

「停車場費率變化之影響政策及未來建議」：以動態定價方法進行停車價格訂定的可能性分析

提案人：沈佩萱、朱筑筠、陳筱詩、沈思羽

指導老師：呂明穎



# 目錄

目錄.....	i
圖目錄.....	ii
表目錄.....	iii
摘要.....	1
第一章 緒論.....	2
1.1 研究動機.....	2
1.2 研究目的.....	3
第二章 文獻回顧.....	4
2.1 停車管理.....	4
2.2 停車定價.....	4
2.3 停車場定價方式研析.....	5
第三章 研究方法.....	7
3.1 資料說明.....	8
3.2 定價方法.....	9
第四章 分析結果.....	12
4.1 停車場特徵.....	12
4.2 定價分析.....	20
4.3 結果評估.....	23
第五章 結論與建議.....	27
5.1 結論.....	27
5.2 建議.....	27
參考資料.....	31

## 圖目錄

圖 1	研究流程架構圖 .....	7
圖 2	LSTM 內部示意圖 .....	10
圖 3	大安高工地下停車場周邊產業組成 .....	12
圖 4	峨眉立體停車場周邊產業組成 .....	13
圖 5	大安高工地下停車場周邊人口熱度圖 .....	13
圖 6	峨眉立體停車場周邊人口熱度圖 .....	14
圖 7	大安高工地下停車場票種費率種類率圓餅圖 .....	15
圖 8	大安高工地下停車場每小時停車數量長條圖 .....	15
圖 9	峨眉立體停車場車種圓餅圖 .....	17
圖 10	峨眉立體停車場汽車票種費率種類圓餅圖 .....	18
圖 11	峨眉立體停車場汽車每小時停車數量長條圖 .....	18
圖 12	大安高工地下停車場脊回歸結果 .....	22
圖 13	峨眉立體停車場停車場脊回歸結果 .....	22
圖 14	捷運士林站轉乘停車場周邊人口熱度圖 .....	28
圖 15	民有市場地下停車場周邊人口熱度圖 .....	28
圖 16	XGBoost 特徵權重_大安高工地下停車場 .....	29
圖 17	XGBoost 特徵權重_峨眉立體停車場 .....	29

## 表目錄

表 1	停車場概況.....	6
表 2	大安高工地下停車場特性.....	16
表 3	峨眉立體停車場特性.....	19
表 4	大安高工地下停車場停車需求預測模型結果.....	20
表 5	峨眉立體停車場停車需求預測模型結果.....	21
表 6	大安高工地下停車場之動態定價結果.....	23
表 7	大安高工地下停車場平均使用率與營收相差之關係.....	24
表 8	大安高工地下停車場平日與假日營收相差之結果.....	25
表 9	峨眉立體停車場平均使用率與營收相差之關係.....	25
表 10	峨眉立體停車場平日與假日營收相差之結果.....	26
表 11	士林站轉乘停車場與民有市場地下停車場概況.....	28

## 摘要

停車場費率政策會影響駕駛人選擇停車與否，亦或是選擇臨停於路旁怠速，停車怠速所排放的廢氣會造成空氣汙染。制定出良善的費率政策對於停車場管理者及停車人為一大福祉，良善的政策能緩解交通壅塞並提升停車格使用率。現行台北市停車場收費大多採用靜態定價模式，以次數或者以小時為單位收費，而這樣的收費模式並不能使收益最佳化，並且無法貼合停車者的使用行為及同時兼顧外部因素。本研究成果為利用停車場歷史資料結合天氣資料預測停車需求，使用 XGBoost 模型之結果相比於其他模型訓練中為表現最佳者。在基於使用預測之停車需求數後，透過研究中提出之有效動態定價之模型，可為峨眉停車場收益增加 0.2%，以及大安高工地下停車場增加 4%，並且分析附近停車場、商圈之特性，提供給停車管理者未來在相同特性之停車場可使用此模型，以達到收益增加。

# 第一章 緒論

## 1.1 研究動機

隨著人口的增長，不論是公共運輸、道路、停車位等交通資源都出現供需不平衡的問題，也受到各界的關注，有效管理車輛交通和交通擁擠已成為當今的挑戰。由於智慧型運輸系統的發展，科技導入的智能停車服務帶給民眾許多的便利，但伴隨而來的不僅是交通問題，而且也包含許多增值服務（如安全功能、停車場充/放電設施等）的問題，透過最優價格的機制可發揮重要的作用。可根據使用者需求的變化，高峰或非高峰時間的動態變化，確定動態價格已經受到關注。無論是道路、停車場還是公共運輸，人們必須為智能停車的每項服務所帶來的便利性付出相對的代價。基於智慧型運輸系統中動態定價的定價需求，在停車場中“提供特殊服務或增值服務”和“當需求高而供應低”等情境都應訂定出合理的價格藉此反應需求以及供給的影響。動態定價可解決智慧型運輸系統的各種問題，例如：電動汽車充電/放電的峰值負載平衡、充電站(CS)/停車場/收費站的利潤最大化、票價/停車/通行費的最小化、車輛路線等。對於不論公有停車場或民營的汽機車停車場，訂定停車場費率的政策中對停車使用者或管理者的影響都極致重要。從使用者角度來看，價格是否合理、當前車位是否足夠以及時段與地區特性的影響，都是停車首要的考量因素；相對於管理者來說，停車週轉率的大小、使用率的高低以及收益的高低也在費率政策中扮演重要的角色。費率政策成效之好壞是影響交通狀態管理最大因素之一，它不僅會促使停車需求增加或減少，連帶會影響道路行駛狀態、市容景觀，而駕駛人在等待停車位時，車輛怠速過久也會增加廢氣排放，造成空氣污染。因此，制定良好的停車政策，可緩解地區的停車困難和交通壅塞問題，使整個道路行駛保持穩定且舒適狀態。

現今，停車場收費狀況分為二種，第一，以次數計費，當日進入車場無論停留時間長短，僅收一次進場價格，隔日則另計。第二，以小時計費，這是多數停車場採用的方

式，同時根據該地區的周邊特性與各時段的不同，會間接影響當下的交通結構，如果停車場保持高收費狀態，可能會有部份人寧願多繞街道找尋其他便宜的路邊停車或是違規路邊停車，更是造成其他用路人行車困擾，以上情況都會造成交通壅塞的問題。

過往費率調整皆為長期考量，並非根據即時狀況而實時調整，且其調整判斷閾值皆固定。然而，現行做法不能達成利益最大化，並不能完全貼合行車人的行為及外部因素，如：節慶活動、天氣等，若僅靠固定週期調整費率可以增加營收，但不能誘發更多的需求使效益最大化。

## 1.2 研究目的

過去的費率是根據節慶活動、平假日、白天夜間的不同調整，但一天 24 小時，交通與天氣時時刻刻都在變化，只使用單一費率並不能達成收益最大化，我們希望透過以每小時為主進行費率調整，因應隨時變化的狀況與停車需求。

基於上述動機，本研究主要目的如下：

- 1.分析目標停車場周邊區域特性。
- 2.停車場歷史資料結合外部資料以小時為單位預測停車需求量。
- 3.利用停車需求量進行動態定價，藉此增加停車場的營收。
- 4.基於動態定價的實驗結果，提出停車定價的策略建議。



## 第二章 文獻回顧

### 2.1 停車管理

#### 1.收費策略對於道路交通影響

目前停車管理主要著重在停車收費、供給與道路狀況，想要緩解市中心的交通壅塞問題。使用系統動力學建立停車政策、行駛方式選擇與道路網絡三者之間的關係，先計算選擇行駛工具之成本來推算出道路行駛狀況，並且利用停車政策的實施，檢討此政策實施前後是否有改善道路交通速度的狀況[1]。

#### 2.所在地區特性之影響

Piccioni,C 等[2]以義大利羅馬兩相異特性之地區為分組，分別為多用途區（商業行為多）及單一用途區（大學區）以評估停車定價方案之有效性，並分別進行停車用戶特性分類，故本研究案前置作業為蒐集兩停車場方圓五百公尺之商業行為（以 Google Map 顯示為參考）並進行兩停車場地理位置與周邊特性分析以掌握該地區之型態。

### 2.2 停車定價

停車定價的抉擇需要考量當地地理區域特性以及行為目的[3]，且良好的停車定價可以改善停車管理和緩解大都市區交通擁堵[4]，為了減少停車使用者尋找車位的時間，以及提升車位的週轉率，停車定價方式可以藉由使用停車需求的價格彈性來改變停車費率，從而影響停車位的使用率[5]。而 TEran Simhon 等[6]採用舊金山 SFpark 系統進行研究，使用過去的停車場使用率和鄰近停車場價格預測未來停車場使用率，並根據預測結果調整停車場的收費方式，能優化停車場的價格收入。Nourinejad and Roorda[7]說明道路收費與每小時收費結構上的不同，並研究停留時間之有無彈性對於停車需求的影響，且停留時間亦會隨著停車價格的增加而減少，由此可知停留時間是停車定價重要影響因素之

一[4]。綜上所述，本研究利用停留時間、停車場過去使用量去預測未來停車需求，再以停車需求進行動態定價。

在停車需求預測方面，Cao,J.等[8]進行短期加州主要高速公路之車流量預測，結果表明使用 XGBoost 之表現較歷史平均法(History Mean Method) 及 LSTM（長短期記憶模型）好。XGBoost[9]為集成的機器學習方法，由眾多的實踐證明應用於回歸和分類時擁有良好的表現，其高準確率及運算速度快，已廣泛運用於天氣預測、銷售預測及客流量預測等。而在短期的預測中，天氣、平假日等因素可能皆為影響預測結果之重要變因，因此欲以天氣資料及平假日等時間因素同停車場停車資訊進行停車需求預測。

## 2.3 停車場定價方式研析

現今，國內停車場定價方式分為兩種，第一，以次數計費，當日進入車場無論停留時間長短，僅收一次進場價格，隔日則另計。第二，以小時計費，這是多數停車場採用的方式，訂定一小時價格，並按照總停留時間計算收費，而有些停車場會區分平日與假日和白天與夜間分開定價，希望藉由需求變化來增加營收，上述兩種收費方式皆為靜態定價。

然而，車流量隨著區域、小時段、平假日與天氣等有所不同，使需求持續上下變動，可能在節慶晚餐時間或者雨天下班時間的壅塞，造成人潮區停車位一位難求，如果採用靜態定價方式，則會有長時間佔用車位或者覺得價格太高不願意選擇此停車場等狀況，這樣的情況都會造成車場營收上無法利潤最大化的問題。

本研究以台北市峨嵋停車場以及大安高工停車場等兩個停車場進行探討，其收費方式分為兩種，一為以小時計費，並於限定時段或特殊節假日而有不同的收費標準，二是以月票形式，每次停車不限時數，表為兩停車場詳細資訊比較，由表中可看出兩停車場主要有三個相異之處：

1. 日間時段與夜間時段與價格相差差異

2. 節假日收費方式

3. 是否特殊身份之月票

將從上述之三點進行後續探討現行收費方式之效率，及後續可增加收益之方法。

表 1 停車場概況

	峨眉立體停車場	大安高工停車場
汽車		
總車格	518 格 (含身心障礙停車位 11 格)	526 格 (含身心障礙停車位 11 格)
平日收費	10-22: 50 元/時 22-10: 10 元/時	9-21: 30 元/時 21-9: 10 元/時
節/假日收費	10:24: 60 元/時 24-10: 10 元/時	同平日收費方式
一般月票	全日月票：4,800 元/月 日間月票（10-21）：4,000 元/月 夜間月票（22-9）：500 元/月	全日月票：5,760 元/月 日間月票（7-20）：4,200 元/月 夜間月票（20-7）：1,500 元/月
特殊身份月票	里民： 里民優惠、里民 7 折 身障： 全日身障、里民身障	里民： 全日里民優惠、里民 7 折 身障： 全日身障、日間身障
機車		
計次	20 元/次，隔日另計	
月票	300 元/月	

### 第三章 研究方法

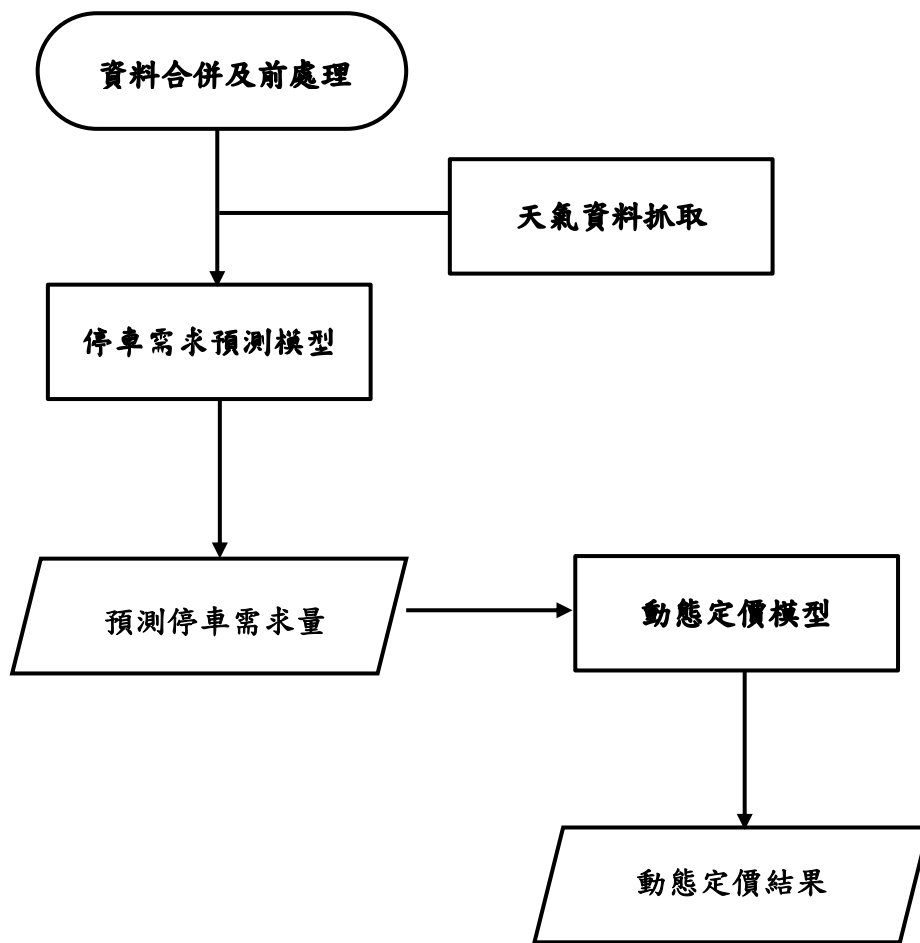


圖 1 研究流程架構圖

本研究主要係以台北市峨嵋停車場以及大安高工停車場為主要研究對象，除了停車相關資料外，也透過外部資料的搜集進行分析。首先，進行停車資料合併與清洗，並結合外部天氣資料以建立預測停車需求模型，再將上述預測結果與其他停車場資料參數建立動態定價模型，產生最終動態定價之結果，詳細如圖 1 所示。以下小節為本研究使用資料之說明與運用方法：

### 3.1 資料說明

除了停管處提供之停車場資料外，本研究額外抓取附近停車場資料與商圈概況進行地區特徵分析，以及使用天氣觀測查詢網站抓取天氣資料作為需求模型預測之變數。

#### 1. 停管處提供資料

兩停車場皆提供了由 2020 年 4 月 1 日至 2021 年 3 月 31 日之每日停車資訊，包含「進場時間」、「出場時間」、「交易媒體代號」、「票種費率種類」、「車種」、「停車場代碼」、「繳費金額」、「支付管道」八個欄位。將每日資料合併後，刪除跨日之停車資訊，以避免重複計算。

#### 2. 天氣

藉由天氣觀測資料查詢網站-CoDiS，自動爬取大安高工地下停車場的鄰近氣象測站-信義測站，以及峨眉立體停車場的鄰近測站-臺北測站兩者的天氣資料，其爬取的時間區段為 2020/4/1 至 2021/3/31。資料爬取後，將缺失值大於資料量 50%的欄位刪除，其餘缺失值的欄位填充為前一小時加上後一小時的平均值。

#### 3. 附近停車場

藉由 Google API 抓取在 Google Maps 上大安高工地下停車場與峨嵋停車場方圓 500 公尺的其他停車場的收費狀況，可以發現大安高工地下停車場附近的收費區間在 20~100 元/小時不等；峨眉附近停車場收費區間約 30~100 元/小時。

#### 4. 商圈

利用 Google API 抓取 Google Map 上峨眉立體停車場和大安高工地下停車場方圓 500 公尺內附近商家資料，並依循行政院主計總處頒布的行業統計分類作為劃分依據。

## 3.2 定價方法

分別為停車需求預測模型及動態定價模型。

### 3.2.1 停車需求預測模型

以四種方法：迴歸分析、XGBoost、NN、LSTM 模型進行訓練並比較其表現優劣，各模型說明如下：

傳統迴歸分析如公式(1) 其中 $\beta_0$ 為常數， $\beta_1 \dots \beta_n$ 為迴歸係數， $\varepsilon$ 為誤差。

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon \quad (1)$$

XGBoost 為一種基於 Boosting 想法的集成機器學習算法，由梯度提升樹(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)改進而成，其主要想法為不斷進行特徵分裂生成許多樹，每次保留原樹並加入一個新的樹至模型中，以修正上一棵樹的錯誤，最後將每個葉節點的計算值相加即為最終的預測值。

$$\hat{y}_i = \phi(X_i) = \sum_{k=1}^K f_k(X_i), f_k \in F \quad (2)$$

式(2)中， $\hat{y}_i$ 表模型預測值， $K$ 表樹的數量， $F$ 表回歸樹的集合空間（又稱為 CART）， $X_i$ 表第 $i$ 個數據的特徵向量，其中， $F = \{f(X) = w_{q(X)}\} (q: R^m \rightarrow T, w \in R^T)$ ， $q$ 表示將範例映射至對應的葉節點的樹之結構， $T$ 為樹中葉子的數量，每個 $f_k$ 對應一個獨立的樹結構 $q$ 和葉子權重 $w$ ，每個回歸樹在葉子上包含連續的值， $W_i$ 表第 $i$ 個葉子上的分數，XGBoost 的損失函數如式(3):

$$L(\phi) = \sum_i l(\hat{y}_i - y_i) + \sum_k \Omega(f_k) \quad (3)$$

$$\text{where } \Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2 \quad (4)$$

$l(\hat{y}_i - y_i)$ 表預測值 $\hat{y}_i$ 和實際值 $y_i$ 的訓練誤差;第二部分 $\Omega$ 為懲罰模型的複雜度，即為回歸樹函數，用於控制模型複雜度隻正則項使最終學習更加平滑，避免模型過擬合。式(4)中， $\gamma$ 和 $\lambda$ 表對模型之懲罰係數。

NN(Neural Network) 參考生物神經結構，神經元間相互連結，由外部神經元接收信號，再層層傳導至其他神經元，最後作出反應的過程。結構共有三層，Input Layer（輸入層）、Hidden Layer（隱藏層），及 Output Layer(輸出層)而各神經元傳導的力量大小，稱為權重（ $w$ ），隱藏層及輸出層上每一個節點的值等於上一層所有節點的加權總和。本研究使用 NN 模型訓練最佳成果為：隱藏層中節點數為 8，選擇的激活函數為 ReLu，優化則選擇 Adam，損失函數使用均方誤差（Mean Squared\_Error）。

LSTM（長短期記憶模型）由 RNN 演變而成，為了解決長序列訓練過程中的梯度消失與梯度爆炸問題，其結構如圖 2 所示[10]，包含三個主要的閘(Gate)：遺忘閘(Forget Gate)、輸入閘(Input Gate)及輸出閘(Output Gate)，三者使得訊息可選擇性地留下，也會對輸入的資訊依其重要程度選擇記憶部分多寡，使得 LSTM 能在更長序列中記住重要的訊息，遺忘不重要的，相比 RNN 持續記憶疊加的方式擁有更好的表現。

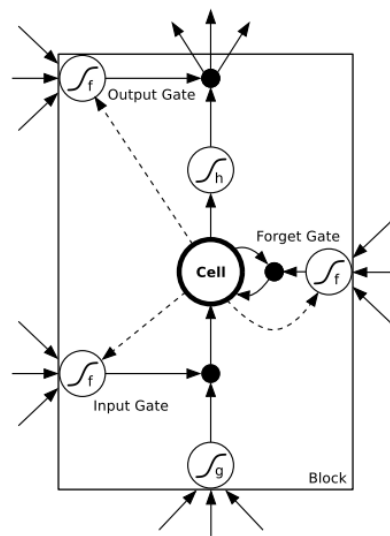


圖 2 LSTM 內部示意圖

模型評價方面，預測回歸模型常用的評價方法有均方根誤差（RMSE）、平均絕對百分比誤差（MAPE）、平均絕對誤差（MAE）和平均百分比誤差（MPE）。本研究案選擇 MAPE 作為評價標準，公式如式(5):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \quad (5)$$

### 3.2.2 動態定價模型

根據停車需求預測的結果（時間區段 2021-01-01 00:00:00 ~ 2021-03-31 23:00:00）當作動態定價模型的資料，為兩個車場分別建立模型。模型使用脊回歸（Ridge Regression），公式如式(6):

$$\min_w \frac{1}{m} \sum_i (y_i - w^T x_i)^2 + \frac{\lambda}{n} \|w\|_2 \quad (6)$$

避免過度擬和控制每個變數的係數大小，加入懲罰項。

預測出來的價格，採取無條件進位，並且利用損失函數 RMSLE（Root Mean Squared Logarithmic Error）進行評估，公式如式(7):

$$RMSLE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log(P_i + 1) - \log(a_i + 1))^2} \quad (7)$$

對於預測值比真實值小這種情況懲罰比較大，以及真實值差距較大時，使用 log 函數減少對於整體誤差的影響，這樣可以盡量讓動態定價保有較高的小時收費。



## 第四章 分析結果

### 4.1 停車場特徵

本章節數要係說明台北市峨嵋停車場以及大安高工停車場兩個停車場周邊地區特性與兩停車行為特性。

#### 4.1.1 停車場周邊特徵

停車是衍生性的需求，使用者會基於特定的活動而產生停車的需求，因此，透過停車場周邊特徵分析，可以有效瞭解停車場的需求特性。大安高工停車場週為主要係以批發零售和住宿餐飲為大宗，因此，停車需求主要型態為商業活動。另外，峨嵋停車場和大安高工主要，但其組成類似批發零售和住宿餐飲的比例較高。圖 3 及圖 4 分別為大安高工地下停車場與峨眉立體停車場方圓 500 公尺內產業比例，兩地產業比例皆以批發及零售業、住宿及餐飲業和其他服務業為主。醫療保健及社會工作服務業在大安高工地下停車場的比例約為峨眉立體停車場的兩倍。

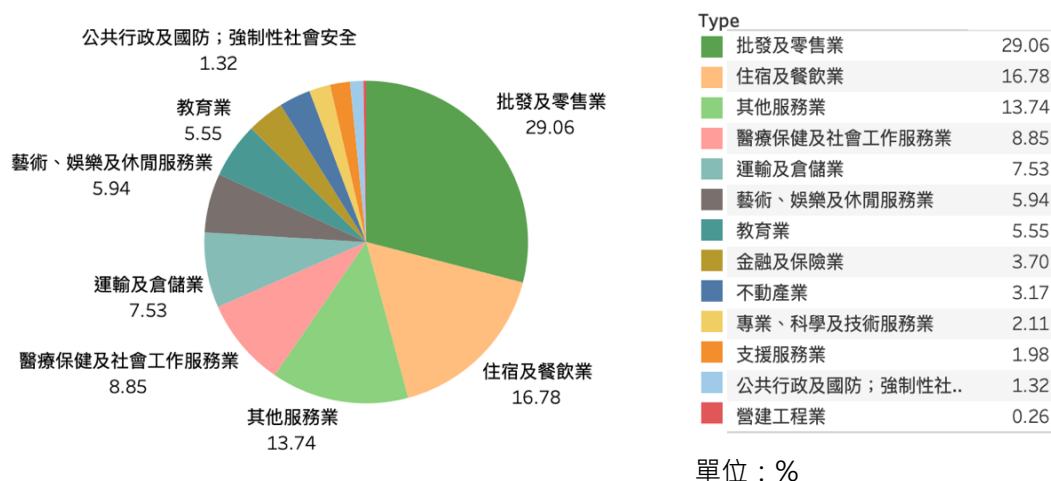


圖 3 大安高工地下停車場周邊產業組成

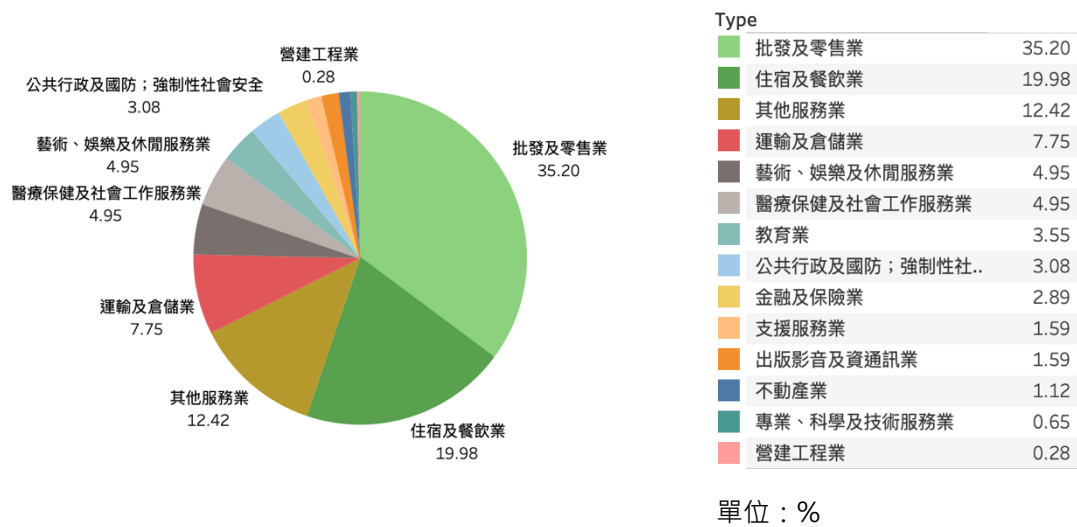


圖 4 峨眉立體停車場周邊產業組成

近一步分析兩停車場方圓 500 公尺內商家人潮熱度，以小時為單位之分析結果如圖 5、圖 6。大安高工地下停車場周圍的熱門時段是 9 至 19 點之間；峨眉立體停車場周圍的熱門時段平日大約是 10 至 20 點之間，假日為 11 至 20 點之間。由熱度圖可看出，兩區域最大的不同之處：峨眉立體停車場周圍平、假日人潮相當，而大安地下停車場周圍假日人潮明顯較平日減少。

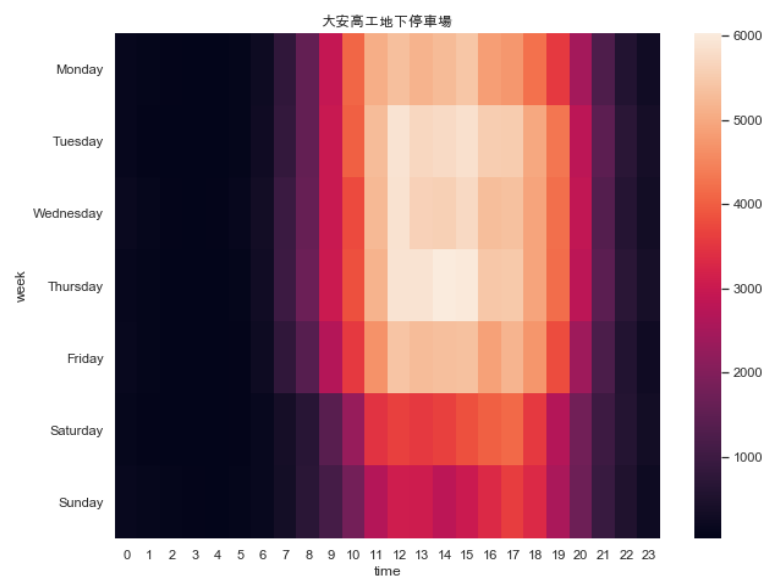


圖 5 大安高工地下停車場周邊人口熱度圖

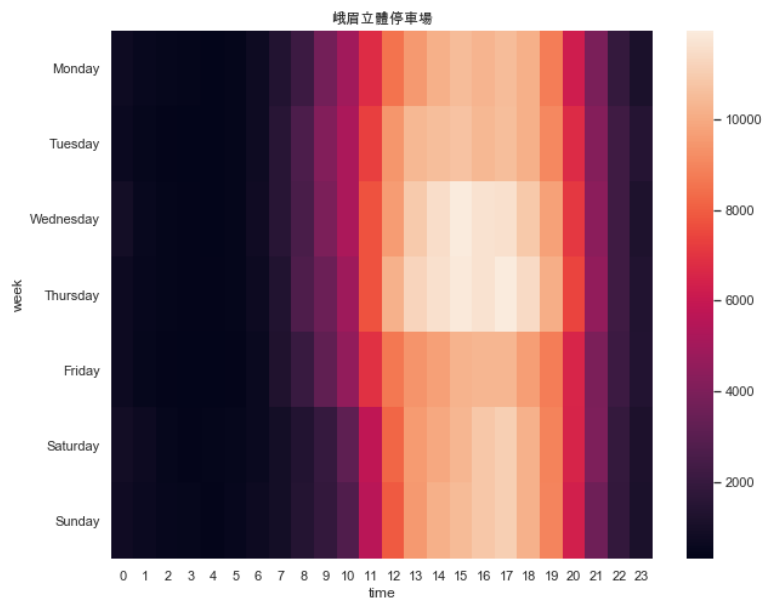


圖 6 峨眉立體停車場周邊人口熱度圖

#### 4.1.2 兩停車場特性

##### 1. 大安高工地下停車場

票種費率種類分佈如圖 7，「臨停」佔比為 89.19%，日間月票 6.52%次之，日間身障月票比例最低，為 0.14%。因本停車場附有身心障礙車位，故本分析結果不含票種費率為「全日身障月票」及「日間身障月票」之資料，因「月票」種類無法詳細得知該日是從幾點停到幾點，無法詳細計算時段之使用率或週轉率，因此本分析結果及後續方案僅參考票種費率種類為「臨停」之資料，圖 8 為每小時平均停車量，故將此停車場之尖峰時間訂定為 11-16 點，離峰時間為 23-06 點。

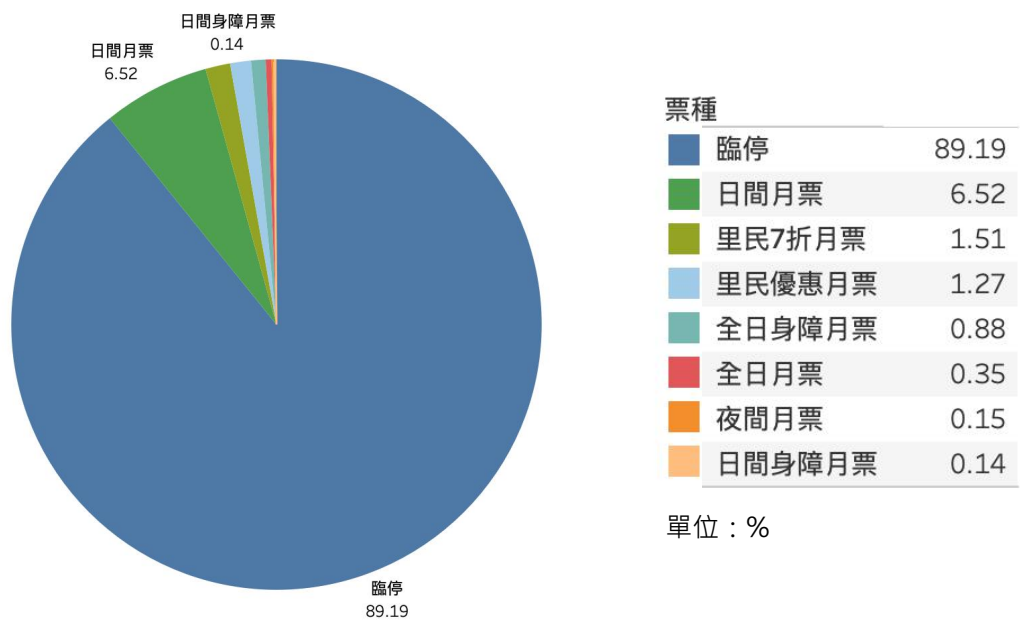


圖 7 大安高工地下停車場票種費率種類率圓餅圖

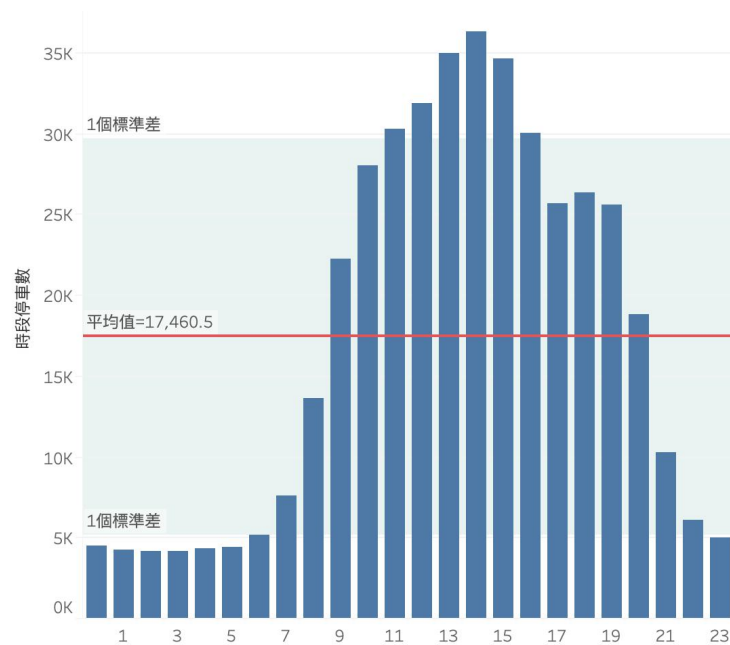


圖 8 大安高工地下停車場每小時停車數量長條圖

表 2 大安高工地下停車場特性

	平日	假日
平均使用率		
全日 (00:00-23:59)	8.79%	8.98%
日間時段 (8:00-20:00)	13.91%	14.34%
夜間時段 (20:00-8:00)	3.67%	3.62%
尖峰時段 (11:00-17:00)	16.28%	17.94%
離峰時段 (23:00-07:00)	8.79%	8.98%
平均週轉率		
全日	11.89 %	12.15 %
日間時段	18.88 %	19.88 %
夜間時段	4.90 %	4.42 %
尖峰時段	21.47 %	24.72 %
離峰時段	11.89 %	12.15 %
平均停車延時 (單位：小時)		
全日	45.25	46.23
日間時段	71.62	73.84
夜間時段	18.89	18.62
尖峰時段	83.86	92.38
離峰時段	45.25	46.23

## 2.峨眉立體停車場

此停車場擁有機車及汽車停車場，資料中機車與汽車分布如圖 9，因「月票」種類無法詳細得知該日是從幾點停到幾點，不便於詳細計算時段之使用率或週轉率，因此本分析結果及後續方案僅參考票種費率種類為「臨停」之資料。

機車資料中，「機車月票」佔比為 99.64%，「機車身障月票」0.36%次之，「臨停」資料極少，因此後續研究不計算機車之資料。

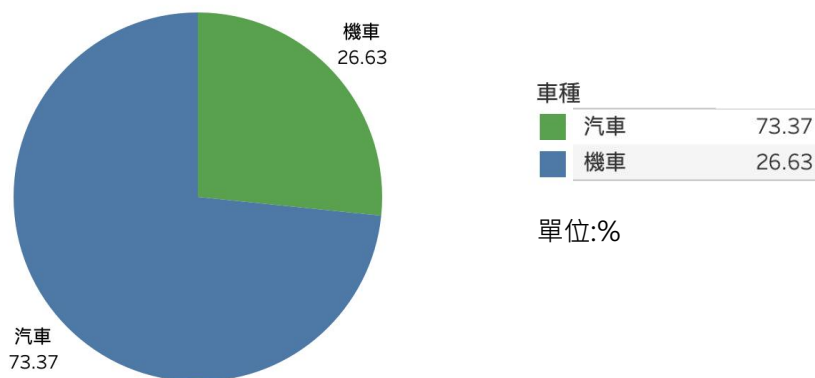


圖 9 峨眉立體停車場車種圓餅圖

票種費率種類分佈如圖 10，「臨停」佔比為 93.52%，其他（資料未標示）3.34%次之，日間月票比例最低，為 0.11%。因本停車場亦附有身心障礙車位，故本分析結果不含票種費率為「全日身障月票」、「日間身障月票」及「里民身障月票」之資料，因「月票」種類無法詳細得知該日是從幾點停到幾點，不便於詳細計算時段之使用率或週轉率，因此本分析結果及後續方案僅參考票種費率種類為「臨停」之資料。圖 11 為每小時平均停車量，故將此停車場尖峰時段定為 12-20 點，離峰為 00-07 點。

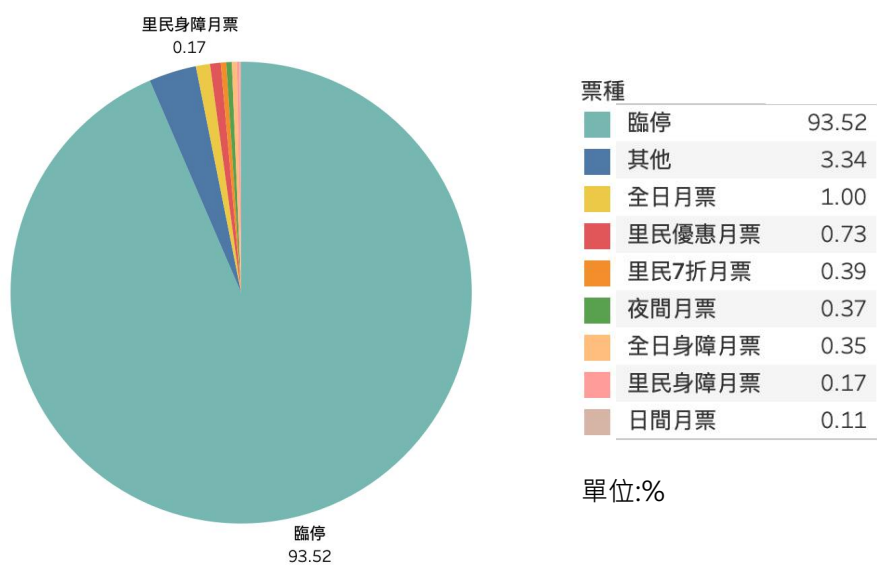


圖 10 峨眉立體停車場汽車票種費率種類圓餅圖

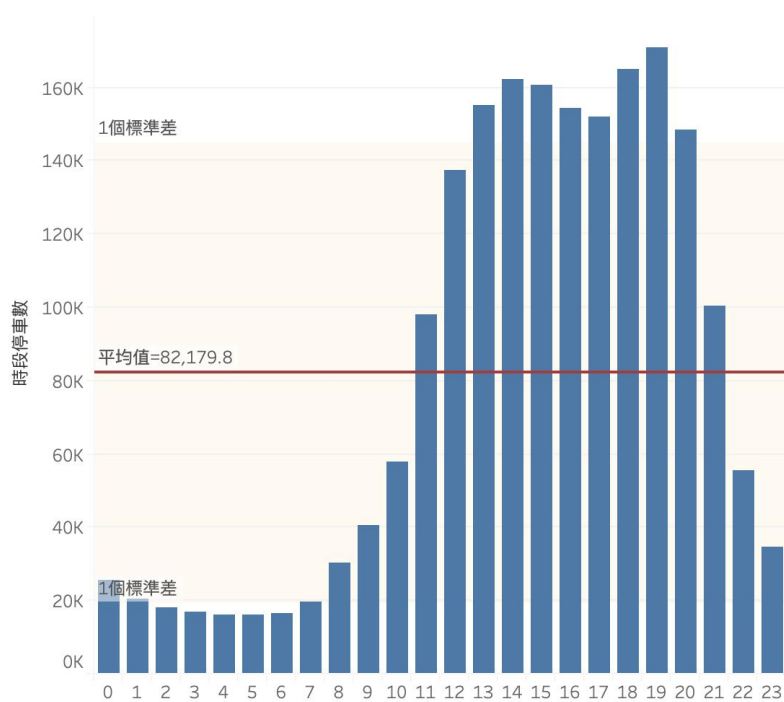


圖 11 峨眉立體停車場汽車每小時停車數量長條圖

表 3 峨眉立體停車場特性

	平日	假日
平均使用率		
全日 (00:00-23:59)	38.44 %	51.92 %
日間時段 (8:00-20:00)	55.34 %	75.95 %
夜間時段 (20:00-8:00)	21.54 %	27.88 %
尖峰時段 (12:00-21:00)	71.76 %	97.79 %
離峰時段 (00:00-08:00)	8.76 %	13.95 %
平均週轉率		
全日	52.49 %	69.89 %
日間時段	75.02 %	101.38 %
夜間時段	29.96 %	38.40 %
尖峰時段	97.74 %	130.90 %
離峰時段	10.29 %	16.55 %
平均停車延時 (單位：小時)		
全日	194.89	263.21
日間時段	280.58	385.06
夜間時段	109.198	141.37
尖峰時段	363.84	495.79
離峰時段	44.43	70.73



## 4.2 定價分析

### 4.2.1 停車需求預測

利用回歸分析及機器學習方法：XGBoost（極限梯度提升）、NN（神經網路模型）及 LSTM（長短期記憶模型），欲利用停車場歷史資料結合天氣資料進行以小時為單位之停車需求預測，利用平均絕對百分比誤差（MAPE）比較其效果。

變數選擇上，預先將星期對當時段停車數進行 ANOVA（單因子變異數分析）檢定，p-value 為  $1.486e-25$ ，小於顯著水準  $p=0.05$ ，表星期對時段停車數造成之效果不同，因此將星期與小時（00:00~23:00）皆以虛擬變數(Dummy Variable)列為模型變數之一。天氣資料使用測站氣壓、氣溫、相對濕度、降水量共四個欄位，並且將以上天氣欄位進行歸一化(MinMaxScaler)處理。

由表 4 及表 5 結果可看出使用 XGBoost 模型之評估效果及效率為最適之選擇。

表 4 大安高工地下停車場停車需求預測模型結果

模型	MAPE (平均絕對百分比誤差)	運行時間
Linear Regression (線性回歸)	約 5.39 %	0.05 秒
XGBoost (極限梯度提升)	約 3.70 %	2.87 秒
NN (神經網路模型)	約 6.71 %	406.08 秒
LSTM (長短期記憶模型)	約 10.63%	148 秒

表 5 峨眉立體停車場停車需求預測模型結果

模型	MAPE (平均絕對百分比誤差)	運行時間
Linear Regression (線性回歸)	約 3.91 %	0.023 秒
XGBoost (極限梯度提升)	約 2.82 %	2.76 秒
NN (神經網路模型)	約 5.47 %	183 秒
LSTM (長短期記憶模型)	約 9.18%	152.63 秒

#### 4.2.2 動態定價模型

訓練集共 1728 筆 (2021-01-01 00:00:00 ~ 2021-03-13 23:00:00)，測試集共 432 筆 (2021-03-14 00:00:00 ~ 2021-03-31 23:00:00)，將預測停車數量、剩餘停車格數、停留時間(秒)、星期/小時作為特徵，預測未來的小時價格，模型採用脊回歸(Ridge Regression)，數據集如下圖。剩餘停車格數定義為總停車格數扣除預測停車數量，無條件進位至整數。

模型預測後取得的價格採無條件進位制，使用 RMSLE 作為損失函數評估模型效果。利用 z-score 將 RMSLE 與營收標準化，繪製折線圖，找出兩線的交叉點即為最佳 Alpha 值，並使用此 Alpha 值進行建模。大安高工 Alpha 介於 1~40 之間，交叉點為 2、20，如圖 12 所示。

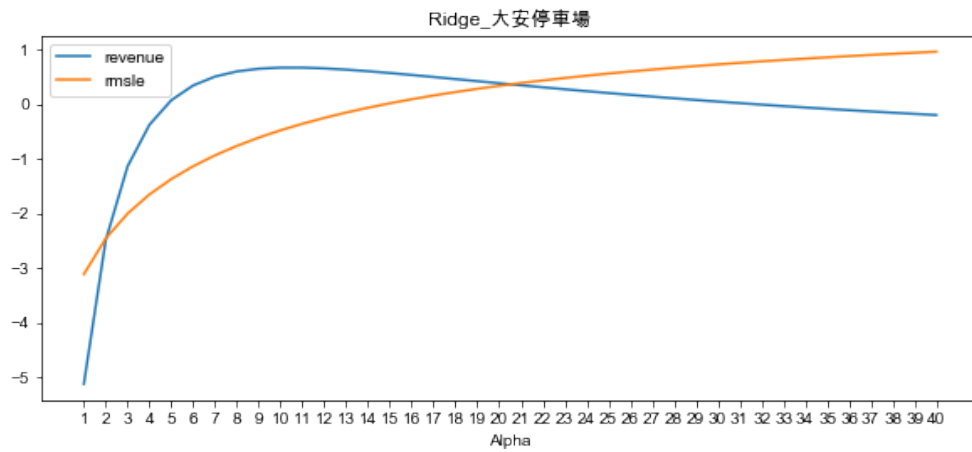


圖 12 大安高工地下停車場脊回歸結果

峨眉立體停車場 Alpha 介於 0.2~0.3 之間，交叉點為 0.29，如圖 13 所示。

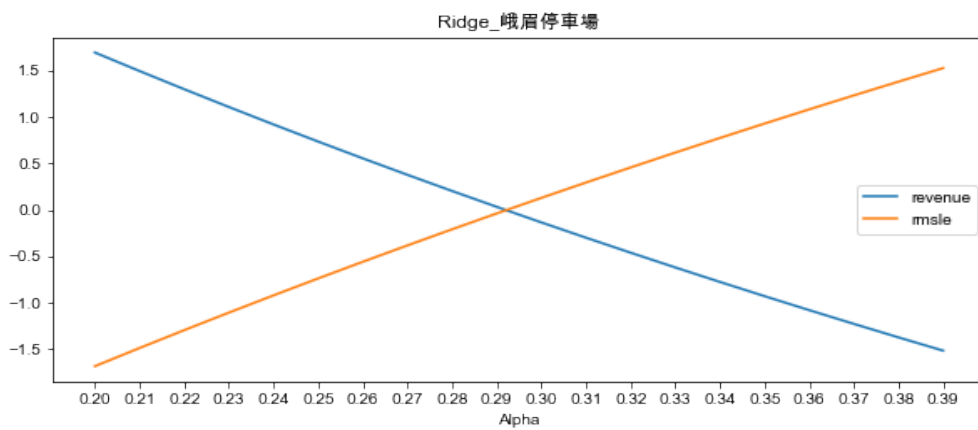


圖 13 峨眉立體停車場停車場脊回歸結果

### 4.3 結果評估

大安高工地下停車場：

表 6 為大安高工地下停車場 Alpha 兩個交叉點之結果，由營收相差得知，Alpha = 20 的效果較 Alpha = 2 好，所以最終採用 Alpha = 20 當作大安高工地下停車場最終模型之參數。

表 6 大安高工地下停車場之動態定價結果

	Alpha = 2	Alpha = 20
營收相差	24,501	31,287
RMSLE	0.082	0.209

表 7 為大安立體停車場使用 Alpha=0.20 的動態定價預測之結果，並以平均使用率由大到小排序，獲得的營收相較真實營收高 31,287 元。由使用率較高的時段來看，營收正相差確實也是前四高的。

表 7 大安高工地下停車場平均使用率與營收相差之關係

小時	平均使用率	真實營收	Alpha = 20	
			預測營收	營收相差
15:00:00	0.211332	73710	78551	4841
14:00:00	0.206525	75150	80896	5746
16:00:00	0.193951	67200	68933	1733
13:00:00	0.191577	72030	75038	3008
12:00:00	0.178568	67020	67974	954
11:00:00	0.169859	63720	63577	-143
17:00:00	0.159622	55950	53036	-2914
18:00:00	0.152162	51120	46820	-4300
19:00:00	0.150805	47490	42595	-4895
10:00:00	0.145552	59820	58121	-1699
20:00:00	0.129309	36120	29781	-6339
9:00:00	0.103194	16410	33151	16741
21:00:00	0.077026	6860	9774	2914
8:00:00	0.064174	11110	18816	7706
22:00:00	0.040486	4270	5337	1067
7:00:00	0.039322	5840	7943	2103
6:00:00	0.027393	3540	4224	684
23:00:00	0.027089	3340	3924	584
0:00:00	0.024556	3080	3627	547
1:00:00	0.02347	3040	3648	608
2:00:00	0.023426	3050	3617	567
5:00:00	0.023402	3030	3602	572
3:00:00	0.023308	3040	3643	603
4:00:00	0.023301	3020	3619	599
加總		738960	770247	31287

而如表 8 所示，以平日與假日區分來看，發現平日動態定價效果較假日好但是假日與平日皆為營收正相差，代表使用此動態定價模型也有達成效果。

表 8 大安高工地下停車場平日與假日營收相差之結果

	真實營收	預測營收	營收相差
平日	543,660	562,998	19,338
假日	195,300	207,249	11,949

峨眉立體停車場：

表 9 為峨眉立體停車場使用  $\text{Alpha}=0.29$  的動態定價預測之結果，並以平均使用率由大到小排序，獲得的營收相較真實營收高 10673 元。由使用率較高的時段來看，營收正相差確實也是較高的。

表 9 峨眉立體停車場平均使用率與營收相差之關係

小時	平均使用率	真實營收	Alpha = 0.29	
			預測營收	營收相差
19:00:00	0.955958	472300	476140	3840
15:00:00	0.934633	455800	457154	1354
14:00:00	0.927913	459200	461513	2313
18:00:00	0.902096	458900	460612	1712
20:00:00	0.901186	437540	436763	-777
16:00:00	0.896855	440550	439932	-618
13:00:00	0.863372	444150	445031	881
17:00:00	0.863099	431500	429886	-1614
12:00:00	0.691543	404300	402551	-1749

21:00:00	0.676047	315860	313742	-2118
11:00:00	0.477974	307560	305510	-2050
22:00:00	0.405081	34740	35792	1052
10:00:00	0.291675	34380	36612	2232
23:00:00	0.234759	23500	24363	863
9:00:00	0.190598	23170	23891	721
0:00:00	0.173765	19300	20167	867
8:00:00	0.130173	17790	18567	777
1:00:00	0.121044	14850	15296	446
2:00:00	0.092934	12580	12871	291
7:00:00	0.089188	12260	12792	532
3:00:00	0.080232	11250	11484	234
6:00:00	0.076094	11060	11522	462
4:00:00	0.075695	10890	11450	560
5:00:00	0.073043	10720	11182	462
加總		4864150	4874823	10673
RMSLE				0.046

然而，如表 10 所示，以平日與假日區分來看，可以發現假日的正營收相差大幅勝過平日的負營收相差，由此可知，峨眉人潮眾多在假日，並且使用此動態定價模型可彌補平日的負相差。

表 10 峨眉立體停車場平日與假日營收相差之結果

	真實營收	預測營收	營收相差
平日	3,172,510	3,165,285	-7,225
假日	1,691,640	1,709,538	17,898

## 第五章 結論與建議

### 5.1 結論

以停車場歷史資料與天氣資料結合，進行停車需求預測，再根據需求進行 Ridge 模型動態定價，結果確實可以透過在人潮需求多時提高價格，除了提高營收和週轉率，另一方面可以減緩其他車輛等待時間，以及減少車場外面道路壅塞的狀況。依據本研究的結果顯示，以 2021-03-14 00:00:00 ~ 2021-03-31 23:00:00 利用本研究的動態定價方式大安高工停車場可以增加營收 31,287 元，不論是平日或假日都有不錯的營收增加。然而，在不同型態的峨嵋停車場部分，同樣以 2021-03-14 00:00:00 ~ 2021-03-31 23:00:00 的資料進行動態定價，峨嵋停車場可增加 10,673 元的營收，但其營收貢獻在假日維 17,898 元，非假日為負的 7,225 元。由本研究結果可以知道利用動態定價模型兩個停車場都可以達到更多的收益，甚至還可以減緩道路交通壅塞的情況，但仍有其適用性在，後續本研究將進一步提出相關建議。

### 5.2 建議

#### 1. 停車費率採用動態定價模式

停車場使用動態定價相較過去使用靜態定價能優化收入，可以讓業者投入更多在停車服務和環境的改善上面，藉此提高民眾的停車服務品質。利用動態定價在需求量高時提高收費，此舉能夠提高週轉率、減緩其他車輛等待時間並減少道路壅塞情況，更妥善地利用停車場每一個車位，藉此達到供需平衡。

#### 2. 人流相似之停車場採同一定價模式

目前停車場定價為各停車場各自訂定收費標準，若將人潮熱度圖相似之停車場訂定相同收費標準，或許能夠提昇總體停車場營收。如下表的捷運士林站轉乘



停車場，其熱度圖與峨眉立體停車場相似，平日人潮與假日人潮相當，但收費標準卻與峨眉立體停車場不同，並無平、假日之別；民有市場地下停車場人潮熱度圖與大安高工停車場相似，平日人潮高於假日，其收費標準為全日 30，並無因時間段改變而增加或減少。若這兩個停車場採用本研究提出的動態定價模型，而非採用過往的靜態定價，預期能夠與本研究結果相似，進而提升停車場收益。

表 11 士林站轉乘停車場與民有市場地下停車場概況

	捷運士林站 轉乘停車場	民有市場 地下停車場
地址	台北市士林區福德路 1 號	台北市松山區民權東路 3 段 140 巷 15 號地下
總車格	平面式小型車 138 格 (含身心障礙停車位 3 格)	立體式小型車 334 格 (含身心障礙停車位 7 格)
收費標準	06-24：50 00-06：20	全日：30
人流熱度圖	<p>捷運士林站轉乘停車場</p> <p>Monday Tuesday Wednesday Thursday Friday Saturday Sunday</p> <p>0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 time</p> <p>圖 14 捷運士林站轉乘停車場周邊人口熱度圖</p>	<p>民有市場地下停車場</p> <p>Monday Tuesday Wednesday Thursday Friday Saturday Sunday</p> <p>0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 time</p> <p>圖 15 民有市場地下停車場周邊人口熱度圖</p>

### 3. 預測停車需求時加入天氣資料

針對 XGBoost 模型預測停車需求後，在進行兩者停車場之變數特徵重要程度分析時，從圖 16 以及圖 17 可以得知，天氣變數（測站氣壓、氣溫、相對溼度）的特徵重要度皆排名在前 6 名（共有 38 個變數），其結果可以證明天氣對於停車需求有一定的影響。未來相關單位的研究，採用天氣資料作為影響變數將可提高模型的預測能力，能更精準地進行判斷與決策。

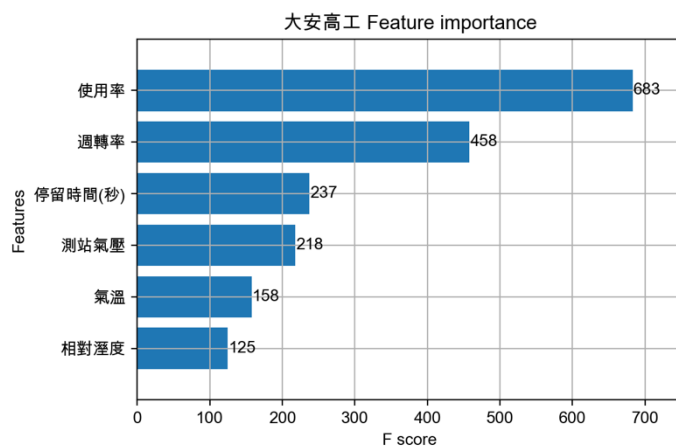


圖 16 XGBoost 特徵權重\_大安高工地下停車場

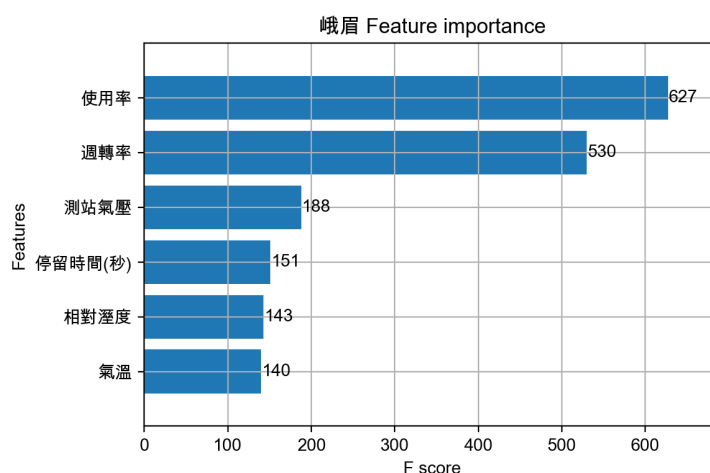


圖 17 XGBoost 特徵權重\_峨眉立體停車場

#### 4. 「月票」資料可增加詳細記錄

停車場閘門機器負責記錄車輛進出場紀錄，若該車輛有購買月票，並沒有紀錄詳細的進出時間，因此在本研究去除了月票資料以便進行計算，若是未來能紀錄清楚月票車輛的進出時間，即可將資料加入模型進行預測，更能符合目前停車場運作模式。

## 參考資料

- [1] Mei, Z., Lou, Q., Zhang, W., Zhang, L., & Shi, F. (2017). *Modelling the effects of parking charge and supply policy using system dynamics method. Journal of Advanced Transportation*, 2017.
- [2] Piccioni, C., Valtorta, M., & Musso, A. (2019). *Investigating effectiveness of on-street parking pricing schemes in urban areas: An empirical study in Rome. Transport Policy*, 80, 136-147.
- [3] Simićević, J., Milosavljević, N., & Maletić, G. (2012). *Influence of parking price on parking garage users' behaviour. Promet-Traffic&Transportation*, 24(5), 413-423.
- [4] Wang, H., Li, R., Wang, X. C., & Shang, P. (2020). *Effect of on-street parking pricing policies on parking characteristics: A case study of Nanning. Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 137, 65-78.
- [5] Fabusuyi, T., & Hampshire, R. C. (2018). *Rethinking performance based parking pricing: A case study of SFpark. Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 115, 90-101.
- [6] Simhon, E., Liao, C., & Starobinski, D. (2017, May). *Smart parking pricing: A machine learning approach. In 2017 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS) (pp. 641-646). IEEE.*
- [7] Nourinejad, M., & Roorda, M. J. (2017). *Impact of hourly parking pricing on travel demand. Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 98, 28-45.
- [8] Cao, J., Cen, G., Cen, Y., & Ma, W. (2020, August). *Short-Term Highway Traffic Flow Forecasting Based on XGBoost. In 2020 15th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE) (pp. 359-362). IEEE.*
- [9] Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). *Xgboost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining (pp. 785-794).*
- [10] Kawakami, K. (2008). *Supervised sequence labelling with recurrent neural networks. Ph. D. thesis.*