

112-052-3522
IOT-111-SCB001

應用人工智慧分析技術探勘高風險路段 (2/4)－車內異常事件影像辨識技術開發



交通部運輸研究所

中華民國 112 年 7 月

112-052-3522
IOT-111-SCB001

應用人工智慧分析技術探勘高風險路段 (2/4)－車內異常事件影像辨識技術開發

著者：鍾易詩、邱裕鈞、吳昆峯、陳朝烈、李威勳、
吳素絢、王佑星、顏君潔、楊欣樺、趙燁庭、
何玉鳳、葉祖宏、賴靜慧、黃士軒

交通部運輸研究所

中華民國 112 年 7 月

國家圖書館出版品預行編目(CIP)資料

應用人工智慧分析技術探勘高風險路段. (2/4) : 車內異常事件影像辨識技術開發/鍾易詩, 邱裕鈞, 吳昆峯, 陳朝烈, 李威勳, 吳素絢, 王佑星, 顏君潔, 楊欣樺, 趙燁庭, 何玉鳳, 葉祖宏, 賴靜慧, 黃士軒著. -- 初版. -- 臺北市 : 交通部運輸研究所, 民 112. 07

面 ; 公分
ISBN 978-986-531-523-8(平裝)

1. CST: 交通安全 2. CST: 交通管理 3. CST: 人工智慧

557.16

112011484

應用人工智慧分析技術探勘高風險路段(2/4)一車內異常事件影像辨識技術開發

著 者：鍾易詩、邱裕鈞、吳昆峯、陳朝烈、李威勳、吳素絢、王佑星、顏君潔、楊欣樺、趙燁庭、何玉鳳、葉祖宏、賴靜慧、黃士軒

出版機關：交通部運輸研究所

地 址：105004 臺北市松山區敦化北路 240 號

網 址：www.iot.gov.tw (中文版>數位典藏>本所出版品)

電 話：(02)2349-6789

出版年月：中華民國 112 年 7 月

印 刷 者：全凱數位資訊有限公司

版(刷)次冊數：初版一刷 75 冊

本書同時登載於交通部運輸研究所網站

定 價：420 元

展 售 處：

交通部運輸研究所運輸資訊組•電話：(02)2349-6789

五南文化廣場：400002 臺中市市區中山路 6 號•電話：(04)2226-0330

國家書店松江門市：104472 臺北市中山區松江路 209 號•電話：(02)2518-0207

GPN：1011200843 ISBN：978-986-531-523-8(平裝)

著作財產權人：中華民國（代表機關：交通部運輸研究所）

本著作保留所有權利，欲利用本著作全部或部分內容者，須徵求交通部運輸研究所書面授權。

交通部運輸研究所合作研究計畫出版品摘要表

出版品名稱：應用人工智慧分析技術探勘高風險路段(2/4)—車內異常事件影像辨識技術開發			
國際標準書號（或叢刊號） ISBN 978-986-531-523-8(平裝)	政府出版品統一編號 1011200843	運輸研究所出版品編號 112-052-3522	計畫編號 111-SCB001
主辦單位：運輸安全組 主管：葉祖宏 計畫主持人：葉祖宏 研究人員：賴靜慧、黃士軒 聯絡電話：02-2349-6859 傳真號碼：02-2545-0429	合作研究單位：國立陽明交通大學 計畫主持人：鍾易詩 研究人員：邱裕鈞、吳昆峯、陳朝烈、李威勳、吳素絢、王佑星、顏君潔、楊欣樺、趙燁庭、何玉鳳 地址：新竹市大學路 1001 號 聯絡電話：03-571-2121 #57652		研究期間 自 111 年 4 月 至 111 年 12 月
關鍵詞：人工智慧、影像辨識、高風險路段、分心行為、異常事件			
摘要： 過去由於鮮少蒐集駕駛過程的資料，在肇因判斷上多以事故發生當下的近因為主，然近因並不一定為肇事主因，僅預防近因也未必能有效預防肇事。本計畫之目標在將目前以事故資料為基礎的道路交通安全管理程序，提升為以事故資料、異常事件及駕駛行為等為基礎的道路交通安全管理程序。本計畫為 4 年期計畫之第 2 年計畫，以第 1 期計畫為基礎，加入車內影像辨識技術，討論現有車載設備與數位行車記錄器限制時，同時考量車內外異常事件分析之需求，建立異常事件影像辨識技術訓練，整合資料集合找出車內外異常事件型態與空間特性等關聯，最後提供業者駕駛人管理及主管機關易肇事地點管理。 本期計畫訪談五家國道客運業者，以車內設備裝設現況、常見車內異常行為、駕駛安全管理、從駕駛安全管理角度對 ADAS 警示系統之期望之四個面向探討，觀察出業者皆將使用手機視為分心事件，而業界尚無統一界定疲勞標準，透過文獻回顧將分心行為分為三類：認知分心、眼部分心、手部分心，而車內異常行為定義為在分析手部分心行為與事件異常程度之關聯後，判定與事件異常程度相關之行為，並將車內駕駛行為綜整成三大項：頭部方向、偏離程度；手是否在方向盤上、手部位置；動作項目。 本期計畫接著發展車內影像辨識分析架構，透過 OpenPose 辨識駕駛 18 個關節點資料集，以進行深度學習影像辨識，推論駕駛手和方向盤、頭部動作、手部動作，及其身體動作，結果受環境光影變化與成像效果影響，因此在光影變化大的傍晚和夜間時段，以及在成像不佳的鏡頭畫面在辨識率上表現較差。透過人工真值與影像辨識比較結果，顯示雖各項手部分心動作在人工辨識及影像辨識兩種模式的顯著性不盡相同，但參數的符號大多一致，影像辨識技術確能有效辨識駕駛車內行為，並協助偵測異常事件，建議業者在考量技術、規格、功能與成本等四層面下，能進行車內駕駛行為為影像辨識之技術開發與建置，以達到車隊管理與交通安全之成效。 本期計畫沿用前期計畫之 2,558 事件，分別進行車內行為與行車動態、車內行為與異常事件之分析，再接續分析車內行為、車行動態及異常事件的整體關聯性。研究發現駕駛員於開車中所有行為除操作車內設備外，皆與駕駛員分心有顯著正相關。在事件動作序列分析中，不同行車動態的條件下，駕駛若出現特定動作或是動作組合，則容易發生異常事件。在前車變換車道的情境下，駕駛只要高速接近前車(FCWH)，就容易發生異常事件；在本車變換車道的情境下，本車離前車太近(SDW0.4)且駕駛有操作非撥桿的車內設備動作，容易發生異常事件；在本車車道偏移的情境下，當駕駛有身體前傾、雙手離開方向盤、拿東西等無法即時適當控制車輛的動作，容易發生異常事件。異常事件的時空分析結果指出，分心行為不論從巨觀至微觀的角度，都對警示事件、異常事件造成顯著正向之影響。意即，時空環境有部分條件使分心事件較為好發，而分心事件又會顯著使警示與異常事件發生。			
出版日期	頁數	定價	本出版品取得方式
112 年 7 月	280	420	凡屬機密性出版品均不對外公開。普通性出版品，公營、公益機關團體及學校可函洽本所免費贈閱；私人及私營機關團體可按定價價購。
備註：本研究之結論與建議不代表交通部之意見。			

PUBLICATION ABSTRACTS OF RESEARCH PROJECTS
INSTITUTE OF TRANSPORTATION
MINISTRY OF TRANSPORTATION AND COMMUNICATIONS

TITLE: Applying Artificial Intelligence Techniques to Identifying Accident-prone Road Sections (2/4): Development of Image Recognition Technologies for In-vehicle Dangerous Event Analysis			
ISBN(OR ISSN) ISBN 978-986-531-523-8(pbk.)	GOVERNMENT PUBLICATIONS NUMBER 1011200843	IOT SERIAL NUMBER 112-052-3522	PROJECT NUMBER 111-SCB001
DIVISION: Safety Division DIVISION DIRECTOR: Tsu-Hurng Yeh PRINCIPAL INVESTIGATOR: Tsu-Hurng Yeh PROJECT STAFF: Ching-Huei Lai; Shih-Hsuan Huang PHONE: 886-2-2349-6859 FAX: 886-2-2545-0429			PROJECT PERIOD FROM April 2022 TO December 2022
RESEARCH AGENCY: National Yang Ming Chiao Tung University PRINCIPAL INVESTIGATOR: Yi-Shih Chung PROJECT STAFF: Yu-Chiun Chiou; Kun-Feng Wu; Chao-Lieh Chen; Wei-Hsun Lee; Su-Hsuan Wu; Yu-Hsing Wang; Chun-Chien Yen; Hsin-Hua Yang; Yeh-Ting Chao; Yu-Fong Ho ADDRESS: 1001 University Road, Hsinchu, Taiwan 300, R.O.C. PHONE: 886-3-571-2121# 57652			
KEY WORDS: Artificial Intelligence, Image Recognition, High Risk Section, Distracted Behavior, Dangerous Event			
ABSTRACT: In the past, the data while driving was seldom collected, and proximate factors were often considered as the main factor in determining the cause of the accidents. However, proximate factors are not necessarily the main cause of the accident, and the prevention of proximate factors alone may not be effective in preventing the accident. The project aims to shift road safety management from a nearsighted accident view to a comprehensive perspective that includes not only accidents but also dangerous driving events and driving behaviors in the analysis. This report presents the efforts conducted in the second year of a four-year project, based on the first phase findings, with a focus on in-vehicle image recognition technology. The project discusses the limitations of existing in-vehicle equipment and digital driving recorders, and considers the demand for analysis of abnormal events both inside and outside of the vehicle. The project aims to establish abnormal event image recognition technology training and integrate data sets to identify correlations between the types of abnormal events and their spatial characteristics both inside and outside of the vehicle. Ultimately, the project provides recommendations of driver management for industry operators and of accident-prone locations for regulatory authorities. To develop abnormal event image recognition technologies, the project team interviewed five national highway passenger transport operators to understand their current in-car device installation, common abnormal behaviors, driver safety management, and expectations for advanced driver-assistance systems (ADAS). Through a literature review, the team identified three types of distracted behaviors: cognitive, visual, and manual, and defined abnormal behaviors as those related to the degree of abnormality of manual distraction behaviors. The team then categorized in-car driving behaviors into three main areas: head orientation and deviation degree, hand position and whether it is on the steering wheel, and action items. The present project continues to develop an in-car image recognition and analysis framework, which utilizes OpenPose to recognize a dataset of 18 joint points of the driver for deep learning image recognition. The framework infers the driver's hand and steering wheel movements, head movements, hand gestures, and body movements. However, the recognition rate is affected by changes in environmental lighting and imaging effects. The analysis results showed that the recognition rate was lower during periods of low light or poor imaging quality. Comparing the results of manual verification with image recognition showed that while the significance of various hand and gesture movements varied between the two modes, the majority of parameters had consistent effect directions. Therefore, the developed image recognition technologies could effectively recognize driver behavior and help detect abnormal events. It is recommended that companies consider technology, specifications, functions, and costs to develop and implement in-car driver behavior image recognition for fleet management and traffic safety. This project utilized the 2,558 events from the previous phase to analyze the correlation between driver behavior and driving dynamics, as well as abnormal events. The overall correlation between driver behavior, driving dynamics, and abnormal events was then analyzed. The study found that all driver behaviors while driving, except for operating in-car equipment, was significantly positively correlated with driver distraction. In the event sequence analysis, under different driving conditions, specific actions or action combinations by the driver could lead to abnormal events. For example, when changing lanes in front of the lead vehicle, high-speed approach to the lead vehicle (FCWH) can easily lead to abnormal events. When changing lanes with the host vehicle, being too close to the lead vehicle (SDW0.4) and operating non-lever in-car equipment could easily lead to abnormal events. In the case of lane deviation of the host vehicle, actions such as leaning forward, hands leaving the steering wheel, and holding objects that couldn't control the vehicle properly can easily lead to abnormal events. The results of the spatiotemporal analysis of abnormal events indicated that distracted behavior had a significant positive impact on warning and abnormal events, from macro to micro perspectives. This means that certain conditions in the spatiotemporal environment make distracted events more likely to occur, and distracted events significantly increase the occurrence of warning and abnormal events.			
DATE OF PUBLICATION July 2023	NUMBER OF PAGES 280	PRICE 420	
The views expressed in this publication are not necessarily those of the Ministry of Transportation and Communications.			

目錄

圖目錄.....	V
表目錄.....	VIII
第一章 緒論.....	1
1.1 計畫緣起	1
1.2 計畫目的	5
1.3 計畫範圍	5
第二章 文獻回顧.....	11
2.1 前期計畫回顧	11
2.2 「大型車輛裝設主動預警輔助系統之試運行使用成效評估」案 ..	16
2.3 自然駕駛與行車異常事件研究	19
2.4 駕駛行為分析	26
2.5 駕駛安全管理	35
2.6 行車影像辨識技術與影像資料整合應用	37
2.7 智慧車載系統國內外規範	53
2.8 道路交通事故空間分析	55
第三章 焦點族群訪談.....	67
3.1 焦點族群訪談結果	67
3.2 焦點訪談結果綜整	75
3.3 小結	78
第四章 車內異常行為定義與衡量指標發展.....	79
4.1 車內異常行為定義	79
4.2 車內異常行為之衡量指標	80
4.3 車內行車異常事件影像分析之資料結構	84
4.4 資料盤點	84
第五章 車內行為辨識技術發展.....	89
5.1 車內行為辨識技術	89
5.2 車內影像品質與辨識結果	102
5.3 車內影像辨識結果與真值分析	107
5.4 車內影像辨識設備建議	114
5.5 小結	118
第六章 車內行為與行車異常事件關聯分析.....	121
6.1 警示發生下之行車異常事件關聯分析	121

6.2 行車異常事件發生：案例對照分析	156
6.3 小結	163
第七章 行車異常事件時空分析.....	167
7.1 行車異常事件時空分析架構與資料庫說明	167
7.2 分心事件好發情境分析	173
7.3 行車異常事件好發情境分析	187
7.4 車內異常行為與行車異常事件時空對應分析	200
7.5 小結	204
第八章 結論與建議.....	205
8.1 結論	205
8.2 建議	206
參考文獻.....	209
附錄一 期中審查建議處理情形表.....	215
附錄二 期末審查建議處理情形表.....	241
附錄三 焦點族群訪談大綱.....	265

圖目錄

圖 1.1-1 以事故為基礎之道路交通安全管理程序	4
圖 1.1-2 以事故、行車異常事件與駕駛行為基礎之道路交通安全管理程序	4
圖 1.4-1 整合模組架構	7
圖 1.4-2 本期計畫流程	10
圖 2.2-1 交通部科研計畫規劃時程示意圖	16
圖 2.2-3 大型車整合系統安全成效評估之分析方法	19
圖 2.3-1 SHRP2 變數	21
圖 2.3-2 警示事件發生前之車流動態類型	22
圖 2.3-3 事故鏈對高快速道路追撞事故機率之分析	23
圖 2.3-4 NDS 車前影像與數據同步顯示畫面	24
圖 2.6-1 T-Openpose 架構	43
圖 2.6-2 VGG19 架構	44
圖 2.6-3 T-Openpose 實際辨識與輸出結果	45
圖 2.6-4 節點匹配	45
圖 2.6-5 影像輸入至深度神經網路學習與分類之過程	46
圖 2.6-6 NVIDIA DRIVE IX AI 演算法之車內影像判讀圖示	47
圖 2.6-7 銓鼎科技車載硬體設備示意圖	48
圖 2.6-8 天眼衛星科技監控平台疲勞分心監控畫面	49
圖 2.6-9 長輝資訊科技公司監控平台疲勞分心監控畫面	49
圖 2.6-10 安全駕駛行為分析之辨識資料框架與類別	50
圖 2.6-11 安全駕駛行為分析之辨識步驟範例	51
圖 2.6-12 OpenPose 演算流程示意	52
圖 2.6-13 RMSE 演算流程示意	53
圖 2.8-1 旅行時間分割紀錄駕駛行為事件發生率	62
圖 2.8-2 路段風險管理象限圖	63
圖 2.8-3 旅行時間分割紀錄駕駛行為事件發生率	63
圖 2.8-4 多重對應分析圖	66
圖 4.1-1 車內駕駛行為分類	79
圖 4.2-1 駕駛艙內切分區域	83
圖 4.3-1 影像辨識輸出資料範例	84
圖 4.4-1 本期各分析項目使用之資料說明	85

圖 4.4-2 格位代碼與變數代碼對照示意	86
圖 5.1-1 車內影像辨識駕駛關節點簡化示意圖	89
圖 5.1-2 車內影像辨識資料推論事件結果流程	90
圖 5.1-3 方向盤辨識步驟一：用人工標記方式繪圖 ROI 區域	91
圖 5.1-4 方向盤辨識機制程序啟動示意	92
圖 5.1-5 駕駛座艙內位置區域與代號定義示意	92
圖 5.1-6 各車輛駕駛座艙內人工手繪 ROI 示意	93
圖 5.1-7 駕駛手部位置推論作法示意	93
圖 5.1-8 駕駛手部位置操作車內設備示意	94
圖 5.1-9 駕駛頭部動作之關節點推論作法示意	94
圖 5.1-10 駕駛頭部擺左之關節點推論作法示意	95
圖 5.1-11 駕駛頭部擺右之關節點推論作法示意	96
圖 5.1-12 駕駛抬頭動作之關節點推論作法示意	96
圖 5.1-13 駕駛低頭動作之關節點推論作法示意	97
圖 5.1-14 駕駛伸手拿東西「手在區域 E 或區域 F」判斷作法示意	97
圖 5.1-15 駕駛伸手拿東西「手伸至後方取物」判斷作法示意	98
圖 5.1-16 駕駛伸手拿東西「手伸至後方取物手腕遮蔽」判斷作法示意 ..	98
圖 5.1-17 駕駛用手機辨識之誤判問題所對應過濾條件示意	99
圖 5.1-18 駕駛用手機辨識之誤判問題所對應過濾條件示意	100
圖 5.1-19 駕駛手靠近嘴巴之推論作法示意	100
圖 5.1-20 駕駛身體前傾之推論作法示意	101
圖 5.1-21 駕駛身體右傾之推論作法示意	102
圖 5.2-1 駕駛關節點辨識結果圖形化表示	102
圖 5.2-2 事件影片駕駛關節點資料結果之輸出範例	103
圖 5.2-3 駕駛關節點辨識不佳結果輸出之車輛分析	104
圖 5.2-4 駕駛關節點辨識結果輸出之時段分布情形	104
圖 5.2-5 駕駛關節點辨識不佳結果輸出之時間分析	105
圖 5.2-6 事件影片駕駛行為變數資料結果之輸出範例	106
圖 5.3-1 混淆矩陣示意圖	108
圖 5.4-1 國道客運業者 B 駕駛臉部影像偵測系統畫面	117
圖 5.4-2 臉部關鍵點之辨識網路架構結果畫面	118
圖 6.1-1 本計畫之分析架構圖	121
圖 6.1-2 車道偏移警示事件之加速度時變量分布圖	127
圖 6.1-3 前車安全距離警示事件之加速度時變量分布圖	127

圖 6.1-4 前方碰撞警示事件之加速度時變量分布圖	128
圖 6.1-5 車道偏移警示事件之加速度時變量分布圖(未注意前方)	129
圖 6.1-6 車道偏移警示事件之加速度時變量分布圖(手離開方向盤)	129
圖 6.1-7 車道偏移警示事件之加速度時變量分布圖(拿東西)	129
圖 6.1-8 前車安全距離警示事件之加速度時變量分布圖(未注意前方) ...	130
圖 6.1-9 前車安全距離警示事件之加速度時變量分布圖(手離開方向盤)	130
圖 6.1-10 前方碰撞警示事件之加速度時變量分布圖(拿東西)	131
圖 6.1-11 事件發生 5 階段流程圖	135
圖 6.1-12 探討分心與人工辨識關聯之二元迴歸	140
圖 7.1-1 行車異常事件好發時空分析架構圖	168
圖 7.1-2 資料庫架構設計示意圖	170
圖 7.1-3 資料庫建構流程示意圖	170
圖 7.2-1 路段分析概念示意圖	174
圖 7.2-2 趟次分析概念示意圖	178
圖 7.2-3 事件分析概念示意圖	182
圖 7.4-1 車內行為組合與 7 種警示事件多重對應分析聯合圖	202
圖 7.4-2 車內行為組合與 3 類警示事件多重對應分析聯合圖	203

表目錄

表 1.4-1 分年研究重點彙整	8
表 2.1-1 前期研究未保持安全距離之序列分類	12
表 2.1-2 前期研究車道偏移之序列分類	13
表 2.1-3 前期研究匝道車速過快之序列分類	13
表 2.1-4 資料欄位說明	14
表 2.3-1 SHRP2 自然駕駛研究所建議用以搜尋高風險駕駛行為之量化指 標及門檻值	26
表 2.7-1 駕駛監測系統各國法規要求	54
表 2.8-1 事故空間分析與預測研究整理	60
表 2.8-2 路段、趟次及危險度分析之影響因素	62
表 3.2-1 各家客運業者對車內異常行為(分心/疲勞事件)定義	75
表 3.2-2 各家客運業者對車內分心行為之管理規定	76
表 4.2-1 肢體動作類別與事故關聯性及影像辨識難易度	81
表 4.2-2 車內駕駛行為預計採用之衡量指標	82
表 4.2-3 駕駛艙各區域之代碼與內容	83
表 4.4-1 12 宮格變數表	87
表 5.2-1 車內影像辨識 23 個「行為變數」項目	106
表 5.3-1 車內影像辨識與真值結果差異	109
表 5.3-2 駕駛手和方向盤辨識與真值交叉分析	110
表 5.3-3 駕駛頭部動作辨識與真值交叉分析	111
表 5.3-4 駕駛手部動作辨識與真值交叉分析	112
表 5.3-5 駕駛身體動作辨識與真值交叉分析	114
表 5.4-1 車內影像辨識設備之評估指標	114
表 6.1-1 警示當下與警示後各類動作(人工真值)之發生頻次	122
表 6.1-2 警示當下兩種動作(人工真值)之組合情況	122
表 6.1-3 警示後 10 秒兩種動作(人工真值)之組合情況	123
表 6.1-4 不同種類警示事件之動作類別：警示當下動作(人工真值)	123
表 6.1-5 不同程度行車異常事件之動作類別：警示當下動作(人工真值)	124
表 6.1-6 不同種類警示事件之動作類別：警示後 10 秒動作(人工真值)	125
表 6.1-7 不同程度行車異常事件之動作類別：警示後 10 秒動作(人工真 值)	126
表 6.1-8 分心與車內動作(人工真值)關聯之二元羅吉斯迴歸	131

表 6.1-9 行車異常事件與車內行為(人工真值)二元羅吉斯迴歸分析	133
表 6.1-10 行車異常事件與車內行為(影像辨識)二元羅吉斯迴歸分析	134
表 6.1-11 前車變換車道之規則：不是異常	135
表 6.1-12 前車變換車道之規則：輕度異常或異常	136
表 6.1-13 本車變換車道之規則：不是異常	136
表 6.1-14 本車變換車道之規則：輕度異常或異常	137
表 6.1-15 本車車道偏移之規則：不是異常	137
表 6.1-16 本車車道偏移之規則：輕度異常或異常	138
表 6.1-17 其他行車動態之規則：不是異常	138
表 6.1-18 其他行車動態之規則：輕度異常或異常	139
表 6.1-19 行車異常事件與行車動態、車內行為(人工真值)二元羅吉斯 迴歸分析：SDW 0.4.....	141
表 6.1-20 行車異常事件與行車動態、車內行為(影像辨識)二元羅吉斯 迴歸分析：SDW 0.4.....	142
表 6.1-21 行車異常事件與行車動態二元羅吉斯迴歸分析：FCWH.....	143
表 6.1-22 行車異常事件與行車動態、車內行為(人工真值)二元羅吉斯 迴歸分析：LDW.....	144
表 6.1-23 行車異常事件與行車動態、車內行為(影像辨識)二元羅吉斯 迴歸分析：LDW.....	144
表 6.1-24 行車異常事件與行車動態、車內行為 (人工真值) 二元羅吉 斯迴歸分析：SLDW	145
表 6.1-25 行車異常事件與行車動態、車內行為(影像辨識)二元羅吉斯 迴歸分析：SLDW	146
表 6.1-26 車內行為於各模式中之顯著效果整理	146
表 6.1-27 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(人工辨識)二元 羅吉斯迴歸分析：FCWH.....	147
表 6.1-28 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(影像辨識)二元 羅吉斯迴歸分析：FCWH.....	148
表 6.1-29 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(人工辨識)二元 羅吉斯迴歸分析：SDW 0.4.....	149
表 6.1-30 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(影像辨識)二元 羅吉斯迴歸分析：SDW 0.4.....	150
表 6.1-31 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(人工辨識)二元 羅吉斯迴歸分析：SLDW	152

表 6.1-32 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(影像辨識)二元 羅吉斯迴歸分析：SLDW	152
表 6.1-33 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(人工辨識)二元 羅吉斯迴歸分析：LDW	153
表 6.1-34 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(影像辨識)二元 羅吉斯迴歸分析：LDW	153
表 6.1-35 行車異常事件與行車動態、車內行為組合分析二元羅吉斯迴 歸分析：SDW 0.4.....	154
表 6.1-36 行車異常事件與行車動態、車內行為組合分析二元羅吉斯迴 歸分析：FCWH.....	155
表 6.1-37 行車異常事件與行車動態、車內行為組合分析二元羅吉斯迴 歸分析：LDW.....	155
表 6.2-1 相對風險之列聯表	157
表 6.2-2 樣本基本統計表	159
表 6.2-3 在警示事件及非警示事件下，各項分心行為之盛行率	160
表 6.2-4 分心行為對於警示事件之勝算比	162
表 6.2-5 分心行為對於行車異常事件之勝算比	163
表 7.1-1 整合資料庫主要欄位定義說明	171
表 7.1-2 分析模式與整合資料庫變數關係	173
表 7.2-1 警示、異常、分心事件發生次數統計	174
表 7.2-2 分心次數路段分析之敘述性統計	175
表 7.2-3 解釋變數之敘述性統計(連續變數).....	175
表 7.2-4 解釋變數之敘述性統計(類別變數).....	175
表 7.2-5 路段分析模式-分心事件推估結果.....	176
表 7.2-6 分心次數-趟次分析被解釋變數之分布情形(15 公里為單位).....	178
表 7.2-7 解釋變數之敘述性統計(連續變數).....	179
表 7.2-8 解釋變數之敘述性統計(類別變數).....	179
表 7.2-9 駕駛人排班趟次統計分布	180
表 7.2-10 發車時間之時段區分統計	180
表 7.2-11 趟次分析模式-分心事件推估結果	181
表 7.2-12 分心事件-事件分析被解釋變數之敘述性統計	183
表 7.2-13 解釋變數之敘述性統計(連續變數).....	183
表 7.2-14 解釋變數之敘述性統計(類別變數).....	184
表 7.2-15 駕駛人排班趟次統計分布	184

表 7.2-16 發車時間之時段區分統計	184
表 7.2-17 事件分析模式-分心事件推估結果	186
表 7.3-1 路段分析被解釋變數之敘述性統計	188
表 7.3-2 解釋變數之敘述性統計(連續變數).....	189
表 7.3-3 解釋變數之敘述性統計(類別變數).....	189
表 7.3-4 路段分析模式-警示事件推估結果	190
表 7.3-5 路段分析模式-行車異常事件推估結果	191
表 7.3-6 警示、行車異常事件次數-趟次分析被解釋變數之敘述性統計	193
表 7.3-7 解釋變數之敘述性統計(連續變數).....	194
表 7.3-8 解釋變數之敘述性統計(類別變數).....	194
表 7.3-9 發車時間之時段區分統計	194
表 7.3-10 駕駛人排班趟次統計分布	195
表 7.3-11 趟次分析模式-警示、行車異常事件推估結果	196
表 7.3-12 單一事件危險度-事件分析被解釋變數之敘述性統計	197
表 7.3-13 解釋變數之敘述性統計(連續變數).....	198
表 7.3-14 解釋變數之敘述性統計(類別變數).....	198
表 7.3-15 駕駛人排班趟次統計分布	199
表 7.3-16 發車時間之時段區分統計	199
表 7.3-17 事件分析模式-事件危險度推估結果	200
表 7.4-1 車內行為組合與 7 種警示事件計數列聯表	201
表 7.4-2 車內行為組合與 3 類警示事件計數列聯表	203

第一章 緒論

1.1 計畫緣起

依據統計，我國 111 年全年發生 375,632 件道路交通事故 (A2 以上)，共造成 3,085 人死亡、498,887 人受傷 (以事故發生 30 天內死亡為計算基準)(道安資訊查詢網, 2023)，近年道路交通事故件數與傷亡人數持續上升。為改善道路交通安全，本所歷年辦理易肇事路段改善，以及推動運輸業安全管理系統等計畫，然而受限於資料取得困難，此等計畫安全改善績效及相關分析往往以事故件數、死亡人數、受傷人數等呈現安全水準，並據以找出應強化改善的環節，惟因事故屬高度隨機的稀有事件 (rare event)，且此類型之落後指標 (lagged indicator) 難以有效分析評估駕駛之安全性。

事故的發生，往往肇因於人、車、路、環境等多重因素交互影響下造成之不幸結果，其中「人」必須擔負所有資訊接收、解讀、判斷、決策與執行，為行車安全最重要的關鍵環節；此外，歷年事故多以未注意車前方、未依規定讓車、未保持行車安全間隔、變換車道或方向不當等人為因素為主要肇因者，約占全國交通事故死亡人數之 70% 以上，顯見「駕駛人行為分析」在整體事故預防之重要性。若能透過行車資料，了解不同路況可能導致的不安全駕駛行為，在行車前提供給駕駛相關注意，即有可能避免類似事件發生。甚至可透過相關資料的蒐集、整理與分析，做為職業駕駛人初訓或定期訓練的參考資料，亦可提供一般駕駛人參考，以預防同樣類型不安全駕駛行為的發生，進而降低交通事故發生的可能性。

近年來，隨著科技進展，各國陸續以自然駕駛 (naturalistic driving) 為題，透過在車輛上裝設各項偵測設備，長時間蒐集駕駛人在「自然」狀態下的駕駛行為，並透過其於行車過程中發生的失誤或偏差等領先指標 (leading indicator) 之監控，分析駕駛人的行為模式，以達到安全管理之目的。以美國運輸部公路安全署 (US National Highway Traffic Safety Administration of DOT, NHTSA) 與維吉尼亞理工學院運輸中心 (Virginia Tech Transportation Institute, VTTI) 負責執行 100-car 計畫為例，該案募集於車輛上裝設各種儀器，蒐集大規模真實駕駛行為資料，期能透過對駕駛行為的深入探討，了解駕駛人在行車過程中的各項行為特性，做為研提事

故預防策略的基礎。

本所於 107 年辦理「駕駛行為分析工具開發及行為特性探討」，透過在營業大客車之各項智慧車載系統（包含 OBD II、ADAS 等）蒐集車輛速度、警示事件等資料，並以所蒐集的 100 個旅次的自然駕駛行為資料為例，針對國道客運業者進行本土化指標與門檻值之建立、高風險駕駛行為過濾分析、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，供業者進行駕駛人安全診斷。另於 108 年「應用車聯網與先進駕駛輔助系統於我國公路公共運輸行車安全」計畫案，於基隆地區車聯網實驗場域建置結合先進駕駛輔助系統 (ADAS)，提升公路公共運輸車輛在行經高速公路與市區號誌化路口之行車與行人交通安全。

另交通部已將「臺灣地區易肇事路段改善計畫」列為長期性之任務，並委由本所負責規劃，此計畫目的在於降低都市及一般公路易肇事路段交通事故之傷亡人數與發生次數，並自 69 年開始辦理第 1 期計畫，迄今已完成 38 期計畫，除此之外，各縣市政府針對轄管道路亦會自行規劃各項改善計畫。此類道安改善工作雖係以每件事故發生位置為基礎探討事故發生的集中性，並透過統計事故發生頻率、嚴重程度等篩選出易肇事路段/路口，然而因其所篩選出的熱區往往必須多起事故發生後方得進行各項資料分析、處理，無法在事故發生前預先篩選出潛在地點；再者，易肇事路段篩選過程中，僅能就事故本身紀錄之人、車、路、環境及各項碰撞型態等資料進行分析，及研判事故發生肇因，無法實際得知駕駛人於該地點的真實行為。

為達到事先防範、預先改善之目的，必須從日常車流、駕駛行為當中，預先定義出與事故發生具有高度相關的事故前兆 (precursor) 或高風險駕駛行為，並從行為層面篩選駕駛人出現高風險駕駛行為的好發熱區與情境，進而依據不同類型之高風險駕駛行為研提改善方案；日本國土交通省為改善沖繩地區外國觀光客自駕事故頻仍的狀況，透過與當地租車公司合作蒐集車載 ETC2.0 及行車紀錄器，抽樣調查自駕觀光客緊急煞車、突然加速、突然轉動方向盤等動作的所在場所，再以此做為基準分析不同國籍之行為特性，掌握「這個國家或地區的人，容易在這個地方發生這樣的車禍」，然後用該國語言在該地進行宣導。

分心與疲勞是發生事故的主要車內原因，國內 111 年 5 月發生一起大

貨車追撞工程車事故，造成工程車駕駛與同車作業員死亡，經警方調查後發現駕駛係因低頭滑手機分心肇事。2016 年日本一輛觀光巴士在途經長野縣與群馬縣交界附近的國道 18 號時突然失控，衝向對面行車線，隨後撞斷護欄墜落懸崖，造成 15 個乘客死亡、26 人受傷。調查後發現巴士公司除了發車前沒檢查駕駛的健康狀態，亦忽視駕駛連續駕駛時數限制。此外，駕駛抄捷徑，違法行駛未經審查之路線，以致疲勞駕駛狀態下，在不熟悉路線的危險路段無煞車墜落懸崖。若能在駕駛有分心或疲勞的狀態發生時，提供駕駛或行車中心警示，有可能避免事故之發生。

110 年「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行車異常事件影像辨識技術開發」計畫案（後稱前期計畫），就營業大客車在國道交通特性蒐集大量自然駕駛資料，初步發展本土化高風險駕駛行為指標，及應用行車影像開發車外行車異常事件影像辨識技術。前期計畫蒐集國內某客運業 200 趟次行車資料、2,524 個警示事件，其中僅有 102 件（約 4%）的警示事件為行車異常事件；若客運業者單純以 ADAS 設備警示，做為行車即時警示或事後駕駛教育訓練之參考，恐存在偽陽性過高的情況。而前期計畫提出之 12 宮格架構，將 ADAS 及影像資料同時納入行車異常事件預測模式，可進一步提高行車異常事件之預測準確度。本年度將以前期資料為基礎，蒐集車內駕駛影像資料，發展車內異常行為之衡量指標及應用行車影像開發車內駕駛行為影像辨識技術。

綜合言之，本計畫之目標在將目前以事故資料為基礎的道路交通安全管理程序（圖 1.1-1），提升為以事故資料、行車異常事件以及駕駛行為為基礎的道路交通安全管理程序（圖 1.1-2），以達事故預防與零死亡重傷之長期目標。

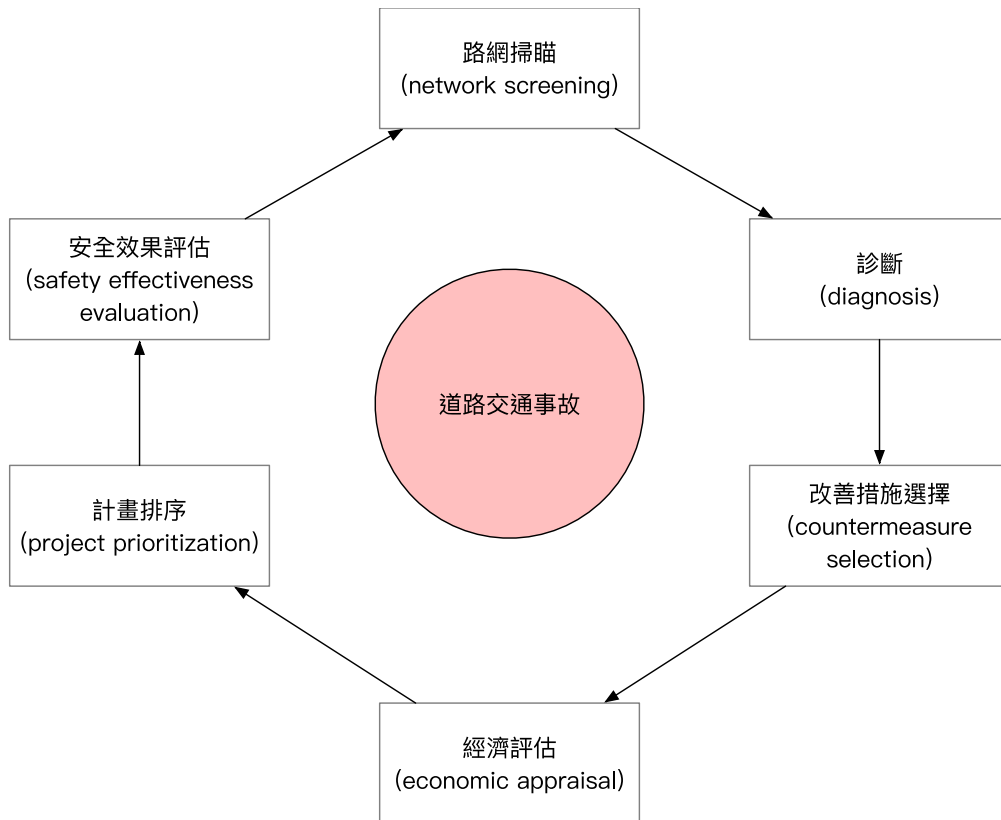


圖 1.1-1 以事故為基礎之道路交通安全管理程序

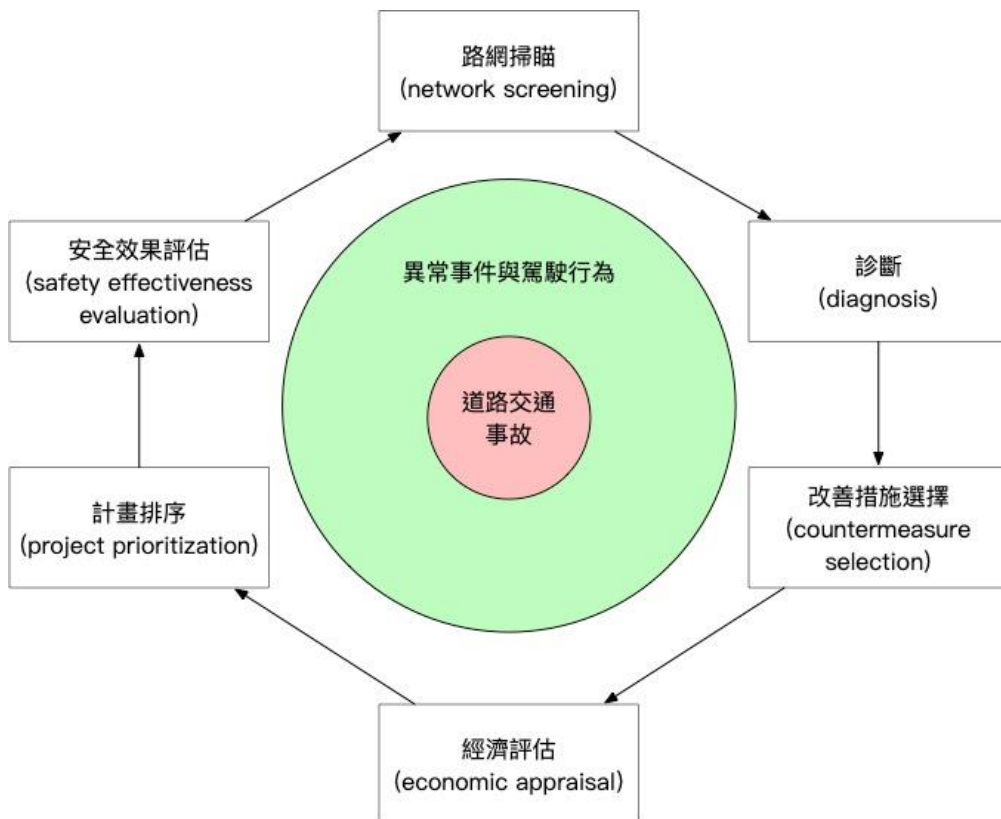


圖 1.1-2 以事故、行車異常事件與駕駛行為基礎之道路交通安全管理程序

1.2 計畫目的

本計畫為 4 年期計畫，主要計畫目的如下：

1. 奠基於近年已逐漸發展成熟的各項智慧車載系統，以本所 107 年度「駕駛行為分析工具開發及行為特性探討」、110 年度「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行車異常事件影像辨識技術開發」計畫案成果為基礎，持續蒐集自然駕駛資料，包含在既有車種、業別及營運環境（國道客運）下增加資料蒐集區間、樣態。
2. 應用影像辨識技術，藉由車內行車影像資料分析篩選行車異常事件，進而做為駕駛行為分析工具優化之基礎，據以篩選出可能造成事件及事故風險的高風險駕駛行為。
3. 深化自然駕駛資料之應用，透過整合空間資訊，例如以 GPS 定位資料整合各路段坡度、車道數、速限、曲率及車流資料（如各路段平均車速）等，以大數據分析、資料探勘之技術探索高風險駕駛行為/事件之特性。
4. 以自然駕駛行為資料及駕駛行為分析工具為基礎，探索各類高風險駕駛行為或行車異常事件的空間集中性，找出駕駛人高風險駕駛行為的好發路段、地點與情境，改善過去易肇事路段受限於道路交通事故稀少性、隨機性及事後改善之狀況，提升道路主管機關對易肇事路段事先防範能量之目的。
5. 從事後預防角度，針對透過事故資料所篩選之易肇事路段，整合駕駛行為分析、空間、時間及各項環境狀態等資料，可由行為角度深入解析事故發生成因，並據以研提各項工程、教育、執法等不同層面的改善方案，做為主管機關改善道路交通安全及運輸業者強化駕駛人管理之基礎。

1.3 計畫範圍

本計畫以前期（110 年）計畫為基礎，並回顧國內外文獻，針對國道環境，分析大客車駕駛本身駕駛行為，同時結合空間資訊預測高風險路段。本期計畫主要為完成車內行車異常事件行車影像辨識技術開發，並藉由所建立之行車影像辨識工具分析車內行車異常事件。

1.3.1 四年期計畫關係

本 4 年期計畫：「應用人工智慧分析技術探勘高風險路段」，係透過車內外影像與車機資料，並結合現今科技發展之 ADAS 系統（例如 Mobileye），針對駕駛運行車輛時之狀態與行車異常事件進行判別與訓練。藉由前述各類資料，以 ADAS 系統產生之警示事件解析行車異常事件，再從綜整建立之資料集合中進行與道路交通環境資料之時空環境分析、關聯，以及駕駛行為之評估，探索容易發生行車異常事件之條件與情境，並供業者、政府在營運與管理上能有實務上之策略與幫助。本計畫執行之所需資料來源與開發程序，至分析模組與預期應用之步驟羅列如下。

本計畫前期，著重於車內外行車資料之整合，以確立 ADAS 警示事件資料與駕駛實際有操作錯誤之行車異常事件之分辨能力，藉由客運環景錄影資料，獲得車輛外部周遭之影像。第一年側重於影像辨識模組開發訓練之產出，將車輛運行之動態資料偕同車機資訊，與 ADAS 警示事件資料進行比對。由於 107 年計畫車隊之 ADAS 主要透過 Mobileye 以 TTC 之時間大小做為警示標準，難以直接分辨是駕駛因素或外在因素觸發告警，因此本次 4 年期計畫透過人工辨識一定數量趟次，先確立行車異常事件，再供影像訓練進行大量驗證以建立可行之車外行車異常事件判斷模組。第二年期則增加車內影像之應用，開發能辨識駕駛狀態與分析其行為的車內、外行車異常事件判斷模組，最後擴展大量且完善之行車異常事件資料集合。

至此，以既有車輛行車異常事件資料基礎，結合道路幾何與天候資料獲得之特性，可針對行車異常事件及交通事故之時空與交通環境、駕駛行為進行初探分析，並針對計數模式 (count model) 進行細節之校估與定式之建立，確立行車異常事件以及交通事故資料，探索關鍵影響因素並兩相比對。同時，隨著駕駛人資料與行為加入，能針對駕駛行為探勘並分析，除可評估駕駛績效外，或可擷取適當時長，分析好發行車異常事件種類與時序組合。第 3、4 年找出行車異常事件及高風險行為，最後應用地理資訊系統等技術，探討高風險駕駛行為/行車異常事件的空間特性。

本團隊針對此 4 年期計畫之整體構想繪如圖 1.4-1 所示，分年研究重點則整理如表 1.4-1 所示。

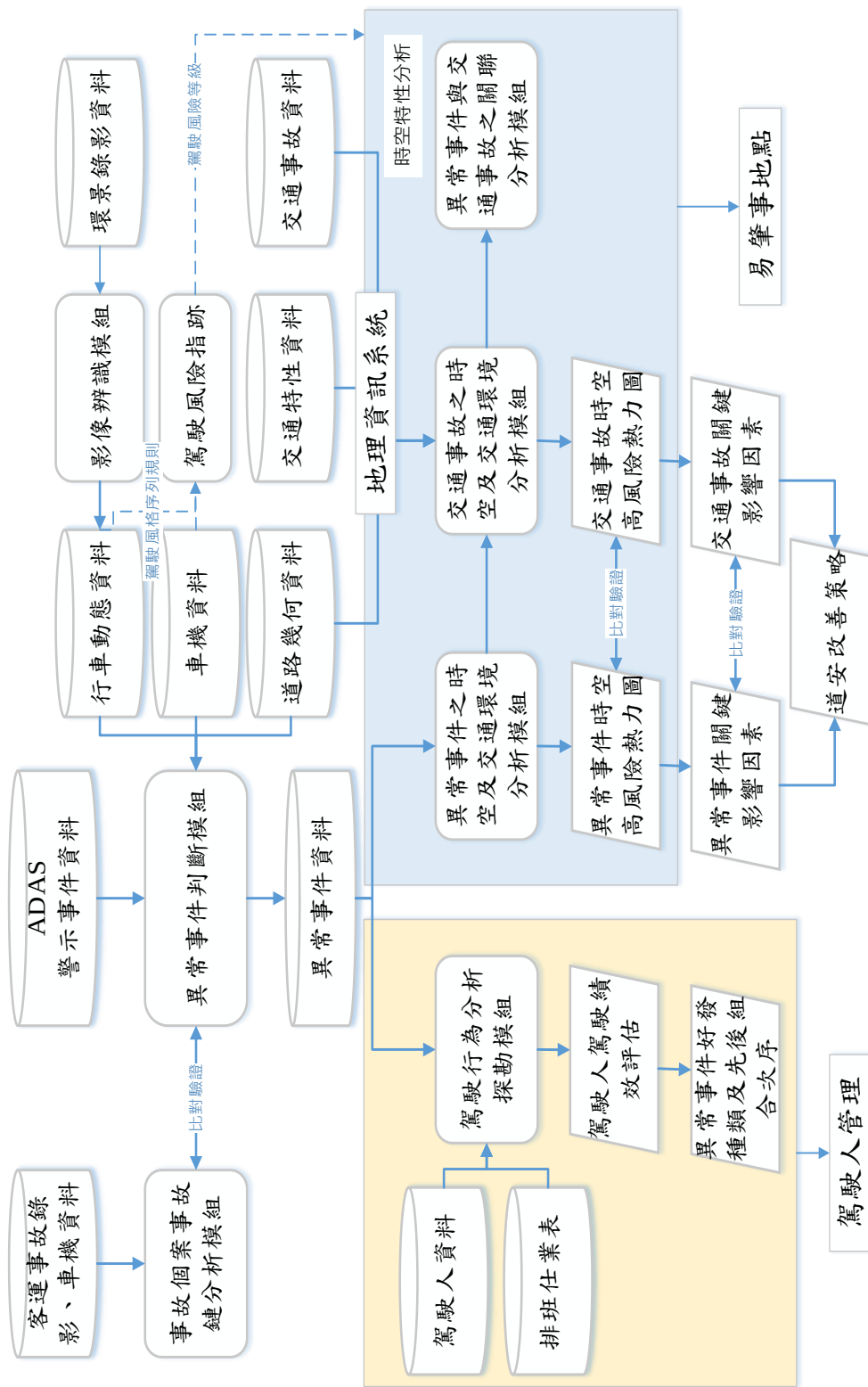


圖 1.4-1 整合模組架構

表 1.4-1 分年研究重點彙整

模組	第 1 年	第 2 年	第 3 年	第 4 年
行車異常事件判斷	1.國道客運 2.車外影像 3.車外行車異常事件	1.國道客運 2.車外+車內影像 3.車內分心事件	1.國道客運 2.車外+車內影像 3.各類型行車異常事件	1.國道客運 2.車外+車內影像 3.行車異常事件待定
影像辨識	1.車外影像 2.影像品質分析 3.車外攝影設備規格標準	1.車外+車內影像 2.影像品質分析 3.車內攝影設備規格標準	1.車外+車內影像 2.影像品質關鍵影響因素分析	1.車外+車內影像 2.攝影設備規格標準 3.操作手冊
事故個案事故鏈分析	1.國道客運 2.事故鏈定序		1.國道客運 2.事故鏈定序	
行車異常事件之時空及交通環境分析	國道客運 (初探)	國道客運 (定式)	國道客運 (定式) (包含大型車計畫資料 ²)	國道客運 (定式)
駕駛行為探勘分析	國道客運 (初探)	國道客運 (定式)	國道客運 (定式) (包含大型車計畫資料 ²)	國道客運 (定式)
交通事故之時空及交通環境分析	國道 (初探)	國道 (初探)	國道 (定式) 分析工具優化	國道 (定式) 分析工具完成
行車異常事件與交通事故之關聯分析			國道	國道

註 1：主要研究成果含 1) ADAS 系統組成及規格 (含攝影設備規格標準、行車異常事件判斷模組功能)；2) 駕駛及車隊安全管理系統 (含駕駛行為探勘模組功能)；以及，3) 行車異常事件資料集合及大數據運算設備之組成及規格 (含行車異常事件時空及交通環境分析模組功能)

註 2：大型車計畫全名為「大型車輛裝設主動預警輔助系統之試運行使用成效評估」

1.4.2 本期計畫架構與流程

本期計畫研究流程關係如圖 1.4-2 所示，工作項目包含：1) 摘要說明前期（包含 107 年計畫）；2) 文獻回顧、焦點族群訪談；3) 行車異常事件影像辨識技術架構之建立與技術開發；4) 行車異常事件影像訓練與判別以及 5) 車內行車異常事件分析。

本計畫於本年度建立影像分析架構，以前期車外影像為基礎加入車內影像辨識，討論現有車載設備與數位行車紀錄器之限制時，亦同時考量車內外行車異常事件分析之需求，建立行車異常事件影像辨識技術訓練，整合資料集合找出車內外行車異常事件型態與空間特性等關聯，可做為運輸業者駕駛人管理以及道路主管機關改善轄內道路安全之參考。

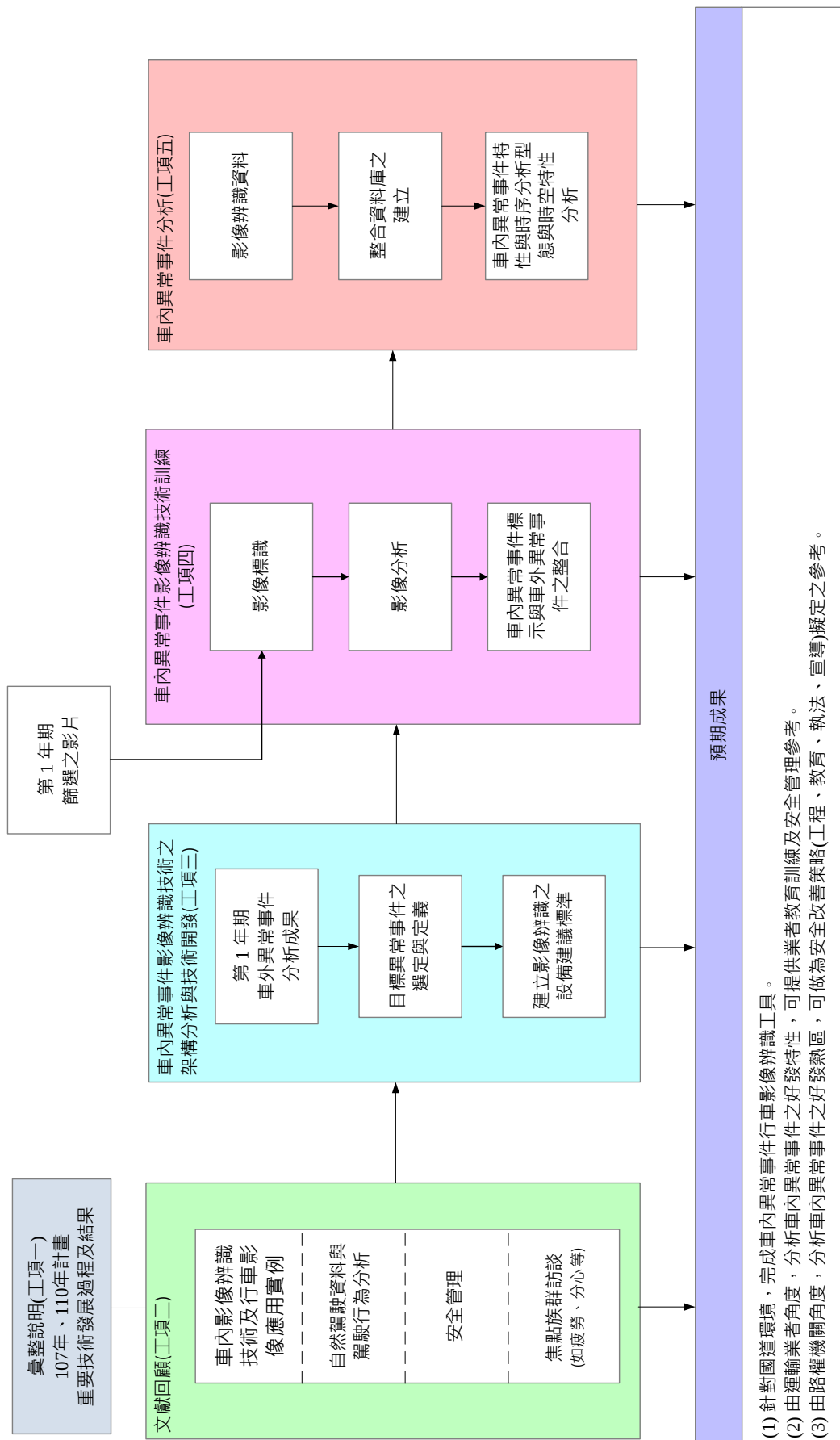


圖 1.4-2 本期計畫流程

第二章 文獻回顧

本章針對前期計畫成果 (2.1 節)、「大型車輛裝設主動預警輔助系統之試運行使用成效評估」案 (2.2 節)、自然駕駛與行車異常事件研究 (2.3 節)、駕駛行為分析 (2.4 節)、安全管理 (2.5 節)、行車影像辨識技術與影像資料整合應用 (2.6 節)、智慧車載系統國內外規範 (2.7 節)、道路交通事故空間分析 (2.8 節)，進行相關文獻回顧。

2.1 前期計畫回顧

吳昆峯等 (2020) 於本所計畫「駕駛行為分析工具開發及行為特性探討」中，首先透過回顧相關文獻，了解國內外現行安全駕駛行為管理之方法，以及常用指標之相關定義、門檻值與所需之設備；並且透過業者訪談、問卷調查，進一步掌握車載資訊設備之應用成效與需求。最後以所蒐集的 100 個旅次的自然駕駛行為資料為例，針對國道客運業者進行指標與門檻值之建立、行車異常事件分析、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，以協助業者進行安全駕駛行為管理，達到預防事故發生之終極目標，也做為政府政策規劃之參考與業者裝載車機設備之依據。

前期計畫 (吳昆峯等，2022) 中，首先以文獻回顧、業者訪談以及業者問卷調查方式，了解透過車外行車影像篩選行車異常事件所需資料與相關作法，以及各項智慧車載設備、行車影像紀錄器之裝設要求、補助規定及相關規範。並依據駕駛行為模式分析結果，以及目前國內運輸業現有設備可提供之警示事件，定義不同類型行車異常事件的操作型定義。

因應 ADAS 警示、車機以及車外行車影像資料特性，前期計畫以國道客運為主，並採用一家國道客運之車外行車影像與 ADAS 資料，透過人工智慧深度學習影像辨識技術，捕捉周遭車流行車動態資訊，並以車機資訊與人工辨識方式，比對確認影像指標之正確性。

在綜整 ADAS 警示、車機、行車影像、駕駛排班、道路幾何以及天候等資料後，透過機器學習及計量分析方法，辨識 ADAS 警示事件發生之相關性與先後順序型態，並透過機器學習方法辨識不同環境與駕駛因應下，

輕度異常與行車異常事件發生之主要影響原因。另以時空分析方法，就路段與駕駛趟次進行分析，找出易發生 ADAS 警示之情境與地點，並產製一地理資訊系統平台展現分析之結果，包含各路段道路幾何與車流特性、道路交通事故件數、ADAS 警示件數以及行車異常事件件數。前期計畫另發展本土化之駕駛風格序列，以全趟次警示事件與車機資料為基礎，產出駕駛風險指跡，大幅降低整合資料之維度，以做為未來高風險路段及駕駛人管理之參考依據。

2.1.1 車外行車異常事件之定義

前期計畫針對未保持安全距離、車道偏移、匝道車速過快等 3 項車外行車異常事件進行分析。行車異常事件定義將沿用吳昆峯等 (2020) 整理、歸納出之駕駛序列與定義，並精進行車異常事件內容，表 2.1-1 至表 2.1-3 分別整理前期計畫「未保持安全距離」、「車道偏移」以及「匝道車速過快」之行車異常事件序列說明。

表 2.1-1 前期研究未保持安全距離之序列分類

序列 1L/1R 前車由左/右變換車道	
1-1 且前車煞車	目標車輛之駕駛來不及反應，易形成追撞事故。
1-2 且目標車輛正在加速	兩車間的距離會急速縮小，易造成追撞事故的發生。
1-12 同時滿足 1-1 及 1-2	
序列 2 目標車輛向左/右變換車道	
2-1 且前車煞車	目標車輛之駕駛來不及反應，易形成追撞事故。
2-2 且目標車正在加速 (未減速)	目標車輛未注意前車而正在加速或沒有煞車的動作，易造成追撞。
2-12 同時滿足 2-1 及 2-2	
序列 3 前車突然減速	
3-1 且目標車輛未煞車	兩車間的距離會急速縮小，易造成追撞事故的發生。
3-2 且鄰近車道有車輛	目標車輛若有向外閃避的動作，易造成與鄰近車輛擦撞。
3-12 同時滿足 3-1 及 3-2	
序列 4 前車等速行駛 (慢速)	
4-1 且目標車輛未煞車	兩車間的距離會急速縮小，易造成追撞事故的發生。
4-2 且鄰近車道有車輛	目標車輛進行變換車道的動作，若未注意鄰近車輛，易造成擦撞。
4-12 同時滿足 4-1 及 4-2	

表 2.1-1 前期研究未保持安全距離之序列分類 (續)

序列 5 未注意前前車狀況 = 前車向左/右變換車道且目標車與前前車距離過近	
5-1 且目標車輛未煞車	兩車間的距離會急速縮小，易造成追撞事故的發生。
5-2 且相鄰車道有車	目標車輛向相鄰車道進行閃避，但相鄰車道有車輛正在行駛，易與旁車擦撞。
5-12 同時滿足 5-1 及 5-2	
序列 6 前車向左/右變換車道且目標車與前車距離過近	
6-1 且目標車輛未煞車	若前車未順利變換車道至相鄰車道，且目標車輛正在加速或無煞車行為，易造成目標車輛與前車追撞。

表 2.1-2 前期研究車道偏移之序列分類

序列 1 偏離車道	
1-1 且鄰近車道有車	鄰近車輛之駕駛來不及反應，易形成同向擦撞事故。
1-2 且目標車輛無立即返回車道	易形成同向擦撞事故或駕駛可能處於分心恍神狀態。
1-12 同時滿足 1-1 及 1-2	
序列 2 因閃避動作而偏離車道	
2-1 且鄰近車道有車	鄰近車輛之駕駛來不及反應，易形成同向擦撞事故。
序列 3 匝道上偏移	
3-1 且鄰近車道有車	鄰近車輛之駕駛來不及反應，易形成同向擦撞事故。
3-2 且目標車輛無立即返回車道	易形成同向擦撞事故或駕駛可能處於分心恍神狀態。
3-12 同時滿足 3-1 及 3-2	

表 2.1-3 前期研究匝道車速過快之序列分類

序列 1：匝道未減速	
1-1 且鄰近車道有車	匝道未減速容易造成車道偏移與車輛失控，當鄰近車輛之駕駛來不及反應，易形成同向擦撞事故。
1-2 且正在下雨	天雨路滑更容易造成車道偏移與車輛失控
1-12 同時滿足 1-1 及 1-2	
序列 2：匝道超速	
2-1 且鄰近車道有車	匝道「超速」較「未減速」更容易造成車道偏移與車輛失控，當鄰近車輛之駕駛來不及反應，易形成同向擦撞事故。
2-2 且目標車輛未減速	匝道超速且未減速的情形下，其發生車道偏移與失控，甚至衝出路外或擦撞護欄的機率甚高。
2-12 同時滿足 2-1 及 2-2	

2.1.2 行車異常事件分析

前期計畫統計分析所使用之變數以及各變數的說明如表 2.1-4 所示。使用資料為一國道客運業者，分析期間為 2021 年 3 月以及 6 月、行駛路線為經國道一號、分析趟次南下及北上共計 200 趟次、5 輛車和 22 位駕駛在 ADAS 觸發警示事件發生時的相關行車資訊，共計七種警示事件類別，2,558 件警示事件和三種行車異常事件，分析情境為日晴、日雨及夜晚晴天，分析路段範圍為國道一號主線道及匝道。透過人工標示真值與影像辨識結果之比對發現，晚上雨天的影像辨識效果不佳，甚至無法辨識，故後續分析將晚上雨天之情境刪除。

表 2.1-4 資料欄位說明

變數名稱	定義	說明
license	車輛車牌號碼	客運公司提供
employee_id	駕駛編號	客運公司提供
speed	車輛速度	來源為 CAN BUS
night	白天/晚上	以事件當天之日出日落時間為基準
location	車輛位置	GPS 定位判斷在主線/匝道上
rain	晴天/雨天	以事件當下中央氣象局資料為基準
dir	北上/南下	客運公司提供
車道數	3/4/5 車道	GPS 定位與國道道路資訊比對
沿線狀況_爬坡	爬坡/非爬坡	GPS 定位與國道道路資訊比對
沿線狀況_轉彎	直線段/非直線段	GPS 定位與國道道路資訊比對
event_id (警示事件)	FCWH 高速前車碰撞 FCWL 低速前車碰撞 LDWL 向左車道偏移 LDWR 向右車道偏移 SLDW 嚴重車道偏移 SDW_0.4 未保安全距離 0.4 SDW_1.2 未保持安全距離 1.2	- 與前車可能發生碰撞時會提前 2.7 秒發出警示音；低速狀態為時速低於 30 公里，高速則大於 30 公里。 - 車道偏離指未使用方向燈而偏離車道，且時速高於 55 公里；嚴重車道偏離指 300 秒內發生 2 次車道偏移。 - 未保持安全距離 0.4 以及 1.2 分別代表距離前車之秒距
是否為多重警示	獨立警示事件組合	某一警示事件開始到結束這段時間往前 15 秒和往後 5 秒內有其他獨立警示事件的話，將其合併為多重警示事件。
事件異常程度	行車異常事件 輕度行車異常事件 非行車異常事件	透過車外影像判定警示事件當下之情境是否危險(車流、車距等)和利用車內影像來判定駕駛人是否有相對的因應動作。

由人工標示結果發現於行車異常事件中：未保持安全距離警示事件中，演變成行車異常事件比例以「前車突然減速」(12.0%) 最高，其次為「前車由右變換車道」(8.2%) 以及「前車由左變換車道」(5.5%)。由此顯示前車急煞車行為是駕駛人較難應對的任務。

透過順序型羅吉斯迴歸分析，發現車速較快、高速公路路段與爬坡段容易有行車異常事件和輕度異常發生；另下雨天、晚上和北上行駛行車異常事件與輕度異常發生機率較小。而行車異常事件分析之輕度異常中，與左前方車輛相對距離小於 40 公尺時，為輕度異常之好發情境，影響輕度異常主要因素，多為與左右前方有無車輛以及與前車車距之關係變化。然值得注意的是前期計畫從大量警示事件當中，找出僅占約 1/4 的輕度行車異常事件、行車異常事件，顯示僅仰賴 ADAS 警示無法有效捕捉行車異常事件。

2.1.3 行車異常事件時空分析

前期計畫以日常行車環境、駕駛行為等因素，預先定義出與事故發生具有高度相關的事故前兆，進而依據不同類型行車異常事件研擬改善方案，為了能夠滿足分析需求、未來即時平臺的運用，前期建立整合資料集合，蒐集模型開發所需之相關資料，包含高公局 VD 靜態資料、5 分鐘即時/歷史交通量資料、設施特性資料、國道幾何資料，客運業者車機紀錄資料、班表資料，氣象局之氣象站靜態資料、氣象站觀測資料、日出日落時刻表。

藉由資料集合中各類資料，行車異常事件時空分析分別以路段、趟次和單一事件危險度為基礎進行行車異常事件時空分析，初步探索事件與高速公路道路交通環境間的關係，以及評估駕駛行為，識別容易發生警示與行車異常事件之條件與情境。分析結果發現在路段總體模式中，內側路肩窄、直線段未保持安全距離警示較多、事故較多；而總交通量多、小車比例高事故與事件也較多。在趟次總體模式中，一定區段內有服務區或交通量大時，發生未保持安全距離警示較多。駕駛特性以及時段也有影響。在事件微觀模式中，駕駛資歷豐富即使發生行車異常事件也較易傾向非嚴重，但 72 小時內排班越多，若發生異常則容易較嚴重。不同發車時段其行車異常事件嚴重度也明確不同，其中以清晨及白天較為嚴重。

2.2 「大型車輛裝設主動預警輔助系統之試運行使用成效評估」案

行政院與交通部為協助國內科技研發業者整合大型車輛相關主動預警輔助系統、訂定認驗證規範、提供試運行機會、帶動先進駕駛輔助系統產業發展以提升行車安全，於 110 年擬定並啟動「大型車輛裝設主動預警輔助系統」科研計畫 (110-113)，衡量國際相關標準，循序漸進推動、整合行車視野輔助系統與主動式預警系統，以提升大型車輛行車安全。規劃納入之品項包括環景 (全週) 顯示系統、盲點警示系統、酒精鎖、車道偏離警示輔助系統、車前防撞警示輔助系統、數位式行車紀錄器 (具駕駛人身份識別)、胎壓偵測輔助系統、疲勞偵測系統 (防瞌睡系統) 等 8 項。

本計畫完整期程為 4 年：第 1 年期 (110 年) 為「評估架構規劃」階段，探討整合系統之功能與應用情形，研擬成效評估架構及團隊配合事項；第 2 年期 (111 年) 為「評估方法之先導測試」階段，立基於前期計畫，於正式成效評估前進行先導測試，確保評估架構可執行性；第 3 年期 (112 年) 為「成效評估」階段，完整資料蒐集與系統安全成效評估；第四年期 (113 年) 為「成效評估綜整」階段，以整體評估為基礎，提出予整合系統之建議。科研計畫完整時程規劃如下圖 2.2-1 所示。

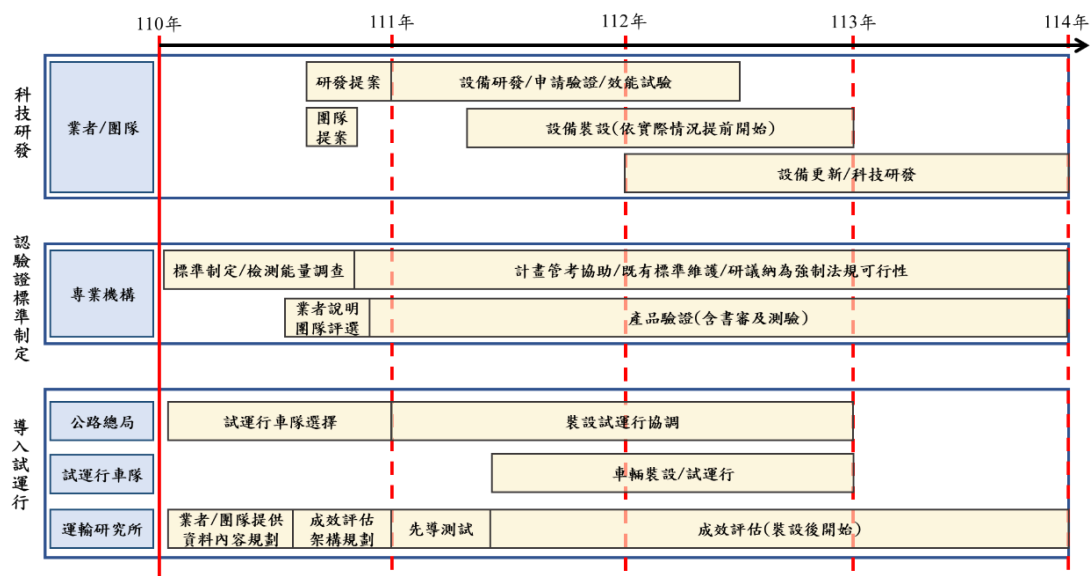


圖 2.2-1 交通部科研計畫規劃時程示意圖

以下說明目前已完成之第 1 期研究：為評估科研計畫使用成效，該計畫透過「大型車輛裝設主動預警輔助系統之試運行使用成效評估」案規劃及驗證。該研究透過回顧國際上主動預警輔助系統之應用情境、功能、及標準，以及指標型主動預警輔助系統之評估研究案，來規劃評估架構。此評估架構包括安全效益評估之研究假說、行車影像及數據資料之需求、資料抽樣及檢核流程、資料蒐集計畫、及資料分析需求等。

整體而言，該研究之主要工作項目包括：

1. 整合系統現場測試之研究設計及研究假說

該研究案參考先進國家所採用之現場測試規畫，將實驗設計規劃為兩階段。為進行後續安全效益評估分析，需取得「駕駛無得到警示聲音或影像，但仍有警示及行車異常事件之紀錄 (disabled)」與「駕駛得到警示聲音或影像且有警示及行車異常事件之紀錄 (enabled)」等情況之資料。透過第一階段的「駕駛無得到回饋，但有警示及行車異常事件之紀錄」資料，方得以有同一位駕駛員之基礎表現數據，與第二階段之「駕駛得到回饋且有警示及行車異常事件之紀錄」進行事前事後之比較。

評估方法則依系統事件產生及駕駛回饋分為「產品性能確認」、「行車異常事件變化率」、「駕駛行為變化」、「駕駛人使用意向」等四面向，在使用整合型防碰撞系統前、後不同時期，進行受測者間之事前事後分析，以評估整合型防碰撞系統之成效。以車前防撞警示輔助系統(FCW) 為例 (如圖 2.2-2 所示)：

- (1) 性能確認：主要在於確認警示的準確性及誤判情形。
- (2) 行車異常事件變化率：行車異常事件為事故的中介指標。該計畫將利用行車紀錄器影像，及本計畫中所定義之行車異常事件。以透過事前事後之比較分析，以行車異常事件做為評估整合型安全系統之行車安全改善績效指標。
- (3) 駕駛行為變化：駕駛行為變化係駕駛人安全成效評估之重要依據，惟過去不易實踐此觀察。近年車載設備蓬勃發展、技術日益成熟，可微觀的探討系統對於駕駛人之影響，透過定義各防碰撞系統之目標駕駛行為，觀察事前事後該目標駕駛行為之改善成效，便可

評估該系統對駕駛安全之提升效果。

- (4) 駕駛使用意向：在警示符合規範、行車異常事件及駕駛行為皆可量測後，亦需回到駕駛人本身使用系統之感受。該研究案將以問卷調查方式，針對試運行車隊之駕駛員進行調查，以了解其對系統的信任度、滿意度，以及使用意向。駕駛員對系統之信任度及滿意度為駕駛員是否願意繼續使用及相信系統之關鍵影響因素。

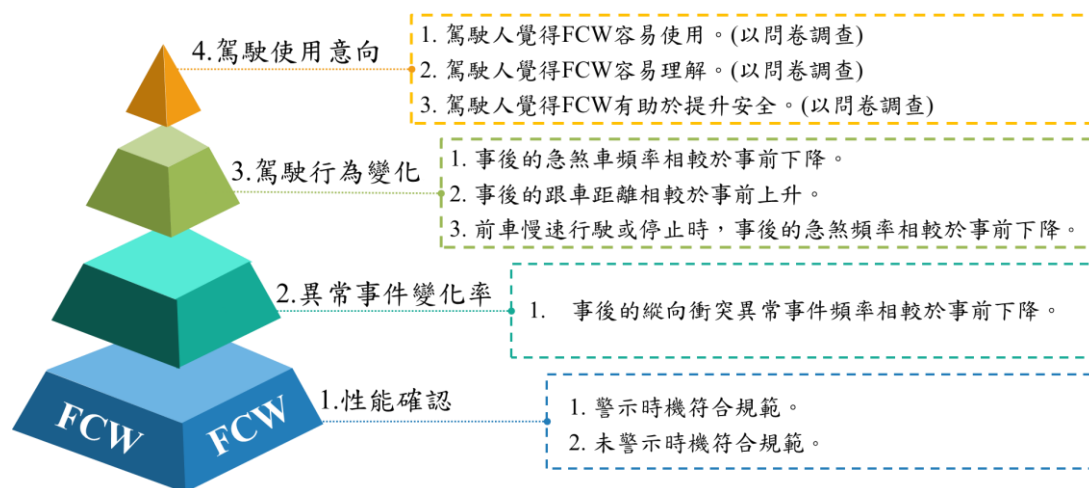


圖 2.2-2 車前防撞警示輔助系統安全成效評估之相關研究假說

2. 執行現場測試及分析使用成效

為利用前述所蒐集之資料以分析研究假說，該研究案首先進行事件抽樣。事件抽樣共有四個主要步驟：

- (1) 設定抽樣情境：根據測試情境、符合我國國情之情境、時間、是否位於路口、前方是否有車（秒距）等，採用實際行駛時的行車動態與測試情境、及我國需重點預防之大型車事故樣態類似之情境。
- (2) 選定抽樣事件：根據抽樣情境所篩選出之事件，並分析該事件前五秒及後五秒，以確認是否滿足所需抽樣情境（如：某事件位於路口，分析車輛轉向前五秒及後五秒周遭行車動態）。
- (3) 符合抽樣事件樣本需求：根據行車異常事件的母體發生率，以及所設定之信心水準，所決定之樣本需求，抽樣事件之樣本數會隨車輛之行駛里程（曝光量）而調整。
- (4) 依據研究課題、假說進行分析。

各研究假說分別對應相關分析方法部分，以車前防撞警示輔助系統為例，各研究假說之分析涉及分析單位、評估指標、解釋變數以及

所對應之統計模式，如圖 2.2-3 所示。其中，駕駛行為之變化之評估主要以縱向操作為主。

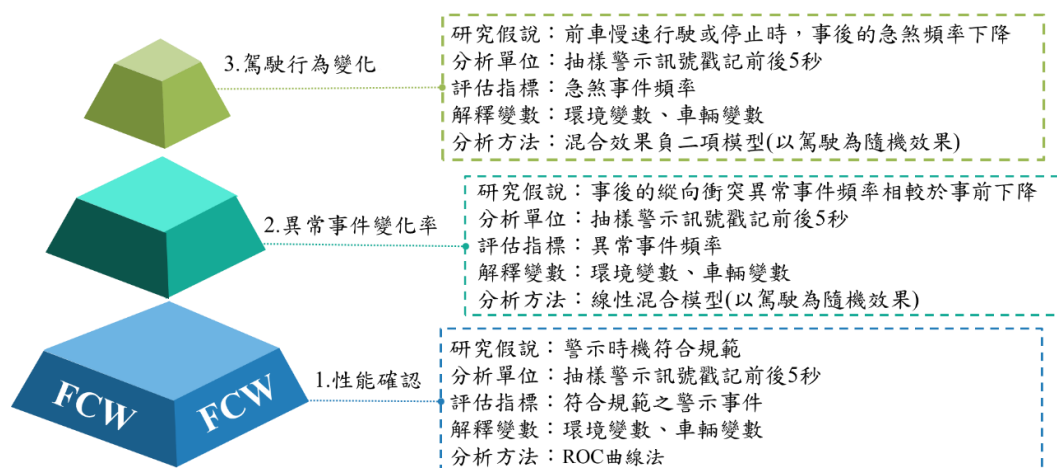


圖 2.2-3 大型車整合系統安全成效評估之分析方法

該研究案首先透過文獻回顧了解整合系統需妥善整合，同時具備良好的人機介面設計，方可適時適地的傳遞正確訊息輔助駕駛員降低事故風險；該研究案擬透過對科研計畫的成效評估，進一步分析整合系統之性能、警示/行車異常事件事前事後變化率、駕駛行為事前事後變化及駕駛人之使用意向。期能了解相關主動預警輔助系統於我國交通環境中實際應用時對駕駛及其行為的相關影響，以為後續政策研擬參考。

2.3 自然駕駛與行車異常事件研究

2.3.1 自然駕駛研究計畫

隨著科技演進，各國陸續發展自然駕駛研究 (Naturalistic Driving Study)，透過於車輛上裝設各項偵測設備，以非介入的方式長時間蒐集駕駛員在「自然」狀態下之駕駛行為，並透過其於行車過程中發生的失誤或危險等領先指標分析駕駛行為模式，以達成安全管理之目標。相關應用主要利用危險事件來開發車載安全裝置。

自然駕駛研究主要目的為改善交通安全，透過影像資料紀錄駕駛行為、觀察事故及近似事故之發生經過，進一步探討其發生原因和背後機制，並提出安全改善策略。過去研究主要利用其探討道路環境、不同類型駕駛、

駕駛行為、駕駛疲勞、駕駛分心等因素與交通事故的關係 (例如 Charlton *et al.*, 2013; Guo and Fang, 2013; Sparrow *et al.*, 2016 等)。以下彙整國內外自然駕駛研究：

1. 美國

美國 VTTI (Virginia Tech Transportation Institute) 自 2002 年起辦理 100 台車自然駕駛行為實驗，蒐集 100 位駕駛為期 1 年之行車資料，包含駕駛本身、駕駛行為、環境等詳細資訊。其資料庫總共包含 241 位主要及次要駕駛約 200 萬延車英哩、4 萬小時的數據，並且記錄特殊的駕駛行為表現，例如：駕駛嚴重疲勞、駕駛失能、判斷錯誤、執行次要任務、侵略性駕駛行為及違反交通規則等。此研究應用車機偵測數據之閾值設定判斷行車異常事件，如：橫向加速度大於 0.7g、縱向加速度大於 0.6g、按壓事件按鈕等，其主要目的為探討事故發生原因。

SHRP2 NDS 是目前規模最大的自然駕駛計畫，由美國運輸研究委員會 (Transportation Research Board, TRB) 主導，於 2006 正式開始運作，資料蒐集始於 2010 年，歷時 3 年，總共募集約 3,000 位駕駛人。該計畫駕駛過程中蒐集的資料如圖 2.3-1 所示，其變數主要分為事件潛在因素和事件發生時間序兩軸度：事件發生的潛在因素 (potential factors)，如駕駛本身 (行為、失能、有無繫安全帶等)、車輛 (安全氣囊、車輛翻覆等)、道路 (近路口與否、交通控制、車流情形、車道數等)、以及環境 (天氣、光線、地區等)；事件發生時間序中四個主要的時間點 (事件開始、反應開始、撞擊/近距時間點、事件結束)、根據影像紀錄分心開始與結束的時間點，並說明事件過程中行車動態—包含事前動態、關鍵事件、閃避動作、事後動向以及事故與否。

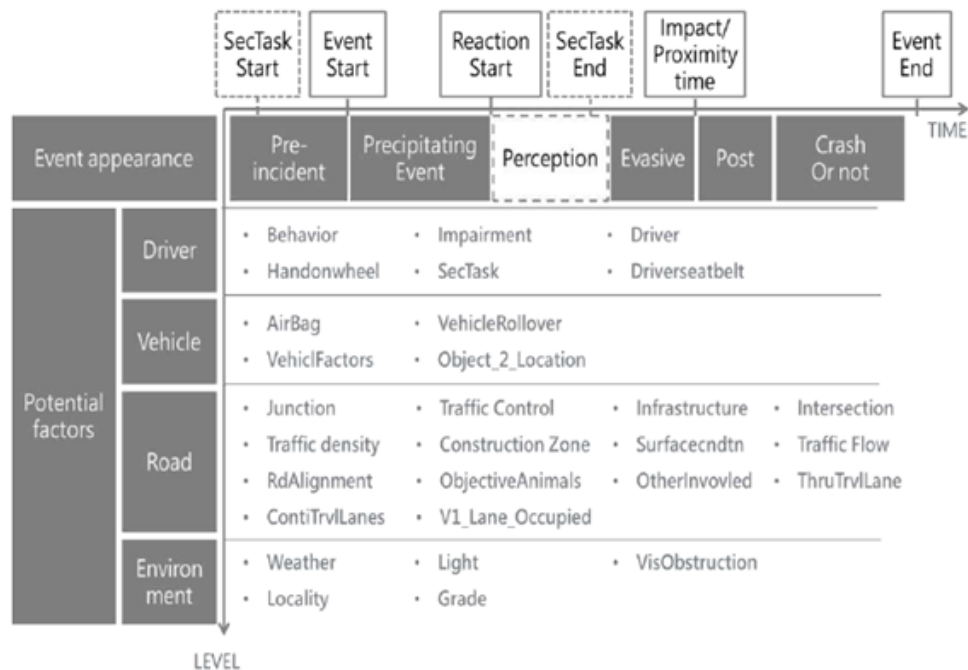


圖 2.3-1 SHRP2 變數

Miao Cai *et al.* (2021) 的自然駕駛研究計畫以營業用卡車司機為主要研究對象，共計蒐集 31,828 名駕駛人資料，其主要目的為調查營業用卡車事故與四種 SCE (車頭距、緊急煞車、防滑系統、前方碰撞預警系統之觸動) 的關聯，結果除了發現兩者為正相關外，有分心行為的駕駛發生 SCE 的比率亦較一般駕駛高。

2. 歐洲

UDRIVE 是歐洲第一個大規模的自然駕駛行為研究計畫，主要以小客車、大卡車及機車為研究對象，蒐集約兩年的自然駕駛資料，其中包含車前影像、車內影像以及地理資訊系統資料，計畫主要研究駕駛分心、車輛與弱勢用路人之互動、危險事件以及節能駕駛等議題。

此外，2-BE-SAFE (2-Wheeler Behaviour and Safety) 計畫，其是第一個研究機車騎士的自然駕駛行為研究，其主要的目標希望能了解機車騎士之行為以及找到影響機車事故的主要因素，進一步提出減少機車死傷事故的相關對策。該計畫包含來自歐洲、以色列及澳洲共 14 個國家的 29 個研究機構、使用者協會以及產業界的合作對象。

3. 我國

本所自 100 年，已陸續辦理「都會區安全駕駛行為與節能策略之

研究」、「城際客運安全駕駛行為與節能策略之研究」、「大客車安全與節能駕駛行為特性研究」、「公車動態資訊系統巨量資料 (Big Data) 蒐集與視覺化分析研究」及「大型車輛裝設主動預警輔助系統之試運行使用成效評估等計畫」，透過與客運業者之合作，於營業用車輛上裝設車輛診斷系統 (OBD)、GPS、加速度計、影像行車紀錄器及隨車觀察等方式，蒐集公路客運之自然駕駛資料，進行安全/節能駕駛行為分析、大數據分析等系列研究，並提出以車速、引擎轉速、跟車距離等做為駕駛行為風險衡量指標，以及定義安全門檻做為車隊管理、行為分析、教育訓練之用。

在 Wu and Wang (2021) 的研究中，分析高快速道路事故鏈對事故之影響，該事故鏈分為三個階段討論：

- (1) 第一階段：車流動態如何導致警示事件之發生
- (2) 第二階段：警示事件發生後駕駛員的感知時間 (perception time)
- (3) 第三階段：感知時間和事故

根據模式之結果，高快速道路追撞事故或行車異常事件之發生與否與特定車流動態、駕駛環境、警示事件和感知時間的組合及其演進的方式習習相關。模型結果顯示，本車處於低速狀態的速度波動，且其他車輛正在減速，搭配駕駛員的感知時間過長的情境，最容易發生高快速道路追撞事故。

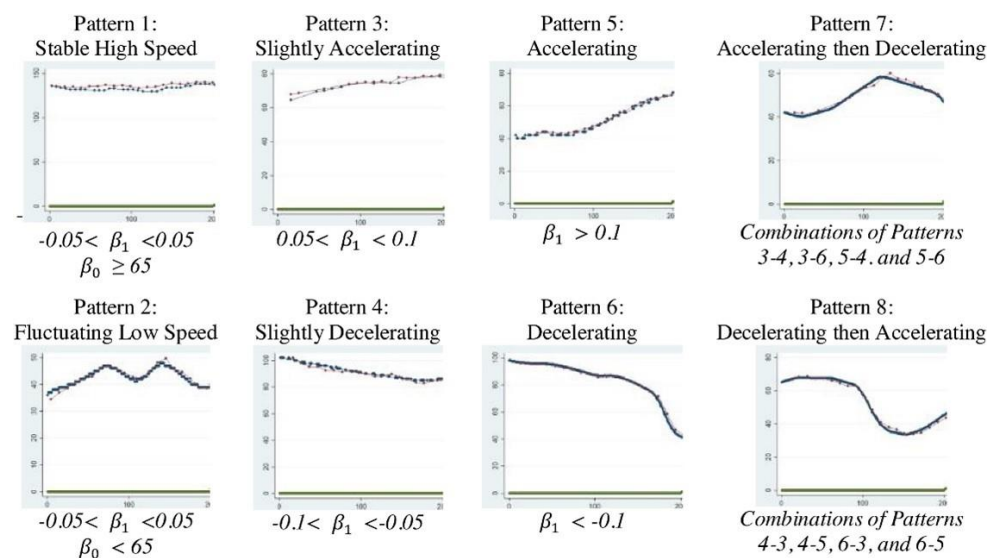


圖 2.3-2 警示事件發生前之車流動態類型

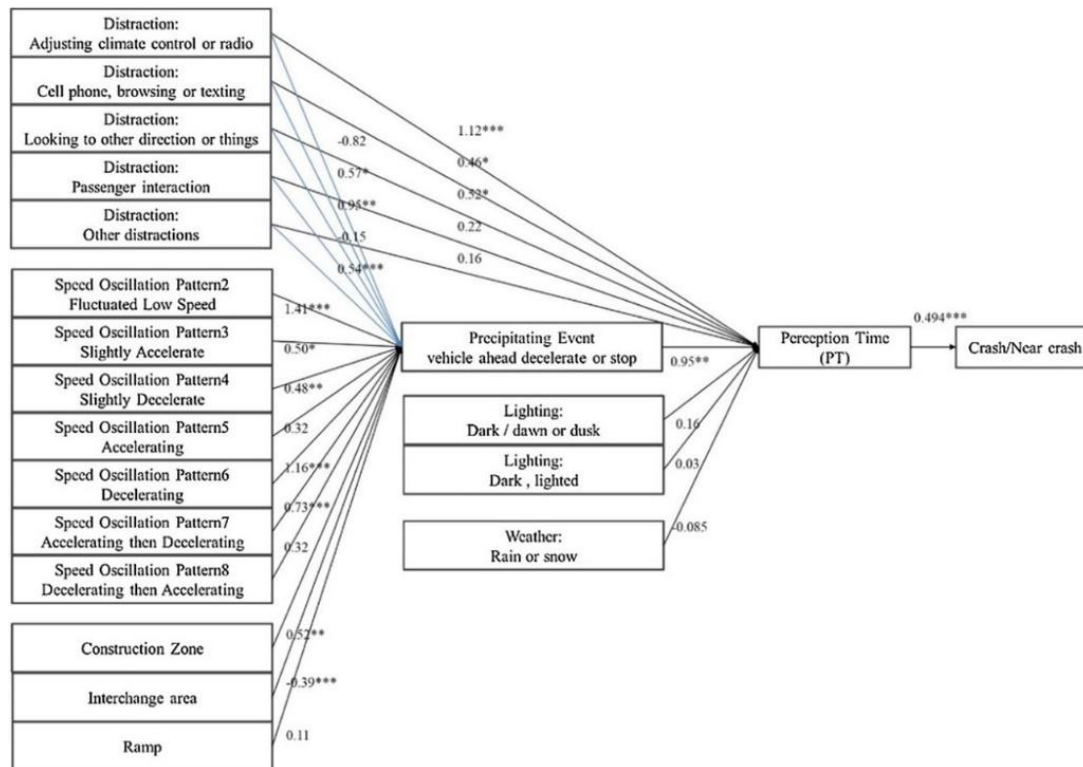


圖 2.3-3 事故鏈對高快速道路追撞事故機率之分析

2.3.2 自然人駕駛研究計畫資料

自然駕駛研究資料的特色之一即可蒐集大量近似事故之資料，取代過去使用事故資料容易受到其他干擾因素影響或樣本數不足等缺失，因此許多研究致力於找出近似事故與事故發生前之相同徵兆，做為判定事故風險或預測事故發生的中介指標 (Guo *et al.*, 2010; Wu and Jovanis, 2012 Wu *et al.*, 2014); 而自然駕駛研究資料的另一項特性是以事件為基礎的資料型態，並針對各事件提供了項目多元且完整的相關資訊。因此在該研究中，發展了一個分層的結構模型，利用其特性反映駕駛的個人特質如何影響駕駛人之決策和行為，並能夠用以校估不同層級間的關係。

以美國 SHRP2 NDS 為例，研究資料蒐集方式主要透過車內攝影鏡頭、行車影像、車輛動向數據紀錄、雷達、GPS 等設備，記錄駕駛人本身、車輛動向、外在環境等數據。利用長時間、非介入式的資料蒐集，針對各事件擷取特定資訊，包含：事件前後 30 秒之影像、與影像同步之車輛數據、事件屬性資料 (如圖 2.3-4)。根據 SHRP 2 資料分析報告 (SHRP 2 Project

S08, 2012)，自然駕駛資料運用於四個安全主題，分別為：車道偏移、左轉車道偏移、高速公路壅塞下之追撞事故、駕駛分心及碰撞風險(SAFER Vehicle and Traffic Safety Centre at Chalmers University)，其利用各事件中兩車之車速及關鍵時間點（例如：衝突起始、關鍵動作、衝突排除）的車輛資訊，以分析其發生追撞之原因；其中，SHRP2 NDS 所定義之分心行為即駕駛人將視線投注於與車輛行進方向無關的事物(如：飲食、抽菸、調整安全帶/車窗/遮陽板等)，但不包含與駕駛任務高度相關的行為(如：查看儀表板、檢視後照鏡/盲點、啟動雨刷/大燈/換檔等)。



圖 2.3-4 NDS 車前影像與數據同步顯示畫面

駕駛人注意力分配問題對行車安全至關重要，黃士軒 (2013) 旨在量化難以觀察的駕駛注意力，分析其特徵並解釋駕駛人注意力分配呈現方式與影響駕駛人注意力分配之因素。該研究中首先提出「注意力分配循環」之概念，以前方焦點視為一基準點，將視線移開前方至他處最後再回到前方的循環過程視為注意力分配之基本元件，呈現駕駛視線分配的完整過程。該研究使用美國 100-car 自然駕駛資料庫當中的事件資料庫進行微觀注意力分配模型分析，找出駕駛人將視線在前方與非前方之間移轉的路徑，使用序列關聯法則和多項羅吉特模式來產生駕駛員在焦點之間視線移轉的模式和機率分配。

研究結果顯示超過 90% 的駕駛員注意力分配是 2-glance 更新循環(亦即駕駛人從前方移開視線後，僅看了一處非前方的視覺焦點，接著馬上又將視線移回前方)，這表示駕駛員通常只注視一個非前方焦點，其中以車內分心、看左後視鏡和車內後視鏡是三個最常見的。在這些 2-glance 更新循環中，有些 2-glance 更新循環連續多次出現，尤其是與車內分心和車內後視鏡有關的最為明顯，代表駕駛人將視線移至其他非前方的視覺焦點時，

會不斷將視線移回前方，以確保在過程中仍可維持對前方的情境察覺能力。此外，駕駛員較不會將視線從一個非前方焦點直接轉移到另一個非前方焦點，而是會先將視線移回前方檢查及時行車狀態，再將視線移往下一焦點。研究中駕駛的焦點選擇包含了 SEEV 模型中的四個屬性構造 (Salience, effort, expectancy and value)，駕駛人傾向將視線分配至較近、對安全影響較大、較明亮且資訊出現頻率較高的焦點上。

最後，此研究採用感知反應時間來評估駕駛員得以將視線從正面轉移的最長時間。研究表明，駕駛人若在一段時間內連續掃視多個非前方焦點，更有可能沒有足夠的時間來反應道路駕駛前方的變化。除了分心之外，更新循環中的掃視次數以及它們之間的相互作用都會顯著影響駕駛員的注意力分配。

2.3.3 行車異常事件

早期業者利用 GPS 偵測超速及急加速或急減速來做為行車異常事件指標，惟此方式之指標可靠度太低，目前鮮少使用；爾後，導入 ADAS 之業者則採用跟車距離過近及車道偏離之警示事件做為行車異常事件偵測指標，但是多數警示事件並非駕駛失誤造成，長期而言難以做為安全管理之用。因此，ADAS 警示必須經過事後判讀，才能真正找出造成安全隱憂的事件，但在資本與人力資源皆有限的情況下，難以同時偵測並驗證所有行車異常事件，因此在挑選所欲採用之駕駛人安全駕駛行為指標時，應從目標駕駛員常發生之事故類型、事故地點著手，並設立對應之事件門檻值。

以美國為例，SHRP2 在 2010 至 2013 年期間蒐集了 6,559,367 個旅次檔案。研究學者透過這些自然駕駛研究計畫中所蒐集的數據，並透過各自演算法推算出不同的行車異常事件，進而估算出不同駕駛人的行為、道路環境特徵所造成的風險。該計畫所訂定行車異常事件之觸發門檻值如表 2.3-1 所示。本計畫所定義之行車異常事件係以駕駛人在警示事件（或安全相關事件）前後操作是否得當為判斷基準。

表 2.3-1 SHRP2 自然駕駛研究所建議用以搜尋高風險駕駛行為之量化指標及門檻值

指標	事件門檻值
縱向減速度	縱向減速度大於等於 0.65g，且超過門檻值的持續時間至少 0.001 秒，而在 2 秒內發生將算成同一個事件
縱向加速度	縱向加速度大於等於 0.50g，且超過門檻值的持續時間至少 0.001 秒，而在 2 秒內發生將算成同一個事件
高速公路縱向減速度	當車輛行駛在高速公路上時，縱向減速度大於等於 0.3g，且超過門檻值的持續時間至少 0.001 秒，而在 2 秒內發生將算成同一個事件。
橫向加速度	橫向加（減）速度大於等於 0.75g，且超過門檻值的持續時間至少 0.2 秒，而在 2 秒內發生將算成同一個事件。
轉向	當車輛以 11mph 或更高的速度行駛時，偏航率(yaw rate)經微分後，其最大或最小正弦波在兩秒內變化超過 15 度時。
偏航率	當車輛以 30mph 或更高的速度行駛時，在 0.75 秒內，車頭的偏移角度大於等於 8 度者，而在 2 秒內發生將算成同一個事件。
縱向變加速度	當車輛以 11mph 或更高的速度行駛時，縱向加速度的導數小於-1.0g/s，並持續 1 秒。
側向變加速度	當車輛以 11mph 或更高的速度行駛時，側向加速度的導數的絕對值大於 1.0g/s，並持續 0.8 秒。

資料來源：Hankey, J. M., Perez, M. A., & McClafferty, J. A. (2016)

2.4 駕駛行為分析

前期計畫 (2022) 主要分析車外事件對駕駛行為與行車異常事件之影響，但行車異常事件的發生除車外因素之外，車內駕駛人之行為亦會導致行車異常事件的發生，故本期計畫則著重在探討駕駛的車內行為對行車異常事件之影響，2.4.1 節先整理過去文獻對駕駛分心之定義，接著探討影響駕駛分心行為之因素，最後針對駕駛分心與事故風險相關文獻進行回顧。

2.4.1 駕駛分心定義

Regan *et al.* (2008) 對於「分心 (distraction)」與「不專心 (inattention)」給予明確的定義；不專心的定義範圍較廣，包含對道路的不專心、疲勞、有次要任務完成之需求。判別分心與不專心的方法之一，在於「分心」代

表有件事情需要完成 (如撥電話) 與認知狀態改變不同 (如疲勞、睡意)；「不專心」則是駕駛對於道路的專注力容量減少。

該研究中羅列出了 14 項分心定義：1) 為了完成某種車內活動所造成的注意力轉移、2) 注意力從對安全駕駛重要之事物，轉移到對安全無關之事物、3) 任何使駕駛人注意力從「駕駛運具」轉移至他處的活動、4) 當駕駛人因為車內或車外的事物使注意力轉移，並且對判斷安全駕駛相關資訊有延遲，即為分心、5) 某事物使駕駛人之注意力從「駕駛運具」轉移至他處、6) 當車內或車外的事物造成駕駛注意力轉移，或是吸引足夠注意力，使駕駛人沒有足夠注意力駕駛、7) 駕駛在橫向或縱向控制車輛過程的干擾、8) 當駕駛人從事與「安全駕駛運具」不太相關之事物，此事物會干擾駕駛人安全駕駛運具、9) 當駕駛人之注意力從「駕駛運具」轉移，對於駕駛相關事物反應延遲，感知工作量增加，有時會影響駕駛維持車速或車道居中、10) 分心可被定義為未適當分配注意力、11) 某事物使注意力從某事 (駕駛) 轉移、12) 當駕駛人暫時因為與駕駛運具無關的某事、某人、某物使注意力轉移，並降低警覺性、決策能力、駕駛表現，駕駛人可能因此做出修正行為，且瀕臨事故、造成事故的風險增加、13) 任何負向影響駕駛處理對駕車必要資訊的事物、14) 任何形式的不專心使對手邊事物之注意力轉移。

Ersal *et al.* (2010) 提到造成分心的廣義次要任務是駕駛員自願或非自願從事與安全車輛操作的主要任務不直接相關的任務，包含吃、喝、打電話、與乘客交談、使用音樂播放器、閱讀 (儀表、時鐘、簡訊等)、偵測行人動態、使用手機、使用導航等等，這些次級任務會根據駕駛經驗、路況、疲勞、年紀等因素對駕駛人有不同程度的影響，包含影響駕駛人車道居中/維持、減少駕駛人對煞車的預判、降低跟車表現、減少應當的禮讓、惡化駕駛人對路標與車距的辨識能力。

Stutts *et al.* (2001) 指出當駕駛員因為車內或車外的某些事件、活動、物體或人員迫使或誘導駕駛員將注意力從駕駛任務上轉移開而延遲識別完成駕駛任務所需的資訊時，就會發生分心。而造成駕駛分心的元素中，佔比依序為車外的物體/人/事件 (29.4%)、收音機 (11.4%)、其他乘客 (10.9%)、車內移動物體 (4.3%)、飲食 (1.7%)、使用手機 (1.5%)，其中使用手機佔比與普遍認知有所出入，可能係因此份研究刊登時手機使用尚未

如今日普及。

近年相關研究 (如 Qin *et al.*, 2019) 則發現，智慧手機、可穿戴設備、便攜式設備的出現，使駕駛比以往更容易因為電子裝置分心。Qin *et al.* (2019) 將駕駛人分心活動主要可分為以下兩種：內部干擾和外部干擾。內部干擾包括飲食、飲酒、抽菸、心不在焉、恍神等等，吃、喝和抽菸是人類自動的行為，在許多人類活動中做為次要任務，因此它們被歸類為內部干擾。外部干擾包括在手機上通話/收聽、調整車輛設備、檢查手機上的電子郵件或簡訊、調整導航設備、與乘客交談以及在路上事故中的雜物等等，該研究又將分心如下分類：1) 車內科技設備之相關分心、2) 車內非科技設備之相關分心、3) 路上分心、4) 自動行為分心、5) 內在認知干擾、6) 不明確的分心；研究調查結果發現，內部干擾佔 42.1%、外部干擾佔 25.7%，其中，車內科技設備之相關分心中比例最高的分心因子為「其他手機有關的」、車內非科技設備之相關分心為「由其他參與者」、路上分心為「由外人、物體或事件」、自動行為分心為「吃或喝」、內在認知干擾為「不注意」。

Wundersitz (2019) 利用 2014 至 2018 年澳洲阿德萊德的事務資料，分析駕駛人的分心與注意力不集中之行為與死亡或重傷事故的相關性。該研究將駕駛人注意力不集中的現象分為五類，分別是注意力的錯誤配置 (駕駛人無法在多種駕駛活動之間有效地分配注意力)、被忽視的注意力 (駕駛人對駕駛狀況的預期有誤，忽視了與安全最相關的事項)、草率的注意力 (駕駛人對安全的重視度不足)、轉移的注意力 (駕駛人的注意力被轉移到與安全無關的事項) 及無法明確辨別的注意力。在與注意力不集中有關的事故中，最常見的注意力不集中類型為轉移的注意力 (佔所有事故的 44%) 與被忽視的注意力 (佔所有事故的 26%)，其中分心之事故通常是由與乘客互動、在車內尋找物品、駕駛人自身情緒壓力及其他道路使用者所引起的，另外也有 2.5% 的事故是起因於駕駛人在開車中途使用手機，且駕駛人是有意識自己處於分心狀態。此外，該研究結果亦發現，注意力不集中較容易造成右轉事故與車尾碰撞，而事故的道路型態則集中在路口、大都會地區及低限速區。

2.4.2 分心影響因素

Mutoh (1996) 以發問卷的方式調查 372 名受訪者，結果發現有 87.2% 的受訪者會在開車時使用行動電話，且會將行動電話放置於鄰近的位置。該研究認為行動電話的位置會影響駕駛人的注意力及眼球運轉，尤其是接電話時危險性升高；另有一半的受訪者表示，他們使用行動電話多用在接聽電話而非撥打電話，該研究認為駕駛人在接電話時，往往因為注意力被分散而發生危險，也是為何車禍多發生在駕駛人接電話時之原因；亦有受訪者表示曾有過因為講行動電話而肇事，或差點與鄰車擦撞的經驗。

Strayer *et al.* (2007) 透過 4 個駕駛模擬實驗來研究講電話對駕駛專注力是否會有負面影響。第 1 項實驗為駕駛模擬，該項實驗主要分為兩大組別，1 組為單一任務 (單純駕車)，1 組為雙重任務 (駕車加上通話)。第 1、2 個實驗在駕駛過程中，畫面中會出現不同物體 (如：行人、客車、貨車、路標等等)，駕駛人會配戴眼動儀偵測看到了哪些物體，在駕駛任務完成後，研究人員會測試駕駛人是否記得他們看到的物體，用以判斷講電話對於認知記憶是否有影響，此實驗結果發現，在單一任務的情況下比起雙重任務更能記得看到的物體，意即講電話會使駕駛對外在環境的注意力轉移到溝通上，而物體的安全相關性對駕駛來說無顯著差異，也就是駕駛人不會根據安全相關性來分配注意力 (實驗二)。第三個實驗則是測試駕駛人在跟車狀態下的腦電波訊號，實驗中駕駛人必須跟著前車，前車會不定時煞車，在煞車同時偵測駕駛人腦波 P300 震幅，此實驗目的在於，判斷前面認知記憶測試的結果是否因為受測者經過一段時間後忘記物體，實驗結果與認知記憶相符，通話中的駕駛人相比單一任務駕駛能接收的資訊較少，反應也較慢。第 4 個實驗則是比較兩種對話對駕駛人的影響，在此實驗中，駕駛人必須在高速公路上開 8 英哩後停靠休息站，駕駛人參與的對話情境有與副駕乘客對話、免持手機通話兩種，實驗結果發現，大部分與乘客對話的情境下都可以順利停靠休息站，而手機通話的情境則有一半失敗，兩者差別在於，駕駛與乘客的對話會根據路況而有所調整，且會幫助駕駛人導航至休息站，而手機通話卻無法有如此效果。綜合以上，4 個實驗皆證實講電話對於駕駛人專注力會有負面影響。

Horberry *et al.* (2006) 透過駕駛模擬實驗來研究不同年齡的民眾，在車

內娛樂、講電話以及不同環境影響下的駕駛表現。實驗中的分心因素包含免持手機通話、使用車內娛樂/資訊軟體；複雜環境因素則包含廣告看板、建築物、來車、公路設施。另外此實驗也設計了三種不同等級的危機偵測任務，用以衡量駕駛在分心狀態下的反應，分別為「行人站在路側」、「車輛倒車」、「行人穿越馬路」。衡量的準則包含平均速率、與速限之差異、NASA Task Load Index。實驗結果有以下幾點發現：在車內分心狀態時，駕駛人傾向降低速率好讓自己有足夠時間反應，在車內娛樂的組別此情況尤為顯著，因為使用車內娛樂時，視線須從路況移開，而講電話時不需移開視線；在越多外在環境干擾下，駕駛人傾向降低車速，在年紀大的組別此情況更明顯；在「車輛倒車」、「行人穿越馬路」兩狀況下，駕駛分心時所達到的最低速率（因偵測危險降低速率）是比較高的，也就是受測者在分心時的反應能力會下降；年紀大駕駛人的平均速率比起年紀小的駕駛慢，指出他們在分心狀態下駕駛表現較差，需要以降低速率來彌補。綜上所述，此研究發現需要視覺、手動操作的分心任務，比起只需聽覺、說話的分心任務，對駕駛表現的傷害更大。

林志隆 (2002) 透過真實駕駛環境進行實驗以分析駕駛人在不同路段與不同通話負荷下駕駛作業績效的變化與行駛策略的情形。實驗組合共有 6 種，實驗變項為道路類型兩種（高速公路、市區道路）、通話題型三種（加法作業、搜尋作業、無通話），共有 21 名駕駛人參與實驗，使用攝影機紀錄各階段的方向盤轉動量、車速變化量、道路標線偏移量等駕駛作業績效，同時紀錄通話作業之答題時間與正確率，並以 ECG 量測心跳變化，另外紀錄駕駛人在不同的實驗組合下其平均車速、變換車道、看後視鏡次數等數據，以及遭遇高作業負荷時的處理情形。研究結果顯示，市區道路到高速公路的道路型態改變會造成駕駛人答題時間增加 12%，心跳率增加 3%，方向盤轉動量減少 31%，車速變化量減少 30%，道路標線偏移量增大 10%，平均車速增加 83%；而在三種通話題型下，加法作業和搜尋作業的心跳率相似，會造成心跳率增加 9%，搜尋作業比無通話多 9%，加法作業比無通話少 23%，搜尋作業比無通話慢 3%，加法作業比無通話慢 6%；實施搜尋作業期間的變換車道次數（0.35 次/分鐘）小於加法作業（0.25 次/分鐘），而且察看後視鏡的頻率降低，顯示駕駛人面臨高作業負荷時會採取較保守策略，藉著減少變換車道次數來減輕駕駛作業的負荷；而在面臨高作業負

荷時，駕駛人會延遲與駕駛作業無關的通話作業，待狀況處理完畢後再重新執行。

Harbluk *et al.* (2007) 以道路實驗的方式來探討駕駛人在城市交通中的認知分心行為，實驗對象為 21 名持有駕照且有五年以上駕駛經驗的受試者，實驗中所有任務均在免提模式下進行，因此受試者無需將視線從道路上移開或手動調整車內設備，駕駛過程中會使用眼動追蹤設備記錄視線掃描模式，利用紅外線技術監視受試者眼球活動，並通過問卷調查獲得駕駛人對工作量 (NASA TLX)、安全性和分心的主觀評價。受試者在三種情況下（沒有額外任務、簡單的認知任務和困難的認知任務）駕駛 8 公里的都市路線以評估視覺行為和車輛控制狀況：賦予受試者困難、簡單、無三種不同條件的任務，實驗結果表示，比較沒有額外任務和困難的認知任務之間的表現時，視覺行為的變化最為明顯；而在受試者的視線方面，研究發現駕駛花更多時間在看前方，而花較少時間看外圍區域，且駕駛還減少了對儀表板和後視鏡的視覺監控；在接近和通過交叉路口時，與沒有額外任務相比，有認知任務時駕駛人看紅綠燈的次數更少，且他們對右側交叉路口區域的視線掃描也減少了；同時，認知任務也會影響駕駛人的車輛控制，在最困難的認知任務中，出現了更多急煞車的現象。綜合以上，在駕駛時若賦予駕駛人額外工作會直接對駕駛人的行車安全產生明顯負面影響，儘管電子產品的免提設計旨在減少或消除因手動操作而引起的分心，但也必須考慮並適當評估這些設備可能會導致其他認知分心的可能性。

Stutts *et al.* (2003) 探討分心會如何導致車禍事故發生，並調查駕駛人的主要分心來源。該研究分為兩個階段，第一階段使用美國國家防撞資料庫系統 (CDS) 1995 年到 1999 年的五年期資料進行分析，第二階段則是進行實地調查，研究團隊找來 70 名受試者並在其車上安裝多個迷你攝影機，用以捕捉駕駛人的面部特寫、車輛內部狀況及車輛前方路況，每名受試者車上的微型攝影機會安裝在車上一周的時間。在第一階段的研究結果指出，8.3% 的司機有分心現象、5.4% 的司機看到了危險但沒有重視、1.8% 的司機在打瞌睡，其中被確定為分心的駕駛其分心來源第一是外部人員或事件，其次是調整車內影音設備及受到車上其他乘客干擾。此外，不同年齡層發生分心的行為與分心來源亦有差異，20 歲以下的駕駛較老年駕駛在事故時更容易分心，且分心來源多為調整影音設備及車內其他乘客（如幼兒），30-

49 歲的駕駛最容易受到手機使用的影響，而 65 歲以上的駕駛更容易被車外物體所干擾。第二階段的調查結果發現，大約四分之三的受試者在開車或與乘客交談時有吃喝東西的現象，有大約三分之一的受試者在駕駛途中使用手機，有三分之一的受試者被車內乘客影響而分心。

Charlton *et al.* (2013) 為了研究高齡者在路口的分心行為，招募了 10 位年齡介於 65 歲至 83 歲的高齡者參與研究，並要求受試者駕駛配備攝影機的實驗車輛，進行大約 2 週的日常行程，並根據影片記錄駕駛人的分心行為、是否有注視道路、雙手是否離開方向盤。研究結果觀察到高齡者在路口最常發生的分心行為包含抓撓/梳理頭髮 (42.5%)、說話/唱歌 (30.2%) 和操作車輛控制面板 (12.2%)。眼睛沒有注視道路 2 秒以上，會與閱讀、伸手碰東西、操作車輛控制面板；雙手離開方向盤則與閱讀、用手機有關。此外，該研究結果也觀察到當路口愈複雜、車輛在移動狀態、車流愈多時，駕駛會減少分心行為。

Huisingh *et al.* (2015) 使用路邊觀察方法來分析駕駛人行車途中的分心行為，研究地區選定美國阿拉巴馬州伯明罕都會區的 11 個路口，有主要幹道、次幹道及地方街道，每個站點進行長達 6 小時的實地觀察，觀察人員會記錄駕駛人的特徵、車速、分心行為及該路口的路況。此研究總共觀察了 3,265 名駕駛人，被記錄為分心行為比例 32.7%，且有 5.1% 的人有不只一項分心行為，發生頻率最高的分心行為是與另一名乘客互動 (53.2%)、打電話 (31.4%)、車外事件干擾 (20.4%) 及發送簡訊/撥打手機 (16.6%)，其他比較少觀察到的分心行為有梳頭髮、吸菸、喝飲料、伸手去其他座位、吃東西及操作無線電裝置。在性別差異的部分，女性打電話的比例高於男性，但男性受到車外事件干擾的比例高於女性；不同年齡層的分心行為亦有差異，30 歲以下的駕駛人比 50 歲以上的駕駛人更容易分心，因為年輕駕駛使用手機的狀況更頻繁，年長的駕駛人則是容易受到車外事物的影響而分心；以行車速度而言，在汽車停等時號誌時，駕駛人分心的狀況會較明顯，隨著車速的增加，駕駛與車內其他乘客互動的比例會顯著下降；以路況而言，駕駛人開在地區道路上時分心的比例會高於在主要幹道上開車時分心的比例，代表複雜的駕駛環境會減少駕駛人分心的情況。

Lansdown (2012) 透過網路問卷調查，蒐集英國駕駛人之社會經濟特性 (如：年齡、性別、行駛年里程、獲得駕駛資格年數等)、16 項分心行為

參與度、16 項分心行為頻率、事故歷史、性格特徵等資訊，將調查結果與受訪者的性格特徵結合進行分析。其中調查結果顯示駕駛最容易分心的三項行為都與手機有關，包含閱讀訊息 (62%)、使用手機 (53%) 及發送訊息 (41%)；每天或每週最常發生的三項分心行為是使用車內娛樂系統、與成年乘客互動和喝飲料；而最常導致事故的三種分心行為分別為與兒童互動、路線指引目的地輸入、使用附加媒體設備，若加上未遂事故，前三名則變為與成人乘客互動、與兒童乘客互動及駕駛時閱讀訊息。此外在社經特性與性格特徵部分，研究結果發現年輕駕駛、對開車技術感興趣者、外向性格特徵者較容易出現發生駕駛分心行為。

2.4.3 駕駛分心與事故風險

Bakiri *et al.* (2013) 為了評估因意外事件或駕駛中的次要任務而轉移注意力的相關風險，在法國波爾多大學醫院成人急診科採訪在過去 72 小時內因交通事故受傷的駕駛人。參與者接受採訪時，需描述事故前的令人分心的活動 (如聽廣播、使用手機等)、參與者特徵 (年齡、社會經濟類別等)、車禍特徵 (季節、車輛類型)、1 周自我精神藥物使用情況及睡眠情況。研究結果顯示夜間、駕駛人在前 6 個小時內飲酒、使用精神藥物且在前 24 小時內睡眠時間少於 6 小時更容易發生事故。此外，研究結果亦發現車內的分心事件 (撿起一個物體)、駕駛員活動 (吸煙) 引起的分心和發生在車外的分心事件增加有關，與分心有關的因素占道路交通事故的 8%。

Choudhary *et al.* (2019) 欲了解印度司機在經過無號誌路口時，發簡訊、飲食等動作與危險駕駛行為之關聯，該研究總共對 89 名參與者的駕駛狀況進行分析，實驗中有 3 項分心任務，包含喝水、吃東西及發簡訊，所有司機都進行了 1 次非分心駕駛和至少 1 次分心駕駛，但有一些司機進行了 2 種分心任務 (例如：發簡訊和吃東西)，且實驗分為 2 個階段，一為當駕駛員接近交叉路口時 (接近區)，二為當他們完成預期的操作時 (完成區)，作者蒐集了受試者在接近和完成時的反應距離和事故發生機率等駕駛數據來分析。研究結果發現，飲食任務不會對接近區的駕駛表現產生負面影響，但飲食任務會造成完成區的事故風險顯著增加。出乎意料的是，駕駛在穿越十字路口時發簡訊的事故風險降低至 76%，這可能是由於駕駛採取了補

償措施。綜合以上作者認為，在複雜的駕駛情況下，分心行為可能會導致不安全的後果，因為駕駛對這些分心相關的風險認知較低。

Ponte *et al.* (2021) 認為將駕駛人的注意力從駕駛車輛所需的基本任務上轉移開會顯著增加發生道路碰撞的風險，駕駛人使用手機被廣泛認為會增加車禍風險，而其他常見的分心行為，還有吃飯或調整車內設備等，但卻較少被提及。該研究旨在客觀地衡量駕駛在開車途中的各種車內分心行為，研究方法為在南澳大利亞道路上的四個高架位置使用專業攝影機以監控駕駛的開車情形，蒐集到的影片再交由研究人員進行分析，影片中總共觀察了 920 名司機，其中有 8.9% 的司機被觀察到有可能出現分心行為，細分車種可發現 8.6% 的小客車的駕駛有分心行為，而大型車輛中則有 14% 的駕駛出現分心行為。最常見的分心行為包括使用手機 (2.5%)、伸手或握住物體 (1.8%)、吃或喝 (1.5%) 和戴耳機 (0.9%)；手機使用是駕駛人分心的最常見的形式之一，各種手機使用行為會使碰撞風險增加 2 到 12 倍；而在 16% 的事故中發現。最常見的分心發生在車內，與駕駛任務無關，包括與乘客交談和照顧孩子，手機使用則與 0.9% 的傷亡事故有關；隨著限速的提高，分心駕駛行為的比例下降；另外，科技的使用和警察執法能減少駕駛在車輛行進中使用手機的情形，進而降低此類分心行為導致的事故。

Zhao *et al.* (2013) 通過曼徹斯特駕駛員行為問卷(DBQ)，測量自我報告的異常駕駛行為，對超速、超車行為的態度以及對參與碰撞的相對關心來評估駕駛在實際高速公路的駕駛性能。研究結果發現經常在開車時使用手機的人開車更快、更頻繁地變換車道、在左車道上花費更多時間，並且參與更多緊急煞車和高加速事件的事件。這些駕駛在 DBQ 上自我報告的駕駛違規行為得分也更高，對超速和超車的態度比那些在駕駛時不經常使用手機的司機更為積極。這些結果表明，駕車時使用手機的頻率更高與更廣泛的行為模式相關，這些行為模式可能會增加撞車事故的總體風險。

Gariazzo *et al.* (2018) 從義大利七個大城市蒐集道路交通事故資料，其中包含事故發生時間及地點、道路類型、天氣狀況、涉及車輛的數量及類型等，並在時間和空間上與有關打電話、傳訊息、上網的數據進行比對，使用案例交叉設計估計道路事故的相對風險。研究結果表明，駕駛時使用手機與隨後發生死亡事故之間存在關聯，但不一定是因果關係。另外，打電話、傳送訊息、使用網路與道路交通事故死亡人數呈正相關，100 人中

每增加 5 個通話、3 個傳訊息和 40 個上網，風險會分別增加 17.2%、8.4% 和 54.6% (以 15 分鐘為一個間隔)。

Alghnam *et al.* (2019) 以沙烏地阿拉伯地區為例，研究了手機使用與嚴重交通事故之間的關聯，實驗中會有觀察員至實際道路上的十字路口紀錄行經之駕駛是否有使用手機及繫安全帶之情形，以羅吉特回歸進行分析，並以醫院中道路交通事故之病例輔佐研究，結果指出，使用手機會導致更高的殘疾嚴重程度，也就是說，在開車途中使用手機的駕駛若發生車禍會較沒有使用手機之駕駛更為嚴重，且開車時使用手機會增加 44% 的嚴重道路交通事故機率。

2.4.4 小結

綜整上述文獻，觀察車內駕駛行為多以在車輛裝設攝影機的方式直接記錄駕駛人之行為，僅少數使用問卷或訪問的方式蒐集駕駛人之行為資料。各研究所觀察的分心行為包含飲食、使用手機、與乘客互動、撿拾物體等轉移注意力之行為。駕駛人之分心行為會依據年齡層、性別有所差異，且分心行為的好發情境多為不複雜的道路環境，在車流較少或是速限較低的交通環境下，駕駛人容易出現分心行為。另外，在駕駛分心行為與事故風險的文獻中，提到使用手機、與乘客互動等行為會提高事故風險。

2.5 駕駛安全管理

在道路交通安全議題研究中，對涉入事故之駕駛員或是周遭環境特徵進行分析，將有助於擬定提高道路安全性的對策，而過去研究找出與事故發生相關之議題，如與交通事故具有高相關性之事件、高風險駕駛行為或徵兆事件，期能在大量事故發生之前預先進行防範及改善。自然駕駛之駕駛行為近年透過車載資訊系統獲取，並已開始應用於安全面分析與管理。其中已有商用營運之車輛駕駛行為進行研究，並獲實證結果，顯示駕駛人在經過系統紀錄行為後，透過回饋機制之教育方式，同時也將駕駛人分組與時段，再經觀察後，能正向、有效矯正不良之駕駛行為 (Bell, 2017)。本小節則以商用、大客車職業駕駛，與一般駕駛行為進行回顧，整理透過車載資訊系統紀錄之駕駛事件進行分析，並提出安全管理策略之文獻。

Jun *et al.* (2007) 為了驗證涉入事故駕駛的曝光量與績效是否因為旅次開始行駛時間而有顯著差異，根據全球定位系統 (GPS) 偵測之車輛資料，評估在 14 個月的研究期間內，有無涉入事故之駕駛員之間的曝光量與績效差異。研究結果顯示涉入事故之駕駛在累積里程、速度和變加速度，均與無涉入事故之駕駛有顯著差異，且其累積行駛里程較長、速度較快並較常採取急劇煞車的行為。該研究表示透過對上述風險駕駛行為的識別及立即的糾正，將可有效避免事故發生，並建議運輸業者將個別駕駛行為納入做為教育訓練或駕駛評估之參考，或向司機提供獎勵措施，以減少他們的風險駕駛行為發生次數。

Gitelman *et al.* (2018) 採用負二項迴歸模式分析車載資訊設備產生之警示事件和交通事故之間的關係，以檢驗駕駛事件對預測事故和識別道路中高風險位置的可能性。該研究在 9 條不同的道路中共蒐集到 62 位駕駛 2010 年之車載資訊設備資料，共計有 20 種不同的警示事件。其中事件種類以煞車事件與速度警報事件占多數，並將道路類型分為高速公路、雙車道道路及單車道道路三種，以煞車事件、速度警報事件和總警示事件做為自變數，根據四種事故嚴重程度分別建立了 36 個負二項迴歸模式，結果顯示煞車事件可用於預測雙車道道路及單車道道路上的事故。接著，同樣運用負二項迴歸模式，深入了解駕駛行為與道路特徵的關係，以兩類事件數及總事件數做為應變數，自變數考慮車道寬度、路肩寬度、平均每日交通量 (ADT)、水平曲率、坡度、路口接近程度、車道數變化、車道寬變化等，分別建立負二項迴歸模式。研究結果顯示大多數道路設施特徵的變數均具有顯著影響，而最有影響力的道路特徵則包括道路類型、路口接近程度、路段長度和路肩寬度，且道路條件越好，煞車事件發生機率下降，速度警報事件則是越可能發生，反映道路設計一致性對駕駛行為的影響。

Cai *et al.* (2021) 與美國一家大型商業貨車公司合作，蒐集到 2015 年 4 月至 2016 年 3 月一年間 31828 名貨車司機的車載設備資料，該設備記錄了四種警示事件，包括未保持安全距離、急遽煞車、車身不穩與碰撞預警，自變數納入駕駛人特性，如年齡、性別、所屬部門以及駕駛風格，並使用貝葉斯 (Bayesian) 負二項迴歸模式進行分析。基於樣本量充足，不僅能探明此四種警示事件與貨車司機事故頻次間的關係，還能夠分析事件與受傷人數與死亡人數的關係。研究結果表示警示事件與事故頻次和受傷人數有

顯著的正向關聯，每 1 萬英哩任何類型的警示事件數量每增加一個單位，每英哩碰撞事故將增加 8.4%，而每英哩的受傷人數將增加 8.7%。雖然該研究中的自然駕駛資料不包含影像資料，但車載設備資料的警示事件已經明確的捕捉了重要的駕駛行為，包含駕駛車輛速度、激進駕駛以及潛在的分心行為，因此建議貨車業者參考該研究參數估計結果，應用於駕駛教育訓練中，或是制定調度和路線策略以減少司機駕駛警示事件發生次數。

本計畫利用先進駕駛輔助警示系統偵測之警示事件及依據車機及影像資料所判讀之行車異常事件，做為事故前兆，據以檢視高風險情境之關鍵影響因素。而本章節回顧之文獻為利用事件資料進行之研究，並根據模式結果，對駕駛員的培訓管理、績效評估或是道路幾何提出建議，可做為本計畫後續提出安全管理建議之參考。

2.6 行車影像辨識技術與影像資料整合應用

2.6.1 行車影像辨識技術

駕駛者分心與疲勞是造成車輛意外事故的重要原因，藉由駕駛者監控系統 (Driver Monitoring System, DMS) 可為行車安全多加一道防線。DMS 藉由鏡頭及近紅外線技術蒐集面部運動特徵如眨眼、注視方向、頭部運動等來偵測駕駛人行為、生理狀態，透過偵測到異常數據時發出警示訊號和啟動輔助駕駛系統，提高行車安全，降低事故發生率。應用包含預防疲勞駕駛、分心偵測、不當駕駛，以及未授權駕駛等多樣功能。

駕駛者監控系統最早是於 2006 年由 Toyota 所提出，並導入其 Lexus 車款，用以監控駕駛者的狀態，並且可以與碰撞預防系統共同運作，可分為主動 DMS 和被動 DMS 如下所述。

1. 被動 DMS：根據方向盤的轉向和行駛軌跡來判斷駕駛員的狀態。
2. 主動 DMS：通常由攝影機和近紅外技術啟用，可通過眼瞼閉合、眨眼、注視方向、打哈欠和頭部運動來檢測駕駛員的狀態。

LS 460 首次安裝主動 DMS，其攝影機安裝在轉向柱頂部，帶有六個內置的近紅外 LED。起初，汽車製造商對認為 DMS 會增加汽車的成本，並且消費者可能不願意為此付費。然而，近年來發生的一系列事故，突顯

了 DMS 在 ADAS 中的重要性，尤其是 L2 / L3。隨著 L2 系統和即將誕生的 L3 系統的大量可用性，主動 DMS 從 2018 年開始飆升。換句話說，透過監控駕駛人，可確保駕駛時的安全與管理需求：

1. 安全需求：是發現駕駛走神 (distraction)、疲勞 (fatigue) 或者打瞌睡 (drowsiness)，甚至出現無法駕駛的意外情況。例如：駕駛與乘客爭吵打架等。
2. 管理需求：監控駕駛是否真的專注於路況，以便釐清事故發生時的汽車製造商、保險公司以及駕駛人的權責。目前至少有超過 3000 案與 DMS 駕駛監控系統相關的專利家族已經公開或是公告。

目前基於視覺的非侵入式 (non-intrusive) 監測系統，主要的視覺線索包括面部特徵、手特徵或身體特徵。若檢測系統僅使用單個視覺線索時，系統強固性較差，容易被遮擋或光照變化干擾。所以會將多種視覺與其他線索進行組合，但相對的挑戰性變更高，具體條列如下：

1. 影像成像畫質多變的挑戰
 - (1) 最大的技術障礙是其在強光或弱光下的性能，這可能分別導致全白或全黑圖像
 - (2) 即使攝影機在車內，成像質量也會受外界光線干擾。例如，陽光從側面車窗照射到人臉上時會產生陰陽臉現象，汽車進入隧道或者夜間行車時又會存在光線不足的問題。
2. 駕駛員狀態多變的挑戰
 - (1) 汽車駕駛員有不同性別、年齡、種族，可能會穿戴帽子、口罩、眼鏡 (包括墨鏡)，駕駛過程中頭部會出現各種姿態，這些複雜狀況會對算法與問題定義構成很大挑戰。
 - (2) 過多的錯誤警報，可能導致對用戶額外的干擾。
3. 如何度量疲勞和嗜睡測量並定義疲勞與溫度可透過：
 - (1) 檢視皮膚狀況，眼球運動，呼吸頻率，心率和大腦活動之間的關係。目前最有效方法是測量脈搏和心率變異性 (HRV)，但該技術仍不足夠成熟。
 - (2) 在亮度不同的圖像中會出現訊噪比和對比度變化很大，圖像模糊不清和抖動以及在不同天氣和時間段內的光差異。

4. 人臉檢測挑戰

- (1) 人臉不同角度旋轉
- (2) 存在化妝品、鬍鬚、口罩和眼鏡，蒙面的臉造成的差異
- (3) 不同表情（開心，哭泣等）的影響
- (4) 實時處理要求
- (5) 視線如何追蹤

5. 數據蒐集與標記的挑戰

- (1) 計算機視覺算法（如基於深度學習的算法）對影像質量有較高要求，同一算法在不同攝影機下性能差異可能會很大。
- (2) 車載攝影機畫質成像質量與公開數據集影像質量差異較大，為保證算法效果需要用車載攝影機採集真實行車場景下的數據，這會極大增加數據蒐集難度與成本。
- (3) 目前很少有樣本數據庫可以訓練模型。

根據政府的肇事原因統計，以「駕駛人因素」最高（台灣 107 年高速公路之事故肇因，約占總事故件數 80.67%）。實際道路駕駛中，「未注意車前狀態」、「未依規定禮讓」、「轉彎未依規定」成了車禍肇事原因前三名。未注意車前狀態基本上和疲勞或是注意力不集中脫不了關係。所以，一個以面部圖像處理來研究駕駛身心狀況的實時系統，通常以眼瞼閉合、眨眼、凝視方向、打哈欠和頭部運動等，來檢測駕駛狀態，整體而言，相關技術主要分成「從眼部區域檢測駕駛員」、「從眼睛、臉部、頭部的其他區域檢測」2 類。

以系統設計的挑戰與任務觀察要點如下所述。

1. 從人臉識別來看

- (1) 旋轉角度、臉部遮擋
- (2) 化妝品、鬍鬚、眼鏡、帽子的存在
- (3) 表情(快樂，哭泣等)、照明條件、即時處理要求

2. 眼睛檢測方式可分成兩大類

- (1) 基於紅外光譜成像方法
- (2) 基於視覺的方法

3. 嘴巴、鼻子和臉部突出(Salient)點。整合起來就是面部追蹤，主要挑戰包括：
 - (1) 從三維空間到二維空間的映射而讓一些訊息丟失
 - (2) 過於複雜的形狀或運動
 - (3) 部分遮擋與不可控的環境光線變化
 - (4) 即時追蹤要求
4. 與疲勞、分心和打瞌睡有關的特徵擷取
 - (1) 與眼部區域有關：閉眼、眼瞼之間的距離、眨眼速度快、凝視方向和跳躍運動
 - (2) 與嘴巴區域有關：開/閉
 - (3) 與頭部有關：點頭、頭部姿勢和頭固定不變
 - (4) 與面部有關：表情、性別、年齡

目前已知的臉部特徵定位演算法非常豐富，早期臉部特徵定位的兩個演算法 Active Appearance Models (AAMs) 與 Active Shape Models (ASMs) 經常被提出討論，近幾年來較受矚目的論文如：Cao *et al.* (2021) 所提出臉部特徵定位演算法 Explicit Shape Regression (ESR) 方法是使用考慮圖形形狀進行迴歸，人臉的臉部特徵可以組合成各種形狀，訓練時加入這些形狀保持點與點之間的關聯性，由於圖形形狀的制約，可以使得臉部特徵定位的定位點不會偏離過多，而除了圖形形狀外還使用了像素差異特徵，使得 ESR 臉部特徵定位演算法的運算效率較高，ESR 是參考 Cascaded Pose Regression (CPR) 所使用的 fern 迴歸器並加以改進的演算法，ESR 在測試加入圖形參數是使用二級級聯迴歸，相較於以往增強迴歸參數的方法方法能在訓練時可以更加快速的收斂，並且在測試時得出的解果較好，二級級聯迴歸分成兩個等級，第一級利用形狀索引特徵獲得幾何不變性把複雜的迴歸簡化，第二級是抑制一些特徵值使迴歸的形狀不會散開，這可以使臉部特徵定位最終結果更加良好。ESR 使用的原始迴歸器是 fern 迴歸器，與 CPR 所使用的方法是一樣的，CPR 迴歸器是從粗略到細緻的迴歸，一開始會從整體形狀進行迴歸，如旋轉與大小等情況，最終階段是臉部特徵點細部變化進行迴歸，如眼睛輪廓（睜眼、閉眼）等，其中還應用了非參數形狀限制 (Nonparametric shape constraint)，相較於 PCA，非參數形狀限制

在訓練階段可以有效的限制自適應的決策。ESR 為了快速且準確的進行迴歸，使用像素差異特徵，也就是在座標平面上兩個座標像素的差值當作特徵，考慮到人臉的大小以及旋轉與特徵的不變性，ESR 計算所有當前形狀的相似性的變化取得平均形狀，也就是多張影像的每個臉部特徵點分別進行最小平方法 (Least squares) 得出平均點，直觀的像素特徵索引是使用全域座標，由於並不是每個特徵點所迴歸的目標區域都具有明顯的像素差，ESR 是使用區域座標進行迴歸，迴歸的特徵點會參考鄰近的特徵點幫助定位。ESR 利用迴歸目標與特徵之間的相關性產生迴歸器，可以在龐大的特徵空間中以較少的時間完成迴歸器的產生，Cao *et al.* (2021) 認為好的迴歸器應該具備兩個條件：

1. 在所有迴歸器中每個特徵應該對迴歸的目標有極高的識別能力。
2. 特徵之間的關聯性不能過高，這樣在組合成形狀時才能互補。並使用對迴歸目標投影到隨機方向產生純量，並從特徵群中選擇與純量相關性最高的特徵。

Burgos-Artizzu *et al.* (2013) 所提出的臉部特徵定位演算法 Robust Cascaded Pose Regression (RCPR)，RCPR 是基於 CPR 演算法參考 ESR 的優點並加強當部分臉部特徵被遮蔽時臉部特徵定位的正確率，CPR 演算法使用級聯迴歸人臉的眼睛、嘴巴的位置，而 RCPR 加強了當人臉部分特徵被墨鏡或是手遮蔽時也能預估臉部特徵，不只定位眼睛與嘴巴，增加眉毛、鼻子、下巴等臉部特徵並進行臉部特徵定位，RCPR 的特色在於就算部分臉部特徵被遮蔽，也可以預估出人臉的眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴等臉部特徵，能夠做出這樣的效果在於訓練時，加入臉部特徵被遮蔽的權重，用於測試階段當有遮蔽物遮住臉部特徵時也可以依照其餘沒被遮住的特徵進行判斷。

RCPR 使用的迴歸器概念與 CPR、ESR 相似，是使用 random fern 迴歸器進行級聯迴歸，多個階層進行迴歸，每次迴歸都會參考上一次迴歸的位置再進行迴歸，由粗略迴歸到細緻迴歸，一開始進行大方向預測如臉部位位置、大小、旋轉等相對變化量較大的情況進行預測，最後進行細微的調整，迴歸到對應的臉部特徵點，其中 Burgos-Artizzu *et al.* (2013) 有討論到 ESR 改進 CPR 的部分，如二級級聯迴歸、區域特徵比較等方法。

Burgos-Artizzu *et al.* (2013) 認為 CPR 與 ESR 對於部分臉部特徵定

位點被遮蓋時，進行臉部特徵定位結果並不理想，所以提出 RCPR 演算法可以在當部分臉部特徵被物件如頭髮、太陽眼鏡、手等遮蓋的條件下也可以預測臉部特徵的位置，其中，RCPR 在每個特徵定位點增加了一個標記，判斷特徵定位點迴歸目標是否被遮蓋，相較於以往迴歸形狀資訊只有座標，RCPR 多了一個布林參數以標示特徵點是否被遮蓋，並在訓練時同時加入這個參數進行訓練，RCPR 把人臉區域的遮蓋資訊進行統計並分把人臉分成 3 乘 3 共 9 個區域，Burgos-Artizzu *et al.* (2013) 有統計這 9 個區域中被遮蓋的機率，並且在迴歸時允許只使用一個區域進行迴歸預測。考慮到形狀變化過大的情況下，RCPR 參考 ESR 使用的局部區域座標方法，並改成兩個特徵點之間的線性差值做為特徵，這種特徵可以使形狀更加穩固，並且可以減少錯誤率。

Kazemi *et al.* (2014) 所提出的臉部特徵定位演算法迴歸樹集成 (Ensemble of Regression Trees) 簡稱 ERT，ERT 與上述兩種方法一樣是使用迴歸的方法進行臉部特徵定位，ERT 是使用級聯迴歸，也就是說會迴歸多次，每一次迴歸是使用上一次迴歸的結果再進行計算，計算迴歸的迴歸器是經由訓練產生的，迴歸器是透過 Gradient Tree Boosting Algorithm 結合平方差損失和計算出的，每一層的迴歸器都不一樣，每一層都是透過上一層迴歸後的形狀進行計算的，在訓練時會計算所有訓練樣本的資料取得初始形狀，初始形狀會透過迴歸器一步步的迴歸到正確形狀，每步迴歸都是每個層級的迴歸器計算的，ERT 使用幾何不變性特徵進行計算，在測試時，決策樹節點是使用兩個位置像素差與閾值比較後移動到不同的節點，在測試時每個節點所需要進行的運算量並不大，這使得 ERT 演算法在執行效率上有不錯的表現，重複這步驟會得到這層級的最終形狀，到了下一層在做同樣動作，直到迴歸完成。

選擇計算像素的像素位置以及比較的閾值是透過訓練得到的，並且是以定位點 為中心選擇周圍的像素點，除了一開始的層級是固定的初始形狀，其他每一層級的形狀都是上一層級迴歸後的形狀為起點繼續迴歸，ERT 會在訓練時最小化損失函數 (Loss Function)，損失函數越小，強健性 (Robustness) 就越好，強健性好代表這個演算法可以執行的非常穩定與快速，使得測試的時間最小化，ERT 可以使用自然型態延伸處理不確定或遺失的區域，也就是說 ERT 可以容忍部分臉部特徵遭到阻擋，在實際情境中

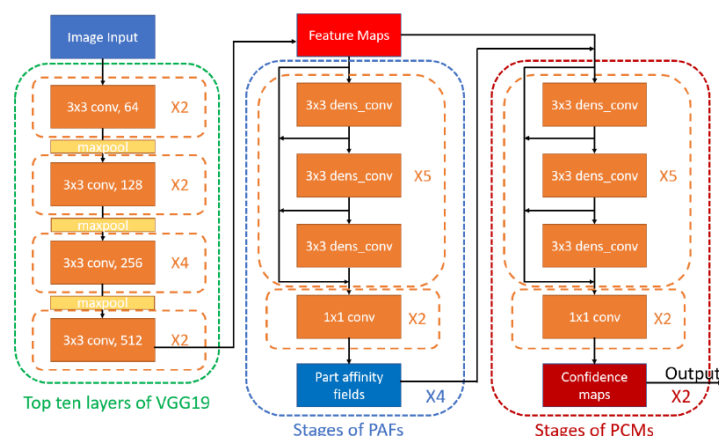
不可能每個影像中人臉都是完全、完整沒有任何一個臉部特徵遭到遮蔽，例如：瀏海蓋住眉毛、手遮住嘴巴等部分特徵不完整，當有部分眉毛特徵以及嘴巴特徵受到遮蓋時，ERT 也可以使用自然姿態延伸進行預測，這篇論文同時也會分析訓練的資料量多少，對測試的結果影響程度。

行人姿態估計是以輸入影像來定位人體部分，根據關節點位置評估進而建立其骨骼連動形式。在多人姿態估計方法中，根據演算設計分為 Top-Down 與 Bottom-Up 兩種方法：前者先從影像中偵測出所有可能的人體之邊界框，並在每一邊界框內定位其骨架關鍵點，將關鍵點進行順序相連得到人體骨骼連動；後者則是定位出所有可能骨架關節點，接著將每一關節點關連性進行分組到每一人體，最後形成各自人體骨骼連動。

一般的人體姿態檢測是使用 Top-down 的作法，是先進行類似於 Object Detection 之行人檢測，確立出獨立個體以後再各自找出其人體節點。這種作法通常會有兩個問題：

1. 檢測結果過於依賴第一步的行人檢測，沒有偵測到行人就無從判斷其骨架，所以必須要有一定深度的網路才能有較高準確度。
2. 計算時間與偵測人數相關，效果難以做到即時多人。

T-Openpose 將選擇使用 Bottom-Up 的方式來克服以上問題，也就是先找人體支幹再拼成骨架，這種方法可以略過偵測行人這個部分直接預測出骨架並透過更換，有效的加速了運算速度。其預測模組可大致分成三個部分如下：



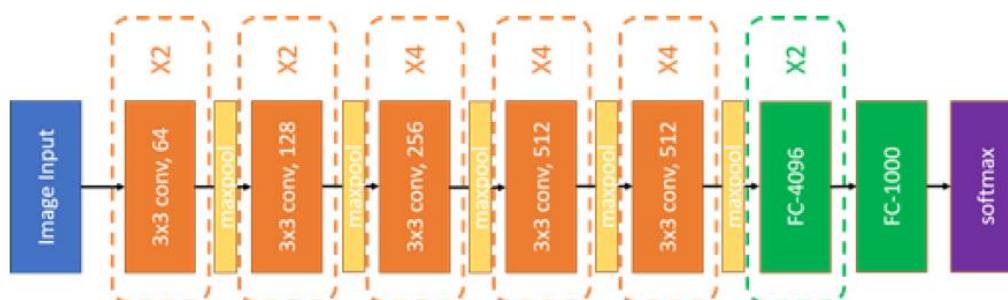
資料來源：arXiv, Improving Multi-Person Pose Estimation using Label Correction (2018；本計畫整理)

圖 2.6-1 T-Openpose 架構

第一個階段為 VGG19 的前十層，用來萃取熱影像的特徵圖 (Feature Maps)，再將其向下傳遞到第二階段 Part Affinity Fields (PAFs) 進行支幹矢量預測，最後結合 FMs 和預測之矢量，傳遞到第三階段 Part Confidence Maps (PCMs) 進行節點預測，最後輸出所預測之 18 個人體關節點 (鼻子、左右眼、左右耳、脖子、左右肩膀、左右手肘、左右手腕、左右臀部、左右膝蓋、左右腳踝)。

1. 第一階段：VGG19

為 Visual Geometry Group 所開發之神經網路，大量使用了卷積層來提取特徵，其原本的功能是影像的辨識與分類，其神經網路架構如下圖，其中的 3x3 conv64 分別指三乘三大小的卷積層並且輸出大小為六十四，FC-1000 為全連接層 (Fully Connection) 並且輸出大小為一千，Softmax 為辨識分類器。於 T-Openpose 將除後段之特徵處理 (FC) 與辨識分類器 (Softmax)，只保留前段做為特徵擷取部分。



資料來源：arXiv, Improving Multi-Person Pose Estimation using Label Correction (2018；本計畫整理)

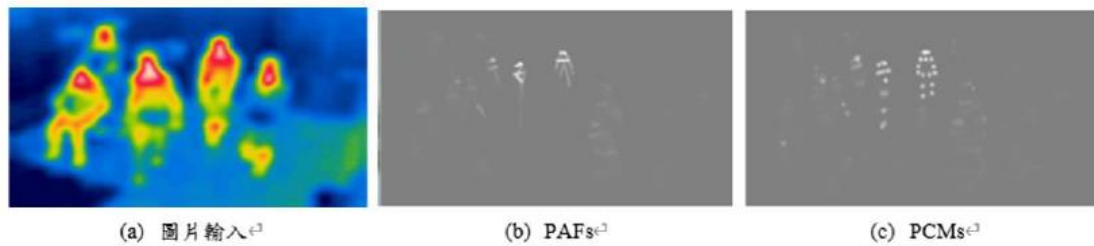
圖 2.6-2 VGG19 架構

2. 第二階段：Part Affinity Fields (PAFs)

PAFs 指的是人體之方向向量如下圖 2.6-3(b)，其運算分成 4 個階段，第一階段以 VGG19 所提取之特徵 (F) 做為輸入並輸出一組 PAFs： $L_t = \phi_t(F), \forall t=1$ ， ϕ_t 為 PAFs 階段卷積層參數。從第二階段起會將上一次的輸出 L_1 與 F 合併輸入以修正預測值： $L_t = \phi_t(F, L_{t-1}), \forall 2 \leq t \leq 4$ ，t 為第 t 階段。並在每階段結束前對損失參數 (Loss) f_{L_t} 進行計算並更新權重體以避免多階段所產生之梯度消失問題，如下式：

$$f_{L_t}^t = \sum_{c=1}^C \sum_p W(p) * \|L_c^t(p) - L_c^g(p)\|_2^2$$

其中 L 為 PAFs， p 為影像位置， g 為 ground truth 之正確位置， $W(p)$ 代表位置在 g 中是否被標記，1 為是 0 為否。

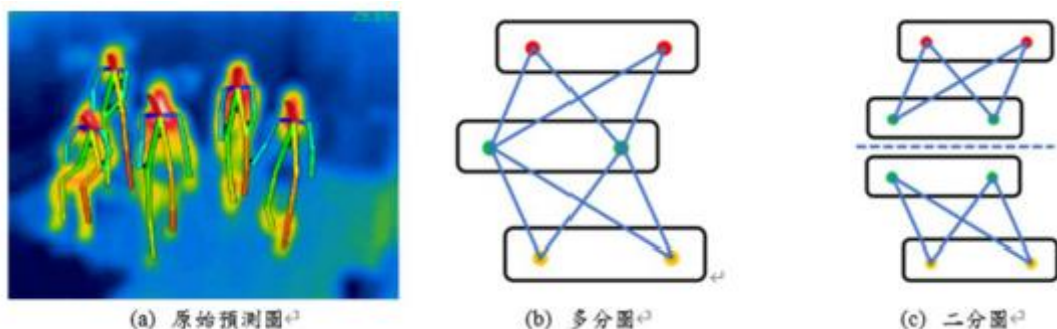


資料來源：arXiv, Improving Multi-Person Pose Estimation using Label Correction
(2018；本計畫整理)

圖 2.6-3 T-Openpose 實際辨識與輸出結果

3. 第三階段：Part Confidence Maps (PCMs)

PCMs 分成兩個步驟，第一步驟以 F 和 $L4$ 做為輸入並輸出一組 PCMs： $St = pt(F, L4), \forall t=1$ ， pt 為 PCMs 階段卷積層參數。第二步驟起會將上一次的輸出 $S1$ 、 $L4$ 和 F 合併做為輸入以修正預測值： $St = pt(F, L4, St-1), \forall t \leq 2$ ，預測圖如圖 2.6-3(c)，與 PAFs 相同會於階段結束前進行損失參數 fSt 計算如下式。由於使用了 bottom-up 的方法無法像 top-down 一樣確定單一關節點屬於哪個個體所有，所以完成以上預測以後，在模組的最後階段使用了最大邊權的匈牙利演算法來進行人與關節點的二分圖匹配。在 T-Openpose 中為了減少計算量，將關節點多分圖轉換成二分圖如圖 2.6-4。



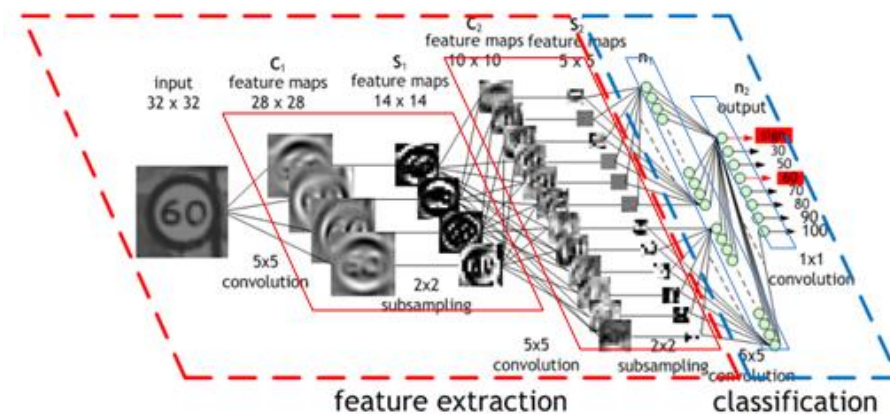
資料來源：arXiv, Improving Multi-Person Pose Estimation using Label Correction
(2018；本計畫整理)

圖 2.6-4 節點匹配

2.6.2 行車影像辨識應用案例

近年來因人工智慧影像辨識技術功能日益強大，但仍存在許多技術困難度，以行車影像的交通物件辨識為例，不僅包含剛性近線性邊緣的車輛偵測，還有柔性物件邊緣的行人偵測。行車影像辨識技術開發重點項目如下。

1. 物件辨識：物件的樣貌特徵分析與偵測，多採用深度學習辨識技術。
2. 事件辨識：將全周物體的動態，以感測裝置與通訊技術，紀錄位置的變化，以做為事件完整描述與紀錄的依據。
3. 影像辨識技術：影像物件於成像過程中會受到攝影機硬體規格（光學鏡頭、感光元件）、場景（光源強弱、光源角度、物件材質反光背光）等因素影響其成像及辨識準確率。目前行車影像辨識多以深度神經網路(Deep Neural Network, DNN) 學習影像各物件之像素與特徵分佈（技術原理如圖 2.6-5 所示），以深層多元學習神經網路架構來克服過往影像辨識於複雜環境、光影、物件下低辨識率的缺點，並進而提昇高精度之辨識準確率。



資料來源：資料分析和機器學習(2017)

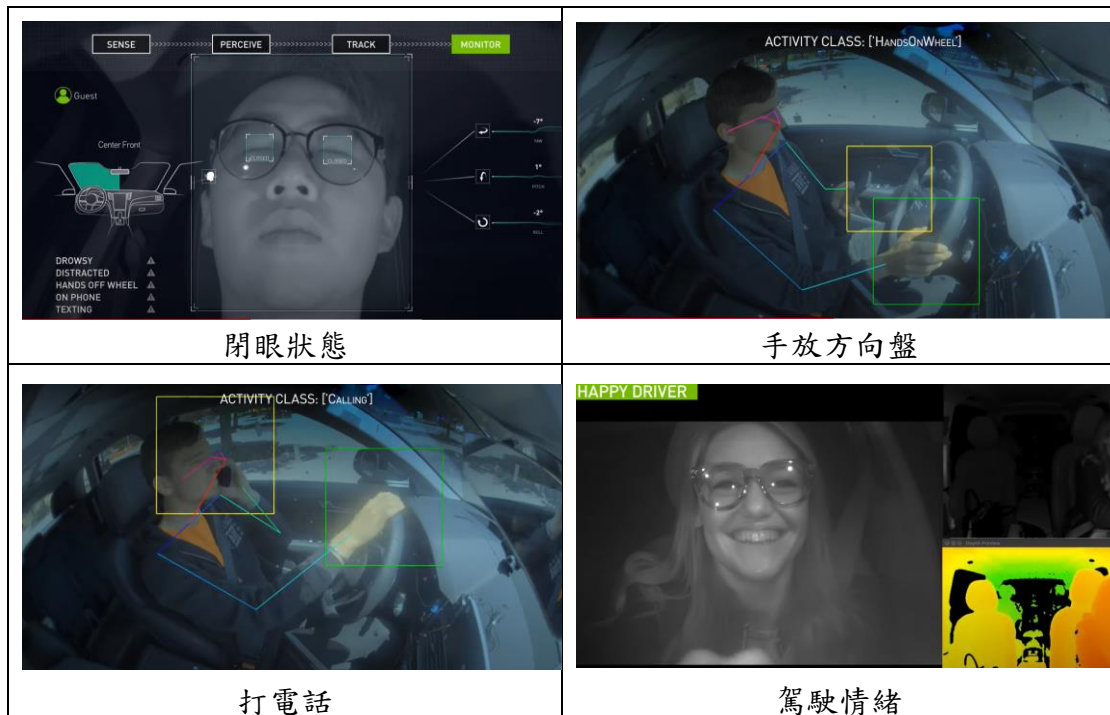
圖 2.6-5 影像輸入至深度神經網路學習與分類之過程

4. 多元環境辨識訓練資料蒐集與標記：為能適應多元環境（如各種氣候、道路層級、混合人車流等）之行車影像辨識能力，需要多元且大量的深度學習影像辨識訓練資料集，以有效提升行車影像辨識準確度與標記效率，且可降低人工費用與時間成本。

國內外以及學術界重要案例如下：

1. 國外案例 NVIDIA DRIVE IX AI Algorithms

NVIDIA DRIVE Labs 在 2021 年 1 月發布車內駕駛監控與識別的智能演算法，透過各種檢測功能感知駕駛員的相關動作並進行特徵擷取。



資料來源：NVIDIA 網站。(網址 <https://blogs.nvidia.com/blog/2021/01/19/drive-ix-ai-software-drivers-safe/>)

圖 2.6-6 NVIDIA DRIVE IX AI 演算法之車內影像判讀圖示

2. 國內案例

國內物流業者常見之技術為利用行車紀錄器之行車影像，配合影像辨識技術，達到車道辨識、車道偏離偵測、蛇行駕駛偵測等多項行車狀況或危險駕駛行為偵測，以及利用車內攝影機，針對駕駛人臉部以及瞳孔進行辨識，達到疲勞、分心、手機使用等駕駛人異常狀態偵測，並利用行動通訊將行車資訊即時回傳中心雲端管理平台，擷取回傳至後端雲端管理平台存放並進行線上查詢，達到行車影像中心端即時監控及雲端車隊管理服務。

目前國內主要廠商包含：弋揚科技—衛星犬、天眼衛星、銓鼎科技、中華電信車訊快遞、長輝資訊科技以及奇美車電；弋揚科技—衛星犬擅長 ADAS 及私人車隊管理平台建置及客製化車隊管理 APP，主要服務對象為遊覽車業以及混凝土業等私人車隊；天眼衛星科技主要客群為物流業者，擅長利用大數據計算物流車輛上下貨及併車之最短

路徑，並提供高度彈性的雲端管理系統；銓鼎科技則擅長車機、站牌等硬體設備開發及整合，因此在大客車、公車業當中具有相當的市占率。

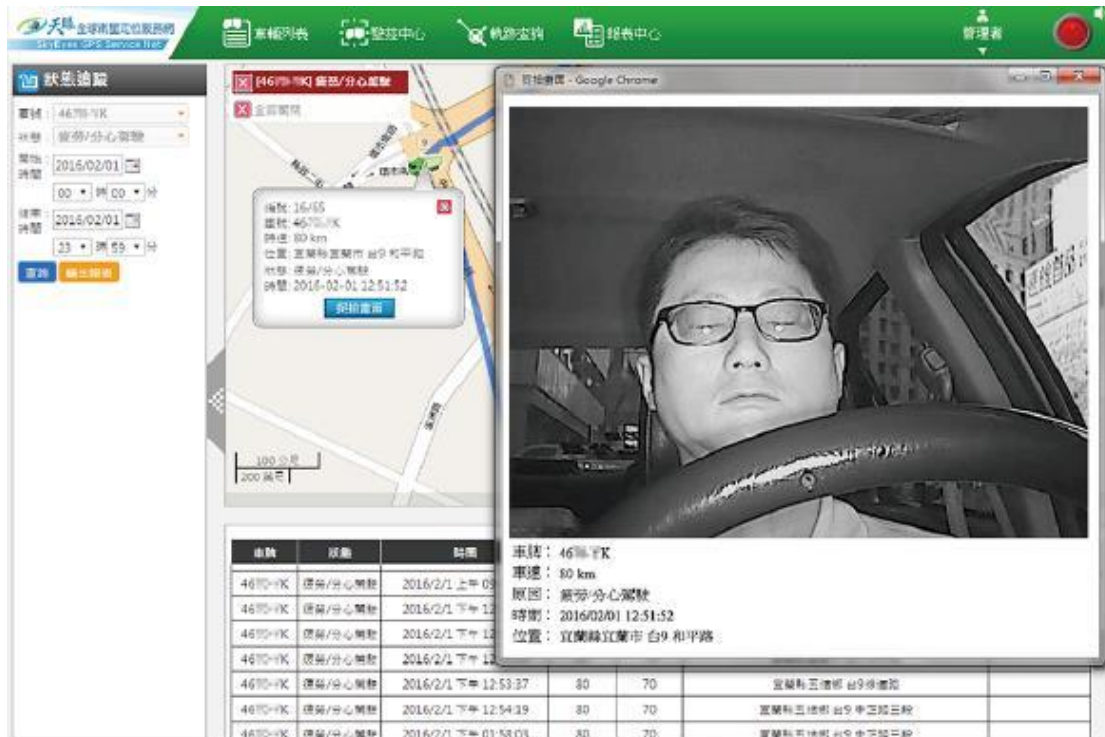
長輝資訊科技公司開發之車隊管理系統中，除 ADAS 系統外，也同樣具有酒精鎖、胎壓偵測系統及駕駛人狀態監測(DSM)系統，DSM 主要包含疲勞駕駛監測、抽煙監測、接打電話監測、分心駕駛監測以及異常狀態監測五大基礎功能。透過影像辨識以視覺跟蹤、目標檢測、動作識別等技術，對駕駛員的駕駛行為及生理狀態進行即時檢測，判斷駕駛員抽煙、打哈欠、分心、閉眼睛、打電話等不當駕駛行為時，機器將在系統設定時間內預警及時回報，並針對偵測之實況進行演算更新，降低誤判機率，其客戶有中油、台電、統一超商、啟聖交通等。

奇美車電股份有限公司所開發之駕駛行為偵測(Driver Monitoring System)系統是利用鏡頭與紅外線光源來擷取駕駛五官後，標示出具體方位，以瞳孔及臉部、注視方向等變化來分析駕駛分心程度、疲勞狀態，而該公司官方網站(<http://www.chimei-motor.com/product/dms/>)也提到，該系統為當車輛啟動後就會立即開始偵測，其中駕駛員臉部與系統距離需介於 40~110cm 間，且當數據超標時，除可即時提供適當警示亦可即時回傳至車隊管理中心，與其他資料做交叉分析，以檢視與管控車隊，同時此功能之演算法已取得國內之專利(Taiwanese invention patent NO.108105337)。



資料來源：銓鼎科技股份有限公司提供，<https://www.maxwin.com.tw/index.html>

圖 2.6-7 銓鼎科技車載硬體設備示意圖



資料來源：天眼衛星科技股份有限公司官方網站，
<http://www.skyeyes.tw/product.aspx>

圖 2.6-8 天眼衛星科技監控平台疲勞分心監控畫面

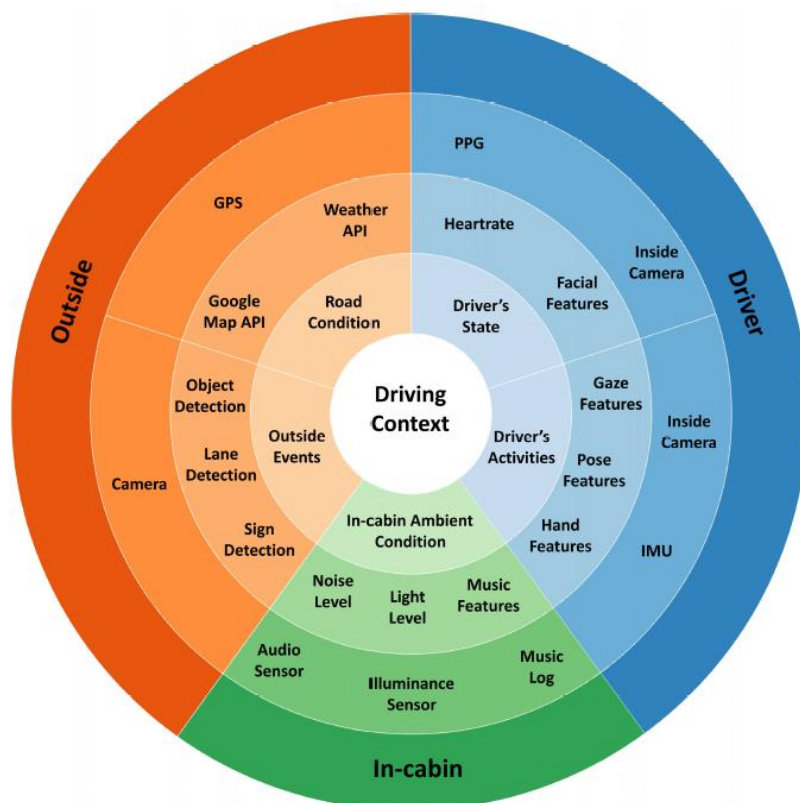


圖 2.6-9 長輝資訊科技公司監控平台疲勞分心監控畫面

承前述，自然駕駛之駕駛行為近年透過車載資訊系統獲取，並已開始應用於安全面分析與管理。其中已有商用營運之車輛駕駛行為進行研究，並獲實證結果，顯示駕駛人在經過系統紀錄行為後，透過回饋機制之教育方式，同時也將駕駛人分組與時段，再經觀察後，能正向、有效矯正不良之駕駛行為 (Bell, 2017)。

3. 學術案例

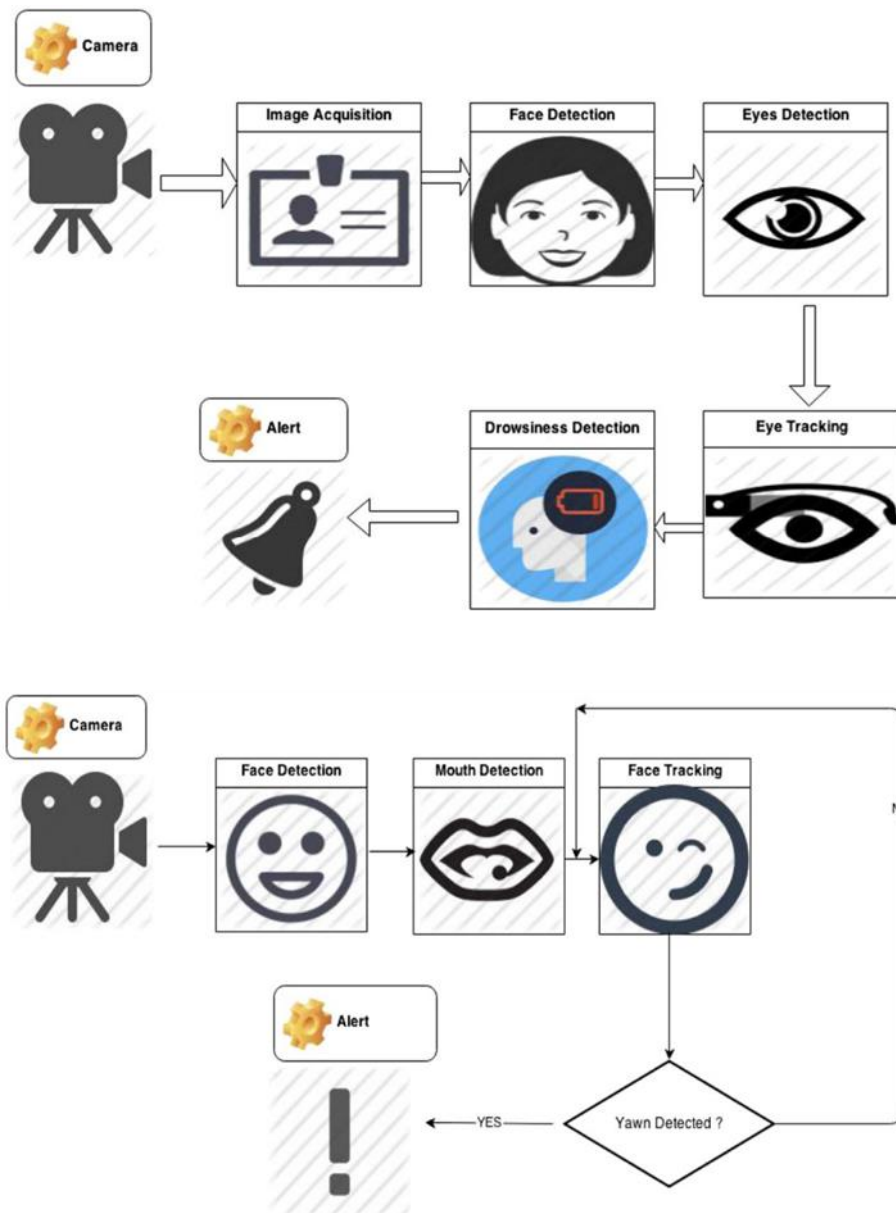
安全駕駛行為分析之駕駛環境資料中可分為車外環境 (Outside)、車內座艙 (In-cabin) 與駕駛 (Driver) 三類 (圖 2.6-10)，根據不同的車用感測設備 (如車內外攝影機、GPS、麥克風、…) 或駕駛生理感測 (如車內駕駛攝影機、智慧手錶、動作感測、PPG、IMU、…) 所產生的資訊進行蒐集分析，進而瞭解駕駛狀態以及其行為與反應是否安全。



資料來源：“HARMONY: A Human-Centered Multimodal Driving Study in the Wild” , IEEE Access (2021)

圖 2.6-10 安全駕駛行為分析之辨識資料框架與類別

根據目前安全駕駛行為分析與行車影像辨識的文獻中，大多皆以駕駛臉部偵測、眼睛偵測、眨眼狀態等步驟 (圖 2.6-11) 進行辨識分析，亦有以駕駛臉部偵測後配合嘴部狀態 (如：打哈欠) 等步驟進一步辨識駕駛疲勞反應。



資料來源：“Driver Behavior Analysis for Safe Driving: A Survey”, IEEE Tans. on ITS (2015)

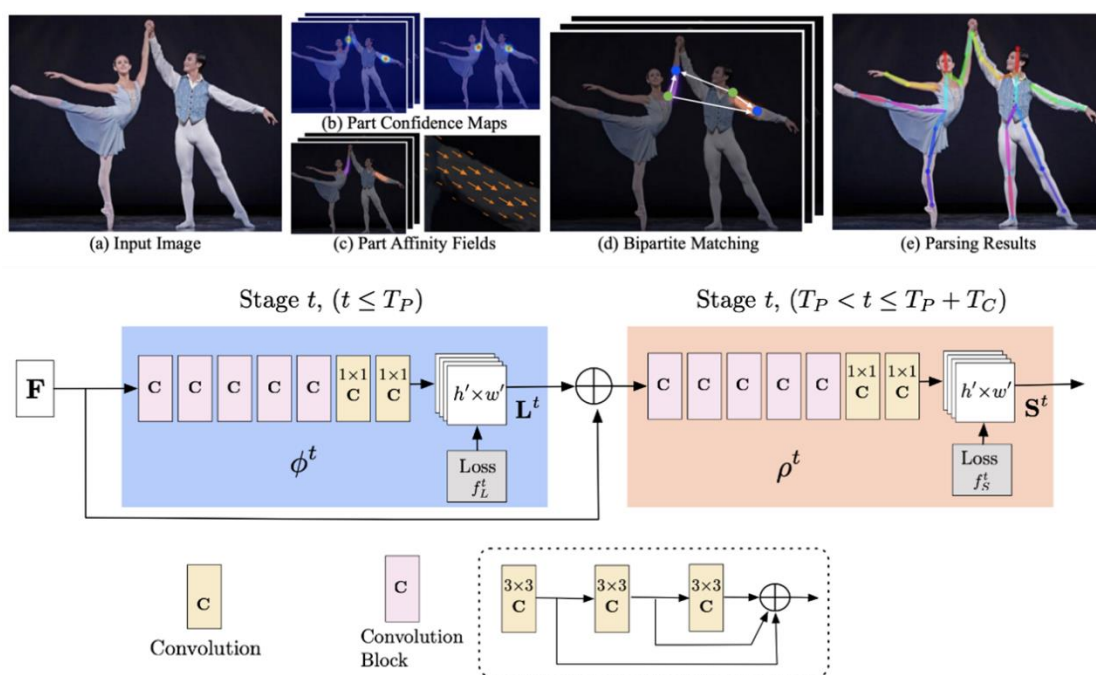
圖 2.6-11 安全駕駛行為分析之辨識步驟範例

目前國內外案例中，尚未有根據人體骨幹辨識方式，以進行車內的駕駛監控與識別。但由於行車影像紀錄系統應用普及，尤其是大多商用車隊業者初期在記錄車輛駕駛狀況之需求而導入，期望透過在既有的車內影像之中進一步分析駕駛行為。為此，本計畫從學術文獻中評估人體骨幹辨識的演算法，進而由其案例之辨識效果中做為參考。

(1) OpenPose

根據 Cao et al. (2017)對於人體關節與肢段影像辨識之研究，OpenPose 透過卷積神經網路(CNN)架構辨識人體關節位置的信心

圖(Confidence Map) (圖 2.6-12(b))及 OpenPose 定義之部位關聯近似領域(Part Affinity Fields, PAF) (圖 2.6-12(c))的向量特徵，模型在整合上述兩種特徵之後針對每個肢段進行預測，進而再將其步驟的預測做後處理，最後得到整體的姿態(圖 2.6-12(e))。在多人與背景雜亂的環境下仍可維持一定的人體關節與肢段預測的準確度與即時性。圖 2.6-12 中，演算流程之藍色區域為預測 PAF、橘色為預測 Confidence Maps、紫色為 Convolution Block 借鑑於 DenseNet 的架構把權重往前送。

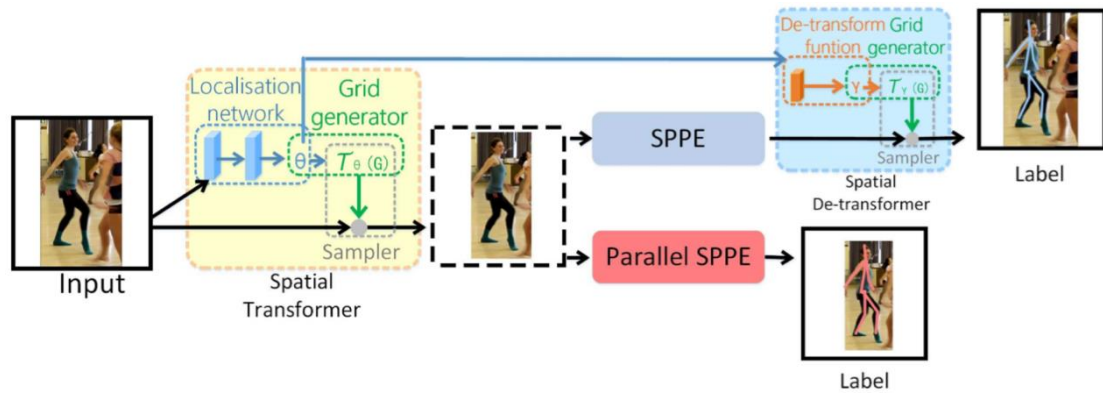


資料來源：IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (2021)
圖 2.6-12 OpenPose 演算流程示意

(2) RMPE: Regional Multi-Person Pose Estimation

區域多人姿態估計 (Regional Multi-Person Pose Estimation, RMPE) 以 Top-down 方式在輸入影像中找到有人位置，並將其位置以 Bounding Box 定位出來，進而將框內影像送進人體動作分析的網路，以辨識人體姿態的關節點與肢段。每一組 Bounding Box 會進入一組 Symmetric Spatial Transformer Network (STN) 與 Spatial De-Transformer (SPPE) 的架構作人體關節與肢段的預測(圖 2.6-13)。在 SPPE 前面加入 STN 是為了解決因 Bounding Box 不準，導致 SPPE 網路預測不出關鍵點位置的問題。STN 透過空

間座標的轉換達到影像強化目的透過 STN 優化 Bounding Box 位置，之後再透過 Spatial De-Transformer (SPPE) 預測關鍵點位置投影回原始影像座標。



資料來源：IEEE International Conference on Computer Vision (2017)

圖 2.6-13 RMSE 演算流程示意

2.7 智慧車載系統國內外規範

2.7.1 國內外相關補助規範

1. 疲勞偵測系統(DSM)

為鼓勵遊覽車客運車輛安裝先進駕駛輔助系統設備，引導遊覽車客運業者建立科學化系統管理模式，提升管理成效並增進營運安全，交通部公路總局於 109 年 12 月 7 日公告「補助遊覽車客運業車輛裝置先進駕駛輔助系統設備作業要點」，其補助之系統設備除疲勞偵測系統 (DSM) 外，另有駕駛識別刷卡機及防撞警示系統，依照該要點之定義，所謂疲勞偵測系統(DSM)是指：「自動偵測駕駛疲勞情形，並以聲音、燈光、振動或影像等方式提供駕駛人警示訊號」，補助裝置疲勞偵測系統以新臺幣一萬元為上限（包含軟、硬體、線材及設定安裝等相關費用）。

2. 駕駛監測系統規範

駕駛監測系統 (Driver Monitor System, DMS) 是以車艙內感測器監測駕駛狀態。過往監測系統是以被動方式取得駕駛人油門、煞車等駕駛行為，現階段主流產品是以攝影機直接拍攝駕駛監測，另有安全

帶、方向盤感測等輔助設施。透過感測器偵測的駕駛狀態、運算辨識出之駕駛行為，以此進行決策並提出互動警示。

各國對駕駛監測系統的要求如表 2.7-1 所示，在各國法規的要求下，駕駛監測系統需求增加，影像辨識朝向更精準細微之判讀，範圍也由駕駛擴展到全艙偵測。多元感測器技術的進步、運算架構的精進、演算法的提升成為系統的發展關鍵。

表 2.7-1 駕駛監測系統各國法規要求

國家/機關	駕駛監測系統
歐盟	2022 年起，新車必須安裝駕駛監測系統
歐盟新車安全評鑑協會 (Euro NCAP)	2023 年起，Euro NCAP 將駕駛監測系統(DMS)列為安全評分項目
中國	班線客車、遊覽包車、危險貨物道路運輸車輛、客運列車、重型管運貨車需配備駕駛監測系統
美國	美國國家公路安全交通管理局 NHTSA 建議車廠安裝於自駕車上，以確保駕駛保持足夠意識由自動駕駛轉為人為駕駛

2.7.2 車載設備應用於車隊管理之國內外案例

1. 美國 Pierce Transit 公司

美國華盛頓 Pierce Transit 公司啟動 Lytx DriveCam 計畫，經過一年的推行後，該車隊碰撞減少 31%、駕駛員不繫安全帶比例減少 56%、跟車距離不足之比例減少 42%、延遲反應的比例減少 19%，透過機器視覺與人工智慧演算的雲端事件紀錄 (MV+AI)，可以捕捉與分辨危險行為的揭露，同時也提供駕駛員改善建議。

2. 美國 Sysco 公司

Sysco 公司為一家擁有 9500 名員工及 14000 台貨車之食品運送貨運公司，為解決因駕駛員使用手機而不斷增加的事故碰撞率，導入了駕駛分心感知與預防計畫 (company-wide Distracted Driving Awareness & Prevention Program)，希望能透過提升駕駛危險感知意識及藉由懲罰制度中來減低危險的駕駛行為 (主要為電子設備所導致之分心行為，如手機、GPS、音樂撥放器等)，透過成立駕駛員分析工作小組，擬定與駕駛之溝通策略、定期司機會議、教育訓練、Lytx 設備追蹤、資料蒐集等，以加強駕駛員的安全文化；在透過 15 個月的推動後，針對行

動電話使用事件的比例則減少了 99%。

3. 台灣中國石油公司

中油公司曾執行駕駛座安全帶影像偵測應用之專案執行計畫，透過原車上駕駛艙內既有攝影鏡頭（僅兩台測試車輛），藉由後台 AI 辨識（每 5 秒辨識 1 次）來判斷駕駛員是否正確繫妥安全帶，經 2 個多月測試，除部分影像因環境光線不足影像偏黑之狀況外，其餘偵測準確率高，經專案評估後也將駕駛座安全帶影像偵測事件納入未來「油罐車電子化物聯管理系統」車載主機之新車採購規範（草案）規畫案中，期透過 ADAS BOX 結合油罐車電子化物聯管理系統將異常警示即時回傳管理部門且記錄。

2.8 道路交通事故空間分析

本節先整理以巨觀環境解釋變因與道路系統常見之變數所建立計數模式之文獻，再針對時間順序與駕駛行為面之相關文獻探討。

2.8.1 事故空間分析與預測模式

本計畫為分析行車異常事件發生與時空分布之關聯性，進行模式推估及找出高風險的路段，並據此研擬改善對策。本節首先回顧事故統計模式分析之相關文獻，以了解過去研究採用的方法、時空分割方式以及如何設定解釋變數。而受限於事故資料本身之特性及分析目的，事故分析模式大致可區分事故頻次及事故類別兩大類之計數模式，以下分別整理相關之文獻內容，方法面則涵蓋單變量與多變量之應用。

Miaou and Lum (1993) 分別建立傳統的線性迴歸模式以及卜瓦松迴歸模式，用以探索公路上的卡車事故和道路幾何設計之間的關係，其自變數包含年平均每日交通量、水平曲率、縱坡度及路肩寬度。事故和道路資料皆來自於 1985 年至 1987 年美國聯邦公路管理局的公路安全資訊系統 (HSIS)，分析路段具有均質的道路幾何特徵，且分析的時間段為一年，即是相同位置的道路會被視為三個獨立的路段，最終共有 4983 個路段，長度介於 0.016 公里至 12.43 公里間。結果證明傳統的線性迴歸模式無法描述道路上擁有隨機、離散且非負特性的事故資料，而卜瓦松迴歸模式則具備

分析車輛事故頻次時大部分所需的統計特性，因此卜瓦松迴歸模式近幾十年來被視為事故頻次分析的起點。

Shankar *et al.* (1995) 以道路幾何設計與天候因素，探討對事故發生頻次之影響，自變數包含水平曲率、坡度、降雨量、降雨天數以及降雪量。過往相關研究認為道路分段應採固定且相等長度，作者根據此將全長 61 公里的華盛頓州 90 號高速公路分為 10 個 6.1 公里的等長路段，從這 10 個路段 1988 年 1 月至 1993 年 5 月的事故頻次資料，觀察到有過度離散 (over-dispersion) 的情形，不符合卜瓦松迴歸模式對資料變異數等於平均數之要求，因此針對總事故頻次建立負二項迴歸模式。另外，根據不同的碰撞類型(如追撞等)也各自分別建立模式，其中除了翻車事故頻次是卜瓦松迴歸模式，其餘均為負二項迴歸模式，最終對顯著的自變數進行歸納分析。

Abdel Aty *et al.* (2000) 採用負二項迴歸模式分析事故頻次，針對連續 3 年 (1992~1994) 的佛羅里達 50 號國道共 1,606 筆事故資料進行模式校估，道路分割方式是以地理環境或道路幾何(例如車道數及中央分隔寬度等)的改變作為，共分割成 566 個事故分析路段。解釋變數包含每年每日的平均交通量 (AADT)、車道數、路肩寬度、道路鋪面、水平曲率、中央分隔型式、行車速度以及是否為城際道路等，研究結果顯示當每年每日的平均交通量增加、超速、道路寬度縮減、多車道以及是城際道路等變數對提高事故發生機率有顯著影響。

Anastasopoulos and Mannering (2009)採用負二項迴歸模式建構事故頻次模式，分析美國印第安那州 1995 年至 1999 年五年期間之事故資料，欲找出顯著影響事故發生頻率之解釋因子。作者依據內外路肩寬度、中央分隔帶寬度、速限、車道數與鋪面性質等特性，將具有相同道路特徵之路段分類，共分割成 322 個研究路段，解釋變數包含日平均交通量、鋪面摩擦係數、路面水平曲率、路段長度、內側與外側路肩寬度、中央分隔帶寬度、每英哩橋樑數以及是否有中央分隔護欄等。而研究結果顯示日平均交通量、日平均聯結車比例、路段長度、鋪面性質、中央分隔帶寬度、內外側路肩寬度及每英哩橋樑數等均對路段事故發生之頻率有顯著影響。

Wang et al. (2009) 欲探討交通壅塞對於道路交通事故頻次之影響，建立負二項迴歸和卜瓦松對數常態之非空間模式，以及依條件自迴歸 (CAR) 模式進行建構之空間模式。以英國 M25 環狀高速公路做為研究範圍，道路分段位置採高速公路之進出匝道，共劃分出 70 個分析路段，平均長度為 749.6679 公里，且長度介於 24.59~1815.26 公里之間。資料蒐集從 2004 年至 2006 年，包含事故資料和平均旅行速度、平均旅行時間及總車輛延滯等的交通特性資料，自變數則採道路擁擠指數、平均每日交通量 (AADT)、路段長度、最小轉彎半徑、坡度、車道數、及車輛行駛方向等。研究結果顯示，英國 M25 環狀高速公路上交通壅塞對事故頻次之影響微乎其微。

黃珮芬 (2014) 首先採用基因演算法，以樣本間同質性最高為目標對樣本資料進行時空分割，再根據求得之樣本分割結果利用卜瓦松模式、負二項模式、零膨脹卜瓦松模式、零膨脹負二項模式建構事故頻次模式，並以績效指標針對時空最佳化分割下之事故頻次模式與傳統時空分割下之模式進行比較。該文獻採用我國 2004 年至 2008 年共 5 年，國道一號依南北向串連之事故資料進行模式建構與分析，解釋變數包含路段之最大上坡坡度、最大下坡坡度、對大坡度差、曲率半徑、克羅梭曲線參數、每日平均小車車流量、每日平均大車(大型車+聯結車)車流量與平均車道數共 8 項。研究結果顯示該研究所提最佳時空切割之負二項迴歸模式有最佳模式預測能力，且最大上坡坡度、最大下坡坡度、曲率半徑、克羅梭曲線參數與小型車車流量、大型車車流量、車道數等變數顯著影響事故之頻次。

盛郁淳 (2014) 分別建立單變量與多變量事故頻次模式，單變量事故頻次使用單變量之卜瓦松迴歸模式、負二項迴歸模式與廣義卜瓦松迴歸模式進行模式建構；分時段之多變量事故頻次模式則採用多變量卜瓦松迴歸模式與多變量廣義卜瓦松迴歸模式進行建構，用以推估及預測各路段下各時段之事故頻次。作者使用我國 2005 年國道一號之交通事故資料進行分析，解釋變數分為空間變數與時間變數兩部分，空間變數又可分為道路幾何特性、設施與環境特性以及交通特性等三類。時間變數則考量日夜光線亮度、光線照射角度以及不同時段下之車流量對事故頻次在時間的分布上造成之影響，提出影響之相關假設。研究結果顯示多變量卜瓦松迴歸模式在平均預測事故件數上較接近平均實際事故件數，但其模式績效較差，整體表現以負二項迴歸與分群整合模式為最佳，事故發生件數與最大下坡度、

克羅梭曲線參數、測速照相點數量以及重車比例呈反向影響，與曲率、鄰近都會區及小車車流量呈正向影響。並且各時段之事故數會特定集中於不同路段群，日間 (07~14) 之事故較易於鄰近系統交流道之路段發生，傍晚 (14~20) 之事故較易於非鄰近系統交流道之路段發生，而夜間(20~23)與清晨 (23~07) 之事故則較易於郊區路段發生。

邱裕鈞、傅強 (2015) 採用多變量廣義卜瓦松 (Multivariate Generalized Poisson) 模式分析不同事故類別 (嚴重程度、碰撞型態) 之高速公路事故頻次，此方法改善傳統單變量模式之分析限制，可計算事故類別間之關聯性及資料離散程度。研究資料以我國 2005 年國道 1 號高速公路的事故統計案例進行分析，並依照交流道所界定分析路段單元，解釋變數包含上下坡度、曲率、克羅梭曲線參數、車道數、總交通量、小車比例、大車比例、聯結車比例、平均年雨量、速限、收費站、休息站、固定式測速照相、路段設置戰備道、鄰近重要都會區與鄰近港口、機場及工業區等。研究結果顯示多變量模式精確度確較單變量模式佳，且 A1 與 A2 事故兩高嚴重性事故有高度正向關聯，而在碰撞型態的部分，則以同向擦撞、追撞及其它碰撞彼此之間有高度正相關。以上研究提供合理且適切的變數分類與選取，包含道路環境、曝光量，以及時段路段 (時空分割)，如透過基因演算法尋找適當分類方式，事故頻次模式相關文獻彙整如表 2.8-1。

而在前期計畫 (110 年) 中，透過蒐集 200 趟次大客車行駛臺北 (或板橋) 至臺南路線資料於國道一號上之異常、警示事件 (包含未保安距與車道偏移)，並蒐集事故資料，以探索事故、事件與幾何、天候、交通狀況以及駕駛特性之關係。計畫中由巨觀至微觀，分為路段、趟次、單一事件危險度，具有不同效果之計數分析。路段分析旨在找出駕駛事件好發的道路交通環境，並藉由客運駕駛的駕駛事件於路段之分布情形，連結至該路段的總事故件數，探索客運駕駛事件的發生與道路上實際事故發生之關係，比對關鍵因素。考量到分割路段長度過短，計數零占比過高；過長則事故與事件相關係數高，最後以 2 公里為路段，共計 292 個樣本分析。趟次則將駕駛人因素納入，反映其路況熟悉度、疲勞程度等，亦連結較為微觀之道路交通因素、當下之環境狀況。以單一趟次分析時，亦考量技術零占比比例，將每個趟次路段以 15 公里切割。

相較於路段、趟次以負二項迴歸與羅吉斯迴歸分析，單一事件危險度解析 200 趟次中未保安距、車道偏移之危險程度，分為不為異常、輕度異常、異常三等級。此部分以捕捉當下交通、幾何、環境特性，如 5 分鐘 VD 流量、時雨量等當下資訊，也計算司機一天、三天、一週內駕駛班次數與事件發生之時段，以次序普羅比模式進行異常駕駛行為好發情境之探討。依照巨微觀模式，整理分析架構圖如圖 2.8-1；綜整之變數整理如表 2.8-2，而變數之正負與過去文獻分析基本相符。並將路段分析依照事故觀察值、未保安距警示事件預測值以風險管理象限圖呈現，提供進行改善輕重之建議，如圖 2.8-2。

表 2.8-1 事故空間分析與預測研究整理

作者(年份)	使用模式	研究地點	資料期間	時空分段類型	解釋變數
Miaou and Lum (1993)	線性迴歸模式 卜瓦松迴歸模式	美國聯邦公路	1985~1987	以具有相同道路特徵之路段進行分段。	年平均每日交通量(AADT)、水平曲率、縱坡度及路肩寬度。
Shankar et al. (1995)	卜瓦松迴歸模式 負二項迴歸模式	華盛頓州 90 號高速公路	1988~1993	以固定道路長分段。	水平曲率、坡度、降雨量、降雨天數以及降雪量。
Abdel Aty et al. (2000)	負二項迴歸模式	佛羅里達 50 號國道	1992~1994	以地理環境或道路幾何的改變進行分段。	每年每日的平均交通量(AADT)、車道數、路肩寬度、道路鋪面、水平曲率、中央分隔型式、行車速度以及是否為城際道路。
Anastasopoulos and Mannering(2009)	負二項迴歸模式	美國印第安那州	1995~1999	以具有相同道路特徵之路段進行分類。	日平均交通量、鋪面摩擦係數、路面水平曲率、路段長度、內外側路肩寬度、中央分隔帶寬度、每英里橋樑數及是否有中央分隔護欄。
Wang et al. (2009)	負二項迴歸空間模式 卜瓦松對數常態空間模式	英國 M25 環狀高速公路	2004~2006	以具有相同道路特徵之路段進行分段。	道路擁擠指數、平均每日交通量(AADT)、路段長度、最小轉彎半徑、坡度、車道數、及車輛行駛方向等。
黃珮芬(2014)	卜瓦松模式 負二項模式 零膨脹卜瓦松模式 零膨脹負二項模式	我國國道一號	2004~2008	採用基因演算法進行時空分割。	路段之最大上坡坡度、最大下坡坡度、對大坡度差、曲率半徑、克羅梭曲線參數、每日平均小車車流量、每日平均大車(大型車+聯結車)車流量與平均車道數。
盛郁淳(2014)	卜瓦松迴歸模式 負二項迴歸模式 廣義卜瓦松迴歸模式	我國國道一號	2005	-	路段長、速限、曲率、曲率半徑、克羅梭曲線參數、坡度、車道數、左轉車道數、右轉車道數、車道寬、路肩寬、道路寬、分隔島寬、視距、縱坡度、最大上坡坡度、

作者(年份)	使用模式	研究地點	資料期間	時空分段類型	解釋變數
邱裕鈞、傅強 (2015)	廣義卜瓦松模式 多變量廣義卜瓦松模式	我國國道 一號	2005	以交流道做為 道路切割依據。	最大下坡坡度、最大坡度差、平曲線與豎 曲線長度、路面摩擦力、總道路里程、國 道與縣道分別佔總道路之比例、天候、光 線、霧區路段、年雨量、降雨天數、年降 雪量、路面狀態、路面缺陷、障礙物、左 轉車道線、左轉車道緣石、右轉車道、地 形、道路類型、行人數、城鄉區域、收費 站、休息站、鄰近都會區、鄰近港口、機 場或工業區、鄰近系統交流道、鄰近戰備 道、交流道數、匝道數、橋梁數量、坡道 數量、照明設備、測速照相機、路旁特徵、 環境特徵、年平均日交通量(AADT)、平均 每日交通量(ADT)、平均每日小車流量、 平均每日大車流量、平均每日聯結車流 量、小車比例、大車比例、聯結車比例、 重車比例、平均每日車流量、尖峰小時係 數(PHF)、駕駛人數、登記車輛數、人口 數、家戶收入、駕駛特性、總車公里數、 城鄉公路分別佔總車公里數之比例、各種 旅次之產生數與吸引數。
					上下坡度、曲率、克羅梭曲線參數、車道 數、總交通量、小車比例、大車比例、聯 結車比例、平均年雨量、速限、收費站、 休息站、固定式測速照相、路段設置戰備 道、鄰近重要都會區與鄰近港口、機場及 工業區。

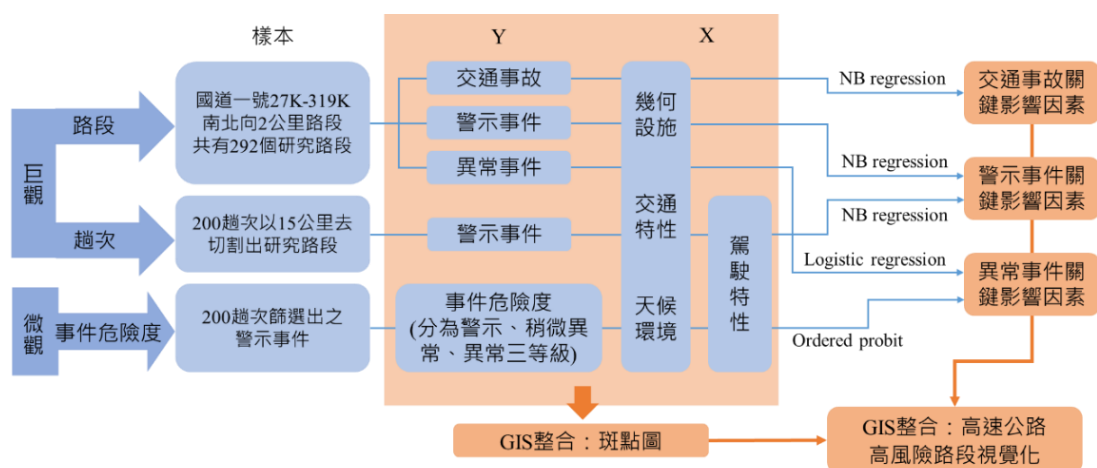


圖 2.8-1 旅行時間分割紀錄駕駛行為事件發生率

表 2.8-2 路段、趟次及危險度分析之影響因素

關鍵影響因素	路段分析	趟次分析	危險度分析
幾何特性			
最小內側路肩寬	(-) **	(-) ***	
最大上坡度			(+) .
大彎道	(-) **		
交通環境特性			
小車比例	(+) ***		(-) *
總交通量	(+) ***	(+) ***	
行車趟次數	(+) **		
事件發生時車速 (公里/小時)			(+) *
南下班次			(+) *
設施特性			
有固定式測速照相	(+) ***		
鄰近服務區		(+) *	
駕駛特性			
駕駛資歷 (年齡)		(-) ***	(-) *
72 小時內排班趟次			(+) *
發車時間時段 凌晨			(-) *
發車時間時段 晨峰			(+) ***
發車時間時段 昏峰		(-) **	(-) *
發車時間時段 晚上		(-) ***	

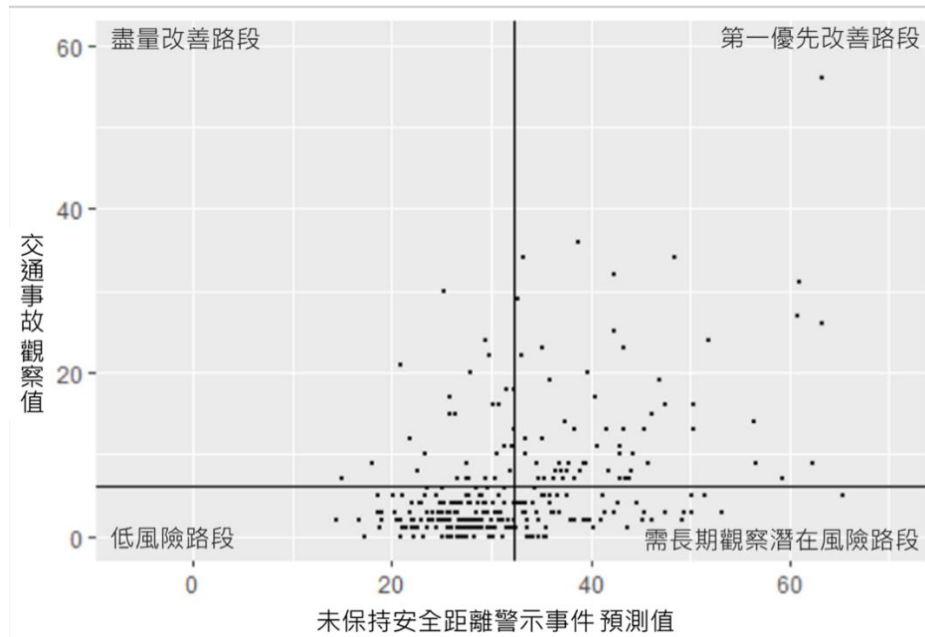


圖 2.8-2 路段風險管理象限圖

2.8.2 駕駛行為發生與行車異常事件前後關聯

由於車載資訊系統能紀錄駕駛人駕駛行為，因此可將特殊、警示或行車異常事件種類與時間等資訊詳實記載並進行分析研究，早期如 Musicant *et al.* (2010) 利用車內影像紀錄器 (In-Vehicle Data Recorders, IVDR) 蒐集之資料進行事件分類，包含加減速、急轉彎、突然切換車道等，並利用旅次的旅行時間長度 (duration) 與事件發生率 (event frequency, EF) 進行探索性分析。同時，亦將時間以固定時段分割，再以負二項迴歸進行預測，並整理出在旅次起迄、夜晚時，事件發生的機率普遍較高。該研究雖未討論有無事件時序之議題，但透過駕駛行為資料與影像分析異常駕駛行為，已有將時間進行分割並加以解析之觀點，如圖 2.8-3 所示。

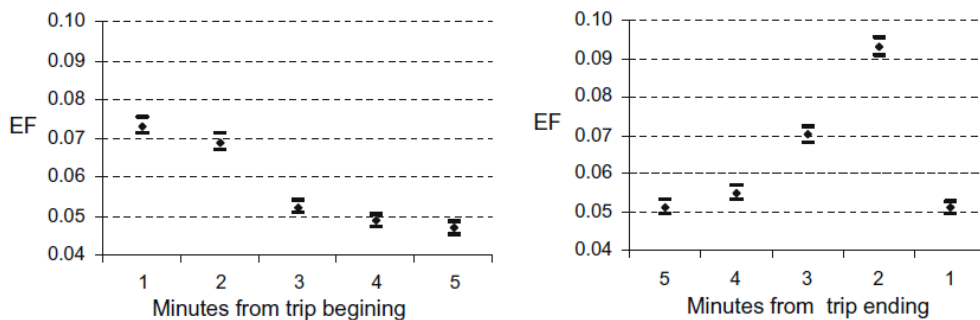


圖 2.8-3 旅行時間分割紀錄駕駛行為事件發生率

隨著 ADAS 發展逐漸成熟與更能說服駕駛安裝以獲得更多資料，並落實至管理意涵，現今已有更多研究針對職業駕駛蒐集資料，並將事件定義更細緻，而採用巨量資料的探勘方式。本小節針對安裝分析駕駛之前端資料、後端整理與評估方法之分析回顧。

國內初期由本所導入之行車偵測系統，從駕駛資料分析能源與駕駛行為之議題，期能在教育駕駛節能之外，也能改善其駕駛習慣，亦增進安全。故 2012 年進行「都會區安全駕駛行為與節能策略之研究」，除耗能因子之外，也偵測危險因子，並延伸建立行為回饋課程，供節能與安駕之訓練，該研究成果除改善耗能狀況，教育訓練後經統計檢定，駕駛習慣與跟車距離獲得顯著差異，顯見安駕之培訓實用、有用，亦能降低大客車肇事機率，供監理單位參考。

車載資訊系統能記載駕駛員開車時的操作任務，Li *et al.* (2013) 將車內操作導航、收音機等車內其他儀器做為駕駛的次要任務，針對 20 名選定駕駛進行分心測試並分析，並將一些操作特性定義與探索，以供區分為駕駛任務或次要任務之影響。若將主要與七個次要任務，僅以主次要之二分法分類，進行訓練並判斷，其模式準確度可達 77%；而若將次要任務各自獨立，共有八項主次要任務，該研究雖僅 41% 準確度，但仍已顯著反映車載系統之判讀解釋變數(如：眨眼頻率、視線離開道路頻率與時長等)進行建模分析已有一定成效；並且，透過後者之模式，能看出不同次要任務對分心之影響程度與重要度，即特定任務使駕駛更容易分心，該研究利用高斯混合模型 (Gaussian Mixture Models, GMMs) 量化駕駛員行為與預期之差距。

Lyu *et al.* (2021) 則設計讓駕駛員實地駕車，操作測試選定在中國大陸武漢之固定路線場域，捕捉遇到事件時駕駛反應的初象與最大風險等級之評定。該研究對 ADAS 系統包含前方碰撞預警、車道偏移警示與車距監控警示，具有時間車距與車輛加減速之門檻觸發警示機制與採取動作時點之標記，針對事件紀錄前後共 20 秒，對微觀資料所需的時段性進行切割，並以減速率與動能折損率兩指標進行集群分析，再以 k-means 分三群，訂為輕度、中度、高度風險 (依照跟車距離與時間車距、反應時間計算的 Safety Margin, SM 值)。由於挑選之駕駛有經驗較資淺與經驗較豐富者，並透過事前事後 min SM 與 SM 於煞車當下之值分析出 ADAS 對輕中度風險與資淺

駕駛有正效果、對高度風險與資深駕駛則偏負效果；然而，正向改善的程度比受影響程度大。

Higgs and Abbas (2013) 使用兩階段演算法之方式，先將車輛跟車時的時段定義與分割，說明時間之分布，再依照其相似度透過數個駕駛行為：縱向加速度、橫向加速度、偏向率、車速、車道偏移、偏向角、範圍與其比率，以 k-means 分群。此研究設立三個假說，是針對模擬方法提出探討，包含：所有駕駛的同質性假說、車隊跟車環境下駕駛有異質性，但每單一駕駛是否操作有同質性、以及一般跟車時單一駕駛是否能維持不變駕駛行為。但自然駕駛資料乃透過車載資訊系統向商用車駕駛蒐集資料，再分別以駕駛特性集群、跟車環境時段集群，與駕駛行為維持時段進行分類。同時，駕駛人依照所被蒐集的資料，亦被分為高度風險、中度風險以及低度風險之駕駛。

Chiou *et al.* (2013) 亦使用兩階段資料探勘之演算法針對駕駛遭遇的危險情境分析，雖是以較巨觀之國道高速公路單車輛事故資料 (2003~2007 年)，然而透過事故資料登記欄位，道路因素與駕駛人於事故當下狀態變數之資料獲得完整記錄，針對重要危險情境的因子可進行組合，對事故嚴重度做為被解釋變數分析。該研究處理的失誤鏈 (error-chain) 之根據，即車輛事故可能歸因於不只一件，而為一連串的因素影響。是故，第一階段先以遺傳探勘方法 (Genetic mining rule, GMR) 將此些變數以規則之方式探勘，包含生成、覆蓋與關聯之建立。由於研究中有 21 個變數且不全然是二元變數，該研究以逐步探勘之方式提升效率，挑選適當訓練規則數，並將訓練結果與決策樹比較，確認該研究探勘方式較佳且易於解釋。基此，第二階段則以混合羅吉特模式 (Mixed logit model)，將各變數與嚴重度建模，分類安全與危險因子。此研究亦提及，當時條件無法包含微觀的駕駛人心智狀態、反應行為、疲勞度、事故當下車流交通狀況。

除了事故發生前一連串以失誤鏈探勘前因之研究外，Das *et al.* (2018) 針對錯誤駕駛行為 (Wrong way driving, WWD) 的事故，蒐集美國路易斯安那州 2010 至 2014 年的資料進行分析。由於 WWD 事故類型的定義下，五年間只有 1,203 件事務，在稀少且此類事故往往造成較嚴重死傷之特性，採用多重對應分析 (Multiple correspondence analysis, MCA) 探索關鍵相關之因素以及密切程度，以及提出對策。由於資料蒐集時的特性相當多，包

含駕駛、車輛、幾何環境特性等，MCA 的方式將變量分類，並且透過降維的方式，將各類型變數散布於平面空間上，如圖 2.8-4，較為相近的變數群即代表發生某類型的 WWD 事故時，常發生、伴隨的因子有哪些，尤其是較為嚴重的事故類型時，更能提出較需改善的對應策略。

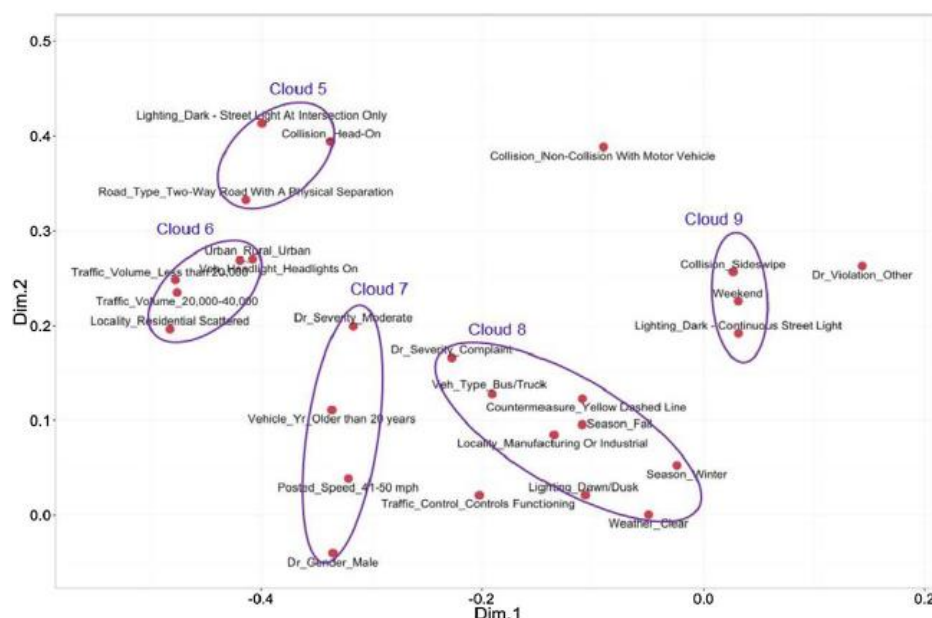


圖 2.8-4 多重對應分析圖

而以目前車載資訊系統，已獨立進行駕駛人行為之資訊，分析危險事件之發生及頻率，甚至能更佳地整合既有的巨觀環境資訊等，於本計畫除了探勘高風險路段，整合安全之計數模式分析，本年期研究主軸從車外影像資料加入車內駕駛影像資料，期能將駕駛室車內操作行為紀錄並納入分析資料庫，將行駛時段中車內外資訊結合，進行事件發生時序之內外在因素探勘與分析。

第三章 焦點族群訪談

本計畫針對國道客運營運特性，以車內設備裝設現況、常見之車內異常行為、駕駛安全管理、從駕駛安全管理的角度對 ADAS 警示系統之期望之 4 個主要課題，訪問國內 5 家國道客運業者，訪談結果將做為後續分析架構建立、車內行車異常事件定義及技術開發之參考。

3.1 焦點族群訪談結果

本節將分別彙整各家國道客運公司訪談結果。

1. 客運業者 A

(1) 公司簡介

客運業者 A 公司主要為提供公路汽車客運、市區客運及遊覽車服務的客運公司，主要經營蘭陽地區民眾往台北都會區之國道路線，車隊規模約 150 台。

(2) 訪談內容說明

客運業者 A 公司去年深度訪談時，提到其除了裝設駕駛影像監控系統外，也曾經嘗試使用 AI 機器學習自動判讀駕駛是否有分心狀況（如講電話、滑手機、抽菸等不當行為），但準確度不高，所以仍以直接介入車機之方式進行駕駛行為監控與稽核。目前該公司亦想要使用 AI 來識別駕駛的行車影片，辨別香菸、手機等物品，但由於要價不斐，其還在考慮是否要使用。A 公司表示一開始裝設車內影像監控管理設備時，駕駛們有反彈，但公司以裝設設備目的是要保障駕駛之權益說服駕駛。且自從裝了車機系統之後，近幾年來已經很少觀察到駕駛有分心或疲勞的現象出現。

關於車內分心與疲勞事件之定義，駕駛在停紅燈滑手機、戴耳機講電話會被 A 公司認定為分心行為，且根據 A 公司的觀察，最常收到乘客投訴駕駛講電話太大聲，故規定講電話須在三分鐘內結束且以聯絡急事為主；疲勞則很難定義，公司會以工時來衡量且有關懷小組定期看血壓異常、身體異常等。

在駕駛常見的車內行為方面，該公司認為雙手是否握在方向

盤上很難規範，因其車隊中有排檔車，但若有觀察到駕駛姿勢不佳（如：手肘壓在方向盤上）仍會稍做提醒。A 公司嚴格要求駕駛於開車期間不能吃東西（僅可以喝水、吃口香糖），且 A 公司營運之路線皆為短程路線，因此若駕駛班表跨到用餐時間，公司會提供餐點讓駕駛用餐完再出發或是完成該趟次再用餐。關於安全駕駛的定義，A 公司認為駕駛若能做到預防性、防衛性駕駛、著重駕駛道德，就能算是安全的駕駛行為。

客運業者 A 公司目前是與中華電信合作，直接使用車機設備並設定參數（如：30 分鐘內發生幾次異常行為）來管控駕駛操作行為，警示會回傳至行車調度中心讓管理單位追蹤行車情況，若駕駛開車途中有異常行為，管理單位會直接打電話與駕駛聯繫。當車機系統警示出現時，會在三天內召回駕駛開會檢討；如果異常行為很嚴重，會立即影響行車安全的話，調度中心會直接與駕駛聯絡，甚至是直接要求駕駛將車靠邊停並更換駕駛員。

在對駕駛的車內異常行為管理措施方面，公司除了在發生異常行為的三天內會調閱影片之外，平常也會有固定的抽查，而車內影像也會被做成通案，利用其來做每月例行性檢討，若駕駛發生異常行為頻率過高，公司將會在考核制度中紀錄，而考績會直接影響駕駛的薪水與獎金。

(3) 面臨課題或看法

若從駕駛安全管理角度來看 ADAS 警示系統，A 公司表示若是未來出現對於業者來說價格相對較能負擔且親民的系統，對駕駛安全管理應該會很有幫助。

2. 客運業者 B

(1) 公司簡介

客運業者 B 公司主要為提供公路汽車客運、市區客運及遊覽車服務的客運公司，主要經營國道客運、新北市公車、新竹市公車、臺中市公車、嘉義市公車、宜蘭縣市區公車、羅東轉運站、花蓮車站的省道客運路線，車隊規模約 1,200 台。

(2) 訪談內容說明

去年 B 公司在問卷調查中提到車上有裝設駕駛影像監控系統(攝影範圍包括駕駛之雙手、頭部及上半身)，除此之外，目前還有裝設防撞及偏移預警系統來偵測駕駛人的車內異常行為，而 Mobileye 系統會在以下幾種情形下發出警示：(1) 前方碰撞：當前方車輛靜止不動，我車未減速接近時，發出警示音；(2) 市區前方碰撞：當行駛市區時，車速度低於 30km/h 時，與前車可能發生低速碰撞，系統發生二短聲高音量蜂鳴警示；(3) 行人碰撞警告：在日間車速度低於 50km/h 時，行人穿過車輛前面時，會發出二長聲高音量蜂鳴警示；(4) 車道偏離警告：在車輛意外偏離駕駛車道時發出警報。「意外偏離」指未使用方向燈而偏離車道，如果更改車道前使用了方向燈，則不會發出警報。另速度超過 65km/h 時啟用；(5) 車距監測與警告：當安全跟車時間等於或低於車距時間設置上所顯示的時間時，將發出一聲蜂鳴，另車速高於 30km/h 時才會顯示數位車距並發出聲音警報。根據 B 公司觀察，使用 Mobileye 系統後，駕駛的行車肇事案件有明顯減少的趨勢。另外，因 B 公司的車隊規模較大且整合車載設備的成本高，B 公司的 Mobileye 系統目前並沒有與車機資料連結，只有提供警示之功能，亦沒有與車內攝影機結合，上述提及的這些警示系統主要用於國道客運、遊覽車上，市區客運則無裝設。

B 公司表示安裝影像監控設備時，有遇過駕駛私自將攝影鏡頭遮蔽等情形，或是駕駛反應個人隱私權受到侵犯，但公司站在保護駕駛權益的立場仍不斷宣導車內攝影機是做為肇事、乘客客訴及遺失物的事證，讓駕駛逐漸接受車內攝影機。

在駕駛車內異常行為方面，使用手機、看東西(駛車憑單、數票券等)、左右觀看車外事物及與乘客聊天等這些常見行為會被該公司歸類為分心行為；而若駕駛出現打瞌睡、低頭、伸懶腰、撻身體等動作，則會被認為是疲勞事件。另外，公司還有一些明文禁止駕駛在行車過程中不能出現的行為，像是使用手機、聽音樂、看影片、聽廣播、看東西、與乘客聊天、車內飲食、喝酒、抽菸、吃檳榔、任意離開駕駛座位、與乘客爭吵、單手開車等，其中若駕駛出現使用單手或手肘開車的情形，公司會直接做出處分。在管控駕

駛車內飲食的部分，公司提到若班表跨到用餐時間，會要求駕駛提前用餐，在行車途中若遇頭暈缺糖等問題時，可以吃巧克力或糖果紓解。此外，B 公司表示駕駛最常遭到的客訴行為大致可分為兩大類，服務方面的有過站不停、未依站位停靠、服務態度不佳、使用手機、與乘客聊天、吃檳榔、飲食、口罩未戴滿等，而駕駛技術層面則包括行車不平穩及危險駕駛等。關於安全駕駛的定義，B 公司認為駕駛若能符合「營管規則」、「道路交通規則」、「公路法 77 條」、「服務業行為要求」及「職業駕駛表標（防禦駕駛觀念）」，就能被認為是安全的駕駛行為。

在駕駛管理層面，除了在發生客訴、行車肇事時調閱車內影像之外，平常也會不定時抽查駕駛行車影像，並將發生異常行為的影像做為行車安全教育影片在講習時播放並宣導。若駕駛發生不合規定的行為，公司會有行政處分並減發考核獎金的處理，針對素行不良的駕駛會多做抽查，列管定期輔導約談，情節嚴重者會令其停工 1-3 日，並進行行車再教育，屢犯駕駛可能遭到人評會列管汰除。

而在不同的營運型態管理層面（如：市區客運、短途國道客運、長途國道客運），B 公司表示除了營運規範要求不同之外，其餘管理措施皆相同。

(3) 面臨課題或看法

目前該公司對 ADAS 警示系統應用於駕駛安全管理上並沒有特別意見。

3. 客運業者 C

(1) 公司簡介

客運業者 C 公司主要為提供公路汽車客運、市區客運及遊覽車服務的客運公司，主要經營國道客運、桃園市公車、臺中市公車、高雄市公車、花蓮縣市區公車，車隊規模約 1,100 台。

(2) 訪談內容說明

C 公司目前除了駕駛影像監控系統外，另有裝設疲勞偵測系統，駕駛若發生閉眼、低頭等動作，疲勞偵測系統即會發出警示。

疲勞偵測系統主要是以捕捉駕駛的瞳孔來進行判斷，瞳孔沒有被捕捉到即會產生警示，但若駕駛本身的眼睛較小或是配戴眼鏡，就會導致系統偵測不到瞳孔，因此常發生誤判狀況，故警示亦常常會被駕駛忽略，目前這個問題尚未被解決。發生分心或疲勞的警示時，警示及車內即時影像也會同步傳到行控中心，若有異常狀況發生，公司會派員打電話關懷駕駛，若駕駛的狀態或疲勞程度已經導致其無法正常行車的話，公司會派其他車輛接駁，且不會扣駕駛薪水。車輛裝設即時影像監控設備之初期，駕駛大多無法接受，但公司不斷宣導安裝即時影像可以在發生客訴或肇事時保護駕駛的觀念，到現在駕駛已經能夠逐漸接受裝設影像監控系統。

在駕駛車內異常行為方面，C 公司認為駕駛必須在開車時做到眼睛不離開前方視線、雙手駕駛、注意路口、兩段式轉彎及不要超速等規範，任何影響到行車安全相關問題的都算是異常行為的範疇。駕駛若出現使用 3C 產品、剔牙、剪指甲、講電話等現象會被認定為分心，而若駕駛被疲勞系統偵測出點頭、閉眼次數過於頻繁則會被認定為疲勞。C 公司明文規定駕駛不得在行車途中使用 3C 產品（但用藍芽耳機講電話不在此限）、撿掉落的物品及用手肘靠著方向盤開車，而關於飲食方面，若駕駛班表跨到用餐時間，公司會要求駕駛用餐完畢後再出車，在車上若有飲食需求，僅能食用簡易的手拿食物，嚴禁在行車途中拿筷子或湯匙。

在駕駛行車管理方面，根據公司觀察，駕駛最常在車內發生的異常行為為使用 3C 產品，且在行車途中講電話是最常受到乘客投訴的項目；若駕駛發生不合規定的行為的話，公司會將其召回再訓（視情況決定其再訓天數）、參加講習或是依工作規章辦理。駕駛監控設備所蒐集到的影像資料，除了在客訴、肇事事務發生時調閱之外，公司平常也會隨機抽查影像，以便了解各駕駛的行車狀況。

由於 C 公司有市區客運、國道客運及遊覽車服務，在不同的營運型態下，公司會有不同的管理方式，像是 ADAS 警示系統只有國道客運有安裝，且警示的標準值也會隨著行車路段而有所差

異，國道客運於市區警示會較頻繁出現，C 公司採區間分段管理的方式來因應，如：市區的警示次數容忍值的範圍較高（約 150-200 次），國道上的警示容忍值較低（約 150 次）。

(3) (3) 面臨的課題或看法

C 公司認為目前 ADAS 屬於被動式的警示作用，如駕駛未理睬會有易被忽略的狀況發生，就無法第一時間維護駕駛的安全，期許之後除了能有預警式防護系統等安全配備外，還能新增路口辨識功能，在十字路口轉彎時偵測對向來車與交叉入口的行人與自行車，讓安全守護再升級。

4. 客運業者 D

(1) 公司簡介

客運業者 D 公司主要為提供公路汽車客運、市區客運及遊覽車服務的客運公司，主要經營台南市往新北市、台北市、桃園市、台中市及高雄市之國道路線，也有台中市公車路線，營運範圍涵蓋整個台灣西部地區，車隊規模約 300 台。

(2) 訪談內容說明

客運業者 D 公司與去年訪談時的情況一樣，駕駛艙僅車門上方安裝一隻監視駕駛的攝影機，此攝影機並沒有警示功能。沒有加裝疲勞監測系統是因為目前現行的系統在辨識上皆不夠精準，誤報率高。目前該公司僅在國道客運上安裝 LDW 的設備，而市區客運則無。

行車異常事件是透過 Mobileye 的車道偏移警示來監測駕駛是否有分心或疲勞駕駛的狀況，駕駛如果在行車途中發生精神不濟所導致的嚴重車道偏移（五分鐘內發生三次車道偏移），公司的行控中心會觀看即時影像確認駕駛的狀態，並直接打電話與駕駛聯繫，若駕駛的狀況仍無改善，行控端便會派車接駁。另外，D 公司會註記警示事件，並且會在每周召開內部會議，對行車異常事件進行檢討，由主管約談發生行車異常事件之駕駛，情節嚴重者會遭到降級處分。目前疲勞駕駛所導致的車輛偏移之行車異常事件數已有明顯減少的趨勢，表示該公司對行車異常事件的管理措施

是有顯著效果的。從安裝車內影像監控管理設備以來，目前沒遇到甚麼問題，不過在剛裝設時，會有司機反對，該公司認為遵守公司管理制度是必須的，同時會以保護司機的角度去和駕駛說明(如：跟乘客有爭執糾紛)。

在駕駛車內異常行為方面，D 公司以不被投訴為原則，並透過車道偏移、行車車距來判斷分心或疲勞事件，每位司機一個月固定被抽看兩次，針對異常駕駛行為較多的司機會多注意，而駕駛不得手肘靠著方向盤及單腳盤腿，若短暫離開方向盤可接受，並無特別規定。若班表跨到用餐時間，會希望駕駛用完餐再進站，駕駛時可以吃零食，禁止吃便當。在周五、假日、連續假期等行駛時間較長的班次，公司會提供給駕駛食物(如：水煎包、包子等可握在手上的食物)。若違反上述規定，駕駛會被約談、嚴重者可能面臨降等、行車教育一天。

關於安全駕駛之定義，D 公司認為不做危險動作就是安全的，主要以行控中心為基準，若沒有事件出來就為安全的。D 公司最常收到乘客投訴駕駛抽菸、講電話、急煞、急減速。D 公司的車輛設有副駕駛座，當連續假期上層客滿時，有些乘客會同意買副駕駛座，且沒有特別規定駕駛不能與副駕駛座談話，因此會觀察到駕駛與副駕駛座的人員聊天講話。

在駕駛車內異常行為管理措施方面，D 公司每個月針對 13 項駕駛異常行為評估駕駛績效，倒數三名、每月評比未達 70 分，駕駛會被召回再教育。D 公司在乘客投訴、警示達到行控門檻(即時觀察)、發生事故、每月的固定抽查兩次，皆會調閱車內影片。目前車內影像資訊沒有應用在其他地方，只單純用於觀察駕駛行為；而該公司針對不同營運型態的客運(如：市區客運、短途國道客運、長途國道客運)皆裝相同的系統、採用相同的管理方式(長短途國道客運皆使用同一套系統，市區客運則無)。

(3) 面臨課題或看法

D 公司希望 ADAS 系統能夠發揮事前預防、事後管理的功用，在警示事件發生時，行控中心能夠及時處理，事後管理則包括每個月的駕駛績效管理，以便公司能針對發生行車異常事件的駕駛

進行教育訓練，為提升整體行車安全做努力。

D 公司的主任認為現行的分心駕駛偵測設備還算精準，因其僅涉及頭部的角度偏擺及身體是否在規定的範圍內，但疲勞駕駛卻很難偵測到，該公司目前有接觸到一些關於警示系統的產品，他們認為只要產品能符合誤報率低的標準，就會納入考慮。

5. 客運業者 E

(1) 公司簡介

客運業者 E 公司主要為提供公路汽車客運、市區客運及遊覽車服務的客運公司，服務區域主要為桃園市，並以市區公車為主，目前車隊規模約 630 台。

(2) 訪談內容說明

E 公司除了駕駛影像監控系統外，並無裝設其他設備偵測駕駛人的車內異常行為，純粹為影像與聲音的紀錄。駕駛艙車內攝影機最主要有三個鏡頭，一個位於駕駛及前門的位置（駕駛座左上方，攝影範圍包括駕駛方向盤手握的部分、駕駛臉部及乘客上下車情形，有收音功能），一個位於駕駛艙前方往乘客位置中間照，另一個位於後門。從安裝車內影像監控管理設備以來，沒遇到甚麼問題，駕駛也不會有意見。

針對駕駛車內異常行為，手持行動電話、看影片、停路邊買東西、回應乘客的態度不佳等會被認為是分心行為，亦不允許邊開車邊吃東西，但特殊狀況例外（如：低血糖），駕駛可以在停等紅綠燈或是有拉手煞車的情況下可進食，但車輛行進過程絕對禁止飲食。另外，E 公司不允許駕駛手離開方向盤，但沒有嚴格要求駕駛要用單手或雙手握方向盤，不要造成行車安全疑慮即可。因 E 公司前一天就會公布班表，因此駕駛若知道會跨到用餐時間，都會預先準備好。E 公司針對疲勞問題，有肇事、抽查才會去注意駕駛疲勞的問題，無法藉由現有的設備進行判斷，公路總局有補助 E 公司國道客運安裝車道偏移警示系統，但其並沒有與車內影像結合，僅能起到警示作用。

E 公司認為遵守交通規則、不違反公司規定，即是安全的駕駛

行為，公司也會定期進行宣導。該公司最常收到乘客投訴駕駛應對態度問題以及急煞車，在進行行車影像抽查時，會針對發生肇事或違規較頻繁的駕駛抽查次數才會較多。

在駕駛車內異常行為管理措施方面，當有客訴事件、事故發生、刑事辦案及新進駕駛員案例宣導時才會調閱行車影像紀錄，若駕駛違反上述規定，會依公司規章辦理，有罰責，服務獎金扣款、嚴重者會有行政處分；而異常行為頻率高的駕駛，每周會有不合格人員的教育訓練、一季辦理一次較大規模的不合格人員教育訓練，會請監理站人員或調解委員來授課，新進人員至各站報到時會有教育宣導。另外，站長會特別約談有肇事或客訴事件的駕駛、情節不嚴重之違規會先開勸導單做提醒，再犯者交由公司懲處。而該公司針對不同營運型態的客運（如：市區客運、短途國道客運、長途國道客運）之管理方式皆相同，一體適用。

(3) 面臨課題或看法

E 公司希望未來 ADAS 警示系統可以提供駕駛人身體狀態監視、疲勞狀態警示、駕駛手離開方向盤警示、前車碰撞預警系統，且由於部分大車的前車頭太高，會有視線遮蔽問題，希望其可偵測到行人等警示。

3.2 焦點訪談結果綜整

表 3.2-1 綜整 5 家客運業者對於分心與疲勞事件之定義，從表 3.2-1 可觀察出 5 家業者皆將使用手機定義為分心事件；而疲勞事件較難定義，部分業者是從駕駛之生理反應判斷，如：打瞌睡、低頭、伸懶腰、閉眼次數等，而部分業者是從工時判斷，整體而言，業界尚無統一界定疲勞標準。

表 3.2-1 各家客運業者對車內異常行為(分心/疲勞事件)定義

客運公司	分心/疲勞事件定義
客運業者 A	分心：停紅燈滑手機、戴耳機講電話等不允許的行為 疲勞：疲勞最難定義，以工時來看，還有關懷小組定期看血壓、身體異常等(以科學標準定義)
客運業者 B	分心：如使用手機、看東西(駛車憑單、數票券等)、左右觀看車外事物及與乘客聊天等行為 疲勞：打瞌睡、低頭、伸懶腰、打臉、搥腳/身體等行為

表 3.2-1 各家客運業者對車內異常行為(分心/疲勞事件)定義 (續)

客運公司	分心/疲勞事件定義
客運業者 C	分心：前方路況離開駕駛視線，如：講電話、使用 3C 產品、剔牙、剪指甲等 疲勞：系統偵測閉眼次數、看點頭次數，次數過於頻繁會認定疲勞
客運業者 D	分心/疲勞：透過車道偏移、行車車距來判斷 (5 分鐘內連續 3 次車道偏移警示)，行控中心會直接調即時影像並持續觀察 30 分鐘內駕駛的狀態 抽菸、滑手機等駕駛的私人行為都算是分心
客運業者 E	分心：依公司制定規章為主(如：手持行動電話、看影片、邊開車邊吃東西、停路邊買東西) 疲勞：有肇事、抽查才會去注意駕駛疲勞的問題

表 3.2-2 為各家客運業者常見之駕駛車內異常行為，由於飲食(吃東西)一項可能會影響駕駛之血糖或身體狀況，因此部分客運業者是有條件允許駕駛在行駛其間飲食，像是僅可食用單手拿取之食物或口香糖等提振精神之零食。而使用 3C 產品的部分，大部分業者皆為嚴格禁止，因其與道路安全事故息息相關，如若有緊急需要，僅能使用藍芽耳機接聽且必須在規定之秒數內完成通話。而在雙手是否需握在方向盤的部分，大部分業者皆有規定必須雙手握在方向盤上且嚴禁將手肘倚在方向盤上行駛。若有違反上述規定之駕駛，業者將會採取約談、行車再教育、給予處分等方式來警示駕駛。

表 3.2-2 各家客運業者對車內分心行為之管理規定

	客運業者 A	客運業者 B	客運業者 C	客運業者 D	客運業者 E
吃東西	V (可以吃單手拿的食物)	V (僅單手可拿取，嚴禁拿餐具)	X (可吃口香糖)	X (如遇頭暈(缺糖)時，可備妥糖果、巧克力等零食紓解)	X (特殊狀況例外，ex:高血壓低血糖，在停等紅綠燈或是有拉手煞車的情況下可進食，但車輛行進過程絕對禁止飲食)
使用 3C 產品	X (不要超過一定秒數)	X (可用藍芽耳機講電話，長話短說公務用)	X (講電話限緊急且 3 分鐘內)	X (有規定放手機的地方、公務使用不得超過三次，每次限一分鐘，禁止手持)	X

表 3.2-2 各家客運業者對車內分心行為之管理規定 (續)

	客運業者 A	客運業者 B	客運業者 C	客運業者 D	客運業者 E
手未握在方向盤	X (手肘不能靠著方向盤)	X (嚴禁單手握或用手肘壓著)	V (排檔車無法規定、手肘靠在方向盤上會提醒)	X (單手或手肘開車一律檢討大過兩次處分)	X (不允許手離開方向盤,但沒有嚴格要求駕駛要用單手或雙手握方向盤,不要造成行車安全疑慮即可)
其他	不能單腳盤腿	不能撿掉落物 不能剔牙 眼睛不能離開前方 不能抽菸		不能聽廣播 不能看東西(駛車憑單、數票券等) 不能與乘客聊天	
後續處置	約談情節嚴重者降等 進行行車教育	召回再訓 矯正教育	教育訓練 約談 定期檢討處分	約談輔導 行車再教育 扣獎金 記過或申誠	依公司規章辦理 罰責 服務獎金扣款 嚴重者會有行政處分 每週會舉辦不合格駕駛回頭再教育訓練

各家國道客運業者提及之法規規定綜整條列如下：

1. 駕駛車內異常(分心/疲勞事件)行為之相關法規

(1) 道路交通管理處罰條例第 31-1 條第一項

「汽車駕駛人於行駛道路時，以手持方式使用行動電話、電腦或其他相類功能裝置進行撥接、通話、數據通訊或其他有礙駕駛安全之行為者，處新台幣 3,000 元罰鍰。」

(2) 汽車運輸業管理規則第 19-2 條

營業大客車業者派任駕駛人駕駛車輛營業時，除應符合勞動基準法等相關法令關於工作時間之規定外，其調派駕駛勤務並應符合下列規定：

- 每日最多駕車時間不得超過十小時。
- 連續駕車四小時，至少應有三十分鐘休息，休息時間如採分次實施者每次應不得少於十五分鐘。但因工作具連續性或交通壅塞者，得另行調配休息時間；其最多連續駕車時間不得超過六小時，且休息須一次休滿四十五分鐘。
- 連續兩個工作日之間，應有連續十小時以上休息時間。但因排

班需要，得調整為連續八小時以上，一週以二次為限，並不得連續為之。

2. 駕駛行為管理及懲戒之相關法規

(1) 汽車運輸業管理規則第 19-5 條

營業大客車業者對所屬駕駛人因駕駛營業大客車違規應接受道路交通安全講習而未參加者，於應參加講習日之次日起，應即停止派任駕駛勤務。

(2) 汽車運輸業管理規則第 19 條第五項

營業大客車業者於駕駛人行車前，應對其從事酒精濃度測試，檢測不合格者，應禁止其駕駛；遊覽車駕駛人得由承租人或旅行業者實施酒精檢測，檢測不合格者，亦同。

3.3 小結

綜整與國內五家國道客運業者之訪談結果，國內業者多有明確規範駕駛在行駛期間可做及不可做的行為（如：禁止用手機、飲食...等行為），而除法規規範明定禁止行為外，業者另依路線特性及本身對駕駛員管理概念之認知，訂定規範，如：長途路線會允許駕駛在行車過程中食用單手可拿的食物，但短途路線完全禁止。

駕駛車內違規行為的觀察需要耗費大量時間與人力資源，故業者對於駕駛在車內違規行為多經由乘客投訴得知，部分業者可能會隨機或透過 ADAS 警示種類、頻率抽查駕駛艙影像，反應目前尚缺乏具系統性、研究佐證之有效監管方式，且有業者表明該系統屬被動警示，易被駕駛員忽略而成效不彰。而部分業者雖曾嘗試裝設疲勞偵測系統，但成效不明，然另有成效較顯著之駕駛人偵測系統，但業者表明其價格高昂，不符合業者營運成本。

第四章 車內異常行為定義與衡量指標發展

4.1 車內異常行為定義

本計畫沿用吳昆峯等 (2020) 與前期計畫對行車異常事件之定義、判斷準則及事件分類；行車異常事件為學理上狹義之事故前兆，為與事故關聯性高的特定型態安全相關事件之子集合。事件之異常程度會依據事件發生當下之情境是否危險、與前車之相對距離、駕駛人之因應動作等不同情境組合判定，前期計畫之車外行車異常事件針對未保持安全距離、車道偏移、匝道車速過快等三項車外行車異常事件進行分析。

圖 4.1-1 為本計畫對於車內駕駛行為的分類，各車內行為名詞之定義說明如後。

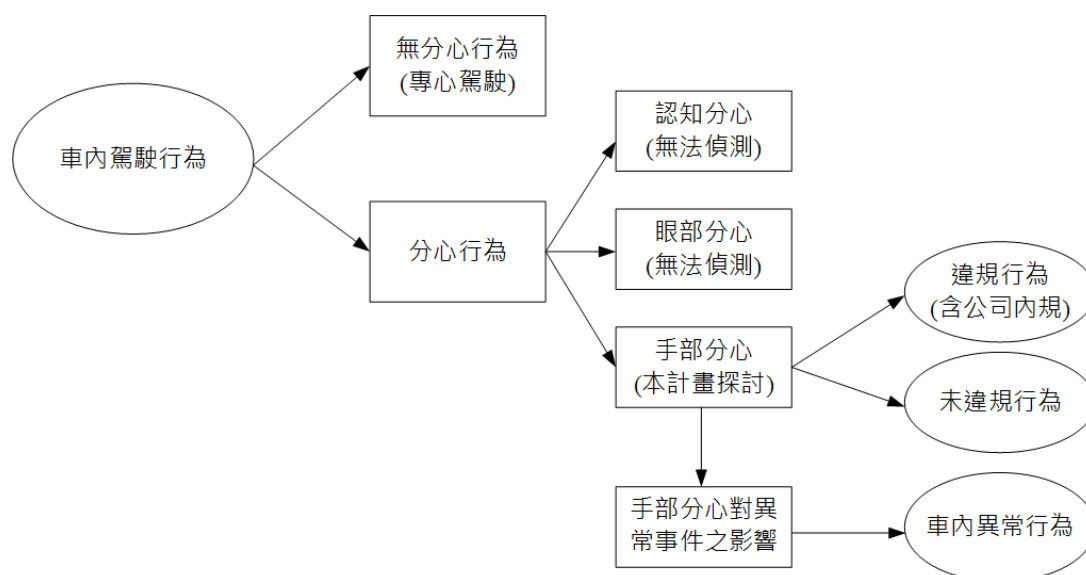


圖 4.1-1 車內駕駛行為分類

1. 車內駕駛行為：泛指駕駛在車內的行為，含無分心行為與分心行為。
2. 無分心行為（又稱專心駕駛）：駕駛有在注意路況，且手在方向盤上無特別肢體動作之行為。
3. 分心行為：依文獻定義包含認知分心、眼部分心、手部分心。
4. 認知分心：駕駛行車過程中，因為某些原因使注意力轉移至其他地方。
5. 眼部分心：駕駛行車過程中視線離開道路。
6. 正常駕駛（無手部分心）：未觀察到手離開方向盤或特別的肢體動作，但可能有認知分心或眼部分心。

7. 手部分心：單手或雙手離開方向盤。
8. 違規行為：法規不允許之行為或公司內部規定不允許之行為，如：用手機、抽菸、雙手離開方向盤等動作。
9. 未違規行為：法規或公司內規雖無明文規定不允許，但駕駛的手部動作仍會導致分心之行為。
10. 行車異常事件：行車異常事件為學理上狹義之事故前兆，為與事故關聯性高的特定型態安全相關事件之子集合。事件之異常程度會依據事件發生當下之情境是否危險、與前車之相對距離、駕駛人之因應動作等不同情境組合判定。
11. 車內異常行為：在分析手部分心行為與事件異常程度之關聯後，判定與事件異常程度相關之行為；該行為可能為單一動作，或多個動作的組合。

本計畫受限於取得之資料源為影像，且影像資料拍攝角度為駕駛座右上方，並未拍攝到駕駛臉部正面，因此無法探討認知分心與眼部分心。認知分心判定上較另外兩種分心困難，較少實務的應用 (Ranney, 2008)。本計畫另有嘗試由其他家客運業者蒐集正面拍攝臉部資料，並進行影像辨識；但受限於拍攝角度，辨識角度不佳。關於眼部分心行為辨識分析，請見 5.4 節內容。

4.2 車內異常行為之衡量指標

從文獻回顧中發現分心 (distraction) 與疲勞 (fatigue) 是駕駛發生事故主要的車內行為，但疲勞與倦怠很難由人工或影像辨識判斷，且因本計畫使用的影像角度無法拍攝到駕駛的眼部，因此本計畫探討的車內行為以分心 (distraction) 為主，並以駕駛的頭部與肢體動作做為車內駕駛行為之衡量指標。

初步觀看前期計畫之車內影像，本計畫將觀察到的車內駕駛行為綜整成 9 個動作類別，並整理探討這些動作類別與事故關聯性之文獻，結合影像辨識之難易度，彙整成表 4.2-1。過去文獻曾指出擺頭、操作車內設備、拿東西、用手機 (手持)、飲食、抽菸等五個動作可能與事故發生有關，拿東西、用手機、飲食、抽菸的行為，駕駛人皆至少有單手離開方向盤的動作，會造成駕駛人在面臨危險情境時，無法即時控制車輛，進而導致事故

發生。由於現有文獻很難比較肢體動作與事故關聯性的高低程度，因此表 4.2-1 僅列出有探討該肢體動作與事故關聯性之文獻。過去文獻多在探討分心行為與事故的關聯性，鮮少探討手離開方向盤與軀幹移動的肢體動作，但手離開方向盤與軀幹移動會與操作車內設備、拿東西等次要任務 (secondary tasks) 有關。在各個動作類別的影像辨識難易度部分，首先檢視人工是否能從車內影像直接判斷是何種動作類別，再將人工可以判斷的肢體動作納入影像辨識可行性的評估範圍。每個駕駛人的身形、坐姿及駕駛習慣皆不同，如有些駕駛人會駝背或是以靠著椅背的姿態開車，故如何判斷駕駛確實有軀幹移動 (身體前傾) 或軀幹移動 (身體右傾) 的動作，會提高辨識的難易度。而操作車內設備、拿東西、用手機 (手持) 皆為一連串的動作組合，而如何判斷物件是車內設備、東西還是手機是影像辨識的困難點之一。

表 4.2-1 肢體動作類別與事故關聯性及影像辨識難易度

#	描述	與事故關聯	影像辨識難易度 ¹
1	雙手離開方向盤	與 6-9 的 task 有關	◎
2	單手離開方向盤		◎
3	軀幹移動(身體前傾)		○
4	軀幹移動(身體右傾)		○
5	擺頭	● Harbluk <i>et al.</i> (2007)	◎
6	操作車內設備	● Lansdown (2012)	○
7	拿東西	● Bakiri <i>et al.</i> (2013)	○
8	用手機(手持)	● Choudhary <i>et al.</i> (2019) ● Ponte <i>et al.</i> (2021) ● Zhao <i>et al.</i> (2013)	○
9	手靠近嘴巴(飲食或抽菸)	● Bakiri <i>et al.</i> (2013) ● Choudhary <i>et al.</i> (2019)	◎

註：1.◎：影像辨識難易度低、○：影像辨識難易度中

表 4.2-2 綜整本計畫在影像辨識後之資料輸出指標，以及各指標之定義，詳細內容如下所述。

表 4.2-2 車內駕駛行為預計採用之衡量指標

指標	定義	單位
頭部方向-偏往左方	駕駛的頭部偏往左方	類別
頭部方向-偏往右方	駕駛的頭部偏往右方	類別
頭部方向-低頭	駕駛的頭部偏往下方	類別
頭部方向-抬頭	駕駛的頭部偏往上方	類別
手在方向盤上-左手	駕駛的左手是否有放在方向盤上	0/1
手在方向盤上-右手	駕駛的右手是否有放在方向盤上	0/1
手部位置-左手	駕駛的左手在哪個位置	類別
手部位置-右手	駕駛的右手在哪個位置	類別
動作項目-雙手離開方向盤	駕駛有雙手離開方向盤之動作	0/1
動作項目-單手離開方向盤	駕駛有單手離開方向盤之動作	0/1
動作項目-軀幹移動(身體前傾)	駕駛有身體前傾之動作	0/1
動作項目-軀幹移動(身體右傾)	駕駛有身體右傾之動作	0/1
動作項目-擺頭	駕駛有擺頭之動作	0/1
動作項目-操作車內設備(撥桿)	駕駛有操作車內設備(撥桿)之動作	0/1
動作項目-操作車內設備(非撥桿)	駕駛有操作車內設備(非撥桿)之動作	0/1
動作項目-拿東西	駕駛有拿東西之動作	0/1
動作項目-用手機	駕駛有用手機(手持)之動作	0/1
動作項目-手靠近嘴巴	駕駛有手靠近嘴巴之動作	0/1

1. 頭部方向、頭部偏離程度：

用以判斷駕駛的注意力是否有不集中之狀況，駕駛於行車期間應將注意力放在前方路況，當駕駛的注意力離開前方，若前方車輛驟然煞車或發生其他突發狀況，駕駛的反應時間減少易發生行車異常事件或事故。頭部的偏離程度分為未偏離、輕度偏離及高度偏離，由於大客車的體積較大，駕駛須觀看左右兩方的照後鏡，方能了解左右車道的行車動態，而照後鏡通常設置於前車窗的兩方，因此輕度偏離與高度偏離係以前車窗的兩邊為分界，若駕駛視線超過車窗兩旁的邊界，則認定駕駛的頭部偏離程度為高度偏離；駕駛的視線雖不在前方，但視線未超過車窗兩旁的邊界，則將駕駛的頭部偏離程度定義為輕度偏離。

2. 手是否在方向盤上、手部位置：

用以判斷駕駛是否分心，駕駛若在行車期間未將手放在方向盤上，易發生車輛偏移或是反應不及。本計畫依照業者之車內影像將車內分為幾個區域(如圖 4.2-1)，手部位置目的是在了解當駕駛手離開方向盤

時會放在哪個區域與離方向盤的距離，亦可做為判斷駕駛肢體動作類別的輔助，表 4.2-3 為各區域的代碼與內容。



圖 4.2-1 駕駛艙內切分區域

表 4.2-3 駕駛艙各區域之代碼與內容

區域代碼	內容
A	前方儀錶板
B	冷氣音響區域
C	車門左邊置物區(扣除方向盤)
D	方向盤附近(扣除方向盤)
E	駕駛座與副駕駛座中間區域
F	副駕駛座附近
G	駕駛座後方
Z	手不在方向盤上也不在 A~G 區
999	無法辨識

3. 動作項目：

前期計畫在判斷每個警示的行車異常事件時，有同時註記警示發生時駕駛是否有分心的情況，本期計畫根據前期計畫註記，人工檢視警示發生前 15 秒至後 5 秒駕駛的車內行為，依據觀看結果與影像辨識的可行性，將動作分為雙手離開方向盤、單手離開方向盤、軀幹移動(身體前傾)、軀幹移動(身體右傾)、擺頭、操作車內設備(撥桿)、操作車內設備(非撥桿)、拿東西、用手機、手靠近嘴巴(飲食或抽菸)。由於車內影像的角度，撥桿很容易被認定為式方向盤的一部份，故操作車內設備僅在人工標示時，區分為操作撥桿與操作非撥桿。

4.3 車內行車異常事件影像分析之資料結構

行車異常事件的判斷機制需藉由車輛周遭的環境、行車動態及駕駛因應來判斷，前期計畫將原始影像數據藉由影像辨識技術萃取出車輛周遭環境、行車動態與駕駛反應，從而透過數據門檻值的設定與情境之搭配，判斷是否為行車異常事件。

駕駛的車內行為可能會影響車輛的行車動態，進而演變成為行車異常事件，因此本期計畫配合前期計畫的資料結構，將車內影像辨識輸出資料設定為逐幀之格式，產生警示事件前 15 秒與後 5 秒的數據資料，以便將車內的駕駛行為資料結合車外 12 宮格的影像變數資料。此外，逐幀的格式在經過整理後，也可以產生以事件為基底的變數，如：事件中駕駛手離開方向盤之秒數、擺頭時間等，後續可彈性使用資料，分析車內行為與行車動態之關係、車內行為與行車異常事件之關係。

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
event	time	frame	頭部-偏左	頭部-偏右	頭部-低頭	頭部-無法辨識	頭部-偏離程度	手在方向盤上-左手	手在方向盤上-右手	手位置-左手	手位置-右手	動作項目-雙手離開方向盤	動作項目-單手離開方向盤	動作項目-軀幹移動(身體前傾)	動作項目-軀幹移動(身體右傾)	動作項目-攝頭(沒有在前方)	動作項目-操作車內設備	動作項目-拿東西	動作項目-用手機(手持)	動作項目-手靠近嘴巴(飲食抽菸)
32599264	14:36:00	1	0	0	0	0		1	1			0	0			0				
32599264	14:36:00	2	0	0	0	0		1	1			0	0			0				
32599264	14:36:00	3	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	4	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	5	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	6	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	7	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	8	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	9	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	10	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	11	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	12	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	13	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	14	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	15	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	16	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	17	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	18	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	19	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	20	0	0	0	0		1	0			0	1			0				
32599264	14:36:00	21	0	0	0	0		1	0			0	1			0				

圖 4.3-1 影像辨識輸出資料範例

4.4 資料盤點

本計畫主要有三個部分的分析，分別為警示下的行為分析、警示下駕駛行為時空分析及 Case-Contorl 分析。圖 4.4-1 為本計畫各分析項目使用之資料說明，警示下的行為分析係沿用前期計畫國道客運業者 A 的警示事件資料與車外影像辨識資料，扣除前期因車外燈光太暗或下雨導致車外影像無法辨識之資料後，結合本年期的車內影像辨識資料，進行警示條件下的車內外駕駛行為分析，可以得到分心行為與行車動態及行車異常事件之關聯。

時空分析的部分亦沿用前期的警示資料，但由於前期的資料中被人工

判斷有分心的警示事件樣本太少，故本期又再新增 150 趟次的警示資料 (1,704 件)，由車內行車影像資料結合外部資料 (如：VD 資料、駕駛人特性、道路幾何資料)進行時空分析，可以得到分心行為與行車異常事件的時空特性。

由於前述的兩個分析項目皆是基於有發生警示的條件下之分析，但車內的駕駛行為並不一定會導致警示的發生，故本計畫利用案例對照分析方法 (Case-Control 分析)，以駕駛時長抽樣 180 個警示事件做為 Case，再篩選相似的交通環境條件下且沒有發生警示的事件做為 Control，利用車內行車資料進行駕駛行為與警示事件、行車異常事件的關聯分析，可以得到分心行為之盛行率與有無警示下分心行為對事件異常程度的影響。

此外，本計畫另外蒐集了另一家有使用疲勞偵測系統的國道客運業者 B 的影像資料與 ADAS 資料，但因客運業者 B 的影像與 ADAS 系統與車機設備之時間並不同步，故無法用客運業者 B 所提供之資料進行相關分析，僅能評估業者自行裝設 DMS 設備之不同角度影像的辨識可行性。

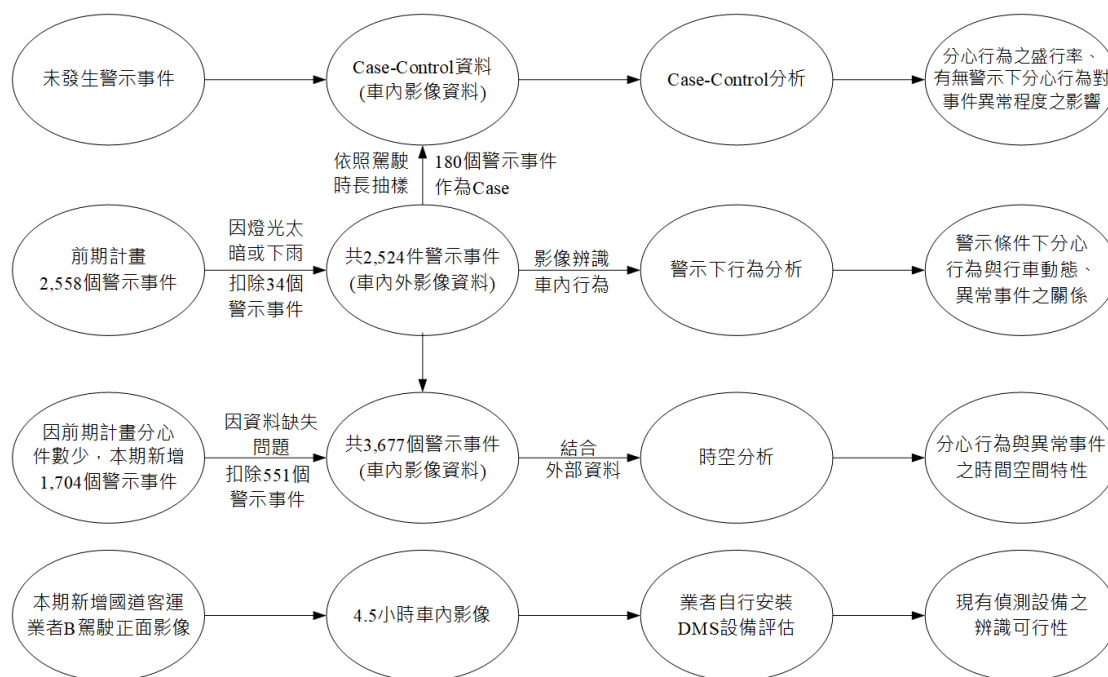


圖 4.4-1 本期各分析項目使用之資料說明

前期使用的國道客運業者 A 的 ADAS 警示資料中，共包含 7 種警示的資料，分別為 FCWH 高速前車碰撞、FCWL 低速前車碰撞、LDWL 向左車道偏移、LDWR 向右車道偏移、SLDW 嚴重車道偏移、SDW_0.4 未保安全距離 0.4、SDW_1.2 未保持安全距離 1.2。各警示之定義說明如下：

1. FCWH：與前車可能發生碰撞時且本車時速大於 30 公里。
2. FCWHL：與前車可能發生碰撞時且本車時速低於 30 公里。
3. LDWL / LDWR：指未使用方向燈而向左/向右偏離車道，且時速高於 55 公里。
4. SLDW：指 300 秒內發生 2 次車道偏移。
5. SDW_0.4：代表距離前車之秒距小於 0.4 秒。
6. SDW_1.2：代表距離前車之秒距小於 1.2 秒。

前期計畫以 12 宮格之概念架構進行車外行車異常事件辨識，車外行車異常事件影像主要採集車上三個鏡頭方位（車前、左後、右後側方照後鏡視角）之輸入影像與本車車身網路數據 (Controller Area Network, CAN bus)，其格位代碼與變數代碼對照如圖 4.4-2 所示。

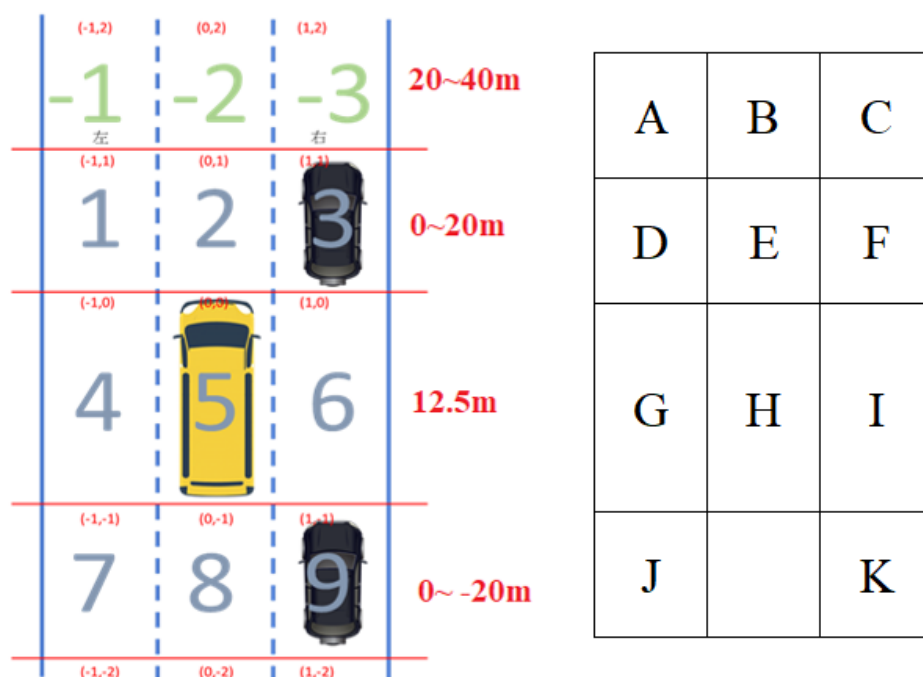


圖 4.4-2 格位代碼與變數代碼對照示意

12 宮格產生之相關變數及資料來源，整理如表 4.4-1 所示。除了大、小車的類別辨識、車流量（該畫面時間內的車輛數），包含前方車輛相對距離等幾何關係、左右兩側車輛的幾何關係等，這些數值將做為異常駕駛事件辨識的特徵。

表 4.4-1 12 宮格變數表

代碼	變數名稱	變數定義說明	單位	資料來源
A1	-1_是否有車	左前方 20m-40m 內是否有車	0/1	影像
A2	-1_是否大車	左前方 20m-40m 內影像辨識物件是否為大車	0/1	影像
A3	-1_相對距離	格 1 無車時，左前車車尾到本車車頭距離(前車定義：該格內距離本車最近的車)	m	影像
D1	1_是否有車	左前方 20m 內是否有車	0/1	影像
D2	1_是否大車	左前方 20m 內影像辨識物件是否為大車	0/1	影像
D3	1_車輛軌跡	Bounding_box 是否壓到車道線 Bounding_box 底線(下緣)佔格位 2 比例	m	影像
D4	1_相對距離	左前車車尾到本車車頭距離：縱向距離	m	影像
D5	1_相對速度	本車車速減左前車車速	km/h	影像
D6	1_前車車速	左前方車輛速度	km/h	影像
D7	1_前車加減速	左前方車輛加減速度	g	影像
B1	-2_是否有車	前方 20m-40m 內是否有車	0/1	影像
B2	-2_是否大車	前方 20m-40m 內影像辨識物件是否為大車	0/1	影像
B3	-2_相對距離	格 2 無車時，前車車尾到本車車頭距離	m	影像
E1	2_是否有車	前方 20m 內是否有車	0/1	影像
E2	2_是否大車	前方 20m 內影像辨識物件是否為大車	0/1	影像
E3	2_車輛軌跡	Bounding_box 是否壓到車道線 Bounding_box 底線(下緣)佔格位 2 比例	m	影像
E5	2_相對距離	前車車尾到本車車頭距離	m	影像
E6	2_相對速度	本車車速減前車車速	km/h	影像
E7	2_前車車速	前方車輛速度	km/h	影像
E8	2_前車加減速	前方車輛加減速度	g	影像
C1	-3_是否有車	右前方 20m-40m 內是否有車	0/1	影像
C2	-3_是否大車	右前方 20m-40m 內影像辨識物件是否為大車	0/1	影像
C3	-3_相對距離	右前車車尾到本車車頭距離	m	影像
F1	3_是否有車	右前方 20m 內是否有車	0/1	影像
F2	3_是否大車	右前方 20m 內影像辨識物件是否為大車	0/1	影像
F3	3_車輛軌跡	Bounding_box 是否壓到車道線 Bounding_box 底線(下緣)佔格位 2 比例	m	影像
F4	3_相對距離	右前車車尾到本車車頭距離	m	影像
F5	3_相對速度	本車車速減右前車車速	km/h	影像
F6	3_前車車速	右前方車輛速度	km/h	影像

表 4.4-1 12 宮格變數表(續)

代碼	變數名稱	變數定義說明	單位	資料來源
F7	3_前車加減速	右前方車輛加減速度	g	影像
G1	4_是否有車	影像內是否有車	0/1	影像
G2	4_是否大車	影像辨識物件是否為大車	0/1	影像
G3	4_車佔畫面比例	物件 Bounding box 佔攝影機畫面之比例	%	影像
H1	5_本車軌跡 3	攝影機中心(假設為車輛中心)離左車道線距離	m	影像
H2	5_本車軌跡 4	攝影機中心(假設為車輛中心)離右車道線距離	m	影像
H3	5_本車左方向燈*	本車左方向燈是否亮起	0/1	CAN
H3	5_本車右方向燈	本車右方向燈是否亮起	0/1	CAN
H4	5_本車位於第幾車道	內到外(1,2,3,...)	N	影像
H5	5_本車車速	本車行駛速度	km/h	影像/CAN
I1	6_是否有車	影像內是否有車	0/1	影像
I2	6_是否大車	影像辨識物件是否為大車	0/1	影像
I3	6_車佔畫面比例	物件 Bounding box 佔攝影機畫面之比例		影像
J1	7_是否有車	影像內是否有車	0/1	影像
J2	7_是否大車	影像辨識物件是否為大車	0/1	影像
J3	7_車佔畫面比例	物件 Bounding box 佔攝影機畫面之比例		影像
K1	9_是否有車	影像內是否有車	0/1	影像
K2	9_是否大車	影像辨識物件是否為大車	0/1	影像
K3	9_車佔畫面比例	物件 Bounding box 佔攝影機畫面之比例	%	影像
L	天氣	前方影像為晴天(0)雨天(1)	類別	影像
M	日夜	前方影像為白天(0)或是晚上(1)	0/1	影像
P	匝道	非匝道(0)匝道(1)	0/1	圖資
Q	車道數	該路段車道總數		圖資

*本計畫蒐集之車機資料雖有內含方向燈欄位，但多為缺漏值，因此不納入後續分析。

第五章 車內行為辨識技術發展

5.1 車內行為辨識技術

行車影像紀錄系統的應用普及，大多商用車隊業者初期在記錄車輛駕駛狀況之需求而導入，期望透過在既有的車內影像之中進一步分析駕駛行為。以目前所蒐集到大多以駕駛右上視角的車內影像為主，因此本計畫以 OpenPose 人體姿態辨識技術，以明確辨識駕駛姿態特徵，進而分析車內駕駛行為所造成行車異常事件及其關聯性。

本計畫首先透過 OpenPose 辨識駕駛 25 個關節點位置的演算方式，因考量駕駛下半身辨識困難且和駕駛分心行為較無關聯，故簡化無用之關節點 (如下圖 5.1-1 紅圈部分所示) 而採用 18 關節點資料集，以進行深度學習影像辨識，進而將辨識結果輸出 18 關節點之圖形座標值 (x,y)，而圖中數字則表示關節點編號。Open Pose 在第四個關節手腕並沒有延伸到手指部分，利用肩膀 2、3、4 部分的手臂、手肘的轉彎指向，根據影像尺寸比例，設計演算法推估手掌六個節點的方向。

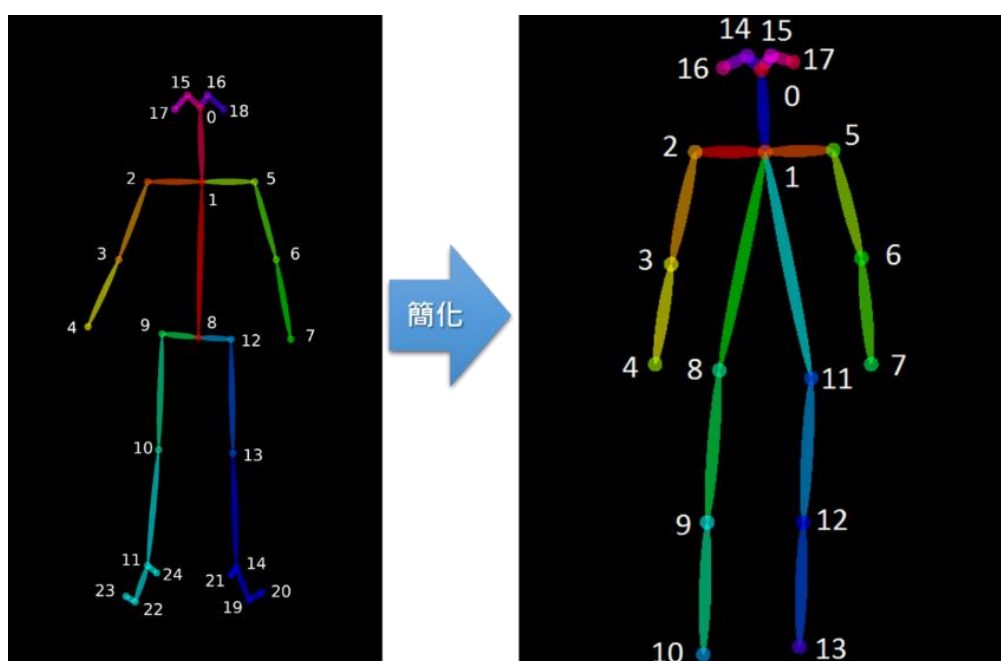


圖 5.1-1 車內影像辨識駕駛關節點簡化示意圖

關於原 25 個關節點簡化為 18 關節點之腳部細節方面，部份影片雖可局部辨識到駕駛腳踏加速板或煞車踏板的動作，但無法判斷其加速煞車之量化值。因此可由車輛 CAN 數據予以判斷此加速煞車行為。由於本計畫

中腳的動作重要程度相較手部動作低，目前主要以關注駕駛手部動作與肢體為主。駕駛下半身辨識仍為挑戰，一為局部遮蔽比例部分，二為駕駛制服多為深色，故本計畫以駕駛上半身的影像辨識關節點做為主要行為分析依據。

本計畫將車內影像辨識資料推論事件結果流程區分為二大階段 (如下圖 5.1-2 所示)，第一階段將「車內影像資料」透過影像辨識技術輸出成「駕駛關節點資料」，此過程中分析情境辨識的問題，進而採用最佳辨識模型以提昇節點辨識率之輸出結果。第二階段再將「駕駛關節點資料」藉由機器學習/節點程式判斷方法輸出成「行為變數」以推論事件結果，以達到車內駕駛行為辨識之目的。

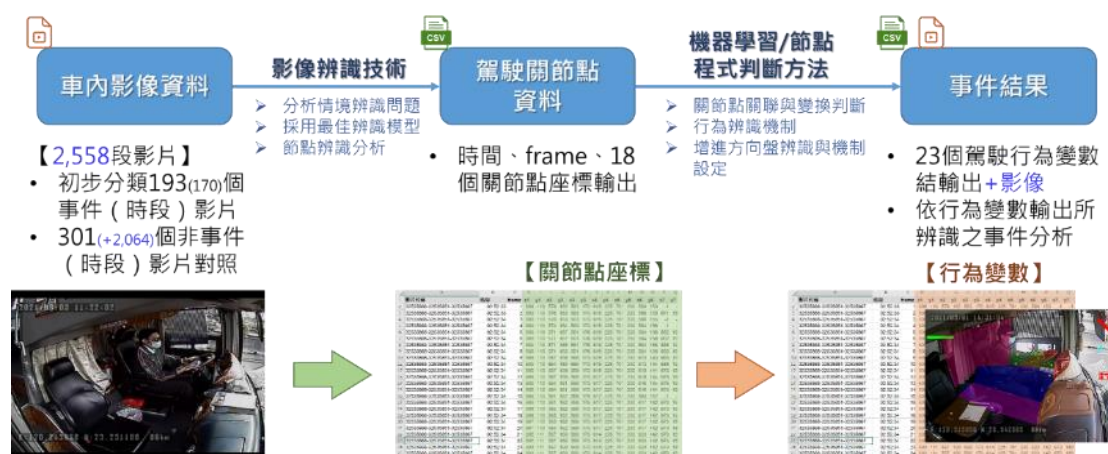


圖 5.1-2 車內影像辨識資料推論事件結果流程

根據車內影像辨識資料推論事件結果流程之「駕駛行為變數」，主要透過駕駛的手部位置 (如：方向盤、設備、…) 之節點結果，及頭部動作 (如：向左/右轉頭、低/抬頭) 之節點關聯推動以進行駕駛行為判斷，駕駛行為辨識方法說明如下所述。

1. 方向盤辨識與座艙位置定義作法

在進行駕駛的手部位置辨識之前，需先定義車輛內部影像中的方向盤及各區域 (如儀表板、設備、…)，藉由手的關節點辨識方能推論當下駕駛手部位置，其對應作法分述如下。

(1) 方向盤辨識

由於每位駕駛在出車前因個人身形不同，大多依個人喜好將座位高低、前後等位置進行調整之外，對於方向盤的位置亦會進

行調整，造成影像辨識在判斷駕駛手部位置時造成變化。因此，本計畫在駕駛行為辨識前將先確認影像中方向盤的位置，藉由方向盤辨識方法並配合啟動時機，以完成方向盤位置的定義項目。

方向盤辨識方法方面，採用 AI 影像辨識技術，首先建立方向盤偵測網路與資料集(Dataset)，將資料集加入深度學習訓練取得偵測模型，再藉由優化方式以完善整體辨識效果。其作法說明如下。

方向盤辨識步驟一：用人工標記方式繪圖與好區域(Region of Interest, ROI)，每一輛車皆挑選標出方向盤範圍，並擴大不同情境下之方向盤 ROI 資料集內容，其標記結果如下圖 5.1-3 所示。



圖 5.1-3 方向盤辨識步驟一：用人工標記方式繪圖 ROI 區域

方向盤辨識步驟二：挑選情境前後差異比較大的框訊 (frame) 資料，每一車輛、駕駛、時段皆須挑選之外，挑選到的方向盤影像亦包含光線亮度變化差異與方向盤被駕駛員遮蔽狀況改變的畫面，擴大訓練資料集的內容，方能取得良好的辨識效果。

方向盤辨識步驟三：進行影像辨識網路訓練與測試驗證。採用 Mask_RCNN 為本項技術之訓練模型網路，再將所標記的方向盤影像資料集 80%進行訓練，另外 20%進行驗證。

方向盤辨識步驟四：對辨識結果進行優化。由於上一步驟所取得之辨識效果仍有部分情境 (如光線不足、方向盤反光) 辨識效果不佳，因此優化策略作法為增加標記母樣本數量，增加資料集隨機變化之變化幅度，及補充與強化各時段/情境資料平均分佈，以避免過度學習所產生的辨識誤差。在經由辨識優化之後，已取得方向盤良好的辨識效果。

方向盤辨識啟動時機方面，為考量後續開發駕駛行為系統，本計畫建議在駕駛員變更方向盤位置，或是由系統啟動校準程序時，自動啟動方向盤辨識功能，以利完善整體駕駛行為分析系統，其方向盤辨識機制程序流程如下圖 5.1-4 所示。



圖 5.1-4 方向盤辨識機制程序啟動示意

(2) 座艙位置定義

座艙內相對位置除了 0. 方向盤由上述影像辨識之外，其餘如 A. 前方儀錶板、B. 冷氣音響區域、C. 車門左邊置物區、D. 方向盤附近、E. 駕駛座與副駕駛座中間區域、F. 副駕駛座附近、G. 駕駛座後方等皆由人工進行定義，其位置區域與代號如下圖 5.1-5 所示。



圖 5.1-5 駕駛座艙內位置區域與代號定義示意

由於座艙鏡頭在每輛車所架設之角度與方向有些許不同，在成像上亦有所差異，因此本計畫內共 5 輛車之影像皆由人工手繪各區域位置。根據人工手繪後提供各 5 輛之 ROI 的範圍隱蔽(mask)，轉換為圖形座標並標示各位置 ROI 座標，過程中須確保範圍之間(如代碼 A、C、D 以及 B、D、E…) 貼合無空隙。各車輛人工手繪駕駛座艙如下圖 5.1-6 所示。



圖 5.1-6 各車輛駕駛座艙內人工手繪 ROI 示意

2. 駕駛手部位置推論作法

辨識駕駛手部關節點為首要方法，以手肘與手腕關節點做為資訊(如下圖 5.1-7 所示) 推測手部可以控制範圍之手掌位置，進而對應駕駛手部位置範圍區域定義的圖形座標位置，如 0.方向盤、A.前方儀錶板、B.冷氣音響區域、C.車門左邊置物區、D.方向盤附近、E.駕駛座與副駕駛座中間區域、F.副駕駛座附近、G.駕駛座後方，以推論駕駛手部位置之結果輸出。



圖 5.1-7 駕駛手部位置推論作法示意

辨識駕駛手部在車上設備位置，首先判斷手是否在方向盤上，若不在方向盤再判斷手在哪個區域，因手部代表點有 5 個，將依下圖 5.1-8 優先順序決定手放置的區域。若手在「A.前方儀錶板」或「B.冷氣音響區域」則判斷為操作車內設備。



圖 5.1-8 駕駛手部位置操作車內設備示意

3. 駕駛頭部動作推論作法

駕駛頭部動作乃根據頭部 5(左耳、左眼、鼻、右耳、右眼) 和身體 2(兩肩之間、骨盆中間) 共 7 關節點推論駕駛擺頭行為。因為鏡頭畫面角度與成像關係，僅針對頭部的面向(左/右/上/下→擺左/擺右/抬頭/低頭)判斷是否有擺頭(非面對前方)狀況，而無法判斷視線。為能區分駕駛擺頭行為動作大小，再將擺頭方向(擺左/擺右/抬頭/低頭)程度分為「高度擺頭」與「輕度擺頭」，其 7 關節點推論駕駛擺頭行為如下圖 5.1-9 所示。



圖 5.1-9 駕駛頭部動作之關節點推論作法示意

判斷機制設計方面，為避免誤判與辨識結果快速閃爍狀況，以連續 3 個框訊 (frames)條件成立則判斷為擺頭狀態，而擺頭狀態下連續 3 frames 無任一者則恢復為非擺頭狀態，下列針對頭部各擺頭方向 (擺左/擺右/抬頭/低頭) 推論作法進行說明。

(1) 頭部擺左

頭部擺左之高度判斷條件:「右耳位置相對兩肩中央點靠前」，且 (右耳和右眼距離 $<$ 右耳到兩肩中央點距離的 $1/3$ 或 右耳和右眼水平距離 $<$ 右耳到兩肩中央點距離的 $1/2$)。

頭部擺左之輕度判斷條件:「右耳位置相對兩肩中央點靠前」，且 (右耳和右眼距離 $<$ 右耳到兩肩中央點距離的 $1/2$ 或 右耳和右眼水平距離 $<$ 右耳到兩肩中央點距離的 $1/1$)。



圖 5.1-1 駕駛頭部擺左之關節點推論作法示意

(2) 頭部擺右

頭部擺右之高度判斷條件:看得到左耳 或 右眼-右耳-兩肩中央點夾角 <60 度。

頭部擺右之輕度判斷條件:右眼-右耳-兩肩中央點夾角 <70 度或 (右眼-鼻子-左眼 x 方向距離 ≥ 1 ，且右眼-右耳-兩肩中央點夾角 <85 度) 或 (右眼-鼻子-左眼 x 方向距離 ≥ 2 ，且右眼-右耳-兩肩中央點夾角 <100 度)。



圖 5.1-11 駕駛頭部擺右之關節點推論作法示意

(3) 頭部抬頭

駕駛抬頭之高度判斷條件：「右耳在右眼之下 且 右眼-右耳-水平線夾角 >40 度 且 右眼右耳距離 >20 」或「右耳在鼻子之下 且 右眼-鼻子-水平線夾角 >30 」。

駕駛抬頭之輕度判斷條件：「右耳在右眼之下 且 右眼-右耳-水平線夾角 >35 度 且 右眼右耳距離 >20 」或「右耳在鼻子之下 且 右眼-鼻子-水平線夾角 >25 」。

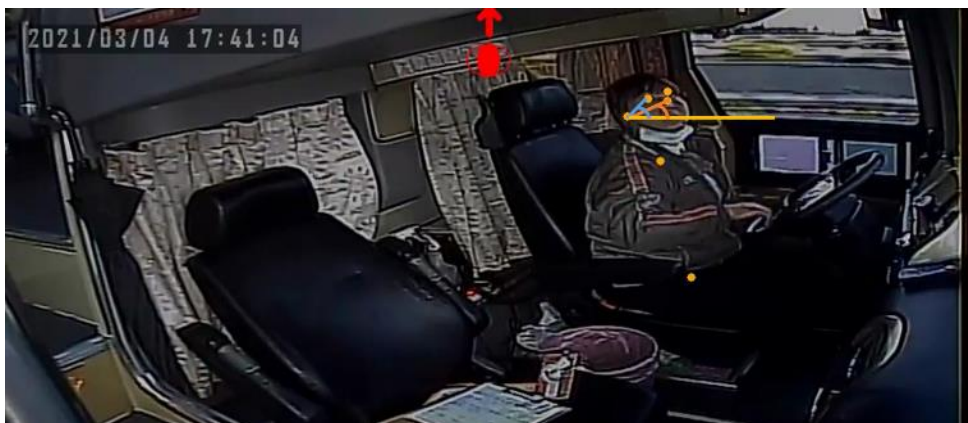


圖 5.1-12 駕駛抬頭動作之關節點推論作法示意

(4) 頭部低頭

駕駛低頭之高度判斷條件：「右耳位置比右眼高」或「鼻子-兩肩中央點-骨盆中心夾角 <95 度」。

駕駛低頭之輕度判斷條件：「鼻子-兩肩中央點-骨盆中心夾角 <110 度」。



圖 5.1-13 駕駛低頭動作之關節點推論作法示意

4. 駕駛頭手協同行為推論作法

駕駛頭手協同行為推論方式主要同時觀察頭部與手部之關節點，其頭手協同之行為可分為伸手拿東西、用手機（手持）與手靠近嘴巴（飲食、抽菸）等三項動作項目，下列針對各推論作法進行說明。

(1) 伸手拿東西

由於駕駛拿東西之行為需觀察駕駛頭手關節點之外，亦需要針對手部拿取之物件（東西）進行辨識，其技術困難度高且辨識準確度低，故本計畫以駕駛「伸手」拿東西之姿態進行辨識。

駕駛伸手拿東西之判斷條件：「手在區域 E 或區域 F」或是「右肩在右肘右邊 且 右肘在右腕右邊 且 臀部-右肩-右肘夾角 >35 度」或是「右肩在右肘右邊 且 臀部-右肩-右肘夾角 >70 度」



圖 5.1-14 駕駛伸手拿東西「手在區域 E 或區域 F」判斷作法示意

上述判斷條件之第二項「右肩在右肘右邊 且 右肘在右腕右邊 且 臀部-右肩-右肘夾角 >35 度」，主要考量當駕駛手伸至後方取物時的狀態行為，透過右肩、右肘、右腕三者關係以判斷是否有伸手拿東西的動作，如下圖 5.1-15 所示。



圖 5.1-15 駕駛伸手拿東西「手伸至後方取物」判斷作法示意

上述判斷條件之第三項「右肩在右肘右邊 且 臀部-右肩-右肘夾角 >70 度」，主要考量當駕駛手伸至後方取物時且手腕關節點偵測不到的狀態行為，僅透過右肩、右肘關係以判斷是否有伸手拿東西的動作，如下圖 5.1-16 所示。



圖 5.1-16 駕駛伸手拿東西「手伸至後方取物手腕遮蔽」判斷作法示意

(2) 用手機 (手持)

駕駛用手機 (包含使用手持式裝置) 之行為需觀察駕駛頭手關節點之外，亦需要針對手部拿取之手機進行辨識，故先採用

YOLOv5x 網路進行手機 (cell phone/smartphone)物件辨識。經初步辨識驗證由於偵測不穩定大多是比較難的情境 (如光影、遮蔽、……)造成誤判過多，故加入駕駛用手機相關過濾條件以提昇行為辨識效果，其問題與過濾條件對應如下所述。

- 偵測出手機物件後判斷手部位置和手機是否重疊。
- 口罩被誤判為手機：採連續 2frame 偵測到手機並且與手部位置重疊才警示，缺點為駕駛貼耳邊講電話之情境可能被濾掉。
- 手在部份手勢時空隙被誤判為手機：採連續 2frame 偵測到手機。
- 部份方向盤被誤判為手機：將過大偵測框的物件捨去，計算條件為「面積 $>(0.6 \times \text{手臂長度})^2$ 或 $0.01 \times \text{影像長} \times \text{影像寬}$ 」，計算偵測框和方向盤區域重疊比例排除比例太高者，缺點為若在方向盤上方用手机可能被濾掉。
- 其他物品 (如：食物、瓶子…) 被誤判：過大的偵測框捨去及過度接近臉部 (鼻子) 之偵測框捨去。



圖 5.1-17 駕駛用手机辨識之誤判問題所對應過濾條件示意

雖然手機辨識誤判情況頻繁，但經上述過濾條件已增進駕駛用手机之辨識效果，並盡可能達到正確警示及減少誤判情形，其辨識整體過濾結果呈現如下圖 5.1-18 所示。



圖 5.1-18 駕駛用手机辨識之誤判問題所對應過濾條件示意

(3) 手靠近嘴巴（飲食、抽菸）

駕駛手靠近嘴巴之行為主要是以判斷駕駛的左手或右手是否有靠近嘴巴的動作，藉以評估駕駛是否進行飲食或抽菸的行為，作法為觀察左右手之可控制點最接近手腕者到鼻子的距離。

判斷機制設計方面，將上述手接近嘴巴動作（右手、左手）其中一者且連續 0.6 秒則判斷為手接近嘴巴狀態（吃東西、吸煙等動作），而擺頭狀態下連續 0.6 秒沒有任何一者則恢復為原本狀態，此機制是為避免誤判與偵測結果快速閃爍狀況。此外，要求較久的動作連續時間（0.6 秒）是因吃東西或吸煙手接近嘴巴持續時間通常較久（不會馬上離開），較久的動作連續時間可以避免一些手揮動動作被誤判。

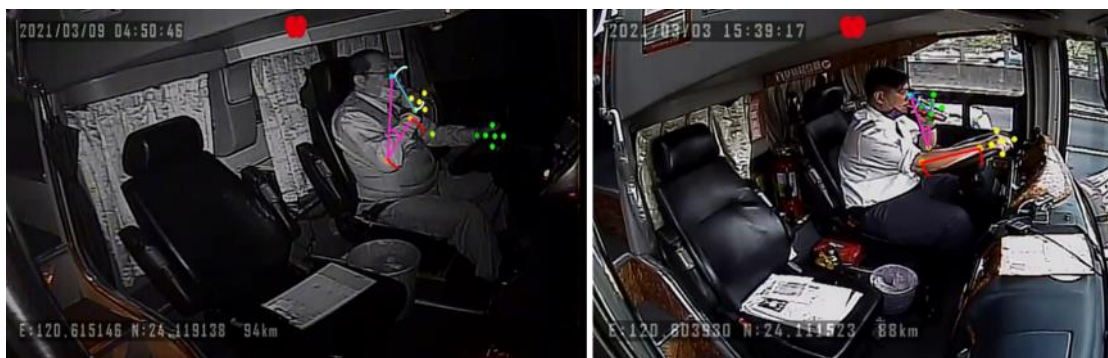


圖 5.1-19 駕駛手靠近嘴巴之推論作法示意

5. 駕駛軀幹移動推論作法

駕駛軀幹移動行為推論方式主要同時觀察頭部與身體軀幹之關節點，其行為可分為身體前傾與身體右傾等二種動作項目，下列針對各推論作法進行說明。

(1) 身體前傾

駕駛身體前傾判斷條件：根據駕駛右耳在脖子點右側，且脖子點位置在臀部點位置右側，且脖子臀部兩點連線與水平線夾角 <65 度，當上述條件皆成立時判斷駕駛為身體前傾。



圖 5.1-20 駕駛身體前傾之推論作法示意

(2) 身體右傾

駕駛身體右傾和身體向後靠（往椅背）兩行為體態影響在鏡頭畫面上的關節點方向是相同的，脖子點會偏向畫面左方。兩者的造成的影響會混在一起難以獨立觀察，雖然可透過條件篩選，但依然無法明確區分，故採用較多判斷條件描述如下。

駕駛身體右傾判斷條件：脖子點位置在臀部點位置左側，且脖子臀部兩點連線與水平線夾角 <75 度，且右肩在脖子點左側，且右肩脖子點兩點連線與垂直線夾角 <60 度，且右手肘與右手腕在脖子點左側，且右耳與左肩高度差小於左肩與脖子高度差。



圖 5.1-21 駕駛身體右傾之推論作法示意

5.2 車內影像品質與辨識結果

車內影像品質影響辨識結果，在車內影像辨識輸出「駕駛關節點資料」中，其關節點辨識結果以圖形化方式呈現如下圖 5.2-1 所示。「駕駛關節點資料」藉由機器學習/節點程式演算與判斷方法輸出成「駕駛行為變數」以推論事件結果。下列針對此兩部份進行說明。



圖 5.2-1 駕駛關節點辨識結果圖形化表示

1. 駕駛關節點資料

「駕駛關節點資料」輸出結果方面，影片代碼採用參照事件代碼(連續數字之代號)，若事件代碼除數字之外由「-」符號連結，其代表

為混合事件。時間欄位則根據 DVR 影像經由一般光學字元辨識 (Optical Character Recognition, OCR) 技術結果輸出，frame 欄位則依照影片檔 (avi) 框格之序號。(xn, yn)內容則表示第 n 個關節點位置，(x1, y1)為編號 0 關節點之圖像座標、(x2, y2) 為編號 1 關節點之圖像座標、(x3, y3) 為編號 2 關節點之圖像座標，以此類推至 (x18, y18) 為編號 17 關節點之圖像座標。其中，圖像座標 (0,0) 為圖片中之最左上角位置，若某關節點無法辨識則以 (-1,-1) 表示，如下圖 5.2-2 所示。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
1	影片代碼	時間	frame	x1	y1	x2	y2	x3	y3	x4	y4	x5	y5	x6	y6	x7	y7	x8	y8	x9	y9	x10	y10	x11	y11	x12
2	32535868-32535851-32535867	02:52:33	1	608	110	578	162	563	172	615	225	701	230	589	153	-1	-1	-1	-1	641	257	620	270	-1	-1	-1
3	32535868-32535851-32535867	02:52:33	2	609	110	576	163	563	173	615	225	701	230	586	155	671	186	705	213	641	258	620	271	-1	-1	-1
4	32535868-32535851-32535867	02:52:34	3	609	110	576	163	563	173	615	225	701	230	586	155	-1	-1	-1	-1	631	260	616	271	735	286	-1
5	32535868-32535851-32535867	02:52:34	4	609	110	574	164	563	173	615	225	701	230	584	156	-1	-1	-1	-1	635	259	616	271	-1	-1	-1
6	32535868-32535851-32535867	02:52:34	5	609	110	571	167	561	176	619	225	701	230	584	156	662	194	705	213	650	256	635	267	735	286	-1
7	32535868-32535851-32535867	02:52:34	6	609	110	571	167	561	176	619	225	701	230	584	156	662	191	705	213	650	256	635	267	-1	-1	-1
8	32535868-32535851-32535867	02:52:34	7	609	110	571	165	561	176	619	225	701	230	584	156	665	191	707	211	650	256	635	267	-1	-1	-1

圖 5.2-2 事件影片駕駛關節點資料結果之輸出範例

「駕駛關節點資料」辨識結果方面，由於駕駛行為事件的判斷乃使用關節點的資訊，所以其分心事件判斷的正確性取決於關節點偵測的穩定度。觀察行為關節點偵測的穩定性並分析可能原因，因此下列針對關節點偵測較不穩定結果進行分析與討論。

「駕駛關節點資料」辨識分析作法，關節點辨識結果不穩定之判斷依據，以比較前後兩影格/訊框(關節點位移量，總位移量太大代表偵測不穩定大幅度晃動為依據。觀察關節點為扣除腳部 (辨識上因遮蔽較困難且非本計畫所需要資訊) 和左耳 (因鏡頭角度關係大多為遮蔽情況) 後的 12 個關節點。其分析計算方式為 12 個關節點分別計算和前一個 frame 之位移量後總和，其中若有關節點未偵測到則給予固定量的位移量處罰 (34)，總和之位移量超過一門檻值 (100) 的 frame 認定為關節點偵測不穩定的 frame。一個事件中若有超過 10% 的 frame 關節點偵測不穩定，則稱之為關節點偵測不佳的事件。

「駕駛關節點資料」辨識結果分析，其標的 2,558 事件合併後總計 2,112 個影片進行分析，根據上述分析作法其中有 345 個被判斷為關節點偵測不佳的事件。依據各車輛 (共 5 車輛，編號由 1 至 5) 影片觀察所有影片佔比所有事件，車輛 1 的影像關節點偵測不佳比例相對偏高，其比例結果如下圖 5.2-3 所示。初步判斷原因可能為車輛 1 影像亮度明顯較其他車輛的鏡頭低之外，而車輛 4 的影像雖比車輛 1 較佳但其影像亮度 (與車內環境或鏡頭參數設定相關) 亦偏低，其車內

成像偏暗而導致關節點偵測效果不佳。

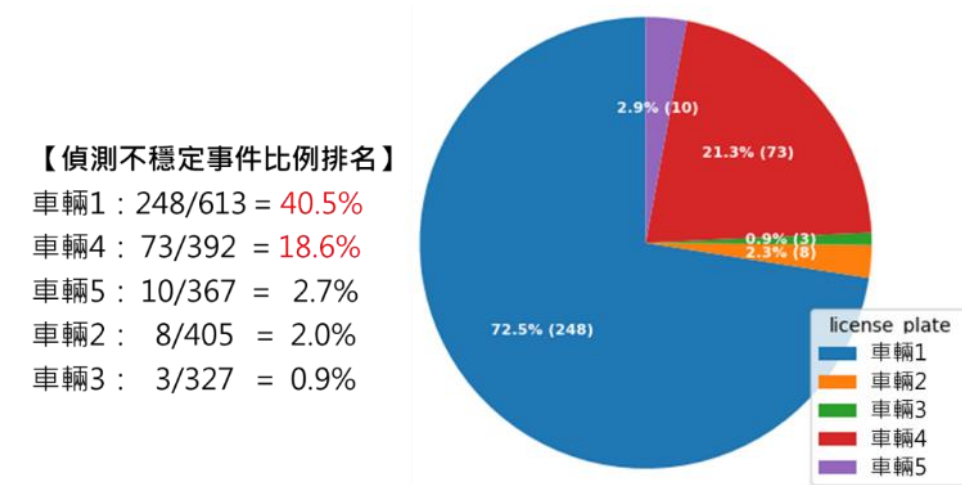


圖 5.2-3 駕駛關節點辨識不佳結果輸出之車輛分析

觀察駕駛關節點辨識所有結果，所有 2,112 影片開始時間（小時）分佈狀況在營運時段除了與傍晚（16:00 至 19:00）的比例稍微較高之外，其他時間分佈略為平均，其時段分布情形如下圖 5.2-4 所示。

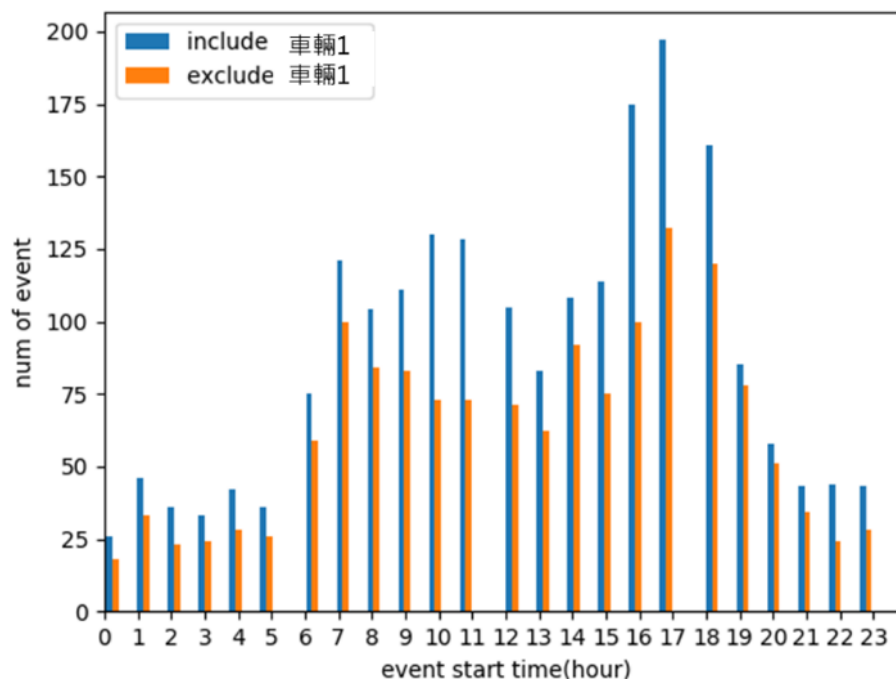


圖 5.2-4 駕駛關節點辨識結果輸出之時段分布情形

根據 345 個關節點偵測不佳的各個時段結果分析，觀察其節點偵測不佳的事件開始時間（小時）觀察時間上的分佈狀況，車輛 1 發生關節點偵測不佳的時間點主要分佈在下午到晚上（車輛 1 白天車內成像偏暗），而非車輛 1 之車輛發生關節點偵測不佳的時間點大都在晚上，

如預期之夜間效果成像不佳所導致辨識不穩定，如下圖 5.2-5 所示。

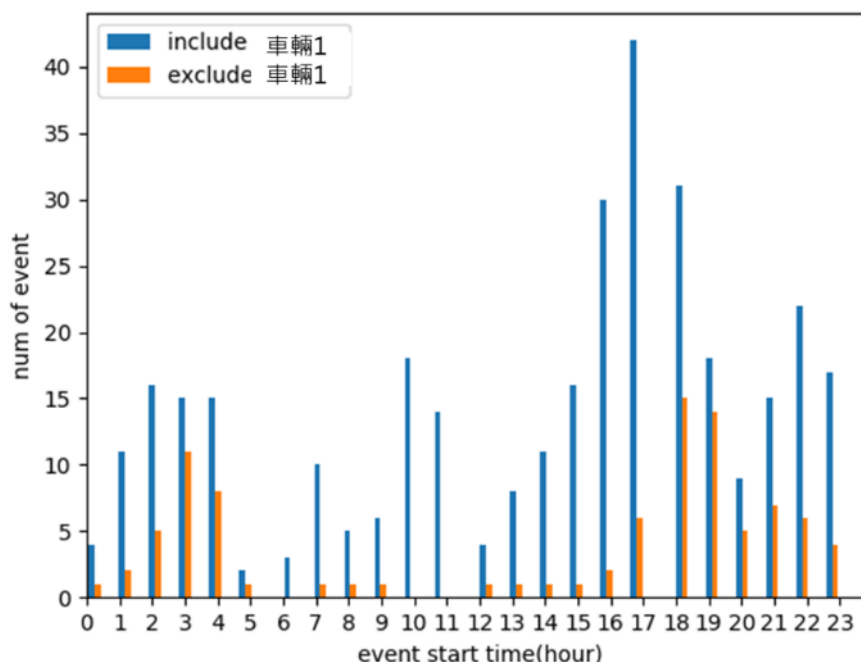


圖 5.2-5 駕駛關節點辨識不佳結果輸出之時間分析

綜合上述分析之結果，車內影像之駕駛關節點辨識主要受到光影變化與低光源環境的成像品質不佳之影響，進而使得駕駛行為變數結果無法辨識或結果誤判。

2. 駕駛行為變數

「駕駛行為變數」輸出結果方面，前三項變數資料 (event, time, frame 欄位) 與「駕駛關節點資料」前三項為一比一對應關係，影片代碼採用參照事件代碼(連續數字之代號)，若事件代碼(event)除數字之外由「-」符號連結，其代表為混合事件。時間 (time) 欄位則根據 DVR 影像畫面經由一般光學字元辨識技術結果輸出 (時：分：秒)，frame 欄位則依照影片檔(avi)框格之序號 (從 1 開始)。其後行為變數內容包含頭部 (左／右／低／抬)、手位置 (左手方向盤／右手方向盤／左手位置／右手位置) 與動作項目 (雙手離／單手離／身體前傾／身體右傾／擺頭／操作設備／伸手拿東西／用手機／手靠近嘴)，含前三項共 23 個行為變數表示，如下圖 5.2-6 所示。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	event	time	frame	頭部-偏往左方	頭部-偏往右方	頭部-低頭	頭部-無法辨識	頭-偏離程度	手在方向盤上-左手	手在方向盤上-右手	手-位
2	32535868-32535851-32535867	02:52:33	1	0	0	0	0	0	999	1	1
3	32535868-32535851-32535867	02:52:33	2	0	0	0	0	0	1	1	1
4	32535868-32535851-32535867	02:52:34	3	0	0	0	0	0	999	1	1
5	32535868-32535851-32535867	02:52:34	4	0	0	0	0	0	999	1	1
6	32535868-32535851-32535867	02:52:34	5	0	0	0	0	0	1	1	1
7	32535868-32535851-32535867	02:52:34	6	0	0	0	0	0	1	1	1
8	32535868-32535851-32535867	02:52:34	7	0	0	0	0	0	1	1	1
9	32535868-32535851-32535867	02:52:34	8	0	0	0	0	0	1	1	1
10	32535868-32535851-32535867	02:52:34	9	0	0	0	0	0	1	1	1
11	32535868-32535851-32535867	02:52:34	10	0	0	0	0	0	1	1	1
12	32535868-32535851-32535867	02:52:34	11	0	0	0	0	0	1	1	1
13	32535868-32535851-32535867	02:52:34	12	0	0	0	0	0	1	1	1
14	32535868-32535851-32535867	02:52:34	13	0	0	0	0	0	1	1	1
15	32535868-32535851-32535867	02:52:34	14	0	0	0	0	0	1	1	1
16	32535868-32535851-32535867	02:52:34	15	0	0	0	0	0	999	1	1
17	32535868-32535851-32535867	02:52:34	16	0	0	0	0	0	1	1	1
18	32535868-32535851-32535867	02:52:34	17	0	0	0	0	0	1	1	1
19	32535868-32535851-32535867	02:52:34	18	0	0	0	0	0	1	1	1
20	32535868-32535851-32535867	02:52:34	19	0	0	0	0	0	1	1	1

圖 5.2-6 事件影片駕駛行為變數資料結果之輸出範例

車內影像辨識輸出的駕駛關節點資料藉由程式判斷方法輸出「行為變數」，依照車內影像辨識結果可將駕駛行為動作分為頭部行為、手部行為與所判斷之動作項目等三類別，其行為變數欄位編碼格式與內容說明如下表 5.2-1。

表 5.2-1 車內影像辨識 23 個「行為變數」項目

#	變數名稱	變數定義	編碼格式/內容說明
A	event	事件 ID	與影片檔案名稱相同
B	time	時間	西元年/月/日 時：分：秒
C	frame	影像幀數 (第幾個 frame)	1, 2, 3, ..., n 從影片開始累積的 frame 數
D	頭部-偏往左方	駕駛的頭部偏往左方	0：否、1：輕度、2：高度
E	頭部-偏往右方	駕駛的頭部偏往右方	0：否、1：輕度、2：高度
F	頭部-低頭	駕駛的頭部-低頭	0：否、1：輕度、2：高度
G	頭部-抬頭	駕駛的頭部-抬頭	0：否、1：輕度、2：高度
H	頭部-無法辨識	無法辨識駕駛的頭部偏向哪個方向	0：否 1：是
I	手在方向盤上-左手	駕駛的左手是否有放在方向盤上	0：手不在方向盤上 1：手在方向盤上
J	手在方向盤上-右手	駕駛的右手是否有放在方向盤上	999：無法辨識
K	手-位置-左手	駕駛的左手在哪個位置	0：方向盤 A：前方儀錶板 B：冷氣音響區域 C：車門左邊置物區 D：方向盤附近 E：駕駛座與副駕駛座中間區域 F：副駕駛座附近 G：駕駛座後方 Z：手在方向盤及 A~G 區以外
L	手-位置-右手	駕駛的右手在哪個位置	

表 5.2-1 車內影像辨識 23 個「行為變數」項目 (續)

#	變數名稱	變數定義	編碼格式/內容說明
L	手-位置-右手	駕駛的右手在哪個位置	(續上頁) 999：無法辨識
M	動作項目-雙手離開方向盤	駕駛有雙手離開方向盤之動作	0：無 1：有
N	動作項目-單手離開方向盤	駕駛有單手離開方向盤之動作	0：無 1：有
O	動作項目-軀幹移動(身體前傾)	駕駛有軀幹移動(身體前傾)之動作	0：無 1：有
P	動作項目-軀幹移動(身體右傾)	駕駛有軀幹移動(身體右傾)之動作	0：無 1：有
Q	動作項目-擺頭	駕駛有擺頭之動作	0：無 1：有
R	動作項目-操作車內設備	駕駛有操作車內設備之動作	0：無 1：有
S	動作項目-伸手拿東西	駕駛有伸手拿東西之動作	0：無 1：有
T	動作項目-用手機(手持)	駕駛有用手機(手持)之動作	0：無 1：有
U	動作項目-手靠近嘴巴(似飲食抽菸)	駕駛有手靠近嘴(似飲食抽菸)之動作	0：無 1：有

駕駛行為變數根據 2,558 事件合併後總計 2,112 個影片進行結果輸出，因直接受到駕駛關節點辨識結果影響，車內影像之駕駛行為變數亦受到光影變化與低光源環境的成像品質不佳之情況，在下午、傍晚到晚上的時段 (16:00 至 19:00) 易造成誤判，而在夜間時段在車內 DVR 鏡頭自動啟用紅外線(Infrared, IR)夜視之紅外線輔助照明模式(IR Illumination Mode)時，易造成誤判及無法辨識，因而形成車內影像辨識結果與真值之間的差異。

5.3 車內影像辨識結果與真值分析

若欲探討影像辨識及人工真值之差異，最常使用的方法為透過混淆矩陣(Confusion matrix)並計算正確率(Accuracy)、精確率(Precision)及召回率(Recall)等量化指標比較之。詳細混淆矩陣(圖 5.3-1)如下：

		真值	
辨識值		Negative	Positive
	Negative	Ture Negative (TN)	False Negative (FN)
	Positive	False Positive (FP)	Ture Positive (TP)

資料來源：Sharma *et al.*, 2022，本計畫整理

圖 5.3-1 混淆矩陣示意圖

量化指標之計算方式如式 5.3-1 至 5.3-3 所示：

$$\text{正確率(Accuracy)} = \frac{TN+TP}{TN+TP+FN+FP} \quad \text{式 5.3-1}$$

$$\text{精確率(Precision)} = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{式 5.3-2}$$

$$\text{召回率(Recall)} = \frac{TP}{FN+TP} \quad \text{式 5.3-3}$$

因影片本身限制，每秒之畫格不盡相同，且辨識資料有跳動情形，故本計畫使用之影像辨識資料為每秒中各畫格辨識結果之眾數，若眾數為 1 則記為 1，反之則記為 0；若有無法辨識的情況，如擺頭及手離開方向盤，則記為 NA，不列入混淆矩陣之正確率、精確率及召回率計算。值得注意的是，本計畫將駕駛員動作主要分為三階段，警示前、警示中及警示後，因警示前之時間較長，以及駕駛員動作組合較多之緣故，為準確計算各項數據，以下將使用警示前之動作做為計算依據。

各項車內行為之人工標示定義如下所述：

1. 雙手離開方向盤：駕駛左手及右手同時離開方向盤，包含左手及右手同時壓在方向盤上、左手及右手拳頭同時穿過方向盤、左手及右手同時交握壓在方向盤上。
2. 單手離開方向盤：左手或右手離開方向盤，包含左手或右手壓在方向盤上、左手或右手拳頭穿過方向盤、左手或右手放置於另一手手臂上。
3. 身體前傾：駕駛上半身軀幹前傾倚在方向盤上、駕駛上半身軀幹前傾拿取物品或操作車內設備，其中包含駕駛從上半身軀幹貼緊椅背至前傾離開椅背之過程。
4. 身體右傾：駕駛上半身軀幹向駕駛右方傾斜拿取物品或操作車內設備，

其中包含駕駛從上半身軀幹貼緊椅背至右傾離開椅背之過程。

5. 擺頭：駕駛出現頭部擺動之動作，包含小幅度及大幅度的向上擺頭、向下擺頭、向左擺頭、向右擺頭。
6. 操作車內設備：駕駛使用左手或右手操作車內設備，其中包含左側窗戶、前方儀錶板周圍、右前方、上方冷氣口、方向盤左右側下方之方向燈、對講機、廣播設備等。
7. 拿東西：駕駛使用左手或右手拿取食物、手機、紀錄表、對講機、外套、衛生紙等，其中亦包含駕駛於影像開始本就持有或持續持有物品狀態。
8. 用手機：駕駛使用左手或右手拿取智慧型手機看時間、回覆訊息等。
9. 手靠近嘴巴：駕駛使用左手或右手拿取食物或飲品靠近嘴巴周圍、手摸口罩、抽菸、手於嘴巴周圍抓癢。

因人工判斷較為主觀，故影像辨識與人工判斷之方式定義與評量上會略有不同，使得影像辨識結果與人工判斷真值上有所差別，針對車內影像辨識與真值結果差異定義之差異說明如下表。

表 5.3-1 車內影像辨識與真值結果差異

項目	人工判斷(真值)	影像辨識
駕駛手和方向盤	駕駛手需握實方向盤	駕駛手在方向盤可操作範圍內皆視為在方向盤上
駕駛頭部動作	駕駛頭部擺動皆視為擺頭（左/右/抬/低）行為	駕駛頭部擺動程度區分為輕度與高度，以高度為擺頭（沒有在看前方）行為
駕駛手部動作	使用設備：除 A、B 區之外，包含方向燈、喇叭、上方冷氣、左側車窗、麥克風、對講機 拿東西：駕駛拿著東西在手上 用手機：駕駛手觸碰手機 手靠近嘴巴：駕駛有飲食或抽煙之行為	使用設備：僅 A、B 區域，根據推論手指與手掌所能觸及之範圍 拿東西：駕駛「伸手」拿東西 用手機：駕駛手部與手機重疊 手靠近嘴巴：駕駛手部靠近臉部，且持續超過 0.6 秒時間
駕駛身體動作	駕駛身體前傾主觀判斷 駕駛身體右傾主觀判斷	前傾根據身體關節點角度 右傾根據身體與手關節點

1. 駕駛手和方向盤辨識與真值分析

(1) 主要結果分析

參考駕駛手和方向盤辨識與真值數據結果，右手離開方向盤之辨識結果相對準確，雙手離開方向盤之召回率較低，NA 出現於晚間、右座有人、特定駕駛，駕駛手和方向盤辨識與真值交叉分析如下表 5.3-2 所示。

表 5.3-2 駕駛手和方向盤辨識與真值交叉分析

全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
<u>雙手離</u>	真值 0	真值 1	<u>雙手離</u>	真值 0	真值 1	<u>雙手離</u>	真值 0	真值 1
影像 0	1,776	158	影像 0	1,411	123	影像 0	365	35
影像 1	82	66	影像 1	63	56	影像 1	19	10
NA	389	87	NA	236	52	NA	153	35
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
88%	45%	29%	89%	47%	31%	87%	34%	22%
全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
<u>左手離</u>	真值 0	真值 1	<u>左手離</u>	真值 0	真值 1	<u>左手離</u>	真值 0	真值 1
影像 0	1,056	462	影像 0	797	358	影像 0	259	104
影像 1	82	487	影像 1	65	401	影像 1	17	86
NA	130	341	NA	85	235	NA	45	106
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
74%	86%	51%	74%	86%	53%	74%	83%	45%
全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
<u>右手離</u>	真值 0	真值 1	<u>右手離</u>	真值 0	真值 1	<u>右手離</u>	真值 0	真值 1
影像 0	1,017	76	影像 0	834	60	影像 0	183	16
影像 1	289	893	影像 1	198	691	影像 1	91	202
NA	151	132	NA	88	70	NA	63	62
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
84%	76%	92%	86%	78%	92%	78%	69%	93%

(2) 辨識錯誤探討

探討辨識錯誤主要原因之雙手方面，雙手壓在方向盤上（拿東西/用手機）、雙手短暫離開方向盤、雙手拳頭穿過方向盤、雙手交握壓在方向盤上、光線較暗遮蔽等。

左手或右手方面，左手可能為角度（或光線）遮擋、左/右手交疊在右/左手上、左/右手沒握方向盤（手在附近）。左/右手沒握方

向盤（手在附近）動作如駕駛只將手擺在方向盤上面、手沒握住方向盤、手套在方向盤上，以及手置放在大腿上近方向盤等。

2. 駕駛頭部動作辨識與真值分析

(1) 主要結果分析

參考駕駛頭部動作辨識與真值結果，頭向右之辨識結果較佳。

頭向左、抬頭之召回率表現不佳。NA 出現於晚間、右座有人及特定駕駛。駕駛頭部動作辨識與真值交叉分析如下表 5.3-3 所示。

表 5.3-3 駕駛頭部動作辨識與真值交叉分析

全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
<u>頭向左</u>	真值 0	真值 1	<u>頭向左</u>	真值 0	真值 1	<u>頭向左</u>	真值 0	真值 1
影像 0	1,042	1,304	影像 0	763	1,014	影像 0	279	290
影像 1	50	129	影像 1	42	99	影像 1	8	30
NA	15	18	NA	11	12	NA	4	6
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
46%	72%	9%	45%	70%	9%	51%	79%	9%
全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
<u>頭向右</u>	真值 0	真值 1	<u>頭向右</u>	真值 0	真值 1	<u>頭向右</u>	真值 0	真值 1
影像 0	756	701	影像 0	524	490	影像 0	232	211
影像 1	336	732	影像 1	281	623	影像 1	55	109
NA	15	18	NA	11	12	NA	4	6
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
59%	69%	51%	60%	69%	56%	56%	66%	34%
全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
<u>抬頭</u>	真值 0	真值 1	<u>抬頭</u>	真值 0	真值 1	<u>抬頭</u>	真值 0	真值 1
影像 0	947	1,319	影像 0	669	1,006	影像 0	278	313
影像 1	118	114	影像 1	109	107	影像 1	9	7
NA	15	18	NA	11	12	NA	4	6
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
42%	49%	8%	41%	50%	10%	47%	44%	2%
全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
<u>低頭</u>	真值 0	真值 1	<u>低頭</u>	真值 0	真值 1	<u>低頭</u>	真值 0	真值 1
影像 0	900	1,447	影像 0	667	1,194	影像 0	233	253
影像 1	192	286	影像 1	138	219	影像 1	54	67
NA	15	18	NA	11	12	NA	4	6
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
47%	60%	20%	40%	61%	15%	49%	55%	21%

(2) 辨識錯誤探討

探討辨識錯誤主要原因之雙手方面，短暫擺頭、輕微擺頭皆無法判斷。對影像辨識之而言，駕駛頭部擺動程度區分為輕度與高度，主有在高度擺頭才視為擺頭行為。

3. 駕駛手部動作辨識與真值分析

(1) 主要結果分析

參考駕駛手部動作辨識與真值結果，手部動作以拿東西、手靠近嘴巴之辨識正確率較高。使用車內設備及拿手機之夜間樣本召回率較低。駕駛手部動作辨識與真值交叉分析如下表 5.3-4 所示。

表 5.3-4 駕駛手部動作辨識與真值交叉分析

全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
用設備	真值 0	真值 1	用設備	真值 0	真值 1	用設備	真值 0	真值 1
影像 0	1,838	649	影像 0	1,359	527	影像 0	479	122
影像 1	28	43	影像 1	22	33	影像 1	6	10
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
74%	61%	6%	72%	60%	6%	79%	63%	8%
全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
拿東西	真值 0	真值 1	拿東西	真值 0	真值 1	拿東西	真值 0	真值 1
影像 0	2,772	103	影像 0	2,244	68	影像 0	528	35
影像 1	105	78	影像 1	82	47	影像 1	23	31
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
92%	43%	43%	94%	36%	41%	91%	57%	47%
全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
用手机	真值 0	真值 1	用手机	真值 0	真值 1	用手机	真值 0	真值 1
影像 0	2,374	25	影像 0	1,775	10	影像 0	599	15
影像 1	147	12	影像 1	145	11	影像 1	2	1
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
93%	8%	32%	92%	7%	52%	97%	33%	6%
全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
手近嘴	真值 0	真值 1	手近嘴	真值 0	真值 1	手近嘴	真值 0	真值 1
影像 0	1,736	87	影像 0	1,311	52	影像 0	425	35
影像 1	269	466	影像 1	219	359	影像 1	50	107
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
86%	63%	84%	86%	62%	87%	86%	68%	75%

(2) 辨識錯誤探討

探討辨識錯誤主要原因之使用設備方面，駕駛撥動方向燈(手沒在方向盤上/手仍在方向盤上)、調整上方冷氣孔、調整右前/右下設備、拉動左邊窗戶、前方儀表板、左上麥克風廣播、右前拿對講機等。

拿東西方面，主要是駕駛拿著東西在手上，皆視為拿東西之行為。在影像辨識則將駕駛伸手或手放置在 E、F 區域才視為「伸手」拿東西。

用手機方面，駕駛靠左側使用(角度、光線…)、直接放在方向盤上使用、未直接拿起來使用。駕駛在手部遮蔽、或未明顯使用手機的情況下，影像辨識較無法判斷。

手靠近嘴巴方面，駕駛碰觸其他靠近嘴巴部位、光線不佳、接觸秒數短等。在駕駛手部靠近臉部或動作 0.6 秒內的時間將無法辨識判斷。

4. 駕駛身體動作辨識與真值分析

(1) 主要結果分析

參考駕駛身體動作辨識與真值結果，身體動作雖有較高的正確率及精確率，但其召回率皆低，表示影像辨識未能正確捕捉動作的發生，駕駛身體動作辨識與真值交叉分析如下表 5.3-5 所示。

(2) 辨識錯誤探討

探討辨識錯誤主要原因之身體前傾方面，司機倚在方向盤上(沒貼倚背)。稍微伸手向前放東西的動作。車輛 1 之駕駛較少靠在椅背上，人工判讀時大多會判前傾。身體稍微前傾(調整坐姿/操作車內設備)。從靠著椅背到起來。駝背開車。

身體右傾方面，向右(右後/右前)伸手拿東西，但身體沒有明顯右傾狀況。沒有觀察到任何右傾狀況，為人工辨識過於敏感判斷駕駛右傾行為。

表 5.3-5 駕駛身體動作辨識與真值交叉分析

全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
<u>身前傾</u>	真值 0	真值 1	<u>身前傾</u>	真值 0	真值 1	<u>身前傾</u>	真值 0	真值 1
影像 0	2,097	456	影像 0	1,612	327	影像 0	485	129
影像 1	1	4	影像 1	1	1	影像 1	0	3
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
82%	80%	1%	83%	50%	0%	79%	100%	2%
全部樣本			日間樣本			夜間樣本		
<u>身右傾</u>	真值 0	真值 1	<u>身右傾</u>	真值 0	真值 1	<u>身右傾</u>	真值 0	真值 1
影像 0	2,483	73	影像 0	1,897	43	影像 0	586	30
影像 1	0	2	影像 1	0	1	影像 1	0	1
正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率	正確率	精確率	召回率
97%	100%	3%	98%	100%	2%	95%	100%	3%

5.4 車內影像辨識設備建議

基於行車影像辨識設備在成本與效益之考量，本計畫以三項主要設備(如影像鏡頭、運算平台、整體系統)，依其特性列出對應之評估項目，以提供建立車內行車影像辨識設備規格或功能評估之參考，相關資訊如下表 5.4-1 所示。

表 5.4-1 車內影像辨識設備之評估指標

設備項目	評估項目	評估指標	評估方式／單位
影像鏡頭	感光元件	夜間成像效果	(低光源下高清晰低噪點)
	影像視野	視場廣域度	角度(°)，Field of View (FOV)
	解析度	成像畫質解析度	畫素(Pixels)，如 1920x1080
	影格率	成像幀數	每秒幀數(frame per second, fps)
	影像傳輸	影像傳輸之延遲	毫秒(ms)，由實際接收畫面時間
運算平台	運算速度	運算力	TOPS (Tera operations per second)
	影格率	處理影像幀數	每秒幀數(frame per second, fps)
	影像來源	影像來源數	能同時處理之影像來源數
整體系統	辨識率	辨識行為正確率	百分比(%)，駕駛行為辨識準確
	鏡頭角度	駕駛特徵之方位	可觀察駕駛行為特徵之方位與角度
	錯誤警示	系統誤警之比率	百分比(%)，系統錯誤警示之比率
	反應時間	警示時間之延遲	毫秒(ms)，由實際發生至警示時差

本計畫除了車內影像辨識設備之評估指標（包含影像鏡頭、運算平台、整體系統）進行說明之外，並針對「成本因素考量」及「駕駛臉部偵測系統」提供設備相關參考之建議，如下所述。

1. 影像鏡頭

- (1) 感光元件：外部光線進入鏡頭後立即由感光元件所接收，進而轉換成數位影像。感光元件尺寸越大，其成像畫素及所捕捉的光源成正比，因此成像效果越清晰、噪點也越低。
- (2) 影像視野：視野 (Field of view, FOV) 角度即為寬廣的攝錄範圍，然而太過廣角的鏡頭不但會造成周邊畫面嚴重變形，也會讓成像畫面清晰度降低，因此通常選擇較高的廣角視野主要在近距離需要寬域範圍的成像應用，而選擇較低的廣角視野主要需要在遠距離取得清晰的成像應用。
- (3) 解析度：高解析度可確保影像清晰完整被記錄，而在擷取放大顯示時，也可清楚辨識畫質細節。
- (4) 影格率：每秒幀數越高的鏡頭錄影，在高速動態成像上影像流暢不掉格，同時在定格放大顯示時，也可清楚辨識畫面細節。
- (5) 影像傳輸：由鏡頭實際接收光源到成像畫面，傳輸至運算平台之傳輸時間，其延遲越低將影響後端感知及警示之反應時間。

2. 運算平台

- (1) 運算速度：運算力 (TOPS) 越高之運算處理晶片，其所能夠提供辨識速度與準確度越佳，在車載運算平台的有限資源中，充份有效運用運算資源為功能成本取舍的挑戰之一。
- (2) 影格率：每秒幀數越高的運算處理，主要為感知系統反應能力，亦影響辨識速度與其警示效果。本計畫發現在不同行車影像紀錄器 (DVR) 系統中採用不同影格率，將造成研究分析轉換的困難度，故建議不同車載系統設定相同影格率。
- (3) 影像來源：在多鏡頭影像來源（如駕駛員臉部方位、駕駛座艙）接收情況下，能同時處理各影像辨識訓練模型架構及演算法之影像來源數，可為運算效能評估指標之一。

3. 整體系統

- (1) 辨識率：行為辨識率為整體系統最為直覺的評估指標方式，在設計上可依各種不同的環境光影變化與成像效果，評估各項駕駛行為之影像辨識正確率。
- (2) 鏡頭角度：由於車內駕駛不同鏡頭角度可觀察駕駛行為（如臉部特徵、肢體動作），因此在鏡頭角度與位置之考量，將影響駕駛辨識重點項目（如臉部特徵之眼瞼或嘴唇閉合）與其對應之結果（如精神不佳想打瞌睡）。本計畫採駕駛座位右上方位置之鏡頭角度，主要觀察駕駛肢體動作（如手離開方向盤、擺頭未注視前方車況等）。
- (3) 錯誤警示：根據駕駛需求訪談中，錯誤警示頻繁發生易造成駕駛負擔，反而導致干擾駕駛行車安全，或因排斥而遮蔽或關閉系統，導致系統功能失效，無法發揮協助駕駛安全之效益。
- (4) 反應時間：由鏡頭實際接收光源到成像畫面，經由傳輸、運算並產生警示訊息（光學、聲音、觸覺）其整體時間差，可做為輔助駕駛警示系統的評估指標之一。若為事後分析之研究，則不需考量此一項目。

4. 成本因素考量

- (1) 影像鏡頭：根據 5.2 節之車內影像品質與辨識結果得知，鏡頭成像品質（可適應低光源環境及光源變化）影響關節點偵測結果與辨識率很大，故採用感光元件較佳（成本相對較高）為主要考量，而在影像視野、解析度、影格率及影像傳輸等規格在符合基本要求之成本價格即可。
- (2) 運算平台：運算平台之硬體元件成本須考量車內環境使用需求年限，及嵌入式系統可承載軟體演算法（包含 AI 辨識引擎、行為辨識與警示機制），並考量軟體開發及後續更新維運之成本價格。
- (3) 整體系統：可根據使用者（如車隊管理業者）市場需求之容忍範疇（如辨識率 90% 以上、誤警率 1% 以下、反應時間 1 秒內），估算合適系統硬體規格（運算力可符合 AI 演算法所需，及其需求反應之 FPS 幀數）之成本，並考量整體系統物料清單 (Bill of materials, BOM) 項目及系統所採用相關材料（如線材、鏡頭支架、

設備支架等) 與安裝維護之成本價格。

5. 駕駛臉部偵測系統

本計畫主要針對客運業者 A 的座艙影像進行車內行為辨識技術發展之探討，其中以駕駛肢體關節點以辨識車內駕駛行為之外，亦參考國道客運業者 B 既有之駕駛臉部 (疲勞) 影像偵測系統進行研究，相關說明如下。

(1) 研究說明

駕駛臉部偵測系統技術發展研究進行項目，針對國道客運業者 B 之影片修改現有網路架構以預測臉部關鍵點，藉由三項深度學習辨識神經網路 OpenFace、SynergyNet、insightface 驗測比較其辨識效果。

(2) 研究標的

駕駛臉部影片來源為國道客運業者 B 各 3 輛車的 2 個視角，視角一為駕駛左上方的鏡頭 DVR 影像 (編號 CH1)，視角二為既有之疲勞偵測系統的鏡頭 DMS 影像 (編號 CH3，左半畫面為整合車外之影像)，如下圖 5.4-1 所示。

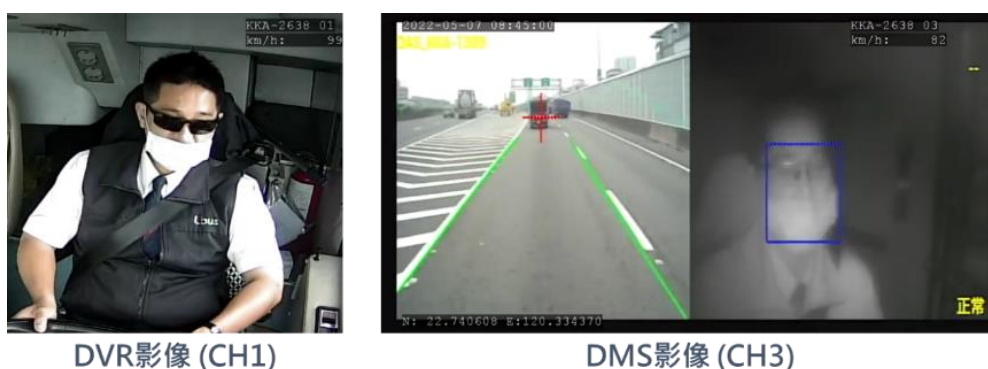


圖 5.4-1 國道客運業者 B 駕駛臉部影像偵測系統畫面

(3) 驗測分析說明

影響臉部特徵界標 (landmark) 預測及辨識效果分析，其影響臉部關鍵點辨識能力的因素包含，影像解析度和臉部佔畫面比例、成像清晰/模糊程度、臉部相對鏡頭角度，以及是否有遮蔽五官物 (如帽子、墨鏡、口罩)。在五官被配戴物遮住時，雖然有機會根據相對位置預測辨識眼口位置，但是預測得到的關鍵點無法判斷眼

睛是否有閉合或口部是否有打哈欠，因此造就辨識與結果判斷不佳，進而影響辨識率與發生誤判等問題。

(4) 臉部關鍵點之辨識網路架構能力比較

OpenFace 臉部關鍵點之辨識方面，其特性為遮蔽時（口罩等）仍有一定預測辨識能力。SynergyNet 臉部關鍵點之辨識方面，其特性為臉的角度較大時仍有一定預測辨識能力。insightface 臉部關鍵點之辨識方面，其特性為遮蔽或臉的角度較大時皆有一定預測能力。相關比較結果如下圖 5.4-2 所示。



圖 5.4-2 臉部關鍵點之辨識網路架構結果畫面

綜合行車影像辨識設備之各項指標，可依照實際應用情境與預期成效，提出所需之基本規格。然而各系統在基本規格架構上並不一定能達成預期成效，因此建議在評估指標上以「整體系統」項目為主並考量成本因素，將可協助建置系統提供駕駛各項安全警示的服務，以期提升整體行車安全。

5.5 小結

本計畫主要透過車內駕駛人體關節點之影像辨識方式，進行車內事件辨識架構與流程，藉由車內事件影像之駕駛關節點、座艙內設備位置、方向盤辨識及手機物件辨識等技術，以頭部、手部與軀幹等關節點變化關係，完成辨識車內駕駛各項動作行為事件。車內駕駛事件影像辨識技術研究過程中，受到車內影像在成像與影像辨識率所造成的功能限制與挑戰，故提出車內影像辨識技術開發項目與設備相關建議。

綜合本章之技術發展結果，歸納車內駕駛行為影像辨識之技術開發與

建置，應考量技術、規格、功能與成本，並提出後續技術發展之建議，相關說明如下。

1. 技術開發與建置考量因素

(1) 技術方面

車內駕駛人工智慧深度學習影像辨識技術，應可適應車內各種環境（晴、陰、夜、燈）光影變化、駕駛人穿著顏色（不易分辨肢體之同一色系衣褲）與相關物件（如方向盤、手機、分心物…）之良好辨識效果。

(2) 規格方面

影像辨識以人眼可視的鏡頭成像品質為基本要求（尤其是在光線不足之晨昏夜晚環境中），搭配支援需求算力足夠的運算平台，提供整體系統之辨識成效，以及減少因誤判而干擾駕駛行車之警示。

(3) 功能方面

依照不同的駕駛身形（高矮胖瘦）與座艙設備操作之環境特性，提供相對應之安全警示系統與功能（如分心提醒、危險行為提示、…），並可針對座艙特性（如座位前後高低、方向盤角度位置）設定或自動調整其系統相關參數，同時納入安全駕駛績效考評制度當中，協助駕駛養成良好安全駕駛習慣。

(4) 成本方面

參考技術、規格、功能在建置系統的成本考量下，將面臨性能價格等取捨問題。因此可依據管理駕駛需求特性、主要行駛區域與情境，以及車隊運行常發分心事件等因素，提供適當的警示功能與駕駛行為訓練，以提昇習駕駛及用路人之交通安全。

根據本計畫之車內影像辨識技術之設備成本可分為影像鏡頭、運算平台與整體系統（含硬體及軟體演算法開發），針對軟體演算業者可參考本計畫之作法自行投資人力（需具 AI 研發之人才）開發，或是經付費予研究單位（如資策會）取得技術移轉授權方式導入系統。業者若應用本計畫技術將面臨產品化（如市場定位、軟體調校、硬體規格設定與成本考量）問題及門檻，並以客戶需求為導

向以尋求最佳商業模式永續經營。

2. 後續技術發展之建議

(1) 強化影像辨識率之研究

硬體除了在改變影像鏡頭感光元件之成像效果之外，在軟體演算上可導入新演算法（如 YOLOv7-Pose）以評估關節點辨識效果，並以其他更佳機器學習演算（如 GCN-Graph Convolutional Network）進行駕駛行為分析，以強化影像辨識率。

此外，可考量採用熱成像（Thermal Imaging）之鏡頭可適應在低光源甚至無光源之車艙環境，將可取得良好辨識效果，並可保障駕駛個人隱私（熱成像畫面較無法分辨原駕駛面貌），亦可取得駕駛體溫等生理特徵進行深度研究。

(2) 駕駛臉部特徵技術研究

建議可在鏡頭角度（如儀錶板位置面向駕駛臉部）與解析度（如駕駛臉部特徵在 50x70 像素並清楚之成像）規格之外，針對影像取像範圍（如駕駛臉部之眼口閉合）進行分析，將可進一步研究駕駛疲勞與專注力程度，發展可協助提醒駕駛專心之改善作法。

(3) 整合車身資訊之車內駕駛行為分析

本計畫之部份影片雖可局部辨識駕駛下半身腳踏加速板或煞車踏板之動作，但仍無法判斷其加速煞車之量化值，因此可藉由車輛 CAN 數據予以判斷此加速煞車行為。由於在本研中駕駛的下半身辨識仍為挑戰（主要原因：腳局部遮蔽比例較高、駕駛制服多為深色），故後續研究優化方向應可整合車輛控制器區域網路（Controller Area Network, CAN bus）數據，進而完整分析駕駛行為。

(4) 整合既有行車影像紀錄器之辨識系統

本計畫之影像來源自客運業者之行車影像紀錄器，基於既有 DVR 設備裝設需求，運用同一裝設鏡頭之影像來源，可採用增設智慧設備整合現有 DVR 快速導入，以符合駕駛安全警示需求（警示功能與低誤報）及車隊管理業者需求（增加車隊管理功能與降低裝設成本）。

第六章 車內行為與行車異常事件關聯分析

6.1 警示發生下之行車異常事件關聯分析

6.1.1 車內行為、車行動態及行車異常事件的關聯架構

行車異常事件的發生應是先由車內駕駛行為導致行車動態的變化，進而發生警示事件或行車異常事件，但車內駕駛行為也可能直接影響行車異常事件。圖 6.1-1 為本計畫之分析架構圖，透過擺頭、手離開方向盤、肢體動作及手伸及之區域做為車內行為的衡量指標，再探討車內行為、行車動態與行車異常事件之關聯性。6.1 節沿用前期計畫之 2,558 事件，分別進行車內行為與行車動態、車內行為與行車異常事件之分析，再接續分析車內行為、車行動態及行車異常事件的整體關聯性。

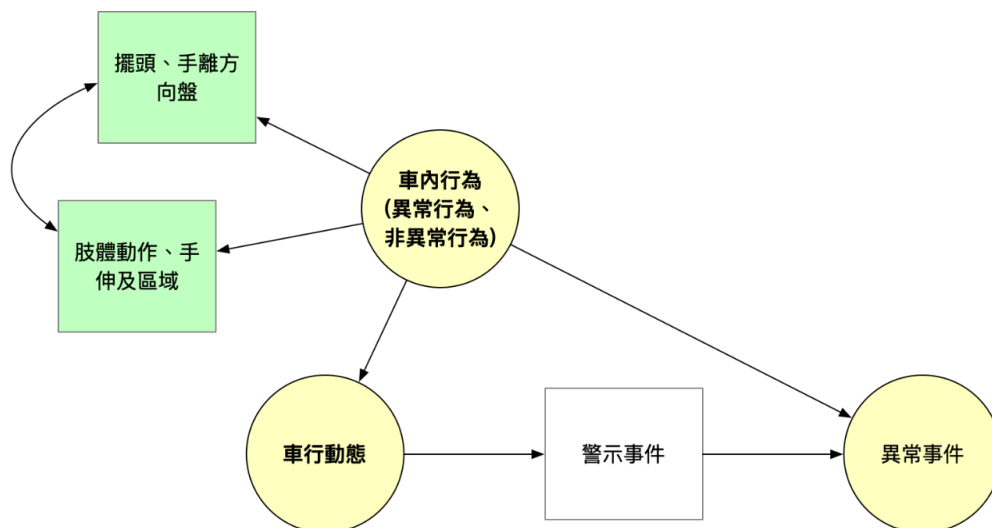


圖 6.1-1 本計畫之分析架構圖

6.1.2 車內行為特徵描述

本計畫將車內行為分為 2 個階段，第 1 階段為警示警示當下，考量駕駛的動作有延續性，警示當下的動作會近似警示前 2-3 秒的動作，而警示前時間過長，可能與警示發生較無關，此外，判斷是否為行車異常事件會將警示發生後駕駛的反應也納入評估，因此車內行為第 2 階段納入警示後 10 秒的動作型態。

表 6.1-1 為警示當下與警示後各類動作之發生頻次統計，駕駛在警示發生當下與警示發生後 10 秒，皆以單手離開方向盤的比例最多，而警示後 10 秒一些手部分心行為的比例高於警示發生當下，推測是因為駕駛可能在警示後 10 秒內認為已遠離危險情境，故發生手部分心動作。

表 6.1-1 警示當下與警示後各類動作(人工真值)之發生頻次

動作類別	警示當下		警示後 10 秒	
	次數	百分比	次數	百分比
正常駕駛	837	32.72%	640	25.02%
雙手離開方向盤	161	6.29%	185	7.23%
單手離開方向盤	1,030	40.27%	1,597	62.43%
軀幹移動(身體前傾)	203	7.94%	158	6.18%
軀幹移動(身體右傾)	9	0.35%	8	0.31%
擺頭	302	11.81%	605	23.65%
操作車內設備_撥桿	126	4.93%	164	6.41%
操作車內設備_非撥桿	59	2.31%	79	3.09%
拿東西	54	2.11%	90	3.09%
用手機(手持)	13	0.51%	12	0.47%
手靠近嘴巴	154	6.02%	264	10.32%
總警示事件數	2,558		2,558	

註：因單一事件可能同時出現多個動作，故加總會超過總警示事件數。

駕駛行為可能是多種動作的組合，經檢視資料後發現動作以兩種為一個組合的比例最多，表 6.1-2 與表 6.1-3 分別整理警示當下與警示後 10 秒同時出現的兩種動作組合，警示當下與警示後皆以單手離開方向盤與擺頭同時出現的比例最高，單手離開方向盤與手靠近嘴巴的比例次之。

表 6.1-2 警示當下兩種動作(人工真值)之組合情況

2 種動作	軀幹移動 (身體前傾)	雙手離開 方向盤	操作車 內設備	手靠近 嘴巴	擺頭	用手機 (手持)	單手離 開方向 盤	拿東 西
軀幹移動 (身體前傾)	0	14	1	0	5	0	74	0
雙手離開方向盤	14	0	10	7	10	0	1	6
操作車內設備	1	10	0	0	9	0	65	0
手靠近嘴巴	0	7	0	0	0	0	109	0
擺頭	5	10	9	0	0	0	134	0
用手機(手持)	0	0	0	0	0	0	4	0
單手離開方向盤	74	1	65	109	134	4	2	25
拿東西	0	6	0	0	0	0	25	0

表 6.1-3 警示後 10 秒兩種動作(人工真值)之組合情況

2 種動作	軀幹移動 (身體前傾)	雙手離開 方向盤	操作車 內設備	手靠近 嘴巴	擺頭	用手機 (手持)	單手離開 方向盤	拿東西
軀幹移動 (身體前傾)	0	6	2	1	8	0	30	0
雙手離開方向盤	6	0	4	12	14	1	22	3
操作車內設備	2	4	0	0	6	0	77	0
手靠近嘴巴	1	12	0	0	0	0	141	0
擺頭	8	14	6	0	0	0	241	0
用手機(手持)	0	1	0	0	0	0	5	0
單手離開方向盤	30	22	77	141	241	5	0	17
拿東西	0	3	0	0	0	0	17	0

表 6.1-4 為不同警示種類的事件，其警示發生當下之動作類別統計，FCWL 警示事件與 SLDW 警示事件的當下，駕駛是正常駕駛行為的比例較少，依據人工觀看影片的經驗推測，FCWL 警示通常發生在塞車慢速的情況下；而 SLDW 警示通常是駕駛未能妥善控制方向盤，這兩種情況駕駛都較少將雙手都放在方向盤上。而與前車相關的警示如 FCWH 與 SDW0.4，則是警示當下駕駛為正常駕駛行為的比例較高，雙手離開方向盤的比例較少。拿東西與用手機兩種手部分心行為則較常出現在 LDW 與 SLDW 的警示發生當下。

表 6.1-4 不同種類警示事件之動作類別：警示當下動作(人工真值)

警示當下的動作	全部樣本	FCWL	FCWH	SDW0.4	SDW1.2	LDW	SLDW
正常駕駛	837 32.72%	29 14.43%	44 48.89%	529 40.23%	132 26.40%	93 23.79%	10 16.39%
雙手離開方向盤	161 6.29%	46 22.89%	1 1.11%	24 1.83%	43 8.60%	39 9.97%	8 13.11%
單手離開方向盤	1,030 40.27%	99 49.25%	31 34.44%	476 36.20%	204 40.80%	186 47.57%	34 55.74%
軀幹移動(身體前傾)	203 7.94%	28 13.93%	6 6.67%	66 5.02%	36 7.20%	55 14.07%	12 19.67%
軀幹移動(身體右傾)	9 0.35%	0 0.00%	0 0.00%	2 0.15%	0 0.00%	3 0.77%	4 6.56%
擺頭	302 11.81%	18 8.96%	3 3.33%	180 13.69%	37 7.40%	50 12.79%	14 22.95%
操作車內設備_撥桿	126 4.93%	11 5.47%	4 4.44%	60 4.56%	46 9.20%	1 0.26%	4 6.56%
操作車內設備_非撥桿	59 2.31%	2 1.00%	8 8.89%	31 2.36%	13 2.60%	3 0.77%	2 3.28%

表 6.1-4 不同種類警示事件之動作類別：警示當下動作(人工真值)(續)

警示當下的動作	全部樣本	FCWL	FCWH	SDW0.4	SDW1.2	LDW	SLDW
拿東西	54 2.11%	6 2.99%	0 0.00%	11 0.84%	8 1.60%	21 5.37%	8 13.11%
用手機(手持)	13 0.51%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	11 2.81%	2 3.28%
手靠近嘴巴	154 6.02%	16 7.96%	7 7.78%	45 3.42%	49 9.80%	28 7.16%	9 14.75%
總警示事件數	2,558	201	90	1,315	500	391	61

表 6.1-5 為不同行車異常事件之警示當下動作統計，由表 6.1-5 可知事件異常程度愈高，警示發生當下駕駛為正常駕駛的比例愈高，擺頭的比例會增加，且雙手離開方向盤、拿東西、用手機等手部分心動作的比例會減少，推測是因為愈是行車異常事件表示當下的情境愈容易演變成事故，因此駕駛會回復正常駕駛行為並擺頭注意周遭車況，以避免發生事故。

表 6.1-5 不同程度行車異常事件之動作類別：警示當下動作(人工真值)

	全部樣本	不是異常	輕度異常	異常
正常駕駛	837 32.72%	616 31.67%	172 35.54%	43 40.95%
雙手離開方向盤	161 6.29%	128 6.58%	28 5.79%	4 3.81%
單手離開方向盤	1,030 40.27%	776 39.90%	203 41.94%	35 33.33%
軀幹移動(身體前傾)	203 7.94%	156 8.02%	42 8.68%	5 4.76%
軀幹移動(身體右傾)	9 0.35%	5 0.26%	2 0.41%	2 1.90%
擺頭	302 11.81%	220 11.31%	64 13.22%	16 15.24%
操作車內設備_撥桿	126 4.93%	99 5.09%	20 4.13%	7 6.67%
操作車內設備_非撥桿	59 2.31%	30 1.54%	27 5.58%	2 1.90%
拿東西	54 2.11%	33 1.70%	21 4.34%	0 0.00%
用手機(手持)	13 0.51%	6 0.31%	7 1.45%	0 0.00%
手靠近嘴巴	154 6.02%	121 6.22%	29 5.99%	1 0.95%
總警示事件數	2,524*	1945	484	105

*註：1. 前期刪除 34 件因車外燈光太暗或下雨之情境導致無法判斷事件異常程度之警示事件，故僅剩 2524 件

2. 因單一事件可能同時出現多個動作，故加總會超過總警示事件數。

表 6.1-6 為不同警示種類的事件，其警示發生後 10 秒之動作類別統計，FCWH 與 SDW0.4 兩種與前車動態相關的警示發生後，多數駕駛還是會保持雙手放在方向盤上並直視前方的動作；且在高速接近前車時 (FCWH)，駕駛擺頭的比例明顯較少。而在壅塞的情況下 (FCWL)，警示後 10 秒駕駛雙手離開方向盤與擺頭的比例較高，也容易出現身體前傾的動作(趴在方向盤上)，也會有撥右邊撥桿的動作，方向盤右邊撥桿為電子離合器，應屬於正常駕駛反應。

表 6.1-6 不同種類警示事件之動作類別：警示後 10 秒動作(人工真值)

警示後動作	全部 樣本	FCWL	FCWH	SDW0.4	SDW1.2	LDW	SLDW
正常駕駛	640 25.02%	19 9.45%	36 40.00%	395 30.04%	108 21.60%	69 17.65%	13 21.31%
雙手離開方向盤	185 7.23%	71 35.32%	0 0.00%	34 2.59%	43 8.60%	32 8.18%	5 8.20%
單手離開方向盤	1,597 62.43%	132 65.67%	46 51.11%	775 58.94%	326 65.20%	277 70.84%	41 67.21%
軀幹移動(身體前傾)	158 6.18%	34 16.92%	4 4.44%	61 4.64%	31 6.20%	25 6.39%	3 4.92%
軀幹移動(身體右傾)	8 0.31%	1 0.50%	0 0.00%	5 0.38%	1 0.20%	1 0.26%	0 0.00%
擺頭	605 23.65%	60 29.85%	14 15.56%	319 24.26%	103 20.60%	98 25.06%	11 18.03%
操作車內設備_撥桿	164 6.41%	27 13.43%	8 8.89%	72 5.48%	47 9.40%	9 2.30%	1 1.64%
操作車內設備_非撥桿	79 3.09%	12 5.97%	4 4.44%	44 3.35%	13 2.60%	6 1.53%	0 0.00%
拿東西	90 3.52%	11 5.47%	0 0.00%	27 2.05%	18 3.60%	31 7.93%	3 4.92%
用手機(手持)	12 0.47%	2 1.00%	0 0.00%	2 0.15%	1 0.20%	6 1.53%	1 1.64%
手靠近嘴巴	264 10.32%	30 14.93%	5 5.56%	90 6.84%	75 15.00%	57 14.58%	7 11.48%
總警示事件數	2,558	201	90	1,315	500	391	61

註：因單一事件可能同時出現多個動作，故加總會超過總警示事件數。

表 6.1-7 為不同行車異常事件之警示後動作統計，與表 6.1-5 的結果相似，事件異常程度愈高，警示發生後駕駛為正常駕駛的比例愈高，擺頭的比例會增加，且雙手離開方向盤、拿東西、用手機等手部分心動作的比例會減少，推測係因情境愈危險駕駛仍會在警示發生後保持正常駕駛行為。

表 6.1-7 不同程度行車異常事件之動作類別：警示後 10 秒動作(人工真值)

警示後動作	全部樣本	不是異常	輕度異常	異常
正常駕駛	640 25.02%	466 23.96%	132 27.27%	36 34.29%
雙手離開方向盤	185 7.23%	158 8.12%	23 4.75%	1 0.95%
單手離開方向盤	1,597 62.43%	1,225 62.98%	298 61.57%	56 53.33%
軀幹移動(身體前傾)	158 6.18%	124 6.38%	27 5.58%	5 4.76%
軀幹移動(身體右傾)	8 0.31%	5 0.26%	2 0.41%	1 0.95%
擺頭	605 23.65%	442 22.72%	128 26.45%	29 27.62%
操作車內設備_撥桿	164 6.41%	122 6.27%	27 5.58%	14 13.33%
操作車內設備_非撥桿	79 3.09%	61 3.14%	15 3.10%	3 2.86%
拿東西	90 3.52%	66 3.39%	23 4.75%	0 0.00%
用手機(手持)	12 0.47%	7 0.36%	4 0.83%	1 0.95%
手靠近嘴巴	264 10.32%	212 10.90%	43 8.88%	7 6.67%
總警示事件數	2,524	1,945	484	105

*註：1. 前期刪除 34 件因車外燈光太暗或下雨之情境導致無法判斷事件異常程度之警示事件，故僅剩 2524 件

2. 因單一事件可能同時出現多個動作，故加總會超過總警示事件數。

6.1.3 車內行為與行車動態分析

前期計畫在判斷事件異常程度時，有同時以人工記錄駕駛是否有分心以及其分心行為，本節將以是否有分心、分心類型做為車內行為之指標，並以 GPS 車速做為行車動態之指標，分析車內行為與行車動態之關聯性。不同的警示事件類型可能會有不同的行車動態變化，因此本節將 LDWL、LDWR、SLDW 合併為車道偏移警示 (LDW)，FCWH 與 FCWL 合併為前方碰撞警示 (FCW)，前車安全距離警示則僅包含 SDW0.4，分別探討在 3 種警示類別的情況下，有無分心與警示發生前 15 秒後至 5 秒車速變化之關係。本計畫先將每個事件前 15 秒後 5 秒的速度平滑處理成一條二次函數的曲線，再經過二次微分即得到加速度之時變量 (jerk)。圖 6.1-2 至圖

6.1-4 分別為車道偏移警示、前車安全距離警示、前方碰撞警示下，各個事件的加速度之時變量分布圖。

在車道偏移警示(LDW)的情況下，有分心的事件(Distracted)其加速度之時變量比較集中在 0 的區域，表示大部分駕駛分心的期間會盡量維持均速或是均勻加速，較不會有加速度的變化，僅少部分的駕駛人有加速的情況；而未分心的事件(Normal)其加速度之時變量的分布則比較平均，會隨著周遭環境而變化。

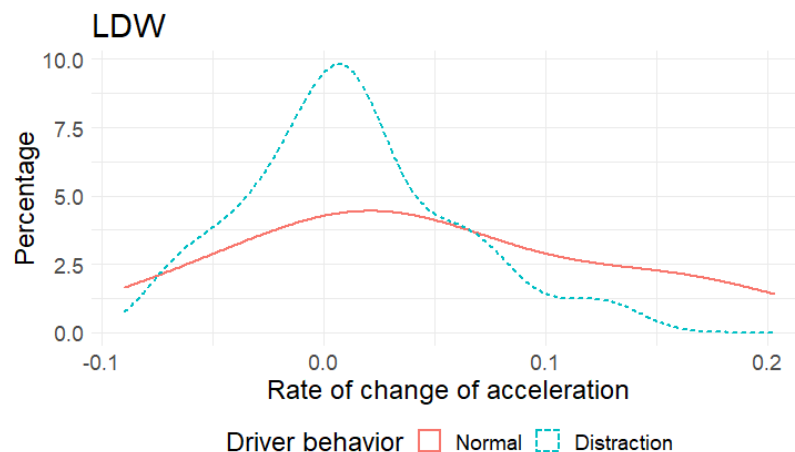


圖 6.1-2 車道偏移警示事件之加速度時變量分布圖

在前車安全距離警示(SDW0.4)與前方碰撞警示(FCW)的情況下，有分心事件(Distracted)與未分心事件(Normal)的加速度時變量的分布皆相近，尤其是前方碰撞警示的事件數少，較難看出有分心與無分心的車速變化差異。

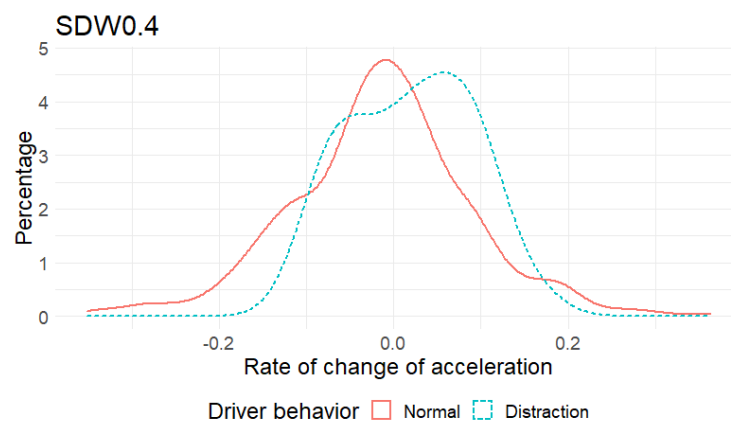


圖 6.1-3 前車安全距離警示事件之加速度時變量分布圖

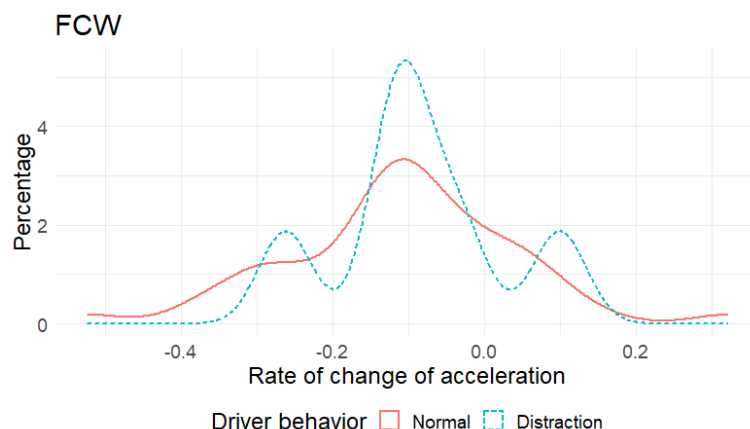


圖 6.1-4 前方碰撞警示事件之加速度時變量分布圖

初步觀察各種警示下有分心與無分心事件的加速度時變量後，除 LDW 警示下有無分心有較明顯的車速變化特徵之外，SDW0.4 與 FCW 警示皆無明顯差異，因此本計畫再將分心行為細分為未注意前方的分心行為、手不在方向盤的分心行為與拿東西的分心行為，分別檢視在不同警示的情況下各種分心行為的加速度變化，試圖找出分心行為的車速變化特徵。

1. 車道偏移警示

圖 6.1-5 至圖 6.1-7 分別為車道偏移警示的情況下，駕駛人未注意前方、手不在方向盤及拿東西事件期間的加速度時變量。從圖 6.1-5 可看出當駕駛要做的分心動作是視線不在前方的行為時 (Distraction head)，在大部分的事件中駕駛會維持等加減速 (加速度時變量為 0) 或是減速 (加速度時變量為負)，做為視線未注意前方的補償機制，但若是駕駛的視線仍保持專注於前方，則無法觀察到明顯的速度變化。手離開方向盤的分心 (Distraction steering wheel) 與手仍在方向盤的分心較無明顯的差異 (圖 6.1-6)。

圖 6.1-7 則顯示駕駛若在行駛過程中有拿東西之動作 (Distraction takingsth)，也會有減速的情況，實際觀察駕駛艙內部配置，駕駛座的周圍有許多供駕駛放置物品的空間 (如：副駕駛座、駕駛座後方、左車門邊等)，駕駛可能會因為物品放置的區域與伸手的動作幅度，降低車速，以減少拿東西的動作造成的風險。

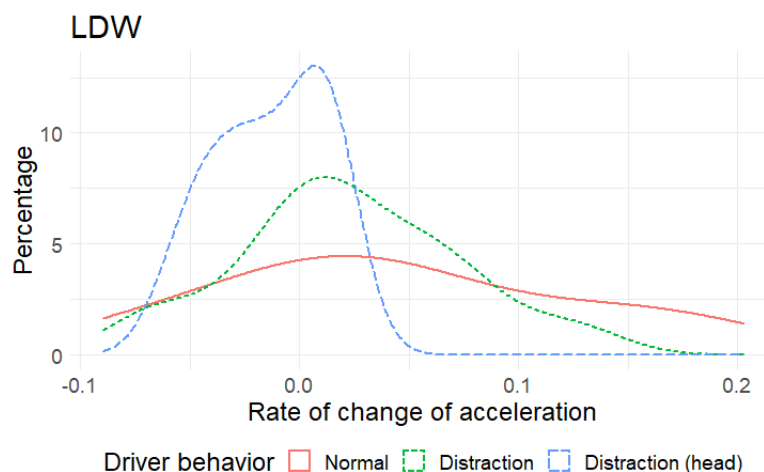


圖 6.1-5 車道偏移警示事件之加速度時變量分布圖(未注意前方)

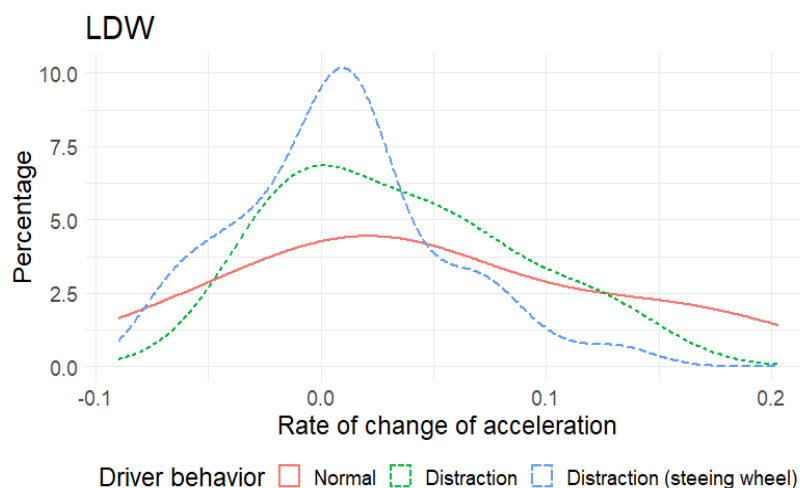


圖 6.1-6 車道偏移警示事件之加速度時變量分布圖(手離開方向盤)

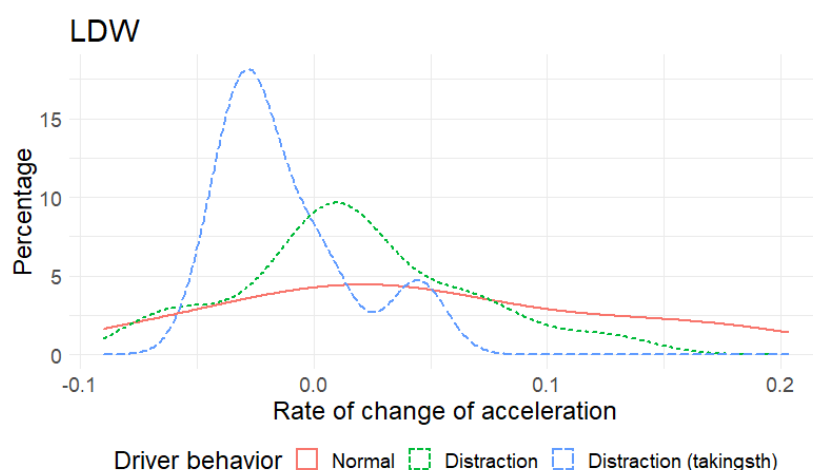


圖 6.1-7 車道偏移警示事件之加速度時變量分布圖(拿東西)

2. 前車安全距離警示

圖 6.1-8 與圖 6.1-9 分別為前車安全距離警示下，駕駛人未注意前

方、手不在方向盤事件期間的加速度時變量。從圖 6.1-8 可看出當駕駛要做的分心動作是視線不在前方的行為時 (Distraction head)，在大部分的 SDW0.4 的事件中駕駛加速(加速度變化率為正)的情況較多，可能是因為視線未注意前方而駕駛又在加速，才導致容易發生與前車安全距離的警示。圖 6.1-9 則顯示手離開方向盤的分心 (Distraction steering wheel)、手仍在方向盤的分心、與無分心的事件並無明顯的車速變化差異。另外，前期資料中僅一件 SDW0.4 警示事件為拿東西的分心，因此無法比較是否為拿東西之分心的差異。

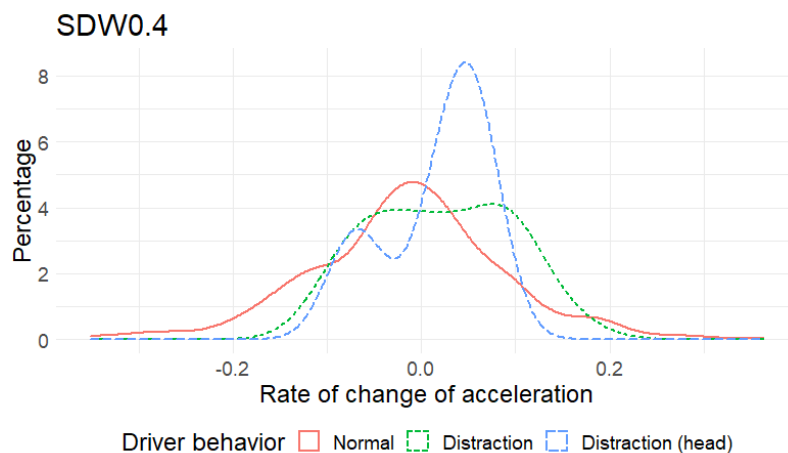


圖 6.1-8 前車安全距離警示事件之加速度時變量分布圖(未注意前方)

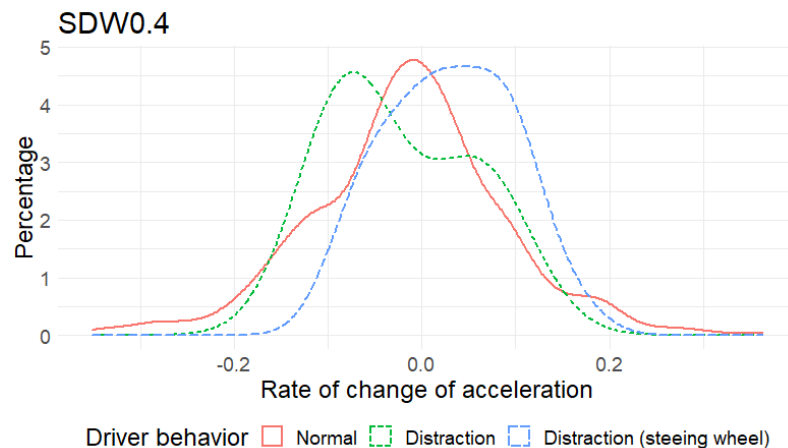


圖 6.1-9 前車安全距離警示事件之加速度時變量分布圖(手離開方向盤)

3. 前方碰撞警示

在前期資料中沒有視線未注意前方的 FCW 警示事件樣本，且當中僅一事件為手在方向盤的警示事件，其餘皆為手離開方向盤的 FCW 事件，故無繪製視線未注意前方與手離開方向盤的的分析的加速

度時變量分布圖。

圖 6.1-10 為前方碰撞警示下，駕駛人拿東西分心事件期間的加速度時變量。從圖 6.1-10 可看出當駕駛是進行拿東西的分心行為時 (Distraction takingsth)，其加速度時變量的分布範圍較廣，並無明顯特徵；但若是進行非拿東西的分心行為時，加速度集中在負的區域，表示駕駛會減速避免與前車發生碰撞。

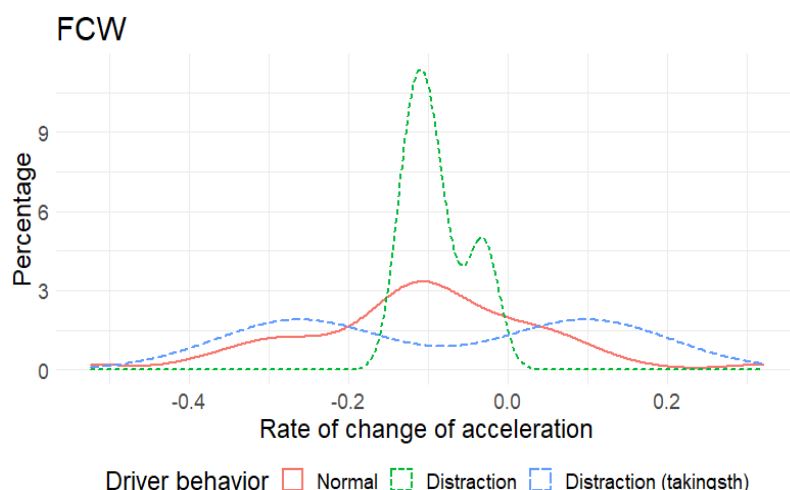


圖 6.1-10 前方碰撞警示事件之加速度時變量分布圖(拿東西)

6.1.4 車內行為與行車異常事件分析

本小節首先使用人工辨識真值探討警示發生當下之車內行為與駕駛員是否分心間的關聯性，其中分心變數為判斷事件異常程度時之人工辨識真值；該分心動作定義為駕駛員於駕車期間是否專注，若駕駛員同時在看其他東西(如文件或手機等)、吃東西、抽菸等動作，則判定為分心。由此分析可判斷如單手離開方向盤、手靠近嘴巴等動作是否能進一步視為分心行為。各項車內行為帶入二元羅吉斯迴歸之統計結果如表 6.1-8：

表 6.1-8 分心與車內動作(人工真值)關聯之二元羅吉斯迴歸

	截距	車內行為 迴歸參數	S.E.	AIC	BIC	Log Likelihood
右手離開方向盤	-2.72***	0.79***	(0.16)	1350.19	1361.89	-673.1
左手離開方向盤	-2.60***	0.41*	(0.17)	1367.17	1378.86	-681.58
雙手離開方向盤	-2.66***	1.46***	(0.20)	1331.61	1343.31	-663.81
單手離開方向盤	-2.96***	0.92***	(0.15)	1335.65	1347.34	-665.82

表 6.1-8 分心與車內動作(人工真值)關聯之二元羅吉斯迴歸 (續)

	截距	車內行為 迴歸參數	S.E.	AIC	BIC	Log Likelihood
擺頭	-2.53***	0.21	(0.22)	1371.68	1383.37	-683.84
身體前傾	-2.70***	1.45***	(0.19)	1324.34	1336.03	-660.17
身體右傾	-2.52***	1.83*	(0.71)	1367.57	1379.27	-681.79
操作車內設備	-2.46***	-2.37*	(1.01)	1359.06	1370.75	-677.53
操作車內設備 (與安全無關)	-2.57***	1.49***	(0.31)	1354.41	1366.11	-675.21
拿東西	-2.57***	5.05***	(1.04)	1316.77	1328.46	-656.38
用手機	-2.65***	2.73***	(0.28)	1295.17	1306.86	-645.58
手靠近嘴巴	-2.63***	1.30***	(0.21)	1342.88	1354.58	-669.44

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

透過上表，本計畫發現駕駛員於開車中所有行為除操作車內設備外，皆與駕駛員分心有顯著正相關。其中，拿東西(5.05, $p < 0.001$)及用手機(2.73, $p < 0.001$)兩動作之迴歸參數最大，與本計畫預期相符；操作與安全無關之設備(1.49, $P < 0.001$)及雙手離開方向盤(1.46, $p < 0.001$)也與分心行為有極高的關聯。然而，本計畫將操作車內設備分為全部設備(含方向燈、離合器撥桿及儀表板等)(-2.37, $p < 0.05$)及與行車安全無關之設備(僅考慮窗戶、冷氣出風口等)，前者為顯著負相關，但本計畫推測其結果應為當駕駛員操作設備時，經常是為了因應道路狀況而為之，故當人工判斷時會被判定為不是分心，故後續之分析將針對駕駛員操作「與行車安全無關」之設備做統計分析。

表 6.1-9 為行車異常事件與人工辨識真值的二元羅吉斯迴歸分析結果，行車異常事件為同時考慮行車動態及車內行為而得之。其中，本分析使用單變數進行分析，故每一個行為皆代表一個模式。

值得注意的是，若僅考慮行車異常事件(輕度異常、異常)，則右手離開方向盤(0.36, $p < 0.01$)、操作車內設備(1.39, $p < 0.001$)、拿東西(0.76, $p < 0.05$)及用手機(1.17, $p < 0.05$)有顯著正相關，有趣的是，駕駛員若涉及後三項動作，往往需要使用右手，故與右手離開方向盤有關聯，此結果與本計畫之預期相符同時；左手離開方向盤(-0.31, $p < 0.05$)為顯著負相關，本計畫推測因駕駛員普遍習慣將左手置於座椅扶手上，表示駕駛員於此同時較不易涉及其他分心行為，顯示為專注行車的狀態，故若僅將左手移離方向盤，較

不會造成異常或輕度行車異常事件；雙手離開方向盤、單手離開方向盤、擺頭、身體前傾、身體右傾及手靠近嘴巴等變數，則無統計上顯著說明其與行車異常事件的產生有相關。

表 6.1-9 行車異常事件與車內行為(人工真值)二元羅吉斯迴歸分析

	截距	車內行為 迴歸參數	S.E.	AIC	BIC	Log Likelihood
右手離開方向盤	-1.08***	0.36**	(0.12)	2369.43	2380.67	-1182.7
左手離開方向盤	-0.95***	-0.31*	(0.13)	2373.05	2384.3	-1184.5
雙手離開方向盤	-1.00***	-0.02	(0.22)	2378.72	2389.97	-1187.4
單手離開方向盤	-1.02***	0.05	(0.10)	2378.51	2389.75	-1187.3
擺頭	-1.03***	0.18	(0.14)	2377.2	2388.44	-1186.6
身體前傾	-0.99***	-0.1	(0.19)	2378.46	2389.7	-1187.2
身體右傾	-1.01***	0.78	(0.67)	2377.45	2388.69	-1186.7
操作車內設備	-1.04***	1.39***	(0.30)	2357.67	2368.91	-1176.8
拿東西	-1.02***	0.76*	(0.30)	2372.71	2383.95	-1184.4
用手機	-1.01***	1.17*	(0.56)	2374.49	2385.73	-1185.2
手靠近嘴巴	-1.00***	-0.1	(0.23)	2378.54	2389.78	-1187.3

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

表 6.1-10 為行車異常事件與影像辨識之車內行為二元羅吉斯迴歸，與上表相同的是，此分析同樣為單變量，故每一行為代表一個模式。

透過影像辨識結果進行之分析，可能受到影像辨識準確度之影響，故其結果人工真值之結果並不完全相同，有趣的是，與人工辨識結果相同，拿東西(0.58, $p < 0.05$)與用手機(0.79, $p < 0.01$)皆為顯著正相關，說明無論是人工真值或影像辨識，拿東西及用手機兩種行為皆與行車異常事件的產生有極大的相關性。而在影像辨識中，擺頭(-0.33, $p < 0.01$)及手靠近嘴巴(-0.45, $p < 0.05$)為顯著負相關，本計畫認為其差異為影像辨識的結果所導致。單手離開方向盤(右手或左手離開方向盤)及操作車內設備則變為不顯著；雙手離開方向盤、身體前傾為不顯著；身體右傾則因為變數過少無法較估。

表 6.1-10 行車異常事件與車內行為(影像辨識)二元羅吉斯迴歸分析

	截距	車內行為 迴歸參數	S.E.	AIC	BIC	Log Likelihood
右手離開方向盤	-1.03***	0.17	(0.11)	2310.3	2321.47	-1153.15
左手離開方向盤	-0.95***	-0.24	(0.18)	2221.38	2232.47	-1108.69
雙手離開方向盤	-1.01***	0.3	(0.26)	2377.45	2388.7	-1186.73
單手離開方向盤	-1.02***	0.06	(0.10)	2378.4	2389.65	-1187.2
擺頭	-0.92***	-0.33**	(0.12)	2362.5	2373.74	-1179.25
身體前傾	-1.00***	1.00	(1.42)	2378.25	2389.49	-1187.12
身體右傾	-1.00***	NA ²	NA	2376.73	2382.35	-1187.37
操作車內設備	-1.00***	0.02	(0.48)	2378.73	2389.97	-1187.37
拿東西	-1.02***	0.58*	(0.29)	2374.96	2386.2	-1185.48
用手機	-1.03***	0.79**	(0.28)	2371.3	2382.54	-1183.65
手靠近嘴巴	-0.97***	-0.45*	(0.21)	2373.98	2385.22	-1184.99

註 1：***p < 0.001; **p < 0.01; *p < 0.05; ~p < 0.1

註 2：NA 係因為樣本數太少故無法進行參數估計

針對上述結果，本計畫發現手部分心行為及其操作車內設備、拿東西、用手機及分心行為之變數表現較佳，此結果也與交叉表中之發現相符，故將於後續放入行車動態之模式中進行分析。

6.1.5 警示前後之動作序列分析

本計畫將一個事件的發生過程分為 5 個階段，分別為行車動態、警示當下動作、警示種類、警示後 10 秒、事件異常程度，各個階段包含的內容如圖 6.1-11 所示。第一階段為行車動態，分為前車變換車道、本車變換車道、本車車道偏移、其他（如：前車突然減速或前車慢速等）等 4 個種類，警示發生當下與警示後 10 秒的動作項目則是採用人工標示的真值，並沿用 6.1.2 節的動作項目分類，警示種類則是包含所有發生的警示類別，由於行車異常事件較少，事件異常程度將輕度異常與異常合併為同一類，分為不是異常與輕度異常或異常兩類。



圖 6.1-11 事件發生 5 階段流程圖

利用 5 個階段的順序性關係，嘗試找出行車異常事件發生的動作序列。但初步分析發現，若將事件發生過程分為 5 個階段的動作，則分析結果無法凸顯行車異常事件發生的特徵，因此本計畫將行車動態做為分群變數，分別進行不同行車動態下的動作序列分析。採用的 3 個衡量指標之定義如下：

- 支持度 (Support)：項目 A 與 B 同時發生的機率 $p(A, B)$
- 信賴度 (Confidence)：在項目 A 發生的情況下，B 也發生的機率 $p(B|A)$
- 提升度 (Lift)：項目 A 增加了多少項目 B 出現的機率 $(p(B|A))/(p(B))$

1. 前車變換車

行車動態為前車變換車道的警示事件共 585 件，其中不是異常的事件 428 件，輕度異常或異常的事件共 157 件，表 6.1-11 與 6.1-12 分別為不是異常與輕度異常或異常之分析結果。在前車變換車道的情況下，只要是發生 FCWH 警示，無論當下或警示後駕駛有無手部分心動作，都比較容易是輕度異常或行車異常事件。

表 6.1-11 前車變換車道之規則：不是異常

	警示當下	警示類別	警示後 10 秒動作		異常程度	支持度	信賴度	提升度	件數
1	{所有動作}	SDW_1.2	{所有動作}	=>	不是異常	0.1590	0.9029	1.2341	93
2	{所有動作}	SDW_1.2	{單手離開方向盤}	=>	不是異常	0.1060	0.9254	1.2648	62

表 6.1-11 前車變換車道之規則：不是異常 (續)

警示當下	警示類別	警示後 10 秒動作	異常程度	支持度	信賴度	提升度	件數
3 {單手離開方向盤}	SDW_1.2	{所有動作}	=> 不是異常	0.0786	0.9200	1.2575	46
4 {單手離開方向盤}	SDW_1.2	{單手離開方向盤}	=> 不是異常	0.0701	0.9318	1.2736	41
5 {擺頭}	各種警示	{所有動作}	=> 不是異常	0.0581	0.8718	1.1916	34

表 6.1-12 前車變換車道之規則：輕度異常或異常

警示當下	警示類別	警示後 10 秒動作	異常程度	支持度	信賴度	提升度	件數
1 {所有動作}	FCWH	{所有動作}	=> 輕度異常或異常	0.0239	0.8235	3.0686	14
2 {所有動作}	FCWH	{單手離開方向盤}	=> 輕度異常或異常	0.0154	1.0000	3.7261	9
3 {單手離開方向盤}	FCWH	{所有動作}	=> 輕度異常或異常	0.0085	1.0000	3.7261	5
4 {單手離開方向盤}	FCWH	{單手離開方向盤}	=> 輕度異常或異常	0.0085	1.0000	3.7261	5
5 {正常駕駛}	FCWH	{單手離開方向盤}	=> 輕度異常或異常	0.0068	1.0000	3.7261	4

2. 本車變換車道

行車動態為本車變換車道的警示事件共 649 件，其中不是異常的事件 468 件，輕度異常或異常的事件共 181 件，表 6.1-13 與 6.1-14 分別為不是異常與輕度異常或異常之分析結果。在本車變換車道的情況下，發生 SDW0.4 的警示，且警示當下有身體前傾與操作車內設備(非撥桿)的動作，較容易是輕度異常或行車異常事件。

表 6.1-13 本車變換車道之規則：不是異常

警示當下	警示類別	警示後 10 秒動作	異常程度	支持度	信賴度	提升度	件數
1 {所有動作}	SDW_1.2	{所有動作}	=> 不是異常	0.1048	0.9189	1.2743	68
2 {所有動作}	SDW_1.2	{單手離開方向盤}	=> 不是異常	0.0770	0.9259	1.2840	50
3 {單手離開方向盤}	SDW_1.2	{所有動作}	=> 不是異常	0.0555	0.9474	1.3138	36
4 {單手離開方向盤}	SDW_1.2	{單手離開方向盤}	=> 不是異常	0.0539	0.9459	1.3118	35
5 {正常駕駛}	SDW_1.2	{所有動作}	=> 不是異常	0.0308	0.9524	1.3207	20

表 6.1-14 本車變換車道之規則：輕度異常或異常

	警示當下	警示類別	警示後 10 秒動作		異常程度	支持度	信賴度	提升度	件數
1	{身體前傾&操作車內設備(非撥桿)}	SDW_0.4	{所有動作}	=>	輕度異常或異常	0.0092	1	3.5856	6
2	{擺頭}	各種警示	{手靠近嘴巴}	=>	輕度異常或異常	0.0062	0.8	2.8685	4
3	{擺頭}	SDW_0.4	{手靠近嘴巴}	=>	輕度異常或異常	0.0062	1	3.5856	4
4	{操作車內設備(非撥桿)}	各種警示	{身體右傾}	=>	輕度異常或異常	0.0046	1	3.5856	3
5	{身體前傾}	各種警示	{手靠近嘴巴}	=>	輕度異常或異常	0.0046	1	3.5856	3

3. 本車車道偏移

行車動態為本車車道偏移的警示事件共 649 件，其中不是異常的事件 386 件，輕度異常或異常的事件共 62 件，表 6.1-15 與 6.1-16 分別為不是異常與輕度異常或異常之分析結果。在本車車道偏移的情況下，當警示當下有身體前傾、雙手離開方向盤、拿東西的動作，較容易是輕度異常或行車異常事件，推測是因為雙手離開方向盤去拿東西這個動作，較無法即時將至少一隻手放回方向盤上控制車輛，故較可能是行車異常事件。

表 6.1-15 本車車道偏移之規則：不是異常

	警示當下	警示類別	警示後 10 秒動作		異常程度	支持度	信賴度	提升度	件數
1	{所有動作}	各種警示	{單手離開方向盤}	=>	不是異常	0.5929	0.8428	0.9869	266
2	{單手離開方向盤}	各種警示	{所有動作}	=>	不是異常	0.5509	0.8737	1.0231	247
3	{單手離開方向盤}	各種警示	{單手離開方向盤}	=>	不是異常	0.4779	0.8852	1.0366	214
4	{所有動作}	LDWL	{所有動作}	=>	不是異常	0.3894	0.8713	1.0203	174
5	{所有動作}	LDWR	{所有動作}	=>	不是異常	0.3473	0.8307	0.9727	156

表 6.1-16 本車車道偏移之規則：輕度異常或異常

警示當下	警示類別	警示後 10 秒動作	異常程度	支持度	信賴度	提升度	件數
1 {身體前傾&雙手離開方向盤&拿東西}	各種警示	{所有動作}	=> 輕度異常或異常	0.0111	0.8333	6.0753	5
2 {雙手離開方向盤}	LDWR	{單手離開方向盤&拿東西}	=> 輕度異常或異常	0.0088	0.8	5.8323	4
3 {身體前傾&拿東西}	各種警示	{單手離開方向盤}	=> 輕度異常或異常	0.0088	1	7.2903	4
4 {身體前傾&雙手離開方向盤&拿東西}	各種警示	{單手離開方向盤}	=> 輕度異常或異常	0.0088	1	7.2903	4
5 {身體前傾}	LDWR	{手靠近嘴巴}	=> 輕度異常或異常	0.0088	0.8	5.8323	4

4. 其他

其他行車動態 (如：前車減速或慢速) 的警示事件共 849 件，其中不是異常的事件 663 件，輕度異常或異常的事件共 186 件，表 6.1-17 與 6.1-18 分別為不是異常與輕度異常或異常之分析結果。在其他行車動態的情況下，警示當下單手離開方向盤、操作車內設備 (非撥桿)，較容易是輕度異常或行車異常事件。

表 6.1-17 其他行車動態之規則：不是異常

警示當下	警示類別	警示後 10 秒動作	異常程度	支持度	信賴度	提升度	件數
1 {所有動作}	SDW_1.2	{所有動作}	=> 不是異常	0.3341	0.9009	1.1836	284
2 {所有動作}	FCWL	{所有動作}	=> 不是異常	0.209	0.9146	1.2015	177
3 {所有動作}	SDW_1.2	{單手離開方向盤}	=> 不是異常	0.209	0.8878	1.1663	177
4 {單手離開方向盤}	SDW_1.2	{所有動作}	=> 不是異常	0.1894	0.8967	1.1781	161
5 {單手離開方向盤}	SDW_1.2	{單手離開方向盤}	=> 不是異常	0.1665	0.8896	1.1687	141

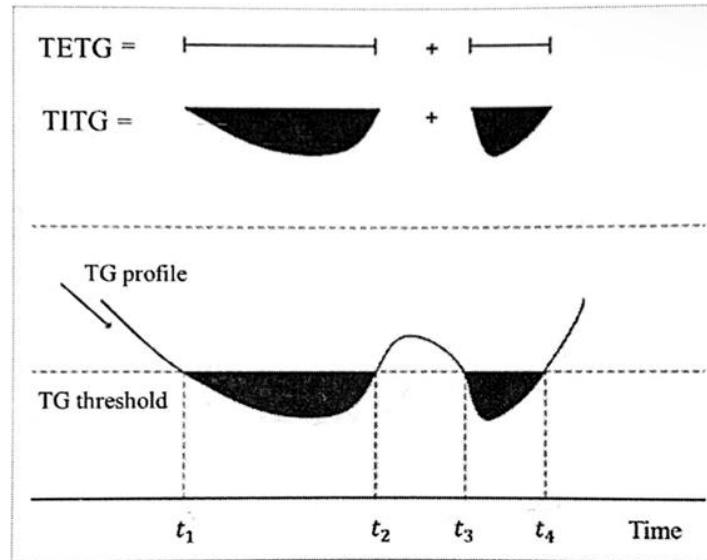
表 6.1-18 其他行車動態之規則：輕度異常或異常

	警示當下	警示類別	警示後 10 秒動作	異常程度	支持度	信賴度	提升度	件數
1	{操作車內設備(非撥桿)&單手離開方向盤}	SDW_0.4	{所有動作} =>	輕度異常或異常	0.008	0.875	4.0974	7
2	{操作車內設備(非撥桿)}	各種警示	{正常駕駛} =>	輕度異常或異常	0.008	0.875	4.0974	7
3	{操作車內設備(非撥桿)}	SDW_0.4	{正常駕駛} =>	輕度異常或異常	0.0057	0.833	3.9023	5
4	{操作車內設備(非撥桿)&單手離開方向盤}	各種警示	{正常駕駛} =>	輕度異常或異常	0.0057	1	4.6828	5
5	{操作車內設備(撥桿)&單手離開方向盤}	SDW_0.4	{所有動作} =>	輕度異常或異常	0.0034	1	4.6828	3

6.1.6 車內行為、行車動態及行車異常事件分析

本節使用期中報告所提出之行車動態模式，當時僅分為 SDW 0.4、SLDW 及 FCWH 三種警示，本次考慮 SLDW 之成因與 LDW 雖有相關但不盡相同，故重新發展 LDW 模式，同時考慮變換車道所帶來之車距過近及碰撞風險，也於 SDW 0.4 及 FCWH 模式中加入「本車（前車）是否變換車道」變數。針對上述之模式做為基礎並加入車內行為，從而探討車內行為是否與各項警示之行車異常事件有相關。

本計畫另針對安全中介指標項目，增加 TETG 與 TITG 兩變數，其中，TETG (Time Exposed Time Gap) 為計算本車與前車之時距小於門檻值之時間間隔依據文獻回顧及 ADAS 使用現況，本計畫將門檻值設定為 0.3~1.0 秒，TETG 愈大表本車風險愈大；TITG (Time Integrated Time Gap) 則表示為本車與前車之時距與設定門檻值之差異積分，若本車與前車時距越小，則累積之總時距將越大，此項指標同樣設定門檻值為 0.3~1.0 秒，TITG 愈大則本車風險愈大，示意圖如下圖 6.1-12 所示，計算方式則如式 6.1-1 及 6.1-2 所示：



資料來源：Dey and Chandra (2009)

圖 6.1-12 探討分心與人工辨識關聯之二元迴歸

$$TETG_i = \sum_{t=0}^T [TG^* - TG_i(t)] \cdot \tau_{SC}, 0 \leq TG(t) \leq TG^* \quad \text{式 6.1-1}$$

$$TITG_i = \int_0^T [TG^* - TG_i(t)] dt \quad \text{式 6.1-2}$$

其中， TG^* 為設定門檻值，本計畫為 0.3~1.0 秒； $TG_i(t)$ 為本車與前車之時距； τ_{SC} 為時間間隔，本計畫為 1 秒。

表 6.1-19 及表 6.1-20 為分別放入人工辨識真值及影像辨識值之結果，SDW 0.4 之模式部分，其較易發生於車速慢、車距小且車距變化大之處，推測可能為車流較壅塞的路段；值得注意的是，是否為晚上也有顯著正相關，本計畫推測，夜晚駕駛員的精神狀況較差，較不易全神關注的駕駛車輛，故與與前車之車距可能因此較近；同時，本車是否變換車道也與行車異常事件有顯著相關，本計畫推測為駕駛員未及時針對急減速反應時，也容易造成行車異常事件發生，而年資變數也顯示，若駕駛員加入公司的時間愈短愈容易出現行車異常事件。

透過交叉比對，單手離開方向盤 (尤以右手最為顯著)、雙手離開方向盤、操作車內設備及用手機等變數，分別於人工辨識真值模式及影像辨識模式中顯著；單手離開方向盤及右手離開方向盤，本計畫推測該動作與操作車內設備及拿手機有關，而操作車內設備及拿東西兩動作，皆易造成駕駛員的視線離開前方，減少對前車距離的掌握，故較容易產生異常；雙手離開方向盤則推測為此同時，駕駛員通常會有其他分心行為 (如拿東西等)，也會造成視線偏移及對車前狀況掌握不佳，故造成行車異常事件發生。

表 6.1-19 行車異常事件與行車動態、車內行為(人工真值)二元羅吉斯迴歸
分析：SDW 0.4

迴歸參數：	行車 動態	右手 離開 方向盤	雙手 離開 方向盤	單手 離開 方向盤	操作 車內 設備	拿東西
(Intercept)	2.01** (0.68)	1.89** (0.69)	2.01** (0.68)	1.91** (0.69)	1.81** (0.69)	2.03** (0.68)
平均速度_前三 秒至後三秒	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)
最小車距_前三 秒至後三秒	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)
前方無車_前三 秒	-0.51* (0.22)	-0.51* (0.22)	-0.51* (0.22)	-0.51* (0.22)	-0.57** (0.22)	-0.51* (0.22)
車距範圍_前三 秒	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)
TETG_05	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.03** (0.01)	0.04** (0.01)
平均加速度_前三 秒	-1.08*** (0.30)	-1.09*** (0.30)	-1.08*** (0.30)	-1.08*** (0.30)	-1.10*** (0.30)	-1.07*** (0.30)
是否為晚上	0.31* (0.15)	0.30* (0.15)	0.31* (0.15)	0.31* (0.15)	0.30* (0.15)	0.31* (0.15)
年資	-0.04*** (0.01)	-0.03** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.03*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)
本車變換車道	-0.37** (0.13)	-0.36** (0.13)	-0.37** (0.13)	-0.36** (0.13)	-0.37** (0.13)	-0.37** (0.13)
右手離開方向盤		0.34* (0.15)				
雙手離開方向盤			0.05 (0.48)			
單手離開方向盤				0.21~ (0.13)		
操作車內設備					1.58*** (0.42)	
拿東西						0.7 (0.63)
AIC	1564.02	1561.18	1566.01	1563.28	1550.15	1564.83
BIC	1615.81	1618.14	1622.98	1620.25	1607.11	1621.8
Log Likelihood	-772.01	-769.59	-772.01	-770.64	-764.07	-771.42

註：*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; ~p < 0.1

表 6.1-20 行車異常事件與行車動態、車內行為(影像辨識)二元羅吉斯迴歸
分析：SDW 0.4

迴歸參數：	行車 動態	右手 離開 方向盤	雙手 離開 方向盤	單手 離開 方向盤	操作 車內 設備	拿東西
(Intercept)	2.01** (0.68)	2.01** (0.72)	2.05** (0.68)	1.98** (0.69)	1.97** (0.69)	2.12** (0.69)
平均速度_前三 秒至後三秒	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02*** (0.01)
最小車距_前三 秒至後三秒	-0.22*** (0.06)	-0.21*** (0.06)	-0.23*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)
前方無車_前三 秒	-0.51* (0.22)	-0.51* (0.23)	-0.51* (0.22)	-0.51* (0.22)	-0.53* (0.22)	-0.48* (0.22)
車距範圍_前三 秒	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)
TETG_05	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)
平均加速度_前三 秒	-1.08*** (0.30)	-1.21*** (0.32)	-1.09*** (0.30)	-1.08*** (0.30)	-1.09*** (0.30)	-1.08*** (0.30)
是否為晚上	0.31* (0.15)	0.42* (0.17)	0.30* (0.15)	0.30* (0.15)	0.31* (0.15)	0.31* (0.15)
年資	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)
本車變換車道	-0.37** (0.13)	-0.43** (0.14)	-0.37** (0.13)	-0.37** (0.13)	-0.38** (0.13)	-0.35** (0.13)
右手離開方向盤		0.26~ (0.15)				
雙手離開方向盤			0.60* (0.27)			
單手離開方向盤				0.05 (0.13)		
操作車內設備					0.77~ (0.46)	
拿東西						0.73* (0.33)
AIC	1564.02	1387.98	1561.37	1565.89	1563.29	1561.34
BIC	1615.81	1443.60	1618.34	1622.85	1620.25	1618.30
Log Likelihood	-772.01	-682.99	-769.69	-771.94	-770.64	-769.67

註：*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; ~p < 0.1

FCWH 之基礎模式如表 6.1-21 所示，此模式對於車內行為皆不顯著，也就是說，車內行為與 FCWH 警示下的行車異常事件未有顯著相關。故目前僅討論基礎模式（行車動態），且本次加入「前車是否變換車道」變數後有正向且顯著相關，本計畫推測若前車變換車道至本車道，將會造成車距快速縮短，進而導致 FCWH 的行車異常事件發生。

而 FCWH 除了與前車動態相關外，也與平均速度有顯著負相關；與 TITG 0.3 有顯著正相關，本計畫推測，其與平均車速之相關性與 SDW 0.4 相同，因此警示好發於壅塞時，故與平均車速為顯著負相關，且 FCWH 之定義為本車車速大於 30 公里/小時之碰撞警示，故若前方發生壅塞，本車以相對較快的車速接近時，將造成碰撞警示的發生，且更易導致行車異常事件；TITG 0.3 則為本車與前車之時距低於 0.3 之積分值，若與前車之距離愈短，則積分值愈大，說明若本車與前車之距離愈接近且持續時間愈長，則愈容易產生行車異常事件，與本計畫之預期相符。

表 6.1-21 行車異常事件與行車動態二元羅吉斯迴歸分析：FCWH

	行車動態
(Intercept)	4.72 (-1.67)**
平均速度_前三秒至後三秒	-0.08 (-0.02)***
車距範圍_前三秒至後三秒	0.03 (-0.02)
TITG_03	4.33 (-1.19)***
年資	-0.07 (-0.05)~
前車變換車道	2.04 (-0.86)*
AIC	83.29
BIC	98.02
Log Likelihood	-35.65

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

LDW 之模式分析結果如表 6.1-22 及表 6.1-23 所示，其基礎模式僅周圍是否有車顯著，說明車道偏移與周圍是否有車最為相關，換句話說，若周圍有車將會導致駕駛員之預期閃避心理，導致本車偏離車道，造成行車異常事件發生。除基礎模式僅周圍是否有車顯著外，若分別加入人工辨識及影像辨識之車內行為後，也會使其他與行車動態或駕駛員個人相關之變數顯著，如 TETG0.3 及年資，說明 LDW 的發生除與周圍是否有車外，若前方車距低於門檻值的時間愈長，表示駕駛員駕車過程中缺乏對前車動態的掌握，或因駕駛員經驗不足，皆可能產生車輛行駛不穩定，進而導致行車異常事件；平均車速則無統計顯著可說明其與行車異常事件的產生有關。

車內行為相關變數中，雙手離開方向盤僅人工辨識模式顯著，而拿東西及用手機兩變數不管人工辨識真值或影像辨識模式皆顯著，此結果與本計畫預期相符，若駕駛員將雙手移離方向盤，會導致車輛行駛不穩定，且駕駛員未能及時反應，造成車輛偏離車道並導致行車異常事件；若駕駛員有拿東西或用手機等分心行為，則同樣容易因視線的偏離、對車輛動態的掌握不足夠等原因，造成車道偏移並導致行車異常事件的發生。

表 6.1-22 行車異常事件與行車動態、車內行為(人工真值)二元羅吉斯迴歸分析：LDW

迴歸參數：	行車動態	雙手離開方向盤	拿東西	用手機
(Intercept)	-0.01 (1.50)	-0.86 (1.62)	-0.38 (1.57)	0.32 (1.53)
平均速度_前三秒至後三秒	-0.02 (0.02)	-0.01 (0.02)	-0.02 (0.02)	-0.02 (0.02)
TETG_03	0.13 (0.08)	0.16 (0.09)~	0.14 (0.08)~	0.14 (0.09)
周圍是否有車_前三秒	0.16 (0.08)~	0.18 (0.09)*	0.18 (0.08)*	0.19 (0.09)*
年資	-0.04 (0.03)	-0.05 (0.03)~	-0.05 (0.03)~	-0.04 (0.03)
雙手離開方向盤		1.99 (0.39)***		
拿東西			1.96 (0.50)***	
用手機				2.67 (0.68)**
AIC	306.16	284.55	294.15	293.51
BIC	325.89	308.23	317.82	317.18
Log Likelihood	-148.08	-136.28	-141.07	-140.75

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

表 6.1-23 行車異常事件與行車動態、車內行為(影像辨識)二元羅吉斯迴歸分析：LDW

迴歸參數：	行車動態	雙手離開方向盤	拿東西	用手機
(Intercept)	-0.01 (1.50)	-0.08 (1.50)	0.37 (1.54)	0.05 (1.52)
平均速度_前三秒至後三秒	-0.02 (0.02)	-0.02 (0.02)	-0.02 (0.02)	-0.02 (0.02)
TETG_03	0.13 (0.08)	0.13 (0.08)	0.13 (0.08)	0.11 (0.09)
周圍是否有車_前三秒	0.16 (0.08)~	0.17 (0.08)*	0.19 (0.09)*	0.16 (0.08)~
年資	-0.04 (0.03)	-0.04 (0.03)	-0.05(0.03)~	-0.05 (0.03)
雙手離開方向盤		0.34 (0.52)		
拿東西			1.89 (0.46)***	
用手機				1.73(0.61)**
AIC	306.16	307.76	293.33	301.06
BIC	325.89	331.43	317	324.73
Log Likelihood	-148.08	-147.88	-140.67	-144.53

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

SLDW 之模式分析結果如表 6.1-24 及表 6.1-25 所示，其基礎模式僅 TETG 0.5 顯著，TETG 0.5 為本車與前車之時距小於 0.5 秒之累積時間，此變數說明嚴重車道偏移與本車和前車之時距最為相關，本計畫推測，LDW 的產生與周圍是否有車相關，而若本車前車之距離過近之時間拉長，可能表示駕駛員持續未專注於駕駛車輛，故易衍生為 SLDW，進而產生行車異常事件。值得注意的是，此結果與 LDW 放入車內行為後之 TETG 0.3 顯著相符，惟門檻值有些許不同；平均車速、平均加速度及駕駛員年資則無統計顯著可說明其與行車異常事件的產生有關，顯示嚴重車道偏移警示與本車和前車相對位置、駕駛員行為較有關聯。

車內行為相關變數中，雙手離開方向盤及拿東西兩變數僅人工辨識模式顯著；影像辨識中則皆不顯著。針對顯著變數，雙手離開方向盤與 LDW 之結果類似，說明若駕駛員未雙手同時置於方向盤上，則易造成車輛動態之不穩定發生，發生嚴重車道偏移並產生行車異常事件；若駕駛員涉及拿東西等分心行為時，同樣易造成車道偏移，進而發生行車異常事件。值得注意的是，「拿東西」變數在影像辨識模式中，因發生數量太少造成標準誤過大而不顯著，推測與交叉表中之召回率較低有關。

表 6.1-24 行車異常事件與行車動態、車內行為（人工真值）二元羅吉斯迴歸分析：SLDW

迴歸參數：	行車動態	雙手離開方向盤	拿東西
(Intercept)	4.69 (5.56)	-4.97 (8.17)	1.44 (6.47)
平均速度_前三秒至後三秒	-0.07 (0.06)	0.02 (0.08)	-0.04 (0.07)
TETG_05	0.18 (0.09)*	0.19 (0.10)~	0.20 (0.09)*
平均加速度_前三秒至後三秒	1.61 (2.17)	3.36 (2.90)	1.73 (2.33)
年資	-0.03 (0.09)	-0.05 (0.10)	-0.05 (0.09)
雙手離開方向盤		2.85 (1.29)*	
拿東西			1.90 (1.08)~
AIC	49.3	45.29	48.13
BIC	59.69	57.76	60.6
Log Likelihood	-19.65	-16.65	-18.07

註：*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; ~ p < 0.1

表 6.1-25 行車異常事件與行車動態、車內行為(影像辨識)二元羅吉斯迴歸分析：SLDW

迴歸參數：	行車動態	雙手離開方向盤	拿東西
(Intercept)	4.69 (5.56)	1.77 (6.35)	4.99 (5.52)
平均速度_前三秒至後三秒	-0.07 (0.06)	-0.04 (0.07)	-0.08 (0.06)
TETG_05	0.18 (0.09)*	0.20 (0.09)*	0.21 (0.09)*
平均加速度_前三秒至後三秒	1.61 (2.17)	1.58 (2.26)	1.93 (2.25)
年資	-0.03 (0.09)	-0.06 (0.09)	0.03 (0.09)
雙手離開方向盤		2.18 (1.86)	
拿東西			-17.23 (1894.23)
AIC	49.3	49.93	49.08
BIC	59.69	62.39	61.54
Log Likelihood	-19.65	-18.96	-18.54

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

表 6.1-26 為整理上述各模式中顯著項目及其為人工真值或影像辨識之車內行為。因手部分心、操作車內設備、拿東西、用手機及手靠近嘴巴等變數之辨識結果及對行車異常事件的預測能力較佳並較為顯著 (表 6.1-9、表 6.1-10)，各模式的分析結果亦如此，故下表所整理之結果僅針對左手離開方向盤、右手離開方向盤、雙手離開方向盤、單手離開方向盤、操作車內設備、拿東西及用手機等 7 項變數進行整理。

表 6.1-26 車內行為於各模式中之顯著效果整理

迴歸參數：	SDW 0.4	FCWH	LDW	SLDW
左手離開方向盤	-	-	-	-
右手離開方向盤	人工/影像	-	-	-
雙手離開方向盤	影像	-	人工	人工
單手離開方向盤	人工	-	-	-
操作車內設備	人工/影像	-	-	-
拿東西	影像	-	人工/影像	人工
用手機	-	-	人工/影像	-

註：人工=人工真值顯著；影像=影像辨識顯著

各項車內行為變數中以雙手離開方向盤及拿東西等兩種行為，對於行車異常事件的發生最為相關。其中，SDW 0.4 因樣本數最多，能在各項行為的顯著效果也最為良好，雖單手離開方向盤變數僅人工真值顯著，但其仍能與右手離開方向盤或其他分心行為 (操作車內設備、拿東西) 一起解釋；辨識效果其次為 LDW，拿東西、用手機兩變數人工及影像辨識皆顯著，

說明影像辨識能良好判斷駕駛行為，並能預測行車異常事件的發生；表現較差的模式為 SLDW 及 FCWH，前者僅人工真值結果顯著、後者則皆不顯著，表示影像辨識結果針對此二種警示事件仍有加強空間，而 FCWH 中行車異常事件的產生，則可能與行車動態更有相關。

本計畫認為，變換車道與擺頭將可能同時發生，若僅考慮擺頭行為及做異常程度之判斷有失警慎，故以下將針對前車（本車）變換車道時，駕駛員是否涉及擺頭行為放入行車異常事件模式中，根據迴歸結果可分為人工辨識及影像辨識，其中兩種辨識方式結果大致相同，僅部分係數方向不同，而有顯著之項目則方向相同。本計畫認為，因擺頭之認定以影像辨識較為客觀，故以下將針對影響辨識結果分警示類別詳細說明。

針對前方碰撞警示 (FCWH) (表 6.1-27 及 6.1-28)，本計畫發現其在「未變換車道但擺頭」項目為正向顯著，說明若駕駛員於擺頭時未涉及變換車道將顯著增加異常程度。針對此一情況，本計畫認為若駕駛員於原車道行駛時擺頭，可能說明其正在做其他與安全駕駛無關之行為（如操作設備、使用手機、吃東西等等），若未及時注意前方車輛將會導致追撞事故對安全造成風險，與本計畫之預期相符。

表 6.1-27 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(人工辨識)二元羅吉斯迴歸分析：FCWH

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道且未擺頭	本車變換車道且擺頭	未變換車道且擺頭
(Intercept)	4.72** (1.67)	4.82** (1.69)	4.47* (1.95)	4.85** (1.69)	4.67** (1.67)
平均車速_n3p3	-0.08*** (0.02)	-0.08*** (0.02)	-0.08*** (0.02)	-0.08*** (0.02)	-0.08*** (0.02)
車距範圍_n3p3	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)
TITG_03	4.33*** (1.19)	4.37*** (1.22)	4.37*** (1.20)	4.45*** (1.22)	4.20*** (1.20)
年資	-0.07 (0.05)	-0.07 (0.05)	-0.07 (0.05)	-0.07 (0.05)	-0.07 (0.05)
前車變換車道	2.04* (0.86)	2.13* (0.87)	2.23 (1.16)	2.12* (0.87)	2.04* (0.85)
擺頭		1.45 (1.47)			
未變換車道且未擺頭			0.23 (0.91)		

表 6.1-27 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(人工辨識)二元羅吉斯迴歸分析：FCWH (續)

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道且未擺頭	本車變換車道且擺頭	未變換車道且擺頭
本車變換車道且擺頭				1.36 (1.54)	
未變換車道且擺頭					14.01 (1455.40)
AIC	83.29	84.29	85.23	84.55	84.93
BIC	98.02	101.47	102.41	101.73	102.11
Log Likelihood	-35.65	-35.15	-35.61	-35.27	-35.47

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

表 6.1-28 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(影像辨識)二元羅吉斯迴歸分析：FCWH

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道且未擺頭	本車變換車道且擺頭	前車變換車道且擺頭	未變換車道且擺頭
(Intercept)	4.72** (1.67)	4.20* (1.75)	5.18** (1.77)	4.50** (1.72)	4.47** (1.69)	3.99* (1.75)
平均車速_n3p3	-0.08*** (0.02)	-0.08*** (0.02)	-0.08*** (0.02)	-0.08*** (0.02)	-0.08*** (0.02)	-0.08*** (0.02)
車距範圍_n3p3	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)
TITG_03	4.33*** (1.19)	4.39*** (1.25)	4.39*** (1.22)	4.18*** (1.19)	4.19*** (1.19)	4.59*** (1.26)
年資	-0.07 (0.05)	-0.07 (0.05)	-0.07 (0.05)	-0.07 (0.05)	-0.07 (0.05)	-0.07 (0.05)
前車變換車道	2.04* (0.86)	2.13* (0.94)	1.60 (0.92)	2.24* (0.93)	1.92 (1.29)	2.43** (0.91)
擺頭		1.02 (0.62)				
未變換車道且未擺頭			-0.82 (0.66)			
本車變換車道且擺頭				0.17 (1.06)		
前車變換車道且擺頭					0.56 (1.73)	
未變換車道且擺頭						1.24~ (0.74)

表 6.1-28 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(影像辨識)二元羅吉斯迴歸分析：FCWH(續)

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道且未擺頭	本車變換車道且擺頭	前車變換車道且擺頭	未變換車道且擺頭
AIC	83.29	81.67	83.64	84.41	84.33	82.29
BIC	98.02	98.68	100.73	101.43	101.35	99.39
Log Likelihood	-35.65	-33.83	-34.82	-35.21	-35.17	-34.14

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

未保持安全車距 (SDW 0.4)(表 6.1-29 及 6.1-30) 部分，僅人工辨識之「前車變換車道且擺頭」為負向顯著，說明若駕駛員於前方車輛變換車道時，有特別注意其動向，則可以降低此警示的異常程度，雖影像辨識部分未顯著，但其方向與人工辨識相同，與本計畫之預期相符。而其他與擺頭相關之變數，皆無統計上的顯著說明與對異常程度的關聯性。

表 6.1-29 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(人工辨識)二元羅吉斯迴歸分析：SDW 0.4

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道且未擺頭	本車變換車道且擺頭	前車變換車道且擺頭	未變換車道且擺頭
(Intercept)	2.01** (0.68)	2.02** (0.68)	1.97** (0.69)	2.03** (0.68)	2.09** (0.69)	2.04** (0.68)
平均車速_n3p3	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)
最小車距_n3p3	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)
前方無車_n3	-0.51* (0.22)	-0.51* (0.22)	-0.50* (0.22)	-0.52* (0.22)	-0.51* (0.22)	-0.49* (0.22)
車距範圍_n3	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)
TETG_05	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.03** (0.01)	0.03** (0.01)
平均加速度_n3	-1.08*** (0.30)	-1.08*** (0.30)	-1.06*** (0.30)	-1.10*** (0.30)	-1.07*** (0.30)	-1.06*** (0.30)
是否為晚上	0.31* (0.15)	0.32* (0.15)	0.31* (0.15)	0.31* (0.15)	0.30* (0.15)	0.32* (0.15)
年資	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)

表 6.1-29 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(人工辨識)二元羅吉斯迴歸分析：SDW 0.4 (續)

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道且未擺頭	本車變換車道且擺頭	前車變換車道且擺頭	未變換車道且擺頭
本車變換車道	-0.37** (0.13)	-0.37** (0.13)	-0.35* (0.14)	-0.41** (0.13)	-0.40** (0.13)	-0.34** (0.13)
擺頭		0.07 (0.18)				
未變換車道且未擺頭			0.07 (0.19)			
本車變換車道且擺頭				0.3 (0.27)		
前車變換車道且擺頭					-0.96~ (0.51)	
未變換車道且擺頭						0.22 (0.27)
AIC	1564	1565.9	1565.9	1564.8	1561.7	1565.4
BIC	1615.8	1622.8	1622.9	1621.7	1618.7	1622.3
Log Likelihood	-772	-771.9	-771.9	-771.4	-769.9	-771.7

註：*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; ~p < 0.1

表 6.1-30 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(影像辨識)二元羅吉斯迴歸分析：SDW 0.4

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道且未擺頭	本車變換車道且擺頭	前車變換車道且擺頭	未變換車道且擺頭
(Intercept)	2.01** (0.68)	2.06** (0.69)	1.92** (0.69)	1.96** (0.69)	2.05** (0.69)	1.96** (0.69)
平均車速_n3p3	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)	-0.02** (0.01)
最小車距_n3p3	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.21*** (0.06)	-0.22*** (0.06)	-0.22*** (0.06)
前方無車_n3	-0.51* (0.22)	-0.49* (0.22)	-0.48* (0.22)	-0.47* (0.22)	-0.48* (0.22)	-0.50* (0.22)
車距範圍_n3	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)	0.03*** (0.01)
TETG_05	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.03** (0.01)	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)	0.04** (0.01)
平均加速度_n3	-1.08*** (0.30)	-1.08*** (0.30)	-1.05*** (0.30)	-1.11*** (0.30)	-1.08*** (0.30)	-1.09*** (0.30)

表 6.1-30 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(影像辨識)二元羅吉斯迴歸分析：SDW 0.4 (續)

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道且未擺頭	本車變換車道且擺頭	前車變換車道且擺頭	未變換車道且擺頭
平均加速度_n3	-1.08*** (0.30)	-1.08*** (0.30)	-1.05*** (0.30)	-1.11*** (0.30)	-1.08*** (0.30)	-1.09*** (0.30)
是否為晚上	0.31* (0.15)	0.29 [˘] (0.15)	0.29 [˘] (0.15)	0.31* (0.15)	0.32* (0.15)	0.31* (0.15)
年資	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.04*** (0.01)
本車變換車道	-0.37** (0.13)	-0.37** (0.13)	-0.33* (0.14)	-0.24 (0.15)	-0.39** (0.14)	-0.37** (0.14)
擺頭		-0.16 (0.13)				
未變換車道且未擺頭			0.19 (0.20)			
本車變換車道且擺頭				-0.33 (0.20)		
前車變換車道且擺頭					-0.09 (0.20)	
未變換車道且擺頭						0.05 (0.22)
AIC	1564	1551.8	1562.7	1550.6	1553.09	1563.52
BIC	1615.8	1608.6	1619.7	1607.5	1609.95	1620.47
Log Likelihood	-772	-764.9	-770.4	-764.3	-765.54	-770.76

註：*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; [˘]p < 0.1

嚴重車道偏移警示 (SLDW) 及車道偏移警示 (LDW) 的結果較為一致，本計畫推測，因為 SLDW 之形成必須先有 LDW 警示所致。然其結果無論人工辨識及影像辨識之結果皆不顯著 (如表 6.1-31 至 6.1-34)，但迴歸係數的方向皆與本計畫之預期相符，可說明若本車未變換車道，但駕駛員卻涉及擺頭時，可能說明駕駛未專心於開車，因而導致異常程度的提升。

表 6.1-31 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(人工辨識)二元羅吉斯迴歸分析：SLDW

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道 且未擺頭	未變換車道 且擺頭
(Intercept)	4.69 (5.56)	3.04 (6.56)	3.52 (6.07)	3.04 (6.56)
平均車速_n3p3	-0.07 (0.06)	-0.06 (0.07)	-0.06 (0.07)	-0.06 (0.07)
TETG_05	0.18 (0.09)*	0.18 (0.09)*	0.18 (0.09)*	0.18 (0.09)*
平均加速度_n3p3	1.61 (2.17)	1.72 (2.21)	1.72 (2.21)	1.72 (2.21)
年資	-0.03 (0.09)	-0.04 (0.09)	-0.04 (0.09)	-0.04 (0.09)
擺頭	0.48 (1.03)			
未變換車道且未擺頭	-0.48 (1.03)			
未變換車道且擺頭	0.48 (1.03)			
AIC	49.3	51.09	51.09	51.09
BIC	59.69	63.55	63.55	63.55
Log Likelihood	-19.65	-19.54	-19.54	-19.54

註：*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; ~p < 0.1

表 6.1-32 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(影像辨識)二元羅吉斯迴歸分析：SLDW

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道 且未擺頭	未變換車道 且擺頭
(Intercept)	4.69 (5.56)	2.75 (5.79)	4.12 (5.67)	2.75 (5.79)
平均車速_n3p3	-0.07 (0.06)	-0.06 (0.06)	-0.06 (0.06)	-0.06 (0.06)
TETG_05	0.18 (0.09)*	0.19 (0.09)*	0.19 (0.09)*	0.19 (0.09)*
平均加速度_n3p3	1.61 (2.17)	1.41 (2.30)	1.41 (2.30)	1.41 (2.30)
年資	-0.03 (0.09)	-0.07 (0.10)	-0.07 (0.10)	-0.07 (0.10)
擺頭	1.37 (1.02)			
未變換車道且未擺頭	-1.37 (1.02)			
未變換車道且擺頭	1.37 (1.02)			
AIC	49.3	48.98	48.98	48.98
BIC	59.69	61.35	61.35	61.35
Log Likelihood	-19.65	-18.49	-18.49	-18.49

註：*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; ~p < 0.1

表 6.1-33 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(人工辨識)二元羅吉斯迴歸分析：LDW

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道 且未擺頭	未變換車道 且擺頭
(Intercept)	-0.01 (1.50)	-0.18 (1.51)	0.2 (1.52)	-0.18 (1.51)
平均車速_n3p3	-0.02 (0.02)	-0.02 (0.02)	-0.02 (0.02)	-0.02 (0.02)
TETG_03	0.13 (0.08)	0.12 (0.08)	0.12 (0.08)	0.12 (0.08)
周圍是否有車_n3	0.16 (0.08)	0.16 (0.08)	0.16 (0.08)	0.16 (0.08)
年資	-0.04 (0.03)	-0.04 (0.03)	-0.04 (0.03)	-0.04 (0.03)
擺頭		0.39 (0.41)		
未變換車道且未擺頭			-0.39 (0.41)	
未變換車道且擺頭				0.39 (0.41)
AIC	306.16	307.3	307.3	307.3
BIC	325.89	330.98	330.98	330.98
Log Likelihood	-148.1	-147.7	-147.7	-147.7

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

表 6.1-34 行車異常事件與行車動態、擺頭與變換車道(影像辨識)二元羅吉斯迴歸分析：LDW

迴歸參數：	行車動態	擺頭	未變換車道 且未擺頭	未變換車道 且擺頭
(Intercept)	-0.01 (1.50)	-0.04 (1.59)	0.35 (1.59)	-0.04 (1.59)
平均車速_n3p3	-0.02 (0.02)	-0.02 (0.02)	-0.02 (0.02)	-0.02 (0.02)
TETG_03	0.13 (0.08)	0.13 (0.08)	0.13 (0.08)	0.13 (0.08)
周圍是否有車_n3	0.16 (0.08)	0.15 (0.09)	0.15 (0.09)	0.15 (0.09)
年資	-0.04 (0.03)	-0.04 (0.03)	-0.04 (0.03)	-0.04 (0.03)
擺頭		0.39 (0.33)		
未變換車道且未擺頭			-0.39 (0.33)	
未變換車道且擺頭				0.39 (0.33)
AIC	306.16	281.52	281.52	281.52
BIC	325.89	304.82	304.82	304.82
Log Likelihood	-148.1	-134.8	-134.8	-134.76

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

綜合以上各項警示，本計畫認為駕駛員的擺頭動作是否危險，取決於其是否正在變換車道（或注意前車的相對動態）。然而，統計結果大部分都不顯著，本計畫推測與部分警示的樣本數過少、人工辨識的差異以及駕駛樣態的複雜有關，故無法完整說明是否變換車道的擺頭就一定比較危險，或變換車道時的擺頭就一定比較安全，須同時配合外在環境與駕駛員當下的行為，才可說明該動作（組合）是否將會造成異常程度的提升。

表 6.1-35 至 6.1-37 為依據 6.1.5 小節之關聯分析所挑選之動作組合，其中，因嚴重車道偏移(SLDW)之樣本數小，無法正確校估，本計畫予以刪除。依據前節分析結果，本計畫將不同警示放入相對應之風險行為，其分析結果及說明如下所示。

依據 6.1.5 節之關聯分析，本計畫選用警示當下擺頭、警示後將手靠近嘴巴(吃東西)之動作組合，針對 SDW 0.4 之行為組合分析模式如表 6.1-35 所示。雖係數方向與關聯分析結果相符，但並不顯著，故並無統計上的證據說明此動作組合將會造成異常程度的提升。本計畫推測，駕駛員的擺頭有許多原因，不一定會導致危險，亦有可能因為駕駛員的擺頭進而緩解風險，故有此結果尚稱合理。

表 6.1-35 行車異常事件與行車動態、車內行為組合分析二元羅吉斯迴歸分析：SDW 0.4

迴歸參數：	行車動態	前：擺頭 後：手靠近嘴巴
(Intercept)	2.01 (0.68)**	1.99 (0.68)**
平均車速_n3p3	-0.02 (0.01)**	-0.02 (0.01)**
最小車距_n3p3	-0.22 (0.06)***	-0.22 (0.06)***
前方無車_n3	-0.51 (0.22)*	-0.50 (0.22)*
車距範圍_n3	0.03 (0.01)***	0.03 (0.01)***
TETG_05	0.04 (0.01)**	0.04 (0.01)**
平均加速度_n3	-1.08 (0.30)***	-1.10 (0.30)***
夜間	0.31 (0.15)*	0.31 (0.15)*
年資	-0.04 (0.01)***	-0.04 (0.01)***
本車變換車道	-0.37 (0.13)**	-0.36 (0.13)**
前：擺頭 / 後：手靠近嘴巴		0.66 (0.65)
AIC	1564.02	1562.88
BIC	1615.81	1619.83
Log Likelihood	-772.01	-770.44

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

表 6.1-36 行車異常事件與行車動態、車內行為組合分析二元羅吉斯迴歸
分析：FCWH

迴歸參數：	行車動態	前：單手離開 後：單手離開
(Intercept)	4.72 (1.67)**	4.69 (1.73)**
平均車速_n3p3	-0.08 (0.02)***	-0.08 (0.02)***
車距範圍_n3p3	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)
TITG_03	4.33 (1.19)***	4.32 (1.19)***
年資	-0.07 (0.05)~	-0.07 (0.05)
前車變換車道	2.04 (0.86)*	2.03 (0.86)*
前：單手離開 / 後：單手離開		0.06 (0.76)
AIC	83.29	85.28
BIC	98.02	102.46
Log Likelihood	-35.65	-35.64

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

依據 6.1.5 節之關聯分析，針對車道偏移警示(LDW)，本計畫共選用兩種動作組合，分別為：警示當下雙手離開方向盤、警示後單手離開方向盤並拿東西；警示當下身體前傾、警示後手靠近嘴巴(吃東西)之動作組合，其行為組合分析模式如表 6.1-37 所示。其中，第一組行為組合與異常程度有顯著正相關，說明駕駛員在警示當下(警示前)若涉及雙手離開方向盤，且在警示發生後未及時緩解，甚至伸手拿取物品時，將會顯著增加異常程度，此結果與本計畫之預期相符；然而，第二組行為則不顯著，雖方向與本計畫預期不同，但其統計系數極小對模式影響亦相對小，而針對此結果，本計畫經重複比對祥車影像後發現，駕駛員通常會在車速緩慢、周圍環境相對無車時涉及上述動作(前傾、吃東西等)，故本計畫不將其認為是異常，進而造成此一結果尚稱合理。

表 6.1-37 行車異常事件與行車動態、車內行為組合分析二元羅吉斯迴歸
分析：LDW

迴歸參數：	行車動態	前：雙手離開 後：單手離開&拿東西	前：身體前傾 後：手靠近嘴巴
(Intercept)	-0.01 (1.50)	-0.62 (1.60)	-0.01 (1.50)
平均車速_n3p3	-0.02 (0.02)	-0.01 (0.02)	-0.02 (0.02)
TETG_03	0.13 (0.08)	0.14 (0.08)~	0.13 (0.08)
周圍有車_n3	0.16 (0.08)~	0.14 (0.09)	0.16 (0.08)~
年資	-0.04 (0.03)	-0.04 (0.03)	-0.04 (0.03)

表 6.1-37 行車異常事件與行車動態、車內行為組合分析二元羅吉斯迴歸分析：LDW (續)

迴歸參數：	行車動態	前：雙手離開 後：單手離開&拿東西	前：身體前傾 後：手靠近嘴巴
前：雙手離開 後：單手離開&拿東西		2.97 (0.85)***	
前：身體前傾 後：手靠近嘴巴			-0.01 (1.10)
AIC	306.16	293.96	308.16
BIC	325.89	317.64	331.84
Log Likelihood	-148.08	-140.98	-148.08

註：*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ~ $p < 0.1$

在各項警示事件中皆易衍生為行車異常事件，雖人工辨識及影像辨識兩模式的顯著性不盡相同，但雙手離開方向盤、拿東西及用手機等三種行為皆相當容易造成車輛行駛的不穩定，使用手機更是法規上定義的違規行為，故建議在管理上多加注意上述三種行為；SDW 0.4 因發生場域情境複雜且件數多，故建議客運業者提醒駕駛員應保持安全車距，並於車流量大時提高警覺，減少車距過近的事件發生。

針對車內動作組合，本計畫認為應加強管理雙手離開方向盤、在行車過程中分心拿取物品以及與變換車道無關之擺頭行為，上述各種行為皆能說明駕駛員正處於嚴重的分心狀態，未能將視線注視於前方外，亦無法及時穩定車輛，若此時有緊急應變的需要時，駕駛員恐怕無法及時因應。故題型客運業者，應加強管制駕駛員於行車過程中(尤以高速階段)的嚴重分心行為，進而增進行車安全。

6.2 行車異常事件發生：案例對照分析

6.1 小節之分析主要係以警示事件為核心，透過警示事件前後影片及其他相關資料判斷車外行車異常事件及車內駕駛行為之關聯性，以致於並無探討正常駕駛或無警示事件之車內駕駛行為或車內異常行為之情形，6.2 節所用的分心行為皆為人工標示之真值。

因此，本小節抽樣選取無警示事件，以探討以下 3 課題：

1. 車內駕駛行為之盛行率 (請參見 6.2.2)；
2. 哪些分心行為將會提高警示事件之機會，在哪些情境下將會提高警示之機會? (請參見 6.2.3)

3. 哪些分心行為將會提高行車異常事件之機會，在哪些情境下將會提高行車異常事件之機會?(請參見 6.2.4)

為探討上述課題二及三，本小節需抽樣無警示事件之樣本以進行分析。本計畫欲透過案例對照分析概念進行抽樣及匹配樣本。其中案例對照分析為醫學研究之重要方法之一。主要是透過比較兩個不同群體：一組是罹患某種特定疾病或狀況的病人做為案例組 (cases)，另一組則將沒有罹患某種特定疾病或狀況的民眾做為控制組 (controls)，而控制組與案例組之為應具有相似之背景特質(如:年齡、居住區位等)，以控制此些背景特質對模式結果造成干擾(confounding factors)。藉由案例對照分析之概念，本計畫將警示事件做為案例組，再來將案例組透過相似之背景特質(如：類似時間、類似空間)，以匹配出無警示事件做為控制組。為增加結果之精確度，本計畫將採用 1 個案例組匹配 9 個控制組之方式進行樣本抽樣及分析。

在醫學研究中，抽樣出對應樣本數後可透過計算相對風險，以瞭解有分心行為是否會影響警示或行車異常事件之發生機會，表 6.2-1 為相對風險列聯表，其顯示出各項行為與事件所代表之符號，並透過下方之相對風險公式進行計算，當相對風險值為 1 時表示兩組之間的風險相同；相對風險值大於 1 時表示暴露組之風險增加；相對風險值小於 1 表示暴露組之風險降低。

表 6.2-1 相對風險之列聯表

	警示事件/行車異常事件(Case)	無警示事件/非行車異常事件(Controls)
有分心行為 (Exposed)	A	B
無分心行為 (Not Exposed)	C	D

其中，相對風險公式為:
$$\text{Relative risk} = \frac{\frac{A}{A+B}}{\frac{C}{C+D}}$$

然而，此種計算方式並無法控制不同事件中本身存在的異質性，如：不同行車動態、不同車速等。因此，本計畫透過案例組及對照組本身即存在的「重複試驗 (repeated measures)」的關係，以利用 Panel Data 迴歸模型，如固定效果模型 (Fixed-Effect Model) 和隨機效果模型 (Random-Effect Model)，來有效控制干擾因素之影響，而本計畫採用隨機效果模型來控制干擾因素之影響。以 1:1 案例組及對照組的「重複試驗」為例，傳統羅吉斯迴歸如下式(1)：

$$\text{logit } Pr(y_i = 1|X_i) = \log\left(\frac{Pr(y_i=1|X_i)}{1-Pr(y_i=1|X_i)}\right) = \alpha + \beta X_i \quad (1)$$

其中，y 為是否為警示或行車異常事件。X 則為在該事件中是否有特定的分心行為。在 1:1 案例組及對照組的配對下，亦即案例組及對照組中，案例組必有發生警示或行車異常事件，因此 $y_{i1} + y_{i2} = 1$ 。因此，

$$Pr(y_{i1} = 1, y_{i2} = 0|y_{i1} + y_{i2} = 1) = \frac{Pr(y_{i1}=1, y_{i2}=0)}{Pr(y_{i1}=1, y_{i2}=0) + Pr(y_{i1}=0, y_{i2}=1)} \quad (2)$$

因此，可得如固定效果模型模型如(3)式所示。

$$Pr(y_{i1} = 1, y_{i2} = 0|y_{i1} + y_{i2} = 1) = \frac{\exp\{\beta(X_{i1}-X_{i2})\}}{1+\exp\{\beta(X_{i1}-X_{i2})\}} \quad (3)$$

固定效果模型的優勢在於透過案例組及對照組的配對下，因此消除其他干擾因素的影響，因此可得較為準確的估計結果。

但由於固定效果模型的限制之一為 $X_{i1} - X_{i2}$ 需有變異，亦即若案例組及對照組中皆有或皆無分心行為時，此筆樣本將遭排除，以至於雖然固定效果模型可提供較準確(robust)之估計，但卻因此喪失效率性。因此，在 1:1 案例組及對照組的配對下，本計畫另以隨機效果模型，如式(4)所示，來估計分心行為對警示或行車異常事件之影響。

$$\text{logit } Pr(y_{ij} = 1|\alpha_i, X_{ij}) = \log\left(\frac{Pr(y_{ij}=1|\alpha_i, X_{ij})}{1-Pr(y_{ij}=1|\alpha_i, X_{ij})}\right) = \alpha_i + \beta X_{ij} \quad (4)$$

6.2.1 案例與對照組樣本抽選

本計畫將透過兩階段分層隨機抽樣方法進行樣本之抽樣，首先第一階段將抽選出警示事件做為案例組，並確定每位駕駛之抽選出的警示事件數量與其駕駛時間成正比，駕駛時間越長之駕駛將抽樣出越多之警示事件數量，第二階段則將駕駛人所有之警示事件進行完全隨機抽樣。

依照兩階段分層隨機抽樣抽出警示事件做為案例樣本後，將進行對照組之匹配，其中對照組挑選之基本條件應滿足以下條件，例如：影片須為簡短的 20 秒駕駛片段、每位駕駛將至少有一個對照組，以及符合規定之駕駛時間被定義為只包括 5 mph 以上的駕駛速度，除了滿足基本條件以外，對照組之挑選也應與案例組有相似之匹配條件，例如：類似時間（白天或晚上）、類似空間（國道或市區）、天氣因素（晴天或雨天），以及交通量等。

本計畫之資料是採用國道客運業者 A 的資料，在 23 位駕駛人總共 2,524 個警示事件中採用上述提到的案例組與對照組樣本抽選方式進行抽樣，除了依照駕駛時長抽樣出 180 個警示事件做為案例組並在滿足相似條件下匹配出無警示事件之樣本做為對照組，例如：編號 1 的警示事件是發生在 3 月 1 日早上 10 點，地點位於北上的國道路段，且當時天氣為晴天，該警示事件匹配到的對照組將會是在別日相似的時間點，地點同樣位於北上的國道路段，天氣同樣為晴天之樣本。

此外，為求結果之精確度，本計畫之匹配率以 1 個案例組匹配 9 個對照組方式進行匹配，在 180 個警示事件將會匹配出 1,620 個無警示事件之駕駛片段，其中駕駛片段是擷取警示事件前、後一分半，總長為三分鐘之影片，並裁剪成九個 20 秒的片段，以符合匹配基本條件中「20 秒的駕駛片段」，再將抽取出的樣本與九項分心行為進行分析，其中九項分心行為有單手離開方向盤、擺頭（沒有在看前方）、手靠近嘴巴（飲食或抽菸）、雙手離開方向盤、操作車內設備、軀幹移動（身體前傾）、拿東西、用手機（手持）、軀幹移動（身體右傾）。

按照上述條件匹配出無警示樣本做為對照組，其總共有 1,620 個，加上透過抽樣出的 180 個警示事件做為案例組，警示和無警示之樣本數總共為 1,800 個，其中白天的樣本有 1,178 個，晚上則有 622 個，將利用此樣本與九項分心行為進行相關之分析，其餘樣本基本統計量如表 6.2-2 所示。

表 6.2-2 樣本基本統計表

	分類	警示(件數)	無警示(件數)
不同 分心行為	單手離開方向盤	21	733
	擺頭(沒有在看前方)	4	161
	手靠近嘴巴(飲食、抽菸)	12	102
	雙手離開方向盤	4	115
	操作車內設備	0	55
	軀幹移動(身體前傾)	3	52
	拿東西	4	50
	用手機(手持)	6	16
	軀幹移動(身體右傾)	3	15
不同情境	白天	116	1,062
	晚上	64	558
不同 警示類型	車道偏移	62	NA
	未保持安全間距	118	NA

註：NA(not applicable)表示無樣本

6.2.2 分心行為之盛行率

為瞭解九項分心行為各占司機的總駕駛時間為多長，因此採用盛行率 (prevalence rate) 概念進行計算，其公式為分心行為發生之總時長除以司機的總駕駛時間。盛行率之計算方式為：該項分心行為發生的總時長除以總駕駛時間 (Stutts *et al.*, 2005)。

表 6.2-3 為在警示和無警示時，有無分心行為之盛行率計算結果，可發現駕駛員在行駛過程中，大部分時候皆無分心行為。在有發生警示事件期間，無分心行為之盛行率為 76%；而在無警示事件中，無分心行為之盛行率為 87%。

表 6.2-3 在警示事件及非警示事件下，各項分心行為之盛行率

	分心行為	警示事件	非警示事件
有分心行為	單手離開方向盤	13.1%	8.2%
	擺頭 (沒有在看前方)	0.4%	1.7%
	手靠近嘴巴 (飲食、抽菸)	4.2%	1.2%
	雙手離開方向盤	0.1%	0.6%
	操作車內設備	0.0%	0.2%
	軀幹移動 (身體前傾)	1.6%	0.5%
	拿東西	0.9%	0.5%
	用手機 (手持)	2.1%	0.1%
	軀幹移動 (身體右傾)	1.6%	0.0%
無分心行為	無	75.9%	86.9%

而當發生分心行為時，不論在警示或無警示事件時，單手離開方向盤之行為的盛行率為最高，分別為 13% 及 8.2%。值得注意的是，警示事件中的使用手機的分心行為盛行率達 2.1%，但在無警示事件中卻僅為 0.1%，初步顯示使用手機的分心行為可能與警示事件之發生有關聯性。其他分心行為如手靠近嘴巴 (飲食、抽菸)、或軀幹移動 (身體右傾) 似乎也有類似關係，而有待後續利用 Panel Data 迴歸模型來驗證各項分心行為與警示及行車異常事件之關聯性。

6.2.3 影響警示事件發生之分心行為

藉由 6.2.1 節所提到之案例與對照組樣本之建立，以及透過案例組及對照組本身即存在的「重複試驗」的關係，以利用 Panel Data 迴歸模型，

如固定效果模型和隨機效果模型，來有效控制干擾因素之影響，以驗證各項分心行為與警示及行車異常事件之關聯性。

結果如表 6.2-4 所示，藉由不同分心行為勝算比（意同相對風險）之計算，可發現用手機（手持）的分心行為勝算比（意同相對風險）比值大於 1，且 P 值 <0.05 表示該分心行為對警示事件有顯著影響，且其勝算比值為 3.46 代表將增加 3.46 倍的風險。

在不同情境之勝算比可分為白天及晚上，在白天之各項分心行為勝算比中，可發現手靠近嘴巴（飲食或抽菸）、用手機（手持）、軀幹移動（身體右傾）這三項分心行為之勝算比比值雖大於 1，但從 P 值發現其未顯著影響警示事件；在晚上之各項分心行為勝算比中，可發現用手機（手持）的分心行為勝算比值為 18.54，且 P 值 <0.05 ，表示在晚上時有該分心行為將使風險增加 18.54 倍，且對警示事件有顯著影響。

在不同警示樣態之勝算比可分為車道偏移和未保持安全間距，在車道偏移之各項分心行為勝算比中，可發現以手靠近嘴巴（飲食或抽菸）、用手機（手持）以及軀幹移動（身體右傾）三個分心行為之勝算比大於 1，且 P 值 <0.05 ，表示在車道偏移時有此三項分心行為會顯著影響警示事件，且手靠近嘴巴（飲食或抽菸）勝算比值為 2.04，表示其將使風險增加 2.04 倍，用手機（手持）勝算比值為 16.23，表示其將使風險增加 16.23 倍，在軀幹移動（身體右傾）勝算比值為 7.04，表示其將使風險增加 7.04 倍；在未保持安全間距之各項分心行為勝算比中，可發現其對警示事件之影響較無相關。

此外，當計算出之勝算比小於 1 且 P 值 <0.05 時，表示其對警示事件有顯著影響，且會使風險減少，此部分之原因與風險補償相關，當駕駛人在相對比較安全的駕駛環境及條件下，會有較多之分心行為出現，因此造成該結果之產生；當計算出之勝算比高於 1 很多且 P 值 <0.05 時（例如：在晚上用手機（手持）之勝算比為 18.54），其勝算比值越高代表風險增加之程度越高。

表 6.2-4 分心行為對於警示事件之勝算比

		不同分心行為之勝算比		不同情境之勝算比				不同警示樣態之勝算比			
				白天		晚上		車道偏移		未保持安全間距	
編號	分心行為	勝算比	P 值	勝算比	P 值	勝算比	P 值	勝算比	P 值	勝算比	P 值
1	單手離開方向盤	0.16	0.00	0.09	0.00	0.39	0.01	0.28	0.00	0.11	0.00
2	擺頭	0.21	0.00	0.35	0.04	NA	NA	0.83	0.72	NA	NA
3	手靠近嘴巴(飲食抽菸)	1.06	0.85	1.33	0.43	0.65	0.50	2.04	0.05	0.32	0.12
4	雙手離開方向盤	0.30	0.02	0.21	0.03	0.50	0.35	0.58	0.37	0.12	0.04
5	操作車內設備	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
6	軀幹移動(身體前傾)	0.51	0.26	0.56	0.44	0.43	0.41	1.44	0.57	NA	NA
7	拿東西	0.71	0.52	0.31	0.25	1.26	0.72	1.37	0.62	0.29	0.23
8	用手機(手持)	3.46	0.01	1.31	0.72	18.54	0.00	16.23	0.00	0.69	0.72
9	軀幹移動(身體右傾)	1.81	0.35	1.54	0.58	2.94	0.35	7.04	0.01	NA	NA

註: NA (not applicable) 表無樣本

6.2.4 影響行車異常事件發生之分心行為

在 6.2.3 中之應變數為該樣本是否發生警示事件，本小節則將前一小節之應變數改為行車異常事件。分析方法則同 6.2.3 小節。結果如表 6.2-5 所示，在各項分心行為之勝算比(意同相對風險)中計算出之 p 值皆 <0.05 ，表示各項分心行為對行車異常事件無顯著影響。在不同情境之勝算比可分為白天及晚上，在白天之各項分心行為勝算比中，可發現各項分心行為對行車異常事件無顯著影響；在晚上之各項分心行為勝算比中，則是以雙手離開方向盤及用手機(手持)這兩項分心行為之勝算比比值大於 1，且 p 值 <0.05 ，表示在晚上時此兩項分心行為對行車異常事件有顯著影響，且雙手離開方向盤將使風險增加 3.37 倍，用手機(手持)則使風險增加 41.19 倍。

在不同警示樣態之勝算比可分為車道偏移和未保持安全間距，在車道偏移之各項分心行為勝算比中，可發現用手機(手持)勝算比值為 31.38，且其 P 值 <0.05 ，表示在車道偏移時該分心行為對行車異常事件有顯著影響且會使風險增加 31.38 倍；在未保持安全間距中各項分心行為則對行車異常事件無顯著影響。

表 6.2-5 分心行為對於行車異常事件之勝算比

		不同分心行為之勝算比		不同情境之勝算比				不同警示樣態之勝算比			
				白天		晚上		車道偏移		未保持安全間距	
編號	分心行為	勝算比	P 值	勝算比	P 值	勝算比	P 值	勝算比	P 值	勝算比	P 值
1	單手離開方向盤	0.28	0.00	0.21	0.00	0.60	0.12	0.31	0.00	0.28	0.00
2	擺頭	0.91	0.73	0.74	0.10	1.28	0.66	1.45	0.48	0.78	0.45
3	手靠近嘴巴(飲食抽菸)	1.13	0.71	1.00	1.00	1.28	0.67	2.41	0.06	0.64	0.33
4	雙手離開方向盤	0.94	0.85	0.52	0.11	3.37	0.05	1.23	0.68	0.72	0.46
5	操作車內設備	0.72	0.45	0.98	0.96	0.19	0.16	1.09	0.89	0.42	0.20
6	軀幹移動(身體前傾)	0.73	0.49	0.97	0.96	0.28	0.26	1.53	0.51	0.39	0.16
7	拿東西	0.58	0.21	0.14	0.02	2.16	0.20	0.75	0.67	0.46	0.19
8	用手機(手持)	2.70	0.08	0.69	0.67	41.19	0.00	31.38	0.00	0.39	0.39
9	軀幹移動(身體右傾)	0.84	0.82	1.20	0.83	NA	NA	3.82	0.16	NA	NA

註:若該分心行為在異常或非行車異常事件中未有資料,將無法計算勝算比,以-表示之。

6.3 小結

根據 6.1 節之分析,本計畫發現駕駛車內行為會依據當下的情境與危險性有所不同,如:在壅塞或慢速的情境下 (FCWL),駕駛的手部分心動作會偏多,但若是在高速接近前車 (FCWH)或是與前車距離太過近 (SDW_0.4) 的情境下,駕駛會減少手部分心動作。此外,駕駛若有手部分心之動作,通常會有補償的機制 (如:減速),以避免發生危險。

各項車內行為變數中以雙手離開方向盤及拿東西等兩種行為,對於行車異常事件的發生最為相關,而單手離開方向盤變數僅人工真值顯著,但其仍能與右手離開方向盤或其他分心行為 (操作車內設備、拿東西) 一起解釋。在 LDW 的模式中,拿東西、用手機兩個變數在人工與影像辨識皆顯著,說明影像辨識及能良好判斷駕駛行為,並能預測行車異常事件的發生;然 SLDW 及 FCWH 的模式表現較差,影像辨識結果針對此二種警示事件仍有加強空間,而 FCWH 中行車異常事件的產生,則可能與行車動態更有相關。

在事件動作序列分析中,本計畫發現在不同行車動態的條件下,駕駛若出現特定動作或是動作組合,則容易發生行車異常事件。在前車變換車

道的情境下，駕駛只要高速接近前車 (FCWH)，就容易發生行車異常事件；在本車變換車道的情境下，本車離前車太近 (SDW0.4) 且駕駛有操作非撥桿的車內設備動作，容易發生行車異常事件；在本車車道偏移的情境下，當駕駛有身體前傾、雙手離開方向盤、拿東西等無法即時適當控制車輛的動作，容易發生行車異常事件。

藉由無警示樣本之抽取，本計畫可更了解各項分心行為之盛行率。Stutts *et al.* (2005) 對小汽車駕駛員在自然駕駛環境中之分心行為之樣態進行研究，發現小汽車駕駛員主要的分心來源為抽菸及交談上，占全部駕駛時間的 20% (抽菸為 21.1%，交談則為 19.9%)。而在本計畫則是發現大客車駕駛員的主要分心來源為單手離開方向盤 (在警示時為 13.1%，無警示時比例則為 8.2%)，其次則為飲食或抽菸。

此外，本計畫相關之結果與 Thomas A. Dingus *et al.* (2016) 使用自然駕駛數據的駕駛員碰撞風險因素和流行率評估之研究有相似之結果。該研究結果顯示，分心對駕駛員安全有害，其中各種使用手機之行為皆會造成很高的風險 (例如：撥打電話會增加 12.2 倍的風險；用手機打字會增加 6.1 倍的風險)。在本計畫分心行為對警示事件之分析結果發現，在用手機(手持)的分心行為對警示事件有顯著影響且會增加風險；而各項分心行為則對行車異常事件無顯著影響。

另外，分析結果發現不同情境 (白天或晚上) 及警示樣態 (車道偏移或未保持安全間距) 對於警示及行車異常事件影響有所不同，在白天時各項分心行為皆對警示和行車異常事件無顯著影響；在晚上用手機 (手持) 皆對警示和行車異常事件有顯著影響，將提高警示之風險 18.54 倍和提高異常之風險 41.19 倍；在車道偏移手靠近嘴巴 (飲食或抽菸)、用手機 (手持) 以及軀幹移動 (身體右傾) 皆對警示事件有顯著影響且會增加風險；在未保持安全間距則對警示和行車異常事件皆無顯著影響。

透過本節之研究發現大客車駕駛在整趟駕駛旅次中更常有單手離開方向盤之分心行為出現，與以往研究發現小汽車駕駛分心行為主要以抽菸和交談為主是不同的，雖然發現單手離開方向盤之行為並不會影響警示及行車異常事件之發生，但對於駕駛頻繁有該分心行為出現的原因目前仍舊是未知，建議業者可去深入去瞭解駕駛員頻繁有單手離開方向盤分心行為出現之原因，以利後續進行管理上之安排與調整。

此外，駕駛在駕駛過程中若有用手機（手持）的分心行為出現除了不符合法律規範外，駕駛在晚上時有用手機（手持）的分心行為，將會增加警示和行車異常事件很高之風險，因此建議業者可針對這部分加強宣導與管理，以減少駕駛有用手機（手持）的分心行為出現，提高駕駛及乘客之安全。

第七章 行車異常事件時空分析

本章節針對行車異常事件進行時空分析說明，在前期車外事件之時空分析基礎，本計畫透過觀測車內影像將車內駕駛行為進行紀錄，期能透過車內影像資料觀察駕駛是否有分心而產生車內異常行為。針對時空分析架構，由巨觀至微觀層級，分析分心事件的好發情境；再進行警示、行車異常事件之好發情境建模並納入分心，探索分心是否影響。7.1 節說明本節分析架構以及整合資料庫之說明。7.2 節則針對分心事件之好發情境，以巨微觀時空分析說明；再於 7.3 節將分心納入模式，連結分心是否與警示或行車異常事件相關。最後，7.4 節則先統計較常發生之車內異常行為，以對應分析之方式說明其相應好發之車外事件，並在 7.5 節對整體時空分析進行綜整說明。

7.1 行車異常事件時空分析架構與資料庫說明

本計畫針對時空分析之事件樣本以 ADAS 警示事件，並依照車外影像判定警示事件當下，利用車內影像判定駕駛人之同時間相應動作之情境是否危險（周遭車流、車距等），將 ADAS 警示事件分為異常（異常或輕度異常），與不為異常。基此，時空分析架構圖如圖 7.1-1 所示，由警示事件與車內影像紀錄車內行為而產生之分心事件，針對好發情境之分析，先關注本期紀錄車內駕駛行為屬無分心行為或分心行為，並依此以巨觀之路段分析、中觀之趟次分析、微觀之事件分析，整理分心事件之好發情境。由於車內駕駛行為若為異常的分心事件，對應 ADAS 警示事件可能有影響，故將警示事件好發情境建模時，並將是否有分心事件納入解釋變數，亦以巨觀、中觀、微觀層級進行路段、趟次、事件分析。除了時空環境好發情境之外，本計畫針對 ADAS 警示事件與車內影像，同時記載警示前後之駕駛人動作分類，駕駛在警示發生前一刻至警示剛發生時車內行為基本一致。因此，是否有車內異常行為致使影響特定警示類別發生，本計畫透過列聯表計數，以整體綜觀之對應分析觀察車內異常行為發生頻次最高的幾組組合與車外警示事件類型，即警示事件與分心事件類型之關聯性。

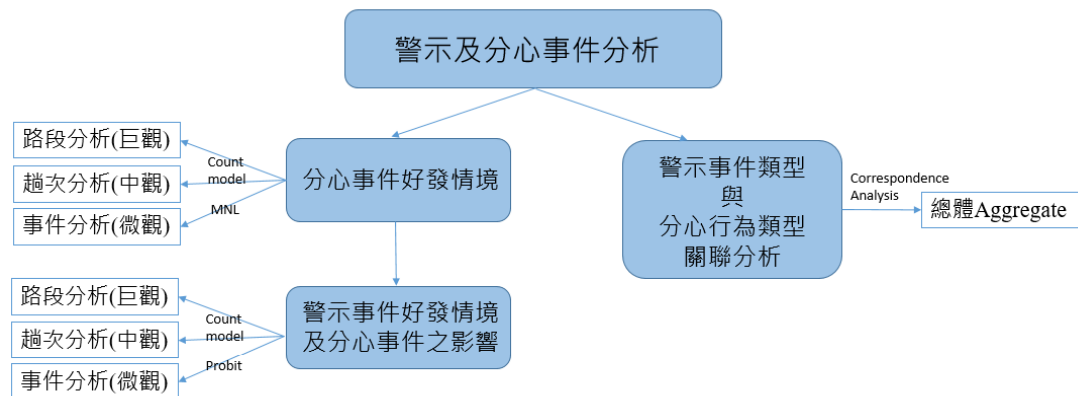


圖 7.1-1 行車異常事件好發時空分析架構圖

針對前述分析架構，本節所採用之資料樣本包含前期計畫已蒐集 200 趟次大客車行駛路線，並再增加 150 趟次相同業者路線之警示資料，以確保納入車內異常行為與車外警示事件之樣本能較為充足，並針對分心事件進行分析建模。大客車行駛區間同樣為臺北（或板橋）至臺南，且由於市區道路路況較為複雜，研究範圍與樣本蒐集以國道一號行經路段進行紀錄，即 27K 至 320K。樣本蒐集時間範圍則為前期 2021 年 3 月與 6 月，以及本年度追加 2022 年 4 至 6 月期間之樣本。有關資料庫建置之規劃與說明則羅列如下：

1. 資料庫基本說明

本計畫針對車外 ADAS 警示事件發生時，車外紀錄以及車內影像之駕駛行為，為滿足時空分析與警示、分心行為關聯分析之要求，其整合資料庫以每件車外 ADAS 警示事件做為樣本。而前述巨微觀三類型之分析所需之交通與幾何資料之尺度各有相似與相異處，以下分別進行簡介。

單一的 ADAS 警示事件包含發生時間與類型、CAN 資料庫之車輛動態相關數據，以及人工真值紀錄時駕駛因應、分心行為（警示前、中、後）之紀錄。並依照其單一事件之微觀基礎，整合當班次之駕駛資訊，如：駕駛年資、排班趟次、發車時段、天氣狀況，並依照發生地點介接該地點國道幾何資訊、當下車流資訊。

在單一事件之上，再針對中觀之趟次分析與巨觀之路段分析，分別將國道 27 至 320K 範圍依照前期資料整理所得出最適建議，分別以 15 公里與 2 公里決定分析路段長度，再透過單一事件資料進行加總整

合，將欄位資訊進行整理。以中觀趟次分析因考量駕駛路線並納入駕駛人該趟次之排班工作狀況，紀錄每一趟次在分析長度中是否發生警示、異常、分心行為，駕駛特性依然保留，而因分析長度擴大，將當下幾何、車流、天氣等資訊依照路段長度整合(例如分析單位內，最大坡度、交流道數等)。

巨觀路段分析則側重於駕駛事件好發的道路交通環境。將一定長度做為分析單位，主要蒐集為長期固定之幾何條件(最大坡度、車道數、最小內外側路肩寬、是否有彎道等)、鄰近設施(服務區、交流道、開放路肩、測速照相等)，及以月為單位之交通量、車種比例、雨量資料，並不涉及駕駛特性資訊。也增加較多該段路段中幾何資訊，包含該段中路肩、彎道、坡度等巨觀資訊。

2. 資料庫架構

本計畫以日常行車環境、駕駛行為等因素，預先定義出與事故發生具有高度相關的事故前兆或高風險駕駛行為，進而依據不同類型高風險駕駛行為研擬改善方案，為了能夠滿足分析需求、未來平臺的加值運用，本計畫建立一資料庫，蒐集模型開發所需之相關資料，該資料透過程式清洗並整理成分析所需相關資料，依分析需求產出本計畫之整合資料庫，其架構如圖 7.1-2、圖 7.1-3 所示，針對事件好發路段、車內駕駛行為，或供後續時序判別或 GIS 等應用，進行分析所用，本計畫使用資料來源如下：

(1) 高公局

- VD 靜態資料：VD 編號、公里數等資訊
- 5 分鐘即時/歷史交通量資料：VD 編號、交通量、速率
- 設施特性資料
- 國道幾何資料

(2) 客運業者

- 車機紀錄資料：行駛時間、行駛距離、警示事件
- 班表資料：駕駛資料、班次資訊
- 車內影像資料：發生時間、駕駛行為、駕駛反應、當下天氣、降雨與光線等狀況

(3) 氣象局

- 氣象站靜態資料：氣象站基本資料 (測站編號、座標)
- 氣象站觀測資料：氣象站觀測資料 (月雨量)

依上所述為現階段離線資料庫所需資料表，以及處理過程與下方所示之產出示意圖。若為當下之車流交通，於路段、趟次分析所需時，再進行平均、加總之處理。

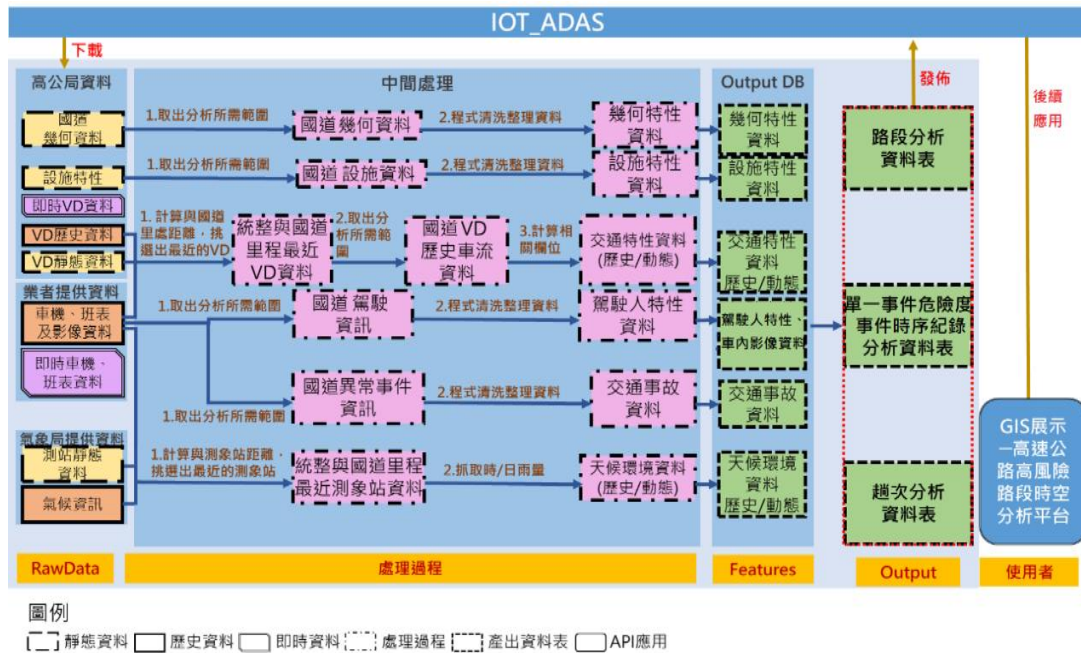


圖 7.1-2 資料庫架構設計示意圖

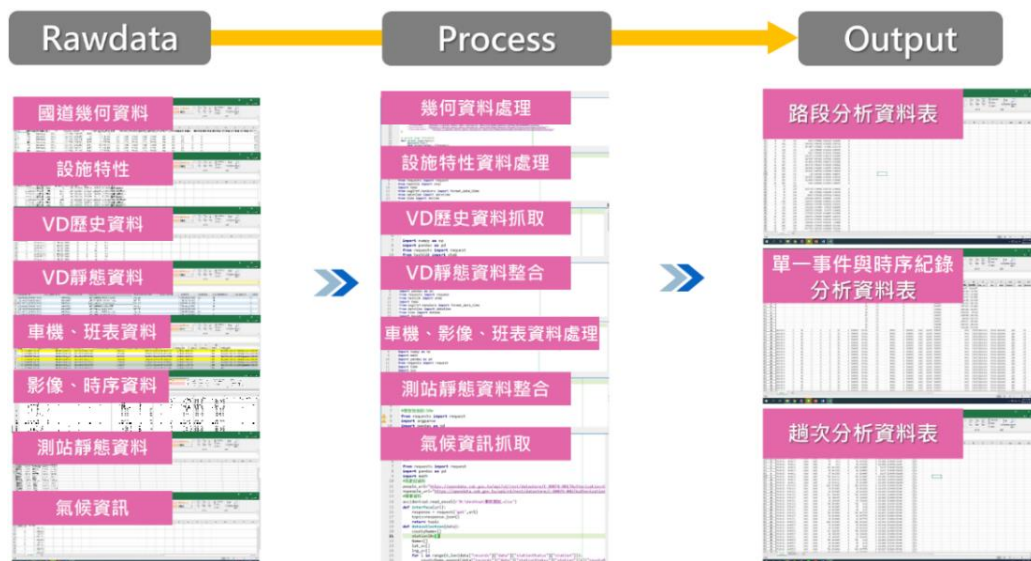


圖 7.1-3 資料庫建構流程示意圖

本計畫預期產出資料依照分析模式分為三大項：路段分析資料表、趟次分析資料表，單一事件分析資料表，整合資料庫欄位說明如表 7.1-1 所示。針對車機、班表資料主要是依行經之班車決定，本年期則針對車內影像紀錄車內行為增加相關欄位資料。氣象資料在單一事件與趟次分析下依照車機所紀錄天氣狀況進行紀錄較為準確，在路段資料則以氣象局之月雨量進行記載。VD 資料則會依空間尺度不同而改變，於路段、趟次分析下，車流採定義區間內所有 VD 資料再進行處理；於單一事件分析資料，車流只採最近 VD 資料。另外，國道幾何資料也與分析單位大小而有差異。

表 7.1-1 整合資料庫主要欄位定義說明

資料來源	項次	欄位名稱	說明	型態	長度
國道幾何資料	1	彎道半徑	以公尺為單位	FLOAT	
	2	最大上坡度	特定範圍內最大上升公尺數(m/100m)	FLOAT	
	3	最大下坡度	特定範圍內最大下降公尺數(m/100m)	FLOAT	
	4	車道寬	以公尺為單位，取小數一位	FLOAT	
	5	車道數	不含爬坡車道數	INT	
	6	路肩寬	以公尺為單位，取小數一位	FLOAT	
VD歷史資料	7	平均每日交通量	當月不分車種平均交通量	FLOAT	
	8	小車比例	小車數佔小客車當量數比例	FLOAT	
	9	大車比例	大車數佔小客車當量數比例	FLOAT	
	10	聯結車比例	聯結車數小客車當量數比例	FLOAT	
	11	五分鐘交通量	特定 VD 五分鐘小客車當量數	FLOAT	
	12	平均速度	特定 VD 偵測平均速度(Km/Hr)	FLOAT	
設施特性資料	13	速限	路段速度限制(Km/Hr)	INT	
	14	速限座標	經緯度(WGS84)	FLOAT	
	15	休息站	休息站名稱	NVARCHAR	(500)
	16	休息站座標	經緯度(WGS84)	FLOAT	
	17	固定式測速照相	固定式測速照相編號	NVARCHAR	(500)
	18	固定式測速照相座標	經緯度(WGS84)	FLOAT	
	19	交流道	交流道名稱	NVARCHAR	(500)
	20	交流道公里數	交流道公里數(Km)	INT	

表 7.1-1 整合資料庫主要欄位定義說明 (續)

資料來源	項次	欄位名稱	說明	型態	長度
氣象局測站資料	21	月平均雨量	當月平均雨量(mm)	FLOAT	
	22	天氣狀況	事件發生當下晴雨狀況	NVARCHAR	(500)
	23	日夜	事件發生當下日夜情形	NVARCHAR	(5)
車機、班表資料	24	行駛時間	完成旅次花費的時間	FLOAT	
	25	行駛距離	完成旅次行駛的距離	FLOAT	
	26	發車時間	特定旅次起程時間	DATETIME	
	27	發車時間時段區分	分為五時段，含凌晨、晨峰、白天、昏峰、晚上	NVARCHAR	(5)
	28	班表星期	平假日	NVARCHAR	(5)
	29	旅次方向	旅次行經方向(S,N)	NVARCHAR	(1)
	30	駕駛員排班 24 小時內趟次數	特定駕駛 24 小時內負責班次數	FLOAT	
	31	駕駛員排班 72 小時內趟次數	特定駕駛 72 小時內負責班次數	FLOAT	
	32	駕駛員排班 168 小時內趟次數	特定駕駛 168 小時內負責班次數	FLOAT	
	33	駕駛年齡	行車駕駛年齡	INT	
	34	駕駛年資	行車駕駛年資	FLOAT	
	35	警示事件	警示事件類型	NVARCHAR	
影像資料	35	主序列	依照不同警示事件，將觸發警示之情境分類	NVARCHAR	(5)
	36	副序列		NVARCHAR	(5)
	37	駕駛因應	警示發生時加減速與移動綜合判斷	INT	
	38	是否分心	發生警示事件前 15 秒至發生警示時是否有分心或其他動作	INT	
	39	雙手離開方向盤	警示發生時駕駛人動作	INT	
	40	單手離開方向盤	警示發生時駕駛人動作	INT	
	41	身體前傾	警示發生時駕駛人動作	INT	
	42	身體右傾	警示發生時駕駛人動作	INT	
	43	擺頭	警示發生時駕駛人動作	INT	
	44	操作車內設備	警示發生時駕駛人動作	INT	
	45	拿東西	警示發生時駕駛人動作	INT	
	46	使用手機	警示發生時駕駛人動作	INT	
	47	手接近嘴部	警示發生時駕駛人動作	INT	
	其他	其餘車內影像辨識開發時之蒐集資訊，或駕駛分心與行為之分類可能將記載更細緻，則欄位可再增加。			

三種模式路段與幾何變數之差異，將經過資料庫基本變數紀錄後再依照分析需求，以表 7.1-2 所示，並詳細說明於 7.2、7.3 節。

表 7.1-2 分析模式與整合資料庫變數關係

項目類型	路段基礎(2km)	趟次基礎(15km)	單一事件基礎
幾何特性			
最小路肩寬(公尺)	O	O	X
最大坡度(%)	O	O	X
最大車道數	O	O	X
彎道	O	O	O
交通環境特性			
總交通量(pcu)	O (月)	O (通過時段)	O (5 分鐘)
降雨量(mm)/有無降雨	O (月)	O (有無降雨)	O (有無降雨)
車種比例	O (月)	X	O (5 分鐘)
當下車速(kph)	X	X	O
旅次方向	X	X	O
夜間	X	X	O
設施特性			
速限(=110kph)	Y/N	X	X
固定式測速照相	Y/N	X	X
開放路肩	Y/N	Y/N	X
服務區	Y/N	Y/N	X
交流道	Y/N	數量	X
駕駛特性			
班表星期	X	O	O
24 小時內趟次	X	O	O
72 小時內趟次	X	O	O
168 小時內趟次	X	O	O
發車時段區分	X	O	O
資歷	X	O	O
該趟次已行駛時間(min)	X	X	O
是否分心	X	O	O

7.2 分心事件好發情境分析

本章節基於 7.1 節資料庫資料以及架構圖所述，先針對分心事件與否進行好發情境分析。本計畫資料蒐集 2021 年 3、6 月與 2022 年 4 至 6 月總計 350 趟次大客車行駛臺北（或板橋）至臺南之路線，由於市區道路環境較為複雜，研究範圍訂為於國道一號上之 ADAS 警示事件進行時空分析。本計畫所採警示事件皆一併紀錄車內影像資料，並將分心事件標記於資料庫中，記載是否有車內異常行為，據此再依照單一事件、趟次與路段進行

資料整理，分心事件與警示事件數整理如表 7.2-1，警示事件為 ADAS 警示事件，並透過車內外影像資料，判斷出行車異常事件 915 筆、分心事件 474 筆。由表知，分心事件發生頻次相較於 7.3 節將分析之異常、警示事件顯然較少，本節對於分心事件依照前期建議最適切割之路段每 2 公里、趟次每 15 公里下，將以各段長度內是否有發生分心事件，分析其好發情境。

表 7.2-1 警示、異常、分心事件發生次數統計

事件分類	發生次數
警示事件	3,679
行車異常事件	915
分心事件	474

7.2.1 以路段為基礎之分心事件好發情境分析

以路段為基礎之分析旨在找尋駕駛發生事件的好發道路交通環境，並無法納入單名駕駛人資訊，屬於巨觀之分析。前期計畫針對警示事件蒐集樣本，並建議將路段長度分為 2 公里，使能兼顧警示事件發生頻次與道路交通環境。圖 7.2-1 說明路段分析針對時空分段之概念，本節則針對分心事件進行模式建構與分析解釋；異常與警示事件之路段分析將於 7.3.1 節詳述。

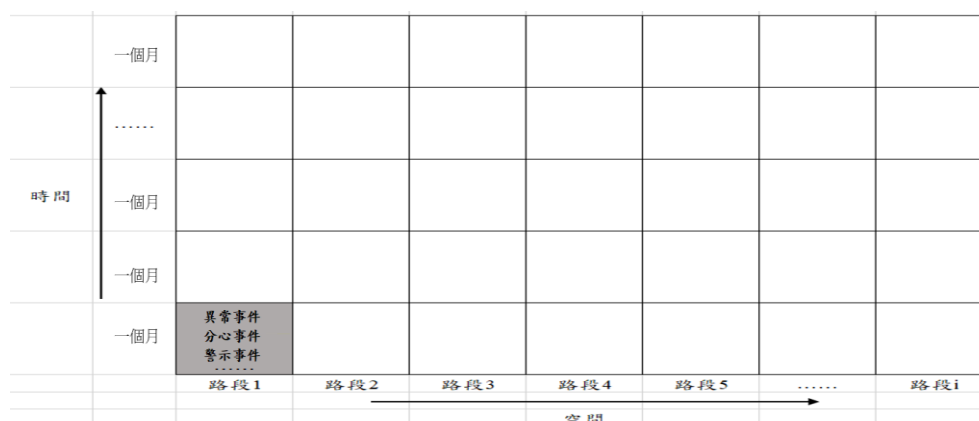


圖 7.2-1 路段分析概念示意圖

本計畫所蒐集為大客車行駛國道一號 27K 至 320K 範圍區間，並將長度未滿兩公里之剩餘路段去除，最後計雙向 292 個分析路段樣本。由於本節側重於分心事件好發情境，以分析路段中發生分心事件之次數做為被解釋變數，並採用負二項迴歸(Negative Binominal Regression)分析，表 7.2-2

為分心次數於路段分析之敘述性統計表，474 個分心事件在 292 個分析路段中，有 21% 的路段是 350 趟次大客車即使有發生警示事件，但經過車內影像判斷後，並無駕駛分心行為，分心次數為 0；但最高頻次的分心事件路段，則發生 6 次。分心事件於模式建構分析時，其解釋變數主要分為三類，包含幾何變數、交通特性、設施特性等，並說明於表 7.2-3 與表 7.2-4。

表 7.2-2 分心次數路段分析之敘述性統計

被解釋變數	平均值	標準差	範圍	路段資料為 0 比例	總和
分心次數	1.62	1.33	0-6	21%	474

表 7.2-3 解釋變數之敘述性統計(連續變數)

解釋變數	平均值	標準差	最小值	最大值
幾何特性				
最小內側路肩寬(公尺)	0.74	0.31	0.00	4.00
最小外側路肩寬(公尺)	1.12	1.41	0.00	3.70
最大上坡度(%)	0.33	0.75	0.00	2.04
最大下坡度(%)	0.32	0.73	0.00	2.02
最大車道數	3.13	0.49	0.00	6.00
交通特性				
總交通量(千小客車當量)	65.95	16.32	23.74	140.36
小車比例(小型車流量*1.0/總交通量)	0.65	0.11	0.22	0.84
大車比例((大型車流量*2.0+聯結車流量*3.0)/總交通量)	0.35	0.11	0.16	0.78

表 7.2-4 解釋變數之敘述性統計(類別變數)

解釋變數	定義	計數(比例)		
		0	1	2
幾何特性				
彎道	分析路段是大彎道為 2，彎道為 1，直線為 0	50 (17%)	130 (45%)	112 (38%)
設施特性				
速限	分析路段之公告速限 110km/hr 為 1，餘為 0	128 (44%)	164 (56%)	
固定式測速照相	分析路段上有設置為 1，餘為 0	250 (86%)	42 (14%)	
開放路肩	分析路段開放行駛路肩為 1，餘為 0	257 (88%)	35 (12%)	
服務區	分析路段上有設置為 1，餘為 0	282 (97%)	10 (3%)	
交流道	分析路段有包含為 1，餘為 0	194 (66%)	98 (34%)	

本節針對各路段中分心次數以負二項迴歸式建模，並將總交通量變數取自然對數做為曝光量，表 7.2-5 為模式推估結果，其中，顯著性欄位若有星號則代表該變數顯著（***代表 p 值低於 0.001、**代表 p 值低於 0.01、*代表 p 值低於 0.05、~則代表 p 值低於 0.1），亦可對照 Z 值分辨；而推估係數旁欄位則為估計標準誤。當推估係數為正值時，代表該變數對分心事件數有正向影響，亦即分心事件數越高。

表 7.2-5 路段分析模式-分心事件推估結果

	分心事件發生次數			
	推估係數	估計標準誤	Z 值	顯著性
截距項	2.467	2.269	1.09	
幾何特性				
最小內側路肩寬	-0.390	0.199	-1.96	*
最小外側路肩寬	0.041	0.043	0.96	
最大上坡度	0.170	0.075	-2.28	*
最大下坡度	-0.095	0.075	-1.26	
最大車道數	0.167	0.108	1.55	
彎道	0.074	0.144	0.52	
大彎道	0.336	0.172	1.96	*
交通特性				
小車比例	0.455	0.556	0.82	
總交通量	-0.247	0.208	-1.19	
設施特性				
速限 110km/hr	-0.040	0.149	-0.27	
有固定式測速照相	0.161	0.132	1.22	
開放路肩	0.170	0.144	1.18	
有服務區	0.595	0.161	0.37	
有交流道	0.080	0.136	0.59	
模式績效				
AIC	951.724			
BIC	1010.552			
LL(C)	-470.240			
LL(β)	-459.861			
ρc^2	0.022			
觀察值	292			

依照模式推估結果顯示，在以路段長度做為巨觀之分析下，「最小內側路肩寬」、「最大上坡度」與分心事件呈現負向關聯。當駕駛人行駛於最小內側路肩寬度較寬的路段，代表路側的容錯空間較大；而路段最大上坡度越大，該路段較為陡峭、視距可能較差，駕駛時可能更為謹慎。而路段有「大彎道」，則代表道路線型有彎曲，明顯的過彎處可能影響車輛操控，且並非單純跟車或前進；而車內行為包含擺頭、操控設備等駕駛任務，使其對分心事件的影響為顯著正向。

而在分心事件好發情境，當以路段進行巨觀分析時，所蒐集之交通特性與設施特性變數皆呈現不顯著，因此，後續將再以趟次、事件為基礎進行分析，並囊括更多駕駛人資訊。

7.2.2 以趟次為基礎之分心事件好發情境分析

相較於 7.2.1 節以路段為基礎分析分心事件初步與國道幾何特性產生連結，然而無法審視駕駛人因素，包含其近日的駕駛趟次數、當趟車次的時段與交通狀況。本節以臺北（或板橋）至臺南共 350 趟次大客車趟次之行車資料為分析基礎，著重於觀察以趟次為單位時，分心事件在國道上的分布情形。相較於路段分析，趟次分析較偏屬中觀尺度，同時保留一定程度較巨觀而非瞬時、當下的交通環境，也能將駕駛人該趟次行車之狀態與相關因素掌握。

趟次分析之樣本切分概念如圖 7.2-2，在蒐集該趟次經過每個分析單位時，由於不見得會發生警示事件，因此本計畫以有發生警示事件的時間點，以內（外）插法推估通過各分析單位的時間，並得到當時段交通量之資訊，再針對於該分析單位有無發生分心事件計數（也紀錄警示、行車異常事件之計數，將在 7.3.2 節進行分析）。而若該趟次全程僅發生一次或零次警示事件，則無法推估其通過各路段之時間，而致使各個分析單位區間皆無分心（與警示、行車異常事件）發生樣本。

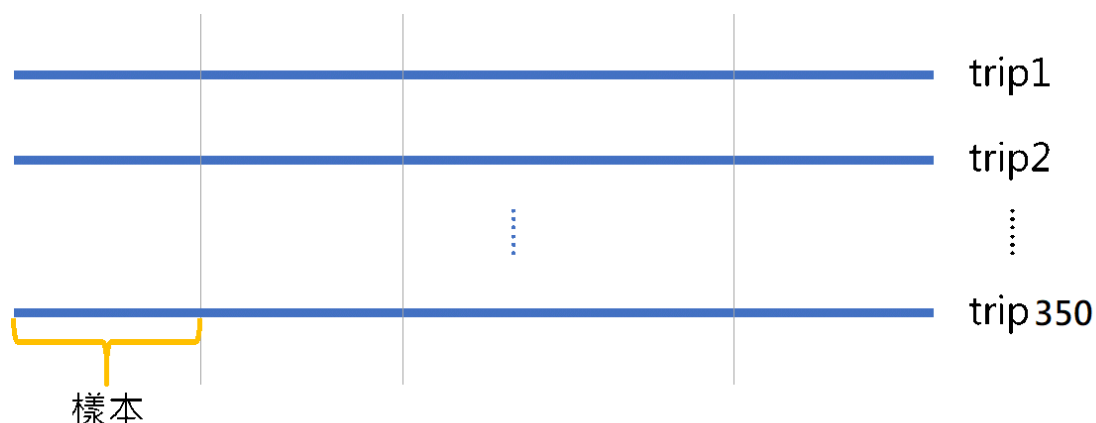


圖 7.2-2 趟次分析概念示意圖

考量趟次分析中本小節針對分心事件進行分析，前述 474 筆分心事件分散於所有趟次單位中之分布狀況（計有 399 趟次單位有分心事件），與 350 大客車趟次蒐集之總樣本數 5326 個樣本，如表 7.2-6 所示。由於路段長度若再延長，可能會模糊幾何、交通環境以及設施特性，仍依照前期以 15 公里做為一個趟次分析長度單位，其 94% 零占比外，發生一次分心事件的次數為 5%，一個趟次分析單位樣本超過一次分心事件的比例僅約 1%，適合以羅吉斯迴歸進行後續分心事件好發情境分析。

表 7.2-6 分心次數-趟次分析被解釋變數之分布情形(15 公里為單位)

路段長	樣本數	平均值	標準差	範圍	計數零占比	總和
15 公里	5,669	0.08	0.33	0-5	5,326 (94%)	399

使用道路交通環境資料和客運班表資料建構趟次分析模式，大致可區分為幾何特性、交通環境特性、設施特性以及駕駛特性等四大類解釋變數，分別說明如表 7.2-7 至表 7.2-10。由表 7.2.7 知，幾何特性中之內側路肩寬以各分析單位最小值做為代表值，而上下坡度及車道數則以各分析單位最大值做為代表值，並且當各分析單位之最小彎道半徑小於三千公尺時視其含有大彎道。交通環境特性則皆為連續變數，交通量變數代表行車趟次經過分析單位時該處平均交通量（介接該區間 VD 資料，以 30 分鐘交通量計），並以小客車當量值 (pce) 折算後的 pcu 表示。相較路段分析，此時的交通環境特性變數更能反映事件發生當下的交通環境狀況。設施特性同樣用於反映高速公路車流交織情形，惟在十五公里的高速公路單位中均含有至少一座交流道，因此交流道變數定義調整為十五公里內的交流道數量。

駕駛特性變數之駕駛資歷以該位駕駛人到職時之時間起算至事件發生時經過之月數，可反映駕駛人對路況熟悉程度；班表星期是由班表紀錄該趟旅次之日期，分為週一至週五之平日和假日之週六、週日；駕駛人排班 24 小時內趟次數及 72、168 (一週) 小時內趟次數則期能反映駕駛疲勞程度；並依據國道尖離峰時段，將駕駛人發車時間分為凌晨 (0~6 時)、晨峰 (6-8 時)、白天 (8-17 時)、昏峰 (17-19 時)、晚上 (19-24 時) 5 個時段。

表 7.2-7 解釋變數之敘述性統計(連續變數)

解釋變數	平均值	標準差	最小值	最大值
幾何特性				
最小內側路肩寬(公尺)	0.51	0.18	0.00	0.80
最大上坡度(%)	0.75	0.97	0.00	2.04
最大下坡度(%)	0.75	0.97	0.00	2.02
最大車道數	3.36	0.75	3.00	6.00
交通環境特性				
總交通量(千小客車當量)	1.71	0.89	0.11	6.37
設施特性				
交流道數量	2.56	1.44	1.00	7.00
駕駛特性				
駕駛資歷(月)	109.34	80.98	1.00	256.00

表 7.2-8 解釋變數之敘述性統計(類別變數)

解釋變數	定義	計數(比例)	
		0	1
幾何特性			
彎道	分析路段含大彎道為 1，餘為 0	2,932 (52%)	2,737 (48%)
設施特性			
開放路肩	分析路段開放行駛路肩為 1，餘為 0	4,079 (72%)	1,590 (28%)
服務區	分析路段上有設置為 1，餘為 0	4,410 (78%)	1,259 (22%)
駕駛特性			
班表星期	由班表紀錄該趟旅次之日期，週六和週日為 1，週一至週五為 0	4,377 (77%)	1,292 (23%)

表 7.2-9 駕駛人排班趟次統計分布

24 小時內	計數(比例)	72 小時內	計數(比例)	168 小時內	計數(比例)
1	1,033(18%)	1	19(<1%)	5	38(<1%)
2	4,154(73%)	2	148(3%)	6	156(3%)
3	482(9%)	3	911(16%)	7	307(5%)
		4	1000(18%)	8	427(7%)
		5	2072(36%)	9	813(14%)
		6	1,500(26%)	10	1,645(29%)
		7	19(<1%)	11	1,349(24%)
				12	768(14%)
				13	166(3%)
總計	5,669	總計	5,669	總計	5,669

表 7.2-10 發車時間之時段區分統計

發車時間之時段區分	計數
凌晨	1,214(21%)
晨峰	739(13%)
白天	2,299(41%)
昏峰	503(9%)
晚上	914(16%)
總計	5,669

將趟次分析單位之總交通量取自然對數，做為曝光量指標進行模式推估，結果如表 7.2-11。其中，顯著性若有星號則代表該變數顯著（***代表 p 值低於 0.001、**代表 p 值低於 0.01、*代表 p 值低於 0.05、~則代表 p 值低於 0.1），並紀錄估計標準誤。當係數為正值時，代表該變數對分心事件發生有正向影響。模式結果則顯示，「最大下坡度」有一定正向顯著影響，代表下坡坡度越斜，駕駛應更關注路況、車速與方向；若未能適當操控車輛，發生警示或異常將較易為分心事件；鄰近「服務區」則呈現負向影響，表示駕駛人行經此類路段時，車流交織情形可能較為複雜，需要更高的專注力，因此即使有警示或行車異常事件，但其駕駛分心行為顯著較少發生。最後在有關駕駛特性方面，「駕駛資歷」對分心事件為顯著正影響，反映駕駛人對路況越熟悉，反而較容易發生分心行為；而當該趟次發車時段為「晨峰」或「凌晨」時，相對於在「白天」發車的趟次，駕駛也較不會發生分心事件。

表 7.2-11 趟次分析模式-分心事件推估結果

	有無發生分心事件			
	推估係數	估計標準誤	Z 值	顯著性
截距項	-4.922	1.095	-4.41	***
幾何特性				
最小內側路肩寬(公尺)	0.235	0.393	0.60	
最大上坡度(%)	-0.167	0.103	-1.62	
最大下坡度(%)	0.218	0.122	1.79	.
最大車道數	0.040	0.100	0.40	
交通環境特性				
總交通量(ln)	0.204	0.134	1.53	
設施特性				
交流道數量	0.068	0.071	0.10	
開放路肩	-0.105	0.163	-0.64	
服務區	-0.323	0.172	-1.88	.
駕駛特性				
駕駛資歷(月)	0.002	0.172	2.95	**
班表星期	0.229	0.129	1.77	.
24 小時內排班趟次	-0.135	0.117	-1.16	
72 小時內排班趟次	0.042	0.064	0.65	
168 小時內排班趟次	0.034	0.044	0.79	
發車時間時段 凌晨	-0.620	0.206	-3.01	**
發車時間時段 晨峰	-0.599	0.194	-3.08	**
發車時間時段 昏峰	-0.028	0.193	-0.15	
發車時間時段 晚上	-0.247	0.202	0.22	
模式績效				
AIC	2568.24			
BIC	2687.81			
LL(C)	-1266.12			
LL(β)	-1294.54			
ρc^2	0.022			
觀察值	5,669			

7.2.3 以事件為基礎之分心事件好發情境分析

相比 7.2.1 與 7.2.2 小節，本節則以單一事件為單位進行分析，紀錄 350 趟次中每件警示事件，並介接高公局 VD 資料、駕駛員相關資料後，共有 3,617 件。每件事件發生後，在透過觀看車內影像判斷是否有分心，以及與周遭交通環境狀況，將每件事件分為警示事件或行車異常事件，及標記有無分心。圖 7.2-3 為單一事件為基礎之分析圖，本節以事件為單位，圖中每個標記都是一個警示事件，從中將 3,617 件樣本之分心事件挑選，並依照車內異常行為組合次數發生較多者分類，建模分析其好發情境；針對警示與行車異常事件，則在 7.3.3 節討論。

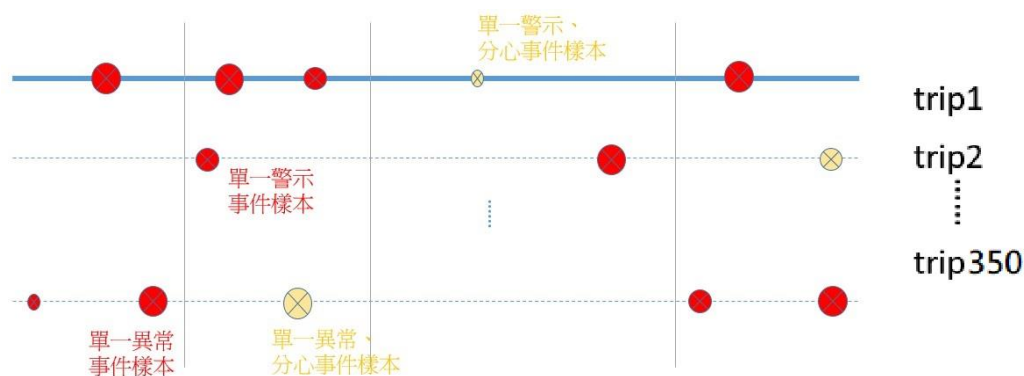


圖 7.2-3 事件分析概念示意圖

由於將每件事件做為單位討論，本小節首先透過車外警示事件與車內行為影像對照時，紀錄警示發生當下車內異常行為，並從所有事件中列出次數最多的五類車內異常行為組合。所有車內異常行為中出現比例最高的兩項皆是單一車內異常行為，分別為：「單手離開方向盤」與「擺頭」，然而，依據本計畫車內影像分析，在無發生任何 ADAS 警示事件時，駕駛常習慣單手操作方向盤駕駛，此近乎常態之現象並不易做為一項車內異常行為進行分析；而擺頭則常為往後視鏡注意側方路況等，屬於為了確保安全之行為。因此，本節最後仍以車內異常行為組合與頻次挑選，此係因動作組合常伴隨特定目的，造成駕駛時的多重任務，且此些組合確實有對應的動作，因而做為分心事件之種類。

經過篩選，最後挑選出車外 ADAS 警示發生時，車內異常行為頻率最高的五種組合，以及其他項目，共計六種分心事件類型。各項動作組合次數如下：單手＋靠近嘴巴 128 次、單手＋擺頭 105 次、單手＋操作設備 109 次、單手＋拿取物品 63 次、單手＋身體前傾 66 次，以及其他次數少之車

內異常行為組合 78 次，與無車內異常進行多項羅吉特比較，期能針對頻次較高的車內異常行為，相比於無異常之車外警示是否有好發之情境，表 7.2-12 為警示事件總數與各類分心事件數之計數表。

表 7.2-12 分心事件-事件分析被解釋變數之敘述性統計

事件分析	總事件數	分心事件(總計 549 件)					
		單手+嘴巴	單手+擺頭	單手+操作設備	單手+拿取物品	單手+身體前傾	其他車內異常行為
樣本數	3,617	128	105	109	63	66	78

以事件為基礎建構分心事件之好發情境模式，所採用的道路環境與駕駛人相關資料大致可分為幾何特性、交通環境特性與駕駛特性，以及班表資料，分別如表 7.2-13 至 7.2-16 所示。在連續變數，交通環境特性方面，蒐集當下車輛的車速、上下游最接近的 VD 資料，並計算小車比例做為車種單純化或較為混雜之用，以上反映交通車流環境因子。駕駛特性方面，則在資料蒐集時獲得駕駛年齡、資歷，以及發生 ADAS 警示事件時，已距離發車多長時間（分鐘）。類別變數中，則包含幾何特性，事件發生處是否為彎道、坡道，另亦透過班表資料與車機資料，得知發車時段、行駛方向、平假日，以及事件當下為日夜間。表 7.2-15 則紀錄駕駛在開此趟車時，在 24、72、168 小時駕駛趟次；表 7.2-16 則紀錄該趟次發車時段，並依照車流特性分為凌晨（0~6 時）、晨峰（6-8 時）、白天（8-17 時）、昏峰（17-19 時）、晚上（19-24 時）5 個時段。

表 7.2-13 解釋變數之敘述性統計(連續變數)

解釋變數	平均值	標準差	最小值	最大值
交通環境特性				
事件發生時車速(公里/小時)	85.14	22.89	0.00	109
當下 5 分鐘 VD(小客車當量)	332.07	154.52	1.00	1227
當下 5 分鐘 VD 平均小車比例	0.78	0.15	0.05	1.00
駕駛特性				
駕駛資歷(月)	106.43	80.03	1.00	256.00
該趟次已行駛時間(分)	151.40	60.84	17.70	309.57

表 7.2-14 解釋變數之敘述性統計(類別變數)

解釋變數	定義	計數(比例)	
		0	1
幾何特性			
大彎道	事件發生處為大彎道為 1，餘為 0	2,609 (72%)	1,008 (28%)
彎道	事件發生處為彎道為 1，餘為 0	2,497 (69%)	1,120 (31%)
坡道	事件發生處為坡道為 1，餘為 0	3,126 (86%)	491 (14%)
交通環境特性			
假日	由班表紀錄該趟旅次之日期，假日為 1，平日為 0	2,804 (78%)	813 (22%)
南下班次	由班表紀錄該趟旅次。 南下為 1，北上為 0	1,752 (48%)	1,865 (52%)
夜間	由事件發生當下若已日落則為 1，否則為 0	2,594 (72%)	1,023 (28%)
雨天	由事件發生當下若下雨為 1，否則為 0	3,252 (90%)	365 (10%)

表 7.2-15 駕駛人排班趟次統計分布

24 小時內	計數(比例)	72 小時內	計數(比例)	168 小時內	計數(比例)
1	647(18%)	1	8(<1%)	3	2(<1%)
2	2,695(74%)	2	94 (3%)	5	24(<1%)
3	275(8%)	3	507(14%)	6	103(3%)
		4	725(20%)	7	191(5%)
		5	1,390(38%)	8	320(8%)
		6	879(24%)	9	477(13%)
		7	14(<1%)	10	1,017(28%)
				11	769(21%)
				12	625(17%)
				13	89(3%)
總計	3,617	總計	3,617	總計	3,617

表 7.2-16 發車時間之時段區分統計

發車時段	計數	發車時段	計數
凌晨	561(16%)	白天	1,881(52%)
晨峰	559(15%)	昏峰	273(8%)
晚上	343(9%)	總計	3,617

前述共分六種車內異常行為與無車內異常行為之多項羅吉特模式推估結果如表 7.2-17 所示，針對常發生之分心事件之好發情境分析。其中，顯著性若有星號則代表該變數顯著（***代表 p 值低於 0.001、**代表 p 值低於 0.01、*代表 p 值低於 0.05、~則代表 p 值低於 0.1），並紀錄估計標準誤。當係數為正值時，代表該變數對該類型分心事件發生有正向影響。

針對第一項：單手＋靠近嘴巴，其行為可能包含駕駛開車時飲食或個人習慣動作，其中，72 小時與 168 小時排班次數越多、發車時段為晨峰，或為假日皆有正向影響，可能與其時段性或是班表緊湊程度相關。

針對第二項：單手＋擺頭，其行為可能為駕駛開車時擺頭看後視鏡以注意側方路況時而發生 ADAS 警示，根據其顯著之解釋變數，駕駛資歷、駕駛 24 小時內排班趟次為負向，可能為司機本身駕駛穩定度與對當天路況感受較熟悉後，較不會在進行多重駕駛任務時同時有多樣車內異常行為。而擺頭動作發生常是為了注意側方路況、注視後視鏡，因此晨峰時間發車班次與主要車潮時間重疊，相較白天時段亦較容易發生需要觀察鄰近車輛，故其正向顯著亦屬合理。

第三項：單手＋操作設備，經由影像分析時常包含司機操作電子離合器撥桿或中控，此動作項目勢必為了操作車內設備之不得不使一隻手離開方向盤之組合行為。坡道、5 分鐘 VD 車流量（高）、昏峰時皆為車流較為複雜或是道路條件可能需要操作電子離合器的時機，對於此類型分心事件為顯著正向。當下車速、駕駛資歷為負向，可能與車流穩定、駕駛掌握度高有關。

其餘屬於次數較少之分心事件。第四項單手＋拿取物品，預期也是一隻手為了取物而離開方向盤，但拿取物品應非駕駛時合理之行為，僅有坡道為顯著負且係數值大，應能反映駕駛較不傾向在幾何條件需要更專注於操駕時分心拿東西，部分變數則尚有討論空間。第五項：單手＋身體前傾，可能為注意路況，或是調整駕駛姿勢。視線較差的夜間、該趟次行駛時間越長，以及一週內累積駕駛次數越多為正向顯著影響且合理；晨峰時段可能車流複雜不適合調整姿勢、與駕駛資歷為稍微之負向顯著。其他項目亦有幾項顯著之變數，但因動作組合較不固定、頻次較少，而較不易解釋，但值得注意雨天時有正向顯著造成分心，實務上宜遵守雨天時更注意行駛。總體而言，駕駛資歷在多組模式，與無車內異常行為之非分心事件相比，

為顯著負向，表示駕駛人對路況或車輛越熟悉，較不容易發生幾種組合的分心事件。

表 7.2-17 事件分析模式-分心事件推估結果

解釋變數	分心事件類型					
	單手+ 嘴巴	單手+ 擺頭	單手+操 作設備	單手+ 拿取 物品	單手+ 身體前 傾	其他車 內異常 行為
幾何特性						
大彎道	0.075 (0.235)	-0.152 (0.253)	-0.295 (0.260)	0.429 (0.307)	0.361 (0.331)	-0.069 (0.291)
彎道	0.195 (0.216)	-0.262 (0.243)	0.002 (0.234)	-0.246 (0.326)	0.400 (0.312)	-0.147 (0.287)
坡道	-0.047 (0.289)	-0.184 (0.327)	0.574* (0.268)	-1.339* (0.607)	0.006 (0.389)	0.383 (0.317)
交通環境特性						
事件發生時車 速(公里/小時)	-0.001 (0.004)	0.011 (0.006)	-0.013*** (0.003)	0.011 (0.008)	-0.005 (0.005)	-0.009* (0.004)
當下 5 分鐘 VD(pce)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.001* (0.000)	-0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.000 (0.001)
當下 5 分鐘 VD 平均小車比例	-0.375 (0.236)	0.319 (0.758)	0.827 (0.775)	-0.026 (0.911)	-1.257 (0.790)	-0.142 (0.881)
假日	0.710** (0.207)	-0.410 (0.281)	0.141 (0.247)	-0.071 (0.320)	0.267 (0.309)	0.574* (0.263)
南下班次	-0.125 (0.202)	0.103 (0.229)	0.347 (0.228)	0.632* (0.287)	0.203 (0.291)	-0.623 (0.259)
雨天	0.012 (0.296)	0.152 (0.353)	-0.273 (0.356)	0.388 (0.404)	0.481 (0.376)	0.695* (0.312)
夜間	0.046 (0.317)	-0.446 (0.378)	0.277 (0.303)	-0.156 (0.432)	0.625 (0.370)	-0.192 (0.435)
駕駛特性						
駕駛資歷	-0.001 (0.001)	-0.006*** (0.002)	-0.004** (0.001)	-0.002 (0.002)	-0.006** (0.002)	0.000 (0.001)
該趟次已行駛 時間	-0.004* (0.002)	0.000 (0.002)	0.003* (0.002)	0.001 (0.002)	0.004~ (0.002)	0.001 (0.002)
駕駛 24 小時 內排班趟次	0.222 (0.216)	-0.394~ (0.236)	-0.540* (0.216)	0.042 (0.292)	-0.176 (0.283)	0.247 (0.242)
駕駛 72 小時 內排班趟次	0.255* (0.113)	0.118 (0.121)	0.102 (0.120)	-0.185 (0.145)	-0.205 (0.151)	-0.100 (0.136)
駕駛 168 小時 內排班趟次	0.220* (0.076)	0.034 (0.079)	0.086 (0.082)	-0.017 (0.091)	0.280** (0.108)	0.179~ (0.094)

表 7.2-17 事件分析模式-分心事件推估結果 (續)

解釋變數	分心事件類型					
	單手+ 嘴巴	單手+ 擺頭	單手+操 作設備	單手+ 拿 取 物品	單 手 + 身 體 前 傾	其他車 內異常 行為
駕駛特性 (續)						
駕駛 168 小時 內排班趟次	0.220* (0.076)	0.034 (0.079)	0.086 (0.082)	-0.017 (0.091)	0.280** (0.108)	0.179~ (0.094)
發車時段為 凌晨	0.389 (0.310)	-0.050 (0.328)	0.349 (0.312)	0.367 (0.405)	-0.477 (0.427)	-1.037* (0.520)
發車時段為 晨峰	0.978*** (0.248)	0.636** (0.256)	-0.048 (0.319)	-0.085 (0.409)	-1.435~ (0.738)	0.681* (0.301)
發車時段為 昏峰	0.432 (0.442)	-0.047 (0.599)	0.706~ (0.402)	0.661 (0.541)	-14.86 (786.6)	0.187 (0.581)
發車時段為 晚上	0.663 (0.407)	0.268 (0.525)	0.323 (0.461)	0.101 (0.602)	0.285 (0.463)	0.453 (0.555)
AIC	4939.206					
BIC	5682.348					
LL(C)	-2349.603					
LL(β)	-2504.458					
ρc^2	0.0618					
觀察值	3,617					

而由於分心事件發生與紀錄必然是在 ADAS 警示事件發生時，本節主要是針對分心事件是否有好發之時空環境進行初探，後續以分心與警示、行車異常事件之關係與分析，將在 7.3 節進行。

7.3 行車異常事件好發情境分析

7.2 節針對分心事件之好發情境進行分析與初探，本節則基於前一小節之結果上，分析在車內異常行為使分心事件發生，與無分心事件時，是否與車外 ADAS 警示有其相關性。本節針對警示與行車異常事件好發情境進行分析，並將分心事件做為警示、行車異常事件之解釋變數，觀察是否有顯著之影響。

7.3.1 以路段為基礎之分析

前期計畫針對路段分析蒐集警示事件、行車異常事件，並與事故進行

分析，亦提出較適合之路段分析長度距離 (2 公里)。本期計畫針對路段分析延續前期之分析長度，在原先之模式基礎下，導入分心事件，以有無分心做為解釋變數，即如圖 7.2-1 之路段分析架構，唯將分心事件之計數調整為分析長度距離中有無發生，以警示與行車異常事件為被解釋變數，期能針對好發情境加入分心事件後之影響。

本期計畫針對所有 ADAS 警示事件皆有結合影像分析，包含駕駛因應紀錄是否為行車異常事件，以及駕駛分心事件的車內異常動作，表 7.3-1 整理本小節被解釋變數：警示事件、行車異常事件之敘述性統計。此表中未保安距警示事件、車道偏移警示事件、未保安距行車異常事件皆為計數，但因車道偏移(異常)的數量僅有 99 次，因此改為紀錄路段中「有無」，共有 73 組路段有發生車道偏移行車異常事件。警示事件，以及未保安距之行車異常事件後續以負二項迴歸模式分析；而車道偏移行車異常事件後續採用羅吉斯迴歸分析。

表 7.3-1 路段分析被解釋變數之敘述性統計

被解釋變數	平均值	標準差	範圍	路段資料為零比例	總和
未保安距(警示)	10.69	4.74	1-26	0%	3,122
車道偏移(警示)	1.92	2.03	0-12	28%	561
未保安距(異常)	2.80	2.13	0-14	11%	816
車道偏移(異常)	0.25	0.43	0-1	75%	73

後續分析建構模式以道路交通環境資料做為解釋變數，大致可區分為幾何特性、交通特性以及設施特性等三大類，並且導入各路段中發生分心事件次數之總體駕駛人特性，分別說明如表 7.3-2 與表 7.3-3。由表 7.3-2 可知，幾何特性中之內外側路肩寬以各分析路段最小值做為代表值，而上下坡度及車道數則以各分析路段最大值做為代表值，並且當各分析路段之彎道半徑小於三千公尺時視其為大彎道路段。交通特性則皆為連續變數，交通量以小客車當量值 (pce) 折算後的 pcu 表之，並依此計算各車種之比例，車種以高速公路車輛偵測器 (VD)紀錄之車種代碼為分類依據，小車為小型車，而大車則包括大型車及聯結車。設施特性皆以類別變數表之，其中的開放路肩、服務區及交流道用於反應高速公路車流交織情形。

表 7.3-2 解釋變數之敘述性統計(連續變數)

解釋變數	平均值	標準差	最小值	最大值
總體駕駛人特性				
分心事件次數	1.62	1.33	0.00	6.00
幾何特性				
最小內側路肩寬(公尺)	0.74	0.31	0.00	4.00
最小外側路肩寬(公尺)	1.12	1.41	0.00	3.70
最大上坡度(%)	0.33	0.75	0.00	2.04
最大下坡度(%)	0.32	0.73	0.00	2.02
最大車道數	3.13	0.49	0.00	6.00
交通特性				
總交通量(千小客車當量)	65.95	16.32	23.74	140.36
小車比例(小型車流量*1.0/總交通量)	0.65	0.11	0.22	0.84
大車比例((大型車流量*2.0+聯結車流量*3.0)/總交通量)	0.35	0.11	0.16	0.78

表 7.3-3 解釋變數之敘述性統計(類別變數)

解釋變數	定義	計數(比例)		
		0	1	2
幾何特性				
彎道	分析路段是大彎道為 2，彎道為 1，直線為 0	50 (17%)	130 (45%)	112 (38%)
設施特性				
速限	分析路段之公告速限 110km/hr 為 1，餘為 0	128 (44%)	164 (56%)	
固定式測速照相	分析路段上有設置為 1，餘為 0	250 (86%)	42 (14%)	
開放路肩	分析路段開放行駛路肩為 1，餘為 0	257 (88%)	35 (12%)	
服務區	分析路段上有設置為 1，餘為 0	282 (97%)	10 (3%)	
交流道	分析路段有包含為 1，餘為 0	194 (66%)	98 (34%)	

首先，建立分心事件對警示事件之影響模式，包含所有警示事件數、未保持安全距離警示事件數、車道偏移警示事件數，個別發展負二項迴歸式，總交通量取自然對數，做為曝光量之指標。表 7.34 為模式推估結果，推估係數旁之星號為該係數之顯著性 (**代表 p 值低於 0.001、**代表 p 值低於 0.01、*代表 p 值低於 0.05、~則代表 p 值低於 0.1)，而括號內則為該係數之估計標準誤。當推估係數為正值時，代表該變數對警示事件數有正向影響，亦即警示事件數越高。

表 7.3-4 路段分析模式-警示事件推估結果

解釋變數	被解釋變數		
	所有警示事件	未保安距(警示)	車道偏移(警示)
截距項	-3.78 (1.02)***	-4.94 (1.12)***	-0.45 (2.83)
總體駕駛人特性			
分心事件次數	0.07 (0.02)***	0.04 (0.02)**	0.22 (0.043)***
幾何特性			
最大上坡度	0.04 (0.03)	0.03 (0.04)	0.08 (0.09)
最大下坡度	0.03 (0.34)	-0.01 (0.04)	0.15 (0.08)~
最大車道數	-0.08 (0.05)~	-0.10 (0.05)*	0.12 (0.14)
彎道	-0.01 (0.06)	-0.07 (0.08)	0.33 (0.18)~
大彎道	-0.03 (0.77)	-0.15 (0.08)~	0.66 (0.22)**
交通特性			
小車比例	0.91 (0.25)***	1.18 (0.28)***	-0.59 (0.71)
總交通量	0.54 (0.09)***	0.63 (0.10)***	0.08 (0.26)
設施特性			
速限 110km/hr	0.09 (0.07)	0.07 (0.08)	0.22 (0.19)
固定式測速照相	0.04 (0.06)	0.06 (0.07)	-0.07 (0.17)
開放路肩	0.03 (0.07)	0.10 (0.07)	-0.48 (0.20)**
有服務區	-0.02 (0.06)	-0.05 (0.08)	0.10 (0.20)
有交流道	-0.02 (0.06)	0.03 (0.07)	-0.19 (0.16)
模式績效			
AIC	1714.772	1671.355	1066.56
BIC	1777.276	1733.86	1129.064
LL(C)	-876.5309	-854.6687	-542.9163
LL(β)	-840.3858	-818.6775	-516.2798
ρc^2	0.0412	0.0421	0.0491
觀察值	292	292	292

根據推估結果，分心次數做為解釋變數，對於全部警示事件、未保安距警示事件、車道偏移警示事件皆為顯著正向影響，除了 7.2 節中，分心事件具有其好發情境，在本小節，分心亦是使警示事件好發的重要顯著正向原因。分心次數越多，警示事件數越多。

「車道數」多代表車流狀況可能較為複雜，使駕駛更專注於駕駛，對全部以及未保安距警示事件數負向影響，其餘幾何與設施方面，「大彎道」則可能對跟車距離變得較為謹慎，對未保安距警示事件預期減少。但「小車比例」與「總交通量」則為正向顯著因素，前者可能是車種越同質，反而降低駕駛心理壓力與專注力，致使跟車等較不注意，後者則是車流需求高、交織與干擾預期也多，對全部與未保安距警示事件數正影響。車道偏移之好發情境則明顯與全部警示事件、未保安距警示事件不同，開放路肩

使外側更需謹慎駕駛而呈現負向影響車道偏移警示數，但下坡度變化、彎道與大彎道則對車道偏移警示呈現顯著正向關係。

接著，則進一步針對行車異常事件數建模，雖然警示事件較為廣泛發生，但行車異常事件表當下情形較警示更為嚴峻。基此，建立分心事件對行車異常事件之影響模式，包含所有行車異常事件數、未保持安全距離行車異常事件數、車道偏移行車異常事件數。前兩者發展負二項迴歸式，總交通量取自然對數，做為曝光量之指標，車道偏移則如前述，行車異常事件數量較少，而以羅吉斯迴歸建模分析。表 7.3-5 為模式推估結果，推估係數旁之星號為該係數之顯著性 (**代表 p 值低於 0.001、*代表 p 值低於 0.01、~代表 p 值低於 0.05、~則代表 p 值低於 0.1)，而括號內則為該係數之估計標準誤。當推估係數為正值時，代表該變數對行車異常事件數有正向影響，亦即行車異常事件數越高。

表 7.3-5 路段分析模式-行車異常事件推估結果

解釋變數	被解釋變數		
	所有行車異常事件	未保安距(異常)	車道偏移(異常)
截距項	-5.67 (1.85)**	-6.55 (2.00)**	-5.29 (7.89)
總體駕駛人特性			
分心事件次數	0.13 (0.03)***	0.09 (0.31)**	0.61 (0.12)***
幾何特性			
最大上坡度	0.03 (0.06)	0.07 (0.07)	0.16 (0.23)
最大下坡度	-0.03 (0.62)	-0.04 (0.07)	0.12 (0.25)
最大車道數	-0.15~ (0.09)	-0.16 (0.09)~	-0.11 (0.39)
彎道	0.02 (0.11)	0.02 (0.12)	0.11 (0.49)
大彎道	-0.05 (0.14)	-0.15 (0.15)	1.74 (0.62)**
交通特性			
小車比例	1.23 (0.46)**	1.22 (0.50)**	2.38 (1.87)
總交通量	0.60 (0.17)***	0.68 (0.18)***	0.17 (0.72)
設施特性			
速限 110km/hr	-0.02 (0.12)	-0.07 (0.13)	1.17 (0.53)**
固定測速照相	0.12 (0.11)	0.08 (0.12)	0.62 (0.45)
開放路肩	0.14 (0.12)	0.22 (0.12)~	-1.58 (0.64)*
有服務區	-0.03 (0.13)	-0.09 (0.14)	0.90 (0.49)~
有交流道	-0.24 (0.11)*	-0.23 (0.12)~	-0.28 (0.45)

表 7.3-5 路段分析模式-行車異常事件推估結果 (續)

解釋變數	被解釋變數		
	所有行車異常事件	未保安距(異常)	車道偏移(異常)
模式績效			
AIC	1220.899	1188.421	295.339
BIC	1283.404	1250.926	354.1619
LL(C)	-619.1437	-598.2723	-164.2019
LL(β)	-593.4495	-577.2106	-131.6669
ρ^2	0.0415	0.0352	0.1981
觀察值	292	292	292

根據推估結果，分心次數做為解釋變數，對於全部行車異常事件、未保安距行車異常事件、車道偏移行車異常事件皆為顯著正向影響，與對警示事件相同，分心亦是使行車異常事件好發的重要顯著正向原因。分心次數越多，行車異常事件數越多、越好發。

「車道數多」、「有交流道」代表車流狀況可能較為複雜，使駕駛更專注於駕駛，對全部以及未保安距行車異常事件數負向影響。但「小車比例」與「總交通量」則為正向顯著因素，前者可能是車種越同質，反而降低駕駛心理壓力與專注力，致使跟車等較不注意，後者則是車流需求高、交織與干擾預期也多，對全部與未保安距行車異常事件數正影響。另外，開放路肩對未保安距行車異常事件數亦有顯著正影響。車道偏移之好發情境則與全部警示事件、未保安距警示事件不同，開放路肩使外側更需謹慎駕駛、最小內側路肩寬亦是，與需謹慎駕駛可能相關，而呈現負向影響車道偏移警示數，但速限較高處、有服務區與大彎道則對車道偏移警示呈現顯著正向關係，前兩者可能代表路況較可能有交織、切換車道，後者則與彎道幾何、操駕車輛有關。

7.3.2 以趟次為基礎之分析

以路段為基礎之分析並未考量駕駛者特性，即使在 7.3.1 小節將總體駕駛人於路段中所發生之分心次數計入，尚不足以反映個別駕駛者之駕駛人因素。如同 7.2.2 節之分析概念，本節將臺北（或板橋）至臺南共 350 趟次大客車趟次之行車資料為分析基礎，著重於觀察以趟次為單位時，警示與行車異常事件在國道上的分布情形與好發情境，並結合分心事件之影響。

樣本切分概念與圖 7.2-2 相同，在蒐集該趟次經過每個分析單位時，由於不見得會發生警示事件，因此本計畫以有發生警示事件的時間點，以內（外）插法推估通過各分析單位的時間，並得到當時段交通量之資訊，再針對於該分析單位有無發生警示與行車異常事件計數（也紀錄分心之計數，即在本節分析中做為影響因素、解釋變數）。同樣地，若該趟次全程僅發生一次或零次警示事件，則無法推估其通過各路段之時間，而致使各個分析單位區間皆無警示、異常、分心事件樣本。

考量趟次分析中本小節針對警示與行車異常事件進行分析，於所有趟次單位中之分布狀況與 350 趟次可蒐集之樣本數如表 7.3-6 所示，共有 5669 個樣本，每個樣本紀錄警示與行車異常事件的頻次，範圍由 0 至 17 次，共計 3543 筆警示事件與 861 筆行車異常事件。由於路段長度再以更常路段切割可能模糊幾何、交通環境以及設施特性，亦不適合分割太長，以 15 公里做為一個趟次分析長度單位，考量其零占比，後續以羅吉斯迴歸進行後續警示與行車異常事件好發情境，及分心事件之影響分析。

表 7.3-6 警示、行車異常事件次數-趟次分析被解釋變數之敘述性統計

類型	路段長	樣本數	平均值	標準差	範圍	計數零占比	總和
警示	15 公里	5,669	0.625	1.141	0-17	3,577 (63%)	3,543
異常	15 公里	5,669	0.152	0.523	0-12	5,034 (89%)	861

使用道路交通環境資料和客運班表資料建構趟次分析模式，大致可區分為幾何特性、交通環境特性、設施特性以及駕駛特性等四大類解釋變數，分別說明如表 7.3-7 至表 7.3-10。由表 7.3.7 知，幾何特性中之內側路肩寬以各分析單位最小值做為代表值，而上下坡度及車道數則以各分析單位最大值做為代表值，並且當各分析單位之最小彎道半徑小於三千公尺時視其含有大彎道。交通環境特性則皆為連續變數，交通量變數代表行車趟次經過分析單位時該處平均交通量（介接該區間 VD 資料，以 30 分鐘交通量計），並以小客車當量值折算後的 pcu 表示。相較路段分析，此時的交通環境特性變數更能反映事件發生當下的交通環境狀況。設施特性同樣用於反映高速公路車流交織情形，惟在 15 公里的高速公路單位中均含有至少一座交流道，因此交流道變數定義調整為 15 公里內的交流道數量。

表 7.3-7 解釋變數之敘述性統計(連續變數)

解釋變數	平均值	標準差	最小值	最大值
幾何特性				
最小內側路肩寬(公尺)	0.51	0.18	0.00	0.80
最大上坡度(%)	0.75	0.97	0.00	2.04
最大下坡度(%)	0.75	0.97	0.00	2.02
最大車道數	3.36	0.75	3.00	6.00
交通環境特性				
總交通量(千小客車當量)	1.71	0.89	0.11	6.37
設施特性				
交流道數量	2.56	1.44	1.00	7.00
駕駛特性				
駕駛資歷(月)	109.34	80.98	1.00	256.00

表 7.3-8 解釋變數之敘述性統計(類別變數)

解釋變數	定義	計數(比例)	
		0	1
幾何特性			
彎道	分析路段含大彎道為 1，餘為 0	2,932 (52%)	2,737 (48%)
設施特性			
開放路肩	分析路段開放行駛路肩為 1，餘為 0	4,079 (72%)	1,590 (28%)
服務區	分析路段上有設置為 1，餘為 0	4,410 (78%)	1,259 (22%)
駕駛特性			
班表星期	由班表紀錄該趟旅次之日期，週六和週日為 1，週一至週五為 0	4,377 (77%)	1,292 (23%)
分心事件	駕駛在此分析單位中發生分心事件為 1，餘為 0	5,326 (94%)	343 (6%)

表 7.3-9 發車時間之時段區分統計

發車時間之時段區分	計數
凌晨	1,214(21%)
晨峰	739(13%)
白天	2,299(41%)
昏峰	503(9%)
晚上	914(16%)
總計	5,669

表 7.3-10 駕駛人排班趟次統計分布

24 小時內	計數(比例)	72 小時內	計數(比例)	168 小時內	計數(比例)
1	1,033(18%)	1	19(<1%)	5	38(<1%)
2	4,154(73%)	2	148(3%)	6	156(3%)
3	482(9%)	3	911(16%)	7	307(5%)
		4	1000(18%)	8	427(7%)
		5	2072(36%)	9	813(14%)
		6	1,500(26%)	10	1,645(29%)
		7	19(<1%)	11	1,349(24%)
				12	768(14%)
				13	166(3%)
總計	5,669	總計	5,669	總計	5,669

駕駛特性變數之駕駛資歷以該位駕駛人到職時之時間起算至事件發生時經過之月數，可反映駕駛人對路況熟悉程度。此外，也將該趟次中各趟次分析長度中，是否有發生分心事件納入解釋變數。班表星期是由班表紀錄該趟旅次之日期，分為週一至週五之平日和假日之週六、週日；駕駛人排班 24 小時內趟次數及 72、168 (一週) 小時內趟次數則期能反映駕駛疲勞程度；並依據國道尖離峰時段，將駕駛人的發車時間分為凌晨 (0~6 時)、晨峰 (6-8 時)、白天 (8-17 時)、昏峰 (17-19 時)、晚上 (19-24 時) 5 個時段。

將趟次分析單位之總交通量取自然對數，做為曝光量指標分別對分析單位中是否發生警示、異常進行模式推估，結果如表 7.3-11。其中，顯著性若有星號則代表該變數顯著 (***) 代表 p 值低於 0.001、** 代表 p 值低於 0.01、* 代表 p 值低於 0.05、~ 則代表 p 值低於 0.1)，並紀錄估計標準誤。當係數為正值時，代表該變數對警示或行車異常事件發生有正向影響。模式結果則顯示，「發生分心」對警示與異常發生皆為顯著正向。「交通量」也呈現正向影響，表示車流量、需求較高時也較容易發生警是與行車異常事件；而幾何特性的「最小內側路肩寬」則反映容錯空間若較大，相對較不好發警示與行車異常事件。當該趟次發車時段為「晨峰」時，相對於在「白天」發車的趟次，可能早尖峰交通需求與車流狀況，較易發生異常或警示；而以白天為基準，「昏峰」與更晚的「晚上」時段則較低。而「服務區」周遭車流交織較頻繁，因此對警示事件亦有顯著正向影響。

表 7.3-11 趟次分析模式-警示、行車異常事件推估結果

解釋變數	被解釋變數	
	警示事件	行車異常事件
截距項	-4.53 (0.57)***	-7.48 (0.92)***
幾何特性		
最小內側路肩寬(公尺)	-0.54 (0.20)**	-0.62 (0.29)*
最大上坡度(%)	-0.06 (0.05)	0.01 (0.08)
最大下坡度(%)	-0.06 (0.06)	-0.02 (0.09)
最大車道數	-0.08 (0.06)	-0.04 (0.08)
交通環境特性		
總交通量(ln)	0.60 (0.69)***	0.65 (0.11)***
設施特性		
交流道數量	0.02 (0.04)	-0.02 (0.05)
開放路肩	0.06 (0.09)	0.01 (0.13)
服務區	-0.00 (0.09)	0.22 (0.13)~
駕駛特性		
是否發生分心	6.66 (1.00)***	2.12 (0.13)***
駕駛資歷(月)	-0.01 (0.00)~	-0.01 (0.01)
班表星期	-0.03 (0.07)	0.13 (0.10)
24 小時內排班趟次	0.08 (0.06)	0.08 (0.09)
72 小時內排班趟次	0.01 (0.03)	-0.01 (0.05)
168 小時內排班趟次	-0.01 (0.02)	0.07* (0.04)
發車時間時段 凌晨	-0.03 (0.10)	-0.01 (0.15)
發車時間時段 晨峰	0.17 (0.09)~	0.42 (0.12)***
發車時間時段 昏峰	-0.27 (0.12)*	-0.39 (0.19)*
發車時間時段 晚上	-0.34 (0.11)**	-0.53 (0.19)**
模式績效		
AIC	6534.484	3578.024
BIC	6660.697	3704.237
LL(C)	-3732.665	-1988.134
LL(β)	-3248.242	-1770.012
ρ_c^2	0.1298	0.107
觀察值	5,669	5,669

7.3.3 以事件為基礎之分析

於 7.3.1 與 7.3.2 節，本計畫分別以巨觀之路段、中觀之趟次，結合分心事件影響之分析。本節在微觀尺度根據 350 趟旅次所紀錄之警示事件，

針對好發情境之探討，亦結合分心事件與否之紀錄，以每件事件為單位，期能建立分心與否對 ADAS 警示事件之關係，分析樣本示意如圖 7.2-3。本小節針對單一事件之危險度分級方式與前期計畫相同，包含：不為異常、輕度異常、異常。分級方式即 7.1 節中對 ADAS 警示事件進行分類，惟本小節之前，將輕度異常、異常通稱為行車異常事件。本節則將此兩等級分為不同危險度。解釋變數方面，則捕捉當下交通、幾何、環境之特性，亦仍能將駕駛特性考量，並加入駕駛在發生該警示事件時，是否有分心，將各類型因素與危險度進行連結。

本節之樣本分析單元為每一事件，透過異常等級分級方式，將以次序普羅比 (Ordered Probit) 模式，將資料清洗後計有 3,617 件 (排除資料缺漏，或介接高公局資料時缺乏 VD 車流資訊等問題)，事件類型綜整如表 7.3-12，總計 3617 件事件中包含 3069 件未保安距、548 件車道偏移，並記錄各類事件中樣本危險度之分級。

表 7.3-12 單一事件危險度-事件分析被解釋變數之敘述性統計

事件分類	樣本數	危險度	
總事件	3,617	警示	2,721
		稍微異常	787
		異常	109
未保安距	3,069	警示	2,272
		稍微異常	692
		異常	105
車道偏移	548	警示	449
		稍微異常	95
		異常	4

將所有事件聚合進行好發因素危險度分析外，由於事件樣本再分為未保安距與車道偏移兩大類，因此以次序普羅比分析全模式、未保安距模式、車道偏移模式共三類。以上模式使用風險標示判斷的分級做為事件危險度的被解釋變數。

而以事件為基礎建構分心事件之好發情境模式，所採用的道路環境與駕駛人相關資料大致可分為幾何特性、交通環境特性與駕駛特性，以及班表資料，分別如表 7.3-13 至 7.3-16 所示。在連續變數，交通環境特性方面，蒐集當下車輛的車速、上下游最接近的 VD 資料。若有資料遺失之 VD 則改採其他 VD 資訊，並計算小車比例做為車種單純化或較為混雜之用，以上反映交通車流環境因子。此外，駕駛特性方面，則在資料蒐集時獲得駕

駛年齡，以及車輛發生 ADAS 警示事件時，已距離發車多長時間（分鐘）。而屬於類別變數中，則包含幾何特性，事件發生處是否為彎道、坡道，另亦透過班表資料與車機資料，得知發車時段、行駛方向、是否為假日，以及發生當下是否為夜間，另外也增加駕駛特性，紀錄是否有發生分心事件，以納入解釋變數。表 7.3-15 則紀錄駕駛在開此趟車時，在 24、72、168 小時（即：1 日、3 日、7 日內），總共駕駛了多少趟次；表 7.3-16 則紀錄該趟次發車時段為何，並依照車流特性分為凌晨（0~6 時）、晨峰（6-8 時）、白天（8-17 時）、昏峰（17-19 時）、晚上（19-24 時）5 個時段。

表 7.3-13 解釋變數之敘述性統計(連續變數)

解釋變數	平均值	標準差	最小值	最大值
交通環境特性				
事件發生時車速(公里/小時)	85.14	22.89	0.00	109
當下 5 分鐘 VD(小客車當量)	332.07	154.52	1.00	1227
當下 5 分鐘 VD 平均小車比例	0.78	0.15	0.05	1.00
駕駛特性				
駕駛資歷(月)	106.43	80.03	1.00	256.00
該趟次已行駛時間(分)	151.40	60.84	17.70	309.57

表 7.3-14 解釋變數之敘述性統計(類別變數)

解釋變數	定義	計數(比例)	
		0	1
駕駛特性			
分心事件	駕駛發生分心事件為 1，餘為 0	475 (13%)	3,142 (87%)
幾何特性			
大彎道	事件發生處為大彎道為 1，餘為 0	2,609 (72%)	1,008 (28%)
彎道	事件發生處為彎道為 1，餘為 0	2,497 (69%)	1,120 (31%)
坡道	事件發生處為坡道為 1，餘為 0	3,126 (86%)	491 (14%)
交通環境特性			
假日	假日為 1，平日為 0	2,804 (78%)	813(22%)
南下班次	南下為 1，北上為 0	1,752 (48%)	1,865 (52%)
夜間	事件發生當下若已日落為 1，餘為 0	2,594 (72%)	1,023 (28%)
雨天	事件發生當下若下雨為 1，餘為 0	3,252 (90%)	365 (10%)

表 7.3-15 駕駛人排班趟次統計分布

24 小時內	計數(比例)	72 小時內	計數(比例)	168 小時內	計數(比例)
1	647(18%)	1	8(<1%)	3	2(<1%)
2	2,695(74%)	2	94 (3%)	5	24(<1%)
3	275(8%)	3	507(14%)	6	103(3%)
		4	725(20%)	7	191(5%)
		5	1,390(38%)	8	320(8%)
		6	879(24%)	9	477(13%)
		7	14(<1%)	10	1,017(28%)
				11	769(21%)
				12	625(17%)
				13	89(3%)
總計	3,617	總計	3,617	總計	3,617

表 7.3-16 發車時間之時段區分統計

發車時間之時段區分	計數
凌晨	561(16%)
晨峰	559(15%)
白天	1,881(52%)
昏峰	273(8%)
晚上	343(9%)
總計	3,617

表 7.3-17 為將樣本分為全模式、未保安距、車道偏移後得到之校估參數結果。其中，參數係數值下方括弧內數值為其標準誤 (**代表 p 值低於 0.001、**代表 p 值低於 0.01、*代表 p 值低於 0.05、~則代表 p 值低於 0.1)。根據模式校估結果，「分心事件」對事件危險度顯著為正，並從巨觀、中觀，至微觀分析皆有相同之關係，顯見駕駛有車內異常行為時，往往 ADAS 警示觸發時有其影響，且對於危險度亦有正向關係。排班則以「駕駛 168 小時 (一週) 內排班趟次」越多，對全部事件模式、未保安距模式有顯著正向影響。發車時段則以「晨峰」略高於基底 (白天)、「昏峰、夜晚」則有略低於白天。其他交通環境特性，「車速」雖顯著但其係數校估結果對事件危險度影響小，「假日」、「南下班次」則可能與車流或業者所在地，其顯著與係數則建議後續再取得更詳盡資料分析。幾何特性中「大彎道」則對車道偏移事件有顯著影響。

表 7.3-17 事件分析模式-事件危險度推估結果

解釋變數	被解釋變數		
	全部事件	未保安距	車道偏移
幾何特性			
大彎道	0.04 (0.06)	0.05 (0.06)	0.35~ (0.19)
彎道	0.02 (0.05)	0.02 (0.06)	0.14 (0.19)
坡道	0.09 (0.07)	0.07 (0.07)	0.17 (0.21)
交通環境特性			
事件發生時車速(公里/小時)	-0.01 (0.00)***	-0.01(0.00)***	-0.01 (0.01)
5 分鐘 VD(小客車當量)	0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)~	-0.00 (0.00)
5 分鐘 VD 平均小車比例	0.11 (0.17)	-0.29 (0.19)	1.30 (0.48)**
假日	0.11 (0.05)*	0.12 (0.06)*	0.06 (0.18)
南下班次	0.20 (0.05)***	0.20 (0.05)***	0.33 (0.17)*
夜間	-0.02 (0.07)	0.08 (0.08)	-0.65 (0.26)*
雨天	-0.09 (0.08)	-0.05 (0.08)	-0.16 (0.28)
駕駛特性			
分心事件	0.48 (0.06)***	0.43 (0.08)***	1.26 (0.15)***
駕駛資歷	-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)	0.00 (0.00)
該趟次已行駛時間	-0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)
駕駛 24 小時內排班趟次	-0.05 (0.05)	-0.06 (0.05)	0.12 (0.17)
駕駛 72 小時內排班趟次	-0.00 (0.03)	-0.02 (0.03)	-0.07 (0.09)
駕駛 168 小時內排班趟次	0.05 (0.02)**	0.06 (0.02)**	0.01 (0.05)
發車時段為凌晨	-0.02 (0.08)	0.01 (0.08)	0.31 (0.25)
發車時段為晨峰	0.33 (0.06)***	0.36 (0.07)***	0.01 (0.260)
發車時段為昏峰	-0.16 (0.11)	-0.24 (0.11)*	0.70 (0.39)~
發車時段為夜晚	-0.34 (0.11)**	-0.22 (0.13)~	-0.20 (0.33)
μ_0	1.009	0.271	2.126
μ_1	2.256	0.273	4.139
AIC	4575.547	4049.884	453.2102
BIC	4711.802	4182.525	547.9483
LL(C)	-2356.55	-2068.31	-275.62
LL(β)	-2265.77	-2002.94	-204.61
R2	0.0385	0.0316	0.2577
觀察值	3,617	3,069	548

7.4 車內異常行為與行車異常事件時空對應分析

本章 7.1 至 7.3 節皆針對車內異常行為（分心事件）與警示、行車異常事件間好發情境與是否分心事件影響警示、行車異常事件之時空分析。本節則期望針對 ADAS 警示時，再透過車內影像蒐集並紀錄警示事件前、當下、後之車內行為，進行車內異常行為與車外事件類型之關聯分析。在經過車內影像蒐集與初探，發現 ADAS 警示發生時，駕駛當下紀錄的行為與

警示前幾秒的動作大致相同。本計畫所蒐集並登記警示前、當下、後的車內行為，以警示當下較適合進行此關聯分析之建立。

基此，本計畫由警示與車內影像，先建立規則，挑選出發生頻次最高的動作組合，如同 7.2.3 節中所分析的幾類組合行為，並期望透過多重對應分析，探討車內異常行為與車外警示類別，兩類變數間的關聯性。關聯分析能將變數降低維度後使其視覺化呈現，藉由各變數項目於平面空間之位置，明瞭各項目、變數間的相對距離與關聯性，並找尋距離較接近的項目間之共同特徵。

將駕駛在警示期間的分心行為進行組合，並依據組合後出現的次數，本計畫挑選出 11 種車內行為組合，分別為順序前 10 高的行為，由單手接近嘴巴的 142 次為最多、單手且擺頭 126 次次之，單手又前傾且擺頭、單手接近嘴巴且擺頭，兩者皆為第 10 高，計有 7 次；另搭配車載系統發出的 7 種警示事件類型進行多重對應分析。車內行為組合與警示的計數列聯表如表 7.4-1，車內行為組合以單手離開方向盤與手靠近嘴巴、單手離開方向盤與擺頭等次數居多，車內行為組合越複雜的次數也越少；警示則是 SDW_0.4 與 SDW_1.2 次數較多。

表 7.4-1 車內行為組合與 7 種警示事件計數列聯表

車內行為組合\警示事件	FCWH	FCWL	LDWL	LDWR	SDW_0.4	SDW_1.2	SLDW	總計
單手、擺頭	1	11	4	9	89	12	0	126
單手、嘴巴	11	8	13	7	59	40	4	142
單手、前傾	2	7	12	13	25	14	3	76
單手、設備	11	12	3	1	71	26	1	125
單手、取物	2	7	11	22	32	30	7	111
前傾、設備	0	1	1	0	6	1	2	11
單手、前傾、設備	1	2	0	1	7	7	0	18
單手、前傾、嘴巴	0	4	1	1	2	6	1	15
單手、前傾、擺頭	0	1	0	1	3	1	1	7
單手、嘴巴、擺頭	0	0	3	1	2	0	1	7
單手、手機	0	0	2	10	3	1	2	18
總計	28	53	50	66	299	138	22	656

多重對應分析聯合圖如圖 7.4-1，從聯合圖中可以觀察到單手離開方向盤與用手機的車內行為組合與其他項目距離較遠，項目間的關係大致上可以分成 3 群（在圖中以圓圈呈現）：右側的集群涵蓋 LDWR、LDWL 與 SLDW 三項車道偏移警示，表示 LDW 相關警示彼此間較為接近，與單手離開方向盤進行拿取物品以及身體前傾之軀幹移動關聯較高；左上方的 SDW_0.4 集群則是有複數車內行為組合涉及擺頭動作，可能與駕駛需要不斷注意周遭行駛環境有關；左下方集群的 SDW_1.2 與 FCWH 兩項警示，較為接近的車內行為組合皆涉及單手離開方向盤與身體前傾之軀幹移動，並且進行操作車內設備或手靠近嘴巴。

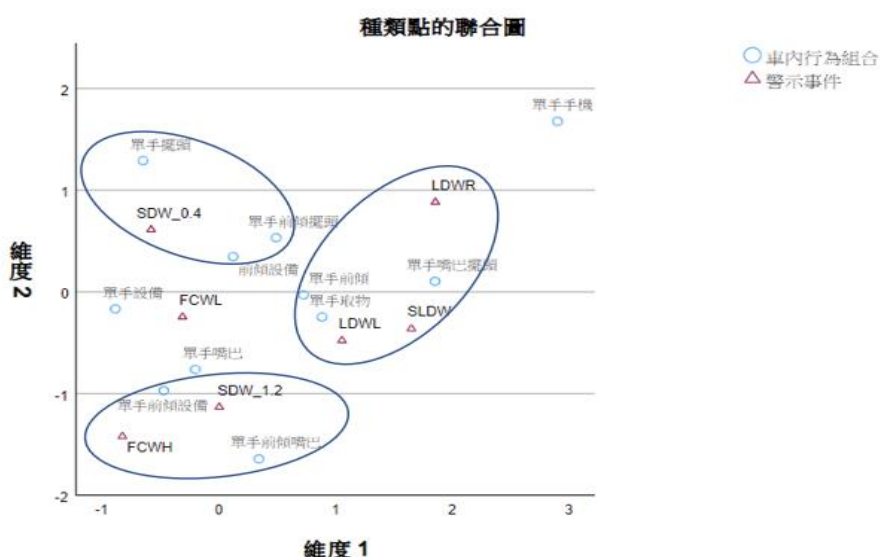


圖 7.4-1 車內行為組合與 7 種警示事件多重對應分析聯合圖

前述的多重對應分析採用車載系統的 7 種警示事件探討關聯，其中 3 種警示 LDWR、LDWL 與 SLDW 為車道偏移相關，在前述聯合圖亦觀察到彼此接近的狀況，因此將此 3 種警示統整成 1 類 (LDW)；其餘 4 種警示 FCWH、FCWL、SDW_0.4 與 SDW_1.2 則是可以透過嚴重程度與發生頻率區隔，將 FCWH、FCWL 與 SDW_0.4 統整成另外 1 類 (SDW)，將統整成的 LDW 與 SDW 兩類，以及發生頻次相當高的 SDW_1.2，總共 3 類與車內行為組合再次進行多重對應分析，檢視統整後之關聯性。

表 7.4-2 與圖 7.4-2 為 11 種車內行為組合與 3 類警示事件項目的計數列聯表與多重對應分析聯合圖，以 FCWH、FCWL 與 SDW_0.4 的 SDW 警示類型次數最多。聯合圖方面單手離開方向盤與用手機以及單手離開方向盤、手靠近嘴巴與擺頭兩項車內行為組合離其他項目較遠，其他項目間的

關聯性可以分成 3 群：LDWR、LDWL 與 SLDW 的車道偏移(LDW)相關警示與單手離開方向盤進行拿取物品以及身體前傾之軀幹移動較接近；FCWH、FCWL 與 SDW_0.4 的警示類型與四項車內行為組合較接近，複數車內行為組合涉及擺頭動作，可能與駕駛需要不斷注意周遭行駛環境有關，亦有複數車內行為組合涉及操作車內設備；SDW_1.2 則是和單手離開方向盤、身體前傾之軀幹移動進行操作車內設備以及手靠近嘴巴較接近。

表 7.4-2 車內行為組合與 3 類警示事件計數列聯表

車內行為組合\警示事件	FCWH,FCWL,SDW_0.4	LDWL,LDWR,SLDW	SDW_1.2	總計
單手、擺頭	101	13	12	126
單手、嘴巴	78	24	40	142
單手、前傾	34	28	14	76
單手、設備	94	5	26	125
單手、取物	41	40	30	111
前傾、設備	7	3	1	11
單手、前傾、設備	10	1	7	18
單手、前傾、嘴巴	6	3	6	15
單手、前傾、擺頭	4	2	1	7
單手、嘴巴、擺頭	2	5	0	7
單手、手機	3	14	1	18
總計	380	138	138	656

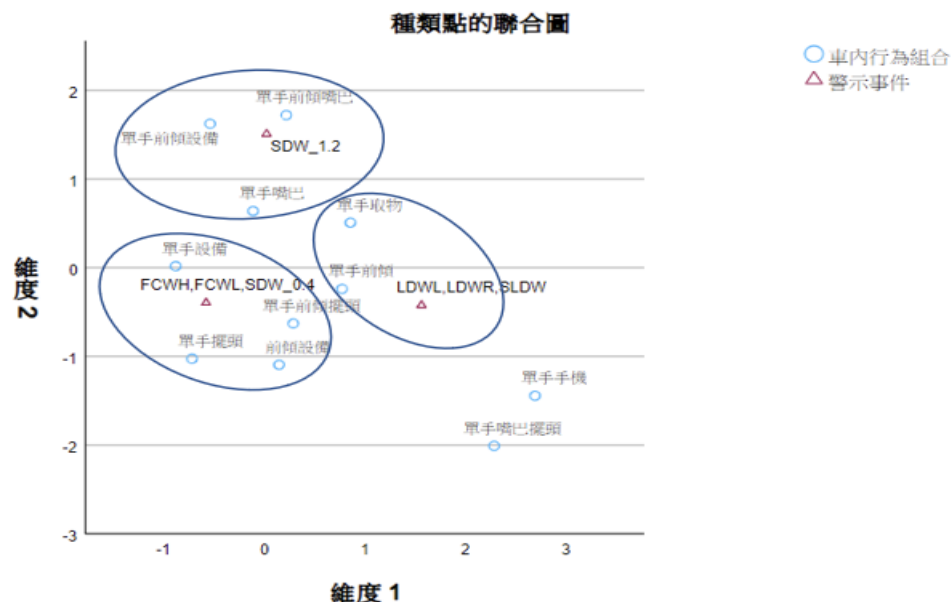


圖 7.4-2 車內行為組合與 3 類警示事件多重對應分析聯合圖

7.5 小結

前期針對時空分析，已由巨觀、中觀、微觀，分別蒐集幾何、交通環境、駕駛特性相關資訊，並初步校估各組模式之影響因子。本期時空分析基於車內異常影像相關技術開發與車內異常行為標記，針對分心行為的發生與判斷為重點。

由於時空分析所有可蒐集與判斷、標記的樣本皆來自 ADAS 警示資料，當欲分析的主題需要從警示資料再標記、取出部分，或須透過介接而使資料完整時，常會面臨樣本數不足之窘境。本年期時空分析部分藉由擴充 150 趟次的大客車樣本，相比去年能更完整分析警示中「行車異常事件」的部分，並且針對分心事件也具有一定的樣本能進行分析，並建立起分心事件的好發情境模式，由巨觀路段、中觀趟次、微觀事件，且針對種類細分。

分心行為好發情境建模後，則在針對警示事件與行車異常事件（警示事件中：輕度異常、異常）之時空分析，將其做為解釋變數。結果指出，分心行為不論從巨觀至微觀的角度，都顯著對警示、行車異常事件造成顯著正向之結論。意即，時空環境有部分條件使分心事件較為好發，而分心事件又會顯著使警示與行車異常事件發生。

也因為分心行為在各模式中間為顯著正向影響警示與行車異常事件，針對業者部分，未來亦建議加強訓練與車隊管理，在前期計畫主要針對設施、幾何、交通環境因素分析出的熱區外，也應教育與約束駕駛員不應做出車內異常行為、分心行為。

此外，時空分析以路段、趟次、單一事件建模多有時間點與空間上之情境，為了簡化明瞭車內異常行為與車外警示事件之關係，在 7.4 節透過對應分析，將 350 趟大客車營運時之警示事件，與車內影像標記之車內異常行為，透過對應分析將其關聯程度以平面圖上的距離呈現。藉此直接點出常見動作組合與各類型警示事件的相關性，能夠快速提供業者與相關人士了解與教育。

第八章 結論與建議

道路交通事故存在隨機、稀少等重要特性，過去無論是運輸業者、監理機關或道路交通安全主管機關多以事故件數、死傷人數做為安全績效指標的作法，除在統計上難以真正代表安全績效水準改善或惡化，亦難找出真正問題並將其連結至駕駛行為對安全之影響；近年部分運輸業者應用先進駕駛輔助系統所產生之各項警示做為安全績效指標，然而此等方式仍無法有效建立警示發生、駕駛行為及安全意涵，更遑論找出具有較高風險的駕駛人對症下藥，前期計畫即透過車外行車影像搭配 ADAS 警示紀錄等資料進行探討，發現在多數 ADAS 警示發生當下因駕駛人反應得宜避免事故發生，僅有少數警示屬於真正可能造成安全隱憂的行車異常事件，換言之，若不善加應用影像資料做為輔助，以 ADAS 警示做為單一指標可能造成誤判及管理資源錯誤配置。

本計畫為 4 年期計畫第 2 年，以第 1 年度計畫成果為基礎，第 2 年度計畫進一步透過蒐集車內行車影像，開發車內行車異常行為影像辨識技術，探討各種車內異常行為（或稱之為潛在分心行為）與車外行車異常事件關聯，以其進一步深化影像辨識技術在駕駛行為分析之應用，以及協助運輸業者更加善用行車影像、ADAS 警示、駕駛行為等資料，據以提升行車安全。

8.1 結論

本計畫重要結論如下：

1. 國內業者多有明確規範駕駛在行駛期間可做及不可做的行為，而除法規規範明定禁止行為外，業者另依路線特性及本身對駕駛員管理概念之認知訂定規範。惟駕駛車內違規行為觀察困難，業者僅能透過隨機或 ADAS 警示種類、頻率抽查駕駛艙影像，目前作法尚缺乏具系統性、研究佐證之有效監管方式。
2. 本計畫車內行為辨識技術乃根據駕駛 18 個關節點位置，推論駕駛手和方向盤（左／右／雙手）、頭部動作（左／右／抬／低）、手部動作（使用設備／拿東西／用手機／手靠近嘴）、身體動作（前傾／右傾），其結果受環境光影變化與成像效果影響，因此在光影變化大的傍晚和夜間時段，以及在成像不佳的鏡頭畫面等情況下，其在辨識率上表現較差。

3. 透過人工真值與影像辨識比較結果，本計畫發現各項手部分心動作在人工辨識及影像辨識兩種模式的顯著性雖不盡相同，但參數的符號大多一致，影像辨識技術確能有效辨識駕駛車內行為，並協助偵測行車異常事件。
4. 本計畫挑選之各項車內行為，在分析中僅擺頭無統計上顯著能說明其與分心有關。各項行為如：手離開方向盤、身體前傾、身體右傾、操作與行車安全無關之設備、拿東西、用手機及手靠近嘴巴等變數，皆與分心有顯著正相關。
5. 透過事件動作序列分析，本計畫發現不同行車動態的條件下，駕駛若出現特定動作或是動作組合，則容易發生行車異常事件。如：前車變換車道時，駕駛只要高速接近前車，容易發生行車異常事件；本車變換車道時，本車離前車太近且駕駛有操作非撥桿的車內設備動作，容易發生行車異常事件；而在本車車道偏移時，當駕駛有身體前傾、雙手離開方向盤、拿東西等無法即時適當控制車輛的動作，容易發生行車異常事件。
6. 本計畫發現大客車駕駛在整趟駕駛旅次中，更常有單手離開方向盤之分心行為出現，與以往研究發現小汽車駕駛分心行為主要以抽菸和交談為主是不同的。
7. 行車異常事件的時空分析結果指出，分心行為不論從巨觀至微觀的角度，都對警示事件、行車異常事件造成顯著正向之影響。意即，時空環境有部分條件使分心事件較為好發，而分心事件又會顯著使警示與行車異常事件發生。

8.2 建議

以本計畫成果為基礎，就運輸業者將影像辨識技術及行車影像、ADAS 警示等資料應用至安全管理角度，本計畫提出建議如下：

1. 由於車內行為辨識技術深受環境光影變化與成像效果影響，因此建議系統商與車隊業者在進行車內駕駛行為影像辨識之技術開發與建置時，應考量技術、規格、功能與成本等面向，以達到車隊管理與交通安全之成效。
2. 駕駛於行車過程中有手部動作，可能將其注意力分散於其他事項上進而導致分心，故建議業者透過教育、提醒或規範等方式，減少駕駛員

於駕車過程中產生與行車無關之行為，避免駕駛分心進而導致發生行車異常事件。

3. 手離開方向盤、拿東西及用手機這三種行為與行車異常事件的發生最為相關，但這三種行為皆相當容易造成車輛行駛的不穩定，使用手機更是法規上定義的違規行為，故建議業者在管理上多加注意上述三種行為。
4. 各類警示中，尤以「與前車距離接近 0.4 秒」的變數對於行車動態及車內行為相對較為顯著，本計畫認為，此警示的發生場域之情境較為複雜且件數多，故建議客運業者提醒駕駛員應保持安全車距，並於車流量大時提高警覺，減少車距過近的事件發生，以避免衍生為行車異常事件。
5. 根據事件動作序列的分析結果，建議業者應教育駕駛若發現前車欲變換車道，應降低車速同時減少分心動作，以避免發生行車異常事件；而本車欲變換車道時，也應避免離前車過近以及操作非撥桿的車內設備；而在行駛的過程當中，也應減少雙手離開方向盤去拿東西這種無法即時適當控制車輛的動作。
6. 大客車駕駛在整趟駕駛旅次最常有單手離開方向盤之分心行為出現，雖然發現單手離開方向盤之行為並不會影響警示及行車異常事件之發生，但對於駕駛頻繁有該分心行為出現的原因目前仍舊是未知，建議業者可去深入去瞭解駕駛員頻繁有單手離開方向盤分心行為出現之原因，以利後續進行管理上之安排與調整。
7. 駕駛在駕駛過程中若有用手機（手持）的分心行為出現除了不符合法律規範外，駕駛在晚上時有用手機（手持）的分心行為，將會增加警示和行車異常事件很高之風險，因此建議業者可針對這部分加強宣導與管理，以減少駕駛有用手機（手持）的分心行為出現，提高駕駛及乘客之安全。
8. 分心行為在各模式中為顯著正向影響警示與行車異常事件，建議業者加強訓練與車隊管理，在前期計畫主要針對設施、幾何、交通環境因素分析出的熱區外，也應教育與約束駕駛員不應做出車內異常行為、分心行為。
9. 根據本計畫案例分析結果，當 ADAS 發出「與前車距離接近 0.4 秒」或「車道偏移」警示時，若同時以發展之車內影像辨識技術辨識出手離開方向盤、操作車內設備、拿東西、拿手機等動作，即有可能為車

內異常行為，建議業者針對此類事件加強管理。當 ADAS 發出 SLDW 警示時，亦有可能與車內分心行為相關，此時不論車內影像辨識結果如何，皆應檢視該事件。

針對主管機關部分，本計畫提出建議如下：

1. 短期建議主管機關敦促業者注意駕駛員之車內異常行為狀況，如針對雙手離開方向盤、拿東西及使用手機等與行車異常事件產生較相關之行為；中期則蒐集車內分心行為所導致之行車異常事件案例，並將其納入職業駕駛考照及回訓中，以使駕駛員產生警惕。
2. 目前法規僅明文禁止用手機的行為，然雙手離開方向盤及拿東西等行為對行車異常事件的產生有關，但法規並未明文禁止，且無相關管理機制，故建議主管機關於長期建立車內異常行為之查核機制，針對異常行為進行查核，如：納入評鑑指標等。
3. 建議主管機關可針對駕駛員之生理需求(如吃東西、喝水等)研擬操作指引，敘明上述行為發生之合適情境，於考照及回訓時教導駕駛員，並輔導客運業者建立 SOP 以利駕駛人安全管理。

參考文獻

- 王銘亨、郭正成、陳武正，應用地理資訊系統於道路交通事故與交通執法勤務及道路區域特性之相關性分析，道路交通安全與執法研討，2001 年。
- 交通部運輸研究所 (2019)，交通事件資訊整合服務與精進計畫。
- 交通部運輸研究所 (2019)，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 (2022)，應用人工智慧分析技術探勘高風險路段(1/4)-車外行車異常事件影像辨識技術開發。
- 吳健生、李嘉祺、曾招雄、楊雲榮，結合地理資訊系統特性之事故分析研究，道路交通安全與執法研討會，2002 年。
- 邱裕鈞、傅強，「不同嚴重程度及碰撞型態之多變量高速公路事故頻次模式」，運輸學刊, 27(3)，345 - 384，2015 年。
- 盛郁淳，「分時段高速公路事故頻次模式」，國立交通大學交通運輸研究所，碩士論文，2014 年。
- 馮輝昇、王義川，臺中市高風險路口整合平台，道路交通安全與執法研討會，2017 年。
- 黃士軒，「駕駛注意力分配模式」，國立交通大學運輸與物流管理學系，博士論文，2013 年。
- 黃珮芬，「最佳時空分段下之高速公路事故頻次模式」，國立交通大學交通運輸研究所，碩士論文，2014 年。
- 蘇志強、王裕民、陳舒豪，交通事故 e 化圖文統計系統規劃之研究，道路交通安全與執法研討會，2005 年。
- Abdel-Aty, M. A., & Radwan, A. E. (2000) . Modeling traffic accident occurrence and involvement. *Accident Analysis & Prevention* , 32(5), 633-642.
- Alghnam, S., Towhari, J., Alkelya, M., Alsaif, A., Alrowaily, M., Alrabeeah, F., & Albabtain, I. (2019). The association between Mobile phone use and severe traffic injuries: a case-control study from Saudi Arabia. *International journal of environmental research and public health*, 16(15), 2706.
- Anastasopoulos, P.C., & Mannering, F.L. (2009). “ A note on modeling vehicle

- accident frequencies with random parameters count models. "Accident Analysis & Prevention, 41(1), 153-159.
- Bakiri, S., Galéra, C., Lagarde, E., Laborey, M., Contrand, B., Ribéreau-Gayon, R., ... & Orriols, L. (2013). Distraction and driving: Results from a case-control responsibility study of traffic crash injured drivers interviewed at the emergency room. *Accident Analysis & Prevention*, 59, 588-592.
- Burgos-Artizzu, X., Perona, P., Dollar, P. (2013). Robust Face Landmark Estimation under Occlusion, *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 1513-1520.
- Cai, M., Yazdi, M. A. A., Mehdizadeh, A., Hu, Q., Vinel, A., Davis, K., ... & Rigdon, S. E. (2021). The association between crashes and safety-critical events: Synthesized evidence from crash reports and naturalistic driving data among commercial truck drivers. *Transportation research part C: emerging technologies*, 126, 103016.
- Cao, Z., Simon, T., Wei, S., Sheikh, Y. (2017). Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields, *Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 7291-7299.
- Charlton, J. L., Catchlove, M., Scully, M., Koppel, S., & Newstead, S. (2013). Older driver distraction: A naturalistic study of behaviour at intersections. *Accident Analysis & Prevention*, 58, 271-278.
- Chiou, Y. C., Lan, L. W., & Chen, W. P. (2013). A two-stage mining framework to explore key risk conditions on one-vehicle crash severity. *Accident Analysis & Prevention*, 50, 405-415.
- Choudhary, P., & Velaga, N. R. (2019). A comparative analysis of risk associated with eating, drinking and texting during driving at unsignalised intersections. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 63, 295-308.
- Das, S., Avelar, R., Dixon, K., & Sun, X. (2018). Investigation on the wrong way driving crash patterns using multiple correspondence analysis. *Accident Analysis & Prevention*, 111, 43-55.
- De Waard, D., Van den Bold, T. G., & Lewis-Evans, B. (2010). Driver hand position

- on the steering wheel while merging into motorway traffic. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 13(2), 129-140.
- Dey, P. P., & Chandra, S. (2009). Desired time gap and time headway in steady-state car-following on two-lane roads. *Journal of transportation engineering*, 135(10), 687-693.
- Ersal, T., Fuller, H. J., Tsimhoni, O., Stein, J. L., & Fathy, H. K. (2010). Model-based analysis and classification of driver distraction under secondary tasks. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 11(3), 692-701.
- Gariazzo, C., Stafoggia, M., Bruzzone, S., Pelliccioni, A., & Forastiere, F. (2018). Association between mobile phone traffic volume and road crash fatalities: a population-based case-crossover study. *Accident Analysis & Prevention*, 115, 25-33.
- Gitelman, V., Bekhor, S., Doveh, E., Pesahov, F., Carmel, R., Morik, S., 2018. Exploring relationships between driving events identified by in-vehicle data recorders, infrastructure characteristics and road crashes. *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.* 91, 156–175.
- Harbluk, J. L., Noy, Y. I., Trbovich, P. L., & Eizenman, M. (2007). An on-road assessment of cognitive distraction: Impacts on drivers' visual behavior and braking performance. *Accident Analysis & Prevention*, 39(2), 372-379.
- Higgs, B., & Abbas, M. (2013). A two-step segmentation algorithm for behavioral clustering of naturalistic driving styles. In *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, 857-862.
- Horberry, T., Anderson, J., Regan, M. A., Triggs, T. J., & Brown, J. (2006). Driver distraction: The effects of concurrent in-vehicle tasks, road environment complexity and age on driving performance. *Accident Analysis & Prevention*, 38(1), 185-191.
- Huisingh, C., Griffin, R., & McGwin Jr, G. (2015). The prevalence of distraction among passenger vehicle drivers: a roadside observational approach. *Traffic injury prevention*, 16(2), 140-146.
- Jane Stutts , John Feaganes , Donald Reinfurt, Eric Rodgman, Charles

- Hamlett, Kenneth Gish, Loren Staplin. (2005). Driver's exposure to distractions in their natural driving environment. *Accident Analysis and Prevention*, 37, 1093–1101.
- Jun, J., Ogle, J., & Guensler, R. (2007). Relationships between crash involvement and temporal-spatial driving behavior activity patterns: use of data for vehicles with global positioning systems. *Transportation Research Record*, 2019(1), 246-255.
- Kato, N., Li, T., Nishino, K., Uchida, Y. (2018). Improving Multi-Person Pose Estimation using Label Correction, arXiv:1811.03331, available at <https://arxiv.org/abs/1811.03331>.
- Kazemi, V., Sullivan, J. (2014). One Millisecond Face Alignment with an Ensemble of Regression Trees, *Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1867-1874.
- Lansdown, T. C. (2012). Individual differences and propensity to engage with in-vehicle distractions—A self-report survey. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 15(1), 1-8.
- Le, A. S., Suzuki, T., & Aoki, H. (2020). Evaluating driver cognitive distraction by eye tracking: From simulator to driving. *Transportation research interdisciplinary perspectives*, 4, 100087.
- Li, N., Jain, J. J., & Busso, C. (2013). Modeling of driver behavior in real world scenarios using multiple noninvasive sensors. *IEEE transactions on multimedia*, 15(5), 1213-1225.
- Lord, D., & Mannering, F. (2010). The statistical analysis of crash-frequency data: A review and assessment of methodological alternatives. *Transportation research part A: policy and practice*, 44(5), 291-305
- Lyu, N., Duan, Z., Ma, C., & Wu, C. (2021). Safety margins—a novel approach from risk homeostasis theory for evaluating the impact of advanced driver assistance systems on driving behavior in near-crash events. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 25(1), 93-106.
- Miaou, S. P., & Lum, H. (1993). Modeling vehicle accidents and highway geometric

- design relationships. *Accident Analysis & Prevention*, 25(6), 689-709.
- Musicant, O., Bar-Gera, H., & Schechtman, E. (2010). Electronic records of undesirable driving events. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 13(2), 71-79.
- Mutoh, Miki (1996). The Problem of using cellular phones while driving, National Research Institute of Police Science Study Report.
- Ponte, G., Edwards, S. A., & Wundersitz, L. (2021). The Prevalence of In-vehicle Driver Distraction in Moving Traffic. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, Vol.83, pp.33-41.
- Qin, L., Li, Z. R., Chen, Z., Bill, M. A., & Noyce, D. A. (2019). Understanding driver distractions in fatal crashes: An exploratory empirical analysis. *Journal of Safety Research*, 69, 23-31.
- Regan, M. A., Lee, J. D., & Young, K. (2008). *Driver distraction: Theory, effects, and mitigation*. CRC press.
- Shankar, V., Mannering, F., & Barfield, W. (1995). Effect of roadway geometrics and environmental factors on rural freeway accident frequencies. *Accident Analysis & Prevention*, 27(3), 371-389.
- Strayer, D. L., & Drews, F. A. (2007). Cell-phone–induced driver distraction. *Current Directions in Psychological Science*, 16(3), 128-131.
- Stutts, J. C., & Hunter, W. W. (2003). Driver inattention, Driver Distraction and Traffic Crashes. Institute of Transportation Engineers. *ITE Journal*, 73(7), 34-45.
- Stutts, J. C., Reinfurt, D. W., Staplin, L., & Rodgman, E. (2001). The role of driver distraction in traffic crashes.
- Thomas A. Dingusa, Feng Guoa, Suzie Lee, Jonathan F. Antin, Miguel Perez, Mindy Buchanan-King, and Jonathan Hankey.(2016). Driver crash risk factors and prevalence evaluation using naturalistic driving data. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 113(10):201513271
- Wang, C., Quddus, M. A., & Ison, S. G. (2009). Impact of traffic congestion on road accidents: A spatial analysis of the M25 motorway in England. *Accident Analysis & Prevention*, 41(4), 798-808.

- Wundersitz, L. (2019). Driver distraction and inattention in fatal and injury crashes: Findings from in-depth road crash data. *Traffic injury prevention*, 20(7), 696-701.
- Zhao, N., Reimer, B., Mehler, B., D'Ambrosio, L. A., & Coughlin, J. F. (2013). Self-reported and observed risky driving behaviors among frequent and infrequent cell phone users. *Accident Analysis & Prevention*, 61, 71-77.

附錄一 期中審查建議處理情形表

交通部運輸研究所合作研究計畫

計畫名稱： IOT-111-SCB001

應用人工智慧分析技術探勘高風險路段(2/4)—車內行車異常
事件影像辨識技術開發

執行單位：國立陽明交通大學

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
(一) 運研所張前組長開國		
1. 車內的異常行為有很多，不只分心及注意力不集中，建議將車內異常行為先做分類，再依據現有設備界定可辨識的行為態樣，而未能辨識的態樣也可以提出可能需要增加的設備或其他改善，例如「駕駛將油門當剎車踩，可能需要增加另一台攝影機或踏板偵測器」、「眼睛斜瞄手機，可能需要眼動儀來偵測」、「恍神為分心的一種，但難以偵測」等。	1. 遵照辦理，相關內容將統整於期末報告中。	同意。
2. 異常行為是連續動作，如何將多項動作串聯成有意義的行為，建議進一步說明。例如「右手離開方向盤、身體前傾、調整音響然後回復原位」，或「雙手離開方向盤、	2. 由於影像尚未全部辨識完成，所以期中報告係先以事件為單位進行分析，等車內影像辨識完成後，就能用逐秒資料分析事件發生的前15秒及後5秒，串連異常行	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
拿水杯、打開水杯、喝水、關上水杯、左手回握方向盤(右手離開方向盤)、身體前傾、將水杯放回後回復原位」。	為的連續動作。	
3. 車內行為是否屬異常事件，需要其他資訊輔助決定；例如 1) 無論是否打方向燈，擺頭看照後鏡及確認側面車輛行為(可能好幾次)再變換車道，是安全行為；2) 未打方向燈，車道偏離警示會響起後再擺頭看照後鏡及確認側面車輛行為，可能被算是車內異常事件；3) 打方向燈後，車道偏離警示不會響起，因此，擺頭看照後鏡及確認側面車輛行為(可能好幾次)可能不被算為車內異常事件；另以上態樣當中，真正的異常行為可能是「未打方向燈」。建議進一步定義車內異常行為的連續序列與定義。	3. 感謝委員建議，後續將針對打方向燈與擺頭關係作細部探討，並於期末報告呈現分析結果。	同意。
4. 車內異常行為如何和車外異常事件(可能也需要包括非車外異常事件)的環境因素串聯起來，以做為衡量駕駛績效的指標，避免如客運業	4. 目前研究團隊已規劃增加非警示事件進行分析，利用有警示的事件抽取相關時空環境類似的無警示對照組，觀察對照組樣本的車內外行	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
者現行使用單手離開方向盤次數為指標，造成誤差。目前第七章雖有討論，但整體架構似不完整，建議加強說明。例如：在車少的直線道路上單手開車，其風險較小，亦少有車外警示事件及異常事件發生，但在車多的彎道上單手開車，卻是高風險駕駛行為，可能會有車外警示事件及異常事件發生。因此，若單以警示事件及異常事件的發生與車內異常行為比較分析，有可能發現單手開車是造成車外警示事件及異常事件的主要因素，並以其為駕駛行為指標，而忽略了車外環境的影響。	為，以分析車內行為是否會影響事件的發生。	
5. 報告書第二章第 54 頁，澳洲已有駕駛行為偵測的設備，建議補充說明。	5. 遵照辦理，相關內容將補充於期末報告中。	同意。
6. 報告書第三章第 85 頁，建議將表 3.2-2 中之受訪者名稱改為代號。	6. 遵照辦理，已將受訪者之名稱皆改為代號。	同意。
7. 報告書第四章第 89 頁、第 91 頁，表 4.2-2 中「頭部方向-偏往左方或右方」，是否和「動作項目-擺頭」重複？表	7. 「頭部方向-偏往左方」、「頭部方向-偏往右方」係記錄駕駛頭部偏的方向，「動作項目-擺頭」則是不管駕駛頭部	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
4.2-2 中「駕駛的左手是否有放在方向盤上」建議改為未放在方向盤上，以對應分心。圖 4.3-1 用手機可能手也離開方向盤，頭也低下，如何記錄？建議說明釐清。	偏的方向，只要駕駛有擺頭之動作此欄位就會記錄為1。辨識輸出資料欄位可記錄多重動作，用手機時，手離開方向盤，頭也低下，則「右手是否有放在方向盤上」欄位記錄為0，「頭部方向-偏往右方」欄位記錄為1。	
8. 報告書第六章第 100 頁，關節點辨識結果不穩定，是否可能受車輛震動影響？建請說明。	8. 經觀察車內影像在行車狀態之結果，鏡頭穩定並無受車輛震動影響。主要受「成像亮度光線與 IR」及「駕駛服裝」等因素影響辨識準確度，如報告書「5.2 資料問題整理」第 93 至 96 頁中說明。	同意。
9. 報告書第七章第 104 頁、第 106 頁、第 118 頁，數據比較時，建議將數據內容說明清楚。例如：圖 7.1-2 中，橫軸加速度是如何計算出來的？用觀測時間(15+5 秒)或動作期間的平均值，或其他方法？縱軸頻率是在觀測期間車輛偏離總次數？曲線是否為偏離警示事件各個樣本組成，並經過平滑處理？三張圖中有分心的事件 (Abnormal) 曲線形狀都不同，且圖中最高頻率超過 10	9. 圖 7.1-2 的橫軸誤植為加速度，已更正為加速度的變化率。加速度的變化率係先將每個事件前 15 秒後 5 秒的速度平滑處理成一條二次函數的曲線，經過二次微分即得到加速度變化率。圖 7.1-5 至圖 7.1-7 的縱軸誤植為頻率，已更正為百分比，故三張圖最高百分比會大於圖 7.1-2 的最高百分比。危險情境的異常事件(R1,R2,...)異常事件僅包含車外部分。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
次，和 104 頁 圖 7.1-2 中最高頻率 10 次不同。另文中所述表示危險情境的異常事件(R1,R2,...)是包括車內外的異常行為嗎？建議說明清楚。		
10. 報告書中參考文獻第 122 頁，未見影像辨識分析相關之參考文獻，建議補充。	10. 感謝委員建議。已於報告書中補充 Cao, Z.(2017)、Burgos-Artizzu, X. (2013)、Kato, N.(2018)、Kazemi, V.(2014)等影像辨識分析相關之參考文獻。	同意。
(二) 東吳大學 呂教授明穎		
1. 報告書第 18 頁，資料欄位裡沒有晚上、雨天，是因為辨識效果比較差還是缺乏樣本，請研究團隊說明。	1. 晚上雨天的影像結果辨識不佳，甚至無法辨識，從前期計畫開始就已將此排除，此為研究限制，會再補充說明於期末報告中。	同意。
2. 車內動作與行為會影響駕駛行為的程度不一樣，2.4.1 節回顧文獻中，有一篇討論分心行為類別、對駕駛負荷量，考量簡單的行為可能不會增加認知負荷，對駕駛的影響較低，未來有無可能針對某行為使用到認知負荷量高低，及其與異常事件的關聯做更完整的回顧。	2. 敬悉，目前著重在擺頭的持續時間，可從擺頭或肢體動作討論反應時間會如何增長。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
3. 建議使用 Heat map regression 結合 Open Pose，可提高整體精準度，建議可評估上述方法可行性。	3. 感謝委員建議，將針對此技術手段進行研讀探討。	同意。
4. 目前影像辨識在辨識異常行為上多屬斷點式，但許多行為會有連續性，目前看來這些辨識大多是由 spatial 特徵去辨識，有無考慮將 temporal 特性納入考量，或可將抽菸、吃東西此類較難辨識的行為過濾出來。	4. 駕駛行為中可能會有許多不同的動作類別，本計畫研究中，所辨識之各動作類別，有建立連續影像訊框判斷機制做連續影像辨識，因單一影像動作辨識的特徵關節點，有可能會受到當下影像的光影影響，因此有加入機制針對各動作類別來判斷。	同意。
5. 報告書 118 頁，建議在做異常事件發生時間序時，將長途旅行時間、白天夜晚拆開，可能會有差異。	5. 敬悉，後續時空分析會將長途旅行時間、白天夜晚做為考慮因素。	同意。
6. Open Pose 有 25 個節點，節點 4 再放大成 6 個節點，建議說明如何轉換？	6. Open Pose 在第四個關節手腕並沒有延伸到手指部分，利用肩膀 2、3、4 部分的手臂、手肘的轉彎指向，根據影像尺寸比例，設計演算法推估手掌六個節點的方向。	同意。
7. 簡報第 72 頁，辨識結果能否呈現混淆矩陣，才能更清楚知道穩定性。	7. 感謝委員建議。後續將在報告書中以混淆矩陣呈現辨識結果。	同意。
(三) 逢甲大學 林教授大傑		

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
1. 目前資料樣本主要為第一期樣本資料五輛車沿用，新增的資料是否只有用於第二期？人車對應部分，是否為一人一車？建議研究團隊注意研究取樣的代表性。	1. 本期資料沿用前期之樣本，但前期資料有車內行為的事件較少，故本期再新增 150 趟次之資料，用於後續的時空間分析。根據業者提供之班表資料，一台車會安排多位駕駛，非一人一車。	同意。
2. 報告書影像辨識段落的說明較不清楚，建議參考本日簡報模式修訂，增加報告易讀性。	2. 遵照辦理。	同意。
3. 本計畫關鍵在事故風險的連結，目前成果較偏向駕駛行為 profiling，將來是否有機會連動到駕駛過去的經驗，如事故、違規等，進一步建立駕駛行為特徵與實際事故或違規發生的關聯性。	3. 敬悉，研究團隊會再嘗試與業者索取違規或事故等資料，嘗試進一步之分析。	同意。
4. 目前行為分析結果是否可能貢獻至自駕車技術發展？請補充說明。	4. 本研究觀察到的結果，在自駕車的辨識可能也會遇到，或許可綜整相關辨識結果供自駕車技術發展參考。	同意。
(四) 交通部公路總局 張副局長舜清		
1. 本計畫對於駕駛人安全教育、發展以駕駛人為基礎的保險加費制度有所助益。	1. 敬悉。	同意。
2. 目前計畫呈現的車內異常行	2. 由於本期計畫的車內影像辨	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
為與「車道偏離」警示事件的關聯性最明顯，除了車道偏離外，前期還包括未保持安全距離、匝道車速過快等異常事件，建請說明前後期計畫成果之關聯性。	識尚未完成，因此期中報告係先以事件為單位進行初步的分析，車內影像辨識完成後，會有逐秒的資料紀錄駕駛在哪個時間段發生哪些動作，可連結前期的行車動態資料與車外異常事件，做整體性之分析。	
3. 本研究囿於各項條件限制未將駕駛臉部動作納入討論，但未來營業大客車會逐步導入疲勞駕駛偵測系統，屆時技術能否精進？建議團隊可以納入說明。	3. 就本計畫訪談國道客運業者結果，目前大部分業者皆從駕駛座右上方拍攝駕駛座，與本計畫使用資料類似。未來營業大客車的確有可能逐步導入疲勞駕駛偵測系統，囿於資料限制，不在本計畫技術發展範圍，但會納入期末報告未來建議。	同意。
4. 部分車內行為並非法規或公司規範限制，但還是可能影響駕駛分心且造成行車安全隱憂，目前報告書只是列出法規及各家業者內部規範，還看不出團隊自己的想法，建議從行為對安全是否可能造成影響角度，綜整提出車內異常駕駛行為之類別，此類動作雖非法律禁止，但短期可以做為業者教育訓練參	4. 誠如委員所提，分心行為不等同於車內異常行為，因此報告中兩個名詞是分開使用。分心但非異常行為對行車安全可能之影響，將於期末報告作完整討論。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
考，長期可以做為修法參據。		
(五) 國立臺北大學 莊特聘教授東穎		
1. 全文內容共八章，近三分之二內容為文獻探討與前期數據整理分析，較缺乏新內容，宜充實新內容。	1. 敬悉，文獻探討仍為本期工項之一，而本期的研究目的係在前期資料的基礎下，分析車內行為與車外異常之關聯性。期中之工項主要在發展車內駕駛行為影像辨識技術，其餘分析結果將於期末報告呈現。	同意。
2. 建議根據計畫進度時程設計甘特圖，每季宜設定 KPI 以利檢核預期成果與實際成果是否有差異，並針對差異提出改善策略。	2. 敬悉，研究團隊每月都會與運安組開工作會議，保持進度符合合約要求。	同意。
3. 建議繼續增加車內異常事件影像資料，以利提升 Open Pose 在車內異常事件影像辨識之精準度。	3. 敬悉。	同意。
4. 在影像辨識效能之自我評估常用 Confusion matrix 的 Precision、Recall、Accuracy、F1 score 等 Performance metrics 等，宜考慮加入。	4. 敬悉，在前期計畫中有報告一些 ROC 指標，研究團隊會再討論將委員所提及之指標納入考量之可行性。	同意。
(六) 中原大學 蘇教授志文		
1. 本計畫是直接使用 Open pose，還是有新增車內影像	1. 本計畫先用 Open pose 的 precision model 進行辨識，在	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
樣本訓練?若將車內影像加入訓練，由於資料非常少，訓練結果應用在完整影片上多少會造成不同程度的 False alarm。	發現有些情境辨識效果仍不佳時採用 pre-processing 增加該情境之車內影像樣本訓練，以提昇辨識率。	
2. 目前日間使用 RGB 影像、夜晚使用紅外線影像？若希望不要受到光源影響，或許可以評估全天都使用紅外線影像。	2. 業者採用的 DVR 系統，主機會自己去判斷當下環境光源的感光度，故在明亮交換之間(白天進隧道)，會誤判故切為紅外線影像，會再與客運業者討論是否全天都使用紅外線影像。	同意。
3. 擺頭目前是用偵測點位置，如眼睛、鼻子去計算頭左右轉的角度，建議團隊嘗試將頭部影像單獨拿出直接訓練(偏左、中間、偏右)，或許能發揮輔助效果。	3. 目前五官辨識仍有些挑戰，因為鏡頭位於右側，未來若有臉部正前方影像，對於頭部辨識會較準確；針對現有影像做一個 ROI 萃取的作法，會再進行評估。	同意。
(七) 財團法人車輛安全審驗中心		
1. 期中報告錯別字修正請參考書面審查意見表。	1. 遵照辦理。	同意。
2. 本期車內異常行為與車外異常事件如何串聯，在特定車流狀態或其他駕駛人影響的狀況下，發生某些車內異常行為是否可能造成車外異常事件發生？建議將事故關係	2. 期中報告係先以事件為單位，分析哪些分心行為會讓警示事件演變成異常事件，若控制住其他車行動態及車流狀態變數，分析結果是有顯著效果。期末報告會進行較詳細的分析，使用逐秒的	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
做確認並強化說明。	資料，分析事件發生的過程。	
3. 交通部目前政策推動大型車主動預警案，該計畫將會納入疲勞偵測系統，後續年度建議可使用該案所蒐集的資料進行分析。	3. 敬悉，第三年期之計畫工作項目有預計將大型車主動預警案之資料納入分析。	同意。
(八) 中華民國公共汽車客運商業同業公會全國聯合會		
1. 前期已針對車外異常事件進行分析，整合本年度目前對車內異常行為類別，將邀請研究團隊 9 月 28 日至全聯會業者代表大會說明，以利蒐集更多資料及未來研究發展。	1. 敬悉。	同意。
(九) 交通部公路總局		
1. 近年來自動駕駛車輛是熱門話題，新上市汽車已有開發輔助自動駕駛功能。運用人工智慧分析技術駕駛行為以做為改善、風險管理是一種趨勢，在實質運用前必須經過檢測、驗證過程，希望未來本研究可以達到預期成果，可以實務應用於道路交通安全管理。	1. 敬悉。	同意。
2. 本研究使用影像辨識是使用身體 25 個關節點的相對位	2. 本計畫並未定義動作之異常程度，僅客觀辨識手與肢體	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
置做分心事件判別，用以推估駕駛人的動作。查報告書第 92 頁表 5.1-2 的 8 個動作類別，如何判別不是異常、可能異常及異常的 3 個狀態，例如(1)雙手離開方向盤與(8)手靠近嘴巴，兩動作的關聯性可能要加入時間序去作判別。	動作的位置與偏離正常範圍程度。針對動作時間序列之分析，將於期末報告呈現。	
3. 開長途車駕駛人容易昏沉想睡，國內駕駛人咀嚼檳榔的比例高主要是下巴咀嚼動作有刺激頭部血液循環作用，可以提神，且吃東西有補充能量的功能，所以吃東西是否要列為具危險性的警示項目，建議審慎評估。	3. 研究團隊認為由於吃東西或抽菸會有一段時間手離開方向盤，可能會導致一些異常或不注意的狀況，會從整個動作的發生過程來看其對交通安全的影響，結果於期末報告呈現。	同意。
4. 系統統計分心事件及異常事件初步是用來分析駕駛行為，後續業者可能會利用駕駛行為分析給予個別駕駛人評分及計算行車風險值，建議判別動作是否異常應謹慎，以免影響駕駛人工作權益。	4. 本計畫發展的技術可以減少業者觀看駕駛影像的負荷，業者仍有自己的管理方式，研究團隊僅將研究結果提供予業者，幫助業者做內部檢視。	同意。
5. 本研究案為 4 年期計畫，在本局可能涉及好幾個組室的業務，由於公文會辦及報告	5. 敬悉。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
內容之審視需要時間，建議開會通知單發文日期能提早，以方便作業。		
(十) 交通部高速公路局		
1. 報告書第 88 頁表 4.2-1 車內異常行為衡量指標，擺頭可能是正常駕駛行為的過程，例如駕駛習慣性觀察後方車道，建議可進一步釐清。	1. 感謝委員建議，後續研究將區分擺頭幅度並分析擺頭時間長度。	同意。
2. 報告書第 97 頁圖 6.1-1，關節點第 10 與第 13 關節點(左右腳踝)是否會被車體本身遮蔽而無法判斷？建請說明。	2. 部份影片雖可局部辨識到駕駛腳踏加速板或煞車踏板的動作，但無法判斷其加速煞車之量化值。因此可由車輛 CAN 數據予以判斷此加速煞車行為。由於本研究中腳的動作重要程度相較手部動作低，目前主要以關注駕駛手部動作與肢體為主。駕駛下半身辨識仍為挑戰，一為局部遮蔽比例部分，二為駕駛制服多為深色，故目前仍以上半身做為分析依據。	同意。
(十一) 本所運安組 葉組長祖宏		
1. 就研發成果來看，本計畫受限於所蒐集的影像資料，無法呈現車內所有的異常行為態樣，此節可透過文獻回顧方式補強，了解國內外相關	1. 後續會將政府規範或是國外業者的內規補充在報告書中。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
研究所探討之異常行為，並釐清本計畫可探討及無法探討的態樣。		
2. 本計畫目前主要以警示事件為核心，透過事件前後影片及其他相關資料判斷車外行車異常事件及車內行車異常行為，但此等行為不一定會連結到後續的車外異常事件，而是可以探討車內異常行為與車輛動態的關聯性，並進一步檢視駕駛人在整個旅次中發生車內異常行為的頻率；請團隊評估樣本蒐集程序。	2. 目前研究團隊已規劃增加非警示事件進行分析，利用有警示的事件抽取相關時空環境類似的無警示對照組樣本。	同意。
(十二) 本所 陳副所長天賜		
1. 如何定義異常事件？若不與車外異常事件結合，車內異常行為很難被定義為異常事件。請研究團隊於報告中釐清定義，清楚界定車內異常行為之定義，以及後續車內異常行為與車外行車異常事件、肇事等建立連結之研究架構。	1. 異常事件係為學理上狹義之事故前兆，為與事故關聯性高的特定型態安全相關事件之子集合。駕駛人在車內可能出現各種異常行為，但此異常行為不一定會造成「異常事件」，研究團隊會在整合車內外資料後，於期末報告補充說明車內異常行為之定義與車內異常行為與車外異常事件之關係。	同意。
2. 前期計畫的車外行車異常事	2. 目前資料中之異常事件僅含	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
件包含跟車過近、車道偏移、 匝道超速，目前所蒐集的車 內異常行為是否都有包括這 三項？請說明。	跟車過近與車道偏移兩種樣 態，將進一步檢視新增匝道 超速異常事件之可行性。	
3. 簡報第 9 頁北上異常行駛機 率較小，為何會有此結論？ 報告中需多做說明。	3. 業者的總部位於南部，北上 為旅次去程、南下為回程， 回程發生警示或異常的比例 都偏高，可能與駕駛時間有 關，相關說明會補充在報告 中。	同意。
(十三) 交通部高速公路局卓組長明君（書面意見）		
1. 本研究以目前大客車輛既有 車內影像進行分析及開發辨 識技術，能有效利用現成影 像加以應用，惟亦受限既有 影像範圍及角度，而無法快 速正確辨識出駕駛異常事件 反應，故建議本研究可針對 車內影像最佳辨識位置提出 建議與探討。	1. 駕駛者監控系統(DMS)之車 內影像位置對於辨識特徵有 各自特色，如在正對駕駛之 臉部影像可偵測駕駛臉部之 眼瞼閉合、眨眼、注視方向、 打哈欠和頭部運動以檢測駕 駛員的狀態與異常事件。本 研究在於駕駛右上角度之全 身影像，可偵測駕駛頭部、 手部等肢體行為。後續將針 對車內影像辨識偵測位置提 出分析與探討。	同意。
(十四) 本所運輸安全組（書面意見）		
1. 本 4 年期計畫將「事件」分 為「異常事件」與「警示事 件」，惟於文中出現部分錯 置，或僅用「事件」而未區	1. 遵照辦理，將檢視並修正報 告用詞。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
分異常或警示，請通盤檢視修正。		
2. 1.1 計畫緣起 (P. 3) 請於計畫緣起簡要說明簡要成果，其中應強調警示事件與異常事件對安全管理之差異，以及經前期計畫分析，發現僅有 4%、19%的警示事件分別為異常事件及可能異常事件。	2. 遵照辦理，將補充前期簡要成果於期末報告中。	同意。
3. 第二章文獻回顧 (P.15~74) 我國事故調查表僅有行動電話使用、疲勞患病駕駛失控(肇因)、使用手持行動電話失控(肇因)等三處明確與本計畫所欲探討之車內異常行為相關，且因舉證困難，樣本數相對少，惟近 5 年每年仍約有 1,600~2,000 件事故肇因疲勞患病駕駛失、使用手持行動電話失控，另約有 1100~1800 件事故肇因於駕駛人使用手持或免持行動電話，請於文獻回顧或其他適當處說明前揭與車內異常行為潛在相關之事故型態。	3. 遵照辦理，將補充使用行動電話與事故相關性文獻於期末報告中。	同意。
4. 第二章文獻回顧 (P.15~74)	4. 遵照辦理，將於期末報告加強說明與本計畫相似的文獻	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
請增加應用影像辨識技術分析分心、疲勞等對行車安全、駕駛行為影響之相關文獻，例如 P.71 引用 Musicant et al. (2010)一文，係應用車內影像紀錄器蒐集相關駕駛行為資料並將事件分類，似與本計畫相似，建請強化說明。	內容。	
5. 2.3.3 異常事件 (P.29、P.30 表 2.3-1) 本 4 年期計畫所定義之異常事件係以警示事件前後操作是否得當為基準判斷，本節標題為異常事件，同節表 2.3-1 則較傾向為警示事件或高風險駕駛行為，兩者似有出入，請釐清。	5. 感謝委員提醒。表 2.3-1 為近年來(2016) 維吉尼亞理工的研究人員利用自然駕駛研究資料，所建議用以搜尋事故中介指標的建議量化指標及門檻值。為了避免混淆，本研究將在內文中將補充以下文字:本研究所定義之異常事件係以駕駛人在警示事件(或安全相關事件)前後操作是否得當為判斷基準。但由於在 SHRP2 的自然駕駛研究資料中，所有車輛均未裝設駕駛人輔助系統，因此並無駕駛人輔助系統之警示事件。因此此處以「高風險駕駛行為」來有別於本研究所稱之警示事件。此外，表 2.3-1 的標題將改為「SHRP2 自然駕駛研究所建議用以搜尋高風險駕駛行為之量化指	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
	標及門檻值」。	
6. 2.4.1 駕駛分心定義 (P.31) Ersal et al. (2010)所指之重複數字、記憶任務、將數字或句子分類、心算等，為相關研究為實驗分心對駕駛行為之影響，施加予駕駛人的次要作業，並非常見的駕駛分心，請釐清修正。	6. 遵照辦理，將於期末報告中修正非常見分心行為的相關內容。	同意。
7. 2.4.1 駕駛分心定義 (P.32~33) 部分翻譯不易理解，如「車內技術相關干擾 In-vehicle Technology-related distraction」是否為「車內科技設備相關干擾」，「錯誤優先的注意力」是否為「注意力資源的錯誤配置」，請說明。	7. In-vehicle Technology-related distraction 應為車內科技設備之相關分心，錯誤優先的注意力應為注意力的錯誤配置，已修正不合宜的翻譯。	同意。
8. 2.4.4 駕駛分心相關實驗 (P.39~42) 本節僅有 Le et al. (2020)一文與駕駛分心相關，其餘 Zhu et al. (2017; 2020)、de Waard et al. (2010)、劉仲祥與劉伯祥(2003)等文，主要探討心智負荷與反應時間，	8. 遵照辦理，研究團隊會再調整章節內容。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
另 P.41 最後一段似為本節小結，請重新調整。		
9. 2.6.1 行車影像辨識技術 (P.51~53 圖 2.6-1~圖 2.6-14) 圖 2.6-1~圖 2.6-14 在資料來源處除文獻外，皆有標註「本計畫自行繪製」，請確認所使用的圖檔是否合宜。	9. 感謝委員指正。本研究所引用之圖像為經後製繪編處理，故將「本計畫自行繪製」改為「本計畫整理」。	同意。
10. 2.7.2 車載設備應用於車隊管理之國內外案例 (P.62~63) Lytx 公司(2020)、羅伯童等人(2021)兩文獻未納入參考文獻，請補充。	10. 遵照辦理。	同意。
11. 2.8.2 駕駛行為事件發生時序 (P.71~74) 本節引用之相關文獻並未討論事件發生時序，請調整節標題或補充文獻。	11. 遵照辦理，2.8.2 的節標題將調整「駕駛行為發生與異常事件前後關聯」。	同意。
12. 3.2 焦點訪談結果綜整 (P.85 表 3.2-2) 表 3.2-2 應為各家公司對車內潛在異常事件之管理規定，請釐清並修正，「懲處」部分建議可修正為「後續處置」；另請比照本節其它表	12. 遵照辦理，已將用詞修正，並將業者以代號呈現。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
格及說明，將業者以代號方式呈現。		
13. 4.1 車內異常行為定義 (P.87) 依團隊所給定義，「車內非異常行為」雖非屬業者禁止行為，但仍會造成分心進而致生安全隱憂，若將其命名為「非異常」，可能會錯誤解讀成「可被接受」的行為；請評估是否全納入「異常行為」，或是思考其他命名方式。	13. 敬悉，將於報告中加註非常行為並不一定係安全的行為。	同意。
14. 4.2 車內異常行為之衡量指標 (P.87) 請說明分心與注意力不集中之差異，並請以本計畫區分兩者之必要性及未來預計採取之區分方式。	14. 注意力不集中為誤植，業者的車內影像非正面之角度，故無法從車內影像判斷駕駛的注意力是否有不集中的情況，已修正第四章之內容。	同意。
15. 4.3 車內異常事件影像分析之資料結構 (P.91) 前期計畫所定義之車外行車異常事件，必須觀察在警示事件前 15 秒鐘、後 5 秒鐘的車輛動態與車間互動過程，車內異常行為則可能發生於車外行車異常事件的一連串	15. 本期的車內影像係辨識警示發生前 30 秒至後 10 秒，故辨識資料也會包含前 30 秒至後 10 秒的結果。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
序列之前 (例如先有分心才導致與前車距離逐漸接近，進而導致警示響起)，本計畫仍用警示事件前 15 秒是否合宜，是否有必要延伸至警示前 20 秒或 25 秒？請說明。		
16. 4.3 車內異常事件影像分析之資料結構 (P.91) 車外行車異常事件主要以警示事件為基礎進行樣本篩選，然而相對於車外行車異常事件可透過警示事件找出觀察標的，車內異常行為發生次數更加稀少，且車內異常行為與警示事件不一定都會在短時間內相伴發生，另討論是否有特定車內異常行為會導致警示事件或車外異常事件發生，似有必要增加「非警示事件相關」的觀察樣本，以增加車內異常行為樣本數及態樣，請評估適當作法。	16. 目前研究團隊已規劃於期末報告增加非警示事件進行分析，利用有警示的事件抽取相關時空環境類似的對照組(無警示)，觀察對照組樣本的车內外行為，以分析車內行為是否會影響事件的發生。	同意。
17. 5.1.2 本期新增之影像資料 (P.93 表 5.1-3) 觀察本期新增 150 趟次警示事件之件數分布，SDW1.2 樣本數相對較高，前期研究	17. 表 5.1-3 係 150 趟次尚未經過篩選的原始事件數量分布，將原始資料結合各趟次上下交流道之時間，篩選出位於國道的警示事件，再依	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
係從樣本當中挑選 500 筆進行分析，請說明本年度預計採取之方式。	據白天/夜晚、晴天/下雨、尖離峰之情境，隨機抽樣 300 件 SDW1.2 的事件。	
18. 第六章車內異常事件辨識技術發展 (P.96~102) 第五、六章內容屬性相近，請重新檢視並做適當整合。	18. 感謝委員建議，期末報告會再整合相關章節。	同意。
19. 7.1 車內行為與行車動態初步分析 (P.103) 車內異常行為發生與否，於警示事件發生前、後之意義不同，車內異常行為可能造成駕駛人忽視環境威脅而造成警示事件發生，而在警示事件發生後若有車內異常行為，則可能導致駕駛人無法正確應對，進而造成車外行車異常事件發生；考量此一差異，本節將警示事件前 15 秒、後 5 秒行車動態納入分析是否合宜？是否可將兩階段資料分開分析？請說明。	19. 本節分析之目的在了解車內行為、行車動態與異常事件之關聯，同時考量警示前後行為可提高異常事件的判中率。若目的在了解行為與警示間之因果關係，的確應考量發生時序，相關分析結果將於期末報告一併呈現。	同意。
20. 7.1 車內行為與行車動態初步分析 (P.104~105 圖 7.1-2~圖 7.1-4) 圖 7.1-2~圖 7.1-4 之分析結果顯示 LDW、FCW 相關警	20. 車內行為與行車動態係以事件為單位利用前期資料進行的初步分析，車內行為與行車動態之關聯性可能會與動作的種類、動作持續的時間有關，後續會再加上車流與	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
示事件皆有出現維持等速或降速的分心補償，SDW 則無，兩者差異何在？後續如何討論此一差異？請說明。另在本計畫納入之樣本皆為「有警示事件」，請評估增加在無警示狀態下的抽樣調查，以探討哪些狀態下，分別討論車內異常行為較可能造成警示事件發生(警示事件發生前 15 秒及為有警示事件發生的車內異常駕駛行為)，以及哪些車內異常行為可能導致車外行車異常事件(警示事件發生後 5 秒)。	其他變數進一步分析兩者的差異。 目前研究團隊已規劃於期末報告增加非警示事件進行分析，利用有警示的事件抽取相關時空環境類似的對照組(無警示)，觀察對照組樣本的车內外行為，以分析車內行為是否會影響事件的發生。	
21. 7.3 行車動態與異常事件初步分析 (P.110 表 7.3-1) 表 7.3-1 所選之自變數當中，車輛周邊是否有車/大車，請評估是否分前方、左右、後方；與前車距離(範圍)此一變數是否係指最大距離減最小距離？另在前方無車的狀態下，變數如何設定。請補充說明。	21. 分析所使用之是否有車/大車變數係前方、左右、後方有車即為 1，無則為 0。前車之距離範圍變數，則為選定時間範圍之最大車距減最小車距。前方無車時，本研究將車距定為 40m，故有一衍生變數為「最小車距為 40m」。	同意。
(十五) 主席裁示		
1. 本期計畫子標題及相關履約項目雖皆針對「車內異常事	1. 遵照辦理。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
件」，然而實際上，駕駛人在車內可能出現各種異常行為，此時不一定會造成「事件」，唯有在整合車外行車異常事件後，始能確定某些車內異常行為可稱之為車內異常事件；本所雖有要求對車內異常事件進行定義，惟經重新檢視本案需求，委託單位本意為定義車內異常行為，而非事件，爰合作研究單位於期中報告呈現「車內異常行為」定義而非「車內異常事件」，屬計畫執行之合理調整，本所無異議，後續請研究團隊通盤檢討「車內異常行為」、「車內異常事件」兩者用字差異，並在報告對應處採取適當之用法。		
2. 本 4 年期計畫將在本年度完成「影像辨識技術」開發，可謂完成第一階段目標，請研究團隊以行銷推廣為目的，思考如何呈現此階段之重要研發成果 (例如籌備相關影片等)，及說明後續 2 年期計畫之整合，以達承先啟後之目的。	2. 遵照辦理，研究團隊會再與運安組討論研究成果的呈現方式。	同意。

審查委員/單位 之意見	執行廠商處理情形	本所 審查意見
3. 審查會議各委員及與會單位研提之口頭及書面意見，請國立陽明交通大學研究團隊整理「審查意見處理情形表」，且逐項說明回應辦理情形，並充分納入報告之修正。	3. 遵照辦理。	同意。
4. 本計畫經徵詢審查委員意見，期中報告初稿審查通過，請國立陽明交通大學研究團隊後續依本所出版品印製相關規定撰寫報告，並納入每月工作會議查核事項進行追蹤。	4. 遵照辦理。	同意。

附錄二 期末審查建議處理情形表

交通部運輸研究所合作研究計畫

期末報告審查意見處理情形表

計畫名稱： IOT-111-SCB001

應用人工智慧分析技術探勘高風險路段(2/4)－車內行車異常
事件影像辨識技術開發

執行廠商：國立陽明交通大學

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
(一) 東吳大學 呂教授明穎		
1. 計畫對行車異常事件發生或分心次數的模式係以個別分心動作為基礎，有無可能將關聯規則分析得到組合動作、連續動作放至模型中討論，分析對異常行為及可能異常行為的影響。	1. 敬悉，團隊會嘗試將組合動作或連續動作納入異常行為及可能異常行為的模式分析中。	同意。
2. 計畫納入的 5 輛車當中，有 2 輛車的辨識狀況不佳，若是先天硬體設備限制存在，是否可能透過更新的軟體改善辨識成果，例如 YOLO 7，請補充說明。	2. 本案技術研究期程因不及進行驗測更新版本 YOLOv7-Pose (於 2022 年 8 月發表) 之辨識效果，後續研究將採用評估；另目前本案車輛有多種不同時期與規格、角度、廣角變形之鏡頭成像，因此各車輛光源切換的明確性、準確度以及門檻都較為不同，會影響偵測關節能力。	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
3. 編碼中有許多 999 無法辨識，後續是用人工重新辨識或其他方式處理？請補充說明。	3. 原始影像本身偶爾就會跳幀，在分析時先產生完整關節點辨識，故會出現一些 999 的狀況，技術上雖然可採平滑(smoothing)處理，但仍無法完全避免關節點辨識錯誤所造成行為誤判情況。後續研究將採用 YOLOv7-Pose 評估關節點辨識效果。	同意。
4. 分析混淆矩陣時有無分成訓練集與測試集，或是將全部樣本直接使用，建請補充說明。	4. 研究中分析混淆矩陣(confusion matrix)無區分訓練集與測試集，將全部樣本資料直接進行駕駛行為分析。	同意。
5. 警示事件分為異常、可能異常與不是異常，在方法上使用二元羅吉斯來處理，上述三者間是否有可能存在關聯性，例如可能異常可能是行車異常事件的前導因子，建請補充說明。	5. 事件異常程度係由人工判斷，可能有較為主觀的情況，故將事件異常程度分為不是異常、可能異常、異常。而分析使用二元羅吉斯模式係因樣本中異常的比例僅 4%，故本計畫將可能異常、異常合併為一個類別進行分析。另經檢視後發現，資料中僅 5 件可能行車異常事件於 30 秒內有發生行車異常事件，故應無因果關係。	同意。
6. 表 6.1-20 有 2 個規則的信	6. 雖然是相同的動作分類，	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
賴度 (A 至 B 及 B 至 A)皆為 1，是否意味著此一規則沒有鑑別度，或是過程中有什麼處理機制導致 2 個同樣 item 但不同方向的規則信賴度都是 1，建請補充說明。	但發生的時間點不同，一個規則是警示當下有 A 動作加上警示後 10 秒是 B 的動作導致異常；另一個規則是警示當下有 B 的動作，警示後 10 秒有 A 的動作導致異常。	
7. 考量計畫納入之變數幾乎都是類別型變數，是否有考慮使用 Support Vector Machine (SVM) 或樹狀圖等分類器來處理，可以了解其對於異常及不是異常的貢獻度，建請補充說明。	7. 感謝委員意見，於後續年期計畫，將評估應用其他分析方法探討行車異常事件之可行性。	同意。
(二) 運研所張前組長開國		
1. 報告書第 82、83 頁(3.3 節)沒有綜整業者反應之「面臨課題」，其中關於業者需要便宜設備等實際需求，對未來設備發展應有參考價值，建議可納入。	1. 遵照辦理，已將業者反應的面臨課題補充至小結中。	同意。
2. 報告書第 90 頁圖 4.4-1 說明不完整，請重新檢視修正，另請補充各項資料係由車外或車內設備所蒐集，以利閱讀。此外，圖中最後一項係用疲勞偵測器(DMS)在報告裡面並未看見，可加上說明。	2. 遵照辦理，已補充圖 4.4-1 的相關文字說明餘報告書第 89、90 頁。疲勞偵測器(DMS)之評估請參閱報告書 5.4 節駕駛臉部偵測系統之部份。	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
3. 報告書第 109 頁、110 頁呈現不同車輛、時間的駕駛關節點偵測情形，是否有針對不同駕駛人進行分析，建請補充說明。	3. 部份駕駛人只開較特定的時段與班表，故可能是排班之時段影響光源成像，進而影響辨識結果，因此若辨識結果不佳亦無法歸類於駕駛人體形狀（如高矮胖瘦）之問題。	同意。
4. 報告書 6.1、6.2 節都有用到影像辨識的資料，但無法區分是否全部資料都是影像辨識，或是部分有人工註記，建議加註說明。	4. 遵照辦理，已於 6.1 與 6.2 節加註相關說明。	同意。
5. 報告書第 162 頁，若是無意義的單手離開方向盤可能是單純分心，但單手離開方向盤可能接著發生拿東西吃、打方向燈、拿取東西等，意義不同，建議可將不同動作串起來看，或可找出更有用的資訊。	5. 本計畫除單手離開方向盤外，已有定義拿東西、手靠近嘴巴等定義，在序列樣式探勘(sequential pattern mining)分析中，亦已辨識出常發生之駕駛車內動作組合，並納入後續時空分析。	同意。
6. 報告書 203 頁，本 4 年期計畫最終希望找出高風險路段，本期計畫已就空間分析建立模式進行分析，但結果顯示分心行為與空間的關聯較為薄弱，建議未來可以進一步探討兩者關係，以利後續計畫執行。	6. 敬悉，將於來年計畫討論更深入的時空分析。	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
7. 報告書第 206、207 頁，本計畫提出的建議多是針對業者，請補充對未來研究、運研所、政府部門等各面向之建議，如單手開車的原因，是否為後續研究的議題。	7. 遵照辦理，已修正結論與建議的部分，並給予政府部門、未來研究相關之建議。	同意。
8. 報告書附錄 1(第 214-215 頁)，合作研究單位回應「後續將針對打方向燈及擺頭關係做細部探討」，此節在期末報告中未做回應，請釐清。	8. 已補充相關內容至期末報告修正定稿中。	同意。
(三) 國立陽明交通大學 易教授志偉		
1. 報告書第 13 頁工作項目部分，建議可在備註處增加與第 5 頁、第 7 頁工作項目的對照說明，較易查核。	1. 遵照辦理。	同意。
2. 報告書表 1.4-1，每年度的工作項目有些重複，建議可強化不同年期工作項目的差異。	2. 第三年與第四年之研究內容，須再與運研所討論而定。	同意。
3. 報告書第 94 頁至第 162 頁，影像處理、動作分析、異常行為分析三階段，在影像處理階段，建議可以使用較新的方法，或可幫助提升辨識效果，如 YOLO 7；動作分	3. 感謝委員意見，本案技術研究期程因不及進行驗測更新版本 YOLOv7-Pose (於 2022 年 8 月發表) 之辨識效果，後續年期研究將再洽運研所討論，在計	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
析部分，建議可以用機器學習方法處理，例如 GCN (Graph Convolutional Network)。	畫期程及經費可接受前提，評估其他方法之適用性。	
4. 針對硬體影像處理效能部分，若本計畫成果要成為車機功能，將會受限於設備的運算效能，本計畫尚未對硬體規格提出建議，建請補充說明。	4. 本計畫當時設定是離線 (off-line) 分析，因此較無考量採即時 (on-line) 運算，將加註說明於期末報告內容 (如硬體規格之算力應需符合 AI 演算法所需，及其需求反應之 FPS 幀數)。	同意。
5. 建議後續可增加資料來源的多樣性，例如非僅限於國道。	5. 感謝委員建議，本多年期計畫之範圍設定為國道。	同意。
6. 建議可評估自動化處理之可行性、嵌入式系統之效能，以及引入大數據分析與機器學習之可行性。	6. 本計畫後續可討論如何協助業者將技術導入產品化，透過產品化過程依使用者需求以自動化處理，並評估最佳嵌入式系統之效能，蒐集相關大數據以利達成技術演進與車隊管理安全之效益。	同意。
(四) 國立成功大學 魏教授健宏		
1. 本4年期計畫主要針對國道客運的駕駛行為，但在報告書第三章對5家客運業者的訪談內容當中，有一家業者主要是服務市區客運，建議	1. 前期計畫有進行業者訪談，並發放大量問卷進行現況調查，本期計畫係從前期計畫的訪談名單中挑選車輛規模較大的5家業	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
針對此家業者被納入訪談的原因、與計畫執行之相關性與貢獻等，進一步釐清說明。	者進行訪談。此外，本計畫的分析對象雖已國道客運為主，但前期計畫有委員詢問到其他車種的情形，故本期挑選訪談對象時不限於國道客運業者。	
2. 客運業者 C 及 D 並沒有提供車隊數，建請團隊補充。	2. 遵照辦理，已補充於 3.1 節。	同意。
3. 5.1 節到 5.4 節論述完後，預期 5.5 節會綜整前面 4 節的內容，但目前寫法比較像是 5.4 節的延伸而不是全章之小結，建議可將 5.3 節內容納入綜整，讓讀者了解影像辨識及相關設備的未來發展。	3. 遵照辦理，已於期末報告中 5.5 小結加註綜合論點(如提供改善辨識率作法、技術上可突破之處)之說明。	同意。
4. 報告書 6.3 節中，透過盛行率、勝算比之計算，是否即可找出可達到最大安全改善效益的設備組合，亦即透過本益比的方式，找出效益最大的 solution package，建請補充說明。	4. 感謝委員的建議，但此建議已超過本案範疇，建議另案處理。	同意。
5. 圖 6.1-1 架構圖，Z variable (Z1~Z4)找不到明確之定義(例如：單位時間手離開次數)，建議補充說明。	5. 此架構圖於尚未進行影像辨識時便已繪製，經檢視後發現其中有些指標無法應用於目前的資料中，故未使用，已修改圖 6.1-1 的	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
	分析架構圖內容。	
(五) 交通部高速公路局卓明君組長 (書面意見)		
1. 針對各客運公司訪談，有關於駕駛可能造成分心等行為，建議可再分類有哪些是目前法規禁止的危險駕駛行為，以及業者明訂禁止之規定。	1. 目前法規僅明文禁止用手機之行為，其他行為皆為業者內規。	同意。
2. 車內影像辨識方法建議可再就取像範圍及角度進行分析，另國外是否有類似的作法亦可參考。	2. 本計畫礙於原始影像鏡頭角度與解析度限制，後續研究除建議鏡頭角度 (如儀錶板位置面向駕駛臉部) 與解析度 (如駕駛臉部特徵在 50x70 像素並清楚之成像) 規格之外，針對影像取像範圍 (如駕駛臉部之眼口閉合) 進行分析。本計畫已有蒐集美國自然人駕駛研究計畫資料做為參考，相關內容請參閱 2.3 節。	同意。
(六) 交通部公路總局		
1. 本年度計畫主要針對車內影像辨識技術開發，簡報第 25 頁提到受限於設備，目前只能做到手部、肢體部分的分心，認知與心理可能無法處理，眼部分心是否會與疲	1. 過去文獻提及眼部分心之部分多以疲勞為主，本計畫嘗試用另一家國道客運業者所安裝的疲勞偵測系統之資料進行分析，但疲勞偵測系統的誤報率偏	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
勞、駕駛時間有直接關係，研究中若只涵蓋手部與肢體分心，能涵蓋多少風險，建請進一步說明未來針對眼部分心之後續研究，以扣合本計畫命題。	高，故目前無法回答眼部分心佔整體分心行為的比例。	
2. 目前計畫所提建議大多針對客運業者，對主管機關而言，手離開方向盤、拿東西、講手機等行為確實會影響安全，建請就主管機關角度，提出未來輔導業者改善之短、中、長程建議。	2. 遵照辦理，已於 8.2 節補充對於主管機關的相關建議。	同意。
3. 本計畫未來如何與貴所運輸經營管理組「先進公車智慧化營運管理先導運行計畫」整合，並實際應用至公路汽車客運的安全管理，建請補充說明。	3. 遵照辦理。	同意。
4. 報告書 84 頁的無分心行為(專心駕駛)和 85 頁正常駕駛(無手部分心)的差異，兩者間有無關聯性？圖 4.1-1 車內駕駛行為分類，並未將正常駕駛納入，建請檢視並釐清說明。	4. 無分心行為(專心駕駛)係指駕駛沒有認知分心、眼部分心及手部分心動作；而正常駕駛係指雙手在方向盤上且無特別肢體動作。駕駛雖無手部分心行為，但可能還會有認知分心或眼部分心。	同意。
5. 本計畫是否有探討單手離開方向盤分心行為的原因，	5. 過程中有參考教練意見，	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
是否有透過訪談了解駕駛行為前後關聯性，另透過訪談可了解駕駛人對其分心行為影響行車安全的認知程度，進而改變其駕駛時之分心行為，建請補充說明。	以協助解讀駕駛人各項動作之意涵及可能原因。	
6. 報告書 137 頁，異常行為的發生是否可以結合車外之周邊車行狀況影像，了解異常行為發生時機和原因，評估駕駛人行車風險程度，以提供改善對策建議，建議第 3 期計畫可納入評估。	6. 本計畫所探討之車內異常行為，以結合第 1 年期車外行車異常事件影像辨識之成果，探討車內、外行車異常事件/行為之關聯性	同意。
7. 行政機關對於本計畫較關切的是研究結論是否對現行交通管理政策提出可行的建議，以做為未來業務精進參考。透過本計畫對駕駛人行為影像辨識分析，除可提供業者對所屬駕駛人之行為管理及在職教育外，也可提供公訓所做為每 3 年大客車職業駕駛人定期回訓的課程內容參考。	7. 敬悉，已補充對主管機關之相關建議於 8.2 節。	同意。
(七) 交通部高速公路局		
1. 報告書 4.4 節，有關「外部資料」部分，建議除 VD 資料之外，也可增加 CCTV 影	1. 本計畫第 1 年期已透過蒐集車外影像及應用影像辨識技術，將本車周遭車流	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
像資料進行判別。	納入分析，倘增加 CCTV 影響須重新開發相關影像辨識技術，且亦須考量時間同步性，經與運研所討論後，暫不納入未來研究。	
2. 報告書 5.1 節，有關報告內提及「本計畫以駕駛上半身的影像辨識關節點做為主要行為分析依據」，後續計畫是否會將「駕駛下半身辨識之挑戰」納入研究優化方向，建請補充說明。	2. 部份影片雖可局部辨識駕駛下半身腳踏加速板或煞車踏板之動作，但仍無法判斷其加速煞車之量化值，因此可藉由車輛 CAN 數據予以判斷此加速煞車行為。駕駛下半身辨識仍為挑戰，一為局部遮蔽比例部分，二為駕駛制服多為深色，故後續研究優化方向應可整合車輛 CAN 數據，進而完整分析駕駛行為。	同意。
3. 報告書 5.3 節，有關表 5.3-2 至表 5.3-5，其正確率或精確率若小於 60%，是否符合研究預期？建請補充說明。	3. 報告書 5.3 節中因影像辨識結果與人工判斷真值定義些許不同（如駕駛手握實方向盤 vs. 駕駛手在方向盤可操作範圍內）所造成差異，或是在辨識技術上之限制（如成像不佳所造成精確率與召回率低），後續研究可整合真值定義及調校鏡頭成像等作法，以改善影像辨識結果	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
	與成效。	
4. 報告書 5.4 節，有關設備建議部分，建請同步納入成本因素之考量。	4. 遵照辦理，已於 5.4 節加註成本因素之考量與說明。	同意。
5. 報告書 5.5 節，有關「成本方面」一節，說明內容不夠詳細，建請補充說明。	5. 遵照辦理，已於 5.5 節加註成本方面補說明。	同意。
(八) 財團法人車輛安全審驗中心		
1. 本計畫已有相當豐碩之成果，本中心對期末報告無意見。	1. 敬悉。	同意。
(九) 運研所運安組 葉組長祖宏		
1. 請研究團隊整合目前計畫成果，進一步呈現統計資料分析出來的各種異常行為樣態，以及未來可應用之情境，尤其針對各項分析結果的管理意涵及政策訂定部分，對主管機關提出建議。	1. 遵照辦理，已於 8.2 節補充相關內容。	同意。
2. 呼應前述公路總局意見，本案第 1 年期計畫主要針對車外行車異常事件建立影像辨識技術，第 2 年針對車內異常行為，未來在第 3 年將整合前 2 年之研究成果，將各種行車異常事件/行為與從 OBD、CANBUS 取得之駕駛行為資料建立連結，以	2. 遵照辦理。	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
找出高風險駕駛行為態樣，期望可以做為行車異常事件之代替指標(surrogate)，此類指標即可做為駕駛履歷之參考，屆時所內將持續整合相關成果，以利將成果移轉給業者實際應用。		
3. 特定分心動作的召回率、正確率仍待突破，未來設備精準度、規格也可能日新月異，請團隊思考對未來設備發展應用的建議。	3. 感謝委員意見，後續將洽運研所持續討論，並評估納入後續計畫之可行方案。	同意。
4. 警示時間包含前 30 秒及後 10 秒，本計畫只用警示事件的前 15 秒後 5 秒，為何只用這段區間的資料，請說明。	4. 前期計畫是使用警示前 15 秒至後 5 秒的車外資料，本期計畫紀錄警示前 30 秒至後 10 秒之分心行為，實際分析是用警示當下與警示後 10 秒之分心動作資料。	同意。
5. 建議可參考委員意見，將車內分心行為加以組合進行分析。	5. 本計畫除單手離開方向盤外，已有定義拿東西、手靠近嘴巴等定義，在序列樣式探勘(sequential pattern mining)分析中，亦已辨識出常發生之駕駛車內動作組合，並納入後續時空分析。	同意。
(十) 運研所陳副所長天賜		

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
1. 借用簡報第 66 頁集合圖說明，行車異常事件與分心行為的組合有「找得到分心行為的行車異常事件」、「分心但沒有造成行車異常事件」、「找不到分心的行車異常事件」3 種類型，本計畫的作法是否從車外行車異常事件已發生的前提下，回頭找該起行車異常事件對應的分心行為，亦或是從時間序上來看，由分心行為發生後是否會導致行車異常事件發生，兩者作法有何差異，此外從本計畫中能否得到上述三種類型之發生次數或比例，請補充說明。	1. 本期計畫主要分析警示事件中手部分心對異常程度的影響。雖受限於資料本計畫無法得知駕駛是否有認知或眼部分心，但由病例對照分析中可發現業者 A 之 ADAS 系統，可有效捕捉行車異常事件。本計畫雖未檢視每一個分心對行車異常事件的影響，但應不影響本計畫之結論。	同意
2. 本計畫第 1 年主要探討警示事件後續會不會變成行車異常事件，在本年期計畫是否有探討分心行為與警示事件的關聯，或僅探討分心行為與行車異常事件的關聯，請補充說明。	2. 相關分析結果請參閱 6.2 節。	同意
3. 本計畫前 2 年已從外部行車影像探討行車異常事件，第 2 年成果則是探討手部分心行為是否可能導致行車異常事件之發生，未來相	3. 已在結論與建議之部分補充說明前 2 期計畫成果與第 3 年計畫之關聯性。	同意

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
關成果如何落地很重要；本計畫在第3年必須要能夠將影像辨識的成果與OBD/CANBUS所擷取出來的駕駛行為資料結合，找出高風險駕駛行為的指標、門檻，並應用至駕駛履歷、安全管理系統、駕駛人回訓等，真正達到技術落地應用的目的；請在建議部分強化說明前2年計畫成果與未來第3年計畫之關聯性。		
4. 請說明目前開發之影像辨識技術，後續可授權業者自行應用之可行性，包含相關技術是否可無償移轉業者，或是仍屬必須另外付費或其他方式取得授權之技術所佔比例，以及業者若要應用可能面臨的問題及門檻，請補充說明。	4. 根據本計畫之車內影像辨識技術之設備成本可分為影像鏡頭、運算平台與整體系統（含硬體及軟體演算法開發），後續將依契約規定，列出須另外取得授權之技術清單。另針對軟體演算業者可參考本計畫之作法自行投資人力（需具AI研發之人才）開發，或是經付費予研究單位（如資策會）取得技術移轉授權方式導入系統。業者若應用本計畫技術將面臨產品化（如市場定位、軟體調校、硬體規格設定與成	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
	本考量) 問題及門檻，並以客戶需求為導向以尋求最佳商業模式永續經營。	
(十一) 運研所(書面意見)		
1. 請檢視圖檔解析度並做適當調整，以利後續出版品印製。	1. 遵照辦理。	同意。
2. 每章第 1 頁應為單數頁，請檢視調整。	2. 遵照辦理。	同意。
3. 前期計畫經後續所內討論，「可能異常」事件已統一命名為「輕度異常」，請檢視修正。	3. 遵照辦理，然須敘明可能異常指的是該警示事件有一定機率轉成行車異常事件，輕度異常指的是程度較輕的行車異常事件，兩者定義略有差異。	同意。
4. 報告書 2.1.2 節，前期計畫從大量警示事件當中，找出僅占約 1/4 的輕度行車異常事件、行車異常事件，顯示僅仰賴 ADAS 警示單一指標不能真正找出問題，請於此節強化論述。	4. 遵照辦理。	同意。
5. 報告書 28 頁，有關過去文獻認為「現行 2.5 秒反應時間已無法滿足現況」之論述，係指在普遍存在各種分心狀況的前提下，2.5 秒可	5. 遵照辦理，已刪除相關論述。	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
能不足以做為煞車視距之 計算基準，建議調整論述或 刪除。		
6. 報告書 2.6 節、2.7 節，諸多 格式不一以及引用資料未 納入參考文獻處，請檢視調 整。	6. 遵照辦理。	同意。
7. 報告書表 4.2-1，「業者影像」 意義不清，且該項目全數皆 有打勾，似無特別列出之必 要，請刪除或強化說明。	7. 遵照辦理，已調整表 4.2- 1 內容。	同意。
8. 報告書圖 5.1-15、圖 5.1-16， 圖內說明文字已在內文呈 現，請刪除，其餘類似處請 一併檢視修正	8. 遵照辦理，已檢視修正更 新於期末報告。	同意。
9. 報告書圖 5.2-3，車輛 4 不 穩定事件比例雖低於車輛 1，惟仍明顯高於車輛 5、2、 3，請併同說明原因。	9. 除車輛 1 以外的車輛 4 之 成像關節點偵測不佳原因 與車輛 1 相同，主要亦是 影像亮度（與車內環境或 鏡頭參數設定相關）偏低 所造成，已同步於期末報 告中加註說明。	同意。
10. 報告書表 5.2-1，變數 D~G 之編碼 2「重度」易被解讀 為「嚴重」，請調整用字， 例如「輕度、高度」或「些 微、明顯」。	10. 遵照辦理，已檢視修正更 新於期末報告。	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
11. 報告書 113 頁，辨識資料若有跳動，則以該秒中辨識結果的眾數做為標示，請說明採用眾數之原因，有多少狀況是因「非眾數」而被註記為 0，採用眾數是否可能造成低估。	11. 該指標為 0/1 變數，取眾數為最常見之代表值。雖有可能因此造成高估或低估的情況，但後續分析發現人工標記與影像辨識之迴歸分析結果雷同，此總計方式應未造成明顯偏誤。	同意。
12. 報告書表 5.3-2~表 5.3-5，夜間樣本明顯辨識效果較差，惟資料僅顯示全部樣本、夜間樣本，請補充日間樣本的交叉分析。	12. 遵照辦理，已補充日間樣本的交叉分析更新於期末報告。	同意。
13. 報告書表 6.1-4~表 6.1-7，駕駛同時間會有多個分心動作，因而在此類表格的各類分心動作的樣本數加總會大於總警示事件數，請加註說明。	13. 遵照辦理，已加註相關說明。	同意。
14. 報告書 6.1.3 節，過去研究顯示，加速度時變量越大代表越不安全，本計畫發現在部分警示狀態下，分心時駕駛人反而處在較安全(jerk 較低)的狀態，此外，此等分析都是在「有警示事件」的前提下，無論較安全或較不安全，最終都有警示發生，相關成果如何應用至安全	14. 分析結果發現在部分警示狀態下，分心時駕駛人反而處在較安全(jerk 較低)的狀態，應為安全補償機制。但也可能係因 ADAS 設備無法隨當下之環境調整警示觸發條件(如：周遭無車時警示觸發條件較為寬鬆)，導致警示觸發之門檻過於敏感，亦有可	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
管理？請強化說明。	能是駕駛誤判當時的行車 情境之風險。	
15. 報告書表 6.1-8, 真值判斷分心即有將方向盤、操作設備、用手機等做為判斷依據, 此處再將各種車內行為做為判斷分心與否的羅吉斯回歸之自變數, 是否有倒果為因的狀況? 請補充說明。	15. 真值判斷分心包含兩種可能, 其一為造成行車異常事件的分心, 另一種為本身即為危險行為, 但手部分心不一定會造成異常(或本身不一定危險), 應無倒果為因之虞。	同意。
16. 報告書表 6.1-9、表 6.1-10, 行車異常事件分析發現, 右手離開方向盤會增加警示事件演變為異常或輕度行車異常事件之機率, 但雙手離開方向盤反而不會造成影響, 與常理不符, 是否係因樣本數過低所致? 請補充說明。	16. 針對雙手離開方向盤的行為, 確實為觀測到的樣本數目過少, 通常好發於行車狀況相對安全時(低速行駛或車輛停止時), 故針對人工判斷之異常程度可能會因此判斷為不是異常, 進而與異常或輕度異常之關聯不顯著。	同意。
17. 報告書表 6.1-9、表 6.1-10、表 6.1-15、表 6.1-1, 手靠近嘴巴、左手離開方向盤 2 類車內動作在人工真值及影像辨識模式之校估顯著性結果不一樣, 請補充說明可能原因及應用。	17. 手靠近嘴巴及左手離開方向盤兩變數皆為影像辨識之不易辨識變數, 可能因為身體的阻擋或駕駛員動作導致, 故僅人工可正確辨識之。故針對該類情形, 本計畫建議可針對雙手離開方向盤及其他車內動作觀察之, 以應用至安全管理手段上。	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
18. 報告書表 6.1-10，倘左手離開方向盤是普遍的現象，較不影響安全，其校估結果預期應該是不顯著，惟在人工真值模式校估結果顯示為負值，代表左手離開方向盤對安全有幫助，此一結果恐難應用至安全管理；另左手離開方向盤是否可能代表駕駛不太可能同時放開右手（右手放開方向盤會顯著增加異常或輕度行車異常事件的機率），請調整論述並強化安全管理應用之論述。	18. 針對駕駛人單手離開方向盤的情況，本計畫認為因左駕的關係，控制面板及駕駛員的私人物品皆易出現於右方，故右手離開方向盤較易與其他動作相關，進而影響安全；然左手本身較不會與其他車內行為關聯，故僅左手離開方向盤時，表示駕駛員於此同時較不易涉及其他分心行為，為專注行車的狀態，故本計畫認為僅左手離開方向盤，確實較不易造成異常或輕度異常。已調整期末報告之論述。	同意。
19. 報告書 176 頁，下坡坡度越大的路段，駕駛人越容易發生分心事件，研究團隊此處解釋為下坡駕駛任務較多，因而造成分心；然而下坡相對風險較大，需要頻繁調整車間距、車速及控制方向，其注意力理應集中於車輛前方，此時為何會有其他駕駛任務造成分心，抑或是此等狀況即為運輸業者應強化教育的關鍵環節，請釐清說明。	19. 感謝指正，此處係指駕駛若未適當注意車流狀況以因應道路線型起伏，此時發生之警示較可能有分心行為發生，將在報告書中敘明。	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
20. 報告書 182 頁，文中說明車速、駕駛資歷因係數小影響不大，然而車速、駕駛資料為連續值而非 01 變數，且校估結果為顯著，仍有其影響，請修正說明。	20. 敬悉，已修正於期末報告修正定稿中。	同意。
21. 報告書表 7.2-11、表 7.2-17，於趟次分析當中，駕駛資歷對分心事件發生機率具有顯著正向影響，然而同一變數在事件分析模式卻是顯著負向影響，兩者結果衝突，請說明原因。	21. 趟次分析以每 15 公里長度分段中發生之所有事件集結為一樣本，為總體分析。事件分析則每一警示事件即為一樣本，為個體分析，分析尺度不同。針對校估後得到正負不一之結果，來年計畫會針對車內外行為做更細緻之時空分析。	同意。
22. 本計畫以探討何種情境會出現較多分心，以及在何種道路環境、幾何條件、天候及分心狀況下會出現較多警示或行車異常事件，然而目前尚未能找出「哪些情境下若還分心」，可能造成更多行車異常事件；此一模式內生性的問題是否有解決方法，就應用至安全管理之角度，是否有花費資源納入未來研究之必要，請補充說明。	22. 感謝建議。本期計畫係針對車內異常辨識開發，並進行初步之時空分析。有關「哪些情境下還分心」、且發生行車異常事件，與其他環境、情境之變數對後續安全管理、駕駛訓練甚為重要，相關內生性等問題預計於後續計畫中處理討論。	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
23. 本計畫針對各種車內行為，探討其對分心、警示事件、行車異常事件之影響，請於第七章或其他適當處，綜整各種不良行為對行車安全之潛在影響，並對應至運輸業者可採取之管理作為，以利業者參考應用。	23. 遵照辦理。	同意。
24. 本 4 年期計畫已進行至第 2 年，透過影像辨識技術輔助人工判斷，已從行車影像成功找出車內、外行車異常事件/行為，相較過去單純以 ADAS 警示或以事故發生做為安全指標之作法已有長足進步；然而過去 2 年期研究主要著力於技術開發，相關特性分析成果仍仰賴人工真值判斷，對於未來發展高風險駕駛行為分析工具、從行為找出潛在易肇事地點(行車異常事件好發熱區)之研究工作，目前計畫所篩選的事件數仍不足；後續年度是否可以現有技術為基礎，增加更多行車影像，真正達到以影像辨識技術篩選更多行車異常事件之目標？請說明後續 2 年期	24. 視來年計畫規模，針對高風險駕駛行為分析，可考慮加強蒐集樣本數相對較少之 SLDW 及 FCWH 警示事件，或蒐集其他業者之資料，增加樣本多樣性。 針對行車異常事件好發熱區，可以本期及前期發展之模式預測行車異常事件做為判斷基礎，視預測準確度評判是否須增加樣本。	同意。

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所運輸安全組 審查意見
對充實事件樣本之規劃。		
(十二) 主席裁示		
1. 審查會議各委員及與會單位研提之口頭及書面意見，請國立陽明交通大學研究團隊整理「審查意見處理情形表」，且逐項說明回應辦理情形，並充分納入報告之修正。	1. 遵照辦理。	同意。
2. 本計畫經徵詢審查委員意見，報告初稿審查原則通過，請國立陽明交通大學研究合作團隊於 111 年 12 月 31 日前提送報告書修正定稿。	2. 遵照辦理。	同意。
3. 本次採購為 4 年期計畫之第 2 年，經審查會議通過後，可由國立陽明交通大學執行第 3 年期計畫，請運安組儘速辦理相關程序。	3. 敬悉。	同意。

附錄三 焦點族群訪談大綱

【問題一】、目前車內攝影機 / 駕駛監控系統使用情形

Q1、貴公司於車內裝設駕駛影像監控系統，是否有偵測駕駛人的車內異常行為的狀況(如：分心或疲勞)?

Q1-1、除了駕駛影像監控系統外，貴公司是否有裝設其他設備偵測駕駛人的車內異常行為(如：疲勞監測系統)?

Q1-2、駕駛人哪些行為會導致駕駛影像監控系統或是疲勞偵測系統發生警示?(若 Q1 及 Q1-1 皆無，則跳過)

Q1-3、發生分心或疲勞警示後駕駛是否需要有所因應動作(如：關警報等)? (若 Q1 及 Q1-1 皆無，則跳過)

Q1-4、依據貴公司的觀察警示聲響後駕駛分心或疲勞的狀況是否有減少?(若 Q1 及 Q1-1 皆無，則跳過)

Q2、車內攝影機安裝在車內哪個位置?

Q2-1、駕駛艙車內攝影機是否能拍攝到駕駛的手部肢體動作?或是只拍攝到駕駛頭部動作?是否可以提供拍攝畫面的圖片參考?

Q3、車內影片保存期限約為多久?

Q4、從安裝車內影像監控管理設備以來，遇到什麼問題(如：駕駛隱私)?又是如何解決?

【問題二】、常見的駕駛車內異常行為

Q1、貴公司對於車內異常行為之定義?駕駛人什麼行為會被認定為異常行為?

Q1-1、貴公司對於分心事件之定義?駕駛人什麼行為會被認定為分心?

Q1-2、貴公司對於疲勞事件之定義?駕駛人什麼行為會被認定為疲勞?

Q2、貴公司是否有明文規定駕駛在行車過程中禁止的行為?有哪些行為是禁止或限制駕駛做的?

Q2-1、手未握在方向盤上，或是手離開方向盤做什麼動作對貴公司來說是危險的?(如：只有手肘靠著方向盤)

Q2-2、如果駕駛的班表跨到用餐時間會請駕駛如何處理? 是否允許駕駛在行駛過程中吃東西?

Q2-3、駕駛違反上述規定會有什麼懲處?

Q3、貴公司認為駕駛人怎樣的行為(或動作)才是安全的行為?

Q4、依據貴公司的觀察，駕駛有哪些常發生的車內行為？

Q4-1、貴公司最常收到乘客投訴駕駛哪些車內行為？

Q5、貴公司的車輛是否有副駕駛座？

Q5-1、是否有規定副駕駛座不能坐人？貴公司是否有觀察到副駕駛座有坐人的情況發生？(若 Q5 無，則跳過)

Q5-2、是否會派跟車人員？貴公司是否有觀察到假使與隨車人員互動的情況？

【問題三】、駕駛車內異常行為管理措施

Q1、貴公司在什麼狀況下會調車內影片來看？

Q2、車內影像資訊是否有在應用？如：分析駕駛人之間的比較等

Q3、駕駛發生不合規定的行為因應方式或管理？

Q4、異常行為頻率高的駕駛會如何管理？如：再教育訓練、講習

Q5、不同的營運型態(如：市區客運、短途國道客運、長途國道客運)是否有不同的管理方式？

【問題四】、從駕駛安全管理的角度對 ADAS 警示系統之期望

Q1、期望 ADAS 系統提供什麼樣的車內駕駛安全管理資訊？

ISBN 978-986-531-523-8
00420



9 789865 315238

GPN : 1011200843
定價 420 元