



國立臺灣大學工學院土木工程所
碩士論文

Graduate Institute of Civil Engineering
College of Engineering
National Taiwan University
Master's Thesis

以深度學習方法評估國道交管措施時空影響
Assessing Time-Space Influence of Traffic Control
Measures on National Freeways Using Deep Learning
Approaches

陳勝文
Chen, Sheng Wen

指導教授：許聿廷 博士
Advisor: Yu-Ting Hsu, Ph.D.

中華民國 113 年 8 月
August 2024

誌謝

本篇論文能夠完成首先要感謝指導教授許聿廷老師，從前期的討論研究方向、研究方法到後期協助審閱論文，老師都給予了我最大的幫助，每週都會撥空和我一起討論研究的方向、架構、資料、方法等等的細節，論文中很多部分也是經過老師提點後才補齊，每次老師的指導都協助我逐漸完成了這篇論文的某一部分，有許老師的協助我才能夠順利地完成這篇論文，而求學生活中，老師同樣給予了我很多的幫助，因此這兩年對我來說是順利且開心的。

另外必須要提到的就是實驗室的夥伴們，尤其是一同和我完成論文的沛辰、博宇、柏諺，此外還有實驗室內許多的學長姐、學弟妹，每週的團體討論都能夠啟發我的想法，讓我思考論文中是否還有所不足，邊工作邊求學對我來說是蠻疲累的，但因為老師和實驗室夥伴們，漸漸地我才習慣這個步調，並且享受台大的求學生活。

我的家人與朋友也給予了我很大的支持，爸爸、媽媽、姊姊和朋友們都不斷地替我加油、鼓勵，有了家人和朋友的支持，不論是生活、工作、學業上都因為家人和朋友們的陪伴才更加順利。


最後我想特別感謝的是工作上的長官和同仁們，高公局交管組尤其是分析科的大家，卓副總、楊組長、賈副座、徐主工等長官都給予了我支持和協助，而科內的同仁，包含鄭科、秀盈、妹儀、書娟、立勳、已退休的蘇大哥，調動去其他地方的賴科、佑信，還有運作科學姊文瑜，都曾經幫助過我、替我代理工作上的事務，給予了我論文上的想法和經驗，科內的同仁協助才能讓我兼顧工作與學業。

很開心能夠完成本篇論文，再次感謝許聿廷老師、實驗室的夥伴們、家人與朋友們、高公局的長官與同仁們，要感謝的人太多沒有全部列舉上來，有你們的協助我才能夠順利地完成這篇論文。

陳勝文 謹誌

中華民國 113 年 8 月

中文摘要

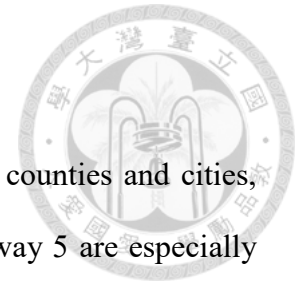


國道為聯絡縣市間重要之公路系統，其中國道 1 號、國道 3 號、國道 5 號等縱向國道尤其為南北往來的重要公路。連假期間大量車流湧上國道，造成國道多路段、長時間的壅塞，高速公路局於國道 1 號、國道 3 號及國道 5 號實施多項交通管理措施，包含入口匝道封閉、入口高乘載管制及收費措施調整等措施。國道交管措施會產生國道上多路段長時間的車流影響，然而其帶來的影響難以評估，主要係因為國道交管措施實施的時間、空間、形式皆不相同，對於用路人產生的效果亦不相同。

本研究提出以深度學習方法建構之圖片基礎速度預測模型，模型根據所欲預測日期本身的屬性、預定交管措施以及百萬延車公里 (Million Vehicle-Kilometers, MVK) 便能夠預測出該日的時空圖，實際以真實資料訓練，並且針對驗證資料進行預測後，各模型絕對百分誤差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 介於 4~7%，顯示出模型優良的預測能力。此外，為了實際應用於交管措施評估，本研究提出擾動基礎的模型解釋方法，透過改變輸入觀察輸出的方式檢視不同交管措施帶來的影響，結果顯示多項交管措施符合預期的變化，模型能夠合理學習並輸出交管措施帶來的影響，可作為管理機關用以評估交管措施之工具。

關鍵字：深度學習、車流速度預測、轉置卷積網路、國道交管措施評估、擾動基礎模型解釋

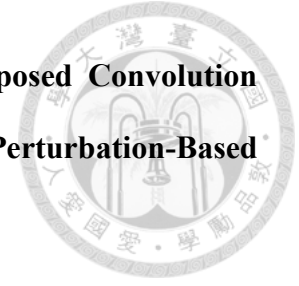
英文摘要



National freeways are important highway systems connecting counties and cities, and the vertical freeways such as Freeway 1, Freeway 3, and Freeway 5 are especially important national freeways for north-south travel. During the vacation, lots of vehicles poured onto the national freeways, causing long-term congestion in many sections of the national freeways. The freeway bureau implemented several traffic control measures on Freeway 1, Freeway 3, and Freeway 5, including closing entrance ramps, HOV control of entrance ramps, and adjusting toll collection measures. Traffic control measures on national freeways will have a long-term impact on traffic flow in multiple sections of national freeways, but the impact is difficult to assess, mainly because the time, space and form of implementation of traffic control measures on national freeways are all different, and the effects on road users are also different.

This study proposes an image-based speed prediction model using a deep learning approach. The model can predict the time-space diagram of the day based on the properties of the predicted date itself, the predetermined traffic control measures, and the Million Vehicle-Kilometers (MVK). After training with real data and predictions on validation data, the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of each model is between 4% and 7%, showing the excellent prediction ability of the model. In addition, in order to apply the assessment of traffic control measures, this study proposes a perturbation-based model explanation method, which examines the impact of different traffic control measures by changing the input and observing the output. The results show that multiple traffic control measures are in line with the expected changes, and the model can reasonably learn and output the impact of traffic control measures. This model can be a supporting tool for the authority to evaluate traffic control measures.

Key Words: Deep Learning, Traffic Speed Prediction, Transposed Convolution Network, Assessment of Freeway Traffic Control Measures, Perturbation-Based Model Explanation



目次



誌謝	i
中文摘要	ii
英文摘要	iii
目次	v
圖次	vii
表次	xiii
第一章 緒論	1
1.1 背景介紹	1
1.2 研究動機	1
1.3 研究目的	3
第二章 文獻回顧	5
2.1 交管措施評估	5
2.1.1 非高速公路	5
2.1.2 高速公路	6
2.1.3 交管措施評估小結	7
2.2 速度預測	7
2.2.1 路段基礎	8
2.2.2 路網基礎	11
2.2.3 圖片基礎	11
2.2.4 速度預測小結	12
2.3 卷積層架構及可解釋性	14
2.4 小結	15
第三章 研究方法	17



3.1 資料及變數	17
3.1.1 輸入變數	17
3.1.2 輸出變數	19
3.2 研究範圍	22
3.3 圖片基礎速度預測模型	23
3.3.1 轉置卷積層	23
3.3.2 模型建構	25
第四章 模型分析結果	30
4.1 預測績效	30
4.2 時空圖比較	32
4.2.1 國道 1 號	32
4.2.2 國道 3 號	47
4.2.3 國道 5 號	62
4.3 小結	78
第五章 交管措施評估	84
5.1 交管措施評估方法	84
5.2 交管措施影響	85
5.2.1 入口匝道封閉	85
5.2.2 入口高乘載管制	100
5.2.3 收費措施調整	105
5.3 小結	117
第六章 結論與建議	121
參考文獻	125

圖 次



圖 1-1 國道 1 號南下 113 年 4 月 4 日時空績效圖	2
圖 3-1 110 年 4 月 1 日國 1 南向時空圖	19
圖 3-2 高速公路 1968 網站 1 公里績效截圖	20
圖 3-3 國 1 南向週一平均時空圖	20
圖 3-4 國 1 南向連假前一日平均時空圖	21
圖 3-5 111 年中秋連假首日國 1 南向時空圖	21
圖 3-6 111 年國慶連假首日國 1 南向時空圖	22
圖 3-7 113 年春節連假國道交通疏導措施	22
圖 3-8 轉置卷積計算範例	23
圖 3-9 卷積計算範例	24
圖 3-10 國 1 南向模型架構	25
圖 3-11 不合理預測時空圖	28
圖 4-1 國 1 南向週一預測時空圖 (112/6/5)	32
圖 4-2 國 1 南向週一真實時空圖 (112/6/5)	32
圖 4-3 國 1 南向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)	33
圖 4-4 國 1 南向週六預測時空圖 (112/6/10)	33
圖 4-5 國 1 南向週六真實時空圖 (112/6/10)	34
圖 4-6 國 1 南向週六績效對比盒鬚圖 (112/6/10)	34
圖 4-7 國 1 南向連假前預測時空圖 (112/2/24)	35
圖 4-8 國 1 南向連假前真實時空圖 (112/2/24)	35
圖 4-9 國 1 南向連假前績效對比盒鬚圖 (112/2/24)	36
圖 4-10 國 1 南向連假首日預測時空圖 (112/2/25)	37
圖 4-11 國 1 南向連假首日真實時空圖 (112/2/25)	37



圖 4-12 國 1 南向連假首日績效對比盒鬚圖 (112/2/25)	38
圖 4-13 國 1 北向週一預測時空圖 (112/6/5)	39
圖 4-14 國 1 北向週一真實時空圖 (112/6/5)	39
圖 4-15 國 1 北向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)	40
圖 4-16 國 1 北向週日預測時空圖 (112/6/11)	41
圖 4-17 國 1 北向週日真實時空圖 (112/6/11)	41
圖 4-18 國 1 北向週日績效對比盒鬚圖 (112/6/11)	42
圖 4-19 國 1 北向連假倒數第二日預測時空圖 (112/2/27)	43
圖 4-20 國 1 北向連假倒數第二日真實時空圖 (112/2/27)	43
圖 4-21 國 1 北向連假倒數第二日績效對比盒鬚圖 (112/2/27)	44
圖 4-22 國 1 北向連假末日預測時空圖 (112/2/28)	45
圖 4-23 國 1 北向連假末日真實時空圖 (112/2/28)	45
圖 4-24 國 1 北向連假末日績效對比盒鬚圖 (112/2/28)	46
圖 4-25 國 3 南向週一預測時空圖 (112/6/5)	47
圖 4-26 國 3 南向週一真實時空圖 (112/6/5)	47
圖 4-27 國 3 南向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)	48
圖 4-28 國 3 南向週六預測時空圖 (112/6/10)	49
圖 4-29 國 3 南向週六真實時空圖 (112/6/10)	49
圖 4-30 國 3 南向週六績效對比盒鬚圖 (112/6/10)	50
圖 4-31 國 3 南向連假前預測時空圖 (112/2/24)	51
圖 4-32 國 3 南向連假前真實時空圖 (112/2/24)	51
圖 4-33 國 3 南向連假前績效對比盒鬚圖 (112/2/24)	52
圖 4-34 國 3 南向連假首日預測時空圖 (112/2/25)	53
圖 4-35 國 3 南向連假首日預測時空圖 (112/2/25)	53
圖 4-36 國 3 南向連假首日績效對比盒鬚圖 (112/2/25)	54



圖 4-37 國 3 北向週一預測時空圖 (112/6/5)	55
圖 4-38 國 3 北向週一真實時空圖 (112/6/5)	55
圖 4-39 國 3 北向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)	56
圖 4-40 國 3 北向週日預測時空圖 (112/6/11)	56
圖 4-41 國 3 北向週日真實時空圖 (112/6/11)	57
圖 4-42 國 3 北向週日績效對比盒鬚圖 (112/6/11)	57
圖 4-43 國 3 北向連假倒數第二日預測時空圖 (112/2/27)	58
圖 4-44 國 3 北向連假倒數第二日真實時空圖 (112/2/27)	58
圖 4-45 國 3 北向連假倒數第二日績效對比盒鬚圖 (112/2/27)	59
圖 4-46 國 3 北向連假末日預測時空圖 (112/2/28)	60
圖 4-47 國 3 北向連假末日預測時空圖 (112/2/28)	60
圖 4-48 國 3 北向連假末日績效對比盒鬚圖 (112/2/28)	61
圖 4-49 國 5 南向週一預測時空圖與真實時空圖 (112/6/5)	62
圖 4-50 國 5 南向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)	63
圖 4-51 國 5 南向週六預測時空圖與真實時空圖 (112/6/10)	64
圖 4-52 國 5 南向週六績效對比盒鬚圖 (112/6/10)	65
圖 4-53 國 5 南向連假前預測時空圖與真實時空圖 (112/2/24)	66
圖 4-54 國 5 南向連假前績效對比盒鬚圖 (112/2/24)	67
圖 4-55 國 5 南向連假首日預測時空圖與真實時空圖 (112/2/25)	68
圖 4-56 國 5 南向連假首日績效對比盒鬚圖 (112/2/25)	69
圖 4-57 國 5 北向週一預測時空圖與真實時空圖 (112/6/5)	70
圖 4-58 國 5 北向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)	71
圖 4-59 國 5 北向週日預測時空圖與真實時空圖 (112/6/11)	72
圖 4-60 國 5 北向週日績效對比盒鬚圖 (112/6/11)	73
圖 4-61 國 5 北向連假倒數第二日預測時空圖與真實時空圖 (112/2/27)	74



圖 4-62 國 5 北向連假倒數第二日績效對比盒鬚圖 (112/2/27)	75
圖 4-63 國 5 北向連假末日預測時空圖與真實時空圖 (112/2/28)	76
圖 4-64 國 5 北向連假末日績效對比盒鬚圖 (112/2/28)	77
圖 4-65 國 1 南向連假前預測時空圖 (112/6/21)	78
圖 4-66 國 1 南向連假前真實時空圖 (112/6/21)	78
圖 4-67 國 3 南向連假前預測時空圖 (112/6/21)	79
圖 4-68 國 3 南向連假前預測時空圖 (112/6/21)	79
圖 4-69 國 5 南向連假首日預測時空圖與真實時空圖 (112/6/22)	80
圖 5-1 國 1 南向 0-12 時平鎮系統封閉	86
圖 5-2 國 1 南向 0-12 時埔鹽系統封閉	87
圖 5-3 國 1 南向 0-24 時平鎮系統封閉	87
圖 5-4 國 1 南向 0-24 時埔鹽系統封閉	88
圖 5-5 國 1 南向 12-21 時王田封閉	88
圖 5-6 國 1 南向 7-19 時王田封閉	89
圖 5-7 國 1 北向 0-24 時埔鹽系統封閉	89
圖 5-8 國 1 北向 12-21 時仁德封閉	90
圖 5-9 國 1 北向 12-21 時王田封閉	90
圖 5-10 國 1 北向 12-21 時虎尾封閉	91
圖 5-11 國 1 北向 12-21 時埔鹽系統封閉	91
圖 5-12 國 1 北向 12-24 時埔鹽系統封閉	92
圖 5-13 國 1 北向 7-19 時仁德封閉	92
圖 5-14 國 1 北向 7-19 時王田封閉	93
圖 5-15 國 1 北向 7-19 時虎尾封閉	93
圖 5-16 國 1 北向 7-24 時埔鹽系統封閉	94
圖 5-17 國 3 南向 7-19 時名間封閉	94



圖 5-18 國 3 南向 12-21 時名間封閉	95
圖 5-19 國 3 北向 0-24 時西濱封閉	95
圖 5-20 國 3 北向 12-21 時名間封閉	96
圖 5-21 國 3 北向 12-21 時西濱封閉	96
圖 5-22 國 3 北向 12-24 時西濱封閉	97
圖 5-23 國 3 北向 7-19 時名間封閉	97
圖 5-24 國 3 北向 7-24 時西濱封閉	98
圖 5-25 國 5 南向 0-12 時石碇與坪林封閉	98
圖 5-26 國 5 南向 5-12 時石碇與坪林封閉	99
圖 5-27 國 1 南向 6-12 時內湖至頭份入口高乘載管制	101
圖 5-28 國 1 北向 13-18 時高雄端至湖口入口高乘載管制	101
圖 5-29 國 1 北向 13-18 時下營系統至頭份入口高乘載管制	102
圖 5-30 國 3 南向 6-12 時木柵至香山入口高乘載管制	102
圖 5-31 國 3 北向 13-18 時九如至大溪入口高乘載管制	103
圖 5-32 國 5 南向 6-12 時南港系統入口高乘載管制	103
圖 5-33 國 5 北向 14-21 時蘇澳至頭城入口高乘載管制	104
圖 5-34 國 5 北向 15-20 時蘇澳至頭城入口高乘載管制	104
圖 5-35 國 1 南向 0-5 時暫停收費	105
圖 5-36 國 1 北向 0-5 時暫停收費	105
圖 5-37 國 3 南向 0-5 時暫停收費	106
圖 5-38 國 3 北向 0-5 時暫停收費	106
圖 5-39 國 5 南向 0-5 時暫停收費	106
圖 5-40 國 5 北向 0-5 時暫停收費	107
圖 5-41 國 1 南向 0-10 時暫停收費	107
圖 5-42 國 1 北向 0-10 時暫停收費	108

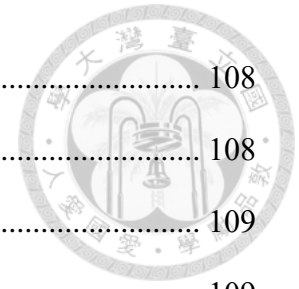


圖 5-43 國 3 南向 0-10 時暫停收費	108
圖 5-44 國 3 北向 0-10 時暫停收費	108
圖 5-45 國 5 南向 0-10 時暫停收費	109
圖 5-46 國 5 北向 0-10 時暫停收費	109
圖 5-47 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對國 1 南向影響.....	110
圖 5-48 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對國 1 北向影響.....	110
圖 5-49 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對國 3 南向影響.....	111
圖 5-50 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對國 3 北向影響.....	111
圖 5-51 國 1 南向單一費率再 7 折.....	112
圖 5-52 國 1 北向單一費率再 7 折.....	112
圖 5-53 國 3 南向單一費率再 7 折.....	113
圖 5-54 國 3 北向單一費率再 7 折.....	113
圖 5-55 國 5 南向單一費率再 7 折.....	113
圖 5-56 國 5 北向單一費率再 7 折.....	114
圖 5-57 國 1 南向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠.....	114
圖 5-58 國 1 北向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠.....	115
圖 5-59 國 3 南向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠.....	115
圖 5-60 國 3 北向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠.....	115
圖 5-61 國 5 南向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠.....	116
圖 5-62 國 5 北向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠.....	116

表 次



表 2-1 速度預測問題文獻彙整.....	12
表 3-1 112 年元旦連假交管措施及日期型態彙整表.....	17
表 3-2 國 1 南向模型 112 年元旦連假輸入資料.....	18
表 3-3 各模型架構彙整表.....	25
表 4-1 訓練資料平均績效綜整表.....	31
表 4-2 驗證資料平均績效綜整表.....	31
表 4-3 國 1 南向預測績效彙整表.....	81
表 4-4 國 1 北向預測績效彙整表.....	81
表 4-5 國 3 南向預測績效彙整表.....	82
表 4-6 國 3 北向預測績效彙整表.....	82
表 4-7 國 5 南向預測績效彙整表.....	83
表 4-8 國 5 北向預測績效彙整表.....	83
表 5-1 入口匝道封閉措施彙整表.....	85
表 5-2 入口高乘載管制彙整表.....	100
表 5-3 交管措施影響彙整表.....	117



第一章 緒論

1.1 背景介紹

國道為聯絡縣市間重要之公路系統，其中國道 1 號、國道 3 號、國道 5 號等縱向國道尤其為南北往來的重要公路。連假期間大量車流湧上國道，造成國道多路段、長時間的壅塞。為減少壅塞所產生之社會成本，管理機關於國道 1 號、國道 3 號及國道 5 號實施多項交通管理措施，此謂之交通管理措施係指於國道不定期實施且可能影響國道多路段、長時間車流狀況之管理措施，但不包含即時調整之運作措施（如匝道儀控）以及常態實施之措施（如開放路肩）。交通管理措施（下稱交管措施）過往多於連假期間、重點關注日期（如 2024 總統大選投票日）實施。管理機關須約於實施日 1 個月前核定並送交通部備查，旋即開展行政、宣導及系統設定工作，除緊急狀況外無法任意彈性調整。

國道交管措施主要包含入口匝道封閉、入口高乘載管制及收費措施調整。入口匝道封閉係限制用路人路徑選擇以達到路段使用需求分流之措施，擇定特定交流道及行向於指定時間段內限制車輛無法進入國道，例如 0-24 時國 1 員林南下進入封閉；入口高乘載管制係為減少車流量，故限制僅乘載 3 人以上車輛及特定車輛（如警備車、計程車等）及得透過受管制之交流道及行向進入國道之措施，例如 6-12 時國 1 南下內湖至頭份實施入口高乘載管制，僅上述車輛可經由內湖至頭份間交流道進入國 1 南下方向。收費措施調整係指管理機關於連假期間經由收費措施的調整引導用路人分流使用或是減少使用國道之措施，例如 0-5 時暫停收費、單一費率無每日 20 公里優惠、國 3 新竹系統至燕巢系統路段 8 折優惠等措施。

1.2 研究動機

國道交管措施會對於國道上多路段產生長時間的車流影響，然而其帶來的影響難以評估，主要係因為國道交管措施實施的時間、空間、形式皆不相同，對於用

路人產生的效果亦不相同。例如入口匝道封閉將會直接影響用路人無法透過該匝道進入國道，但收費措施調整係影響用路人的意願與需求進而間接影響國道的車流情形。由此可見交管措施帶來的確切時空影響非常難以評估，然而管理機關須於連假或是其它重點關注日期約 1 月前確認所擬實施的交管措施，故須提前推估國道交管措施帶來的影響，過往管理機關主要以實施交管措施前後的國道時空績效圖進行事前事後分析，此指國道時空績效圖係將多路段長時間的速度以顏色轉換之視覺化圖表，如圖 1-1 為 113 年 4 月 4 日國 1 南下的時空績效圖，橫軸代表國道的里程，以國 1 南下而言為 375 公里；縱軸代表時間，由上而下排列，每 5 分鐘統計 1 次，每個里程路段全日皆會統計 288 次。因此整張圖中共有 375 乘以 288 等於 108,000 個時空格位，每格位的色塊中代表該里程路段在該 5 分鐘內通過車輛的平均速率，常用的方式是以該路段的標竿車輛偵測器演算，再將速度轉換成顏色以直觀地檢視車流狀況，速度與顏色的轉換方式是平均速度在 0~20 公里/小時為紫色、20~40 公里/小時為紅色、40~60 公里/小時為橘色、60~80 公里/小時為黃色、80 公里以上為綠色，若剛好為交界處則以較為順暢的顏色標示，如 20 公里為紅色。

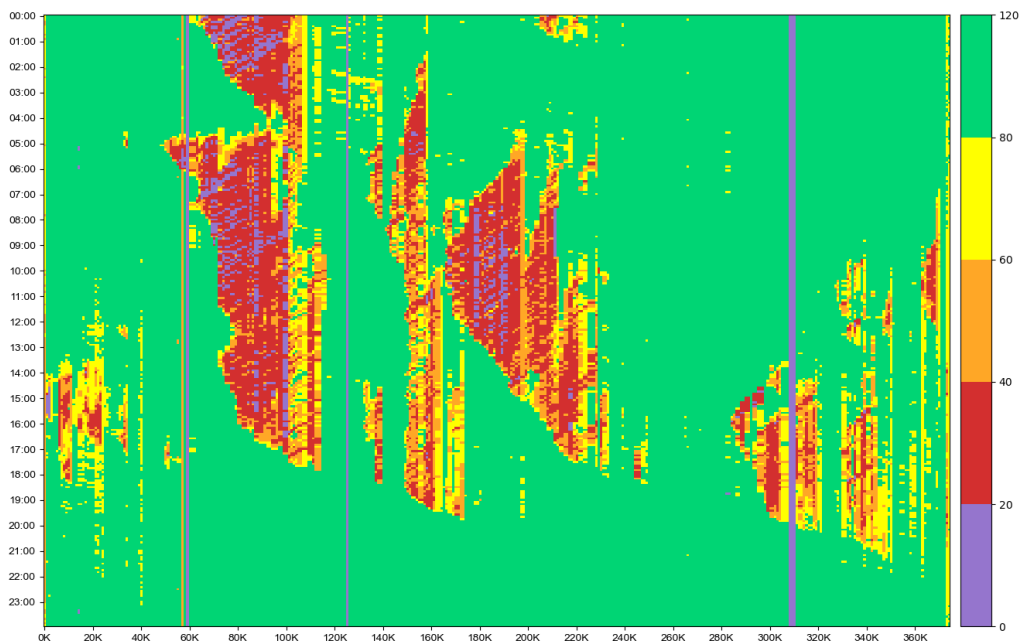



圖 1-1 國道 1 號南下 113 年 4 月 4 日時空績效圖



儘管檢視實施國道交管措施前後的時空績效圖可以直觀地比較不同日期的國道運作差異，但連假期間有多項交管措施同步開展，國道時空績效圖的變化可能源於多項交管措施的效果。此外，國道車流除了受到國道交管措施影響外，還會因為國道使用需求差異而呈現出不同的時空績效狀況，例如平日以上下班的需求為主、連假則是以觀光返鄉的需求為主、連假初期會衍生較多的南下需求、連假末期則主要為北上需求。因此比較實施前後的國道時空績效圖可能忽視其它對於國道車流造成時空影響的因素，僅能代表不同日期間的國道車流差異。

總結而言，當前仍缺乏考量多項因素以協助評估國道交管措施時空影響的工具。近年來深度學習蓬勃發展，考量到深度學習模型優良的擬合及預測能力，會是解決此問題的解方之一。

1.3 研究目的

本研究旨在建立評估國道交管措施時空影響之模型工具，進而基於特定預測日期的日期型態（如連假首日、連假末日、週一、週日等）與所擬實施的交管措施，由模型工具預測出該日期國道車流狀況；具體應用情境如下：

1. 於連假或重點關注日期前預定交管措施計畫。
2. 以模型預測交管措施計畫實施前後之國道車流狀況、當前預定交管措施狀況下的國道時空績效圖，作為後續確立交管措施的參考資訊。
3. 綜合考量國道時空車流影響、實施成本、民眾觀感及政策方向等因素擇定最佳交管措施計畫。
4. 於連假或實施交管措施前約 1 個月送機關首長核定，並提送交通部，經核可後旋即開展行政、宣導、系統設定等相關事宜。

綜整而言，本研究期望達成之目標如下：

1. 透過資料與模型學習國道交管措施造成之國道時空影響。
2. 建立模型以預測特定日期型態及交管措施運作下之國道車流狀況。



本研究後續章節安排如下：

- 第二章回顧有關交管措施評估、速度預測問題、深度學習模型建置及可解釋性之文獻。
- 第三章介紹本研究使用資料及變數、使用模型介紹以及針對模型建置的經驗討論。
- 第四章呈現模型針對驗證資料集的預測結果和績效，以及不同日期預測時空圖與真實時空圖的差異和討論。
- 第五章實際將模型搭配可解釋性方法用於國道交管措施評估，並探討各項交管措施的影響變化。
- 第六章綜整前述各章節內容並且說明本研究貢獻，及提供有關單位參考之交管措施建議。



第二章 文獻回顧

2.1 交管措施評估

本研究旨在建立國道交管措施的評估模型工具，目前交管措施約須於連假前 1 個月簽報機關首長核定，管理機關會根據過往實施情況與經驗設定連假實施的交管措施，並於連假後針對實施前後的車流狀況進行檢討，再據此調整此後連假的交管措施。然而連假期間多項交管措施會同時開展，不同日期呈現之國道車流狀況亦不相同，僅檢視實施前後之國道時空績效圖難以確認特定交管措施之成效。

2.1.1 非高速公路

Li 和 Bai (2009) 以事故資料結合統計方法針對施工區域的暫行交管措施 (Temporary Traffic Control, TTC) 的事故進行分析，針對施工區域的交通指揮、停標誌/號誌、禁行區域、閃光燈、臨時鋪面及標線繪製進行羅吉特迴歸分析，結果顯示交通指揮能降低嚴重車禍致死的機率达 56%，閃光燈及臨時鋪面、標線繪製亦可降低約 50%；此外，交通指揮可降低漠視交管措施、未專心行駛、超速等成因造成之事故的發生機率，禁行區域可降低漠視交管措施成因之事故發生機率，臨時標線繪製可降低超速、跟車過近等成因之事故發生機率，但停標誌/號誌會增加跟車過近之事故發生機率，

Priya 等人 (2013) 並且以模擬軟體 VISSIM 進行交管措施的評估，使用之評估績效包含減少之旅行時間、車隊長度及延滯，評估之交管措施則為公車場站重新配置、禁止迴轉、路口改善、路口號誌化等，結果顯示與現況相比，實行交管措施得使旅行時間降低 17%、延滯減少約 40%。

Santos 等人 (2020) 針對挪威奧斯陸採行之的一系列旨在減少空污之措施進行評估，包含增收通行費、建立低排放區域等，主要評估方式為統計實施前後之空污指標，結果顯示建立低排放區域、增加停車費用是有效策略。



2.1.2 高速公路

Wang 等人 (2021) 以交通模擬軟體 SUMO 針對高速公路交管措施進行評估，包含緊急車道控制、匝道儀控以及動態速限等措施，結果顯示交管措施可大幅降低平均延滯時間、增加流量、提升主線平均速度。

Ben-Akiva 等人 (2003) 提出微觀車流模擬器實驗室 (Microscopic Traffic Flow Simulator Lab, MITSIMLab) 並用以評估高速公路的交管措施，包含進入控制 (如匝道儀控)、路徑控制 (如路徑導引系統)、車道控制 (如車道控制號誌) 與整合控制等措施，結果顯示路徑控制的影響較不足、車道控制需要個案探討，而整合控制是需要優先發展的策略。

Nissan 和 Koutsopoulosb 等人 (2014) 針對動態速限措施 (Variable Speed Limit, VSL) 提出實施前後分析統計分析方法，結果顯示 VSL 不論是實施後立即呈現的車流狀況或是若干月後呈現的車流狀況都未有顯著的影響。

Jha 等人 (1999) 針對車道管制號誌以 MITSIMLab 進行模擬，結果顯示使用車道管制號誌需要權衡容量低利用的情形以及順暢的車道變換，若希望車道變換行為更為順暢則會導致容量低利用，若希望避免容量低利用則無法保證用路人能順暢地車道變換，整體而言車道管制號誌是否適用需要考量路段交通量以及車道配置。

Perraki 等人 (2018) 針對整併傳統控制方法及聯網自駕車 (Connected and Autonomous Vehicles) 的控制行動的預測性管制策略，以模擬方法評估策略績效，結果顯示該策略在不同的交通和 CAV 滲透率狀況下都是有效的策略。

Xin 等人 (2006) 比較高速公路上的新舊匝道儀控下的車流績效，包含旅行時間、速率、流量以及停車次數等績效，結果顯示考量即時匝道需求和車隊資訊的分層區域控制的新策略在儀控率設定較為嚴格的狀況下，能取得更好的績效，但若是儀控率較不嚴格、大量匝道車流需求的狀況下則績效較不佳。



2.1.3 交管措施評估小結

綜整本研究回顧有關交管措施評估的過往文獻可得知，評估之交管措施實施的性質、目的與時間各不相同，主要評估方式則為事前事後統計分析、模擬法等方式，然而兩種方式各有限制：

1. 事前事後統計分析須取得實施交管措施前後之真實數據進行分析，然而以本研究關注國道交管措施而言，交管措施會同時開展、並非所有交管措施組合皆有真實數據可供參考，例如措施 A 僅在 111 年清明連假施行、措施 B 僅在 112 年端午連假施行，若管理單位希望在下一連假同時實施 A 和 B，則無真實數據可供參考，無法提供管理單位未來實施交管措施之洞見；此外若有多項交管措施同時於同地開展，則無法以此方法評估單獨交管措施之效果。
2. 模擬法的限制在於須於模擬軟體建立路網及取得相關參數，大規模路網須耗費大量人力調查、建置，且須驗證模擬軟體之結果與現況相符；此外部分交管措施難以透過模擬軟體模擬其效果，例如入口高乘載管制、收費措施調整等措施。

綜上，考量過往文獻使用之評估方法限制，本研究提出以交管措施預測國道車流時空狀況之評估方法，利用現有的真實歷史資料學習不同交管措施組合下各交管措施對於國道車流之影響，可避免使用模擬軟體時須耗費大量人力建置、調查及驗證正確性之問題，且透過真實數據仍可以觀察諸如收費措施調整、入口高乘載管制等措施產生之效果，並可供管理單位預測未來交管措施實施後之國道車流狀況。

2.2 速度預測

前一節提出以國道交管措施預測國道車流狀況之評估方法，須首先建立輸入國道交管措施、輸出國道車流狀況之預測模型，另考量實務上用以檢視國道車流狀況的圖為前一章提及之國道時空績效圖，故本研究將以國道交管措施預測全日國

道時空績效圖，而該時空績效為該里程路段與該時段之平均速度，故本質上仍屬於速度預測問題。

速度預測問題是指預測車流速度之問題，Zhou 等人（2022）認為速度預測是在智慧型運輸系統（Intelligent Transportation System, ITS）中的重要角色，有助於車輛選擇路徑以及車流導引。過往有非常多速度預測問題的相關研究，使用的資料、方法、預測目標及評估績效皆不盡相同，足見速度預測問題在交通領域的複雜性及重要性。

本研究彙整多篇有關速度預測問題之研究，依照預測的對象類型將相關研究區分為 3 種類型，分別為路段基礎、路網基礎以及圖片基礎預測，路段基礎是多數速度預測問題研究採用的方式，即針對路段速度進行預測，模型或研究方法輸出之數值代表特定單一路段的速度；路網基礎是指模型或研究方法直接輸出代表整個路網的圖（Graph），圖中的邊（Edge/Link）或結點（Node）代表的數值即為速度，近年來由於深度學習中圖卷積網路（Graph Convolutional Network, GCN）的發展，許多研究採用圖基礎速度預測方法進行預測，圖基礎的模型與路段基礎的模型差異在於會一次輸出整張圖的所有邊代表的數值，即所有路段的速度；圖片基礎則是模型或研究方法直接輸出圖片（Image），例如前述之國道時空績效圖，圖片中的每個像素（Pixel）代表特定路段的速度。本研究回顧之速度預測問題相關文獻分述如下：

2.2.1 路段基礎

Asif 等人（2014）以支持向量迴歸（Support Vector Regression, SVR）、指數平滑（Exponential Smoothing）及類神經網路（Artificial Neural Network, ANN）等方法針對特定路段的速度進行預測，模型預測未來 10 天之路段速度。結果顯示 SVR 的預測績效較佳。

Yu 等人（2016）以 K 近鄰（K-Nearest Neighbors, KNN）、支持向量機（Support



Vector Machine, SVM) 及 ANN 等方法針對特定路段預測未來 5~60 分鐘速度，因使用當前車流狀況作為參考依據故僅能預測未來短時間內之路段速度。結果顯示 KNN 的預測績效較佳。

Yao 等人(2017)以 SVM、KNN、歷史資料基礎、移動平均法(Moving Average, MA)及整合移動平均自我迴歸模型(Auto Regressive Integrated Moving Average, ARIMA)針對特定路段未來 5~120 分鐘進行預測，結果顯示 SVM 的結果較佳。

Tang 等人(2017)以模糊神經網路(Fuzzy Neural Network, FNN)針對特定路段未來 2~20 分鐘進行預測，並且與 ANN、SVM、ARIMA、向量自我迴歸模型(Vector Auto Regressive, VAR)的預測績效對比，結果顯示 FNN 的預測績效較佳。

Jia 等人(2017)針對特定路段未來 2~30 分鐘路段速度進行預測，對比深度信念網路(Deep Belief Network, DBN)、長短期記憶模型(Long Short Term Memory, LSTM)、整合移動平均自我迴歸模型，並且檢視加入雨量資料前後之預測績效，結果顯示加入雨量資料後之長短期記憶模型(Rainfall-LSTM)預測績效較佳。

Liu 等人(2019)提出時間分群及階層注意力機制(Temporal Clustering and Hierarchical Attention, TCHA)演算法預測未來 5~25 分鐘特定路段的速度，並與 SVR、堆疊自編碼器(Stacked Autoencoder, SAE)、LSTM、門控遞歸單元(Gated Recurrent Unit, GRU)、階層注意力機制演算法(Hierarchical Attention)對比預測績效，結果顯示 TCHA 演算法預測績效在所有實驗中預測績效皆較佳。

Zhang 等人(2019)提出結合注意力機制、GCN、序列至序列(Seq2Seq)之神經網路架構(AGC-Seq2Seq)並用以預測 13~17 小時的路段速度，結果顯示對比於極限梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBOOST)、歷史平均(Historical Average)、ARIMA、ANN、LSTM、SVR、GCN 等模型，AGC-Seq2Seq 在所有資料集中的預測績效皆較佳。

Ma 等人(2020)提出神經網路(Neural Network, NN)結合 ARIMA 之預測方法，首先以 NN 進行預測後，再以 ARIMA 針對殘差進行後處理，實驗則係針對



未來 7 日的速度進行預測，並且與 SVR 及 SVR-ARIMA（同樣以 ARIMA 進行殘差後處理）方法對比，結果顯示 ARIMA 進行後處理對於兩種模型皆能取得較佳的成效，而 NN-ARIMA 則可以得到最佳的預測績效。

Yang 等人(2020)提出結合卷積神經網路(Convolutional Neural Network, CNN)、LSTM 及注意力機制的神經網路模型(HDL-Net)，並用以預測特定路段未來 5~15 分鐘的速度，結果顯示相較於 SAE、LSTM 等方法，此研究提出之模型能得到更好的預測績效，此外加入天氣、空污等資料及注意力機制也能提升預測績效。

Inoue 和 Miyashita (2021) 以車流理論提出誤差校正模型(Error Correction Method, ECM)，並用以預測未來 5~60 分鐘路段速度。對比於 SVR 及 LSTM，結果顯示在短時間的預測中 ECM 能取得最好的績效，但在較長時間的預測中則無法取得最好的預測績效。

Lu 等人(2022)提出深度集成神經網路(Deep Ensemble Neural Network, DENN)模型，該模型結合 GCN、GRU 及注意力機制，並用以預測未來 5~60 分鐘路段速度。對比於 ARIMA、SVR、LSTM 等多種模型，DENN 在所有的實驗中皆取得較佳的預測績效。

Ali 等人 (2022) 以時間序列分析結合多項機器學習模型預測未來 2 天的路段速度。時間序列分析主要用以獲取時間序列的季節性，使用方法包含 ARIMA、Double Seasonal Holt-Winter (DSHW) 及 Trigonometric seasonality, Box-Cox transformation, autoregressive integrated moving average errors, trend, and Seasonal components (TBATS)，結果顯示 TBATS 在獲取時間序列的季節性的表現最佳，因此以 TBATS 解構出時間序列的元素(Decomposed Components)後輸入至多層感知機(Multi-Layer Perceptron)、LSTM、GRU、CNN 等模型中，結果顯示所有模型再加入 TBATS 解構的元素後都能取得較佳的預測績效。

Ali 等人 (2023) 提出以一般化自迴歸條件異質變異數 (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH) 結合 GRU 之預測模型，針



對未來 7 天路段速度進行預測，結果顯示對比於 Seasonal ARIMA (SARIMA)、CNN、GRU 等模型，GARCH-GRU 在市中心路段的預測績效最佳，但在高速公路的預測績效則較不佳。

2.2.2 路網基礎

Yu 等人 (2020) 提出以 GCN 進行擴展的模型 (Extended-GCN)，不同於原本的 GCN，Extended-GCN 在輸入時會以不同的權重讀取圖上的邊以模擬車流擴散的過程，也能結合領域知識 (Domain Knowledge) 調整，作者以此模型預測 5~60 分鐘圖中所有路段之速度，結果顯示相較於原本的 GCN，Extended-GCN 有較佳的預測績效。

Liu 等人 (2021) 提出以 GCN 結合門控卷積層 (Gated Convolution Layer)、全連接層 (Full Connection Layer, FC) 的神經網路架構 (FSTGCN)，並且用以預測未來 15~60 分鐘的圖中所有路段之速度，結果顯示相較於 VAR、SVR、LSTM、HA 等方法，FSTGCN 在所有實驗中皆能取得最佳的預測績效。

Zheng 等人 (2022) 提出自注意力機制 (Self-Attention) 結合 GCN 之神經網路架構 (SAGCN-SST)，並用以預測 5~60 分鐘的圖中所有節點之速度，結果顯示相比於 GRU、GCN、CNN-LSTM 等多項模型，SAGCN-SST 能取得最佳的預測績效。

Xu 等人 (2023) 提出因子分解時空張量圖卷積網路架構 (Factorized Spatial-Temporal Tensor Graph Convolutional Network, Factorized ST-TGCN) 模型，並用以預測未來 15~60 分鐘圖中所有節點之速度，結果顯示相較於 HA、ARIMA、SVR、GCN、GRU 等模型，Factorized ST-TGCN 能取得最好的預測績效。

2.2.3 圖片基礎

Ma 等人 (2017) 提出以圖片 (Image) 作為訓練目標之 CNN 模型，此指之圖片是以縱軸為路段、橫軸為時間排列各路段在特定時間之平均速度，以 2 維方式

呈現（以下稱時空速度圖），模型讀取歷史時空速度圖後能預測未來一段時間的時空速度圖，即未來各路段的平均速度。模型中主要使用卷積層、池化層（Pooling Layer）以及 FC。用以預測未來 10~20 分鐘的路段速度圖片，結果顯示相較於最小平方方法（Ordinary Least Square, OLS）、KNN、隨機森林（Random Forest, RF）、ANN、LSTM、SAE 等模型，CNN 模型能夠取得最佳的預測績效。

Ke 等人（2020）提出可考量交通量並用於多車道速度預測之 CNN 模型（Two-Stream Multi-Channel CNN, TM-CNN），模型將不同車道視為 CNN 中的不同管道（Channel），並且讀取各車道之時空速度圖，此外 TM-CNN 並未使用池化層，主因是作者認為池化會造成部分資訊丟失，而 TM-CNN 所須處理的資料量較小，無須使用池化層。作者用 TM-CNN 預測未來 5~15 分鐘路段速度圖片，結果顯示相較於 ARIMA、SVR、ANN、LSTM、CNN 等模型，TM-CNN 的預測績效最佳。

Ranjan 等人（2020）提出結合 CNN、LSTM、轉置卷積（Transposed CNN）之模型（PredNet），模型讀取歷史時空速度圖後能預測未來一段時間的時空速度圖。作者用以預測未來 10~60 分鐘的時空速度圖，結果顯示相比於卷積長短程記憶模型（ConvLSTM）、自編碼器（Autoencoder），PredNet 能夠取得最好的預測績效，且收斂時間較短。

2.2.4 速度預測小結

統整速度預測問題相關文獻如表 2-1，包含路段基礎、圖基礎、圖片基礎等不同類型的速度預測問題，其中實驗預測區間係指文獻中用以實驗預測的未來時間區間，如 5~60 分鐘係指以預測未來 5~60 分鐘之速度預測問題作為實驗；最佳模型則是該文獻實驗後預測績效最佳的預測模型。


表 2-1 速度預測問題文獻彙整

作者/年代	類型	實驗預測區間	最佳模型
Asif 等人（2014）	路段基礎	10 日	SVR
Yu 等人（2016）	路段基礎	5~60 分鐘	KNN

作者/年代	類型	實驗預測區間	最佳模型
Yao 等人 (2017)	路段基礎	5~120 分鐘	SVM
Tang 等人 (2017)	路段基礎	2~20 分鐘	FNN
Jia 等人 (2017)	路段基礎	2~30 分鐘	Rainfall-LSTM
Liu 等人 (2019)	路段基礎	5~25 分鐘	TCHA
Zhang 等人 (2019)	路段基礎	13~17 小時	AGC-Seq2Seq
Ma 等人 (2020)	路段基礎	7 日	NN-ARIMA
Yang 等人 (2020)	路段基礎	5~15 分鐘	HDL-Net
Inoue 和 Miyashita (2021)	路段基礎	5~60 分鐘	ECM
Lu 等人 (2022)	路段基礎	5~60 分鐘	DENN
Ali 等人 (2022)	路段基礎	2 日	TBATS+ML
Ali 等人 (2023)	路段基礎	7 日	GARCH-GRU
Yu 等人 (2020)	路網基礎	5~60 分鐘	Extended-GCN
Liu 等人 (2021)	路網基礎	15~60 分鐘	FSTGCN
Zheng 等人 (2022)	路網基礎	5~60 分鐘	SAGCN-SST
Xu 等人 (2023)	路網基礎	15~60 分鐘	Factorized ST-TGCN
Ma 等人 (2017)	圖片基礎	10~20 分鐘	CNN
Ke 等人 (2020)	圖片基礎	5~15 分鐘	TM-CNN
Ranjan 等人 (2020)	圖片基礎	10~60 分鐘	PredNet

從表 2-1 中可以觀察到若干狀況，綜整如下：

1. 路段基礎速度預測問題使用方法繁多，包含時間序列分析方法、機器學習及深度學習方法等，而深度學習方法中所使用的模型亦各不相同，許多文獻提出 LSTM、CNN、GRU、GCN 等不同架構之模型；圖基礎速度預測問題文獻使用之模型主要為 GCN 及其變形；圖片基礎速度預測問題文獻使用之模型主要為 CNN 及其變形。
2. 多數文獻的實驗設計僅預測未來 1 小時內之速度，其原因主要係囿於模型設計及輸入變數，如模型必須讀取 10 分鐘前之路段速度才能提供預測，則取得當前路段速度僅能預測 10 分鐘後之速度。
3. 路段基礎速度預測問題若未透過路網或圖片分析輔助，則難以涵蓋所有可能影響車流狀況的變數，例如該路段速度受到上游幾個路段的影響，受



到多久之前上游路段的車流狀況影響；單純擇定僅考量上游路段特定時間以前的速度難以適用在所有路段情境中，例如上游路段與預測路段距離 10 公里與 20 公里的處理方式可能皆不同。

目前回顧的速度預測問題相關文獻都難以完全符合本研究目的，即預測特定日期型態及交管措施運作下之國道車流狀況，本研究提出以國道交管措施預測國道時空績效圖之圖片基礎速度預測問題，亦屬於向量生成圖片之問題。

考量 CNN 在圖片基礎速度領域有優良的成效，本研究提出以 CNN 建構之速度預測模型，與 GAN 不同的是本研究提出以真實資料監督式學習 (Supervised Learning) 建構之模型，模型可以透過卷積層逐層生成圖片，以學習交管措施造成國道車流的衝擊波、壅塞區域影響。

2.3 卷積層架構及可解釋性

卷積層是深度學習中常使用於電腦視覺的神經層，大量使用卷積層的網路即為卷積網路 (CNN)，此外還會搭配池化層 (Pooling Layer)、全連接層 (FC) 等神經層，最常見的使用情境是圖片分類問題，即輸入圖片得到圖片代表的分類，但本研究與圖片分類問題不同，係屬於向量生成圖片問題，一維向量輸入至模型中得到二維的國道時空績效圖，因此不能夠使用常見的圖片分類模型處理。

Goodfellow 等人 (2014) 提出生成對抗網路 (Generative Adversarial Network, GAN)，透過生成網路 (Generative Model)、辨別網路 (Discriminative Model) 的互相對抗來生成圖片，並實驗於 MNIST、CIFAR-10 等資料集，結果顯示生成的圖片在視覺上或是量化數據上都能取得不錯的成效。

Radford 等人 (2015) 提出深度卷積生成對抗網路 (Deep Convolutional Generative Adversarial Network, DCGAN)，而模型中的生成網路主要使用上採樣 (Upsampling) 的卷積層生成圖片，模型中不使用池化層，激勵函數 (Activation Function) 使用 ReLU 和 Tanh，並且使用批次標準化層 (BatchNorm)。作者應用在



圖片生成任務中從視覺上取得很好的成效。

Dumoulin 和 Vislin (2018) 在文章中指出，使用轉置卷積 (Transposed Convolution) 的需求主要源於取得與一般卷積輸入、輸出尺寸相反的結果，並且保持連接型態 (Connectivity Pattern) 相同。

Haar 等人 (2023) 回顧有關 CNN 的模型可解釋性方法 (Explainable AI) 提出三大類型可解釋性方法，包含梯度基礎 (Gradient-Based)、擾動基礎 (Perturbation-Based) 與近似基礎 (Approximation-Based)。梯度基礎方法係指研究模型反向傳播的梯度生成顯著圖 (Saliency Map)；擾動基礎方法則是透過改變輸入研究輸出的變化；近似基礎則是確認像素的重要性並且生成顯著圖。

綜上所述，DCGAN 在圖片生成任務中取得優良的成效，而其使用的生成網路使用了許多上採樣卷積層，即為轉置卷積層。轉置卷積層同為卷積層，但使用需求主要是來自希望取得與一般卷積層輸入、輸出尺寸相反的結果。此外，卷積層的可解釋性方法包含梯度基礎、近似基礎兩種生成顯著圖的方法，不適用於與圖片分類反向的向量生成圖片問題，僅擾動基礎的方法可適用。

2.4 小結

過往有關交管措施評估的文獻主要以事前事後統計及模擬法為主，但兩種方法皆有其限制，事前事後統計難以評估當交管措施同步開展時單一交管措施的成效，模擬法則須證明模擬軟體與現況相符且須耗費人力建置大規模路網，另外考量到深度學習在過往文獻中已被大量使用且成果斐然，因此本研究提出以深度學習預測國道車流時空狀況之評估方法。

由於以交管措施預測國道車流時空狀況本質上屬於速度預測問題，故本研究回顧了過往有關速度預測問題的文獻，並區分成路段基礎、圖基礎、圖片基礎等 3 種類型，但多數文獻的模型主要實驗目標在於短時間之預測，未特別探究長時間預測的成效或是模型無法應用於長時間之預測，而短時間預測難以供管理機關應用，

本研究提出以交管措施預測國道時空車流狀況之速度預測模型，該模型預測的時間區段不受到限制，若有預計實施的國道交管措施及日期型態則能輸入模型中預測國道時空績效圖。

本研究屬於圖片基礎速度預測問題，過往多採用卷積神經網路相關模型處理，考量到轉置卷積在圖片生成領域有優良的成效，本研究將以轉置卷積層建構模型，透過圖片學習交管措施造成國道車流的衝擊波、壅塞區域影響。

此外，由於國道交管措施的評估需要對模型的解釋，本研究提出擾動基礎之解釋方法，評估模型生成結果的合理性及其對國道交管措施的意涵，進一步評估國道交管措施之成效。



第三章 研究方法

3.1 資料及變數

為了建構以交管措施預測國道時空績效圖的模型，本研究使用 110 年 3 月 15 日至 112 年 7 月 31 日扣除部分資料異常日期共 812 日之數據，包含了平日、平假日及連假的數據，本模型不僅能夠應用在連假的預測上，也能應用在平日實行交管措施的評估。

3.1.1 輸入變數

本研究解決之問題為以向量生成圖片預測國道時空車流狀況之問題，而輸入變數係為國道交管措施、日期型態組成之向量，以獨熱編碼 (One Hot Encoder) 表示，若該日有實施特定交管措施或是為特定日期型態則為 1，否則為 0；此外，由於管理單位於連假前會針對百萬延車公里 (Million Vehicle-Kilometers, MVK) 進行預測，平日、平假日的 MVK 較為穩定，且疫情的因素會反映在 MVK 上，因此本研究亦使用 MVK 作為輸入變數，但會以資料中最小值與最大值 MVK 標準化至 0 至 1 之間。

以 112 年元旦連假為例，該連假交管措施及日期型態彙整如表 3-1：

表 3-1 112 年元旦連假交管措施及日期型態彙整表

日期	日期型態	交管措施
111/12/30	連假前一日	
111/12/31	連假首日	<ul style="list-style-type: none"> ■ 國 1 南向 0-12 時平鎮系統封閉 ■ 國 1 南向 0-12 時埔鹽系統封閉 ■ 國 5 南向 0-12 時石碇封閉 ■ 國 5 南向 0-12 時坪林封閉 ■ 全國道 0-5 時暫停收費 ■ 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折 ■ 單一費率 75 折無每日 20 公里優惠
112/1/1	連假中	<ul style="list-style-type: none"> ■ 國 1 南向 0-12 時埔鹽系統封閉

日期	日期型態	交管措施
		<ul style="list-style-type: none"> ■ 國 5 南向 5-12 時石碇封閉 ■ 國 5 南向 5-12 時坪林封閉 ■ 國 1 北向 12-21 時埔鹽系統封閉 ■ 國 3 北向 12-21 時西濱封閉 ■ 國 1 北向 12-21 時虎尾封閉 ■ 國 5 北向 14-21 時蘇澳至頭城入口高乘載 ■ 全國道 0-5 時暫停收費 ■ 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折 ■ 單一費率 75 折無每日 20 公里優惠
112/1/2	連假末日	<ul style="list-style-type: none"> ■ 國 1 北向 12-21 時埔鹽系統封閉 ■ 國 3 北向 12-21 時西濱封閉 ■ 國 1 北向 12-21 時虎尾封閉 ■ 國 5 北向 14-21 時蘇澳至頭城入口高乘載 ■ 全國道 0-5 時暫停收費 ■ 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折 ■ 單一費率 75 折無每日 20 公里優惠

由於各國道方向會建立不同模型，因此在建立轉換成輸入變數時僅轉換與該國道方向相關之交管措施，以 112 年元旦國 1 南向模型為例，轉換成輸入變數後如，每筆資料代表不同日期，欄位則包含日期型態、交管措施以及經標準化之 MVK。

表 3-2 國 1 南向模型 112 年元旦連假輸入資料

日期	連假 前一日	連假 首日	連假 中	連假 末日	國 1 南向 0-12 時平 鎮系 統封 閉	國 1 南向 0-12 埔鹽 系統 封閉	三天 連假	...	單一 費率 75 折無 每日 20 公里 優惠	M V K
111/12/30	1	0	0	0	1	0	1	...	0	0.81
111/12/31	0	1	0	0	0	1	1	...	1	0.82
112/1/1	0	0	1	0	0	0	1	...	1	0.71
112/1/2	0	0	0	1	0	0	1	...	1	0.57



3.1.2 輸出變數

本研究使用的模型是屬於圖片基礎的速度預測問題，是以監督式學習的方式建立模型，標籤以及模型的輸出皆為國道時空績效圖（以下稱為時空圖），時空圖的大小與採用的時間區間及國道里程數有關，本研究皆採用 5 分鐘的時間區間，全日共 288 個時間區間，以國 1 南向為例，里程數為 375 公里，因此國 1 南向時空圖即為 288 乘以 375 的圖片，模型直接產出每個時空格位的連續數值，時空圖則是依據該數值再轉換成綠色、黃色、橘色、紅色、紫色代表時速 80 公里以上、60~80 公里、40~60 公里、20~40 公里、0~20 公里等 5 種水準。

以 110 年 4 月 1 日國 1 南向為例，時空圖如圖 3-1：

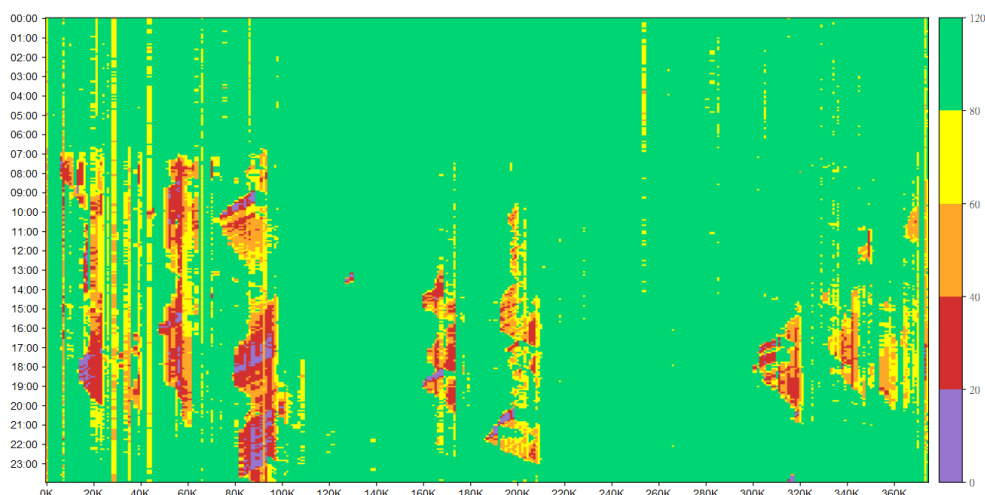
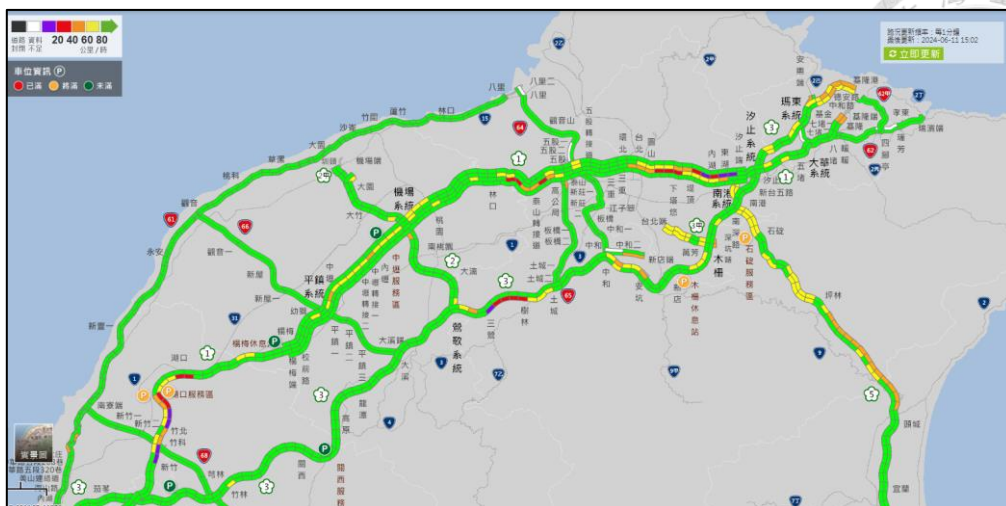


圖 3-1 110 年 4 月 1 日國 1 南向時空圖

模型直接產出圖片中每個時空格位的連續數值，代表該里程路段在特定時間區間的平均速度數值，資料來源為該路段標竿 VD 或是鄰近 VD 之平均數值，係由高速公路局演算產製之數據，平常係用於高速公路 1968 的 1 公里績效，如圖 3.2。

由於時空圖數據內仍有異常數據，而異常數據若不特別處理則會嚴重影響模型的訓練，本研究採用下述方式處理異常數據，後續以異常數據後之時空圖做為分析數據：

1. 優先以異常區域前後路段同一時段速度內插。
2. 若同一時段內所有路段的數據異常，則以同一路段前後時段速度內插。



圖片來源：高速公路 1668 網站

圖 3-2 高速公路 1668 網站 1 公里績效截圖

為確認日期型態對於國道車流狀況之影響，以國 1 為例，依據日期型態統計平均時空圖摘如圖 3-3、圖 3-4，從圖中可以明顯看到不同的日期型態有著截然不同的國道車流狀況，而交管措施對於國道時空圖的影響較難以評估，本研究於後續章節中討論。

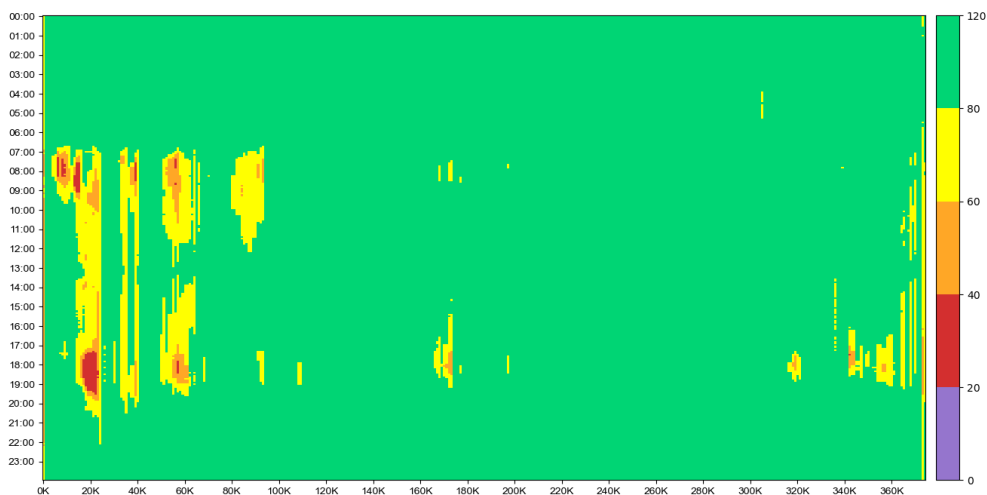


圖 3-3 國 1 南向週一平均時空圖

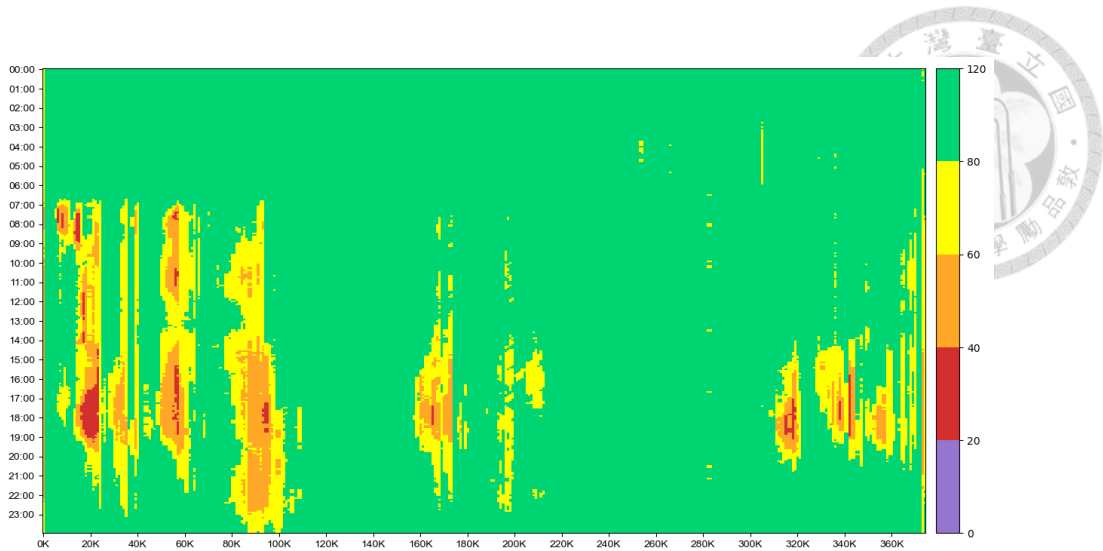


圖 3-4 國 1 南向連假前一日平均時空圖

此外，以 111 年中秋連假及國慶連假為例，時空圖如圖 3-5、圖 3-6，此二日皆為三天連假首日、實施之交管措施相同，差別僅在於中秋連假首日標準化之 MVK 趨近於 1.0，而國慶連假首日標準化之 MVK 則為 0.92，從圖中可以發現中秋連假首日的壅塞區域略大於國慶連假首日，故本研究將標準化之 MVK 擺入輸入變數以反映此變化。

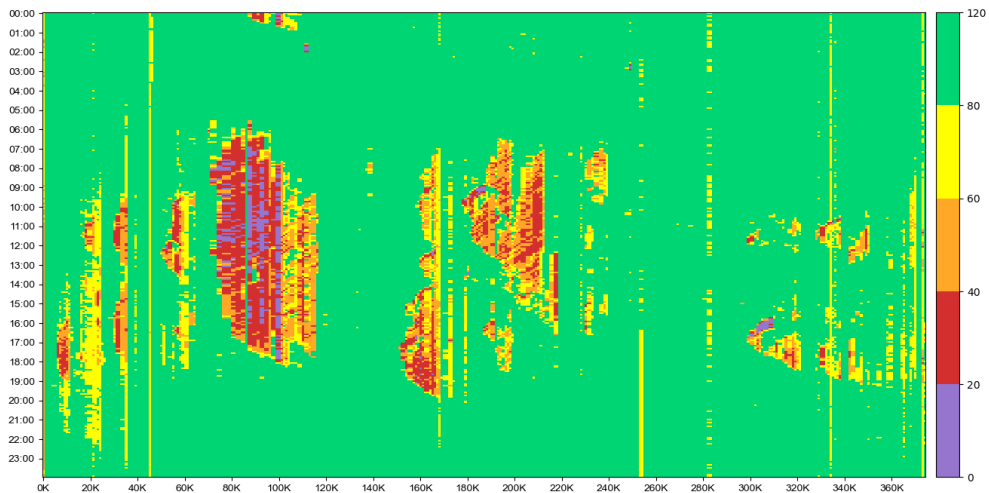


圖 3-5 111 年中秋連假首日國 1 南向時空圖

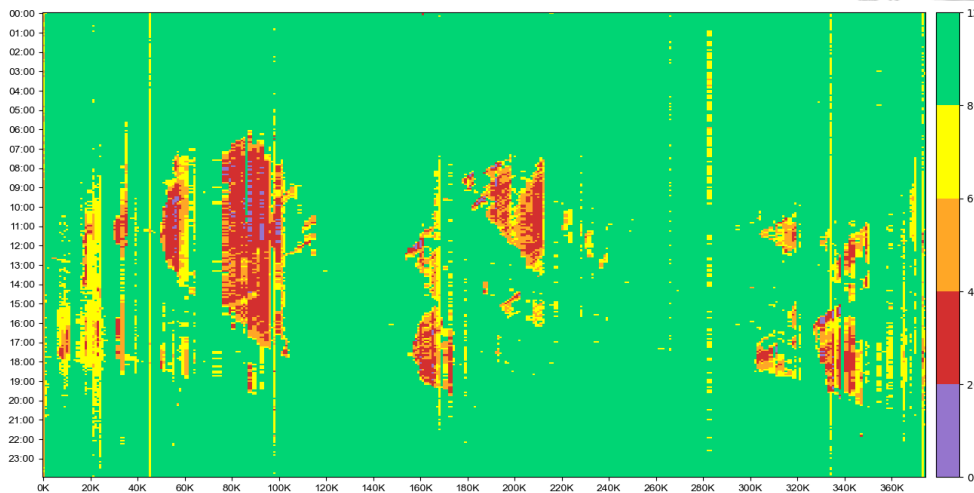


圖 3-6 111 年國慶連假首日國 1 南向時空圖

3.2 研究範圍

由於連假期間實施入口匝道封閉、高乘載管制的國道僅國 1、國 3 和國 5 (參考圖 3-7)，故本次研究範圍僅包含國 1 雙向、國 3 雙向及國 5 雙向，前述國道亦為連假重點關注國道。

	2/7 上星期日	2/8 小年夜	2/9 除夕	2/10 初一	2/11 初二	2/12 初三	2/13 初四	2/14 初五
高乘載管制						<ul style="list-style-type: none"> 13-18時 ①下營系統至頭份北向入口 ②官田系統至竹南北向入口 		
匝道封閉					<ul style="list-style-type: none"> 13-18時 ⑥蘇澳、羅東、宜蘭、頭城北向入口 			
收費措施								
開放路肩								
替代道路								

圖片來源：交通部高速公路局

圖 3-7 113 年春節連假國道交通疏導措施



3.3 圖片基礎速度預測模型

3.3.1 轉置卷積層

透過 2.4 的回顧可以得知，本研究係圖片基礎速度預測問題，過往常以卷積神經網路處理，其中轉置卷積層常用於圖片生成模型，適合用於本研究問題，故本研究將以轉置卷積層作為模型主要使用神經層之一。

轉置卷積層是卷積神經層的一種，主要是採用於圖片的上採樣，也適合用於圖片生成。假設輸入 (Input) 為 2×2 的矩陣，核 (Kernel) 亦為 2×2 的矩陣，在填充 (Padding) 為 0、步幅 (Stride) 為 1 的狀況下，轉置卷積層的計算範例如圖 3-8，最後計算得到的 3×3 矩陣來自輸入矩陣中所有元素各自針對 2×2 區域的影響，此外值得注意的是轉置卷積的計算方式等同於輸入不變、核上下左右翻轉、填充及步幅皆為 1 的狀況下計算卷積，如圖 3-9，轉置卷積層其實也是一種卷積層。

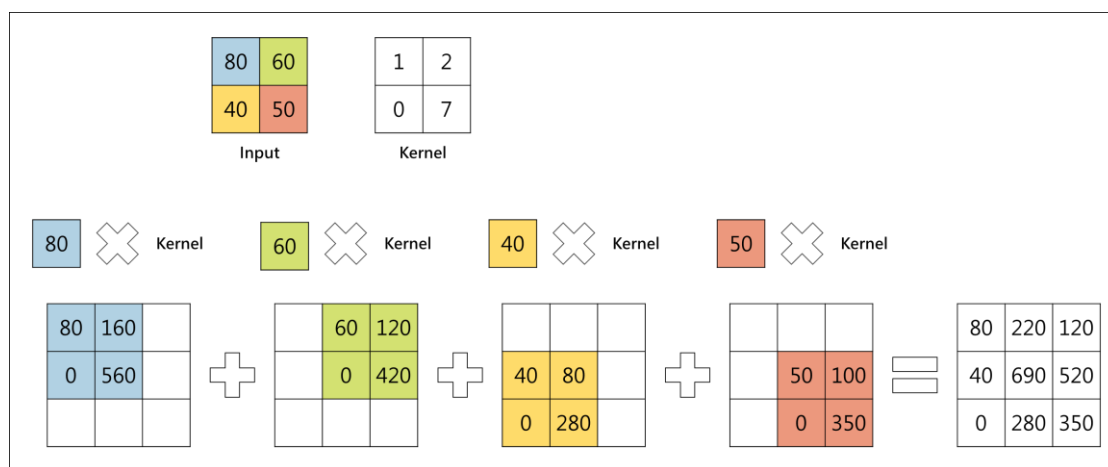


圖 3-8 轉置卷積計算範例

模型訓練時，轉置卷積層主要會調整核中的數值，核是模型中最主要的參數，在卷積中也會稱為過濾器 (filter) 和特徵偵測器 (feature detector)，其目的即為學習圖片中的特徵，而在轉置卷積，核的訓練則是學習特定元素在圖片上產生的特徵，因此轉置卷積層很適合用於圖片生成，例如 DCGAN 中的生成器便使用了大量的轉置卷積層。

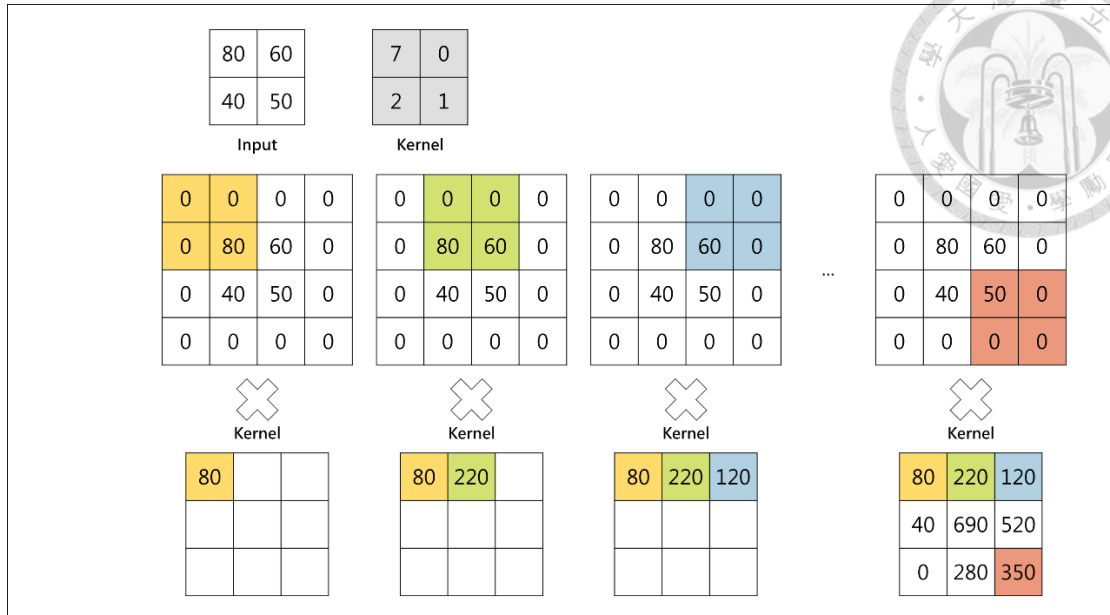


圖 3-9 卷積計算範例

除了轉置卷積層本身很適合用於圖片生成外，還有兩點特性使得轉置卷積層適合用於學習車流在時空圖上呈現的態樣，如下：

1. 輸入圖片中的每個元素僅能夠影響部分區域，假設核為 2×2 的矩陣，則僅能影響 2×2 的區域，而車流的影響也應該會在時間上與空間上呈現連續的變化，不會有跳過某個路段或是某個時間點的狀況。
2. 卷積或轉置卷積層皆有移動不變性的特性，即所有元素計算時的核皆相同，因此模型在不同位置看到特定區域所有數值都相同的情況下，透過轉置卷積層計算的結果也會相同，而在車流上要適用該特性則須讓每個時空格位的含意盡量保持一致，因此本研究選用每 5 分鐘統計、1 公里績效時空圖數據。但考量核在不同的日期型態、時間點可能仍會有不同，因此會以多通道 (Channel) 的方式建置，每個通道都會有 1 個核，透過多通道、多核的學習能學習到多種特徵。



3.3.2 模型建構

本研究使用的模型架構主要係以全連接層搭配轉置卷積層，以國道 1 號為例，輸入變數為長度為 37 的向量、輸出為 288×375 的圖片，如圖 3-10，其餘模型僅是根據輸入與輸出尺寸略微調整，彙整如表 3-3：

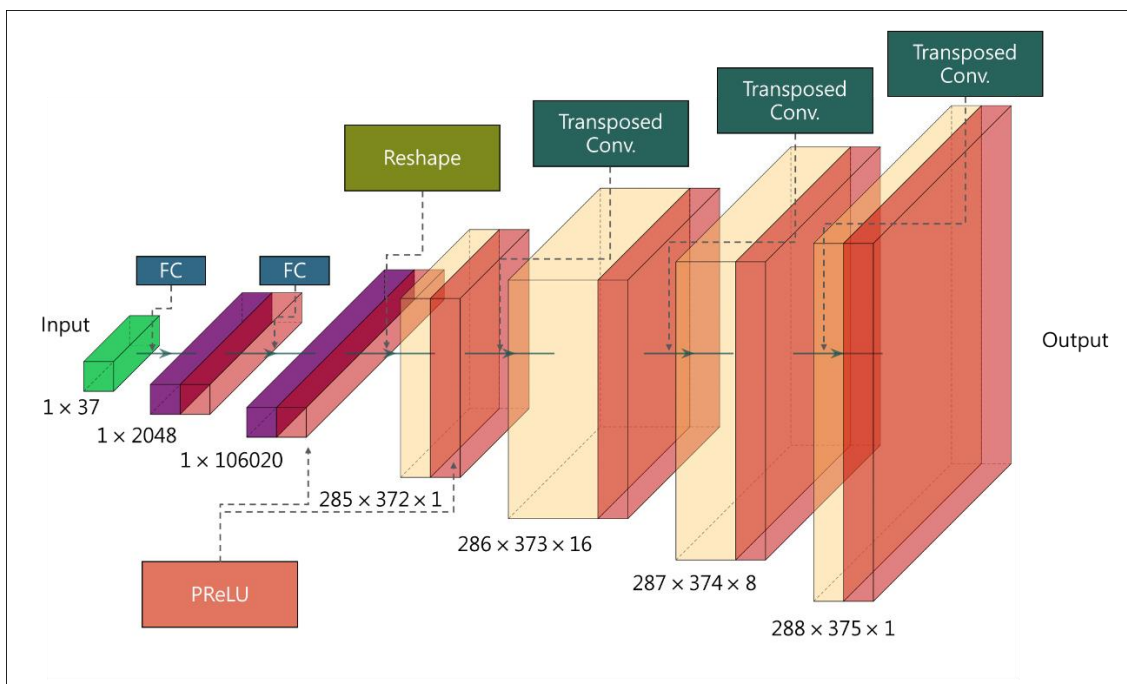


圖 3-10 國 1 南向模型架構

表 3-3 各模型架構彙整表

國道	神經層	說明
國 1 南向	輸入	1×37
	全連接層 1	$1 \times 37 \Rightarrow 1 \times 2048$
	全連接層 2	$1 \times 2048 \Rightarrow 1 \times 106020$
	調整形狀	$1 \times 106020 \Rightarrow 285 \times 372 \times 1$
	轉置卷積層 1	$285 \times 372 \times 1 \Rightarrow 286 \times 373 \times 16$
	轉置卷積層 2	$286 \times 373 \times 16 \Rightarrow 287 \times 374 \times 8$
	轉置卷積層 3	$287 \times 374 \times 8 \Rightarrow 288 \times 375 \times 1$
	輸出	$288 \times 375 \times 1$
國 1 北向	輸入	1×40
	全連接層 1	$1 \times 40 \Rightarrow 1 \times 2048$
	全連接層 2	$1 \times 2048 \Rightarrow 1 \times 105735$

國道	神經層	說明
	調整形狀	$1 \times 105735 \Rightarrow 285 \times 371 \times 1$
	轉置卷積層 1	$285 \times 371 \times 1 \Rightarrow 286 \times 372 \times 16$
	轉置卷積層 2	$286 \times 372 \times 16 \Rightarrow 287 \times 373 \times 8$
	轉置卷積層 3	$287 \times 373 \times 8 \Rightarrow 288 \times 374 \times 1$
	輸出	$288 \times 374 \times 1$
國 3 南向	輸入	1×30
	全連接層 1	$1 \times 30 \Rightarrow 1 \times 2048$
	全連接層 2	$1 \times 2048 \Rightarrow 1 \times 122265$
	調整形狀	$1 \times 122265 \Rightarrow 285 \times 429 \times 1$
	轉置卷積層 1	$285 \times 429 \times 1 \Rightarrow 286 \times 430 \times 16$
	轉置卷積層 2	$286 \times 430 \times 16 \Rightarrow 287 \times 431 \times 8$
	轉置卷積層 3	$287 \times 431 \times 8 \Rightarrow 288 \times 432 \times 1$
	輸出	$288 \times 432 \times 1$
國 3 北向	輸入	1×34
	全連接層 1	$1 \times 34 \Rightarrow 1 \times 2048$
	全連接層 2	$1 \times 2048 \Rightarrow 1 \times 121980$
	調整形狀	$1 \times 121980 \Rightarrow 285 \times 428 \times 1$
	轉置卷積層 1	$285 \times 428 \times 1 \Rightarrow 286 \times 429 \times 16$
	轉置卷積層 2	$286 \times 429 \times 16 \Rightarrow 287 \times 430 \times 8$
	轉置卷積層 3	$287 \times 430 \times 8 \Rightarrow 288 \times 431 \times 1$
	輸出	$288 \times 431 \times 1$
國 5 南向	輸入	1×32
	全連接層 1	$1 \times 32 \Rightarrow 1 \times 2048$
	全連接層 2	$1 \times 2048 \Rightarrow 1 \times 14820$
	調整形狀	$1 \times 14820 \Rightarrow 285 \times 52 \times 1$
	轉置卷積層 1	$285 \times 52 \times 1 \Rightarrow 286 \times 53 \times 16$
	轉置卷積層 2	$286 \times 53 \times 16 \Rightarrow 287 \times 54 \times 8$
	轉置卷積層 3	$287 \times 54 \times 8 \Rightarrow 288 \times 55 \times 1$
	輸出	$288 \times 55 \times 1$
國 5 北向	輸入	1×30
	全連接層 1	$1 \times 30 \Rightarrow 1 \times 2048$
	全連接層 2	$1 \times 2048 \Rightarrow 1 \times 14535$
	調整形狀	$1 \times 14535 \Rightarrow 285 \times 51 \times 1$
	轉置卷積層 1	$285 \times 51 \times 1 \Rightarrow 286 \times 52 \times 16$

國道	神經層	說明
	轉置卷積層 2	$286 \times 52 \times 16 \Rightarrow 287 \times 53 \times 8$
	轉置卷積層 3	$287 \times 53 \times 8 \Rightarrow 288 \times 54 \times 1$
	輸出	$288 \times 54 \times 1$

2.3 節回顧的文獻中少有提到如何設計模型的架構以及調整超參數，但深度學習能夠調整之模型架構與超參數可謂難以窮盡，故本研究希望提供模型建構訓練的重要經驗，以供後續研究參考，條列如下：

1. 本研究主要以驗證資料的預測績效以及觀察時空圖的方式調整模型建構的方式，有時驗證資料的預測績效良好，但是實際上觀察時空圖卻不甚合理，如圖 3-11，圖上有許多零星車多的區域，雖然車流偶有隨機事件造成突然的車多或壅塞情形，但真實時空圖中呈現的狀況不會如該圖呈現狀況這麼零碎，此情形對預測績效影響小，但卻會影響預測時空圖的合理性。
2. 模型架構：若僅使用全連接層則會造成記憶體耗費大以及過擬合情形，若僅使用轉置卷積層則訓練難以收斂、預測能力較差；本研究採用 2 層全連接層與 3 層轉置卷積層，不僅收斂速度快，預測的時空圖也非常接近真實時空圖，此外，加深層數未能取得更佳的效果。此外，考量到模型之數入變數僅為長度為 30~40 的向量，難以反應出真實時空圖的複雜性，故先以全連接層逐步放大成第 1 層轉置卷積層的輸入變數個數（以國 1 南向為例，為 106,020）並重新排列，而第 1 層全連接層的輸出尺寸影響較小，本研究設定為 2,048 即可取得不錯的訓練成效，再提升未取得更佳的訓練成效。

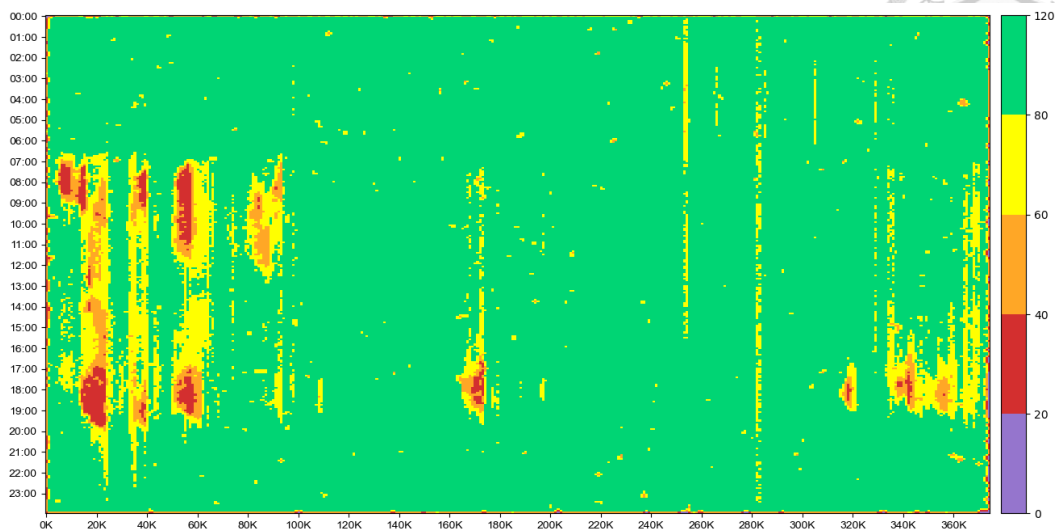


圖 3-11 不合理預測時空圖

3. 激勵函數 (Activation Function)：首先採用常用的激勵函數 ReLU 進行訓練取得不錯的成效，後續則再測試 LeakyReLU、PReLU，其差別主要在於負值的處理，其中 PReLU 最為通用，模型可以學習到負值的斜率，經測試後訓練績效最佳，故後續採用 PReLU 進行建置。
4. 最佳化函數：以 Adam 進行訓練，結果顯示預測績效佳。
5. 損失函數：由於輸出圖片中的數值皆為連續數值，故首先採用常用於迴歸問題的平均平方誤差 (Mean Squared Error, MSE) 作為損失函數，雖然預測績效不錯但是實際觀察時空圖皆為預測到最為壅塞的區域，後續改採用平均絕對百分誤差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 則能夠大幅解決此問題，其差別主要在於同樣的真實值與預測值差值在真實值較大時損失較小，反之在真實值較小時損失較大，故若模型針對壅塞區域的預測能力較差會導致損失比起在順暢區域的損失大。
6. 異常處理：由於本研究採用的真實時空圖時有異常數值，例如一整日特定里程路段的數值皆為 0，若這些異常值不處理會嚴重導致模型產出的時空圖有許多異常的數據，因此本研究採用內插的方式填補異常數值。
7. 回合數 (Epochs)：回合數係指模型學習完所有訓練資料的次數，確保能



夠收斂即可，本研究以 20 回合進行訓練皆可收斂。

8. 批次(Batch): 批次係指每次使用多少筆資料調整模型，經測試影響較小，以每批次 20 筆訓練能取得不錯的成效。此外，比起依序讀取資料進行訓練，隨機從訓練資料集中挑選批次訓練的結果更佳。
9. 學習率：學習率可以當作每次模型調整幅度的超參數，本研究採用 0.01 的學習率可以收斂且預測效果佳。
10. 連假重複樣本數：連假時空型態變異較大，考量資料中平日與平假日對比於連假天數的比例，連假重複擺入 10 筆樣本且搭配批次所述的隨機抽取進行訓練能取的不錯的成效。

第四章 模型分析結果



4.1 預測績效

為檢視模型的預測績效，須比較模型產出的時空圖與真實時空圖之差異，以國1南向的時空圖為例，每張圖有 288 乘以 375 共 108,000 個數值，因此以絕對百分誤差的方式比對兩張圖也會有 108,000 個績效數值，若僅檢視這 108,000 個績效數值的平均則每個模型的績效數值都低於 10%，難以檢視模型的預測好壞，因此本研究會檢視以下績效，希望檢視模型預測最差的情形：

1. 平均絕對百分誤差：兩張圖對比後的所有絕對百分誤差數值的平均，即兩張圖對比的 MAPE，以下以 MAPE 表示。
2. 中位數絕對百分誤差：兩張圖對比後的所有絕對百分誤差數值之中位數，以下以 MED.表示。
3. 絕對百分誤差第 60 百分位數：兩張圖對比後的所有絕對百分誤差數值之第 60 百分位數，以下以 Q60 表示。
4. 絕對百分誤差第 70 百分位數：兩張圖對比後的所有絕對百分誤差數值之第 70 百分位數，以下以 Q70 表示。
5. 絕對百分誤差第 80 百分位數：兩張圖對比後的所有絕對百分誤差數值之第 80 百分位數，以下以 Q80 表示。
6. 絕對百分誤差第 90 百分位數：兩張圖對比後的所有絕對百分誤差數值之第 90 百分位數，以下以 Q90 表示。
7. 絕對百分誤差大於 10%之比例：兩張圖對比後的所有絕對百分誤差數值中大於 10%之比例，以下以 PCT.>10%表示。
8. 絕對百分誤差大於 20%之比例：兩張圖對比後的所有絕對百分誤差數值中大於 20%之比例，以下以 PCT.>20%表示。

所有資料以約略 80% 與 20% 的比例切分訓練資料與驗證資料，以 112 年 2 月 1 日作為切分點，110 年 3 月 16 日至 112 年 1 月 31 日之資料為訓練資料，這些資料會用以模型訓練，而 112 年 2 月 1 日至 112 年 7 月 31 日之資料則為驗證資料，則會用以檢視模型成效，訓練資料績效可檢視模型之擬合能力，而驗證資料則可以檢視模型之預測能力。

每日的預測時空圖和真實時空圖進行比較都可以得到如 MAPE、MED.、Q60、Q70 等比較之績效，訓練資料共有 634 日、驗證資料共有 178 日，訓練資料各日績效平均值綜整如表 4-1、驗證資料如表 4-2：

表 4-1 訓練資料平均績效綜整表

國道 方向	MAPE	MED.	Q60	Q70	Q80	Q90	PCT. >10%	PCT. >20%
國 1 南	6.9%	2.8%	3.7%	4.8%	6.8%	12.2%	12.4%	5.3%
國 1 北	7.1%	2.8%	3.7%	4.9%	7.1%	12.2%	12.8%	5.2%
國 3 南	4.7%	2.5%	3.2%	4.1%	5.5%	8.6%	7.3%	2.3%
國 3 北	4.7%	2.3%	3.0%	3.9%	5.3%	8.3%	7.2%	2.6%
國 5 南	6.2%	2.7%	3.6%	4.7%	6.7%	11.8%	10.4%	4.1%
國 5 北	7.9%	3.2%	4.1%	5.4%	7.6%	13.7%	13.1%	5.7%

表 4-2 驗證資料平均績效綜整表

國道 方向	MAPE	MED.	Q60	Q70	Q80	Q90	PCT. >10%	PCT. >20%
國 1 南	6.0%	2.4%	3.1%	4.1%	5.7%	10.1%	9.9%	4.4%
國 1 北	6.2%	2.5%	3.3%	4.3%	6.0%	10.3%	10.3%	4.5%
國 3 南	4.3%	2.3%	3.0%	3.8%	5.1%	7.7%	6.1%	2.0%
國 3 北	4.4%	2.2%	2.8%	3.7%	5.1%	8.0%	6.7%	2.5%
國 5 南	6.1%	2.7%	3.6%	4.7%	6.8%	12.3%	10.2%	4.5%
國 5 北	6.6%	2.9%	3.7%	4.9%	6.8%	12.1%	10.6%	5.0%

訓練資料和驗證資料的預測績效差異小代表未發生過擬合情形，此外從表中可以檢視到即使是預測較差的狀況大部分都維持在 10% 以下，大於 20% 的區域更是皆為 6% 以下，模型有優良的預測績效。



4.2 時空圖比較

透過視覺上檢視實際產出的時空圖與真實時空圖才能更確信模型的產出符合預期，故以下針對各模型檢視驗證資料中的若干日期輸出及預測績效，另考量大部分區域的車流皆為順暢的狀況，為佐證模型的預測能力，再以盒鬚圖檢視模型預測的績效分布及整張時空圖皆預測為自由車流速度（以時速 100 公里代表，下稱自由車流比較基準）的績效分布對比。

4.2.1 國道 1 號

首先檢視國 1 南向週一的預測績效，以 112/6/5 為例，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準比盒鬚圖如下：

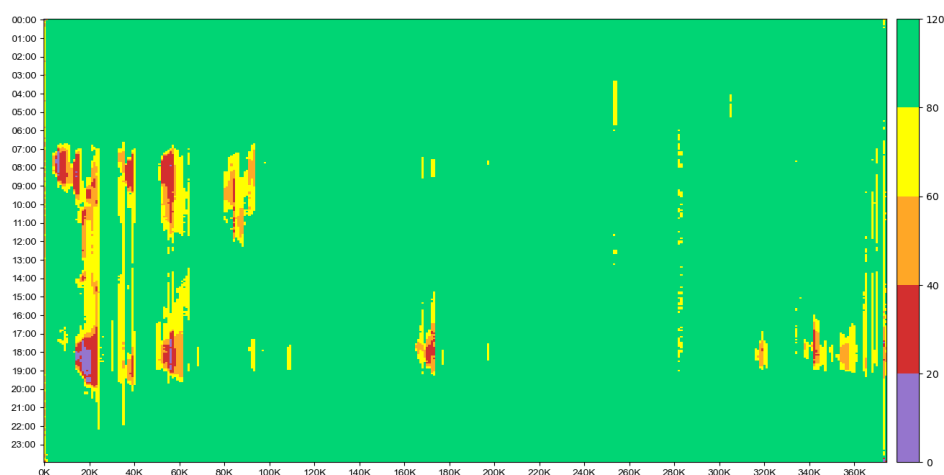


圖 4-1 國 1 南向週一預測時空圖 (112/6/5)

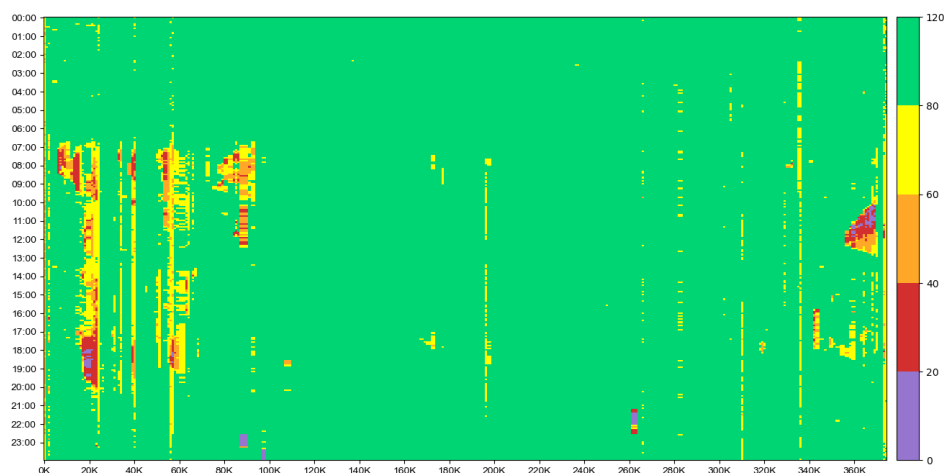


圖 4-2 國 1 南向週一真實時空圖 (112/6/5)

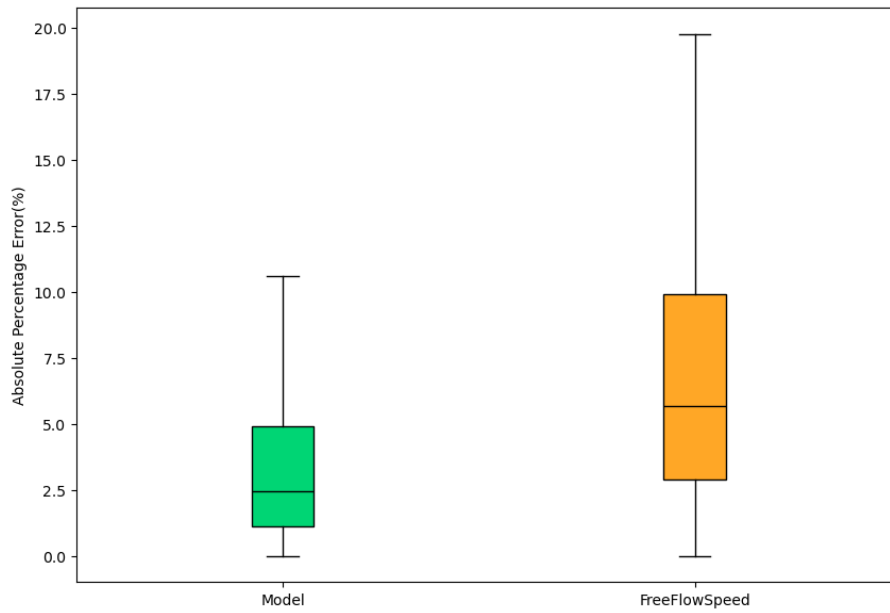


圖 4-3 國 1 南向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)

模型大致上能預測出最壅塞的區域，但若是與過往資料趨勢較不相同的事件，如事故造成的大規模壅塞區域，則並非模型預期可以預測到的狀況。盒鬚圖中左圖代表模型預測的績效分布，右圖則是自由車流比較基準預測的績效分布，圖中顯示可發現模型預測明顯優於自由車流比較基準。

另檢視國 1 南向週六的預測績效，以 112/6/10 為例，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

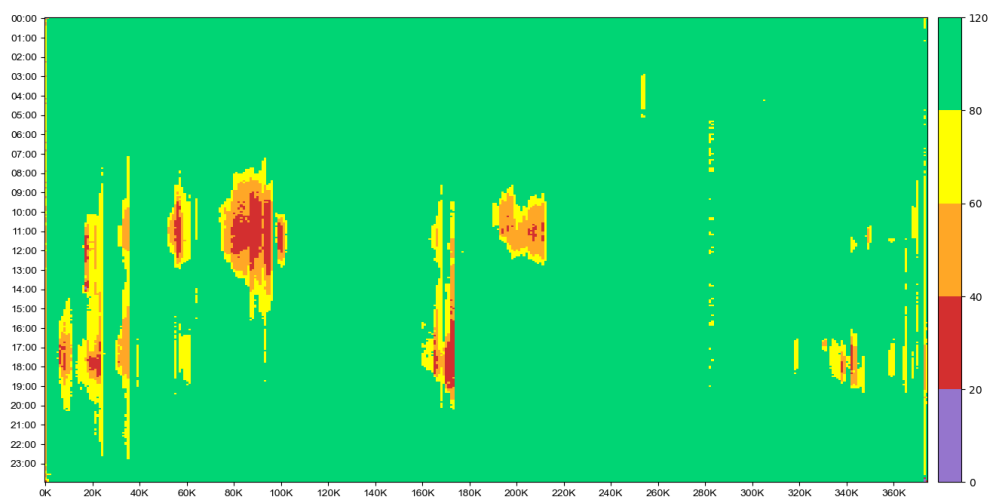


圖 4-4 國 1 南向週六預測時空圖 (112/6/10)



圖 4-5 國 1 南向週六真實時空圖 (11/26/10)

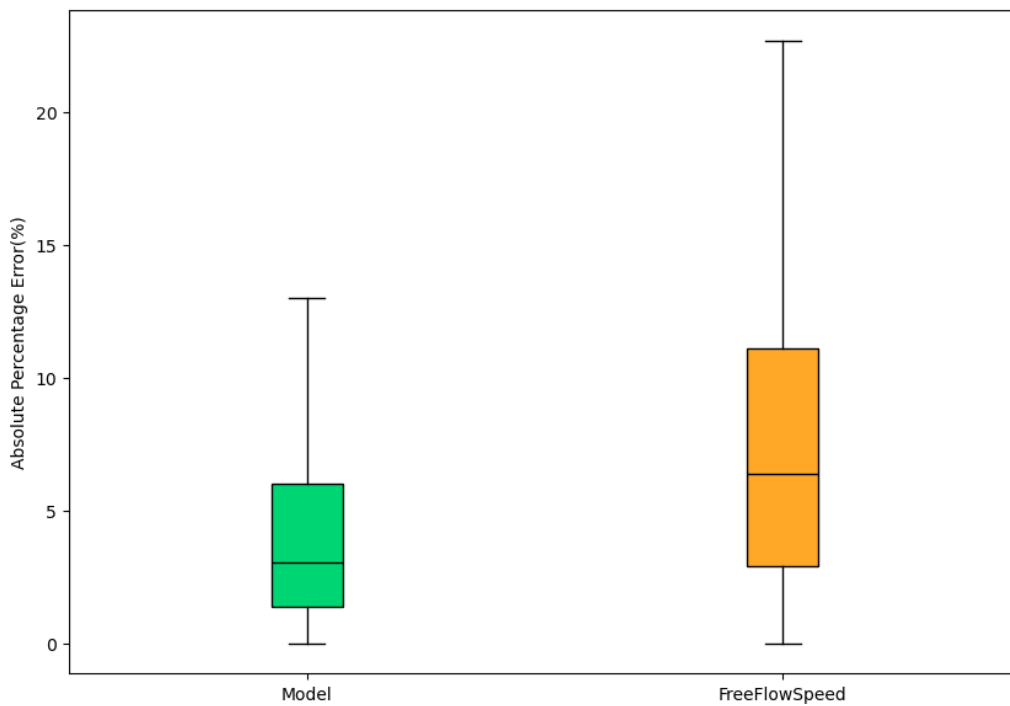


圖 4-6 國 1 南向週六績效對比盒鬚圖 (11/26/10)

真實的時空圖與預測時空圖略微不同，尤其是 90 至 100K 的 15-18 時之間呈現大規模的壅塞區域以及 160 至 180K 在 16-18 時之間的狀況，雖然模型能預測到大部分壅塞發生的區域，但仍會有零星區域會由於當天的特殊狀況而與模型學習的情形有所不同。此外，從盒鬚圖中可以看出模型預測明顯優於自由車流比較基準。

另檢視國 1 南向 112 年和平連假前一日，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

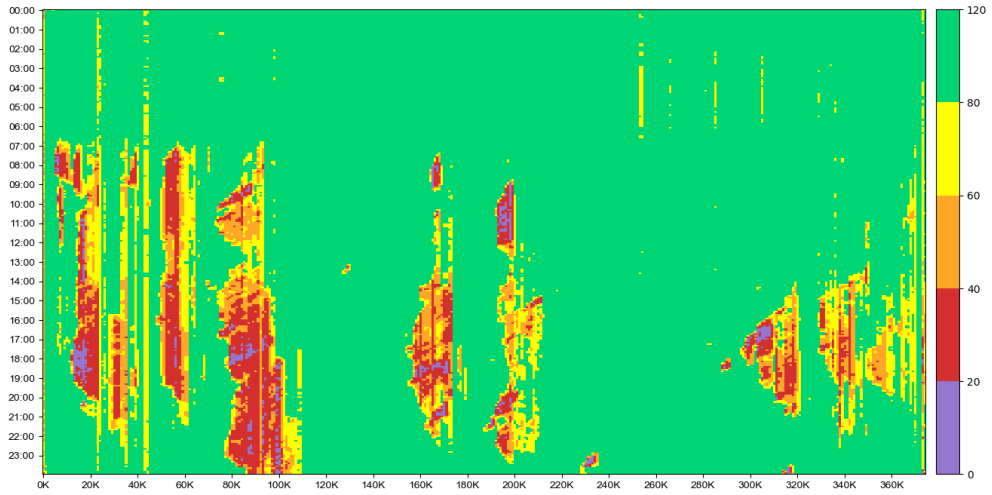


圖 4-7 國 1 南向連假前預測時空圖 (112/2/24)

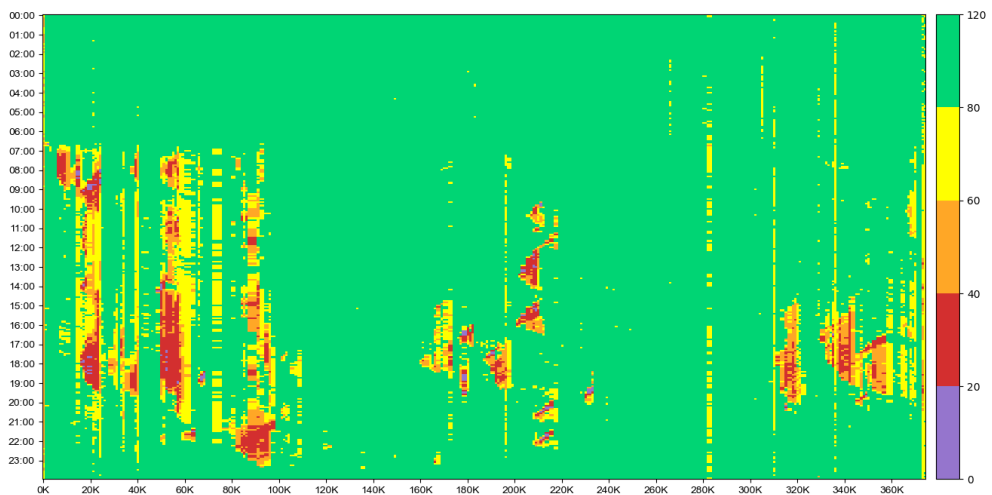


圖 4-8 國 1 南向連假前真實時空圖 (112/2/24)

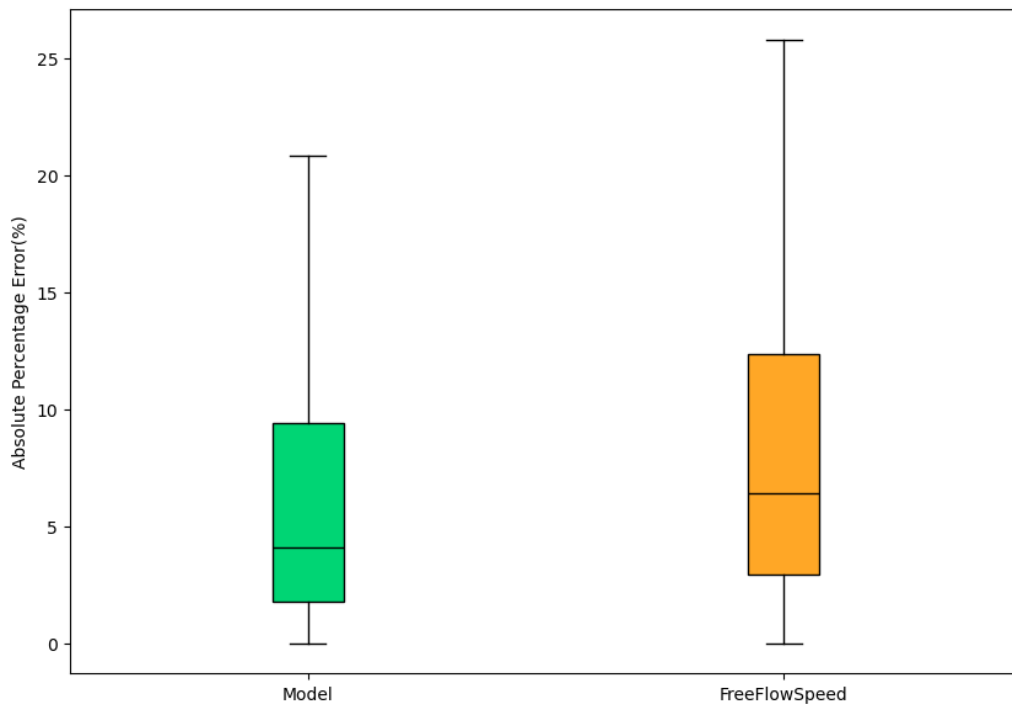


圖 4-9 國 1 南向連假前績效對比盒鬚圖 (112/2/24)

該日模型學習的情形整體而言能夠預測到壅塞發生的時間與里程，但略為高估了壅塞區域的範圍，主要由於模型學習到的連假前一日的壅塞狀況皆更為嚴重，然而該日呈現的情形與過往連假呈現的狀況較為不同。

儘管該日預測狀況較不佳，但從盒鬚圖中可以看到模型的預測仍然是略優於自由車流比較基準，主要差別在於預測較差的部分，如模型預測第 75 百分位數約為 9%、自由車流比較基準預測第 75 百分位數則約 13%，略有差異。

再檢視國 1 南向 112 年和平連假首日，預測、真實時空圖及與自由車流比較

基準對比盒鬚圖如下：

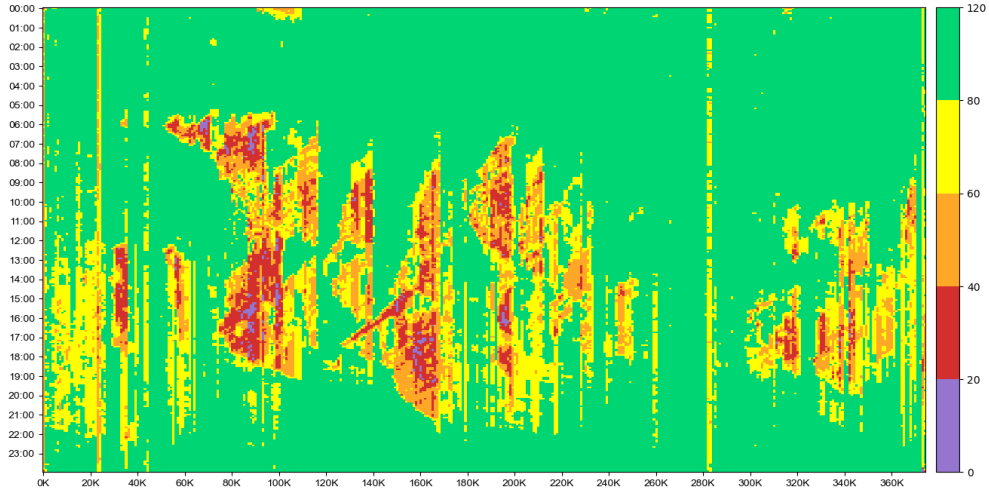


圖 4-10 國 1 南向連假首日預測時空圖 (112/2/25)

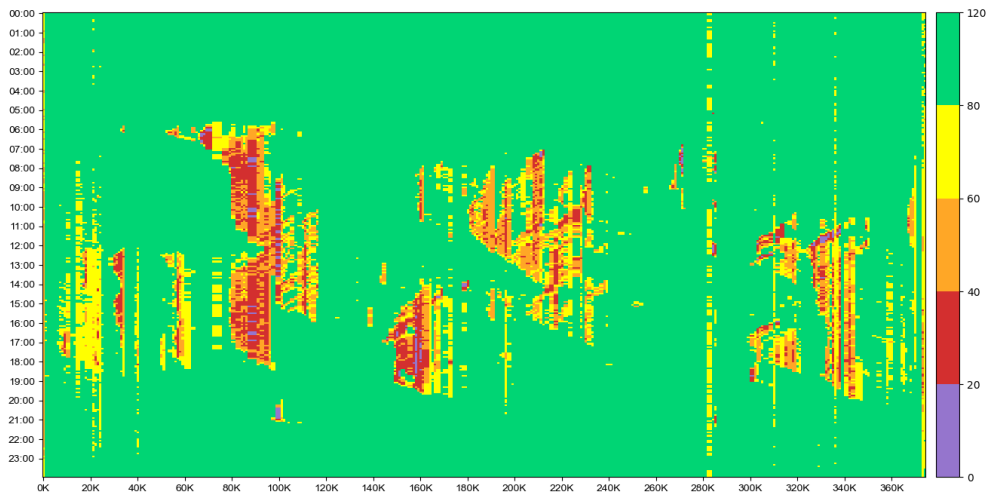


圖 4-11 國 1 南向連假首日真實時空圖 (112/2/25)

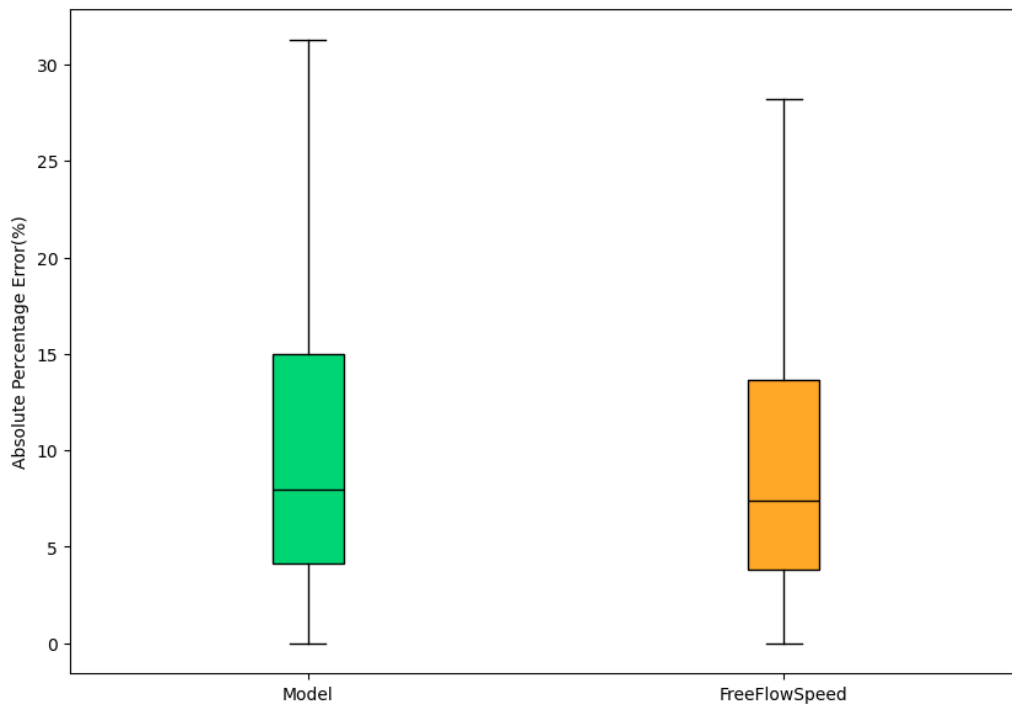
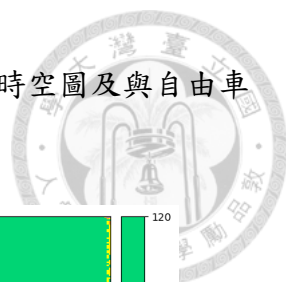


圖 4-12 國 1 南向連假首日績效對比盒鬚圖 (112/2/25)

該日呈現的情形與連假前一日的狀況類似，皆是模型從過往的資料中判斷該日應會發生更大規模的壅塞情形，實際上雖壅塞發生的時間地點大略相同，但是其規模低於模型預期，未來須透過資料的累積與重新訓練改善此問題。

另盒鬚圖中顯示該日模型預測績效確實不佳，主要是由於模型高估了許多壅塞區域的規模，這些被誤判的壅塞區域實際上是車流順暢的狀況，相比於自由車流比較基準，模型針對這些區域的預測績效更差，這些少數預測績效較自由車流比較基準不佳的日期是未來模型檢討調整的主要目標。



另檢視國 1 北向週一的績效，以 112/6/5 為例，預測、真實時空圖及與自由車
流比較基準對比盒鬚圖如下：

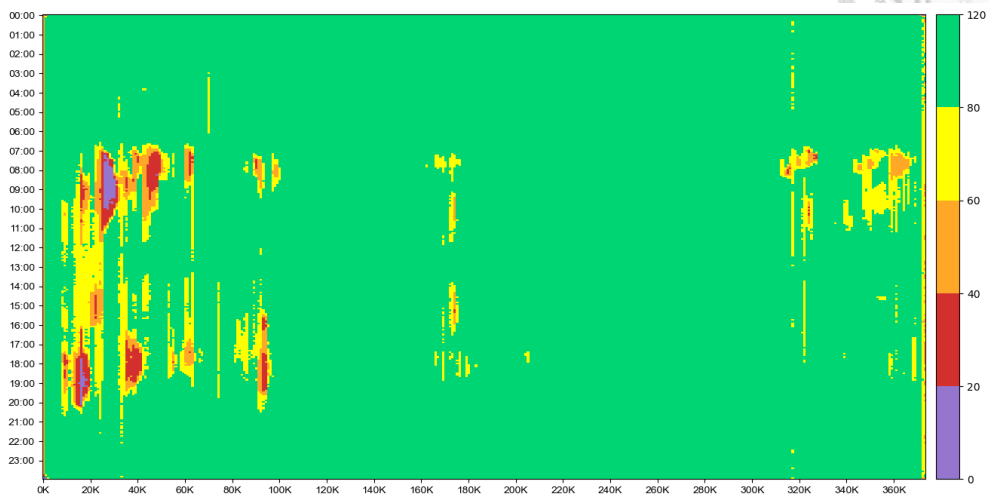


圖 4-13 國 1 北向週一預測時空圖 (112/6/5)

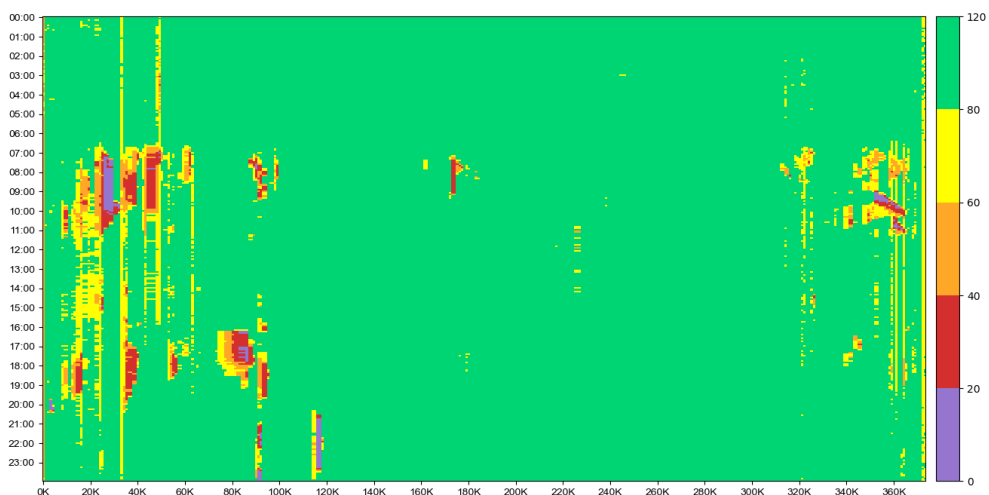


圖 4-14 國 1 北向週一真實時空圖 (112/6/5)

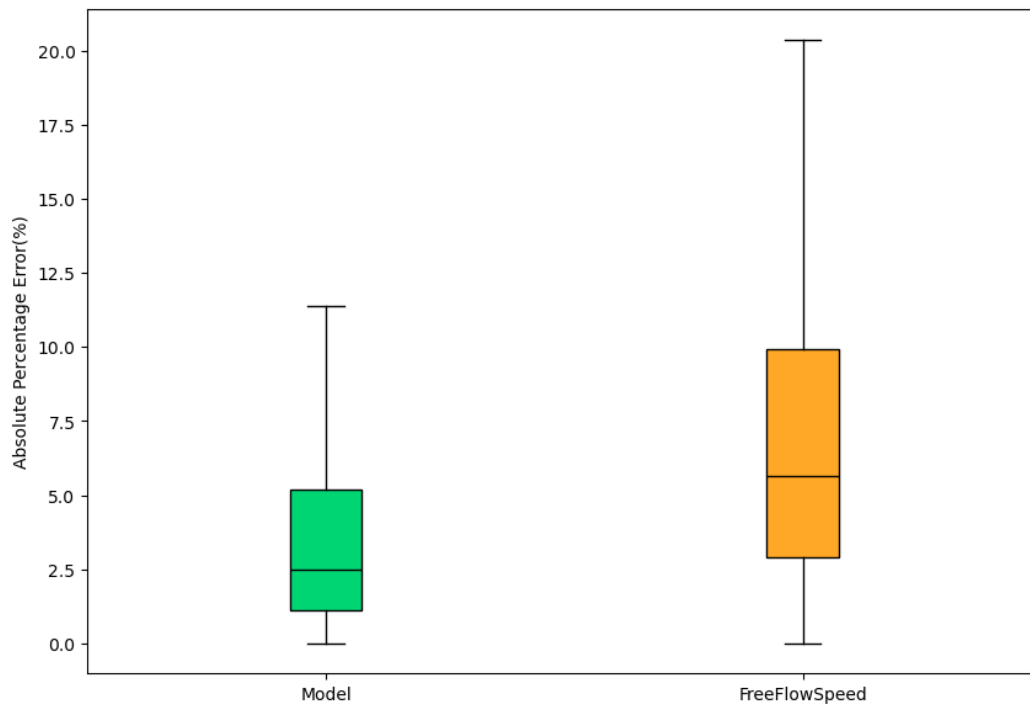
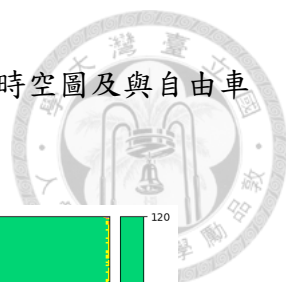


圖 4-15 國 1 北向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)

整體而言模型能預測到真實發生的大規模壅塞區域，但零星區域的狀況稍有不同，包含 160 至 180K 約 14-17 時之間的區域，模型輸出會有車多的情形但是實際上沒有發生，此外 80K 約略 17-18 時之間實際上發生了壅塞但模型未輸出，推測有隨機的事件發生。此外，從盒鬚圖中可以看出模型預測明顯優於自由車流比較基準。



另檢視國 1 北向週日的績效，以 112/6/11 為例，預測、真實時空圖及與自由車
流比較基準對比盒鬚圖如下：

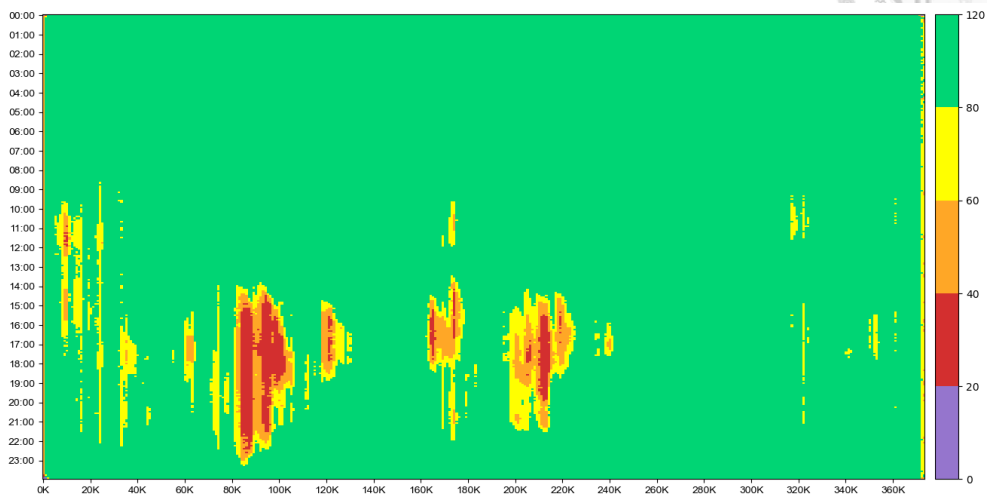


圖 4-16 國 1 北向週日預測時空圖 (112/6/11)

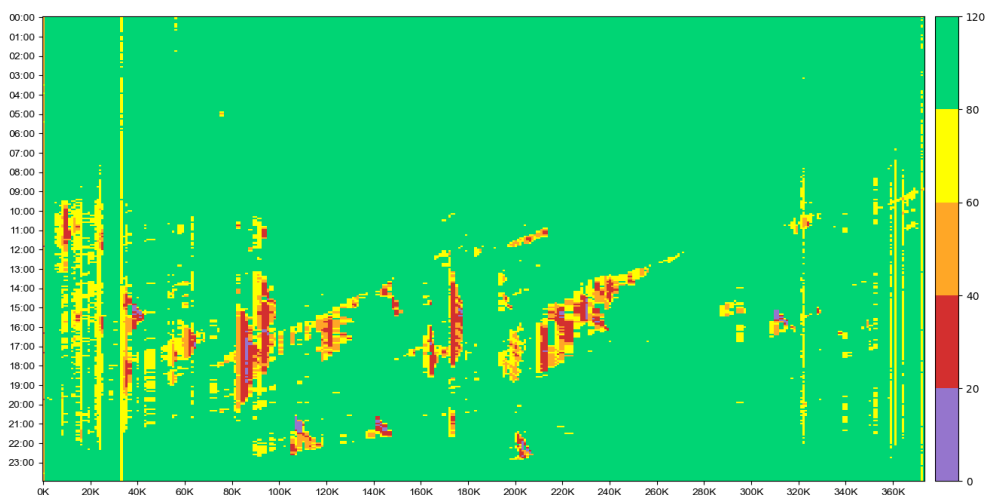


圖 4-17 國 1 北向週日真實時空圖 (112/6/11)

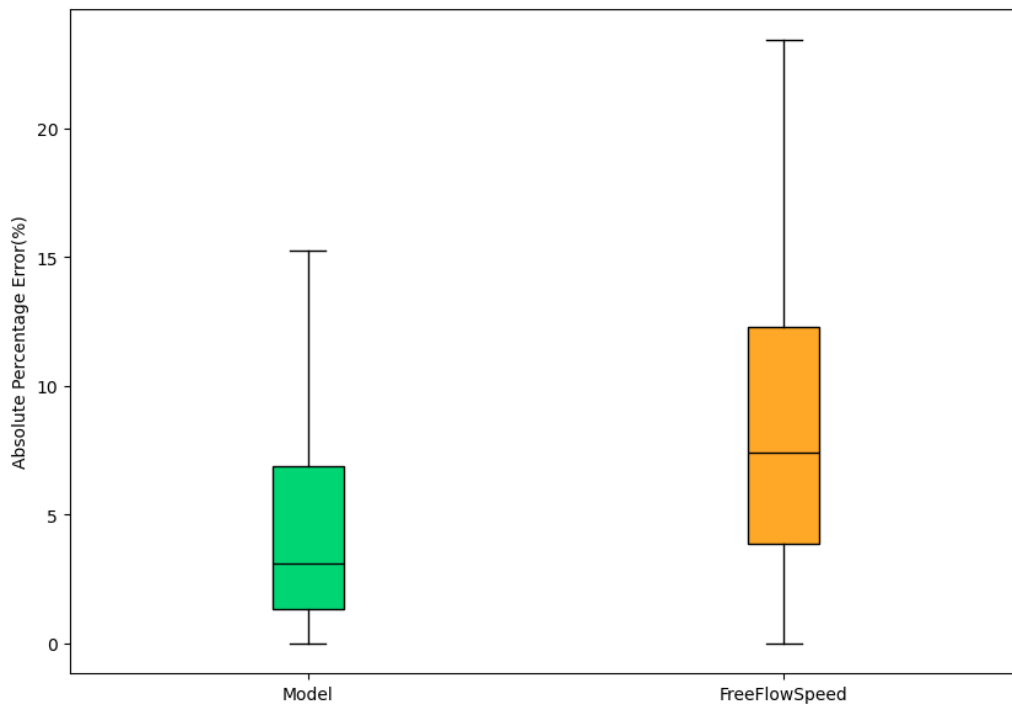
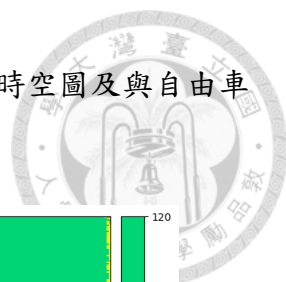


圖 4-18 國 1 北向週日績效對比盒鬚圖 (112/6/11)

模型預測的狀況與真實情況略有不同，壅塞區域產生是從更上游且更早的時間便開始，目前難以推斷是為何會造成此情形，但不同的週日之間可能會因為起迄旅次的差異、事故、天候等因素而略有不同，但這些因素都難以在 1 個月前獲知，後續僅能擺入更多資料並重新訓練，若真實時空圖呈現的狀況是常態則模型訓練也能捕獲此資訊。此外，從盒鬚圖中可以看出模型預測明顯優於自由車流比較基準。



另檢視國 1 北向 112 年和平連假倒數第二日，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

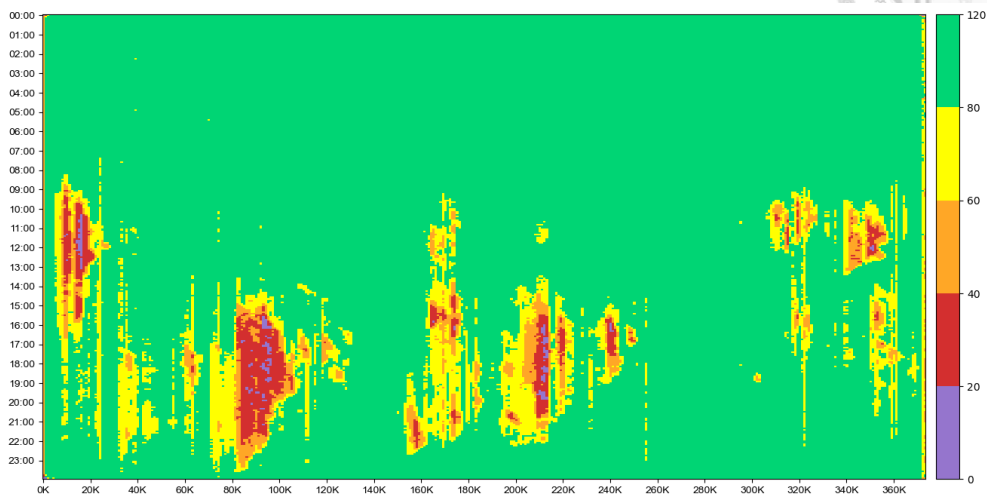


圖 4-19 國 1 北向連假倒數第二日預測時空圖 (112/2/27)

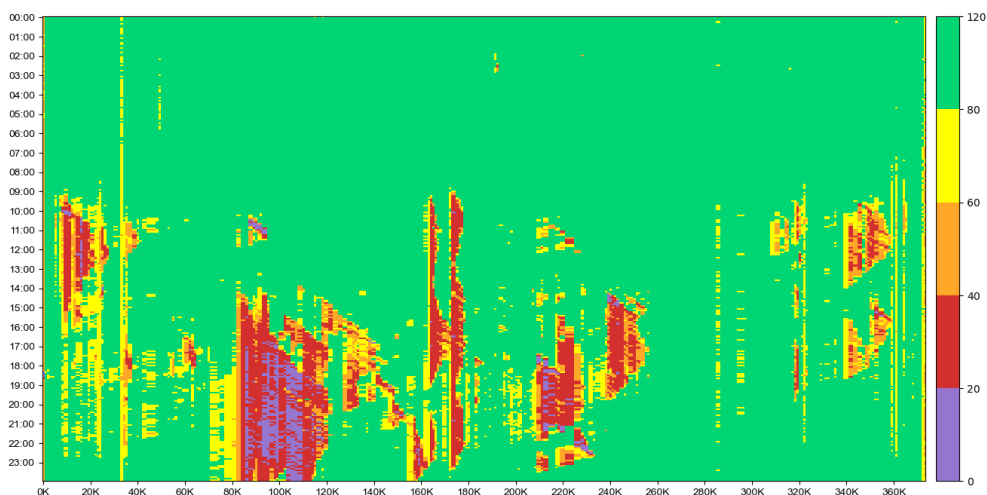


圖 4-20 國 1 北向連假倒數第二日真實時空圖 (112/2/27)

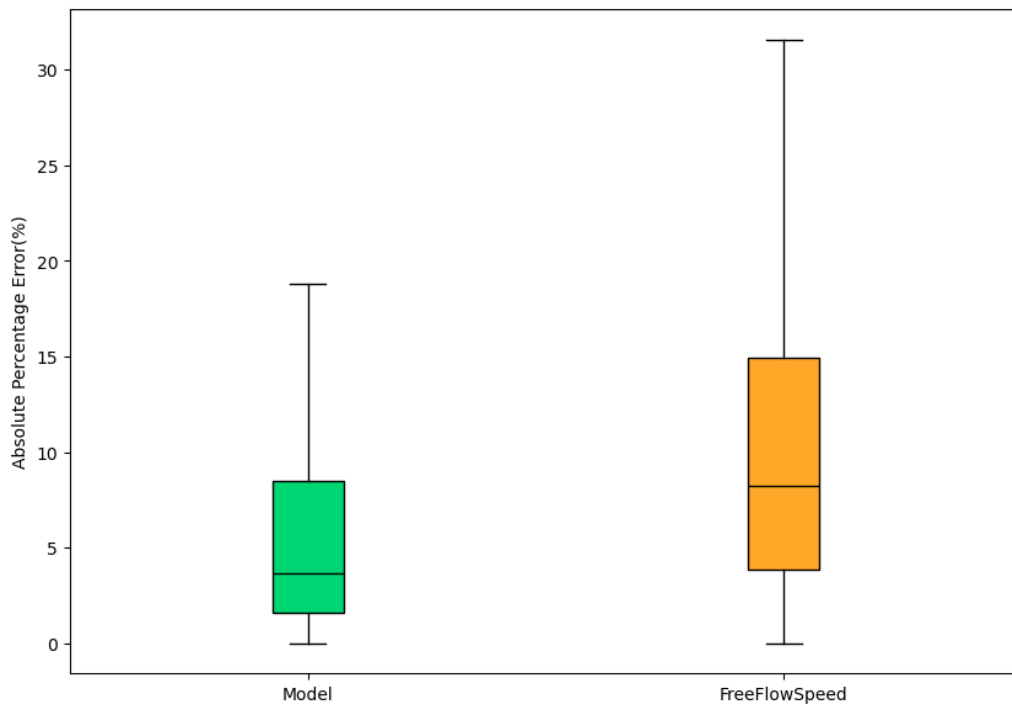


圖 4-21 國 1 北向連假倒數第二日績效對比盒鬚圖 (112/2/27)

該日預測績效較不佳，雖然模型預測到大部分壅塞區域的起始位置與時間，但是明顯低估了該日真實的壅塞情況，目前已擺入 MVK 作為輸入變數，但是仍不足以反映預測與真實時空圖的壅塞差異，後續須擺入更多連假資料讓模型學習到此類型的態樣。

儘管該日預測狀況較不佳，但從盒鬚圖中可以看到模型的預測仍然是略優於自由車流比較基準，主要差別在於預測較差的部分，如模型預測第 75 百分位數約為 9%、自由車流比較基準預測第 75 百分位數則約 15%，略有差異。



再檢視國 1 北向 112 年和平連假末日，預測、真實時空圖及與自由車流比較

基準對比盒鬚圖如下：

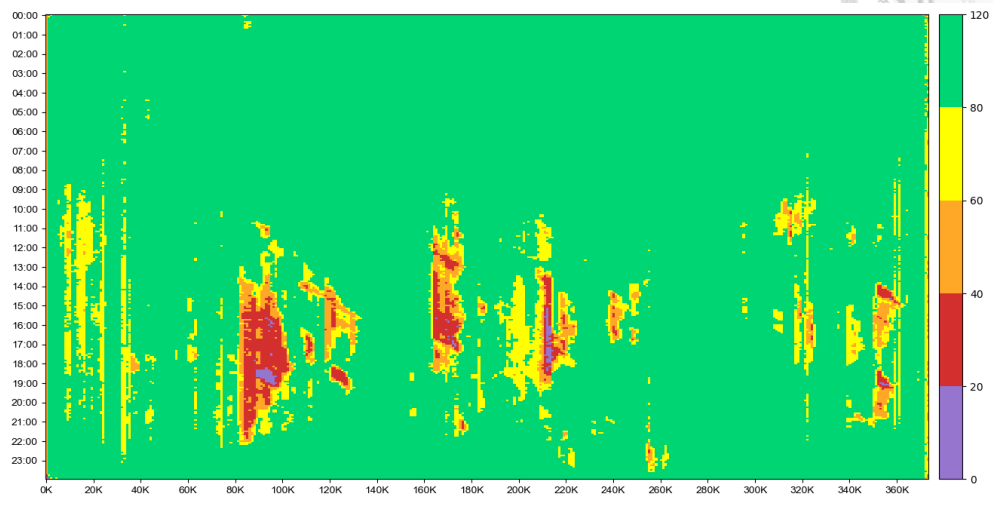


圖 4-22 國 1 北向連假末日預測時空圖 (112/2/28)

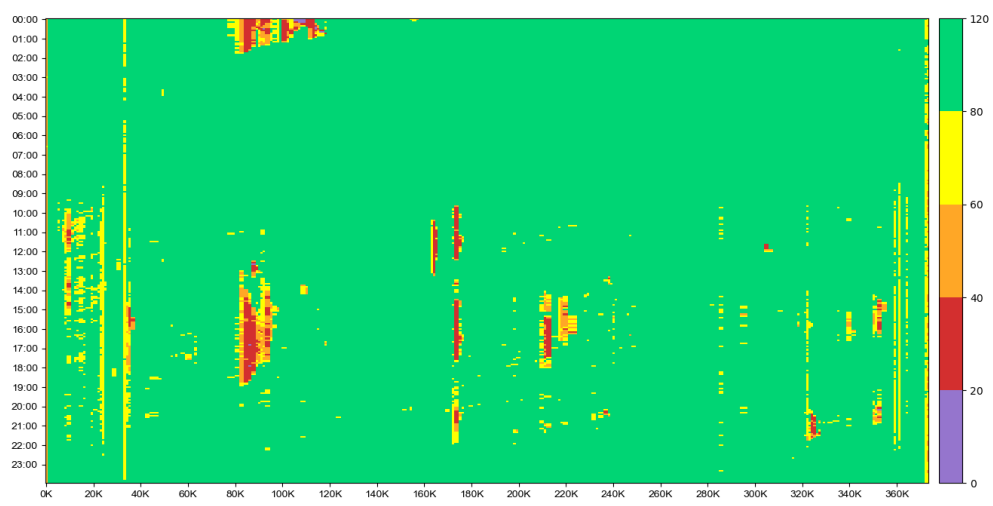


圖 4-23 國 1 北向連假末日真實時空圖 (112/2/28)

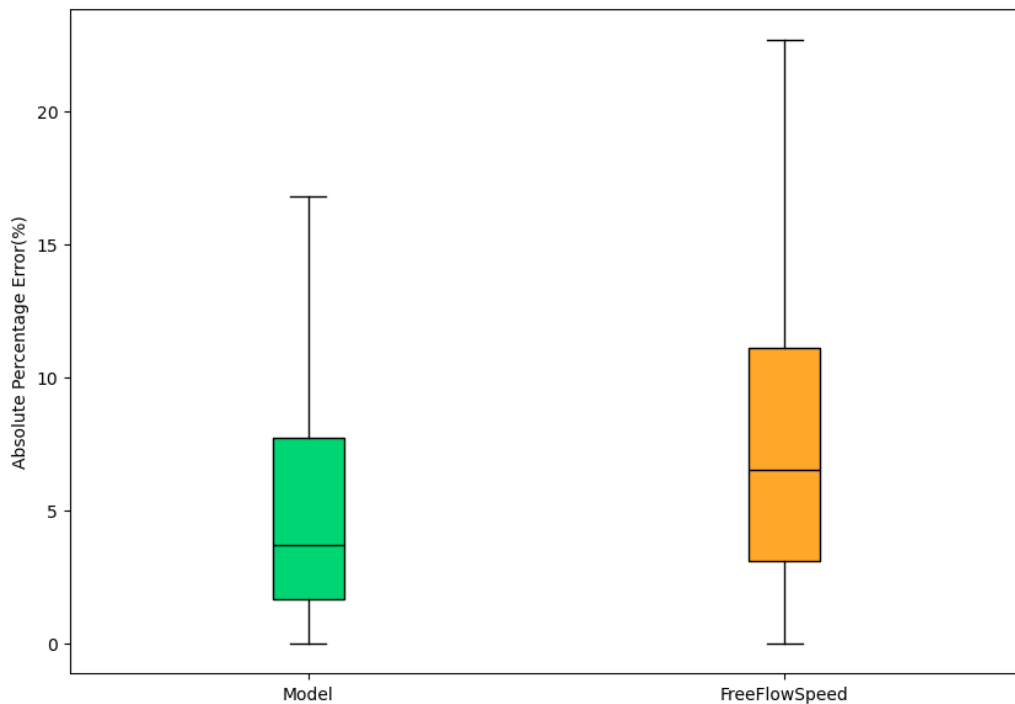


圖 4-24 國 1 北向連假末日績效對比盒鬚圖 (112/2/28)

該日預測績效較不佳，雖然模型預測到大部分壅塞區域的起始位置與時間，但是明顯高估了該日真實的壅塞情況，特別的是上述連假倒數第二日時模型低估了真實的壅塞情況，但末日卻高估了壅塞的情形，該連假的使用需求是當前的模型似乎尚未反映到的狀況，後續仍需要擺入更多資料再重新訓練。

儘管該日預測狀況較不佳，但從盒鬚圖中可以看到模型的預測仍然是略優於自由車流比較基準，主要差別在於預測較差的部分，如模型預測第 75 百分位數約為 8%、自由車流比較基準預測第 75 百分位數則約 11%，略有差異。



4.2.2 國道3號

首先檢視國3南向週一的預測績效，以112/6/5為例，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

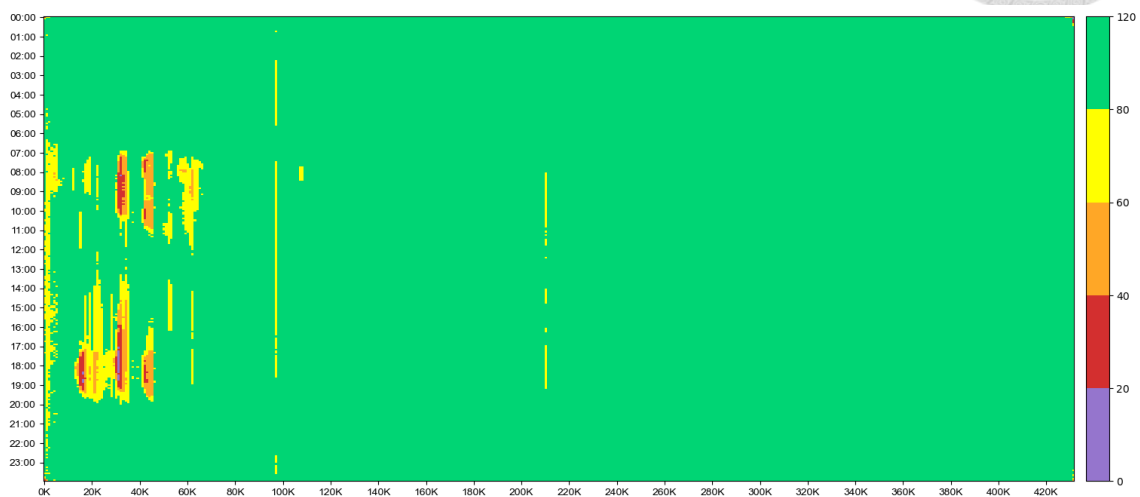


圖 4-25 國3南向週一預測時空圖 (112/6/5)

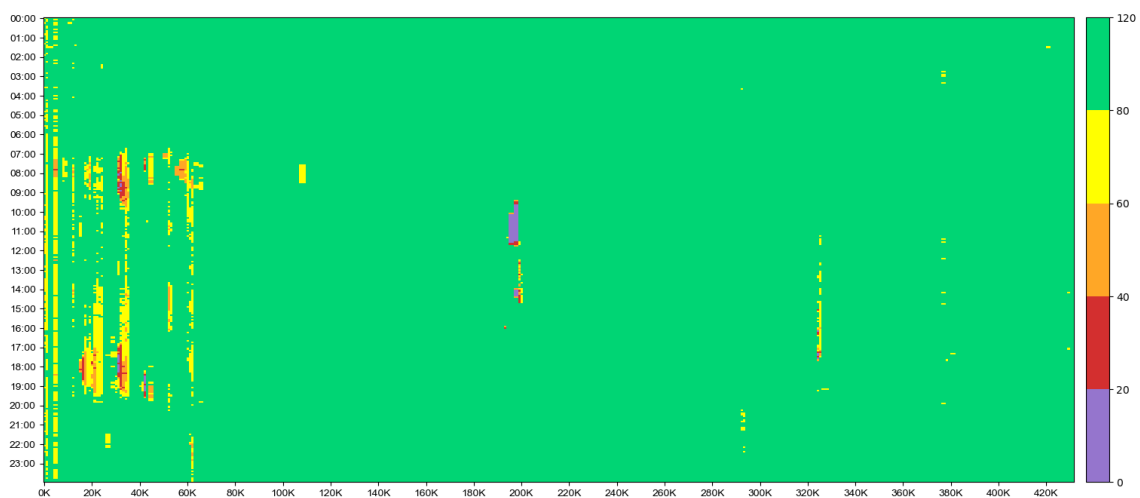


圖 4-26 國3南向週一真實時空圖 (112/6/5)

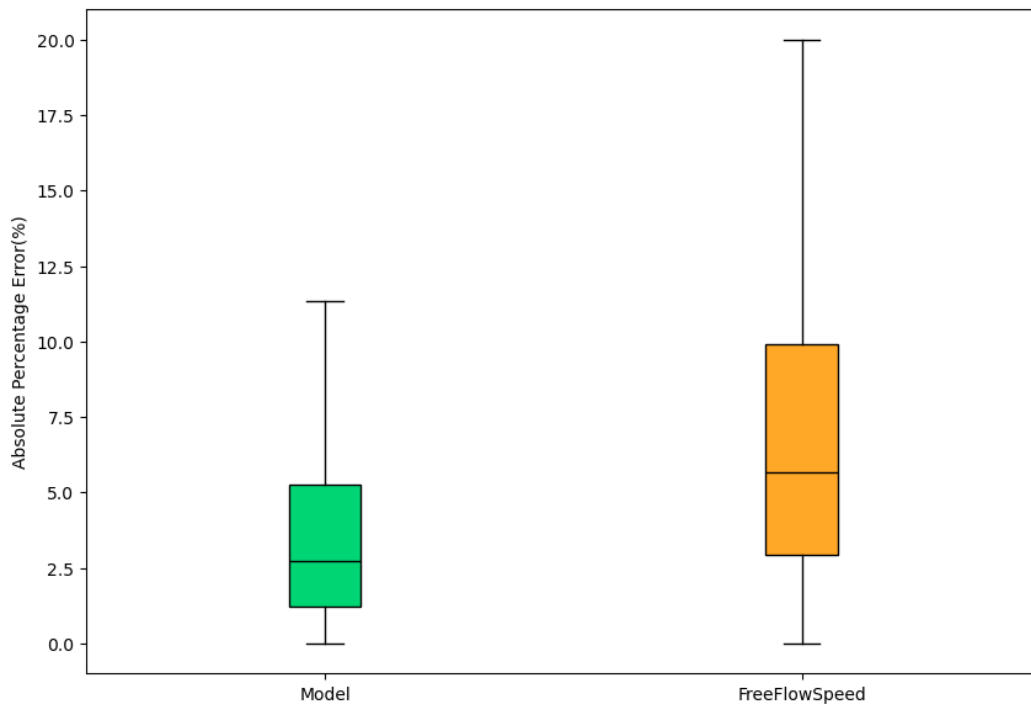
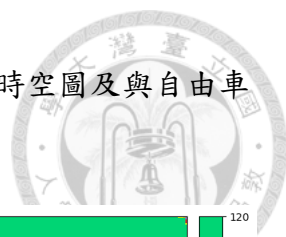


圖 4-27 國 3 南向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)

整體而言模型能夠預測到該主要的壅塞區域，但模型仍有誤判部分區域，如 200K 約略 10-12 時之間的區域發生大規模的壅塞，模型未預測到此壅塞狀況，由於該區域並未拓展到上下游，推測是由於事故影響該斷面造成，並非連假就會重現的壅塞區域。此外，從盒鬚圖中可以看出模型預測明顯優於自由車流比較基準。



另檢視國3南向週六的績效，以112/6/10為例，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

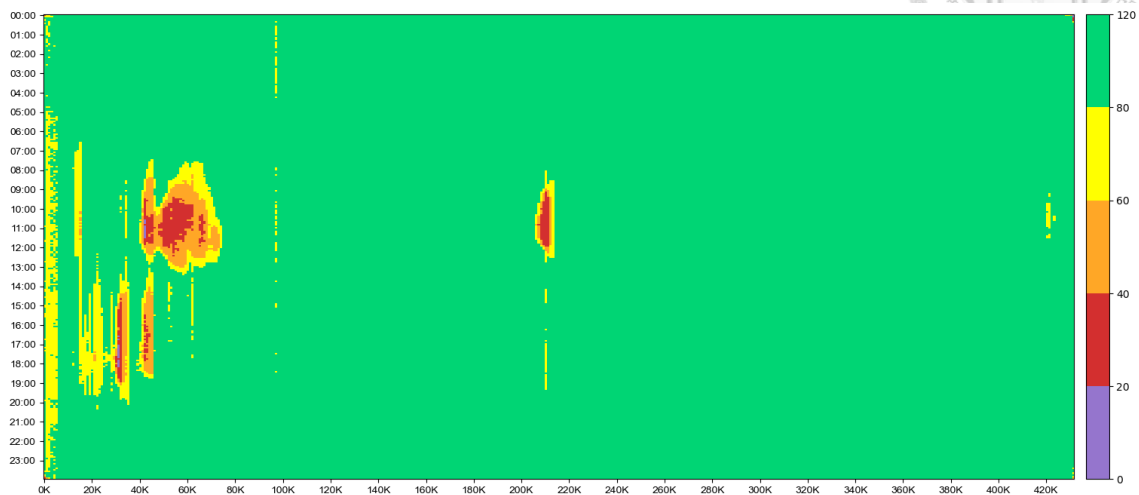


圖 4-28 國3南向週六預測時空圖 (112/6/10)

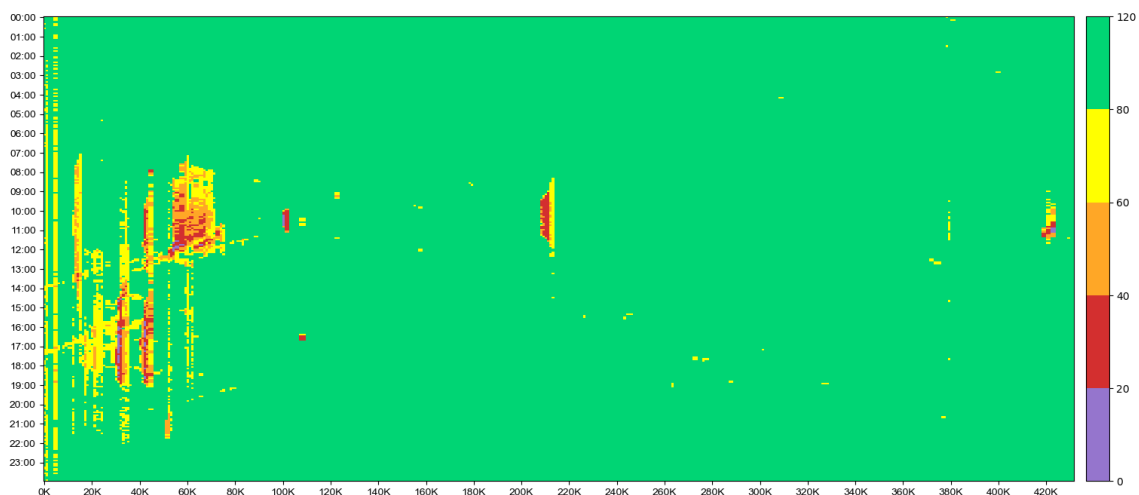


圖 4-29 國3南向週六真實時空圖 (112/6/10)

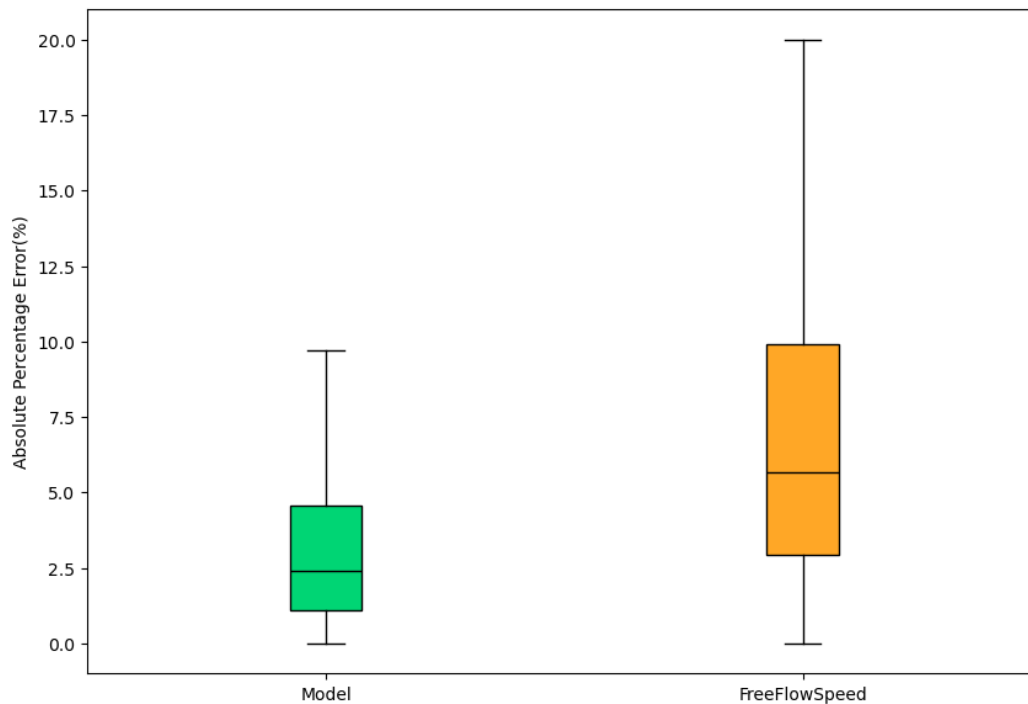


圖 4-30 國 3 南向週六績效對比盒鬚圖 (112/6/10)

該日模型能預測出幾乎所有的壅塞區域，僅車流呈現的狀況略有不同，但即使同樣是週六，起迄需求及更細緻的車流狀況仍會有差異，本研究不預期模型能學習到任何的隨機事件以及因國道使用需求造成的些微差異，該日預測的成效已然達到本研究預期目標。此外，從盒鬚圖中可以看出模型預測明顯優於自由車流比較基準。



另檢視國 3 南向 112 年和平連假前一日，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

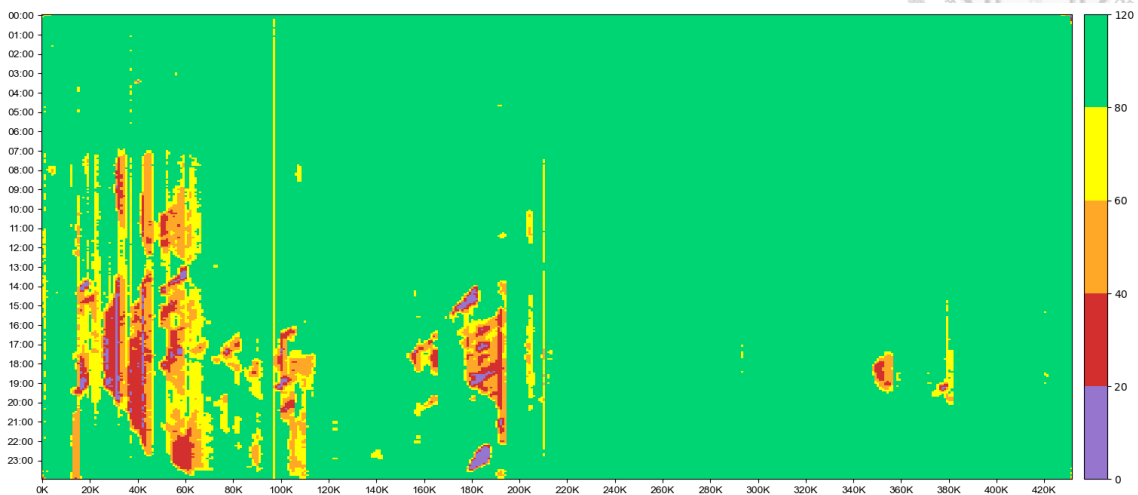


圖 4-31 國 3 南向連假前預測時空圖 (112/2/24)

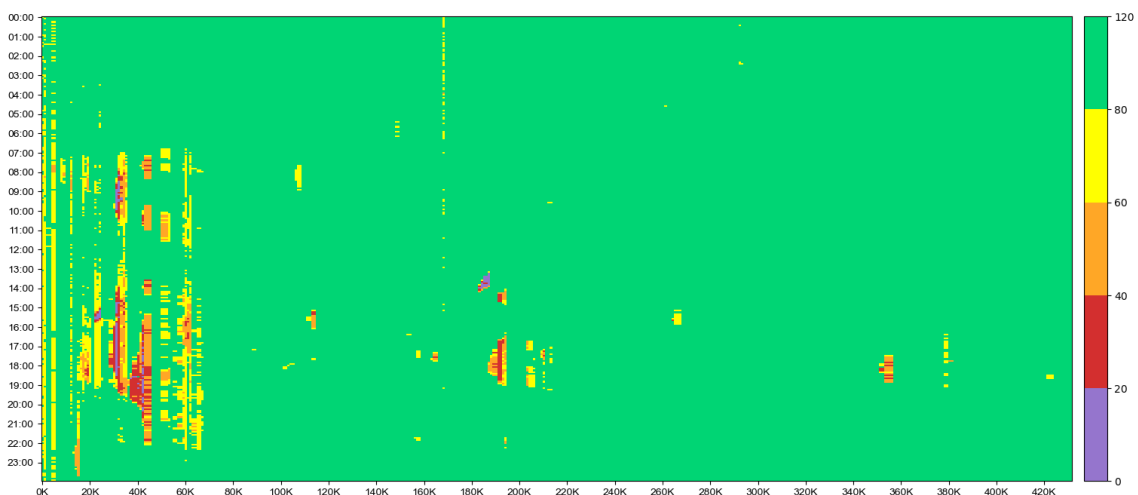


圖 4-32 國 3 南向連假前真實時空圖 (112/2/24)

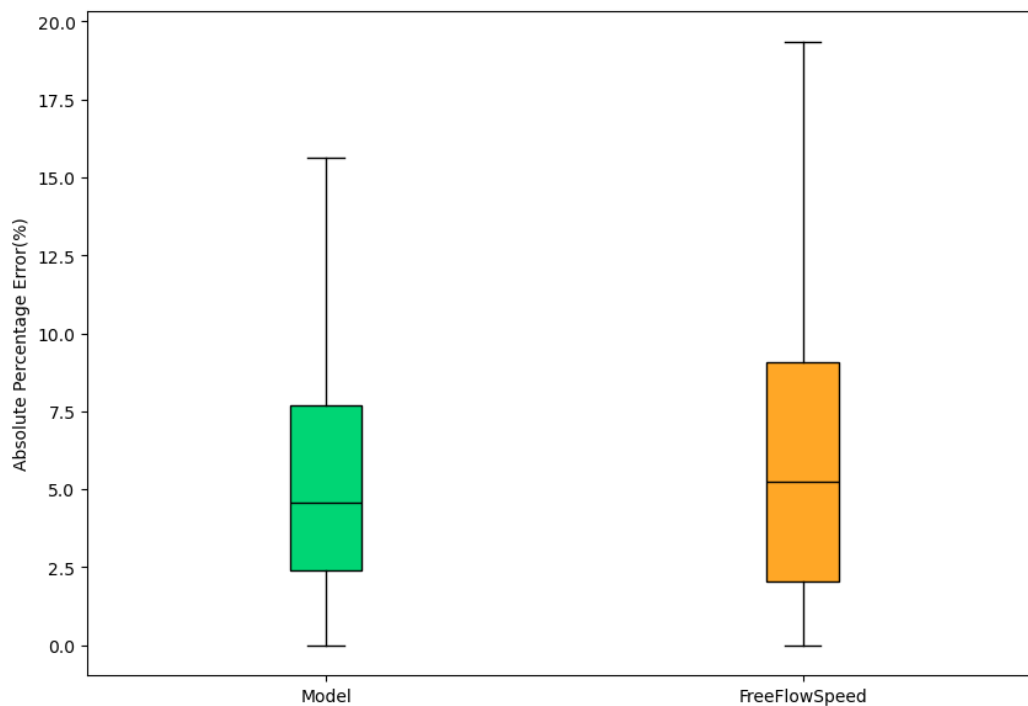


圖 4-33 國 3 南向連假前績效對比盒鬚圖 (112/2/24)

該日預測績效較不佳，雖然模型預測到大部分壅塞區域的起始位置與時間，但是明顯高估了該日真實的壅塞情況，且預測了許多實際上未發生壅塞的區域，該連假呈現的狀況模型學習的過往連假較不相同，後續需要擺入更多資料再重新訓練。

儘管該日預測狀況較不佳，但從盒鬚圖中可以看到模型的預測仍然是略優於自由車流比較基準，主要差別在於預測較差的部分，如模型預測第 75 百分位數約為 8%、自由車流比較基準預測第 75 百分位數則約 9%，略有差異。

再檢視國 3 南向 112 年和平連假首日，預測、真實時空圖及與自由車流比較

基準對比盒鬚圖如下：

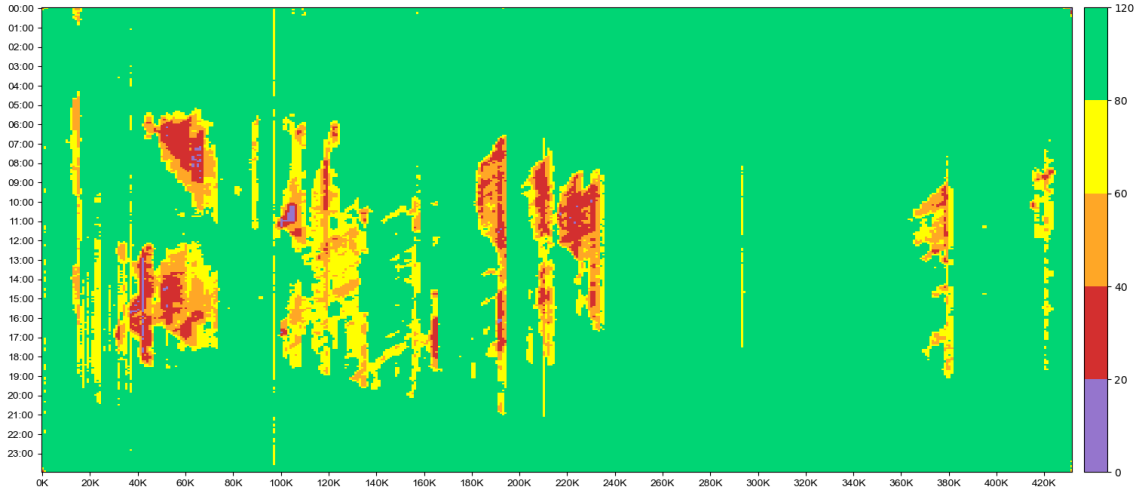


圖 4-34 國 3 南向連假首日預測時空圖 (112/2/25)

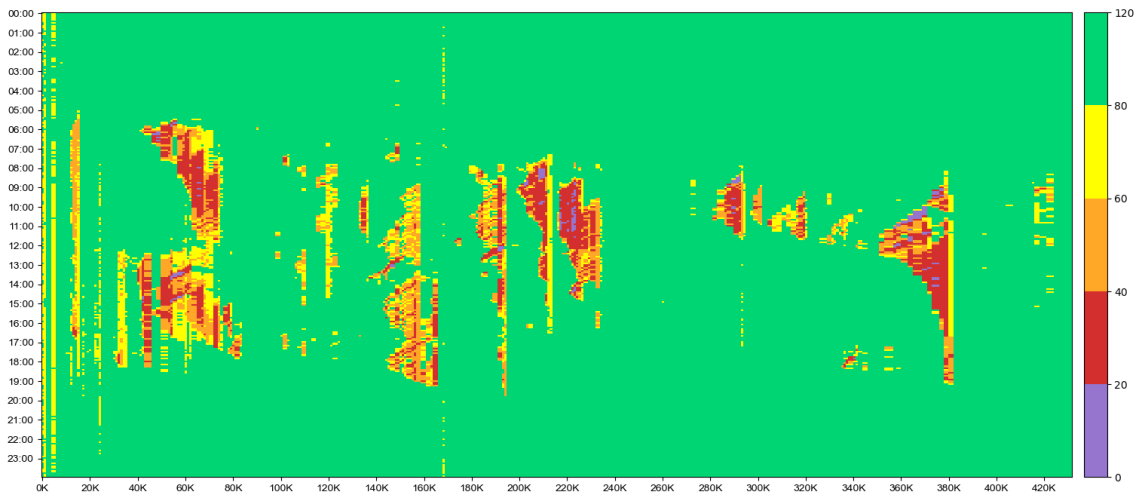


圖 4-35 國 3 南向連假首日預測時空圖 (112/2/25)

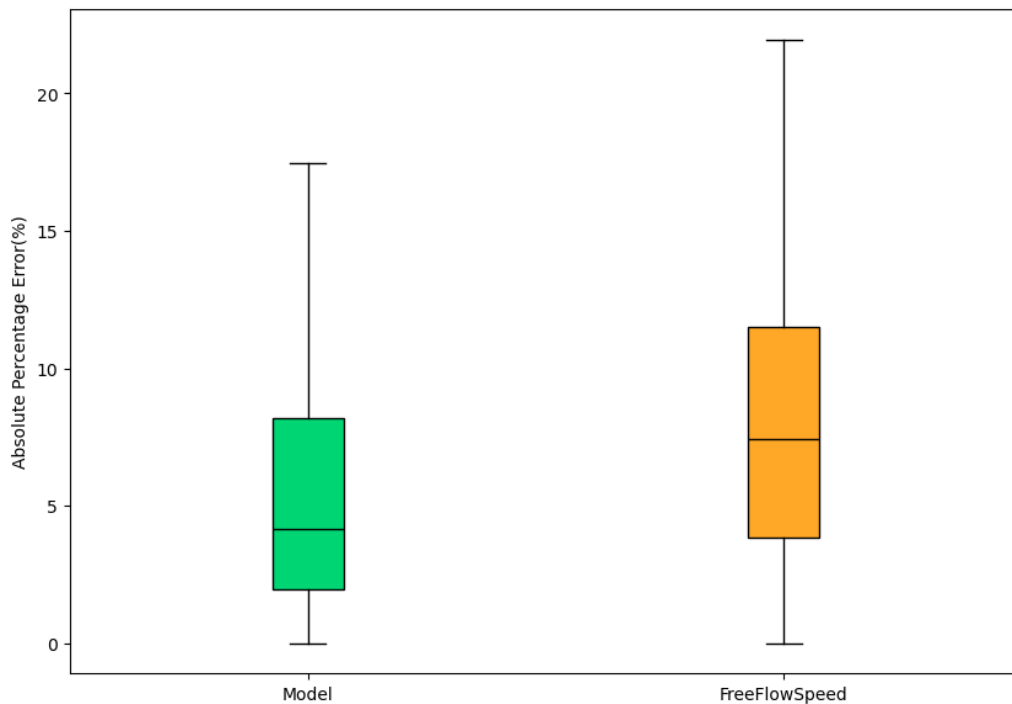


圖 4-36 國 3 南向連假首日績效對比盒鬚圖 (112/2/25)

該日預測績效較不佳，主要係高估 100 至 140K 約 8-18 時之間的壅塞區域，且未預測到 280K 至 380K 之間從 8-10 時之間的壅塞。該日呈現的情況與過往連假較不相同，後續須擺入包含此連假的更多連假資料後重新訓練，讓模型看到更多連假的態樣。

儘管該日預測狀況較不佳，但從盒鬚圖中可以看到模型的預測仍然是略優於自由車流比較基準，主要差別在於預測較差的部分，如模型預測第 75 百分位數約為 8%、自由車流比較基準預測第 75 百分位數則約 12%，略有差異。



另檢視國3北向週一的績效，以112/6/5為例，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

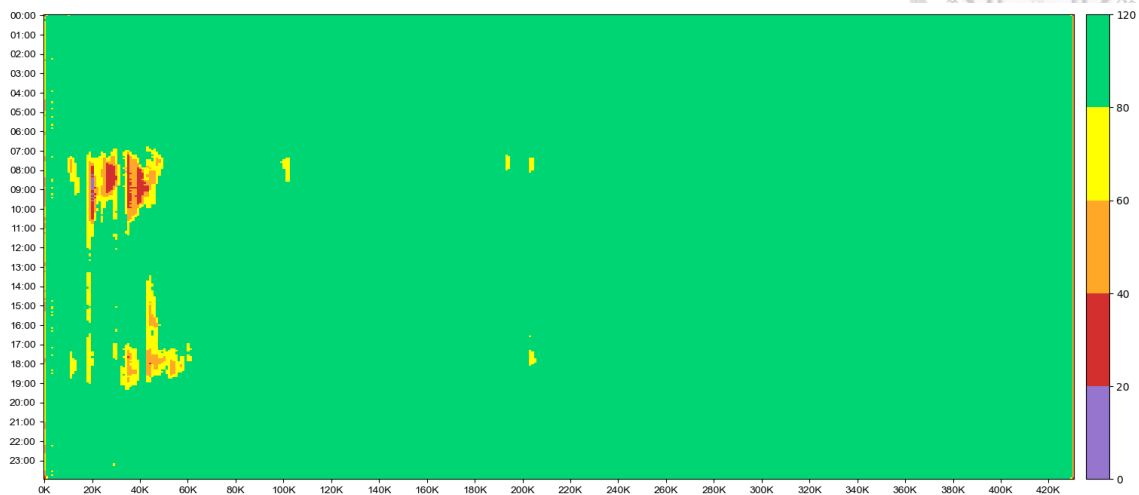


圖 4-37 國3北向週一預測時空圖 (112/6/5)

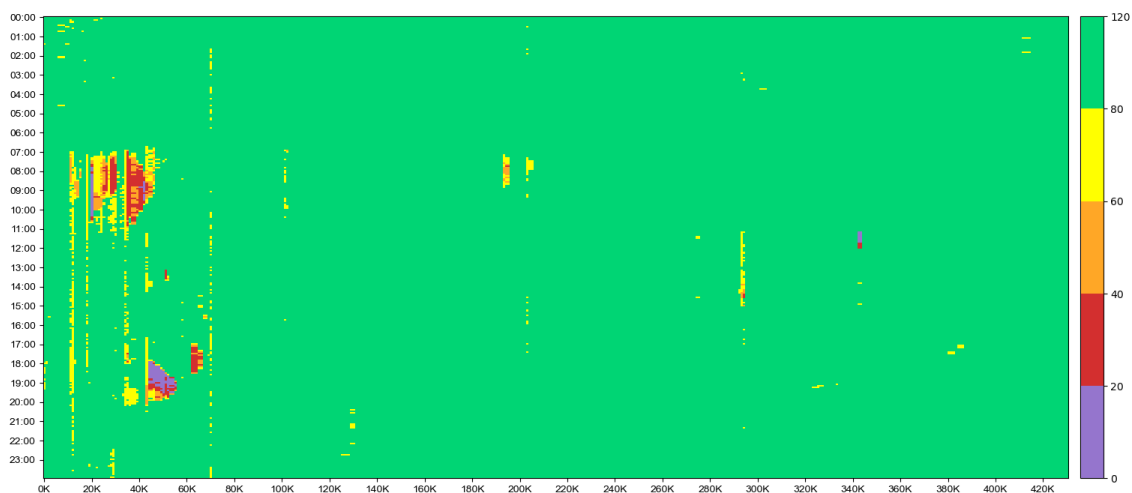


圖 4-38 國3北向週一真實時空圖 (112/6/5)

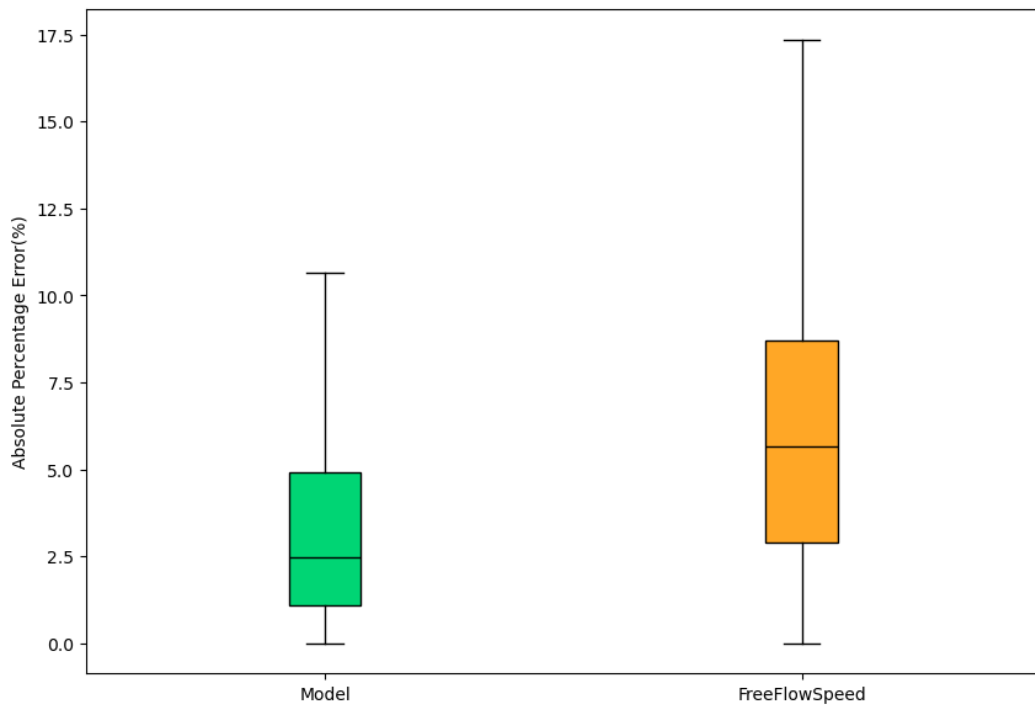


圖 4-39 國 3 北向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)

該日壅塞的區域較少，模型也有預測到壅塞的區域，除零星區域可能因隨機事件導致外，其餘區域預測績效良好。此外，從盒鬚圖中可以看出模型預測明顯優於自由車流比較基準。

另檢視國 3 北向週日的績效，以 112/6/11 為例，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

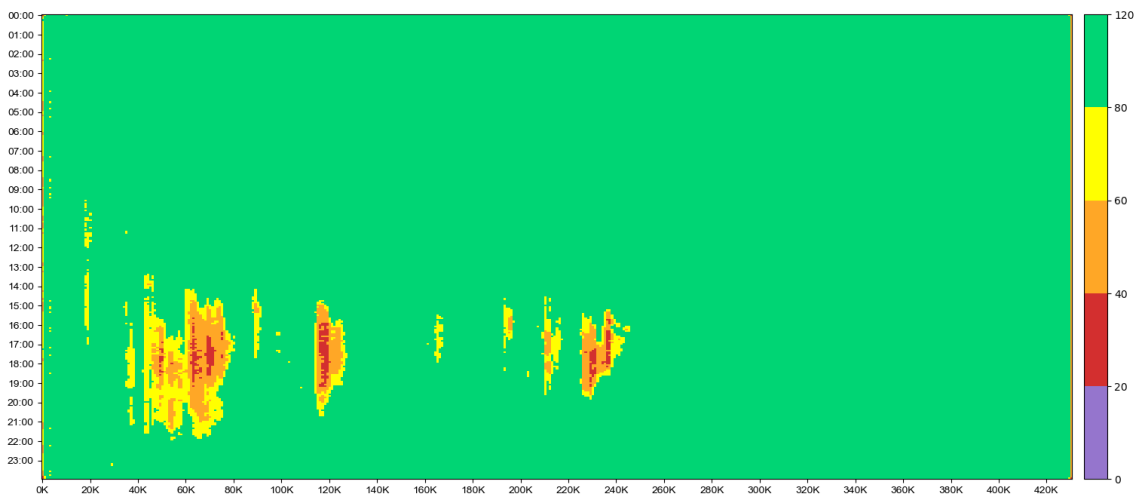


圖 4-40 國 3 北向週日預測時空圖 (112/6/11)

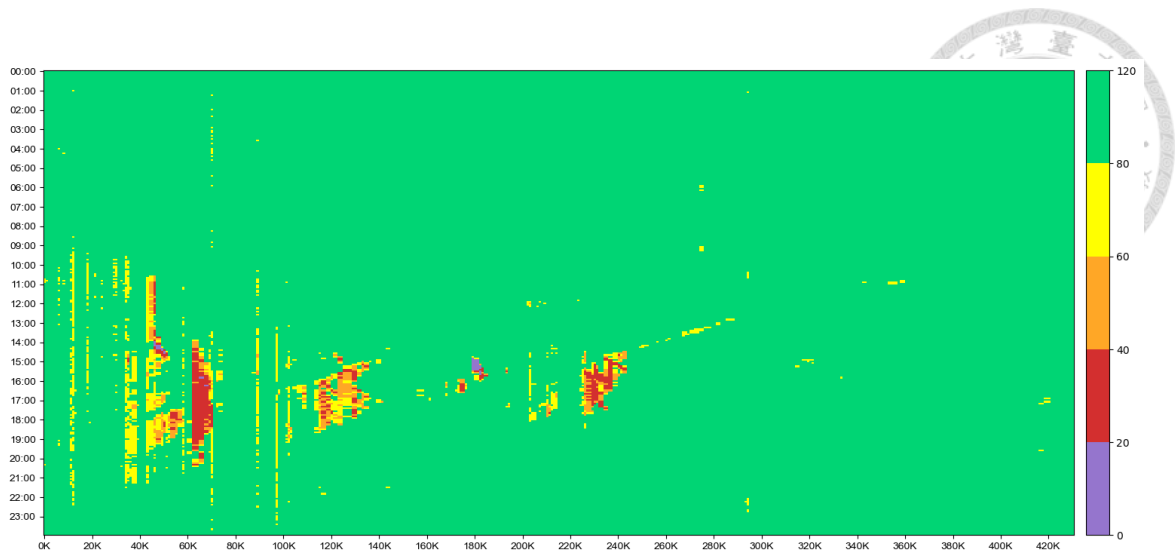


圖 4-41 國 3 北向週日真實時空圖 (112/6/11)

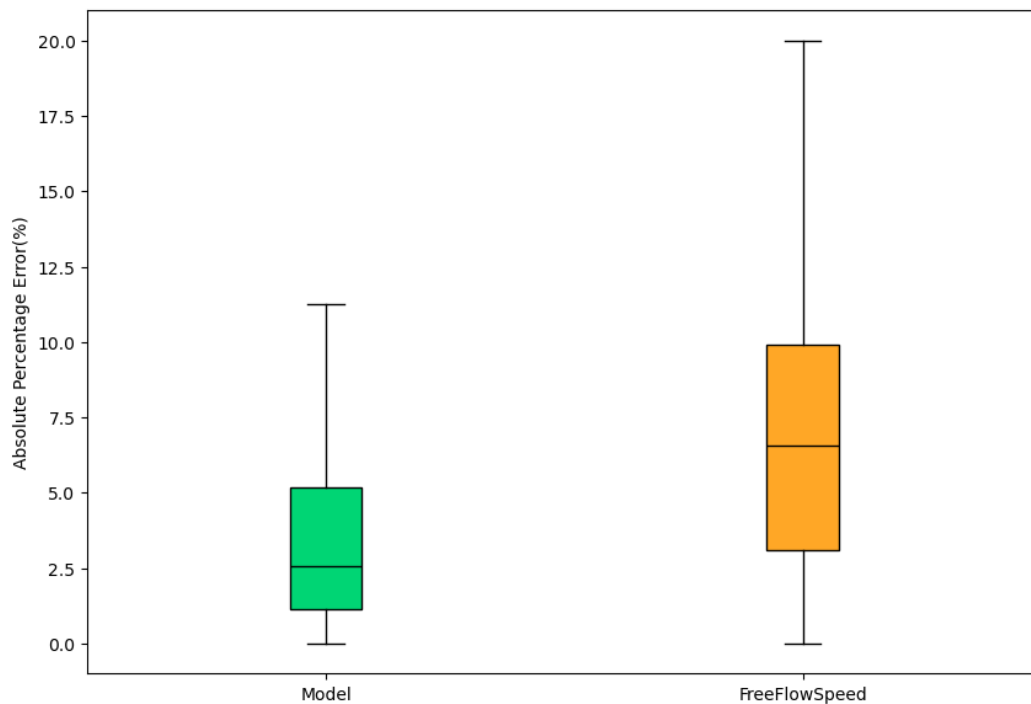


圖 4-42 國 3 北向週日績效對比盒鬚圖 (112/6/11)

模型預測到了壅塞的區域，但呈現的狀況略不相同，該日呈現的情形是從更上游開始就產生車多甚至壅塞的情況，但主要的壅塞區域與模型預測相符，此種類型的差異可能是源於略微不同的起訖需求，若此情形屬於時常重現之狀況則後續須擺入更多資料以學習該週日發生的態樣，反之則非預期模型得預測之目標。此外，從盒鬚圖中可以看出模型預測明顯優於自由車流比較基準。



另檢視國 3 北向 112 年和平連假倒數第二日，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

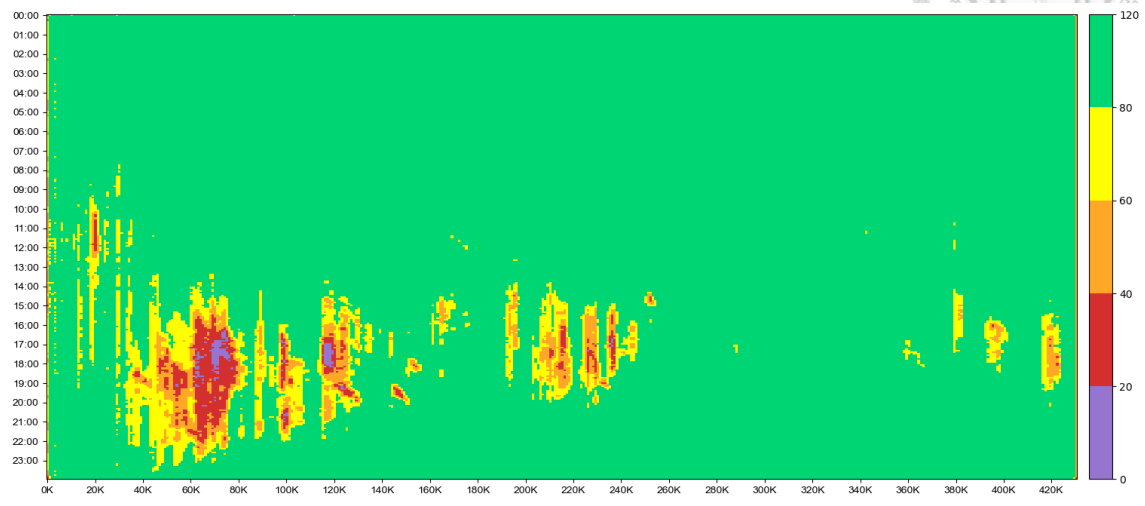


圖 4-43 國 3 北向連假倒數第二日預測時空圖 (112/2/27)

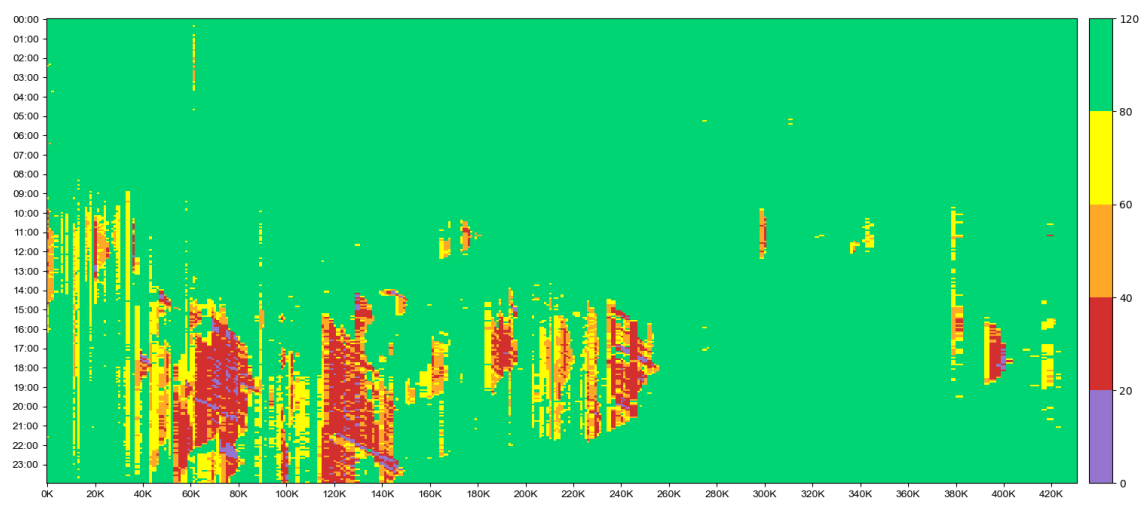


圖 4-44 國 3 北向連假倒數第二日真實時空圖 (112/2/27)

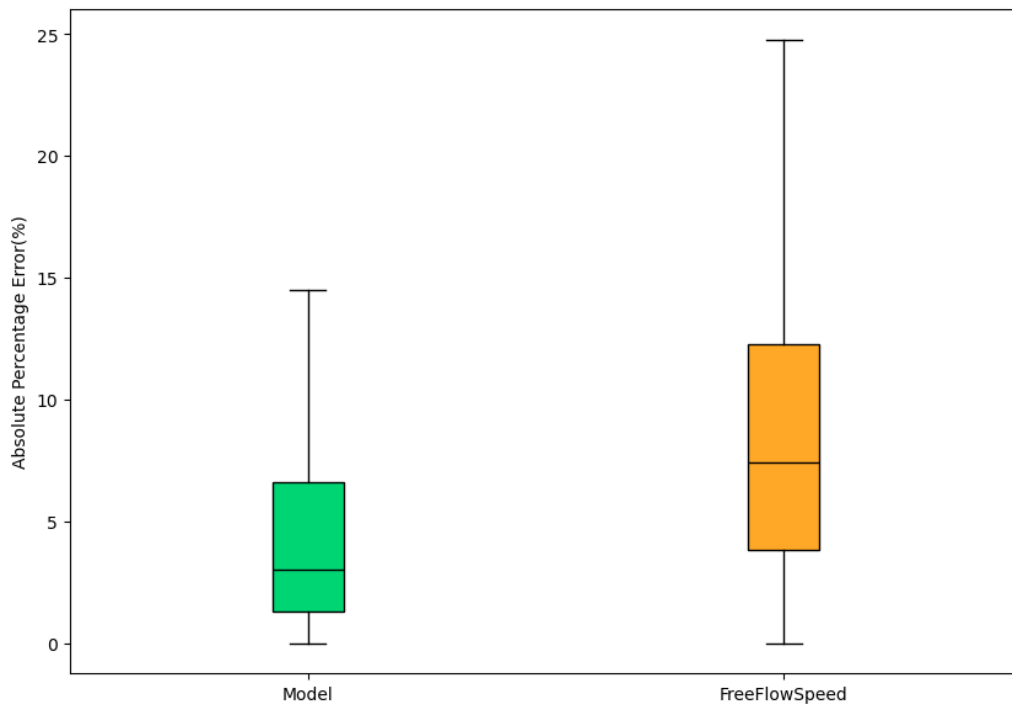


圖 4-45 國 3 北向連假倒數第二日績效對比盒鬚圖 (112/2/27)

該日預測績效較不佳，主要係低估 40 至 80K 約 21-23 時之間以及 120K 至 140K 之間從 21-23 時之間的壅塞區域。該日呈現的情況與過往連假較不相同，後續須擺入包含此連假的更多連假資料後重新訓練，讓模型看到更多連假的態樣。

儘管該日預測狀況較不佳，但從盒鬚圖中可以看到模型的預測仍然是略優於自由車流比較基準，主要差別在於預測較差的部分，如模型預測第 75 百分位數約為 6%、自由車流比較基準預測第 75 百分位數則約 13%，有明顯差異。

再檢視國 3 北向 112 年和平連假末日，預測、真實時空圖及與自由車流比較

基準對比盒鬚圖如下：

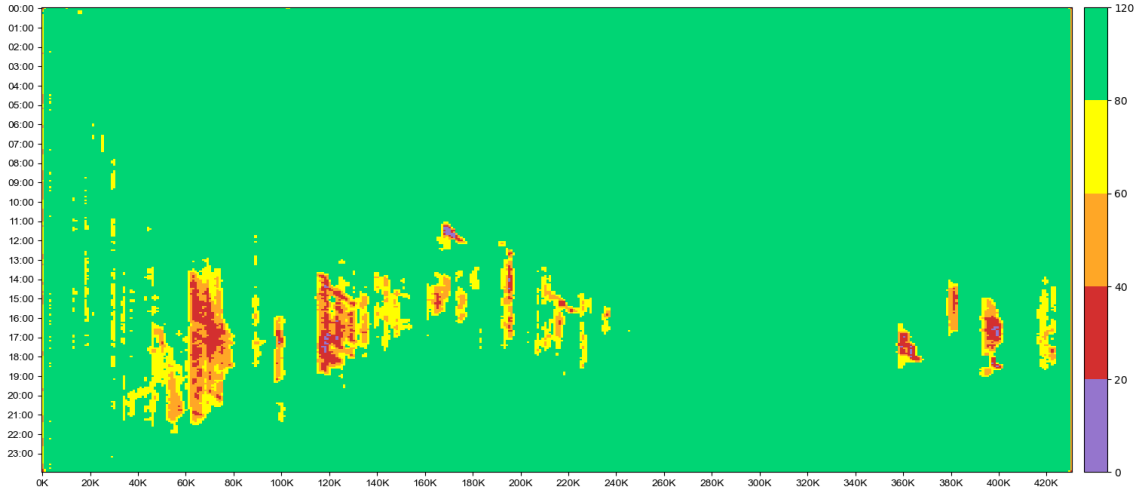


圖 4-46 國 3 北向連假末日預測時空圖 (112/2/28)

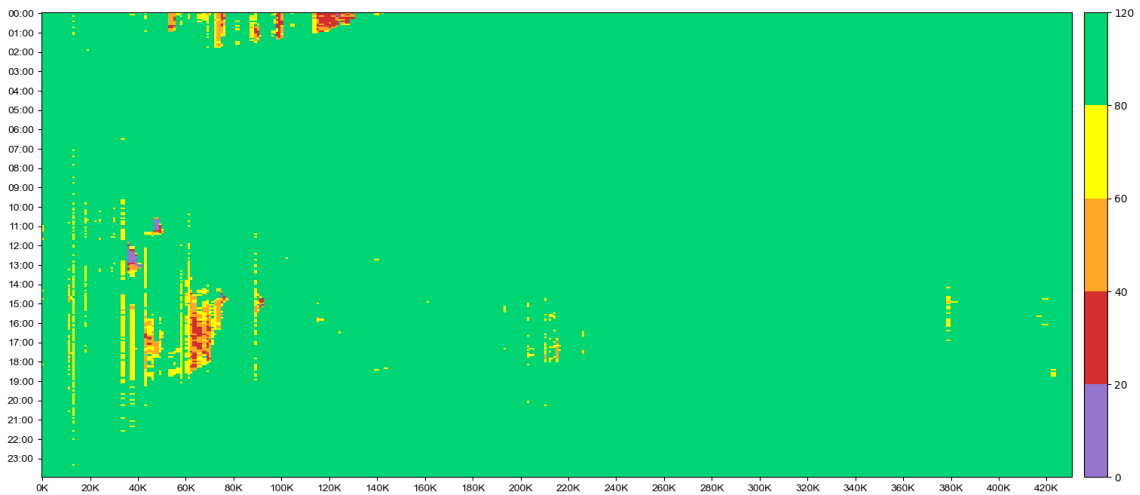


圖 4-47 國 3 北向連假末日預測時空圖 (112/2/28)

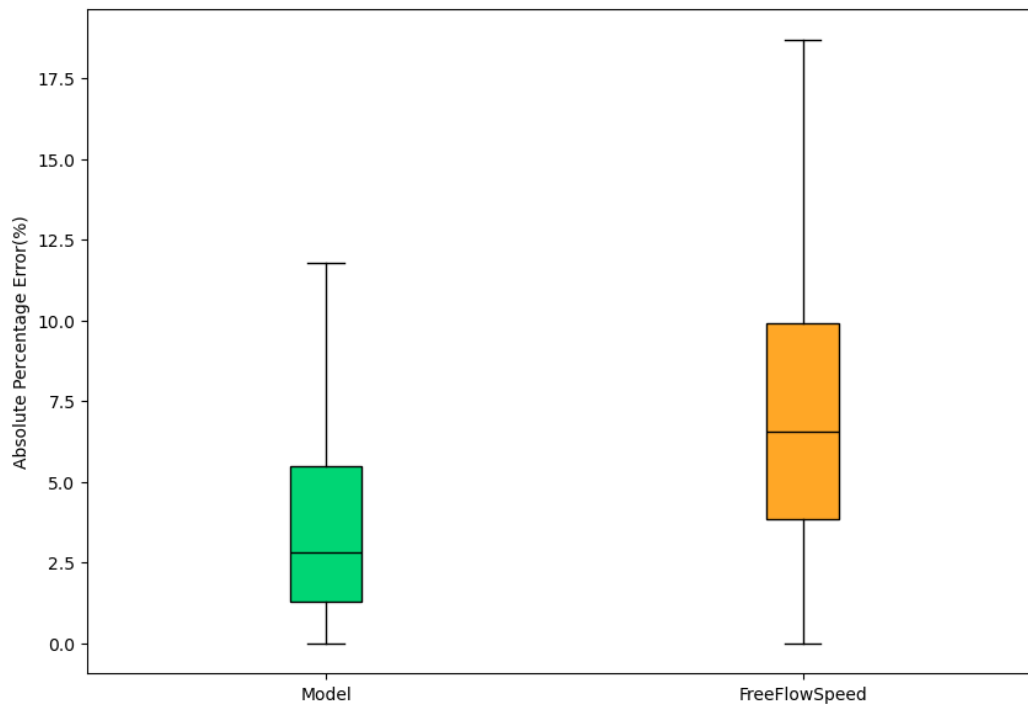


圖 4-48 國 3 北向連假末日績效對比盒鬚圖 (112/2/28)

該日預測績效較不佳，誤判了許多的壅塞區域，該日的狀況明顯與模型過往學習到的狀況不同，如若是此類明顯誤判的差異，則後續須擺入後續須擺入包含此連假的更多連假資料後重新訓練，讓模型看到更多連假的態樣，並且從中找出導致與真實情況大不相同的原因。

儘管該日預測狀況較不佳，但從盒鬚圖中可以看到模型的預測仍然是略優於自由車流比較基準，主要差別在於預測較差的部分，如模型預測第 75 百分位數約為 6%、自由車流比較基準預測第 75 百分位數則約 10%，有明顯差異。



4.2.3 國道 5 號

首先檢視國 5 南向週一的績效，以 112/6/5 為例，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

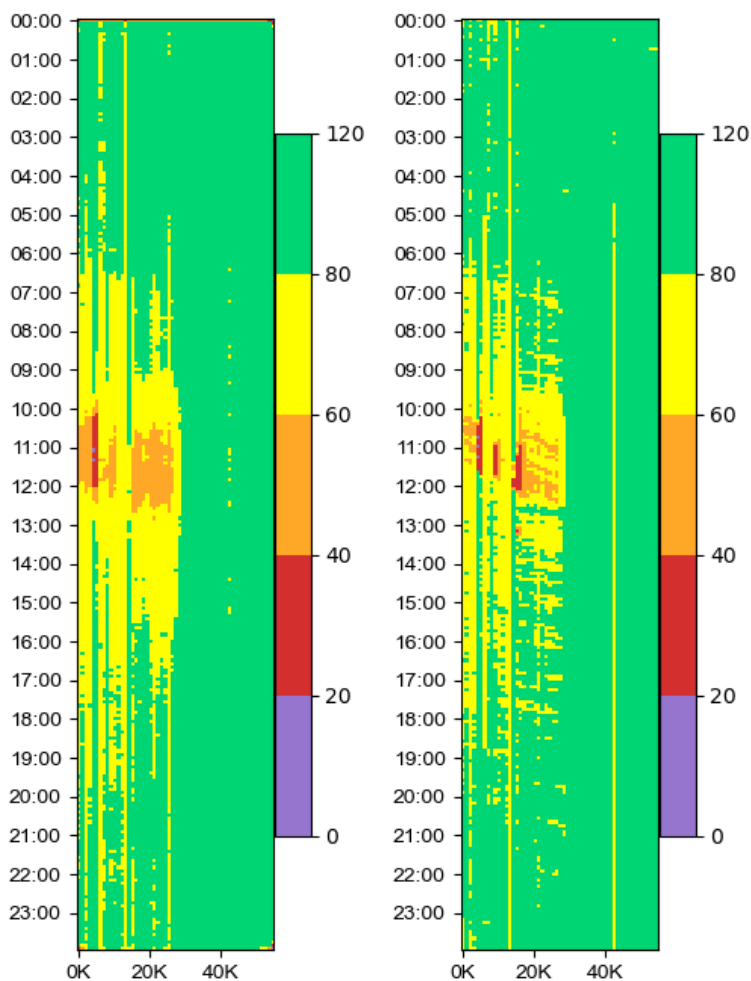


圖 4-49 國 5 南向週一預測時空圖與真實時空圖 (112/6/5)

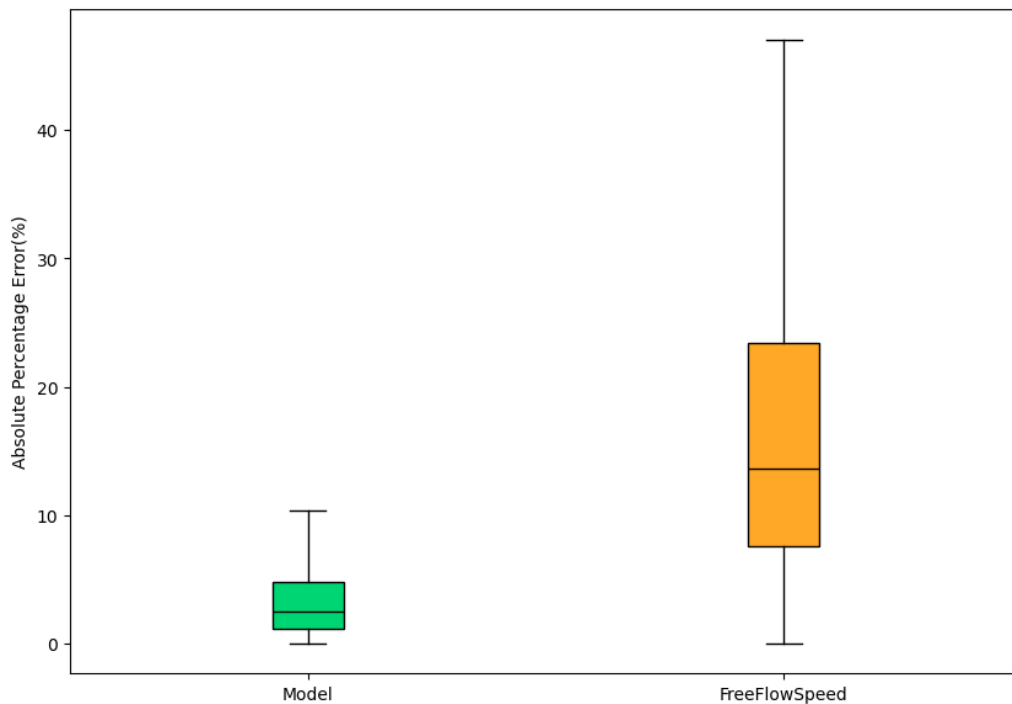


圖 4-50 國 5 南向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)

圖 4-49 為預測與真實時空圖之比較，其中左圖為預測時空圖，右圖為真實時空圖。模型預測的狀況大致與實際狀況相同，但略微高估了壅塞的區域，主要是 0 至 20K 約略 10-12 時之區域，但整體而言預測成效佳，能夠明確預測壅塞發生的里程數以及時間。

由於國 5 南向許多區域呈現車多的狀況，因此從盒鬚圖中可以看出模型預測的績效會明顯優於自由車流比較基準，顯示出了明顯較佳的預測能力。



另檢視國 5 南向週六的預測績效，以 112/6/10 為例，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

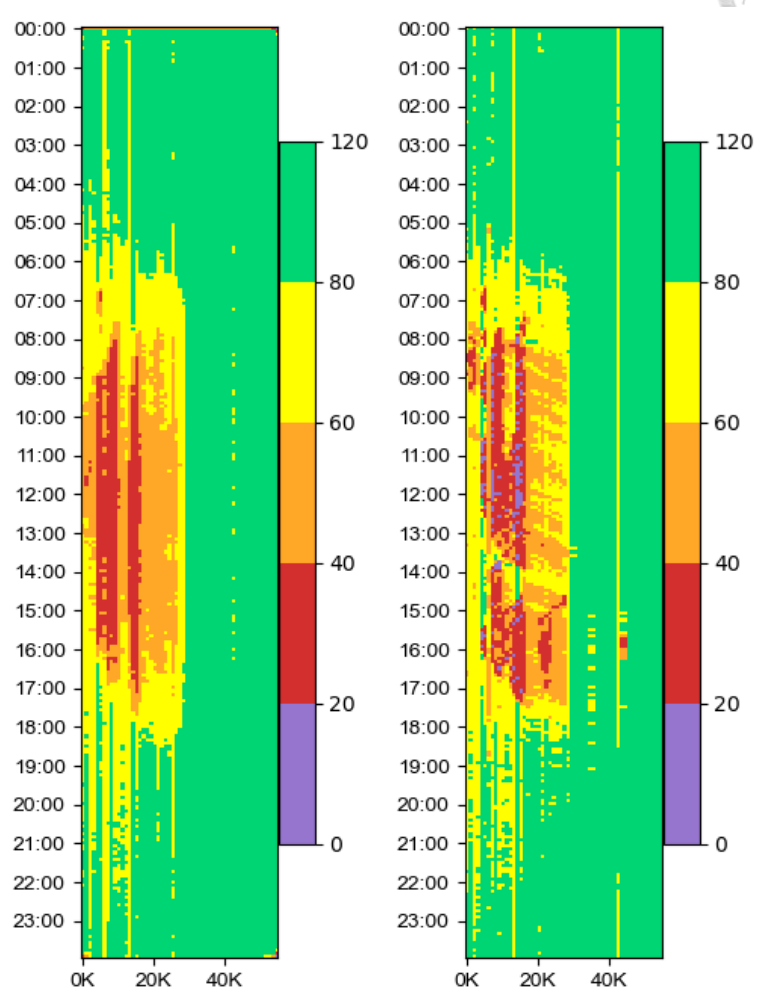


圖 4-51 國 5 南向週六預測時空圖與真實時空圖 (112/6/10)

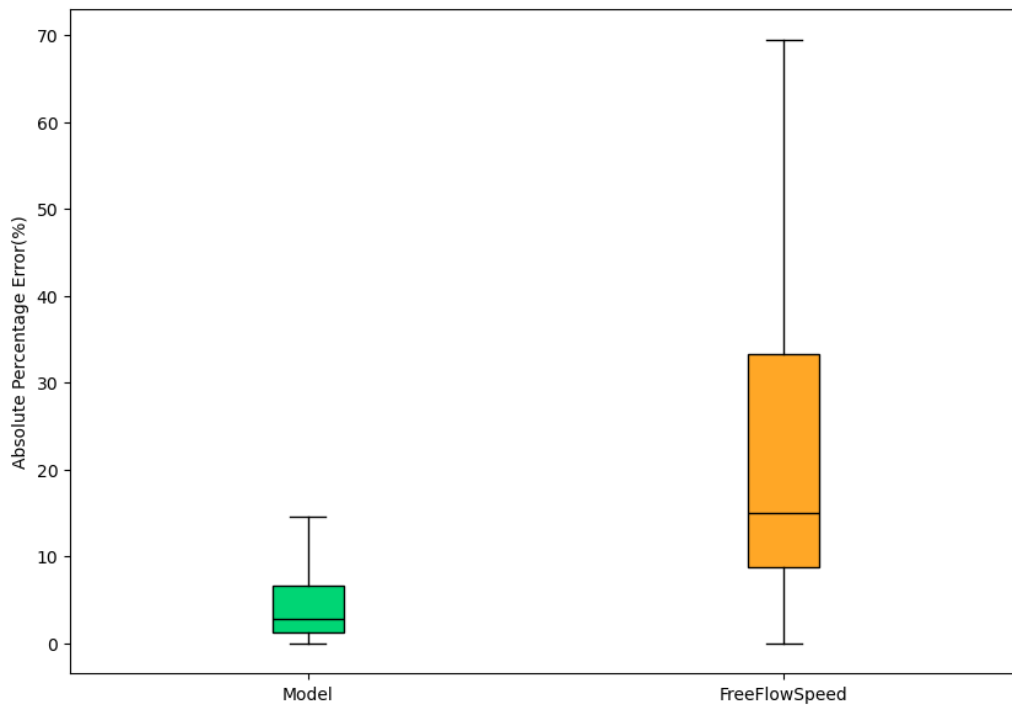


圖 4-52 國 5 南向週六績效對比盒鬚圖 (112/6/10)

圖 4-51 為預測與真實時空圖之比較，其中左圖為預測時空圖，右圖為真實時空圖。模型預測的狀況大致與實際狀況相同，惟區域內呈現的狀況略有不同，真實時空圖的壅塞區域內速度呈現更低的情形，但整體而言預測成效佳，能夠明確預測到壅塞發生的里程數及時間。此外，從盒鬚圖中可以明顯看到模型預測績效明顯優於自由車流比較基準。



另檢視國 5 南向 112 年和平連假前，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

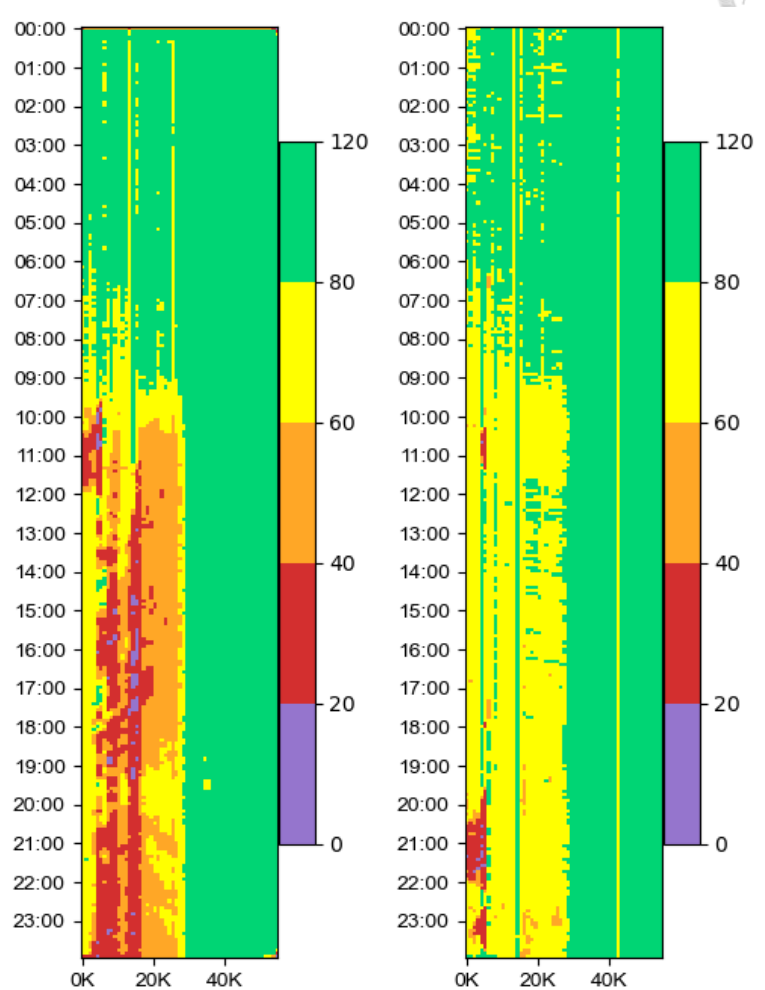


圖 4-53 國 5 南向連假前預測時空圖與真實時空圖 (112/2/24)

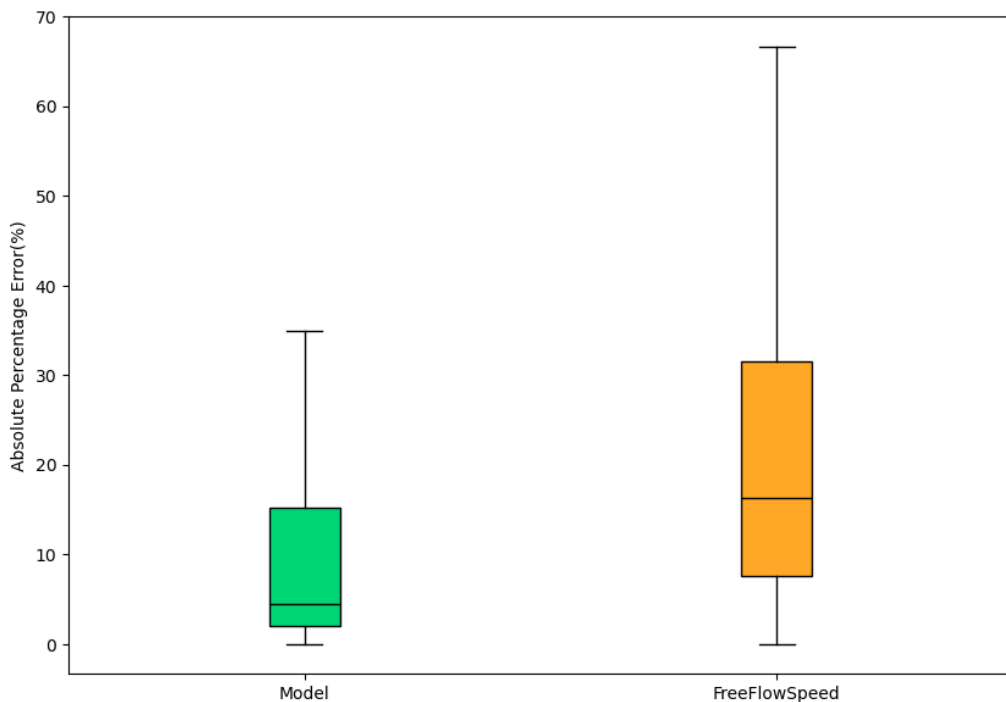


圖 4-54 國 5 南向連假前績效對比盒鬚圖 (112/2/24)

圖 4-53 為預測與真實時空圖之比較，其中左圖為預測時空圖，右圖為真實時空圖。該日預測績效較不佳，模型預測應當有大規模的壅塞區域，然而實際上僅 0 至 5K 約 20-23 時之間的區域有較明顯的壅塞，該日的狀況明顯與模型過往學習到的狀況不同，如若是此類明顯誤判的差異，則後續須擺入包含此連假的更多連假資料後重新訓練，讓模型看到更多連假的態樣。

儘管該日預測狀況較不佳，但從盒鬚圖中可以看到模型的預測仍然是略優於自由車流比較基準，主要差別在於預測較差的部分，如模型預測第 75 百分位數約為 15%、自由車流比較基準預測第 75 百分位數則約 30%，有明顯差異。



再檢視國 5 南向 112 年和平連假首日，預測、真實時空圖及與自由車流比較

基準對比盒鬚圖如下：

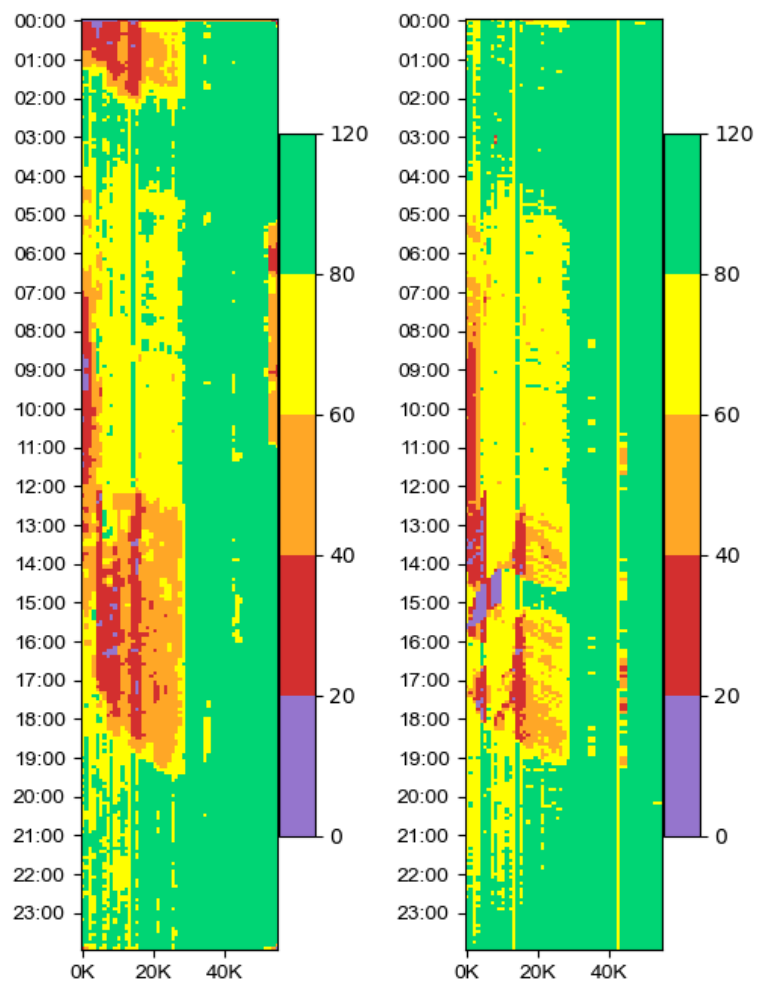


圖 4-55 國 5 南向連假首日預測時空圖與真實時空圖 (112/2/25)

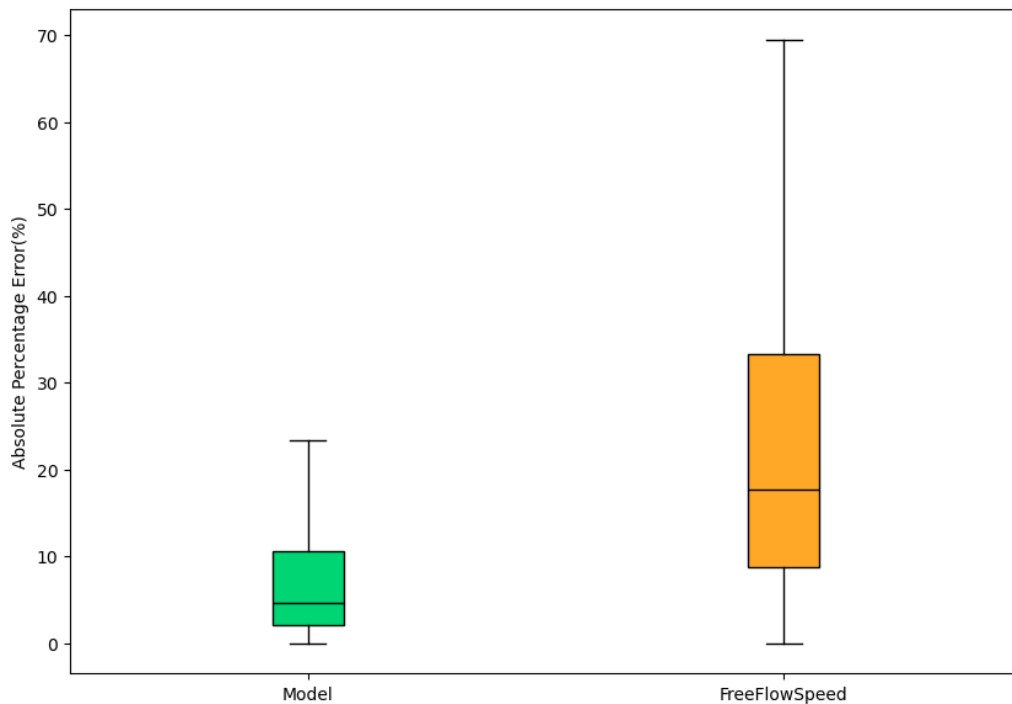


圖 4-56 國 5 南向連假首日績效對比盒鬚圖 (112/2/25)

圖 4-55 為預測與真實時空圖之比較，其中左圖為預測時空圖，右圖為真實時空圖。模型有預測到該日的壅塞區域，但是誤判了 0 至 20K 約略 0-2 時的壅塞情形，該區域由連假前一日開始影響到連假首日的清晨，該日的狀況明顯與模型過往學習到的狀況不同，後續須擺入包含此連假的更多連假資料後重新訓練。

儘管該日預測狀況較不佳，但從盒鬚圖中可以看到模型的預測仍然是略優於自由車流比較基準，主要差別在於預測較差的部分，如模型預測第 75 百分位數約為 10%、自由車流比較基準預測第 75 百分位數則約 30%，有明顯差異。



首先檢視國5北向週一的績效，以112/6/5為例，預測、真實時空圖及與自由車流比較基準對比盒鬚圖如下：

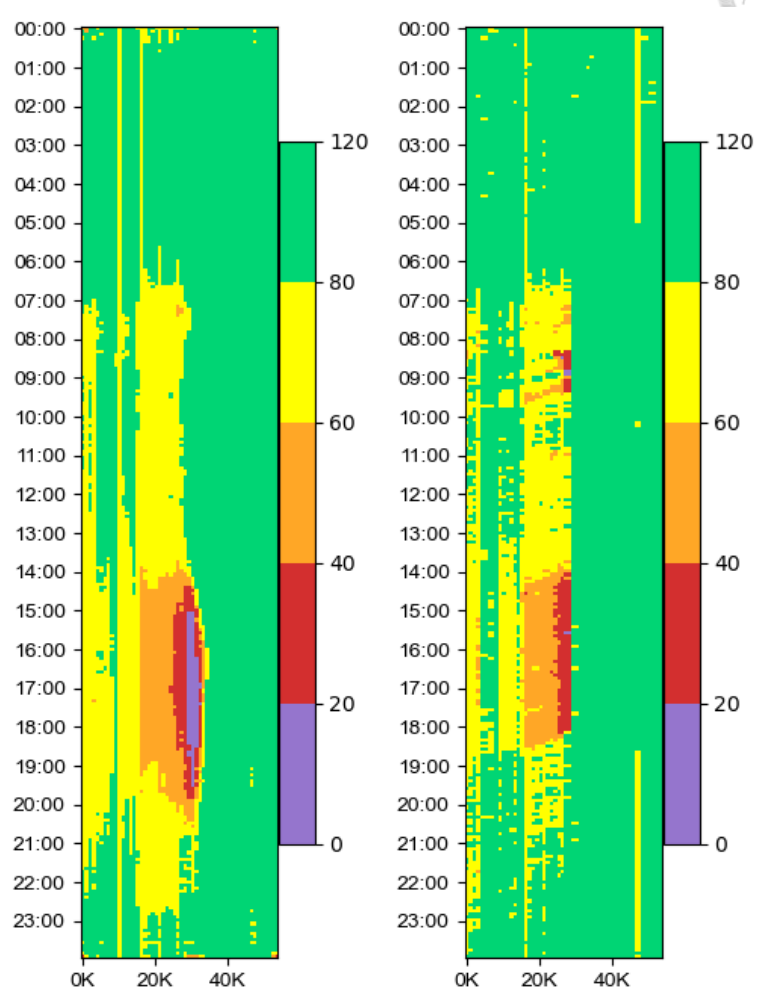


圖 4-57 國5北向週一預測時空圖與真實時空圖 (112/6/5)

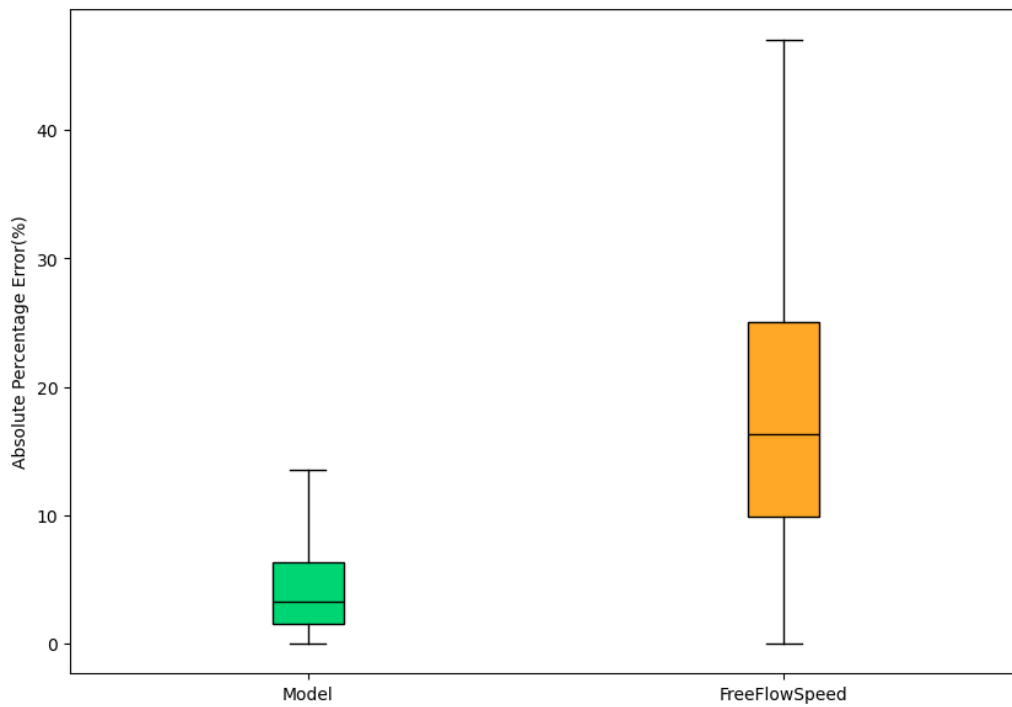


圖 4-58 國 5 北向週一績效對比盒鬚圖 (112/6/5)

圖 4-57 為預測與真實時空圖之比較，其中左圖為預測時空圖，右圖為真實時空圖。模型預測的狀況大致與實際狀況相同，但略微高估了壅塞的區域和程度，主要是 20 至 30K 約略 15-19 時之區域，但整體而言能夠明確預測到壅塞發生的里程數及時間。此外，從盒鬚圖中可以明顯看到模型預測績效明顯優於自由車流比較基準。



另檢視國 5 北向週日的績效，以 112/6/11 為例，預測、真實時空圖及與自由車
流比較基準對比盒鬚圖如下：

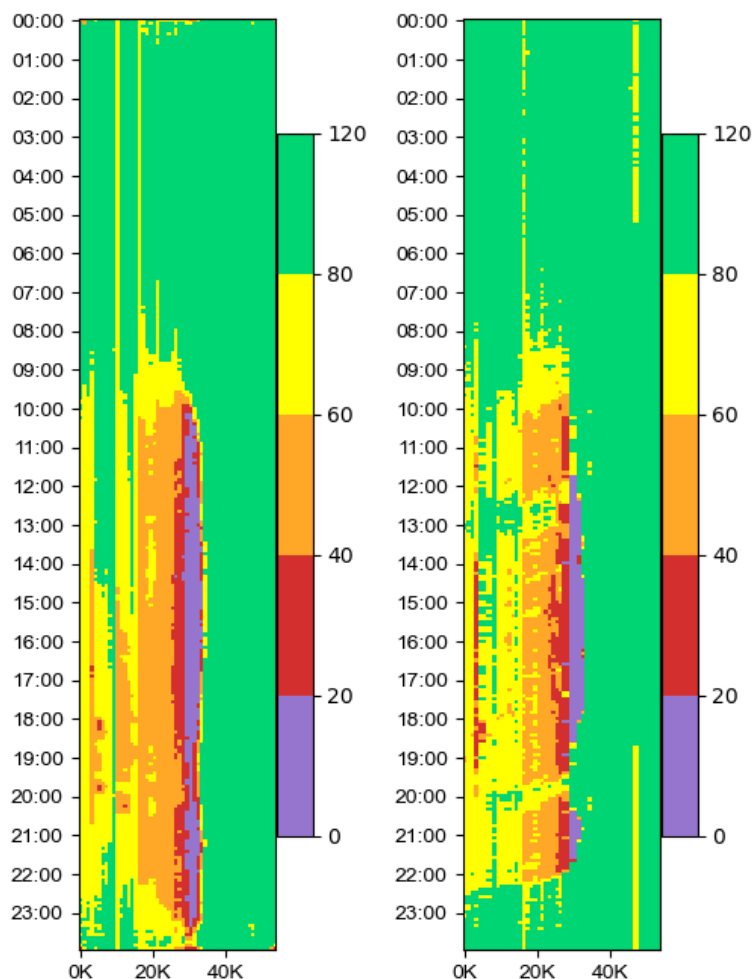


圖 4-59 國 5 北向週日預測時空圖與真實時空圖 (112/6/11)

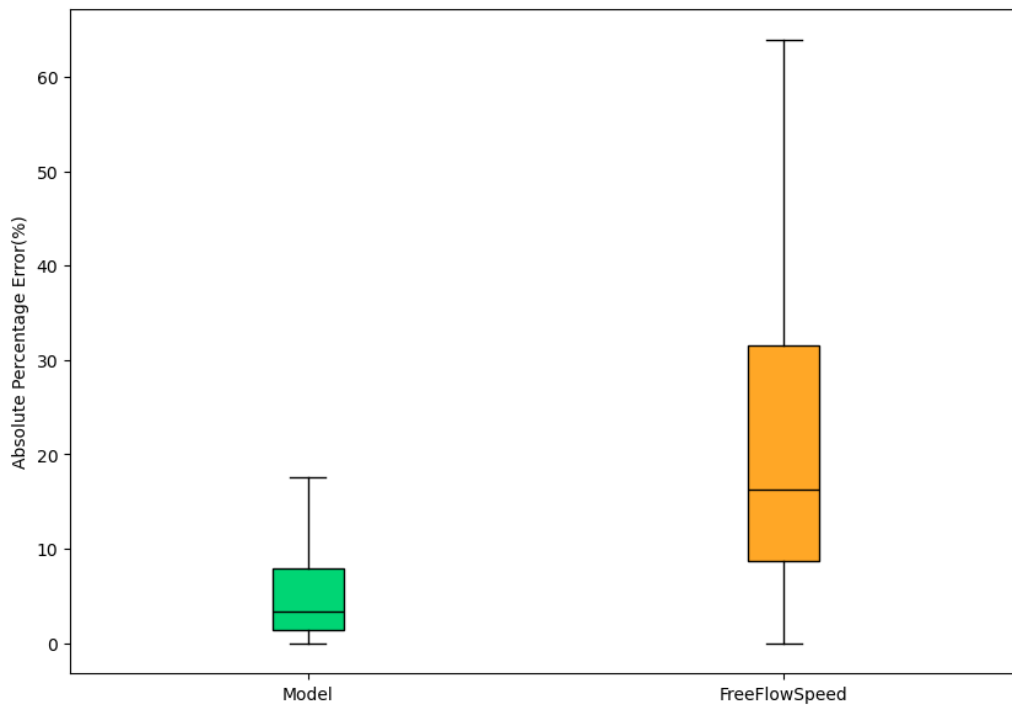


圖 4-60 國 5 北向週日績效對比盒鬚圖 (112/6/11)

圖 4-59 為預測與真實時空圖之比較，其中左圖為預測時空圖，右圖為真實時空圖。模型預測的狀況大致與實際狀況相同，但略微高估了壅塞的區域和程度，主要是 20 至 30K 約略 10-11 時及 22-23 時之區域，但整體而言能夠明確預測到車多發生的里程數及時間。從盒鬚圖中也可以發現模型的預測績效明顯優於自由車流比較基準。



另檢視國 5 北向 112 年和平連假倒數第二日，預測、真實時空圖及與自由車
流比較基準對比盒鬚圖如下：

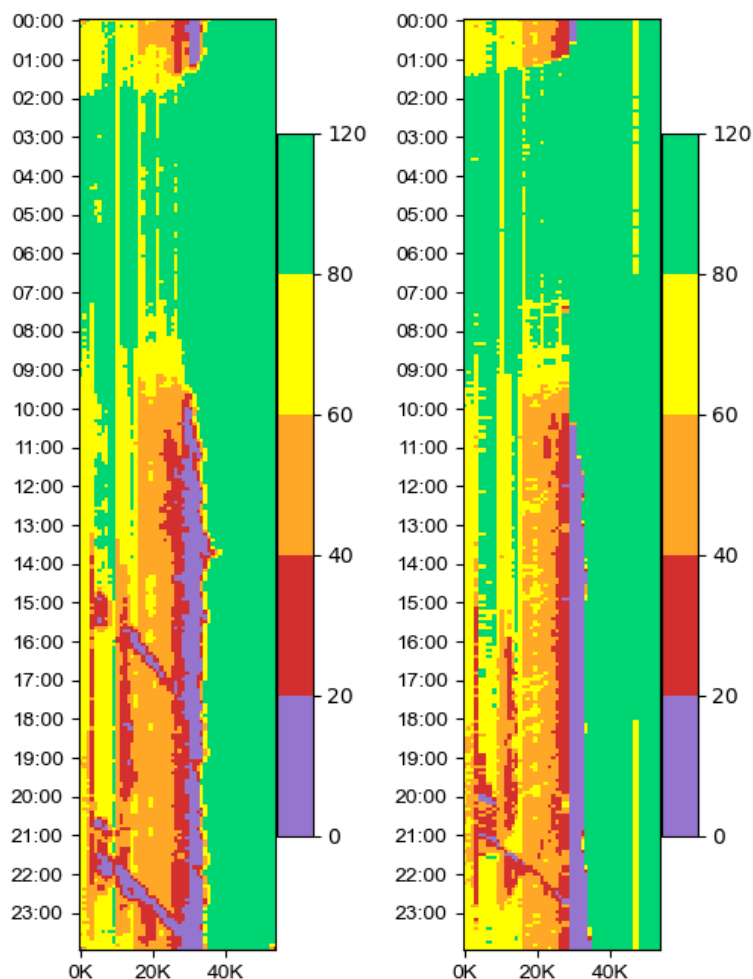


圖 4-61 國 5 北向連假倒數第二日預測時空圖與真實時空圖 (112/2/27)

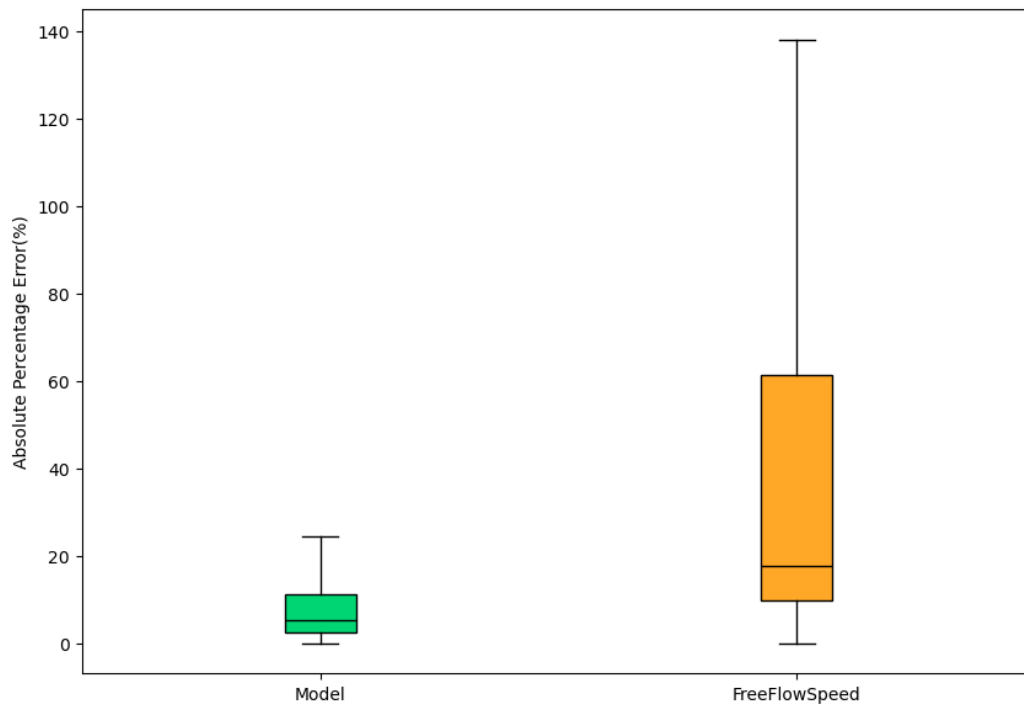


圖 4-62 國 5 北向連假倒數第二日績效對比盒鬚圖 (112/2/27)

圖 4-61 為預測與真實時空圖之比較，其中左圖為預測時空圖，右圖為真實時空圖。模型預測的狀況大致與實際狀況相同，惟區域內呈現的狀況略有不同，主要是 10 至 20K 約略 16-17 時之區域，若此情形屬於時常重現之狀況則後續須擺入更多資料以學習該日發生的態樣，反之則非預期模型得預測之目標。整體而言預測成效佳，能夠明確預測到壅塞發生的里程數及時間。

由於該日的壅塞區域較多，從盒鬚圖中可以發現模型的預測績效明顯優於自由車流比較基準。當該日壅塞情形較為嚴重時，自由車流比較基準的預測績效較不佳，更加凸顯了模型的預測能力。

再檢視國 5 北向 112 年和平連假末日，預測、真實時空圖及與自由車流比較

基準對比盒鬚圖如下：

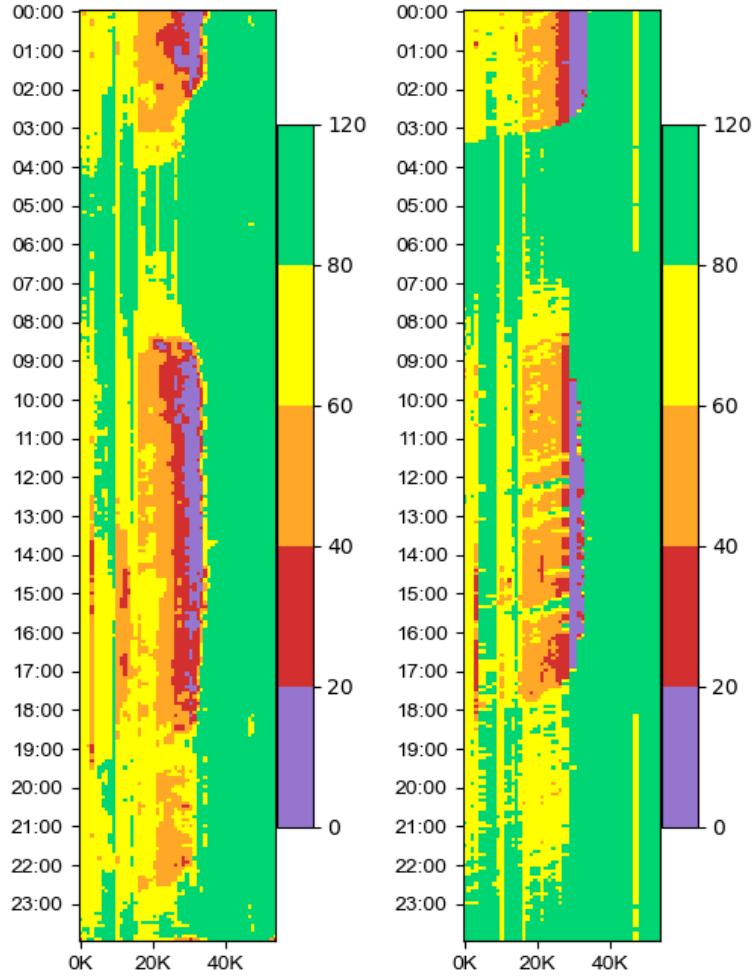


圖 4-63 國 5 北向連假末日預測時空圖與真實時空圖 (112/2/28)

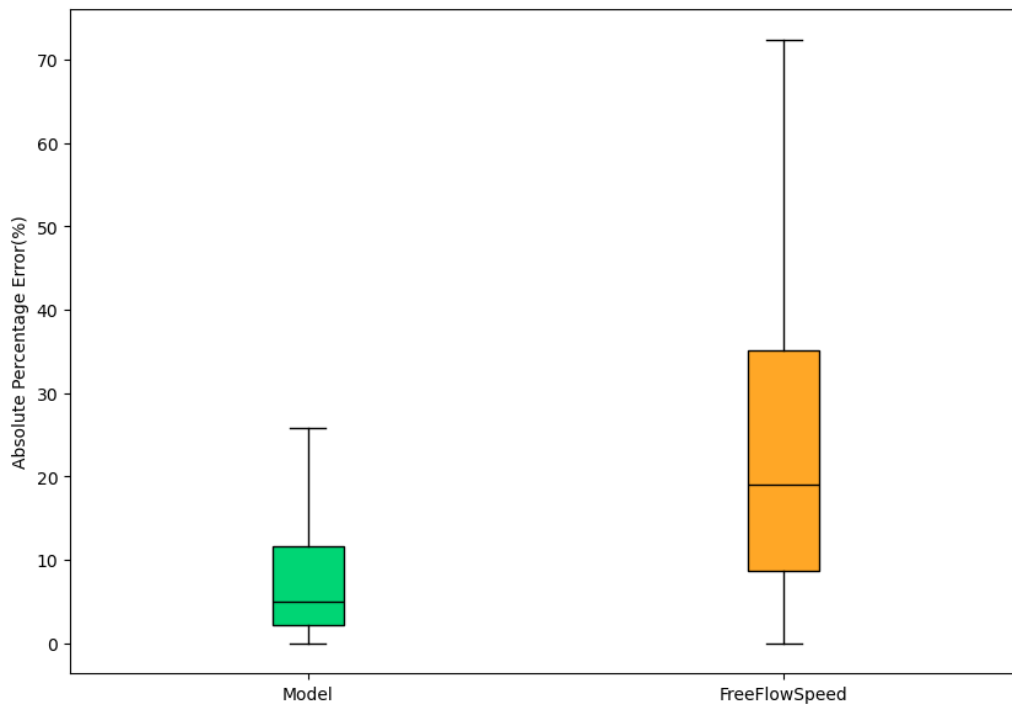


圖 4-64 國 5 北向連假末日績效對比盒鬚圖 (112/2/28)

圖 4-63 為預測與真實時空圖之比較，其中左圖為預測時空圖，右圖為真實時空圖。模型預測的狀況大致與實際狀況相同，惟區域內呈現的狀況略有不同，主要是 25 至 30K 約略 2-3 時、9-10 時及 20-22 時之區域，但差異較不明顯。整體而言預測成效佳，能夠明確預測到壅塞發生的里程數及時間。此外，盒鬚圖也顯示了模型的預測績效明顯優於自由車流比較基準。



4.3 小結

為驗證模型的預測能力，針對非訓練樣本內的驗證資料進行預測並與真實時空圖比較後的績效彙整如表 4-2，另於 4.2 節中透過與真實時空圖對比也能看出模型已經具備優良的預測能力。例如國 1 南向 112 年端午連假前一日的預測狀況如下，其中內湖圓山周邊(20K)、泰山林口(40K)、中壢轉接道與交流道周邊(60K)、新竹及湖口周邊(80K-100K)等的狀況皆與真實時空圖相同，這些區域也確實是連假前一日可能的重點壅塞區域。

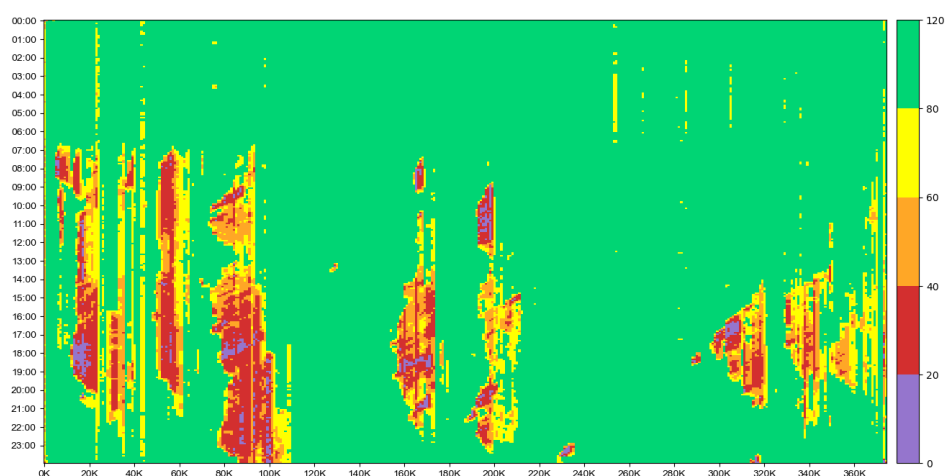


圖 4-65 國 1 南向連假前預測時空圖 (112/6/21)

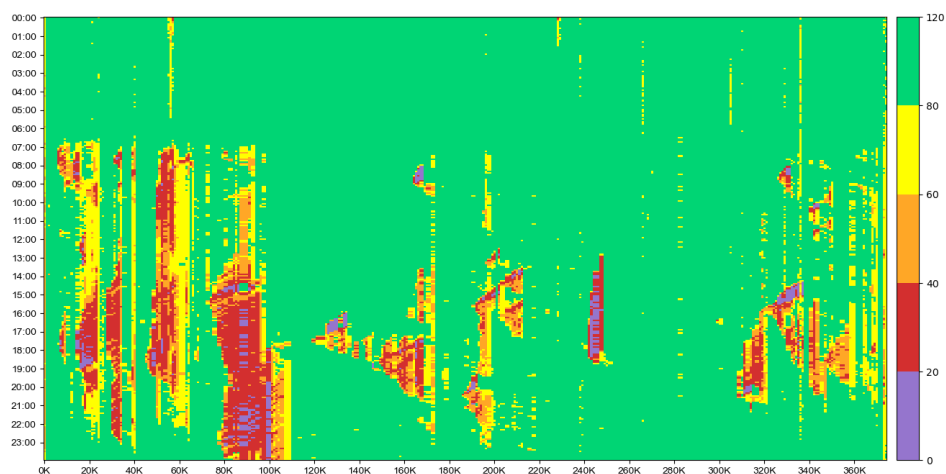


圖 4-66 國 1 南向連假前真實時空圖 (112/6/21)

其它國道的預測情形例如國 3 南向 112 年端午連假前一日如下，主要壅塞區域集中在中和土城周邊(40K)、鶯歌系統周邊(60K)、龍井至彰化系統周邊(180K-200K)等區域，與真實時空圖狀況相符，模型能夠預測到該日最主要的壅塞區域。



圖 4-67 國 3 南向連假前預測時空圖 (112/6/21)

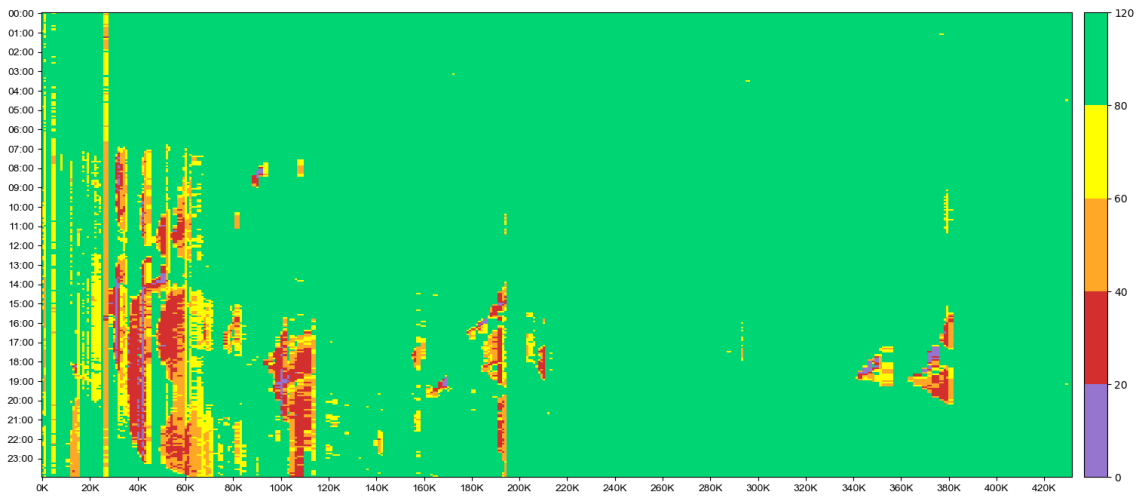


圖 4-68 國 3 南向連假前預測時空圖 (112/6/21)

其它國道的預測情形如國 5 南向 112 年端午連假首日如下，重點壅塞區域在雪山隧道周邊(15K-40K)，模型預測到不論是該日 12-18 時及 0-2 時因前一日延續影響到該日的壅塞情形。

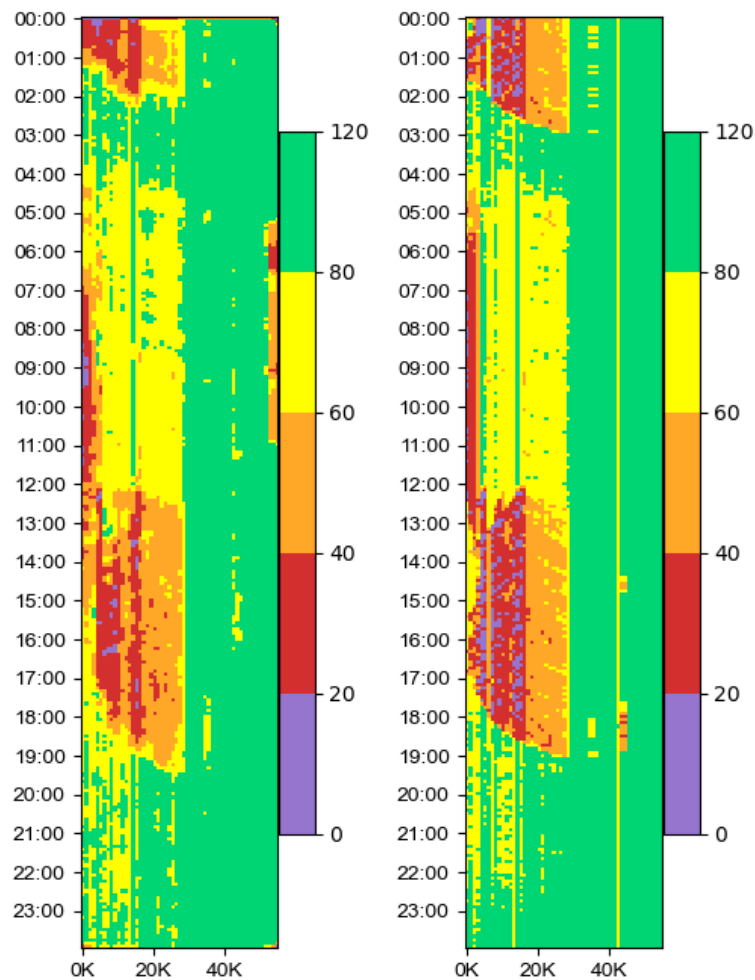


圖 4-69 國 5 南向連假首日預測時空圖與真實時空圖 (112/6/22)

進一步依照日期型態細分預測績效如表 4-3 至 4-8 大致上平日都能有優良的預測績效；連假大部分的日期型態也能取得優良的預測績效，若干日期型態預測績效略差，如國 3 南向連假首日、國 5 南向連假首日、國 5 北向連假末日等。結合 4.2 節的討論，針對預測績效較差的部分，需要擺入更多的資料訓練，包含其它的輸入變數，以及更多連假的資料，本次研究資料較少，訓練資料僅 634 筆原始資料，其中僅約 64 筆連假資料，無法完全學習到所有連假樣態。但整體而言，模型能夠很好地學習大部分的資料並產出預測的時空圖，透過本研究之模型，有關單位在連假前只要初步設定交管措施後即可預測當日之時空圖，不會受限於輸入變數僅能預測未來短時間內的車流狀況。

表 4-3 國 1 南向預測績效彙整表

日期型態	MEAN	MED.	Q60	Q70	Q80	Q90	PCT. >10%	PCT. >20%
週一	6.8%	2.6%	3.4%	4.6%	6.5%	11.1%	11.5%	4.4%
週二	6.4%	2.6%	3.4%	4.6%	6.5%	11.0%	11.4%	4.5%
週三	6.7%	2.7%	3.5%	4.7%	6.7%	11.4%	11.9%	4.7%
週四	6.4%	2.7%	3.5%	4.7%	6.7%	11.3%	11.9%	4.6%
週五	7.4%	2.8%	3.7%	5.0%	7.1%	12.5%	13.3%	5.4%
週六	6.2%	2.7%	3.5%	4.7%	6.6%	11.1%	11.5%	4.2%
週日	7.6%	3.0%	4.0%	5.5%	7.9%	14.1%	15.1%	6.6%
連假前	7.8%	3.2%	4.1%	5.6%	8.1%	14.7%	15.4%	6.9%
連假首日	7.4%	3.5%	4.6%	6.0%	8.4%	13.6%	15.6%	5.7%
連假中	11.3%	3.8%	5.1%	6.8%	9.9%	19.0%	19.5%	9.3%
連假末日	9.2%	3.7%	4.9%	6.5%	9.2%	15.4%	17.9%	7.2%

表 4-4 國 1 北向預測績效彙整表

日期型態	MEAN	MED.	Q60	Q70	Q80	Q90	PCT. >10%	PCT. >20%
週一	6.0%	2.5%	3.3%	4.3%	6.0%	10.4%	10.6%	4.2%
週二	6.2%	2.6%	3.4%	4.4%	6.1%	10.6%	10.7%	4.5%
週三	6.4%	2.5%	3.2%	4.3%	6.1%	10.9%	11.0%	4.7%
週四	6.4%	2.8%	3.6%	4.7%	6.5%	11.0%	11.5%	4.6%
週五	7.4%	2.9%	3.8%	5.0%	7.2%	13.6%	14.0%	6.6%
週六	7.1%	2.9%	3.7%	4.9%	6.9%	12.4%	12.8%	5.8%
週日	6.0%	2.6%	3.3%	4.4%	6.0%	10.0%	10.0%	3.9%
連假前	12.6%	4.3%	5.6%	7.7%	11.9%	26.2%	23.4%	12.6%
連假首日	17.3%	7.3%	9.5%	12.8%	19.6%	39.6%	38.6%	19.5%
連假中	10.1%	4.0%	5.1%	6.8%	9.6%	17.6%	18.9%	8.2%
連假末日	5.2%	3.0%	3.9%	5.0%	6.8%	10.6%	11.1%	3.0%

表 4-5 國 3 南向預測績效彙整表

日期型態	MEAN	MED.	Q60	Q70	Q80	Q90	PCT. >10%	PCT. >20%
週一	4.6%	2.3%	3.0%	3.9%	5.2%	7.9%	6.6%	1.9%
週二	4.2%	2.3%	3.0%	3.8%	5.1%	7.6%	6.0%	1.7%
週三	4.3%	2.5%	3.1%	4.0%	5.3%	7.9%	6.3%	1.7%
週四	4.3%	2.5%	3.2%	4.1%	5.4%	8.0%	6.4%	1.7%
週五	4.6%	2.4%	3.1%	4.0%	5.4%	8.3%	7.2%	2.4%
週六	4.6%	2.5%	3.1%	4.0%	5.4%	8.2%	7.4%	2.7%
週日	3.9%	2.3%	3.0%	3.8%	5.1%	7.7%	6.1%	1.5%
連假前	8.2%	3.9%	4.9%	6.2%	8.3%	14.1%	15.5%	6.8%
連假首日	13.3%	4.5%	5.8%	7.8%	11.8%	28.4%	23.0%	13.0%
連假中	7.5%	3.6%	4.5%	5.8%	7.7%	12.4%	14.1%	5.0%
連假末日	4.4%	3.0%	3.8%	4.8%	6.4%	9.3%	8.6%	1.9%

表 4-6 國 3 北向預測績效彙整表

日期型態	MEAN	MED.	Q60	Q70	Q80	Q90	PCT. >10%	PCT. >20%
週一	4.6%	2.2%	2.9%	3.8%	5.1%	7.8%	6.6%	2.2%
週二	4.4%	2.3%	3.0%	3.9%	5.2%	7.9%	6.6%	2.1%
週三	4.3%	2.2%	2.8%	3.7%	5.0%	7.7%	6.4%	2.2%
週四	4.2%	2.2%	2.9%	3.8%	5.1%	7.8%	6.4%	2.0%
週五	4.5%	2.2%	2.8%	3.7%	5.0%	7.9%	6.8%	2.6%
週六	4.0%	2.1%	2.7%	3.5%	4.8%	7.3%	5.8%	2.0%
週日	5.7%	2.4%	3.1%	4.2%	5.9%	9.7%	9.5%	4.2%
連假前	4.7%	2.4%	3.1%	4.1%	5.6%	8.6%	7.7%	2.7%
連假首日	5.1%	2.7%	3.4%	4.3%	5.5%	8.1%	6.6%	2.2%
連假中	8.1%	2.9%	3.8%	5.0%	7.1%	12.8%	12.6%	6.0%
連假末日	7.1%	2.7%	3.5%	4.5%	6.3%	10.9%	11.1%	5.5%

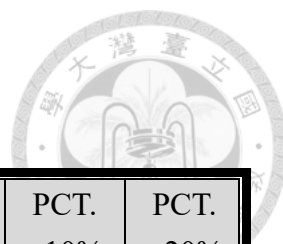


表 4-7 國 5 南向預測績效彙整表

日期型態	MEAN	MED.	Q60	Q70	Q80	Q90	PCT. >10%	PCT. >20%
週一	4.8%	2.5%	3.2%	4.2%	5.7%	8.7%	7.8%	2.6%
週二	4.4%	2.5%	3.2%	4.1%	5.5%	8.2%	6.7%	1.6%
週三	4.8%	2.5%	3.3%	4.4%	5.9%	8.9%	8.0%	2.3%
週四	5.0%	2.5%	3.3%	4.3%	5.9%	9.2%	8.4%	2.8%
週五	6.9%	2.9%	3.8%	5.1%	7.4%	13.0%	12.8%	5.0%
週六	9.5%	2.8%	3.8%	5.4%	8.6%	20.8%	17.7%	10.4%
週日	4.2%	2.5%	3.2%	4.0%	5.3%	7.9%	6.1%	1.3%
連假前	13.0%	4.2%	5.6%	8.3%	15.7%	30.9%	25.5%	15.7%
連假首日	22.3%	4.6%	6.2%	8.7%	13.6%	34.7%	26.4%	15.1%
連假中	9.2%	4.0%	5.1%	6.6%	9.1%	16.9%	16.8%	6.9%
連假末日	5.1%	2.9%	3.8%	5.0%	6.8%	10.2%	10.1%	2.3%

表 4-8 國 5 北向預測績效彙整表

日期型態	MEAN	MED.	Q60	Q70	Q80	Q90	PCT. >10%	PCT. >20%
週一	7.9%	3.2%	4.1%	5.4%	7.4%	12.9%	13.1%	5.5%
週二	5.8%	3.1%	4.0%	5.1%	6.7%	10.6%	10.5%	4.0%
週三	5.3%	2.8%	3.6%	4.7%	6.3%	9.7%	9.4%	3.3%
週四	5.6%	2.9%	3.7%	4.8%	6.4%	9.7%	9.4%	3.2%
週五	5.5%	2.8%	3.6%	4.8%	6.5%	10.2%	10.1%	3.8%
週六	7.8%	3.3%	4.3%	5.6%	7.7%	14.6%	14.6%	6.9%
週日	11.2%	3.5%	4.8%	6.6%	10.2%	23.4%	20.4%	11.4%
連假前	7.3%	2.9%	3.8%	5.0%	6.7%	10.1%	9.7%	3.1%
連假首日	4.5%	3.7%	4.5%	5.5%	6.9%	9.2%	7.7%	0.5%
連假中	21.3%	4.4%	6.0%	8.2%	12.6%	27.1%	24.0%	12.2%
連假末日	26.0%	4.8%	6.4%	9.3%	15.1%	33.0%	27.9%	15.9%



第五章 交管措施評估

5.1 交管措施評估方法

第四章的預測成果已經說明了模型具有一定的預測能力，本章則希望進一步將模型應用於交管措施的評估中。2.4 一節中提到卷積神經網路的解釋方法大致可區分為梯度基礎、擾動基礎與近似基礎方法，但其中梯度基礎與近似基礎方法都較適用於輸入為圖片的問題上，不適用於本研究提出的圖片基礎速度問題，僅擾動基礎的方法較為適用，即透過改變輸入觀察輸出的方法解釋模型。

以本研究而言，由於交管措施係以獨熱編碼成不同的欄位，而擾動基礎的模型解釋方法能夠檢視特定變數在模型中產生的影響，也能夠觀察到特定交管措施所造成的影響。

本研究提出擾動基礎模型解釋的交管措施評估方法，評估流程如下：

1. 針對各交管措施，找出資料集中實施交管措施的日期。
2. 將該日對應的輸入向量輸入至模型中產出時空圖 1。
3. 將上述的輸入向量中該交管措施的欄位設為 0 其餘欄位不變，再輸入至模型中產出時空圖 2。
4. 計算時空圖 1 減去時空圖 2 得到時空圖速差。
5. 彙總所有實施該交管措施的日期並計算平均時空圖速差。

透過上述步驟可以得到真實輸入向量在模型中啟用前後的差異，並將所有含該交管措施的日期的啟用前後差異彙總成平均而言交管措施造成的影響，下一節便針對各交管措施與平均影響進行探討。



5.2 交管措施影響

5.2.1 入口匝道封閉

連假期間國道若干交流道的入口匝道時有封閉的措施，於訓練資料期間（110年3月15至113年1月31日）共有30項入口匝道封閉措施，彙整如表5-1，特定國道及車行方向實施入口匝道封閉的交流道大致相同，如圖3雙向實施的交流道主要為西濱和名間，但是封閉時段在不同連假間常有調整，須將其視為不同的交管措施：

表 5-1 入口匝道封閉措施彙整表

項次	國道/方向	封閉時段	交流道
1	國 1 南向	0-12 時	平鎮系統
2		0-12 時	埔鹽系統
3		0-24 時	平鎮系統
4		0-24 時	埔鹽系統
5		12-21 時	王田
6		6-12 時	內湖至頭份
7		7-19 時	王田
8	國 1 北向	0-24 時	埔鹽系統
9		12-21 時	仁德
10		12-21 時	王田
11		12-21 時	虎尾
12		12-21 時	埔鹽系統
13		12-24 時	埔鹽系統
14		13-18 時	官田系統至竹南
15		7-19 時	仁德
16		7-19 時	王田
17		7-19 時	虎尾
18	7-24 時	埔鹽系統	
19	國 3 南向	7-19 時	名間
20		12-21 時	名間
21	國 3 北向	0-24 時	西濱
22		12-21 時	名間

項次	國道/方向	封閉時段	交流道
23		12-21 時	西濱
24		12-24 時	西濱
25		7-19 時	名間
26		7-24 時	西濱
27	國 5 南向	0-12 時	石碇
28		0-12 時	坪林
29		5-12 時	石碇
30		5-12 時	坪林

針對上述各項交管措施，以第三章建構的圖基礎速度預測模型搭配 5.1 模型解釋方法進一步檢視後，其平均影響以及模型學習結果討論分述如下。

國 1 南向 0-12 時平鎮系統封閉共實施 15 日，實施日期主要在連假首日、連假第二日、初一、初二等連假初期，透過模型學習措施的影響如圖 5-1，交管措施實施的區域係在 60K 周邊，前述區域約 10-12 時之間則可以發現速度有明顯上升，圖中其它區域明顯速度下降或是上升的部分則主要是模型學習到了實施該項交管措施的日期中的其它車流態樣。

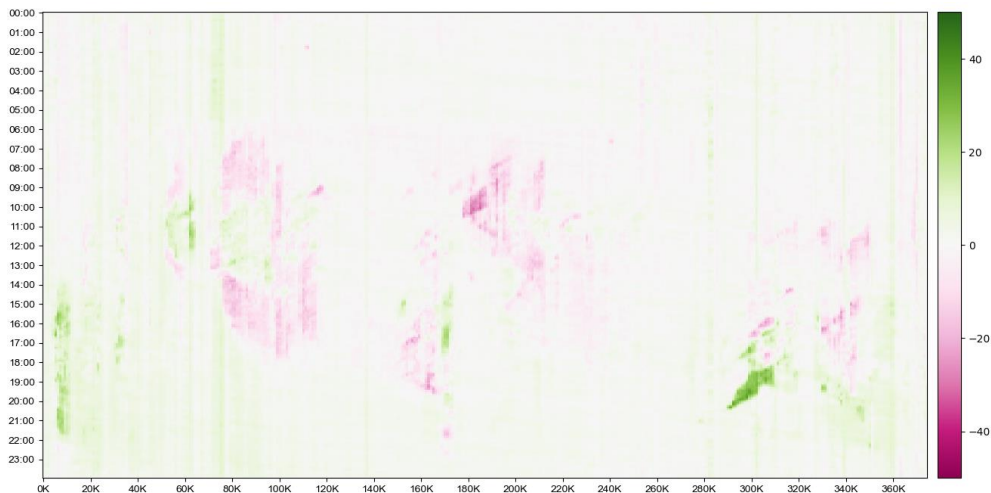


圖 5-1 國 1 南向 0-12 時平鎮系統封閉

圖 1 南向 0-12 時埔鹽系統封閉共實施 20 日，實施日期主要在連假首日、連假第二日、初一、初二等連假初期，透過模型學習措施的影響如圖 5-2，交管措施實施的區域係在 207K 周邊，前述區域從 0-12 時之區域都沒有明顯作用，反而是下游的路段在 9-12 時有明顯有速度下降的狀況。

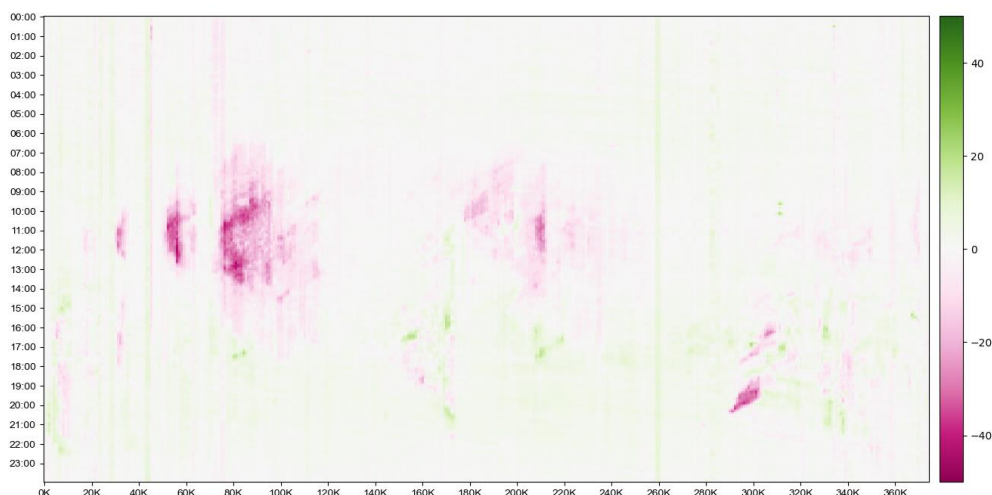


圖 5-2 國 1 南向 0-12 時埔鹽系統封閉

國 1 南向 0-24 時平鎮系統封閉僅實施 5 日，實施日期主要在連假首日及連假第二日，透過模型學習措施的影響如圖 5-3，交管措施實施的區域係在 60K 周邊，前述區域全日都呈現速度上升，下游路段在 10-12 時有明顯速度上升，但除此之外影響的範圍沒有明顯擴及到上下游的路段。

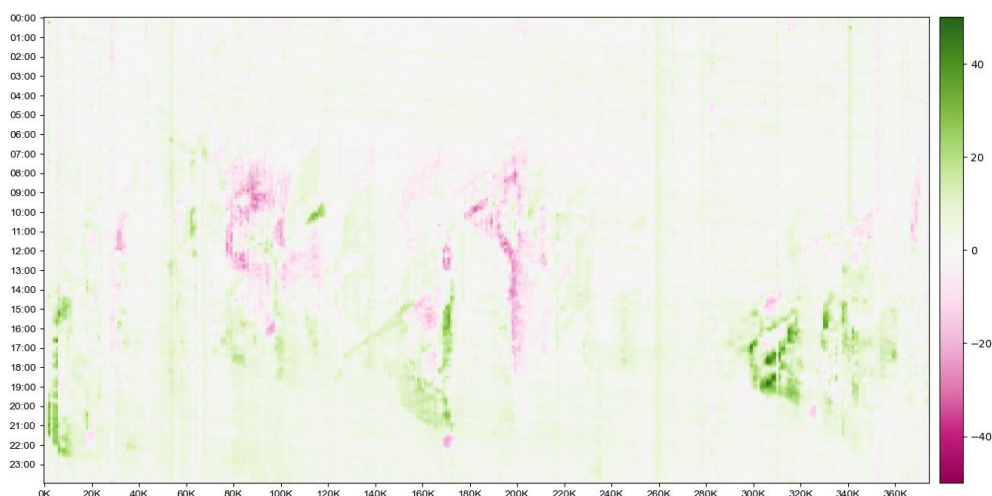


圖 5-3 國 1 南向 0-24 時平鎮系統封閉

圖 1 南向 0-24 時埔鹽系統封閉僅實施 6 日，實施日期主要在連假首日及連假第二日，透過模型學習措施的影響如圖 5-4，交管措施實施的區域係在 207K 周邊，前述區域在全日都沒有明顯速度上升的趨勢，反而模型學習到明顯速度下降的狀況，但該項交管措施實施的天數較少，模型較有可能因為學習到特定若干日期的狀況。整體而言該項交管措施看不出明顯影響。

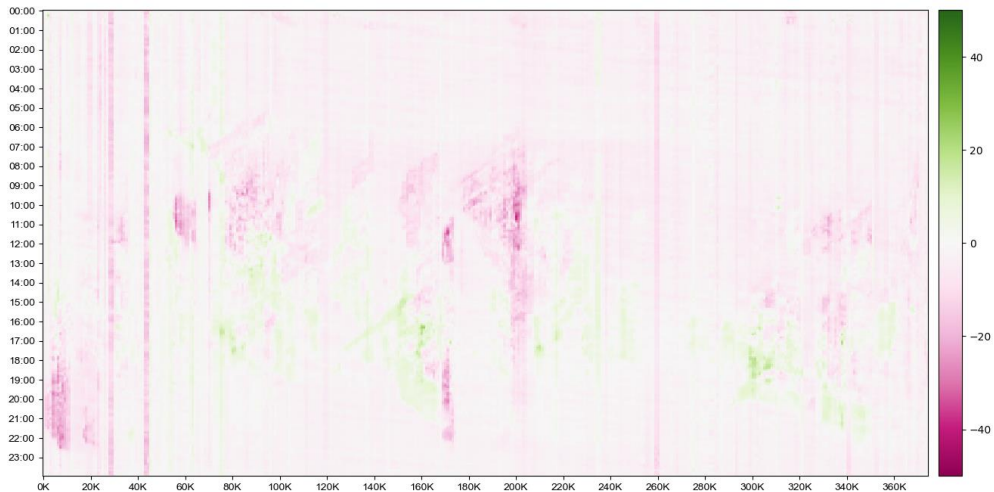


圖 5-4 國 1 南向 0-24 時埔鹽系統封閉

國 1 南向 12-21 時王田封閉僅實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-5，交管措施實施的區域係在 189K 周邊，實施天數少，從圖上看不出明顯作用，也難以斷定係由交管措施導致。

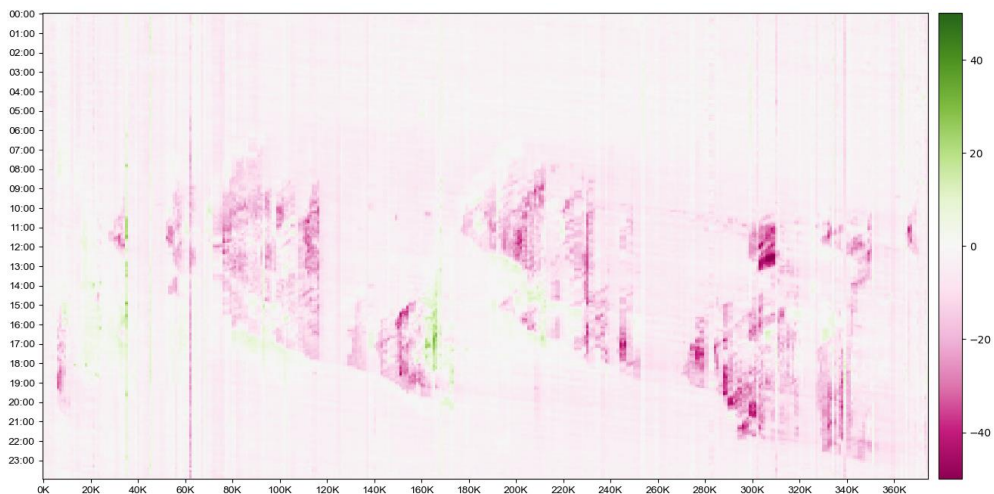


圖 5-5 國 1 南向 12-21 時王田封閉



圖 1 南向 7-19 時王田封閉僅實施 3 日，實施日期在 111 年的初三至初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-6，交管措施實施的區域係在 189K 周邊，實施天數少，從圖上看不出明顯作用，也難以斷定係由交管措施導致。

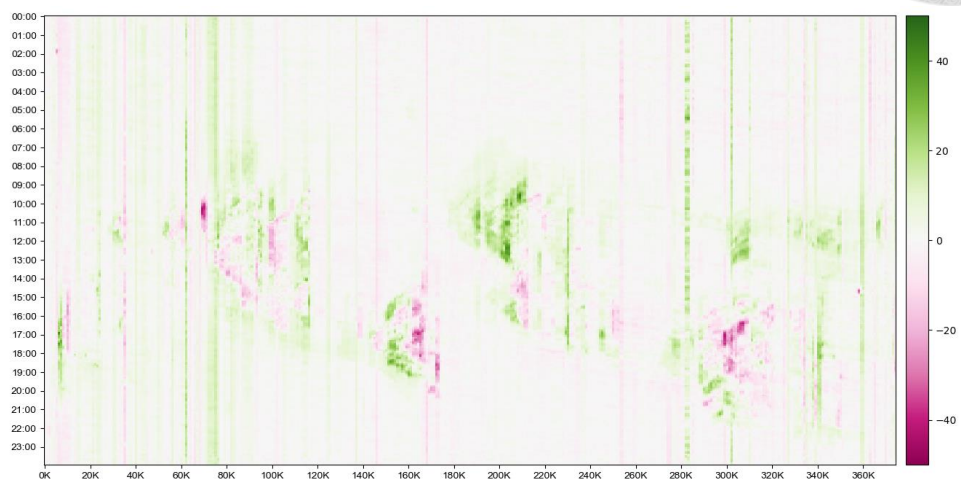


圖 5-6 國 1 南向 7-19 時王田封閉

圖 1 北向 0-24 時埔鹽系統封閉在資料集中共實施 6 日，實施日期主要在連假倒數第二日及連假末日，透過模型學習措施的影響如圖 5-7，交管措施實施的區域係在 207K 周邊，從圖中看不出明顯的作用。

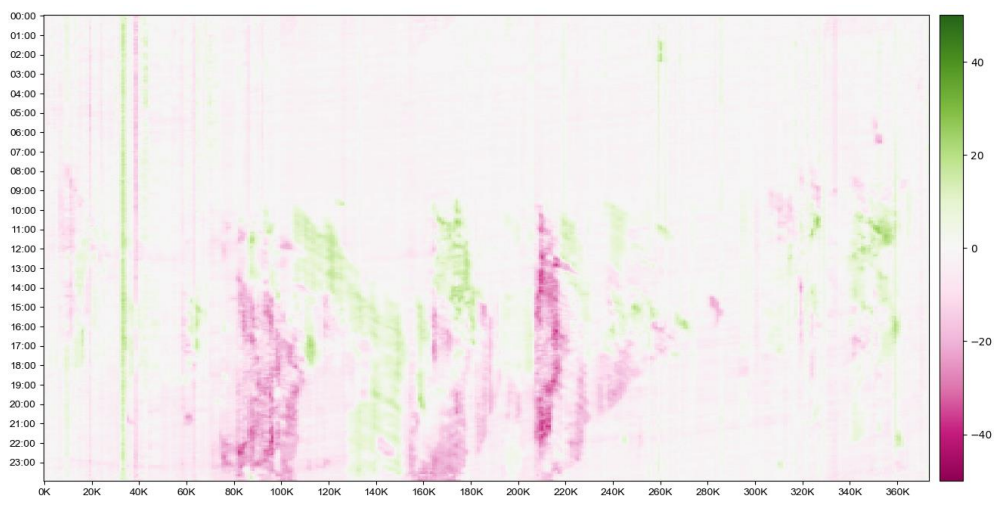


圖 5-7 國 1 北向 0-24 時埔鹽系統封閉



國 1 北向 12-21 時仁德封閉在資料集中僅實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-8，交管措施實施的區域係在 327K 周邊，從圖中看不出明顯的作用。

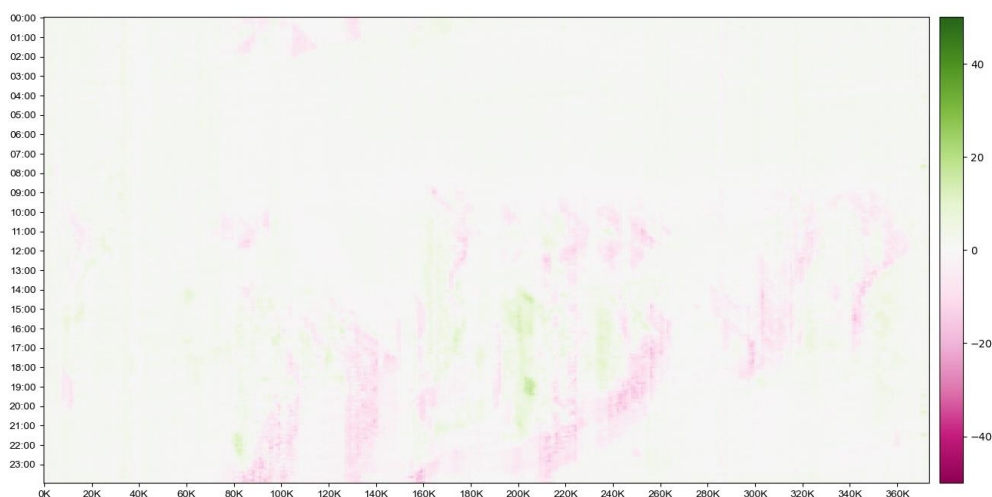


圖 5-8 國 1 北向 12-21 時仁德封閉

國 1 北向 12-21 時王田封閉在資料集中共實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-9，交管措施實施的區域係在 189K 周邊，從圖中看不出明顯的作用。

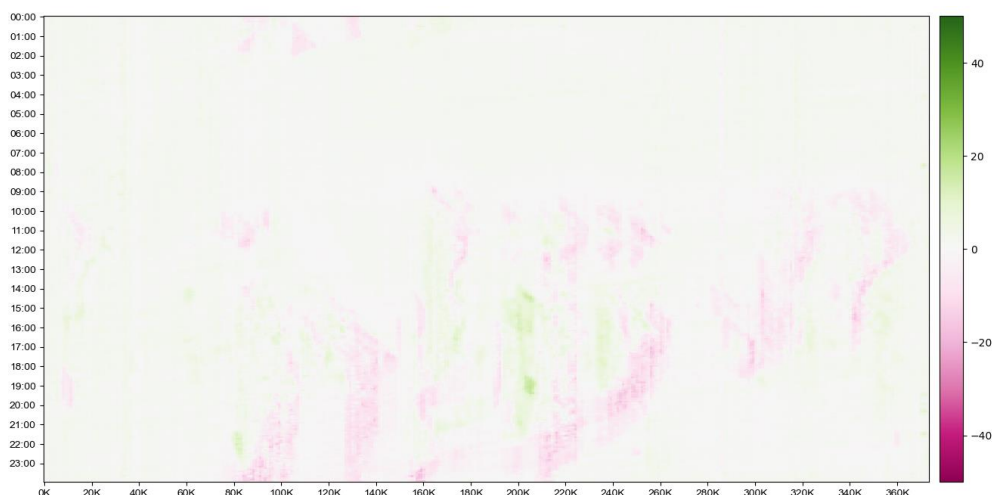


圖 5-9 國 1 北向 12-21 時王田封閉



國 1 北向 12-21 時虎尾封閉在資料集中共實施 13 日，實施日期主要在連假倒數第二日、連假末日、初三至初五等連假末期，透過模型學習措施的影響如圖 5-10，交管措施實施的區域係在 235K 周邊，從圖中看不出明顯的作用。

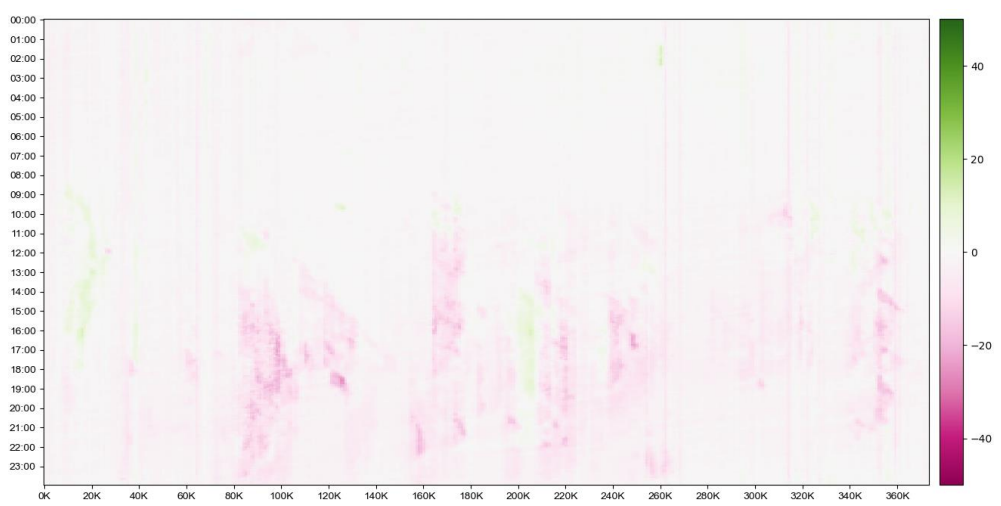


圖 5-10 國 1 北向 12-21 時虎尾封閉

國 1 北向 12-21 時埔鹽系統封閉在資料集中共實施 10 日，實施日期主要在連假倒數第二日及連假末日，透過模型學習措施的影響如圖 5-11，交管措施實施的區域係在 207K 周邊，前述區域在 14-19 時之間能些微看出速度上升。

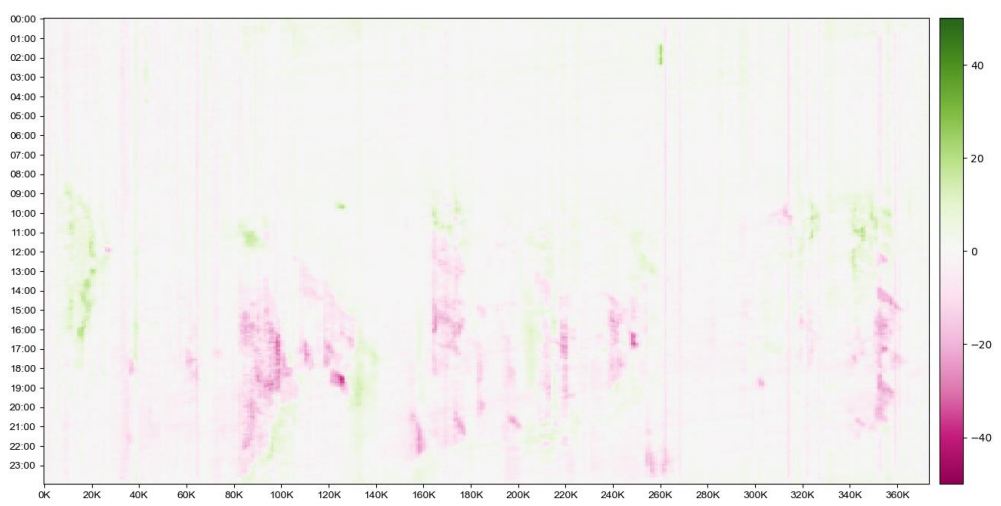


圖 5-11 國 1 北向 12-21 時埔鹽系統封閉

國 1 北向 12-24 時埔鹽系統封閉在資料集中僅實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-12，交管措施實施的區域係在 207K 周邊，前述區域的靠下游路段在 14-19 時之間能些微看出速度上升。

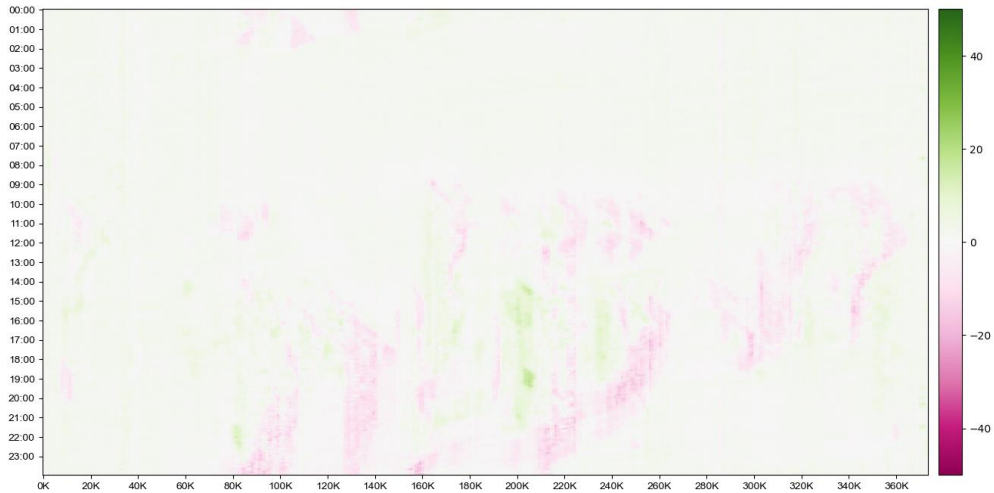


圖 5-12 國 1 北向 12-24 時埔鹽系統封閉

國 1 北向 7-19 時仁德封閉在資料集中共實施 3 日，實施日期在 111 年的初三至初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-13，交管措施實施的區域係在 327K 周邊，實施天數少，雖能看出些微速度上升趨勢，但難以斷定係由交管措施導致。

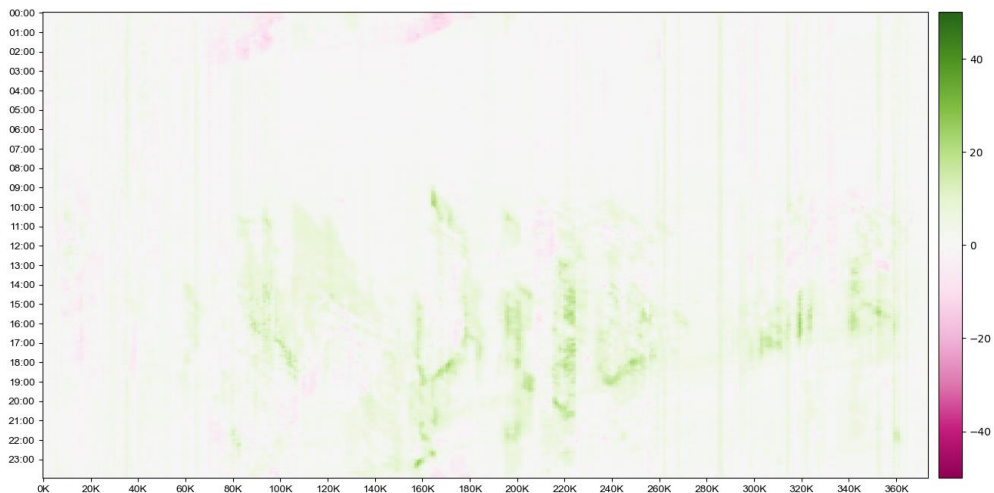


圖 5-13 國 1 北向 7-19 時仁德封閉

國 1 北向 7-19 時王田封閉在資料集中共實施 3 日，在 111 年的初三至初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-14，交管措施實施的區域係在 189K 周邊，實施天數少，雖能看出些微速度上升趨勢，但難以斷定係由交管措施導致。

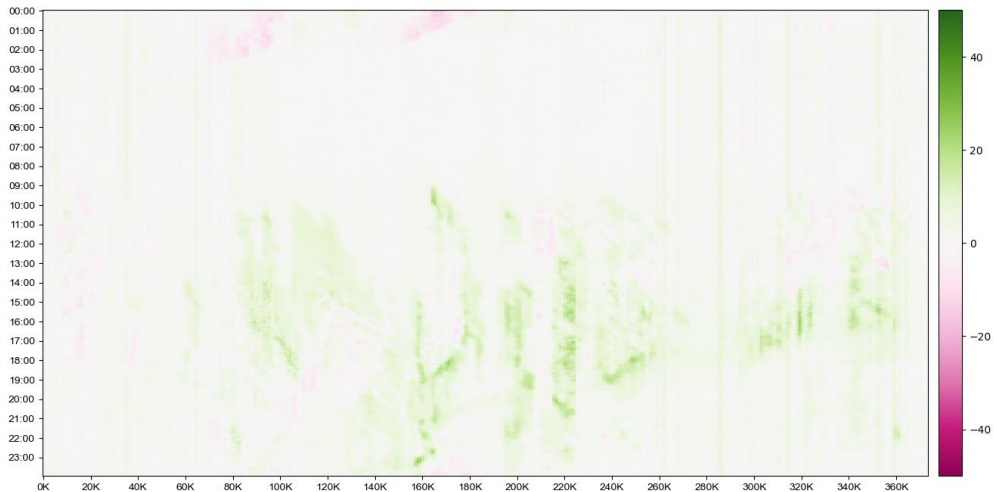


圖 5-14 國 1 北向 7-19 時王田封閉

國 1 北向 7-19 時虎尾封閉在資料集中共實施 17 日，實施日期主要在連假倒數第二日、連假末日、初三至初五等連假末期，透過模型學習措施的影響如圖 5-15，交管措施實施的區域係在 189K 周邊，從圖中看不出明顯的作用。

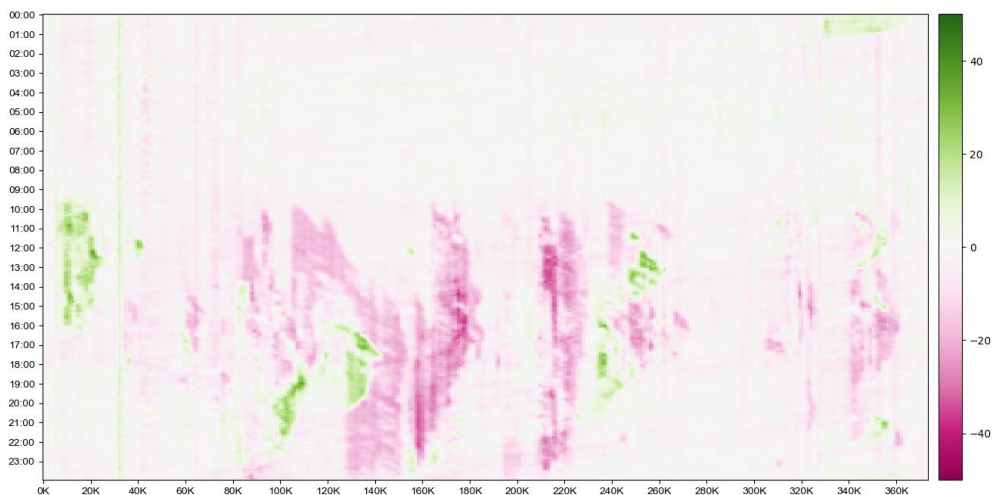


圖 5-15 國 1 北向 7-19 時虎尾封閉

國 1 北向 7-24 時埔鹽系統封閉在資料集中共實施 13 日，實施日期主要在連假倒數第二日、連假末日、初三至初五等連假末期，透過模型學習措施的影響如圖 5-16，交管措施實施的區域係在 207K 周邊，前述區域在 09-19 時之間有明顯速度上升的狀況，但除此之外影響的範圍沒有明顯擴及到上下游路段。

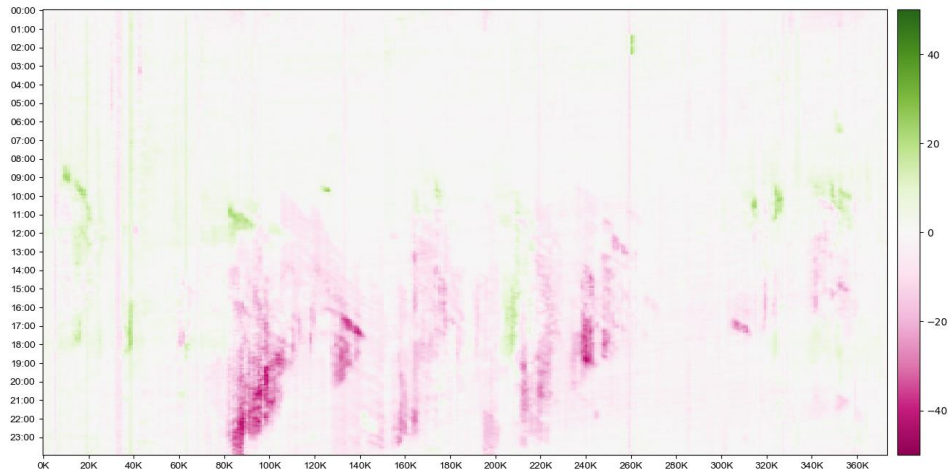


圖 5-16 國 1 北向 7-24 時埔鹽系統封閉

國 3 南向 7-19 時名間封閉在資料集中共實施 7 日，實施日期主要在連假倒數第二日、連假末日、初三至初五等連假末期，透過模型學習措施的影響如圖 5-17，交管措施實施的區域主要在 237K 周邊，前述區域在 09-13 時之間有速度明顯上升的情形，上游路段也有速度上升的情形。

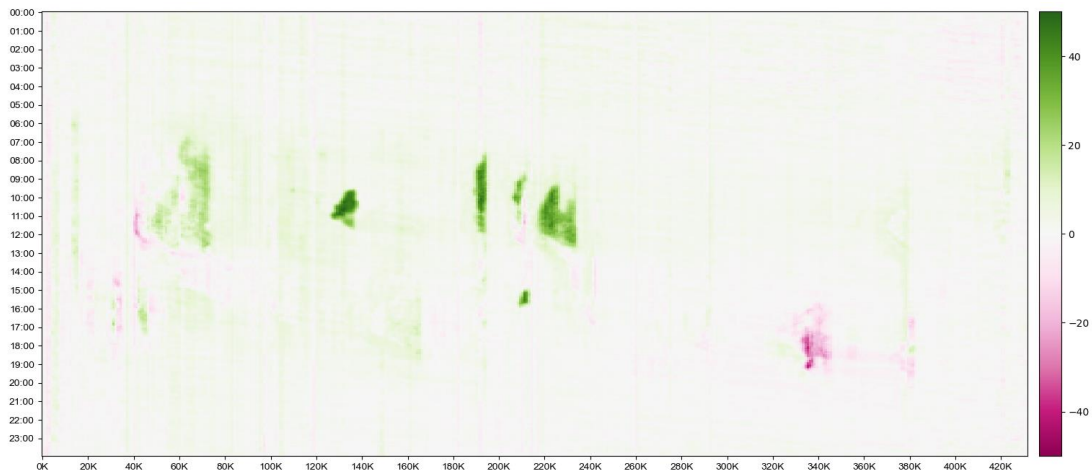


圖 5-17 國 3 南向 7-19 時名間封閉



圖 3 南向 12-21 時名間封閉在資料集中僅實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-18，交管措施實施的區域主要在 237K 周邊，實施天數少，圖上看不出明顯作用。

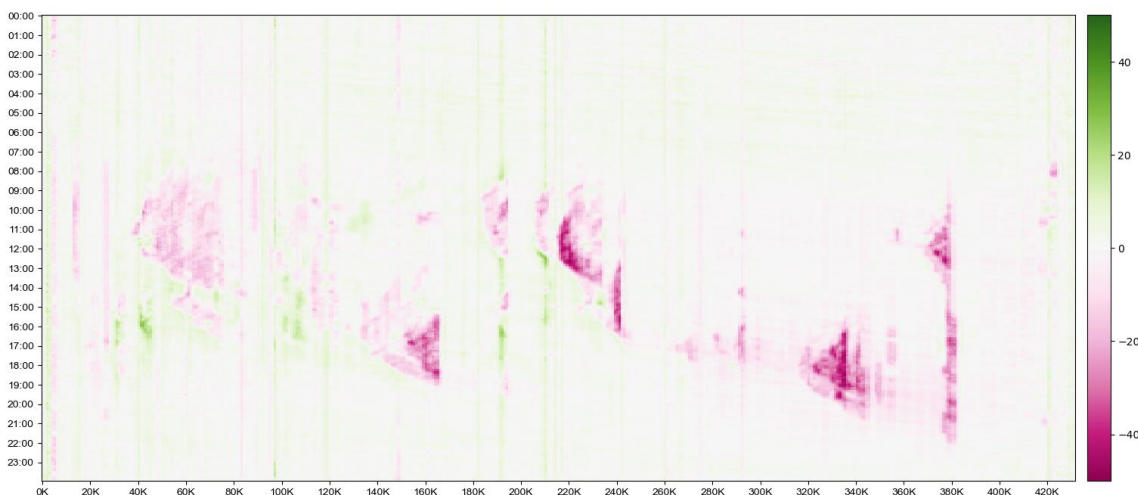


圖 5-18 國 3 南向 12-21 時名間封閉

圖 3 北向 0-24 時西濱封閉在資料集中共實施 6 日，實施日期主要在連假倒數第二日及連假末日，透過模型學習措施的影響如圖 5-19，交管措施實施的區域主要在 115K 周邊，圖上看不出明顯作用，且反而呈現些微速度下降的情形。

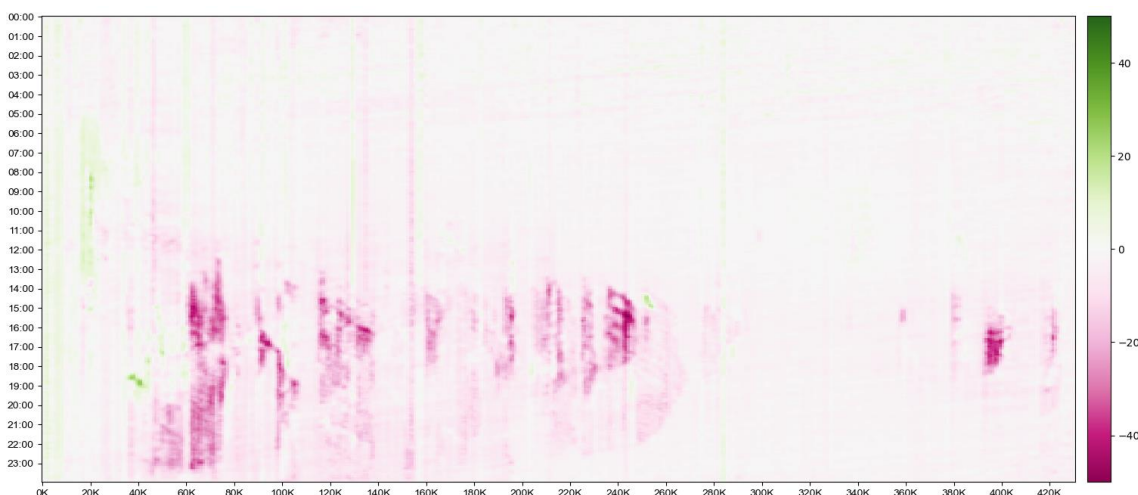


圖 5-19 國 3 北向 0-24 時西濱封閉



圖 3 北向 12-21 時名間封閉在資料集中僅實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-20，交管措施實施的區域主要在 237K 周邊，前述區域在 14-18 時之間有明顯速度上升的情形。

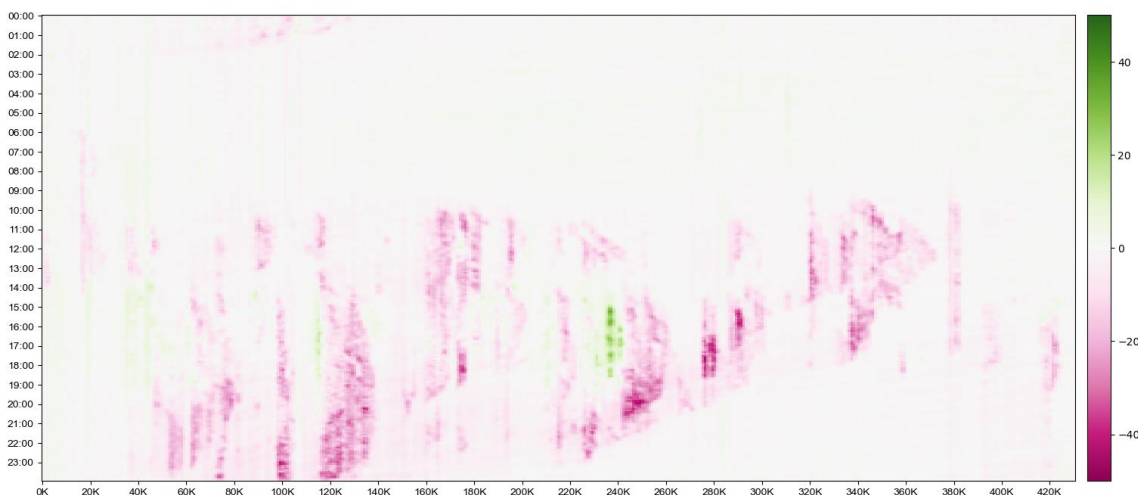


圖 5-20 國 3 北向 12-21 時名間封閉

國 3 北向 12-21 時西濱封閉在資料集中共實施 10 日，實施日期主要在連假倒數第二日及連假末日，透過模型學習措施的影響如圖 5-21，交管措施實施的區域主要在 115K 周邊，圖上看不出明顯作用，且反而呈現些微速度下降的情形。

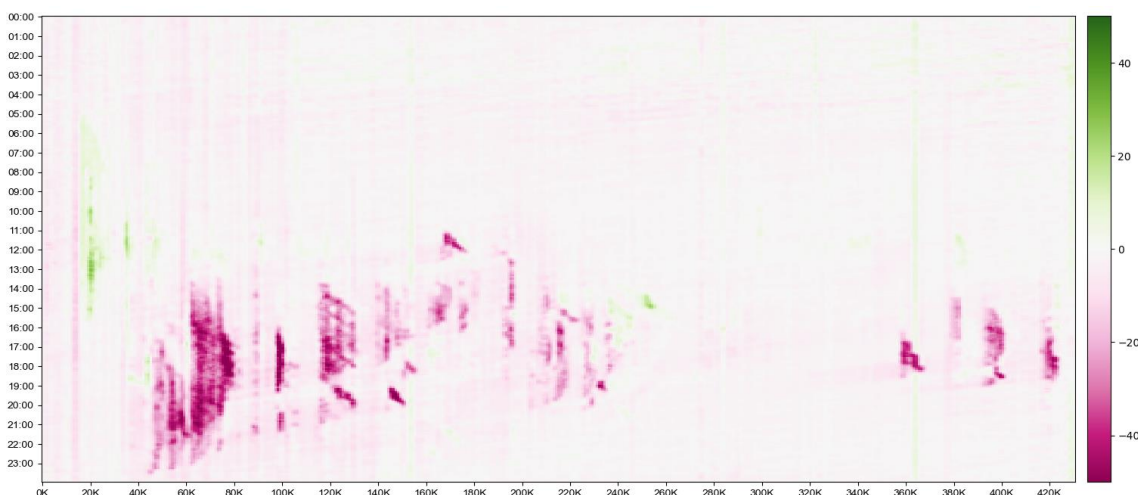


圖 5-21 國 3 北向 12-21 時西濱封閉



圖 3 北向 12-24 時西濱封閉在資料集中僅實施 3 日，實施日期在 112 年初三至初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-22，交管措施實施的區域主要在 115K 周邊，前述區域在 15-19 時之間些微速度上升的情形。

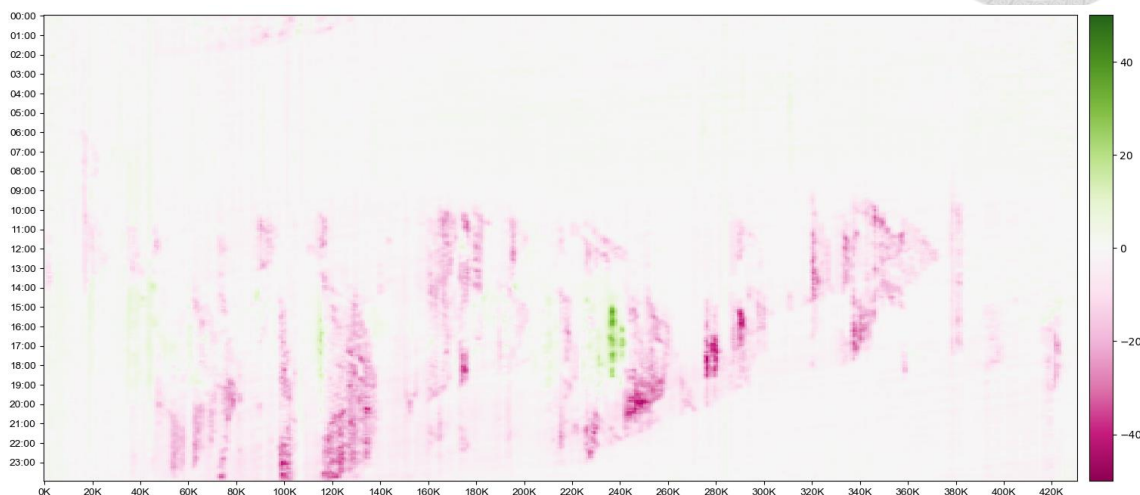


圖 5-22 國 3 北向 12-24 時西濱封閉

國 3 北向 7-19 時名間封閉在資料集中共實施 7 日，實施日期主要在連假倒數第二日、連假末日、初三至初五等連假末期，透過模型學習措施的影響如圖 5-23，交管措施實施的區域主要在 237K 周邊，前述區域在 15-19 時之間有明顯速度上升的情形，但 19 時後周邊區域有些微速度下降趨勢，實施該項交管措施須特別注意實施後對車流的影響。

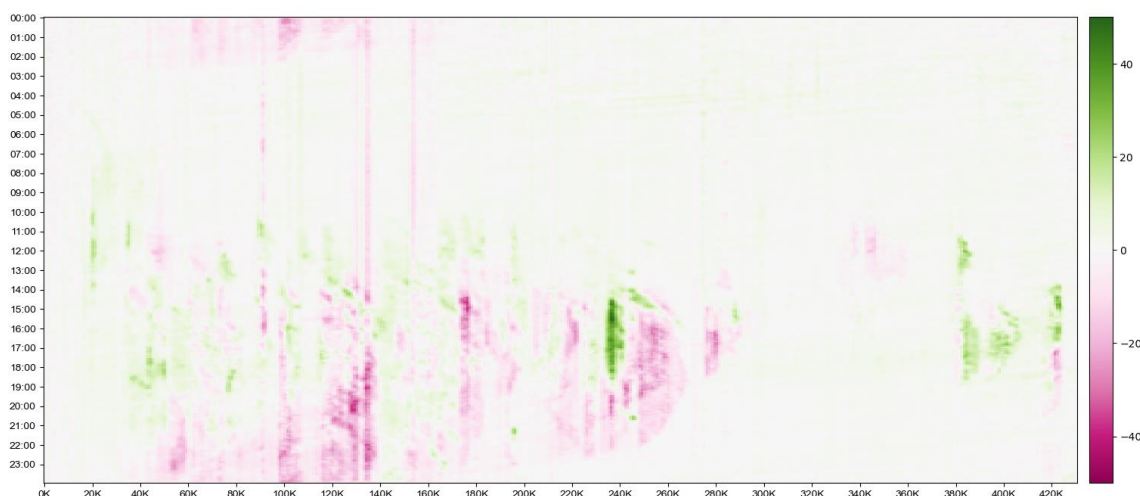


圖 5-23 國 3 北向 7-19 時名間封閉



圖 3 北向 7-24 時西濱封閉在資料集中共實施 13 日，實施日期主要在連假倒數第二日、連假末日、初三至初五等連假末期，透過模型學習措施的影響如圖 5-24，交管措施實施的區域主要在 115K 周邊，圖上看不出明顯作用，反而呈現些微速度下降的情形。

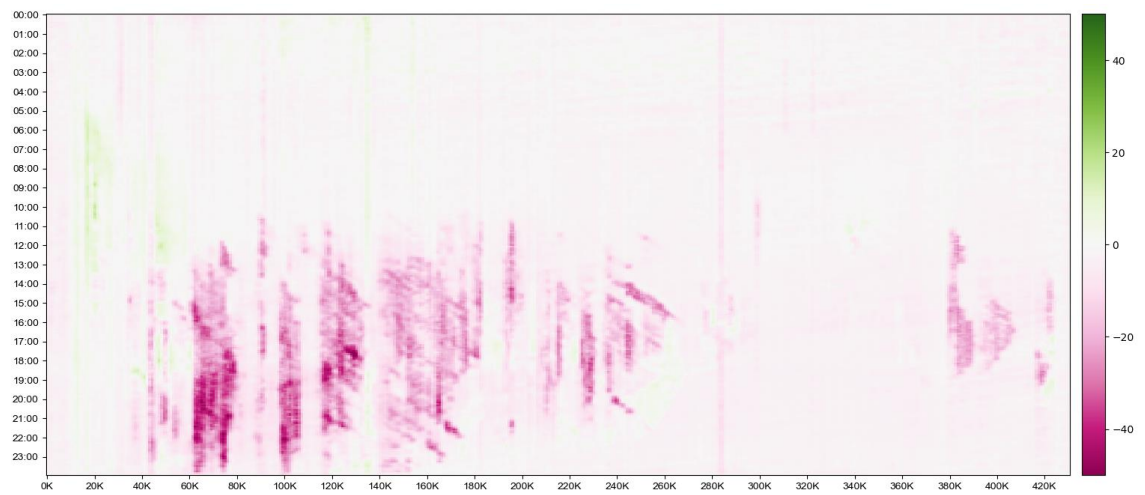


圖 5-24 國 3 北向 7-24 時西濱封閉

圖 5 南向 0-12 時石碇與坪林封閉在資料集中共實施 26 日，實施日期主要在連假首日、連假第二日、初一至初三等連假初期，模型學習措施的影響如圖 5-25，交管措施實施的區域主要在 4K 至 14K 周邊，前述區域在 11-13 時之間有些微速度上升的情形，但差異並不明顯。

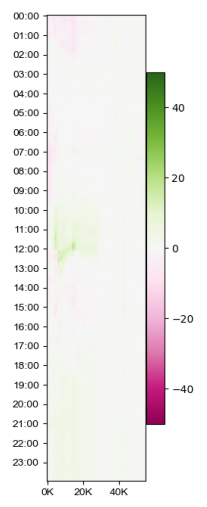


圖 5-25 國 5 南向 0-12 時石碇與坪林封閉

圖 5 南向 5-12 時石碇與坪林封閉在資料集中共實施 12 日，實施日期主要在連假首日、連假第二日、初一至初三等連假初期，模型學習措施的影響如圖 5-26，交管措施實施的區域主要在 4K 至 14K 周邊，前述區域在 11-13 時之間有些微速度上升的情形，但差異並不明顯。

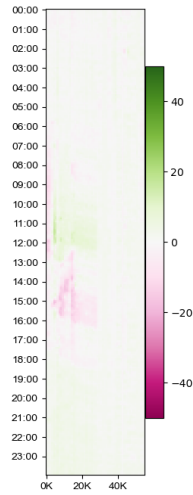


圖 5-26 國 5 南向 5-12 時石碇與坪林封閉



5.2.2 入口高乘載管制

連假期間國道若干交流道的入口匝道時有高乘載管制措施，於訓練資料期間（110年3月15至113年1月31日）共有10項入口高乘載管制措施，彙整如表5-2，特定國道及車行方向實施入口高乘載管制的交流道大致相同，如國5北向蘇澳至頭城，但實施時段在不同連假間常有調整，須將其視為不同的交管措施：

表 5-2 入口高乘載管制彙整表

項次	國道/方向	封閉時段	交流道
1	國1南向	6-12時	內湖至頭份
2	國1北向	13-18時	下營系統至頭份
4		13-18時	高雄端至湖口
5	國3南向	6-12時	木柵至香山
6	國3北向	13-18時	九如至大溪
7	國5南向	6-12時	南港系統
8	國5北向	13-18時	蘇澳至頭城
9		14-21時	蘇澳至頭城
10		15-20時	蘇澳至頭城

針對上述各項交管措施，以第三章建構的圖基礎速度預測模型搭配5.1模型解釋方法進一步檢視後，其平均影響以及模型學習結果討論分述如下。

國1南向6-12時內湖至頭份高乘載共實施6日，實施日期主要在連假首日，透過模型學習措施的影響如圖5-27，交管措施實施的區域係在17K至110K周邊，前述區域在實施交管措施期間有很明顯的速度上升，從6時實施高乘載開始，由上游17K往下游110K漸漸提升速度，但實施前後有速度下降的情形，實施前部分車流壅塞的情形影響到實施期間的車流，整體而言該項交管措施有效但須特別關注對非實施區域的影響。

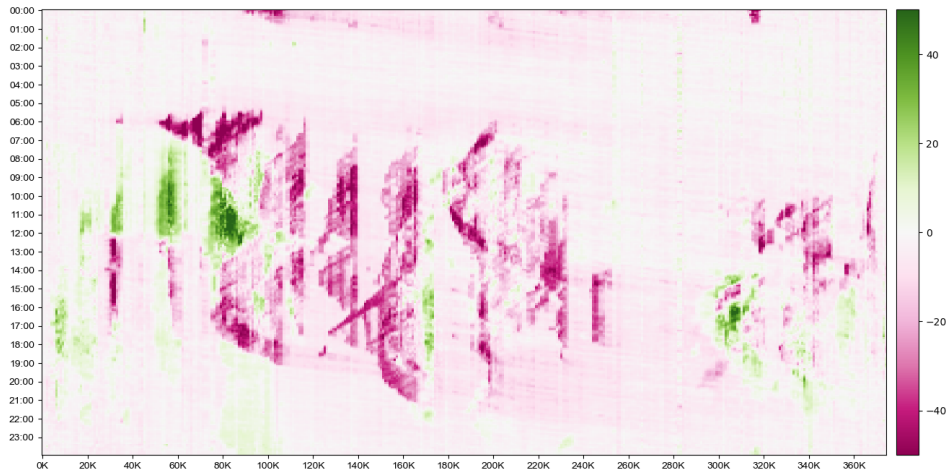
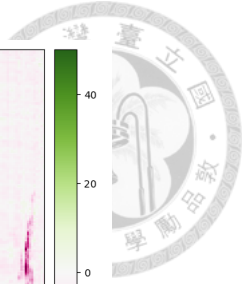


圖 5-27 國 1 南向 6-12 時內湖至頭份入口高乘載管制

國 1 北向 13-18 時高雄端至湖口高乘載在資料集中僅實施 2 日，實施日期在 111 年的初四及初五，透過模型學習措施的影響如圖 5-28，交管措施實施的區域從 83K 至 375K，前述區域在 13-18 時之間有若干區域呈現速度上升的趨勢，但該項交管措施實施天數較少，若須判斷是否由交管措施導致則需要更多資料輸入至模型中。

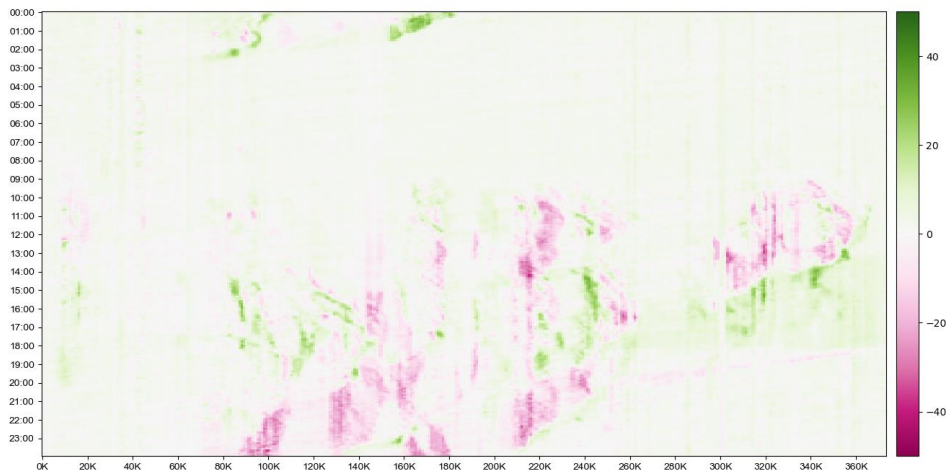


圖 5-28 國 1 北向 13-18 時高雄端至湖口入口高乘載管制



國 1 北向 13-18 時下營系統至頭份高乘載在資料集中僅實施 1 日，實施日期在 112 年的初四，透過模型學習措施的影響如圖 5-29，由於僅實施 1 日，難以判斷目前呈現的態樣是否係交管措施導致。

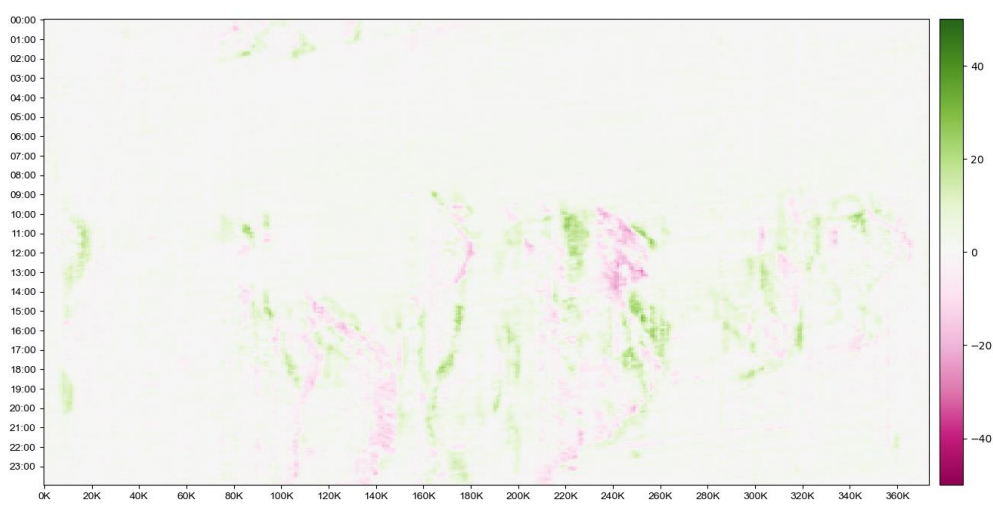


圖 5-29 國 1 北向 13-18 時下營系統至頭份入口高乘載管制

國 3 南向 6-12 時木柵至香山高乘載在資料集中共實施 6 日，實施日期主要在連假首日，透過模型學習措施的影響如圖 5-30，交管措施實施的區域從 20K 至 109K，前述區域中從 40K 至 75K 約 7-13 時有非常明顯速度上升的情形，從上游約 40K 逐漸擴散至下游約 75K。

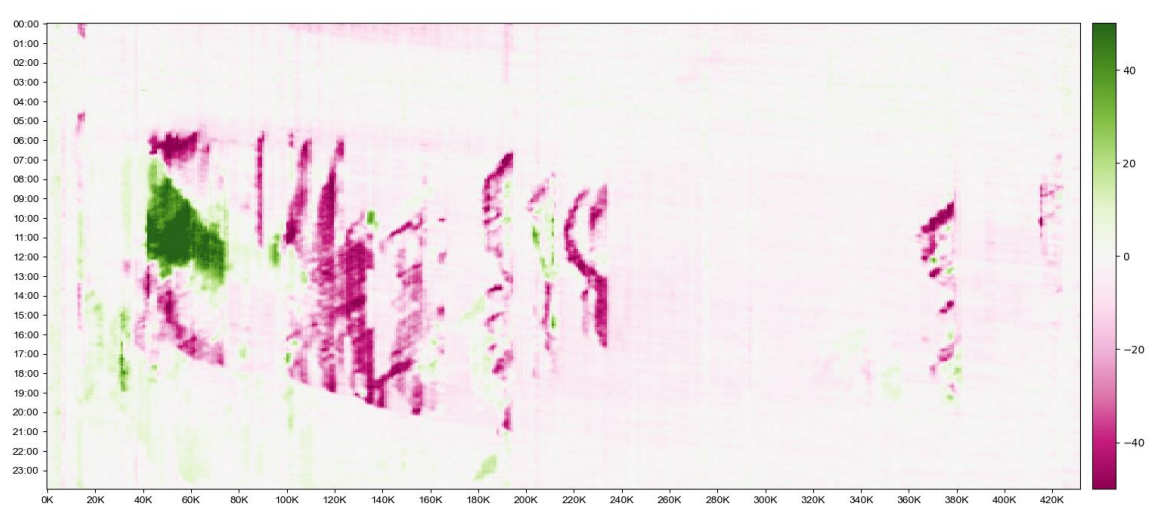


圖 5-30 國 3 南向 6-12 時木柵至香山入口高乘載管制

國 3 北向 13-18 時九如至大溪高乘載在資料集中僅實施 2 日，實施日期在 111 年的初三及初四，透過模型學習措施的影響如圖 5-31，交管措施實施的區域從 62K 至 391K，前述區域從 13-18 時有若干區域呈現速度上升的趨勢，但該項交管措施實施天數較少，若須判斷是否由交管措施導致則需要更多資料輸入至模型中。

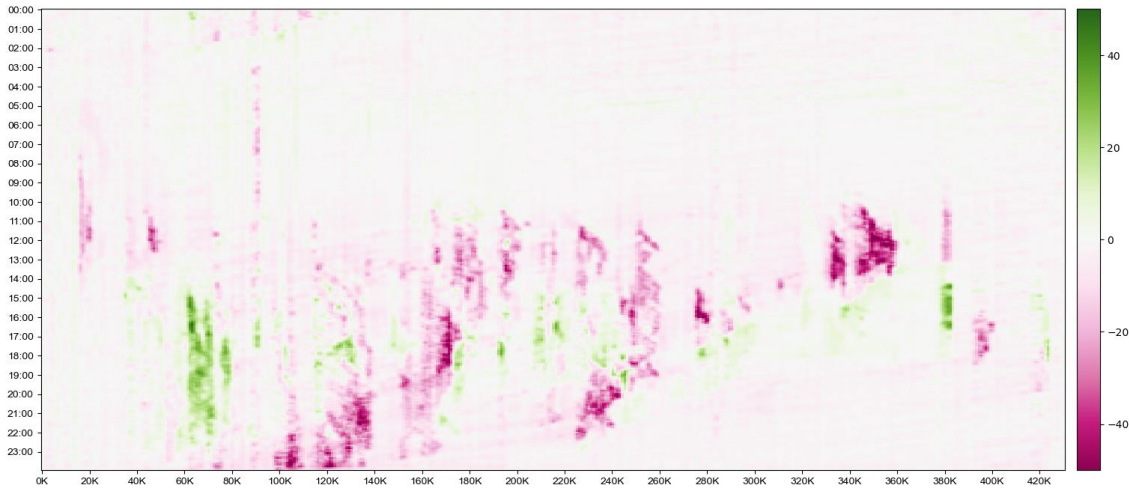


圖 5-31 國 3 北向 13-18 時九如至大溪入口高乘載管制

國 5 南向 6-12 時南港系統高乘載在資料集中共實施 11 日，實施日期主要在連假首日及連假第二日，模型學習措施的影響如圖 5-32，交管措施實施的區域在 0K 周邊，前述區域在 6-12 時有明顯呈現速度上升的趨勢。

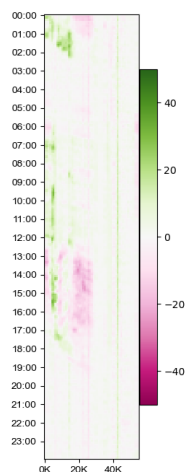


圖 5-32 國 5 南向 6-12 時南港系統入口高乘載管制

國 5 北向 14-21 時蘇澳至頭城高乘載在資料集中共實施 27 日，實施日期主要在連假末日、連假倒數第二日、初三至初五等連假末期，透過模型學習措施的影響如圖 5-33，交管措施實施的區域從 30K 至 54K，前述區域中 30K 在實施高乘載前後有明顯從速度下降變為速度上升的趨勢，雖然可以看出實施高乘載期間車流速度較高，但尚未實施交管措施前的壅塞可能也是由於該項措施導致。

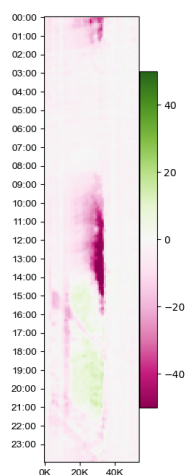


圖 5-33 國 5 北向 14-21 時蘇澳至頭城入口高乘載管制

國 5 北向 15-20 時蘇澳至頭城高乘載在資料集中共實施 11 日，實施日期主要在清明前的週日、連假末日、初三至初六等連假末期，透過模型學習措施的影響如圖 5-34，與國 5 北向 14-21 時蘇澳狀況類似，30K 在實施高乘載前後有明顯從速度下降變為速度上升的趨勢。

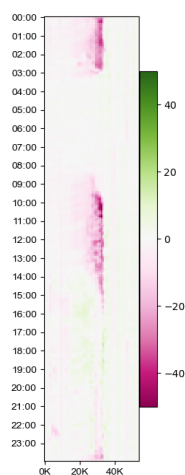


圖 5-34 國 5 北向 15-20 時蘇澳至頭城入口高乘載管制



5.2.3 收費措施調整

連假期間國道時有收費措施調整策略，於訓練資料期間（110 年 3 月 15 至 113 年 1 月 31 日）共有 4 項收費措施調整策略，包含 0-5 時暫停收費、0-10 時暫停收費、單一費率再 7 折、單一費率 75 折無每日 20 公里優惠等措施。

0-5 時暫停收費共實施 72 日，對於各國道的影響如圖 5-35 至圖 5-40，由於連假期間幾乎都會實施，模型沒有學習到特別的態樣或影響。



圖 5-35 國 1 南向 0-5 時暫停收費

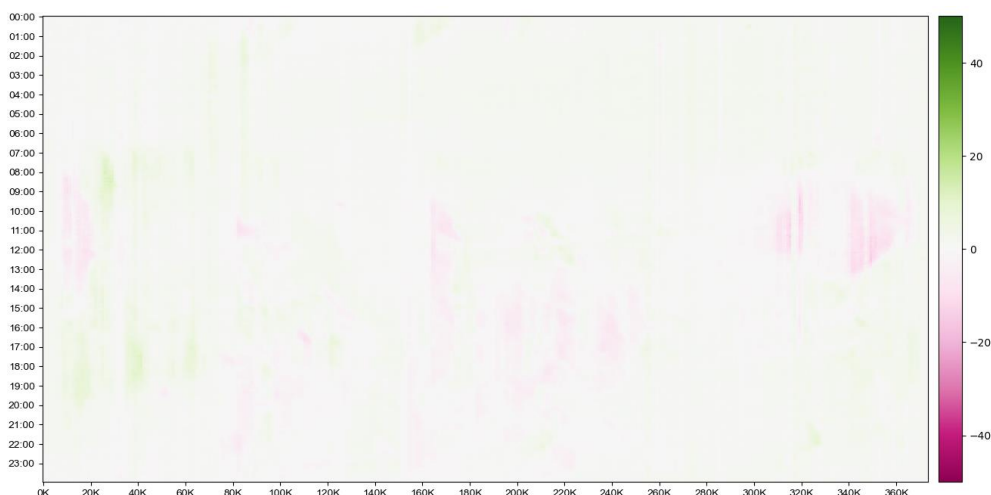


圖 5-36 國 1 北向 0-5 時暫停收費

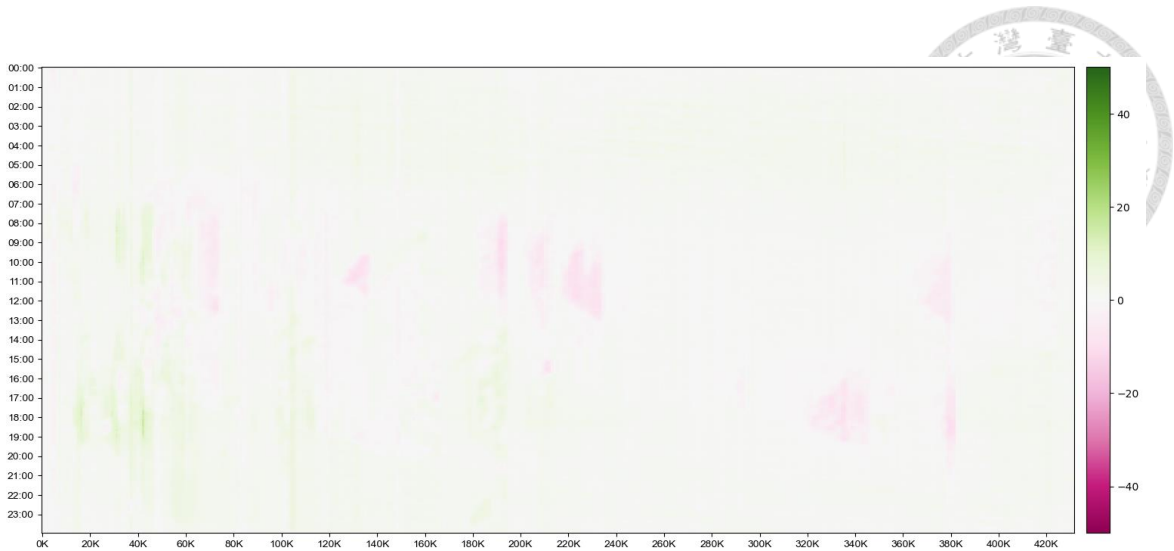


圖 5-37 國 3 南向 0-5 時暫停收費



圖 5-38 國 3 北向 0-5 時暫停收費

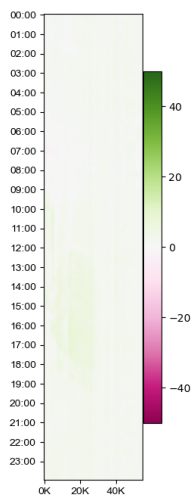


圖 5-39 國 5 南向 0-5 時暫停收費

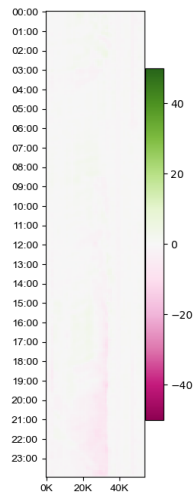


圖 5-40 國 5 北向 0-5 時暫停收費

0-10 時暫停收費在資料集中僅實施 2 日，實施日期包含 110 年清明及 110 中秋連假末日，對於各國道的影響如圖 5-51 至圖 5-56，雖然能看出明顯的樣態，即 12 時後速度大幅上升的情形，但是實施天數很少，模型有可能只是學習到這兩日的時空樣態，難以斷定由該項交管措施導致此情形。

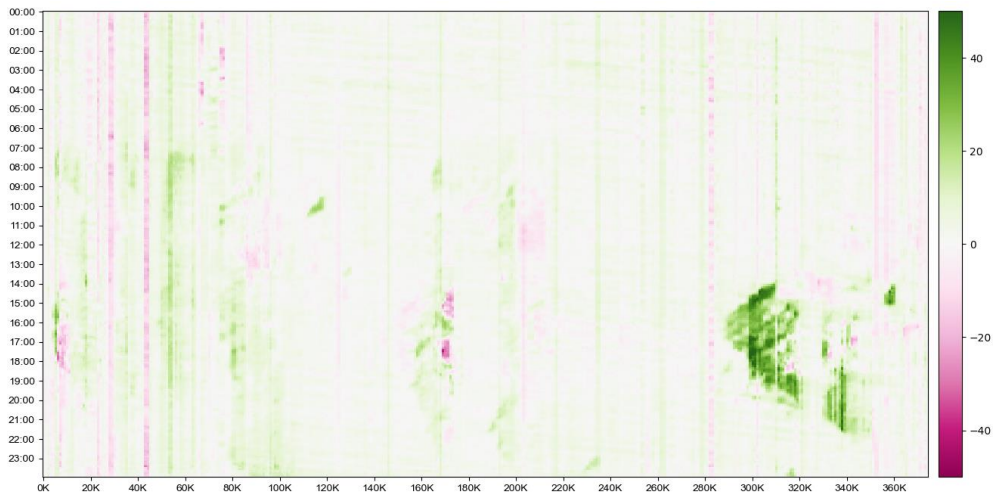


圖 5-41 國 1 南向 0-10 時暫停收費

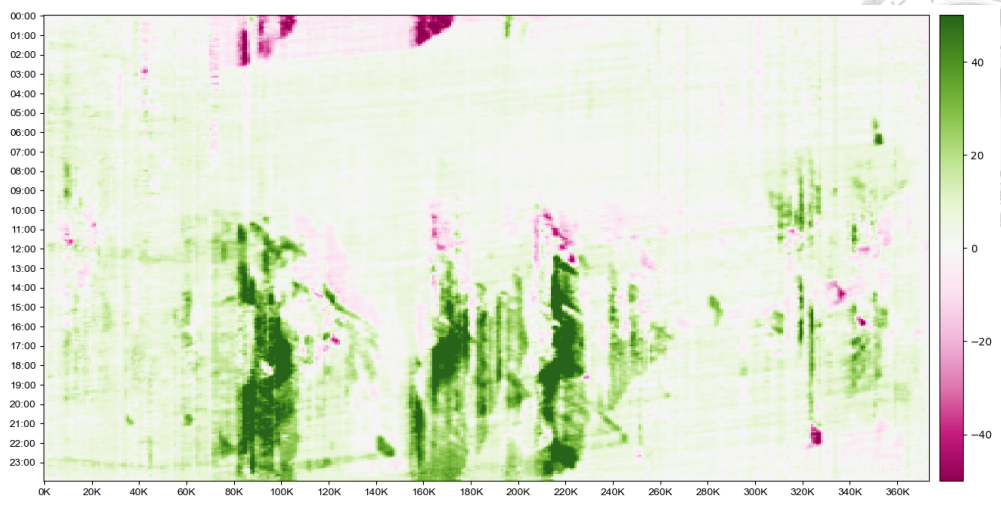
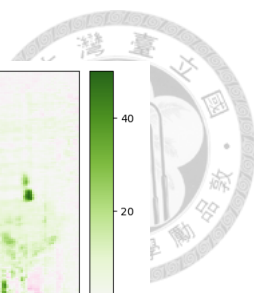


圖 5-42 國 1 北向 0-10 時暫停收費

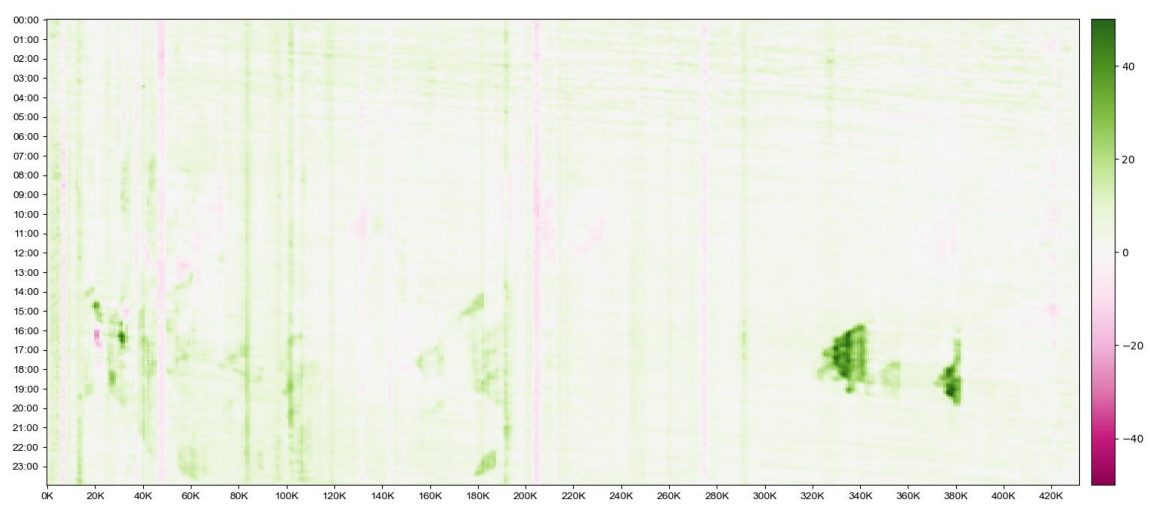


圖 5-43 國 3 南向 0-10 時暫停收費

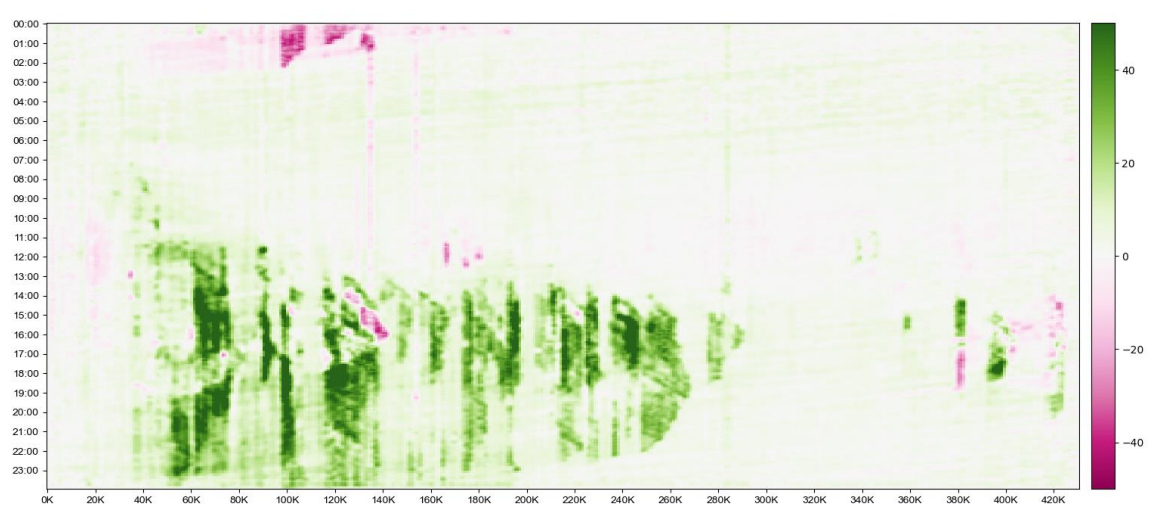


圖 5-44 國 3 北向 0-10 時暫停收費

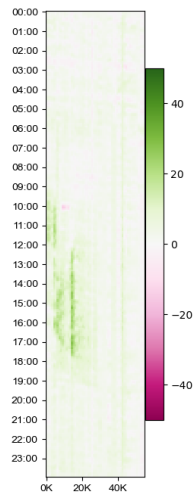


圖 5-45 國 5 南向 0-10 時暫停收費

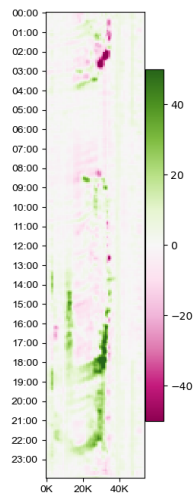


圖 5-46 國 5 北向 0-10 時暫停收費

國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折在資料集中共實施 61 日，實施日期涵蓋大部分連假，雖然該項交管措施主要實施在國 3 的雙向路段，但其目的是希望透過在國 3 新竹系統至燕巢系統間雙向路段以較低的費率吸引部分國 1 車流轉移，因此本研究探討該項交管措施對於國 1、國 3 的影響，如圖 5-47 至圖 5-50。

交管措施實施區域的部分，新竹系統位於國 3 約 100K、國 1 約 99K；燕巢系統則位於國 3 約 383K，並與國 10 連接，國 10 向西又與鼎金系統連接，鼎金系統位於即國 1 約 362K，故本研究聚焦在國 1 之 99K、360K 周邊區域以及國 3 之 100K、383K 周邊區域。

圖 5-47 中可以看到國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對於國 1 南向的影響，其中較為明顯的是國 1 南向 300K 至 340K 周邊約略 15-20 時之間有速度上升的趨勢，雖然無法斷定該情形係由交管措施導致，但推測若確實有部分南向車流轉移至國 3 經過燕巢系統後才接回國 1，則符合圖中趨勢。

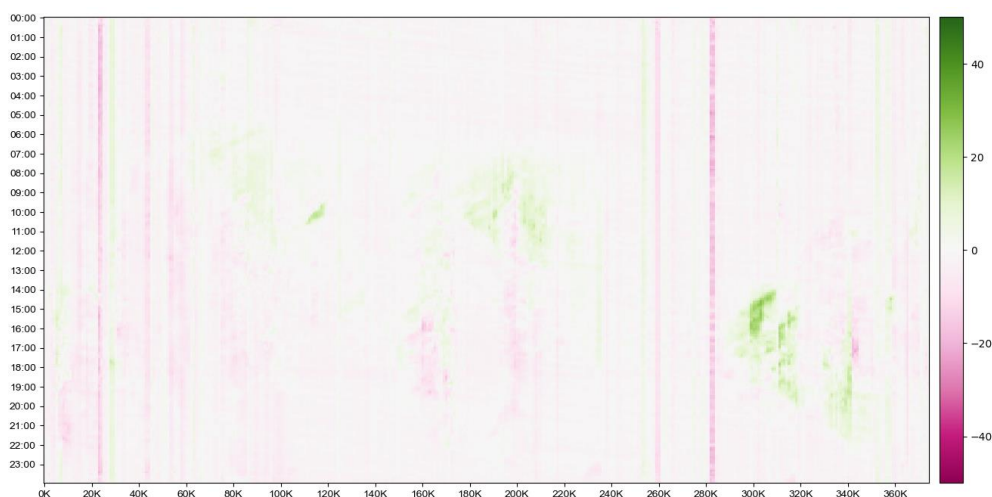


圖 5-47 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對國 1 南向影響

圖 5-48 中可以看到國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對於國 1 北向的影響，雖然趨勢不是非常明顯，但能觀察到 300K 至 360K 之間約略 8-12 時之間有些微速度上升趨勢，與上述國 1 南向的狀況相似，差別在於國 1 南向的車流主要是下午有速度上升的趨勢，而國 1 北向車流則是主要在上午速度上升趨勢。

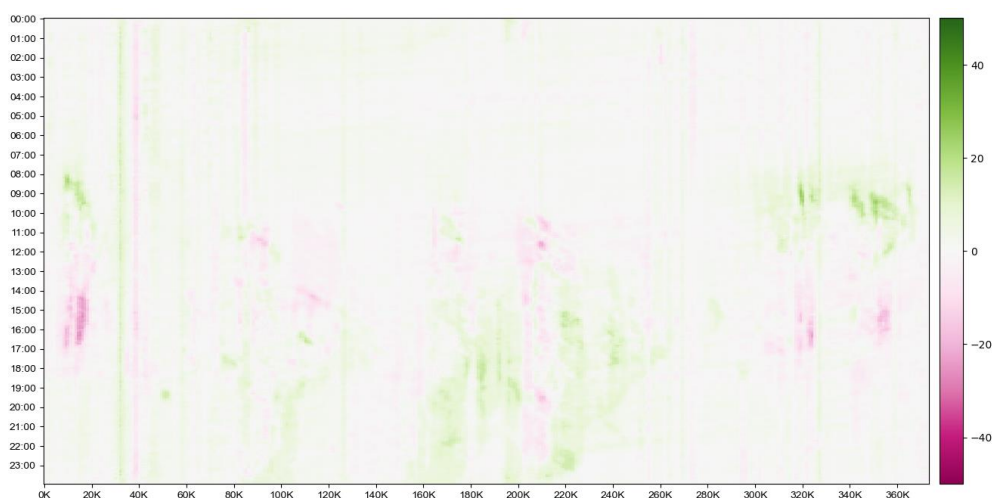


圖 5-48 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對國 1 北向影響

圖 5-49 中可以看到國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對於國 3 南向的影響，但結果有些超乎預期。雖然該項措施主要是希望從國 1 轉移部分車流至國 3，但是從歷史資料的訓練中卻觀察到 130K 周邊約 10-12 時及 196K 周邊約 8-12 時間有明顯速度上升的情形。與交管措施預期達到的效果並不相符，需要更多資料佐證及觀察。

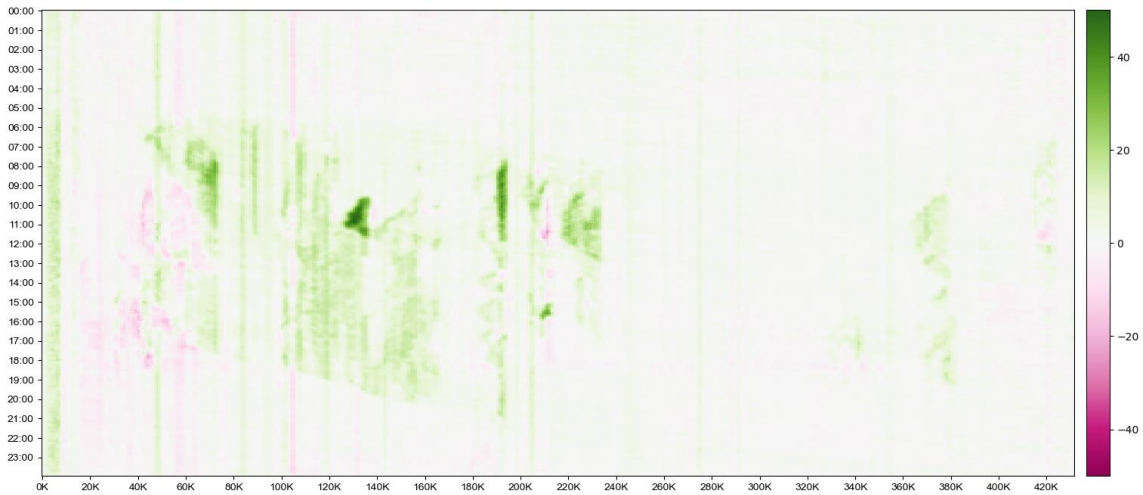


圖 5-49 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對國 3 南向影響

圖 5-50 則是國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對於國 3 北向的影響，從圖中無法觀察到明顯的態樣。

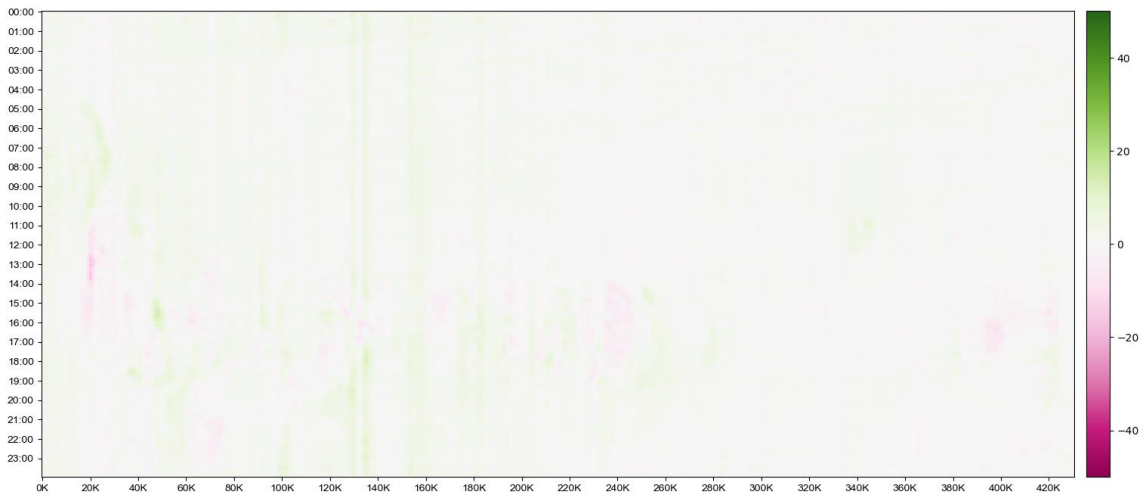


圖 5-50 國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對國 3 北向影響

單一費率再 7 折共實施 8 日，與其他交管措施較不同的是該項交管措施主要實施在清明連假前的週六日，預期效果是提前部分掃墓需求，但由於該項交管措施僅實施於週六日，模型學習無法學習到連假期間該項交管措施的影響，僅能學習該項措施對於週六日的影響。該項交管措施對於各國道的影響如圖 5-51 至圖 5-56，從圖中的結果而言，模型主要是學習到了這些日期與其它週六日的差異，但難以斷定與該項交管措施有關，須再搭配其他資料佐證。

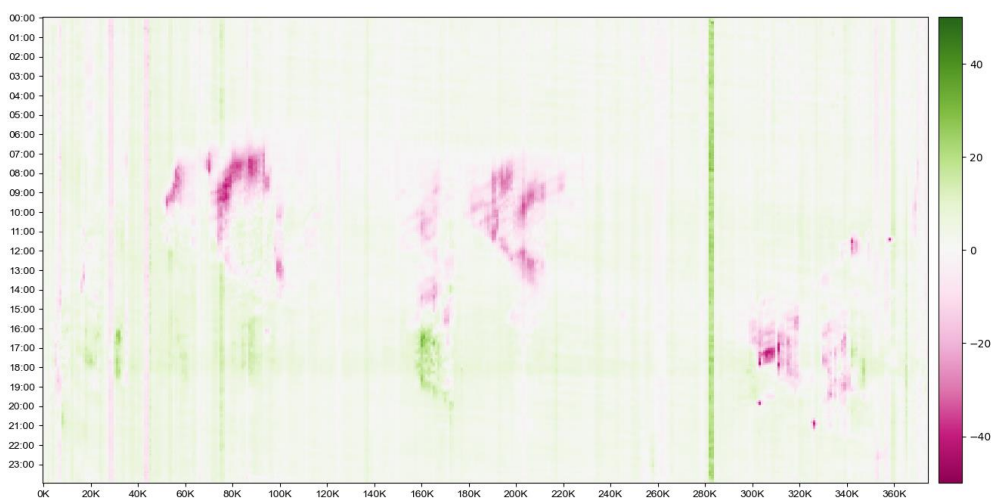


圖 5-51 國 1 南向單一費率再 7 折

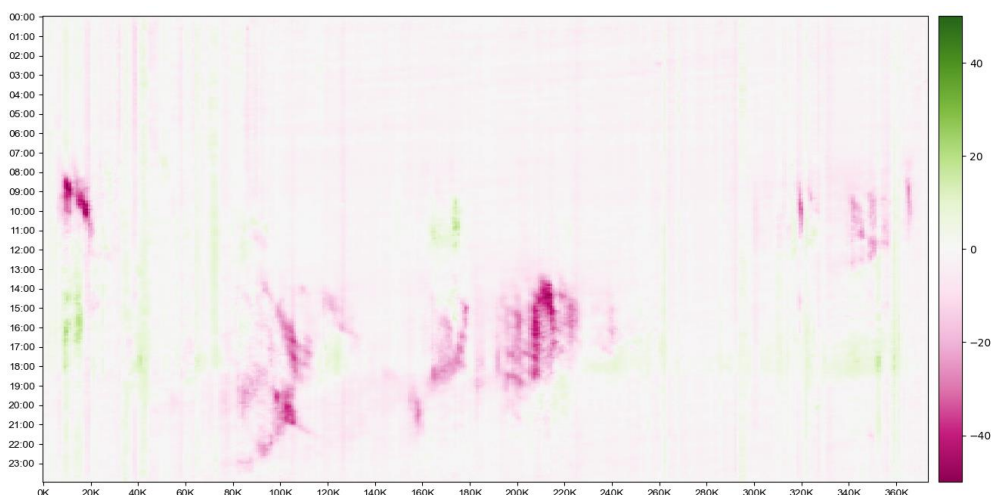


圖 5-52 國 1 北向單一費率再 7 折

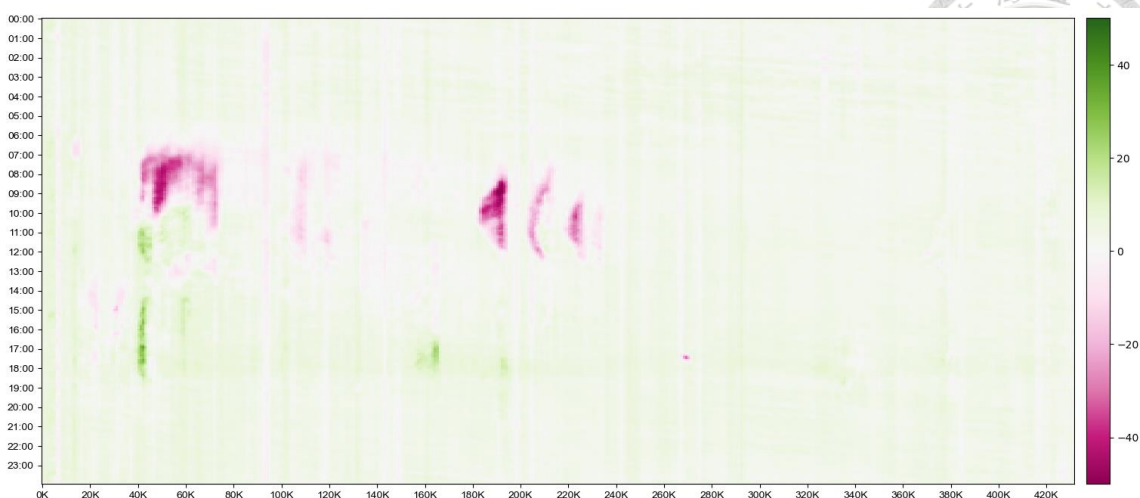
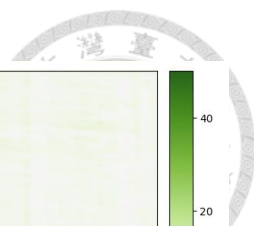


圖 5-53 國 3 南向單一費率再 7 折

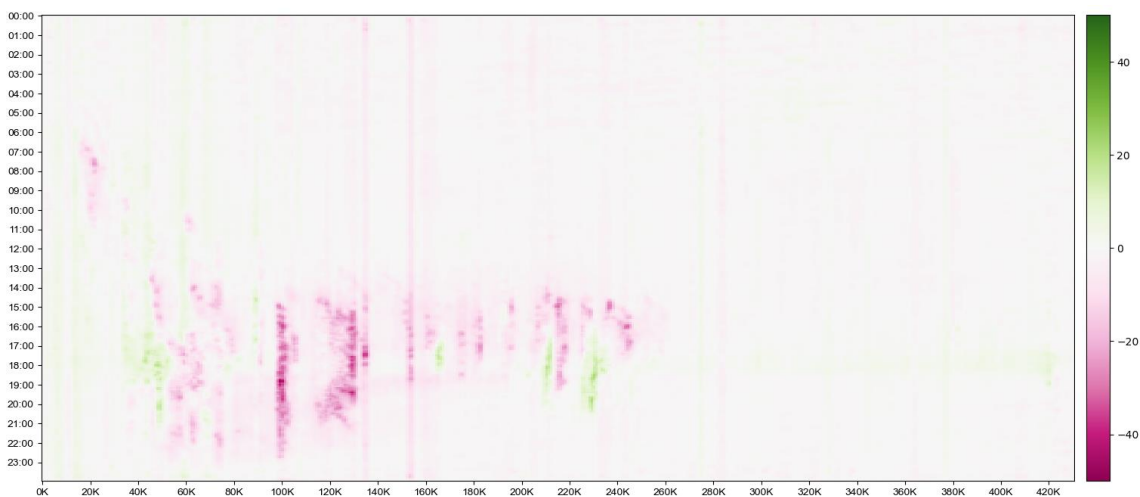


圖 5-54 國 3 北向單一費率再 7 折

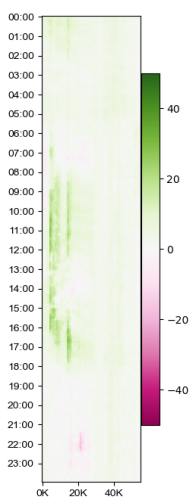


圖 5-55 國 5 南向單一費率再 7 折

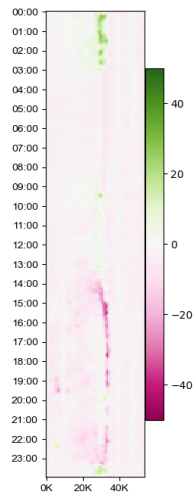


圖 5-56 國 5 北向單一費率再 7 折

單一費率 75 折無每日 20 公里優惠在資料集中共實施 74 日，對於各國道的影響如圖 5-57 至圖 5-62，由於連假期間都會實施，圖中看不出明顯的影響。

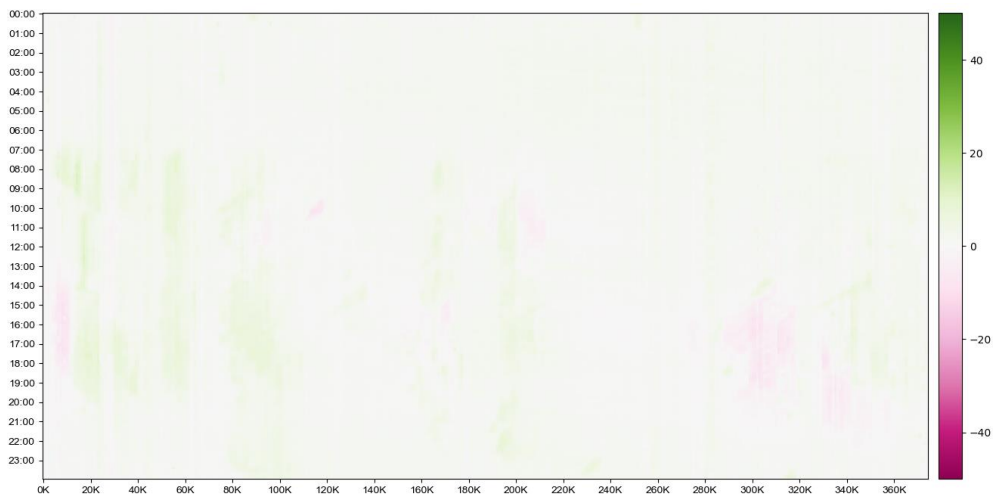


圖 5-57 國 1 南向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠

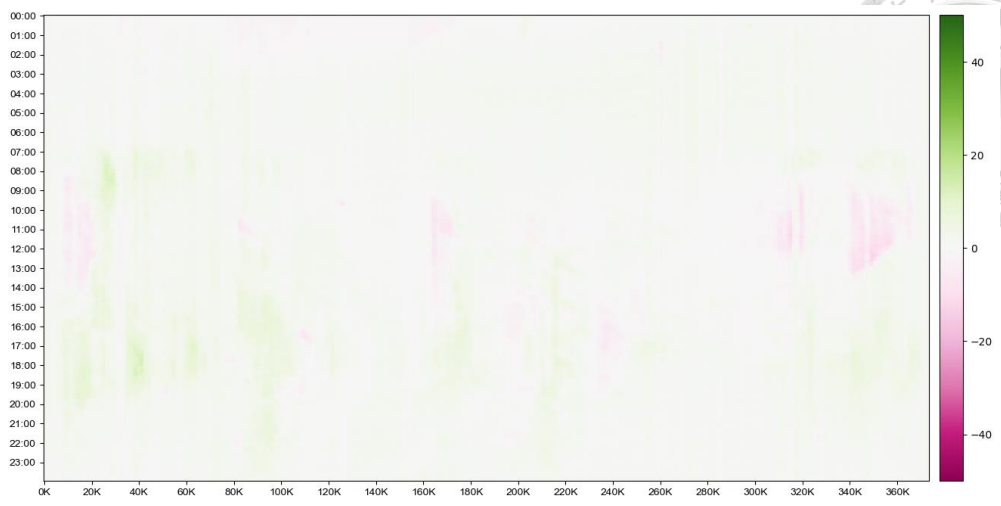
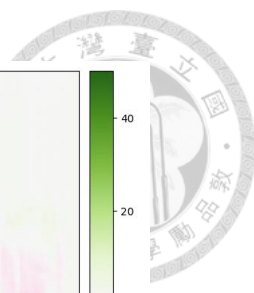


圖 5-58 國 1 北向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠

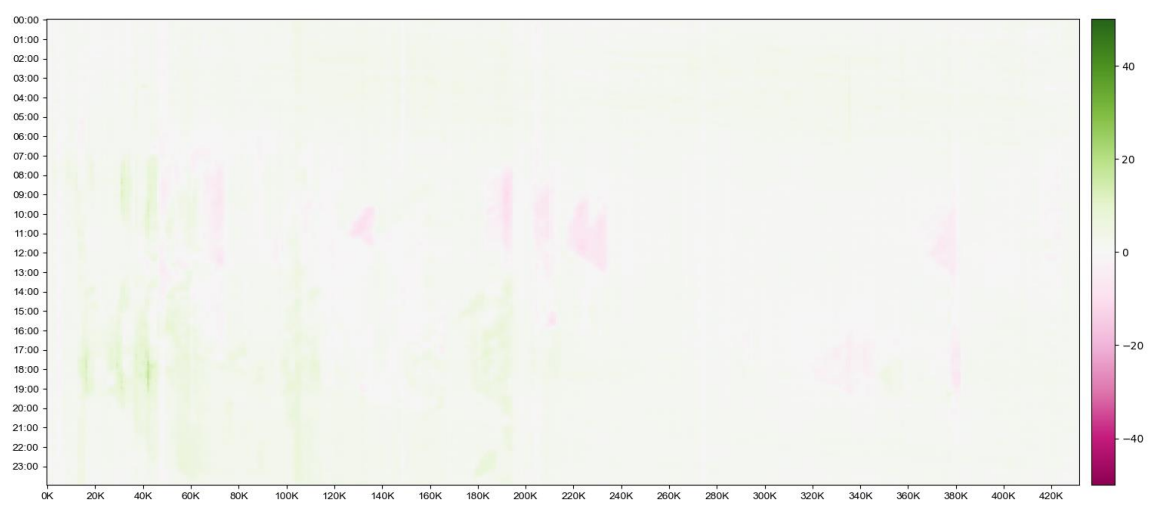


圖 5-59 國 3 南向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠



圖 5-60 國 3 北向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠

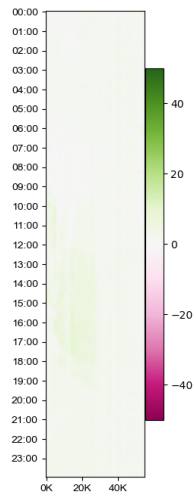


圖 5-61 國 5 南向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠

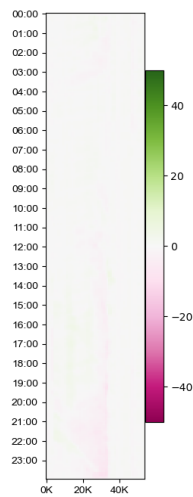


圖 5-62 國 5 北向單一費率 75 折無每日 20 公里優惠



5.3 小結

本研究以第三章建置之圖片基礎速度預測模型搭配 5.1 節提出之模型解釋方法檢視各項交管措施所造成的影響如 5.2 節，彙整後如表 5-3。模型針對部分措施影響符合預期，例如國 1 南向 0-12 時平鎮系統封閉使得周邊區域在 10-12 時速度明顯上升、國 3 南向 7-19 時名間封閉使得周邊區域 9-13 時速度明顯上升，模型能給出合理的預測；模型學習到入口高乘載管制措施的影響非常明顯，但是實施前後反而常有壅塞，該現象推測係因為用路人預期要實施高乘載管制因此提前或滯後上國道。總結而言，本章節針對交管措施影響的探討能夠協助管理機關預測及發掘交管措施在不同日期的車流變化狀況，從而更合理有效地制定交管措施。

表 5-3 交管措施影響彙整表

分類	措施	實施日期*	影響
入口匝道封閉	國 1 南向 0-12 時平鎮系統封閉	共實施 15 日，實施日期主要在連假初期	實施區域在 60K 周邊，10-12 時之間速度明顯上升
	國 1 南向 0-12 時埔鹽系統封閉	共實施 20 日，實施日期主要在連假初期	實施區域在 207K 周邊，無明顯作用
	國 1 南向 0-24 時平鎮系統封閉	僅實施 5 日，實施日期主要在連假首日及連假第二日	實施區域在 60K 周邊，全日呈現速度上升，下游路段在 10 至 12 明顯速度上升，但此外沒有明顯擴及上下游路段
	國 1 南向 0-24 時埔鹽系統封閉	僅實施 6 日，實施日期主要在連假首日及連假第二日	實施區域在 207K 周邊，模型反而學習到明顯速度下降的狀況
	國 1 南向 12-21 時王田封閉	僅實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五	實施區域在 189K 周邊，無明顯作用
	國 1 南向 7-19 時王田封閉	僅實施 3 日，實施日期在 111 年的初三至初五	實施區域在 189K 周邊，無明顯作用
	國 1 北向 0-24 時埔鹽系統封閉	共實施 6 日，實施日期主要在連假倒數第二日及連假末日	實施區域在 207K 周邊，無明顯作用
	國 1 北向 12-21	僅實施 3 日，實施日期	實施區域在 327K 周邊，無

分類	措施	實施日期*	影響
	時仁德封閉	在 112 年的初三至初五	明顯作用
	國 1 北向 12-21 時王田封閉	僅實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五	實施區域在 189K 周邊，無明顯作用
	國 1 北向 12-21 時虎尾封閉	共實施 13 日，實施日期主要在連假末期	實施區域在 235K 周邊，無明顯作用
	國 1 北向 12-21 時埔鹽系統封閉	共實施 10 日，實施日期主要在連假倒數第二日及連假末日	實施區域在 207K 周邊，14 至 19 時呈現些微速度上升
	國 1 北向 12-24 時埔鹽系統封閉	僅實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五	實施區域在 207K 周邊，前述區域的靠下游路段在 14 至 19 時些微速度上升
	國 1 北向 7-19 時仁德封閉	僅實施 3 日，實施日期在 111 年的初三至初五	實施區域在 327K 周邊，實施天數少，雖能看出些微速度上升趨勢，但難以斷定係由交管措施導致
	國 1 北向 7-19 時王田封閉	僅實施 3 日，在 111 年的初三至初五	實施區域在 327K 周邊，實施天數少，雖能看出些微速度上升趨勢，但難以斷定係由交管措施導致
	國 1 北向 7-19 時虎尾封閉	共實施 17 日，實施日期主要在連假末期	實施區域在 327K 周邊，無明顯作用
	國 1 北向 7-24 時埔鹽系統封閉	共實施 13 日，實施日期主要在連假末期	實施區域在 207K 周邊，9 至 19 時明顯速度上升，但沒有明顯擴及上下游路段
	國 3 南向 7-19 時名間封閉	共實施 7 日，實施日期主要在連假末期	實施區域在 237K 周邊，9 至 13 時間明顯速度上升
	國 3 南向 12-21 時名間封閉	僅實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五	實施區域在 237K 周邊，無明顯作用
	國 3 北向 0-24 時西濱封閉	共實施 6 日，實施日期主要在連假倒數第二日及連假末日	實施區域在 115K 周邊，無明顯作用
	國 3 北向 12-21 時名間封閉	僅實施 3 日，實施日期在 112 年的初三至初五	實施區域在 237K 周邊 14 至 18 時間明顯速度上升
	國 3 北向 12-21 時西濱封閉	共實施 10 日，實施日期主要在連假倒數第	實施區域在 115K 周邊，無明顯作用

分類	措施	實施日期*	影響
		二日及連假末日	
	國 3 北向 12-24 時西濱封閉	僅實施 3 日，實施日期在 112 年初三至初五	實施區域在 115K 周邊，15 至 19 時間些微速度上升
	國 3 北向 7-19 時名間封閉	共實施 7 日，實施日期主要在連假末期	實施區域在 237K 周邊，15 至 19 時明顯速度上升，但 19 時後周邊區域些微速度下降，實施該項交管措施須特別注意實施後對車流的影響
	國 3 北向 7-24 時西濱封閉	僅實施 3 日，實施日期在 112 年初三至初五	實施區域在 115K 周邊，15 至 19 時些微速度上升
	國 5 南向 0-12 時石碇與坪林封閉	共實施 26 日，實施日期主要連假初期	實施區域在 4 至 14K 周邊，11 至 13 時間些微速度上升
	國 5 南向 5-12 時石碇與坪林封閉	共實施 12 日，實施日期主要在連假初期	實施區域在 4K 至 14K 周邊，11 至 13 時間速度上升
入口高乘載管制	國 1 南向 6-12 時內湖至頭份高乘載	共實施 6 日，實施日期主要在連假首日	實施區域在 17K 至 110K 周邊，實施期間明顯速度上升，但實施前後有速度下降的情形，實施前部分車流壅塞的情形影響到實施期間的車流
	國 1 北向 13-18 時高雄端至湖口高乘載	僅實施 2 日，實施日期在 111 年的初四及初五	實施區域在 83K 至 375K 周邊，13 至 18 時間若干區域呈現速度上升趨勢
	國 1 北向 13-18 時下營系統至頭份高乘載	僅實施 1 日，實施日期在 112 年的初四	僅實施 1 日，難以判斷目前呈現的態樣是否係交管措施導致
	國 3 南向 6-12 時木柵至香山高乘載	共實施 6 日，實施日期主要在連假首日	實施區域從 20K 至 109K 周邊，其中 40K 至 75K 約 7-13 時明顯速度上升
	國 3 北向 13-18 時九如至大溪高乘載	僅實施 2 日，實施日期在 111 年的初三及初四	實施區域從 62K 至 391K，13 至 18 時有若干區域速度上升
	國 5 南向 6-12 時	共實施 11 日，實施日	6-12 時明顯速度上升

分類	措施	實施日期*	影響
	南港系統高乘載	期在連假首日及連假第二日	
	國 5 北向 14-21 時蘇澳至頭城高乘載	共實施 27 日，實施日期在連假末期	實施區域從 30K 至 54K，其中 30K 在實施高乘載前後有明顯由速度下降變為速度上升的趨勢，雖能看出成效，但實施前的壅塞可能也由於該項措施
	國 5 北向 15-20 時蘇澳至頭城高乘載	共實施 11 日，實施日期主要在連假末期	實施區域從 30K 至 54K，其中 30K 在實施高乘載前後有明顯由速度下降變為速度上升的趨勢，但實施前的壅塞可能也由於該項措施
收費措施調整	0-5 時暫停收費	共實施 72 日	無明顯作用
	0-10 時暫停收費	僅實施 2 日，實施日期包含 110 年清明及 110 中秋連假末日	實施天數少，難以斷定係交管措施導致時空態樣
	國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折	共實施 61 日，實施日期涵蓋大部分連假期間	<ul style="list-style-type: none"> ■ 國 1 南向 300K 至 340K 周邊 15 至 20 時速度上升 ■ 國 1 北向 300K 至 360K 之間 8 至 12 時些微速度上升 ■ 國 3 南向趨勢預期結果不符，需要觀察更多資料 ■ 國 3 北向無明顯作用
	單一費率再 7 折	共實施 8 日，主要實施在清明連假前的末	未於連假實施，難以斷定係交管措施導致時空態樣
	單一費率 75 折 無每日 20 公里優惠	共實施 74 日	無明顯作用

*註：僅統計資料期間（110/3/15 至 113/7/31 扣除資料異常日期）



第六章 結論與建議

本研究提出以深度學習方法建構之圖片基礎速度預測模型，模型根據預測日期的日期型態、預定交管措施以及 MVK 便能夠預測出該日的時空圖，實際以真實資料訓練，並且針對驗證資料進行預測後，各模型 MAPE 介於 4~7%，顯示出模型優良的預測能力。

為了實際應用於交管措施評估，本研究提出擾動基礎的模型解釋方法，透過改變輸入觀察輸出的方式檢視不同交管措施帶來的影響，結果顯示多項交管措施符合預期的變化，模型能夠合理學習並輸出交管措施帶來的影響。

承上，實際探討交管措施的影響後，從表 5-3 中可以歸納出重點如下：


1. 實施天數少則模型難學習到該措施造成的影響。
2. 部分交管措施由於在連假期間幾乎每天實施，模型也沒有學習到交管措施所造成的影響。
3. 入口匝道封閉：
 - (1) 國 1 南向埔鹽系統、王田封閉無明顯作用，平鎮系統封閉則讓周邊區域速度上升。
 - (2) 國 1 北向埔鹽系統封閉讓周邊時空區域速度上升，仁德、王田、虎尾封閉沒有明顯作用或是實施天數少，難以斷定因交管措施導致。
 - (3) 國 3 南向名間封閉讓周邊時空區域速度上升。
 - (4) 國 3 北向名間封閉讓周邊時空區域速度上升，西濱封閉則無明顯作用或僅讓周邊區域呈現些微速度上升。
 - (5) 國 5 南向石碇、坪林封閉讓周邊時空區域速度上升。
4. 入口高乘載管制：
 - (1) 國 1 南向內湖至頭份高乘載讓周邊時空區域速度上升，但須注意實施前後速度下降。



- (2) 國 1 北向高雄端至湖口高乘載沿途若干時空區域速度上升，下營系統至頭份高乘載僅實施 1 日較難以斷定。
 - (3) 國 3 南向木柵至香山高乘載沿途若干時空區域速度上升。
 - (4) 國 3 北向九如至大溪高乘載沿途若干時空區域速度上升。
 - (5) 國 5 南向南港系統高乘載讓周邊時空區域速度上升。
 - (6) 國 5 北向蘇澳至頭城高乘載讓周邊時空區域速度上升，但須注意實施前後速度下降。
5. 除國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對於國 3 南向有非預期作用外，收費措施無明顯作用或較難斷定由交管措施導致車流之態樣。

綜上所述，本研究提出幾點交管措施建議供有關單位參考：

1. 部分收費措施調整策略在連假期間幾乎每天實施，但實際上帶來的影響並不明顯，例如 0-5 時暫停收費、單一費率 75 折無每日 20 公里優惠，有關單位可考量部分連假期間不實施該措施，並且觀察該措施帶來的變化，避免該策略未能達成預期效益卻須耗費人力執行措施的狀況。
2. 國 1 南向平鎮系統封閉、國 1 北向埔鹽系統封閉、國 3 雙向名間封閉、國 5 南向石碇與坪林封閉皆能讓周邊時空區域速度上升，有關單位若希望降低國道壅塞造成的外部成本則可以優先維持上數封閉措施，其它封閉措施未能取得預期效果，則需要更多資料佐證或是減少實施。
3. 本研究觀察之高乘載措施成效非常明顯，實施措施的時空區域大致上都能讓速度顯著上升，但須特別注意部分區域實施前後的壅塞也非常明顯，例如國 1 南向內湖至頭份、國 5 北向蘇澳至頭城，因此須特別關注前述路段實施高乘載措施前後的車流狀態。
4. 本研究透過模型學習到國 3 新竹系統至燕巢系統 8 折對於國 3 南向有非預期但明顯的效果，雖然是希望將部分車流從國 1 轉移至國 3，但國 3 南向有明顯速度上升的情形，背後原因值得探討。

- 
5. 部分措施僅在特定連假後實施便未持續採用，但若希望完整評估交管措施帶來的影響，則需要讓更多可以讓模型學習實施交管措施前後變化的資料，如國 3 西濱封閉措施，雖然實施天數少，但是能夠些微呈現出周邊時空區域速度上升的情形，有關單位可以考量擇期在更多連假期間實施該措施。

本次研究僅使用 634 日的資料進行模型訓練，其中還包含了 567 日的平日與平假日資料，但是研究結果顯示模型不僅能有優良的預測能力，且能夠合理地學習到交管措施帶來的影響，若希望更加精進模型，本研究亦提出幾點研究方向：

1. 本次訓練資料中僅包含約 2 年之數據，惟即使是同一種連假（如端午連假）也會有連假天數、實施交管措施的不同，例如此次訓練資料中便未包含五天之清明連假，後續若能擺入更多連假資料則能讓模型進一步提升預測能力。
2. 惟若希望模型是實用的工具，考量現實情況下須於連假前約 1 個月核定交管措施並且開展行政作業，模型之輸入變數不宜擺入須更接近連假才能獲知的資訊。但若是可推估或是趨勢變化不大之變數則可考慮擺入模型中，例如 MVK、起迄矩陣（OD Table），這些變數過往已經累積了許多歷史資料，加入模型中可進一步強化模型的擬合，而在預測時則可擺入推估數值或是過往歷史彙整數值。
3. 本研究目前係採訓練、驗證切分資料集，後續研究可考慮以訓練、驗證、預測切分資料集，避免根據驗證資料集調整超參數時影響到預測資料集的解讀，此外亦可再以交叉驗證等方式檢視預測績效，避免預測結果僅受單一資料集影響。
4. 本研究係以深度學習方法建構預測模型，並希望從資料的學習中分離出單一交管措施對於國道車流的影響，惟尚未探討不同交管措施組合的影響，若要探討交管措施組合所造成的共同影響則需要更多的資料樣本，後

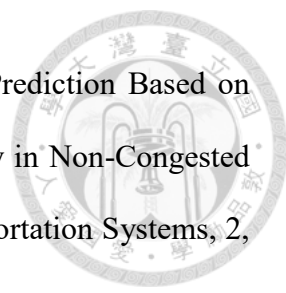
續研究若取得更多資料則可重新訓練模型，並且將本研究提出之評估方法進一步延伸至交管措施組合的共同影響評估中，可使管理機關更加全面地瞭解交管措施帶來的影響。

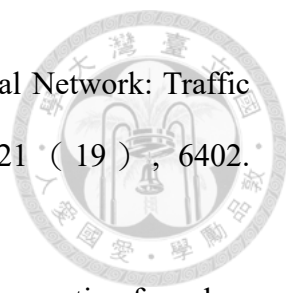
總結而言，本研究採用深度學習方法建構圖片基礎的速度預測模型，透過交管措施、日期型態預測該日之時空圖，即該日國道的車流運作狀況，且能透過模型解釋方法評估各交管措施所帶來的影響，希冀未來能實際落地，變成評估國道交管措施的實用工具，用以協助最大化交管措施效益、同時降低實施交管措施可能帶來的外部成本。

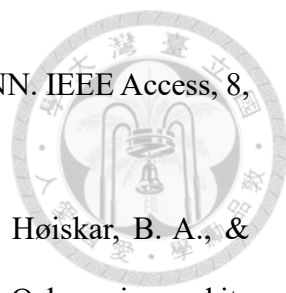
參考文獻

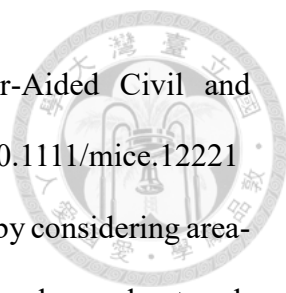


- Ali, M., Yusof, K. M., Wilson, B., & Ziegelmueller, C. (2022). Traffic speed prediction of high-frequency time series using additively decomposed components as features. *IET Smart Cities*, 4 (2), 92–109. <https://doi.org/10.1049/smc2.12027>
- Ali, M., Yusof, K. M., Wilson, B., & Ziegelmueller, C. (2023). Traffic speed prediction using GARCH-GRU hybrid model. *IET Intelligent Transport Systems*, 17 (11), 2300–2312. <https://doi.org/10.1049/itr2.12411>
- Asif, M. T., Dauwels, J., Chong Yang Goh, Oran, A., Fathi, E., Muye Xu, Dhanya, M. M., Mitrovic, N., & Jaillet, P. (2014). Spatiotemporal Patterns in Large-Scale Traffic Speed Prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 15 (2), 794–804. <https://doi.org/10.1109/TITS.2013.2290285>
- Ben-Akiva, M., Cuneo, D., Hasan, M., Jha, M., & Yang, Q. (2003). Evaluation of freeway control using a microscopic simulation laboratory. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 11 (1), 29–50. [https://doi.org/10.1016/S0968-090X\(02\)00020-7](https://doi.org/10.1016/S0968-090X(02)00020-7)
- Dumoulin, V., & Visin, F. (2018). A guide to convolution arithmetic for deep learning (arXiv:1603.07285). arXiv. <http://arxiv.org/abs/1603.07285>
- Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Networks. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1406.2661>
- Haar, L. V., Elvira, T., & Ochoa, O. (2023). An analysis of explainability methods for convolutional neural networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 117, 105606. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105606>

- 
- Inoue, R., & Miyashita, A. (2021). Short-Term Traffic Speed Prediction Based on Fundamental and Cointegration Relationship of Speed–Density in Non-Congested and Congested States. *IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2, 470–481. <https://doi.org/10.1109/OJITS.2021.3133573>
- Jha, M., Cuneo, D., & Ben-Akiva, M. (1999). Evaluation of Freeway Lane Control for Incident Management. *Journal of Transportation Engineering*, 125 (6), 495–501. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-947X\(1999\)125:6\(495\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-947X(1999)125:6(495))
- Jia, Y., Wu, J., Ben-Akiva, M., Seshadri, R., & Du, Y. (2017). Rainfall-integrated traffic speed prediction using deep learning method. *IET Intelligent Transport Systems*, 11 (9), 531–536. <https://doi.org/10.1049/iet-its.2016.0257>
- K, H. Priya., Shankar, K. V. R. R., Prasad, C. S. R. K., & Reddy, T. S. (2013). Evaluation of Area Traffic Management Measures Using Microscopic Simulation Model. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 104, 815–824. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.11.176>
- Ke, R., Li, W., Cui, Z., & Wang, Y. (2020). Two-Stream Multi-Channel Convolutional Neural Network for Multi-Lane Traffic Speed Prediction Considering Traffic Volume Impact. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2674 (4), 459–470. <https://doi.org/10.1177/0361198120911052>
- Li, Y., & Bai, Y. (2009). Effectiveness of temporary traffic control measures in highway work zones. *Safety Science*, 47 (3), 453–458. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2008.06.006>
- Liu, D., Tang, L., Shen, G., & Han, X. (2019). Traffic Speed Prediction: An Attention-Based Method. *Sensors*, 19 (18), 3836. <https://doi.org/10.3390/s19183836>

- 
- Liu, D., Xu, X., Xu, W., & Zhu, B. (2021). Graph Convolutional Network: Traffic Speed Prediction Fused with Traffic Flow Data. *Sensors*, 21(19), 6402. <https://doi.org/10.3390/s21196402>
- Lu, W., Yi, Z., Wu, R., Rui, Y., & Ran, B. (2022). Traffic speed forecasting for urban roads: A deep ensemble neural network model. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 593, 126988. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2022.126988>
- Ma, T., Antoniou, C., & Toledo, T. (2020). Hybrid machine learning algorithm and statistical time series model for network-wide traffic forecast. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 111, 352–372. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.12.022>
- Ma, X., Dai, Z., He, Z., Ma, J., Wang, Y., & Wang, Y. (2017). Learning Traffic as Images: A Deep Convolutional Neural Network for Large-Scale Transportation Network Speed Prediction. *Sensors*, 17(4), 818. <https://doi.org/10.3390/s17040818>
- Nissan, A., & Koutsopoulos, H. N. (2011). Evaluation of the Impact of Advisory Variable Speed Limits on Motorway Capacity and Level of Service. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 16, 100–109. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.04.433>
- Perraki, G., Roncoli, C., Papamichail, I., & Papageorgiou, M. (2018). Evaluation of a model predictive control framework for motorway traffic involving conventional and automated vehicles. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 92, 456–471. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.05.002>
- Radford, A., Metz, L., & Chintala, S. (2015). Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1511.06434>
- Ranjan, N., Bhandari, S., Zhao, H. P., Kim, H., & Khan, P. (2020). City-Wide Traffic

- 
- Congestion Prediction Based on CNN, LSTM and Transpose CNN. *IEEE Access*, 8, 81606–81620. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2991462>
- Sousa Santos, G., Sundvor, I., Vogt, M., Grythe, H., Haug, T. W., Høiskar, B. A., & Tarrason, L. (2020). Evaluation of traffic control measures in Oslo region and its effect on current air quality policies in Norway. *Transport Policy*, 99, 251–261. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2020.08.025>
- Tang, J., Liu, F., Zou, Y., Zhang, W., & Wang, Y. (2017). An Improved Fuzzy Neural Network for Traffic Speed Prediction Considering Periodic Characteristic. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18 (9) , 2340–2350. <https://doi.org/10.1109/TITS.2016.2643005>
- Wang, F., Lu, Y., Dai, H., & Han, H. (2021). Evaluation of Freeway Traffic Management and Control Measures Based on SUMO. *Journal of Physics: Conference Series*, 1910 (1) , 012044. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1910/1/012044>
- Xin, W., Hourdos, J., & Michalopoulos, P. G. (2006). Comprehensive Evaluation of New Integrated Freeway Ramp Control Strategy. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1959 (1) , 46–54. <https://doi.org/10.1177/0361198106195900106>
- Xu, X., Zhang, T., Xu, C., Cui, Z., & Yang, J. (2023). Spatial–Temporal Tensor Graph Convolutional Network for Traffic Speed Prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 24 (1) , 92–103. <https://doi.org/10.1109/TITS.2022.3215613>
- Yang, X., Yuan, Y., & Liu, Z. (2020). Short-Term Traffic Speed Prediction of Urban Road With Multi-Source Data. *IEEE Access*, 8, 87541–87551. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2992507>
- Yao, B., Chen, C., Cao, Q., Jin, L., Zhang, M., Zhu, H., & Yu, B. (2017). Short-Term

- 
- Traffic Speed Prediction for an Urban Corridor. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32 (2) , 154–169. <https://doi.org/10.1111/mice.12221>
- Yu, B., Lee, Y., & Sohn, K. (2020) . Forecasting road traffic speeds by considering area-wide spatio-temporal dependencies based on a graph convolutional neural network (GCN) . *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 114, 189–204. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.02.013>
- Yu, B., Song, X., Guan, F., Yang, Z., & Yao, B. (2016) . K-Nearest Neighbor Model for Multiple-Time-Step Prediction of Short-Term Traffic Condition. *Journal of Transportation Engineering*, 142 (6) , 04016018. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)TE.1943-5436.0000816](https://doi.org/10.1061/(ASCE)TE.1943-5436.0000816)
- Zhang, Z., Li, M., Lin, X., Wang, Y., & He, F. (2019) . Multistep speed prediction on traffic networks: A deep learning approach considering spatio-temporal dependencies. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 105, 297–322. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.05.039>
- Zheng, G., Chai, W. K., & Katos, V. (2022) . A dynamic spatial–temporal deep learning framework for traffic speed prediction on large-scale road networks. *Expert Systems with Applications*, 195, 116585. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116585>
- Zhou, Z., Yang, Z., Zhang, Y., Huang, Y., Chen, H., & Yu, Z. (2022) . A comprehensive study of speed prediction in transportation system: From vehicle to traffic. *iScience*, 25 (3) , 103909. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2022.103909>