

# 熱門景點的臉書打卡數與天氣指數的關係之研究

## (Facebook check-ins and Weather variables in the popular scenic spots)

吳佳厚

國立臺灣師範大學資訊工程所  
clothoray@gmail.com

簡偉智

國立臺灣師範大學資訊工程所  
chienweichih@gmail.com

### 摘要

網路的興起及它的便利性，人們開始透過網路蒐尋資訊與接收資訊。網路部落格遊記是傳達旅遊資訊中十分重要的一個媒介，它提供一個重要的線上平台讓人們可以在網路上分享各地景點的旅遊資訊，遊記的多寡通常是景點的人氣指標之一環。「臉書」(Facebook)已經是生活中不可或缺的社群網路之一，基於互相的分享與推薦，社群中的動態消息造成巨量資訊的傳播，該平台提供之適地性服務的資訊，其中以使用者「打卡」(Check-in)的訊息形成地區性的人氣指標。

本篇透過打卡的數量，以及天氣的指數，探討兩者間的相關性造成地區性的影響人氣活躍程度的關聯因素，並且以迴歸分析方法計算能夠表示關聯因素的數學模型進而可以估測特定景點的 Point of Interest(POI)值，提供給景點拜訪者所參考。

**關鍵詞：**臉書、打卡、氣候、人氣、迴歸分析

### 一、緒論

網路的興起及它的便利性，人們開始透過網路蒐尋資訊與接收資訊。不僅可以主動透過網路發布訊息，也可選擇被動的方式接受資訊。現在許多民眾使用社群網站，它提供一個線上平台讓使用者互相交流資訊、分享照片、表達自我的意見、與成員互動，讓彼此間關係更加緊密。

網路部落格遊記是傳達旅遊資訊中十分重要的的一個媒介，它提供一個重要的線上平台讓人們可以在網路上分享各地景點的旅遊資訊及針對景點發表正面或負面的意見，甚至提供注意事項等。任何旅遊者都可以透過瀏覽部落格網頁的方式，蒐集旅遊景點的相關資訊，進而實際拜訪景點後再次將自身的旅遊心得形成另一篇遊記，遊記的多寡通常是景點的人氣指標之一環。

適地性服務(Location-based Service, LBS)是藉由行動裝置與行動網路的連接，確認用戶的實際地理位置，進而滿足用戶對位置需要的資訊所提供的服務。由於行動裝置與應用的發展迅速，適地性服務明顯成為現今與未來旅遊項目中不可或缺的項目。而近年來臉書(Facebook)是目前最多臺灣民眾使用的社群網站，於 2010 年推出「Facebook Place(地標)」服務，此功能一推出立刻吸引許多人每到一個地點，都要「打卡(Check-in)」留言或上傳照片，透過打卡可與 Facebook 網絡朋友分享「我在哪裡、和誰、做了什麼事」。這種網路打卡的行為與部落格遊記有相似之處。

然而部落格遊記經常是過往的景點旅遊後的資訊，缺乏即時性的回饋，而適地性服務提供的打卡功能以及反饋資訊，成為即時性的遊記型態。此種具即時性的景點旅遊資訊能夠提供旅遊者了解現況來決定是否拜訪該景點，比如人數多寡、塞車現況及天氣狀況等。

本研究針對台北市重要旅遊熱門景點進行臉書打卡數及氣象資料的監測，使用統計學的迴歸分析方法(Regression Analysis)，探討兩者間的相關性造成影響景點人氣活躍程度的關聯因素，預期分析出一數學模型可預測當天的景點的人氣數量。

### 二、文獻探討

#### (一)適地性服務之打卡資訊

J. Chang and E. Sun 透過臉書打卡的功能，藉由一天中過往打卡處、其朋友的打卡處建構一個可預測的模型用以預測使用者偏好的下一個可能打卡地點 [2011]。

B. Berjani and T. Strufe 基於社群網路的適地性服務的打卡資訊以及時間的對應，分析景點的被拜訪可能性以及需求性，建構景點推薦系統 [2011]。

H. Wang, M. Terrovitis, and N. Mamoulis 也基於使用者打卡的行為以及其社群網絡中的與其朋友間的互動關係提出不同於以往的景點推薦演算法，比如在適地性類似的使用者會有類似的偏好，在景點附近的鄰近關係及朋友推薦的景點因素等 [2013]。

K. Andreas, S. Vasilios, P. Athanasios and B. Jeries 在只有不充分的適地性打卡資訊中，分析數月的打卡數據後提出城市間移動的可靠的數學模型 [2013]。

Jalal S. Alowibdi, Sohaib Ghani and Mohamed F. Mokbel 透過 Twitter 的地理標籤 (eotag) 資訊的收集，分析旅遊者的個人資訊，比對假日前與後的數據，建構尋找假期 (VacationFinder) 的工具，分析結果表示相對應的假期與其喜好的熱門景點 [2014]。

## (二) 氣象資料與迴歸分析

迴歸分析 (Regression Analysis) 是一種統計學上分析數據的方法，目的在於了解兩個或多個變數間是否相關、相關方向與強度，並建立數學模型以便觀察特定變數來預測研究者感興趣的變數。更具體的來說，迴歸分析可以幫助人們了解在只有一個自變量變化時因變量的變化量。一般來說，通過迴歸分析我們可以由給出的自變量估計因變量的條件期望。

Peng Bi, Ying Zhang and Kevin A. Parton 在研究日本腦炎與濟南市區的氣候變數間的關係提到溫度、降雨量及相對溼度可能對日本腦炎發病率的影響。

Saneinejad, Sheyda, Matthew J. Roorda, and Christopher Kennedy 提出多倫多市區間通勤者移動的方式與天氣相關因素時，使用 Multinomial logit (MNL) 分析多種交通方式在氣候影響下的比率分布。

Ahmed, Farhana, Geoffrey Rose, and Christian Jakob 在探討不同氣候條件下使用腳踏車在城市間移動的人數時，使用迴歸分析方法提出受氣候變化影響的模型。

Joseph C. Lam, Kevin K.W. Wan, Dalong Liu, C.L. Tsang 針對中國重要大城市中，辦公大樓中的空調所消耗的能源與各城市的天氣因素提出多個迴歸分析的數學模型來估測大樓設計的關鍵要點。

McHugh, Declan 則使用視覺化面板 (Visual Dashboard) 顯示根據城市間交通所需耗費的時間、社群網路的回饋與氣候的變因所分析的模型而預測的交通移動時間。

## 三、設計概要

參照「台北市政府觀光傳播局」提供的台北市區內各項觀光景點，以及臉書中現有打卡數量，選出 20 個景點，表列如下：

表 1. 景點列表

P1	士林夜市	P2	台北 101
P3	台北木柵動物園	P4	國父紀念館
P5	行天宮	P6	陽明山竹子湖海芋田
P7	中正紀念堂	P8	北投溫泉博物館
P9	貓空邀月	P10	龍山寺
P11	天母棒球場	P12	故宮博物院
P13	袖珍博物館	P14	歷史博物館
P15	象山	P16	台北美術館
P17	順益台灣原住民博物館	P18	中華郵政博物館
P19	國軍歷史文物館	P20	國立台灣博物館

收集一個月中各項景點的人氣指標與天氣指數，利用統計學的迴歸分析方法 (Regression Analysis) 求得數學模型來代表熱門景點的人氣指標與天氣指數及日期之間的關聯性。此數學模型能夠用來之後預測當天的景點的人氣數量。

## (一) 人氣指標

景點的人氣指標以臉書上在該地的打卡數量與本研究開始收集的打卡數之差為基準。各項熱門景點所彙整的人氣指標成長如下表：

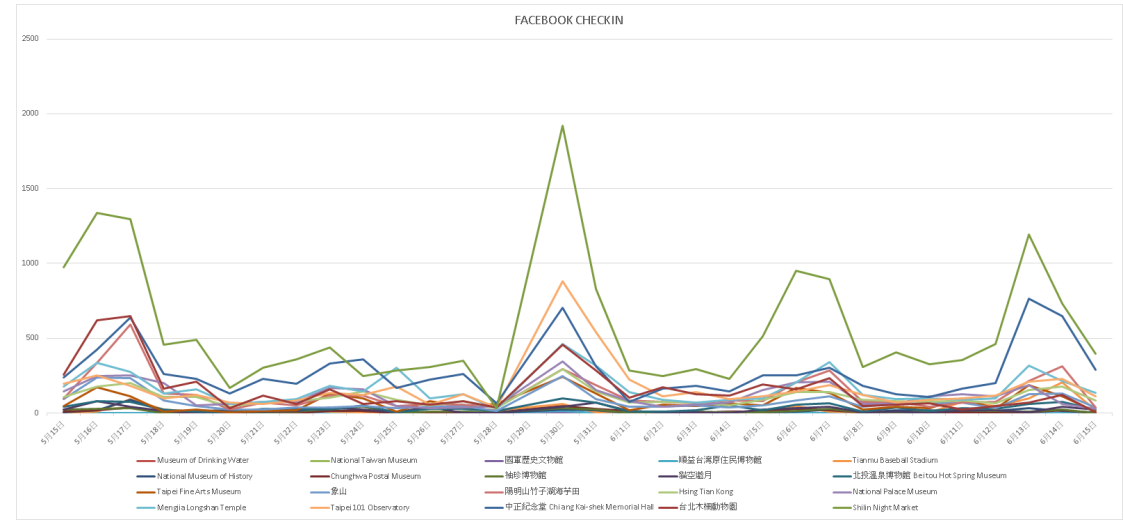
表 2. 各景點與臉書打卡數目的指標變化

景點	打卡數	一個月後打卡增加數
P1	1,445,343	17,367
P2	201,934	5,194
P3	190,548	4,862
P4	173,687	43,326
P5	138,571	3,286
P6	119,734	4,124
P7	112,568	8,619
P8	67,481	1,132
P9	65,357	665

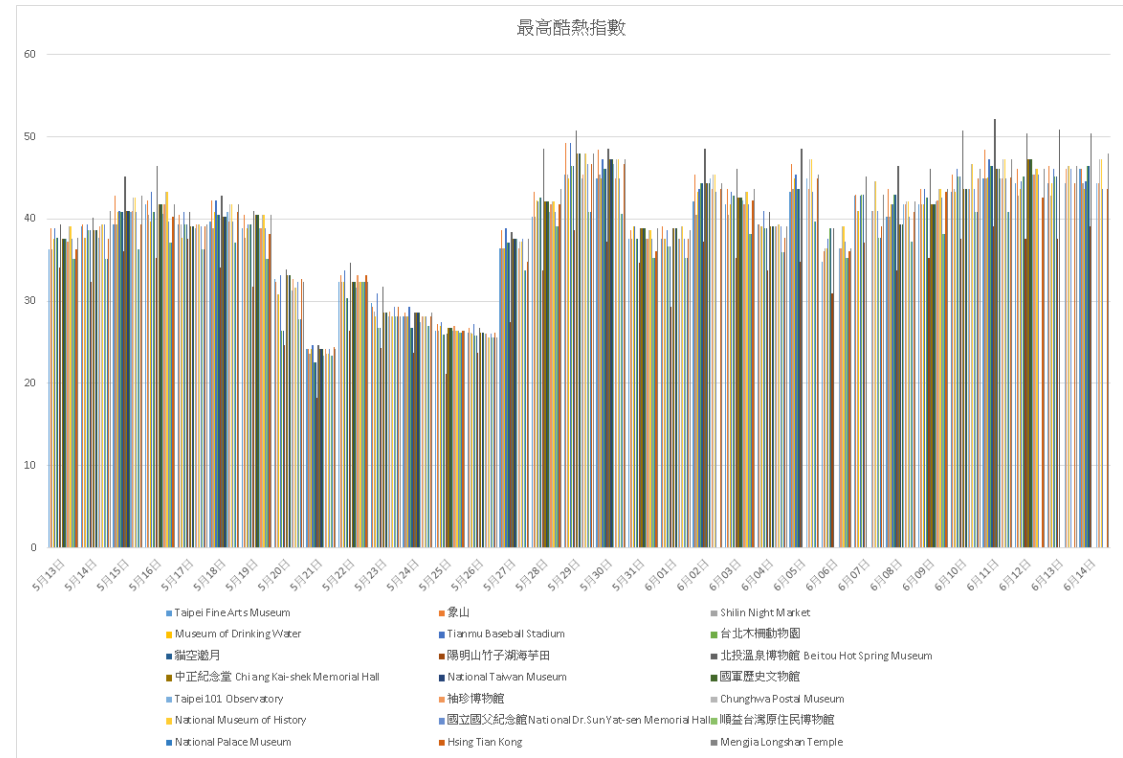
P10	40,959	5,175
P11	26,738	912
P12	21,954	3,679
P13	18,772	423
P14	16,189	419
P15	11,831	2,337
P16	10,220	2,277

P17	2,349	69
P18	2,084	317
P19	947	0
P20	102	5

在監測的時間內人氣指標在各天的趨勢為圖 1 所示。



## (二) 天氣指數



參照台北市校園數位氣象網中的開放資料，各景點最近的中小學所收集的氣象資料作為該景點的各項天氣指數，如降雨量、酷熱指數等。監測期間的酷熱指數彙整如圖 2

其中酷熱指數代表量測華氏溫度與相對濕度後體感溫度的一項指數。其公式如下圖 3 所示。

HI: 酷熱指數, T: 溫度, R: 相對溼度

$$HI = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2 & T^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 16.923 & 5.37941 & 7.28898 \times 10^{-3} & 2.91583 \times 10^{-5} \\ 1.85212 \times 10^{-1} & -1.00254 \times 10^{-1} & -8.14971 \times 10^{-4} & 1.97483 \times 10^{-7} \\ 9.41695 \times 10^{-3} & 3.45372 \times 10^{-4} & 1.02102 \times 10^{-5} & 8.43296 \times 10^{-10} \\ -3.8646 \times 10^{-5} & 1.42721 \times 10^{-6} & -2.18429 \times 10^{-8} & -4.81975 \times 10^{-11} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ R \\ R^2 \\ R^3 \end{bmatrix}$$

圖 3. 酷熱指數公式

而監測期間的降雨量分布如圖 4 所示。

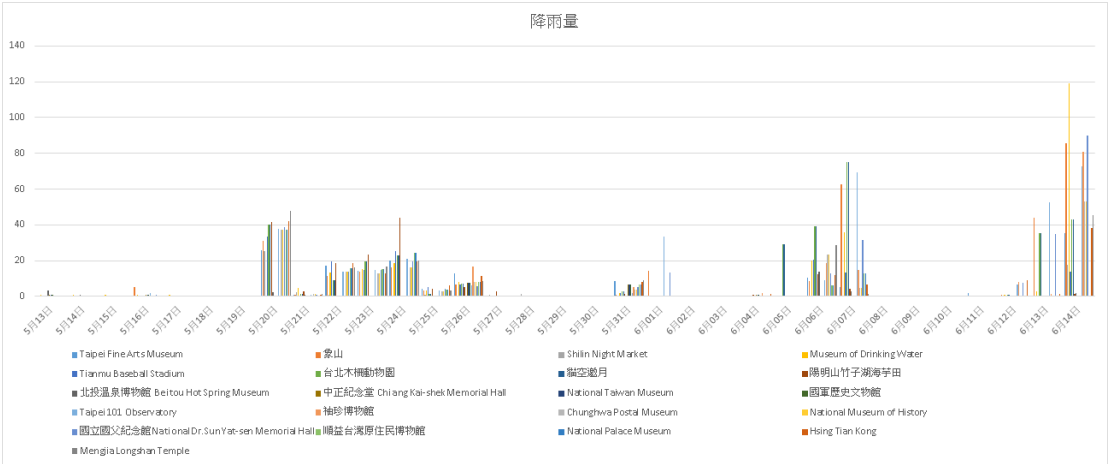


圖 4. 降雨量分布圖

#### 四、資料分析

迴歸分析 (Regression Analysis) 能夠更了解在天氣指數變化時到達景點人次的變化量。本研究使用 Python 的函式庫進行資料分析。

##### (一) 矩陣處理

本研究的實驗數據先以 csv 的資料格式儲存。並使用 Python 的一個函式庫「NumPy」來進行矩陣的運算處理。首先，先將資料從 csv 格式的檔案讀出，接著將資料讀入 NumPy 的 ndarray 物件，以方便接下來(二)(三)(四)的數學計算。其中函式庫「NumPy」的規格如圖 5。

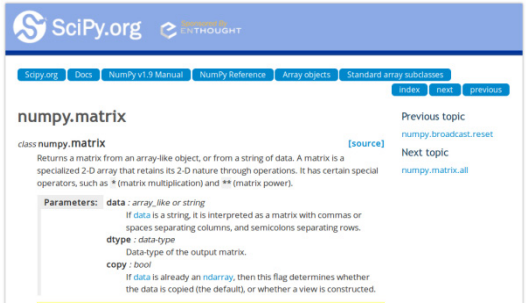


圖 5. NumPy 規格

##### (二) 數值前處理正規化(Preprocessing Normalization)

為了限制實驗數據的取值範圍，在開始處理天氣及 Facebook 打卡數的資料前，先將數據正規化。在本論文的實驗中，我們使用 Python 的一個 module「scikit-learn」所提供的正規化函式 sklearn.preprocessing.normalize，將所有的數據資料都實做正規化，使資料的值轉變為分布在 0 和 1 之間的數值。圖 6 為監測期間內將打卡數正規化後的數值。

### (三) 最小平方方法估測分析(Ordinary Least Squares Regression, OLS)

將前面 (一) (二) 兩個步驟處理好的資料後，我們將這些數據代入公式來做迴歸分析。本實驗中，為了求得最符合真實情況的結果，

我們所使用的公式為圖 7 所列。

$$\text{CheckIn}(\text{POI}) = \text{Rain}(\text{POI}) + \text{Heat}(\text{POI}) + \text{Date}(\text{POI}) + \varepsilon$$

圖 7. POI 估測公式

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	POI	5月14日	5月15日	5月16日	5月17日	5月18日	5月19日	5月20日	5月21日	5月22日	5月23日
2	Taipei Fine Arts Museum	0	0	0	0	0	0	25.8	0.8	17	14.2
3	象山	0	0	5.2	0	0	0	30.8	1	11.6	14
4	Shilin Night Market	0	0	0	0	0	0	25.4	2.2	0.8	0.6
5	Museum of Drinking Water	1	1	1	0.8	0.4	0.4	0.2	4.8	13.4	15
6	Tianmu Baseball Stadium	0	0	0	0	0	0	33.6	0.6	19.6	14.6
7	台北木柵動物園	0	0	0	0	0	0	40	1.2	8.8	19.4
8	貓空遊月	0	0	0	0	0	0	40	1.2	8.8	19.4
9	陽明山竹子湖海芋田	0	0.2	0	0	0	0	41.4	2.6	18.4	23.2
10	北投溫泉博物館 Beitou Hot Spring Museum	0.8	0.4	0	0	0	0	2.2	0.8	0.4	0.4
11	中正紀念堂 Chiang Kai-shek Memorial Hall	0.6	0.6	0.8	0.4	0.6	0.4	0.4	0.2	0.2	0.2
12	National Taiwan Museum	0.6	0.6	0.8	0.4	0.6	0.4	0.4	0.2	0.2	0.2
13	國軍歷史文物館	0.6	0.6	0.8	0.4	0.6	0.4	0.4	0.2	0.2	0.2
14	Taipei 101 Observatory	0	0	1.8	0	0	0	37.6	1	13.6	14.6
15	袖珍博物館	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	Chungghwa Postal Museum	0	0	0	0	0	0	37.4	1.2	13.8	12.6
17	National Museum of History	0	0	0	0	0	0	37.4	1.2	13.8	12.6
18	國立國父紀念館National Dr.Sun Yat-sen Memorial Hall	0	0	1	0	0	0	38.8	0.8	13.6	14.8
19	順益台灣原住民博物館	0	0	0	0	0	0	37.2	0.6	15.8	15.2
20	National Palace Museum	0	0	0	0	0	0	37.2	0.6	15.8	15.2
21	Hsing Tian Kong	0	0	0	0	0	0	41.8	0.8	18.4	13
22	Mengjia Longshan Temple	0	0	0	0	0	0	48	1.4	16	16.6
23											
24											

圖 6. 正規化後的打卡數據

CheckIn ( ) 為從 Facebook 下載的各景點每日打卡數； Rain( ) 和 Heat( ) 為自台北市國小天氣觀測站對應到各景點的每日降雨量以及酷熱指數； Date( ) 是不同日子所代表的比重，本實驗為了求得最適合的 Date( ) 資料，實做了多組 Date( ) 來找出最佳的一組 Date( ) ； POI (Point Of Interest)表示對應的景點的變數，

例如 CheckIn (中正紀念堂) 表示中正紀念堂的打卡資料，而  $\varepsilon$  是本公式的誤差值。

迴歸分時使用 Python 函式庫 StatsModels 的 statsmodels.regression.linear\_model.OLS 函式來實做最小平方方法估測分析。其中函式規格如圖 8 所示。

## statsmodels.regression.linear\_model.OLS

`class statsmodels.regression.linear_model.OLS(endog, exog=None, missing='none', hasconst=None, **kwargs)`  
A simple ordinary least squares model. [\[source\]](#)

**Parameters:** **endog** : array-like

1-d endogenous response variable. The dependent variable.

**exog** : array-like

A nobs x k array where *nobs* is the number of observations and *k* is the number of regressors. An intercept is not included by default and should be added by the user. See `statsmodels.tools.add_constant`.

**missing** : str

Available options are 'none', 'drop', and 'raise'. If 'none', no nan checking is done. If 'drop', any observations with nans are dropped. If 'raise', an error is raised. Default is 'none.'

**hasconst** : None or bool

Indicates whether the RHS includes a user-supplied constant. If True, a constant is not checked for and `k_constant` is set to 1 and all result statistics are calculated as if a constant is present. If False, a constant is not checked for and `k_constant` is set to 0.

圖 8. statsmodels.regression.linear\_model.OLS 規格

#### (四) 分析結果

為了求得最佳 (R-squared 值最大) 的公式，本實驗使用十種不同的 Date( ) 資料，以下是十種不同的 Date( ) 資料計算出各自景點的 R-squared 值，如表 3 至表 5 所示。

表 3. 中正紀念堂之各項 R-squared 值

中正紀念堂	
Date ( )	R-squared
No Difference	0.0206700462
Monday	0.0607807743
Tuesday	0.0558931191
Wednesday	0.0705280857
Thursday	0.0966013584
Friday	0.0358009192
Saturday	0.2948387453
Sunday	0.2002640346
Weekend Weekday	0.5865227255
Integrate	0.5431544754

表 4. 士林夜市之各項 R-squared 值

士林夜市	
Date ( )	R-squared
No Difference	0.1409928937
Monday	0.1900770315
Tuesday	0.1683135818
Wednesday	0.1976990316
Thursday	0.2264960546
Friday	0.1420629201
Saturday	0.5147006194
Sunday	0.2107824100
Weekend Weekday	0.6080972884
Integrate	0.6008438371

表 5. 陽明山竹子湖海芋田之各項 R-squared 值

陽明山竹子湖海芋田	
-----------	--

Date ( )	R-squared
No Difference	0.1367935957
Monday	0.1634470382
Tuesday	0.1567856201
Wednesday	0.2063425003
Thursday	0.1675783182
Friday	0.1852100537
Saturday	0.2566802847
Sunday	0.4603332110
Weekend Weekday	0.6924437285
Integrate	0.6049211351

No Difference 為所有項目都是 1 的 Date( ) 資料； Monday、Tuesday、Wednesday、Thursday、Friday、Saturday、Sunday 是對應的星期的比重較高的 Date( ) 資料； Weekend Weekday 是周末較平日高的 Date( ) 資料，最後 Integrate 項目是綜合 Monday、Tuesday、Wednesday、Thursday、Friday、Saturday、Sunday 的結果得出的一個特別 Date( ) 資料。

最後以 Integrate 的 Date( ) 資料算得全部景點的公式：

#### 一、 順益台灣原住民博物館

R-squared:0.035127

checkIn() = [-0.021418 -0.072982 1.708526 0.028411] [1 rain() heat() date() ]^T

#### 二、 國立故宮博物院

R-squared:0.613802

checkIn() = [-0.053725 0.009644 1.547677 1.108143] [1 rain() heat() date() ]^T

#### 三、 郵政博物館

R-squared:0.582217

checkIn() = [-0.047382 -0.040685 0.443474 2.066050] [1 rain() heat() date() ]^T

#### 四、 國立歷史博物館

R-squared:0.255105

checkIn() = [-0.019635 -0.088723 0.287970 1.409439] [1 rain() heat() date() ]^T

#### 五、 國立國父紀念館

R-squared:0.040078  
 $\text{checkIn}() = [-0.048472 \ -0.152936 \ 4.085441 \ -1.429872] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

六、 臺北市立美術館

R-squared:0.834173  
 $\text{checkIn}() = [-0.047228 \ -0.049634 \ 0.760807 \ 1.752896] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

七、 中正紀念堂

R-squared:0.543154  
 $\text{checkIn}() = [-0.006093 \ -0.007779 \ 0.093247 \ 1.103405] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

八、 國立臺灣博物館

R-squared:0.116064  
 $\text{checkIn}() = [0.067514 \ -0.087430 \ -2.639912 \ 1.634410] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

九、 國軍歷史文物館

R-squared:nan  
 $\text{checkIn}() = [0.000000 \ 0.000000 \ 0.000000 \ 0.000000] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

十、 台北 101 觀景台

R-squared:0.381710  
 $\text{checkIn}() = [-0.054830 \ -0.110404 \ 1.477311 \ 1.332832] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

十一、 袖珍博物館

R-squared:0.512145  
 $\text{checkIn}() = [-0.004251 \ 0.013922 \ -0.231430 \ 1.349286] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

十二、 艋舺龍山寺

R-squared:0.620108  
 $\text{checkIn}() = [-0.007269 \ -0.084488 \ 0.139484 \ 1.170350] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

十三、 陽明山竹子湖海芋田

R-squared:0.604921  
 $\text{checkIn}() = [-0.040962 \ -0.086312 \ 0.829417 \ 1.526731] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

十四、 貓空邀月

R-squared:0.431068

$\text{checkIn}() = [-0.008842 \ -0.048074 \ -0.197131 \ 1.519298] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

十五、 北投溫泉博物館

R-squared:0.644913  
 $\text{checkIn}() = [-0.029473 \ -0.019486 \ 0.661871 \ 1.271281] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

十六、 天母棒球場

R-squared:0.221729  
 $\text{checkIn}() = [-0.095305 \ 0.073697 \ 2.751817 \ 1.128937] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

十七、 台北木柵動物園

R-squared:0.408008  
 $\text{checkIn}() = [-0.032115 \ -0.216519 \ 0.628127 \ 1.583948] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

十八、 象山

R-squared:0.602310  
 $\text{checkIn}() = [-0.067969 \ -0.065358 \ 1.791570 \ 1.380838] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

十九、 士林夜市

R-squared:0.600844  
 $\text{checkIn}() = [-0.052669 \ -0.027742 \ 1.489375 \ 1.171097] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

二十、 行天宮

R-squared:0.649513  
 $\text{checkIn}() = [-0.018536 \ -0.021427 \ 0.684122 \ 0.911923] [1 \ \text{rain}() \ \text{heat}() \ \text{date}()]^T$

## 五、結果與討論

即時性的景點資訊透過適地性服務的打卡資訊雖提供給景點拜訪者能夠參考的依據，但卻缺乏預測資訊，因此本研究根據人氣指標與天氣指數利用迴歸分析的方法分析出數學模型代表週幾於相對的天氣資訊下在該景點的打卡數的影響。並且以此模型能夠估測氣候指標變動下預期的人氣活躍程度。

根據本研究提供的資訊，將更有助於景點拜訪者的規劃，進而形成更優質的旅遊計畫。而且，也能夠提供於各項機關，進行資源的分配調度的一個指標。例如，在室外於預期的人潮高峰時提供安全消防等警備，以避免公共災害的發生。

## 参考文献

- [1] A. Komninos, V. Stefanis, A. Plessas, and J. Besharat, "Capturing Urban Dynamics with Scarce Check-In Data," *Pervasive Computing*, IEEE , vol.12, no.4, pp.20,28, Oct.-Dec. 2013
- [2] Ahmed, Farhana, Geoffrey Rose, and Christian Jakob. "Commuter cyclist travel behavior: examination of the impact of changes in weather." *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2387 (2013): 76-82.
- [3] B. Berjani and T. Strufe. "A Recommendation System for Spots in Location-Based Online Social Networks." In *Proc. of SNS'11*, 2011
- [4] Bi P, Zhang Y, Parton KA, "Weather variables and Japanese encephalitis in the metropolitan area of Jinan city, China." *J Infect* 2007, 55:551–556.
- [5] Böcker, Lars, Martin Dijst, and Jan Prillwitz. "Impact of everyday weather on individual daily travel behaviours in perspective: a literature review." *Transport reviews* 33.1 (2013): 71-91.
- [6] H. Wang, M. Terrovitis, and N. Mamoulis. "Location recommendation in location-based social networks using user check-in data." In *SIGSPATIAL/GIS*, pages 364–373, 2013.
- [7] J. Chang and E. Sun, "Location3: How Users Share and Respond to Location-Based Data on Social Networking Sites," *Proc. 5th Int'l AAAI Conf. Weblogs and Social Media*, AAAI Press, 2011, pp. 74–80.
- [8] Jalal S.Alowibdi,Sohaib Ghani,and Mohamed F.Mokbel,"Vacation-Finder:a tool for collecting, analyzing, andvisualizing geotagged twitter data to find top vacation spots,"in:Proceedings of ACM SIGSPATIAL LBSN'14, Dallas, TX, USA,4 November2014.
- [9] Lam, Joseph C., et al. "Multiple regression models for energy use in air-conditioned office buildings in different climates." *Energy Conversion and Management* 51.12 (2010): 2692-2697.
- [10] McHugh, Declan. "Traffic Prediction and Analysis using a Big Data and Visualisation Approach." (2015).
- [11] Saneinejad, Sheyda, Matthew J. Roorda, and Christopher Kennedy. "Modelling the impact of weather conditions on active transportation travel behaviour." *Transportation research part D: transport and environment* 17.2 (2012): 129-137.