

逢甲大學學生報告 ePaper

大客車駕駛風險評估方法之構建與實證分析：

以 A 客運公司為例

Construction and empirical analysis of bus driving risk
assessment method: A passenger transport company as an
example

作者：郭柏賢、畢哲維、王彬宇、陳信源

系級：運輸物流三甲

學號：D1078437、D0909063、D0958693、D0958871

開課老師：蘇昭銘 老師

課程名稱：專題研究

開課系所：運輸與物流學系

開課學年：111 學年度 第 2 學期

中文摘要

過去的交通安全研究著重於交通事故的環境因子、個人基本資料之風險統計分析，缺乏對於駕駛操作車輛機制與駕駛行為之了解與特性探討。即使有相關之探討，仍缺乏加入「駕駛工時」該項條件進行深入研究。因此本研究透過加入駕駛工時之評估條件，讓整體研究結果更加公正客觀，本研究使用 SQL Server 進行 ADAS 車機資料的讀取與篩選，歸納出駕駛警示事件及各駕駛員在該月的駕駛工時，並設計專家問卷進行訪問，將得到的結果使用 AHP 層級分析法進行駕駛風險評估及警示事件之權重計算，得出各駕駛員的風險評分並進行排名，同時藉由 Weka 程式中的 K-means 分群法及其 Python 程式語言，將所有駕駛員分群，得出最安全到最不安全的駕駛員共有哪些，綜合上述結果，利用 Power BI 將資料視覺化，設計出駕駛員風險績效查詢頁面，方便客運公司的管理者可透過直覺化的查詢，進行駕駛員的篩選與該駕駛員是否安全的參考。

關鍵詞：

駕駛風險評估、駕駛時長、駕駛警示事件、層級分析法、輔助駕駛系統

Abstract

Past traffic safety research has focused on statistical analysis of environmental factors and basic personal data to assess the risks associated with traffic accidents. However, there has been a lack of understanding and exploration of the mechanisms and behaviors involved in vehicle operation and driving. Even when relevant discussions exist, there is still a lack of in-depth research on the condition of "driving hours." Therefore, this study aims to provide a more impartial and objective overall research result by incorporating the assessment of driving hours.

In this research, SQL Server is used to retrieve and filter ADAS (Advanced Driver Assistance Systems) vehicle data. Driver warning events and the driving hours of each driver in a given month are summarized. A questionnaire designed for experts is conducted to collect data. The results obtained are then subjected to Analytic Hierarchy Process (AHP) for driving risk assessment and calculation of the weights of warning events. This allows for the scoring and ranking of each driver's risk level. Additionally, the K-means clustering method in Weka and Python programming language is utilized to group all drivers and identify the safest and least safe drivers.

By integrating the above results, Power BI is employed to visualize the data and design a driver risk performance query page. This facilitates intuitive queries for managers of the passenger transport company, enabling them to filter drivers and make informed decisions regarding their safety.

Please note that the translation provided is for reference purposes and may require further editing or adaptation depending on the specific context.

Keyword : Driver Risk Assessment, Performance Ranking, Safety Performance, ADAS

目 次

| | |
|--------------------------|----|
| 第一章 緒論..... | 4 |
| 1.1 研究背景與動機..... | 4 |
| 1.2 研究目的..... | 5 |
| 1.3 研究範圍..... | 6 |
| 1.4 研究流程..... | 7 |
| 第二章 文獻回顧..... | 10 |
| 2.1 ADAS 駕駛資料..... | 10 |
| 2.2 AHP 層次分析法..... | 11 |
| 2.3 駕駛風險..... | 11 |
| 2.4 綜合探討..... | 13 |
| 第三章 研究方法..... | 15 |
| 3.1 使用之研究軟體..... | 15 |
| 3.2 AHP 層級分析法與一致性分析..... | 15 |
| 3.3 Weka 程式..... | 16 |
| 3.4 Python 程式語言..... | 16 |
| 第四章 研究內容..... | 18 |
| 4.1 警示事件賦權..... | 18 |
| 4.2 層級分析法..... | 18 |
| 4.2.1 執行步驟..... | 19 |
| 4.2.2 問卷回收結果..... | 27 |
| 4.3 資料整理與分析..... | 28 |
| 4.4 駕駛時長..... | 31 |
| 4.5 駕駛風險值..... | 32 |
| 4.5 風險分級..... | 33 |
| 第五章 駕駛風險之應用與成果..... | 38 |
| 第六章 結論..... | 44 |
| 參考文獻..... | 46 |
| 附錄..... | 48 |

第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

先進駕駛輔助系統(Advanced Driver Assistance Systems, ADAS)是一項具有定速巡航系統(Adaptive Cruise Control, ACC)、車道偏移警示系統(Lane Departure Warning, LDW)、自動緊急煞車輔助系統 (Automatic Emergency Braking, AEB)、自動緊急轉向輔助系統(Automatic Emergency Steering)、360 度環景顯影系統(Surround- View Camera)等配備之系統。本研究自道路安全資訊網擷取 2017 到 2021 近五年台灣的車禍受傷、死亡資料，加以整理及歸納後，利用 Power BI 整理出圖 1，近五年內大型車交通事故死亡人數和受傷人數的長條圖及趨勢圖，可以看到死亡人數經過五年後只有略為下降，而由圖 2 及圖 3 中也可見，不管是在 A1 事故還是 A2 事故，最大的肇事主因都是未注意車前狀況，而這也凸顯現今大客車安裝先進駕駛輔助系統的重要性。

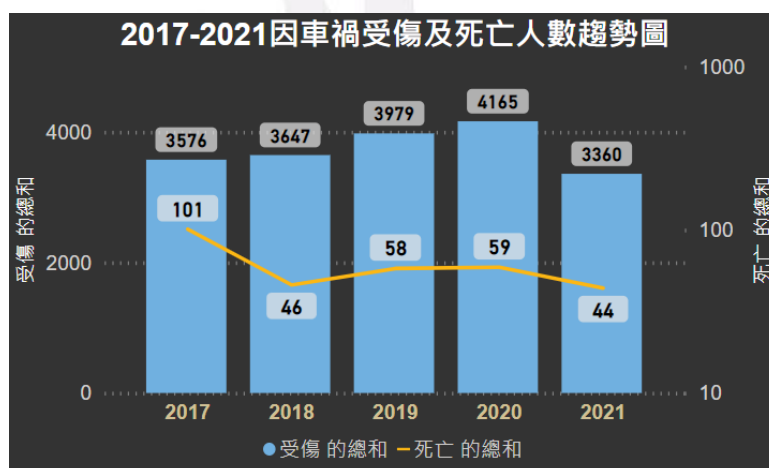


圖 1 近五年全國大型車涉入案件事故統計 死亡人數

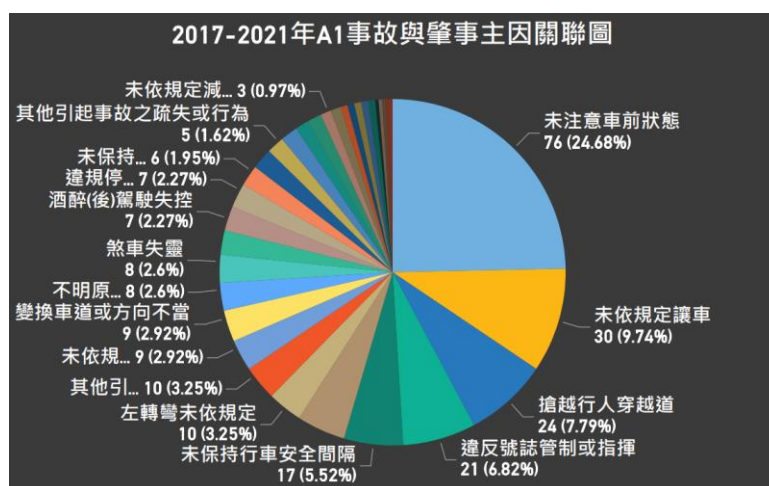


圖 2 近五年 A1 事故與肇事主因關聯圖

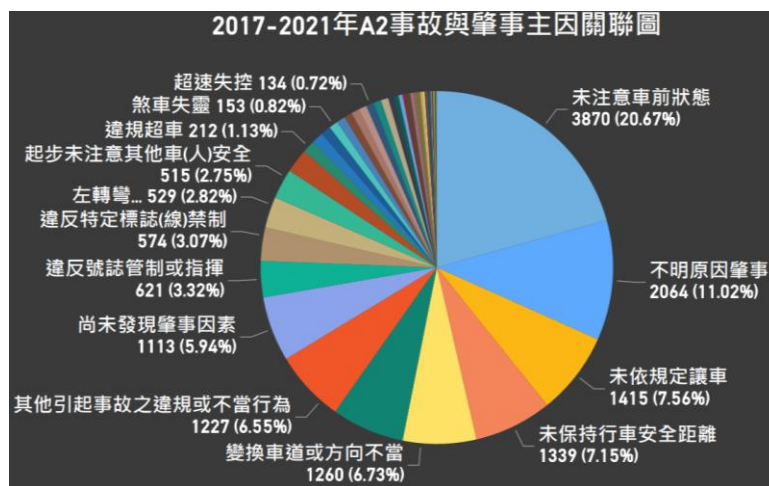


圖 3 近五年 A2 事故與肇事主因關聯圖

此外，根據交通部 111 年 1 月 26 日公告的「大型車輛裝設主動預警輔助系統補助要點」可知，大型車運輸業者未來裝設 ADAS 系統在大型車上，可獲得一定的補助，此點凸顯了未來將有更多的大型車運輸業者擁有 ADAS 系統資料，且有望利用此資料來進行駕駛行為的管理及駕駛風險判斷；同時根據此補助要點可知，ADAS 系統裝設的執行單位為財團法人車輛安全審驗中心(VSCC)，分別針對系統裝設的技術層面及其建立的資料內容進行規範，藉此可知未來在 ADAS 資料的應用上，除了資料內容可以被統一外，若要針對不同大型車駕駛的行為進行分析或統計，也是可以直接應用的。

根據以上說明可知，探討如何應用 ADAS 系統資料的課題在未來愈顯重要，且此次交通部特別針對大型車裝設 ADAS 系統開出相關補助，為的就是希望可以有效降低大型車涉入案件時的傷亡及死亡人數，因此本研究打算以「大型車安全績效評估方法」為題，希望可以做到 ADAS 資料實務應用的課題。

1.2 研究目的

本研究的研究目的可分為以下 3 點：

1. 透過 ADAS 資料分析，判斷大客車駕駛的駕駛行為風險。使用實際客運業者提供的 ADAS 車機資料，對這些資料進行分析，從中篩選出警示事件，得出各駕駛被警示的事件次數，透過各事件權重的差別，得出駕駛員的駕駛風險數值。
2. 建立高風險警示路段熱點圖，提醒大客車駕駛該路段需注意事項。將發生警示駕駛行為的資料結合地理資訊系統，建立各事件的警示熱點圖，以直觀的方式呈現高風險路段，提醒大客車駕駛該路段需特別注意行車安全，以免發生意外。
3. 幫助大型車運輸業者定期篩選出高風險駕駛。此項研究預計可建立起一

套分析判斷駕駛行為風險的系統流程，該系統流程包含每一項危險駕駛的定義內容，藉由每位駕駛行駛時的 ADAS 資料，分析出在整趟行程中，該位駕駛是否有做到哪些符合危險駕駛定義的內容，大型車運輸業者對此可訂定相關危險駕駛評鑑機制，定期篩選出高風險駕駛。

1.3 研究範圍

本研究取得客運業者 A 公司的 ADAS 系統資料，並非台灣所有客運業者之 ADAS 系統資料，運用其 2022 年 4 月份所記錄的資料，預計將會使用下列資料進行分析，分別有車號、員工 ID、GPS、車速、GPS 紀錄的車速、時間、車輛、燈號、前方車距等和大客車駕駛行為相關的紀錄及項目，並與 AHP 問卷做結合，使用 AHP 層級分析法的方式來徵詢交通界專家學者們的意見，根據專家學者們的想法與建議，最終做出一套屬於大型車安全績效的評估方法。

1. 員工 ID：在本研究中以不同的 ID 來區分不同駕駛人，透過區分不同的駕駛人可以結合起後續所分析的數據，區分出各個駕駛人是否存在著危險駕駛行為。
2. GPS：全球導航系統，可以為用戶提供定位、導航和定時服務。在本研究中，我們將利用 GPS 定位資料來辨識易發生事故的路段，並利用 GPS 記錄的行車速率資料協助評估交通安全績效。我們將使用 GPS 定位資料對易發生事故的路段進行地理位置標記，透過結合起駕駛異常資料和 GPS 定位資料，將能夠精確地定位這些路段，並對其進行詳細的分析。並利用 GPS 記錄的行車速率資料協助評估交通安全績效，透過對行車速率的分析，我們將能夠了解道路上車輛的行車情況，從而更精確地評估交通安全績效。在本研究中透過結合起駕駛異常資料與 GPS 定位資料的方式，使用經緯度資料來對易發生事故的路段進行地理位置標記，並以 GPS 所記錄的行車速率資料輔助使用。
3. 車速：本資料所記錄的資料有兩種，分別為 GPS 記錄的內容及 ADAS 車機所記錄的內容，本研究將以 ADAS 車機所記錄的資料為主，GPS 記錄的資料為輔，透過判斷駕駛在該時段是否有車速，即代表其具有開車行為，藉此整理出各駕駛的駕駛時長資料。
4. 時間：透過對時間的分析，彙整出駕駛員的駕駛時長資料，從而使駕駛時長結合駕駛風險值去做駕駛風險評估。
5. 警示事件：根據 A 公司提供之車機資料內容顯示，每一位駕駛之駕駛行為都會被車機資料所記錄下來，並分為許多項目，每一項都是一個警示事件，例如：高速前車碰撞、低速前車碰撞、中度車道偏移、嚴重車道偏移……等等。

1.4 研究流程

1. 確立研究動機：因大型車事故在近年不斷增加，大客車安全在近年來逐漸被重視，藉由對大客車安全議題的發想，認為此議題是有需要更多深入研究的必要性，希望能透過檢核駕駛人是否具有危險的駕駛行為，並以此為基礎擬定研究動機。
2. 蒐集相關文獻：閱讀國內外各個大學、研究機構已發表之論文，了解過去所完成之大客車安全分析，並整理各大研究所使用之行車記錄資料與本研究使用之行車資料做比較，其中發現對於危險駕駛行為有諸多定義，但是大多集中於對於小客車安全的探討，對於大型車的危險駕駛行為較缺少定義及評估方法。
3. 形成研究主題：通過文獻回顧，本研究將主題訂為大型車安全績效評估方法，將研究對象設定為對於大型車駕駛人，對於其危險駕駛行為進行定義。
4. 擬定研究目的：本研究將研究目的設為透過資料分析的結果，分析出個別駕駛所做的危險駕駛行為，再將數值結果以視覺化方式呈現。
5. 資料蒐集：藉由 A 客運公司提供之大客車駕駛行為相關數據作後續研究。
6. 確立資料欄位關係：通過了解每個資料欄位之間的定義，探討不同資料欄位間的關係，以利後續分析建立起不同資料欄位間之關聯性。
7. 了解駕駛行為的內容及意義：在客運業者 A 公司所提供的資料中，有一部分的資料是在大客車駕駛的過程中，遇到的各種駕駛行為做出定義，並且藉由 A 公司提供之系統，完整的將路途上所遇之駕駛行為做記錄，儲存於系統之中，本研究透過與 A 客運公司聯繫，瞭解該駕駛的詳細資訊及車機所記錄之資料類別、型態，讓本研究得以持續進行。
8. 可行性分析：檢核探索性分析所得出資料，並分析結果是否適用於本研究需用到的巨量資料分析中。
9. 文獻交叉比對：在開始針對主題深入研究前，將閱讀過的文獻內容進行整理，文獻中有提到使用 ADAS 資料的哪些欄位？或是採用哪一個系統的數據資料來做研究？研究成果的呈現形式為何？將這些整理出來後，可以確保本研究與別人曾經做過的研究重複度不會太高，且擁有一定的研究價值。
10. 確立研究方法：透過 A 客運公司提供之車機資料，加上 SQL Server、PowerBI 等程式之輔助，來完成本研究。
11. 巨量資料分析：本研究透過 A 客運公司提供之大客車駕駛行為之 ADAS 車機資料分析以總結資料中大客車之駕駛的行車習慣，藉以分析大客車駕駛之相關行為，再將使用資料分析出來之結果，定義何謂高風險駕駛行為，藉由不同駕駛行為之組合，加以判斷出哪些組合容易成為高風險駕駛行為。

12. 設定評分項目：在分析完 A 客運公司提供之巨量資料後，得知駕駛行為分為好幾種，本研究欲利用得到的駕駛行為，做出一套大客車駕駛之評分系統，利用評分的高與低反映該駕駛的駕駛行為是否安全。
13. 設定評分權重：由於駕駛行為五花八門，不是所有的行為都是危險的，因此需要賦予各行為一個權重，用以表示對於該駕駛評分影響的程度，假設被賦予的權重越高，表示該行為越能左右評分的結果。
14. 製作並填寫 AHP 問卷：為了決定駕駛行為的權重，本研究決定製作 AHP 專家問卷，透過訪問交通界的專家前輩們的主觀想法，在問卷回收後，了解專家們對於本研究所納入的評分項目之看法，兩兩項目做比較，得出各警示事件之權重。
15. 一致性分析：回收專家們填寫完成的 AHP 問卷，做一致性分析，檢視問卷與各個構面及各個準則是否通過一致性檢定。
16. 駕駛風險分群：使用 K-means 依據駕駛排名將所有駕駛員進行分群，各分群皆有其代表意義。
17. 製作查詢系統：使用 PowerBI 做出一個查詢系統，該查詢系統能夠使用員工 ID 查詢該員工累積的駕駛行為數量、累積最多的駕駛行為項目以及駕駛時長，反之亦能夠用指定駕駛行為來查詢哪一位員工累積的該駕駛行為數量最多。
18. 標示易發生危險駕駛行為路段：標記出大客車容易導致事故發生之熱區，並且於 PowerBI 之地理資訊系統上，在未來應用中加以提醒所有行經該路段之駕駛人應多加注意該路段之行車安全。
19. 研究結果與應用：根據本研究之研究成果顯示，加入時間作為風險評估的參考指標之一，能夠均衡因工時帶來的影響程度，並以更加客觀、全面的觀點衡量駕駛員的工作表現。

研究流程圖詳見圖 4。

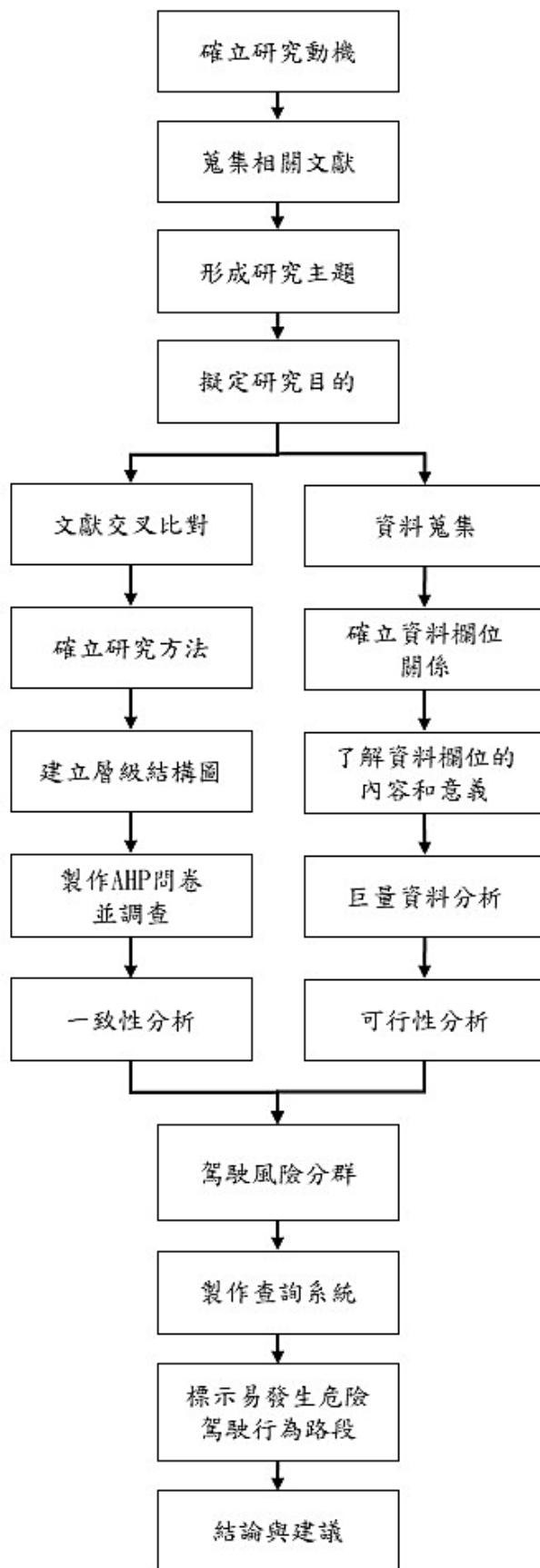


圖 4 研究流程圖

第二章 文獻回顧

2.1 ADAS 駕駛資料

1. Hang-Bong Kan (2013)

透過研究駕駛睡意測量其包含視覺特徵和非視覺特徵兩點組成,視覺特徵包括閉眼、眨眼、哈欠、頭部姿勢、表情、非視覺特徵包括心律、脈搏、大腦活動等、同時也研究心電圖、肌電圖、眼電圖、腦電圖和偏離車道位置、運具速度、轉向、踩踏踏板的深度以測量駕駛睡意。

2. Ravi Kumar Satzoda 等人 (2014)

透過鏡頭、控制器區域網路(Controller Area Network,CANBUS)、慣性感測子系統(Inertial Measurement Unit,IMU)、全球定位系統(Global Positioning System, GPS)等設備分析導航數據標準(Navigation Data Standard,NDS)資料,將這些數據經過分析,獲取有關駕駛員行為和駕駛的關鍵信息,透過建立起巨量資料的自動化分析方式,提出了關於資料道路位置的 23 種語義,其中包含了車道內的車輛定位,車速,交通密度,和道路曲率,將車機資料分析的過程簡化,使過去人力分析耗時耗力的狀況得到改善。

3. 陳建志等人 (2022)

利用 ADAS 車機內之車距監測預警、防範碰撞前車、車道偏移輔助、行人監測預警等系統、電子紀錄設備(Electronic Logging Device,ELD)監測發動機以捕獲有關發動機是否在運行、車輛是否在移動、行駛距離和發動機運行持續時間的數據和慣性感測子系統(Inertial Measurement Unit,IMU)以捕捉物體運動的資訊並將硬體設備蒐集到的資訊放入使用率保險(Usage Based Insurance,UBI)的駕駛行為資料內以達到蒐集數據的目的。

4. 趙燁庭等人 (2022)

利用車載行車影像辨識資料,探討國道客運高風險追撞事件序列及行車動態的研究。首先過濾出具有縱向行車風險的目標事件,並觀察事件發生前至結束的詳細經過,之後利用 ROC 曲線法確立異常事件的指標變數、門檻值、曝光時間及分析事件長度,最後利用 ROC 曲線迴歸模型分析識別異常事件的關鍵因素。該研究結果顯示,影響辨識異常事件的協變量為本車與前車之行車動態,將行車動態分類有助於提升指標分能力,且兩車最小距離和平均速度為影響異常事件的重要因素。

2.2 AHP 層次分析法

1. R. W. SAATY (1987)

層級分析法(AHP)是一種決策方法，通過結構化和量化主觀判斷，幫助進行優先排序和複雜決策。AHP 將複雜問題分解成層次結構，進行準則和選項的相對權重分配，通過兩兩比較來確定優先順序。它廣泛應用於商業、工程和管理等領域，支持從投資選擇到項目評估等不同決策情境。此研究提供了對 AHP 的基本原理和應用的概述，為個人和組織提供了一個有價值的決策工具，以優化和促進決策過程。

2. 吳淑滿 (2006)

此研究以企業特區觀點探討都市再發展策略。透過綜合分析企業特區的角色和影響，研究其在都市再發展中的潛力和挑戰。藉由企業特區提供的特殊營商環境和優惠政策，可以吸引國內外企業投資並促進經濟發展。同時，企業特區還可以帶動高科技和創新產業的發展，提升都市的競爭力 and 創新能力。然而，特區發展也可能面臨環境壓力和政策變動等挑戰。此研究的結果將為政府和企業決策者提供有價值的指導，以制定更有效的都市再發展策略，並實現可持續的都市發展目標。

3. 王興國 (2005)

此研究為評估科學工業園區開發工程分標原則的關鍵評估因素。探討科學工業園區開發工程中的各種原則，並分析它們在選擇工程承包商和項目評估中的重要性。透過綜合考慮項目品質、工程成本、工期等因素，建立綜合評估模型。該模型可幫助決策者在科學工業園區開發工程分標過程中做出準確和全面的評估，並確保選擇最合適的承包商和項目方案。此研究的結果將為科學工業園區開發工程的分標決策提供實用的指南和參考。

2.3 駕駛風險

1. 李威勳等人 (2017)

透過對於 10 大危險駕駛行為定義，以即時顯示方式提醒駕駛人自己正在發生危險駕駛行為，研發巨量資料駕駛行為分析系統，透過巨量資料分析與序列資料探勘技術，從駕駛旅程紀錄與駕駛行為資料中，辨識駕駛員習慣性出現之不當駕駛行為與行為序列模式，並透過資料分類技術，訓練分類模型，以評估駕駛行為風險。

該系統所產出的駕駛習慣模式與駕駛風險預估，可對車隊業者的安全管理手段，提供全面與具體的佐證基礎，有助於安全管理之落實，降低客運發

生事故之風險。此研究需要透過額外安裝在車內的顯示器來進行提醒，將行車記錄器資料及 ADAS 車機資料透過 AI 進行即時的運算。

2. 交通部運輸研究所吳昆峯等人 (2020)

根據我國運輸業者駕駛行為特性與目前車載資訊系統之應用情形，研擬本土化之安全駕駛行為指標與門檻值，透過瞭解國內外如何進行安全駕駛行為管理以及常用指標之相關定義、門檻值與所需的偵測設備；接著透過業者訪談、問卷調查進一步掌握目前國內運輸業者實際應用車載資訊系統進行駕駛人管理之情況及其面臨的課題與需求。

透過上述指標開發駕駛行為分析工具，針對國道客運業者進行指標與門檻值之建立、危險事件之過濾分析、駕駛人特性分析、計算駕駛人安全分數，並初步開發駕駛行為分析工具，供業者快速進行駕駛人安全診斷做為協助業者與相關單位進行行車安全與風險之管理並提供有效的改進建議。

3. 鍾易詩等人 (2022)

透過車外影像分析技術和車外行車影像資料，篩選出異常事件並找出可能造成事件或提高事故風險的高風險駕駛行為。並定義未保持安全距離、車道偏移、過彎或匝道車速過快等三大類國道客運常見異常事件，依據事件發生當下的危險程度、與前車相對距離和駕駛人因應動作等準則，定義異常事件的三個風險等級：不為異常、可能異常、異常。

同時透過車外影像分析技術，運用車外行車影像資料進行異常事件的篩選和駕駛行為的分析。建立起車外影像分析系統，包括車輛辨識、軌道跟蹤、車輛距離估測和車輛動作預測等模組。透過這些模組，能夠自動篩選出未保持安全距離、車道偏移、過彎或匝道車速過快等異常事件。

另外使用車外影像資料，進行駕駛行為的分析，包括駕駛人的注意力水平、車輛操控能力和情緒狀態等，透過這些分析，找出可能造成事件或提高事故風險的高風險駕駛行為。最後將車外影像分析系統整合進道路交通安全管理程序中，並與業者合作，進行測試和驗證，經由這些方法，為國道客運業者提供有效的解決方案，協助業者提升駕駛人安全行為，從而降低車輛意外發生的風險。

4. 吳泓億等人 (2022)

利用國道客運業者提供的 ADAS 系統、控制器區域網路(Controller Area Network,CANBUS) 、影像紀錄器等設備所記錄的資料，以及外部機構所提供的相關資料，將 ADAS 系統所發出的警報視為警示事件，並依據事件當下的影像紀錄，由專家學者將事件判定為高、中、低三個異常等級。分析結果發現，在特定的情況下，較高程度異常事件的發生機率相對而言較高。這些特徵包括車速變化較大、與前車距離變化較大、向南行駛、駕駛年資較短、白天、晴天、坡道路段、車道寬度較寬的路段、車流量較多的路段、平均總事故較少的路段、平均 A1 事故較多的路段以及開放路肩的路段時段。

5. Naito, A. 等人 (2009), Page. 108-112.

該文獻介紹一種基於加速度模式評估駕駛行為風險水準的新方法。透過在車輛上安裝行車記錄器來記錄加速度模式，這些模式可用於檢測駕駛過程中的重要場景，如快速加速和減速。同時，行車記錄器還捕捉了駕駛員前方車輛的影像。研究利用這些事件數據和影片資源來分析事故和近距離事故的原因，並評估個別駕駛員駕駛行為的風險水準。

根據踩下和釋放制動踏板的方式，將快速減速事件分為四種煞車模式。基於這四種煞車模式，從不同角度對駕駛員的煞車行為風險等級進行了評估。並運用其提出的方法評估 35 名駕駛員駕駛行為的結果。這種方法可以幫助駕駛員和相關人員更好地理解 and 評估駕駛行為的風險，並有助於制定相應的駕駛行為改進措施。

2.4 綜合探討

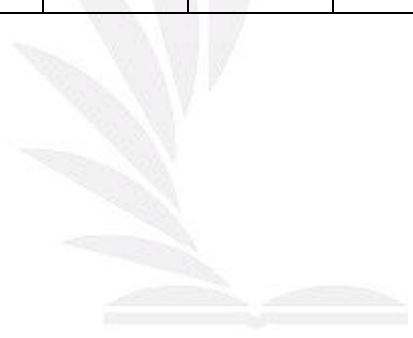
綜合上述文獻可發現，大部分學者透過 ADAS 車機、控制器區域網路 (Controller Area Network, CANBUS)、慣性感測子系統 (Inertial Measurement Unit, IMU)、電子紀錄設備 (Electronic Logging Device, ELD)、全球定位系統 (Global Positioning System, GPS) 等硬體設備蒐集危險駕駛資料，並開發出分析工具，以利提升行車安全和風險管理，少部分學者是透過危險駕駛行為定義，並利用 AI 即時運算和即時顯示器，達到提醒駕駛的作用。

本研究針對參考文獻有做共同內容項目的整理，詳見表 1，表格統整各文獻所利用的各項資料，其中包括車外影像資料、車速、與前車距離、車輛加減速資料、燈號、車內影像、車輛定位系統、方向角等。李威勳(2019)除未使用車內影像資料外，其餘皆有使用，交通部運輸研究所(2020)所有資料皆有使用，陳建志(2022)使用與前車距離、車內影像、車輛定位資料、方向角四項資料，Ravi Kumar Satzoda 等人(2014)使用車外影像資料、車輛加減速資料、車輛定位資料和方向角四項資料，Hang-Bong Kan(2013)和張家瑜(2021)只使用車內影像和車外影像資料進行研究，而本研究除車內影像未使用，其餘資料都將會進行分析。

針對絕對次數做駕駛績效及風險推估是相對不準確的，若想要客觀了解駕駛績效及風險推估，納入工時作為參考依據是非常重要的。在過去，即使在研究之中有參考到嚴重性這一要素，也沒有將其與工時做結合，因此本研究把工時及嚴重性皆納入本研究當中，將嚴重性賦予一個權重，與工時做結合，進一步產生本研究報告。

表 1 本研究參考文獻之共同內容比較表

| | 車輛加減速資料 | 車速 | 與前車距離 | 駕駛警示 | 車道偏移 | 車輛定位資料 |
|---|---------|----|-------|------|------|--------|
| 李威勳(2017) | ○ | ○ | ○ | | ○ | ○ |
| 陳建志(2022) | | | ○ | ○ | ○ | ○ |
| 交通部運輸研究所(2020) | ○ | ○ | ○ | | ○ | ○ |
| 魏健宏、羅鈺雯(2021) | ○ | | ○ | | ○ | |
| Ravi Kumar Satzoda, Member and Mohan Manubhai Trivedi(2014) | ○ | | ○ | | ○ | ○ |
| 本研究 | ○ | ○ | ○ | ○ | ○ | ○ |



第三章 研究方法

3.1 使用之研究軟體

➤ SQL Server

為 Microsoft 旗下的資料分析工具，是一款功能強大的資料庫管理系統，主要用於儲存、管理和分析大量的資料。提供了豐富的功能和工具，可以幫助企業組織和管理資料，並提供高效的資料查詢和分析能力，可用條件篩選資料欄中所設定的篩選條件，以下介紹 SQL Server 之基本概念和功能：

- (1) 資料庫：資料庫是用於儲存資料的容器。SQL Server 中的資料庫由資料表、視圖、索引和存儲過程等組成。
- (2) 資料表：資料表是用於儲存資料的結構化對象。由許多列和行組成，每個列代表資料表中的一個數據類型，每行代表資料表中的一條記錄。
- (3) 大數據分析：大數據分析是 SQL Server 中的一項高級功能，可以針對大量的資料進行分析和處理。本研究運用常用的幾種語法，包括 SELECT、BETWEEN、JOIN 等，從中篩選出數據的異常，判斷出該資料是否有危險駕駛行為產生。

➤ Microsoft Power BI

與 SQL Server 同為 Microsoft 旗下軟體，可直接連線到資料來源，並且支援 SQL Server 的檔案格式，Power BI 有以下常見用途：

- (1) 資料視覺化：Power BI 可以使用多種圖表和報表類型將資料呈現出來，可以更好地理解和分析資料。
- (2) 數據分析：Power BI 可以使用豐富的分析工具，如資料挖掘、統計分析和預測分析等，從資料表中更容易提取有價值的訊息。
- (3) 資料整合：Power BI 可以從多個來源收集資料，並將其整合到一個單一的平台中。
- (4) 地圖視覺化：Power BI 可以使用地圖視覺化工具將地理數據呈現在地圖上，讓使用者可以更好地理解和分析數據。

3.2 AHP 層級分析法與一致性分析

層級分析法 (analytic hierarchy process, AHP) 是由美國匹茲堡大學教授 Thomas, L. Saaty, 於 1971 年替美國國防部從事應變計劃問題的研究中所提出。起初在進行層級分析法時，須將欲分析之目的、構面和準則架構成類似樹狀之結構圖，且將其最主要的一個目的列出，爾後再列出相對應的構面和準則，以方便進

行問卷設計和比對分析。層級分析法最廣泛應用在具有多個標準決策、規劃和資源分配時，其主要目的在於將複雜的問題經過比對後系統化，再經由不同構面層層分解，並將問卷的內容量化後進行綜合評估。

層級分析法最廣泛應用在具有多個標準決策、規劃和資源分配時，其主要目的在於將複雜的問題經過比對後系統化，再經由不同構面層層分解，並將問卷的內容量化後進行綜合評估。接著做一致性分析來驗證是否通過一致性檢定。

3.3 Weka 程式

Weka 是一套提供數據挖掘以及機器學習和各種工具的一套軟體，包括資料前置處理工具、分類工具、回歸分析等，提供多種工具和算法，方便進行資料分析、預處理、特徵選擇、分類、回歸分析和視覺化等工作，這其中就包括了本研究所使用到的 K-means 分群法，以下介紹 Weka 在資料分析上的用途：

(1) 資料前置處理

Weka 的特色之一是其提供的資料前置處理工具。這些工具使用戶能夠對原始數據進行清理、轉換和縮放等操作，以確保數據的一致性。例如，使用 Weka 可以輕鬆處理數據缺失值、異常值和重複值，並進行屬性選擇和數據轉換等預處理步驟。

(2) 分類和回歸分析

Weka 提供各種分類和回歸分析的算法。可以根據不同的需求選擇不同的算法，如決策樹、隨機森林、支持向量機和神經網絡等，來建立模型並進行預測或分類任務。Weka 還支持交叉驗證和性能評估等功能，評估模型的準確性和效能。

(3) 資料視覺化

Weka 具有視覺化功能，能夠以圖形和圖表的形式將數據和分析結果呈現出來。使得能夠更直觀地理解數據的分佈、關聯性和模型的效果。

3.4 Python 程式語言

Python 是一種高級、通用且易於學習的程式語言，具有廣泛的應用領域，從科學計算到網路開發、數據分析和人工智慧等。其簡潔的語法、豐富的函式庫和強大的社區支援而受到廣泛的歡迎，而 Python 在數據分析領域的應用越來越普遍，有以下幾個原因：

(1) 簡潔而直觀的語法

Python 具有簡潔、易讀的語法，使得數據分析的程式碼易於理解和維護。相比其他語言，Python 的語法更接近自然語言，降低了學習曲線，讓初學者能夠快速上手。

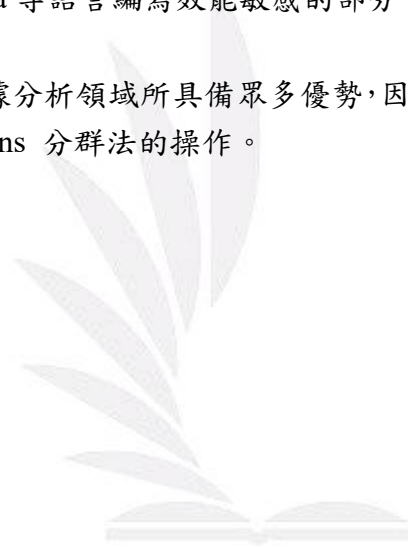
(2) 強大的函式庫和工具生態系統

Python 擁有豐富的函式庫和工具，如 NumPy、Pandas、Matplotlib 和 Scikit-learn 等，這些函式庫提供大量的功能和工具，用於數據處理、分析和視覺化。這些函式庫的廣泛應用和大量的線上資源使得數據分析工作更加高效和方便。

(3) 開放性和可擴展性

Python 是一個開放源碼的語言，這意味著用戶可以自由地使用和修改 Python 的函式庫和工具。同時，Python 還支援與其他語言的集成，可以輕鬆地使用 C/C++ 或 Java 等語言編寫效能敏感的部分，提高數據分析的效率。

有鑑於 Python 在數據分析領域所具備眾多優勢，因此在本研究中應用 Python 輔助 Weka 來進行 K-means 分群法的操作。



第四章 研究內容

4.1 警示事件賦權

熵值法是一種數學方法，其目的在確定每個準則的權重以及每個選項在每個準則上的得分。它通常需要數據表達的準則和選項的具體值，並且需要對這些數據進行正規化，以便進行比較。

層級分析法(AHP)是一種基於對比判斷的方法，用於進行多準則決策。它通過將不同準則之間的相對重要性進行兩兩比較，形成判斷矩陣。然後，使用特定的數學方法來計算準則的權重和選項的得分。層級分析法(AHP)也需要數據表達的準則和選項的具體值，並且需對這些數據進行正規化，以便進行比較。

熵值法和層級分析法的主要差異在於它們的理論基礎，熵值法主要是客觀賦權法，而層級分析法(AHP)主要是主觀賦權法，在我們的參考文獻中，多篇文獻都是使用客觀賦權法進行權重配比，但客觀賦權法相較於主觀賦權法較為劣勢，雖然客觀賦權法具有強烈的客觀優勢，但不能凸顯出決策者對於各準則的重視程度，且容易有權重配比和實際情況相反的情形，而因為主觀賦權法能採納決策者之重視程度，正好彌補客觀賦權法之劣勢，因此，本研究決定選用層級分析法(AHP)，透過調查該領域專家學者之意見進行權重配比。

4.2 層級分析法

層級分析法最主要的目的就是將複雜的問題系統化和量化後進行綜合評估，並輔助決策者在多項參考條件中篩選出最重要的條件準則，於此同時也讓決策者判斷錯誤的風險降低。

本研究的基本假設包括一個目的、五個構面和十六個準則，進行層級分析法(AHP)最主要的目的是想透過調查各專家的主觀意見經過兩兩比對的方式，判定各構面和各準則間之權重，而五個構面包含煞車油門使用不當、未依規定速限行駛、安全距離、駕駛警示和車道偏移，其中煞車油門使用不當中概括兩個準則，即急加速和急減速，未依規定速限行駛當中概括四個準則，即嚴重低速、嚴重超速、輕微超速和低速行駛，安全距離當中概括四個準則，即前方碰撞警告(高速)、前方碰撞警告(低速)、未保持安全距離(0.4秒)和未保持安全距離(1.2秒)，駕駛警示當中概括兩個準則，即瞌睡警示和行人警示，車道偏移當中概括四個準則，即車道偏移警告(右)、車道偏移警告(左)、中度車道偏移和嚴重車道偏移，以上所述均如下圖 5 所示。

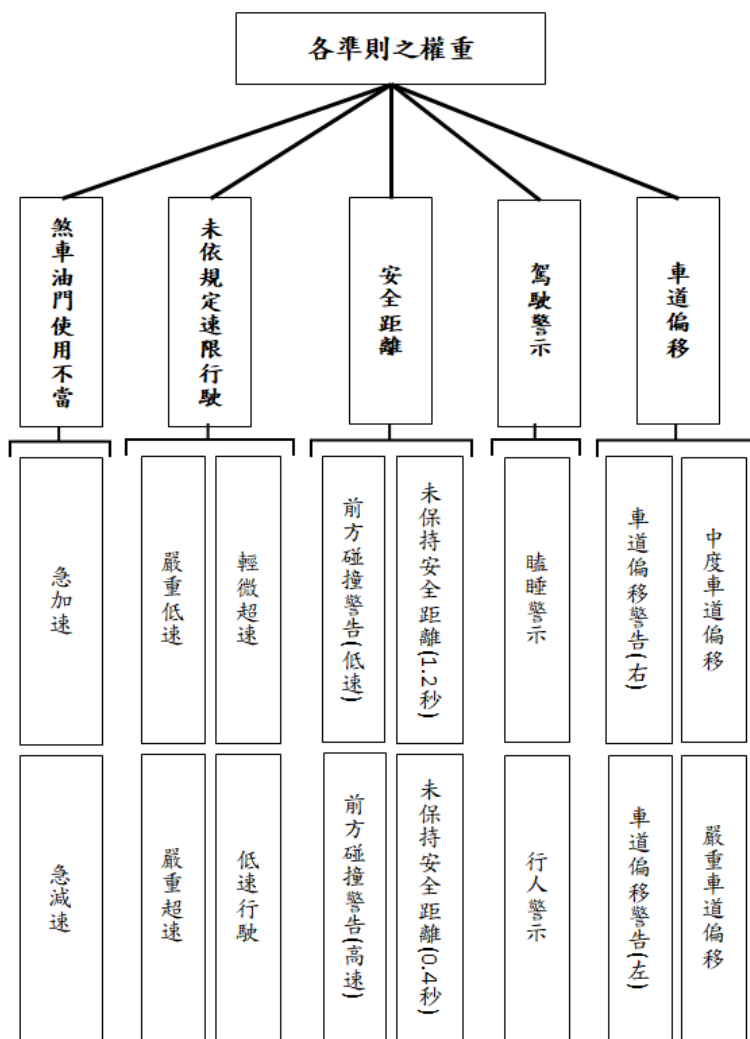


圖 5 AHP 層級結構圖

4.2.1 執行步驟

以下三種操作流程為層級分析法(AHP)之執行步驟。

(鄧振源、曾國雄，1989：15-16)

➤ 階段一：建構層級結構

由於人類同時對 7 種以上之要素進行決策時，容易產生錯亂和判斷失真，因此每一層級的要素不可超過 7 個。人類在最大要素個數為 7 個以下時，進行的判斷較為合理準確，且一致性檢定通過的機率較高。

➤ 階段二：各層級要素間權重的計算，可分為以下三步驟：

一、建構成對比較矩陣

本研究之層級分析法問卷將其重要度共劃分為五項，包括同等重要、稍微重要、頗為重要、極為重要及絕對重要等，如表 2 所示，並將尺度劃分為 1、3、5、7、9 的尺度量表；其他四項折衷值將其劃分為 2、4、6、8 的尺度量表。

表 2 重要度評估尺度

| 評估尺度 | 定義 | 說明 |
|---------|---------|-----------------|
| 1 | 同等重要 | 兩比較方案具同等重要性 |
| 3 | 稍微重要 | 判斷和比對稍微傾向某一方案 |
| 5 | 頗為重要 | 判斷和比對強烈傾向某一方案 |
| 7 | 極為重要 | 實際顯示非常傾向某一方案 |
| 9 | 絕對重要 | 有足夠證據肯定某一方案絕對重要 |
| 2、4、6、8 | 尺度間之中間值 | 須要折衷值時 |

資料來源:鄧振源、曾國雄(1989:12)

本問卷共訪問五家客運業者和六位專家，共計 11 份問卷，為期約 15 天的訪問時間。將 11 份問卷之構面、準則之數值進行幾何平均數，如式 1 所示。

$$Mi = \sqrt[n]{x_1 x_2 \dots x_n} \quad \text{式 1}$$

Mi = 各構面和各準則之幾何平均數

n = 問卷數量

x = 問卷 x 填答結果

爾後建立成對比較矩陣，將 n 個要素幾何平均數後，依順序填入成對比較矩陣之右半邊，因其主對角線為要素自身的比較，故均為 1，而左半邊數值為右半邊數值之倒數，有關成對比較矩陣如式 2 所示。

$$A = [a_{ij}] = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & 1 & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ \frac{1}{a_{12}} & 1 & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{a_{1n}} & \frac{1}{a_{2n}} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad \text{式 2}$$

在本研究中將問卷結果建構成成對比較矩陣，如表 3 到表 8 所示。

表 3 構面之成對比較矩陣

| 構面的成對比較矩陣 | | | | | |
|--------------|--------------|--------------|------|------|------|
| | 煞車油門 使用不當 | 未依規定 速限行駛 | 安全距離 | 駕駛警示 | 車道偏移 |
| 煞車油門 使用不當 | 1.00 | 0.48 | 0.29 | 1.27 | 0.88 |
| 未依規定 速限行駛 | 2.08 | 1.00 | 0.31 | 1.17 | 1.26 |
| 安全距離 | 3.40 | 3.20 | 1.00 | 1.65 | 1.89 |
| 駕駛警示 | 0.79 | 0.86 | 0.61 | 1.00 | 1.03 |
| 車道偏移 | 1.13 | 0.79 | 0.53 | 0.97 | 1.00 |

表 4 煞車油門使用不當之成對比較矩陣

| 構面的成對比較矩陣 | | |
|-----------|------|------|
| | 急加速 | 急減速 |
| 急加速 | 1.00 | 0.48 |
| 急減速 | 2.09 | 1.00 |

表 5 未依規定速限行駛之成對比較矩陣

| 未依規定速限行駛的成對比較矩陣 | | | | |
|-----------------|------|------|------|------|
| | 嚴重低速 | 嚴重超速 | 輕微超速 | 低速行駛 |
| 嚴重 低速 | 1.00 | 0.36 | 1.20 | 3.33 |
| 嚴重 超速 | 2.80 | 1.00 | 5.76 | 5.93 |
| 輕微 超速 | 0.83 | 0.17 | 1.00 | 2.46 |
| 低速 行駛 | 0.30 | 0.17 | 0.41 | 1.00 |

表 6 安全距離之成對比較矩陣

| 安全距離的成對比較矩陣 | | | | |
|--------------------|----------------|----------------|--------------------|--------------------|
| | 前方碰撞 警告(高速) | 前方碰撞 警告(低速) | 未保持安全 距離(0.4 秒) | 未保持安全 距離(1.2 秒) |
| 前方碰撞 警告(高速) | 1.00 | 4.37 | 0.40 | 0.43 |
| 前方碰撞 警告(低速) | 0.23 | 1.00 | 0.28 | 0.30 |
| 未保持安全 距離(0.4 秒) | 2.49 | 3.63 | 1.00 | 1.20 |
| 未保持安全 距離(1.2 秒) | 2.32 | 3.37 | 0.83 | 1.00 |

表 7 駕駛警示之成對比較矩陣

| 駕駛警示的成對比較矩陣 | | |
|-------------|------|------|
| | 瞌睡警示 | 行人警示 |
| 瞌睡警示 | 1.00 | 1.25 |
| 行人警示 | 0.79 | 1.00 |

表 8 車道偏移之成對比較矩陣

| 車道偏移的成對比較矩陣 | | | | |
|---------------|---------------|---------------|------------|------------|
| | 車道偏移 警告(右) | 車道偏移 警告(左) | 中度車道 偏移 | 嚴重車道 偏移 |
| 車道偏移 警告(右) | 1.00 | 1.33 | 0.47 | 0.26 |
| 車道偏移 警告(左) | 0.74 | 1.00 | 0.42 | 0.25 |
| 中度車道 偏移 | 2.09 | 2.33 | 1.00 | 0.20 |
| 嚴重車道 偏移 | 3.73 | 3.96 | 4.88 | 1.00 |

二、成對比較矩陣標準化

為了求取各層級要素權重，先將以建立的成對比較矩陣中各元素標準化，再將標準化後的數值除以項數 n，以計算各層級要素權重，有關權重計算如式 3 所示。

$$Wi = \frac{Mi}{\sum_{i=1}^n Mi} \times \frac{1}{n} \quad \text{式 3}$$

Wi = 各構面和各準則之權重

Mi = 各構面和各準則之幾何平均數

表 9 構面的成對比較矩陣標準化

| 構面的成對比較矩陣標準化 | | | | | |
|--------------|--------------|--------------|----------|----------|----------|
| | 煞車油門 使用不當 | 未依規定 速限行駛 | 安全 距離 | 駕駛 警示 | 車道 偏移 |
| 煞車油門 使用不當 | 0.12 | 0.08 | 0.11 | 0.21 | 0.15 |
| 未依規定 速限行駛 | 0.25 | 0.16 | 0.11 | 0.19 | 0.21 |
| 安全距離 | 0.40 | 0.51 | 0.36 | 0.27 | 0.31 |
| 駕駛警示 | 0.09 | 0.14 | 0.22 | 0.16 | 0.17 |
| 車道偏移 | 0.14 | 0.13 | 0.19 | 0.16 | 0.17 |

表 10 煞車油門使用不當的成對比較矩陣標準化

| 煞車油門使用不當的成對比較矩陣標準化 | | |
|--------------------|------------|------------|
| | 急加速 | 急減速 |
| 急加速 | 0.32331930 | 0.32331930 |
| 急減速 | 0.67668070 | 0.67668070 |

表 11 未依規定速限行駛的成對比較矩陣標準化

| 未依規定速限行駛的成對比較矩陣標準化 | | | | |
|--------------------|------|------|------|------|
| | 嚴重低速 | 嚴重超速 | 輕微超速 | 低速行駛 |
| 嚴重低速 | 0.20 | 0.21 | 0.14 | 0.26 |
| 嚴重超速 | 0.57 | 0.59 | 0.69 | 0.47 |
| 輕微超速 | 0.17 | 0.10 | 0.12 | 0.19 |
| 低速行駛 | 0.06 | 0.10 | 0.05 | 0.08 |

表 12 安全距離的成對比較矩陣標準化

| 安全距離的成對比較矩陣標準化 | | | | |
|--------------------|----------------|----------------|--------------------|--------------------|
| | 前方碰撞 警告(高速) | 前方碰撞 警告(低速) | 未保持安全 距離(0.4 秒) | 未保持安全距 離(1.2 秒) |
| 前方碰撞 警告(高速) | 0.17 | 0.35 | 0.16 | 0.15 |
| 前方碰撞 警告(低速) | 0.04 | 0.08 | 0.11 | 0.10 |
| 未保持安全 距離(0.4 秒) | 0.41 | 0.29 | 0.40 | 0.41 |
| 未保持安全 距離(1.2 秒) | 0.38 | 0.27 | 0.33 | 0.34 |

表 13 駕駛警示的成對比較矩陣標準化

| 駕駛警示的成對比較矩陣標準化 | | |
|----------------|------|------|
| | 瞌睡警示 | 行人警示 |
| 瞌睡警示 | 0.56 | 0.56 |
| 行人警示 | 0.44 | 0.44 |

表 14 車道偏移的成對比較矩陣標準化

| 車道偏移的成對比較矩陣標準化 | | | | |
|----------------|---------------|---------------|------------|------------|
| | 車道偏移 警告(右) | 車道偏移 警告(左) | 中度車道 偏移 | 嚴重車道 偏移 |
| 車道偏移 警告(右) | 0.13 | 0.15 | 0.07 | 0.16 |
| 車道偏移 警告(左) | 0.10 | 0.12 | 0.06 | 0.15 |
| 中度車道 偏移 | 0.28 | 0.27 | 0.15 | 0.12 |
| 嚴重車道 偏移 | 0.49 | 0.46 | 0.72 | 0.58 |

三、最大特徵根 λ

根據特徵根解法找出最大特徵根，即表示層級中各要素間之優先順序，優先順序即表示各要素間之相對重要程度，如式 4 所示。

$$\lambda_{max} = \sum_{i=1}^n \frac{AW_i}{nW_i} \quad \text{式 4}$$

λ_{max} = 最大特徵根

A = 成對比較矩陣

W_i = 各構面和各準則之權重

四、一致性檢定

在進行成對比較時，由於填答的結果會直接影響權重是否具有參考性，因此需要一致性指標(Consistency Index,C.I.)來做一致性檢定，即式 5 所示。

$$C.I. = \frac{(\lambda_{max} - n)}{(n-1)}, \quad \lambda_{max} \neq 0, \quad n \text{ 為項數個數} \quad \text{式 5}$$

C.I.=0 代表問卷回收的結果完全一致性，而 C.I.>0.1 代表問卷填答的結果較不具參考價值，C.I.≤0.1 為可接受之誤差範圍。

如表 2 重要度評估尺度所示，由評估尺度所產生的成對比較矩陣，在不同的矩陣階數中，會產生不同的一致性指標(Consistency Index,C.I.)，即稱為隨機指標(Ramdon Index ;R.I.)。

隨機指標(Ramdon Index ;R.I.)是依據成對比較矩陣階數的不同，產生不同的 R.I.值，R.I.值的查表如圖 6 所示。

| 階數 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| R.I. | 0.00 | 0.00 | 0.58 | 0.90 | 1.12 | 1.24 | 1.32 | 1.41 | 1.45 | 1.49 |

資料來源：Saaty (1990). Decision Making For Leaders. P.84.

圖 6 隨機指標

矩陣在相同的階數下，一致性指標和一致性比率相除，稱為一致性比率(Consistency Ratio ; C.R.)。即式 6 所示。

$$C.R. = \frac{C.I.}{R.I.} \quad \text{式 6}$$

若 C.R.值 ≤ 0.1 時，則矩陣的一致性程度令人信服。若 C.R.值 ≥ 0.1 時，即代表問卷結果較不具參考價值，則必須再次訪問問卷填答者。

➤ 階段三：整體層級權重的計算

在經過專家問卷的設計和調查後，將收集到的問卷資料量化並經過幾何平均數後，將其建立為成對比較矩陣，並將成對比較矩陣內各要素標準化後計算出各構面和各準則之權重，爾後透過一致性檢定確定回收之多份問卷和計算之權重具有參考價值，並將構面和準則之權重相乘後得到最後整體層級的權重，如式 7 所示。

$$\text{構面 } W_i \times \text{準則 } W_i = \text{整體層級 } W_i \quad \text{式 7}$$

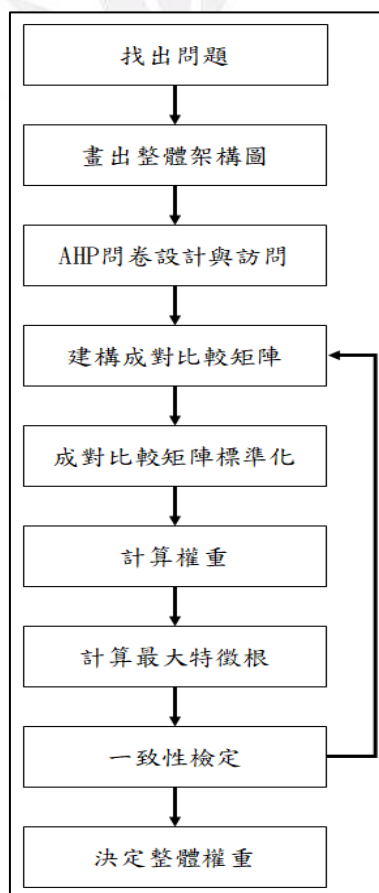


圖 7 層級分析法(AHP)操作步驟

4.2.2 問卷回收結果

本研究將 11 份專家問卷回收後，進行權重計算和一致性檢定，以下表 15 到表 20 為一致性檢定結果。

表 15 構面之一致性檢定結果

| 一致性檢定結果 | | | | |
|-----------------|-------|-------|-------|---------|
| λ_{max} | C.I.值 | R.I.值 | C.R.值 | 一致性檢定成果 |
| 5.155 | 0.039 | 1.11 | 0.03 | 通過 |

表 16 煞車油門使用不當之一致性檢定結果

| 一致性檢定結果 | | | | |
|-----------------|-------|-------|-------|---------|
| λ_{max} | C.I.值 | R.I.值 | C.R.值 | 一致性檢定成果 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 通過 |

表 17 未依規定速限行駛之一致性檢定結果

| 一致性檢定結果 | | | | |
|-----------------|-------|-------|-------|---------|
| λ_{max} | C.I.值 | R.I.值 | C.R.值 | 一致性檢定成果 |
| 4.081 | 0.027 | 0.882 | 0.03 | 通過 |

表 18 安全距離之一致性檢定結果

| 一致性檢定結果 | | | | |
|-----------------|-------|-------|-------|---------|
| λ_{max} | C.I.值 | R.I.值 | C.R.值 | 一致性檢定成果 |
| 4.156 | 0.051 | 0.882 | 0.059 | 通過 |

表 19 駕駛警示之一致性檢定結果

| 一致性檢定結果 | | | | |
|-----------------|-------|-------|-------|---------|
| λ_{max} | C.I.值 | R.I.值 | C.R.值 | 一致性檢定成果 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 通過 |

表 20 車道偏移之一致性檢定結果

| 一致性檢定結果 | | | | |
|-----------------|-------|-------|-------|---------|
| λ_{max} | C.I.值 | R.I.值 | C.R.值 | 一致性檢定成果 |
| 4.141 | 0.047 | 0.882 | 0.053 | 通過 |

以下圖 8 為各構面和各準則之權重和整體層級權重：

| 構面 | 權重 | 準則 | 權重 | 整體層級權重 |
|----------|-------|---------------|-------|--------|
| 煞車油門使用不當 | 0.132 | 急加速 | 0.323 | 0.043 |
| | | 急減速 | 0.677 | 0.089 |
| 未依規定速限行駛 | 0.184 | 嚴重低速 | 0.205 | 0.038 |
| | | 嚴重超速 | 0.578 | 0.106 |
| | | 輕微超速 | 0.146 | 0.027 |
| | | 低速行駛 | 0.072 | 0.013 |
| 安全距離 | 0.372 | 前方碰撞警告(高速) | 0.206 | 0.077 |
| | | 前方碰撞警告(低速) | 0.082 | 0.031 |
| | | 未保持安全距離(0.4秒) | 0.379 | 0.141 |
| | | 未保持安全距離(1.2秒) | 0.332 | 0.124 |
| 駕駛警示 | 0.157 | 瞌睡警示 | 0.557 | 0.087 |
| | | 行人警示 | 0.443 | 0.069 |
| 車道偏移 | 0.156 | 車道偏移警告(右) | 0.128 | 0.020 |
| | | 車道偏移警告(左) | 0.106 | 0.017 |
| | | 中度車道偏移 | 0.203 | 0.032 |
| | | 嚴重車道偏移 | 0.563 | 0.088 |

圖 8 構面及準則之權重和整體權重

4.3 資料整理與分析

本研究使用 A 客運公司之 ADAS 車機所紀錄資料，於民國 111 年 10 月便開始著手取得資料，途中一度遭遇檔案損毀、無法取得開啟資料的應用程式等窘境，於 11 月底順利使用 SQL Service 將資料讀取出來，資料內容包括於 2022 年 4 月份所記錄的檔案大小 47.3 GB 的資料，其中有 9 個主要用於分析的資料表如表 21 所示，其中最大的資料表 gps_log 包括有 247,355,064 筆駕駛資料。

表 21 九大資料表名稱及用途

| 資料表名稱 | 用途 |
|-------------|-----------------------------------|
| event_log | 記錄合併後的異常事件、對應的影像路徑 |
| event_log_a | 記錄異常事件原始紀錄 |
| gps_log | 記錄 a 車機傳回之 gps 經緯度和車速及轉向角(每秒) |
| gps_log_a | 記錄 a 車機傳回之 gps 經緯度和車速及轉向角(每 20 秒) |
| gps_log_A1 | 記錄公路總局傳回之 gps 經緯度和車速及轉向角 |
| gps_log_A2 | 記錄公路總局車輛行駛的路線及站點到離站資訊 |
| gps_log_b | 記錄 b 車機傳回之 gps 經緯度和車速及轉向角 |
| gps_log_b2 | 記錄 b 車輛行駛的路線及站點到離站資訊 |
| signal_log | 記錄每秒車速、車燈訊號資訊 |

在 event_log 與 gps_log 這兩個資料表中，去除無法辨識的駕駛員資料後，本研究整理出 278 位駕駛員在對應的資料表中所記錄的警示事件，警示事件如表 22，在經詢問 A 客運公司之後，取得各警示事件代號之中文解釋，如表 23 所示，同時本研究根據駕駛員所發生的警示事件建立起查詢矩陣如圖 9，共列出 278 位駕駛員*16 種警示事件之矩陣，以便後續的資料計算。

表 22 警示事件統計表

| event_id | 次數 | event_id | 次數 | event_id | 次數 |
|----------|--------|----------|------|----------|----|
| SDW_1.2 | 505513 | EDSP | 2489 | LSP | 73 |
| SDW_0.4 | 100687 | SLDW | 2081 | MLDW | 59 |
| FCWL | 63944 | LOSP | 1765 | SOSP | 17 |
| LDWL | 9705 | NODOFF | 149 | LLSP | 2 |
| FCWH | 8432 | PCW | 774 | | |
| LDWR | 7098 | EISP | 182 | | |

表 23 各警示事件代號與中文解釋對照表

| 代號 | 說明 |
|--------|---|
| EISP | 急加速，時速大於 60km/h，且每秒加速>6km/h |
| EDSP | 急減速，時速時大於 60km/h，且每秒降速度>6km/h |
| LLSP | 嚴重低速行駛，時速>=60km/h 且<90km/h，偵測前方無車且持續 40 秒 |
| SOSP | 嚴重超速，時速>=該路段速限+10km/h |
| LOSP | 輕微超速，時速>=該路段速限且<該路段速限+10 |
| LSP | 低速行駛，時速>=90km/h 且<100km/h，偵測前方無車且持續 40 秒 |
| FCWH | 高速前車碰撞，時速 40 公里以上，碰撞前 3 秒 |
| FCWL | 低速前車碰撞，時速 40 公里以下，碰撞前 3 秒 |
| SDW0.4 | 未保持安全距離，與前方車輛保持安全距離低於 0.4 秒 |
| SDW1.2 | 未保持安全距離，與前方車輛保持安全距離低於 1.2 秒 |
| NODOFF | 瞌睡事件 |
| PCW | 行人警示，行人防撞警示系統 |
| LDWR | 右側車道偏離警示，車輛向右偏離車道 |
| LDWL | 左側車道偏離警示，車輛向左偏離車道 |
| MLDW | 中度車道偏移，600 秒內發生 3 次左/右車道偏移 |
| SLDW | 嚴重車道偏移，300 秒內發生 2 次左/右車道偏移 |

| employm_id | SDW_1.2 | SDW_0.4 | FCWL | ACC_ON | LDWL | FCWH | LDWR | EDSP | SLDW | VLOS4 | VLOS2 | LOSP | VLOS6 | EBRK | VLOS3 | PCW | VLOS1 | ALOS | VLOS5 | SYS_ERR | ESP | MLOS | LSP | MLDW |
|------------|---------|---------|------|--------|------|------|------|------|------|-------|-------|------|-------|------|-------|-----|-------|------|-------|---------|-----|------|-----|------|
| 1 0910019 | 1698 | 177 | 288 | 33 | 40 | 14 | 27 | 7 | 9 | 0 | 0 | 21 | 2 | 2 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 0910018 | 3000 | 843 | 280 | 64 | 34 | 78 | 83 | 16 | 25 | 0 | 79 | 0 | 0 | 6 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 11 | 0 | 5 | 0 | 3 |
| 3 0910059 | 848 | 112 | 110 | 80 | 46 | 9 | 28 | 5 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 6 | 4 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 4 0940101 | 2144 | 398 | 397 | 30 | 152 | 27 | 73 | 14 | 38 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 5 1010101 | 2831 | 992 | 859 | 38 | 23 | 60 | 11 | 4 | 1 | 0 | 0 | 33 | 0 | 2 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 6 1010241 | 1624 | 400 | 319 | 42 | 15 | 22 | 6 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 7 1020022 | 1021 | 319 | 120 | 46 | 60 | 24 | 59 | 40 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 8 1030018 | 2553 | 338 | 840 | 31 | 43 | 43 | 24 | 8 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 9 1030043 | 1610 | 239 | 183 | 52 | 13 | 17 | 9 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 10 1030045 | 2483 | 480 | 121 | 2 | 115 | 51 | 31 | 10 | 10 | 0 | 1 | 0 | 0 | 20 | 1 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 |
| 11 1030062 | 1388 | 386 | 169 | 60 | 13 | 34 | 32 | 7 | 6 | 0 | 0 | 4 | 97 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 12 1030076 | 2666 | 377 | 73 | 70 | 9 | 36 | 5 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 13 1031011 | 1489 | 153 | 105 | 36 | 44 | 20 | 41 | 6 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 8 | 0 | 0 |
| 14 1040010 | 3421 | 833 | 402 | 30 | 46 | 71 | 29 | 16 | 2 | 0 | 0 | 77 | 0 | 11 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 15 1040019 | 259 | 70 | 127 | 19 | 3 | 4 | 2 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 16 1051028 | 721 | 115 | 84 | 79 | 15 | 10 | 24 | 25 | 2 | 0 | 20 | 0 | 0 | 5 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 3 | 0 |
| 17 1060015 | 941 | 170 | 72 | 14 | 12 | 16 | 9 | 43 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| 18 1070010 | 819 | 87 | 16 | 42 | 10 | 5 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 6 | 27 | 0 | 1 | 0 |
| 19 1080004 | 1304 | 135 | 93 | 28 | 50 | 23 | 31 | 4 | 9 | 15 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 20 1080014 | 381 | 65 | 84 | 38 | 8 | 11 | 5 | 3 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 45 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 21 1081009 | 2024 | 328 | 57 | 77 | 59 | 38 | 34 | 17 | 9 | 0 | 0 | 1 | 0 | 6 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| 22 1090007 | 1591 | 377 | 265 | 74 | 4 | 9 | 4 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 23 1090005 | 2064 | 422 | 209 | 23 | 7 | 35 | 34 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 24 1091009 | 2036 | 944 | 263 | 46 | 35 | 102 | 17 | 7 | 2 | 0 | 0 | 6 | 0 | 2 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 25 1100003 | 1083 | 399 | 294 | 53 | 43 | 58 | 54 | 15 | 10 | 0 | 0 | 4 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 26 1101007 | 2212 | 224 | 197 | 61 | 6 | 29 | 11 | 10 | 1 | 32 | 0 | 15 | 0 | 6 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 27 1101208 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 28 1110102 | 1219 | 188 | 121 | 46 | 19 | 19 | 25 | 5 | 3 | 20 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 2 | 0 |

圖 9 駕駛警示事件查詢矩陣

根據圖 9 的查詢結果可以針對警示事件數整理出駕駛行為特性分析表，而整理出的結果如表 24，在表 24 的分析結果中可以發現到平均每位駕駛最容易被警示的事件排名前四都是有關於未保持安全距離方面的警示，未保持安全距離對於行車安全是一個重要的考量因素，而造成未保持安全距離警示事件的因素有包括跟車距離過近、前方車輛不當煞車、前方車輛變換車道不當等，在這些因素中部份因素不是因駕駛人的個人行為所造成，會因許多外部因素造成駕駛員被警示，因此未保持安全距離的警示也較其他警示事件更容易被觸發。

表 24 駕駛警示事件數分析表

| 警示事件 | 駕駛人數 | 最小值 | 最大值 | 平均數 | 標準差 |
|---------|------|-----|------|---------|--------|
| SDW_1.2 | 278 | 0 | 4685 | 1818.39 | 889.52 |
| SDW_0.4 | 278 | 0 | 1925 | 362.18 | 263.02 |
| FCWL | 278 | 0 | 1523 | 230.01 | 228.87 |
| LDWL | 278 | 0 | 249 | 34.91 | 36.61 |
| FCWH | 278 | 0 | 141 | 30.33 | 25.31 |
| LDWR | 278 | 0 | 24 | 25.53 | 25.43 |
| EDSP | 278 | 0 | 52 | 8.95 | 9.05 |
| SLDW | 278 | 0 | 96 | 7.49 | 13.34 |
| LOSP | 278 | 0 | 249 | 6.35 | 24.90 |
| EBRK | 278 | 0 | 53 | 4.37 | 5.88 |
| PCW | 278 | 0 | 18 | 2.78 | 2.50 |
| EISP | 278 | 0 | 33 | 0.65 | 3.08 |
| NODOFF | 278 | 0 | 69 | 0.54 | 4.31 |
| LSP | 278 | 0 | 5 | 0.26 | 0.72 |
| MLDW | 278 | 0 | 5 | 0.21 | 0.64 |
| SOSP | 278 | 0 | 9 | 0.06 | 0.63 |
| LLSP | 278 | 0 | 2 | 0.01 | 0.12 |

4.4 駕駛時長

員工駕駛的時長是否會影響到員工在整個警示次數上的表現為本研究所探討的一項要點，在許多相關的研究中主要在於研究駕駛的總風險值，在本研究中將不同駕駛間的駕駛時長一並考量進駕駛風險中，以求得該駕駛的實際駕駛風險值。

為了進行員工駕駛時長的分析，首先需要確定能夠獲取最貼近實際情況的員工駕駛時長資料的資料表。因此，在本研究中選擇了名為"gps_log"的資料表。表 25 列出該資料表的欄位說明。其中，欄位"data_time"以秒為單位記錄 GPS 資料的時間，可以最精細地記錄駕駛行為和當下的速度。

根據"data_time"的資料格式（以毫秒為單位），需要使用 SQL Server 中的"convert"語法將日期/時間轉換為不同的格式。在本研究中，使用"convert"語法將"data_time"從毫秒格式轉換為分鐘格式，並將同一分鐘內的資料視為一筆資料，即該分鐘內有駕駛行為產生，因此可視為駕駛時長一分鐘，並以此類推計算出當月駕駛時長總分鐘數。

而之所以不直接將"data_time"轉換成小時格式，是因在研究過程中發現在轉換為小時格式，並將同小時的結果視作該小時有駕駛行為時，會出現下列情形，假設當一駕駛在 12:59 分至 14:01 分有駕駛行為時，若是以小時格式去做計算，則結果會顯示該駕駛的駕駛時長為 3 個小時，這顯然與實際情況並不符合，所以為了能盡可能精確的反應出該駕駛的駕駛時長，因此本研究選用分鐘數進行計算。最後基於駕駛時長的計算，本研究以"employee_id"欄位區分不同駕駛，因實務上駕駛時長常用小時為單位進行表示，因此在研究中將上述得出的駕駛時長總分鐘數，透過 1 小時等於 60 分鐘之換算轉換為小時，得出當月的駕駛時間總時長，如圖 10 所示。

表 25 gps_log 資料表內常用欄位說明

| 欄位名稱 | 說明 |
|-------------|-------------------------|
| employee_id | 班表對應之駕駛員工代碼，共紀錄 278 位員工 |
| speed | 車機傳回的速度 |
| data_time | GPS 資料時間 |
| event_id | 車機傳回之異常事件代碼 |

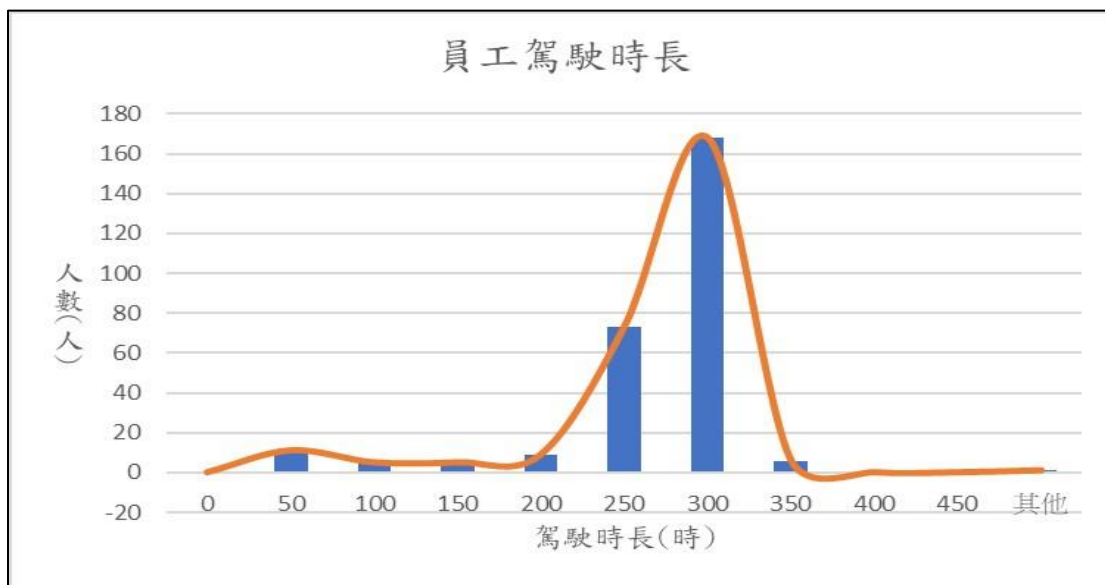


圖 10 員工駕駛時長分布圖

4.5 駕駛風險值

魏健宏等人(2018)將駕駛風險總值之計算定義為，將駕駛員不同偏差駕駛行為為風險值進行加總，以衡量整體駕駛風險性，風險值總和愈小表示整體駕駛風險較低，風險總值愈大者則代表駕駛員之駕駛風險性愈高，計算方式如式 8。

$$R_i = \sum_{j=1}^n r_i^j \quad \text{式 8}$$

R_i = 駕駛員 i 風險總值；

r_i^j = 駕駛員 i 駕駛行為 j 風險值。

在本研究中依據每位員工所發生的警示事件的總次數以及單獨警示事件發生的次數做統計後，因考慮到各項警示事件的所代表的嚴重性會有所不同，在詢問過專家、學者後，認為應當將各項警示事件的嚴重性分別考慮，因此需要分別就各個事件權重做訂定，另外還建議可以將駕駛時長也納入變數考量，考慮進不同駕駛的駕駛時長其造成影響，故本研究將駕駛時長納入模式建構中，探討駕駛人的駕駛時長中是否會對其警示事件的發生次數產生影響，並在考慮事件的權重與時長所帶來影響下，將公式歸納為式 9。

$$R_i^j = \frac{\sum f_i^j \times w_j}{T_i} \quad \text{式 9}$$

R_i^j = 駕駛員 i 駕駛行為 j 風險值

f_i^j = 駕駛員 i 駕駛行為 j 次數

w_j = 駕駛行為 j 權重

T_i = 駕駛員 i 駕駛時長

在經過上述的內容所求得的駕駛員 i 駕駛行為 j 次數、駕駛行為 j 權重和駕駛員 i 駕駛時長資料套用進式 9 中並求出結果後，整理出表 26。

表 26 駕駛人之駕駛風險值

| 駕駛人數 | 最小值 | 最大值 | 平均數 | 標準差 |
|------|------|------|------|------|
| 278 | 0.00 | 2.95 | 1.18 | 0.56 |

4.5 風險分級

風險分級在評估駕駛員風險是一種常見的方法，可以根據駕駛員的行為、技能和其他相關因素對駕駛員進行分類和評估，這種分級系統可以幫助識別高風險駕駛員，從而採取相應的措施以降低道路事故的風險。(Naito,A. 等人, 2009, Page. 108-112.)

將駕駛員根據其煞車行為評估其風險性，按其積分由低至高將駕駛員劃分為 A 至 E 五個等級，A 級代表較安全駕駛員，反之 E 級則為駕駛危險性最高者，在本研究中為了方便統整所用的分群結果，因此使用在 K-means 分群中所計算得出的分群數 4 作為以下幾種分群模式的分群數基準，並將這四群依其駕駛評分劃為 A 到 D 四個等級，並將劃分結果參考上述 Naito 等人的研究，A 級代表駕駛風險較低之駕駛員，反之 D 級則為駕駛風險最高者。

1. 固定級距分群

固定級距分群是一種在實務上常見的分群方法，透過選定的分群數將數據的最大值與最小值間分為按照分群數進行等間距的切分，將數據範圍劃分為一系列不重疊的區間，最後將數據點根據其值分配到相應的級距中，該方法的優點是易於理解和應用，可以將連續變數轉換為有序的類別變數，從而方便進行進一步的分析和解釋。

然而固定級距分群假設數據是均勻分佈的，但實際數據可能具有不均勻的分佈，在不均勻分佈的情況下，固定級距分群可能導致不同級距中的數據點數量差異很大，無法有效地反映數據分佈的特徵，在本研究中使用固定級距分群的結果如表 27。

表 27 本研究使用固定級距分群法之結果

| 分群 | 組下界 | 組上界 | 人數 | 分險值 |
|----|------|------|----------|-----|
| 0 | 0 | 0.74 | 60(22%) | A |
| 1 | 0.75 | 1.47 | 146(52%) | B |
| 2 | 1.48 | 2.21 | 56(20%) | C |
| 3 | 2.22 | 2.95 | 16(6%) | D |

2. K-means 分群

K 均值 (K-means) 分群法是一種常用的非監督式學習演算法，用於將資料點劃分成不同的群組，K 均值算法的核心思想是通過迭代過程將資料點劃分成 K 個不重疊的群組，使得每個資料點與所屬群組的聚類中心之間的距離最小化。算法的基本步驟包括初始化聚類中心、分配資料點到最近的聚類中心、更新聚類中心，及迭代過程直到收斂。通過這些步驟，K 均值算法能夠有效劃分資料點，形成具有內部相似性和外部區別性的群組。

其執行步驟如下列所示：

步驟 1：初始化 K 個中心點，可隨機選擇數據集中的 K 個點作為中心點。

步驟 2：對於每個數據點，計算其與每個中心點的距離，並將該數據點劃分到距離最近的中心點所對應的群集中。

步驟 3：更新每個群集的中心點，計算該群集中所有數據點的平均值，將該平均值作為新的中心點。

步驟 4：重複執行步驟 2 和步驟 3，直到中心點不再改變或達到事先設定的停止條件。

在進行 K-means 分群法的第一步為確定分群的數量即 k 值，為了確定最佳的 K 值，有以下幾種方法，肘部法 (Elbow Method) 是一種常見的 K 值選擇方法，該方法基於群內平方和誤差 (SSE) 隨著 K 值的增加而下降的趨勢，我們可以繪製 K 值，與對應的 SSE 值之間的折線圖。通常，隨著 K 值的增加，SSE 會急劇下降，但隨後的下降速度會減緩。肘部法的核心概念是選擇 K 值導致 SSE 下降速度明顯減緩的"肘部"位置，該位置通常被視為最佳的 K 值。輪廓係數法 (Silhouette Coefficient) 是另一種評估 K 值的方法，該方法考慮了數據點與其所在群集以及與其他群集之間的距離。對於每個數據點，我們計算其輪廓係數，該係數反映了數據點在其所在群集中的緊密度和與其他群集的區分度。輪廓係數的範圍是[-1, 1]，值越接近 1 表示數據點與其所在群集越相似，值越接近-1 表示數據點與其他群集越相似。我們可以計算所有數據點的平均輪廓係數，並選擇最大值對應的 K 值作為最佳 K 值。

在本研究中參考了林端安(2020)的 python 程式，如圖 11 繪製出基於肘部法 (Elbow Method) 所得出的 k 值分群距離圖如圖 12，在圖 12 中可以看

到當分群(K)值等於 4 時 SSE 的下降速度出現了明顯減緩的趨勢，此時即可將 k 值為 4 時定義為其最佳分群數。

```
# 數據標準化
z_scaler = preprocessing.StandardScaler()
data_z = z_scaler.fit_transform(data)
data_z = pd.DataFrame(data_z)

# 數據歸一化
minmax_scale = preprocessing.MinMaxScaler().fit(data_z)
dataaa = minmax_scale.transform(data_z)
print(pd.DataFrame(dataaa).head())

K = range(1, 11)

meandistortions = []
for k in K:
    kmeans = KMeans(n_clusters=k)
    kmeans.fit(dataaa)
    # 計算各個點分別到k個質心的距離,取最小值作為其到所屬質心的距離,並計算這些點到各自所屬質心距離的平均距離
    meandistortions.append(
        sum(
            np.min(cdist(dataaa, kmeans.cluster_centers_, 'euclidean'), axis=1)
        ) / dataaa.shape[0]
    )
```

圖 11 python 程式碼

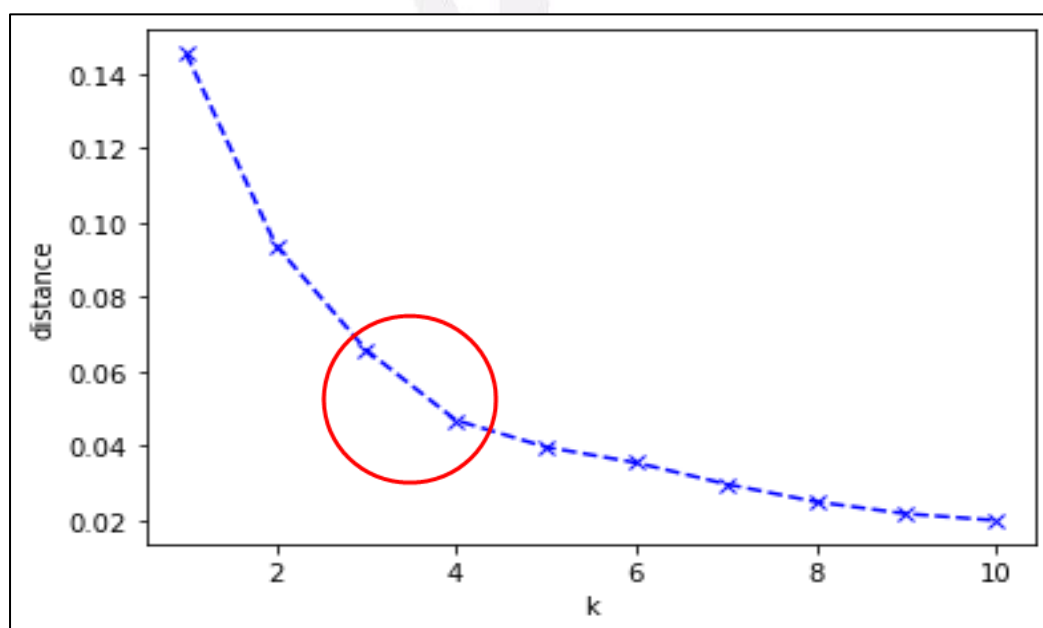


圖 12 k 值分群距離

在有了分群數(k)資訊後，便進行下一步的數據族群分類步驟，在此步驟中，本研究使用 Weka 軟體進行此項步驟，Weka 是一個開源的機器學習和數據挖掘軟體，可以進行各種機器學習任務，其中就包括 K-means 分析。在 Weka 中 K-means 分析使用下列模式進行計算：

- (1) 初始化 K 個群集中心點。
- (2) 對於每個數據點，計算其與每個群集中心點的歐氏距離。歐氏距離的計算公式如式 10

$$d(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \quad \text{式 10}$$

x 和 y 分別表示兩個數據點的特徵向量。

- (3) 將每個數據點劃分到與其最近的群集中心點所對應的群集中。
- (4) 更新每個群集的中心點，計算該群集中所有數據點的平均值作為新中心點。
- (5) 重複執行步驟 2 和步驟 3，直到收斂條件滿足。收斂條件可以是中心點不再改變或達到最大迭代次數。

K-means 分析通過迭代計算，逐漸優化群集中心點和數據點的分配，以達到最小化群內平方和誤差（SSE）的目標。SSE 的計算公式如式 11：

$$SSE = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K (x_i - c_j)^2 \quad \text{式 11}$$

N 表示數據點的總數，K 表示群集的數量。

x_i 是第 i 個數據點。

c_j 是第 j 個群集的中心點。

在 Weka 中以這些公式為基礎實現了 K-means 分析，並提供了在 Weka 軟體中使用 K-means 分析的功能，而本研究將上述 python 得出的分群數 4 輸入進 Weka 中後得出了如圖 13 的分群結果，其中為了滿足收斂條件，在程式中共執行了 19 次上述的所提到的 K-means 分析運算，最終得出執行結果如表 28。

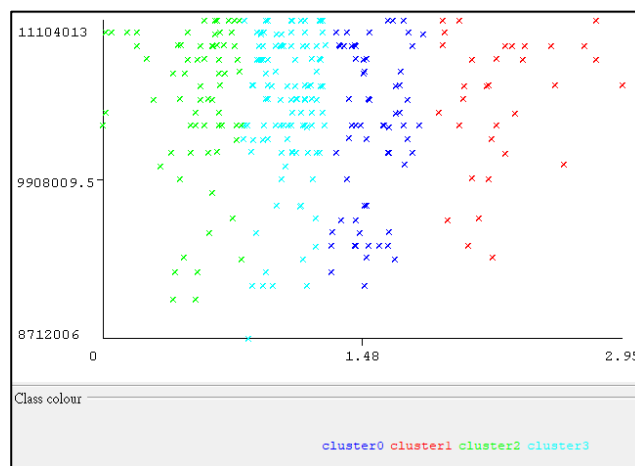


圖 13 Weka 分群結果繪圖(X 軸為風險值、Y 軸為駕駛編號)

表 28 K-means 分群結果

| 分群 | 初始群集中心點(隨機) | 最終群集中心點 | 人數 | 分險值 |
|----|-------------|---------|----------|-----|
| 0 | 0.89 | 1.53 | 63(23%) | C |
| 1 | 0.99 | 2.27 | 33(12%) | D |
| 2 | 0.72 | 0.54 | 71(26%) | A |
| 3 | 0.79 | 1.06 | 111(40%) | B |

將駕駛員的風險值使用固定級距分群和 K-means 分群這兩種分群方法進行分群後，將二者進行比較得出如表 29 的結果，在風險值較低之分群兩者的分群差異並不算大，而在高風險駕駛之分群兩者就開始出現較為明顯的差異，在固定級距分群中對於高風險駕駛的界定之標準較為寬鬆，而使用 K-means 分群做出的分群結果對於高風險駕駛的界定之標準較為嚴謹，客運公司可依自身需求選擇適當的分群方法，進行駕駛風險之界定。

表 29 固定級距分群與 K-means 分群結果

| 風險值 | 人數(固定級距分群) | 最小值 | 最大值 | 人數(K-means 分群) | 最小值 | 最大值 |
|-----|------------|------|------|----------------|------|------|
| A | 60(22%) | 0 | 0.74 | 71(26%) | 0 | 0.79 |
| B | 146(52%) | 0.75 | 1.47 | 111(40%) | 0.8 | 1.27 |
| C | 56(20%) | 1.48 | 2.21 | 63(23%) | 1.3 | 1.82 |
| D | 16(6%) | 2.22 | 2.95 | 33(12%) | 1.91 | 2.95 |

在此本研究決定採用由 K-means 分群法計算後所得之結果，如表 28，為了驗證其算出的結果是否符合客運公司內之實際狀況，因此本研究設計了一份驗證表單，交由 A 客運公司的管理者填答，分別針對分群結果中，最安全及最不安全的 10 名駕駛做驗證，驗證結果如圖 14 所示，可以看到結果，贊同率皆有超過五成以上，可知本研究結成果具有一定的可信度、且還算符合現實，可套用至日常管理中。

| employee_id | 員工評分 | 贊同 | 不贊同 |
|-------------|------|----|-----|
| 10610013 | 2.95 | ○ | |
| 10808012 | 2.81 | ○ | |
| 11101001 | 2.81 | | X |
| 10902014 | 2.74 | | X |
| 10011016 | 2.62 | ○ | |
| 10610028 | 2.57 | | X |
| 10908003 | 2.55 | ○ | |
| 10905001 | 2.40 | ○ | |
| 10806003 | 2.39 | | X |
| 10402010 | 2.34 | ○ | |
| 10311009 | 0.00 | ○ | |
| 11004007 | 0.02 | ○ | |
| 10412022 | 0.02 | ○ | |
| 11006001 | 0.05 | ○ | |
| 11012008 | 0.14 | ○ | |
| 11004025 | 0.20 | ○ | |
| 10908008 | 0.20 | | X |
| 10811003 | 0.25 | | X |
| 10505014 | 0.29 | | X |
| 10003004 | 0.33 | ○ | |

圖 14 駕駛員分群驗證結果

第五章 駕駛風險之應用與成果

本次研究主要探討大客車駕駛風險，於前一小節已詳細說明本研究的風險評估方式及評估結果，而在此小節我們將既有的駕駛資料，包含警示事件發生次數、駕駛時長、事件發生經緯度等，結合前小節所得出的警示事件權重、駕駛所得權重及得分，利用 Microsoft Power BI 將資料視覺化，利用其多種視覺效果，將資料透過圖表進行比較與呈現，實現本研究一開始的研究目的，設計出一套能夠查詢駕駛風險與評分的查詢頁面，進而評估其駕駛表現，是否為危險駕駛，幫助客運公司管理自身駕駛員。

本研究利用 Power BI 所設計的查詢頁面共分成三種查詢方式，如圖 14 所示，以下將以管理者的角度設計情境，設想管理者若要操作此頁面進行駕駛員風險評估時，會想看到那些內容，以符合本研究之研究目的。

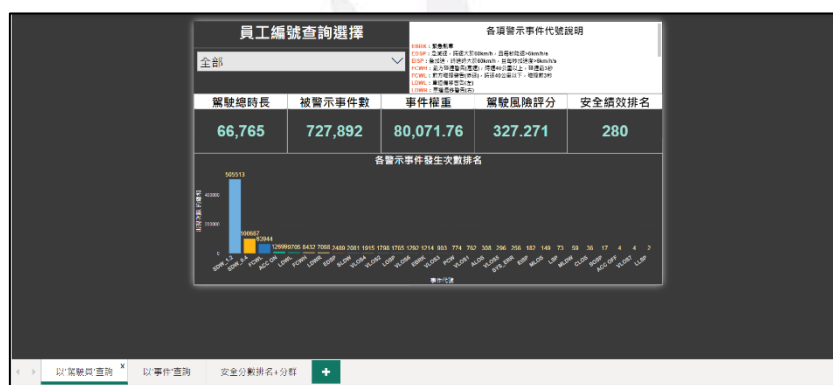


圖 15 Power BI 查詢頁面總覽

- 情境一，管理者欲查看個別駕駛員該月駕駛狀況
針對該項情境，可利用查詢頁面第一頁，圖 15。



圖 16 Power BI 查詢頁面第一頁

先利用交叉分析篩選器選取個別駕駛員進行查詢，在此以「8712006」駕駛作為示範，如圖 16，選取後資訊欄的部分會呈現五種關於該駕駛當月的駕駛資料，如圖 17，分別為駕駛總時長、被警示事件數、事件權重、駕駛風險評分及安全績效排名。其中駕駛風險評分越高代表該駕駛風險越大，同時排名也會較為落後。



| 駕駛總時長 | 被警示事件數 | 事件權重 | 駕駛風險評分 | 安全績效排名 |
|-------|--------|--------|--------|--------|
| 171 | 1,283 | 140.62 | 0.829 | 77 |

圖 17 交叉分析篩選器

圖 18 駕駛當月駕駛情況資訊欄

同時，在下方的堆疊直條圖會呈現該駕駛在當月發生的警示事件次數排名，如圖 18，一目了然該駕駛發生最多次的警示事件為何，同時參考頁面右上角的警示事件代號對照表，圖 19，可看到該駕駛在當月發生最多次的是警示事件為 SDW_1.2，即未保安全距離(1.2 秒)，與前方車輛保持安全距離低於 1.2 秒；其次是 SDW_0.4；第三高是 FCWL，即低速前車碰撞。

然而各項事件發生的多寡並沒有和駕駛風險評分有直接關係，仍需將各事件的發生次數乘上前一小節所述的各事件權重，得出駕駛的總權重後，再和其他駕駛作比較方可得出排名。



圖 19 該駕駛警示事件發生次數排名(堆疊直條圖)

| 各項警示事件代號說明 | |
|---------------|-------------------------------|
| EBRK : | 緊急煞車 |
| EDSP : | 急減速，時速大於60km/h，且每秒降速>6km/h/s |
| EISP : | 急加速，時速大於60km/h，且每秒加速度>6km/h/s |
| FCWH : | 前方碰撞警告(高速)，時速40公里以上，碰撞前3秒 |
| FCWL : | 前方碰撞警告(低速)，時速40公里以下，碰撞前3秒 |
| LDWL : | 車道偏移警告(左) |
| LDWR : | 車道偏移警告(右) |

圖 20 各項警示事件代號說明

- 情境二，管理者欲察看各警示事件發生頻率與次數
針對該項情境，可利用查詢頁面第二頁，如圖 20。



圖 21 Power BI 查詢頁面第二頁

在該頁面當中，同樣也是利用交叉分析篩選器可選擇欲查詢的警示事件，在此以「EBRK 緊急煞車」作為示範，頁面中的長條圖同樣可檢視各警示事件發生次數的排名，而當選取到要查詢的事件時，上方的文字版及長條圖會一同顯示該事件發生的次數，如圖 21。另外可透過一旁的資料表，查看針對該事件發生次數最多的所有駕駛員，圖 22，可看到被警示最多次緊急煞車的駕駛員為 10704005，共被警示 53 次。

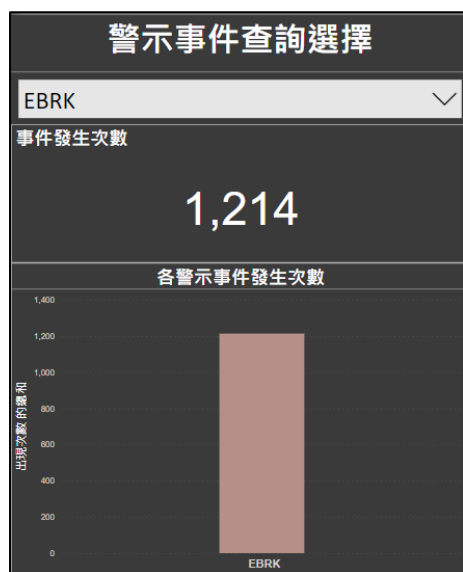


圖 22 警示事件發生次數



圖 23 該事件駕駛發生次數

在頁面的右下角為針對該警示事件的肇事熱點圖，如圖 23，本研究利用原始資料中各事件發生時的經緯度資料，搭配 Power BI 內建的區域分佈圖，可見該事件在哪一路段發生的頻率較高，若將地圖放大，還可見事件發生的詳細位置、經緯度資料，如圖 24。



圖 24 警示事件發生熱點圖



圖 25 警示事件詳細發生位置

- 情境三，管理者欲查看全體駕駛員駕駛風險分數、排名及分類針對該項情境，可利用查詢頁面第三頁，如圖 25。

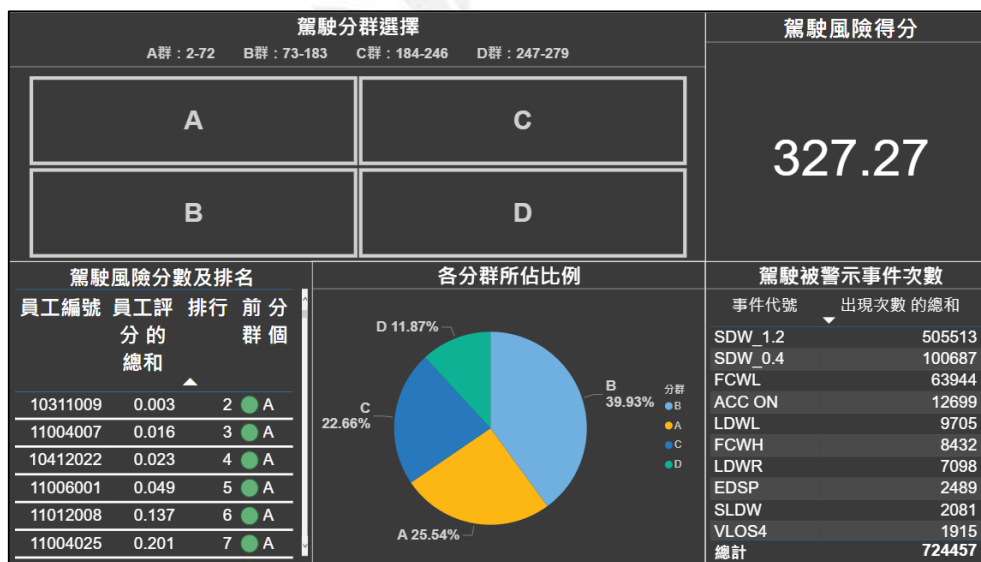


圖 26 Power BI 查詢頁面第三頁

在該頁面中，主要呈現整體駕駛員排名及分群狀況，使用本研究利用 K-means 所產出的駕駛員分群資料，在此所使用的皆為 Excel 匯入的資料，因此面對不同的客運公司，不管是使用 K-means 分群法或是固定級距分群法，只需更改 Excel 檔案內容後再匯入，皆可有效呈現駕駛員排名及分群狀況。

頁面左上角同樣為交叉分析篩選器，其子標題有顯示各分群的排名數，管理者可選擇查看 A-D 群的駕駛員排名狀況，在此以 D 群為示範，可見 D 群的名次範圍為 247 名到 279 名，如圖 26。



圖 27 管理者選擇 D 群查看

點選後可看到左下角的資料表呈現 247 到 279 名的駕駛編號、權重、排名資訊，如圖 27，一旁的圓餅圖，在未選擇任何分群時，可顯示各分群所佔的比例，選取 D 群後則會顯示其所屬顏色及駕駛數量，圖 28。

| 駕駛風險分數及排名 | | | |
|-----------|---------|-----|------|
| 員工編號 | 員工評分的總和 | 排行 | 前分群個 |
| 10408049 | 1.910 | 247 | ✗ D |
| 11103014 | 1.930 | 248 | ✗ D |
| 10912009 | 1.934 | 249 | ✗ D |
| 11011002 | 1.948 | 250 | ✗ D |
| 9601051 | 1.963 | 251 | ✗ D |
| 10304039 | 2.025 | 252 | ✗ D |

圖 28 各群包含的駕駛及排名

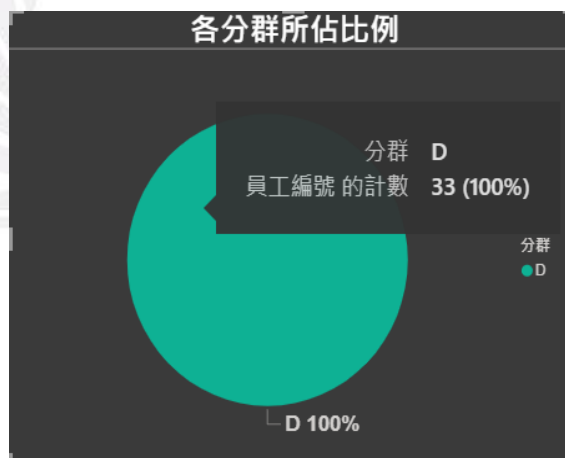


圖 29 各群包含的駕駛數量

然而，可能管理者會有疑問，為什麼群組 D 的人會被歸類在群組 D？他們各自被警示的事件為何？次數多少？發生最多、最危險的警示事件是哪一個？在此頁面的右下角也設有另一資料表(圖 16)，用於查看駕駛的警示資料，管理者只需點選圖 14 中的駕駛編號，在此以 10408049 駕駛作示範，即可在圖 16 的資料表中看到駕駛警示事件資料。

| 事件代號 | 出現次數 的總和 |
|---------|----------|
| SDW_1.2 | 2590 |
| FCWL | 866 |
| SDW_0.4 | 732 |
| FCWH | 100 |
| ACC ON | 43 |
| LDWR | 27 |
| LDWL | 8 |
| EBRK | 6 |
| EDSP | 5 |
| PCW | 3 |
| 總計 | 4382 |

圖 30 駕駛各警示事件發生次數



第六章 結論

風險評估為駕駛管理系統之核心，有效的風險評估模式能幫助客運業者找出風險之所在，讓交通安全能得到有效的改善，在本研究中以事前預防的方式，從駕駛員的日常駕駛情況去進行風險評估，而在評定一個駕駛員的優劣時，只單純看駕駛員所產生的個人因素去做評判，會使得無法考慮到其他因素所造成的影響，因此需要有一套有效的機制來評估駕駛之風險，使得風險評估的過程能將其他因素所帶來的影響納入考慮，從而讓評估結果更能反應出實際狀況。

本研究主要利用層級分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)和 K 均值 (K-means) 分群法進行建立大客車駕駛風險評估方法之研究，主要分為四階段進行，第一階段為「警示事件賦權」，第二階段為「駕駛風險值計算」，第三階段為「風險分級」，第四階段為「駕駛風險之應用與成果」分析並應用以 A 客運公司的 ADAS 資料為案例說明。

- 第一階段「警示事件賦權」中，讓研究個案藉由層級分析法瞭解影響駕駛風險評估因素因子及各因子權重。研究結果可供客運業管理者參考，在未來可利用 AHP 方法，根據自身內部狀況可針對警示事件進行權重的訂定，為公司解決迫切需處理之風險。
- 第二階段「駕駛風險值計算」中，套用層級分析法訂定之各警示事件之權重，計算出各駕駛員之風險值，其中，本研究考慮駕駛因駕駛時長過長而使風險值上升，故除上各駕駛員之駕駛時長後計算，讓風險值能相較過往的研究更能反應出實際情形。
- 第三階段「風險分級」中，運用固定級距分群法與 K-means 分群法將駕駛風險由高至低分為四類，建立起對於駕駛風險的一套評判標準，供客運業者篩選出高至低風險的駕駛族群。
- 第四階段「駕駛風險之應用與成果」中，運用 Power BI 將上述三階段的成果進行資料視覺化的展示，以使用者為導向的方式，呈現出本研究的研究成果。

總結本研究之貢獻:

- 一、利用層級分析法(AHP)為輔助，將 A 客運業者提供之警示事件以層級結構方式將調查到之數值量化，並將複雜的問題層層分析後，得出具體的權重結果，再將此結果進行一致性檢定，以增加計算出之權重可參考價值，使其作為 A 客運業者評估自身駕駛員風險值之參考方式。
- 二、透過在駕駛風險值計算中加入員工駕駛時長的方式，將原先計算中所得駕駛風險值，依據不同員工不相同的駕駛時長進行計算，得出該駕駛最接近實際情況的駕駛風險值。

- 三、運用 K-means 分群法和 Power BI 等方式將駕駛風險值計算得出的數值以視覺化的方式呈現，使得相關機關在進行駕駛風險的查詢時，能夠以更直觀的方式了解該駕駛的駕駛風險為何。
- 四、未來參考者參閱本研究後，可先參照研究方法及步驟後，尋找出屬於自己資料之權重配比模式後，可參考本研究之應用與成果，以決定最適合自己資料呈現之方式。



參考文獻

- 1 李威勳(2017)。車輛安全駕駛與駕駛行為巨量資料分析之研發。科技部補助專題研究計畫成果報告期末報告，台南市。
- 2 吳昆峯、邱裕鈞、鍾易詩、施朝欽、黃韋嘉、李宜靜、吳品蓁、張開國、葉祖宏、黃士軒(2020)。駕駛行為分析工具開發及行為特性探討。交通部運研所，台北市。
- 3 吳泓億(2022)。國道客運行車異常事件影響因子評估與模式建立。國立陽明交通大學運輸與物流管理學系碩士論文。
- 4 陳建志、曾煜棋、易志偉、魏澤人、孫敏德(2022)。用於使用基礎車險(UBI)的駕駛行為數據收集系統及 AI 模型開發計畫。科技部補助產學合作研究計畫成果精簡報告。
- 5 張家瑜(2021)。使用自然駕駛資料探討市區道路追撞事故生成機制。國立陽明交通大學運輸與物流管理學系碩士論文。
- 6 趙燁庭、吳昆峯、葉祖宏、李晴瑄(2022)。國道客運高風險追撞事件序列及行車動態之探討分析。中華民國運輸學會 111 年學術論文研討會論文。
- 7 鍾易詩等人 (2022)。應用人工智慧分析技術探勘高風險路段(1/4)－駕駛行為模式研析及車外異常事件影像辨識技術發展。交通部運研所，台北市。
- 8 魏健宏等人(2018) 人格特質影響駕駛風險之分級模型－以國道客運駕駛員為例
- 9 魏健宏、吳昆峰、陳宥欽、梁力元、李佩憶(2017)。國道客運駕駛員人因結構特性之安全駕駛行為分析。科技部補助專題研究計畫成果報告。
- 10 李威勳、蔡以誠、周建銘、范雲瀚(2017)。車輛安全駕駛與駕駛行為巨量資料分析之研發。科技部補助專題研究計畫成果報告。
- 11 吳昆峯、邱裕鈞、鍾易詩、施朝欽、黃韋嘉、李宜靜、吳品蓁、張開國、葉祖宏、黃士軒(2020)。駕駛行為分析工具開發及行為特性探討。交通部運輸研究所。
- 12 李威勳、盧冠宏、蕭至良、林章能、劉曜齊、蘇冠璋、蘇宏諺、蔡以誠(2019)。以深度學習方法分析駕駛風險並設計駕駛行為車險服務平台。科技部補助專題研究計畫成果報告。
- 13 魏健宏、蔡嘉真、盧俊杰、羅鈺雯(2020)。貨運車輛駕駛員偏差駕駛行為

分析及駕駛風險等級評估之研究。科技部補助專題研究計畫報告。

- 14 張家瑜、吳昆峯(2021)。使用自然駕駛資料探討市區道路追撞事故生成機制。國立陽明交通大學運輸與物流管理學系碩士論文。
- 15 應用人工智慧分析技術探勘高風險路段 (1/4)-駕駛行為模式研析及車外異常事件影像辨識技術開發(2021)。國立陽明交通大學運輸研究中心。
- 16 周文生、陳冠宇(2019)。大型車行車視野輔助系統對駕駛行為影響之研究。中央警察大學交通管理研究所碩士論文。
- 17 黃世昌、林端安(2020)。大專院校館舍用電資料分群與可視化探討 -以交通大學為例。國立交通大學土木工程學系碩士論文。
- 18 魏健宏、陳宥欽、李佩憶、賴家偉 (2018)。人格特質影響駕駛風險之分級模型—以國道客運駕駛員為例。運輸學刊第三十卷第三期第 219-246 頁。
- 19 魏健宏、羅鈺雯 (2021)。基於駕駛行為等級建立決策樹以探討國道客運偏差駕駛行為之管理。運輸學刊第三十三卷第二期第 195-218 頁。
- 20 葉介山、郭國峰(2014)。應用層級分析法於資訊安全風險評估之研究-以中部某公務機關為例。
- 21 吳淑滿 (2006)。以企業特區觀點探討都市再發展策略。
- 22 王興國 (2005)。科學工業園區開發工程分標原則評估因素。
- 23 Hang-Bong Kan(2013). *Various Approaches for Driver and Driving Behavior Monitoring: A Review*. Dept. of Digital Media, Catholic University of Korea.
- 24 Ravi Kumar Satzoda, Member, IEEE, and Mohan Manubhai Trivedi (2014). *Drive Analysis Using Vehicle Dynamics and Vision-Based Lane Semantics*. IEEE.
- 25 R. W. SAATY. *THE ANALYTIC HIERARCHY PROCESS-WHAT IT IS AND HOW IT IS USED*. Mat/d Modelling, Vol. 9, No. 3-5, pp. 161-176, 1987 .Printpd in Great Britain. All rights reserved
- 26 Naito, A., Miyajima, C., Nishino, T., Kitaoka, N., and Takeda, K. (2009), "Driver Evaluation Based on Classification of Rapid Decelerating Patterns," 2009 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety, Page. 108-112.

附錄

附件 1. AHP 問卷

層級分析法(AHP)問卷

大型車輛行駛各警示事件準則相對權重問卷調查表

諸位專家先進您好：

首先感謝您參與逢甲大學運輸與物流學系之專題研究有關《大型車輛行駛各警示事件準則相對權重問卷調查表》，目的係在了解您對於大型車輛行駛各警示事件之意見，並提取各位專家學者之專業知識，期望透過「層級分析法」(Analytic Hierarchy Process, AHP)之填答，將您的專長與專業知識用以建構大型車輛行駛各警示事件準則，並提供相關意見供本研究參考。本問卷採不記名方式填答，您所填答之答案與意見，僅供本研究參考使用，不另作其他用途，請放心填答。如在填答此份問卷時有任何疑問，請立刻與我們聯繫，謝謝!感謝您撥空回答此份問卷，感謝您的協助!

敬祝

身體健康 萬事如意

若您對本問卷有任何疑問，請隨時與我們聯絡，謝謝!

連絡電話:0981532397

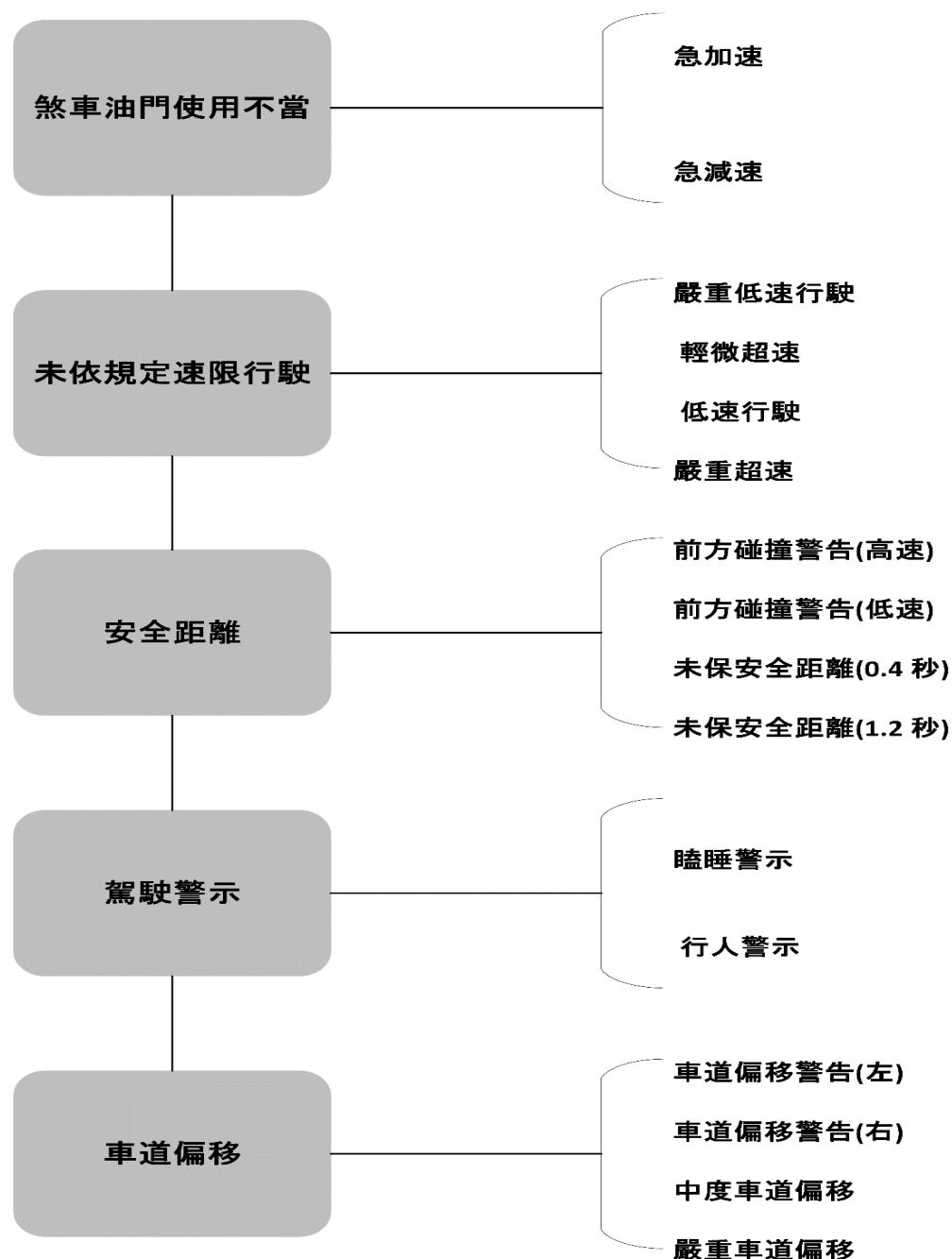
電子郵件:e92210123e92210123@gmail.com

壹、大型車輛行駛各警示事件構面與準則之介紹

為建立適用於大型車輛行駛各警示事件之構面和準則，本研究彙整出下列分析架構圖，第一層為大型車輛行駛各警示事件構面，第二層為大型車輛行駛各警示事件準則。該圖目前所呈現之構面和準則排列順序並不代表權重順序，您的填答才會決定各層次之構面和準則的權重計算。

(大型車輛行駛各警示事件構面)

(大型車輛行駛各警示事件準則)



貳、填答問卷說明

以條列方式提供問卷填答說明：

- 一、建議按問卷提問順序填答，避免排列順序混淆的現象，並請先就同層級之各項要素依影響的重要性排列順序。
- 二、依「兩兩比較」方式，在 1、3、5、7、9（同等重要、稍微重要、頗為重要、極為重要、絕對重要）的衡量值中，評估其相關重要強度。

參、層級分析問卷內容

一、調查構面的說明與相對重要性的排序及強度勾選

1. **煞車油門使用不當**:煞車和油門使用恰當可以降低車禍肇事機率，同時還能延長車輛零件使用壽命和降低油耗，若使用不當則會造成車輛急加速和急減速，易造成車輛操作失誤而釀成事故。
2. **未依規定速限行駛**:道路速限規定是有參照經過安全計算過後得出的數值，若未依規定速限行駛，則會造成安全係數下降，進而導致事故率上升。
3. **安全距離**:根據交通管理組交通管理科之交通安全資訊，大型車應與前車至少保持「速度減 20」的距離(單位為公尺)，例如:汽車時速 60 公里，應保持 40 公尺之安全距離。
4. **駕駛警示**:針對駕駛人精神狀態和車輛周圍環境狀況，如駕駛未注意車輛周圍或駕駛人精神狀況欠佳，則予以警示音提醒駕駛人注意。
5. **車道偏移**:車輛於未打方向燈的情況下，偏移規定線道內，易造成周遭車輛閃避不及而造成事故。

(1)請您對上開五項構面之重要程度給予順序排列(填數字序號即可)：

() ≥ () ≥ () ≥ () ≥ ()

(2)您認為大型車輛行駛各警示事件之構面相互間的重要性強度比較為(重要性強度需與上題所填寫之順序結果邏輯相符)：

| | 左邊比較重要 | | | | | | | | | 右邊比較重要 | | | | | | | | | |
|----------|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|--------|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|--|--------------|
| | 程 | | | | | | | | | 度 | | | | | | | | | |
| | 絕 對 重 要 | | 極 為 重 要 | | 頗 為 重 要 | | 稍 微 重 要 | | 同 等 重 要 | | 稍 微 重 要 | | 頗 為 重 要 | | 極 為 重 要 | | 絕 對 重 要 | | |
| | 9:1 | 8:1 | 7:1 | 6:1 | 5:1 | 4:1 | 3:1 | 2:1 | 1 | 1:2 | 1:3 | 1:4 | 1:5 | 1:6 | 1:7 | 1:8 | 1:9 | | |
| 煞車油門使用不當 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 未依規定 速限行駛 |
| 煞車油門使用不當 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 安全距離 |
| 煞車油門使用不當 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 駕駛警示 |
| 煞車油門使用不當 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 車道偏移 |
| 未依規定速限行駛 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 安全距離 |
| 未依規定速限行駛 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 駕駛警示 |
| 未依規定速限行駛 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 車道偏移 |
| 安全距離 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 駕駛警示 |
| 安全距離 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 車道偏移 |
| 駕駛警示 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 車道偏移 |

二、調查準則的說明與相對重要性的排序及強度勾選

(一) 煞車油門使用不當：

1. 急加速(時速大於 60km/h，且每秒加速>6km/h)、
2. 急減速(時速時大於 60km/h，且每秒降速度>6km/h)

(1)請依重要性排序：() ≥ ()

(2)請依上述排序，以成對比較方式勾選項目之「相對重要程度」。

| | 左邊比較重要 | | | | | | | | 右邊比較重要 | | | | | | | | | | |
|-------------------|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|-----|------------------|-------------------|
| | 程 | | | | | | | | 度 | | | | | | | | | | |
| | 絕 對 重 要 | | 極 為 重 要 | | 頗 為 重 要 | | 稍 微 重 要 | | 同 等 重 要 | | 稍 微 重 要 | | 頗 為 重 要 | | 極 為 重 要 | | | 絕 對 重 要 | |
| | 9:1 | 8:1 | 7:1 | 6:1 | 5:1 | 4:1 | 3:1 | 2:1 | 1 | 1:2 | 1:3 | 1:4 | 1:5 | 1:6 | 1:7 | 1:8 | 1:9 | | |
| 1. 急 加 速 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2. 急 減 速 |

(二) 未依規定速限行駛：1. 嚴重低速行駛(時速 \geq 60km/h 且 $<$ 90km/h MOBILEYE 偵測前方無車且持續 40 秒)、2. 嚴重超速(時速 \geq 該路段速限+10km/h)、3. 輕微超速(時速 \geq 該路段速限且 $<$ 該路段速限+10)、4. 低速行駛(時速 \geq 90km/h 且 $<$ 100km/h MOBILEYE 偵測前方無車且持續 40 秒)

(1)請依重要性排序：() \geq () \geq () \geq ()

(2)請依上述排序，以成對比較方式勾選項目之「相對重要程度」。

| | 左邊比較重要 | | | | | | | | 右邊比較重要 | | | | | | | | | |
|---------|--------|-----|------|-----|------|-----|------|-----|--------|-----|------|-----|------|-----|------|-----|-----|---------|
| | 程 | | | | | | | | 度 | | | | | | | | | |
| | 絕對重要 | | 極為重要 | | 頗為重要 | | 稍微重要 | | 同等重要 | | 稍微重要 | | 頗為重要 | | 極為重要 | | | 絕對重要 |
| | 9:1 | 8:1 | 7:1 | 6:1 | 5:1 | 4:1 | 3:1 | 2:1 | 1 | 1:2 | 1:3 | 1:4 | 1:5 | 1:6 | 1:7 | 1:8 | 1:9 | |
| 1. 嚴重低速 | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2. 嚴重超速 |
| 1. 嚴重低速 | | | | | | | | | | | | | | | | | | 3. 輕微超速 |
| 1. 嚴重低速 | | | | | | | | | | | | | | | | | | 4. 低速行駛 |
| 2. 嚴重超速 | | | | | | | | | | | | | | | | | | 3. 輕微超速 |
| 2. 嚴重超速 | | | | | | | | | | | | | | | | | | 4. 低速行駛 |
| 3. 輕微超速 | | | | | | | | | | | | | | | | | | 4. 低速行駛 |

(三) 安全距離:1. 前方碰撞警告(高速)(時速 40 公里以上，碰撞前 3 秒)、2. 前方碰撞警告(低速)(時速 40 公里以下，碰撞前 3 秒)、3. 未保安全距離(0.4 秒)(與前方車輛安全距離低於 0.4 秒)、4. 未保安全距離(1.2 秒)(與前方車輛安全距離低於 1.2 秒)

(1)請依重要性排序：() ≥ () ≥ () ≥ ()

| | 左邊比較重要 | | | | | | | | | 右邊比較重要 | | | | | | | | |
|---------------|--------|-----|------|-----|------|-----|------|---|------|--------|------|-----|------|-----|------|-----|-------------------|--|
| | 程 | | | | | | | | | 度 | | | | | | | | |
| | 絕對重要 | | 極為重要 | | 頗為重要 | | 稍微重要 | | 同等重要 | | 稍微重要 | | 頗為重要 | | 極為重要 | | 絕對重要 | |
| 9:1 | 8:1 | 7:1 | 6:1 | 5:1 | 4:1 | 3:1 | 2:1 | 1 | 1:2 | 1:3 | 1:4 | 1:5 | 1:6 | 1:7 | 1:8 | 1:9 | | |
| 1. 前方碰撞警告(高速) | | | | | | | | | | | | | | | | | 2. 前方碰撞警告(低速) | |
| 1. 前方碰撞警告(高速) | | | | | | | | | | | | | | | | | 3. 未保持安全距離(0.4 秒) | |
| 1. 前方碰撞警告(高速) | | | | | | | | | | | | | | | | | 4. 未保持安全距離(1.2 秒) | |
| 2. 前方碰撞警告(低速) | | | | | | | | | | | | | | | | | 3. 未保持安全距離(0.4 秒) | |
| 2. 前方碰撞警告(低速) | | | | | | | | | | | | | | | | | 4. 未保持安全距離(1.2 秒) | |

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|--------------------|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--------------------|
| 3. 未保持安全距離 (0.4 秒) | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 4. 未保持安全距離 (1.2 秒) |
|--------------------|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--------------------|

(2)請依上述排序，以成對比較方式勾選項目之「相對重要程度」。

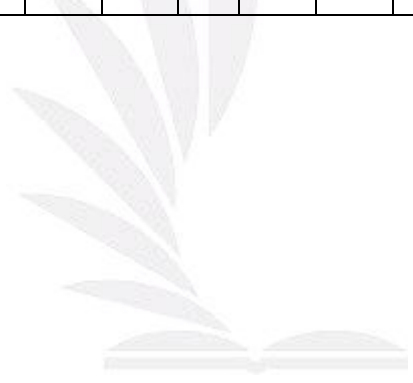


(四) 駕駛警示:1. 瞌睡警示、2. 行人警示:

(1)請依重要性排序：() ≥ ()

(2)請依上述排序，以成對比較方式勾選項目之「相對重要程度」。

| | 左邊比較重要 | | | | | | | | 右邊比較重要 | | | | | | | | | | |
|------------------------|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|-----|------------------|------------------------|
| | 程 | | | | | | | | 度 | | | | | | | | | | |
| | 絕 對 重 要 | | 極 為 重 要 | | 頗 為 重 要 | | 稍 微 重 要 | | 同 等 重 要 | | 稍 微 重 要 | | 頗 為 重 要 | | 極 為 重 要 | | | 絕 對 重 要 | |
| | 9:1 | 8:1 | 7:1 | 6:1 | 5:1 | 4:1 | 3:1 | 2:1 | 1 | 1:2 | 1:3 | 1:4 | 1:5 | 1:6 | 1:7 | 1:8 | 1:9 | | |
| 1. 瞌 睡 警 示 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2. 行 人 警 示 |



(五)車道偏移：

1. 車道偏移警告(右)(車輛向右偏離車道)、
2. 車道偏移警告(左)(車輛向左偏離車道)、
3. 中度車道偏移(600 秒內發生 3 次左/右車道偏移)、
4. 嚴重車道偏移(300 秒內發生 2 次左/右車道偏移)

(1)請依重要性排序：() ≥ () ≥ () ≥ ()

(2)請依上述排序，以成對比較方式勾選項目之「相對重要程度」。

| | 左邊比較重要 | | | | | | | | | 右邊比較重要 | | | | | | | | | |
|--------------|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|--------|------------------|-----|------------------|-----|------------------|-----|------------------|--|--------------|
| | 程 | | | | | | | | | 度 | | | | | | | | | |
| | 絕 對 重 要 | | 極 為 重 要 | | 頗 為 重 要 | | 稍 微 重 要 | | 同 等 重 要 | | 稍 微 重 要 | | 頗 為 重 要 | | 極 為 重 要 | | 絕 對 重 要 | | |
| | 9:1 | 8:1 | 7:1 | 6:1 | 5:1 | 4:1 | 3:1 | 2:1 | 1 | 1:2 | 1:3 | 1:4 | 1:5 | 1:6 | 1:7 | 1:8 | 1:9 | | |
| 1. 車道偏移警告(右) | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2. 車道偏移警告(左) |
| 1. 車道偏移警告(右) | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 3. 中度車道偏移 |
| 1. 車道偏移警告(右) | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 4. 嚴重車道偏移 |
| 2. 車道偏移警告(左) | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 3. 中度車道偏移 |
| 2. 車道偏移警告(左) | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 4. 嚴重車道偏移 |
| 3. 中度車道偏移 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 4. 嚴重車道偏移 |

附件 2. 將駕駛員分群結果遞交 A 客運公司審核回饋表單

大客車駕駛風險評估方法之構建與實證分析：

以 A 客運公司為例—回饋問卷

諸位專家先進您好：

我們是逢甲大學運輸與物流學系三年級學生，日前完成了對 hohsin202204 資料庫的資料分析，目的係在了解您對於資料分析結果之意見，以下內容為分析過程與結果，希望請您協助確認資料分析結果是否與實際情況有所出入，以供本研究驗證假設並改進，填答資料僅供學術研究，不另作其他用途，請放心填答。如在填答此份問卷時有任何疑問，請立刻與我們聯繫，謝謝！感謝您撥空回答此份問卷，感謝您的協助！

敬祝

身體健康 萬事如意

若您對本問卷有任何疑問，請隨時與我們聯絡，謝謝！

聯絡人：郭柏賢

連絡電話：0984263255

電子郵件：D1078437@o365.fcu.edu.tw

1. 計算駕駛員 i 駕駛時長

在 gps_log_202204 資料表內，使用 convert 語法將 data_time 從毫秒格式轉換成分鐘格式，將同一分鐘內的資料視為一筆，並依據 employee_id 區分計算，計算結果如附件員工評分.xlsx 所示。

表 1 員工評分.xlsx 欄位說明

| 員工 ID | 員工駕駛時長 | 員工駕駛時長 | 員工警告事件 加權總分 | 員工駕駛行為 風險值 |
|-------------|--------------|------------|----------------|---------------|
| employee_id | minute_count | hour_count | employee_id | event_weight |
| 8712006 | 10181 | 169.6833 | 8712006 | 140.6238 |
| 9001037 | 12987 | 216.45 | 9001037 | 86.75243 |
| 9005032 | 16833 | 280.55 | 9005032 | 149.5576 |
| 9101062 | 15383 | 256.3833 | 9101062 | 382.4577 |
| | | | | 員工評分 |

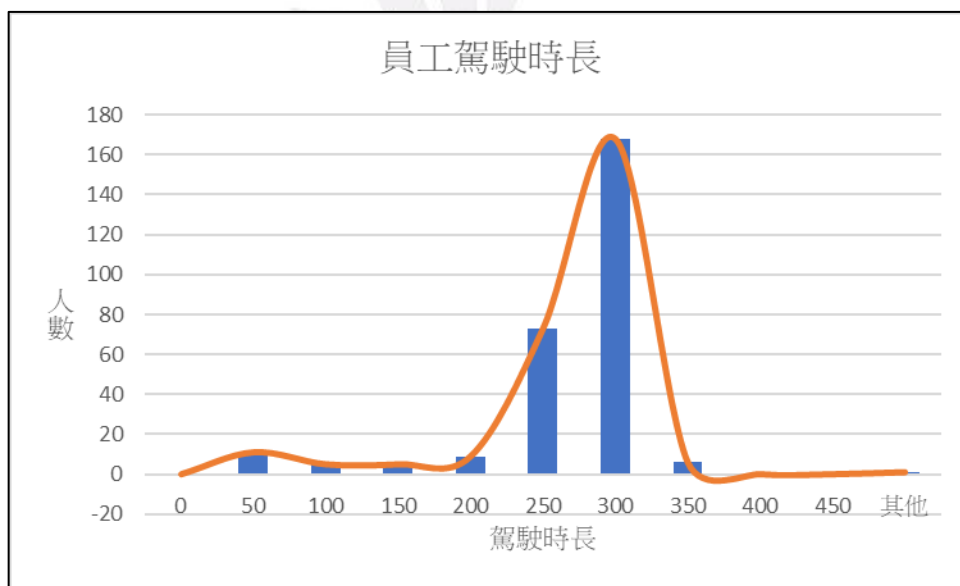


圖 1 員工駕駛時長統計圖

2. 駕駛行為 j 權重

使用 ahp 問卷所計算出的權重結果，分別套用進 event 資料表中所紀錄的駕駛人員被警示事件資料，進行加總得出該駕駛當月的警示事件權重總得分，權重計算為 $\text{構面權重} * \text{警示事件權重} = \text{權重}$ ，因此權重值越大代表該警示事件的風險值越高。

表 2 駕駛行為 j 權重計算值

| 構面 | 構面權重 | 警示事件 | 警示事件權重 | 權重 |
|----------|---------|---------------|---------|---------|
| 煞車油門使用不當 | 0.13151 | 急加速 | 0.32332 | 0.04252 |
| | | 急減速 | 0.67668 | 0.08899 |
| 未依規定速限行駛 | 0.18420 | 嚴重低速 | 0.20459 | 0.03769 |
| | | 嚴重超速 | 0.57757 | 0.10639 |
| | | 輕微超速 | 0.14605 | 0.02690 |
| | | 低速行駛 | 0.07180 | 0.01323 |
| 安全距離 | 0.37171 | 前方碰撞警告(高速) | 0.20649 | 0.07675 |
| | | 前方碰撞警告(低速) | 0.08245 | 0.03065 |
| | | 未保持安全距離(0.4秒) | 0.37858 | 0.14072 |
| | | 未保持安全距離(1.2秒) | 0.33248 | 0.12359 |
| 駕駛警示 | 0.15677 | 瞌睡警示 | 0.55733 | 0.08737 |
| | | 行人警示 | 0.44267 | 0.06940 |
| 車道偏移 | 0.15582 | 車道偏移(右) | 0.12813 | 0.01997 |
| | | 車道偏移(左) | 0.10602 | 0.01652 |
| | | 中度車道偏移 | 0.20310 | 0.03165 |
| | | 嚴重車道偏移 | 0.56275 | 0.08769 |

➤ 員工評分計算

依據每位員工所發生的警示事件的總次數以及單獨警示事件發生的次數做統計後，因各項事件的嚴重性不同，在詢問過專家後，認為應當將各項警示事件的嚴重性分別考慮，並且在駕駛人的駕駛時長中也會對其事件的發生次數產生影響，因此在考慮了事件的權重與時長所帶來影響下，本研究將公式歸納為以下形式：

$$R_i^j = \frac{\sum f_i^j \times w_j}{T_i}$$

R_i^j = 駕駛員 i 駕駛行為 j 風險值
 f_i^j = 駕駛員 i 駕駛行為 j 次數
 w_j = 駕駛行為 j 權重
 T_i = 駕駛員 i 駕駛時長

將上述駕駛員 i 駕駛時長與駕駛行為 j 權重的計算結果套用進公式，即得出最終的員工評分如表 1 所示，所以在結果中 **評分值越大代表其駕駛風險越高**。

以下內容為比對資料成果正確性之驗證，請您在閱讀了上述對附件員工評分.xlsx 之說明後，依實際情況填寫範例資料的正確性。

1. 駕駛風險**最高**之員工

| employee_id | 員工評分 | 贊同 | 不贊同 |
|-------------|------|----|-----|
| 10610013 | 2.95 | | |
| 10808012 | 2.81 | | |
| 11101001 | 2.81 | | |
| 10902014 | 2.74 | | |
| 10011016 | 2.62 | | |
| 10610028 | 2.57 | | |
| 10908003 | 2.55 | | |
| 10905001 | 2.40 | | |
| 10806003 | 2.39 | | |
| 10402010 | 2.34 | | |

2. 駕駛風險**最低**之員工：

| employee_id | 員工評分 | 贊同 | 不贊同 |
|-------------|------|----|-----|
| 10311009 | 0.00 | | |
| 11004007 | 0.02 | | |
| 10412022 | 0.02 | | |
| 11006001 | 0.05 | | |
| 11012008 | 0.14 | | |
| 11004025 | 0.20 | | |
| 10908008 | 0.20 | | |
| 10811003 | 0.25 | | |
| 10505014 | 0.29 | | |
| 10003004 | 0.33 | | |

附件 3. 將駕駛員分群結果遞交 A 客運公司驗證回饋結果

| employee_id | 員工評分 | 贊同 | 不贊同 |
|-------------|------|----|-----|
| 10610013 | 2.95 | ○ | |
| 10808012 | 2.81 | ○ | |
| 11101001 | 2.81 | | X |
| 10902014 | 2.74 | | X |
| 10011016 | 2.62 | ○ | |
| 10610028 | 2.57 | | X |
| 10908003 | 2.55 | ○ | |
| 10905001 | 2.40 | ○ | |
| 10806003 | 2.39 | | X |
| 10402010 | 2.34 | ○ | |
| 10311009 | 0.00 | ○ | |
| 11004007 | 0.02 | ○ | |
| 10412022 | 0.02 | ○ | |
| 11006001 | 0.05 | ○ | |
| 11012008 | 0.14 | ○ | |
| 11004025 | 0.20 | ○ | |
| 10908008 | 0.20 | | X |
| 10811003 | 0.25 | | X |
| 10505014 | 0.29 | | X |
| 10003004 | 0.33 | ○ | |

全文完