

國立臺灣大學理學院地理環境資源學系



碩士論文

Department of Geography

College of Science

National Taiwan University

Master Thesis

模擬捷運轉乘站候車月台的人際接觸時空分布：

利用智慧卡資料與代理人模式

Simulating Spatiotemporal Patterns of Interpersonal

Contacts in the MRT Transfer Platform: Using

Smart Card Data and Agent-Based Modeling

夏天恩

Tian-En Xia

指導教授：溫在弘 博士

Advisor: Tzai-Hung Wen, Ph.D.

中華民國 112 年 7 月

July, 2023



## 謝辭

歷時兩年的碩士生涯終於結束了，首先要感謝指導教授溫在弘老師的用心指導，使我從完全不理解何謂研究到對研究有初步的認識。在我研究的過程中，老師充滿創意和敏銳的洞察力常常突破我的盲點，在我研究遇到瓶頸時給出寶貴的意見，也豐富了我看待事情的角度與方法，使我在未來的職場上有更強的競爭力。另外，也謝謝老師邀請我繪製 GIS 中心地圖，使我可以發揮自己的長才，為系上貢獻一份心力。

其次也感謝林楨家教授、許聿廷教授，謝謝教授們在百忙之中願意擔任我的口試委員。教授們對於論文政策意涵及研究限制的建議都對我在論文的撰寫上有很大的幫助。

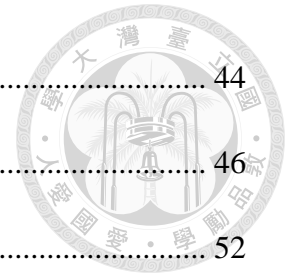
除了教授們的指導，我也要感謝飛鷹學長協助我使用研究室的工作站，使我能短時間內完成大量研究資料的分析。同時，我也要感謝成驊與煒傑與我討論統計方法和程式語言，在我增廣見聞的同時，也使我的研究可以進行得更加順利。另外我也要感謝實驗室的夥伴們，煒傑、旻蓓、庭瑄、成驊、泰嘉，謝謝你們這兩年來的陪伴與支持，與你們一起 meeting、上課、吃飯的日子，實在非常充實又快樂。

最後，我要向我的家人和女友表達最深的感謝。在這兩年中，你們始終是最堅強的後盾。在我遇到困難和挫折時，你們的陪伴和支持讓我有力量持續前進。期待在未來的日子裡，我能將所學所得運用在更廣泛的領域，持續學習與挑戰，不斷超越自己。再次感謝在這兩年中所有人的幫助與支持，有你們的陪伴真是太幸福了！



## 目錄

中文摘要 .....	vi
英文摘要 .....	vii
第一章 研究動機與目的 .....	1
第一節 研究動機 .....	1
第二節 研究目的 .....	4
第二章 文獻回顧 .....	6
第一節 取得接觸資訊的方法 .....	6
第二節 使用智慧卡識別大眾運輸內的接觸模式 .....	8
第三節 識別轉乘人流的方法 .....	10
第四節 候車行為模擬 .....	11
第五節 小結 .....	12
第三章 研究方法 .....	14
第一節 研究範疇 .....	14
第二節 研究資料 .....	16
第三節 研究架構 .....	17
第四節 使用智慧卡推估共存人數與擁擠密度 .....	19
第五節 使用 ABM 模擬接觸特性 .....	29
第四章 研究結果與討論 .....	39
第一節 乘客共存人數與擁擠程度評估 .....	39



第二節 模型設計有效性評估 .....	44
第三節 考量不同乘客偏好下的接觸人數 .....	46
第四節 使用 ABM 模擬接觸特性的優勢.....	52
第五節 研究限制 .....	52
第五章 結論 .....	54
第六章 參考文獻.....	55
附錄 .....	61
附錄一、尖峰時段各路線方向組合步行時間敘述統計與對數常態分布的 KS 檢 定結果 .....	61
附錄二、離峰時段各路線方向組合步行時間敘述統計與對數常態分布的 KS 檢 定結果 .....	66
附錄三、步行時間分群與擬合結果 .....	72
附錄四、分群後的步行時間敘述統計與對數常態分布的 KS 檢定結果.....	73
附錄五、進站人數的泊松分布擬合與卡方檢定結果 .....	74
附錄六、每秒平均轉乘乘客數 .....	75
附錄七、現場觀察與模擬紀錄的候車人數 .....	76



## 圖目錄

圖 1 台北捷運路網圖.....	15
圖 2 古亭站地下二樓月台.....	15
圖 3 研究流程圖.....	18
圖 4 時空路徑與共存的關係.....	19
圖 5 捷運旅程示意圖.....	20
圖 6 建議轉乘次數統計.....	22
圖 7 古亭站往松山方向出站步行時間分布圖.....	23
圖 8 各路線方向組合步行時間箱型圖.....	23
圖 9 手肘法的應用結果.....	25
圖 10 分群結果散布圖.....	25
圖 11 各聚類的機率密度曲線比較.....	26
圖 12 無須轉乘乘客和一次轉乘乘客的旅程.....	27
圖 13 使用 SketchUp 計算候車區面積.....	29
圖 14 乘客候車間距.....	30
圖 15 候車引導線.....	31
圖 16 乘客候車行為示意圖.....	34
圖 17 候車行為流程圖.....	34
圖 18 模擬環境.....	36
圖 19 模型實際運行畫面.....	38
圖 20 乘客在月台停留時間的分布.....	39
圖 21 共存人數分布.....	40
圖 22 不同月台共存人數隨時間變化的趨勢.....	40



圖 23 轉乘站每小時平均進出人數.....	41
圖 24 轉乘站位置與工商業登記密度的空間分布.....	42
圖 25 平均共存人數與擁擠密度的比較.....	44
圖 26 ABM 模擬與智慧推估的每小時平均擁擠密度比較.....	44
圖 27 ABM 模擬與智慧推估的擁擠密度分布比較.....	45
圖 28 現場觀察與模擬的月台左側候車人數比較.....	46
圖 29 不同參數下的平均接觸人數.....	47
圖 30 不同參數下的接觸人數分布.....	47
圖 31 尖峰時段不同參數下乘客的候車位置分布.....	49
圖 32 離峰時段不同參數下乘客的候車位置分布.....	49
圖 33 不同入口進入人流比例的接觸情況.....	50
圖 34 調整入口進入人流比例後乘客的候車位置空間分布.....	51

## 表目錄



表 1 偵測接觸的方法比較.....	8
表 2 推估接觸的方法比較.....	8
表 3 悠遊卡交易紀錄.....	16
表 4 研究資料項目 .....	17
表 5 乘車資訊表.....	21
表 6 進站人流模式.....	31
表 7 模型參數說明.....	36
表 8 模擬環境控制選項的說明.....	38
表 9 晚上尖峰時段共存人數前十名月台與候車面積計算結果.....	43

## 摘要



流行病容易在密閉且擁擠的大眾運輸系統上傳播，其中轉乘站更是高風險區域，因為乘客在這裡會與來自各地的人群接觸，進而提高感染風險。而傳播擁擠資訊是一種降低感染風險的方式，我們已經可以透過網路地圖或運營商提供的擁擠資訊來避開高風險車廂或車站，但這些資訊未能呈現更詳細的站內人際接觸特性。

先前的研究已利用智慧卡資料探索乘客在車廂內的共存人數，並將其視為潛在接觸人數，然而對於車站空間的接觸特性，目前仍未得到充分的討論。因此，本研究的目的為探索乘客在轉乘站月台人際接觸特性的時空分布，為達成此目的，本研究首先將智慧卡資料結合時間地理學 (Time geography) 的概念，估算乘客在不同時段於轉乘站月台的共存人數與擁擠密度，以初步評估接觸特性。之外，為了更詳細探索乘客在月台的接觸特性，本研究進一步運用代理人基模型 (Agent-based Model, ABM) 來模擬乘客候車位置的空間分布以計算近距離接觸人數，並透過現場觀察來確認模型的有效性。綜合上述，本研究的方法有助於更詳細的了解捷運轉乘站月台的人際接觸特性，並可以作為大眾運輸運營商實行擁擠管理或是公共衛生機關實施防疫措施時的參考。

**關鍵字：**智慧卡、時間地理學、代理人基模型



# Abstract



Epidemics tend to spread easily on enclosed and crowded public transportation systems, with transfer stations being particularly high-risk areas. This is because passengers at these locations meet people from all over, thereby increasing the risk of infection. One way to reduce this risk is through the dissemination of congestion information. We can already avoid high-risk areas by using online maps or operators' congestion information. However, these resources do not provide detailed information about the interpersonal contact characteristics within the stations.

Previous studies have used smart card data to analyze the co-occurrence of passengers in carriages as potential contacts. However, the characteristics of contact within station spaces have not been extensively discussed. Hence, the aim of this study is to explore the spatio-temporal distribution of interpersonal contact characteristics on transfer station platforms. To achieve this aim, the study merges smart card data with the concept of Time Geography, estimating the number and density of passengers on transfer platforms at different times. This serves as a preliminary assessment of contact characteristics. Furthermore, to delve into the contact characteristics on platforms more thoroughly, this study utilizes an Agent-based Model (ABM) to simulate the spatial distribution of passenger waiting positions, calculating the number of close contacts. The effectiveness of the model is then confirmed through field observations. In conclusion, this study's method enhances the understanding of interpersonal contact characteristics on subway transfer platforms. It serves as a guide for transit operators in managing congestion and health agencies in implementing preventive measures.

**Keywords : Smart Card 、 Time Geography 、 Agent-Based Model (ABM)**



# 第一章 研究動機與目的

## 第一節 研究動機

新冠肺炎自 2019 年末爆發至今，對全球社會造成深遠的影響，由於其病毒可以藉由許多管道進行傳播，因此各國政府提出了許多防疫措施諸如配戴口罩、制定社交距離、禁止餐廳內用、停辦大型活動等，大幅改變人類的生活型態。

一些對於 Covid-19 病原體 SARS-Cov-2 的研究指出，病毒的傳播途徑包括經由大飛沫的呼吸道傳染，以及經由氣融膠的空氣傳播和經由污染物的傳播 (Doremalen et al., 2020; Chu et al., 2020)，其中經由氣溶膠的空氣傳播可以在室內中保持較長的傳染性 (Prather, Wang, & Schooley.,2020)。

英國政府環境及模型小組 (Environmental Modelling Group) 於 2021 年發布探討職業與感染 Covid-19 的風險報告列出影響傳播的關鍵因素，其中有關接觸的因素包含 1.與帶原者的距離 2.在同一空間共存的人數 3.暴露時間的長度與頻率，而如果在封閉的室內空間，第一點與第二點間又會相互影響 (EMG, 2021)，也有研究指出，封閉環境有助於 Covid-19 的傳播，人們在室內環境的傳染風險為室外環境的 18.7 倍 (Nishiura et al., 2020)。

而除了近年 Covid-19 的相關研究外，許多研究也證實病毒容易藉由大眾運輸進行傳播，並透過在封閉空間中與感染者接觸而發生 (Troko et al., 2011 ; Mohr et al., 2012 ; Browne et al., 2016 ; Gosce and Johansson, 2018)，一些在新冠疫情爆發早期的研究根據感染者與被感染者的位置推斷病毒可能藉由公共汽車上的空調進行空氣傳播 (Shen et al., 2020; Luo et al., 2020)，Jones 等人 (2020) 對有關社交距離的相關文獻進行回顧，並指出 SARS-Cov-2 可以藉由封閉空間中的氣融膠傳播至 6 至 8 公尺遠的地方，總和上述文獻可以看出，病毒容易在設有空調的封閉空間經由氣融膠在大眾運輸系統內進行空氣傳播。



由於通風不良且擁擠的大眾運輸環境會促使病毒加速傳播 (Wang et al., 2020), 因此各國政府針對大眾運輸採取疫情限制措施, 2020 年 5 月澳洲南威爾斯州政府降低公車和火車車廂容量至 12 和 33 人 (Terrill, 2020), 英國交通部 (Department for Transport) 則於同年 7 月時建議盡量避免使用任何大眾運輸或在使用大眾運輸前考慮任何其他形式的交通方式 (DfT, 2020), 而台北捷運在 2021 年 5 月時為了配合防疫三級警戒, 將非尖峰時段班距拉長以因應疫情運量變化及旅客乘車需求 (自由時報, 2021)。

除了政府的防疫措施外, 心理因素也會影響民眾對於大眾運輸的使用, 其中安全是影響大眾運輸滿意度最重要的因素之一 (Stradling et al., 2007), 德國的一項調查顯示, 高達 92.7% 的受訪者認為在疫情期間搭乘大眾運輸是不安全的 (Gerhold, 2020), 而新聞報導乘客在大眾運輸上感染的事件也可能加劇乘客的焦慮 (Dong et al., 2021)。

綜合前述, 由於乘客在大眾運輸內難以保持社交距離的原因, 因此各國政府採取限制措施或不鼓勵大眾運輸的使用, 而即使官方不採取限制措施, 民眾也可能因為存在感染風險而不使用大眾運輸服務, 導致疫情期間整體旅運需求大幅下降, 對大眾運輸運營商造成極大的影響。

在沒有通過疫苗接種實現群體免疫的情況下, 保持社交距離仍然是抑制流行病傳播的首選策略, 因此大眾運輸運營商面臨一個微妙的權衡, 過高的乘車需求會導致違反社交距離規則而增加感染風險, 過低的乘車需求會危及運營商的財務健康 (Hörcher, 2022)。Tirachini 和 Cats (2020) 提出了幾項落實大眾運輸社交距離的措施, 重點為需求管理、傳播擁擠訊息、以及車站與車廂內的擁擠管理, 其中傳播擁擠訊息可以在不影響服務水準的情況下協助乘客避開擁擠的車站或車廂, 進一步降低染疫風險, 達到落實自主防疫的目的。

對乘客而言, 大眾運輸的過度擁擠不僅增加感染風險, 也是主要的不適原因。若能了解大眾運輸的尖峰時段, 乘客就可以尋找替代路線或調整旅行規劃以



避免擁擠，進而降低感染風險 (Ceapa et al., 2012)。此外，在疫情期間，乘客避免轉乘可以減少接觸來自各地的人流，也可以達到降低感染風險的效果 (Health Matters, 2020)。

現今許多城市的大眾運輸運營商提供乘車的擁擠資訊，藉此引導民眾避開過於擁擠的車站或車廂，例如民眾可以使用 Google Maps 查詢車站和路線的擁擠程度，除此之外，台北捷運公司也利用設置在月台的導引光條或是台北捷運 go 來讓民眾得知捷運列車每節車廂的擁擠程度，藉此引導乘客至人較少的車廂 (聯合新聞, 2022)，但這些資訊無法提供乘客在車站裡確切的人際接觸特性，例如在一天中不同時段可能會接觸的人數與月台候車位置對於接觸的影響等。

而智慧卡資料對於評估大眾運輸系統內的人際接觸帶來很大的可能性 (Sun et al., 2013)，智慧卡是智慧交通系統 (Intelligent Transportation Systems, ITS) 的一個例子，此類系統產生大量的細化資料，可以通過分析這些資料來更深入了解人們的動態 (Sobral, 2019)，已有許多研究利用智慧卡識別乘客間的共存，並將彼此視為是潛在的接觸對象，其透過分析同時共存的人數及時間找出潛在朋友關係或揭示人際接觸在地理上的時空分布 (Zhang et al., 2016; Zhou et al., 2018)。近期的研究則使用智慧卡資料模擬大眾運輸系統內不同乘客的傳播能力或不同路線的傳染風險 (Hajdu et al., 2020; Liu et al., 2020)。

然而現有的方法在評估車站或月台等較大空間時會有所不足，雖然我們可以利用智慧卡評估出的共存人數來評估接觸人數，但更具體的近距離接觸情況會依空間型態及乘客的行為偏好改變。在空間型態的部分，空間大小與排隊動線會直接影響車站的擁擠程度，進而對乘客間接觸的可能性造成影響。另外在乘客行為的方面，乘客候車位置的選擇也將影響他們接觸的可能性，許多研究證實，乘客在月台上候車位置的分布並非是均勻的 (Davidich et al., 2013; Zhou et al., 2020)。特別是在尖峰時段，如果缺乏有效的乘客引導策略，可能會使大量乘客在地鐵月台入口附近聚集，導致嚴重擁擠，並因乘客彼此間的距離縮短而增加疾病感染風



險。因此不論空間型態或是乘客候車行為對於接觸特性的評估來說都是至關重要的。

然而，當前使用智慧卡資料評估大眾運輸乘客接觸特性的文獻尚未結合空間型態及行為偏好來詳細探索乘客的近距離接觸情況。因此，本研究將基於先前的方法，進一步考慮空間型態及乘客行為等因素，以更細緻地評估乘客在車站內的接觸情況。

## 第二節 研究目的

綜合第一節所述，傳染病容易在密閉的大眾運輸空間內傳播，而轉乘過程可能使乘客接觸來自不同方向的人群，進一步增加染疫風險。儘管網路地圖或運營商提供的擁擠訊息能協助乘客避開人潮眾多的車廂及車站以減少接觸人數，但這些訊息無法提供乘客在車站裡確切的人際接觸特性。

而使用智慧卡資料評估人際接觸特性具有高精確度(以秒為單位)和保護隱私(資料去識別化)的優點，因此過去的研究已將處於相同空間的乘客視為潛在接觸對象，並利用智慧卡資料推估乘客在車站或車廂的潛在接觸人數，即同一空間內的共存人數。然而，這些研究忽略了空間型態與候車行為對接觸的影響。而考慮到乘客在車站內各個空間的活動方式，月台是最需要關注的場所，因為它是乘客在車站裡最有可能與其他乘客長期近距離接觸的區域。

為此，本研究透過推估乘客在台北捷運轉乘站各月台的共存人數，並結合候車區面積計算擁擠密度以初步評估乘客彼此接觸的可能性。而除了計算共存人數與擁擠密度外，本研究也將智慧卡資料與代理人基模型 (Agent-based Model, ABM) 相結合以模擬乘客的候車行為。此外，為了考量乘客的行為差異，本研究將透過調整模型參數的方式，模擬出不同乘客行為模式下候車的接觸人數與空間分布。以上考量可以更精確地評估乘客在不同時段於轉乘站月台的近距離接觸，

從而補足僅使用智慧卡資料評估接觸特性所存在的限制。為了達成研究目的，本研究預計處理以下幾項研究目標：

- (一) 利用智慧卡資料，計算台北捷運轉乘站月台在不同時段的共存人數與擁擠密度，以初步評估乘客的接觸特性。
- (二) 模擬乘客在選定月台候車時，於不同時段與參數設定下的擁擠密度、接觸人數及候車位置分布，以理解乘客行為對於接觸特性的影響。
- (三) 綜合討論目標(一)及目標(二)的結果以探索捷運轉乘站月台人際接觸特性在時空中的分布。



## 第二章 文獻回顧

由於本研究的主要目的為利用智慧卡資料推估和模擬乘客間接觸的可能性。因此，本章文獻回顧將包含「取得接觸資訊的方法」、「使用智慧卡識別大眾運輸內的接觸模式」、「識別轉乘人流的方法」及「候車行為模擬」，以利後續研究使用。

### 第一節 取得接觸資訊的方法

先前研究收集接觸資訊的主要來源有問卷調查、無線射頻辨識 (Radio-frequency identification, RFID)、適地性社群網絡 (Location-based social network, LBSN)、藍芽、智慧卡等。而收集接觸資訊的方式主要可以分為兩種，第一種為直接收集接觸資訊，即收集結果本身具有接觸資訊，例如問卷調查的受訪者主動提供接觸經驗，或是使用 RFID 穿戴裝置、藍芽設備直接交換接觸資訊。第二種則為透過計算推估接觸資訊，即收集結果本身不具有接觸資訊，需要經由計算求得諸如接觸人數、接觸持續時間等資訊，例如使用 LBSN 和智慧卡紀錄的時間及位置資料來推估使用者間的共存情況以識別接觸。

#### (一) 直接收集接觸資訊

在大數據與感測器普及之前，透過電話、紙本、網路的自我陳述常被用於紀錄人們的接觸訊息，人們透過調查受訪者的記憶來紀錄人們接觸的地點、持續時間、頻率等資訊以評估疾病的傳播 (Edmunds, 1997; Mikolajczyk, 2008; Danon et al., 2012)，然而這種收集方式可能會產生偏差，因為大多數的短期接觸沒有被受訪者記錄，而長期接觸的持續時間往往在紀錄中被高估 (Mastrandrea et al., 2015)。

而隨著技術的發展，研究人員開始使用穿戴感測器來偵測人們在各種場合的近距離接觸，例如學校 (Stehlé et al., 2011; Fournet and Alain, 2014)、會議 (Stehlé et al., 2011; Isella et al., 2011) 或是醫院 (Vanhems et al., 2013) 等，這些用於識別接觸



的穿戴裝置通常使用 RFID 技術進行雙向無線通信，並設定感測的閾值以識別接觸，在低功率的情況下，訊號只能在 1 至 2 公尺的半徑內進行交換 (Stehlé et al., 2011)，小於閾值即視為接觸，符合大多數政府對於社交距離的規定。

除此之外，藍芽通訊 (Bluetooth) 技術的使用也成為一種用來偵測接觸的方式，由於藍芽在行動裝置上的普及性及其對距離的高精確性 (Huang et al., 2014; Nguyen et al., 2020)，一些國家已經開發出可以利用手機藍芽訊號偵測接觸的應用程式，如英國的 NHS COVID-19 和臺灣社交距離等，這些程式會在手機裡產生一個匿名 ID 與他人交換接觸訊息，一但有使用者確診，程式就會將該名使用者的 ID 上傳到政府資料庫並且通知與該名確診者有接觸過的使用者 (Nguyen et al., 2020)。

## (二) 透過計算推估接觸資訊

隨著手機的普及和 Flickr、Zenly 等 LBSN 的出現，研究人員可以利用使用者透過 GPS 公開分享的位置和時間來評估人們接觸的可能性，當使用者在同個地點的時間相近時，研究人員就可以對這些場所的停留時間設定閾值以判定他們是否有可能接觸 (Cao et al., 2010; Riascos et al., 2017)。

而另一種推估接觸資訊的資料來源為智慧卡的交易紀錄，研究人員可以使用自動收費系統 (Automatic Fare Collection System, AFC) 收集的智慧卡資料來判斷使用者是否在同一時間處於同一個車廂或車站，藉此識別乘客的接觸情況，並由於其資料的海量性，研究人員可以使用大量的智慧卡資料來觀察人們相遇模式的規律性及週期性，這有助於理解整個社會的動態和人類的集體行為 (Sun et al., 2013; Pelletier et al., 2011)。

除了上述對各種識別方法的介紹外，本研究再針對過往文獻對於不同收集或推估接觸資訊方法的比較進行彙總如表 1 和表 2 (Huang et al., 2014; Naghdi & keefe, 2020; Nguyen et al., 2020; SIG, 2022)。



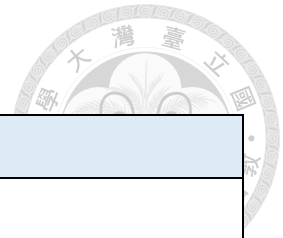


表 1 偵測接觸的方法比較

資料來源	收集接觸範圍	距離精度
自我陳述	因人而異	因人而異
RFID 感測器	100 公尺 (IMPINJ, 2022)	小於 1 公尺 (Huang et al., 2014)
藍芽設備	戶外：55-78 公尺 辦公室：15-19 公尺 住家：26-35 公尺 (SIG, 2022)	1 至 2 公尺 (Naghdi & Keefe, 2020)

表 2 推估接觸的方法比較

資料來源	資料解析度	推估方法
LBSN	視資料上傳地點而定	由上傳資料的時間和地點推估
智慧卡	車廂或車站	由乘客在車站/車廂進出的時間推估

從上述比較可以得知，雖然我們無法從智慧卡資料中推估乘客間確切的距離，但由於進出站和上下車必須刷卡的原因，我們可以使用智慧卡推估出乘客所處的空間以評估他們是否有可能接觸，並且由於智慧卡資料的海量性及其高時間精確性，可以觀察長期人類集體行為的週期變化 (Sun et al., 2013; Sobral, 2019)，因此本研究將採用智慧卡資料作為研究對象。

## 第二節 使用智慧卡識別大眾運輸內的接觸模式


近期的研究中，智慧卡資料已被用於調查大眾運輸系統內的人際接觸，人際接觸的前提是個體在同一時間內出現在同一地點，該地點可能是具有固定坐標的靜態空間如車站，或是坐標會移動的動態空間如公車、火車、地鐵等 (Yu, 2006; Yin & Shaw, 2015)。

Sun 等人 (2013) 利用智慧卡資料中的搭乘路線及上下車時間揭示了個體在公



車上的日常接觸模式，並發現在一天中某一時段相遇的人們很有可能在其他日子中的同一時段相遇，作者隨後提出發現乘客的共存模式對於預防傳染病的優勢，例如可以利用共存人數得知一個空間內的擁擠程度以作為傳染病防治的基礎，後來許多研究以此基礎擴展了許多應用，例如 Zhang 等人 (2016) 除了考慮乘客上下車的時間外，還加入上下車地點以及接觸持續時間等參數以作為評估潛在朋友關係的指標，並利用這些指標建立交友推薦系統，而 Zhou 等人 (2018) 將接觸定義為在同一天同一小時內在每一地鐵站使用智慧卡的乘客，並以此基礎視覺化北京地鐵乘客接觸的時空分布，而隨著新冠疫情的爆發，一些研究開始使用智慧卡推估大眾運輸內的人接觸以作為評估傳染風險的基礎，Hajdu 等人 (2020) 使用地鐵乘客在每個路段相遇的人數推估最有可能導致感染的路線，Liu 等人 (2020) 將每個乘客的行程劃分為車站空間及車廂空間，當任兩個乘客在同時間處於同空間即將彼此視為可能接觸的對象，除此之外，他們還計算了每個乘客的接觸頻率以及接觸持續時間，藉此找到具有較高傳染風險的活躍乘客，並模擬和比較了活躍和非活躍乘客在地鐵系統內的傳染力。

使用智慧卡識別大眾運輸內的人際接觸時，必須先對每位乘客的旅程進行動態分割 (Dynamic segmentation)，以識別乘客在不同地點的時間，動態分割利用移動開始和結束的地點及時間將一個人的起點和終點分割成不同活動以建立時空路徑，當兩個人的時空路徑交集時，他們即在同一地點和時間共存，被視為是潛在的接觸對象 (Yu, 2006; Spaccapietra et al., 2008; Zhang et al., 2015)。先前研究已使用動態分割來分割 GPS 軌跡以確認個體的旅程，並利用移動速度來識別個人的活動類型，例如辨識使用者是在走路、跑步還是開車 (Waga, 2012)，或是結合交通路網推估使用者可能行經的詳細路徑 (Zhu et al., 2017)，此外一些研究將智慧卡資料進行動態分割以計算不同時段下等待、乘車及轉乘的易行性 (mobility)，並探索大眾運輸易行性在時空上的週期變化 (Zeng et al., 2014)，而近期的研究則使用動態分割推估乘客在地鐵系統內不同空間的時間以識別接觸 (Liu et al., 2020)。



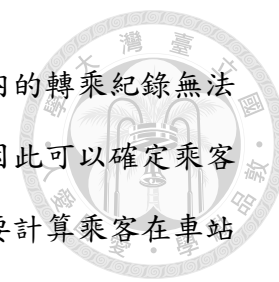
從前述文獻可以得知，過往以智慧卡評估人際接觸的文獻皆使用上下車地點作為動態分割的節點 (Sun et al., 2013; Zhang et al., 2016; Zhou et al., 2018; Hajdu et al., 2020; Liu et al., 2020)，而識別接觸的空間主要可以分為車站空間與車廂空間，早期利用智慧卡識別接觸的研究大多將研究空間放在車廂空間 (Sun et al., 2013; Zhang et al., 2016)，這些研究的智慧卡資料皆具有使用者搭乘的班次資訊及上下車時間，可以明確知道乘客的車輛資訊及在車廂裡所處的時間，然而在地鐵系統中，大部分的轉乘行為不具有交易紀錄，因此需要使用動態分割來推估轉乘時間及轉乘站。

### 第三節 識別轉乘人流的方法

識別轉乘已被用於許多議題，例如找出轉乘需求量大且轉乘時間過長的轉乘站以找到需要改善的關鍵轉乘站 (Jang, 2010)，或是用於評估大眾運輸易行性在不同時間的變化 (Zeng et al., 2014)，除此之外也可以將轉乘地點結合土地利用將車站功能分群 (Mohamed et al., 2016)。

識別轉乘的首要工作即為區分出轉乘的時間和地點，因此制定合理的判斷標準就顯得相當重要，智慧卡資料最顯著的優勢是其包含精確的上下車時間和位置，可以藉由此特性推估轉乘資訊 (Sun et al., 2012)。在大眾運輸系統中，許多乘客的旅程是由多個行程組成，我們可以通過將具有相同卡號的兩個或多個行程重組在一起，即可重建完整的旅程紀錄 (Mohamed et al., 2016)。過去文獻通常是使用固定的時間閾值判斷兩個行程是否為相同旅程 (Zhao et al., 2007、Ma et al., 2013)，seaborn 等人 (2009) 則透過不同時段智慧卡前後交易紀錄的時間差分布來針對每個時段制定不同的轉乘閾值，另外也有文獻使用轉乘站間的距離作為篩選標準 (He et al., 2015)。

但在大部分的地鐵系統中，乘客轉乘時不需要刷卡，因此轉乘資訊並沒有直接記錄在智慧卡中，也因為這個特性，識別地鐵內的轉乘不像公車與公車或公車



與地鐵間的轉乘可以直接經由交易紀錄判定，雖然乘客在地鐵內的轉乘紀錄無法直接取得，但在大部分的情況下，乘客一定要刷卡才能出站，因此可以確定乘客在進出站交易紀錄內的時間還停留在某一車站或車廂，因此只要計算乘客在車站和車廂內的時間，就可以推估乘客轉乘的車站及在轉乘站的時間。

先前的研究已使用不同的方法估計乘客在地鐵內轉乘的車站和時間，其中 Dijkstra 演算法是一個常用的方法，該算法只要賦予路網中每一個連結時間成本，就可以找出任兩點間的最小時間成本路徑，藉此推估出乘客可能搭乘的路線和轉乘的地點 (Sun et al., 2012; Zeng et al., 2014; Ali et al., 2016)，然而乘客可能會因為不想步行或等待的原因而不遵循最小時間成本路徑，Bozyigit 等人 (2017) 的研究考慮了轉乘次數和步行距離兩項參數，改善了 Dijkstra 應用在路線規畫造成轉乘次數和步行時間過多的問題，而 Liu 等人 (2020) 的研究則假設大多數的乘客會遵循運營商或網路地圖 API 建議的路線乘車，並以建議路線推估出乘客可能的轉乘地點和時間，他們發現這種推估方式能夠對應到實際觀察的轉乘時間，顯示出其在推估乘客轉乘時間上的合理性。

#### 第四節 候車行為模擬

近年來，候車行為模擬在車站設計、乘客引導策略、擁擠管理和安全疏散等方面得到應用。候車行為模擬透過調整車站設計及實施引導策略來評估不同情況下的車站營運能力和乘客體驗，也可以透過分析車站內的擁擠情況，制定相應的措施以改善乘車環境的舒適度。另外，候車行為模擬在制定安全疏散計畫方面也起到重要作用，通過對乘客在緊急情況下的移動和行為進行模擬，可以評估疏散計畫的有效性並優化疏散策略，進一步降低車站內潛在的安全風險 (Zhang et al., 2008; Tang et al., 2017; Zhou et al. 2020; Zou et al., 2021)。

為了模擬真實的候車情況，選擇合適的參數就變得至關重要。常用的參數包括乘客進站流量、列車時刻表和候車位置選擇，這些因素有助於分析不同情況下



的候車行為。其中乘客進站流量分布是模擬候車行為的關鍵參數之一，研究人員通常使用如泊松分布 (Poisson distribution) 等機率密度函數來表示這些分布 (Xu et al., 2014; Schmaranzer et al., 2016)。

此外，模擬候車行為還需要考慮乘客抵達時間與班距之間的關係，這將影響月台的擁擠程度和乘客的候車時間 (Zhang, 2008; Ahn, 2017)，而乘客對於候車位置選擇的機率也是一個重要的參數，因為它直接影響到站點的擁擠程度和乘客的舒適度。研究表明，月台的設計和配置會影響乘客對候車位置的選擇，在一般的情況下，乘客可能會傾向選擇靠近出口的位置候車，以便在車輛抵達時能夠迅速上車 (Wu, 2012; Zhou et al., 2020)，這種行為可能導致某些區域過度擁擠，而其他區域相對空曠，然而乘客也可能會為了避免擁擠造成的不適感而選擇較空曠但離入口較遠的區域候車 (Li et al., 2019)。

考慮到月台設計和不同時段列車班距差異對乘客候車行為的影響，代理人基模型 (Agent-based model, ABM) 可以有效的模擬乘客在候車區中與月台環境的相互作用 (Zou, 2021; Hassanpour & Rassafi, 2021)。ABM 是一種由下而上 (Bottom-up) 的計算模型，研究者可以使用 ABM 建立微觀個體間的互動規則，從而對複雜系統的宏觀現象進行模擬與再現 (Kiesling et al., 2012; Lee et al., 2015)，因此在使用 ABM 模擬候車行為時，可以透過參數設定使每位乘客都具有獨一無二的行為偏好，從而生成更為真實的模擬環境，而在使用 ABM 進行模擬時，可以使用如智慧卡交易紀錄或現場影片等資料來驗證模型的有效性 (Lovrić et al., 2013; Xu et al., 2014)。

## 第五節 小結

本章首先回顧了收集和推估接觸資訊的來源，比較了各類資料的優劣，並進一步解釋選擇智慧卡資料作為研究對象的原因，第二節則回顧過去利用智慧卡識別接觸的研究並介紹相關應用場景，第三節則探討識別轉乘及推估轉乘地點的方



法，最後，本章概述了候車行為模擬在多個領域如車站設計、乘客導引策略、擁擠管理及安全疏散的應用，還討論了進行模擬所需考慮的參數，並強調了使用代理人基模型 (ABM) 來模擬候車行為的優勢。

綜合上述文獻回顧，欲評估乘客在大眾運輸系統的接觸情況，可以將智慧卡資料中的交易時間、大眾運輸路線和時刻表結合起來，透過動態分割重建乘客的時空軌跡，並利用時空軌跡的交集識別乘客在各個空間的共存情況，此方法有助於找出同時出現在特定空間的乘客，以識別潛在的接觸對象，並通過分析他們共存的頻率和持續時間來揭示潛在的朋友關係或評估個體的傳染力。

然而，在評估如車站或月台等較大空間的接觸人數時，僅依靠共存人數作為指標是不足的。因為各個月台的空間設計不同，且乘客通常傾向於在靠近入口的區域候車，因此，空間型態與乘客的行為偏好都必須被考慮進去。具體來說，空間型態會影響月台的擁擠程度及乘客可排隊的空間大小，而乘客的行為偏好則會影響他們選擇的候車位置。這些因素的變化可能會導致乘客接觸的人數有所差異，而過去使用智慧卡資料進行接觸評估的研究尚未將這些因素納入考量。

因此，本研究將結合共存人數和候車區面積計算不同時段月台的擁擠密度，作為初步評估乘客接觸特性的指標。進一步地，本研究將智慧卡資料與 ABM 相結合，透過模擬乘客於不同時段在不同行為偏好下的接觸人數及候車位置分布，以便更深入地探討乘客在轉乘站月台中接觸特性的時空變化。



## 第三章 研究方法

本研究旨在探討乘客在捷運轉乘站月台時的人際接觸特性，並進一步了解其在時空上的分布，因此以下將分為「研究範疇」、「研究資料」、「研究假說」、「研究方法」四個小節，依序針對分析資料與方法進行詳細說明。

### 第一節 研究範疇

在空間尺度方面，本研究以台北捷運路網作為研究範疇，如圖 1 所示。台北捷運包含支線在內共有 8 條路線、119 個車站，其中 19 個轉乘站的月台為本研究選定的候車空間(台北大眾捷運股份有限公司，2020)。本研究將針對這些月台進行共存人數和擁擠密度的評估，並以古亭站地下二樓往松山方向的候車區為案例模擬乘客的近距離接觸人數和擁擠密度。

古亭站具有同月台平行轉乘的設計，能夠同時模擬四種不同的候車乘客行為，包括進站乘坐本側列車、進站乘坐對向列車、從對向列車轉乘到本側列車、以及從本側列車轉乘到對向列車。此外，古亭站地下二樓月台出口的樓梯位置有明顯的觀察優勢，如圖 2 所示，此位置能夠清晰地觀察到乘客的候車行為，這不僅有助於對實際情況的理解，同時也便於後續模擬結果的驗證。

在時間尺度方面，本研究考慮到疫情限制措施和國定假日對大眾運輸運量的影響，初步篩選出非防疫警戒的時間區間，並進一步排除包含寒暑假及國定假日的月份，將選定 2021 年 3 月的智慧卡資料作為研究對象。此外，考慮到雨天可能會影響乘客對大眾運輸使用的意願，為了保持資料的一致性，本研究進一步篩選降雨量為 0 的 17 天作為研究時間(中央氣象局，2021)。

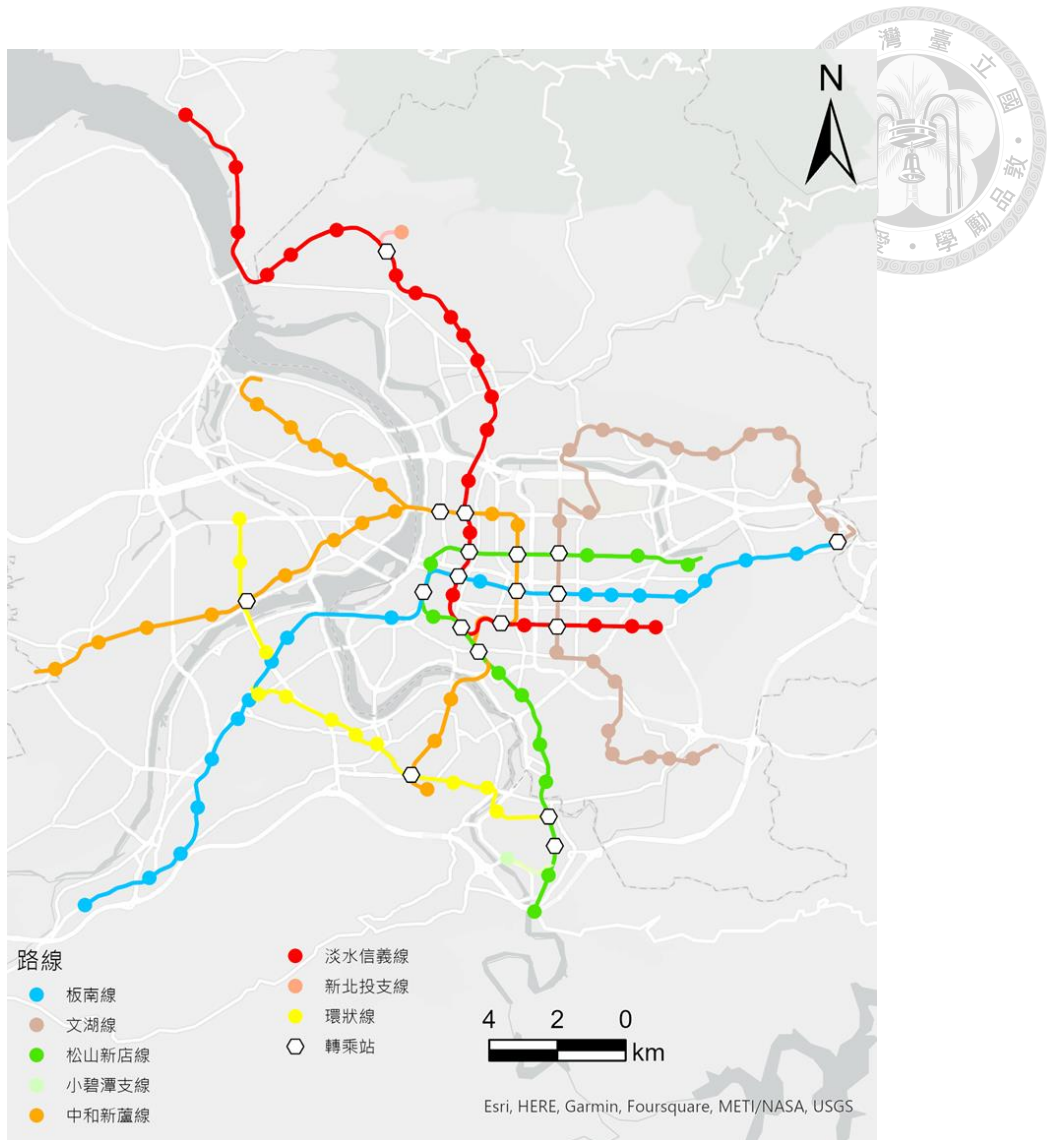


圖 1 台北捷運路網圖



圖 2 古亭站地下二樓月台





## 第二節 研究資料

本研究的研究對象為台北捷運的使用者，欲分析與研究接觸行為，需使用大量研究資料，同時也要保持資料的完整性和一致性，由於悠遊卡的市占率在台北捷運高達九成(經濟日報，2022)，方能代表台北捷運大部分乘客的旅運行為，因此本研究選用 2021 年 3 月不含雨天及例假日總計約 3625 萬筆的悠遊卡交易紀錄作為研究對象，從悠遊卡交易紀錄中可以得知加密卡號、交易時間及交易站點，如表 3 所示，其中加密卡號可以區別出某一筆交易紀錄與其他交易紀錄是否由不同乘客產生，而交易時間和站點則包含乘客的進出站時間及站名，可以得知乘客在捷運系統內的時間及推估出乘客轉乘的位置，以上兩種資訊皆有助於計算乘客在月台的共存人數。

表 3 悠遊卡交易紀錄

卡號	進站時間	出站時間	進站站名	出站站名
EDB3FF...	2021/3/01 12:00:12	2021/3/01 12:09:43	南港	永春

除了悠遊卡交易紀錄外，本研究也使用台北捷運所提供的乘車時間及建議轉乘站點、時刻表、轉乘步行時間去進行轉乘地點與時間的推估，並使用臺北市政府捷運工程局所提供的捷運站站標位置做地理視覺化的呈現。本研究所需的資料與說明如表 4 所示。

表 4 研究資料項目

資料	來源	說明
悠遊卡交易紀錄	台北市政府交通局 運輸資訊科	每位乘客的進出站交易紀錄。
乘車時間與建議 轉乘站點	台北大眾捷運股份 有限公司	每對捷運站間的建議路線與轉乘站點。
時刻表	台北大眾捷運股份 有限公司	每個車站不同路線的列車抵達時間。
轉乘步行時間	台北大眾捷運股份 有限公司	捷運公司推估之轉乘步行時間，如果在同月台換乘則步行時間為 0。

### 第三節 研究架構

#### (一) 研究假設

為了評估乘客在轉乘站月台時的接觸，本研究對乘車過程提出了以下幾個假設，並根據這些假設設計研究架構：

假設一：乘客會搭乘在月台候車時等到的第一班列車，不會因為擁擠而無法上車。

假設二：列車的行駛和到站時間完全依照台北捷運所公布的時刻表，沒有提前或延遲的情況。

假設三：乘客在搭乘捷運時，會依照台北捷運公布的建議路線來進行轉乘，不會因為個人偏好而選擇繞路。

假設四：乘客在轉乘時的步行時間以台北捷運估計為準。

#### (二) 研究設計

本節主要包含兩大部分，如圖 3 所示，第一部分的目的旨在說明如何利用智慧卡資料來估算乘客在月台內的共存人數，並結合候車區面積計算擁擠密度，此



部分將探討如何使用動態分割確認乘客在月台的停留時間，並利用乘客停留時間的重疊來識別共存。第二部分則著重於如何建立 ABM 模擬環境，以及將悠遊卡資料導入 ABM 模型中進行模擬的方法，此部分旨在說明如何建立合理的模擬環境及如何模擬乘客的行為規則，模擬的目的主要有以下兩點：

- (1) 利用模擬乘客在月台候車的位置獲得無法通過悠遊卡資料直接估算的近距離接觸
- (2) 通過調整模型參數進行敏感度分析的方式，探究不同時段下乘客行為偏好對於接觸人數及候車位置分布的影響。

### 研究流程

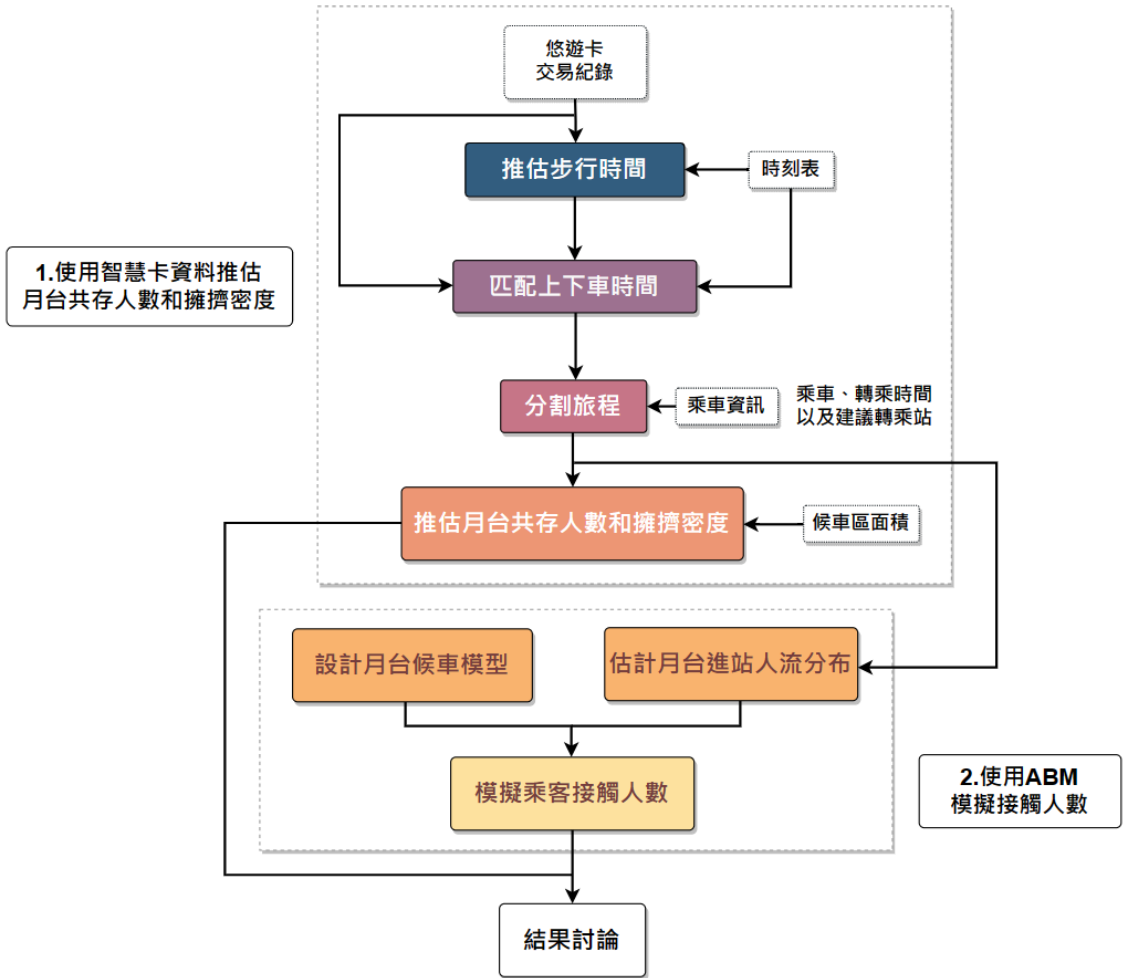


圖 3 研究流程圖



#### 第四節 使用智慧卡推估共存人數與擁擠密度

人際接觸的關鍵是人們必須在同一時間出現在同一地點 (Yu, 2006; Yin & Shaw, 2015)。如圖 4 所示，時間地理學以時空路徑的形式來捕捉此概念，時空路徑描繪了個人隨著時間推移在空間中移動的連續軌跡，當兩個人的時空路徑交集時，即表示他們在同一時刻身處相同的地點。本研究接下來將以「共存」來描述這種現象，當兩個乘客共存時，他們就有可能接觸彼此。

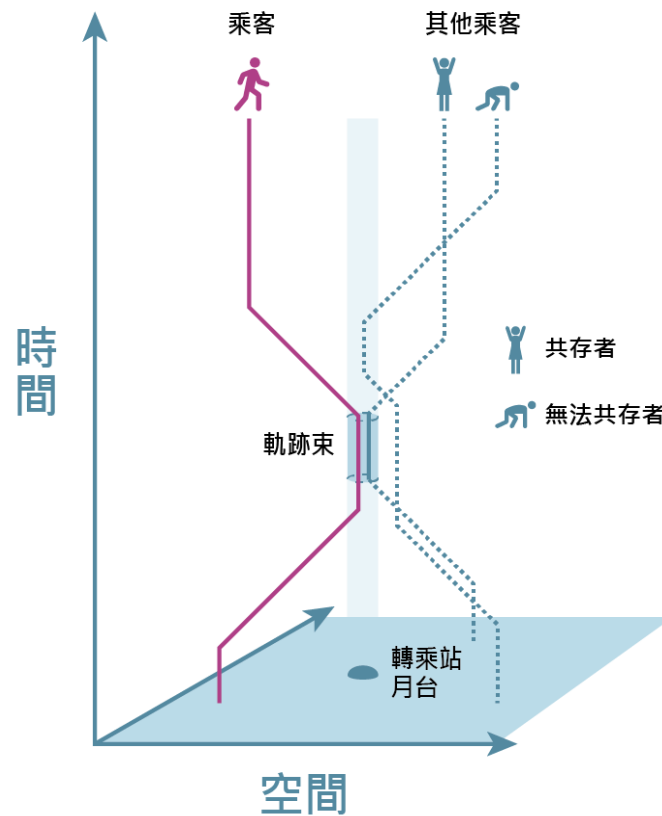


圖 4 時空路徑與共存的關係

為了估算乘客間是否共存，本研究對每筆交易紀錄進行動態分割以建立時空路徑，以確定乘客在各個月台的停留時間。然後，根據這些停留時間，可以估算出乘客在不同月台的共存人數。當乘客彼此在相同月台的停留時間重疊大於等於



一秒時，即被視為共存。

在得到每位乘客的共存人數後，可以產生選定月台在一天中的共存人數分布與模擬模型進行比較。同時，也能計算出乘客在轉乘站內各個月台上不同時間段的預期共存人數，並結合候車區面積評估擁擠程度。

當乘客搭乘捷運時，他們的活動主要可以分為步行、候車和乘車。這些活動和他們在轉乘站停留的時間有直接關係。如圖 5 所示，乘客在月台的時間約等於候車時間，而乘客在轉乘站的停留時間可以根據他們的角色進一步細分，本研究將在轉乘站停留的乘客分成以下三種類型：

1. 進站乘客：進站乘客的停留時間包括從刷卡進站到月台的步行時間，以及在月台等待列車的時間。
2. 出站乘客：出站乘客的停留時間主要為從下車到刷卡出站的時間。
3. 轉乘乘客：轉乘乘客的停留時間則包括轉乘的步行時間，以及在等待下一段旅程時於月台上的候車時間。

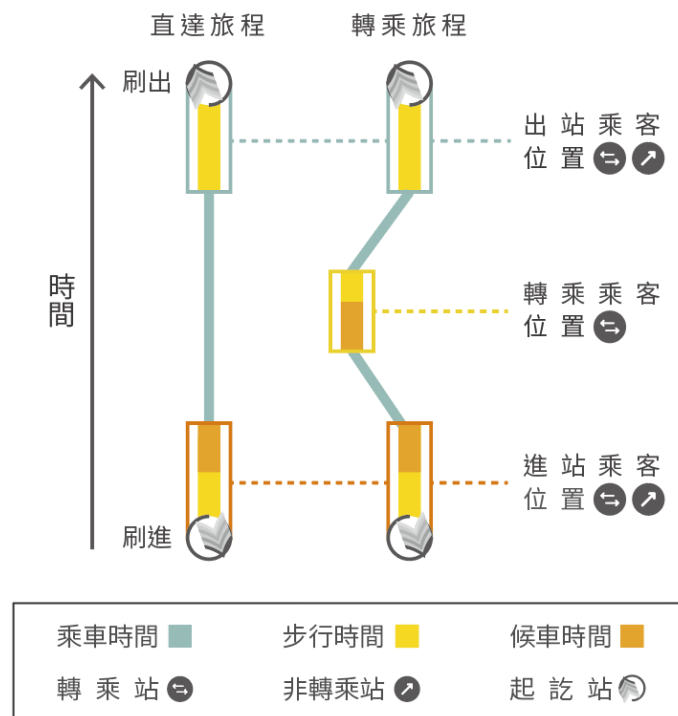


圖 5 捷運旅程示意圖



值得注意的是，乘客在他們的旅程中可能會多次進入、離開或轉乘於轉乘站，因此，他們在旅程中可能同時扮演進站、出站和轉乘乘客的角色，然而，乘客也可能完全沒有行經轉乘站，因此本研究計算共存對象的交易紀錄為有行經轉乘站的乘客。

為了估算乘客行經的轉乘站。本研究將使用台北捷運 API 所提供的建議乘車路線，來推估任意兩站之間的轉乘站點，以推算乘客的轉乘位置及乘車時間，本研究預先將不同車站間的路線及行經的車站進行連結整理成乘車資訊表，格式如表 5 所示，其中進站步行時間和出站步行時間在表中為 NA，需要由實際交易紀錄推估，推估方法將會在下一節中介紹。

根據乘車資訊表顯示，在台北捷運系統中，總計有 14000 種不同的起迄站對及 178 種建議的轉乘組合。為了重建乘客的時空軌跡，本研究進一步將乘車資訊表連結交易紀錄。根據連結完的交易紀錄顯示，乘客最多的轉乘次數為 3 次，無需進行轉乘的乘客占超過一半，約 40% 的乘客需要進行一次轉乘，而需要轉乘 2 次以上的乘客相對較少，僅占整體交易紀錄的 3% (圖 6)。由於轉乘兩次或兩次以上的乘客在研究資料中占比較少，且其轉乘時間較難以估計且容易失真，固本研究的研究對象不包含轉乘兩次 (含) 以上的乘客。

表 5 乘車資訊表

起站 ID	迄站 ID	轉乘次數	候車月台 1	候車路線 1	候車月台 2	候車路線 2
305	302	1	BL	BL1	R	R0
轉乘站 1	路線 1		路線 2	轉乘步行時間	進站步行時間	出站步行時間
	乘車時間		乘車時間			
303	6	2		4	NA	NA

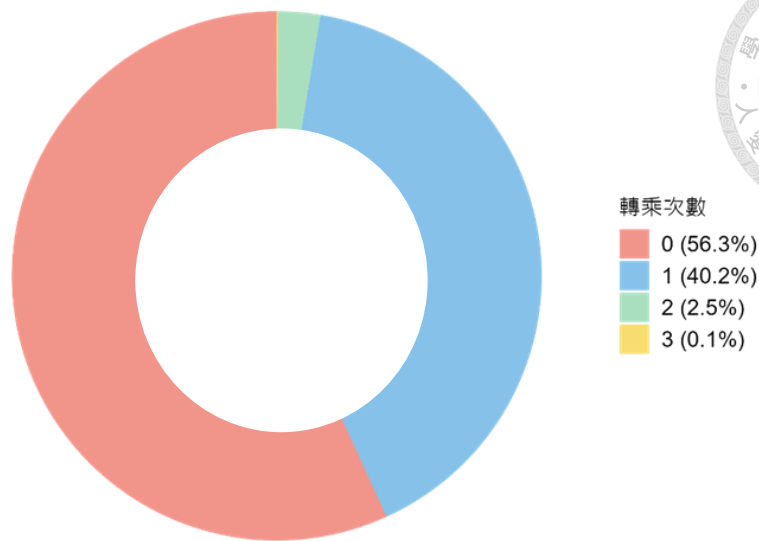


圖 6 建議轉乘次數統計

#### (一) 推估步行時間和匹配上下車時間

乘客的步行時間在本研究中被定義為從月台到驗票閘門的時間，這段時間可能會因車站設計的不同而有所變化，因此本研究根據驗票閘門與月台的相對位置，將步行時間分為兩種情況進行處理。第一種情況是驗票閘門直接設置在月台旁，乘客一旦刷卡後就可以立即抵達月台，在這種情況下步行時間假設為 0。第二種情況是驗票閘門不在月台旁，在這種情況下則需要估計乘客從月台步行到驗票閘門所需的時間，這被視為是乘客的出站步行時間。而進站步行時間則可以透過出站步行時間回推 (Liu et al., 2020; Li et al., 2020)。

許多研究顯示，乘客的步行時間服從對數常態分布 (Log-normal distribution)，並受到擁擠程度的影響而有所不同 (Peng et al., 2009; Ottomanelli et al., 2012; Li et al., 2020)。在台北捷運系統中，尖峰時段定義為上午 7 點至 9 點 30 分，以及下午 5 點至 7 點 30 分，其餘時段則被視為離峰時段 (台北大眾捷運股份有限公司, 2020)。基於擁擠程度和步行路徑的考量，本研究假設同一時段、路線及方向的乘客會有相似的步行時間分布，此分布如圖 7 所示。因此，本研究將依據乘客出站前的路線、方向與時段的組合進行分類並進行步行時間的擬合，如圖 8 所示。

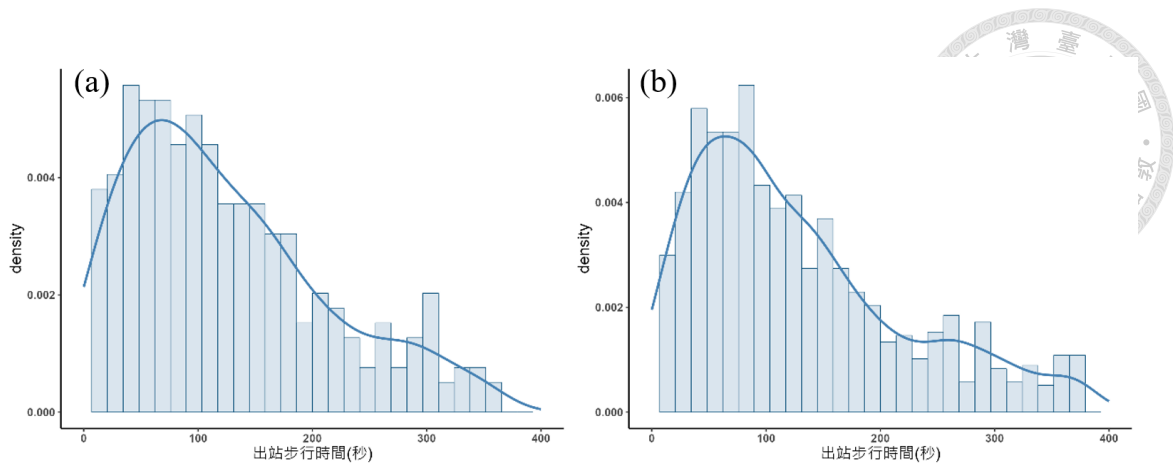


圖 7 古亭站往松山方向出站步行時間分布圖 (a) 尖峰時段 (b) 離峰時段

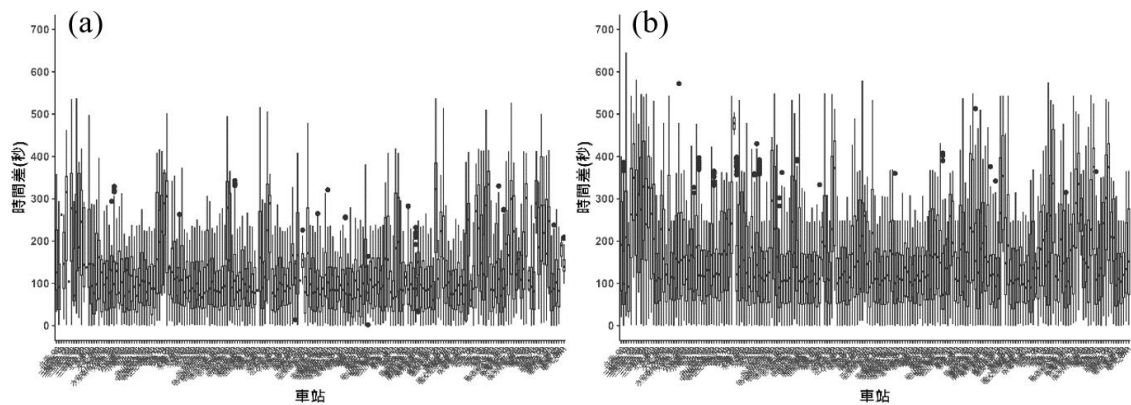


圖 8 各路線方向組合步行時間箱型圖 (a) 尖峰時段 (b) 離峰時段

由於不同乘客的步行時間會有所變化，本研究採用最大概似估計法 (Maximum Likelihood Estimation, MLE) 來擬合不同路線、方向和時段組合的出站時間資料。MLE 可以找到使觀測到的出站步行時間在對數常態分布下機率最大的參數值  $(\mu, \sigma^2)$ 。其中  $\mu$  表示對數轉換後的平均步行時間， $\sigma^2$  表示對數轉換後的步行時間變異數。 $\mu$  和  $\sigma^2$  的計算方式如式 1 和式 2 所示，其中  $i$  的單位為秒， $w_i$  代表第  $i$  個步行時間的人數， $x_i$  代表第  $i$  個步行時間的對數。

$$\mu = \sum (w_i \times x_i) / \sum w_i \quad \text{式 1}$$

$$\sigma^2 = \sum (w_i \times (x_i - \mu)^2) / \sum w_i \quad \text{式 2}$$





在得到分布的參數後，可以使用 Kolmogorov-Smirnov (KS) 檢定來驗證每筆觀測值是否符合對數常態分布。KS 檢定的運作方式是比較樣本分布與理論分布之間的最大差距。該方法屬於無母數統計，不需要對資料分布預先作出假設，且對於大樣本 ( $n \geq 30$ ) 具有較佳的檢定效果(Justel et al., 1997)。經 KS 檢定後的結果顯示，大部分的組合在顯著水準 0.05 的情況下 P-value 大於 0.05，即不拒絕虛無假設，認為大部分的組合符合對數常態分布，擬合與檢定結果詳見附錄一及附錄二所示。

由於台北捷運的路線和方向組合總計有 305 個，而其中驗票閘門不在月台旁的組合有 203 個，分別擬合各組合的出站時間分布可能會讓計算過程變得過於繁瑣。為了解決這個問題，本研究將使用 K-means 聚類方法。K-means 是一種非監督式機器學習 (unsupervised learning) 方法，它將觀測值分為 K 組類別，使得同一類別中的資料特徵相似，而不同類別的資料相異。本研究中將使用  $\mu$  和  $\sigma^2$  為特徵，將具有相似步行時間分布的路線和方向聚合在一起。至於聚類數量 k，本研究將採用手肘法 (Elbow method) 來決定，此方法主要依賴於觀察 k 值變化時，群內各點至中心點距離的平方誤差 (SSE) 的變化情況，尋找讓 SSE 變化由明顯下降轉為平緩的 k 值，這個轉折點也被稱為拐點 (Inflection point)，此時的 k 值能夠讓模型在準確度與複雜度之間取得適當的平衡 (Kodinariya, 2013)。SSE 的計算方式如式 3， $C_i$  代表其中的一個群， $m_i$  表示該群的中心點。

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{P \in C_i} |P - m_i|^2 \quad \text{式 3}$$

本研究透過手肘法的應用後，選擇將路線與方向組合分成 5 類進行步行時間擬合，如圖 9 所示，當 k 值增加至 5 時，SSE 的下降幅度開始趨於平緩，顯示出分群效益的逐漸減少。

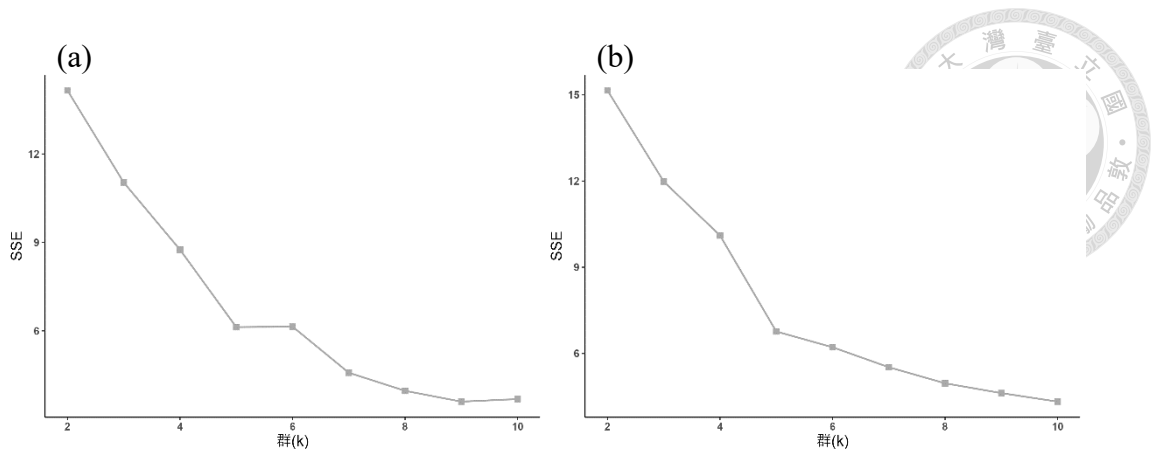


圖 9 手肘法的應用結果 (a) 尖峰時段 (b) 離峰時段

在進行 K-means 分群後，本研究將每組分類視為是一種步行時間類型 (圖 10)，並估計每種步行時間類型的對數常態分布參數  $\mu$  和  $\sigma^2$ 。在使用 KS 檢定後的結果顯示，在 0.05 的顯著水準下，所有類型的 P-value 均大於 0.05，因此不拒絕虛無假設，認為分類後的步行時間依然服從對數常態分布，關於各類別的擬合與檢定結果，可見於附錄三及附錄四。圖 11 展示了根據估計參數繪製的尖峰和離峰時段各類型的機率密度曲線，從這些曲線中可以觀察到，離峰時段的步行時間分布範圍比尖峰時段來得更廣，意味著在離峰時段，乘客的步行時間變化較大。相反地，尖峰時段的步行時間分布則較窄，這可能是由於擁擠程度的增加使得乘客的步行時間趨於一致 (Li et al., 2020)。

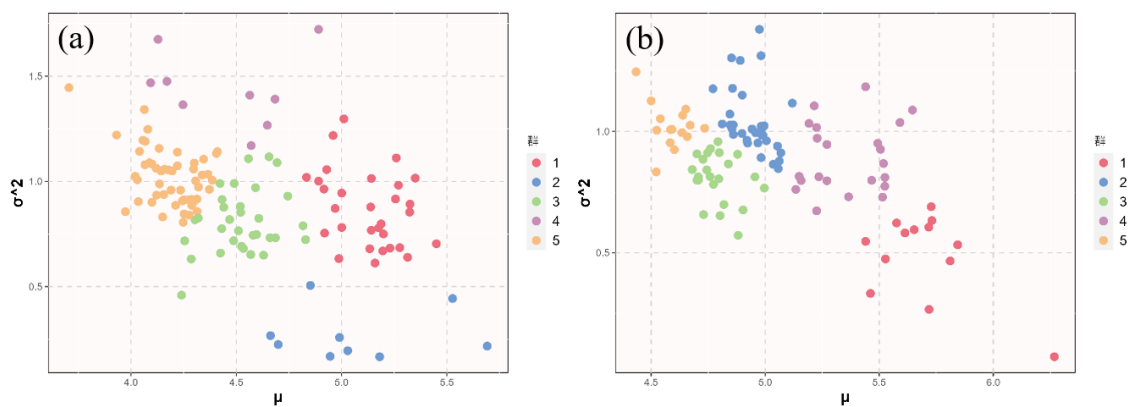


圖 10 分群結果散布圖，其中每一個點代表一種路線方向組合的對數常態分布參數值 (a) 尖峰時段 (b) 離峰時段

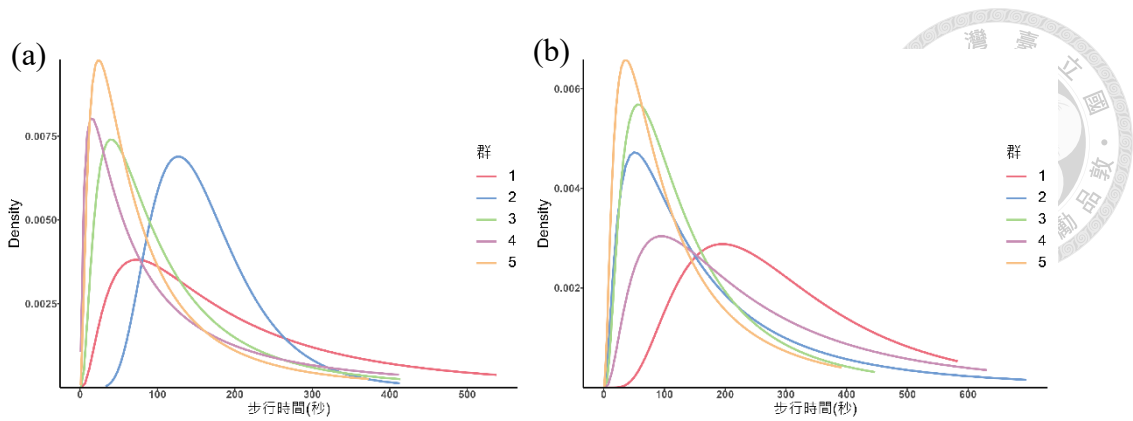


圖 11 各聚類的機率密度曲線比較 (a) 尖峰時段 (b) 離峰時段

## (二) 分割旅程

在完成所有類別的參數估計後，便可以藉由這些參數生成步行時間分布並套用在悠遊卡交易紀錄，以生成乘客的步行時間，最後，利用捷運時刻表，即可推估出乘客的上下車時間以進行動態分割，估算他們在各月台的停留時間。值得注意的是，在進行動態分割估計乘客在月台停留時間的過程中，本研究僅考慮了進站和轉乘的乘客，因為出站的乘客在下車後通常會立即離開月台，並不進行候車行為，因此他們的停留時間在本研究中不被納入考量。

## (三) 進站乘客的停留時間

進站乘客在轉乘站月台的停留時間被定義為抵達月台到上車的時間，其開始時間  $T_{enter}$  為刷卡進站的時間  $T_{tap-in}$  加上進站步行時間  $T_{walk_1}$ ，如式 4 所示，而結束時間  $T_{onboard_1}$  則為開始時間後時間最近的一班列車。

$$T_{enter} = T_{tap-in} + T_{walk_1} \quad \text{式 4}$$

## (四) 轉乘乘客的停留時間

而對於需進行轉乘的乘客，其在月台的停留時間則需要結合轉乘路線和乘車時間進行推估。在乘車時間的部分，由於台北捷運建議的旅行時間包含列車行駛時間和轉乘步行時間，因此本研究將提取無需轉乘的建議旅行時間作為每段旅程



的乘車時間，當確認每段旅程的乘車時間後，便可估算每對站點之間的轉乘時間區間。

對於一次轉乘的旅程來說，乘客在轉乘站月台候車的開始時間 $T_{trans}$ 的計算方式如式 5，其中 $T_{onboard_1}$ 為第一段旅程的上車時間， $T_{ride_1}$ 為第一段旅程的乘車時間， $T_{walk_2}$ 為第二段步行時間。而轉乘結束時間 $T_{onboard_2}$ 的計算方式如式 6，其中 $T_{deboard_2}$ 為第二段旅程的下車時間，即刷卡出站前時間最接近的一班列車的抵達時間，而 $T_{ride_2}$ 則為第二段旅程的乘車時間。

$$T_{trans} = T_{onboard_1} + T_{ride_1} + T_{walk_2} \quad \text{式 5}$$

$$T_{onboard_2} = T_{deboard_2} - T_{ride_2} \quad \text{式 6}$$

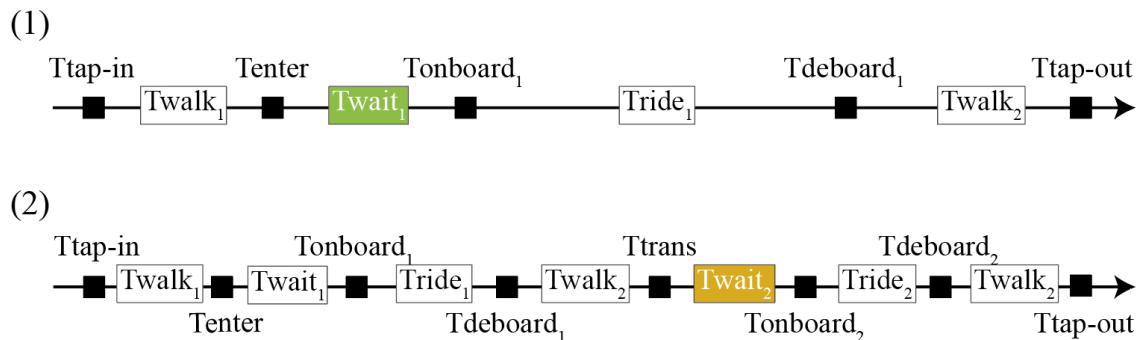


圖 12 (1) 無須轉乘乘客的旅程，綠色區塊為進站乘客在月台的停留時間 (2) 一次轉乘乘客的旅程，黃色區塊為轉乘乘客在月台的停留時間

#### (五) 乘客的共存人數

本研究在經由動態分割得出乘客在進站、出站和轉乘過程中在各個空間的停留時間後，可以利用這些資訊重建乘客的時空軌跡，並進一步探討乘客間的共存情況。為了確定乘客在轉乘站各個月台的停留時間是否有重疊，本研究選擇使用 R 語言的 data.table 套件中的 foverlaps 套件。此套件是專門為處理時間序列資料



中可能出現的時間重疊問題而設計，它可以高效地識別出有時間範圍重疊的情況，並對其進行處理。

在使用 `foverlaps` 函數時，需要設定 `key` 值以及開始 (Start) 和結束 (End) 時間，這裡的 `key` 值對應到特定的月台，而開始和結束的時間則對應到乘客在月台停留開始和結束的時間，如此一來就能對每位乘客在各個月台與他人重疊的時間進行計算。當一名乘客在特定月台的停留時間與其他  $n$  名乘客有至少一秒以上的時間重疊，就將該乘客在特定月台的共存人數計為  $n$ 。在取得每位乘客在不同月台的共存人數後，即可計算在乘客在不同時段 (例如離峰或尖峰時段) 進入轉乘站月台的平均共存人數，也就是乘客在月台的預期共存人數。

#### (六) 月台的擁擠密度

在前述的方法中，本研究已經介紹完如何推算乘客在月台候車時的共存人數，然而，要評估接觸特性，僅看共存人數是不足夠的，還需要結合空間大小來計算月台的擁擠密度，而擁擠密度可以透過將共存人數除以候車區面積求得。

本研究透過 3D 建模軟體 SketchUp 計算候車區面積，其必需結合現場觀察的月台寬度和列車長度以及月台平面圖估算。在台北捷運月台上，每片磁磚的長度約為 0.3 公尺，因此可以由磁磚數量推估月台寬度，即由左側月台門到右側月台門的磁磚數量。至於月台候車區的長度，則大致等同於列車的長度，在高運量系統為 141 公尺，中運量系統則為 55 公尺 (台北市政府捷運工程局，2019)。

然而月台的形狀並非僅是一個簡單的長方形，實際上月台上存在著許多不適合排隊的區域，例如電扶梯、電梯、座椅、裝置藝術等障礙物。因此，為了精確地獲得月台候車區的實際形狀，本研究從台北捷運官網取得月台平面圖，並按照實際比例套疊在已繪製的長方形上。一旦套疊完成後，就可以依照平面圖中的障礙物進行裁切，如此便得到候車區的實際形狀，並可以透過 SketchUp 內建的功能計算候車區面積，如圖 13 所示。

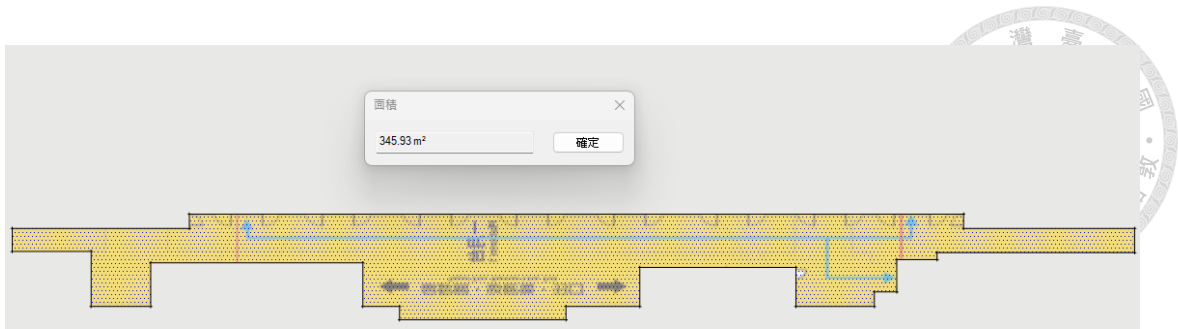


圖 13 使用 SketchUp 計算候車區面積

## 第五節 使用 ABM 模擬接觸特性

本研究在上一節中提到的方法已經可以估算乘客在月台尺度上的共存人數。然而，該方法無法推估乘客在月台上小於社交距離的近距離接觸。因此，本研究將採用代理人基模型 (Agent-based model, ABM) 重建月台環境及乘客候車行為，以模擬乘客在月台近距離接觸情況。同時，也將模擬乘客在同一空間內的擁擠密度，並將其與智慧卡資料推估的結果進行比較，以確認模型的準確性。

本研究將使用 NetLogo 建立 ABM 環境，NetLogo 是一個基於 Logo 語言的整合開發環境。其基本元素包括代理人 (turtle)、空間單位 (patch) 及時間單位 (tick)。turtle 是具有獨立行為和屬性的個體，如本研究中的乘客，patch 是模擬環境中的基本單位，用於表示空間位置和特定的環境屬性，而 tick 為模擬環境中的基本時間單位，用來表示模型運行的時間，整個模擬過程的發展主要取決於代理人間的互動以及他們對環境變化的反應。

### (一) 候車環境建置

本研究的模擬環境為古亭站地下二樓月台，在模擬環境中，乘客會選擇搭乘松山新店線或中和新蘆線。搭乘松山新店線的乘客在選擇候車位置時會根據環境展現特定的偏好，並計算小於社交距離的接觸人數。然而，對於選擇中和新蘆線的乘客，由於他們僅用於計算月台上的共存人數，因此他們選擇候車位置的偏好在模型中被視為是隨機的。

在時間和空間尺度方面，本研究設定模型中的每個 tick 代表一秒，總共會運

行 64800 個 ticks，代表一天從 6 點到晚上 12 點的時間。而每個 patch 的尺寸為 60 × 60 公分，相當於四塊地磚的大小，此設定是根據先前研究的結果所制定，根據 Zhou 等人於 2020 年在北京地鐵進行的調查，當乘客在月台候車時，他們之間的前後距離有 85% 都在 0 至 30 公分範圍內。另外，根據 Hall 的研究 (1966)，0 至 45 公分的人體間距通常被視為與相當親近的人交流時的親密空間。因此，在假設每個人的人體厚度為 20 公分的前提下，本模型進一步假設每位乘客會占用一個 patch，且在隊伍中彼此相鄰，如此以來每位乘客之間的距離大約是 40 公分，如圖 14 所示。

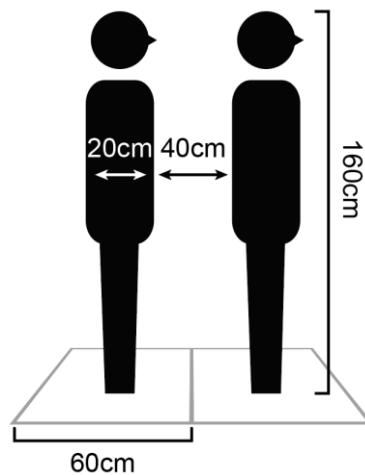


圖 14 乘客候車間距，圖中展示空間單位、候車間距與乘客身高間的比例。

在候車隊伍方面，本研究所選定的月台其候車隊伍大部分為兩排並排的形式，如圖 15 所示，為了方便模型計算，本研究將估算最大的排隊人數  $q_{max}$ 。其中， $q_{max}$  定義為候車隊伍的長度除以 0.6 公尺並進行四捨五入。而候車隊伍長度的計算方式有兩種，一種是無標線的隊伍，另一種為有標線的隊伍。對於無標線的隊伍，若無障礙物存在，其長度等同於月台寬度的一半，而若有障礙物存在，其長度為月台門至障礙物間的距離。而對於有標線的隊伍，其隊伍長度則直接以標線的長度為標準。除了估算最大排隊人數外，本研究亦計算入口  $j$  至月台門  $i$  的距離  $L_{ij}$ ，這裡所使用的距離計算方式是基於入口到月台門的最短距離。



圖 15 候車引導線

## (二) 估計月台進站人流

為了準確地模擬月台的擁擠狀況及乘客間的接觸情形，本研究首先要估計在各個時段進入月台的人流量，為了更真實地反映不同時段的人流變化，本研究將採用一小時為單位進行人流擬合。乘客進入月台候車的模式依據行為主要可以分為四種，分別是進站乘坐本側列車、進站乘坐對向列車、從對向轉乘到本側，以及從本側轉乘到對向列車，這四種不同的模式在每小時的人流量都需要被推估，這些模式的分類說明詳見表 6 所示。值得注意的是，由於模型中的轉乘人流是根據台北捷運所提供的推薦路線推估而來的，在理想情況下，乘客不會選擇反向路線進行轉乘。因此模型中沒有考慮從松山新店線新店方向轉至中和新蘆線蘆洲迴龍方向，或從中和新蘆線南勢角方向轉至松山新店線松山方向的乘客。這種情況在實際現場觀察中亦十分少見，因此本模型並未將此類型的轉乘情況納入考慮。

表 6 進站人流模式

乘客行為	乘客類型	乘車路線	乘車方向
進站乘坐本側列車	進站	松山新店線	松山
進站乘坐對向列車	進站	中和新蘆線	蘆洲/迴龍
從對向列車轉乘到本側列車	平行轉乘	松山新店線	松山
從本側列車轉乘到對向列車	平行轉乘	中和新蘆線	蘆洲/迴龍





對於進站乘坐本側列車和對向列車的乘客，可透過泊松分布 (Poisson distribution) 來進行人流量的擬合 (Schmaranzer et al., 2016; Xu et al., 2014; Zhou et al., 2020)。假設候車乘客彼此進入月台的時機獨立，在此情況下，可以使用最大概似估計 (MLE) 來估計泊松分布的參數  $\lambda$ ，以得到不同時段進站人流的機率分布。其中， $\lambda$  表示某一車站每小時內每單位時間 (秒) 進站人數的平均值，而  $\sum_{i=1}^n x_i$  表示觀測期間內每秒抵達月臺的總乘客數， $n$  代表總觀測時間 (秒)，計算公式如下：

$$\lambda = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad \text{式 7}$$

為了驗證進站人數是否符合泊松分布，本研究將進行卡方檢定 (Chi-squared Test)，卡方檢定能有效比較觀測資料與理論預期之間的一致性，且特別適用於計數或頻率資料。為了進行卡方檢定，首先要計算每秒的實際乘客人數分布與理論上泊松分布的每秒乘客人數間的差異，然後基於這些差異來計算卡方統計量。鑑於每秒每個方向進入月台的人數超過三的情況相對罕見，在尖峰時段該情況只占所有秒數的不到 1%，所以在檢定時，本研究將每秒進入的人數分箱 (binning) 為 0、1、2 及大於等於 3。根據檢定結果顯示，每小時的 P-value 皆大於顯著水準 0.05，即不拒絕虛無假設，認為進站人數服從泊松分布，詳細的擬合與檢定結果參見附錄五。

而對於平行轉乘的乘客，包括從對向轉乘到本側和從本側轉乘到對向列車，他們只有在列車抵達時才會進入月台，因此其人流的計算方式為將某一時段某一方向的轉乘乘客總數  $P_{total}$ ，除以該時段的班次數  $N_{train}$ ，再除以列車門開啟的時間  $T_{open}$ ，如此便能計算出某一時段每班列車抵達時每秒進入月台的平行轉乘乘客數  $P_{rate}$ ，其計算方式如式 8 所示。而為了讓模擬結果更貼近實際情況，本研究



參考台北捷運官網的資料，將列車門開啟時間設為隨機在 35 至 50 秒之間(台北大眾捷運股份有限公司，2023)，不同時段平均每班車的轉乘乘客數參見附錄六。

$$P_{rate} = P_{total} \div N_{train} \div T_{open} \quad \text{式 8}$$

### (三) 候車行為模擬

除了模擬乘客在不同時段進入月台的人流分布外，合理的設計 ABM 也是重要的環節。如圖 16 所示，乘客至月台候車時的行為可以分為四個部分 1.從電扶梯或樓梯走出來至月台後選擇候車隊伍 2.朝向候車隊伍前進 3.抵達候車區後向前走直到前方為軌道或乘客 4.當列車抵達時即上車。

本研究根據前述概念設計代理人的候車規則，如圖 17 所示。在觀察區等待的乘客將按照此規則進行候車。在觀察區候車的乘客則有兩種來源：一種從入口生成，另一種從對向列車生成。

首先，對於從入口生成的乘客，他們在列車未抵達時，會根據當前每個候車隊伍的排隊人數、候車空間的容量及與各月台門的距離來決定欲排隊的候車隊伍。然而，當列車抵達時，他們會直接選擇最近的候車隊伍排隊並上車。而對於從對向列車進入月台的乘客，當兩個方向的列車皆抵達月台時，他們會直接前往對面的隊伍。然而，如果對向列車已經抵達，但觀察區的列車尚未抵達時，他們將像從入口出來的乘客一樣，根據當前每排候車隊伍的排隊人數、候車空間的容量及與各月台門的距離來選擇候車隊伍。

當乘客決定好要排隊的隊伍時，就會朝隊伍前進。而當他們進入候車隊伍後，如果前方 1 個 patch 內有其他乘客，或是前方 1 個 patch 的月台門已關閉，他們就會停下並開始排隊。否則，他們會前進 1 個 patch。除此之外，在乘客開始排隊時，模型會開始計算他們在月台共存的人數和在社交距離內接觸的人數。當他們上車時，這些計算會停止，並將與該名乘客共存的人數及接觸人數記錄下來。



圖 16 乘客候車行為示意圖

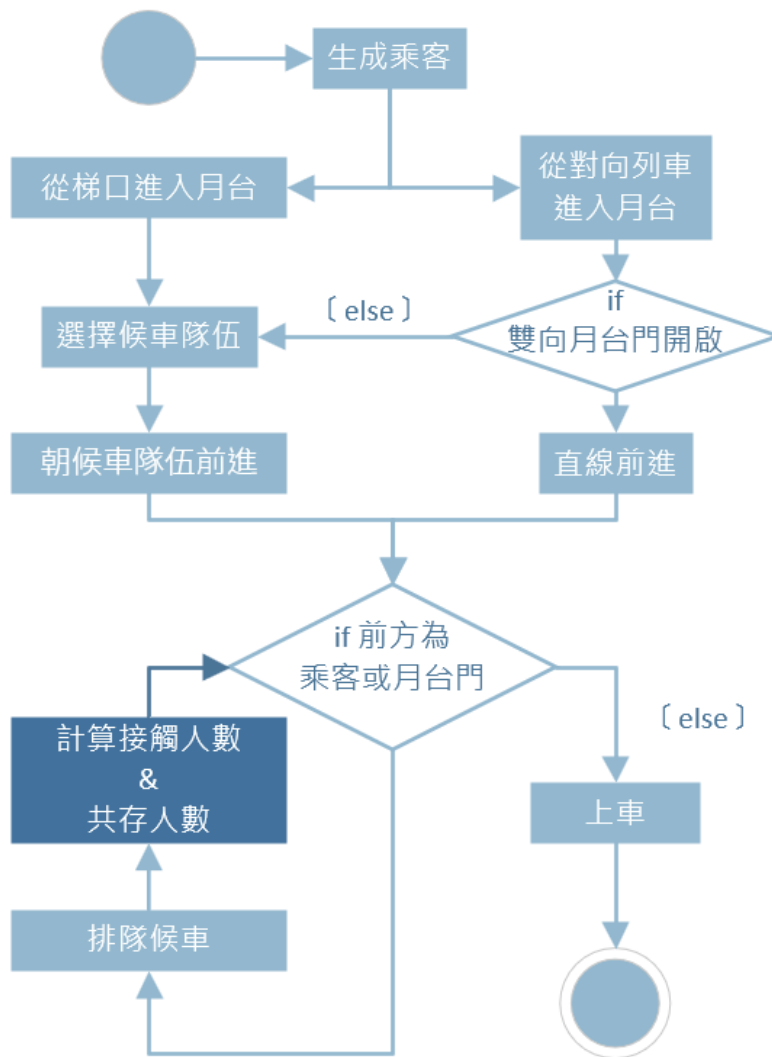


圖 17 候車行為流程圖



#### (四) 候車位置選擇

呈上一節所述，乘客在選擇候車隊伍時，會根據當下的環境狀況作出相應的偏好。Ding 等人 (2021) 將乘客選擇月台門的偏好視為是一種類似電磁吸引力的引，影響乘客候車位置分布的主要因素包括電扶梯的數量和位置及候車空間的容量。在一般情況下，乘客會選擇靠近電扶梯的位置候車，然而當人群在入口附近聚集時，為避免擁擠，乘客可能會改選擇離入口較遠的位置候車。因此，候車隊伍的長度也會影響到乘客對於候車位置的選擇，本研究假設 Ding 等人的模型能適用於台北捷運月台，而根據此模型計算乘客進站後選擇月台門候車的機率，以再現乘客的候車位置分布。乘客候車偏好的計算方式如式 9，其參數說明如表 7 所示。其中， $\alpha$  和  $\lambda$  為模型的校準參數，它們分別代表乘客的容忍度和候車位置偏好。當  $\alpha$  值大時，說明乘客對擁擠的容忍度較高，即使在人多的區域也不會選擇迴避，而  $\lambda$  值大則表示乘客偏好選擇靠近梯口的位置候車。

藉由式 9 計算可以得出每扇月台門與每座入口的候車吸引力  $F_i(i, j)$ ，因此，某一入口  $j$  出來的乘客會排在某一月台門  $i$  前的機率  $P_i(i, j)$  如式 10 所示，為月台門  $i$  對於入口  $j$  的吸引力除上所有月台門對於入口  $j$  吸引力的總和，其中  $k$  是一個變數，用於表示所有乘客可能候車的月台門。本研究會透過在尖峰與離峰時段調整  $\alpha$  和  $\lambda$  的值進行敏感度分析，進一步探討乘客候車行為的偏好如何影響接觸人數及候車位置的空間分布。

$$F_i(i, j) = \frac{1 - (q_i/q_{max})^\alpha}{I_{ij}^\lambda} \quad q_i < q_{max}, \lambda \geq 0, \alpha \geq 0 \quad \text{式 9}$$

$$P_i(i, j) = \frac{F_i(i, j)}{\sum F_k(k, j)} \quad \text{式 10}$$

表 7 模型參數說明



參數名稱	參數意義
$q_i$	月台門 $i$ 前的排隊人數
$q_{max}$	月台門 $i$ 前的最大排隊人數
$l_{ij}^{\lambda}$	月台門 $i$ 與入口 $j$ 間的距離
$\alpha$	校準參數
$\lambda$	

(五) 代理人模型實作

在前幾節的基礎上，本研究並依照設定的規則來建置模擬環境。圖 18 展示了模擬環境的建置結果。為了更易於介面使用，本模型對月台的長度進行些微的調整。在模型中，月台門間的寬度從原本的 3.6 公尺調整為 1.8 公尺，這有助於使月台畫面完整地顯示在螢幕上，同時也可以確保在不同月台門前的乘客彼此能維持至少 1.5 公尺的社交距離，即不同月台門前的乘客彼此不會接觸。值得注意的是，調整月台長度並不會對共存人數和接觸人數的計算產生影響，因為這些指標的計算是在乘客開始排隊後才開始的。

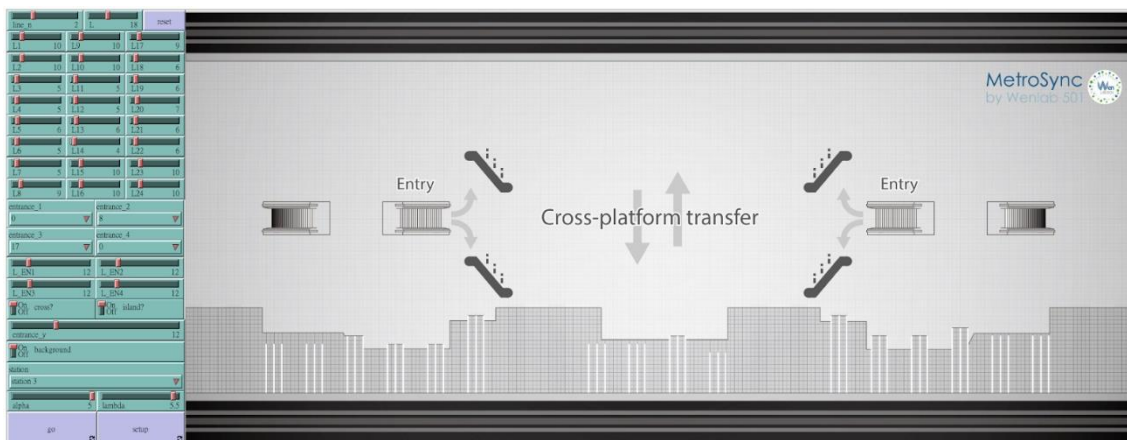



圖 18 模擬環境



而本模型在介面的左側提供了一排控制選項。使用者可以利用這些選項來針對不同的車站月台進行調整，進而迅速建立候車模擬環境。表 8 列出了各控制選項的詳細說明。其中，入口與月台門的距離為最短距離，並透過  $entrance\_i$  與  $L\_ENi$  自動計算。值得注意的是，雖然模擬環境中的月台長度經過縮減，但月台門從左側為原點開始的距離仍保持真實觀測值，因此調整模擬環境並不會影響到距離的計算。

在模擬環境中，乘客會從黑色的電扶梯進入月台搭乘本側或對向列車，或是從月台門進入進行雙向平行轉乘，一旦乘客進入，即開始對他們在月台的共存人數進行記錄。灰色的網狀格子區代表接觸觀察區，乘客只要進入此區就會開始記錄他們在 1.5 公尺社交距離內的接觸人數，考慮到身體厚度約為 20 公分，該社交距離在模型中為 3 個 patches。

接著為模型實際運行的部分，圖 19 為模型運行的畫面，黑色乘客代表進入觀察區候車的乘客，灰色乘客為搭乘對向列車的乘客。而在模擬環境中最上方和最下方的長條型區域分別代表松山新店線(觀察區)和中和新蘆線的月台門。當這些區域顯示為灰色時，表示月台門已關閉，乘客必須在月台門前等待。反之，如果該區域轉為藍色時，則代表月台門已開放，乘客可以進入車廂或進行轉乘。

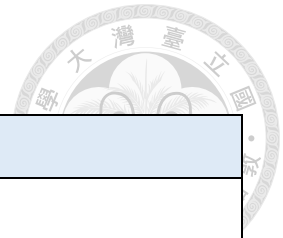


表 8 模擬環境控制選項的說明

參數名稱	參數說明
line_n	候車隊伍並排的數量。
L	所有候車隊伍的長度，本模型允許使用者先將所有的候車隊伍設成統一的長度，再進行細部的調整。
reset	套用參數 L 設定的長度。
Li	設定月台門 i 前的候車隊伍長度。
entrance_i	入口 i 的位置，範圍在 1-24，代表離該入口最近的月台門位置，如果沒有該入口則設置為 0。
L_ENi	入口 i 離觀察區月台門的距離。
cross?	是否為平行轉乘月台，是的話兩側會產生平行轉乘乘客。
island?	是否為島式月台，是的話入口會生成搭乘對向月台列車的乘客。
entrance_y	入口圖示的顯示高度，不會影響到乘客的行為。
background	是否顯示月台平面圖。
station	本模型允許使用者預先儲存好不同月台的參數，以便在不同月台間快速切換。
alpha	校正參數。
Lambda	

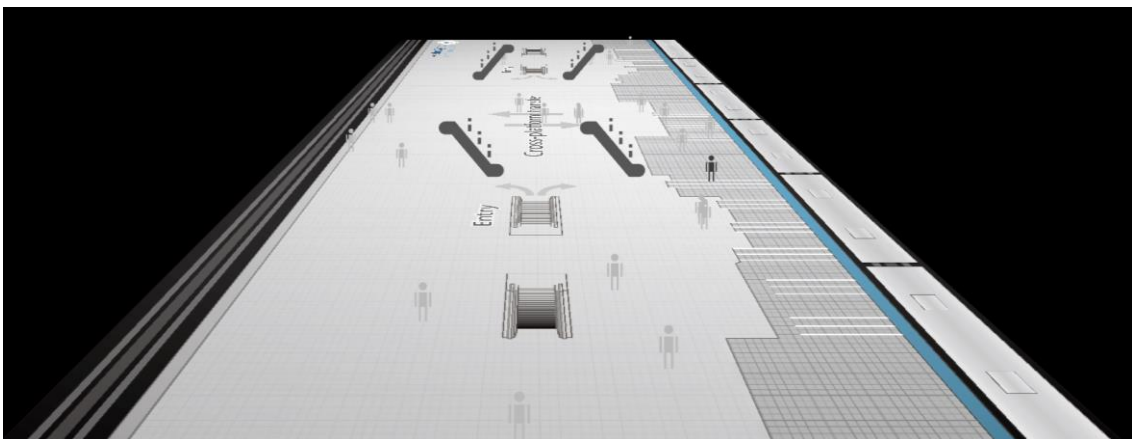


圖 19 模型實際運行畫面。Netlogo 可以將畫面設定為 3D 視角，以便使用者在不同角度觀察乘客的候車行為。

## 第四章 研究結果與討論



### 第一節 乘客共存人數與擁擠程度評估

本節將展示月台共存人數與擁擠密度的評估結果。圖 20 呈現了乘客在月台停留時間的分布情況，可以觀察到大部分乘客在月台停留的時間不超過 10 分鐘，僅有 3.43% 的乘客停留時間小於 0 秒，顯示出多數乘客都能成功匹配到合適的列車班次，並在合理的時間範圍內停留在月台，這說明在本研究中使用動態分割可以捕捉到大部分乘客在月台的停留時間，這將有助於共存人數的計算。

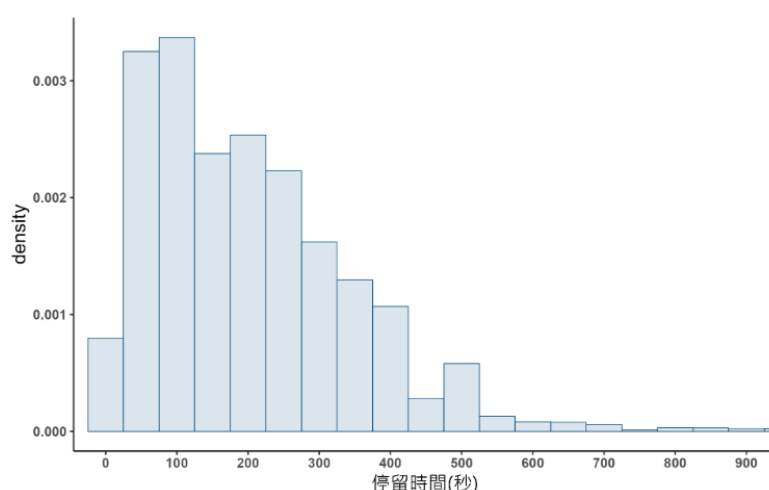


圖 20 乘客在月台停留時間的分布

圖 21 展示了尖峰與離峰時段乘客共存人數的分布，為了檢驗尖峰與離峰時段的共存人數是否存在顯著變化，本研究進行卡方檢定並將每組 (bin) 設定為 100 人。檢定結果顯示 P-value 小於顯著水準 0.05，即拒絕虛無假設，認為尖峰與離峰時段的共存人數有顯著差異。其中尖峰時段的共存人數呈現兩個明顯的高峰，這可能反映特定的通勤模式，由於本研究僅計算乘客在月台候車時的共存人數，因此該差異可能是由於早上與晚上尖峰候車人數的變化所致。



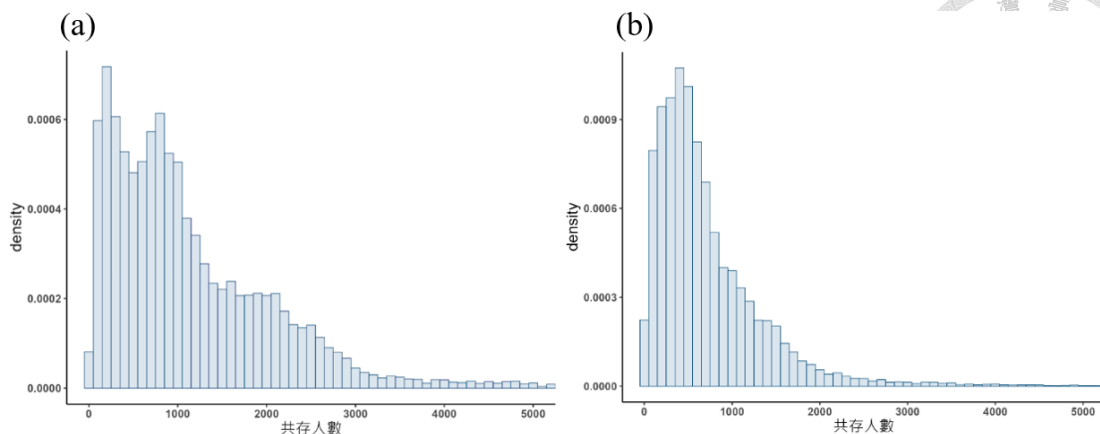


圖 21 共存人數分布 (a) 尖峰時段 (b) 離峰時段

圖 22 為轉乘站月台共存人數的時間變化趨勢。可以發現大部分的車站在晚上尖峰時段共存人數有明顯的高峰。然而在早上尖峰時段，只有少數車站呈現相似的趨勢。而從圖 23 轉乘站每小時平均進出人數的整體趨勢可以發現，在早上和晚上尖峰時段出站人數皆有明顯的高峰，但對於進站人數來說，只有在晚上間峰時段出現明顯的高峰。因此可以推斷在早上尖峰時段較多乘客將轉乘站作為迄站，而在晚上尖峰時段則較多乘客將轉乘站作為起站。

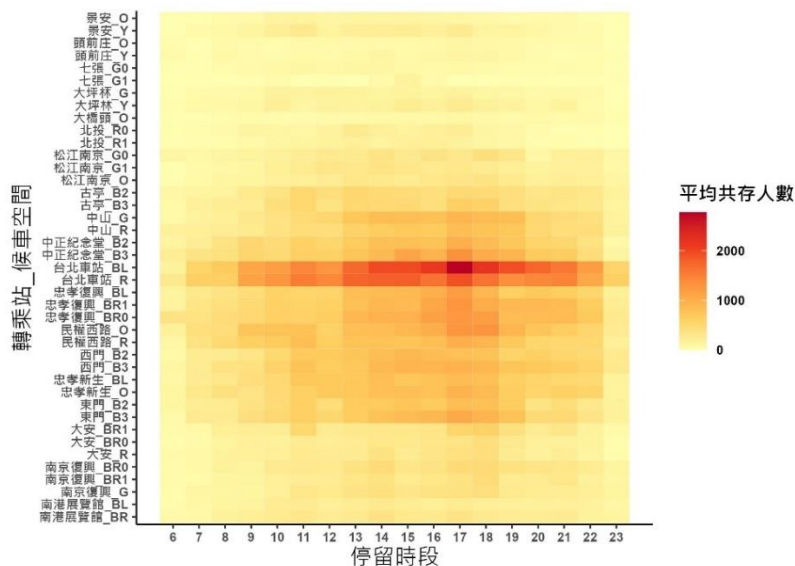


圖 22 不同月台共存人數隨時間變化的趨勢。其中每一區的數值為某一月台在某一小小時所有候車乘客的平均共存人數，乘客候車的時段由他們候車時間的中間點歸納。

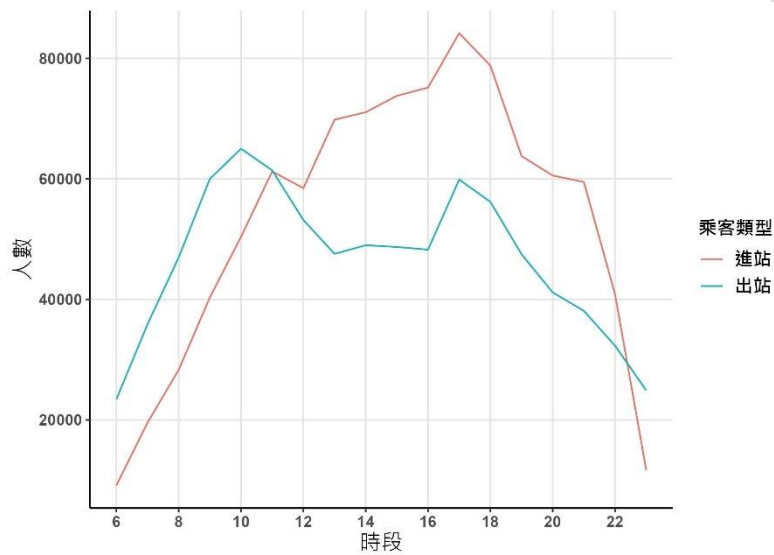


圖 23 轉乘站每小時平均進出人數

本研究進一步探討乘客在轉乘站月台不同時段進出的特性。圖 24 顯示商業登記密度與轉乘站位置的空間分布，顯示出工商業登記密度在台北市中心有較高的趨勢，而轉乘站也大多集中在台北市中心。由此可以推斷轉乘站在早上尖峰時段通常作為上班族通勤的目的地，乘客在轉乘站下車並前往工作地點。然而，在晚上尖峰時段，轉乘站則成為上班族下班後回家，或者前往娛樂、購物、社交等活動的起點，使得該時段轉乘站月台上候車的乘客數量增加，從而導致轉乘站月台在晚上尖峰時段的共存人數較多。

上述分析結果可以回應並延伸先前的研究發現。Mohamed 等人 (2016) 透過人流量在一天中的分布對法國雷恩公車站進行分群，並結合土地利用和乘客類型來確定不同車站類型在大眾運輸中的關鍵作用，研究結果顯示在城市工商業區的車站主要用於接送乘客上下班，而 He 等人 (2018) 對於分析台北捷運運量的研究則指出，在平日時段，捷運站周圍的人口密度、辦公室數量及車站本身的介數中心性 (betweenness centrality) 會顯著影響到車站的人流量。

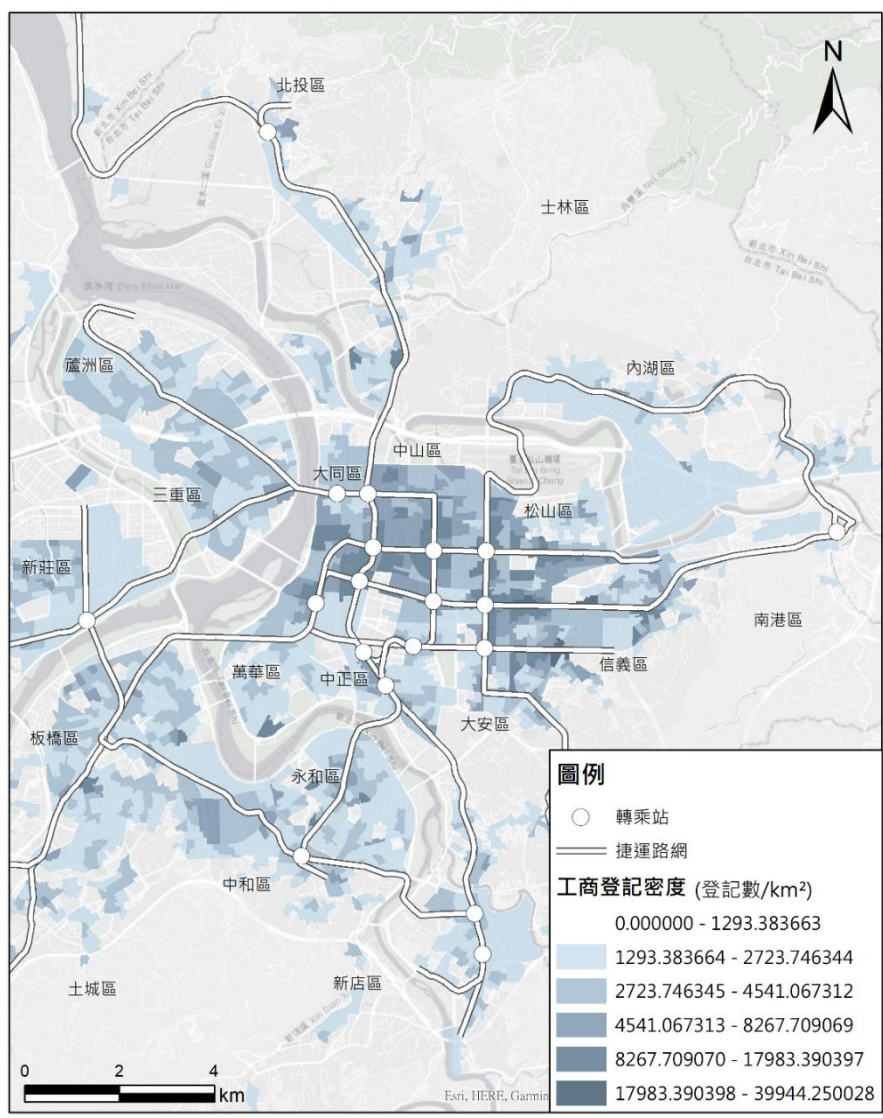


圖 24 轉乘站位置與工商業登記密度的空間分布

在計算完各月台的共存人數後，本研究進一步結合共存人數與候車區面積評估月台的擁擠程度。表 9 列出在晚上尖峰時段 (17:00 - 19:30) 平均共存人數前十名的月台與其對應的候車區面積計算結果。圖 25 則比較這十座月台的平均共存人數與經過擁擠密度重新排序後的結果。

結果顯示，月台的共存人數排名與其擁擠程度不一致。儘管台北車站板南線月台在共存人數上位居首位，然而由於其為島式月台，擁有較大的候車空間，在擁擠密度排名反而下降至第三名。反之，由於忠孝復興站文湖線往南港展覽館方向的月台為側式月台，候車空間較小，雖然其在共存人數中只排第四名，但在擁



擠密度中卻位居第一名，平均每平方公尺約有三人占據。而根據本研究在候車模型中假設每位乘客會占據 60 乘 60 公分的空間單位的前提下，每平方公尺最大能容納的人數約為 2.8 人，此數值明顯低於忠孝復興站文湖線月台的擁擠密度，顯示出該月台在下班尖峰時段為難以保持社交距離的擁擠月台。

綜合上述，在評估大型空間如月台的接觸特性時不應僅以共存人數為指標，更應考慮擁擠密度的影響，因為當擁擠密度提高時，乘客間的距離就會縮短，導致他們彼此的接觸機會增加，進而提升疾病傳播或意外發生的可能性。

透過將智慧卡資料推算的共存人數與月台面積結合，我們可以對月台在一天中不同時段內的擁擠密度進行全面的探索，並掌握其周期性變化。這樣的分析不僅有助於理解乘客的接觸特性，也對運營商在進行擁擠管理或調整列車班次等決策時提供參考依據。

表 9 晚上尖峰時段共存人數前十名月台與候車面積計算結果。平均共存人數與候

車區面積四捨五入至整數位

車站	月台	平均共存人數	候車區面積(m <sup>2</sup> )
台北車站	板南線	2423	1626
台北車站	淡水信義線	1719	2162
民權西路	中和新蘆線	1254	1348
忠孝復興	文湖線往南港展覽館方向	1194	346
中正紀念堂	地下三樓	1182	1608
忠孝復興	文湖線往動物園方向	1123	337
忠孝復興	板南線	1010	1029
東門	地下三樓	999	1448
民權西路	淡水信義線	948	1224
中正紀念堂	地下二樓	928	1262

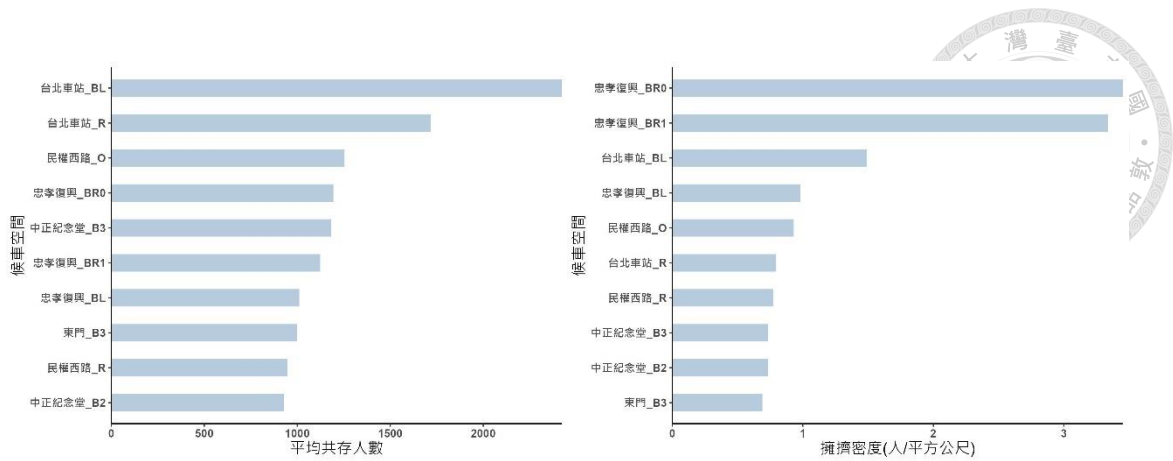


圖 25 平均共存人數與擁擠密度的比較

## 第二節 模型設計有效性評估

為了評估模型是否能反映乘客的候車情況，本節將探討模型用於模擬實際情況的有效性。圖 26 顯示 ABM 模擬與智慧卡資料估計的擁擠密度比較，從圖中可以觀察到 ABM 模擬的每小時平均擁擠密度與智慧卡推估的結果相似。為了進一步驗證兩者間是否存在差異，本研究採用卡方檢定進行比較，結果如圖 27 所示。可以發現 ABM 模擬的擁擠密度分布與智慧卡推估的結果呈現相同的趨勢，檢定結果顯示 P-value 為 0.278，大於顯著水準 0.05，因此不拒絕虛無假設，認為 ABM 模擬的擁擠密度與智慧卡推估的擁擠密度間不存在顯著差異。

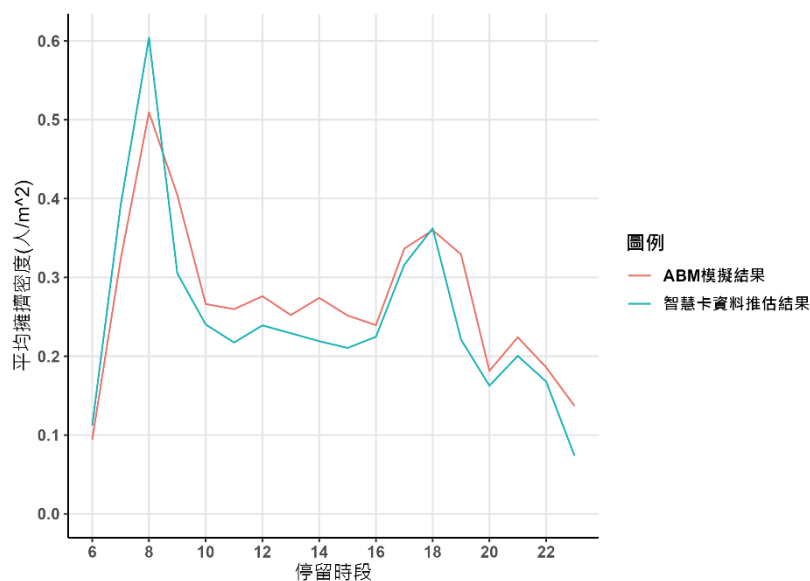


圖 26 ABM 模擬與智慧推估的每小時平均擁擠密度比較

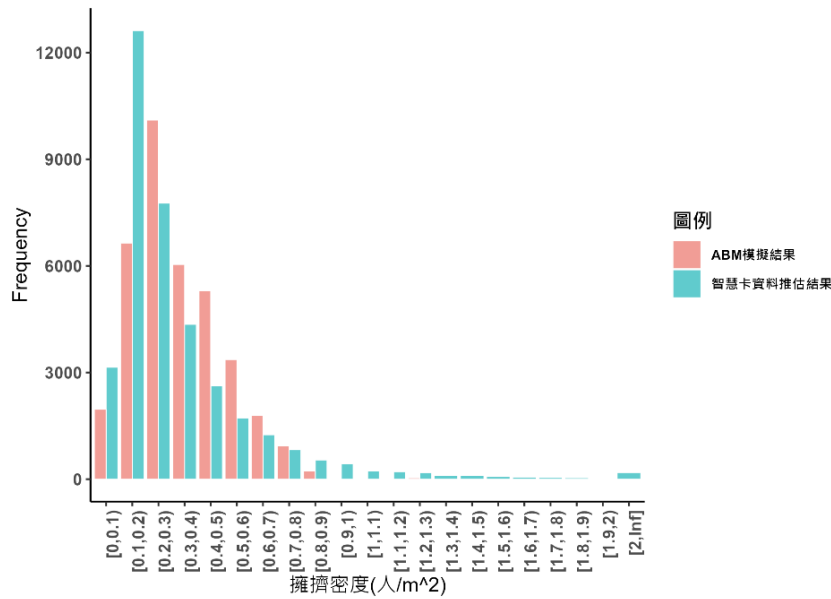


圖 27 ABM 模擬與智慧推估的擁擠密度分布比較

而除了比對模擬和智慧卡推估的擁擠密度外，本研究也針對乘客的候車位置進行觀察和比較。在模擬環境設置的部分，本研究參考 Ding 等人 (2021) 在北京地鐵的研究，將模型參數  $\alpha$  與  $\lambda$  分別設為 0.64 和 1.65。而在現場觀測的部分，本研究於 7 月 4 日和 7 月 6 日的晚上 6:00 至 6:10 錄製了觀察區月台左側和右側的影像，為了方便觀察入口位置對於乘客候車行為的影響，本研究分別在月台上方離入口較近的樓梯口處及離入口最遠的角落進行同步錄製。影片可以經由以下連結觀看：<https://drive.google.com/file/d/1uReLLUbaURqAq6SittQQFcE0-pWCg-lQ/view?usp=sharing>

經由現場觀察的結果顯示，真實乘客的候車位置與模擬乘客的候車位置在空間分布上有相似的趨勢。而本研究也將現場觀測與模擬的候車人數進行比較，如圖 28 所示，其中從月台左側數過來的第 8 個月台門為最靠近左側入口的月台門，可以發現月台門前有明顯的排隊人數高峰，且候車人數會隨著離入口的距離增加而減少，此結果符合現有理論所提出的現象，即大多數乘客選擇靠近入口的位置候車，靠近入口的候車區有較高的乘客密度 (Wu, 2012; Zhou et al., 2020)。而根據卡方檢定的結果顯示，現場觀察與模擬的候車人數呈現相同的趨勢，檢定結果顯

示 P-value 在尖峰和離峰時段皆大於顯著水準 0.05 (尖峰：0.08，離峰：0.09)，因此不拒絕虛無假設，認為模擬的候車人數與現場的候車人數不存在顯著差異。



圖 28 現場觀察與模擬的月台左側候車人數比較。尖峰與離峰時段各月台門前的候車人數為 7 月 4 日 6:00 至 6:10 以及 9:00 至 9:10 每兩分鐘記錄一次的候車人數的平均值，詳細記錄資訊如附錄七所示 (a) 尖峰時段不同月台門前的平均候車人數 (b) 尖峰時段月台門候車人數分布 (c) 離峰時段不同月台門前的平均候車人數 (d) 離峰時段月台門候車人數分布

### 第三節 考量不同乘客偏好下的接觸人數

在確認模型的有效性後，本研究透過調整  $\alpha$  與  $\lambda$  兩種參數進行敏感度分析以觀察乘客候車位置偏好對接觸人數的影響。當  $\alpha$  值較大時，表示乘客對於擁擠的容忍度較高，即使在人流量大的地方也不會選擇迴避。而較大的  $\lambda$  值則代表乘客更傾向選擇靠近入口的區域候車。

本研究將不同參數組合運行 10 次總計 250 次的敏感度分析結果如圖 29 及圖 30 所示，從圖中可以發現平均接觸人數在任何參數下都介於 4 到 5 間，且尖峰時段的接觸人數明顯大於離峰時段，與共存人數呈現相同的趨勢。而隨著  $\lambda$  值的增加，接觸人數也呈現增加的趨勢，然而  $\alpha$  值的變動並未對整體的接觸人數造成太大影響。這說明  $\lambda$  值在本模型中具有較大的影響力，可以將隨  $\lambda$  值減少而接觸人數減少的現象視為是有排隊引導策略介入的效果，即透過調整或引導乘客的候車位置選擇，將人群引導至較為空曠的區域，進而達到減少乘客彼此接觸的目的。

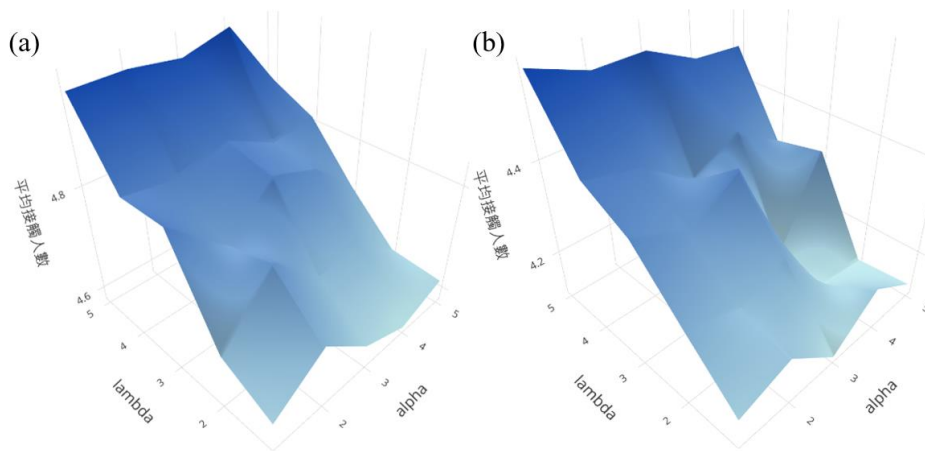


圖 29 不同參數下的平均接觸人數 (a) 尖峰時段 (b) 離峰時段

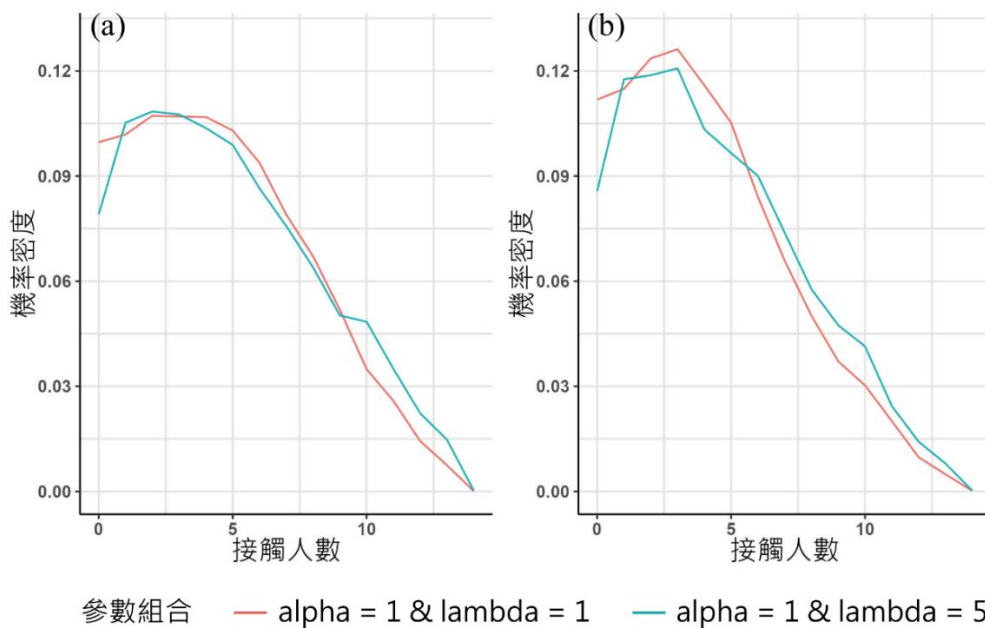



圖 30 不同參數下的接觸人數分布 (a) 尖峰時段 (b) 離峰時段





除了觀察平均接觸人數在不同時段變化的趨勢外，本研究也觀察不同參數下乘客候車位置的空間分布。圖 31 和 32 為尖峰與離峰時段乘客在不同參數下的候車位置空間分布，其中每個 patch 的占據時間為該時段有乘客候車的秒數，從圖中可以發現，乘客候車位置的分布主要受到月台門與入口的距離及可排隊空間大小的影響。具體來說，乘客有較高的可能性會選擇靠近入口或有較大排隊空間的月台門前作為候車位置，除此之外也可以看到當  $\lambda$  越大時，乘客有越靠近入口候車的趨勢，且在尖峰時段更為明顯，這些觀察結果顯示乘客的候車位置選擇對於他們的接觸人數有明顯的影響。

從幾何的觀點來看，當乘客偏好在同一區域候車時，每個人接觸範圍相互重疊的機會變高，導致他們之間相互接觸的次數增加。相反，如果乘客的候車位置較為分散，他們接觸範圍的重疊機會則會降低，進一步減少他們接觸的可能性。其次，從疾病傳播的角度來看，在月台較為擁擠的區域，人們與帶原者的距離可能會縮短，這會使如新冠肺炎等透過空氣和飛沫傳播疾病的傳播機率增加 (EMG, 2021)。

然而，如果乘客能夠維持適當的社交距離並分散候車位置，就可以防止部分候車區過於擁擠，從大眾運輸運營商的角度來說，候車位置的分散可以進一步改善乘客候車的舒適度，也能因為擁擠程度的降低提升緊急情況的疏散能力 (Ma et al., 2017; Wang et al., 2020)。而從公共衛生的角度來說，大眾運輸運營商可以藉由良好的排隊引導策略來有效地分散乘客的候車位置，藉此增加乘客間的距離以降低他們的接觸機會，來達到降低疾病傳播風險的效果 (Chen et al., 2021)。

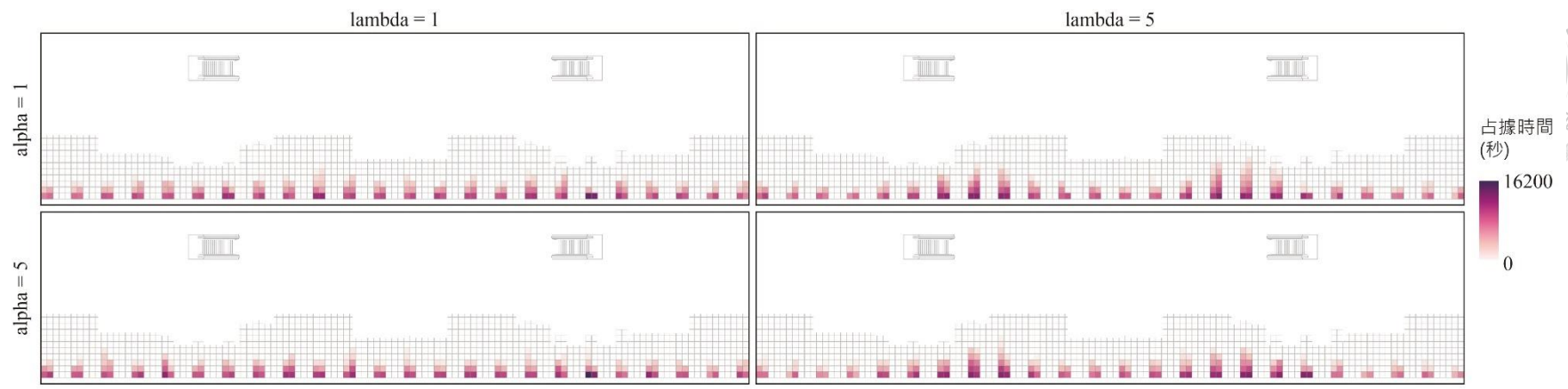


圖 31 尖峰時段不同參數下乘客的候車位置分布

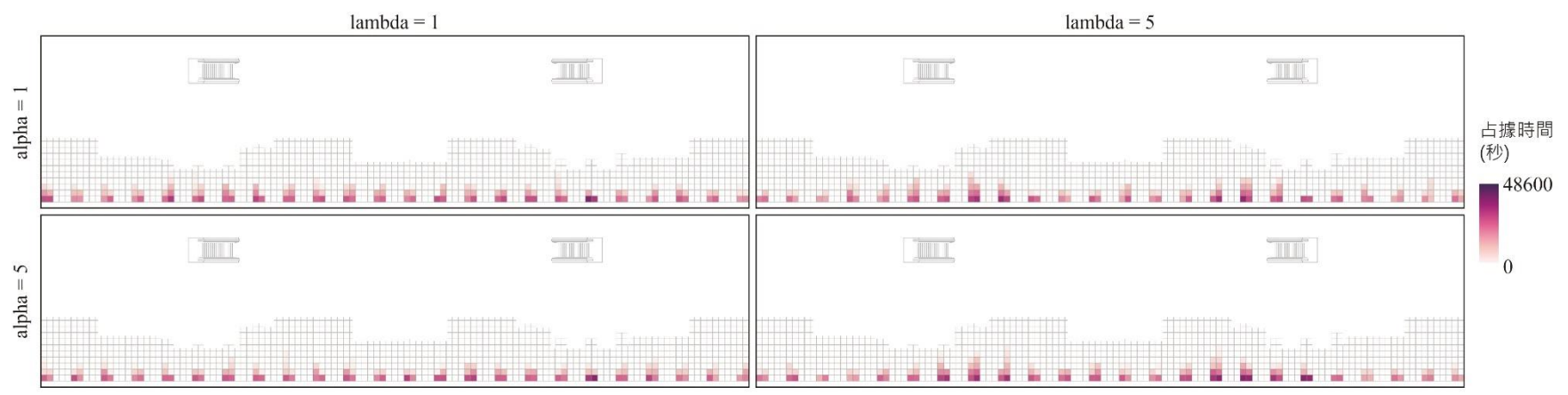


圖 32 離峰時段不同參數下乘客的候車位置分布



而除了透過調整參數來模擬乘客在引導策略下的接觸人數外，本研究也進一步模擬人流管控措施對於接觸人數的影響。由於古亭站地下二樓月台候車區形狀在左右兩側有些微差異。因此本研究透過調整左側和右側入口的人流比例來模擬人流管控措施，以找出較合適的入口人流分配。透過在不同入口人流比例下模擬 10 次總計 120 次的結果顯示，調整入口人流比例會對接觸人數造成影響。如圖 33 所示，平均接觸人數在右側入口進入人流 40% 時會降至 4.85，而左側入口進入人流 40% 時則會上升至 4.93，此結果可能是由於左側與右側候車區形狀和大小差異所導致。如圖 34 所示，由於右側候車區略大於左側候車區，所以在左側候車區較容易接近飽和的情況下，乘客會分散到右側候車區，使整體的接觸人數降低。

經由調整入口進入人流比例的結果顯示，空間型態會對接觸人數造成影響，因此，除了在月台上引導乘客排隊的位置外，引導乘客選擇入口也是降低接觸人數的有效方法。例如，我們可以透過調整不同方向閘門開啟的比例，或是採取關閉部分車站入口的方式，來使某一方向的進入人流有所增減。另外，我們也可以透過現場觀察，或是運用機器學習的方法進行影像辨識，來量化各個入口的人流資料 (Babu et al., 2017; Zhang et al., 2018; Sang et al., 2019)，並將這些資料作為人流管控的依據。

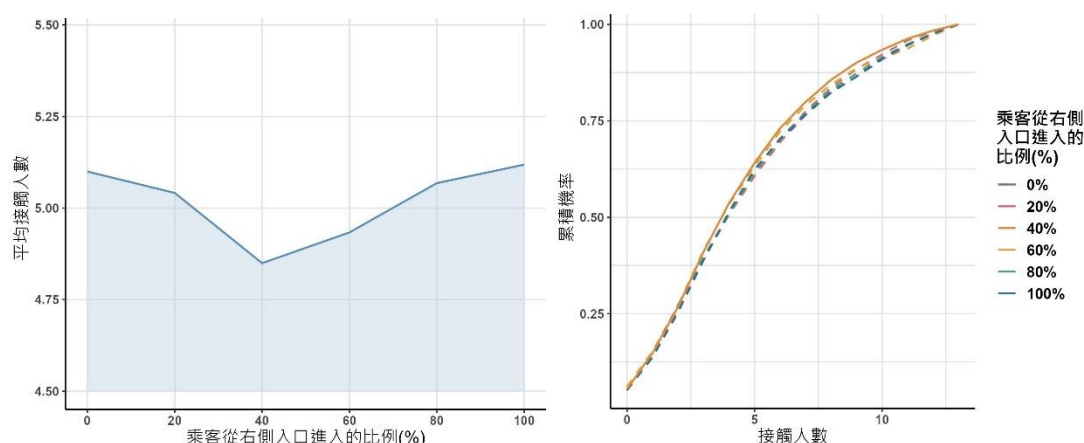


圖 33 不同入口進入人流比例的接觸情況 (a) 不同比例下的平均接觸人數 (b) 不同比例下的累積分佈函數

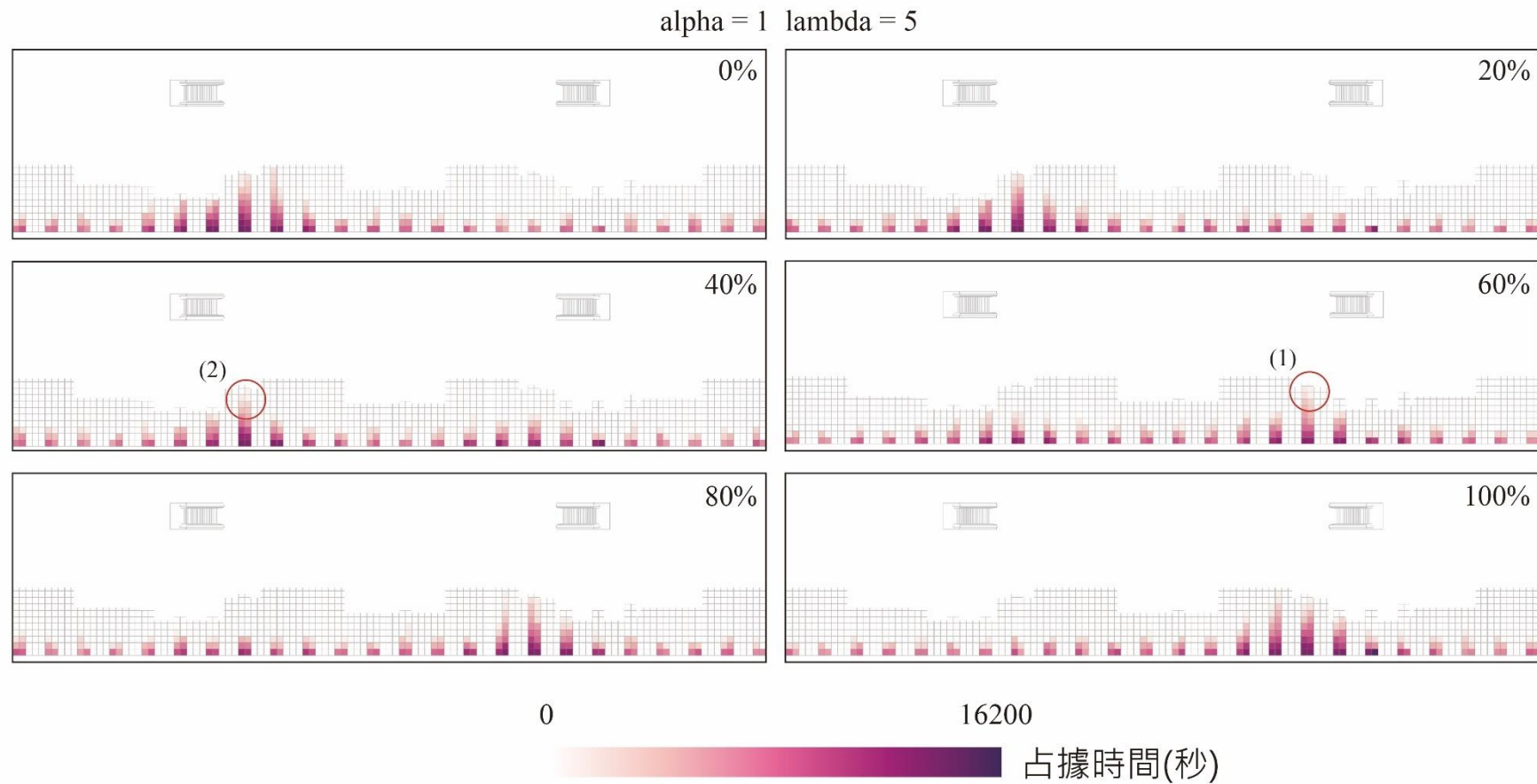
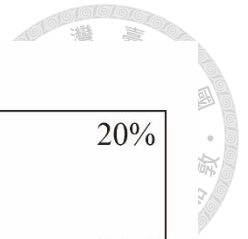


圖 34 調整入口進入人流比例後乘客的候車位置空間分布。(1) 當右側人流進入比例為 60%時，候車隊伍最長可排至 9 個 patches，(2) 明顯比右側進入比例為 40%時的 7 個 patches 來得多。



#### 第四節 使用 ABM 模擬接觸特性的優勢

本研究藉由代理人基模型 (Agent-Based Model, ABM) 模擬乘客的候車行為以評估乘客在月台的接觸特性，而在模擬人流動態和行為模式的領域中有許多方法可以使用。在此將探討 ABM 在本研究課題中相對於一些常見分析乘客行為的方法，包括人工觀察及影像辨識的相對優勢。

首先，與人工觀察相比，ABM 可以生成與現實世界中情況相應的模擬環境，能有效且客觀地模擬乘客的行為 (Bazzan & Klügl, 2014)。相反地，人工觀察和記錄往往涉及較高的時間和人力成本，且結果可能受到觀察者主觀判斷影響。

再者，ABM 模擬相較於影像辨識在分析乘客候車位置方面也有明顯的優勢，首先，影像辨識常受限於單一視角的觀察，無法全面呈現大型公共空間內的人流狀況，然而，ABM 可以再現整個月台空間，從而提供更全面的視角。再者，不同於影像辨識需要經常性調整或訓練模型以應對車站結構變化，使用者在本研究的模型中能透過調整參數的方式適應各種不同大小和形狀的月台。除此之外，影像辨識的資料收集過程常常需要大量的時間、人力和金錢投入，而 ABM 則可以透過如智慧卡交易紀錄等資料快速生成不同車站對應的人流 (Lovrić et al., 2013)，使得 ABM 在實際運用中成本更低且更有效率。

而除了上述優勢外，ABM 也可以靈活地模擬突發事件，例如透過調整進站人流、班距、入口數等方式，來模擬大型活動或列車延誤下的接觸情況，藉此找到合適的解決方案。總結來說，ABM 可以在成本效益、實用性、隱私權及資料準確性間達成平衡，在乘客行為模擬上有顯而易見的優勢。

#### 第五節 研究限制

儘管本研究提供了一種新的方法來評估大眾運輸車站的人際接觸特性，但仍有一些限制需要討論。

首先在評估共存人數的部分，本研究假設所有乘客都會乘坐他們在月台等到的第一班列車，然而實際情況可能有所不同，特別是在尖峰時段，列車在某些車站區間可能過於擁擠，導致部分乘客無法上車。再者，研究中也排除超過兩次以上轉乘及同站進出的乘客，因為他們在轉乘站的停留時間相對較難以準確評估。以上因素皆可能導致在估算月台共存人數和進入人流時出現偏差。

接著在計算人流的部分，本研究假設平行轉乘的乘客會隨機從各車廂出來，然而在實際的情況中，每節車廂的乘客數可能會因為車廂位置而有所不同，這會對乘客候車位置的空間分布及接觸人數帶來影響。

再者，雖然本研究的模型中對於乘客候車位置的選擇考慮到了入口與月台門的距離、候車人數及候車空間大小等因素，但並未包含乘客經驗或座位配置對候車位置選擇的影響。例如，乘客可能會傾向選擇離入口較遠但有座位的區域候車。另外，乘客候車位置的選擇也可能根據他們的目的地車站的入口位置，而不只基於當前月台入口與月台門的距離。

最後，本研究的焦點主要聚焦在月台空間內的擁擠密度和接觸人數，然而，實際上在月台外的空間，如商店或是洗手間等，由於其為乘客會固定停留的空間，因此這些空間的擁擠狀況和接觸人數也具有評估的價值，然而由於資料獲取上的限制，本研究未能對這些空間進行評估。

總合上述，儘管本研究有其局限性，但仍提供了全新的視角來看待車站的人際接觸特性，未來這項研究可以作為後續相關研究的基礎，並在對這些局限性進一步改善後，提供更準確的模型來評估大眾運輸內的人際接觸特性。

## 第五章 結論



本研究的結果提供了一個全新的架構來使用智慧卡評估大眾運輸系統中的人際接觸特性。有別於先前僅針對車廂空間內的共存人數進行評估的研究，本研究在月台空間中納入了空間型態與乘客行為等考量，以補足先前方法的不足，並提供更為全面且能夠考量隱私權的接觸評估方式。

首先，本研究透過動態分割來評估乘客在各個月台的停留時間，進而計算乘客的共存人數並結合候車區面積來評估候車擁擠程度。接著利用代理人基模型 (ABM) 來建立一個通用的候車模擬模型，該模型只要經過使用者的簡單調整，例如改變候車隊伍長度和進入月台的乘客流量後，即可適用於任何車站。此外，本研究也透過與智慧卡資料比對及現場實際觀察，確認了模型能夠反映真實情況，從而證實了模型的有效性。

研究結果顯示，當考慮到月台面積和乘客候車行為偏好後，擁擠程度和接觸人數皆會有所變化。使用者在本研究的模型中可以透過調整參數來模擬不同的乘客候車行為偏好下乘客的接觸情況，這將可以做為大眾運輸運營商實施擁擠管理和疫情防控時的參考依據，特別是在新冠肺炎等經由空氣傳播的疾病流行背景下，此模型的重要性更為突出。例如，運營商和公共衛生單位可以透過該模型評估和預測不同乘客引導策略和人流管制策略下，帶原者與其他乘客接觸的機會，進而決定出合適的策略來控制乘客候車位置的分布，進一步提升疫情防控的準確性和效率。

總結來說，本研究提供了一種新的方法來評估和管理大眾運輸中的人際接觸情況。期望這項研究的成果不僅能對大眾運輸系統的運營和管理有所幫助，也能為公共衛生防疫策略的制定和執行提供重要的參考依據。

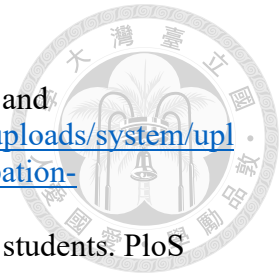
## 第六章 參考文獻

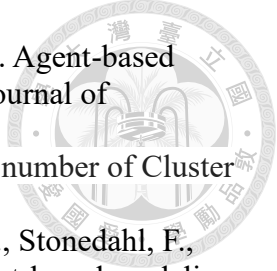


- Ahn, Y., Kowada, T., Tsukaguchi, H., & Vandebona, U. (2017) . Estimation of passenger flow for planning and management of railway stations. *Transportation Research Procedia*, 25, 315-330.
- Ali, A., Kim, J., & Lee, S. (2016) . Travel behavior analysis using smart card data. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 20 (4) , 1532-1539.
- Babu Sam, D., Surya, S., & Venkatesh Babu, R. (2017). Switching convolutional neural network for crowd counting. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 5744-5752).
- Bazzan, A. L., & Klügl, F. (2014). A review on agent-based technology for traffic and transportation. *The Knowledge Engineering Review*, 29(3), 375-403.
- Bluetooth Special Interest Group (2022) . Understanding Bluetooth Range. <https://www.bluetooth.com/learn-about-bluetooth/key-attributes/range/>
- Bozyiğit, A., Alankuş, G., & Nasiboğlu, E. (2017, October) . Public transport route planning: Modified dijkstra's algorithm. In *2017 International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)* (pp. 502-505) . IEEE.
- Browne, A., St-Onge Ahmad, S., Beck, C. R., & Nguyen-Van-Tam, J. S. (2016) . The roles of transportation and transportation hubs in the propagation of influenza and coronaviruses: a systematic review. *Journal of travel medicine*, 23 (1) , tav002.
- Cao, X., Cong, G., & Jensen, C. S. (2010) . Mining significant semantic locations from GPS data. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 3 (1-2) , 1009-1020.
- Ceapa, I., Smith, C., & Capra, L. (2012, August) . Avoiding the crowds: understanding tube station congestion patterns from trip data. In *Proceedings of the ACM SIGKDD international workshop on urban computing* (pp. 134-141) .
- Chu, D. K., Akl, E. A., Duda, S., Solo, K., Yaacoub, S., Schünemann, H. J., ... & Reinap, M. (2020) . Physical distancing, face masks, and eye protection to prevent person-to-person transmission of SARS-CoV-2 and COVID-19: a systematic review and meta-analysis. *The lancet*, 395 (10242) , 1973-1987.
- Danon, L., House, T. A., Read, J. M., & Keeling, M. J. (2012) . Social encounter networks: collective properties and disease transmission. *Journal of The Royal Society Interface*, 9 (76) , 2826-2833.
- Davidich, M., Geiss, F., Mayer, H. G., Pfaffinger, A., & Royer, C. (2013). Waiting zones for realistic modelling of pedestrian dynamics: A case study using two major German railway stations as examples. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 37, 210-222.
- Department for Transport & The Rt Hon Grant Shapps MP (2020) . Guidance for safer travel and safer transport operations during the next phase of the coronavirus (COVID-19) pandemic. <https://www.gov.uk/government/news/new-guidance-published-to-ensure-transport-network-is-safe-for-those-who-need-to-use-it>
- Ding, H., Di, Y., Zheng, X., Liu, K., Zhang, W., & Zheng, L. (2021) . Passenger arrival distribution model and riding guidance on an urban rail transit platform. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 571, 125847.
- Dong, H., Ma, S., Jia, N., & Tian, J. (2021) . *Transport Policy*, 101, 81-88.
- Edmunds, W. J., O'callaghan, C. J., & Nokes, D. J. (1997) . Who mixes with whom? A method to determine the contact patterns of adults that may lead to the spread of airborne infections. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B:*



- Biological Sciences, 264 (1384) , 949-957.
- EMG – Transmission Group (2021) . COVID-19 Risk by Occupation and Workplace. [https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment\\_data/file/965094/s1100-covid-19-risk-by-occupation-workplace.pdf](https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/965094/s1100-covid-19-risk-by-occupation-workplace.pdf)
- Fournet, J., & Barrat, A. (2014) . Contact patterns among high school students. *PloS one*, 9 (9) , e107878.
- Gerhold, L. (2020) . COVID-19: risk perception and coping strategies.
- Gkiotsalitis, K., & Cats, O. (2021). Public transport planning adaption under the COVID-19 pandemic crisis: literature review of research needs and directions. *Transport Reviews*, 41(3), 374-392.
- Goscé, L., & Johansson, A. (2018). Analysing the link between public transport use and airborne transmission: mobility and contagion in the London underground. *Environmental Health*, 17(1), 1-11.
- Hajdu, L., Bóta, A., Krész, M., Khani, A., & Gardner, L. M. (2020) . Discovering the hidden community structure of public transportation networks. *Networks and Spatial Economics*, 20 (1) , 209-231.
- Hall, E. T. (1966) *The Hidden Dimension*, New York.
- Hassanpour, S., & Rassafi, A. A. (2021) . Agent-based simulation for pedestrian evacuation behaviour using the affordance concept. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 25 (4) , 1433-1445.
- He, L., Nassir, N., Trépanier, M., & Hickman, M. (2015) . Validating and calibrating a destination estimation algorithm for public transport smart card fare collection systems (Vol. 52, pp. 1-11) . CIRRELT.
- He, Y., Zhao, Y., & Tsui, K. L. (2018, November). An analysis of factors influencing metro station ridership: Insights from taipei metro. In *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)* (pp. 1598-1603). IEEE.
- Health Matter (2020) ◦ How to Travel Safely During the Coronavirus Outbreak? <https://healthmatters.nyp.org/how-to-travel-safely-during-the-coronavirus-outbreak-in-chinese/>
- Hörcher, D., Singh, R., & Graham, D. J. (2022) . Social distancing in public transport: mobilising new technologies for demand management under the Covid-19 crisis. *Transportation*, 49 (2) , 735-764.
- Huang, J., Albazraqoe, W., & Xing, G. (2014, April) . BlueID: A practical system for Bluetooth device identification. In *IEEE INFOCOM 2014-IEEE Conference on Computer Communications* (pp. 2849-2857) . IEEE.
- IMPINJ (2022) . Types of RFID Systems <https://www.impinj.com/products/technology/how-can-rfid-systems-be-categorized>
- Isella, L., Stehlé, J., Barrat, A., Cattuto, C., Pinton, J. F., & Van den Broeck, W. (2011) . What's in a crowd? Analysis of face-to-face behavioral networks. *Journal of theoretical biology*, 271 (1) , 166-180.
- Jang, W. (2010) . Travel time and transfer analysis using transit smart card data. *Transportation research record*, 2144 (1) , 142-149.
- Jones, N. R., Qureshi, Z. U., Temple, R. J., Larwood, J. P., Greenhalgh, T., & Bourouiba, L. (2020) . Two metres or one: what is the evidence for physical distancing in covid-19?. *bmj*, 370.
- Justel, A., Peña, D., & Zamar, R. (1997) . A multivariate Kolmogorov-Smirnov test of goodness of fit. *Statistics & probability letters*, 35 (3) , 251-259.



- 
- Kiesling, E., Günther, M., Stummer, C., & Wakolbinger, L. M. (2012). Agent-based simulation of innovation diffusion: a review. *Central European Journal of Operations Research*, 20, 183-230.
- Kodinariya, T. M., & Makwana, P. R. (2013). Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering. *International Journal*, 1(6), 90-95.
- Lee, J. S., Filatova, T., Ligmann-Zielinska, A., Hassani-Mahmoei, B., Stonedahl, F., Lorscheid, I., ... & Parker, D. C. (2015). The complexities of agent-based modeling output analysis. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 18(4).
- Li, C. Y., Yang, R. Y., & Xu, G. M. (2019). Impacts of group behavior on boarding process at the platform of high speed railway station. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 535, 122247.
- Li, W., Yan, X., Li, X., & Yang, J. (2020) . Estimate passengers' walking and waiting time in metro station using smart card data (scd) . *IEEE Access*, 8, 11074-11083.
- Liu, K., Yin, L., Ma, Z., Zhang, F., & Zhao, J. (2020) . Investigating physical encounters of individuals in urban metro systems with large-scale smart card data. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 545, 123398.
- Lovrić, M., Li, T., & Vervest, P. (2013) . Sustainable revenue management: A smart card enabled agent-based modeling approach. *Decision Support Systems*, 54 (4) , 1587-1601.
- Luo, K., Lei, Z., Hai, Z., Xiao, S., Rui, J., Yang, H., ... & Chen, T. (2020, October) . Transmission of SARS-CoV-2 in public transportation vehicles: a case study in Hunan Province, China. In *Open forum infectious diseases* (Vol. 7, No. 10, p. ofaa430) . US: Oxford University Press.
- Ma, X., Wu, Y. J., Wang, Y., Chen, F., & Liu, J. (2013) . Mining smart card data for transit riders' travel patterns. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 36, 1-12.
- Ma, Y., Lee, E. W. M., & Yuen, R. K. K. (2017). Dual effects of pedestrian density on emergency evacuation. *Physics Letters A*, 381(5), 435-439.
- Mastrandrea, R., Fournet, J., & Barrat, A. (2015) . Contact patterns in a high school: a comparison between data collected using wearable sensors, contact diaries and friendship surveys. *PloS one*, 10 (9) , e0136497.
- Mikolajczyk, R. T., Akmatov, M. K., Rastin, S., & Kretzschmar, M. (2008) . Social contacts of school children and the transmission of respiratory-spread pathogens. *Epidemiology & Infection*, 136 (6) , 813-822.
- Mohamed, K., Côme, E., Oukhellou, L., & Verleysen, M. (2016). Clustering smart card data for urban mobility analysis. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 18(3), 712-728.
- Mohr, O., Askar, M., Schink, S., Eckmanns, T., Krause, G., & Poggensee, G. (2012) . Evidence for airborne infectious disease transmission in public ground transport—a literature review. *Eurosurveillance*, 17 (35) , 20255.
- Naghdi, S., & O'Keefe, K. (2020) . Detecting and correcting for human obstacles in BLE trilateration using artificial intelligence. *Sensors*, 20 (5) , 1350.
- Nguyen, C. T., Saputra, Y. M., Van Huynh, N., Nguyen, N. T., Khoa, T. V., Tuan, B. M., ... & Ottersten, B. (2020) . Enabling and emerging technologies for social distancing: a comprehensive survey and open problems. *arXiv preprint arXiv:2005.02816*.
- Nishiura, H., Oshitani, H., Kobayashi, T., Saito, T., Sunagawa, T., Matsui, T., ... & Suzuki, M. (2020) . Closed environments facilitate secondary transmission of

- coronavirus disease 2019 (COVID-19) . *MedRxiv*.
- Ottomanelli, M., Iannucci, G., & Sassanelli, D. (2012) . Simplified model for pedestrian–vehicle interactions at road crossings based on discrete events system. *Transportation research record*, 2316 (1) , 58-68.
- Pelletier, M. P., Trépanier, M., & Morency, C. (2011) . Smart card data use in public transit: A literature review. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 19 (4) , 557-568.
- Peng, D. U., Chao, L., & Zhili, L. I. U. (2009) . Walking time modeling on transfer pedestrians in subway passages. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 9 (4) , 103-109.
- Prather, K. A., Wang, C. C., & Schooley, R. T. (2020). Reducing transmission of SARS-CoV-2. *Science*, 368(6498), 1422-1424.
- Psacharopoulos, G., Collis, V., Patrinos, H. A., & Vegas, E. (2020) . Lost wages: The COVID-19 cost of school closures. Available at SSRN 3682160. relative to before the pandemic?
- Riascos, A. P., & Mateos, J. L. (2017) . Emergence of encounter networks due to human mobility. *PloS one*, 12 (10) , e0184532.
- Sang, J., Wu, W., Luo, H., Xiang, H., Zhang, Q., Hu, H., & Xia, X. (2019). Improved crowd counting method based on scale-adaptive convolutional neural network. *IEEE Access*, 7, 24411-24419.
- Schmaranzer, D., Braune, R., & Doerner, K. F. (2016, December) . A discrete event simulation model of the Viennese subway system for decision support and strategic planning. In *2016 Winter Simulation Conference (WSC)* (pp. 2406-2417) . IEEE.
- Seaborn, C., Attanucci, J., & Wilson, N. H. (2009) . Analyzing multimodal public transport journeys in London with smart card fare payment data. *Transportation research record*, 2121 (1) , 55-62.
- Shen, Y., Li, C., Dong, H., Wang, Z., Martinez, L., Sun, Z., ... & Xu, G. (2020) . Community outbreak investigation of SARS-CoV-2 transmission among bus riders in Eastern China. *JAMA internal medicine*, 180 (12) , 1665-1671.
- Sobral, T., Galvão, T., & Borges, J. (2019) . Visualization of urban mobility data from intelligent transportation systems. *Sensors*, 19 (2) , 332.
- Spaccapietra et al. (2008) conceptualize trajectories semantically as having a defined beginning and end time, and as divided into movement segments by stops – pauses in movement – identified in accordance with the scale of analysis.
- Stehlé, J., Voirin, N., Barrat, A., Cattuto, C., Colizza, V., Isella, L., ... & Vanhems, P. (2011) . Simulation of an SEIR infectious disease model on the dynamic contact network of conference attendees. *BMC medicine*, 9 (1) , 1-15.
- Stradling, S., Carreno, M., Rye, T., & Noble, A. (2007) . Passenger perceptions and the ideal urban bus journey experience. *Transport policy*, 14 (4) , 283-292.
- Sun, L., Axhausen, K. W., Lee, D. H., & Huang, X. (2013) . Understanding metropolitan patterns of daily encounters. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110 (34) , 13774-13779.
- Sun, L., Lee, D. H., Erath, A., & Huang, X. (2012, August). Using smart card data to extract passenger's spatio-temporal density and train's trajectory of MRT system. In *Proceedings of the ACM SIGKDD international workshop on urban computing* (pp. 142-148).
- Tang, T. Q., Shao, Y. X., Chen, L., & Shang, H. Y. (2017) . Modeling passengers' boarding behavior at the platform of high speed railway station. *Journal of*

- Advanced Transportation, 2017.
- Terrill, M. 2020. "Shame about the cars, but Premier is right to be cautious about public transport." Sydney Morning Herald, May 19, 2020.  
<https://www.smh.com.au/politics/nsw/shame-about-the-cars-but-premier-is-right-to-be-cautious-about-public-transport-20200518-p54txr.html>.
- Tirachini, A., & Cats, O. (2020) . COVID-19 and public transportation: Current assessment, prospects, and research needs. *Journal of Public Transportation*, 22 (1) , 1.
- Troko, J., Myles, P., Gibson, J., Hashim, A., Enstone, J., Kingdon, S., ... & Van-Tam, J. N. (2011) . Is public transport a risk factor for acute respiratory infection?. *BMC infectious diseases*, 11 (1) , 1-6.
- Van Doremalen, N., Bushmaker, T., Morris, D. H., Holbrook, M. G., Gamble, A., Williamson, B. N., ... & Munster, V. J. (2020). Aerosol and surface stability of SARS-CoV-2 as compared with SARS-CoV-1. *New England journal of medicine*, 382(16), 1564-1567.
- Vanhems, P., Barrat, A., Cattuto, C., Pinton, J. F., Khanafer, N., Régis, C., ... & Voirin, N. (2013) . Estimating potential infection transmission routes in hospital wards using wearable proximity sensors. *PloS one*, 8 (9) , e73970.
- Waga, K., Tabarcea, A., Chen, M., & Fränti, P. (2012, October) . Detecting movement type by route segmentation and classification. In *8th International Conference on Collaborative computing: networking, applications and worksharing (CollaborateCom)* (pp. 508-513) . IEEE.
- Wang, J., Guo, J., Wu, X. M., & Guo, X. H. (2020). Study on intelligent algorithm of guide partition for emergency evacuation of a subway station. *IET Intelligent Transport Systems*, 14(11), 1440-1446.
- Wang, Y., Wang, Y., Chen, Y., & Qin, Q. (2020) . Unique epidemiological and clinical features of the emerging 2019 novel coronavirus pneumonia (COVID-19) implicate special control measures. *Journal of medical virology*, 92 (6) , 568-576.
- Wu, Y. Y., Rong, J., Liu, X. M., & Wei, Z. H. (2012) . Passengers distribution in urban rail transit platform before vehicle arrival. *Beijing Gongye Daxue Xuebao (Journal of Beijing University of Technology)* , 38 (6) , 875-879.
- Xu, X. Y., Liu, J., Li, H. Y., & Hu, J. Q. (2014) . Analysis of subway station capacity with the use of queueing theory. *Transportation research part C: emerging technologies*, 38, 28-43.
- Yin, L., & Shaw, S. L. (2015) . Exploring space–time paths in physical and social closeness spaces: a space–time GIS approach. *International Journal of Geographical Information Science*, 29 (5) , 742-761.
- Yu, H. (2006) . Spatio-temporal GIS design for exploring interactions of human activities. *Cartography and Geographic Information Science*, 33 (1) , 3-19.
- Zeng, W., Fu, C. W., Arisona, S. M., Erath, A., & Qu, H. (2014) . Visualizing mobility of public transportation system. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 20 (12) , 1833-1842.
- Zhang, F., Jin, B., Ge, T., Ji, Q., & Cui, Y. (2016, October) . Who are my familiar strangers? Revealing hidden friend relations and common interests from smart card data. In *Proceedings of the 25th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management* (pp. 619-628) .
- Zhang, F., Zhao, J., Tian, C., Xu, C., Liu, X., & Rao, L. (2015). Spatiotemporal segmentation of metro trips using smart card data. *IEEE Transactions on Vehicular*

- Technology, 65(3), 1137-1149.
- Zhang, L., Shi, M., & Chen, Q. (2018, March). Crowd counting via scale-adaptive convolutional neural network. In 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV) (pp. 1113-1121). IEEE.
- Zhang, Q., Han, B., & Li, D. (2008) . Modeling and simulation of passenger alighting and boarding movement in Beijing metro stations. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 16 (5) , 635-649.
- Zhao, J., Rahbee, A., & Wilson, N. H. (2007). Estimating a rail passenger trip origin-destination matrix using automatic data collection systems. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 22(5), 376-387.
- Zhou, J., Yang, Y., Li, Y., & Maurer, V. (2018). Someone like you: Visualising co-presences of metro riders in Beijing. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 50(4), 752-755.
- Zhou, M., Dong, H., Wang, X., Hu, X., & Ge, S. (2020) . Modeling and simulation of crowd evacuation with signs at subway platform: A case study of beijing subway stations. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23 (2) , 1492-1504.
- Zhou, M., Ge, S., Liu, J., Dong, H., & Wang, F. Y. (2020) . Field observation and analysis of waiting passengers at subway platform—A case study of Beijing subway stations. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 556, 124779.
- Zhu, L., Holden, J. R., & Gonder, J. D. (2017) . Trajectory segmentation map-matching approach for large-scale, high-resolution GPS data. *Transportation Research Record*, 2645 (1) , 67-75.
- Zou, Q., Fernandes, D. S., & Chen, S. (2021) . Agent-based evacuation simulation from subway train and platform. *Journal of Transportation Safety & Security*, 13 (3) , 318-339.
- 中央氣象局 (2021) 2021 年臺北氣象站逐日雨量資料  
<https://www.cwb.gov.tw/V8/C/D/DailyPrecipitation.html>
- 台北大眾捷運股份有限公司 (2020) 路線及班距  
<https://www.metro.taipei/cp.aspx?n=EAD981369A065968&s=C58C8C2C6419810F>
- 台北大眾捷運股份有限公司 (2023) 路網簡介  
<https://www.metro.taipei/cp.aspx?n=CCF30033E6ED8008>
- 台北市政府捷運工程局 (2019)。常見問答-機電設計>台北捷運系統之車廂尺寸為何? [https://www.dorts.gov.taipei/News\\_Content.aspx?n=2A66A485FACB0D5B&sms=87415A8B9CE81B16&s=64BA8365B018394B](https://www.dorts.gov.taipei/News_Content.aspx?n=2A66A485FACB0D5B&sms=87415A8B9CE81B16&s=64BA8365B018394B)
- 自由時報 (2021)。疫情衝擊 台北捷運離峰、假日班距二度拉長 6~10 分鐘  
<https://news.ltn.com.tw/news/life/breakingnews/3549469>
- 經濟日報 (2022)。悠遊卡發行滿 20 年 流通卡數逾 9400 萬張  
<https://money.udn.com/money/story/5613/6541834>
- 聯合新聞 (2022)。北捷增 3 線可查擁擠度 忠孝復興站設導引光條  
<https://udn.com/news/story/7266/6407275>

## 附錄



附錄一、尖峰時段各路線方向組合步行時間敘述統計與對數常態分布的 KS 檢定結果

車站	路線	方向	平均值	標準差	KS 統計量	P-value
七張	G	北	140.33	86.75	0.31	0.06
七張	G	南	86.79	59.19	0.13	0.25
十四張	Y	北	125.23	83.52	0.35	0.16
十四張	Y	南	156.46	110.75	0.39	0.14
三民高中	O	北	123.30	122.89	0.54	0.16
三民高中	O	南	104.32	95.47	0.45	0.19
三和國中	O	北	151.36	104.91	0.52	0.12
三和國中	O	南	182.35	100.15	0.30	0.89
三重	O	北	155.91	113.93	0.48	0.12
三重	O	南	194.61	100.89	0.48	0.20
三重國小	O	北	156.66	87.73	0.44	0.28
三重國小	O	南	195.12	112.87	0.37	0.19
土城	BL	北	145.93	79.23	0.37	0.26
土城	BL	南	150.11	82.74	0.35	0.30
士林	R	北	172.94	118.34	0.13	0.16
士林	R	南	168.22	95.04	0.17	0.20
大安	BR	北	99.64	54.08	0.21	0.33
大安	BR	南	82.74	49.35	0.33	0.23
大安	R	北	74.57	53.11	0.23	0.50
大安	R	南	87.85	48.81	0.15	0.28
大安森林公園	R	北	100.82	64.47	0.20	0.55
大安森林公園	R	南	91.15	53.42	0.16	0.19
大坪林	G	北	87.19	47.55	0.32	0.13
大坪林	G	南	89.36	55.82	0.15	0.19
大直	BR	北	82.32	57.37	0.28	0.08
大直	BR	南	82.89	50.52	0.24	0.30
大橋頭	O	北	182.35	109.35	0.11	0.12
大橋頭	O	南	87.30	67.13	0.21	0.13
小南門	G	北	69.01	44.71	0.26	0.20
小南門	G	南	161.45	106.50	0.18	0.09
中山	G	北	101.07	21.98	0.19	0.14
中山	G	南	90.21	58.84	0.18	0.11
中山	R	北	192.35	115.24	0.16	0.08

中山	R	南	151.82	116.29	0.17	0.22
中山國小	O	北	121.37	72.70	0.14	0.20
中山國小	O	南	121.08	86.36	0.17	0.09
中正紀念堂	G	北	85.49	55.88	0.19	0.11
中正紀念堂	G	南	77.43	50.46	0.14	0.25
中正紀念堂	R	北	114.15	86.71	0.17	0.18
中正紀念堂	R	南	81.80	52.24	0.17	0.07
中和	Y	北	97.34	49.66	0.30	0.23
中和	Y	南	80.12	44.82	0.36	0.24
中原	Y	北	129.94	86.14	0.46	0.04
中原	Y	南	88.35	53.14	0.68	0.19
丹鳳	O	北	83.84	55.79	0.49	0.10
丹鳳	O	南	89.75	49.37	0.37	0.67
公館	G	北	127.35	47.92	0.24	0.24
公館	G	南	87.39	52.20	0.15	0.20
木柵	BR	北	88.75	64.45	0.30	0.17
木柵	BR	南	81.53	55.27	0.22	0.15
北投	R	北	78.88	50.15	0.13	0.24
北投	R	南	87.91	57.33	0.15	0.12
北門	G	北	80.92	50.52	0.22	0.26
北門	G	南	94.39	56.84	0.18	0.14
古亭	G	北	78.32	55.84	0.15	0.21
古亭	G	南	141.30	129.55	0.16	0.14
古亭	O	北	94.81	66.15	0.17	0.31
古亭	O	南	92.96	56.00	0.14	0.07
台大醫院	R	北	80.10	52.92	0.17	0.12
台大醫院	R	南	156.46	106.16	0.18	0.28
台北 101/世貿	R	北	180.77	93.48	0.39	0.62
台北 101/世貿	R	南	78.34	46.23	0.10	0.09
台北小巨蛋	G	北	78.86	52.26	0.14	0.25
台北小巨蛋	G	南	86.31	54.74	0.16	0.57
台北車站	BL	北	87.12	50.64	0.19	0.12
台北車站	BL	南	81.31	57.88	0.16	0.25
台北車站	R	北	79.71	53.32	0.14	0.11
台北車站	R	南	80.10	46.51	0.16	0.22
台北橋	O	北	114.49	82.91	0.53	0.11
台北橋	O	南	95.53	57.36	0.52	0.11
台電大樓	G	北	87.12	50.64	0.20	0.10
台電大樓	G	南	71.35	47.49	0.16	0.21

市政府	BL	北	85.65	48.48	0.19	0.24
市政府	BL	南	76.30	43.67	0.17	0.11
民權西路	O	北	78.53	45.58	0.20	0.34
民權西路	O	南	85.73	59.32	0.23	0.11
民權西路	R	北	81.89	49.68	0.15	0.14
民權西路	R	南	163.74	107.15	0.16	0.28
永春	BL	北	92.83	56.49	0.20	0.29
永春	BL	南	110.03	53.49	0.21	0.03
永寧	BL	北	89.32	43.37	0.37	0.19
永寧	BL	南	91.69	44.58	0.32	0.20
石碑	R	北	100.84	74.07	0.12	0.14
石碑	R	南	120.06	77.44	0.16	0.07
先嗇宮	O	北	131.37	83.40	0.43	0.24
先嗇宮	O	南	88.41	57.54	0.58	0.10
江子翠	BL	北	92.48	56.87	0.20	0.09
江子翠	BL	南	99.68	70.89	0.18	0.23
行天宮	O	北	82.98	54.37	0.13	0.14
行天宮	O	南	97.14	64.35	0.14	0.07
西門	BL	北	73.07	50.37	0.20	0.08
西門	BL	南	104.56	53.11	0.20	0.20
西門	G	北	105.62	67.43	0.20	0.21
西門	G	南	83.54	47.50	0.14	0.15
西湖	BR	北	88.91	65.35	0.34	0.16
西湖	BR	南	98.01	55.01	0.35	0.28
秀朗橋	Y	南	77.88	49.34	0.35	0.17
辛亥	BR	北	63.35	37.23	0.56	0.17
辛亥	BR	南	74.34	46.61	0.59	0.16
亞東醫院	BL	北	79.60	46.92	0.24	0.08
亞東醫院	BL	南	75.54	50.67	0.30	0.15
奇岩	R	北	81.26	51.12	0.20	0.25
奇岩	R	南	83.83	50.06	0.18	0.54
府中	BL	北	62.60	37.56	0.17	0.12
府中	BL	南	197.85	125.91	0.16	0.27
忠孝復興	BL	北	71.82	45.95	0.20	0.19
忠孝復興	BL	南	78.10	40.28	0.21	0.13
忠孝復興	BR	北	109.61	58.34	0.25	0.28
忠孝復興	BR	南	97.57	54.88	0.20	0.24
忠孝敦化	BL	北	81.45	50.85	0.18	0.28
忠孝敦化	BL	南	75.30	41.96	0.21	0.13



忠孝新生	BL	北	77.90	47.46	0.21	0.05
忠孝新生	BL	南	80.35	38.07	0.22	0.11
忠孝新生	O	北	98.56	55.43	0.18	0.08
忠孝新生	O	南	83.49	50.37	0.17	0.29
昆陽	BL	北	71.60	47.98	0.16	0.07
昆陽	BL	南	83.54	54.99	0.32	0.16
明德	R	北	166.90	106.23	0.13	0.19
明德	R	南	144.49	95.84	0.27	0.29
東門	O	北	139.65	99.13	0.20	0.14
東門	O	南	106.75	73.75	0.19	0.11
東門	R	北	187.30	112.17	0.17	0.20
東門	R	南	181.54	121.85	0.19	0.25
東湖	BR	北	74.06	51.80	0.36	0.19
東湖	BR	南	90.15	40.54	0.26	0.27
松山機場	BR	北	80.05	58.58	0.20	0.22
松山機場	BR	南	64.98	47.62	0.17	0.84
松江南京	G	北	68.40	31.13	0.14	0.22
松江南京	G	南	83.41	52.42	0.26	0.28
松江南京	O	北	193.78	112.99	0.20	0.20
松江南京	O	南	197.28	111.34	0.14	0.30
板新	Y	北	119.25	113.24	0.33	0.10
板新	Y	南	186.60	94.66	0.42	0.07
板橋	BL	北	156.85	101.32	0.19	0.29
板橋	BL	南	128.83	92.94	0.20	0.22
板橋	Y	北	99.06	50.00	0.36	0.18
板橋	Y	南	97.71	54.14	0.33	0.22
芝山	R	北	133.35	69.52	0.10	0.21
芝山	R	南	73.75	29.33	0.15	0.06
信義安和	R	北	102.33	60.17	0.48	0.17
信義安和	R	南	78.71	50.77	0.12	0.16
南京三民	G	北	76.70	62.18	0.15	0.26
南京三民	G	南	87.17	49.27	0.17	0.45
南京復興	BR	北	101.02	57.10	0.22	0.13
南京復興	BR	南	88.59	59.42	0.43	0.26
南京復興	G	北	86.56	53.41	0.16	0.29
南京復興	G	南	97.59	56.43	0.14	0.59
南港	BL	北	79.80	47.12	0.15	0.06
南港	BL	南	86.02	56.28	0.20	0.10
後山埤	BL	北	144.21	105.13	0.18	0.26

後山埤	BL	南	171.81	119.56	0.29	0.23
徐匯中學	O	北	65.17	39.82	0.54	0.13
徐匯中學	O	南	78.21	47.79	0.49	0.14
海山	BL	北	66.74	42.07	0.58	0.20
海山	BL	南	182.97	115.51	0.31	0.26
唶哩岸	R	北	179.78	110.54	0.15	0.06
唶哩岸	R	南	155.91	60.26	0.20	0.28
國父紀念館	BL	北	180.64	86.89	0.21	0.28
國父紀念館	BL	南	109.29	68.26	0.19	0.28
頂溪	O	北	92.30	39.85	0.13	0.69
頂溪	O	南	85.25	51.72	0.14	0.27
善導寺	BL	北	89.29	52.40	0.20	0.24
善導寺	BL	南	159.98	99.92	0.17	0.24
景平	Y	北	76.30	47.18	0.30	0.20
景平	Y	南	78.52	46.61	0.53	0.29
景安	O	北	76.08	48.98	0.33	0.35
景安	O	南	72.07	50.56	0.17	0.17
景安	Y	北	192.04	86.54	0.42	0.26
景安	Y	南	157.41	100.81	0.45	0.20
景美	G	北	88.16	59.81	0.30	0.28
景美	G	南	96.86	58.74	0.19	0.14
菜寮	O	北	156.64	105.59	0.46	0.10
菜寮	O	南	90.54	67.31	0.53	0.10
圓山	R	北	88.23	53.51	0.15	0.24
圓山	R	南	155.91	112.25	0.19	0.17
新店區公所	G	北	186.22	119.91	0.34	0.41
新店區公所	G	南	107.66	56.62	0.19	0.06
新埔	BL	北	136.31	32.09	0.21	0.25
新埔	BL	南	109.48	65.21	0.14	0.10
新埔民生	Y	北	141.73	96.08	0.40	0.19
新埔民生	Y	南	85.24	58.21	0.36	0.25
新莊	O	北	95.79	61.76	0.50	0.27
新莊	O	南	134.85	63.70	0.41	0.12
萬芳社區	BR	北	97.71	39.85	0.32	0.33
萬芳社區	BR	南	87.43	45.75	0.54	0.21
萬隆	G	北	76.49	44.90	0.23	0.12
萬隆	G	南	84.28	45.47	0.29	0.19
輔大	O	北	89.65	54.16	0.53	0.14
輔大	O	南	156.46	104.95	0.51	0.17

劍潭	R	北	97.88	25.85	0.15	0.20
劍潭	R	南	140.05	27.31	0.19	0.06
橋和	Y	北	97.13	56.75	0.84	0.20
橋和	Y	南	80.93	50.69	0.51	0.11
頭前庄	O	北	87.18	59.91	0.56	0.07
頭前庄	O	南	90.12	52.91	0.57	0.24
頭前庄	Y	北	197.85	130.35	0.51	0.02
頭前庄	Y	南	197.89	115.63	0.48	0.15
龍山寺	BL	北	188.74	128.85	0.20	0.22
龍山寺	BL	南	199.44	127.61	0.19	0.10
雙連	R	北	161.87	25.44	0.16	0.20
雙連	R	南	128.30	22.40	0.16	0.11
麟光	BR	北	74.31	49.04	0.71	0.12
麟光	BR	南	78.85	44.69	0.59	0.23

附錄二、離峰時段各路線方向組合步行時間敘述統計與對數常態分布的 KS 檢定結果

車站	路線	方向	平均值	標準差	KS 統計量	P-value
七張	G	北	179.91	119.53	0.19	0.21
七張	G	南	132.26	100.04	0.10	0.29
十四張	Y	北	242.24	123.00	0.22	0.78
十四張	Y	南	279.20	144.84	0.19	0.49
三民高中	O	北	184.59	122.22	0.49	0.15
三民高中	O	南	153.81	150.15	0.62	0.05
三和國中	O	北	236.88	137.86	0.51	0.07
三和國中	O	南	207.58	152.65	0.52	0.08
三重	O	北	280.50	115.26	0.45	0.18
三重	O	南	186.73	122.63	0.47	0.27
三重國小	O	北	191.21	117.37	0.47	0.17
三重國小	O	南	185.63	111.50	0.56	0.08
土城	BL	北	194.28	103.61	0.33	0.12
土城	BL	南	181.58	105.41	0.32	0.16
士林	R	北	179.98	114.03	0.18	0.19
士林	R	南	157.02	98.83	0.18	0.11
大安	BR	北	131.39	76.47	0.32	0.08
大安	BR	南	127.66	77.69	0.20	0.17
大安	R	北	127.87	70.68	0.24	0.09
大安	R	南	137.07	71.67	0.28	0.26
大安森林公園	R	北	179.99	111.49	0.18	0.12

大安森林公園	R	南	147.85	92.37	0.18	0.10
大坪林	G	北	144.41	71.44	0.19	0.21
大坪林	G	南	126.14	77.50	0.14	0.28
大直	BR	北	296.04	112.54	0.20	0.20
大直	BR	南	108.95	70.78	0.32	0.20
大橋頭	O	北	224.02	137.78	0.18	0.23
大橋頭	O	南	239.93	151.61	0.20	0.29
小南門	G	北	241.67	158.15	0.25	0.24
小南門	G	南	184.59	125.21	0.20	0.20
中山	G	北	153.81	131.50	0.22	0.24
中山	G	南	167.23	97.65	0.18	0.12
中山	R	北	182.35	120.49	0.18	0.23
中山	R	南	123.51	75.98	0.18	0.23
中山國小	O	北	129.73	76.79	0.19	0.21
中山國小	O	南	154.36	113.35	0.19	0.29
中正紀念堂	G	北	119.08	71.28	0.24	0.10
中正紀念堂	G	南	176.89	108.60	0.17	0.20
中正紀念堂	R	北	139.91	88.35	0.18	0.11
中正紀念堂	R	南	205.99	207.36	0.18	0.19
中和	Y	北	118.17	84.31	0.27	0.28
中和	Y	南	168.02	108.29	0.24	0.24
中原	Y	北	176.25	137.27	0.29	0.27
中原	Y	南	179.03	112.50	0.28	0.23
丹鳳	Y	北	125.32	83.29	0.49	0.07
丹鳳	Y	南	137.46	84.47	0.50	0.09
公館	G	北	171.24	104.57	0.28	0.07
公館	G	南	175.27	136.29	0.15	0.25
木柵	BR	北	122.85	75.95	0.18	0.62
木柵	BR	南	124.66	76.33	0.17	0.21
北投	R	北	182.04	116.06	0.09	0.25
北投	R	南	149.74	101.47	0.18	0.06
北門	G	北	126.58	77.18	0.22	0.10
北門	G	南	138.34	62.11	0.11	0.17
古亭	G	北	279.20	141.32	0.23	0.14
古亭	G	南	238.94	152.64	0.15	0.27
古亭	O	北	162.56	106.00	0.18	0.20
古亭	O	南	121.60	67.04	0.22	0.16
台大醫院	R	北	207.58	121.97	0.18	0.25
台大醫院	R	南	280.50	111.24	0.18	0.20

台北 101/世貿	R	北	123.97	74.40	0.54	0.17
台北 101/世貿	R	南	122.60	72.47	0.29	0.21
台北小巨蛋	G	北	123.78	74.01	0.16	0.15
台北小巨蛋	G	南	125.34	76.71	0.18	0.08
台北車站	BL	北	129.07	78.09	0.18	0.17
台北車站	BL	南	131.79	81.53	0.18	0.17
台北車站	R	北	176.07	98.90	0.18	0.19
台北車站	R	南	167.21	123.75	0.18	0.07
台北橋	O	北	118.67	73.28	0.48	0.19
台北橋	O	南	127.48	78.19	0.53	0.28
台電大樓	G	北	116.87	69.81	0.29	0.08
台電大樓	G	南	129.92	69.28	0.11	0.14
市政府	BL	北	122.93	76.41	0.18	0.30
市政府	BL	南	130.39	77.46	0.18	0.16
民權西路	O	北	130.71	73.32	0.18	0.25
民權西路	O	南	124.91	72.03	0.19	0.12
民權西路	R	北	214.20	142.59	0.18	0.15
民權西路	R	南	222.67	131.82	0.18	0.09
永春	BL	北	126.44	74.85	0.18	0.10
永春	BL	南	125.35	74.41	0.17	0.08
永寧	BL	北	160.56	107.09	0.62	0.11
永寧	BL	南	177.50	122.04	0.26	0.10
石牌	R	北	201.38	120.10	0.17	0.15
石牌	R	南	178.79	115.41	0.18	0.15
先嗇宮	O	北	128.63	59.99	0.55	0.23
先嗇宮	O	南	233.68	147.26	0.61	0.17
江子翠	BL	北	133.40	74.57	0.18	0.20
江子翠	BL	南	123.76	76.22	0.18	0.07
行天宮	O	北	128.84	71.07	0.18	0.11
行天宮	O	南	149.09	76.71	0.18	0.11
西門	BL	北	178.71	104.51	0.18	0.13
西門	BL	南	182.66	92.81	0.18	0.22
西門	G	北	130.50	75.45	0.21	0.24
西門	G	南	132.98	77.00	0.17	0.15
西湖	BR	北	177.53	98.73	0.20	0.29
西湖	BR	南	134.93	75.95	0.22	0.08
秀朗橋	Y	南	120.37	76.30	0.22	0.27
辛亥	BR	北	118.27	74.38	0.42	0.19
辛亥	BR	南	117.80	73.46	0.19	0.07

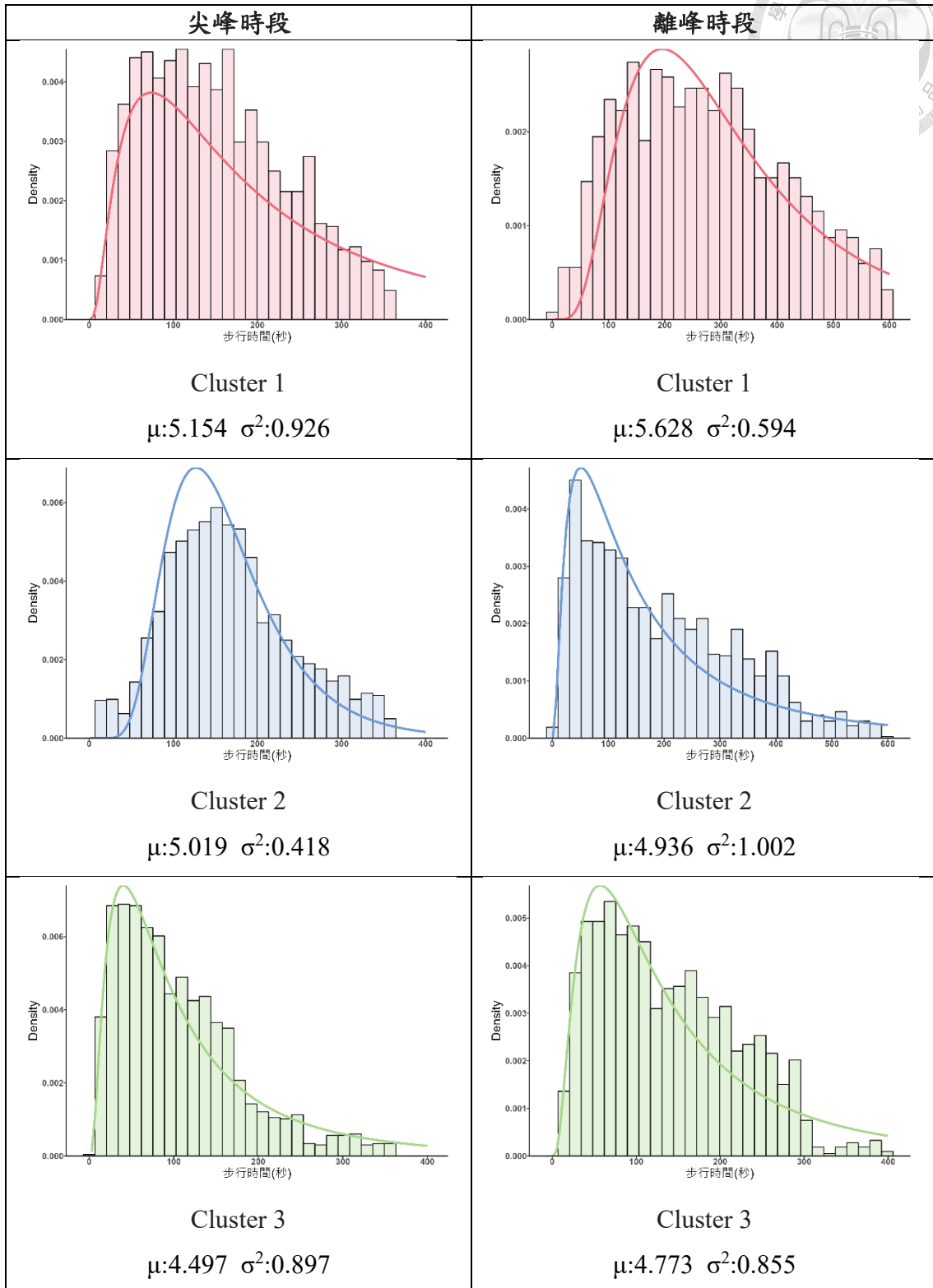
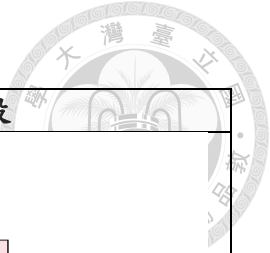
亞東醫院	BL	北	120.41	72.93	0.20	0.06
亞東醫院	BL	南	115.56	73.67	0.28	0.27
奇岩	R	北	125.34	71.51	0.17	0.07
奇岩	R	南	183.29	133.27	0.19	0.27
府中	BL	北	242.24	118.08	0.18	0.12
府中	BL	南	127.12	76.26	0.18	0.11
忠孝復興	BL	北	132.98	72.61	0.18	0.15
忠孝復興	BL	南	171.92	107.77	0.18	0.11
忠孝復興	BR	北	172.35	107.77	0.23	0.13
忠孝復興	BR	南	121.79	73.70	0.19	0.16
忠孝敦化	BL	北	126.23	75.14	0.18	0.19
忠孝敦化	BL	南	122.08	74.50	0.18	0.13
忠孝新生	BL	北	129.16	73.82	0.18	0.13
忠孝新生	BL	南	136.90	82.72	0.18	0.24
忠孝新生	O	北	135.84	74.59	0.18	0.19
忠孝新生	O	南	119.33	70.87	0.18	0.14
昆陽	BL	北	118.42	71.76	0.16	0.23
昆陽	BL	南	173.13	100.22	0.20	0.29
明德	R	北	179.10	116.21	0.17	0.26
明德	R	南	221.20	123.79	0.21	0.20
東門	O	北	181.55	117.38	0.19	0.16
東門	O	南	207.16	109.58	0.18	0.28
東門	R	北	213.11	117.28	0.18	0.25
東門	R	南	120.10	74.97	0.18	0.12
東湖	BR	北	124.08	65.21	0.27	0.25
東湖	BR	南	121.18	74.44	0.15	0.20
松山機場	BR	北	140.85	74.71	0.23	0.29
松山機場	BR	南	132.94	57.56	0.22	0.20
松江南京	G	北	131.47	80.33	0.17	0.24
松江南京	G	南	198.44	96.76	0.12	0.12
松江南京	O	北	184.64	114.83	0.18	0.26
松江南京	O	南	152.74	105.09	0.18	0.13
板新	Y	北	176.51	106.82	0.42	0.22
板新	Y	南	153.78	98.36	0.42	0.22
板橋	BL	北	171.21	129.89	0.18	0.14
板橋	BL	南	177.96	136.56	0.18	0.10
板橋	Y	北	171.26	109.77	0.23	0.27
板橋	Y	南	193.75	101.69	0.23	0.14
芝山	R	北	169.58	115.24	0.17	0.26

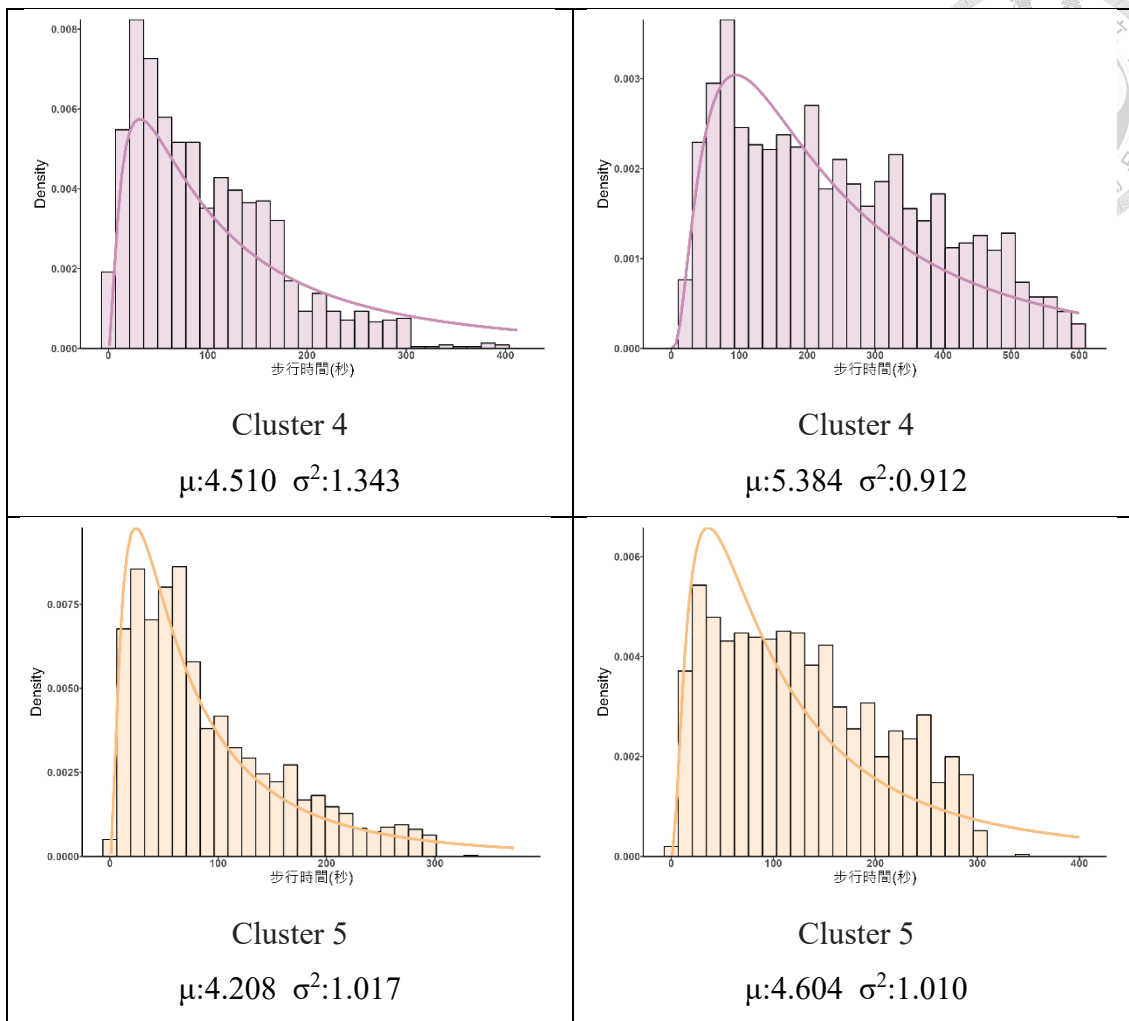
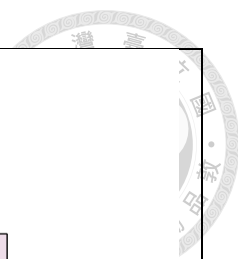
芝山	R	南	130.84	65.32	0.17	0.25
信義安和	R	北	139.12	76.46	0.30	0.07
信義安和	R	南	125.83	73.15	0.28	0.19
南京三民	G	北	127.57	77.56	0.18	0.25
南京三民	G	南	183.10	102.01	0.14	0.42
南京復興	BR	北	169.31	108.08	0.22	0.13
南京復興	BR	南	169.14	109.99	0.26	0.21
南京復興	G	北	139.83	104.08	0.19	0.21
南京復興	G	南	144.43	78.47	0.16	0.08
南港	BL	北	145.26	80.69	0.18	0.19
南港	BL	南	232.05	107.77	0.18	0.24
後山埤	BL	北	211.22	106.17	0.18	0.07
後山埤	BL	南	130.44	71.11	0.18	0.27
徐匯中學	O	北	122.31	70.77	0.50	0.23
徐匯中學	O	南	189.24	112.14	0.73	0.24
海山	BL	北	190.26	113.37	0.23	0.06
海山	BL	南	165.55	106.04	0.26	0.23
唶哩岸	R	北	215.16	104.53	0.19	0.12
唶哩岸	R	南	121.85	74.77	0.18	0.22
國父紀念館	BL	北	119.69	71.18	0.18	0.13
國父紀念館	BL	南	122.64	71.24	0.18	0.12
頂溪	O	北	129.25	75.81	0.18	0.15
頂溪	O	南	219.60	69.37	0.18	0.19
善導寺	BL	北	209.09	131.46	0.18	0.26
善導寺	BL	南	111.73	76.87	0.18	0.10
景平	Y	北	127.56	75.18	0.14	0.66
景平	Y	南	117.59	72.13	0.23	0.18
景安	O	北	119.95	71.87	0.34	0.32
景安	O	南	187.46	125.57	0.18	0.13
景安	Y	北	210.09	129.19	0.30	0.25
景安	Y	南	127.88	74.86	0.23	0.15
景美	G	北	126.41	70.57	0.14	0.28
景美	G	南	188.71	126.69	0.12	0.06
菜寮	O	北	131.11	75.16	0.52	0.28
菜寮	O	南	124.59	75.54	0.51	0.20
圓山	R	北	281.45	119.72	0.18	0.23
圓山	R	南	162.00	147.22	0.18	0.06
新店區公所	G	北	296.04	72.35	0.37	0.25
新店區公所	G	南	164.31	87.07	0.21	0.18

新埔	BL	北	178.67	101.63	0.18	0.26
新埔	BL	南	167.55	121.93	0.18	0.08
新埔民生	Y	北	132.07	77.63	0.24	0.26
新埔民生	Y	南	135.05	77.51	0.22	0.08
新莊	O	北	175.15	103.23	0.54	0.17
新莊	O	南	184.99	118.36	0.60	0.08
萬芳社區	BR	北	124.09	73.13	0.72	0.13
萬芳社區	BR	南	126.43	72.88	0.24	0.20
萬隆	G	北	171.62	109.12	0.27	0.17
萬隆	G	南	175.91	118.89	0.13	0.09
輔大	O	北	250.49	118.28	0.47	0.07
輔大	O	南	277.90	150.58	0.57	0.09
劍潭	R	北	211.58	115.80	0.17	0.08
劍潭	R	南	168.06	103.07	0.18	0.25
橋和	Y	北	122.92	74.11	0.22	0.35
橋和	Y	南	131.82	74.43	0.37	0.07
頭前庄	O	北	135.60	80.80	0.48	0.27
頭前庄	O	南	124.76	63.29	0.51	0.21
頭前庄	Y	北	207.16	142.49	0.18	0.17
頭前庄	Y	南	213.11	146.68	0.48	0.08
龍山寺	BL	北	166.70	118.00	0.18	0.14
龍山寺	BL	南	232.04	91.37	0.18	0.11
雙連	R	北	163.15	111.48	0.18	0.30
雙連	R	南	182.28	109.92	0.18	0.19
麟光	BR	北	119.69	73.89	0.18	0.21
麟光	BR	南	124.28	74.29	0.21	0.15



附錄三、步行時間分群與擬合結果





附錄四、分群後的步行時間敘述統計與對數常態分布的KS檢定結果

時段	群	平均值	標準差	KS 統計量	P-value
尖峰	1	176.95	213.99	0.42	0.21
	2	150.71	69.92	0.53	0.06
	3	81.92	103.21	0.16	0.19
	4	88.72	168.62	0.21	0.08
	5	62.16	95.52	0.15	0.11
離峰	1	257.34	219.78	0.57	0.11
	2	131.97	157.99	0.18	0.15
	3	110.33	126.39	0.16	0.17
	4	211.77	209.19	0.43	0.06
	5	92.46	112.27	0.18	0.15

附錄五、進站人數的泊松分布擬合與卡方檢定結果

乘客類型	小時	lambda	卡方統計量	自由度	P-value
進站搭乘 松山新店線	6	0.06	< 0.01	3	> 0.99
	7	0.20	< 0.01	3	> 0.99
	8	0.26	< 0.01	3	> 0.99
	9	0.13	< 0.01	3	> 0.99
	10	0.10	< 0.01	3	> 0.99
	11	0.10	< 0.01	3	> 0.99
	12	0.13	< 0.01	3	> 0.99
	13	0.13	< 0.01	3	> 0.99
	14	0.12	< 0.01	3	> 0.99
	15	0.13	< 0.01	3	> 0.99
	16	0.18	< 0.01	3	> 0.99
	17	0.32	< 0.01	3	> 0.99
	18	0.35	< 0.01	3	> 0.99
	19	0.18	< 0.01	3	> 0.99
	20	0.13	< 0.01	3	> 0.99
	21	0.17	< 0.01	3	> 0.99
	22	0.11	< 0.01	3	> 0.99
23	0.01	0.01	3	> 0.99	
進站搭乘 中和新店線	6	0.02	< 0.01	3	> 0.99
	7	0.07	< 0.01	3	> 0.99
	8	0.10	< 0.01	3	> 0.99
	9	0.06	< 0.01	3	> 0.99
	10	0.04	< 0.01	3	> 0.99
	11	0.04	< 0.01	3	> 0.99
	12	0.04	< 0.01	3	> 0.99
	13	0.04	< 0.01	3	> 0.99
	14	0.04	< 0.01	3	> 0.99
	15	0.04	< 0.01	3	> 0.99
	16	0.04	< 0.01	3	> 0.99
	17	0.07	< 0.01	3	> 0.99
	18	0.10	< 0.01	3	> 0.99
	19	0.04	< 0.01	3	> 0.99
	20	0.03	< 0.01	3	> 0.99
	21	0.03	< 0.01	3	> 0.99
	22	0.02	< 0.01	3	> 0.99
23	< 0.01	< 0.01	3	> 0.99	

附錄六、每秒平均轉乘乘客數



乘客類型	小時	乘客數	班次數	平均每班列車乘客數	
轉乘搭乘 松山新店線	6	340	15	22.67	
	7	2169	20	108.45	
	8	3672	20	183.60	
	9	1388	14	99.14	
	10	765	9	85.00	
	11	701	8	87.63	
	12	562	9	62.44	
	13	662	8	82.75	
	14	483	8	60.38	
	15	355	9	39.44	
	16	384	14	27.43	
	17	507	18	28.17	
	18	630	19	33.16	
	19	329	15	21.93	
	20	215	14	15.36	
	21	154	9	17.11	
	22	120	9	13.33	
	23	44	5	8.80	
	轉乘搭乘 中和新店線	6	180	16	11.25
		7	793	17	46.65
		8	1184	22	53.82
		9	683	18	37.94
		10	353	14	25.21
11		367	13	28.23	
12		419	12	34.92	
13		358	13	27.54	
14		358	12	29.83	
15		429	12	35.75	
16		601	13	46.23	
17		921	17	54.18	
18		1220	19	64.21	
19		667	19	35.11	
20		490	13	37.69	
21		511	12	42.58	
22		404	13	31.08	
23		92	10	9.20	

附錄七、現場觀察與模擬紀錄的候車人數



時段	時間	紀錄 類型	月台門											
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	
尖峰	06:02	現場	0	0	1	2	2	2	2	8	5	3	4	
		模擬	2	1	0	0	0	3	2	6	2	2	3	
	06:04	現場	0	0	0	0	3	0	1	1	1	0	0	
		模擬	1	0	0	0	3	0	2	1	2	0	2	
	06:06	現場	0	1	2	2	3	3	5	8	4	6	8	
		模擬	3	0	2	0	3	2	5	3	4	2	2	
	06:08	現場	1	0	2	2	2	3	3	7	4	3	2	
		模擬	0	0	0	2	0	2	1	8	2	2	0	
	06:10	現場	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	
		模擬	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	
	離峰	09:02	現場	0	0	1	0	0	1	2	2	1	2	1
			模擬	0	0	0	0	0	2	2	1	1	1	1
09:04		現場	0	1	2	1	0	4	2	5	3	5	2	
		模擬	1	2	2	0	1	3	1	4	4	3	3	
09:06		現場	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	
		模擬	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	
09:08		現場	0	0	0	0	2	1	3	2	2	1	0	
		模擬	0	0	0	1	0	0	2	1	0	3	1	
09:10		現場	0	1	1	2	1	1	2	3	5	3	5	
		模擬	0	1	2	2	0	1	3	1	4	4	3	
尖峰平均		現場	0.2	0.2	1	1.2	2	1.8	2.4	5	3	2.4	3	
		模擬	1.2	0.2	0.4	0.6	1.2	1.4	2.2	3.8	2	1.2	1.6	
離峰平均	現場	0	0.4	0.8	0.6	0.6	1.4	2	2.6	2.2	2.2	1.6		
	模擬	0.2	0.6	0.8	0.6	0.2	1.2	1.6	1.6	1.8	2.4	1.6		