

## 二、研究計畫內容

### （一）摘要

科技的進步讓資通訊技術（Information and Communications Technology, ICT）在交通運輸的應用進入更智慧的階段，在智慧城市的發展中，提供完整或精準的公共服務資訊是相當重要的。為了提供垃圾車到站時間更準確的資訊，有效的預測旅行時間和準點率的提升便成為第一要點。近年來，循環神經網路（RNN）以及長短期記憶（LSTM）的模型已經被廣泛運用在旅行時間以及準點的預測上，然而，聚類分析還能將這些模型的效能提高，因此，本研究計畫提出一個結合聚類分析以及 RNN-LSTM 模型的預測方法，期許能提高精準度並幫助公共服務的發展。

### （二）研究動機與研究問題

#### 1.1 研究背景

近年來，資通訊技術（Information and Communications Technology, ICT）蓬勃發展，許多新的科技因應而生，例如：行動裝置、大數據（Big Data）、物聯網（Internet of Things, IOT）等。在這些先進的科技與技術推波助瀾下，伴隨著智慧城市的發展，智慧運輸系統（Intelligent Transportation System, ITS）也進入新的發展階段（林繼國等，2020）。ITS 的九大服務領域項目中，也包含大眾民生需求延伸的諮詢服務應用，例如：先進交通管理服務（Advanced Traffic Management Services, ATMS）、先進用路人資訊服務（Advanced Traveler Information Services, ATIS）、先進公共運輸服務（Advanced Public Transportation Services, APTS）、資訊管理服務（Information Management Services, IMS）。其中，資訊管理服務對於智慧城市的發展十分重要，因為完整之資訊可以減少民眾對於使用大眾運輸之不確定性，進而影響其使用大眾運輸之意願（蘇昭銘等，2005）。垃圾車服務是民眾幾乎天天會接觸的公共服務，各縣市透過 APPs 或是網站提供相關服務資訊，這類型的資訊常因交通狀況或天候狀況而變得更加複雜難以預測，因此，若能有效的預測垃圾車的旅行時間，將能提高民眾對於公共服務的滿意度。

臺灣的垃圾回收率於世界名列前茅，據行政院環境保護署統計，臺灣一般廢棄物的回收率高達 61.1%（廖禹婷，2022）。而臺灣的回收率之所以能夠這麼突出，英國《衛報》（*The Guardian*）（2022）認為，那是因為臺灣所採取的方式與國外常見的「移動式垃圾桶」不同，臺灣使用的是名為「垃圾不落地」的政策，此政策透過在特定時間、特定地點進行回收的方式，簡化了民眾參與回收

的管道，有效地提升都市回收量（趙育隆，2007）。但隨著此項政策的普及，相關問題也逐漸浮現，例如：部分民眾於非定點處等待與投遞垃圾，或是社區清潔人員為方便，將住戶的垃圾提前放置於路邊等，雖然這些問題不盡相同，但究其原因，可歸咎於民眾對於垃圾車抵達時間的未知性。2017 年甚至有民眾在公共政策網路發起平台提出了取消垃圾不落地政策的提案。由此顯見，垃圾車的相關資訊提供實有其必要性。

然而，如何提供完善且準確的資訊系統為近年來發展重點項目之一，旅行時間或到站時間預測也成為學者們不斷研究的項目，例如：公車時間的到站預測（Chen, 2018）、高鐵的運行時間預測（Huang et al., 2020）、臺鐵行車時間估計（張恩輔、林志偉，2015）等，透過這些技術的發展，政府或企業得以提供民眾更多大眾運輸的動態資訊，像是台北等公車 APP、台鐵 e 訂通等。根據過去相關文獻發現，多數研究均聚焦在公共運輸，與垃圾車相關研究多為車隊的管理系統上(Chen et al., 2016)。此外，Chen 等人（2019）研究中提及在垃圾收集服務過程中，仍未見相關交通訊息與外在資訊之廣泛利用。因此，本研究基於上述動機，提出以下研究目的：

- 一、以過去的時間預測方式為基準，結合現有的資訊，加入交通訊息或天候訊息的干擾因素，研究各模型的適用性。
- 二、建構基於機械學習方法的垃圾車旅行時間預測模型。
- 三、以數據科學的角度提出對於垃圾車管理相關之改善建議。

### （三）文獻回顧與探討

本節主要分為兩個部分來說明：第一部分將定義各種交通資訊元素；第二部分將探討過去在預測旅行時間（travel time）使用的研究方法，並比較各種預測方法的優缺點。

#### 一、交通資訊定義方式

自 2005 年開始推行垃圾不落地政策以來，在全臺各地都可以看到地方政府利用垃圾收集車（Refuse Collection Vehicle, RCV），規劃固定的路線收集民眾所丟的垃圾，而該路線是由許多的清運點（Collection Points, CP）所組成的一個序列（Chen, 2019）。本研究用  $CP_k$  代表研究路線中經過的  $k$  個清運點，使用  $t_k$  作為 RCV 抵達  $k$  清運點的時間。以圖 1 中的路線  $CP_k$  到  $CP_{k+1}$  為例，從  $k$  清運點到下一個清運點  $k+1$  的旅行時間以公式（1）這個公式定義：

$$x_{k,k+1} = t_{k+1} - t_k \quad (1)$$

當 RCV 在  $t_k$  時抵達  $CP_k$ ，我們就可以透過旅行時間預測工具，生成  $CP_{k+1}$  預測的旅行時間，並將其定義為  $x'_{k,k+1}$ 。換句話說，即利用  $t'_{k+1} = x'_{k,k+1} + t_k$  來得到 RCV 抵達  $CP_k$  的預計時間。此外，為了觀察 RCV 在各清運點的停留時間，我們將 RCV 駛離  $CP_k$  的時間定義為  $dt_k$ ，並透過公式 (2) 定義 RCV 在  $CP_k$  的停留時間。

$$d_k = dt_k - t_k \quad (2)$$

RCV 路線圖範例 ( $CP_k \sim CP_{k+1}$ )

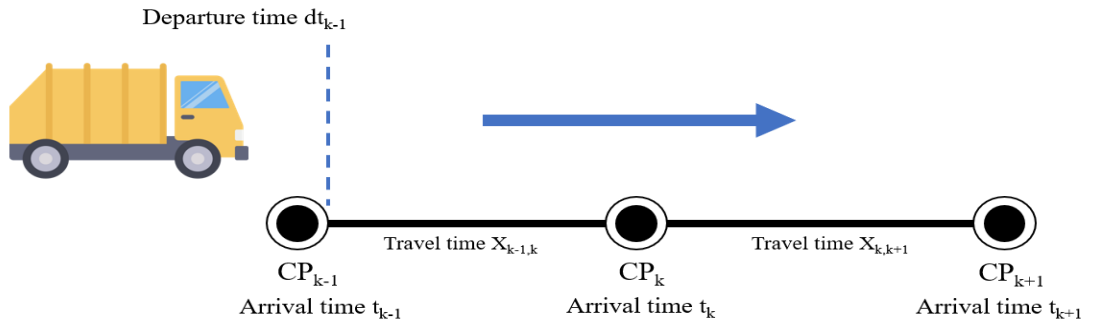


圖 1 路線示意圖

## 二、交通資訊預測方法

### (一) 簡單平均法

簡單平均法針對研究路段的歷史資料，求其歷史資料的算術平均數 (Statistical Mean Value, SMV)，並作為未來交通資訊的預測值 (陳志華等，2017)。假設  $CP_k$  到  $CP_{k+1}$  路線，歷史紀錄中的第  $i$  筆旅行時間資料為  $x_{k,k+1,i}$ ，且歷史紀錄總共有  $n$  筆，在得知這些資訊後，我們便可以透過公式 (3) RCV 來預估旅行時間以及預估停留時間。以高雄市的 RCV 路線為例，在  $n = 31$  和  $m = 14$  的情況，如圖 2 所示。

$$x'_{k,k+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_{k,k+1,i}}{m} \quad (3)$$

為了檢視簡單平均法預測的效能，本研究使用四項指標，包括平均絕對誤差 (Mean Absolute Error, MAE)、平均絕對百分比誤差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)、均方根誤差 (Root Mean Square Error, RMSE)、均方根對數誤差 (Root Mean Squared Logarithmic Error, RMSLE)。以圖 2 為例，透過簡單平均法所求得的預測值  $x'_{31,32}$  的 MAE 總和約為 123 秒、RMSE 為 135 秒、RMSLE 為 0.166、MAPE 為 0.155。簡單平均法雖有優異的計算速度，但因為只考慮到歷史資料，並未考慮相鄰路段抑或是動態的交通狀況，也導致在預測交通這項具有高度動態變化的主題時準確率容易受到影響 (陳志華等，2017)。

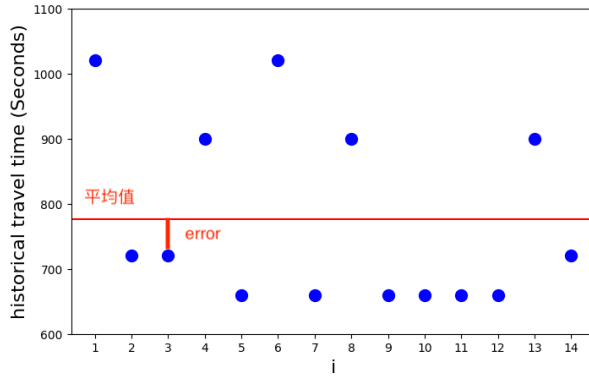


圖 2 參考路線之歷史旅行時間以及簡單平均法產生之預測值

## (二) 線性迴歸 (Linear Regression, LR)

線性迴歸雖然非常簡單且易於解釋，但卻是常用的監督式學習方法之一，目前也常在 ITS 的應用領域看到相關應用 (Zhu et al., 2018)。例如：交通流量的預測 (Sun, 2003)。此外，我們從過去的研究案例中也可以發現線性迴歸在旅行時間預測 (Fei et al., 2011; Karlaftis & Vlahogianni, 2011) 以及停留時間 (Zhang & Teng, 2013) 上面的應用。為了改善 SMV 在預測實時交通效果不佳的問題，部分研究決定將相鄰路段的資料加入線性迴歸的模型中 (Chen, 2016; Rahman, 2013)。

用公式 (4) 定義預測旅行時間的線性迴歸模型，公式中的截距  $b$  以及斜率  $w$  則分別透過公式 (5) 和公式 (6) 計算出來 (Chen, 2019)。同樣以高雄市的 RCV 路線為範例，如圖 3， $n=31$  和  $m=14$ ，接著透過公式 (4) – (6) 計算出線性迴歸方程式 (7)。結果得出如圖 3 所繪的散點圖， $x$  軸代表的是  $CP_{30}$  到  $CP_{31}$  的實際旅行時間， $y$  軸代表的是  $CP_{31}$  到  $CP_{32}$  的實際旅行時間，紅線則代表經公式 (7) 所計算出來的預測值  $x'_{31,32}$ 。須特別說明的是，雖均有 14 筆資料，但因為部分點位的值有重複的情況，以致圖片上看起來只有五個值。

$$x'_{k,k+1} = b + x_{k-1,k} \quad (4)$$

$$w = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{k-1,k,i} - \bar{x}_{k-1,k})(x_{k,k+1,i} - \bar{x}_{k,k+1})}{\sum_{i=1}^n (x_{k-1,k,i} - \bar{x}_{k-1,k})^2} \quad (5)$$

$$b = \bar{x}_{k,k+1} - w \times \bar{x}_{k-1,k} \quad (6)$$

$$x'_{31,32} = 954.362 + (-0.16)x_{30,31} \quad (7)$$

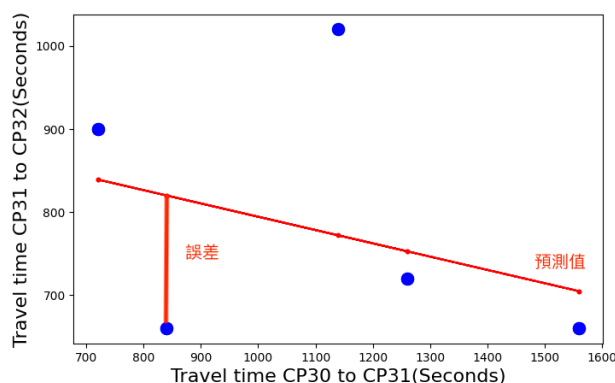


圖 3 參考路線之歷史旅行時間以及線性迴歸產生之預測值

研究以 MAE 來評斷線性迴歸的效能，透過線性迴歸方程式(8)  $x'_{31,32}$  預測旅行時間所得出的 MAE 總計約為 99 秒、RMSE 為 125、RMSLE 為 0.153、MAPE 為 0.125。由上述結果可以看出線性迴歸模型預測旅行時間的準確度相較於簡單平均法要來得優秀，但過去研究證明在路線轉變時，線性迴歸在預測交通上會有較大的誤差 (Lin & Chen, 2017)，換句話說，當線性迴歸運用於非線性條件的資料時，其預測結果效果將較差 (Chen, 2019)。

### (三) 支持向量機(Support Vector Machines, SVM)

SVM 作為專門處理分類問題的監督式學習方法之一，已經被成功運用至許多不同的領域之中(Bi, 2021)，目前已有研究將其應用在預測抵達時間(arrival time)上(Yang et al., 2016)以及預測車流上(Duan, 2018)，作為 SVM 的延伸，支持向量回歸 (Support Vector Regression, SVR) 則被運用於迴歸問題上，跟 LR 不同，SVR 的特性是將多維特徵映射到一個高維度的空間，在這個高維度空間找到一個超平面切割資料，以求線性迴歸的最佳解(Vanajakshi & Rilett, 2007)，本研究透過使用高次方轉換已解決非線性資料的問題。經初步測試，當我們在原本的高雄市 RCV 資料加入濕度、風速、氣溫、氣壓等特徵，並用 SVR 模型所產出的結果，其 MAE 為 175 秒、RMSE 為 241 秒、RMSLE 為 0.297、MAPE 為 0.184，雖然 SVM 可以用於解決非線性的迴歸問題，但過去的研究結果顯示 SVM 比較適合用在短期的旅行時間預測(Vanajakshi & Rilett, 2007)以及數據量較少的資料上。

### (四) 人工神經網路(Artificial Neural Network, ANN)

ANN，又稱類神經網路(Neural Network, NN)，由輸入層、隱藏層以及輸出層組成，如圖四。其中的隱藏層被用來分析輸入的參數之間的交互影響關係並透過其產生非線性模型(Chen et al., 2019)，因為這個特點，ANN 被廣泛運用在解決交通問題上(Karlaftis & Vlahogianni, 2011)，例：公車的旅行時間(As & Mine,

2018)，因為在交通資訊中，路段之間存在相依性以及交互影響關係（陳志華等，2017），過去的研究就曾透過隱藏層來分析路段之間的關係(Dong *et al.*,2014)。

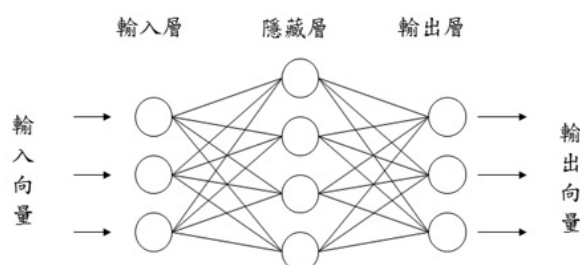


圖 4 神經網路示意圖

(圖片來源：

[https://blogs.sas.com/content/sastaiwan/2020/02/25/%E6%B4%BB%E5%AD%B8%E6%B4%BB%E7%94%A8%E9%A1%E7%A5%E7%B6%93%E7%B6%B2%E8%B7%AF-%E5%A6%82%E4%BD%95%E9%81%8B%E7%94%A8sas-em%E6%8F%90%E5%8D%87%E9%A1%E7%A5%E7%B6%93%E7%B6%B2%E8%B7%AF%E6%A8%A1/\)](https://blogs.sas.com/content/sastaiwan/2020/02/25/%E6%B4%BB%E5%AD%B8%E6%B4%BB%E7%94%A8%E9%A1%E7%A5%E7%B6%93%E7%B6%B2%E8%B7%AF-%E5%A6%82%E4%BD%95%E9%81%8B%E7%94%A8sas-em%E6%8F%90%E5%8D%87%E9%A1%E7%A5%E7%B6%93%E7%B6%B2%E8%B7%AF%E6%A8%A1/))

經過初步的預測，其 MAE 為 98 秒、RMSE 為 128 秒、RMSLE 為 0.149、MAPE 為 0.109，較 SVM、線性回歸等方法的效能優異許多，不過，過去的研究也顯示，ANN 因為未考慮到不同的數據特徵，可能會影響最後的預測結果 (Chen *et al.*,2019)。

#### (五) 循環神經網路(Recurrent Neural Network,RNN)

在預測交通上，時常會需要處理時間序列資料，在最近的研究中，RNN 時是時常被使用的方法之一，因為 RNN 的特性便是能保留隱藏層所輸出的資料，這個特性剛好可以解決在時間序列的資料上常遇到的時間相依性問題。因此，RNN 也常被使用在其他領域中。例:自然語言處理(Jelodar *et al.*,2020)。然而，RNN 模型隨著時間的遞移，時常會產生梯度消失以及梯度爆炸的問題，為解決這個缺陷，學者們目前時常使用長短期記憶(long short term memory, LSTM)來解決問題(Duan *et al.*,2016)，過去的研究也證明了透過 RNN 跟 LSTM 可提高交通訊息預測的準確性(Wei & Zhengyi,2017)，雖然可能伴隨更高的計算與時間成本 (Chen *et al.*, 2019)。經過本研究的初步研究結果，RNN 的預測結果與 ANN 的結果十分接近，其原因可能來自於樣本數過小，導致模型無法訓練，Chen 等人 (2019)也在文獻裡面提到，當連續輸入的向量長度過短，可能導致 RNN 的訓練結果與 ANN 的效果相似。

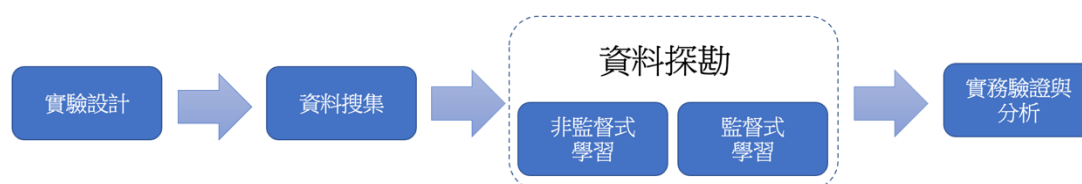


## (六) 聚類分析 (Cluster Analysis)

Chen 等人(2019)提到，資料分群(data clustering)技術對於交通領域的分析是一個相當重要的技術，因為資料分群技術可以提取並分析一筆交通資料裡的特徵，使得在預測上的結果能夠更有效率以及準確。本研究初步採用 k-means 針對範例路線進行聚類分析，將十四個旅行時間點位分成三類，並用 silhouette\_score 檢視其效果，最後得到 0.86 的結果。Chen (2019) 等人提到，k-means 等分割式分群 (Partition-Based Clustering, PBC) 方法，雖然能以較低的時間複雜度  $O(mk)$  對數據進行聚類，但卻有無法過濾離群值的缺點。即使如此，我們認為聚類分析依然有其價值，因為當我們在研究多變量資料時，先使用聚類分析能夠有效降低分析難度，擁有提升效率以及精準度的效用。

## (四) 研究方法及步驟

本研究擬定四個流程，包括：實驗設計、資料搜集、資料探勘（非監督式學習、監督式學習及強化學習）以及實務驗證與分析。此章節將於下文具體說明各步驟。



圖五 研究流程

### 1. 實驗設計

過去的研究（陳志華等，2017）提到，非監督式學習結合監督式學習的預測方式，將有效提升預測準確率，此外，學者們也不斷提到（Bin et al., 2006; Chen et al., 2019），在預測旅行時間上，考慮交通資訊是相當重要的。固本計畫在輸入層，加入交通資訊以及天氣資料等特徵，最後將其輸入自製的模型中，此模型將結合非監督式學習以及監督式學習的技術，最終產生旅行時間的預測結果。

### 2. 資料搜集

此研究擬用網路爬蟲技術做資料搜集，並使用蒐集到的兩款資料集做後續分析。資料集分別為高雄市環境保護局在政府開放平台所提供的每日 RCV 資料，以及中央氣象局的資料觀察系統（CWB Observation Data Inquire System）所

提供的高雄各測站所偵測到的每日天氣資料。以下的表 1 及表 2 詳細描述了本研究在兩款資料集中所使用的欄位以及欄位內容。

表 1 高雄市每日 RCV 的靜態資料

欄位名稱	欄位內容	資料型態	欄位說明
route_id	E80320001	primary key	路線 id
caption	中正路三段 100 號	str	點位名稱
today_s	18:25	datetime	到站時間
today_e	18:30	datetime	離站時間
date	2023/1/19	datetime	日期
travel_time	300sec	int	旅行時間

表 2 高雄市各測站每日收集資料

欄位名稱	欄位內容	資料型態	欄位說明
station_name	C0V630_茄苳	str	偵測站名稱
date	2023/1/19	datetime	日期
press	1014.3 hpa	float	測站氣壓
temperature	19.6℃	float	測站溫度
RH	.61	float	測站相對濕度
ws	1.3(m/s)	float	測站風速
precip	0.0mm	float	測站降水量

### 3. 資料探勘

#### (1) 非監督式學習

資料清理及整併完畢後，本研究將先對其做集群分析，透過四個種類的集群分析方式，包括：階層式分群（Hierarchical Clustering）、切割式分群（Partitional Clustering）、DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)以及 Adaptive-Based Clustering（ABC）等方法，藉由這些方法找出一個最適的分類方法，以便監督式學習能進行更精準的預測。

#### (2) 監督式學習

針對聚類分析所產生的各個聚類，針對每個聚類產生各自的 RNN 模型，並透過強化式學習，也就是 LSTM 的方式，來解決梯度爆炸的問題，經訓練後使其產出結果。

### 4. 實務驗證與分析

為驗證本研究在旅行時間的準確性，我們將採用台灣交通部制定的準確率



公式，其準則是若預測的旅行時間與實際旅行時間的差異大於 20%，判定為錯誤，反之則代表預測正確，我們將透過現有的資料集與模型產出後的結果做比對，以檢視模型的效能。

為確保本研究順利進行，本研究之時程進度如圖六所示。

### 國科會大專生計畫

開始日期：2023/7/1

截止日期：2024/2/29

工作項目/月份	July	Aug	Sept	Oct	Nov	Dec	Jan	Feb
文獻深入探討								
資料搜集								
資料前處理								
非監督式學習（聚類分析）模型設計								
監督式學習（RNN）模型設計								
實務驗證								
結案報告撰寫								

圖六 時程甘特圖

## （五）預期結果

對應上述的研究目標，本次的研究成果預期如下：

1. 透過非監督式學習結合監督式學習，找出最具效率的旅行時間預測模型，並使其可以為其他大眾運輸所用。
2. 對研究結果提出採取措施之建議，相關單位可作為政策推動的依據。

## （六）需要指導教授指導內容

1. 研究論文的撰寫方式和整體邏輯大綱
2. 引導及協助使用博士生論文系統或圖書館文獻
3. 研究數據處理及模型分析的建議
4. 研究成果計畫之撰寫

## （七）參考文獻

1. 林繼國、陳天賜、黃新薰、蘇振維、吳東凌、陳其華、張益城、呂思慧、陳翔捷、樓軒宇、胡智超、許修豪（2020）。2020 年運輸政策白皮書－智慧型運輸。交通部；交通部運輸研究所  
<https://www.iot.gov.tw/dl-14688-4afab97951c147a785706f8d6b482295.html>
2. 蘇昭銘、張靖、王晉元、卓訓榮、梁峻凱、劉偉賢、蕭美玲、藍宜祥、王穆衡、黃立欽（2005）。先進大眾運輸系統（APTS）整體研究發展計畫-臺灣地區汽車客運行前旅次規劃決策支援系統之規劃與示範計畫(二)。交通部運輸研究所。  
<https://www.iot.gov.tw/dl-8033-e38d16ed72cf4c58ae849801c217dc56.html>
3. 行政院環保署（2022，7 月 18 日）。回收及廢棄物處理  
<https://www.epy.gov.tw/state/4AC21DC94B8E19A8/aea35f1b-0fe3-4ca9-8ab9-6579fd30a8f3>
4. 廖禹婷（2022，5 月 12 日）。2021 年全國一般廢棄量突破千萬噸 暫存垃圾連年飆升。<https://e-info.org.tw/node/234034>
5. Helen Davidson, Chi Hui Lin. (2022, December 26). Classical trash: how Taiwan's musical bin lorries transformed 'garbage island'. The Guardian  
<https://www.theguardian.com/world/2022/dec/26/classical-trash-how-taiwan-musical-truck-transformed-garbage-island>
6. 趙育隆（2007）。都市垃圾清運方式對資源回收量影響之時間序列分析：以垃圾不落地措施為例。都市與計劃，34(2)，117-137。  
<https://doi.org/10.6128/CP.34.2.117>
7. 丫興，2016，建議可以取消垃圾不落地，公共政策網路參與平台。  
<https://join.gov.tw/idea/detail/26b1c9d2-6df4-4816-a706-9baa89f16945>
8. Chen, Chi-Hua. (2018). An Arrival Time Prediction Method for Bus System. (2018). IEEE Internet of Things Journal, 1–1. doi:10.1109/jiot.2018.2863555
9. Huang, P., Wen, C., Fu, L., Peng, Q., & Li, Z. (2020). A hybrid model to improve the train running time prediction ability during high-speed railway disruptions. Safety Science, 122, 104510. doi:10.1016/j.ssci.2019.104510
10. 張恩輔、林志偉（2015）。開放資料 Open Data 應用於列車表定行車時間之估計。中興工程，(128)，39-47。

<https://www.airitilibrary.com/Publication/alDetailedMesh?DocID=0257554X-201507-201507270004-201507270004-39-47>

11. Chen, C., Yang, Y., Chang, C., Hsieh, C., Kuan, T., & Lo, K. (2016). THE DESIGN AND IMPLEMENTATION OF A GARBAGE TRUCK FLEET MANAGEMENT SYSTEM. The South African Journal of Industrial Engineering, 27(1), 32-46. <https://doi.org/10.7166/27-1-982>
12. Chen, Chi-Hua & Hwang, F.J. & Kung, Hsu-Yang. (2019). Travel Time Prediction System Based on Data Clustering for Waste Collection Vehicles. IEICE Transactions on Information and Systems. E102.D. 1374-1383. 10.1587/transinf.2018EDP7299.
13. 陳志華、謝欣翰、高果、官大勝 (2017)。深度學習應用於交通旅行時間預測。電工通訊季刊，(), 92-109。 <https://doi.org/10.6328/CIEE.2017.3.11>
14. Zhu, L., Yu, F. R., Wang, Y., Ning, B., & Tang, T. (2018). Big Data Analytics in Intelligent Transportation Systems: A Survey. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 1–16. doi:10.1109/tits.2018.2815678
15. Sun, H., Liu, H. X., Xiao, H., He, R. R., & Ran, B. (2003). Use of Local Linear Regression Model for Short-Term Traffic Forecasting. Transportation Research Record, 1836(1), 143–150. <https://doi.org/10.3141/1836-18>
16. M.G. Karlaftis, E.I. Vlahogianni.(2011).Statistical methods versus neural networks in transportation research: Differences, similarities and some insights,Transportation Research Part C: Emerging Technologies,Volume 19, Issue 3,Pages 387-399,<https://doi.org/10.1016/j.trc.2010.10.004>.
17. Xiang Fei, Chung-Cheng Lu, KeLiu.(2011)A bayesian dynamic linear model approach for real-time short-term freeway travel time prediction,Transportation Research Part C: Emerging Technologies,Volume 19, Issue 6,Pages 1306-1318, <https://doi.org/10.1016/j.trc.2010.10.005>.
18. Cen Zhang, Jing Teng.(2013)Bus Dwell Time Estimation and Prediction: A Study Case in Shanghai-China,Procedia - Social and Behavioral Sciences,Volume 96,Pages 1329-1340, <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.08.151>.

19. Rahman, M. M., Wirasinghe, S. C., & Kattan, L. (2012). Users' views on current and future real-time bus information systems. *Journal of Advanced Transportation*, 47(3), 336 – 354. doi:10.1002/at.1206
20. Lin H-F, Chen C-H.(2017) Combining the Technology Acceptance Model and Uses and Gratifications Theory to examine the usage behavior of an Augmented Reality Tour-sharing Application. *Symmetry*.<https://doi.org/10.3390/sym9070113>
21. Bi, J. (2021). A Flower Classification Study based on SVM and VGG16. *International Core Journal of Engineering*, 7(2), 368-377.  
[https://doi.org/10.6919/ICJE.202102\\_7\(2\).0048](https://doi.org/10.6919/ICJE.202102_7(2).0048)
22. Yang, Ming & Chen, Chao & Wang, Lu & Yan, Xinxin & Zhou, Liping. (2016). Bus Arrival Time Prediction using Support Vector Machine with Genetic Algorithm. *Neural Network World*. 26. 205-217.  
doi:10.14311/NNW.2016.26.011.
23. M. Duan.(2018). "Short-Time Prediction of Traffic Flow Based on PSO Optimized SVM," 2018 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS), Xiamen, China, 2018, pp. 41-45, doi: 10.1109/ICITBS.2018.00018.
24. L. Vanajakshi & L. R. Rilett.(2007). "Support Vector Machine Technique for the Short Term Prediction of Travel Time," 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Istanbul, Turkey, pp. 600-605, doi: 10.1109/IVS.2007.4290181.
25. As, M., & Mine, T. (2018). Dynamic Bus Travel Time Prediction Using an ANN-based Model. *Proceedings of the 12th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication - IMCOM '18*.  
doi:10.1145/3164541.3164630
26. Chunjiao Dong, Chunfu Shao, Stephen H. Richards, Lee D. Han.(2014). Flow rate and time mean speed predictions for the urban freeway network using state space models, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Volume 43, Part 1, Pages 20-32, <https://doi.org/10.1016/j.trc.2014.02.014>.
27. H. Jelodar, Y. Wang, R. Orji and S. Huang.(2020). "Deep Sentiment Classification and Topic Discovery on Novel Coronavirus or COVID-19 Online Discussions: NLP Using LSTM Recurrent Neural Network Approach," in *IEEE*

Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 24, no. 10, pp. 2733-2742, Oct. 2020, doi: 10.1109/JBHI.2020.3001216.

28. Yanjie Duan, Yisheng Lv, & Fei-Yue Wang. (2016). Travel time prediction with LSTM neural network. 2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). doi:10.1109/itsc.2016.7795686
29. Wei, G., & Zhengyi, W. (2017). SHORT-TERM AIRPORT TRAFFIC FLOW PREDICTION BASED ON LSTM RECURRENT NEURAL NETWORK. Journal of Aeronautics, Astronautics and Aviation, 49(4), 299-307.  
<https://doi.org/10.6125/17-0531-937>
30. Bin, Y., Zhongzhen, Y., & Baozhen, Y. (2006). Bus Arrival Time Prediction Using Support Vector Machines. Journal of Intelligent Transportation Systems, 10(4), 151–158. doi:10.1080/15472450600981009