دو دارو در هر دفعه مقایسه می کنیم. α یا $significance\ level$ را بطور پیش فرض برابر ۵ درصد در نظر می گیریم. اگر احتمال اینکه پاداش دریافتی ما از دارو اول نسبت به دارو دوم بیشتر باشد، خیلی بزرگتر از $significance\ level$ مان باشد، فرض صفر را نمی توانیم رد کنیم و اگر کمی بزرگتر یا کوچکتر باشد، فرض صفر را می توانیم رد می کنیم.

در ۱۰۰۰۰۰۰ آزمایش دو دارو، در ۹۹۹۹۹۹ بار پاداش دریافتی داروی اول بیشتر از پاداش دریافتی داروی دوم بود؛ پس:

داروی اول : H_0 | پاداش دریافتی داروی اول از پاداش دریافتی داروی دوم بیشتر باشد) $p\text{-value} = P(0.99 = \text{اثر بخشی بهتری نسبت به داروی دوم دارد})$

$$significance\ level = 0.05$$

$$p\text{-value} = 0.99 \gg 0.05$$

از آنجایی که مقدار $p\text{-value}$ ما از $significance\ level$ مان خیلی بیشتر است؛ بنابراین فرض صفر (H_0) را نمی توانیم رد کنیم. در نتیجه ادعای مطرح شده درست است و داروی اول اثر بخشی بهتری نسبت به داروی دوم دارد.

کد آزمایش

کد های مربوط به آزمایش انجام شده در این سوال در فایل `IL_HW1.ipynb/html` قسمت **Question** قرار دارد.

روند اجرای کد پیاده سازی

برای اجرا کد های این بخش لازم است تا فایل `BP_reward.py` در کنار فایل `IL_HW1.ipynb` قرار داشته باشد.

سوال ۶

A/B testing (همچنین به عنوان bucket testing یا split-run testing نیز شناخته می‌شود) یک روش تحقیق تجربه کاربر است. A/B testing شامل یک آزمایش تصادفی با دو نوع A و B است. این شامل استفاده از آزمون فرض های آماری یا "آزمون فرض دو نمونه ای" است که در زمینه آمار استفاده می‌شود. A/B testing روشی برای مقایسه دو نسخه از یک متغیر واحد است، معمولاً با آزمایش پاسخ آزمودنی به نوع A در برابر نوع B، و تعیین اینکه کدام یک از این دو متغیر مؤثرتر است.

زیر بخش ۱

روش آزمون A/B testing به رویکرد کدام پزشک نزدیکتر است؟

این روش به رویکرد پزشک C نزدیکتر است زیرا در این رویکرد همانند A/B testing، یک تغییر بر روی دو گروه کوچک با اندازه مشابه از جامعه آماری آزمایش می‌شود و با تجزیه و تحلیل نتایج، می‌توان تعیین کرد که تغییر تجربه تأثیر مثبت، منفی یا خنثی بر افراد گذاشته است. در رویکرد پزشک C نیز بعد آزمایش دو دارو بر روی گروه کوچکتری از بیماران، دارو مناسب انتخاب می‌شود و در ادامه از این دارو (از این تغییر) برای آزمایش‌ها استفاده می‌شود.

زیر بخش ۲

روش آزمون A/B testing چه مزایا و معایبی نسبت به سایرین دارد؟

مزایا: از طریق A/B testing، به راحتی می‌توان یک ایده واضح از آنچه کاربران ترجیح می‌دهند بدست آورد، زیرا مستقیماً یک چیز را بر دیگری آزمایش می‌کند. این مبتنی بر رفتار واقعی کاربر است، بنابراین داده‌ها می‌توانند بسیار مفید باشند، به‌ویژه هنگام تعیین اینکه چه چیزی بین دو گزینه بهتر عمل می‌کند. علاوه بر این، می‌تواند به سوالات طراحی بسیار خاص نیز پاسخ دهد. یکی از نمونه‌های آن تست A/B گوگل با رنگ‌های پیوند است. به منظور بهینه سازی درآمد، آنها ده ها رنگ هایپرلینک مختلف را آزمایش کردند تا ببینند کاربران تمایل دارند روی کدام رنگ بیشتر کلیک کنند.[1]

معایب: با این حال، A/B testing چندین معایب دارد. همانطور که در بالا ذکر شد، A/B testing برای سوالات طراحی خاص خوب است، اما می‌تواند یک نقطه ضعف نیز باشد، زیرا عمدتاً فقط برای مشکلات طراحی خاص با نتایج بسیار قابل اندازه گیری خوب است. همچنین می‌تواند یک فرآیند بسیار پرهزینه و به موقع باشد. بسته به اندازه شرکت و/یا تیم، جلسات و بحث‌های زیادی در مورد اینکه دقیقاً چه چیزی

باید آزمایش شود و تأثیر A/B testing چه چیزی است، می تواند وجود داشته باشد. اگر تأثیر قابل توجهی نداشته باشد، ممکن است به اتلاف وقت و منابع منجر شود.[1]

1. https://en.wikipedia.org/wiki/A/B_testing
2. <https://www.khanacademy.org/science/biology/intro-to-biology/science-of-biology/a/experiments-and-observations>