

# 計程車廣告系統之排程與允入控制設計

## Scheduling and Admission Control for Taxi Advertising System

盧柏亨

周詩梵

陳明汎

逢愛君

林一平

Bo-Heng Lu, Shih-Fan Chou, Ming-Fan Chen, Ai-Chun Pang, Yi-Bing Lin

### 中文摘要

多媒體廣告行銷已成為許多企業一大收入來源，計程車廣告系統的設計可以使廣告系統營運商(operators)更有效的管理系統容量(system capacity)。本論文希望經由設計排程演算法，提升系統容量利用率，並增加廣告系統營運商的潛在收益。對於廣告系統營運商而言，每一筆廣告訂單都代表一項由廣告提供者(advertisement providers)來的收益，為了幫助廣告系統營運商決定是否可接收新進廣告訂單，我們必須先了解系統整體有多少容量，進而設計排程機制。本論文的目的是要在不影響已接受訂單的前提下，確保新接受訂單可播放完成。針對以上議題，本論文將分為兩個部分：(i)系統容量預測；以及(ii)訂單排程與允入控制方法設計。系統容量預測部分，基於大數定律 (Law of Large Number; LLN)，我們設計四個方法比較預測與實際系統容量誤差；訂單排程與允入控制方法設計部分，本論文提出三個排程方法相互比較。結果顯示區分星期有助增加預測的精準度，且預測時間上，單看前一個月的結果準確性較高，而排程與允入控制部分，比例分配方法較天平均次方法有更佳的訂單接受度與系統容量利用率。

### Abstract

Multimedia advertising provides a large proportion of income for many enterprises. The operators of advertising systems can manage system capacity using advanced taxi advertising systems. This study sought to enhance the utilization of system capacity by developing a job-scheduling algorithm for operators. From the operator's perspective, every advertising job represents income from advertisement providers; however, determining whether a new advertising job should be accepted requires that the availability of system capacity be evaluated in order to plan a job-scheduling scheme. The objective of the proposed algorithm is to ensure that new advertising jobs can be completed without affecting the delivery of current advertising jobs. The proposed algorithm is based on (i) prediction and (ii) admission control and scheduling. Based on the "Law of Large Number" (LLN), we developed four means of comparing errors between predicted and actual system capacity. Three methods were also developed to deal with admissions control and scheduling. Experiment results show that weekly information is an important factor in prediction accuracy, and the data related to the previous month is useful. The method involving the "Proportional Allocation" (PA) outperformed the "Average Count by Day" (ACD) method with regard to the utilization of system capacity and the acceptance of advertising jobs.

### 關鍵詞(Key Words)

系統容量預測(system capacity prediction)

廣告排程(advertisements scheduling)

允入控制(admission control)

## 1 · 前言

多媒體廣告行銷已成為許多企業的一大收入來源，例如在2014年搜尋引擎Google的財務報表[1]中顯示有89% 收入是由廣告所來，而知名社群網站 Facebook 同年度的財務報表[2]中也顯示有 92% 營收從廣告所得，足可見廣告對企業營收的重要性，對於廣告系統營運商而言，移動廣告也同樣是增加收益的來源之一，如何協助廣告系統營運商增進廣告行銷價值成為一個重要的課題，本論文動機是希望經由設計排程演算法，提升系統容量利用與潛在收益。

隨著移動通信網路 (mobile telecommunications networks) [3]不斷革新，數據服務的傳輸率持續提升，進而帶動多媒體廣告發展，現今，在各種大眾運輸工具上經常可以發現行動上網裝置 (Mobile Internet Device; MID)，無論是傳遞多媒體資訊，或與乘客互動，皆可增進乘客搭乘體驗，計程車廣告系統營運商提供的眾多服務之一，就是於MID上推送廣告，廣告接收、推送涉及排程問題，設計良好的排程方法可以在有限的容量內有效率的分配廣告，讓計程車廣告系統營運商更有機會接收廣告訂單，進而產生更多收益。計程車廣告系統容量指的是所有計程車可用來播送廣告的時間資源，然而系統容量受到計程車營運時間的影響，這也決定了最多可接受的廣告數量，不確定的容量將增加排程與廣告接收上的困難，故需先考慮預測容量的機制，本論文包含兩個部分—系統容量預測、排程與允入控制設計。

近年來，在容量預測有許多討論，並發展出各式不同的預測演算法，基於類神經網路 (Neural Network; NN)，Lei等人[4]在載客量預測上，結合基因演算法 (Genetic Algorithm; GA) 與NN，由GA優化NN中的權重與閾值參數，使得這種混和的方法較倒傳遞類神經網路 (Back Propagation Neural Network; BPNN)優良，同樣也是採用GA對NN進行優化，Qi等人[5] 使用改進的機率增強式程序進化 (Improved Probabilistic Incremental Program Evolution; IPIPE) 與粒子群優化演算法 (Particle Swarm Optimization; PSO) 建構樹狀結構，讓樹狀神經

網路 (neural tree network) 可以使用GA與其他樹狀結構演算法，並將預測中國鐵路載客數量的結果與支持向量機 (Support Vector Machine; SVM)、多層前饋網路 (Multi-Layer Feedforward Network; MLFN) 比較，發現結果較SVM與MLFN佳，Chen等人[6]則改進PSO，並優化BPNN為IPSO-BPNN，同樣為鐵路乘客數量的預測上，IPSO-BPNN較PSO-BPNN或BPNN優良；而基於SVM，Zhang[7]等人由實驗結果推測SVM較徑向基底函數類神經網路 (Radial Basis Function Neural Network; RBFNN) 優良，而結果顯示在巴士載客量預測上，SVM較BPNN優良，在[4][7]文獻中皆有與BPNN比較，並顯示GA與SVM是較佳的演算法，而Chen等人[8]則採用GA改善SVM為GA-SVM，並在鐵路載客數量預測上，證實GA-SVM較RBFNN優良，Moridpour等人的研究[9]除了採用GA，更進一步採用線性回歸 (linear regression) 加速SVM模型訓練過程，為GA-LSSVM，預測澳洲與墨爾本的巴士載客時間，預測與實際資料比較結果有非常良好的準確性，而對於廣告排程這類容量分配問題，有許多演化算法可找到近似最佳解，像基於蟻群優化演算法 (Ant Colony Optimization; ACO)，Wuang等人[10]與Palade等人[11]用ACO找電視廣告與網頁廣告的最佳組合，也有基於PSO[12]與基於GA[13]的做法。

上述各種預測演算法皆可完成系統容量預測的需求，本論文所用到的資料皆由台灣大車隊提供，計程車歷史資料充足，考量到簡便易用的特性，基於大數定律，設計四個方法預測計程車的載客容量；而對於排程與允入控制設計，本論文需解決的問題與上述方法不同，本論文中待排程訂單是在連續時間內動態產生，並非預先隨機產生一群訂單批次加入，而每一筆訂單到達後就需保證是否可被接受，並有不能讓後續訂單影響到已接受訂單的特性，針對計程車廣告排程，我們設計三個方法互相比較，有了系統容量預測方法，可以讓廣告系統營運商了解整體有多少容量可以利用，也利後續排程與允入控制進行，而有了排程與允入控制機制，不僅可以幫助廣告系統營運商判斷是否可接收新進廣告訂單，也能因為訂單接受度

與容量利用率的提升，增加廣告系統營運商的潛在收益。

本論文章節架構如下：第二章描述系統模型，說明本論文需解決的問題與目標，第三章提出本論文的設計方法，第四章為數據分析，第五章為本論文總結。

## 2 · 系統模型與問題定義

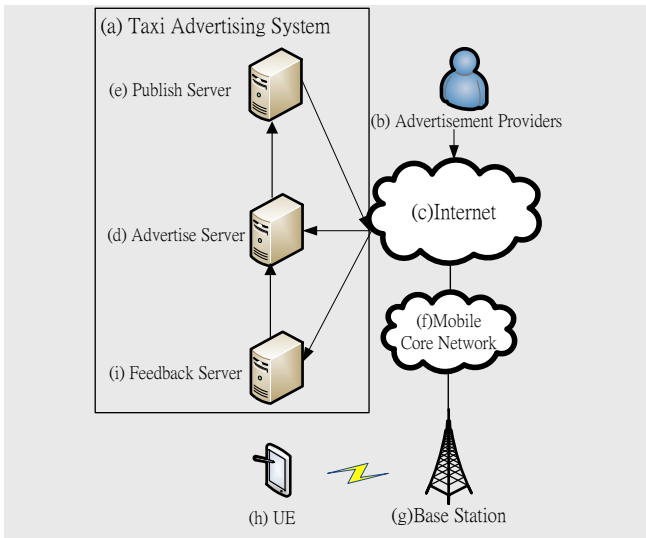


圖 1 計程車廣告系統架構簡圖

計程車廣告系統 (Taxi Advertising System, 圖 1(a)) 透過網頁介面讓廣告提供者 (Advertisement Providers, 圖 1(b)) 由網際網路 (Internet, 圖 1(c)) 下訂並上傳廣告內容 (包含影音與文字等相關資訊) 至廣告伺服器 (Advertise Server, 圖 1(d))。這些訂單會在廣告伺服器進行系統容量預測、排程與允入控制。

排程結束後，待播送廣告會被組合為媒體資源包，並且上傳至發佈伺服器 (Publish Server, 圖 1(e))。此時發佈伺服器會透過 3G 環境 (圖 1(f)(g)) 通知使用者端設備 (User Equipment, 圖 1(h)) 有新的媒體資源包到達，使用者端設備會同時播放舊廣告與下載新媒體資源。其上有兩個模組，分別為安排模組 (arrange module) 與紀錄模組 (recorded module)。安排模組按照媒體資源包中的排程資訊播送廣告，紀錄模組登記已播放廣告次數與每輛計程車服務時間等資訊並定時回報給回饋伺服器 (Feedback Server, 圖 1(i))，最後回饋伺

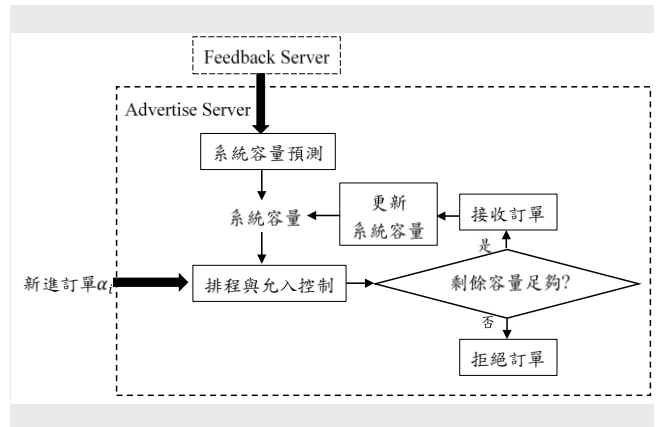


圖 2 訂單接收與排程流程說明

服器會回報每輛計程車載客時間、計程車營運數量等資訊讓廣告伺服器進行下一次排程。

本論文聚焦在廣告伺服器 (Advertise Server, 圖 1(d)) 上的系統容量預測、排程與允入控制設計。預測的歷史資料由回饋伺服器 (Feedback Server, 圖 1(i)) 取得。於圖 2 中，當訂單到達，排程與允入控制機制會由剩餘容量確定訂單是否可被排程。當訂單可被排程則接收，並更新系統容量，否則拒絕訂單。 $n_i$  為新進訂單  $\alpha_i$  需求次數， $\tau_i$  為播放一次  $\alpha_i$  所需秒數， $D_i$  為  $\alpha_i$  播放的日期區間集合， $s_u^*[m, d]$  為不含新進訂單  $\alpha_i$  下，第  $m$  月，單日  $d$  排程後該日剩餘的整體計程車載客時間，當符合式 2-1 時拒絕訂單  $\alpha_i$ ：

$$n_i \times \tau_i > \sum_{v[m,d] \in D_i} S_u^*[m, d] \quad (2-1)$$

接下來會探討系統容量預測、排程與允入控制這兩部份的設計。

## 3 · 系統容量預測與排程設計

本章針對系統容量預測與排程設計兩個議題，提出設計方法。為了瞭解時間遠近對預測的影響程度，本論文於 3.1 節設計去年同期法、前兩個月移動平均法、前一個月移動平均法、前一個月星期移動平均法四個系統容量預測方法，而於 3.2 節設計 First Come First Serve (FCFS) 天平均次、FCFS 比例分配、Earliest Deadline First (EDF) 比例分配三個排程方法。

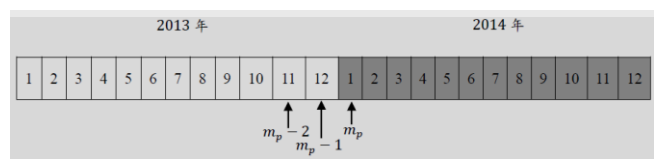


圖 3 月份連續性說明

由於時間有連續性，我們將連續月份視為一數列(如圖3)，且預測方式是以月為單位(一次預測一個月中的每一天)，因此不標示年份。例如：若2014年1月為待預測月份( $m_p$ )，則 $m_p - 1$ 便是指2013年12月。

在輸入參數部分， $C$ 與 $S$ 分別為資料庫中單日計程車營運數量集合，與資料庫中單日平均一輛計程車載客時間集合， $D_{m_p}$ 為預測月份的日期集合，而輸出 $s_p^*[m_p, d]$ 為預測第 $m_p$ 月，單日 $d$ 整體計程車載客時間。

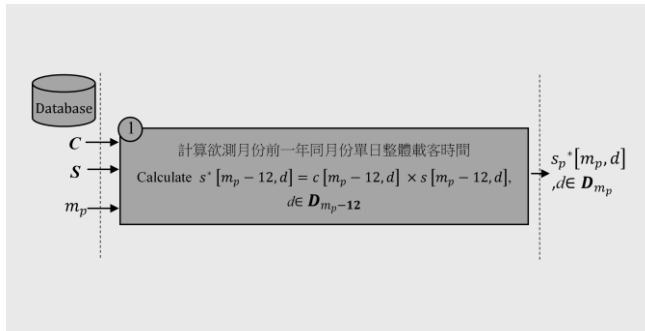


圖 4 去年同期法流程圖

●去年同期法：為了瞭解去年整體載客時間這類遠期資料對於預測月份的影響，以前一年每日總載客時間(圖4步驟1得出)作為今年每日總載客時間預測值。例如2014年1月1日的整體載客時間由2013年1月1日預測。

步驟 1: 將資料庫中 $m_p$ 前一年同月份單日 $d$ 的計程車營運數量 $c[m_p - 12, d]$ 與平均一輛計程車載客時間 $s[m_p - 12, d]$ 相乘得到 $m_p$ 前一年同月份單日 $d$ 整體計程車載客時間 $s^*[m_p - 12, d]$ ，並作為今年預測月份整體計程車載客時間 $s_p^*[m_p, d]$

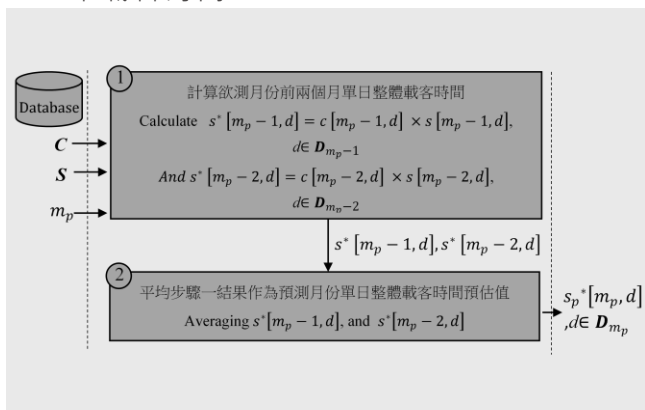


圖 5 前兩個月移動平均法流程圖

●前兩個月移動平均法：為了瞭解前一個月以上，一年以下資料對預測月份影響，以待預測月份前兩個月每日總載客時間平均(圖5步驟2得出)作為預測月份每日預測值。例如2014年1月1日的整體載客時間由2013年11月與12月整體載客時間平均預測。

步驟 1: 計算 $m_p$ 前一月與前兩月單日 $d$ 整體計程車載客時間 $s^*[m_p - 1, d]$ 與 $s^*[m_p - 2, d]$ ， $d$ 為 $D_{m_p}$ 中每個單日

步驟 2: 平均 $s^*[m_p - 1, d]$ 與 $s^*[m_p - 2, d]$ 作為 $s_p^*[m_p, d]$ 單日預測值

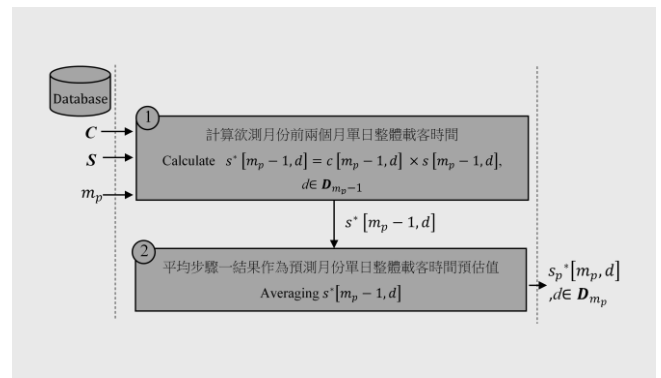


圖 6 前一個月移動平均法流程圖

●前一個月移動平均法：為了瞭解前一個月這種近期資料對預測月份影響，以待預測月份前一個月每日總載客時間平均(圖6步驟2得出)作為預測月份每日預測值。例如2014年1月1日的整體載客時間由2013年12月整體載客時間平均預測。

步驟 1: 計算 $m_p$ 前一月份單日 $d$ 整體計程車載客時間 $s^*[m_p - 1, d]$ ， $d$ 為 $D_{m_p}$ 中每個單日

步驟 2: 平均 $s^*[m_p - 1, d]$ 作為 $s_p^*[m_p, d]$ 單日預測值

Cho等人[14]提到，人的移動對於星期幾有固定模式，我們推測計程車服務時間應與星期幾有關，而將2013與2014年載客時間分別依星期幾平均後發現在周五載客秒數最高，周一載客秒數次低，周日最低，由於兩個年度在星期幾皆有相同趨勢，認為劃分星期幾可以增加載客時間預測的準確度，故加入星期考量。

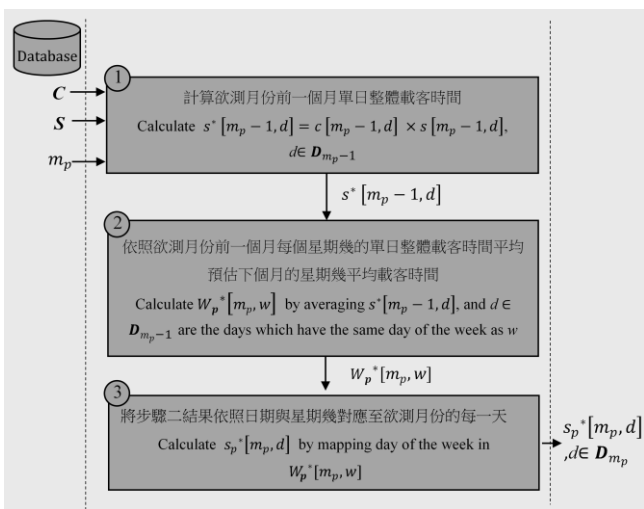


圖 7 前一個月星期移動平均法流程圖

●前一個月星期移動平均法：為了瞭解星期對預測月份影響，以待預測月份前一個月每日總載客時間，依星期幾平均(圖 7 步驟 3 得出)作為預測月份星期幾的預測值，例如 2014 年 1 月 1 日為星期三，它的整體載客時間由 2013 年 12 月每個星期三整體載客時間平均預測。

步驟 1：計算  $m_p$  前一月份單日整體計程車載客時間  $s^*[m_p-1, d]$

步驟 2：由  $s^*[m_p-1, d]$ ，依照日期  $d$ ，將日期對應至星期，再依星期  $w$  平均  $s^*[m_p-1, d]$  至第  $m_p$  前一個月，星期  $w$  平均一輛計程車整體載客時間預測值  $W_p^*[m_p, w]$

步驟 3：由  $m_p$  日期對應至星期，查找  $W_p^*[m_p, w]$ ，並填入  $s_p^*[m_p, d]$

### 3.2 排程與允入控制機制

每筆廣告訂單由播放一次經過的時間  $\tau_i$ ，與播放次數  $n_i$  兩個參數決定訂單需求的時間， $D_i$  為  $\alpha_i$  播放的日期區間集合，而  $\tau_i^*$  為播放  $\alpha_i$  的日期間隔天數，排程演算法中，如何將訂單需求的時間分配至  $D_i$ ，有以下兩種方法：

●天平均次(Average Count by Day; ACD)：此分配方法基於次數，將  $n_i$  平均分至  $D_i$ ，缺點是若某一天剩餘的容量較少，將造成此筆訂單被拒絕，優點是每日有相同的播放次數，單日需求容量如方程式(3.2-1)所示。

$$\text{單日需求時間資源} = \text{round}\left(\frac{n_i}{\tau_i^*}\right) \times \tau_i \quad (3.2-1)$$

這裡  $D_i$  最後一日播放次數為前幾日  $n_i$  經方程式(3.2-1)分配過後，剩餘的次數。

●比例分配(Proportional Allocation; PA)：此分配方法基於  $D_i$  中剩餘容量，按照每日剩餘容量比例，分配訂單需求時間，缺點是算出的單日需求容量還需調整為  $\tau_i$  的倍數，優點是依照容量增減分配，可容納更多訂單，單日需求容量如方程式(3.2-2)所示。

$$\text{單日需求時間資源} = \text{round}\left(\text{單日剩餘時間資源} \times \frac{\tau_i \times n_i}{D_i \text{ 內總剩餘時間資源}}\right) \quad (3.2-2)$$

這裡  $D_i$  最後一日播放時間為前幾日  $\tau_i \times n_i$  經方程式(3.2-2)分配過後，剩餘的時間。

排程方法目的在不影響已接受訂單的前提下，決定新訂單是否可被接受，本論文在訂單到達後會使用以下三種方法進行排程：

●FCFS天平均次：當新訂單  $\alpha_i$  到達，依據剩餘容量，將  $\alpha_i$  播放次數  $n_i$  平均分配至訂單播放的日期間隔天數  $\tau_i^*$ ，若可以完成分配，則  $\alpha_i$  可被接受，而此方法為現行系統所採用。

●FCFS比例分配：當新訂單  $\alpha_i$  到達，依據剩餘容量，將  $\alpha_i$  的需求時間  $\tau_i \times n_i$  依  $\tau_i^*$  中每日剩餘容量，依比例分配訂單，若可以完成分配，則  $\alpha_i$  可被接受。

●EDF 比例分配：與 FCFS 比例分配相似，不同點在於新訂單  $\alpha_i$  到達時會與已接受訂單一同依結束時間優先排序，再來才進行比例分配，若無訂單被拒絕，則  $\alpha_i$  可被接受。

排程以訂單資料作為輸入，經由不同的排程方法，最後會決定新進訂單需求是否可被接收。

## 4 · 數據分析

### 4.1 系統容量預測誤差結果

本節使用台灣大車隊歷史營運資料庫做為數據來源，以月誤差公式與日誤差公式比較四個方法與實際誤差，首先以月的角度，假設  $s^*[m_p, d]$  為預測第  $m_p$  月，單日  $d$  整體計程車載客

時間， $s^*[m_p, d]$ 為第 $m_p$ 月，單日 $d$ 整體計程車載客時間，而 $D_{m_p}$ 為預測月份的日期集合，則預測與實際月誤差計算可由方程式(4.2-1)表示：

$$\delta_{m_p} = \frac{|\sum_{d \in D_{m_p}} s_p^*[m_p, d] - \sum_{d \in D_{m_p}} s^*[m_p, d]|}{\sum_{d \in D_{m_p}} s^*[m_p, d]} \times 100\% \quad (4.2-1)$$

各方法的整體載客時間月誤差結果，去年同期法為16.33%，前兩個月移動平均法為5.08%，前一個月移動平均法為3.21%，前一個月星期移動平均法為3.81%。這裡可以發現由於去年同期法誤差較大，整體載客時間預測不適合使用去年同期資料，前兩個月移動平均法相較前一個月稍高，而前一個月是否分星期則無顯著差異，下面再以日的角度來看，則預測與實際日誤差計算可由方程式(4.2-2)表示：

$$\delta_{m_p} = \frac{\sum_{d \in D_{m_p}} \left( \frac{|s_p^*[m_p, d] - s^*[m_p, d]|}{s^*[m_p, d]} \right)}{|D_{m_p}|} \times 100\% \quad (4.2-2)$$

各方法的整體載客時間日誤差結果，去年同期法為23.12%，前兩個月移動平均法為12.66%，前一個月移動平均法為12.15%，前一個月星期移動平均法為8.34%。可發現去年同期法誤差仍然最大，前兩個月與前一個月移動平均由於日誤差而消弭差異，而對於前一個月分星期差異，結果發現前一個月星期移動平均法與實際誤差最低，分星期確實有助於降低誤差。

整體載客時間是由載客時間與計程車數量兩個因素相乘組成，任何一個因素增加會造成整體載客時間上升，對於載客時間，各方法的日誤差結果，去年同期法為9.96%，前兩個月移動平均法為6.95%，前一個月移動平均法為6.93%，前一個月星期移動平均法為5.96%；對於計程車數量，各方法的日誤差結果，去年同期法為19.18%，前兩個月移動平均法為8.60%，前一個月移動平均法為8.07%，前一個月星期移動平均法為4.54%。由以上資訊可以知道，計程車數量是造成去年同期法誤差較大，與前一個月星期移動平均法誤差較低的主要原因，若再以每月載客時間觀察，可以知道由於2014年開始計程車營運數量上升，但去年同期法無法反映此現象，故造成較大的誤差。

總結來說，預測使用前一個月較去年同期適合，日誤差的結果也印證分星期的推測確實有助於提升精準度，而計程車數量是影響誤差主因。

## 4.2 訂單接受度與容量利用率

### 4.2.1 實驗參數

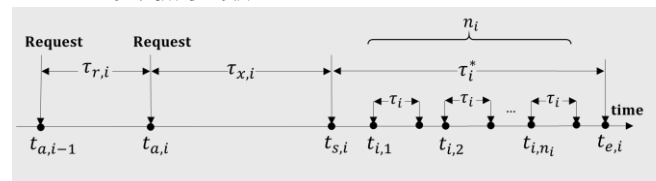


圖 8 廣告需求訂單到達事件計時圖

要產生第 $i$ 次廣告需求 $\alpha_i$ 有五個重要參數，分別是 $\alpha_{i-1}$ 與 $\alpha_i$ 到達時間間隔(inter-request arrival time)  $\tau_{r,i}$ ； $\alpha_i$ 到達時間與 $\alpha_i$ 開始播放的時間間隔(interval)  $\tau_{x,i}$ ；播放 $\alpha_i$ 的日期間隔天數  $\tau_i^*$ ；播放一次 $\alpha_i$ 的經過時間  $\tau_i$ ；與 $\alpha_i$ 的播放次數  $n_i$ 。在圖8中， $t_{a,i}$ 為廣告需求訂單到達時間點， $t_{a,i-1} + \tau_{r,i} = t_{a,i}$ ，當訂單到達後，會於 $t_{s,i}$ 時間點開始播送， $t_{a,i} + \tau_{x,i} = t_{s,i}$ ，而訂單會在 $t_{e,i}$ 時間點播送結束， $t_{s,i} + \tau_i^* = t_{e,i}$ 。針對 $\tau_{r,i}$ 、 $\tau_{x,i}$ 、 $\tau_i^*$ 、 $\tau_i$ 、 $n_i$ 五個參數，我們採用蒙地卡羅統計模擬方法(Monte Carlo method)產生隨機亂數，以做為4.2.2小節模擬輸入。

### 4.2.2 數據結果

允入控制與排程三個方法的測量輸出為訂單接受度 $r_a$ (如方程式4.2.2-1所示)與容量利用率 $r_u$ (如方程式4.2.2-2所示)：

$$r_a = \frac{\text{已接收訂單數目}}{\text{訂單數目}} \quad (4.2.2-1)$$

$$r_u = \frac{\text{整體被使用載客時間資源}}{\text{整體載客時間資源}} \quad (4.2.2-2)$$

本論文使用資料庫中2011年6月1日至2015年5月15日真實訂單資訊與實際容量，測量三種排程方法訂單接受度 $r_a$ 與容量利用率 $r_u$ 。Real Trace結果，FCFS天平均次 $r_a$ 為99.54%， $r_u$ 為25.82%；FCFS比例分配 $r_a$ 為100%， $r_u$ 為26.12%；EDF比例分配 $r_a$ 為100%， $r_u$ 為26.12%。可以發現三個方法由於實際訂單數量較少，使接受率接近100%，單位時間內訂單密集度、容量利用率低，而在這裡FCFS天平均次的 $r_a$ 並非100%，原因是每日容量並非定值，有些日期的容量較少，讓先來的訂單平均分配後，後續到達訂單因這些日期容量不足，無法接受訂單。

以上使用原始訂單資料比較三個方法差異，為了驗證模擬正確性，我們使用4.2.1小節亂數做為輸入，以1000訂單進行模擬結果，

FCFS天平均次 $r_a$ 為94.95%， $r_u$ 為27.19%；FCFS比例分配 $r_a$ 為99.55%， $r_u$ 為30.45%；EDF比例分配 $r_a$ 為99.98%， $r_u$ 為30.76%。

FCFS天平均次部分 $r_a$ 與Real Trace結果差4.59%，觀察模擬中被拒絕的訂單發現皆為 $r_i$ 與 $n_i$ 皆高的組合，這種訂單需要較多容量，而影響到後續訂單接收，但在原始訂單資料中少有此種組合，在與廣告系統營運商求證後得知 $r_i$ 與 $n_i$ 並無相關性，而以皮爾森相關係數(Pearson Correlation Coefficient; PCC)觀察原始訂單資料的 $r_i$ 與 $n_i$ 後發現確實為低度相關，而由亂數產生器產生的 $r_i$ 與 $n_i$ 屬於微弱或無相關，綜合以上結果，4.59%誤差是由於原始訂單資料樣本數不足，由廣告系統營運商觀點與相關係數證實，我們認為此誤差可以忽略，而FCFS比例分配、EDF比例分配與Real Trace結果差異不大，模擬產生的結果可以反映實際情況。由Real Trace與模擬皆可發現FCFS比例分配與EDF比例分配由於訂單數量與密度不足，無法辨別優劣，故觀察訂單是否有增加趨勢。

將過去實際每月訂單數量經線性迴歸線分析後，得知迴歸線方程式(4.2.2-3)：

$$y = 1.1492x + 16.032 \quad (4.2.2-3)$$

其中， $x$ 為第幾個月， $y$ 為該月訂單數目，在模擬中，我們輸入1000筆訂單，並將每30天當做一個月，統計經過月份數與一個月平均的訂單數目，發現一個月平均有32.78筆訂單(對照迴歸線約為14.57個月)，式4.2.2-3中發現訂單有增加趨勢，我們想知道當訂單數量變多時三個方法的差異，本論文採用影像處理(image processing)上常使用的最小值銳化(sharpening)方法[15]，強化訂單間到達時間間隔 $r_{r,i}$ 分佈。

銳化結果，一個月平均有55.59筆訂單(對照迴歸線約為34.42個月)也就是一次銳化後比原先經過了19.85個月，經由銳化步驟可以強化訂單間到達時間間隔 $r_{r,i}$ 分佈，進而觀察一段時間後訂單增加的情況，然而訂單在每月的分佈不應強化到偏離實際情況，故我們將兩分佈以KL散度(Kullback-Leibler Divergence; KLD)[16]檢查分佈相似度，結果為0.01%，表示銳化後分佈與原始分佈一致，而每日訂單數量由1.09筆提升為1.85筆，這表示在合理範圍下，訂單數

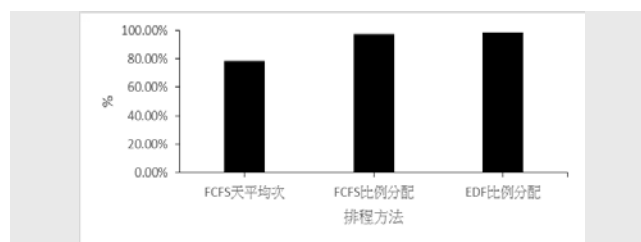


圖 9 訂單接受度 $r_a$

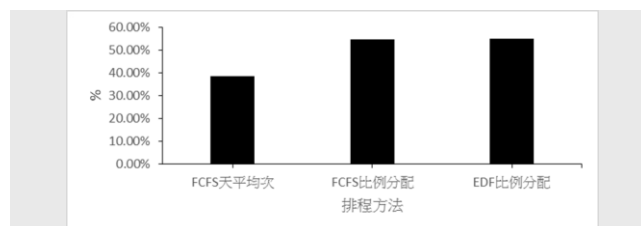


圖 10 容量利用率 $r_u$

量與密集度皆有提升。

在模擬中，訂單接受度與容量利用率穩定狀態為500筆，當接受所有500筆訂單的最大容量利用率為63.21%。在 $r_a$ 的部分，FCFS天平均次為78.79%，FCFS比例分配為97.50%，EDF比例分配為98.60%；而 $r_u$ 的部分，FCFS天平均次為38.65%，FCFS比例分配為54.70%，EDF比例分配為55.14%。

由圖9與圖10可以發現比例分配方法較天平均次方法優良，這是因為天平均次方法，當訂單需求的時間區段內有任何一天容量不足就會拒絕訂單，而比例分配方法會依照剩餘容量安排訂單播送，只有當訂單需求的時間區段內，剩餘容量不足時才會拒絕訂單，同樣以比例分配方法來看，FCFS與EDF差異微小，這是由於 $r_i$ 長，且重疊的訂單數量在系統中不夠多的原因，最後可清楚得知FCFS比例分配方法與EDF比例分配方法優於原系統所採用FCFS天平均次方法。

## 5. 結論

本論文分別探討計程車廣告系統上的容量預測、訂單排程與允入控制方法設計這兩個部分，對於容量預測，為了讓廣告系統營運商了解整體有多少容量可以利用，我們設計了四個基於大數定律的預測方法，並發現預測上使用前一個月較去年同期適合，且區分星期可以降低誤差，而計程車數量則是影響誤差的主因；

排程與允入控制機制可以讓廣告系統營運商判斷是否可接收新進廣告訂單。我們設計了三個方法相互比較，發現比例分配方式較天平均次能接收更多訂單，也能有更好的容量利用率；而訂單到達順序上EDF與FCFS差異較不明顯，是由於日期區間長，且重疊的訂單數量在系統中不夠多的原因，而FCFS比例分配方法與EDF比例分配兩方法明顯優於原系統所採用FCFS天平均次方法。藉由計程車廣告系統上的容量預測、訂單排程與允入控制方法設計，可幫助廣告系統營運商更有效的利用容量，進而增加潛在收益。

## 參考文獻

- [1] (2014)Google, "Financial Tables," [Online]. Available: <https://investor.google.com/financial/tables.html>
- [2] (2014)Facebook, "Facebook Reports Fourth Quarter and Full Year 2014 Results," [Online]. Available: <http://investor.fb.com/releasedetail.cfm?ReleaseID=893395>
- [3] Yi-Bing Lin and Ai-Chun Pang. Wireless and Mobile All-IP Networks. John Wiley & Sons, Inc., 2005.
- [4] Lei, Wen, Qiu Zhiwen, and Qi Ruonan. "Passenger Capacity Prediction Based on Genetic Neural Network." Information Engineering and Electronic Commerce, 2009. IEEEC'09. International Symposium on. IEEE, 2009.
- [5] Qi, Feng, Xiyu Liu, and Yinghong Ma. "Prediction of railway passenger traffic volume based on neural tree model." Intelligent Computation Technology and Automation, 2009. ICICTA'09. Second International Conference on. Vol. 1. IEEE, 2009.
- [6] Chen, Qing, Cuihong Li, and Wei Guo. "Railway Passenger Volume Forecast Based on IPSO-BP Neural Network." Information Technology and Computer Science, 2009. ITCS 2009. International Conference on. Vol. 2. IEEE, 2009.
- [7] Zhang, Wenfeng, Zhongke Shi, and Qin Liu. "Research on the Prediction of Urban Passenger Transport based on Support Vector Machine." Automation and Logistics, 2007 IEEE International Conference on. IEEE, 2007.
- [8] Chen, Xiaogang. "Railway Passenger Volume Forecasting Based on Support Vector Machine and Genetic Algorithm." Future Computer and Communication, 2009. FCC'09. International Conference on. IEEE, 2009
- [9] Moridpour, Sara, et al. "A genetic algorithm-based support vector machine for bus travel time prediction." Transportation Information and Safety (ICTIS), 2015 International Conference on. IEEE, 2015.
- [10] Wang, M. S., et al. "Scheduling of television commercials." Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), 2010 IEEE International Conference on. IEEE, 2010.
- [11] Palade, Vasile, and Soumya Banerjee. "Web Ad-Slot Offline Scheduling Using an Ant Colony Algorithm." Machine Learning and Applications and Workshops (ICMLA), 2011 10th International Conference on. Vol. 2. IEEE, 2011.
- [12] Jia, Qiong, and Yoonho Seo. "An improved particle swarm optimization for the resource-constrained project scheduling problem." The International Journal of Advanced Manufacturing Technology 67.9-12 (2013): 2627-2638.
- [13] Alaei, Reza, and Farhad Ghassemi-Tari. "Development of a Genetic Algorithm for Advertising Time Allocation Problems." Journal of Industrial and Systems Engineering 4.4 (2011): 245-255.
- [14] Cho, Eunjoon, Seth A. Myers, and Jure



Leskovec. "Friendship and mobility: user movement in location-based social networks." Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM, 2011.

[15] McAndrew & Wang & Tseng. Introduction to Digital Image Processing with MATLAB (Asia Edition), Cengage, 2010.

[16] Manning, Christopher D., and Hinrich Schütze. Foundations of statistical natural language processing. MIT press, 1999.

## 作者簡介

盧柏亨



現於國立交通大學網路工程研究所攻讀碩士，並於工業技術研究院資通所工讀，專長於行動應用服務技術、行動網路通訊協定、行動網路效能分析。

[E-mail: eric999j@gmail.com](mailto:eric999j@gmail.com)

周詩梵



國立交通大學網路工程研究所碩士，現於國立台灣大學資訊工程學系攻讀博士。專長於無線網路系統、行動網路通訊協定、行動網路效能分析。

[E-mail: d00922026@csie.ntu.edu.tw](mailto:d00922026@csie.ntu.edu.tw)

陳明汎



國立台灣大學資訊工程學系學士，目前就讀國立台灣大學資訊網路與多媒體研究所。

[E-mail: r03944059@ntu.edu.tw](mailto:r03944059@ntu.edu.tw)

逢愛君



分別於1996,1998,2002年於國立交通大學資訊工程學系取得學士、碩士與博士學位，並於2002年加入國立台灣大學資訊工程學系，現任國立台灣大學資訊網路與多媒體研究所所長，並擔任教職，她也是中央研究院資訊科技創新研究中心的兼任研究員，專長於無線多媒體網路、移動通訊與

雲端數據中心網路等領域的分析與設計。

[E-mail: acpang@csie.ntu.edu.tw](mailto:acpang@csie.ntu.edu.tw)

林一平



美國華盛頓大學(西雅圖)計算機工程學系博士，目前擔任國立交通大學資訊工程學系教授與中華民國科技部政務次長。林一平教授以數學理論進行大規模電信網路的效能評估分析，在行動通信(Mobile Telecom)領域的研究具有重要突破及開創性的貢獻。發表三本原創性專業教科書及275篇國際知名學術期刊之論文，獲准台、美、中、英、德等44項專利。有十餘篇論文被引用超過百次，成果引導行動管理之學術風潮及國際前瞻研究，成為ISI (Institute for Science Information) Computer Science領域的高度被引用學者。

[E-mail: liny@cs.nctu.edu.tw](mailto:liny@cs.nctu.edu.tw)