

# A/B test 的執行流程與計算



=~

簡報閱讀

範例與作業

問題討論

學習心得(完成)



#### 重要知識點



- A/B test 的 5 步驟
- 情境

>

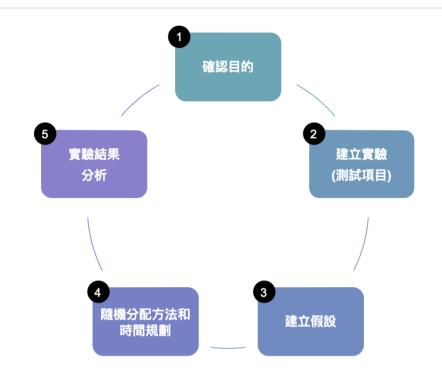
- 假設檢定的操作流程。
- 運用 python 操作假設檢定,進行 A/B test •

重要知識點



 $\square$   $\stackrel{\triangleright}{\mathbb{Z}}$   $\mathring{\mathbb{C}}$ 

#### 2. 選擇實驗的測試項目



## 情境

為了更準確且更有效率的了解使用者習慣,A/B 測試成為數位行銷中不可或缺的檢測方式。今天我們以優化 Email 行銷為例,進行A/B 測試。

#### 1. 確認目的

訂閱服務越來愈火紅,然而每個服務都想獲取人的 注意力,每人每天都會收到很多電子郵件,如何在 眾多郵件中,讓收件人能點開你的信件內容,看到 你想提供的資訊是很關鍵的環節。

以你的目標族群,是否有一種客製化信件書寫格式,能有效的提高 email 行銷的觸及率,而開信率是量度觸及率的指標之一。

今天的案例的目的為「提高 email 的開信率」。



- 影響開信率的因素以信件主旨、寄件人姓名和寄送時間是比較容易操作的 A/B 測試項目。
- 不同的測試項目,建議是分開進行測試,每 一項測試可以是 A/B 選擇,或 A/B/C/...的
   選擇,今天課程內容以 A/B 兩種選擇為主。

測試項目	A 選擇	B 選擇
信件主旨	收件人 + 主旨	主旨
寄信時間	平日	周末

現在的實驗,是想挑選添加何種個人化風格,讓收件者感覺到你是特別寄給他的,實驗中設計了兩種情境,左邊是偏向罐頭訊息,用統一的內容,右邊是個人化訊息,透過比較親親切的語言,運用個人化的打招呼的方式,是否能提高開信率?

#### 大家早安~

mora早安~

那這樣的目標下要怎麼做轉換變成假設檢定的問題?

## 3. 建立假設

#### 大家早安~

mora早安~

每一個人,隨機分配到兩種可能,每一種可能都可以分別計算開信的機率,假設昨邊公版的訊息,開信的機率  $p_{\alpha}$ ,右邊客製化的訊息,開信的機率為



使用背景,原本都使用公版的訊息,希望實驗有足夠的證據,證明右邊客製化的訊息較好,所以我們的假設應該這樣設計。

假設:

$$H_0: p_a \ge p_b$$
  
 $H_1: p_a < p_b$ 

## 4. 隨機分配方法

隨機分配的方法,會根據資料特性不同,而採用不同的方式,簡單隨機分配是最常見的一種,還有很多不同的變形,常見是簡單隨機分配,這個案例中採用簡單隨機分配。

各種隨機分配的方法	定義
Randomization:簡單隨機分派	根據亂數表,隨機分配。
Stratified randomization:分層隨機	依照特定資訊 (Ex:不同縣市) 先進行分層, 再依照各分層組內進行隨機分派,之後再將 各組分派後的結果整併為治療組與控制組
Cluster randomization:分群隨機	執行時須先將樣本區分成數個組內個體相似性高的群組(cluster),接著再以這些 cluster而非個體,來進行隨機分派。

資料來源:**隨機分派(Randomization in Experimental** study)

## 5. 實驗結果分析

我們總共寄給 100 個人,兩種不同的 email 主旨,50 封是統一式開頭,50 封是個人化開頭。

我的



統一式開頭,開信率為10%,個人化開頭,開信 率為 30%,看到這樣的資料會怎樣下決定?

#### 5. 實驗結果分析 - 將抽象情況數值化

Step 1: 將抽象情況數值化

開信服從一個伯努利(Bernoulli)分配。

統一式服從:

$$X_{a,i}$$
 ~ Bernoulli  $(p_a)$ ,  $i = 1, ..., 50$ 

平均數為  $p_a$ , 變異數為:

$$\sigma_a^2 = p_a(1-p_a)$$

客製化服從:

$$X_{b,i}$$
~Bernoulli  $(p_b)$ ,  $i = 1, ..., 50$ 

平均數為 ph,變異數為:

$$\sigma_b^2 = p_b(1-p_b)$$

## 5. 實驗結果分析 - 建立假設

Step2:建立假設

根據目標假設為



$$H_1: p_a - p_b < 0$$

根據中央極限定理

$$\overline{X_a} \rightarrow N(p_a, \frac{\sigma_a^2}{n_a}), \overline{X_b} \rightarrow N(p_b, \frac{\sigma_b^2}{n_b})$$
 $\overline{X_a} - \overline{X_b} \rightarrow N(p_a - p_b, \frac{\sigma_a^2}{n_a} + \frac{\sigma_b^2}{n_b})),$ 

	統一	客製	合併		
開信	5	15	20		
沒開信	45	35	80		
開信率					
$\widehat{p_a}$ =5/45					

這個有些難度,可以有需要再來翻閱

## 5. 實驗結果分析 - 計算估計值

Step 3:計算估計值

$$\overline{X_a}$$
- $\overline{X_b}$   $\rightarrow$   $N(p_a$ - $p_b$ ,  $\frac{\sigma_a^2}{n_a}$ +  $\frac{\sigma_b^2}{n_b}$ )),

透過樣本計算參數的估計值,



$$n_a$$
 · 派本變異數估計值= $\frac{\widehat{p_b}(1-\widehat{p_b})}{n_b-1}$   $\xrightarrow{\hat{p}(1-\hat{p})}$ 

因為在假設下 pa = pb · 所以變異數估計量用  $\hat{p}$  估計 。

	統一	客製	合併	
開信	5	15	20	
沒開信	45	35	80	
開信率				
$\widehat{p_a}$ =5/45				

這個有些難度,可搭配<u>影片</u>交叉學習

## 5. 實驗結果分析 - 計算 p 值

Step 4:計算 p 值

$$\widehat{p_a} - \widehat{p_b} \rightarrow N(p_a - p_b, \frac{\sigma_a^2}{n_a} + \frac{\sigma_b^2}{n_b})),$$

p值 (p-value)在HO 為真下,比我們收集到的資料還要極端的機率

P値=P(
$$\widehat{p_a}$$
- $\widehat{p_b}$ < 0.1-0.3| $H_0$ )=P( $\widehat{p_a}$ - $\widehat{p_b}$ -0.2| $H_0$ )
$$= P(\frac{(\widehat{p_a} - \widehat{p_b}) - (p_a - p_b)}{\sqrt{\frac{0.2(0.8)}{50-1} + \frac{0.2(0.8)}{50-1}}} < \frac{(-0.2) - (p_a - p_b)}{\sqrt{\frac{0.2(0.8)}{50-1} + \frac{0.2(0.8)}{50-1}}} | p_a - p_b = 0)$$

$$= P(Z < \frac{(-0.2)}{\sqrt{\frac{0.2(0.8)}{50-1} + \frac{0.2(0.8)}{50-1}}}) = P(Z < -2.5) = 0.0062$$



#### 異數估計量用 p̂ 估計

	統一	客製	合併	
開信	5	15	20	
沒開信	45	35	80	
開信率				
$\widehat{p_a}$ =5/45				

這個有些難度,可以有需要再來翻閱

## 5. 實驗結果分析 - python code

#### 語法 for 雙樣本比例檢定

 statsmodels.stats.proportion.proport ions\_ztest(A, B, alternative='smaller')

#### 參數說明:

• A:兩組開信的人數

• B:兩組的總人數

alternative: 'two-sided', 'smaller','larger' 分別代表雙尾檢定,左尾檢定與 右尾檢定

#### 輸出

• Z-test: 檢定量

• P-value: 這樣檢定量下的 p-value 值



## $H_1: p_a - p_b < 0$

#### 5. 實驗結果分析 - 推論

$$H_0: p_a - p_b \ge 0$$
  
 $H_1: p_a - p_b < 0$ 

P值 =  $0.006 < \alpha = 0.05$ 

結果傾向拒絕  $p_a - p_b \ge 0$  · 說明右邊客製化的開信率優於統一式的開信率。

#### 知識點回顧

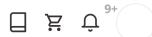
- 假設檢定的操作流程,共包含5大步驟。
- 運用 python 的 statsmodels 套件,課程中舉 最常見的 A\B test 案例,進行雙樣本比例檢定。

#### 延伸閱讀

#### 比例檢定單樣本語法

網站:<u>statsmodels.stats.proportion</u>









#### Examples

```
>>> count = 5
>>> nobs = 83
>>> value = .05
>>> stat, pval = proportions_ztest(count, nobs, value)
>>> print('{0:0.32}'.format(pval))
0.695
>>> import numpy as np
>>> from statsmodels.stats.proportion import proportions_ztest
>>> count = np.array([5, 12])
>>> nobs = np.array([33, 99])
>>> stat, pval = proportions_ztest(counts, nobs)
>>> print('{0:0.3£}'.format(pval))
0.159
```

#### 雙樣本平均數檢定

網站: scipy.stats.ttest\_ind

在今天課程教授的 A\B test 是雙樣本比例檢定, 如果雙樣本平均數檢定需求,可以參考此網頁內 容,詳細閱讀。

#### scipy.stats.ttest\_ind

scipy.stats.ttest\_ind(a, b, axis=0, equal\_var=True, nan\_policy='propagate')

[source]

Calculate the T-test for the means of two independent samples of scores.

This is a two-sided test for the null hypothesis that 2 independent samples have identical average (expected) values. This test assumes that the populations have identical variances by default.

Parameters: a, b : array\_like

The arrays must have the same shape, except in the dimension corresponding to axis (the first, by default).

axis: int or None, optional

Axis along which to compute test. If None, compute over the whole arrays, a, and b.

equal var: bool, optional

If True (default), perform a standard independent 2 sample test that assumes equal population variances [1]. If False, perform Welch's ttest, which does not assume equal population variance [2]. New in version 0.11.0.

#### 相依樣本雙樣本 python 語法

網站: scipy.stats.ttest\_rel

一般商業需求,都常為獨立樣本檢定,如果有相依 樣本需求,可以參考此網頁的資訊。





我的





下一步:閱讀範例與完成作業

