

# 高速公路高風險情境之關鍵影響因素分析 —以國道客運駕駛輔助警示及 異常事件為基礎

INVESTIGATING THE KEY FACTORS CONTRIBUTING TO  
FREEWAY ACCIDENT-PRONE SCENARIOS BASED ON ADAS  
WARNINGS AND RISK EVENTS OF FREEWAY BUSES

白梓吟 Tzu-Yin Pai<sup>1</sup>  
王佑星 Yu-Hsing Wang<sup>2</sup>  
邱裕鈞 Yu-Chiun Chiou<sup>3</sup>  
鍾易詩 Yi-Shih Chung<sup>4</sup>  
吳昆峯 Kun-Feng Wu<sup>5</sup>  
葉祖宏 Tsu-Hurng Yeh<sup>6</sup>  
黃士軒 Shih-Hsuan Huang<sup>7</sup>  
李晴瑄 Ching-Hsuan Lee<sup>8</sup>

(112 年 1 月 13 收件，112 年 5 月 2 日第一次修正，112 年 5 月 29 日接受)

## 摘 要

以往研究在指認道路高風險情境之關鍵影響因素，大多以事故資料為

- 
1. 國立陽明交通大學運輸與物流管理學系交通運輸碩士班研究生。
  2. 國立陽明交通大學運輸與物流管理學系交通運輸博士班研究生。
  3. 國立陽明交通大學運輸與物流管理學系教授（聯絡地址：臺北市中正區忠孝西路一段 118 號 4 樓，電話：02-23494940，E-mail：ycchiou@mail.nctu.edu.tw）。
  4. 國立陽明交通大學運輸與物流管理學系教授。
  5. 國立陽明交通大學運輸與物流管理學系教授。
  6. 交通部運輸研究所主任秘書。
  7. 交通部運輸研究所運輸安全組副研究員。
  8. 交通部運輸研究所運輸安全組助理研究員。

基礎。惟道路事故具隨機性與稀少性，須長期觀察，故較難發揮杜漸防微之效。鑑於駕駛輔助警示系統 (ADAS) 日益普及，如何用以檢視高風險情境之關鍵影響因素，為一重要課題。基此，本文以 H 客運公司 200 趟次國道客運資料為基礎，利用負二項模式指出影響各路段及趟次所發生警示及異常事件頻次之關鍵因素，再利用次序普羅比模式分析影響警示事件危險程度之關鍵因素。結果顯示 (以未保安距為例)，影響發生頻次的關鍵影響因素為：總交通量高、小車比例高、行車趟次多。影響危險程度則為上坡、時速高、南下 (返程)、排班趟次，以及晨峰。相關結果可供道路主管機關提升道路交通安全之參考。

**關鍵詞：** 高風險情境、警示事件、異常事件、負二項模式、次序普羅比模式

## ABSTRACT

*Most of previous studies identify the high-risk scenarios of road networks based on traffic accidents. However, due to the scarcity and randomness of accidents, the studies require a long-time observation and is nearly impossible to investigate the newly formed risk scenarios proactively. With the rapid growth of ADAS adoption, how to use of the crash surrogate data to investigate the risk factors is essential. Accordingly, based on the data 200 freeway trips of the bus company A, this study uses of a negative binomial model to investigate the key factors forming the high-risk freeway segments and bus trips based on the frequency of warnings and risk events. Additionally, an ordered probit model is used to examine the key factors causing the risk levels of a warning events. The estimation results (a case of unsafe distance events) show that high traffic volume, high ratio of passenger cars and high number of trips are key risk factors. Meanwhile, for the risk level of unsafe distance warnings, the warnings activated at the site with upgrade, higher speed, southbound (return trip), high number of trips and in the morning peak hours would have higher risk level. The identified risk factors helpful for road authorities to improve traffic safety.*

**Key Words:** *High-risk Scenario ; Warning Event ; Risk event ; Negative Binomial Model ; Ordered Probit Model.*

## 一、前 言

以往與道路安全相關的研究中，大多使用交通事故資料作為量化交通安全的分析基礎，而為了要識別道路上的高風險情境，不同研究分別對交通事故的頻次、發生率、嚴重程度以及經濟損失等進行分析，同時將分析結果應用於各種道路改善的評估標準，研擬相對應之高風險路段改善策略。綜整近期與事故分析相關之研究 (Lord and Mannering<sup>[1]</sup>)，大致可由巨觀層面及微觀層面區分事故分析模式，分別是事故頻次及事故類別兩類別。

以巨觀層面而言，應用事故頻次 (crash frequency) 模式分析單位期間內路口或路段之事故發生件數，並且因事故資料係一種隨機且非負之計數資料 (count data)，具備如過度離散 (over-dispersion)、時間空間相依性 (temporal and spatial correlation) 和省略變數的偏誤 (omitted-variables bias) 等的性質，導致估計結果偏誤及估計精確度下降，因此事故頻次模式相關研究就各類問題採用不同模式。其中，卜瓦松 (Poisson，例如 Miaou and Lum<sup>[2]</sup>) 模式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。然而，大多數事故頻次資料特性過度離散 (over-dispersion)，也就是具變異數大於平均數的現象，因此改採負二項 (Negative binomial，例如 Shankar et al.<sup>[3]</sup>; Abdel-Aty and Radwan<sup>[4]</sup>; Anastasopoulos and Mannering<sup>[5]</sup>; Wang et al.<sup>[6]</sup>) 模式進行模式建立。事故頻次分析模式的解釋變數同樣屬巨觀變數，會根據分析單元 (路段或是路口) 之分析期間進行挑選，如幾何設施特性 (坡度、曲率、路肩寬與車道數等) 與交通特性 (平均日交通量與車種比例)。

另外，在微觀層面則多以單一事故涉入之駕駛者為基礎，對事故發生類別進行分析，例如將駕駛受傷嚴重程度 (crash severity) 分為 A1 死亡事故、A2 受傷事故、A3 財損事故等類別，此類分析即為事故類別 (crash categorical) 模式研究。相對於巨觀層面之分析，微觀分析可以將駕駛人個人特徵作為解釋變數，舉凡駕駛人身心狀況以及個人社經特質等，例如性別、年齡和駕駛疲勞程度等，均可視為影響因素納入模式中分析，並建立類別分析模式，如次序普羅比模式 (Ordered probit model，例如 Abdel-Aty<sup>[7]</sup>; Arvin et al.<sup>[8]</sup>)。因此，事故類別模式較能深入探討單一事故的肇因。

儘管道路交通事故之模化分析對於提高道路安全頗具價值，但道路交通事故數具稀少性及隨機性，也缺乏預知性，通常需要經由長時間之觀察，方可獲取資料進行分析。為突破這項限制，過去幾十年有許多的研究試圖制定能替代交通事故的指標，加強過往的交通分析方法，用以主動識別道路上的高風險位置 (Guo et al.<sup>[9]</sup>)。其中，近幾年進行的自然駕駛研究 (Naturalistic Driving Study, NDS)，可以克服上述事故分析研究中之限制，透過車載的各項設備系統長時間記錄在自然狀態下的駕駛行為以及車輛動態資料，包含影像、數位行車紀錄器、地理資訊、道路幾何及駕駛員身心狀況等。同時設定車載設備偵測數據之閾值，當數據超出閾值即為駕駛警示事件之發生，過去相關研究主要探討警示事件與駕駛個人特徵間的關係，包括了解駕駛分心和事故風險 (Victor et al.<sup>[10]</sup>; Olson et al.<sup>[11]</sup>; Koppel et al.<sup>[12]</sup>)、新手駕駛的駕駛技術發展 (Prato et al.<sup>[13]</sup>)，或是以警示事件預測交通事故發生之可行性 (Imprialou et al.<sup>[14]</sup>; Pande et al.<sup>[15]</sup>; Gitelman et al.<sup>[16]</sup>; Mousavi et al.<sup>[17]</sup>; Ryder et al.<sup>[18]</sup>; Cai et al.<sup>[19]</sup>; Zhang et al.<sup>[20]</sup>)，亦有研究指出透過定義與事故發生有明確關係之車載設備警示事件為事故前兆，用以作為替代實際事故發生之指標，鮮少有研究針對警示事件好發情境建立模式。歸納與駕駛警示事件相關研究可知，警示事件數及事故數之分配同屬於計數資料，大多以負二項迴歸作為分析模式，另若是事故資料細分嚴重度等級，則會採用次序普羅比模式建構嚴重度模式。

基此，本研究針對警示事件好發情境進行分析，期能找出駕駛警示事件之關鍵影響因

素，分析方法則參考過去事故分析研究，以巨觀層面和微觀層面解析警示事件好發情境，分別以負二項迴歸建立警示事件頻次模式和使用次序普羅比模式建構警示事件危險度模式。前者以巨觀角度剖析道路交通環境對警示事件的影響，並同時能連結道路上實際發生之交通事故，以警示事件預測交通事故發生，對道路交通安全管理有更深入之貢獻；後者則可瞭解警示事件發生後，導致該事件更加危險之因素，除幾何交通因素外更包含駕駛個人特徵，在駕駛人管理上能有所作為，研究結果將供業者、政府在營運與管理上能有實務上之策略與幫助。

## 二、研究方法

本章介紹本研究所採用之研究方法，為建構巨觀分析之駕駛警示事件頻次模式，本研究首先於 2.1 節介紹計數資料模式。接著，於 2.2 節介紹微觀事件模式，以次序普羅比模式建構微觀分析之警示事件危險度模式，詳細內容分述如下：

### 2.1 計數資料模式

本研究巨觀分析將車輛行經之國道一號切割為路段，觀察每個路段發生的事故與事件頻次，故建立計數模式並將好發情境進行比較。

#### 2.1.1 負二項迴歸 (Negative Binomial Regression, NB Regression)

近期許多研究在發展事故頻次模式時，根據資料特性採用不同的統計分析方法，包括廣義線性模式、零膨脹模式和隨機效果模式等，以利更精確的分析事故頻次與潛在影響因素間之關係 (Lord and Mannering<sup>[1]</sup>)。其中，以卜瓦松模式最為基礎，而由於警示事件頻次模式之應變數為非負整數的計數資料，因此可使用卜瓦松迴歸來進行模式建立。假設  $Y_i$  為路段  $i$  所發生的警示事件數，服從母體參數為  $\lambda_i$  (路段  $i$  之期望警示事件件數) 的卜瓦松分布，如式 (1) 所示，而警示事件頻次之卜瓦松迴歸模式可以式 (2) 表示：

$$Y_i \sim \text{Poisson}(\lambda_i) \quad (1)$$

$$\lambda_i = \beta_0 \times (\text{Exposure})^{\beta_1} \times e^{\sum_{k=2}^p \beta_k x_{ik}} \quad (2)$$

其中， $\beta_0$ 、 $\beta_1$ 、 $\dots$ 、 $\beta_i$  為模式之參數，*Exposure* 為曝光量變數 (如交通量)， $x_i$  則代表各項解釋變數，將式 (2) 取對數轉換後則可得到卜瓦松迴歸之一般形式，如式 (3)：

$$\ln(\lambda_i) = \ln(\beta_0) + \beta_1 \ln(\text{Exposure}) + \sum_{k=2}^p \beta_k x_{ik} \quad (3)$$

然而，嘗試使用卜瓦松迴歸方法後，卜瓦松分布被拒絕，因為應變數的平均數不等於變異數，並指出資料有過度離散情形。因此，改使用能處理過度離散問題的負二項迴歸，

其建模方法是卜瓦松迴歸的擴展，可在式 (3) 中加入一獨立分布之誤差項  $\theta_i$ ，如式 (4)，此式即為負二項迴歸模式之一般形式，其他設定則與卜瓦松迴歸模式相同。

$$\ln(\lambda_i) = \ln(\beta_0) + \beta_1 \ln(\text{Exposure}) + \sum_{k=2}^p \beta_k x_{ik} + \theta_i \quad (4)$$

其中，負二項迴歸模式之誤差項  $\exp(\theta_i)$  將服從平均數為 1 與變異數為  $\alpha$  的 Gamma 分布， $\alpha$  為離散參數 (dispersion parameter)，用以衡量資料之離散程度，模式之變異數則如式(5)所示，此時變異數不再受限與期望值相同。此外，當  $\alpha$  之數值並未顯著異於 0 時，則負二項迴歸模式便等同於卜瓦松迴歸模式。

$$\text{Var}(Y_i) = \lambda_i + \alpha \lambda_i^2 \quad (5)$$

反之，當  $\alpha$  顯著異於 0 時，即代表資料存在過度離散問題，應採用負二項迴歸來建立警示事件頻次模式。

大多數事故頻次研究採負二項迴歸模式進行分析，例如以道路幾何設計與天候因素，如水平曲率、坡度、降雨量、降雨天數，以及降雪量等，探討影響事故發生之頻次 (Shankar et al. [3])；或以路段長度、年平均每日交通量 (AADT)、水平曲率、路肩寬度、分隔帶寬度、車道寬、車道數，以及是否為城際道路等，進行事故模式建立 (Abdel- Aty and Radwan [4])。再者，亦有研究建構負二項迴歸模式進行警示事件和道路特徵間關係之分析，其中事件種類為煞車事件與速度警報事件，解析車道寬度、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、車道寬變化等對事件頻次之影響 (Gitelman et al. [16])，參考前述相關研究，本研究將針對總交通事故數、未保持安全距離警示事件數以及車道偏移警示事件數個別建立負二項迴歸模式。

### 2.1.2 適配度檢驗

參考赤池訊息量準則 (Akaike information criterion, AIC) 和概似比檢驗 ( $\rho_c^2$ )，以評估警示事件頻次模式的複雜度和衡量模式擬合資料之優良性。前述兩判斷指標分別說明如式 (6) 及式 (7)：

$$\text{AIC} = -2 * \text{ML} + 2 * k \quad (6)$$

式 (6) 中，ML 是概似函數，k 則為模式中參數的數量。AIC 計算值愈小，表示整體配適程度愈佳。

$$\rho_c^2 = 1 - \frac{LL(\beta)}{LL(C)} \quad (7)$$

式 (7) 中， $LL(\beta)$  為將所有顯著變數及常數項均納入模式時之對數概似函數值， $LL(C)$  則為模式僅考量常數項及離散係數之對數概似函數值， $\rho_c^2$  計算值愈高，表示整體配適程度愈佳。

## 2.2 微觀事件模式

在巨觀模式針對路段分析的警示事件與事故數進行預測外，本研究微觀模式則將每一件發生的警示事件，依經過人工標示警示事件（詳見 3.2.1 節）之危險程度（異常、可能異常、不為異常），作為次序普羅比模式的應變數。

### 2.2.1 次序普羅比模式 (Ordered Probit Model)

次序普羅比模式適合處理具有順序尺度之應變數，在人工標示分級後，以警示事件危險度作為應變數，與幾何、交通環境與駕駛人特性作為解釋變數進行建模，次序普羅比模式如式 (8) 表示：

$$y_i^* = \beta x_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (8)$$

其中， $y_i^*$  為校估出單一警示事件之危險度等級， $x_i$  為事件  $i$  發生時所具有的解釋變數向量、 $\beta$  為  $x_i$  參數校估向量， $\varepsilon_i$  為隨機誤差項，並假設為標準常態分配。而以本研究之事件危險度分作三等級，為事件觀察值  $y_i$ ，與  $y_i^*$  之關係如式 (9)，並透過  $\mu_0$ 、 $\mu_1$ 、 $\mu_2$  作為需校估之估計門檻值，整理如式 (10)：

$$y_i = k, \quad \text{if } \mu_{k-1} < y_i^* \leq \mu_k \quad (9)$$

$$y_i = \begin{cases} 0 & \text{if } -\infty \leq y_i^* \leq \mu_0 \\ 1 & \text{if } \mu_0 < y_i^* \leq \mu_1 \\ 2 & \text{if } \mu_1 < y_i^* \leq \mu_2 \end{cases} \quad (10)$$

次序普羅比模式首先著重於應變數的分級。過去針對微觀事件之研究，以每件事務嚴重程度進行分類，常分為無損傷、輕微受傷、嚴重受傷或身亡 (Abdel-Aty<sup>[7]</sup>)，或輕、中、重度事故 (Arvin et al.<sup>[8]</sup>)。針對車輛 ADAS 系統，則常透過跟車距離與時間車距，考量駕駛反映的安全邊際值分級 (Lyu et al.<sup>[21]</sup>)。針對自變數，事故相關研究蒐集駕駛資訊如年齡、性別；車輛資訊如車種與車速；以及事故發生當下的外部條件，包含天氣、光線。由於警示事件可能是事故之前兆，本研究透過 ADAS 系統將警示事件分類，包含未保安距、車道偏移，並且由危險度標記出應用於次序普羅比模式之分級。相關解釋變數則引用過去事故分析研究，與巨觀分析相同，包含交通量、道路幾何、天氣狀況。但微觀事件模式僅蒐集當下與發生地點周遭的資訊，並納入駕駛人因素，如班表與駕駛時間之變數，建立單一事件危險度之次序普羅比模式。

### 2.2.2 適配度檢驗

次序普羅比模式校估時以最大概似法計算，透過校估時迭代的概似值，以概似比檢驗 ( $\rho^2$ ) 評估所有解釋變量的模式 (L) 與零模式 ( $L_0$ ) 間的差異與模型配適程度。首先，檢驗此模式的有效性，反應變數組合的效果是否相異於 0，如式 (11)：

$$\Omega = -2(\ln L_0 - \ln L) \sim X^2(K - 1) \quad (11)$$

其中， $\Omega$  統計量服從卡方分布， $K$  代表模式參數個數，故自由度為  $K-1$ ，即兩模式參數項差。

式 (12) 為普羅比模式的概似比檢驗，反映其配適程度。 $\ln L$  為將所有解釋變量納入模式建模時之對數概似函數值， $\ln L_0$  則為僅包含常數項之零模式時之對數概似函數值， $\rho^2$  可反映模式解釋力。

$$\rho^2 = 1 - \frac{\ln L}{\ln L_0} \quad (12)$$

### 三、資料分析

本研究欲建立巨觀分析之警示事件頻次模式和微觀分析之警示事件危險度模式，為更進一步對交通事故之預防有所貢獻，尚須確定警示事件和實際事故之間存在因果關係，因此資料蒐集可分為五大類別，包含交通事故資料、警示事件資料、道路幾何設施資料、交通量資料以及駕駛員資料。而本研究中以警示事件資料最不易蒐集，因資料源自於各項智慧車載系統，又我國交通部為改善大型車輛安全，透過與客運業者之合作，於營業車輛上裝設車上診斷系統 (OBD)、GPS、加速度計及影像行車紀錄器等。因此本研究將使用 H 客運於國道一號 200 行車趟次 ADAS 系統之警示事件資料，其行駛路線從臺北 (或板橋) 至臺南，即國道一號的 27K 至 320K，時間則為 2021 年 3 月及 6 月，並以該資料之時空條件為基礎，蒐集相關資料。

交通事故資料來自國道公路警察局 2021 年 3 月及 6 月事故調查表資料，包含全部的 A1、A2 及 A3 事故，並紀錄各事故之發生日期、時間、里程數、事故類型及事故位置等與事故屬性有關之資料。另外，道路幾何特性以及設施特性資料皆來自我國交通部高速公路局，交通特性資料由國道一號上之電子道路收費系統 (Electronic Toll Collection, ETC) 以及車輛偵測器 (Vehicle Detector, VD) 而得。

參考過去事故分析研究，在巨觀分析層面，將國道一號以固定長度切割成多個路段作為研究樣本，將使用警示事件資料、幾何設施資料及交通量資料，並且還有交通事故資料，期能藉由警示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，並兩相比對關鍵影響因素；而微觀層面則以每一警示事件發生作為研究樣本，進行危險駕駛行為好發情境之探討，運用警示事件資料、幾何設施資料、交通量資料及駕駛資料進行分析。同時，為進行巨微觀分析，部分資料將會根據研究樣本而有不同的敘述性統計分析，將各資料敘述統計分述如下：

#### 3.1 巨觀分析資料

##### 3.1.1 應變數資料

根據國道公路警察局之事故調查表，蒐集到 2021 年 3 月及 6 月共有 1,777 筆交通事故資料；警示事件資料則由 200 行車趟次 H 客運在國道一號之 ADAS 系統偵測而得，並篩選出高風險駕駛行為之警示事件，再歸納為未保持安全距離與車道偏移兩大類別，如表 1 所示。其中，未保持安全距離 0.4 以及 1.2 分別代表距離前車之秒距，為車機所設定於此條件下將對駕駛發出警示信息。

在交通事故資料與警示事件資料蒐集完畢後，首先將交通事故資料和警示事件資料與國道一號地圖連結，透過觀察資料分布情形，決定道路分割長度，將國道一號分成多個路段作為本研究巨觀分析單元，並將南北向視為兩條高速公路，嘗試分別以一公里、兩公里和五公里作為道路分段依據，結果如表 2 所示。其中，最後一欄代表在不同道路分段依據之下，事故與事件之相關係數，並可觀察到當路段長度越長，事故與事件之相關性越高。考量到樣本數量、以及路段事件和事故資料計數為零之樣本占總樣本的占比以及事故與事件之相關係數，後續將以路段長兩公里作為路段分析樣本切割依據。

表 1 警示事件分類及其數量

警示事件類別	ADAS 系統偵測警示事件	數量 (件)	
未保安距	未保持安全距離 0.4	1,289	9,440
	未保持安全距離 1.2	7,934	
	低速前車碰撞	133	
	高速前車碰撞	84	
車道偏移	車道偏移 (左)	206	450
	車道偏移 (右)	186	
	嚴重車道偏移	58	

表 2 不同分析路段長度下資料分布情形

路段長	樣本數	資料	平均值	標準差	範圍	計數 零占比	總和	相關 係數
1 公里	586	總事故	3.03	4.44	0-35	26%	1,777	0.27
		總事件	16.88	7.78	3-47	0%	9,890	
2 公里	292	總事故	6.08	7.54	0-24	8%	1,774	0.35
		總事件	33.84	13.44	10-87	0%	9,881	
5 公里	116	總事故	15.12	15.75	1-101	0%	1,754	0.49
		總事件	84.59	28.16	37-164	0%	9,813	

將國道一號南北向 27K 至 320K 以兩公里進行分段後，去除長度未滿兩公里之剩餘路段，最終共有 292 個分析路段，在分析路段中發生交通事故件數、未保持安全距離警示事件件數和車道偏移警示事件件數即為巨觀分析之應變數。對所有分析路段中之應變數進行敘述性統計，如表 3 所示。

表 3 巨觀分析應變數之敘述性統計

被解釋變數	平均值	標準差	範圍	路段資料為零占比	總和
交通事故	6.08	7.54	0-24	8%	1,774
未保安距(警示)	32.30	13.27	7-86	0%	9,432
車道偏移(警示)	1.54	1.85	0-9	38%	449

### 3.1.2 自變數資料

接著再將道路交通環境資料與各路段進行串接，以獲取能代表各路段之道路交通環境特徵，大致可區分為幾何特性、交通特性以及設施特性等三大類，分別說明如表 4 與表 5。由表 4 知，幾何特性中之內外側路肩寬以各分析路段最小值作為代表值，而上下坡度及車道數則以各分析路段最大值作為代表值，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；行車趟次數則為本計畫之客運行經各分析路段之趟次數。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。

## 3.2 微觀分析資料

### 3.2.1 應變數資料

微觀分析之應變數為每件事件之危險度進行分級，包含：警示、稍微異常、異常；自變數方面，則能捕捉當下交通環境、幾何之特性，亦仍能將駕駛特性考量，將各類型因素與危險度進行連結。警示事件的危險度，本研究係透過人工觀看影片方式進行風險分級之標示。

風險標示係藉由原始行車影像畫面與影像辨識下，隨時間變化之原始數據經交叉搭配後，轉換成具意義之周遭情境、行車動態、駕駛因應等可能導致警示事件或異常事件之關鍵要素。而本研究針對警示事件之「未保安距」、「車道偏移」已定義其序列，透過判斷周遭環境、行車動態，以前者為例，當目標車輛與前方秒距 (time headway) 以及目標車輛與前方車輛相對距離觸發警示門檻後，若有拉開秒距，表示駕駛因應得宜，不為異常；如維持於警示門檻附近，隨時可能遠離但也可能惡化，則為可能異常；若持續惡化，與前車

秒距更接近，則判斷為異常。車道偏移則以行車影像畫面，相鄰車道後車佔畫面比例做為判斷依據。

表 4 巨觀分析自變數之敘述性統計(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)	61.24	15.16	26.74	119.46
小車比例(小型車流量*1.0/總交通量)	0.57	0.10	0.21	0.91
大車比例(大型車流量*2.0+聯結車流量*3.0)/總交通量)	0.43	0.10	0.09	0.79
行車趟次數	194.66	17.12	140.00	200.00

表 5 巨觀分析自變數之敘述性統計(類別變數)

解釋變數	定義	計數(占比)		
		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%)	

有關人工觀看影片與標示序列之作業流程如圖 1，並簡述如下：

- (1) 整理警示事件發生時間前 30 秒至後 10 秒影像進行剪輯。

- (2) 透過觀察影像中，車輛前、左、右方鏡頭之周遭車流環境、車種與動態。
- (3) 由目標車輛動態、車速變化，兩車相對距離與本車駕駛反應，決定此警示事件危險度(警示、稍微異常、異常)。

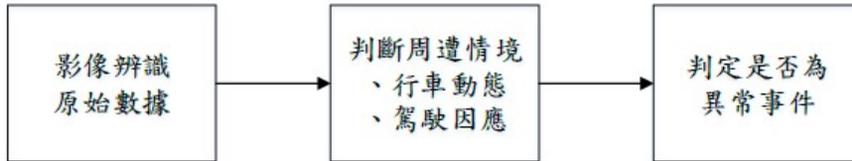


圖 1 標示風險作業程序圖

本研究總計標記 2,246 筆資料，危險度與事件類型綜整如表 6。

除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作為事件危險度的應變數，探討好發情境的自變數則先將候選變數中檢視，剔除部分相關係數過高之變數，其類似者僅保留一項變數納入分析模式。

表 6 微觀分析應變數之敘述性統計

事件分類	樣本數	危險程度	
		危險程度	數量
總事件	2,246	警示	1,703
		稍微異常	452
		異常	91
未保安距	1,860	警示	1,368
		稍微異常	404
		異常	88
車道偏移	386	警示	335
		稍微異常	48
		異常	3

### 3.2.2 自變數資料

微觀分析所採用自變數，可區分為幾何特性、交通環境特性以及駕駛特性，依照變數為連續變數或類別變數，如表 7 至表 8 所示，並整理全部資料之敘述性統計資訊。由表 7 連續變數之交通環境特性相比巨觀路段模型，本事件危險度分析藉由蒐集當下車輛的車速，並依照其發生事件地點，挑選其上、下游各最接近的 VD 資料，確認 VD 資料為非資料遺失者後進行平均，反應交通車流影響因子。相關變數包含：上下游 5 分鐘 VD 流量、

小型車比例。另外，以相同方式進行介接氣象資料之當地時雨量，將上下游平均，有利於處理資料為跨區時，參採雨量之合理依據。駕駛特性方面，則透過蒐集資料時獲得駕駛年齡，以及車輛發生該事件當下距離發車已經過多長時間(分鐘)。

表 7 微觀分析自變數之敘述性統計(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)	84.28	23.35	0.00	108.00
上下游 5 分鐘 VD 平均 (小客車當量)	310.70	155.14	0.00	1043.00
上下游 VD 平均小車比例	0.77	0.14	0.17	0.97
上下游 VD 處平均時雨量 (毫米)	0.06	0.45	0.00	7.50
駕駛特性				
年齡	42.09	9.44	27.50	58.58
該趟次已行駛時間	153.24	62.30	10.30	309.56

表 8 則紀錄事件發生當下之道路幾何特性與交通環境特性中，屬於類別變數者，包含該處是否為彎道、該趟次是否為假日、方向是南下或北上、事件發生是否在夜間(夜間定義：日落後至隔日日出前)。而表 9 則為駕駛在開此趟車時，包含該趟次在內，於 24、72、168 小時中(即 1 日、3 日、7 日中)，總共駕駛了多少趟次；表 10 則表示該趟次發車時的時段為何，共分為凌晨(0a.m.~6a.m.)、晨峰(6a.m.~8a.m.)、白天(8a.m.~5p.m.)、昏峰(5p.m.~7p.m.)以及晚上(7p.m.~12p.m.)五個時段。最後，表 10 展示此 200 趟次中所有事件發車時間以時段區分之統計表。

表 8 微觀分析自變數之敘述性統計(類別變數)

解釋變數	定義	計數(占比)	
		0	1
幾何特性			
大彎道	事件發生處是否為大彎道	1,656(74%)	590(26%)
彎道	事件發生處是否為彎道	1,534(68%)	712(32%)
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	1,829(81%)	417(19%)
南下班次	由班表紀錄該趟旅次南下為 1，北上為 0	1,126(50%)	1,120(50%)
夜間	由事件發生當下若已日落則為 1，否則為 0	1,547(69%)	699(31%)

表 9 自變數之駕駛人 24、72、168 小時內排班趟次統計

24 小時內	計數(占比)	72 小時內	計數(占比)	168 小時內	計數(占比)
1	331(15%)	1	8(<1%)	5	24(1%)
2	1,673(74%)	2	42(2%)	6	64(3%)
3	242(11%)	3	317(14%)	7	84(4%)
		4	356(16%)	8	111(5%)
		5	902(40%)	9	179(8%)
		6	607(27%)	10	792(35%)
		7	14(1%)	11	428(19%)
				12	480(21%)
				13	84(4%)
總計	2,246(100%)	總計	2,246(100%)	總計	2,246(100%)

表 10 自變數之發車時間之時段區分統計

解釋變數	計數 (占比)
凌晨	388(17%)
晨峰	371(17%)
白天	1,139(50%)
昏峰	80(4%)
晚上	268(12%)
總計	2,246(100%)

## 四、模式推估與分析

第三章將巨觀與微觀資料前處理方式與敘述性統計進行統整介紹，巨觀模式考量到路段計數為零事件比例，將路段進行適度切割；微觀模式則將每件警示事件，都進行風險標示，且納入駕駛特性，兩分析方式各自建模，如下分述。

### 4.1 巨觀分析

#### 4.1.1 交通事故與警示事件頻次模式

針對總交通事故數、未保持安全距離警示事件數以及車道偏移警示事件數個別發展迴

歸式，總交通量與行車趟次數兩變數取自然對數，作為曝光量之指標。表 11 為模式推估結果，推估係數旁之星號為該係數之顯著性（三個星號代表  $p$  值低於 0.001、兩個星號代表  $p$  值低於 0.01、一個星號代表  $p$  值低於 0.05），而括號內則為該係數之估計標準誤。當係數為正值時，代表該變數對事故或事件數有正向影響，亦即事故或事件數越高。

根據模式推估結果，將對事故及事件之關鍵影響因素整理如表 12 所示，括號內正負號代表變數對事故或事件數是正向還是負向影響，星號意涵與表 11 內相同，表示該變數推估係數之顯著性。結果顯示高速公路幾何特性影響事故或事件發生機率，多數與過去相關研究發現一致。「路段最小內側路肩寬」與事故和未保持安全距離警示事件發生呈現負向關聯，此一發現與 Anastasopoulos and Mannering<sup>[5]</sup> 結果一致，當駕駛人行駛於內側路肩寬度較窄的路段時，若違規占用、行駛或利用路肩超車，更易造成事故發生。至於「路段最大上坡度」正向影響總事故與未保持安全距離異常事件，表示上坡坡度越陡，事故與未保持安全距離異常事件數越多。另外，「路段彎道」對事故及不同類型事件則有不同影響，明顯的過彎（彎道半徑越小）將影響視距及整體車輛操控性，易產生車道偏移警示事件；但總體事故及未保持安全距離警示事件則較易發生於直線路段上。

交通特性方面，「小車比例」結果顯示當路段上車種愈趨同質，將降低駕駛心理壓力及專注力，故提高路段整體平均速率，使駕駛未保持安全距離事件增加，進而導致事故發生風險。反之，若路段上車流愈為異質（小車比例下降，大車及聯結車比例增加），將增加駕駛心理壓力及專注力，兩車間較易保持安全行車距離，降低路段事故發生風險。其次，總交通量對交通事故和未保持安全距離事件均呈現顯著正影響，表示當路段交通量愈高，事故及未保持安全距離事件發生機率也愈高。另外，「行車趟次數」也反映出當行經該路段的大客車班次數越多，未保持安全距離警示事件發生機率自然愈高，同時也說明行車趟次數為曝光量一重要指標。

「固定式測速照相」設置之路段與未保持安全距離事件則呈現正向關聯，越接近測速設施時，駕駛人通常會降低行車速度，在速度變化過程中，易導致未保持安全距離事件之發生。路段鄰近「服務區」與鄰近「交流道」之效果類似，此類變數用於說明當駕駛人行經這些路段時，車流交織情形複雜，影響行車秩序，而容易發生事故。

#### 4.1.2 警示事件數預測交通事故數模式

為探索客運駕駛警示事件的發生與道路上實際事故發生之關係，用以識別道路高風險位置，首先計算出未保持安全距離與車道偏移警示事件之相關係數為 0.02，可知兩者相互影響的程度可能較低，因此將此兩類警示事件同時作為自變數，採用負二項迴歸分析，觀察兩者對交通事故之影響，結果如表 13 所示。結果顯示客運駕駛的未保持安全距離警示事件，較具備對於預測事故和識別高速公路上高風險位置的可能性，因此以表 12 內影響未保持安全距離警示事件發生之關鍵因素做為自變數建立模式，預測各路段未保持安全距離警示事件數，以利後續識別國道高風險路段。

表 11 巨觀分析模式推估結果

自變數	應變數		
	交通事故	未保安距	車道偏移
截距項	-15.109 *** (2.359)	-10.280 *** (1.775)	-2.518 (7.209)
幾何特性			
最小內側路肩寬	-0.460 ** (0.165)	-0.151 ** (0.058)	-0.449 (0.307)
最小外側路肩寬	-0.029 (0.045)	-0.018 (0.016)	0.054 (0.064)
最大上坡度	0.154 * (0.074)	0.005 (0.027)	-0.001 (0.103)
最大下坡度	0.087 (0.076)	0.039 (0.028)	0.173 (0.105)
最大車道數	0.181 (0.101)	-0.070 (0.049)	0.218 (0.215)
彎道	-0.218 (0.136)	-0.086 (0.051)	0.386 (0.227)
大彎道	-0.833 *** (0.169)	-0.199 ** (0.063)	0.853 ** (0.270)
交通特性			
小車比例	3.189 *** (0.575)	1.492 *** (0.211)	-0.131 (0.865)
總交通量	1.335 *** (0.214)	0.860 *** (0.078)	-0.148 (0.319)
行車趟次數		0.743 ** (0.256)	0.692 (1.050)
設施特性			
速限 110km/hr	-0.226 (0.153)	-0.101 (0.056)	0.027 (0.228)
有固定式測速照相	-0.038 (0.143)	0.190 *** (0.050)	-0.060 (0.205)
開放路肩	0.136 (0.147)	0.049 (0.054)	-0.264 (0.229)
有服務區	0.375 * (0.154)	-0.033 (0.060)	0.318 (0.231)
有交流道	0.480 ** (0.150)	-0.019 (0.051)	-0.072 (0.197)
模式績效			
AIC	1512.522	2130.642	996.634
LL(C)	-841.629	-1145.936	-496.567
LL(β)	-748.038	-1052.555	-480.246
$\rho_c^2$	0.111	0.081	0.033
觀察值	292	292	292

表 12 事故及事件關鍵影響因素

關鍵影響因素	交通事故	未保安距	車道偏移
幾何特性			
最小內側路肩寬	(-) **	(-) **	
最大上坡度	(+) *		
大彎道	(-) ***	(-) **	(+) **
交通特性			
小車比例	(+) ***	(+) ***	
總交通量	(+) ***	(+) ***	
行車趟次數		(+) **	
設施特性			
有固定式測速照相		(+) ***	
鄰近服務區	(+) *		
鄰近交流道	(+) **		

表 13 警示事件數預測交通事故數模式

	交通事故
截距項	0.827 *** (0.162)
未保安距警示事件	0.028 *** (0.004)
車道偏移警示事件	-0.007 (0.032)
模式績效	
AIC	1649.488
LL(C)	-841.629
LL( $\beta$ )	-820.744
$\rho c^2$	0.025
觀察值	292

#### 4.1.3 交通管理意涵

同時，針對不同風險程度的路段應研提不同之改善對策，將資源進行最有效率之運

用，因此將路段依據「交通事故觀察值」和「未保持安全距離警示事件預測值」分成四個象限，坐標軸分別代表兩者之平均數，如圖 2 所示。以下說明路段落在各象限內所具備特性：

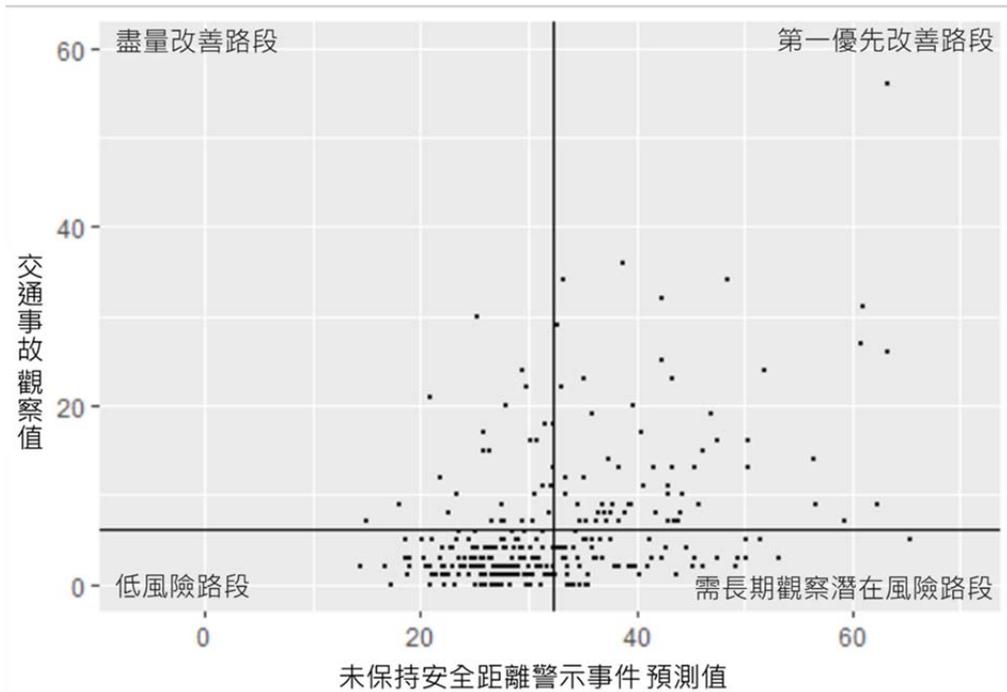


圖 2 路段風險管理象限圖

1. 第一象限：事故多且事件多

為於此象限內的路段除了實際發生的交通事故較多，預測可能會發生的事件數也較多，代表此象限內的路段屬高風險路段，需要第一優先改善，本計畫內 292 個分析路段共有 61 個路段落在第一象限。

2. 第二象限：事故多但事件少

第二象限內的路段雖然預測發生的事件數相對較少，但實際發生的交通事故卻是比較多的，表示此路段上駕駛人可能因不注意或分心而未能及時、適當地回應警示訊息，而導致事故發生。雖然不比第一象限內的路段危險，但也是需盡量改善的路段，共有 27 個路段落在第二象限。

3. 第三象限：事故少且事件少

此象限內的路段不論在實際發生的交通事故或是預測的事件都較其他象限內的路段還要低，因此可被稱為低風險路段，要將數值降到零可能需要投注大量資源，在管理策略上可先維持現狀。共有 147 個路段落在第三象限。

#### 4. 第四象限：事故少但事件多

第四象限內的路段實際發生的事故較少，但預測發生的事件數卻偏多，代表這些路段具備潛在的風險，車流狀況較為複雜，但駕駛人仍能適當回應警示訊息，因此需要對其進行長期的觀察，並且考慮進行改善，共有 57 個路段落在第四象限。

### 4.2 微觀分析

ADAS 系統雖將警示事件分為七項，但囿於樣本限制以及事件類型之本質，概分為跟車上的未保持安全距離，以及駕駛時左右方向的車道偏移兩類，分別選取 3.2.2 節自變數進行次序普羅比模式建構。

表 14 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（係數旁的星號，三個代表該推估參數達 0.001、兩個代表達 0.01、一個代表達 0.05，句點符號則代表達 0.1 之顯著水準）。

根據模式校估結果，幾何特性中，發生事件處若為坡道，對事件危險度發生有正向影響，對整體模式亦達 0.1 顯著，表示發生危險機率較高。但針對車道偏移，事件危險度則更加好發於彎道半徑較小處（大彎道），明顯的彎道處將易影響行車視距與車輛操控性；但對未保安距的影響則不顯著。

交通環境特性方面，事件發生時車速與 5 分鐘交通量雖具顯著但係數校估結果對事件好發程度影響相對小，時雨量則不顯著。而當車種比例（小車）越高時，發生危險度較高之事件機率影響為負向。其他顯著影響因素包含班次南下為正向影響，可能因 H 客運地緣關係，排班上返程方向多為南下；夜間對車道偏移則為負向。

駕駛特性方面，年齡具有些微的負向影響，推測與駕駛操控的經驗與成熟度略有相關；而該趟車次已行駛時間、24 與 168 小時內排班趟次影響並不顯著。但 72 小時內排班趟次對未保安距以及事件全體模式有正向影響。受限於無法確定該些排班趟次變數之數值（尤其以多日的 72 與 168 小時）是否為輪班中剛上線，或是已經連續開行多趟，若未來可獲得更詳細資料，可更好地進行預測趟次對於事件的影響關係。發車時段針對未保安距與事件全體模式之危險度，以白天發車為基底，略有晨峰發車較白天更易發生危險；凌晨、昏峰、夜晚則依序較為不傾向發生且較安全於基底的白天時段。針對顯著之關鍵因素，則整理如表 15，其顯著性與表 12 判讀方式相同。

### 4.3 小結

綜合上述兩類以事故或事件為基礎之巨微觀資料分析，分別能夠找出影響事故或事件發生之關鍵影響因素，以未保持安全距離事件為例，將影響事件發生頻次及危險程度之關鍵影響因素整理如表 16 所示。值得注意的是，交通環境特性的「小車比例」顯示當路段上小車比例越高，將使客運駕駛未保持安全距離事件增加，但卻有較低之危險程度，說明駕駛行駛在此種情境時，雖然會發生較多的未保持安全距離事件，但若車種同質性高、路

表 14 事件危險度次序普羅比模式校估結果

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	0.024 (0.074)	0.029 (0.081)	0.543* (0.232)
彎道	-0.033 (0.067)	-0.044 (0.072)	0.215 (0.254)
坡道	0.155 (0.088)	0.179 (0.097)	-0.189 (0.271)
交通環境特性			
事件發生時車速(公里/小時)	0.002 (0.001)	0.004* (0.001)	-0.020 (0.012)
上下游 5 分鐘 VD 平均(小客車當量)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.002* (0.001)
上下游 VD 平均小車比例	-0.155 (0.236)	-0.677* (0.266)	1.068 (0.639)
上下游 VD 處平均時雨量(毫米)	-0.095 (0.003)	-0.063 (0.073)	-8.381 (455.111)
假日	0.070 (0.075)	0.157 (0.097)	0.279 (0.219)
南下班次(返程)	0.127* (0.064)	0.152* (0.069)	0.114 (0.218)
夜間	0.056 (0.090)	0.157 (0.097)	-0.878** (0.324)
駕駛特性			
年齡	-0.010** (0.003)	-0.009* (0.003)	-0.023 (0.124)
該趟次已行駛時間	-0.000 (0.000)	0.000 (0.001)	-0.002 (0.018)
駕駛 24 小時內排班趟次	-0.033 (0.061)	-0.013 (0.067)	-0.126 (0.190)
駕駛 72 小時內排班趟次	0.078* (0.033)	0.071* (0.035)	0.016 (0.101)
駕駛 168 小時內排班趟次	-0.023 (0.022)	-0.016 (0.024)	-0.045 (0.065)
發車時段為凌晨	-0.256** (0.095)	-0.257* (0.105)	-0.025 (0.298)
發車時段為晨峰	0.340*** (0.080)	0.346*** (0.083)	-0.129 (0.356)
發車時段為昏峰	-0.359 (0.189)	-0.443* (0.203)	0.541 (0.605)
發車時段為夜晚	-0.408*** (0.127)	-0.180 (0.150)	-0.110 (0.365)
$\mu_0$	0.400	0.244	-2.525
$\mu_1$	1.474	1.318	-1.036
樣本數	2,246	1,860	386
LR Chi2	76.80	73.52	43.52
Prob > Chi2	0.000	0.000	0.001
$\rho^2$	0.026	0.029	0.134

況較為單一穩定，事件發生的危險程度普遍不高。其餘相同關鍵影響因素則在模式中正負大致相仿，而隨資料尺度微觀，單一警示事件危險度分析有駕駛相關變數，及更即時的交通特性變數。而路段分析主要針對事件好發情境；危險度分析針對事件好發條件時解釋其危險程度。

表 15 警示事件危險程度之關鍵影響因素

事件危險度影響因素	全部事件	未保安距	車道偏移
幾何特性			
大彎道			(+) *
坡道	(+) .	(+) .	
交通環境特性			
事件發生時車速(公里/小時)	(+) .	(+) *	(-) .
上下游 5 分鐘 VD 平均 (小客車當量)			(-) *
上下游 VD 平均小車比例		(-) *	(+) .
南下班次(返程)	(+) *	(+) *	
夜間			(-) **
駕駛特性			
年齡	(-) **	(-) *	(-) .
駕駛 72 小時內排班趟次	(+) *	(+) *	
發車時段為凌晨	(-) **	(-) *	
發車時段為晨峰	(+) ***	(+) ***	
發車時段為昏峰	(-) .	(-) *	
發車時段為夜晚	(-) ***		

表 16 未保持安全距離事件發生及危險度之影響因素

關鍵影響因素	發生頻次	危險程度
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	(+) ***	(-) *

關鍵影響因素	發生頻次	危險程度
總交通量	(+) ***	
行車趟次數	(+) **	
事件發生時車速 (公里/小時)		(+) *
南下班次(返程)		(+) *
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		

## 五、結論與建議

本研究採用 H 客運公司 200 趟次國道客運資料，並以負二項模式建構警示及異常事件頻次模式，再利用次序普羅比模式解析影響警示事件危險程度之關鍵因素。本章首先彙總分析結果，其次則針對後續建議進行討論。

### 5.1 結論

1. 藉由警示事件於路段之分布情形，連結至該路段的總事件數，並比對客運駕駛事件的發生與道路上實際事故發生之關鍵影響因素。檢視模式分析推估結果，可知路段影響發生交通事故與未保安距事件頻次的關鍵影響因素為：總交通量高、小車比例高、行車趟次多。
2. 另外，客運駕駛的未保持安全距離警示事件，較具備對於預測事故和識別高速公路上高風險位置的可能性。同時，為將資源進行最有效率之運用，將路段依據「交通事故觀察值」和「未保持安全距離警示事件預測值」分成四個象限，路段分析與道路交通環境等相關因素可作為道路改善之參考依據。
3. 其中，幾何特性經過長年改善，或已不易再有大幅調整空間（靜態資訊），但從圖 2 路

段分析的四個象限，仍可先供路權機關鎖定高風險路段，再輔以屬於動態資訊的交通、天候狀況提醒用路人。

4. 以每一警示事件發生作為研究樣本，探討危險駕駛行為好發情境，結果顯示影響危險程度則為上坡、時速高、南下、排班趟次，以及晨峰。單一事件危險度分析模式中，小車比例較低時道路狀況較複雜，此時若發生異常事件可能較危險。基此，若動態資訊具備以上針對異常事件發生危險的情境存在時，路權機關可適時透過 CMS、無線廣播等即時提醒鄰近路段，尤其高風險路段處之用路人，以當下動態影響變數之狀態，使駕駛提高警覺，並建議維持車流順暢之平穩駕駛為上策。
5. 相同地，針對業者部分，也能訓練、告知駕駛，那些路段風險較高，如接獲 CMS 等管道所提供即時的提醒資訊，更應小心駕駛。而針對風險較高的時段趟次以及不同駕駛資歷的駕駛，都應友善提醒與教育駕駛，培養其正視風險的態度。在第一線之外，內部排班也應針對司機趟次數自我規範，以儘可能降低異常事件之發生頻率。

## 5.2 建議

本研究提出後續建議如下：

1. 期望日後能藉由「高速公路高風險路段時空分析平台」，標示出風險較高之危險路段，結合即時資訊協助有關單位研擬出改善方案，能不侷限於 CMS 等方式以系統性大範圍推播，尤針對風險較高區間，主動防制異常事件乃至事故。
2. 單一警示事件危險度基礎之分析，未來期能再找出與駕駛人特性有關且更確定之影響因素，則可以在業者內部之教育訓練，以及針對駕駛人獎懲管理上有進一步之作為，以降低異常駕駛行為。

## 參考文獻

1. Lord, D., & Mannering, F., "The Statistical Analysis of Crash-Frequency Data: A Review and Assessment of Methodological Alternatives", *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 44, No.5, 2010, pp.291-305.
2. Miaou, S. P., & Lum, H., "Modeling Vehicle Accidents and Highway Geometric Design Relationships", *Accident Analysis & Prevention*, Vol.25, No.6, 1993, pp.689-709.
3. Shankar, V., Mannering, F., & Barfield, W., "Effect of Roadway Geometrics and Environmental Factors on Rural Freeway Accident Frequencies", *Accident Analysis & Prevention*, Vol.27, No.3, 1995, pp.371-389.
4. Abdel-Aty, M. A., & Radwan, A. E., "Modeling Traffic Accident Occurrence and Involvement", *Accident Analysis & Prevention*, Vol.32, No.5, 2000, pp.633-642.
5. Anastasopoulos, P. C., & Mannering, F. L., "A Note on Modeling Vehicle Accident Frequencies with Random-parameters Count Models", *Accident Analysis & Prevention*, Vol.41, No.1, 2009, pp.153-159.

6. Wang, C., Quddus, M. A., & Ison, S. G., “Impact of Traffic Congestion on Road Accidents: A Spatial Analysis of the M25 Motorway in England”, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.41, No.4, 2009, pp.798-808.
7. Abdel-Aty, M., “Analysis of Driver Injury Severity Levels at Multiple Locations Using Ordered Probit Models”, *Journal of Safety Research*, Vol.34, No.5, 2003, pp.597-603.
8. Arvin, R., Kamrani, M., & Khattak, A. J., “The Role of Pre-crash Driving Instability in Contributing to Crash Intensity Using Naturalistic Driving Data”, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.132, 2019, 105226.
9. Guo, F., Klauer, S. G., Hankey, J. M., & Dingus, T. A., “Near Crashes as Crash Surrogate for Naturalistic Driving Studies”, *Transportation Research Record*, Vol.2147, No.1, 2010, pp.66-74.
10. Victor, T., Dozza, M., Bärghman, J., Boda, C. N., Engström, J., Flannagan, C., Lee, J. D. & Markkula, G, *Analysis of Naturalistic Driving Study Data: Safer Glances, Driver Inattention, and Crash Risk (No. SHRP 2 Report S2-S08A-RW-1)*, 2014.
11. Olson, R. L., Hanowski, R. J., Hickman, J. S., & Bocanegra, J., *Driver Distraction in Commercial Vehicle Operations (No. FMCSA-RRT-09-042)*, United States, Department of Transportation. Federal Motor Carrier Safety Administration, 2009.
12. Koppel, S., Charlton, J., Kopinathan, C., & Taranto, D., “Are Child Occupants A Significant Source of Driving Distraction?”, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.43, No.3, 2011, pp.1236-1244.
13. Prato, C. G., Toledo, T., Lotan, T., & Taubman-Ben-Ari, O., “Modeling the Behavior of Novice Young Drivers During the First Year after Licensure”, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.42, No.2, 2010, pp.480-486.
14. Imprialou, M. I. M., Quddus, M., Pitfield, D. E., & Lord, D., “Re-visiting Crash–Speed Relationships: A New Perspective in Crash Modelling”, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.86, 2016, pp.173-185.
15. Pande, A., Chand, S., Saxena, N., Dixit, V., Loy, J., Wolshon, B., & Kent, J. D., “A Preliminary Investigation of the Relationships between Historical Crash and Naturalistic Driving”, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.101, 2017, pp. 107-116.
16. Gitelman, V., Bekhor, S., Doveh, E., Pesahov, F., Carmel, R., & Morik, S., “Exploring Relationships between Driving Events Identified by In-vehicle Data Recorders, Infrastructure Characteristics and Road Crashes”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.91, 2018, pp. 156-175.
17. Mousavi, S. M., Zhang, Z., Parr, S. A., Pande, A., & Wolshon, B., “Identifying High Crash Risk Highway Segments using Jerk-cluster Analysis”, In *International Conference on Transportation and Development 2019: Smarter and Safer Mobility and Cities*, Reston, VA: American Society of Civil Engineers, 2019, August, pp. 112-123.
18. Ryder, B., Dahlinger, A., Gahr, B., Zundritsch, P., Wortmann, F., & Fleisch, E., “Spatial Prediction of Traffic Accidents with Critical Driving Events—Insights from a Nationwide Field Study”, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol.124, 2019, pp. 611-626.
19. Cai, M., Yazdi, M. A. A., Mehdizadeh, A., Hu, Q., Vinel, A., Davis, K., Xian H., Megahed F. M. & Rigdon, S. E., “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*, Vol.126, 2021, 103016.
20. Zhang, C., He, J., King, M., Liu, Z., Chen, Y., Yan, X., & Zhang, H., “A Crash Risk Identification Method for Freeway Segments with Horizontal Curvature Based on Real-time Vehicle Kinetic Response”, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.150, 2021, 105911.
21. Lyu, N., Duan, Z., Ma, C., & Wu, C., “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*, Vol.25, No.1, 2021, pp.93-106.