# 遊戲營收預測

- 1. 前提概要
- 2. 模型預測方式 & 評估
- 3. 模型特徵 & 特徵篩選
- 4. 模型訓練成效
- 5. 預測結果
- 6. 誤差原因調查
- 7. 實用性評估



# 營收預測的實際應用



## 用戶獲取

投放更多資金在高價值渠道上

## 資源分配

資源資中在高價值用戶體驗上





## 變現&留存

不同玩家量身定製的變現策略

## 財務預測

準確預測未來收入 評估規劃及預算



# 前提概要

需求: 每週新用戶180日營收預測

資料需求: 7天

標的: 180日營收預測

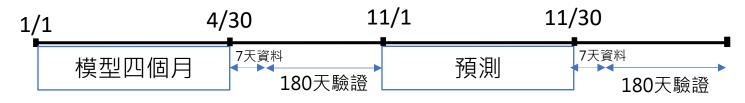
實際應用: 評估當週廣告是否會回本

困難點:付費率5%,大部分為免費活躍玩家

### 修改:

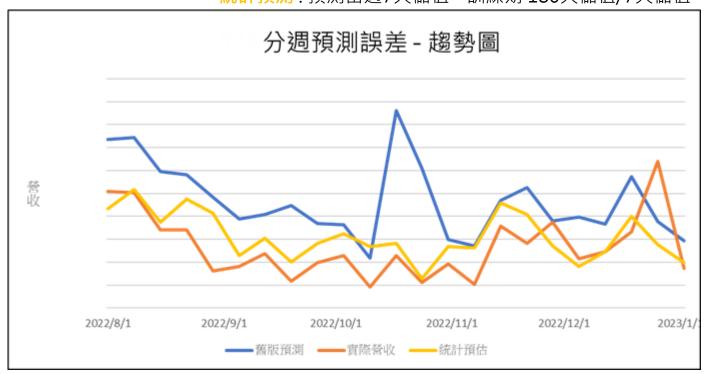
實際目的是評估回本,如果有需要可以再轉換成 ARPU 或 CPI 的比較維度,此次模型新增多種遊戲內詳細特徵、優化評估的方式、新增模型

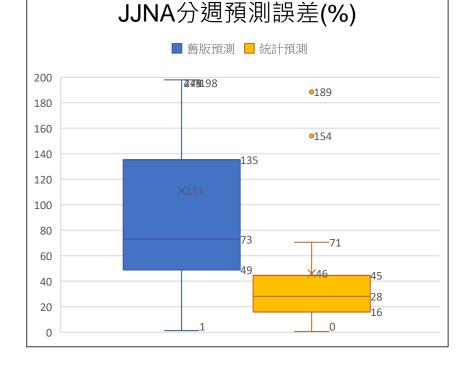
# 模型預測方式&成效評估





統計預測:預測當週7天儲值\*訓練期180天儲值/7天儲值





• 舊版預測不準確,統計預測比舊預測準很多

• 目標是要優於統計預測

# 模型預測步驟



- ▶新增綜合特徵
- ▶新增斜率特徵
- ▶新增類別變數
- ▶類別變數轉數值

# 模型特徵

#### 毎日數據



整合數據



類別數據

#### 舊版特徵

玩排位賽間隔 玩排位賽次數 玩排位賽勝率 玩一般對戰間隔 玩一般對戰次數 玩一般對戰勝率

上線時間

登入次數

5點後第一次登入時間

最大等級

最大球員等級

是否技能升級

是否有抽任意物品(球員、卡片、活動)

是否消耗或獲取鑽石

是否完成任務(日、週、挑戰)



#### 登入、上線類

每日登入 七天登入幾天 最大連續幾天登入 每日上線時間 平均日上線時長 上線時長斜率 上線時長正斜率次數 4點後第一次登入時間斜率 4點後第一次登入時間正斜率次數 第一次登入選擇職業

#### 訓練類

最大訓練階級 順練階級斜率 順練階級斜率正負斜率次數 技能升級總次數 達到技能滿級總數 最大球員評價 最大球員突破

#### 任務類

日任務完成總數 日任務完成斜率 日任務完成正斜率次數

#### 其他

國家平台

#### 對戰類

對戰次數 對戰平均每天次數 對戰次數斜率 對戰次數斜率次數 對戰總勝率 一般/牌位百分比 一般/牌位類別(70%up) 間隔少於5分鐘場次 間隔少於5分鐘場次/間隔場次 平均ping值 是否有真人對戰 真人對戰場次 真人對戰場次/總場次 真人對戰勝率 直人對戰評價差異 對戰評價差異

#### 儲值、廣告類

首儲日 首儲金額 7日總付費金額 7日總儲值次數 平均每日儲值 儲值金額斜率 儲值金額正負斜率加總 首點廣告日 7日總廣告金額 平均每日廣告點擊次數 廣告點擊斜率 廣告點擊正斜率次數

#### 一次性鑽石消費

技能槽 (1個、2個) 月卡 (7天、30天) 戰令通行證(普通、進階) 日常戰令

#### 鑽石總消費

#### 綜合性鑽石消費

鑽石消費 總消耗鑽石 平均每日消耗鑽石 鑽石消耗斜率 鑽石消耗正負斜率次數 總消耗綁鑽 平均每日消耗綁鑽 鄉鑽消耗斜率 綁鑽消耗計率 綁鑽消耗正負斜率次數

# 模型預測步驟

資料前處理 特徵評估 特徵縮放 模型訓練 實際測試 ▶時區修正 > 共線性評估

- ▶新增綜合特徵
- ▶新增斜率特徵
- ▶新增類別變數
- ▶類別變數轉數值

- ▶特徵排除並分組
  - 102
  - 98
  - 86
  - 82
- > 營收與各特徵相關性

# 什麼是共線性?





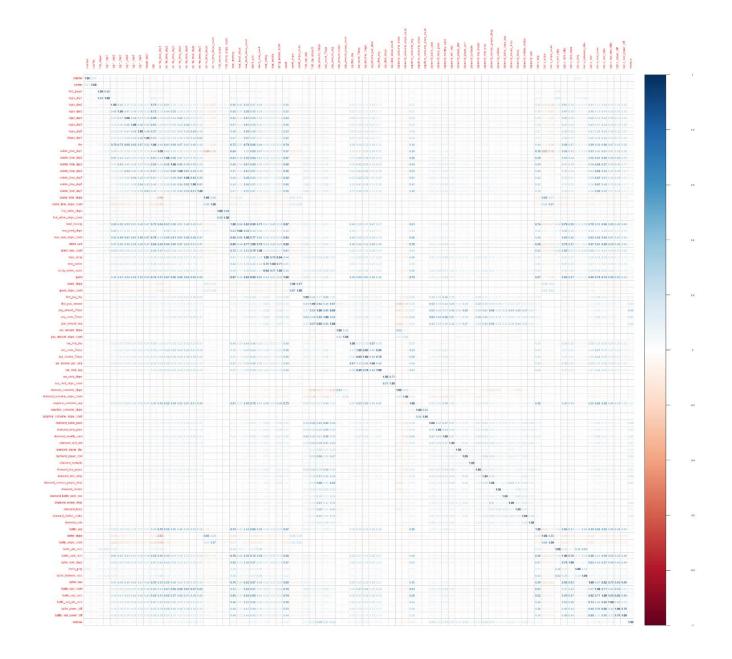


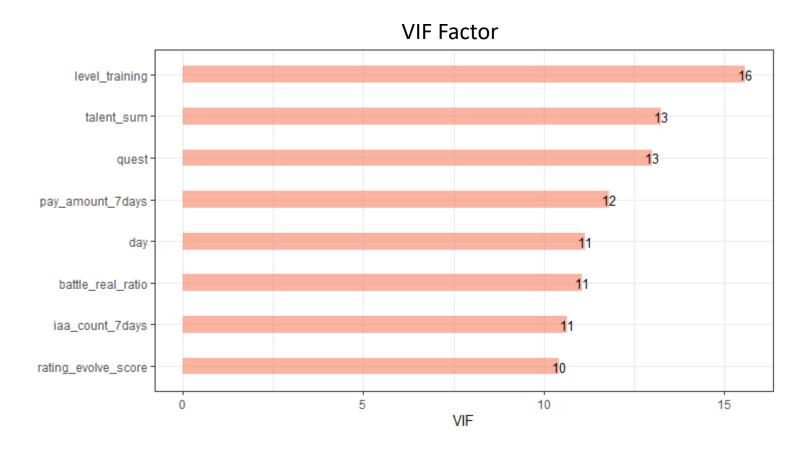
## 我正在研發我的饅頭 想找出哪種饅頭最好吃

- 1. 麵粉重量
- 2. 鹽巴
- 3. 糖
- 4. 大小
- 5. 顏色
- 6. 香味
- 7. 甜味

使用的糖跟甜味相關性高,兩個特徵同時放入模型會有共線性的情形

## 各特徵相關性矩正





- 排除21個特徵後剩餘86個特徵,部分特徵還是有些微的共線性
- 之後使用的模型都可以一定程度消除共線性,所以不一定要把全部排除
- 共線性高到低,主觀選擇4種特徵組合: 102個、98個、86個、82個

## 累積180日營收與特徵相關性

	Index	revenue 🔻
	revenue	1
,	pay_amount_7days	0.453983
•	pay_count_7days	0.366973
	pay_amount_avg	0.339509
•	diamond_contract_player_shop	0.308578
	first_pay_amount	0.308187
•	diamond_limit_shop	0.304827
	diamond_battle_pass	0.294055
	diamond_player_coin	0.279787
	diamond_skill_slot	0.267284
	diamond_monthly_card	0.255226

sapphire_consume	0.254437
diamond_daily_pass	0.234505
diamond_buy_player	0.229315
diamond_clothes_status	0.223689
diamond_evolve_shop	0.222502
sapphire_consume_avg	0.21146
diamond_player_coin_avg	0.201901
diamond_contract_player_shop_avg	0.198553
diamond_player_star	0.198267
battle_real_count	0.189258
diamond_limit_shop_avg	0.188748
diamond_player_star_avg	0.179903
onlinte_time_day6	0.175381
first_pay_day	0.17353
diamond_clothes_status_avg	0.171411
onlinte_time_day7	0.171178
iaa_count_7days	0.170866

# 模型預測步驟

## 資料前處理

- ▶時區修正
- ▶新增綜合特徵
- ▶新增斜率特徵
- ▶新增類別變數
- ▶類別變數轉數值

## 特徵評估

- ▶共線性評估
- ▶特徵排除並分組
  - 102
  - 98
  - **86**
  - 82
- > 營收與各特徵相關性

## 特徵縮放

- ➤ 正規化 Normalization
- ➤ 標準化 Z-score

## 模型訓練

- **♦** LASSO

▶設計訓練方式

- **♦** LGBM
- **♦** XGboost
- ➤ 四個月模型訓練找模型參數 Cross Validation
- ▶ 隔六個月當訓練結果
- > 重要特徵排序

## 實際測試

# 各模型訓練及各特徵數下誤差

Train: 2022/1~4月

Test: 2022/11月

2022年11月	180日累積營收	預測誤差
實際	250	-
統計預測	350	34.6%
舊預測	400	41.1%

#### Test result:

#### 跑50次10-fold Cross Validation 找最佳參數

#### MM = Min-Max normalization

	103	103MM	98	98MM	86	86MM	82	82MM
LASSO_CV	23.26	28.71	22.49	28.71	23.99	29.13	19.3	26.75
LASSO_CV_50	23.23	32.91	23.24	32.05	23.1	31.28	19.51	31.29
lgbm_short	26.14	30.41	22.44	25.02	27.48	25.06	28.63	31.11
lgbm_long	27.64	29.88	28.63	23.55	33.04	27.38	20.72	25.88
xgboost_short	21.27	28.86	29.4	30.03	33.2	22.12	26.34	20.81
xgboost_short xgboost_long	19.19	27.61	28.27	31.09	39.85	24.01	21.34	29.91

# 重要特徵排序

## LASSO

Features	特徵	cofficients
pay_amount_7days	7日總儲值	0.6876
diamond_limit_shop	限購商店	0.1402
diamond_clothes_status	時裝屬性	0.1042
diamond_battle_pass	戰令	0.0801
diamond_contract_player_shop	簽約球員商店	0.0769
diamond_monthly_card	月卡	0.0644
diamond_buy_player	球員購買	0.0590
diamond_player_star	金星、銀星	0.0528
diamond_skill_slot	技能槽	0.0512
diamond_player_coin	球員金幣	0.0369
diamond_evolve_shop		0.0344
sapphire_consume_avg		0.0105
diamond_consume_slope		0.0101
sapphire_consume_slope		0.0024
diamond_clothes		0.0010
onlinte_time_day7		0.0010
onlinte_time_day6		0.0009
onlinte_time_day5		0.0004
onlinte_time_day3		0.0002
onlinte_time_day2		0.0001

## **LGBM**

Feature	特徵	Importance
pay_amount_avg	平均每日儲值	494
pay_amount_7days	7日總儲值	395
iaa_income_7days	7日總IAA	208
sapphire_consume_avg	平均每日綁鑽	195
quest	每日任務總數	168
iaa_count_7days	7日總IAA點擊	137
onlinte_time_day3	第三天上線時長	135
pay_count_7days	7日總付費次數	130
onlinte_time_day7	第七天上限時長	124
level_training	最大訓練等級	112
talent_sum		112
first_pay_amount		108
first_pay_day		98
diamond_battle_pass		95
onlinte_time_day6		82
max_rating		79
diamond_buy_player		73
battle_real_count		73
diamond_limit_shop		71
diamond_consume_slope		67

(選取28個特徵)

# 模型預測步驟

### 資料前處理

- ▶ 時區修正
- ▶新增綜合特徵
- ▶新增斜率特徵
- ▶新增類別變數
- ▶類別變數轉數值

### 特徵評估

- ▶共線性評估
- ▶特徵排除並分組
  - 102
  - 98
  - 86
  - 82
- > 營收與各特徵相關性

## 特徵縮放

- ➤ 正規化 Normalization
- ➤ 標準化 Z-score

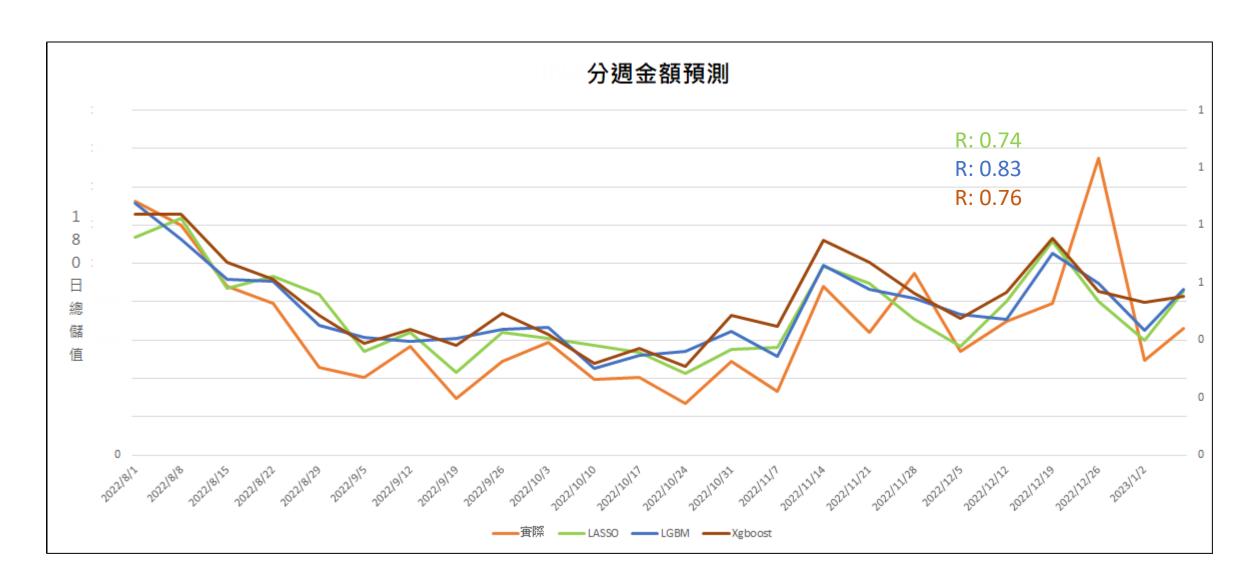
### 模型訓練

- ▶設計訓練方式
  - **♦** LASSO
  - **♦** LGBM
  - ◆ XGboost
- ➤ 四個月模型訓練找模型參數 Cross Validation
- ▶ 隔六個月當訓練結果
- ▶重要特徵排序

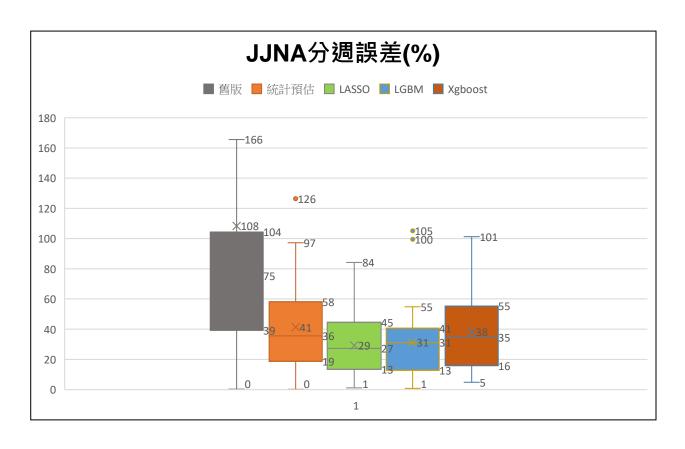
## 實際測試

- ▶ 分週結果
- ▶廣告與誤差相關性
- ▶ 人數與誤差相關性
- ▶雙週、月結果
- ▶ 限IOS結果
- ▶實際呈現

# 分週180日金額預測-趨勢圖



## 分週誤差 - 盒鬚圖



- 訓練的模型都比統計的結果好不少
- LASSO的平均跟中位數都比LGBM低,且極端誤差較少
- LASSO的結果
  - ➤ 相關性R值0.74
  - ▶ 25%資料誤差在13%
  - ▶ 50%資料誤差在27%
  - ▶ 75%資料誤差在45%
- LGBM的結果
  - ➤ 相關性R值0.83
  - ▶ 25%資料誤差在13%
  - ▶ 50%資料誤差在31%
  - ▶ 75%資料誤差在41%
- Xgboost結果差

## 每週30%的誤差還是有點大 ....

## 可能誤差大的原因 & 數據優化

- 1. 是不是有投放廣告的區間誤差較大?
- 2. 有觀察出實際180日金額越低誤差越大的狀況
  - 誤差跟實際金額的相關性?

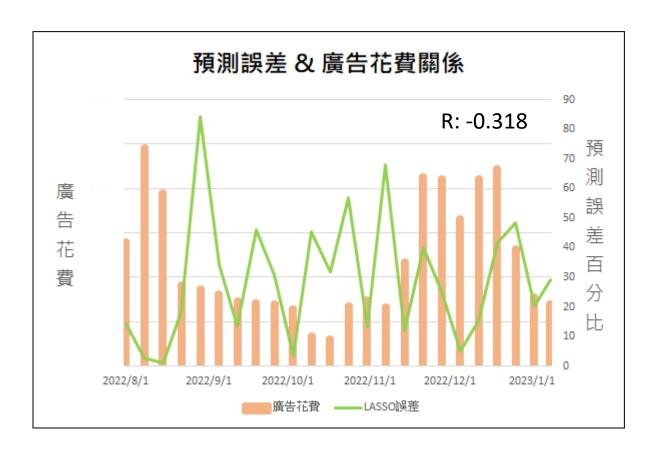
#### 金額低 => 人數少

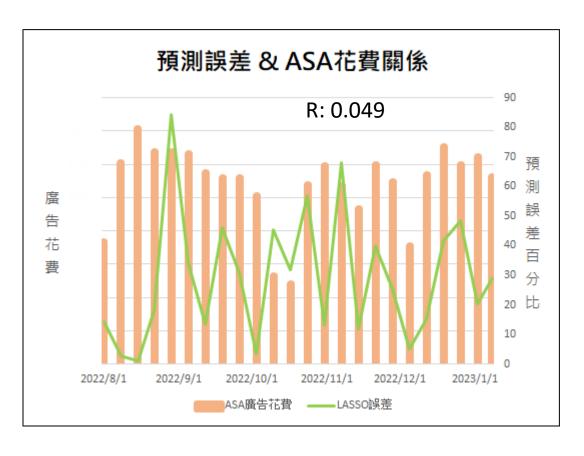
- 是否人數越少越不穩定,觀察WAU、付費人數、廣告人數相關性
- 3. 人數不夠的話,分雙週看、分月看?



# 投放廣告的區間誤差(%)比較大?

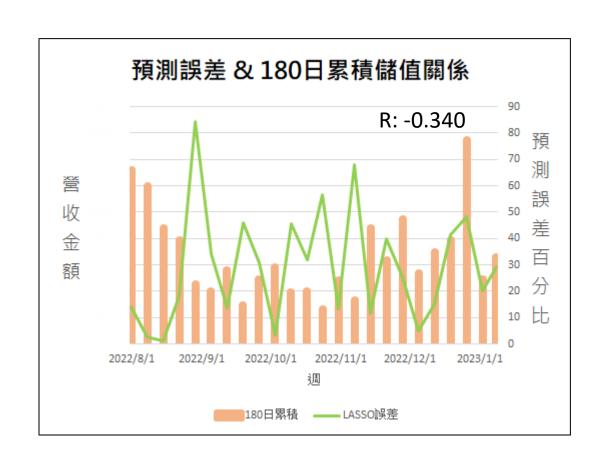






- 預測誤差跟廣告花費的相關性R為 -0.318, 呈現中低度相關,表示花費越多誤差越小
- 跟ASA花費的相關性R為 0.049,無相關

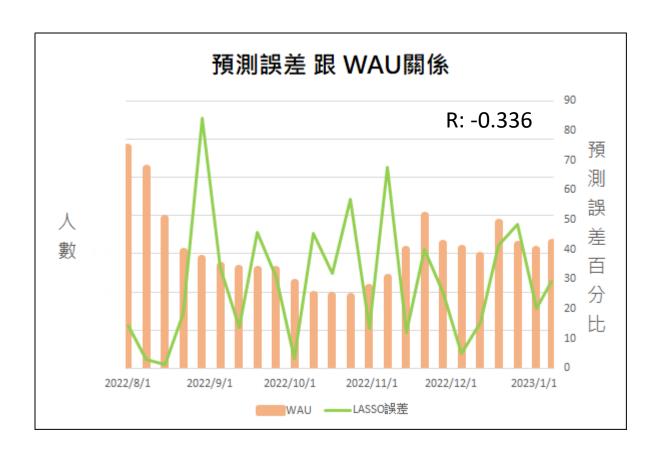
# 營收越低誤差(%)越大?



· 預測誤差跟營收的相關性R為 -0.340 · 呈現中低度相關 · 表示營收越高誤差越小

# 人數越少誤差(%)越大?





預測誤差跟WAU的相關性R為 -0.336, 呈現中低度相關,表示當週人數越多誤差越小

## 營收越小誤差越大基本原因



## 引擎大修

實際金額: 100,000 我猜金額: 90,000

誤差: 10%

絕對誤差: 10,000





## 引擎大修

實際金額: 20,000 我猜金額: 10,000

誤差: 50%

絕對誤差: 10,000

- 金額越小誤差越大
- 使用絕對誤差來輔助評估

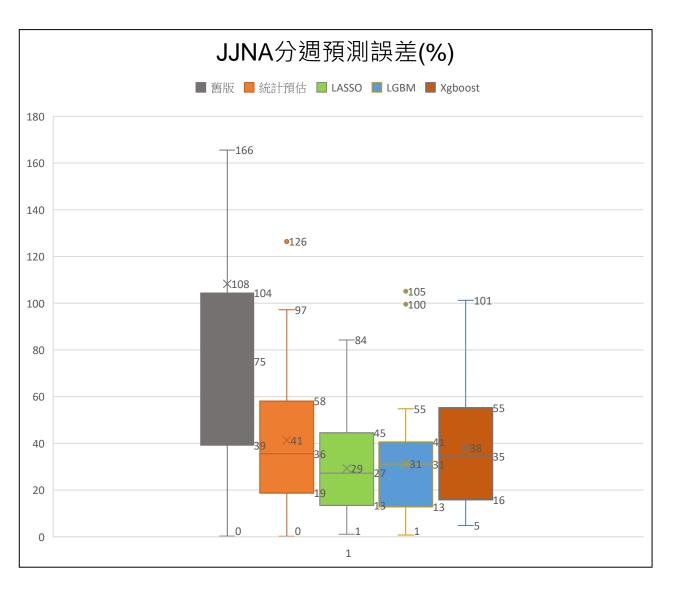
# 誤差 & 各指標相關性

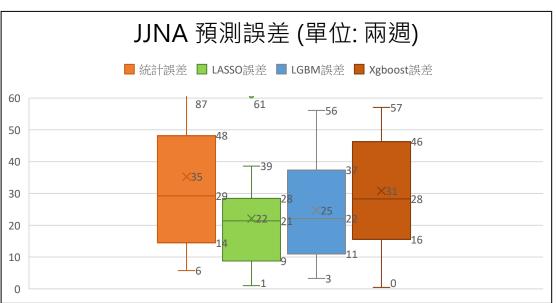
	<b>誤差(%)</b> 相關性	<b>絕對誤差</b> 相關性
總金額	-0.34	0.41
7日付費人數	-0.28	0.19
7日廣告人數	-0.35	-0.06
WAU	-0.34	0.06
廣告花費	-0.32	0.06
ASA廣告花費	0.05	0.15
非ASA廣告花費	-0.35	0.03

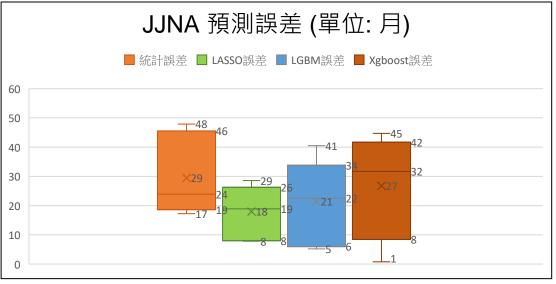
分雙週、月

- 人數越少、金額越少百分比誤差會變大
- 金額越高絕對誤差會變大,也能得知人數多寡不影響絕對誤差

# 分雙週跟分月結果是否較穩定?



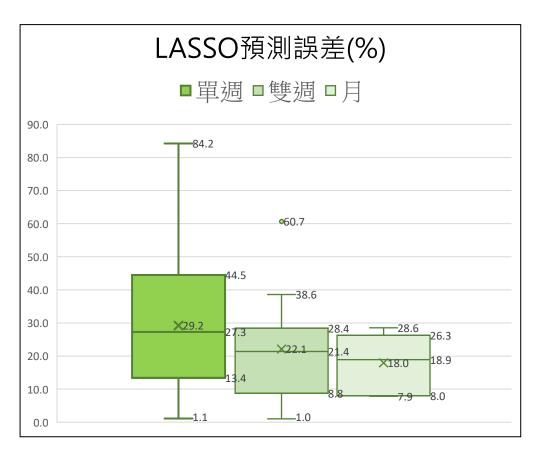




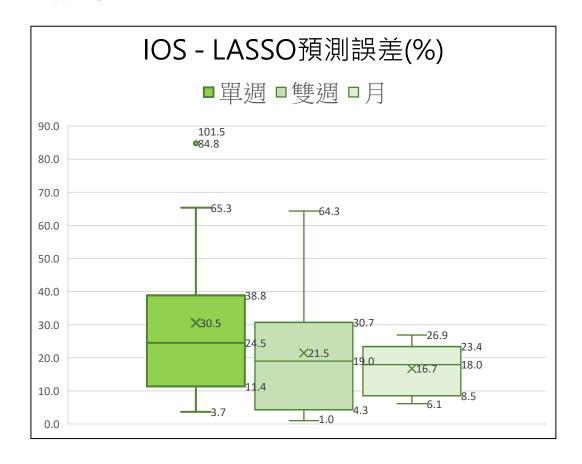
# LASSO預測誤差-分平台

訓練模型: 全平台

預測: 全平台



預測: IOS



• 人數越多 > 誤差(%)越穩定

• IOS預測結果跟全平台預測結果差不多

# 單週評估

R: 0.64

			1		
分週	人數	實際180日營收	預測營收	誤差(%)	絕對誤差
2022/8/1				13	
2022/8/8				-13	
2022/8/15	4000	7064	6127	-13	
2022/8/22		1/2/5		9	626
2022/8/29			6185	102	
2022/9/5				31	
2022/9/12				6	
2022/9/19				37	
2022/9/26		4387		25	
2022/10/3		5108		4	187
2022/10/10		2871		65	
2022/10/17		3539		34	1104
2022/10/24				54	1205
2022/10/31				11	515
2022/11/7		7764	5100	85	
2022/11/14		7510	8530	14	1019
2022/11/21		6062	7992	32	
2022/11/28				-35	
2022/12/5				-8	
2022/12/12		6743		8	537
2022/12/19		7414	10334	39	
2022/12/26			6804	-54	
2023/1/2				16	751
2023/1/9		6343	7004	24	

- 儲值金額越少誤差越大
- 分週誤差不穩定,人數少時誤差大
- 誤差範圍大,只有相關性高 0.6415 可以參考

# 雙週評估-投廣期間較穩定

分兩週	ASA花費	非ASA花費	人數	誤差(%)	絕對誤差
2022/8/1			10766	-3	-609
2022/8/15			7398	-2	-311
2022/8/29	614		62/11	64	
2022/9/12			6326	17	13/13
2022/9/26	53.2		5924	13	1265
2022/10/10			4950	48	1069
2022/10/24	567		60/2	25	1721
2022/11/7			8995	33	3363
2022/11/21			12618	-7	-1058
2022/12/5			10353	1	122
2022/12/19			11000	-23	-5164
2023/1/2	592		10189	21	

- 有投放非ASA廣告時,人數的增加可以讓誤差降低
- 反之只有ASA投放時可能誤差較大

## 實際使用狀況



從 2022 年 8 月到 2024 年 2 月,模型對每個月的預測誤差分布如下(以百分比表示):

•最小值 (Min): 0.6%

•第一四分位數 (Q1): 5.9%

•中位數 (Median): 9.1%

•第三四分位數 (Q3): 12.7%

•最大值 (Max): 25.3%

•預測與實際相關性 (R): 0.933

總月份預測誤差 4.05%