Manufacturing Data Science

## Airbnb Taipei 訂價預測模型與策略優化



Group G | 陳郁婷 楊喆東 徐尚淵 楊喻妃



- 01 專案背景
- 02 資料前處理
- 03 重要變數挑選
- 04 模型建立
- 05 結果分析
- 06 展示影片



## 01 專案背景

- 02 資料前處理
- 03 重要變數挑選
- 04 模型建立
- 05 結果分析
- 06 展示影片

#### 以使用者角度拆解 Airbnb 潛在痛點



#### 房客

- 缺乏議價空間
- 無法確認物件資訊真實性

#### 房東

- 競品資訊難以搜集
- 訂價策略缺乏數據輔佐

由於房東在交易中較為主動、具有訂價能力和較多的選擇空間,因此我們決定聚焦其痛點上, 藉由提升訂價準確度來提高成交機會,並增加 Airbnb 來自房客與房東的平台使用費營收。

結果分析

### 背景介紹



專案目標	協助 Airbnb 房東優化訂價策略
執行方法	利用機器學習模型以物件資訊作為特徵預測房價
資料來源	Inside Airbnb - Taipei, 25 September, 2023

5



01 專案背景

## 02 資料前處理

- 03 重要變數挑選
- 04 模型建立
- 05 結果分析
- 06 展示影片

#### 改變資料型態



含有%、\$之欄位 雜訊 日期變數 時間戳記 布林值 存為T與F值

移除雜訊並轉為 float 變數 與 2023/09/25 的距離天數

存為1與0值



不必要欄位

刪除與房價較無相關的欄位 如 scrape\_id、host\_name 等

價格離群值

刪除房價於第1四分位數與第3四分位數 **±1.5 四分位距以外**之物件

高相關變數

針對各組高相關變數,保留其中一項變數

模型建立

#### 缺失值填補



類別變數

利用**眾數**填補類別變數缺失值, 包含 room\_type、property\_type 等

數值變數

利用 MICE 填補數值變數缺失值, 包含 host\_response\_rate、price 等

#### 類別變數編碼



bathroom text

- 原始資料: 6.5 shared baths、1 private bath 等
- 由於類別眾多且帶有複合資訊 (數量+種類),因此將 shared bath、 private bath 等作為獨立的欄位,分別儲存相對應之數量

amenities

- 將原始文字斷詞,並清洗標點符號、空格等雜訊
- 由於設備種類眾多,因此先利用人工將其分成較大的類別,如廚房用品、嬰兒用品等,再進行 One-hot encoding

其他欄位

- 針對 room\_type、property\_type 等種類較為單純之類別變數
- 採用 One-hot encoding



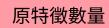
- 01 專案背景
- 02 資料前處理

### 03 重要變數挑選

- 04 模型建立
- 05 結果分析
- 06 展示影片

#### 利用 Elastic Net 進行特徵挑選

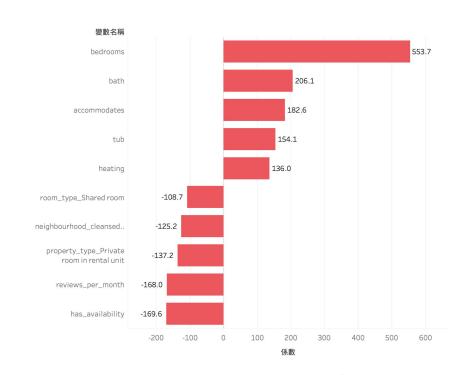




184個

挑選後變數數量

164個



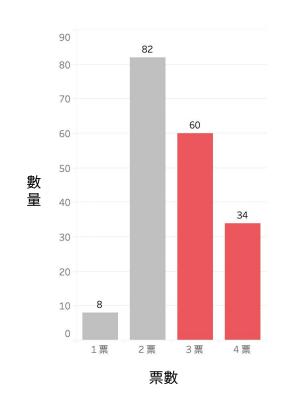
▲ Elastic Net 重要係數排序

專案背景 **重要變數挑選** 模型建立 展示影片

#### 利用投票法進行特徵挑選







結果分析



- 01 專案背景
- 02 資料前處理
- 03 重要變數挑選

## 04 模型建立

- 05 結果分析
- 06 展示影片

#### 模型建立流程





### 針對以 Elastic Net 所挑選出之重要變數建立模型



	RMSE	Adjusted R-Squared
Random Forest	1017.306	0.650
Linear	1255.223	0.384
SVR	1267.424	0.424
XGBoost	1275.348	0.366

16

模型建立

### 針對以投票法得 4 票所挑選出之重要變數建立模型



	RMSE	Adjusted R-Squared
Random Forest	988.679	0.681
Linear	1263.997	0.427
SVR	1292.415	0.351
XGBoost	1276.693	0.444

### 針對以投票法得3和4票所挑選出之重要變數建立模型



	RMSE	Adjusted R-Squared
Random Forest	997.085	0.671
Linear	1350.917	0.389
SVR	1281.685	0.411
XGBoost	1276.291	0.413

模型建立

18

#### Random Forest 在各個重要特徵種類表現比較



	RMSE	Adjusted R-Squared
投票法 4 票	988.679	0.681
投票法3與4票	997.085	0.671
Elastic Net	1017.306	0.650

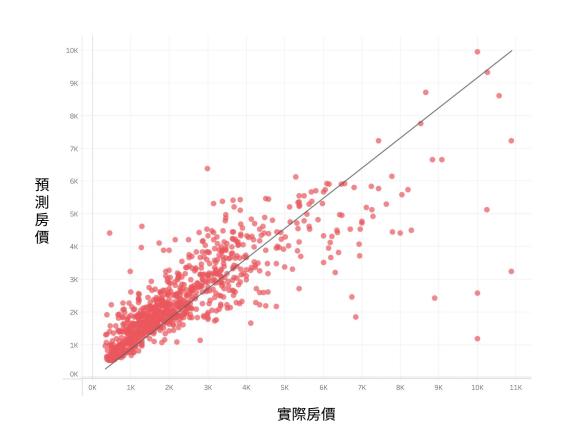
結論

Random Forest 為表現最佳之模型,其中又以使用投票法 4 票的特徵數時表現最佳。 因此後續將以**投票法 4 票**之變數作為特徵,並以 Random Forest 作為模型進行分析。

展示影片

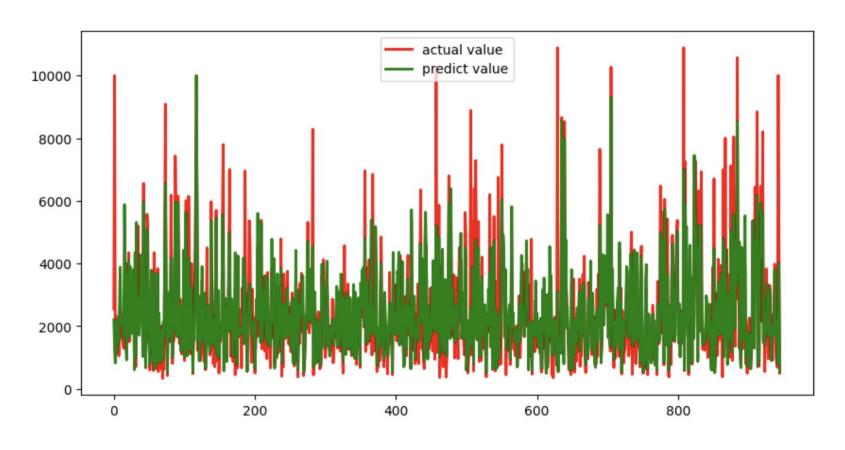
### Random Forest Regressor 模型表現





### Random Forest Regressor 模型表現







- 01 專案背景
- 02 資料前處理
- 03 重要變數挑選
- 04 模型建立

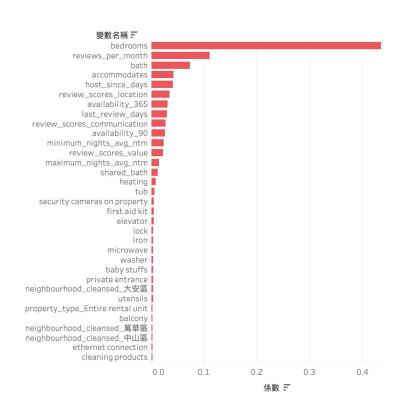
### 05 結果分析

06 展示影片

#### 可將重要變數歸納成六大類



基礎設備	包含清潔、衛浴、嬰兒用品等
地點	大安區、中山區、萬華區
出租狀況	包含租借天數上下限等
評論	包含評論數量、分數、最新評論日期等
屋主狀況	屋主年資
房子型態	是否為包棟建築



#### 訂價優化系統



24

## 訂價優化系統 房東在刊登物件時會選擇要提供哪些資訊,而系統會為房東比 較類似競品在市場中的訂價,並提供房東建議售價,以及若房 說明 東再多增加哪些資訊,即可提高房客多少的願付價格。 競品資訊難以搜集 可解決的痛點 定價策略缺乏數據輔佐



- 01 專案背景
- 02 資料前處理
- 03 重要變數挑選
- 04 模型建立
- 05 結果分析

## 06 展示影片

#### 訂價優化系統 Demo





## Thanks for listening.