

國立交通大學
運輸與物流管理學系

碩士論文

考量空間相依性之路口事故頻次分析模式

Modeling Intersection Crash Frequency with
Spatial Dependency

研究生：林以恆

指導教授：邱裕鈞

中華民國一〇八年七月

考量空間相依性之路口事故頻次分析模式

Modeling Intersection Crash Frequency with Spatial Dependency

研 究 生：林以恆

Student：Yi-Heng Lin

指導教授：邱裕鈞

Advisor：Yu-Chiun Chiou

國立交通大學
運輸與物流管理學系
碩 士 論 文

A Thesis

Submitted to Department of Transportation and Logistics Management

College of Management

National Chiao Tung University

in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

in

Traffic and Transportation

July 2019

Taipei, Taiwan, Republic of China

中華民國一〇八年七月

考量空間相依性之路口事故頻次分析模式

研究生：林以恆

指導教授：邱裕鈞 博士

國立交通大學運輸與物流管理學系交通運輸碩士班

摘要

過去許多研究以傳統的廣義線性模式(generalized linear model, GLM)建立路口事故頻次模式，此類模式假設樣本間相互獨立，忽略了位置鄰近之路口因相似的車流組成、道路設計與建成環境所產生潛在的空間相依性(spatial dependency)，如此可能導致偏誤的估計結果。部分研究嘗試透過不同的統計方法來處理空間相依性問題，例如廣義估計方程式(generalized estimating equation, GEE)、空間誤差模型(spatial error models, SEMs)、混合效果模型(mixed effect model)等。上述方法透過對誤差項的處理將空間相依性納入模式中，然其推估結果仍為一組固定的參數值，代表風險因素對事故頻次之平均影響效果，如此無法得知空間效應如何隨路口距離增加而遞減，以及估計值在各區域大小不同的影響效果。

基於上述原因，本研究旨在利用卜瓦松迴歸(Poisson regression)、負二項迴歸(negative binomial regression)兩類常見的計數模型，建構地理加權迴歸模式(geographically weighted regression, GWR)，以納入路口之空間相依性。由於全域型負二項模式之績效表現優於全域型卜瓦松模式，故本研究以負二項模式為基礎發展地理加權負二項迴歸模式(geographically weighted negative binomial regression, GWNBR)，探討風險因素對事故頻次影響效果的空間變動情形。此外，由於路口之空間相依性除距離外，也會受道路屬性與號誌連鎖影響，本研究進一步透過路口的道路屬性與號誌連鎖來建構空間權重。

本研究以臺北市 227 個號誌化路口作為研究樣本，以地理加權負二項迴歸推估多項風險因素對事故頻次之影響效果，並與全域型的卜瓦松迴歸及負二項迴歸進行模式績效比較。研究結果顯示，GWNBR 模式之表現明顯優於全域型的負二項與卜瓦松模式。此外，同時加入道路屬性與號誌連鎖設定空間權重之 GWNBR 模式的績效表現相較單獨加入道路屬性或號誌連鎖之 GWNBR 模式來得更為良好，並優於傳統僅以距離設定空間權重之 GWNBR 模式。績效表現最佳之 GWNBR 模式的推估結果顯示，道路交通量、機車比例、路口方向數、三

叉路口、機車待轉區與行人穿越道數量等變數會增加事故頻次；支道速限、中央分隔島、公車專用道等變數則會減少事故頻次，本研究並依據推估結果提出相應之路口安全改善策略。

關鍵字：事故頻次、空間相依性、地理加權負二項迴歸、號誌化路口

Modeling Intersection Crash Frequency with Spatial Dependency

Student: Yi-Heng Lin

Advisor: Dr. Yu-Chiun Chiou

Institute of Traffic and Transportation
National Chiao Tung University

Abstract

Some previous studies used of Generalized Linear Model (GLM) to modeling intersection crash frequency by ignoring potential spatial dependency of intersections which have similar traffic composition, roadway design and built environment might lead to biased estimation results. Other studies attempted to accommodate the spatial dependency by using Generalized Estimating Equation (GEE), Spatial Error Model (SEM), and mixed effect model assuming a set of constants to capture the “average effect” of spatial dependency, making it difficult to examine how the spatial effect decreasing along with the distance among intersections.

Based on this, this study aims to develop geographically weighted regression (GWR) models to accommodate the spatial dependency locally based on two commonly adopted counts models, Poisson (PO) and Negative Binomial (NB) regression models. As the global NB model performs better than the global PO model, geographically weighted NB regression (GWNBR) is constructed to investigate how the effects of risk factors on crash frequency vary by distance. Additionally, since the spatial dependency may not only exist in distance but also in road class and signal coordination, thus, this study further use of road class and signal coordination to form the weighting structure.

To show the performance and applicability of the proposed GWNBR, a case study on a total of 227 signalized intersections in Taipei City is estimated and compared with global (PO and NB) models by regressing crash counts on several risk factors. The estimation results show the proposed GWNBR significantly outperforms than the global models. Additionally, the GWNBR model with distance weighted by road class and signal coordination performs better than the models with simple weight of distance or with distance weighted by either road class or signal coordination.

According to the estimation results of the best performing GWNBR model, the factors of traffic volume, ratio of motorcycles, number of directions, T junction, left-turn waiting area, and number of pedestrian crossings, increase crash counts; while, in contrast, the factors of speed limit of minor street, median strip, and bus lane decrease crash counts. Several countermeasures for improving intersection safety are then proposed accordingly.

Keywords: Crash frequency, Spatial dependency, Geographically weighted Negative Binomial regression, Signalized intersections.

誌謝

時光荏苒，轉眼間，隨著論文的完成，研究所生活將要邁入尾聲，乘載著滿滿的收穫與回憶，即將畢業了，回首兩年求學過程的點點滴滴，內心五味雜陳，也充滿著感激。

本論文得以順利完成，首先要感謝的是我的指導老師 邱裕鈞教授，兩年來對於課業、論文細心的指導與督促，使我學習到作研究的方法與態度，受益良多。在撰寫論文的過程中難免遇到瓶頸與挫折，而老師總是耐心的給予許多幫助與意見，令我能堅持下去。在待人處事以及對於未來的挑戰上，更是帶給我許多啟發，影響深遠，在此向老師致上最深的敬意與感激。論文口試期間承蒙口試委員 鍾易詩教授與 吳昆峯教授於百忙之中審閱論文，並於口試時提供諸多寶貴的意見，使本論文更臻嚴謹完備，在此致上深深的謝意。

感謝所上諸位老師，於兩年紮實的課程中，帶給我們豐富的學術知識，並感謝柳姐與何姐，對於研究所的大小事務總是盡力給予我們協助。在研究所的兩年間，要特別感謝 詮勳學長，總是在百忙之中抽空，耐心的給予無論是課業或研究上的意見與協助，學長對於學術的熱忱令人欽佩，也影響我甚多。此外，感謝研究室夥伴 東哲、佑星、竹涵、衣芸，在這些日子的互相砥礪與幫助，也感謝在學期間所有同學、學長姐、學弟妹，令我的研究所生活更加充實豐富。

此外，要感謝我親愛的家人，因為有你們細心的栽培與鼓勵，讓我無後顧之憂的完成學業，朝目標挑戰。也感謝 子沅默默地支持與陪伴，讓我有持續努力的動力。

最後，謹以此篇論文獻給我的師長、家人、朋友及所有關心我的人。

林以恆 謹誌於

國立交通大學運輸與物流管理學系交通運輸碩士班

中華民國一〇八年七月

目錄

摘要.....	i
Abstract.....	iii
誌謝.....	v
目錄.....	vi
圖目錄.....	viii
表目錄.....	x
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的.....	3
1.3 研究內容與流程.....	3
第二章 文獻回顧.....	6
2.1 路口事故頻次影響因素分析.....	6
2.2 事故之空間相依性分析.....	14
2.3 地理加權迴歸於事故頻次分析之應用.....	22
2.4 小結.....	28
第三章 研究方法.....	29
3.1 事故頻次模式.....	29
3.1.1 卜瓦松迴歸(Poisson regression).....	29
3.1.2 負二項迴歸(negative binomial regression, NB regression).....	30
3.2 地理加權負二項迴歸(geographically weighted NB regression, GWNBR).....	30
3.2.1 模式理論.....	30
3.2.2 空間權重函數之選取.....	32
3.2.3 最適帶寬之選取.....	33
3.2.4 路口關聯條件之設定.....	34
第四章 資料蒐集與分析.....	36
4.1 資料蒐集.....	36
4.2 變數選擇與說明.....	36
4.2.1 應變數.....	37
4.2.2 交通特性.....	38
4.2.3 號誌控制.....	39
4.2.4 道路設計.....	39
4.2.5 路口環境.....	40

4.2.6 變數預估	40
第五章 全域型模式建構與估計	43
5.1 卜瓦松模式分析	43
5.2 負二項模式分析	45
5.3 小結	47
第六章 區域型模式建構與估計	48
6.1 地理加權負二項模式分析	48
6.1.1 空間帶寬(Bandwidth)之決定	48
6.1.2 模式推估結果	49
6.2 地理加權負二項模式分析-加入道路屬性及號誌連鎖	63
6.2.1 空間權重調整方式	63
6.2.2 空間權重敏感度分析	64
6.2.3 模式推估結果	65
6.3 小結	82
第七章 模式推估結果比較與討論	83
7.1 模式績效比較	83
7.2 路口風險因素分析	86
第八章 結論與建議	89
8.1 結論	89
8.2 建議	91
參考文獻	92

圖目錄

圖 1-1 研究流程圖	5
圖 3-1 帶寬之示意圖	33
圖 4-1 臺北市事故熱點分布	38
圖 6-1 空間帶寬與對應 CV 值	49
圖 6-2 幹道交通量係數空間變化(GWNBR).....	53
圖 6-3 幹道交通量 t 值空間變化(GWNBR).....	53
圖 6-4 支道交通量係數空間變化(GWNBR).....	54
圖 6-5 支道交通量 t 值空間變化(GWNBR).....	54
圖 6-6 幹道機車比例係數空間變化(GWNBR).....	55
圖 6-7 幹道機車比例 t 值空間變化(GWNBR).....	55
圖 6-8 支道速限係數空間變化(GWNBR).....	56
圖 6-9 支道速限 t 值空間變化(GWNBR).....	56
圖 6-10 路口方向數係數空間變化(GWNBR).....	57
圖 6-11 路口方向數 t 值空間變化(GWNBR).....	57
圖 6-12 幹道中央分隔島係數空間變化(GWNBR).....	58
圖 6-13 幹道中央分隔島 t 值空間變化(GWNBR).....	58
圖 6-14 幹道公車專用道係數空間變化(GWNBR).....	59
圖 6-15 幹道公車專用道 t 值空間變化(GWNBR).....	59
圖 6-16 三叉路口係數空間變化(GWNBR).....	60
圖 6-17 三叉路口 t 值空間變化(GWNBR).....	60
圖 6-18 機車待轉區係數空間變化(GWNBR).....	61
圖 6-19 機車待轉區 t 值空間變化(GWNBR).....	61
圖 6-20 行人穿越道數量係數空間變化(GWNBR).....	62
圖 6-21 行人穿越道數量 t 值空間變化(GWNBR).....	62
圖 6-22 幹道交通量係數空間變化(GWNBRrs).....	72
圖 6-23 幹道交通量 t 值空間變化(GWNBRrs).....	72
圖 6-24 支道交通量係數空間變化(GWNBRrs).....	73
圖 6-25 支道交通量 t 值空間變化(GWNBRrs).....	73
圖 6-26 幹道機車比例係數空間變化(GWNBRrs).....	74
圖 6-27 幹道機車比例 t 值空間變化(GWNBRrs).....	74

圖 6-28 支道速限係數空間變化(GWNBRrs).....	75
圖 6-29 支道速限 t 值空間變化(GWNBRrs).....	75
圖 6-30 路口方向數係數空間變化(GWNBRrs).....	76
圖 6-31 路口方向數 t 值空間變化(GWNBRrs).....	76
圖 6-32 幹道中央分隔島係數空間變化(GWNBRrs).....	77
圖 6-33 幹道中央分隔島 t 值空間變化(GWNBRrs).....	77
圖 6-34 幹道公車專用道係數空間變化(GWNBRrs).....	78
圖 6-35 幹道公車專用道 t 值空間變化(GWNBRrs).....	78
圖 6-36 三叉路口係數空間變化(GWNBRrs).....	79
圖 6-37 三叉路口係數空間變化(GWNBRrs).....	79
圖 6-38 機車待轉區係數空間變化(GWNBRrs).....	80
圖 6-39 機車待轉區 t 值空間變化(GWNBRrs).....	80
圖 6-40 行人穿越道數量係數空間變化(GWNBRrs).....	81
圖 6-41 行人穿越道數量 t 值空間變化(GWNBRrs).....	81
圖 7-1 殘差空間分布情形(Poisson)	85
圖 7-2 殘差空間分布情形(NB)	85
圖 7-3 殘差空間分布情形(GWNBRrs).....	85

表目錄

表 2-1 路口事故頻次相關文獻彙整	10
表 2-2 事故空間相依性文獻彙整	10
表 2-3 地理加權迴歸應用於事故分析文獻彙整	26
表 4-1 應變數之敘述性統計結果	37
表 4-2 臺北市號誌化路口事故件數排序	37
表 4-3 交通特性變數敘述性統計結果	38
表 4-4 號誌控制變數敘述性統計結果	39
表 4-5 道路設計變數敘述性統計結果(連續變數).....	39
表 4-6 道路設計變數敘述性統計結果(虛擬變數).....	39
表 4-7 路口環境變數敘述性統計結果(連續變數).....	40
表 4-8 路口環境變數敘述性統計結果(虛擬變數).....	40
表 4-9 路口事故頻次模式解釋變數預估	41
表 5-1 卜瓦松迴歸模式推估結果	44
表 5-2 負二項迴歸模式推估結果	46
表 5-3 全域型模式比較	47
表 6-1 空間帶寬之求取	48
表 6-2 地理加權負二項模式迴歸係數	52
表 6-3 地理加權負二項模式 t 值	52
表 6-4 各調整倍數之模式配適度	65
表 6-5 地理加權負二項模式迴歸係數(加入道路屬性).....	69
表 6-6 地理加權負二項模式 t 值(加入道路屬性).....	69
表 6-7 地理加權負二項模式迴歸係數(加入號誌連鎖).....	70
表 6-8 地理加權負二項模式 t 值(加入號誌連鎖).....	70
表 6-9 地理加權負二項模式迴歸係數(加入道路屬性與號誌連鎖).....	71
表 6-10 地理加權負二項模式 t 值(加入道路屬性與號誌連鎖).....	71
表 6-11 區域型模式績效比較	82
表 7-1 模式績效比較	84
表 7-2 模式殘差之 Moran's I 比較.....	84
表 7-3 路口事故頻次風險因素與各區域之顯著關係	88

第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

交叉路口具有複雜的組成環境，各方向車流的匯集與頻繁的號誌變換使路口容易產生交通衝突，造成高比例的交通事故，根據內政部警政署統計，我國2016年交叉路口發生A1類事故所佔比例約為42%，為最易肇事的道路型態之一，交通事故往往造成龐大的社會成本，因此如何改善與降低路口的事故風險及件數是各地方交通單位極為重視的道路交通安全議題。

位置鄰近之路口擁有相似的道路幾何設計與土地使用特性，車輛的續進及號誌連鎖也會使同一路口具有類似的車流行為，因此路口事故資料易存在空間相依性(spatial dependency)問題。過去研究多使用一般的廣義線性模型(generalized linear model, GLM)來建立路口事故頻次模式，然而此類模型假設樣本之間相互獨立，若忽略路口事故之空間相依特性則可能會導致偏誤的參數估計。此外，路口隨著空間位置的不同，其事故頻次與潛在影響因素的關係可能會產生因地而異的變化，各類事故頻次解釋變數在不同路口會有不一致的影響效果，此為空間異質性(spatial heterogeneity)。為了將事故資料之空間相依性納入模式中，許多研究利用不同的空間分析方法來建立事故頻次模式，如廣義估計方程式(generalized estimating equation, GEE)、空間誤差模型(spatial error models, SEMs)、混合效果模型(mixed effect model)等，這些方法雖然將空間相依性納入模式之中，但最後估計出的仍是一組固定不變的參數值，無法反映事故頻次影響因素的效果在不同路口的變化情形。在眾多的空間分析方法之中，地理加權迴歸(geographically weighted regression, GWR)即是透過賦予資料空間權重，使模式之參數值可以隨空間而產生連續的變動，讓研究者能針對不同地點進行局部分析(Fotheringham et al., 2002)。然而，目前使用地理加權方法建立事故頻次模型的相關研究，其採用的大多為行政區、交通分區與縣市等總體層級之空間分析單元，主要目的為探討社會經濟、土地使用、交通特性等影響因素對各行政區或交通分區事故頻次之影響，以幫助決策者實施中長期的交通安全改善計畫(Hadayeghi et al., 2010)。而路口為較小之空間單元，應具有更強的空間相依特性，採用路口作為研究分析之空間單元，了解路口事故頻次之關鍵影響因素，以及影響因素的效果在不同區域路口的差異，則能使相關單位根據各

路口之事故特性，透過工程、宣導與執法等手段在較短的期間內對路口事故風險因素進行改善，提升路口之安全性。因此，透過地理權重的加入建構一考量空間相依性之路口事故頻次模式，使模式之參數估計可以隨不同路口而變動，為本研究動機之一。

在 GWR 模式中，是根據樣本間的距離來賦予大小不等的空間權重，然而在衡量路口之空間相依性時，除了考慮其實際距離外，路口之交通特性可能也會影響路口空間相關性的強度。當路口距離相同的情形下，位於同一道路上的路口，或是屬於同一號誌群組的路口，應會具有更高之空間相依性。因此，將路口之道路屬性與號誌連鎖等交通特性加入 GWR 模式之空間權重函數中，對空間權重進行調整，檢視其模式推估結果與傳統 GWR 模式之差異，為本研究動機之二。

目前已有許多相關研究針對各種大小之空間分析單元(行政區、交通分區、路段、路口等)，考量其事故之空間相依性，並建立不同層級之事故頻次模式，但大多為全域型的參數估計，衡量的是影響因素對事故頻次的平均影響效果。本研究期望採用地理加權卜瓦松迴歸模式或地理加權負二項迴歸模式，探討號誌化路口事故的關鍵影響因素，建構各路口之區域型事故頻次模式，並根據推估結果提出相應的改善策略。

1.2 研究目的

本研究將地理權重加入廣泛用於事故頻次分析之廣義線性模型，如卜瓦松模式(Poisson model)、負二項模式(negative binomial model, NB)，以建構適用於我國道路交叉路口之事故頻次分析模式，探討事故頻次影響因素之影響效果在各路口的變化情形，比較全域型(global)迴歸模式與區域型(local)迴歸模式的績效表現。本研究之主要目的分述如下：

1. 回顧路口事故分析之相關文獻，歸納影響路口事故頻次的潛在影響因素，透過地理加權迴歸建構考量空間相依性的路口事故頻次分析模式，了解事故頻次風險因素之影響效果的空間變動情形。
2. 加入路口之道路屬性與號誌連鎖等交通特性，來調整傳統地理加權模式中的空間權重函數，如根據路口是否位於同一道路、路口是否屬於同一號誌群組等關聯條件，來給予額外的權重加成，檢視模式推估結果的變化，以及模式績效表現之差異。
3. 針對顯著影響各區域路口事故頻次之關鍵風險因素，研擬因地而異的改善對策與方向，作為相關單位提升路口安全性之參考。

1.3 研究內容與流程

本研究目的為建立一考量空間相依性之路口事故頻次模式，採用實際的路口事故資料，分析路口事故頻次之關鍵影響因素，以及各影響因素之影響效果隨路口不同而變動的情形，依此研擬路口風險因素之改善建議，提供予相關單位參考。茲將本研究之研究內容分述如下：

1. 確立研究目的與研究之範圍

依據研究背景與動機，了解交叉路口之事故風險、路口事故所產生之社會成本，以及路口事故研究之重要性，探討其研究現況與研究缺口，確立本研究之研究目的與界定研究之範圍。

2. 相關文獻之回顧與整理

本研究將回顧之文獻分為三類，第一類為彙整過去文獻所考慮之路口事故頻次影響因素，第二類為事故相關文獻所採用之空間分析方法與

模式，第三類則為地理加權迴歸於事故頻次分析之相關應用，統整其模式設定與採用的變數。透過上述三類文獻的回顧，了解路口事故頻次分析之研究缺口，並作為本研究進行模式設定、變數選擇，與路口風險因素分析時之參考。

3. 建構路口事故頻次分析模式

透過卜瓦松模式、負二項模式建立全域型事故頻次模式，並透過地理加權模型建立區域型事故頻次模式。此外，根據所蒐集之相關文獻，選取模式中所採用之事故頻次影響因素。

4. 資料蒐集與基本統計分析

由各個管道蒐集分析時所需的相關資料，包括路口事故資料、道路網資料、交通流量資料與號誌群組資料，針對取得之資料進行基本統計分析，了解路口事故與各類解釋變數之特性。

5. 路口事故之空間自相關分析

以 Moran's I 方法檢驗路口事故之空間相關性，了解路口事故的空間分布情形，確立其空間相依性之存在。

6. 模式推估與比較

透過卜瓦松模式與負二項模式建構之全域型與區域型事故頻次模式，推估各影響因素對路口事故頻次之影響效果，檢視區域型模式中解釋變數影響效果因地而異的變動情形，並根據配適結果確立最適模式。

7. 事故風險因素分析

根據區域型模式之推估結果，探討各路口事故頻次的關鍵風險因素，提出改善與促進路口安全性之相應策略。

8. 結論與建議

彙整研究結果，提出本研究之結論，以及後續研究之發展建議。

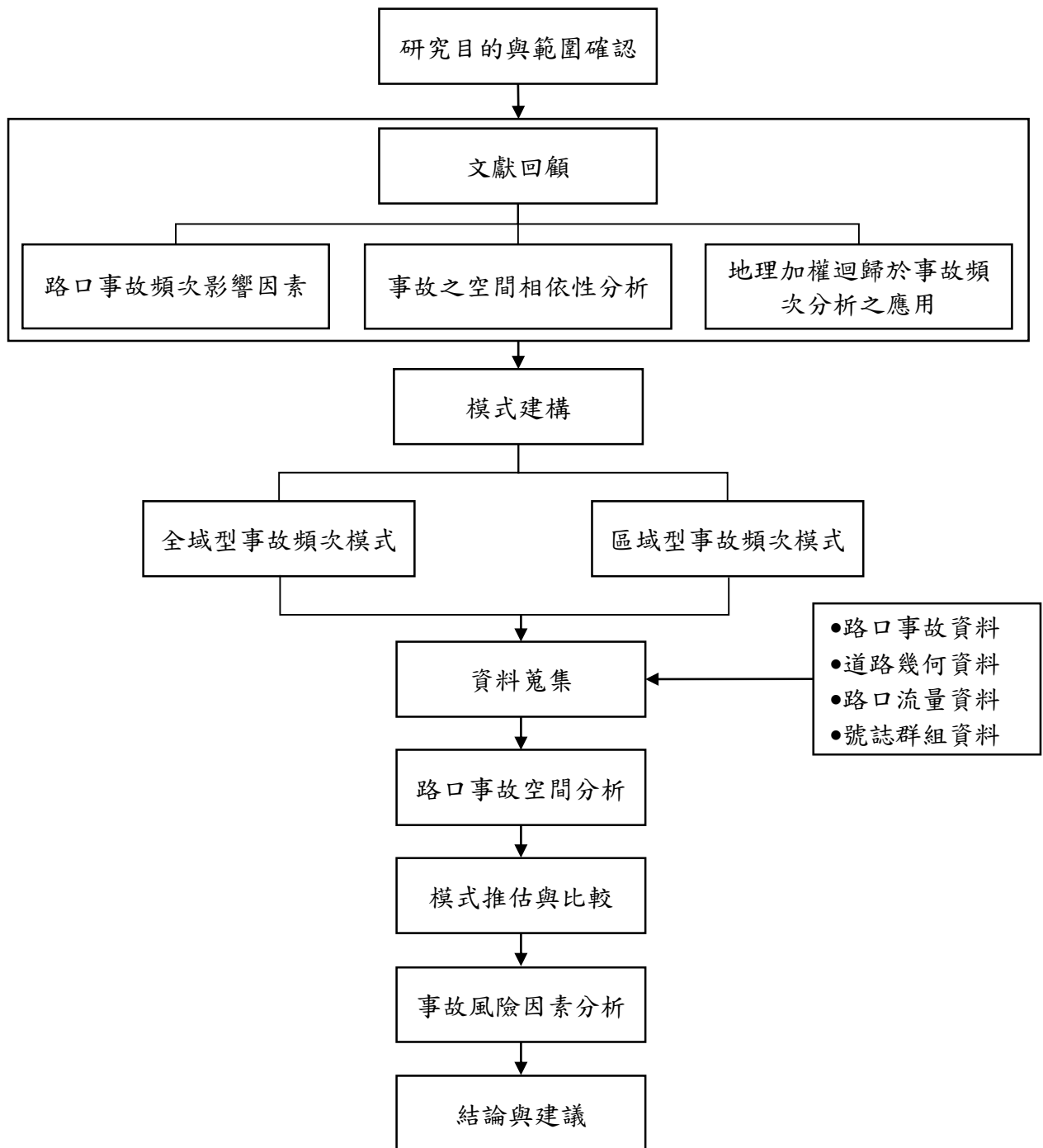


圖 1-1 研究流程圖

第二章 文獻回顧

事故頻次為衡量道路安全性的關鍵指標之一，近年來已累積許多道路事故頻次模型之相關研究，其主要目的為探討道路事故頻次的關鍵影響因素。本研究欲將路口之空間權重加入傳統事故頻次模型中，透過地理加權模型建構考量路口空間相依性之事故頻次模式。為達成此目的，本研究首先於 2.1 節回顧過去路口事故相關研究中考慮之解釋變數，2.2 節回顧考量空間相依性之事故研究，整理文獻中處理各種空間單元(如區域、路段、路口等)之空間關係時採用的方法，2.3 節則回顧使用地理加權模型於事故頻次分析之相關文獻，了解地理加權 GLM 模型之模式設定方式，以作為本研究模式設立之參考。本研究彙整文獻詳述如下：

2.1 路口事故頻次影響因素分析

Poch and Mannering (1996)採用負二項迴歸模化不同碰撞型態之路口事故頻次模式，包括側撞、追撞、轉向撞等碰撞型態。模式考慮多種道路幾何設計及交通特性相關之解釋變數，並以美國華盛頓州貝爾維尤市 63 個選定的路口作為樣本，結果顯示多項事故頻次之顯著影響因素，如交通量、號誌時相、視距等，為了避免事故資料之空間相關性，此研究使用二次抽樣(subsampling)的方式選定分析路口，將各路口視為相互獨立的樣本，而並未實際將路口之空間相依性納入考量。

Wong et al. (2007)使用卜瓦松迴歸與負二項迴歸建立號誌化路口的事故頻次模型，研究地區為香港的 262 個號誌化路口，研究中考慮的影響因素包括道路幾何設計、道路環境、交通特性與號誌控制類型，並以對數轉換之年平均每日交通量作為模型之曝光量變數。研究結果顯示電車停靠站與行人穿越道數量的增加會提升路口事故的發生機會，商用車輛所佔比例也會影響路口事故的發生，且由於商用車輛大多為大型車輛，其所涉及之事故更容易造成嚴重傷亡，當商用車輛所佔比例越高，則會提升死亡與嚴重受傷事故之發生機會。在道路幾何設計部分，當平均車道寬度減少，會使路口事故件數增加，推測因為車道寬度減少會使駕駛遭遇緊急情況時，僅有較少的反應時間與車輛閃避空間。

Wang and Abdel-Aty (2006)使用廣義估計方程式(generalized estimating equations, GEE)模化號誌化路口追撞事故(rear-end crashes)頻次之影響因素，並考量號誌化路口事故之時間與空間相關性。研究地區為美國佛羅里達州，針對路口追撞事故頻次時間相關分析使用布里瓦德郡與塞米諾爾郡 2000 至 2002 年 208 個號誌化路口之事故資料，對路口追撞事故頻次空間相關分析則使用橘郡、布里瓦德郡與邁阿密-戴德郡 41 條道路上 476 個號誌化路口之事故資料，時間相關分析與空間相關分析所考量之路口事故影響因素並無太大差異，包括路口交叉形式、主道與支道之直行車道數、主道與支道之右轉專用道數、主道與支道之左轉車道數、主道與支道是否劃設右轉專用道、主道與支道是否有中央分隔帶、主道與支道是否有左轉保護時相、主道與支道速限、主道與支道之年平均每日交通量、路口至上游與下游路段之平均距離、路口與最近號誌之距離。根據研究結果，在道路幾何設計部分，主道與支道之右轉車道數、主道之左轉車道數、支道之中央分隔帶與路口交叉形式顯著影響路口追撞事故的發生。在交通控制部分，主道之左轉保護時相會降低追撞事故之發生之機會，而支道上之左轉保護時相則會增加追撞事故之件數，時相數越高追撞事故件數則越多，較高的道路速限也會增加路口追撞事故之機會。

Guo et al. (2010)探討路口事故發生的影響因素，研究地區為美國佛羅里達州橘郡與希爾斯波羅郡之 170 個四支交叉號誌化路口(four-legged signalized intersections)，該研究使用混合效果模型(mixed effect model)與條件自迴歸模型(conditional auto-regressive model, CAR model)來建立路口事故頻次模型，模式所考慮的影響因素包括路口所在地、幹道與支道直行交通量、幹道與支道左轉交通量、獨立路口或號誌連鎖路口、路口大小、土地使用類型、幹道與支道速限。研究結果顯示道路交通量增加會提升路口事故率，大型路口的事故率高於小型路口，道路的速限與土地使用類型對路口事故的發生則未有顯著影響。此外，獨立路口的事故率則低於連鎖路口，可能的原因包括路口號誌連鎖增加車輛續進之機會，使車流之行駛速率高於獨立路口，以及號誌連鎖路口間的距離相對較短，使通過路口之交通量增加，進而導致事故風險的提升。

Mitra and Washington (2012)探討路口事故頻次研究中，容易因資料取得不易而被排除或忽略的影響因素，以及忽略這些因素所產生的遺漏變數偏誤(omitted variable bias)，此類影響因素多為空間相關變數，包括天氣狀況與駕駛行為等。此研究使用隨機效果負二項模型(random effects negative binomial model,

RENB)與隨機參數負二項模型(random parameters negative binomial model, RPNB)來建立路口事故頻次模式，透過此類模型可以更適當的處理路口事故資料中的無法被解釋之異質性情形，其考量之解釋變數除交通量、道路幾何設計、交通控制等廣泛被使用之變數外，也加入了空間相關變數，包括陽光照射、平均降雨量、平均下雨天數等天氣變數，以及路口附近是否有學校、路口附近是否有提供酒精飲料之場所、路口附近之人口組成等環境變數，此類環境變數是用以作為衡量年輕駕駛、酒後駕駛等高風險駕駛對路口事故頻次影響之代理變數。研究結果指出遺漏路口事故頻次之相關影響因素會使道路交通量的參數與邊際效果估計值產生偏誤，分別高估 14%與 40%，在模式特別考量之天氣與環境相關變數中，陽光照射確實會增加事故的發生機會，鄰近學校與提供酒精飲料場所之路口有較高的事故件數。

Xie et al. (2013)分析上海 22 條幹道下 195 個號誌化路口事故頻次之影響因素，由於上海各路口間的平均距離僅約 200 公尺，同一幹道上之相鄰路口具有相似的車流特性、幾何設計與號誌控制，在進行事故頻次分析時必須考慮相鄰路口的空間相依性，因此該研究使用階層線性負二項模型(hierarchical negative binomial model, HNB model)來模化路口事故頻次與影響因素之關係，並以貝式估計法進行估計。HNB 模型將事故資料分為路口層級與幹道層級，路口事故頻次除了受到路口本身之特性影響(如路口類型、幾何設計、號誌周期)，也會與路口所在幹道之特性(如幹道流量、幹道平均速率)有所關聯，研究中考慮的影響因素可以分為路口相關變數與幹道相關變數兩類，路口相關變數包括路口類型、路口交叉角度、車道數、轉彎車道比例、路口是否位於高架道路之下、與最近路口距離、時相數、週期時間、路口飽和度、路口交通量；幹道相關變數包括是否有中央分隔帶、單向道或雙向道、幹道交通量、幹道車流平均速率。研究結果顯示 HNB 模型之配適度優於隨機參數模型與負二項模型，引入幹道層級變數確實增進模式的解釋能力，而路口是否位於高架道路下、與最近路口距離、路口類型、轉彎車道比例、時相數、路口交通量為顯著影響路口事故頻次的路口層級解釋變數，幹道為單向道或雙向道、幹道車流平均速率則為顯著之幹道層級解釋變數。

Dong et al. (2014)使用多變量零膨脹卜瓦松(multivariate zero-inflated Poisson, MZIP)迴歸建立美國田納西州 1000 個號誌化路口之事故頻次模型，由於各路口因不同的幾何設計、車流與號誌控制形式，所發生事故之嚴重度也會產生差異，

某些路口容易發生死亡或重傷事故，某些路口之事故則多為輕傷及財損事故，而各項影響因素對不同嚴重度之事故所產生的影響力也可能存在變化，因此該研究透過 MZIP 迴歸同時模化路口之事故頻次與事故嚴重度，並聯合估計影響因素對事故頻次與事故嚴重度之影響效果。此外，研究中使用之路口事故資料存在過多觀察值為零的情形，因此透過 MZIP 迴歸來處理資料零膨脹(zero-inflated)的問題，並與單變量的零膨脹卜瓦松(zero-inflated poisson, ZIP)迴歸、多變量卜瓦松對數常態(multivariate Poisson-lognormal, MVPLN)迴歸比較模式配適度，其考量之解釋變數包括道路交通量、貨車所佔比例、道路寬度、路肩寬度、左轉車道數、道路速限、路口交叉角度等。結果顯示 MZIP 之配適度優於 ZIP 與 MVPLN，解釋變數對不同嚴重度事故之影響效果也有所差異。

Ye et al. (2009)使用多變量卜瓦松迴歸聯合估計不同碰撞型態之路口事故頻次，將路口事故依碰撞型態分為側撞、對撞、追撞、擦撞與行人涉入之事故，過去分析事故碰撞型態之研究大多將不同的碰撞型態分開估計，將各型態之事故視為互相獨立之反應變數，如此將忽略事故型態間的潛在關聯性，因此該研究透過多變量卜瓦松迴歸模化路口事故影響因素對不同碰撞型態事故之影響效果，處理碰撞型態間的相關性，考慮之解釋變數包括交通量、路肩寬度、照明設施、道路速限、車道數、道路坡度等。路口事故頻次之文獻整理於表 2-1。

表 2-1 路口事故頻次相關文獻彙整

作者(年代)	研究地區與資料年份	研究單元	使用模式	反應變數	解釋變數
Poch and Mannering (1996)	研究地區： 美國華盛頓州貝爾維尤市 資料年份： 1987-1993	63 個路口	<ul style="list-style-type: none"> ● 負二項模型 	<ul style="list-style-type: none"> ● 路口總事故件數 ● 路口側撞事故件數 ● 路口追撞事故件數 ● 路口轉向撞事故件數 	<ul style="list-style-type: none"> ● 左轉車流量 ● 右轉車流量 ● 對向車流量 ● 直行車道數 ● 直行右轉車道數 ● 右轉車道數 ● 號誌時相 ● 道路速限 ● 是否有左轉專用道 ● 視距限制
Guo et al. (2010)	研究地區： 美國摩羅里達州橘郡與希爾斯波羅郡 資料年份： 2000-2005	170 個四支交叉號誌化路口	<ul style="list-style-type: none"> ● 混合效果模型 ● 條件自迴歸模型 	<ul style="list-style-type: none"> ● 路口事故件數 	<ul style="list-style-type: none"> ● 路口所在地 ● 幹道直行交通量 ● 支道直行交通量 ● 幹道左轉交通量 ● 支道左轉交通量 ● 獨立路口或連鎖路口 ● 路口大小 ● 土地使用類型

表 2-1 路口事故頻次相關文獻彙整(續)

作者(年代)	研究地區與資料年份	研究單元	使用模式	反應變數	解釋變數
Wang and Abdel-Aty (2006)	研究地區： 美國摩羅里達州 資料年份： 2000-2002	<ul style="list-style-type: none"> • 208 個四支交叉號誌化路口 • 472 個號誌化路口 	<ul style="list-style-type: none"> • 廣義估計方程式 	<ul style="list-style-type: none"> • 路口追撞事故件數 	<ul style="list-style-type: none"> • 直行車道數 • 右轉專用道數量 • 左轉車道數量 • 是否有中央分隔帶 • 是否有左轉保護時相 • 道路速限 • 道路交通量 • 至最近路口之距離 • 至上游與下游路段之平均距離
Wong et al. (2007)	研究地區： 香港 資料年份： 2002-2003	262 個號誌化路口	<ul style="list-style-type: none"> • 負二項模型 • 卜瓦松模型 	<ul style="list-style-type: none"> • 路口輕傷事故件數 • 路口死亡與重傷事故件數 	<ul style="list-style-type: none"> • 道路交通量 • 路口連接路段數 • 路段車道數 • 衝突點數量 • 車流數量 • 平均道路寬度 • 平均轉向半徑之倒數 • 商用車輛比例 • 號誌時相 • 週期時間 • 行人穿越道數 • 是否有電車停靠站 • 路口位於香港島或九龍 • 是否有右轉保護時相

表 2-1 路口事故頻次相關文獻彙整(續)

作者(年代)	研究地區與資料年份	研究單元	使用模式	反應變數	解釋變數
Mitra and Washington (2012)	研究地區： 美國亞利桑那州圖森市 資料年份： 2001-2004	291 個號誌化路口	<ul style="list-style-type: none"> ●隨機效果負二項模型 ●隨機參數負二項模型 	●路口事故件數	<ul style="list-style-type: none"> ●號誌時相 ●平均每日交通量 ●是否劃設左轉車道 ●是否劃設右轉車道 ●分隔帶寬度 ●道路速限 ●道路坡度 ●路口是否鄰近各級學校 ●路口是否鄰近酒吧 ●路口周圍之人口組成
Xie et al. (2013)	研究地區： 上海 資料年份： 2009	195 個三支或四支交叉號誌化路口	<ul style="list-style-type: none"> ●負二項模型 ●隨機參數模型 ●階層負二項模型 	●路口事故件數	<ul style="list-style-type: none"> ●路口類型 ●路口交叉角度 ●各類型車道數 ●轉向車道比例 ●路口是否位於高架道路下 ●與最近路口之距離 ●時相數 ●週期時間 ●路口飽和率 ●平均每日交通量 ●是否設有中央分隔帶 ●單向道或雙向道 ●平均行駛速率

表 2-1 路口事故頻次相關文獻彙整(續)

作者(年代)	研究地區與資料年份	研究單元	使用模式	反應變數	解釋變數
Dong et al. (2014)	研究地區： 美國田納西州 資料年份： 2005-2009	1000 個號誌化 路口	<ul style="list-style-type: none"> • ZIP • MVPLN • MZIP 	<ul style="list-style-type: none"> • 死亡事故件數 • 重傷事故件數 • 輕傷事故件數 • 可能受傷事故件數 • 財損事故件數 	<ul style="list-style-type: none"> • 對數年平均每日交通量 • 貨車所佔比例 • 直行車道寬度 • 路肩寬度 • 左轉車道數 • 道路速限 • 路口交叉角度
Ye et al. (2009)	研究地區： 美國喬治亞州 資料年份： 1996-1997	郊區之 51 個號 誌化路口與 114 個非號誌化路口	<ul style="list-style-type: none"> • 單變量卜瓦松模型 • 多變量卜瓦松模型 	<ul style="list-style-type: none"> • 側撞事故件數 • 對撞事故件數 • 追撞 • 擦撞(同向)事故件數 • 擦撞(對向)事故件數 • 行人涉入事故件數 	<ul style="list-style-type: none"> • 對數年平均每日交通量 • 路肩寬度 • 是否設有照明設施 • 道路速限 • 左轉車道數 • 右轉車道數 • 路面坡度

2.2 事故之空間相依性分析

由於事故資料的蒐集是來自不同的事故發生地點(路口、路段、地區)，事故地點在空間上的分布會使事故資料存在空間相依特性(LeSage, 2009)，過去許多事故研究都嘗試將此空間相依性納入所建立的事故分析模式中(Aguero-Valverde and Jovanis, 2008, 2010；El-Basyouny and Sayed, 2009；Wang and Abdel-Aty, 2006；Chiou et al., 2014)，忽略事故的空間相依性會使模式在估計參數時產生偏誤，而考慮空間相依效果則有兩大優點，第一為樣本點被估計時可以藉由與該點空間相依的其他樣本點共同估計，提升模式的參數估計能力，第二是將空間相依性加入模式中後，可以代替事故分析中未知或未被考慮到的影響因素，並處理某些容易隨空間而產生變異之潛在變數的影響效果，例如天氣狀況、土地使用等。

本節回顧考量空間相依性之事故頻次分析文獻，檢視各文獻所採用之分析單元，所使用的分析模式、考量之事故頻次影響因素，以及如何處理事故資料之空間相依特性。

Aguero-Valverde and Jovanis (2008) 蒐集 2003 至 2006 年美國賓州郊區雙向二車道路段的事故資料，考量事故資料的空間相依性，以卜瓦松-對數常態模型建立郊區路段事故頻次的分析模式，並以貝氏階層方法進行參數估計，此估計方法能有效的處理複雜的空間相依或時空相依結構，並透過先驗資訊(prior distribution)增加對參數的估計能力。為了處理事故資料的空間相依性，模式加入一空間相關效果的隨機變項，此變項服從條件自迴歸先驗分配(conditional auto regressive prior, CAR prior)，依據路段間的相鄰結構給予權重。研究結果顯示考量空間相依性之卜瓦松對數常態模型之配適度顯著優於傳統只處理異質性的卜瓦松對數常態模型，顯著影響路段事故頻次之影響因素包括年平均每日交通量、路肩寬度等變數。

Aguero-Valverde and Jovanis (2010)使用多層次模型探討不同道路等級下，路段事故頻次的空間相依性，同樣以貝氏階層方法對參數進行估計，並利用 CAR prior 模化路段間的臨近關係，研究中考慮多種路段鄰近結構，包括以路段臨近順序做排序的以相鄰為基礎之模式(adjacency-based models)；以路段實際距離進行排序的距離次序模式(distance order models)；以路段實際距離調整權重的距離指數衰減模式(distance exponential decay models)。在多層次模型中，下層結

構為各路段之事故頻次，上層結構則將各路段依不同的道路等級進行群組，考量的變數包括交通量、路段長度、車道寬度、路肩寬度、速限等。研究結果指出模式中有 70% 至 90% 的變異可以被空間相依的隨機效果來解釋，顯著高於由異質性(非空間相依)所解釋的變異，顯示將空間相依關係納入模式中可以使模式的解釋能力大幅提升。

El-Basyouny and Sayed (2009)使用加拿大溫哥華 281 個都市道路路段的事故資料進行分析，比較 CAR 模型、多成員(multiple membership, MM)模型、延伸多成員(extended multiple membership, EMM)模型與傳統 PLN 模型的差異。研究結果顯示，交通量、商業用地、車道數、無號誌路口密度等變數顯著影響路段事故頻次，在模式表現上，CAR 模型與 MM 模型的總變異中分別有 88% 與 65% 是來自空間效果，EMM 模型與 CAR 模型有最高與次高的模式配適度，由於 EMM 模型將同一幹道上的路段視為相同群組，故在此模型中絕大部分的變異可以由幹道效果來解釋。考量空間相依性可以減少因遺漏某些空間變數而產生的估計偏誤，增加事故頻次模式之配適度。

Chiou et al. (2014)以 2005 年臺灣國道一號的事故資料進行分析，並以考慮誤差分量之多項廣義卜瓦松 (multinomial-generalized Poisson with error-components, EMGP) 模式為基礎，建立兩類空間分析模式，包括空間誤差 EMGP(spatial error-EMGP)模式與空間外生函數 EMGP(spatial exogenous-EMGP) 模式，以同時模化事故頻次、事故嚴重度及空間相依性之影響，考慮之影響因素包含道路幾何設計相關變數、車流組成相關變數與環境相關變數。作者指出空間相依性主要包含兩種影響效果，其一為來自於觀察變數本身(如鄰近路段的道路配置與車流行為)的連續性而產生之空間外溢效應(spatial spillover effect)；其二為相鄰路段之共同潛在影響因素所造成的空間相關效應(spatial correlation effect)，若忽略空間相依性的影響可能會導致不一致或無效的參數估計結果。研究結果顯示，空間外生函數 EMGP 模式擁有最好的配適表現，而未考慮空間相依性之原始 EMGP 模式的係數估計存在高估的現象，此外，當路段間的距離大於 7 公里時，空間相依性之影響會大幅減少。

Wang and Abdel-Aty (2006)蒐集美國佛羅里達州號誌化路口的追撞事故資料，使用廣義估計方程式(generalized estimating equations, GEE)搭配負二項連結函數(negative binomial link function)建立考量時間相依性與空間相依性的事故頻次模

型，作者將研究範圍內的所有路口依據其空間位置進行分組，在同一群組內的路口具有相關性，但不同群組間的路口則被視為相互獨立。該研究在 GEE 中考量了四種不同的工作相關矩陣(working correlation matrix)，包含獨立矩陣、可交換矩陣、AR(1)矩陣與未結構化矩陣，用以衡量路口追撞事故之時空相依性的強度。研究結果顯示 AR(1)結構下的 GEE 模式擁有最高的模式配適度，同一道路上的鄰近路口在追撞事故上具有高度的空間相依性，而擁有較高交通量、較多右轉或左轉車道、較多號誌時相、較高速限的路口，傾向發生更多的追撞事故。

Wang et al. (2009)探討交通壅塞對道路事故發生的影響，研究地區為英國 M25 高速公路，並將其切分為 70 個路段，由於相鄰空間單元可能存在空間相關性，該研究採用卜瓦松對-數常態條件自迴歸(Poisson-lognormal CAR)模型來模化道路壅塞與相關其他相關變數對路段事故頻次之影響，並與卜瓦松-對數常態(Poisson-lognormal)模型、卜瓦松-伽瑪(Poisson-gamma)模型等非空間模型比較其模式配適度，考慮之變數包括道路壅塞程度指標、道路交通量、路段長度、最小曲率半徑、最大縱坡度、車道數與行車方向。研究結果指出道路壅塞對各種嚴重度之下的事故頻次皆無顯著影響，雖然鄰近路段間的空間相依性顯著存在，但空間模型的估計結果與非空間模型的估計結果並無太大的差異。

Guo et al. (2010)使用混合效果模型(mixed effect model)與條件自迴歸模型(conditional auto-regressive model, CAR model)來建立路口事故頻次模型，作者指出同一道路上的路口可能擁有相似的車流續進特性、號誌連鎖控制、道路幾何設計與土地使用環境，因此需考慮相鄰路口的空間相關性。混合效果模型假設同一道路上的路口存在空間相關，不同道路上的路口則相互獨立，且未考量路口之間的距離與相關性強度的關聯；空間條件自迴歸模型則利用條件自迴歸的先驗分佈(CAR prior)，使路口相關性的大小依距離而改變，距離較近的路口有較強的空間相關性，距離較遠的路口其空間相關性則較弱。研究結果顯示混合效果模型與條件自迴歸模型的配適度優於固定效果的 GLM 模型，且卜瓦松條件自迴歸模型擁有最佳的模式配適度。

Barua et al. (2015)以考量空間相關性之隨機參數模型，建立加拿大列治文(Richmond)市與溫哥華(Vancouver)市的路段事故頻次模型，由於大多數事故頻次模型所估計出的是一組固定不變的參數，代表各影響因素對事故頻次的平均影響效果，然而此影響效果會因地點的潛在異質性而產生變化，全域的參數估

計將無法反映特定地點之事故特性，使推估結果產生偏誤，隨機參數模型則能處理因道路幾何設計、交通特性、環境狀況、駕駛行為等干擾因素而產生樣本間的異質性問題，此外，作者在隨機參數模型中加入條件自迴歸項，刻劃路段間的空間相依性，距離越接近的路段其相關性則越高。研究結果顯示列治文市的事故頻次模型的總變異中有 38.3% 的變異可以由空間相關性解釋，顯著的影響因素包括路段長度、年平均每日交通量、行人穿越道數量、無號誌路口密度等；溫哥華市的事故頻次模型的總變異中有 83.8% 可以由空間相關性解釋，顯著的影響因素有路段長度、年平均每日交通量、無號誌路口密度、道路橫斷面設計、商業用地、車道數等，雖然模型中有高比例的變異來自空間相依性，但考量空間相關性後並未使隨機參數模型之配適度有明顯的提升。

Barua et al. (2016) 使用多元隨機參數(multivariate random parameters)模型聯合估計路段的嚴重(受傷及死亡)事故與無人傷亡事故之事故頻次，並考量鄰近路段之空間相依性，將條件自迴歸項加入多元隨機參數模型中，以一皆鄰近(first-order neighbors)關係定義路段的相鄰結構，此外，為了解空間效果對模型配適度之影響，作者建立並比較三種多元隨機參數模型，分別為僅考量異質效果之隨機參數模型、僅考量空間異質性之隨機參數模型與同時考量異質效果與空間異質性之隨機參數模型。根據其研究結果，整體而言由空間異質性產生之模型變異高於由異質效果導致之變異，在同時考量異質效果與空間異質性之隨機參數模型中，嚴重事故之總變異的 51.6% 是源自空間異質性，無人傷亡事故則更高(70.5%)，除了顯著的空間效果外，兩類事故之間也存在高度的相關性，當一路段容易發生無人傷亡事故，同時也會傾向產生更多的嚴重事故，顯著影響路段事故頻次之影響因素有路段長度、年平均每日交通量、無號誌路口密度與車道數等。事故空間相依性之文獻整理於表 2-2。

表 2-2 事故空間相依性文獻彙整

作者(年份)	研究地區與資料年份	研究單元	模式設定	考慮之解釋變數
Aguero-Valverde and Jovanis (2008)	研究地區： 美國賓州 資料年份： 2003-2006	郊區道路路段	<ul style="list-style-type: none"> • 卜瓦松-對數常態條件自迴歸(CAR)模型 	<ul style="list-style-type: none"> • AADT • 路段長度 • 道路類型 • 道路速限 • 車道寬度 • 路肩寬度
Aguero-Valverde and Jovanis (2010)	研究地區： 美國賓州 資料年份： 2003-2006	各等級道路路段	<ul style="list-style-type: none"> • 多層次卜瓦松-對數常態條件自迴歸(CAR)模型 	<ul style="list-style-type: none"> • AADT • 路段長度 • 道路類型 • 道路速限 • 車道寬度 • 路肩寬度 • 橫豎曲線數 • 最大坡度 • 最大曲率
El-Basyouny and Sayed (2009)	研究地區： 加拿大溫哥華 資料年份： 2003-2006	都市道路路段	<ul style="list-style-type: none"> • 卜瓦松對數常態模型 • 卜瓦松對數常態條件自迴歸(CAR)模型 • 多成員模型(MM) • 延伸多成員模型(EMM) 	<ul style="list-style-type: none"> • AADT • 路段長度 • 無號誌路口密度 • 未分割之道路橫斷面 • 商業用地 • 車道數

表 2-2 事故空間相依性文獻彙整(續)

作者(年份)	研究地區與資料年份	研究單元	模式設定	考慮之解釋變數
Wang and Abdel-Aty (2006)	研究地區： 美國摩羅里達州 資料年份： 2000-2002	號誌化路口	• 廣義估計方程式	<ul style="list-style-type: none"> • 直行車道數 • 右轉專用道數量 • 左轉車道數量 • 是否有中央分隔帶 • 是否有左轉保護時相 • 道路速限 • 道路交通量 • 至最近路口之距離 • 至上游與下游路段之平均距離
Wang et al. (2009)	研究地區： 英國 M25 高速公路 資料年份： 2004-2006	高速公路路段	<ul style="list-style-type: none"> • 卜瓦松-對數常態模型 • 卜瓦松-伽瑪模型 • 卜瓦松-對數常態條件自迴歸(CAR)模型 	<ul style="list-style-type: none"> • AADT • 壅塞程度指標 • 路段長度 • 最小半徑 • 最大坡度 • 車道數 • 車流方向

表 2-2 事故空間相依性文獻彙整(續)

作者(年份)	研究地區與資料年份	研究單元	模式設定	考慮之解釋變數
Guo et al. (2010)	研究地區： 美國摩羅里達州橘郡 與希爾斯波羅郡 資料年份： 2000-2005	號誌化路口	<ul style="list-style-type: none"> • 混合效果模型 • 條件自迴歸模型 	<ul style="list-style-type: none"> • 路口所在地 • 幹道直行交通量 • 支道直行交通量 • 幹道左轉交通量 • 支道左轉交通量 • 獨立路口或連鎖路口 • 路口大小 • 土地使用類型
Chiou et al. (2014)	研究地區： 臺灣國道一號 資料年份： 2005	高速公路路段	<ul style="list-style-type: none"> • EMGP • Spatial Error-EMGP • Spatial Exogenous-EMGP 	<ul style="list-style-type: none"> • 車道數 • 路段長度 • 曲率 • 最大坡度 • 克羅梭曲線參數 • 道路速限 • 年降雨量 • 交通量 • 車種比例 • 是否有收費站 • 是否有休息區 • 是否有測速照相機 • 是否鄰近都會區 • 是否鄰近機場、港口或工業區

表 2-2 事故空間相依性文獻彙整(續)

作者(年份)	研究地區與資料年份	研究單元	模式設定	考慮之解釋變數
Barua et al. (2015)	研究地區： 加拿大列治文與 溫哥華 資料年份： 1994-1996	市區道路路段	隨機參數卜瓦松對數 常態模型	路段長度 AADT 行人穿越道數 無號誌路口密度 土地使用面積 雙車道路段數量 四車道路段數量 公車停靠站數量 尖峰小時停車比例 非尖峰小時停車比例
Barua et al. (2016)	研究地區： 加拿大溫哥華 資料年份： 1994-1996	市區道路路段	多變量隨機參數模型	路段長度 AADT 無號誌路口密度 未分隔之道路橫斷面 土地使用面積 車道數 公車停靠站數量 尖峰小時停車比例 非尖峰小時停車比例

2.3 地理加權迴歸於事故頻次分析之應用

Hadayeghi et al.(2010)使用地理加權卜瓦松迴歸(geographically weighted Poisson regression, GWPR)探討交通分析分區(traffic analysis zone, TAZ)道路事故頻次的影響因素，模式中納入的解釋變數包括土地使用、道路環境、車流特性、人口組成、住宅類型與就業型態等，反應變數為 TAZ 之總事故件數與產生傷亡的事故件數，使用 2001 年加拿大多倫多市(Toronto)481 個 TAZ 的事故資料進行分析。此研究利用 AIC 與 MSE 等配適度指標比較 GWPR 與廣義線性模型(generalized linear model, GLM)的模式結果，其配適度優於全域型的卜瓦松迴歸與負二項迴歸，相較於全域型迴歸，GWPR 考慮了事故頻次的空間相關性，並可估計出隨位置而改變的參數值。

Pirdavani et al.(2014)指出道路事故的發生與其相關影響因素皆存在空間異質性與空間相關性，使用傳統 GLM 對事故頻次進行估計時，其模型假設並未考慮空間變異，若僅用一組固定的全域參數值來代表各位置事故頻次與影響因素之關聯，會降低事故預測模型的解釋能力。研究中主要利用 GWPR 建立比利時法蘭德斯省(Flanders)的區域事故預測模型，探討在 TAZ 層級下，不同事故嚴重度之事故件數與各類影響因素之關係，其解釋變數包括車流特性、道路環境、道路幾何設計、TAZ 位於都市或郊區、人口數與社會經濟屬性。為了確認反應變數與解釋變數確實存在空間相關性，該研究透過 Moran's I 來衡量各變數的空間特性，Moran's I 之結果顯示所有變數皆存在空間群聚(spatial clustering)的特性，在建立事故預測模型時應考量空間相關性，而研究結果也顯示 GWPR 之配適度優於 GLM，對於政策制定者與規劃者而言，區域型的 GWPR 模式可以描繪道路事故頻次與影響因素之間因空間位置不同所產生的變化，在進行道路安全改善時更能採取因地制宜的手段與策略。

Li et al.(2013)利用 GWPR 模化加州 58 個郡之事故頻次與交通流量、道路環境、社經屬性等因素之空間變化關係，並與全域型的 GLM 模型進行模式比較，研究結果顯示 GWPR 模型之 MAD 與 MSPE 之值皆低於 GLM 模型，由於 GWPR 與 GLM 模型皆假設誤差項相互獨立，若誤差項存在空間相關，表示違反了模式假設，可能產生偏誤的估計結果，透過 Moran's I 分別計算 GWPR 與 GLM 之模型殘差後，結果指出 GLM 模型之殘差存在顯著的空間相關，GWPR 模型則否，表示 GWPR 適當的描繪了事故資料的空間變異關係。

傳統的廣義線性模型如卜瓦松迴歸模型、負二項迴歸模型等，皆假設樣本間相互獨立，因此以傳統 GLM 所建立之事故頻次模型忽略了事故資料之間的空間相關性，為解決此缺點，許多研究利用不同的空間模型方法建立事故頻次模型，如廣義估計方程式(generalized estimating equation, GEE)、條件自迴歸模型(conditional auto-regressive model, CAR)、貝氏階層模型(Bayesian hierarchical model)，來處理事故資料的空間相關特性(Aguero-Valverde and Jovanis, 2010；Guo et al., 2010；Wang and Abdel-Aty, 2006)，由於這些空間模型所估計出的是一組固定不動的參數值，因此仍屬於全域模型，然而各種解釋變數對事故頻次之影響力可能會因空間的變化產生差異，也就是其參數值會隨位置移動而改變(Hadayeghi et al., 2010)，除了 GWR 模型外，隨機參數模型(random parameter model)是另一種常用於事故頻次分析的局部迴歸方法(Anastasopoulos and Mannering, 2009；Naznin et al., 2016)，此模型將迴歸係數的變異視為隨機變量，Xu and Huang (2015)利用隨機變數負二項模型(random parameter negative binomial model, RPNB)與 GWPR 模型對佛羅里達州希爾斯波羅縣(Hillsborough, Florida)的交通分區進行事故分析，建立總事故件數與嚴重事故件數的事故頻次模型，考量的影響因素包括每日延車公里、路口數量、道路速限、人口密度與家戶收入，並比較 NB、CAR、RPNB 與 GWPR 模型的估計結果。研究結果顯示相較於全域型的 NB 與 CAR 模型，RPNB 與 GWPR 所建立之局部迴歸模式均得到不錯的估計結果，但 GWPR 模型在 MAD、AIC 等各項配適度指標的表現更優於 RPNB 模型，且 RPNB 模型之殘差出現顯著的空間相關，表示其未能考慮空間結構所產生之空間關聯性，GWPR 模型則讓估計值可以隨空間位置而變化，捕捉事故頻次與影響因素的空間變異，在空間關係的模化上更為適當。

一般的 GWR 模型假設所有變項皆存在空間異質性，然而在特定情形下，某些變項的影響效果可能不會隨空間不同而產生明顯變化(Nakaya et al., 2005)，因此有研究將 GWR 模型進行擴展，允許一部分變項的估計值隨空間而改變，其餘變項之估計值則固定不變，依此分為局部與全域兩類，稱為混合型地理加權迴歸(mixed geographically weighted regression, mixed GWR)或半參數地理加權迴歸(semi-parametric geographically weighted regression, S-GWR)。在事故頻次分析之研究中，Xu and Huang (2015)以半參數地理加權卜瓦松迴歸(semi-parametric geographically weighted Poisson regression, S-GWPR)分別建立總事故件數與嚴重事故件數的事故頻次模型，研究結果顯示，在總事故件數的模型中僅有一個全

域型解釋變數，此變數為速限 45 英哩路段長度所佔比例；而在嚴重事故件數模型中共有兩個全域型解釋變數，包括速限 45 英哩路段長度所佔比例與人口密度，此外，S-GWPR 之 AICc 低於 GWPR，顯示 S-GWPR 有效減少了模式的複雜度且增進模式的配適表現。延續 Xu and Huang (2015)之研究，Amoh-Gyimah et al. (2017)以 S-GWPR 探討在不同的空間單元下，解釋變數對事故頻次之影響效果是否改變，結果顯示空間單元的選擇確實會使變項之影響力與異質性改變，所選擇的十四個解釋變數中，有六個變數為全域型變數，其影響效果在特定之事故嚴重度與空間單元下並無顯著之空間異質性，包括公車站數量、電車站數量、家戶每周收入小於 1000 元之比例、使用自行車通勤之比例、小學與中學數量、年輕人口比例。

Gomes et al.(2017)採用地理加權負二項迴歸(geographically weighted negative binomial regression, GWNBR)建構巴西的交通分區事故頻次模式，改善 GWPR 無法處理事故資料過度離散的問題，然而，相較於 GWPR，GWNBR 還需要估計各交通分區之局部迴歸模式中的過度離散參數，而由於無法估計出過度離散參數的有效參數個數，在求取 GWNBR 之最佳空間帶寬時並不能使用 AIC，只能改採交叉驗證方法，因此，該研究另外提出了簡化後之 GWNBR，稱為 GWNBRg，GWNBRg 不需再估計局部迴歸中的過度離散參數，而以全域之過度離散參數代替，因此，GWNBRg 便能透過 AIC 選取最適空間帶寬，此研究考慮之解釋變數包括道路長度、人口數、路口數量、人口組成等。研究結果顯示，在配適度的比較上，GWPR 擁有最低的均方根誤差，其次為 GWNBR，而 GWPR 與 GWNBRg 之殘差項仍存在顯著的空間自相關，可能是由於模式設定錯誤以及過度離散參數的空間變動情形，而在 GWNBR 之殘差項則無顯著之空間自相關，表示 GWNBR 適當的處理事故資料之空間異質性。

上述應用 GWR 模型的事故頻次研究，所使用之研究單元大多為交通分區與郡(county)，透過 GWR 模型探討解釋變數對事故頻次影響效果在各分區或各郡之間的空間變異趨勢，屬於總體層級的事故頻次預測模型，而目前僅有少數研究以 GWR 模型建立路段或路口層級的事故頻次模型。Liu et al. (2017)使用 GWNBR 模型改良美國公路安全手冊(highway safety manual, HSM)所發展之安全績效函數(safety performance functions, SPFs)，模化美國維吉尼亞州高速公路之路段事故頻次與年平均每日交通量、路段長度及其他影響因素之關係，透過空間位置的加權，建立局部型的 SPFs，使迴歸係數能有因地而異的變化，以便針

對各個地點的需要，施以合適的安全改善方案。地理加權迴歸應用於事故分析之文獻整理於表 2-3。

表 2-3 地理加權迴歸應用於事故分析文獻彙整

作者(年代)	研究地區與資料年份	研究單元	模式設定	解釋變數	
Hadayeghi et al. (2010)	研究地區： 加拿大多倫多市 資料年份： 2001	交通分區	<ul style="list-style-type: none"> •NB •Poisson •GWPR 	<ul style="list-style-type: none"> •各類型土地面積 •軌道系統車站數 •軌道總長度 •學校數 •各層級道路長度 •號誌化路口數 •平均道路速限 •平均行車速率 	<ul style="list-style-type: none"> •延車公里 •車流量與道路容量平均比值 •人口性別 •人口年齡 •是否持有駕照 •各類型住宅數 •各類型就業數
Li et al. (2013)	研究地區： 美國加州 資料年份： 2007-2010	加州各郡	<ul style="list-style-type: none"> •Poisson •GWPR 	<ul style="list-style-type: none"> •道路密度 •各層級道路比例 •每日延車公里 •車流密度 •機車密度 •貨車與拖車比例 •駕照持有率 	<ul style="list-style-type: none"> •人口性別 •人口年齡 •家戶收入 •貧窮門檻人口比例 •失業率 •是否位於城鄉連續帶
Pirdavani et al. (2014)	研究地區： 比利時法蘭德斯省 資料年份： 2004-2007	交通分區	<ul style="list-style-type: none"> •NB •GWPR 	<ul style="list-style-type: none"> •各交通分區旅次起訖數 •年平均每日交通量 •延車公里/小時 •平均道路容量 •平均道路速限 •道路長度/密度 •號誌化路口數/密度 	<ul style="list-style-type: none"> •交通分區位於都市或郊區 •是否持有駕照 •所得水準 •就業情形 •人口數/密度

表 2-3 地理加權迴歸應用於事故分析文獻彙整(續)

作者(年代)	研究地區與資料年份	研究單元	模式設定	解釋變數
Amoh-Gyimah et al. (2017)	研究地區： 澳洲墨爾本 資料年份： 2010-2012	第一級統計區 第二級統計區 交通分區 州選舉區 郵政區 網格區	<ul style="list-style-type: none"> • RPNB • S-GWPR 	<ul style="list-style-type: none"> • 平均延車公里 • 人口數 • 平均速限 • 號誌化路口數 • 公車站/電車站數量 • 小學與中學數量 • 以汽車通勤者比例 • 以自行車通勤者比例 • 人口年齡 • 家戶收入 • 土地使用
Gomes et al. (2017)	研究地區： 巴西福塔萊薩市 資料年份： 2009-2011	交通分區	<ul style="list-style-type: none"> • NB • GWPR • GWNBR 	<ul style="list-style-type: none"> • 道路長度 • 人口數 • 路口數量 • 測速照相設備數量 • 單向道與雙向道比例 • 人口組成 • 土地使用
Liu et al. (2017)	研究地區： 美國維吉尼亞州 資料年份： 2013	高速公路	<ul style="list-style-type: none"> • NB • GWNBR 	<ul style="list-style-type: none"> • 年平均每日交通量 • 路段長度 • 路段位於城市或郊區 • 貨車比例 • 道路速限
Xu and Huang (2015)	研究地區： 美國佛羅里達州希爾斯波羅縣 資料年份： 2005-2007	交通分區	<ul style="list-style-type: none"> • NB • CAR • RPNB • S-GWPR 	<ul style="list-style-type: none"> • 每日延車公里 • 路口數量 • 道路速限 • 人口密度 • 家戶收入

2.4 小結

本研究依序回顧了路口事故頻次之影響因素、事故的空間相關性分析與地理加權迴歸於事故頻次分析之應用，作為本研究以地理加權模型建構路口之事故頻次模式之參考。

過去研究考慮之事故頻次影響因素可以分為道路幾何設計、道路交通特性、號誌控制與環境因素等四類，道路幾何設計因素包括道路寬度、車道數、轉彎半徑等；道路交通特性因素包括車流量、道路速限、車種比例等；號誌控制因素包括時相數、週期時間、是否號誌連鎖等；而環境因素則有土地使用類型、是否鄰近車站、照明設施等。

由於以傳統廣義線性模型建構之事故頻次模式具有樣本相互獨立之假設，無法考慮事故之空間相關性，因此許多研究採用不同的方法來模化事故資料之空間關係，包括廣義估計方程式、混合效果模型、多層次模型、空間誤差模型等，而最常見的方式則是在事故頻次模式中加入一服從先驗分配之條件自迴歸項，用以刻劃鄰近空間單元的空間關係。上述幾類方法雖然考量了事故資料之空間關係，但屬於全域型之事故頻次模式，估計出的是影響因素對事故頻次之平均影響效果，因此，全域型模式並無法描繪影響因素的空間變化趨勢。

已經有許多研究採用 GWR 來建構區域型之事故頻次模式，探討事故頻次影響因素因地而異的變動情形，但目前相關文獻所採用分析單元多為行政區、統計區、交通分區等總體層級之空間單元，Aguero-Valverde and Jovanis(2006)指出，小規模之空間單元因為其距離較短，相較於大規模之空間單元，更容易存在更強的空間相關性，考量距離相近之路口擁有相似的车流特性、道路設計與周邊環境，因此，本研究將以路口作為分析之空間單元，建構考量空間相依性之路口事故頻次模式。

第三章 研究方法

本章介紹本研究採用之研究方法，為建構考量空間相依性之路口事故頻次模式，本研究首先於 3.1 節介紹廣泛應用於事故頻次分析之廣義線性模型，包括卜瓦松迴歸模式與負二項迴歸模式。其次，於 3.2 節介紹地理加權迴歸之理論內涵，3.3 節則說明如何以路口關聯條件調整地理加權迴歸之空間權重函數，詳細內容分述如下：

3.1 事故頻次模式

事故資料中經常存在過度離散(over-dispersion)、時空相關性(temporal and spatial correlation)、零膨脹(zero-inflated)、遺漏變數偏誤(omitted-variables bias)等多種資料結構問題。因此，近年來已有許多研究採用不同的統計分析方法，發展各種事故頻次模型，包括廣義線性模型、零膨脹模型、隨機效果模型、隨機參數模型、多層次模型等，設法處理上述之資料結構問題，以更精確的模化事故頻次與潛在影響因素之關聯性(Lord and Mannering, 2010)。而上述之事故頻次分析方法多以卜瓦松模式或負二項模式等兩類常見的計數資料模型(count data model)作為基本模式，以下分別介紹此兩種模式，作為本研究模式設定之基礎。

3.1.1 卜瓦松迴歸(Poisson regression)

事故資料具有非負、離散與偶發之特性，並不適合以傳統線性迴歸方法進行估計，否則容易產生偏誤。由於事故頻次模式之依變項為非負整數的計數變項，因此可使用卜瓦松迴歸來進行模化。假設 Y_i 為路口 i 所發生之事故件數，其服從母體參數為 λ_i (路口 i 之期望事故件數)的卜瓦松分布，如式(3-1)所示，而事故頻次之卜瓦松迴歸模式可以式(3-2)表示：

$$Y_i \sim \text{Poisson}(\lambda_i) \quad (3-1)$$

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

其中， β_0 、 β_1 、 \dots 、 β_i 為模式之參數，Exposure 為曝光量變數(如交通量)， x_i 則為各項解釋變數，將式(3-2)取對數轉換後可得到卜瓦松迴歸之一般形式，如式(3-3)：

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

3.1.2 負二項迴歸(negative binomial regression, NB regression)

由於卜瓦松分配具有期望值與變異數相等的性質，若事故資料中出現過度離散問題，即變異數大於平均數的情形，則不適合使用卜瓦松迴歸模式進行估計。為了處理此問題，可在式(3-3)中加入一獨立分布之誤差項 θ_i ，如式(3-4)，此即負二項迴歸模式之一般形式，其他設定與卜瓦松迴歸模式相同。

$$\ln(\lambda_i) = \ln(\beta_0) + \beta_1 \ln(\text{Exposure}) + \sum_{k=2}^p \beta_k x_{ik} + \theta_i \quad (3-4)$$

其中，負二項迴歸模式之誤差項 $\exp(\theta_i)$ 服從平均數為 1 與變異數為 α 的 gamma 分布， α 為離散參數(dispersion parameter)，用以衡量資料之離散程度，模式之變異數則如式(3-5)所示，此時變異數不再受限與期望值相同。此外，當若 α 之數值並未顯著異於 0 時，則負二項迴歸模式便等價於卜瓦松迴歸模式。

$$\text{Var}(Y_i) = \lambda_i + \alpha \lambda_i^2 \quad (3-5)$$

由此可知，當 α 顯著異於 0 時，代表資料存在過度離散問題，則應採用負二項迴歸來建立事故頻次模式。

3.2 地理加權負二項迴歸(geographically weighted NB regression, GWNBR)

3.2.1 模式理論

在一般線性迴歸中，模式所估計出的是一組固定不變的參數值，代表解釋變數對依變數的平均影響效果，即為全域型模式(global model)。當分析的資料是由不同的區域蒐集而來，其解釋變數之影響效果可能會隨地理位置不同而產生變動，稱為空間非平穩性(spatial non-stationarity)，此時若嘗試以全域型模式來分析解釋變數與依變數之關係，便會產生偏誤的估計結果以及參數解釋上的困難。為了處理上述問題，Fotheringham et al.(1998)提出了地理加權迴歸(geographically weighted regression, GWR)，GWR 透過將樣本位置之空間權重加入到式(3-6)的一般線性迴歸模式中，使得每一個樣本點可以產生各自的局部(local)參數估計，如下式(3-7)：

$$y_i = \beta_0 + \sum_j \beta_j x_{ij} + \varepsilon_i \quad (3-6)$$

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_j \beta_j(u_i, v_i) x_{ij} + \varepsilon_i \quad (3-7)$$

其中， y_i 為依變數， x_{ij} 為解釋變數， ε_i 為誤差項， (u_i, v_i) 為第 i 個樣本點之二維空間座標， $\beta_j(u_i, v_i)$ 為連續函數 $\beta_j(u, v)$ 在 i 點之估計值，各個樣本點被估計時，其他的樣本點會根據與被估計樣本點之空間距離來賦予不同的權重值，以此得到不同的局部迴歸係數，因此 GWR 為一種區域型模式(local model)。

為了了解事故頻次影響因素在空間上的變動趨勢，可以將 GWR 之模式設定方式應用於廣義線性模型，與 3.1 節所介紹之卜瓦松模式、負二項模式結合。由於卜瓦松模式為負二項模式之離散參數等於 0 時的特例，因此後續主要以地理加權負二項迴歸(下稱 GWNBR)進行說明，其模式形式如式(3-8)：

$$\ln(\lambda_i) = \ln(\beta_0(u_i, v_i)) + \beta_1(u_i, v_i) \ln(E) + \sum_{k=2}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \theta_i(u_i, v_i) \quad (3-8)$$

上式中各符號定義與前述相同， (u_i, v_i) 代表各路口之二維座標位置， $\beta_0(u_i, v_i)$ 、 $\beta_1(u_i, v_i)$ 、 E 為曝光量變數、 $\beta_k(u_i, v_i)$ 為路口 i 之迴歸係數， $\theta_i(u_i, v_i)$ 為路口 i 之離散參數。

由於 GWNBR 之模式結構，必須以迭代再加權最小平方法(iteratively reweighted least Squares, IRLS)求解區域最大對數概似函數(maximum local log-likelihood)，以估計出 GWNBR 在各路口之局部迴歸係數(Nakaya et al., 2005)，其過程可使用下列矩陣運算形式表示：

$$\hat{\beta}^{(l+1)}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{A}(u_i, v_i)^{(l)} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{A}(u_i, v_i)^{(l)} \mathbf{Y} \quad (3-9)$$

其中， $\hat{\beta}^{(l+1)}(u_i, v_i)$ 為路口 i 在第 $l+1$ 次迭代過程的迴歸係數向量， $\mathbf{A}(u_i, v_i)^{(l)}$ 為 i 路口在第 l 次迭代之 GLM 對角權重矩陣， \mathbf{Y} 為依變數向量， \mathbf{X} 為 $n \times k$ 的解釋變數矩陣， \mathbf{X}^T 為 \mathbf{X} 之轉置矩陣。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & x_{n1} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix} \quad (3-10)$$

$\mathbf{W}(u_i, v_i)$ 為 $n \times n$ 的空間權重矩陣，空間權重矩陣中之對角線元素 $w_{ij}(j = 1, 2, \dots, n)$ 為對 i 路口進行估計時依據 j 路口與 i 路口的距離所賦予 j 點之空間權重。

$$\mathbf{W}(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} w_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & w_{in} \end{bmatrix} \quad (3-11)$$

當參數估計之迭代過程達到收斂時，便可將式(3-9)簡化為：

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{A}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{A}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \quad (3-12)$$

3.2.2 空間權重函數之選取

根據 Tobler(1970)的地理學第一定律(Tobler's first law of geography)，位置越接近的數據，其相關性大於距離較遠的數據。在 GWR 中，當空間單元 i (本研究為路口)被估計時，距離 i 點越近的樣本點，對 i 點的影響力便越強，而其影響力隨著距離而衰減，各樣本點對 i 點之影響力可以透過權重來表達，常見的空間權重函數包括以下兩種：

1. 高斯函數(Gaussian kernel)：

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right) \quad (3-13)$$

2. 雙平方函數(bi-square kernel)：

$$w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \frac{d_{ij}^2}{b_i^2}\right)^2, & \text{if } d_{ij} < b_i \\ 0, & \text{if } d_{ij} \geq b_i \end{cases} \quad (3-14)$$

其中， d_{ij} 為樣本點 i 與樣本點 j 之距離， b 為帶寬(bandwidth)，代表權重與距離之間關係的衰減參數，在兩種空間權重函數中，權重皆隨著距離的增加而減少，但是在雙平方函數中，離樣本點 i 之距離超過帶寬的樣本點 j ，其權重則為 0。

帶寬之示意圖如圖 3-1 所示，由於帶寬代表的是空間權重函數的核心大小(kernel size)，因此帶寬控制了權重隨距離增加而衰減的幅度，當帶寬很大時，權重衰減的程度較慢，當帶寬較小時，則權重衰減的速度較快(Fotheringham et al., 2002)。在高斯函數中，帶寬為一常數 b ，稱為固定核心(fixed kernel)，此時空間權重函數的型態與權重的衰減幅度不會隨空間中的樣本點而改變。而在雙平方函數中，其帶寬為變數 b_i ，即為調適核心(adaptive kernel)，調適核心使帶

寬的大小可以隨空間而改變，當樣本點較為分散時帶寬較大，樣本點密集時帶寬則縮小，由此可知，當樣本之空間分布存在大幅度變動的情形下，則宜採用調適核心(Nakaya et al., 2005)，而本研究之樣本分布較為密集，因此採用高斯函數進行權重的求取。

3.2.3 最適帶寬之選取

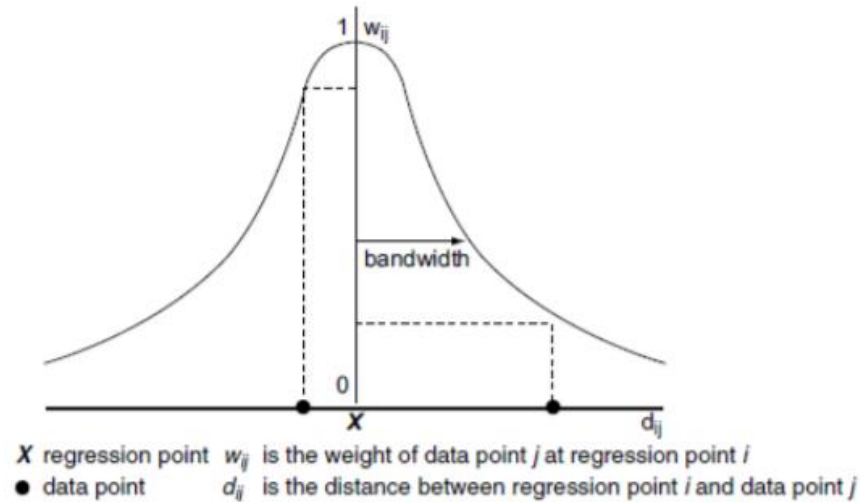


圖 3-1 帶寬之示意圖

資料來源：Fotheringham et al., 2002

根據前述之介紹，可以了解帶寬對空間權重函數之重要性，而 GWR 之最適帶寬的決定，常見的有兩類方法，分述如下：

1. 赤池訊息準則(Akaike information criterion, AIC)

當選用之帶寬過小時，雖然較容易觀察到區域型模式中的空間變異，但也降低了模式的可靠度；而當帶寬過大時，雖然可以得到更為可靠的參數估計，卻因為在估計時涵蓋了距離相對較遠的樣本點，增加模式中的偏誤(Fotheringham et al., 2002)，而 AIC 便是用以在空間變異與估計偏誤之間取得平衡的配適指標，其計算方式如下：

$$AIC(G) = D(G) + 2K(G) \quad (3-15)$$

其中， D 與 K 代表在帶寬寬度為 G 時，模式的偏差(deviance)與有效參數個數(effective number of parameters)，當 AIC 為最小時，即為最佳的空間帶寬。然而，Nakaya et al.(2005)指出，由於區域型模式之自由度通常較小，因此應修正原始 AIC 的計算方式，以處理小樣本偏誤，修正後的 AIC(corrected AIC, AICc)如式

(3-16)所示，若有效參數個數 K 相對小於樣本數 N 時，AIC 與 AICc 則無太大的差異。

$$\text{AICc}(G) = D(G) + 2K(G) + 2 \frac{K(G)(K(G)+1)}{N-K(G)-1} \quad (3-16)$$

在 GWNBR 中，有效參數個數 K 可以下式(3-17)表示：

$$K = k_1 + k_2 \quad (3-17)$$

其中 k_1 為迴歸係數所產生之有效參數個數， k_2 為離散參數所產生之有效參數個數，然而，由於目前並無合適的方法估計出 k_2 ，因此必須改以交叉驗證方法來求取 GWNBR 中的最適帶寬(Silva and Rodrigues, 2014)。

2. 交叉驗證(cross-validation, CV)

為了求取空間帶寬 b ，可以下列之交叉驗證方法進行：

$$\text{CV} = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(b)]^2 \quad (3-18)$$

其中， $\hat{y}_{\neq i}(b)$ 為迴歸點 y_i 之配適值(fitted value)，代表在估計 i 點之參數值時，不包括迴歸點本身，只根據周圍之樣本點進行參數估計，將不同的 CV 值與相對應的帶寬繪製成趨勢線後，在 CV 值最小處所對應之帶寬即為最適帶寬。

3.2.4 路口關聯條件之設定

以 GWNBR 建構路口之事故頻次模式時，其空間權重函數是依據兩路口之實際距離來決定權重的大小，鄰近路口的權重會大於距離較遠之路口。然而，路口之空間相依性除了受到距離的影響外，也會因為路口之道路屬性與號誌連鎖等特性而產生變化。例如，在距離相同的情形下，位於同一段道路之路口因為擁有相似的道路設計、土地使用，以及車流的續進，可能會有更強的空間相依性。因此，可以加入路口之道路屬性與號誌連鎖等特性來修改空間權重函數，調整 GWNBR 中原本僅依路口距離所求取之空間權重，成為修正式空間權重矩陣，如式(3-19)所示。

$$\mathbf{W}_r(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} w_{ij} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & w_{in} \end{bmatrix} \quad (3-19)$$

\mathbf{W}_r 為修正式空間權重矩陣，其形式與僅考量距離之原始空間權重矩陣 \mathbf{W} 相同，皆為對角矩陣。其中，主對角線上之 $w_{ij}(j = 1, 2, \dots, n)$ 為估計 i 路口之模式

參數時，給予路口 j 之空間權重。其意涵為當路口距離相同時，位於同一段道路或屬於同一號誌群組之路口，會被賦予較高的空間權重。為了達成此目的，可以修改原空間權重函數的計算公式，以高斯函數為例，其修改方式是在式(3-13)中引入二元變數 c_{ij} ，如式(3-20)，當兩路口符合上述關聯條件時(兩路口位於同一段道路或屬於同一號誌群組)， $c_{ij} = 1$ ，即空間權重與原距離權重相等，反之 c_{ij} 為一介於 0 到 1 間之數值，以調整原距離權重，例如將 c_{ij} 設定為 0.5，使距離權重降低為原先的一半，如式(3-21)所示。本研究於 6.2 節將比較幾種路口關聯條件與 c_{ij} 數值之設定方式，以更適當的刻畫路口之空間相依性。最後將修正式空間權重矩陣 \mathbf{W}_r 替換式(3-11)中原始的空間權重矩陣 \mathbf{W} ，如式(3-22)，即為考慮道路屬性與號誌連鎖之 GWNBR 模式。

$$w_{ij} = c_{ij} \times \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right) \quad (3-20)$$

$$c_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若 } i \text{ 路口與 } j \text{ 路口符合設定之關聯條件} \\ 0.5, & \text{其他} \end{cases} \quad (3-21)$$

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}_r(u_i, v_i) \mathbf{A}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}_r(u_i, v_i) \mathbf{A}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \quad (3-22)$$

第四章 資料蒐集與分析

4.1 資料蒐集

為探討各個潛在風險因素對事故頻次之影響效果，本研究選取臺北市的號誌化路口做為研究樣本，並由不同管道蒐集相對應之變數資料，包括交通事故資料、路口流量調查資料、道路幾何資料與號誌群組資料。臺北市交通事故資料來源為臺北市政府警察局交通警察大隊，資料年度為 106 年，內容包括事故之發生時間、發生地點與嚴重程度等，A1 與 A2 類事故共計 69,398 筆。路口流量調查資料與號誌群組資料來源為臺北市交通管制工程處，資料年度為 106 年，資料內容包括路口之號誌時相、號誌週期、管制措施、各方向車道數等路口基本資料以及交通量、各車種車輛數等路口流量資料。道路幾何資料則是透過 Google 地圖之街景影像進行蒐集，包括路口各方向道路之車道配置、交通分隔設施、行人設施、機車設施與路口環境等。由於本研究採用路口之交通流量作為曝光量變數，因此具有流量調查資料之路口方能作為研究樣本進行後續分析，故篩選事故資料經比對發生地點為路口流量調查之路口，且移除無號誌與閃光號誌路口後，得到之有效樣本為 2,434 件 A1 與 A2 類事故，共 227 個路口。

4.2 變數選擇與說明

本研究後續分析與模式所採用之反應變數為各路口 A1 與 A2 類事故件數，解釋變數部分，本研究彙整第二章回顧之路口事故相關文獻採用之影響因素，並以此作為本研究選擇解釋變數之基礎。考慮過去文獻經常選用之事故影響因素、國內道路環境以及本研究蒐集之相關資料後，本研究將潛在之事故頻次風險因素區分為交通特性、號誌控制、道路設計與路口環境四類。此外，過去研究結果指出事故影響因素之影響效果可能因幹道與支道而有不同，為了更明確地了解路口事故影響因素對事故頻次之影響效果，本研究參考相關文獻之作法，將部分解釋變數依幹道與支道進行劃分。由於國內並未對號誌化路口有明確的幹支道定義，故本研究以車道數較高者作為幹道，反之則為支道；而當車道數相同時則以交通量作為劃分依據，交通量較高者為幹道，交通量較低者為支道。各類解釋變數之說明與敘述性統計分別介紹於以下小節。

4.2.1 應變數

本研究之應變數為 106 年臺北市 227 個號誌化路口之 A1 類與 A2 類事故件數，A1 類事故 9 件，A2 類事故 2425 件，合計件數 2,434 件，其敘述性統計結果如表 4-1 所示，事故件數前 10 高的路口整理於表 4-2。臺北市事故熱點分布如圖 4-1 所示，可以觀察到事故頻次較高的路口集中於中心數個行政區的多條南北向與東西向主要道路上。而計算事故件數之 Moran's I 值後，其全域 Moran's I 為 0.013，p 值為 0.042，顯示事故件數確實存在空間群聚現象，建立事故頻次模式時應考量其空間相關性。

表 4-1 應變數之敘述性統計結果

應變數	最小值	最大值	平均值	標準差
路口事故件數	0	43	10.72	7.34

表 4-2 臺北市號誌化路口事故件數排序

排序	路口名稱	事故件數(A1+A2)
1	忠孝東路與基隆路口	43
2	市民大道與中山北路口	36
3	大度路與中央北路口	33
4	中華路與愛國西路口	29
5	新亥路與木柵路口	29
6	市民大道與松江路口	28
7	市民大道與復興北路口	28
8	和平東路與基隆路口	28
9	民權東路與中山北路口	27
10	市民大道(鄭州路)與塔城街口	27

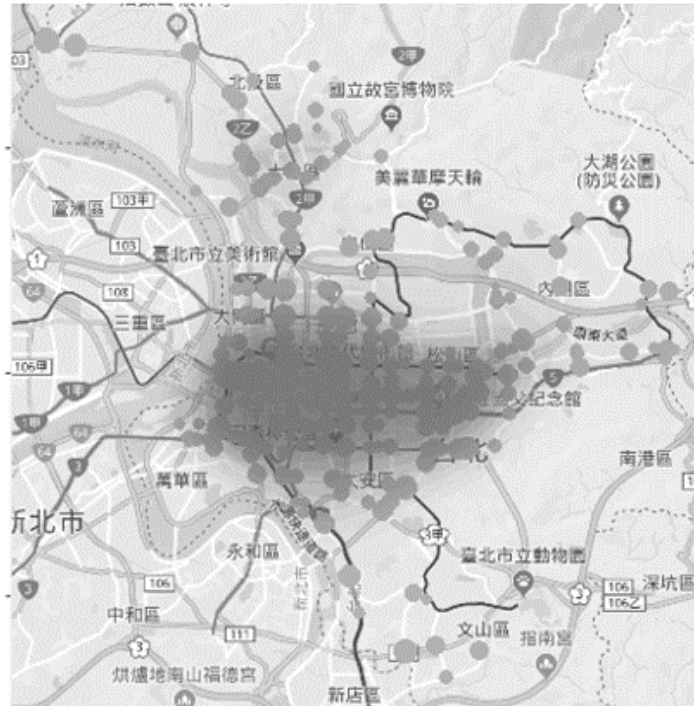


圖 4-1 臺北市事故熱點分布

4.2.2 交通特性

交通特性變數包括幹支道交通量、幹支道轉向車流比例、幹支道車種比例等變數，其中交通量變數為路口晨峰與昏峰各一小時交通量總和，轉向車流比例分為左轉車流比例與右轉車流比例，車種比例包含大型車、小型車與機車的路口車輛數比例，交通特性變數之敘述性統計結果如下表 4-3 所示。

表 4-3 交通特性變數敘述性統計結果

變數	變數描述	最小值	最大值	平均值	標準差
幹道交通量	路口幹道晨昏峰總交通量	578	17670	8001	3278
支道交通量	路口支道晨昏峰總交通量	329	15928	4292	2782
幹道左轉車流比例	幹道左轉車流所佔比例	0	0.844	0.092	0.121
支道左轉車流比例	支道左轉車流所佔比例	0	1	0.206	0.216
幹道大型車比例	幹道大型車佔車輛比例	0.002	0.322	0.030	0.027
支道大型車比例	支道大型車佔車輛比例	0	0.259	0.026	0.029
幹道機車比例	幹道機車佔車輛比例	0	0.844	0.509	0.152
支道機車比例	支道機車佔路口車輛比例	0.010	0.909	0.545	0.162

4.2.3 號誌控制

號誌控制變數包括路口號誌之週期時間與時相數，號誌控制變數之敘述性統計結果如表 4-4，號誌週期時間介於 60 秒至 240 秒之間，平均值為 192 秒。時相數部分，由於部分路口在晨峰與昏峰的時相數並不相同，因此以晨昏峰的平均時相數來代表此一變數，時相數最高為士林區中正路與福林路口及大安區忠孝東路與建國南路口的 6 時相，共有 41 個路口為時相數最低的 2 時相，時相數平均值為 3.34。

表 4-4 號誌控制變數敘述性統計結果

變數	變數描述	最小值	最大值	平均值	標準差
週期時間(秒)	路口號誌週期長度	60	240	192	28.31
時相數	路口號誌時相數(晨昏峰平均)	2	6	3.34	0.92

4.2.4 道路設計

道路設計變數包含路口方向數、車道數、路口道路是否有中央分隔島、快慢車分隔島、槽化島，以及路口道路是否有左轉專用道、機慢車專用道、公車專用道等，並將上述各變數依幹道與支道加以細分，其敘述性統計結果如表 4-5 與表 4-6 所示。

表 4-5 道路設計變數敘述性統計結果(連續變數)

變數	變數描述	最小值	最大值	平均值	標準差
路口方向數	進入路口道路之方向數	2	6	3.86	0.59
幹道車道數	路口幹道總車道數	3	16	7.877	2.33
支道車道數	路口支道總車道數	1	15	4.969	2.42
車道數差	路口各方向道路最大車道數差	0	11	2.419	1.64

表 4-6 道路設計變數敘述性統計結果(虛擬變數)

變數	變數描述	樣本數	百分比
幹道快慢車分隔島	若幹道設有快慢車分隔島=1，否則=0	45	19.8
支道快慢車分隔島	若支道設有快慢車分隔島=1，否則=0	11	4.8
幹道中央分隔島	若幹道設有中央分隔島=1，否則=0	173	76.2
支道中央分隔島	若支道設有中央分隔島=1，否則=0	124	54.6
幹道槽化島	若幹道設有槽化島=1，否則=0	23	10.1
支道槽化島	若支道設有槽化島=1，否則=0	21	9.3
幹道左轉專用道	若幹道設有左轉專用道=1，否則=0	121	53.3

支道左轉專用道	若支道設有左轉專用道=1，否則=0	97	42.7
幹道機車專用道	若幹道設有機車專用道=1，否則=0	16	7
支道機車專用道	若支道設有機車專用道=1，否則=0	5	2.2
幹道公車專用道	若幹道設有公車專用道=1，否則=0	46	20.3
支道公車專用道	若支道設有公車專用道=1，否則=0	17	7.5

4.2.5 路口環境

路口環境變數包含路口幹支道是否連接橋梁、高架路段或隧道，路口交叉型式(三支交叉、四支交叉與多支交叉)、路口是否設有機車待轉區、行人穿越道數量及路口是否位於高架道路下方等變數，其敘述性統計結果如表 4-7 與表 4-8 所示。

表 4-7 路口環境變數敘述性統計結果(連續變數)

變數	變數描述	最小值	最大值	平均值	標準差
行人穿越道數	路口各方向行人穿越道數量	0	7	3.52	1.05

表 4-8 路口環境變數敘述性統計結果(虛擬變數)

變數	變數描述	樣本數	百分比
路口交叉型式	若路口為三支交叉=1，否則=0	35	15.4
	若路口為四支交叉=1，否則=0	175	77.1
	若路口為多支交叉=1，否則=0	17	7.5
幹道橋梁/高架/隧道出入口	若幹道為橋梁/高架/隧道出入口=1，否則=0	42	18.5
支道橋樑/高架/隧道出入口	若支道為橋梁/高架/隧道出入口=1，否則=0	13	5.7
機車待轉區	若路口設有機車待轉區=1，否則=0	184	81.1
高架道路下方	若路口位於高架道路下方=1，否則=0	68	30

4.2.6 變數預估

本研究所有解釋變數與其預期對事故頻次的影響效果如下表 4-9。在交通特性變數中，幹道與支道交通量為事故頻次模式主要之曝光量變數，當路口通過的車流量越高時，可能會擁有更多的車輛衝突，導致事故發生可能性的增加，因此推論幹道與支道交通量會正向影響事故頻次。轉向車輛容易與其他行進方向之車流產生交織，提高發生衝突的可能性，根據警政署統計，2017 年國內因車輛轉向造成之交通事故中，左轉事故死亡件數為右轉事故死亡件數之 8.5 倍，本研究預期左轉車流比例會正向影響路口事故頻次。大型車與機車因其車體大

小、車輛穩定性與操縱特性，較易產生事故，因此推論幹支道大型車與機車比例越高的路口，亦會有較高的事故頻次。在號誌控制變數部分，路口的時制計畫反應了道路的容量與交通延滯，號誌週期越長、時相數越多則可能代表路口的組成較為複雜，且許多事故容易發生於號誌變換期間，頻繁的號誌變換可能提高發生事故的可能性，因此推論週期時間越長、時相數越多的路口會有較高的事故頻次。在道路設計變數的部分，路口方向數越多可能會產生更多的車流交織行為與車輛衝突點，因此推論會正向影響路口事故頻次。幹道與支道車道數越高、車道數差異越大的路口可能因駕駛變換車道以及車流從多線道匯入少線道產生的瓶頸而導致事故可能性的增加，因此推論幹道車道數、支道車道數、車道數差異會正向影響路口事故頻次。當路口之幹支道設有快慢車分隔島、中央分隔島與槽化島等交通島設施時，應可增加交通容量、提升交通秩序與降低車流衝突，因此推論會減少路口事故頻次。幹支道設有機車專用道及公車專用道的路口可以分隔不同車種之車輛，純化道路車流，推論會降低路口事故頻次。在路口環境變數的部分，三叉路口多為 T 字路口，而此類路口之轉彎車輛比例高，且行進車流易與路口待轉之機慢車發生衝突，推測發生事故的可能性會高於一般之四叉路口；而多叉路口易產生較複雜的車流行為與車輛衝突，推測發生事故的可能性同樣會高於四叉路口。行人穿越道數量越多的路口更容易存在更多車流與行人之衝突與事故風險，推論會正向影響路口事故頻次。設有機慢車待轉區之路口應能減少轉向機車與其他行進車流發生衝突之機會與事故風險，推論會負向影響路口事故頻次。若路口任一方向道路為橋梁、高架道路與隧道之出入口，可能因車輛速度變化而提升事故發生的可能性；而位於高架道路下方的路口，可能會使駕駛人之視線受到干擾，進而增加事故風險。

表 4-9 路口事故頻次模式解釋變數預估

變數		路口事故 頻次相關性
交通特性變數	幹道交通量	+
	支道交通量	+
	幹道左轉車流比例	+
	支道左轉車流比例	+
	幹道大型車比例	+
	支道大型車比例	+
	幹道機車比例	+

	支道機車比例		+
號誌控制變數	週期時間(秒)		+
	時相數		+
道路設計變數	路口方向數		+
	幹道車道數		-
	支道車道數		-
	車道數差		+
	幹道快慢車分隔島		-
	支道快慢車分隔島		-
	幹道中央分隔島		-
	支道中央分隔島		-
	幹道槽化島		-
	支道槽化島		-
	幹道左轉專用道		-
	支道左轉專用道		-
	幹道機車專用道		-
	支道機車專用道		-
	幹道公車專用道		-
	支道公車專用道		-
路口環境變數	路口交叉型式	三支交叉	+
		多支交叉	+
	行人穿越道數		+
	機車待轉區		-
	幹道橋梁/高架/隧道出入口		+
	支道橋樑/高架/隧道出入口		+
	高架道路下方		+

第五章 全域型模式建構與估計

本章進行全域型事故頻次模式之建構與估計，由於事故頻次之資料具有非負、離散與偶發之特性，因此採用卜瓦松模式與負二項模式對交通特性、號誌控制、道路設計與路口環境等四類路口事故風險因素進行參數估計，藉以了解各項風險因素對於路口事故頻次之影響效果，並篩選出全域型模式推估結果顯著之解釋變數(顯著水準 $\alpha=0.1$)，作為下一章建構區域型事故頻次模式時所納入之影響因素。

5.1 卜瓦松模式分析

卜瓦松迴歸模式之推估結果如表 5-1 所示，交通特性變數中，幹道交通量與支道交通量顯著影響路口事故頻次，路口幹道交通量(尖峰小時)每增加 1%，事故頻次會增加 0.46%；路口支道交通量(尖峰小時)每增加 1%，事故頻次會增加 0.32%，幹道交通量對於事故頻次的影響效果略高於支道交通量。路口幹道與支道之機車比例也顯著影響路口事故頻次，當幹道機車比例增加 1%，路口事故會增加 0.65%；支道機車比例增加 1%，路口事故會增加 0.4%，幹道之機車比例對於事故頻次的影響力高於支道機車比例。速限部分僅支道速限對路口事故頻次產生顯著影響，支道速限每增加 1 公里，事故頻次會減少 2.19%。

道路設計變數中，路口的方向數顯著影響路口事故頻次，當路口方向數每增加一單位時，路口事故件數會增加 24.9%。幹道設有快慢車道分隔島的路口，相較於幹道未設置快慢車道分隔島的路口，其事故件數會減少 14.5%；路口幹道設有中央分隔島時，事故件數會減少 27.5%。公車專用道之設置對路口事故頻次具有顯著影響，當路口幹道設有公車專用道時，事故頻次會減少 14%。

路口環境變數中顯著之變數包括路口是否為三叉路口、路口是否設置機車待轉區與路口之行人穿越道數量。相較於四叉路口，當路口型態為三支交叉時，事故件數會增加 59.3%；相較於未設置機車待轉區的路口，當路口設有機車待轉區時，其事故件數增加 49.8%；而路口每增加一處行人穿越道，事故件數會增加 11%。

表 5-1 卜瓦松迴歸模式推估結果

變數			係數	標準誤	z 值	p 值
截距			-5.745	0.845	-6.797	<0.001
交通特性變數	幹道交通量(取對數)		0.463	0.075	6.146	<0.001
	支道交通量(取對數)		0.320	0.055	5.761	<0.001
	幹道左轉車流比例		0.275	0.234	1.174	0.240
	支道左轉車流比例		-0.244	0.159	-1.535	0.125
	幹道大型車比例		0.804	1.101	0.730	0.465
	支道大型車比例		-1.705	1.188	-1.435	0.151
	幹道機車比例		0.645	0.189	3.406	<0.001
	支道機車比例		0.398	0.190	2.097	0.036
	幹道速限		0.003	0.008	0.394	0.694
	支道速限		-0.022	0.006	-3.746	<0.001
號誌控制變數	週期時間(秒)		0.001	0.001	1.423	0.155
	時相數		-0.011	0.030	-0.365	0.715
道路設計變數	路口方向數		0.222	0.078	2.843	0.004
	幹道車道數		-0.003	0.019	-0.145	0.885
	支道車道數		0.014	0.019	0.775	0.438
	車道數差		0.005	0.018	0.280	0.779
	幹道快慢車分隔島		-0.156	0.074	-2.100	0.036
	支道快慢車分隔島		0.101	0.107	0.944	0.345
	幹道中央分隔島		-0.321	0.072	-4.467	<0.001
	支道中央分隔島		0.029	0.055	0.522	0.601
	幹道槽化島		-0.042	0.091	-0.464	0.642
	支道槽化島		-0.072	0.091	-0.786	0.432
	幹道左轉專用道		0.081	0.058	1.400	0.161
	支道左轉專用道		0.044	0.055	0.802	0.422
	幹道機車專用道		0.155	0.113	1.378	0.168
	支道機車專用道		-0.247	0.187	-1.324	0.186
	幹道公車專用道		-0.150	0.065	-2.328	0.020
	支道公車專用道		-0.017	0.087	-0.192	0.847
路口環境變數	路口交叉型式	三支交叉	0.465	0.110	4.244	<0.001
		多支交叉	-0.082	0.126	-0.655	0.512
	行人穿越道數		0.104	0.033	3.178	<0.001
	機車待轉區		0.404	0.093	4.326	<0.001
	幹道橋梁/高架/隧道出入口		0.026	0.067	0.388	0.698
	支道橋樑/高架/隧道出入口		-0.193	0.115	-1.668	0.095
	高架道路下方		0.009	0.051	0.174	0.862
Deviance			527.31			
AIC			1499.9			

LL	-713.94
Pseudo R ²	0.511

5.2 負二項模式分析

負二項迴歸模式之推估結果如表 5-2 所示，交通特性變數部分，幹道交通量與支道交通量顯著影響路口事故頻次，路口之幹道交通量(尖峰小時)每增加 1%，則事故頻次會增加 0.45%；路口之支道交通量(尖峰小時)每增加 1%，則事故頻次會增加 0.34%，幹道交通量對於事故頻次的影響效果略高於支道交通量。幹道機車比例與支道速限也顯著影響路口事故頻次，當幹道機車比例增加 1%時，事故件數會增加 0.77%，支道速限每提升 1 公里時，事故件數會減少 1.6%，顯著影響事故頻次之交通特性變數中，除支道速限外之變數的影響效果皆與原先預期符號方向相符。

道路設計變數中顯著之變數包括路口方向數、路口幹道是否設有中央分隔島、路口幹道是否設有公車專用道等變數，且影響效果皆與預期符號方向相符，當路口方向數每增加一單位時，事故件數會增加 27.4%；當路口幹道設有中央分隔島時，事故件數相較於未設有中央分隔島的路口，會減少 29.2%；當路口幹道設有公車專用道時，相較於未設有公車專用道的路口，其事故件數會降低 16.1%，表示交通島與專用道的佈設確實可以達到降低事故風險，提升道路交通安全之作用，而變數之效果在幹道上更為明顯。

路口環境變數中顯著之變數包括路口是否為三叉路口、行人穿越道數量與路口是否設有機車待轉區等變數，三叉路口相對於一般四叉路口，其事故件數會增加 63.1%；路口每多設置一行人穿越道，則事故件數會增加 13.4%；路口若設有機車待轉區，則事故件數相較於未設有機車待轉區之路口會多出 46.4%。

表 5-2 負二項迴歸模式推估結果

變數			係數	標準誤	z 值	p 值
截距			-6.218	1.250	-4.973	0.000
交通特性變數	幹道交通量(取對數)		0.453	0.113	4.013	0.000
	支道交通量(取對數)		0.344	0.084	4.085	0.000
	幹道左轉車流比例		0.243	0.362	0.671	0.502
	支道左轉車流比例		-0.274	0.231	-1.184	0.236
	幹道大型車比例		1.596	1.666	0.958	0.338
	支道大型車比例		-2.334	1.729	-1.350	0.177
	幹道機車比例		0.763	0.287	2.655	0.008
	支道機車比例		0.352	0.282	1.250	0.211
	幹道速限		0.004	0.012	0.349	0.727
	支道速限		-0.016	0.009	-1.692	0.091
號誌控制變數	週期時間(秒)		0.001	0.001	0.415	0.678
	時相數		-0.016	0.047	-0.336	0.737
道路設計變數	路口方向數		0.242	0.116	2.080	0.038
	幹道車道數		0.005	0.029	0.163	0.871
	支道車道數		0.004	0.030	0.121	0.904
	車道數差		0.004	0.029	0.138	0.891
	幹道快慢車分隔島		-0.168	0.118	-1.432	0.152
	支道快慢車分隔島		0.077	0.178	0.433	0.665
	幹道中央分隔島		-0.345	0.112	-3.075	0.002
	支道中央分隔島		0.018	0.083	0.219	0.827
	幹道槽化島		-0.063	0.137	-0.462	0.644
	支道槽化島		0.004	0.147	0.028	0.977
	幹道左轉專用道		0.074	0.090	0.826	0.409
	支道左轉專用道		0.065	0.087	0.748	0.454
	幹道機車專用道		0.198	0.176	1.130	0.258
	支道機車專用道		-0.228	0.087	0.748	0.454
	幹道公車專用道		-0.175	0.104	-1.690	0.091
	支道公車專用道		0.008	0.144	0.057	0.954
路口環境變數	路口交叉型式	三支交叉	0.489	0.162	3.011	0.003
		多支交叉	-0.076	0.187	-0.404	0.686
	行人穿越道數		0.129	0.050	2.576	0.010
	機車待轉區		0.381	0.132	2.871	0.004
	幹道橋梁/高架/隧道出入口		0.056	0.106	0.532	0.595
	支道橋樑/高架/隧道出入口		-0.230	0.180	-1.279	0.201
	高架道路下方		0.004	0.081	0.052	0.958
Deviance			234.47			
AIC			1391.80			

LL	-658.90
Pseudo R ²	0.501

5.3 小結

在全域型卜瓦松模式中顯著($\alpha=0.1$)之事故風險因素包括幹道交通量、支道交通量、幹道機車比例、支道機車比例、支道速限、路口方向數、幹道是否設置快慢車道分隔道、幹道是否設置中央分隔島、幹道是否設有公車專用道、是否為三叉路口、是否設置機車待轉區、行人穿越道數量與支道是否為橋梁/高架/隧道出入口。全域型負二項模式中顯著($\alpha=0.1$)之事故風險因素包括幹道交通量、支道交通量、幹道機車比例、支道速限、路口方向數、幹道是否設置中央分隔島、幹道是否設有公車專用道、是否為三叉路口、是否設置機車待轉區與行人穿越道數量。表 5-3 為全域型卜瓦松模式與全域型負二項模式之模式比較結果，卜瓦松模式的 Pseudo R²略高於負二項模式，但負二項模式之 Log-Likelihood 為-658.90、配適度指標 AIC 為 1391.8，皆優於卜瓦松模式的-713.94 與 1499.9，此結果可能是因卜瓦松模式受到事故資料過度離散問題的影響，且對卜瓦松模式進行過度離散檢驗後也顯示模式確實存在顯著($p<0.001$)的過度離散現象。為處理事故資料的過度離散問題，因此在下一章將針對全域型負二項模式中顯著的事故風險因素，透過地理加權負二項迴歸來建構區域型路口事故頻次模式，以進一步了解事故風險因素之空間變動情形。

表 5-3 全域型模式比較

模式	全域型卜瓦松模式	全域型負二項模式
Pseudo R ²	0.511	0.501
AIC	1499.90	1391.80
Log-Likelihood	-713.94	-658.90

第六章 區域型模式建構與估計

由於路口事故存在空間相依特性，全域型之路口事故頻次模式僅能刻畫各項影響因素對於事故頻次的平均影響效果，因此本章將針對全域型模式中顯著之事故影響因素，透過地理加權負二項迴歸，建構區域型事故頻次模式，即每一樣本點(本研究為路口)皆會得到各自之迴歸模式，如此便能了解影響因素之影響效果因地而異的空間變動情形。此外，傳統的地理加權模式的空間權重設定主要考慮樣本間的距離，然而鄰近路口之空間相依性也會受路口所屬之道路屬性與號誌連鎖等因素影響，故本章將設定不同的路口關聯條件來調整原始空間權重函數，以建構考慮道路屬性與號誌連鎖之地理加權負二項迴歸模式。

6.1 地理加權負二項模式分析

本節以傳統地理加權負二項迴歸建構區域型路口事故頻次模式，藉以了解風險因素對路口事故頻次在不同區域的異質影響效果，在空間權重函數的設定上僅考慮路口間的距離。

6.1.1 空間帶寬(Bandwidth)之決定

帶寬控制了權重隨距離增加而衰減的幅度，由於本研究樣本資料較為密集(n=227)，因此採用高斯函數與固定帶寬來處理權重因樣本間距離增加而遞減之效果，其形式與 3.2.2 小節式(3-13)相同。並以交叉驗證方法來求取最適帶寬，當 CV 值最小時所對應之帶寬即為最佳之帶寬大小。由 R 軟體求取之帶寬與其對應之 CV 值如表 6-1 所示，其 CV 值最小為 7097.576，對應之空間帶寬為 5.0728 公里，代表每一路口被估計時會受到距離約 5 公里內之其他路口所影響，距離越近的路口則有較高的權重值。

表 6-1 空間帶寬之求取

空間帶寬(公里)	CV 值
8.8680	7199.744
14.3345	7299.533
5.4896	7101.412
3.4016	7303.384
6.7801	7136.057

4.6921	7102.391
5.1365	7097.683
5.1140	7097.621
5.0599	7097.581
4.9194	7098.265
5.0724	7097.576
5.0729	7097.576
5.0728	7097.576
5.0728	7097.576
5.0727	7097.576
5.0728	7097.576

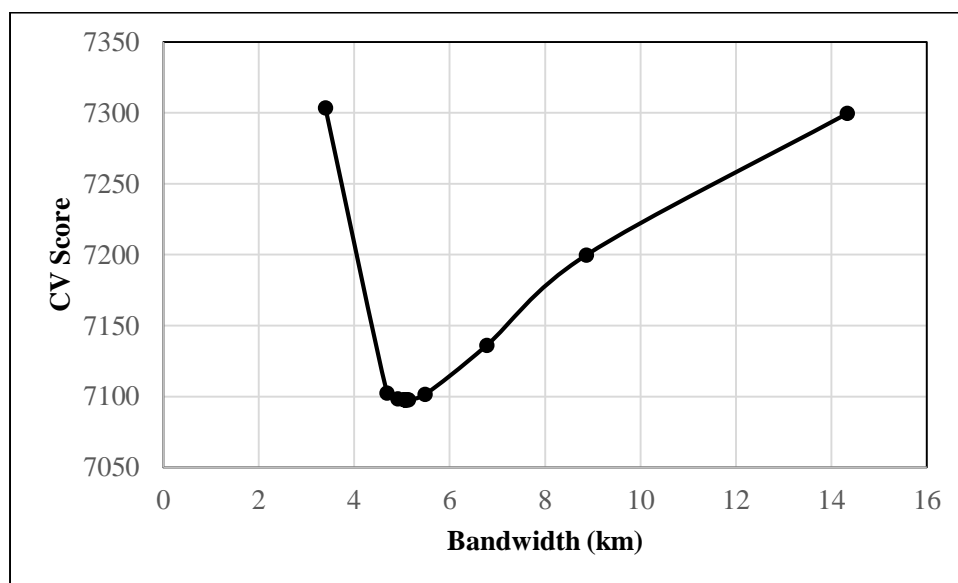


圖 6-1 空間帶寬與對應 CV 值

6.1.2 模式推估結果

本研究以 Silva and Rodrigues (2014)發展之 SAS 軟體巨集進行地理加權負二項迴歸之校估，由於地理加權迴歸模式中，每一路口皆會有各自之迴歸係數，如此共有 227 個推估結果，故將解釋變數於各路口之迴歸係數值與 t 值以最小值、第一四分位數、中位數、第三四分位數、最大值與平均數來呈現，如表 6-2 與 6-3 所示。

(一) 交通特性變數

地理加權負二項模式中的交通特性變數包括幹道交通量、支道交通量、幹道機車比例與支道速限。幹道交通量之係數值變化從最小值 0.206 至最大值

0.701，在各路口對事故頻次皆為正向且顯著的影響效果，幹道交通量變數之係數的空間變化趨勢如圖 6-2 所示，對事故頻次影響效果較大的路口主要分布於北投區、士林區、大同區及萬華區；影響較小的路口則多位於內湖區、南港區與內湖區。支道交通量之係數變化從最小值 0.309 至最大值 0.474，在各路口對事故頻次皆為正向且顯著的影響效果，其影響效果大小之變動幅度小於幹道交通量，且兩者呈現不同的空間分布趨勢，如圖 6-4 所示，支道交通量對事故頻次影響力較大的路口主要位於內湖區、南港區及信義區；影響力較小的路口則位於北投區及士林區。

路口幹道機車比例之係數變化由最小值 0.547 至最大值 1.609，對事故頻次之影響在各區域皆呈現正向關係，係數之空間變化如圖 6-6 所示，影響力相對較強的路口主要位於文山區、中正區與萬華區，而對松山區、信義區、大安區等中心行政區的路口也具有顯著的影響效果；影響力相對較小的路口則多位於較外圍的行政區，包括北投區、內湖區與南港區，且影響效果並不顯著。

支道速限對路口事故頻次為負向的影響關係，其係數變化由最小值-0.032 至最大值-0.025，此變數係數之空間變化如圖 6-8 所示，對路口事故頻次影響力較強的區域主要位於西側的大同區、萬華區，其次為中心的中山區、中正區、松山區與大安區，而北投區、內湖區、南港區與文山區等較外圍區域的路口，支道速限的影響力則較小，且效果並不顯著。

(二) 道路設計變數

地理加權負二項模式中的道路設計變數包括路口方向數、幹道是否設置中央分隔島與幹道是否設置公車專用道。路口方向數對事故頻次為正向影響關係，其係數變化由最小值 0.125 至最大值 0.295，其空間變化如圖 6-10 所示，影響力較強的區域位於北投區及文山區，而由 t 值(圖 6-11)可以發現此變數在多數區域之影響效果並不顯著。

幹道設置中央分隔島對路口事故頻次為負向影響關係，即幹道設有中央分隔島的路口發生事故風險較低，此變數之係數變化由最小值-0.236 至最大值-0.112，影響效果的空間變化幅度較小(圖 6-12)。此變數對事故頻次影響力較強的路口主要位於內湖區、南港區與文山區，在其他區域則未顯示太大差異。由

變數的 t 值(6-13)可以發現此變數在各區域路口的顯著性並不高，尤其在士林區與北投區的路口，其影響效果並不顯著。

幹道設置公車專用道對路口事故頻次也為負向影響關係，此變數之係數變化由最小值-0.284 至最大值-0.104，其空間變化如圖 6-14 所示，顯著受此變數影響的路口主要位於中心的松山區、中山區、大同區與信義區等，且其影響力大小在這些區域的變化幅度並不大，而在外圍的北投區、文山區、內湖區與南港區則未有顯著的影響效果(6-15)。

(三) 路口環境變數

地理加權負二項模式中的路口環境變數包括路口是否為三叉路口、路口是否設置機車待轉區與行人穿越道數量。三叉路口之係數變化由最小值 0.223 至最大值 0.642，對路口事故頻次為正向影響關係，當路口為三支交叉時，其事故風險高於四叉路口，其係數之空間變化如圖 6-16 所示，影響力較強的路口主要位於北投區與士林區。此外，除了文山區、內湖區與南港區的部分路口外，該變數在多數區域之路口皆存在顯著的影響效果(圖 6-17)。

路口是否設置機車待轉區此一變數對路口事故頻次為正向影響關係，當路口設有機車待轉區時，相較於未設置機車待轉區的路口，其事故風險較高。此變數之係數變化由最小值 0.237 至最大值 0.469，影響力較強的區域主要為北投區及士林區，其次為大同區、中山區與松山區(圖 6-18)。由 t 值觀察顯著性之變化情形(圖 6-19)，可發現此變數在幾個中心行政區的路口皆呈現顯著影響效果，而在外圍行政區如北投區、內湖區、南港區與文山區的路口則並未存在顯著性。

行人穿越道數量此一變數對路口事故頻次為正向影響關係，此變數的係數變化由最小值 0.033 至最大值 0.258，其空間變化情形如圖 6-20 所示，影響力較強的路口主要位於北投區與士林區，其次為中心行政區如大同區、中山區、松山區等，且此變數在這些區域皆具有顯著影響效果，而影響力較小的路口則位於文山區，而該變數在文山區之顯著性也低於其他區域。

表 6-2 地理加權負二項模式迴歸係數

變數	最小值	第一四分位數	中位數	第三四分位數	最大值	平均數
截距	-7.654	-5.624	-5.280	-4.889	-3.692	-5.351
幹道交通量(取對數)	0.206	0.354	0.427	0.489	0.701	0.425
支道交通量(取對數)	0.309	0.401	0.414	0.428	0.474	0.410
幹道機車比例	0.547	0.737	0.820	0.892	1.069	0.811
支道速限	-0.032	-0.027	-0.025	-0.023	-0.017	-0.025
路口方向數	0.125	0.143	0.158	0.167	0.295	0.160
幹道中央分隔島	-0.236	-0.154	-0.146	-0.139	-0.112	-0.149
幹道公車專用道	-0.284	-0.193	-0.161	-0.144	-0.104	-0.168
三叉路口	0.223	0.355	0.386	0.409	0.642	0.390
機車待轉區	0.237	0.335	0.358	0.383	0.469	0.362
行人穿越道數	0.033	0.098	0.114	0.136	0.258	0.121

表 6-3 地理加權負二項模式 t 值

變數	最小值	第一四分位數	中位數	第三四分位數	最大值	平均數
截距	-5.192	-4.947	-4.652	-4.244	-2.213	-4.472
幹道交通量(取對數)	1.215	3.274	4.050	4.449	4.910	3.788
支道交通量(取對數)	2.212	5.453	5.951	6.266	6.474	5.702
幹道機車比例	0.999	2.337	2.953	3.218	3.348	2.744
支道速限	-2.848	-2.753	-2.507	-2.055	-1.111	-2.360
路口方向數	1.002	1.389	1.501	1.616	1.971	1.493
幹道中央分隔島	-1.552	-1.523	-1.477	-1.379	-0.578	-1.394
幹道公車專用道	-1.795	-1.658	-1.555	-1.402	-0.780	-1.502
三叉路口	0.744	1.839	2.060	2.204	2.371	1.973
機車待轉區	1.114	2.093	2.341	2.537	2.771	2.263
行人穿越道數	0.368	1.752	2.033	2.350	2.796	2.022

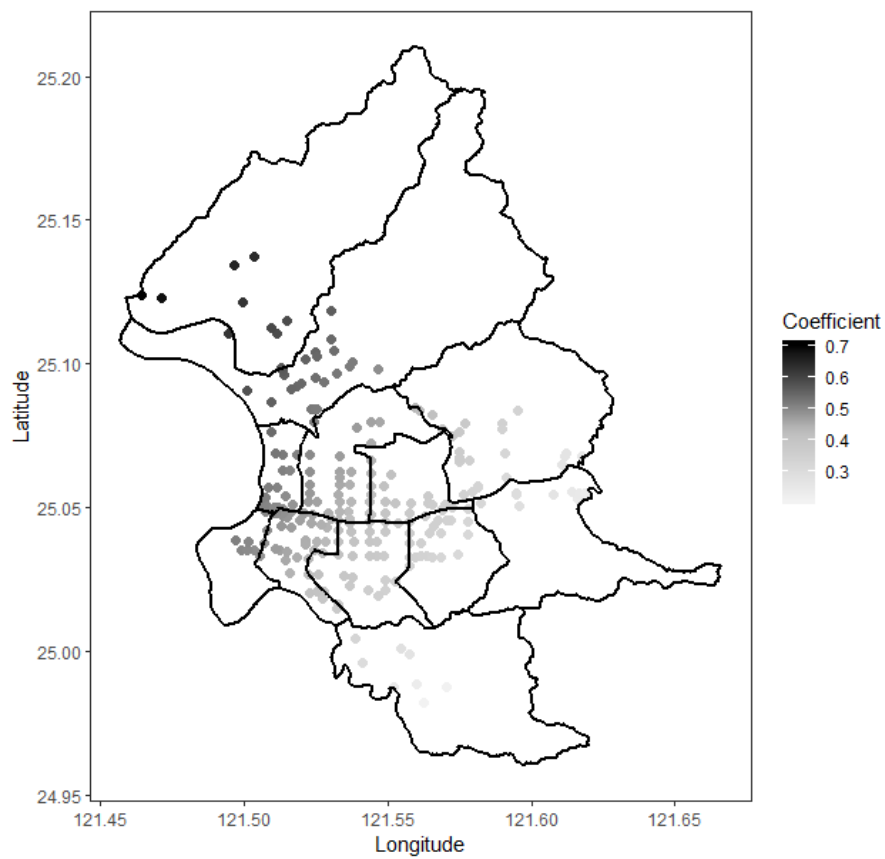


圖 6-2 幹道交通量係數空間變化(GWNBR)

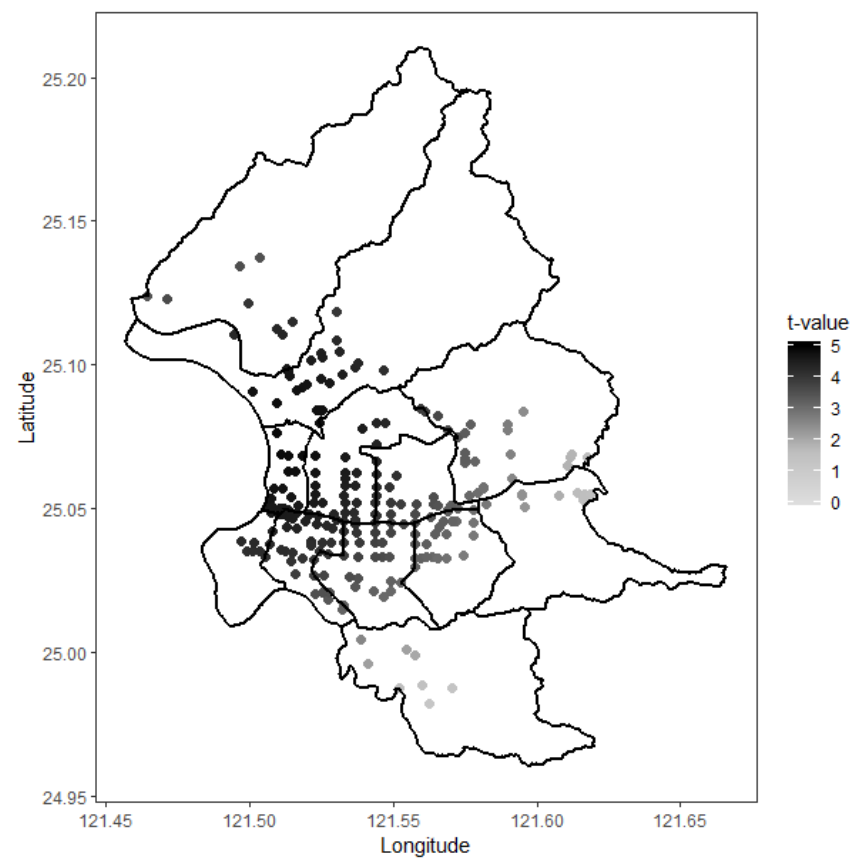


圖 6-3 幹道交通量 t 值空間變化(GWNBR)

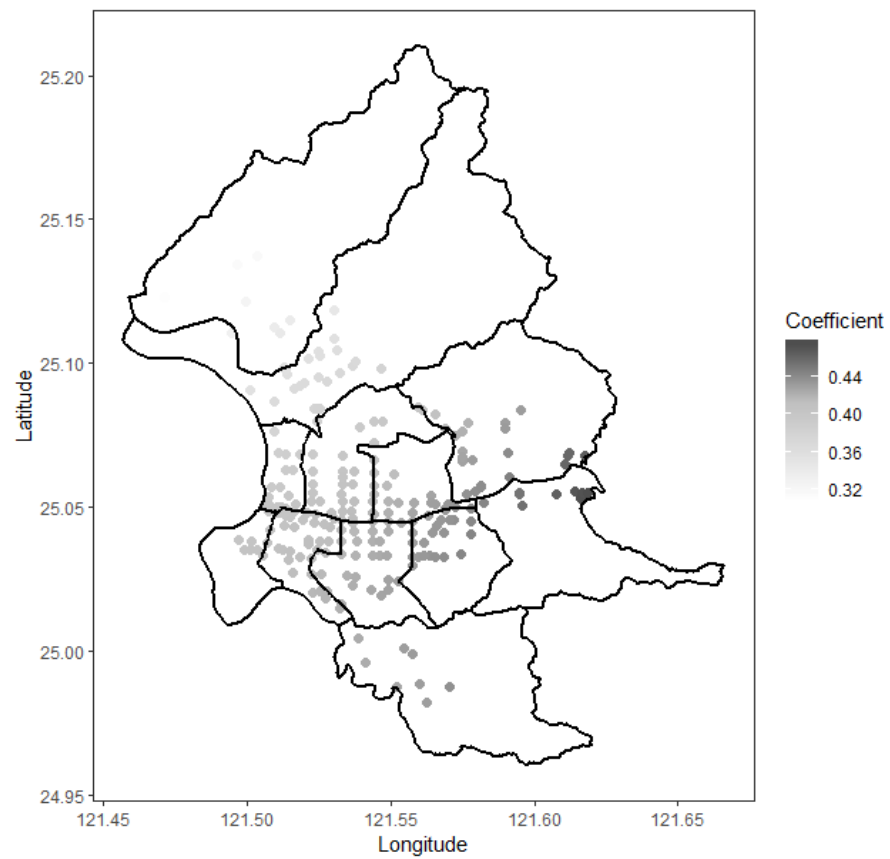


圖 6-4 支道交通量係數空間變化(GWNBR)

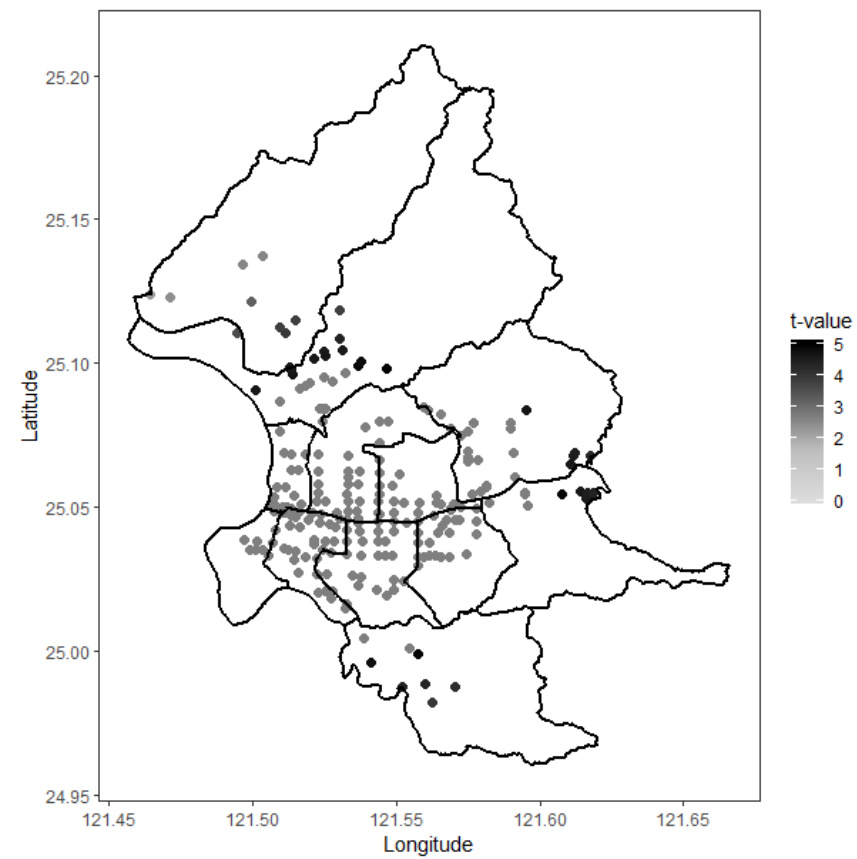


圖 6-5 支道交通量 t 值空間變化(GWNBR)

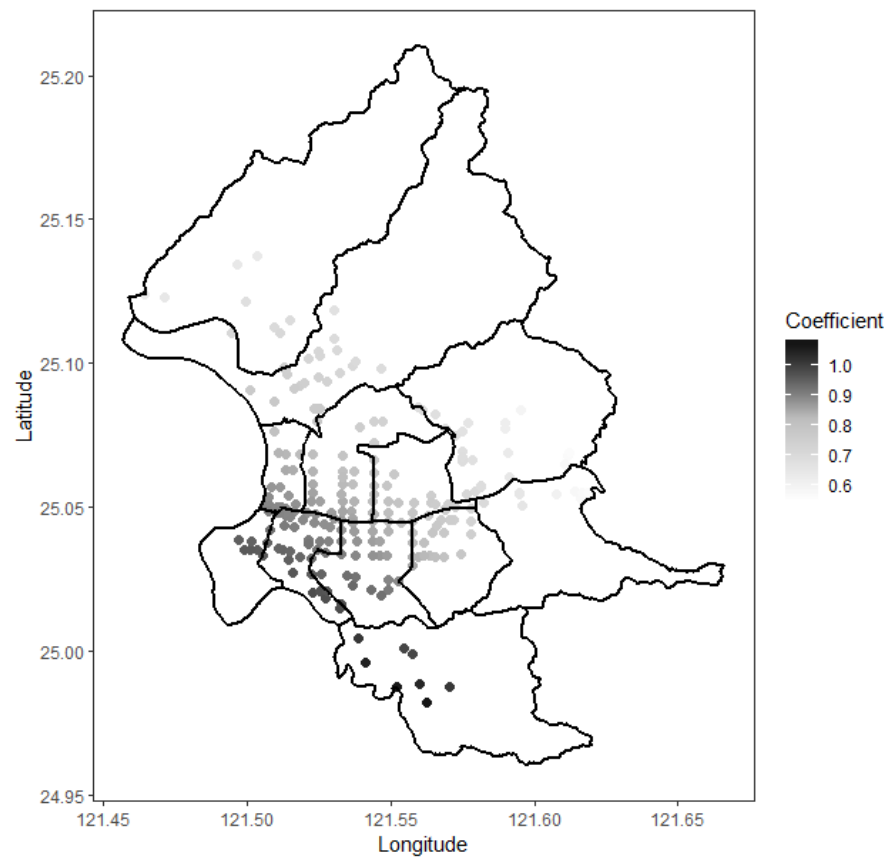


圖 6-6 幹道機車比例係數空間變化(GWNBR)

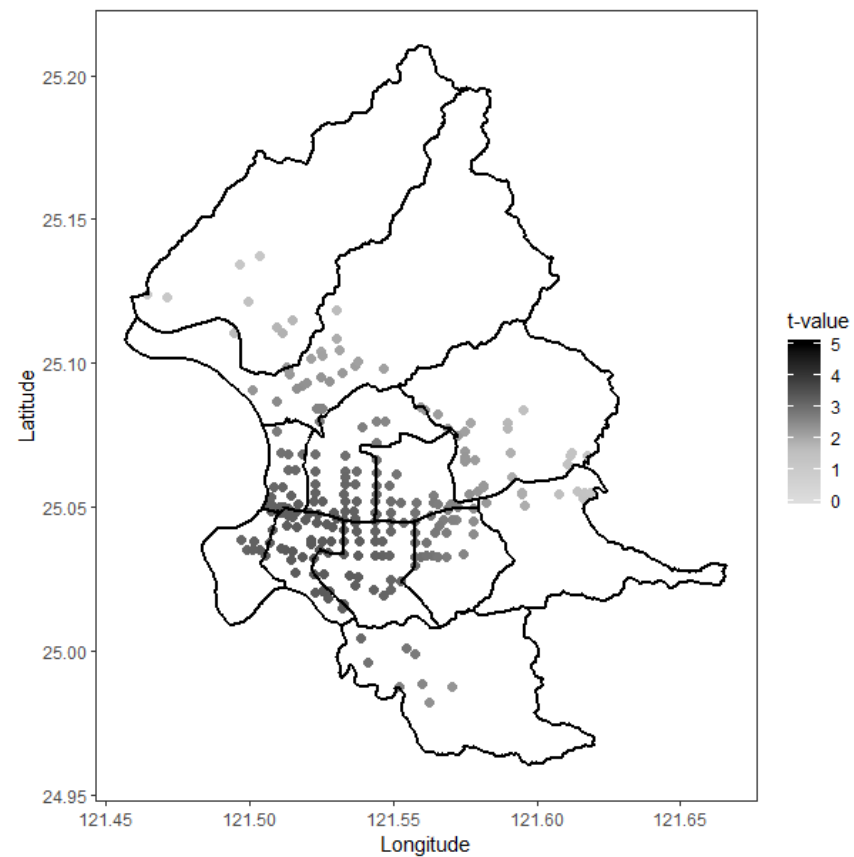


圖 6-7 幹道機車比例 t 值空間變化(GWNBR)

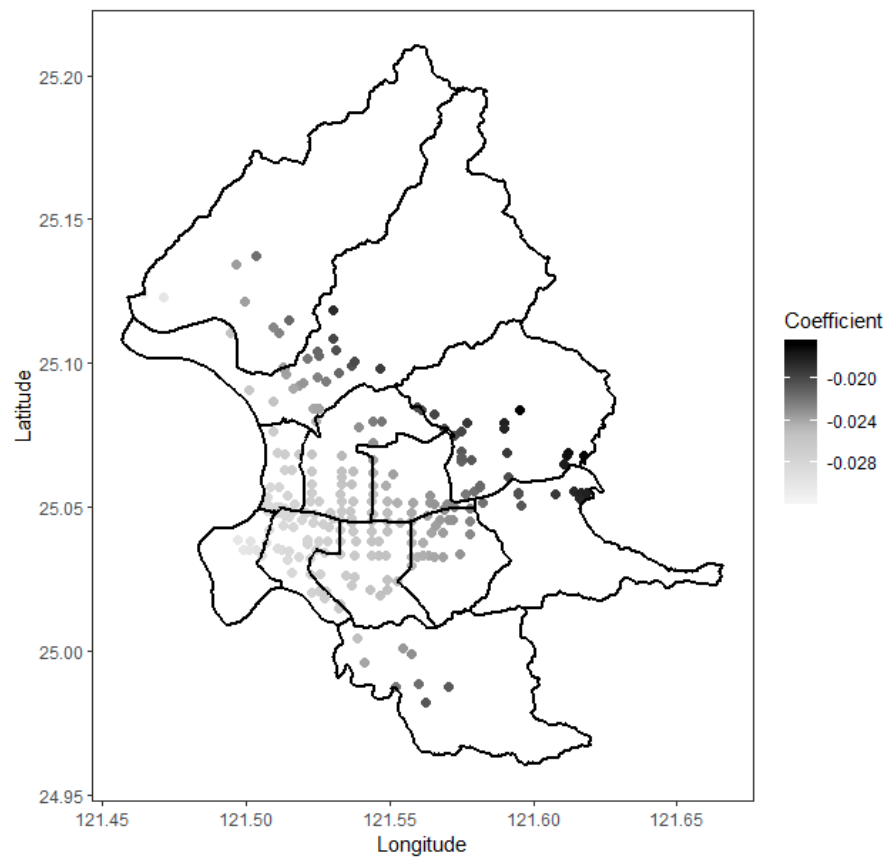


圖 6-8 支道速限係數空間變化(GWNBR)

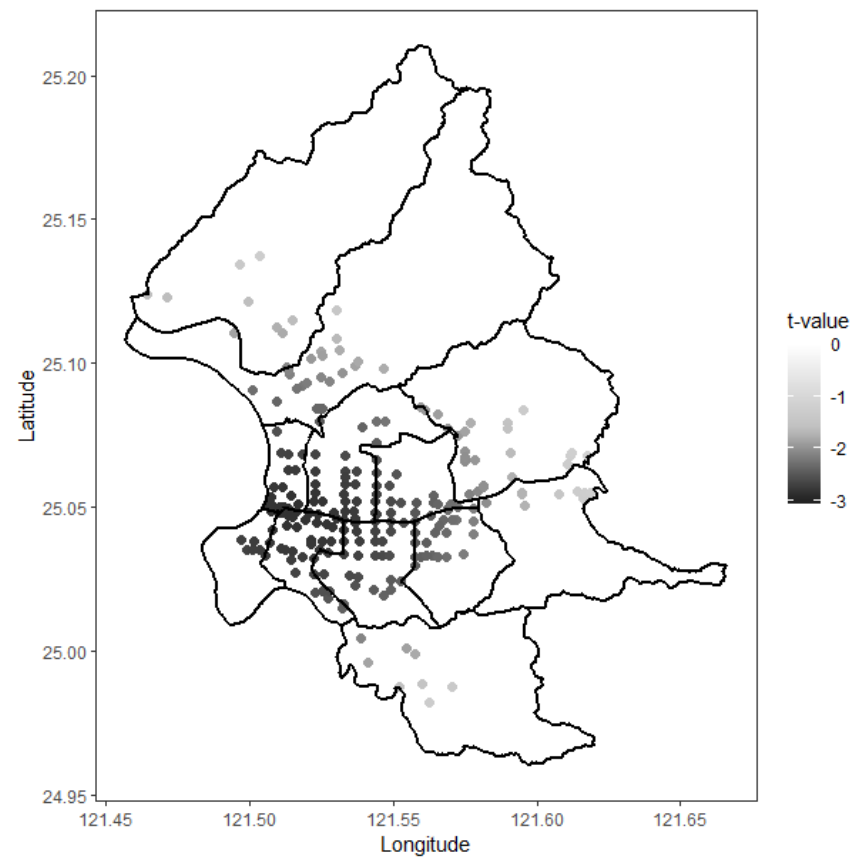


圖 6-9 支道速限 t 值空間變化(GWNBR)

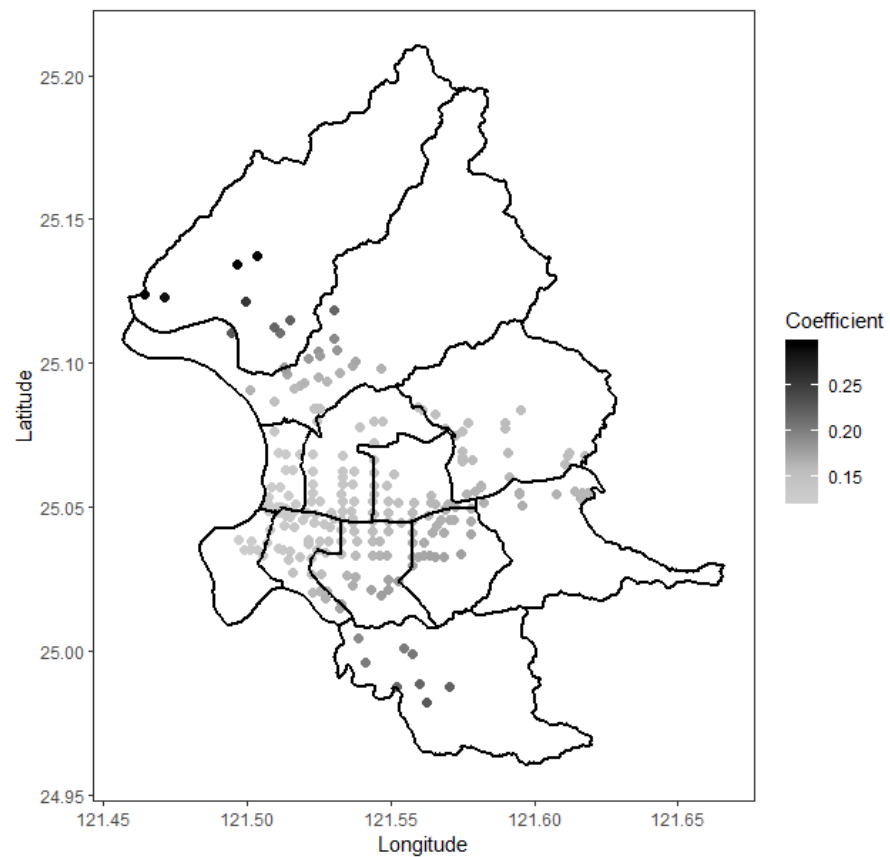


圖 6-10 路口方向數係數空間變化(GWNBR)

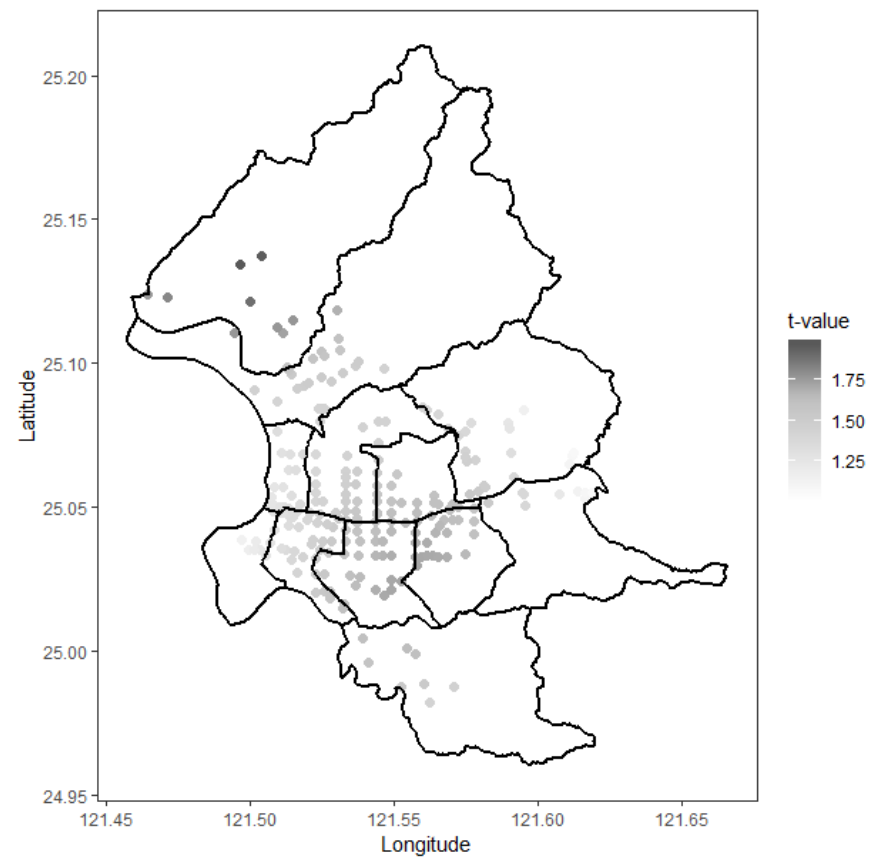


圖 6-11 路口方向數 t 值空間變化(GWNBR)

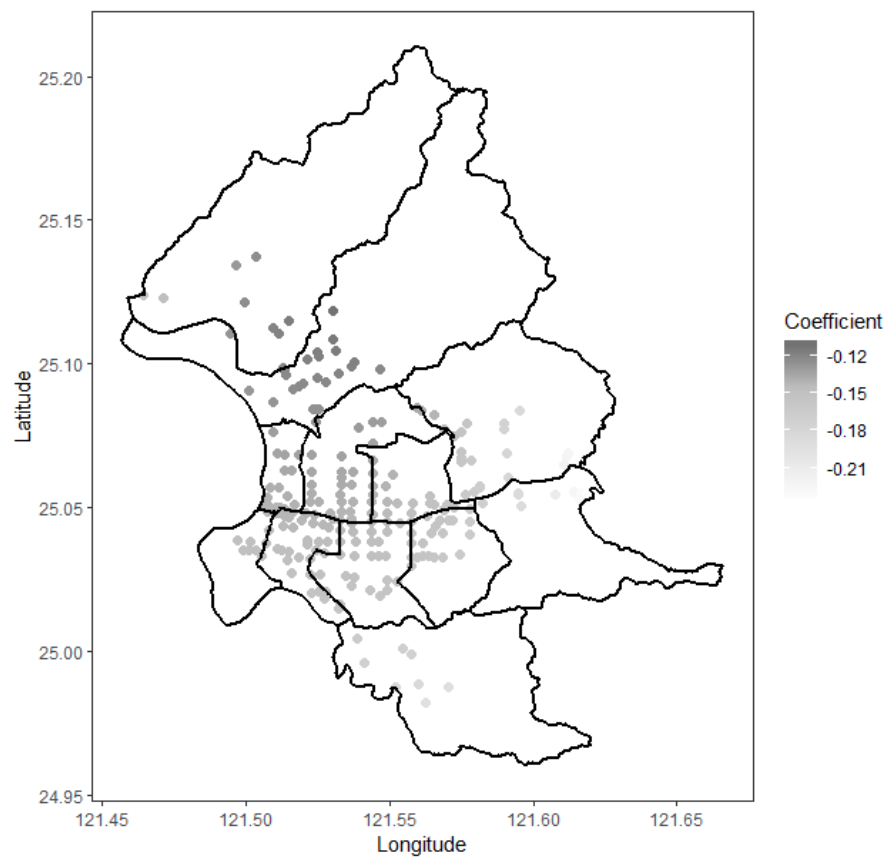


圖 6-12 幹道中央分隔島係數空間變化(GWNBR)

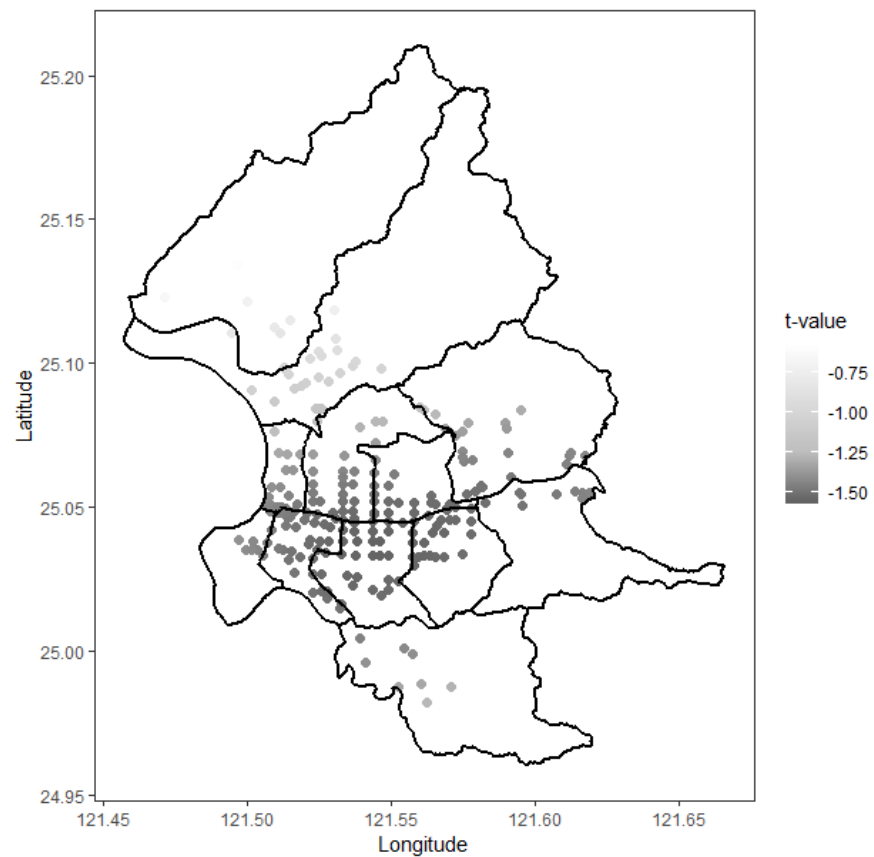


圖 6-13 幹道中央分隔島 t 值空間變化(GWNBR)

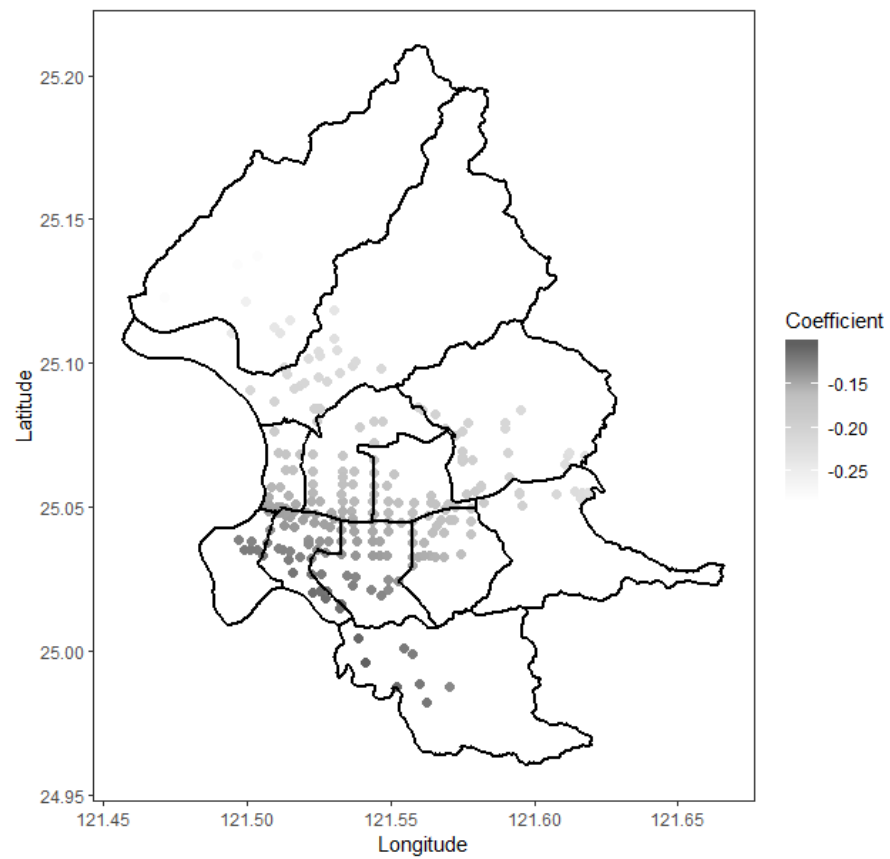


圖 6-14 幹道公車專用道係數空間變化(GWNBR)

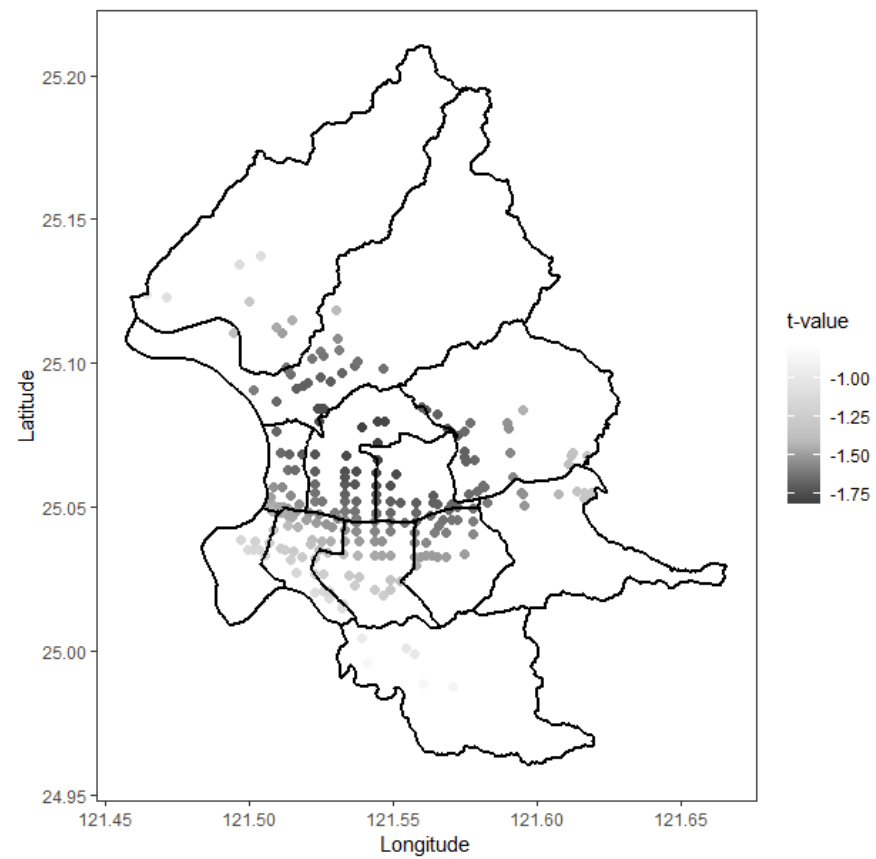


圖 6-15 幹道公車專用道係數空間變化(GWNBR)

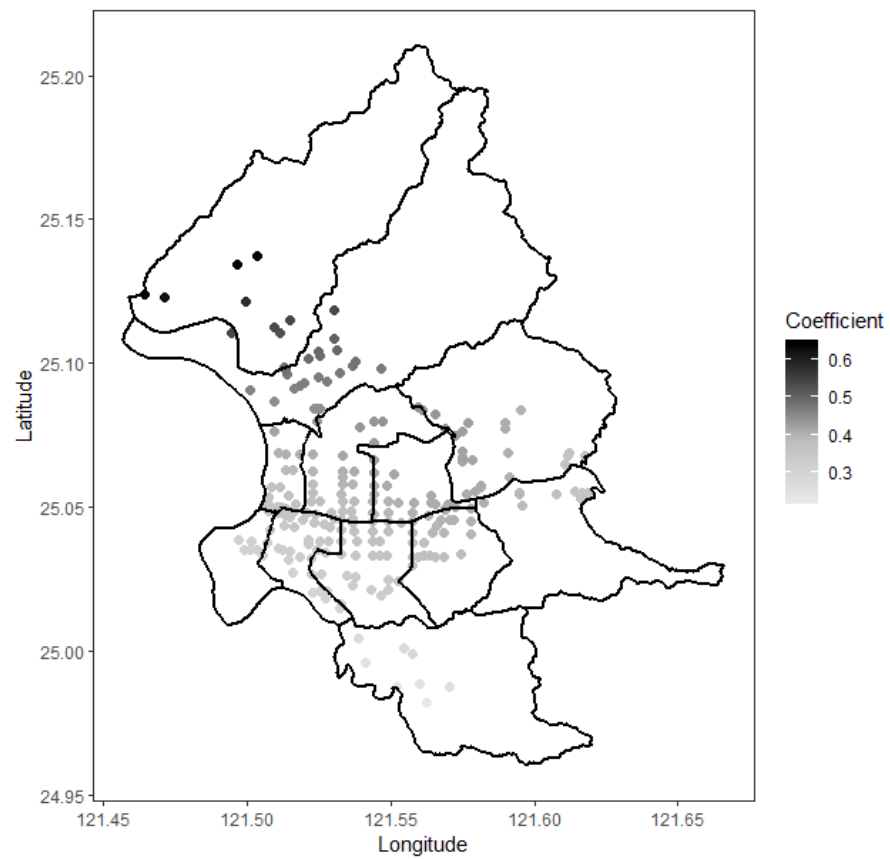


圖 6-16 三叉路口係數空間變化(GWNBR)

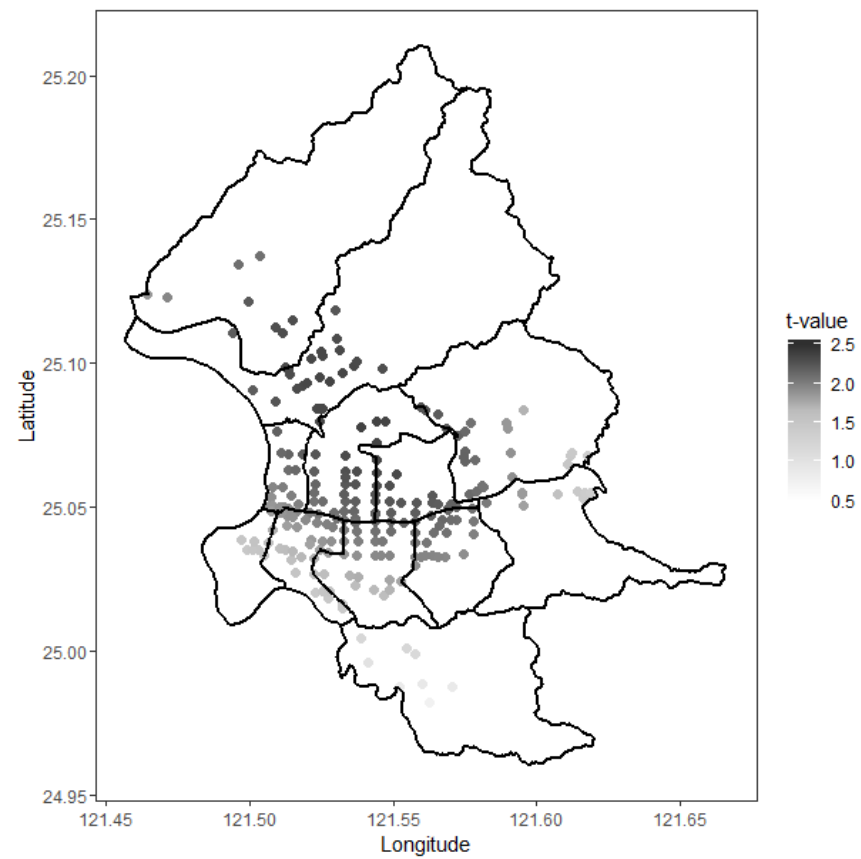


圖 6-17 三叉路口係數空間變化(GWNBR)

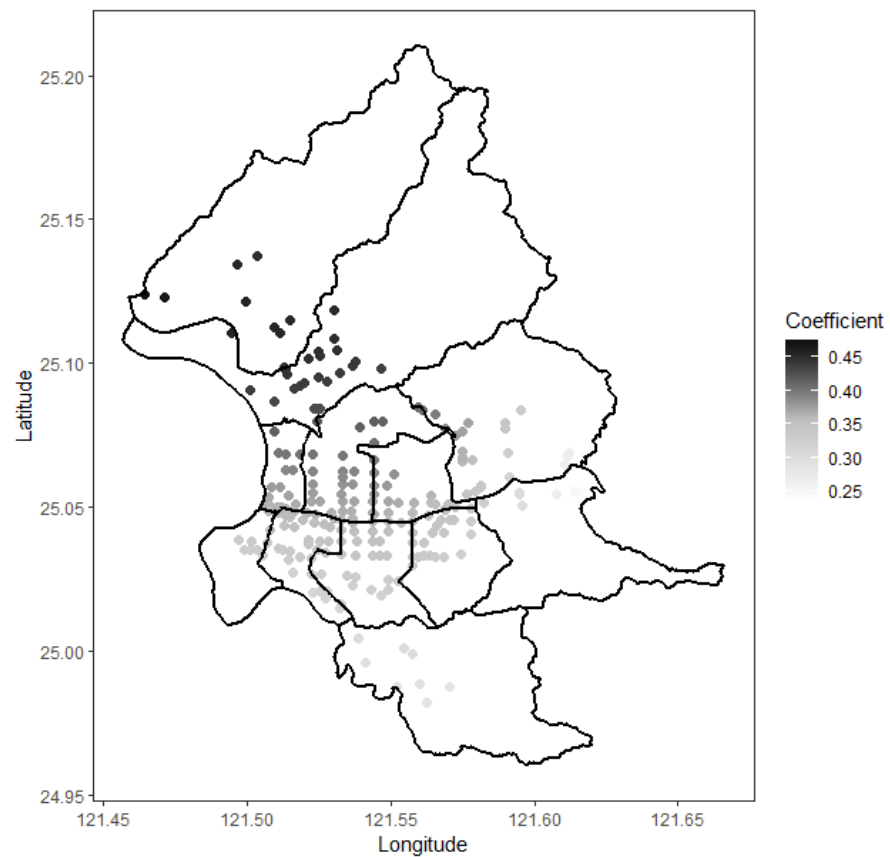


圖 6-18 機車待轉區係數空間變化(GWNBR)

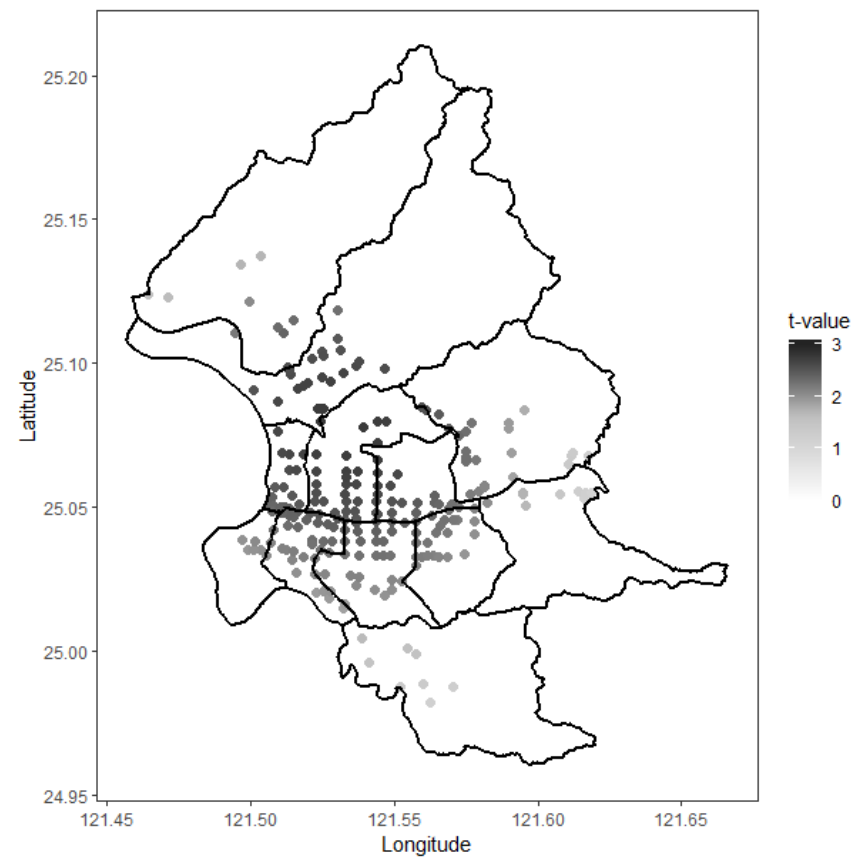


圖 6-19 機車待轉區 t 值空間變化(GWNBR)

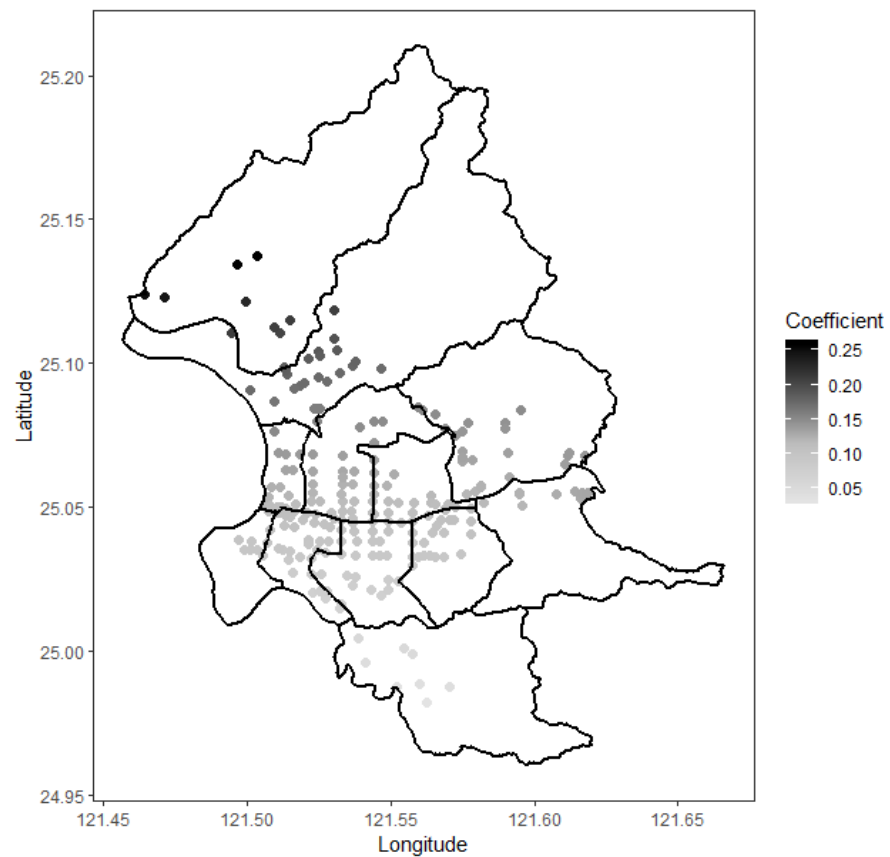


圖 6-20 行人穿越道數量係數空間變化(GWNBR)

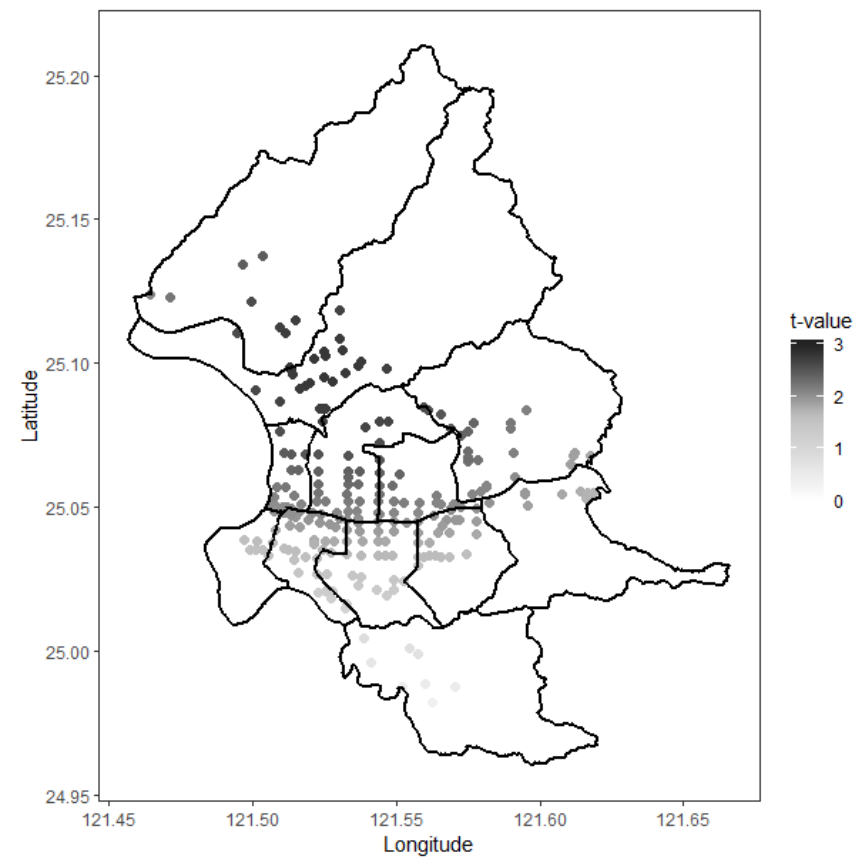


圖 6-21 行人穿越道數量 t 值空間變化(GWNBR)

6.2 地理加權負二項模式分析 - 加入道路屬性及號誌連鎖

空間權重函數刻劃地理加權迴歸中因距離增加而使空間相依性產生之空間效應遞減的現象，傳統的空間權重函數多是針對樣本間的地理距離進行加權，然而鄰近路口間的空間相依性除了受到彼此的實際距離影響外，也會隨道路交通特性而改變。位於同一段道路或相同號誌群組的路口，因為相似的建成環境與車流行為，應存在更強的空間相關性。因此，本研究依據研究樣本中各路口所在道路與所屬號誌群組，對原空間權重函數進行調整，以得到修改後的空間權重，並以修改後之空間權重進行模式的推估，即加入道路屬性與號誌連鎖之地理加權負二項模式。以下說明三種空間權重之調整方式，並呈現三種調整方式下之模式推估結果。

6.2.1 空間權重調整方式

(一) 加入道路屬性

本小節依據路口之道路屬性來修改 6.1 節只考慮路口距離之高斯函數，即如下式(6-1)所示。 r 為路口所屬之道路，當 i 路口與 j 路口位於同一段道路時，其空間權重的大小即等同於原高斯函數所產生之空間權重。而當 i 路口與 j 路口位於不同的道路時，則兩路口之空間權重大小為原空間權重的 0.5 倍，此處之 0.5 倍為本研究給定之常數，用以調整空間權重，當一路口被估計時，降低與該路口不在同一段道路之路口的權重大小。

$$w_{ij} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right) & , \text{if } r_i = r_j \\ \frac{1}{2} \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right) & , \text{if } r_i \neq r_j \end{cases} \quad (6-1)$$

(二) 加入號誌連鎖

第二種設定方式係以路口所屬的號誌群組來修改原始之空間權重函數，修改方式如下式(6-2)所示， s 為路口所屬之號誌群組，當 i 路口與 j 路口位於同一號誌群組時，其空間權重大小則等同於原空間權重函數所產生之權重值。當 i 路口與 j 路口屬於不同號誌群組時，則兩路口之空間權重大小為原本的 0.5 倍，

其設定邏輯與第一種調整方式相同，當兩路口屬於不同號誌群組時，降低彼此之空間權重大小。

$$w_{ij} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right) & , if \ s_i = s_j \\ \frac{1}{2} \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right) & , if \ s_i \neq s_j \end{cases} \quad (6-2)$$

(三) 加入道路屬性及號誌連鎖

第三種權重設定方式同時考慮了路口所在道路與所屬號誌群組，即結合前述兩種設定方式來調整原空間權重函數。調整方式如下式 6-3 所示，當 i 路口與 j 路口位於同一段道路上且屬於相同號誌群組時，由於兩路口的距離通常相當接近且道路交通特性相似，因此將兩路口的權重設定為 1，在估計時其空間權重不因距離增加而遞減。若 i 路口與 j 路口位於同一段道路上或屬於同一號誌群組時，其空間權重大小即等同於原高斯函數下的空間權重，而當兩路口位於不同道路且屬於不同的號誌群組時，其權重大小為原空間權重的一半。

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & , if \ r_i = r_j \text{ and } s_i = s_j \\ \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right) & , if \ r_i = r_j \text{ or } s_i = s_j \\ \frac{1}{2} \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right) & , if \ r_i \neq r_j \text{ and } s_i \neq s_j \end{cases} \quad (6-3)$$

6.2.2 空間權重敏感度分析

為了以路口之道路屬性與號誌連鎖特性調整原空間權重函數，本研究於 6.2.1 節設定當路口不滿足關聯條件時，兩路口的空間權重大小減少為原來的 0.5 倍，由於 0.5 倍為本研究給定之常數，為了確定此權重調整倍數設定之合適性，在此比較不同調整倍數下之模式配適度，並以 6.2.1 節中的第三種模式，即同時加入道路屬性與號誌連鎖之地理加權負二項模式做為敏感度分析之對象。

表 6-4 為不同調整倍數下之模式配適度變化，本研究以 AICc 之值來選擇最適當之調整倍數。由於 AICc 是透過模式的有效參數個數對 AIC 進行修正所得(式 6-4)，其中 K 為有效參數個數，n 為樣本數，而有效參數個數為地理加權負二項迴歸模式中帽子矩陣(hat matrix)的跡數(trace)，如式(6-5)所示，**H** 為帽子矩

陣。由於帽子矩陣的跡數為其主對角線上所有元素的總和，矩陣上第 i 列元素 h_i 的求取方式如式(6-6)所示， x_i 為解釋變數矩陣 \mathbf{X} 在第 i 列之數值，其餘符號定義與第三章式(3-9)相同。因此，在地理加權負二項迴歸模式中，有效參數個數會受到空間權重矩陣 \mathbf{W} 的影響，透過不同的倍數調整空間權重時，其有效參數個數之數值會產生變化，進而影響 AICc 之值(Collins, 2010)，且其數值通常並非整數。可以發現當空間權重的調整倍數為 0.5 倍時，模式 AICc 之值為最小，顯示本研究調整倍數選擇之適當性。

$$AICc = AIC + 2\left(\frac{K(K+1)}{n-K-1}\right) \quad (6-4)$$

$$K = \text{trace}(\mathbf{H}) \quad (6-5)$$

$$h_i = x_i(\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{A}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{A}(u_i, v_i) \quad (6-6)$$

表 6-4 各調整倍數之模式配適度

調整倍數	有效參數個數	AICc
0.5	32.887	1346.377
0.25	49.228	1355.074
0.1	75.125	1495.770

6.2.3 模式推估結果

表 6-5 至表 6-10 為三種空間權重設定方式下之地理加權負二項模式推估結果，由於每一個路口皆有各自之迴歸係數與 t 值，此處同 6.1.2 節之表示方式，以各解釋變數係數與 t 值之最小值、第一四分位數、中位數、第三四分位數、最大值與平均數來呈現。觀察推估結果可以發現在三種空間權重設定下，各項解釋變數之係數值差異不大且係數符號方向也具有一致性，故在此選取模式配適度指標 AICc 為最低的第三種模式進行詳細說明，即同時加入道路屬性與號誌連鎖之地理加權模式，並將其係數值與 t 值之空間分布情形繪製於臺北市地圖上。

(一) 交通特性變數

加入路口道路屬性與號誌連鎖之地理加權負二項模式中的交通特性變數包括幹道交通量、支道交通量、幹道機車比例與支道速限。

幹道交通量之係數值變化從最小值 0.148 至最大值 0.716，在各路口對事故頻次皆為正向影響關係，該變數係數之空間分布情形如圖 6-22 所示，在西北側的行政區如士林區、北投區，其係數值較大，且影響效果往東南方遞減，在內湖區、南港區與文山區的係數值較小，而在剩餘的行政區中該變數之影響力則趨於一致。由圖 6-23 觀察幹道交通量變數之顯著性變化趨勢，可以發現該變數除了在內湖區、南港區與文山區的部分路口顯著性較低外，對剩餘路口之事故頻次皆具有顯著影響效果。

支道交通量之係數值變化從最小值 0.276 至最大值 0.488，在各路口對事故頻次同樣為正向影響關係，該變數係數之空間分布情形如圖 6-24 所示，可以觀察到支道交通量與幹道交通量之係數大小變化方向有相反的現象，支道交通量影響力較強的路口主要分布於內湖區、南港區與信義區，影響力較弱的路口則多位於士林區與北投區，而在其餘行政區的路口則呈現較一致的影響效果。圖 6-25 為支道交通量顯著性的變化趨勢，可以發現無論支道交通量變數在各路口影響力大小為何，幾乎在所有的路口均呈現相當之顯著性。

幹道機車比例之係數值變化由最小值 0.515 至最大值 1.199，對路口事故頻次為正向影響關係，此變數係數之空間分布情形如圖 6-26 所示，事故頻次受幹道機車比例影響較強的路口主要位於文山區、中正區與大安區等行政區，且越往北邊影響力越低，影響力較低的路口多位於西北側的士林區、北投區與東側的內湖區與南港區。此變數顯著性之空間分布情形如圖 6-27 所示，此變數顯著性較高的路口主要位於中心的多個行政區，包括大同區、中山區、中正區與大安區等，而前述提到影響效果較弱的士林區、北投區、內湖區與南港區，其顯著性也低於其他區域的路口。

支道速限的係數值變化由最小值-0.042 至最大值-0.013，對事故頻次之影響在各路口皆為負向影響關係，且影響效果大小的變化幅度相較前述幾個變數來得小，惟其符號方向與本研究原先預期並不相符。此變數係數值之空間分布情形如圖 6-28 所示，其係數值較低的路口主要位於西邊的大同區、萬華區，以及北投區與中山區的部分路口，係數值較高的路口多位於東邊的內湖區、南港區

與南邊的文山區，係數值大致呈現由西往東增加的趨勢。由圖 6-29 觀察此變數係數的顯著性變化，此變數影響效果最為顯著的路口主要集中於中心的數個行政區，如萬華區、大同區、中山區、松山區、中正區等，而在外圍行政區路口的顯著性則相對較低。

(二) 道路設計變數

地理加權負二項模式中的道路設計變數包括路口方向數、幹道是否設置中央分隔島與幹道是否設置公車專用道。

路口方向數之係數值變化由最小值 0.070 至最大值 0.336，對事故頻次之影響在各路口皆呈現正向影響關係，圖 6-30 為此變數係數之空間分布情形，影響力較強的路口主要位於北投區與文山區，大同區與萬華區的部分路口則擁有較弱的影響力，此變數的影響力在其餘路口則差異不大，表現趨於一致。觀察此變數之顯著性，如圖 6-31 所示，影響效果最顯著之路口主要位於北投區，而在其餘行政區之多數路口的顯著性並不強。

幹道中央分隔島之係數值變化由最小值-0.276 至-0.086，對路口事故頻次在各區域皆為負向影響關係，符號方向與研究預期相符。其係數空間變化分布如圖 6-32 所示，此變數影響力較強的路口主要位於內湖區、南港區與文山區，而在其他路口的影響力則無明顯差異。圖 6-33 為幹道中央分隔島顯著性的空間變化，影響效果較為顯著的路口位於中心的數個行政區，顯著性較低的路口則集中於北投區與士林區。

幹道公車專用道之係數值變化由最小值-0.252 至最大值-0.057，對路口事故頻次在各區域皆為負向影響關係，符號方向與研究預期相符。此變數係數的空間變化分布如圖 6-34 所示，可觀察到影響效果的大小由北往南遞減，影響力較強的路口主要分布於士林區、北投區、內湖區、南港區，其次為大同區、中山區、松山區與信義區之路口，影響力較弱的路口則多位於萬華區、中正區、大安區與文山區。此變數顯著性之空間變化如圖 6-35 所示，顯著性由中心往外圍遞減，而影響效果較顯著的路口主要分布於大同區、中山區、松山區與信義區。

(三) 路口環境變數

地理加權負二項模式中的路口環境變數包括路口是否為三叉路口、路口是否設置機車待轉區與路口之行人穿越道數量。

三叉路口之係數值變化由最小值 0.085 至最大值 0.671，對路口事故頻次為正向影響關係，由於估計值的變化幅度較大，顯示此變數的影響力在不同區域呈現明顯差異，其空間變化如圖 6-36 所示，影響效果呈現由北往南遞減之趨勢，影響效果較強的路口主要位於北投區及士林區，影響效果較弱的路口則位於萬華區、中正區與文山區。圖 6-37 為此變數顯著性之空間變化情形，可以發現此變數在多數路口都具有顯著的影響效果，而前述影響力較弱的路口其影響效果也不具顯著性。

機車待轉區之係數值變化由最小值 0.154 至最大值 0.544，對路口事故頻次為正向影響關係，其係數空間變化情形如圖 6-38 所示，影響力較強的路口多集中於士林區與北投區，影響力較弱的路口多位於內湖區、南港區與文山區，其餘路口的影響力則較為一致。此變數顯著性的空間變化如圖 6-39 所示，路口設置機車待轉區對多數區域之路口皆存在顯著之影響效果，前述位於內湖區、南港區與文山區等影響力較弱的路口，其影響效果也並不顯著。

行人穿越道數量係數值變化由最小值-0.008 至最大值 0.247，其空間變化分布如圖 6-40 所示，此變數僅在文山區的兩個路口呈現負向影響關係，而在多數路口皆屬於正向影響關係，影響力較強的路口多位於士林區與北投區，影響力較弱的路口則集中於文山區，其餘行政區之路口其影響力則大致相同。由圖 6-41 觀察該變數顯著性的空間變化分布，影響效果較為顯著的路口多集中於士林區與北投區，而前述兩個呈現負向影響效果的路口則不具顯著性。

表 6-5 地理加權負二項模式迴歸係數(加入道路屬性)

變數	最小值	第一四分位數	中位數	第三四分位數	最大值	平均數
截距	-7.366	-5.642	-5.245	-4.925	-3.056	-5.300
幹道交通量(取對數)	0.148	0.365	0.422	0.494	0.716	0.423
支道交通量(取對數)	0.276	0.403	0.416	0.432	0.481	0.412
幹道機車比例	0.516	0.702	0.811	0.909	1.199	0.808
支道速限	-0.042	-0.028	-0.026	-0.022	-0.013	-0.025
路口方向數	0.072	0.145	0.161	0.174	0.335	0.164
幹道中央分隔島	-0.276	-0.156	-0.144	-0.130	-0.086	-0.147
幹道公車專用道	-0.252	-0.191	-0.169	-0.144	-0.063	-0.166
三叉路口	0.085	0.348	0.390	0.431	0.670	0.387
機車待轉區	0.144	0.327	0.359	0.396	0.543	0.362
行人穿越道數	-0.008	0.095	0.109	0.138	0.247	0.117
Deviance						190.165
AICc						1347.049
LL						-634.760
Pseudo R ²						0.602

表 6-6 地理加權負二項模式 t 值(加入道路屬性)

變數	最小值	第一四分位數	中位數	第三四分位數	最大值	平均數
截距	-4.328	-3.756	-3.533	-3.172	-1.275	-3.378
幹道交通量(取對數)	0.610	2.472	3.026	3.448	4.090	2.874
支道交通量(取對數)	1.623	4.091	4.494	4.812	5.352	4.357
幹道機車比例	0.678	1.737	2.181	2.423	3.060	2.073
支道速限	-3.283	-2.138	-1.926	-1.568	-0.655	-1.877
路口方向數	0.574	1.042	1.185	1.283	2.224	1.161
幹道中央分隔島	-1.538	-1.214	-1.070	-0.940	-0.492	-1.053
幹道公車專用道	-1.650	-1.307	-1.204	-1.015	-0.310	-1.144
三叉路口	0.199	1.326	1.587	1.737	2.179	1.492
機車待轉區	0.531	1.512	1.732	1.962	2.302	1.700
行人穿越道數	-0.060	1.266	1.488	1.785	2.358	1.497

表 6-7 地理加權負二項模式迴歸係數(加入號誌連鎖)

變數	最小值	第一四分位數	中位數	第三四分位數	最大值	平均數
截距	-7.448	-5.661	-5.244	-4.884	-3.503	-5.325
幹道交通量(取對數)	0.190	0.362	0.422	0.494	0.741	0.425
支道交通量(取對數)	0.287	0.403	0.413	0.429	0.481	0.410
幹道機車比例	0.519	0.729	0.807	0.902	1.158	0.808
支道速限	-0.040	-0.027	-0.025	-0.023	-0.015	-0.025
路口方向數	0.094	0.146	0.158	0.169	0.358	0.162
幹道中央分隔島	-0.275	-0.157	-0.147	-0.137	-0.101	-0.150
幹道公車專用道	-0.278	-0.194	-0.162	-0.142	-0.058	-0.167
三叉路口	0.208	0.350	0.382	0.421	0.677	0.388
機車待轉區	0.168	0.331	0.359	0.388	0.520	0.364
行人穿越道數	0.034	0.098	0.111	0.137	0.255	0.119
Deviance						186.530
AICc						1351.046
LL						-634.393
Pseudo R ²						0.604

表 6-8 地理加權負二項模式 t 值(加入號誌連鎖)

變數	最小值	第一四分位數	中位數	第三四分位數	最大值	平均數
截距	-3.981	-3.687	-3.421	-3.059	-1.496	-3.291
幹道交通量(取對數)	0.813	2.395	2.955	3.356	2.799	3.866
支道交通量(取對數)	1.678	4.031	4.353	4.615	4.902	4.204
幹道機車比例	0.733	1.717	2.154	2.359	2.638	2.013
支道速限	-2.603	-2.068	-1.872	-1.554	-0.709	-1.786
路口方向數	0.711	1.037	1.127	1.200	2.219	1.118
幹道中央分隔島	-1.368	-1.119	-1.078	-0.990	-0.479	-1.036
幹道公車專用道	-1.443	-1.248	-1.139	-1.017	-0.360	-1.111
三叉路口	0.497	1.325	1.493	1.664	1.933	1.453
機車待轉區	0.589	1.501	1.723	1.894	2.277	1.671
行人穿越道數	0.260	1.242	1.484	1.752	2.327	1.482

表 6-9 地理加權負二項模式迴歸係數(加入道路屬性與號誌連鎖)

變數	最小值	第一四分位數	中位數	第三四分位數	最大值	平均數
截距	-7.366	-5.642	-5.240	-4.925	-3.056	-5.295
幹道交通量(取對數)	0.148	0.365	0.422	0.494	0.716	0.423
支道交通量(取對數)	0.276	0.403	0.416	0.433	0.488	0.412
幹道機車比例	0.515	0.702	0.810	0.911	1.199	0.808
支道速限	-0.042	-0.028	-0.026	-0.023	-0.013	-0.025
路口方向數	0.070	0.144	0.160	0.174	0.336	0.163
幹道中央分隔島	-0.276	-0.157	-0.144	-0.130	-0.086	-0.147
幹道公車專用道	-0.252	-0.193	-0.168	-0.144	-0.057	-0.166
三叉路口	0.085	0.346	0.389	0.430	0.671	0.386
機車待轉區	0.154	0.327	0.359	0.396	0.544	0.362
行人穿越道數	-0.008	0.095	0.109	0.138	0.247	0.117
Deviance						189.874
AICc						1346.377
LL						-634.530
Pseudo R ²						0.603

表 6-10 地理加權負二項模式 t 值(加入道路屬性與號誌連鎖)

變數	最小值	第一四分位數	中位數	第三四分位數	最大值	平均數
截距	-4.327	-3.757	-3.529	-3.172	-1.275	-3.379
幹道交通量(取對數)	0.611	2.479	3.026	3.452	4.090	2.876
支道交通量(取對數)	1.622	4.084	4.499	4.825	5.358	4.364
幹道機車比例	0.678	1.746	2.181	2.426	3.130	2.076
支道速限	-3.392	-2.153	-1.936	-1.886	-1.570	-1.886
路口方向數	0.566	1.047	1.175	1.281	2.229	1.158
幹道中央分隔島	-1.538	-1.205	-1.073	-0.943	-0.493	-1.055
幹道公車專用道	-1.650	-1.309	-1.210	-1.015	-0.310	-1.148
三叉路口	0.199	1.326	1.578	1.738	2.186	1.490
機車待轉區	0.576	1.507	1.723	1.967	2.302	1.701
行人穿越道數	-0.060	1.266	1.484	1.792	2.476	1.499

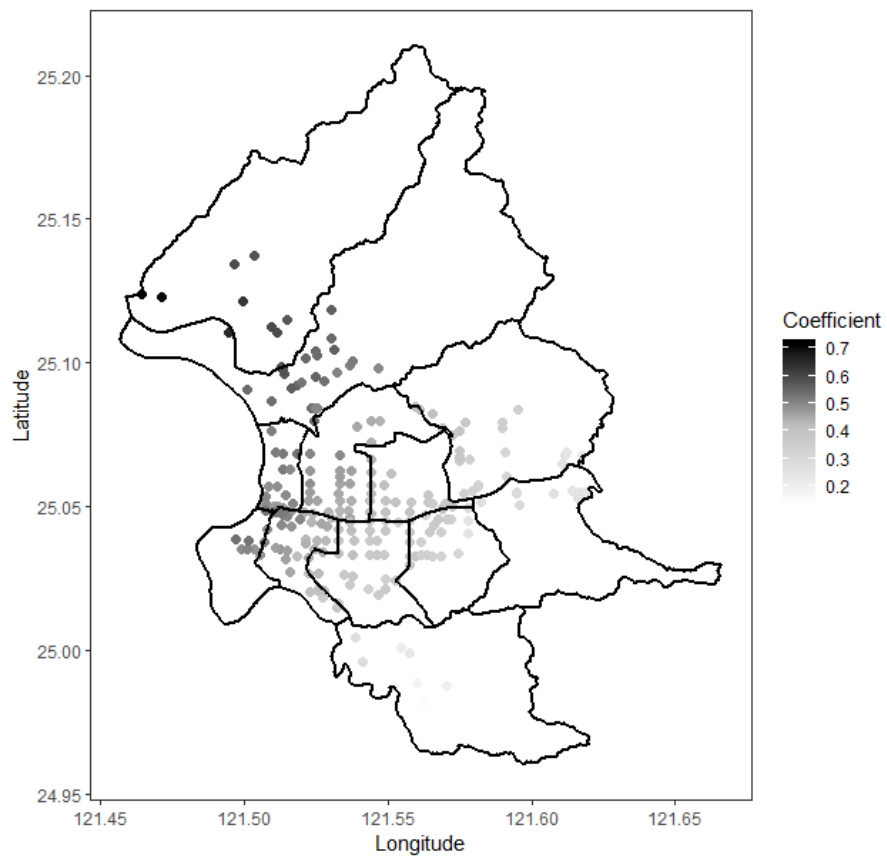


圖 6-22 幹道交通量係數空間變化(GWNBRrs)

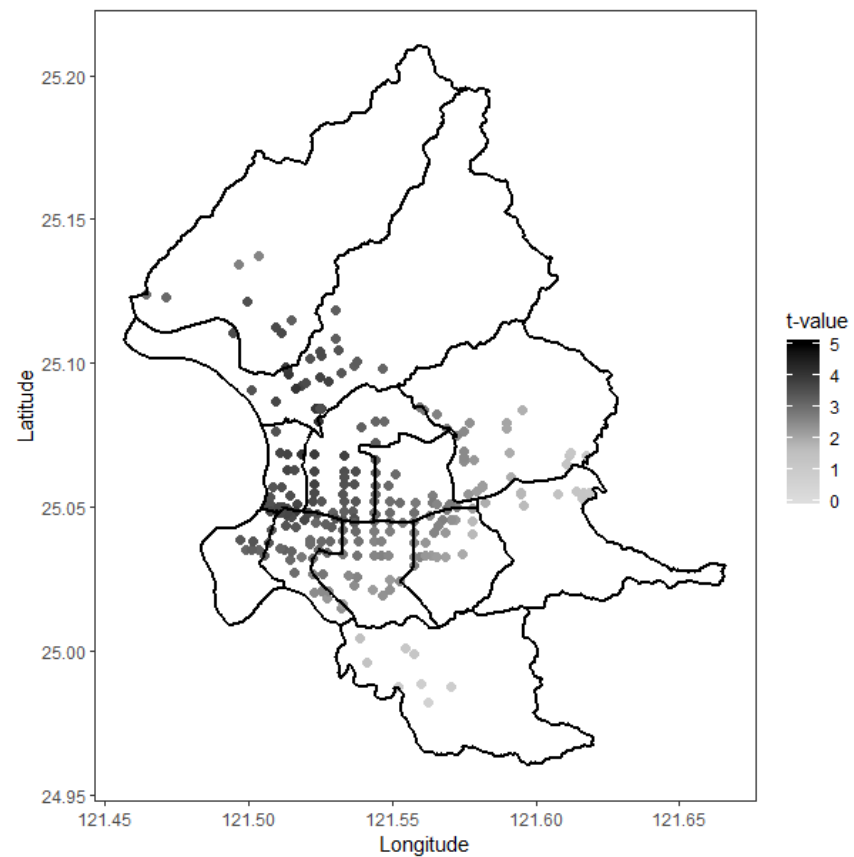


圖 6-23 幹道交通量 t 值空間變化(GWNBRrs)

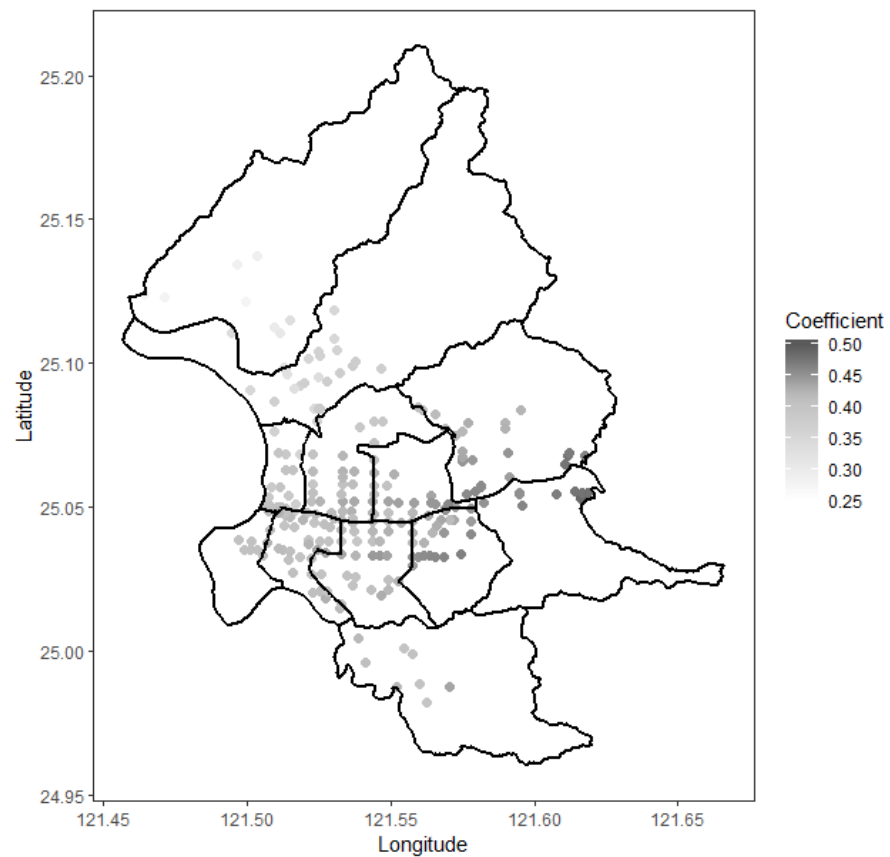


圖 6-24 支道交通量係數空間變化(GWNBRrs)

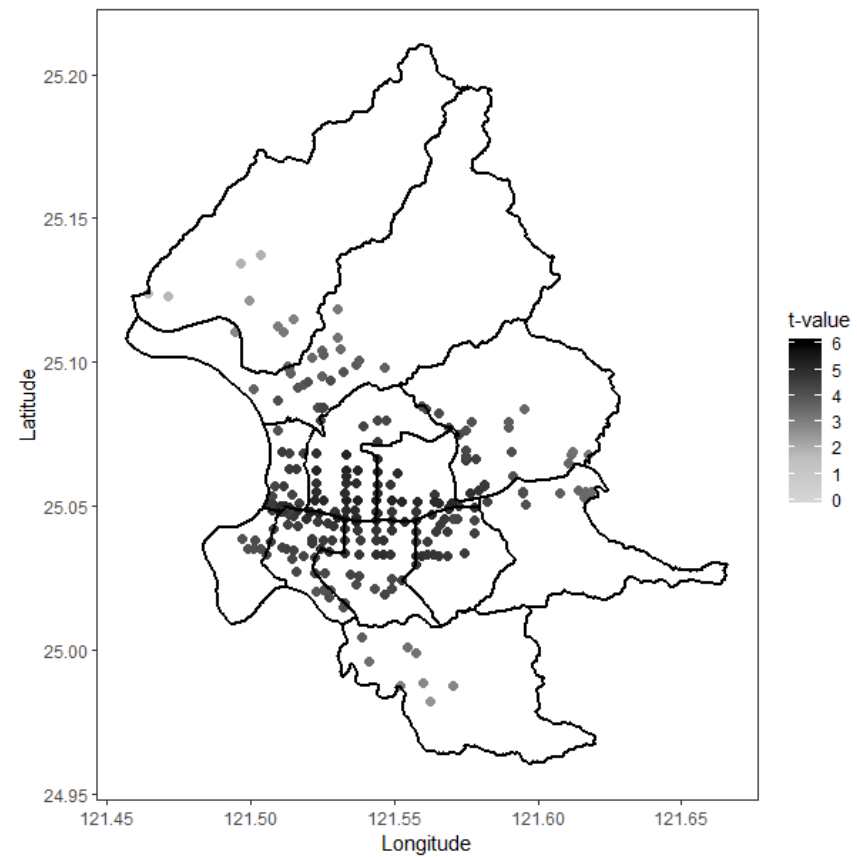


圖 6-25 支道交通量 t 值空間變化(GWNBRrs)

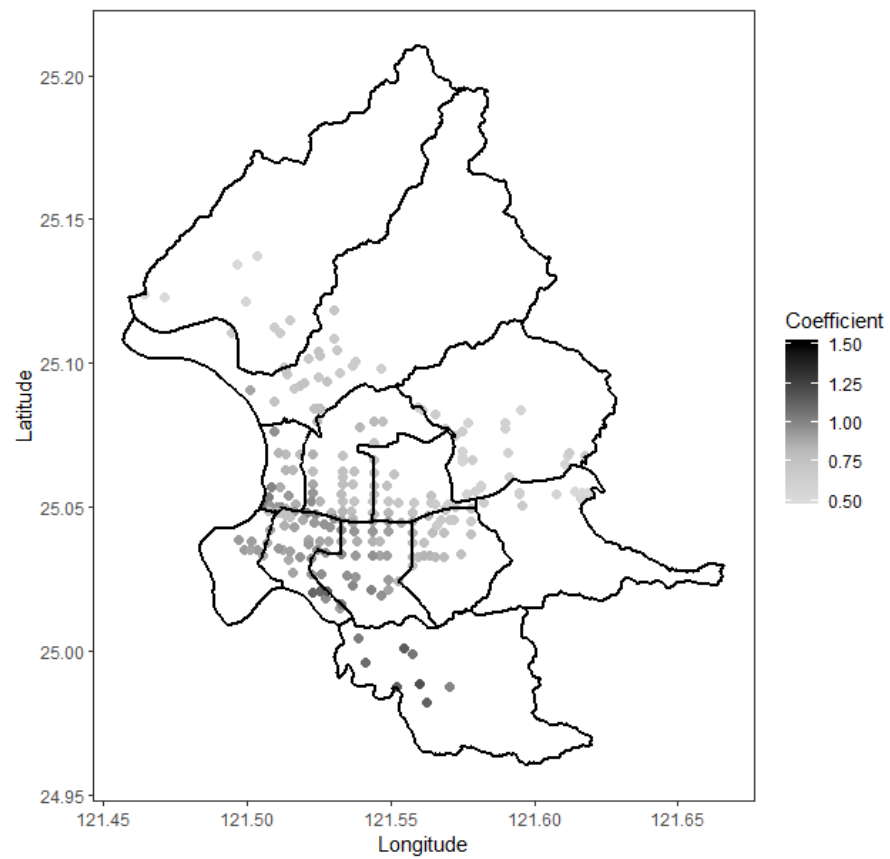


圖 6-26 幹道機車比例係數空間變化(GWNBRrs)

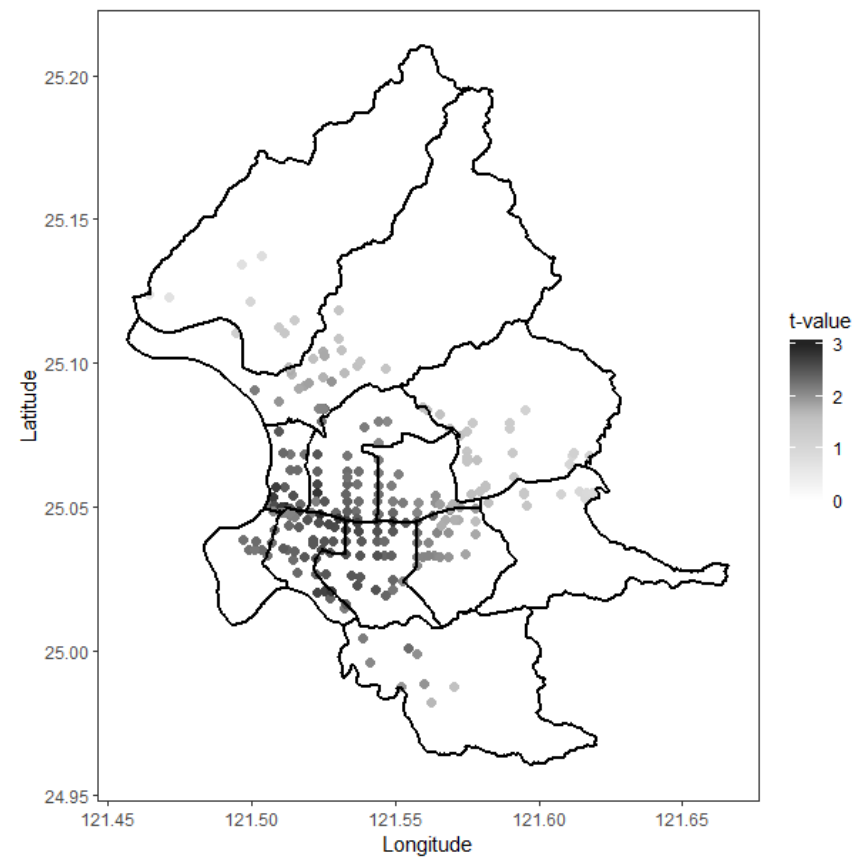


圖 6-27 幹道機車比例 t 值空間變化(GWNBRrs)

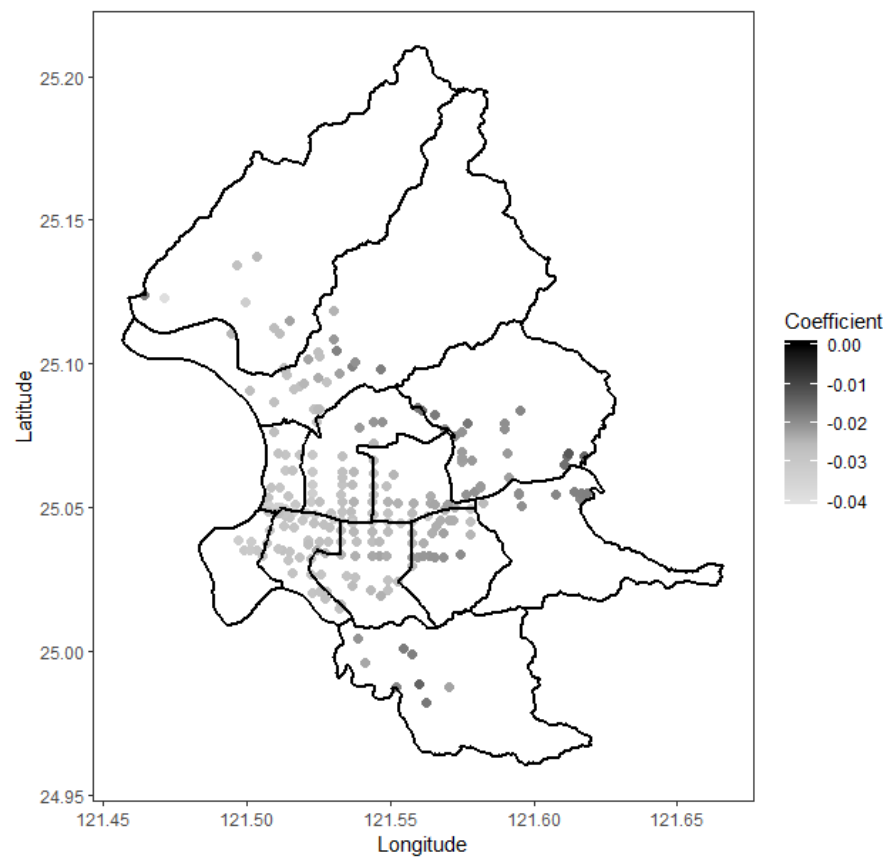


圖 6-28 支道速限係數空間變化(GWNBRrs)

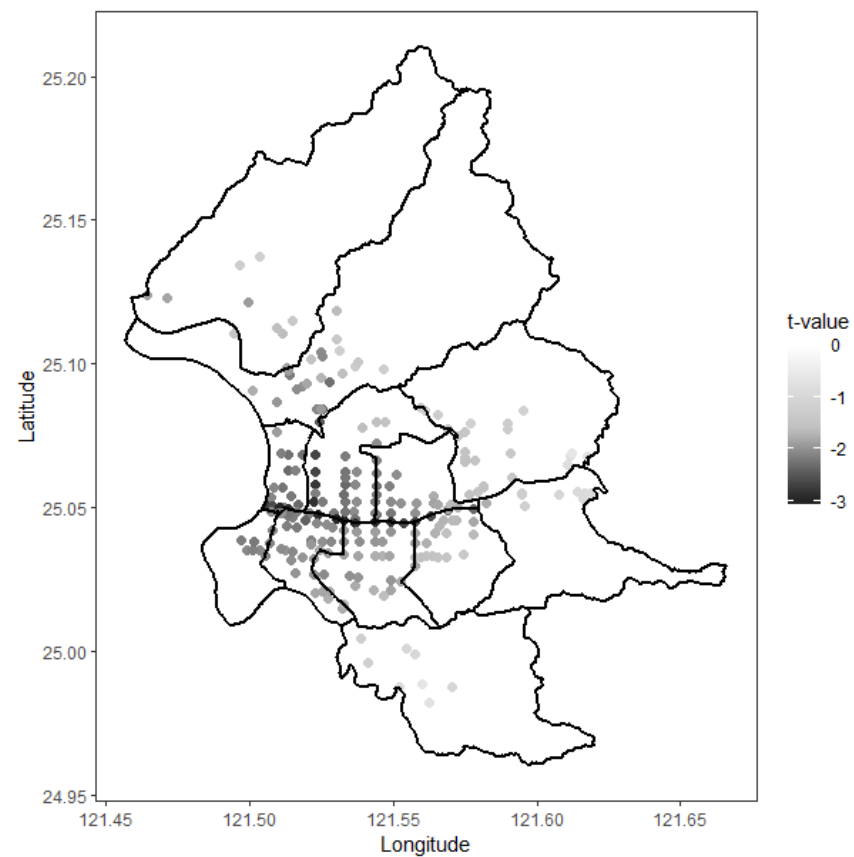


圖 6-29 支道速限係數 t 值變化(GWNBRrs)

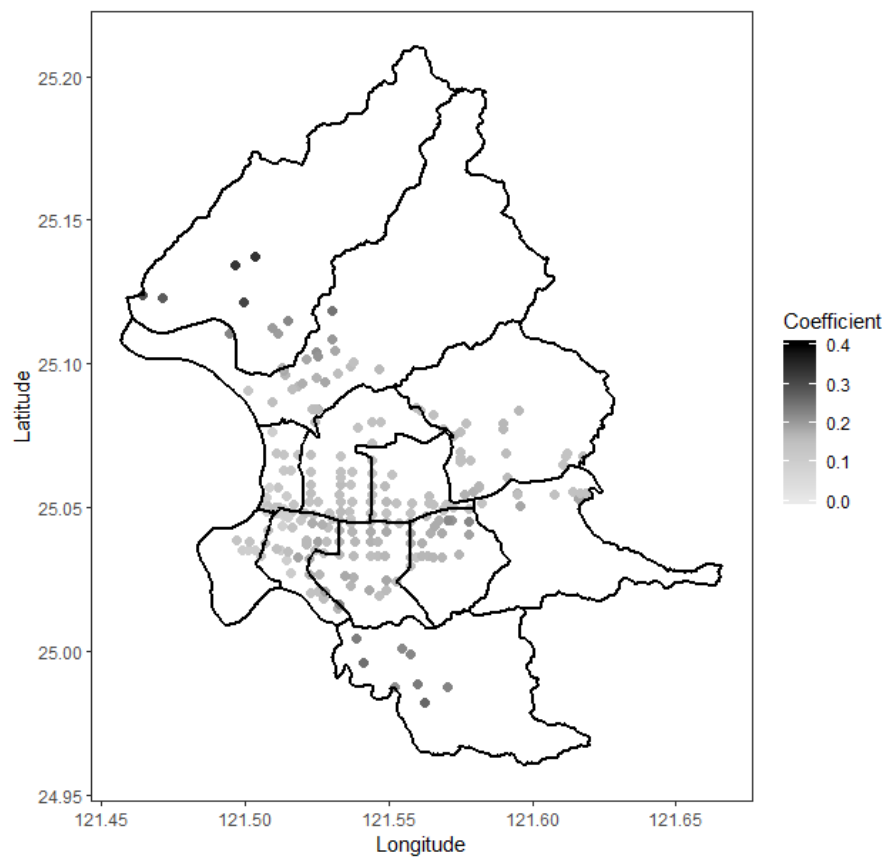


圖 6-30 路口方向數係數空間變化(GWNBRrs)

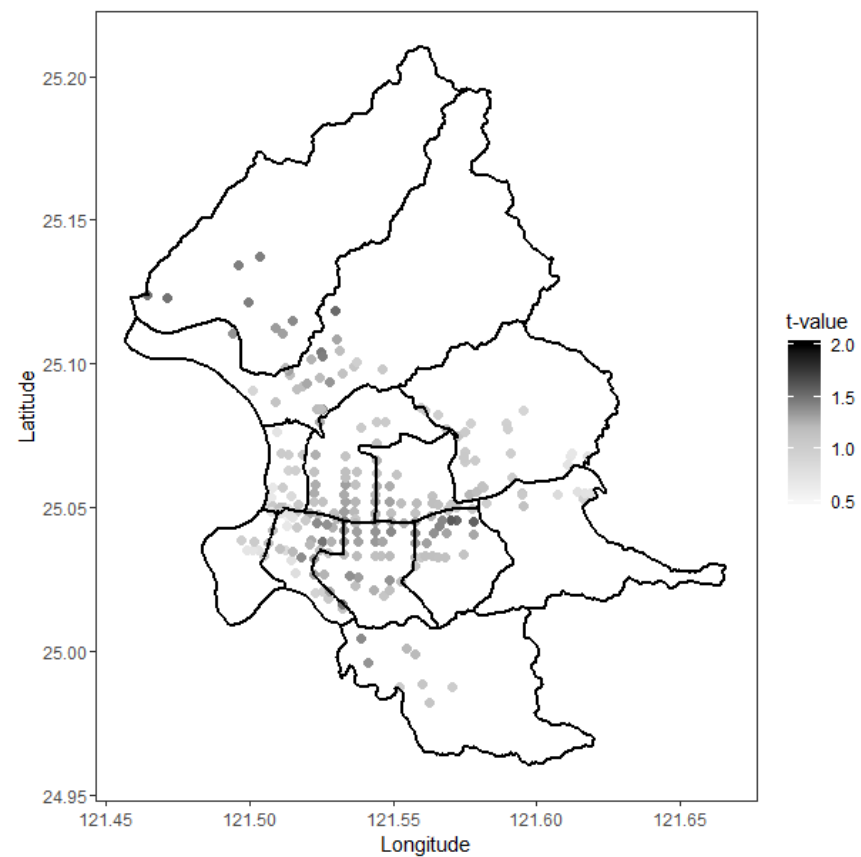


圖 6-31 路口方向數 t 值空間變化(GWNBRrs)

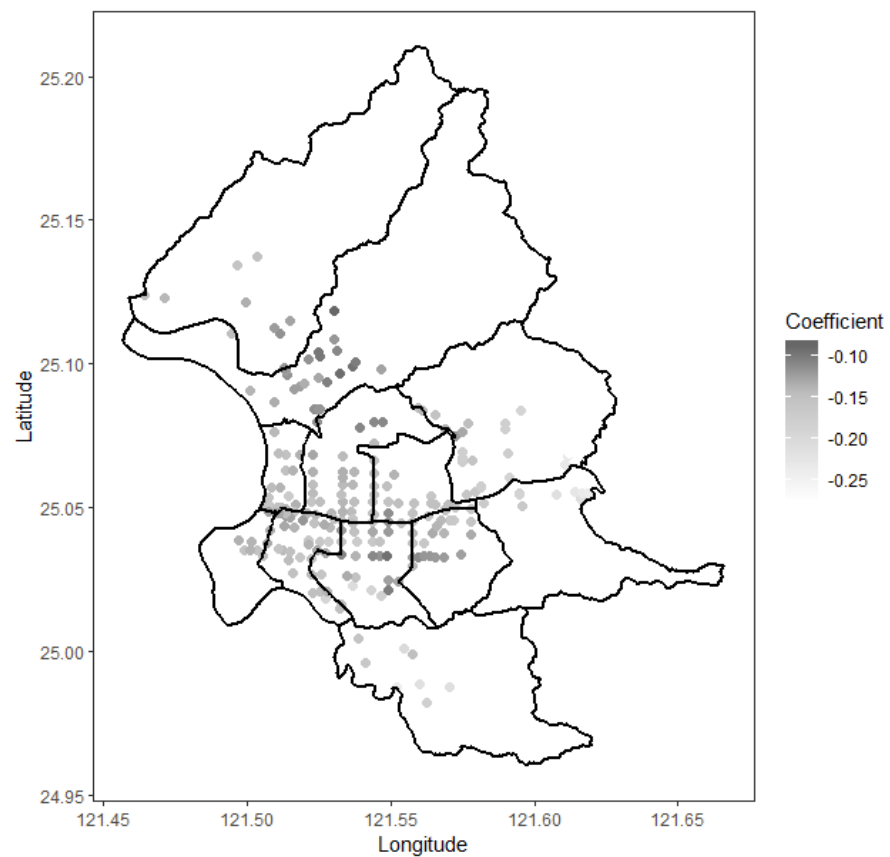


圖 6-32 幹道中央分隔島係數空間變化(GWNBRrs)

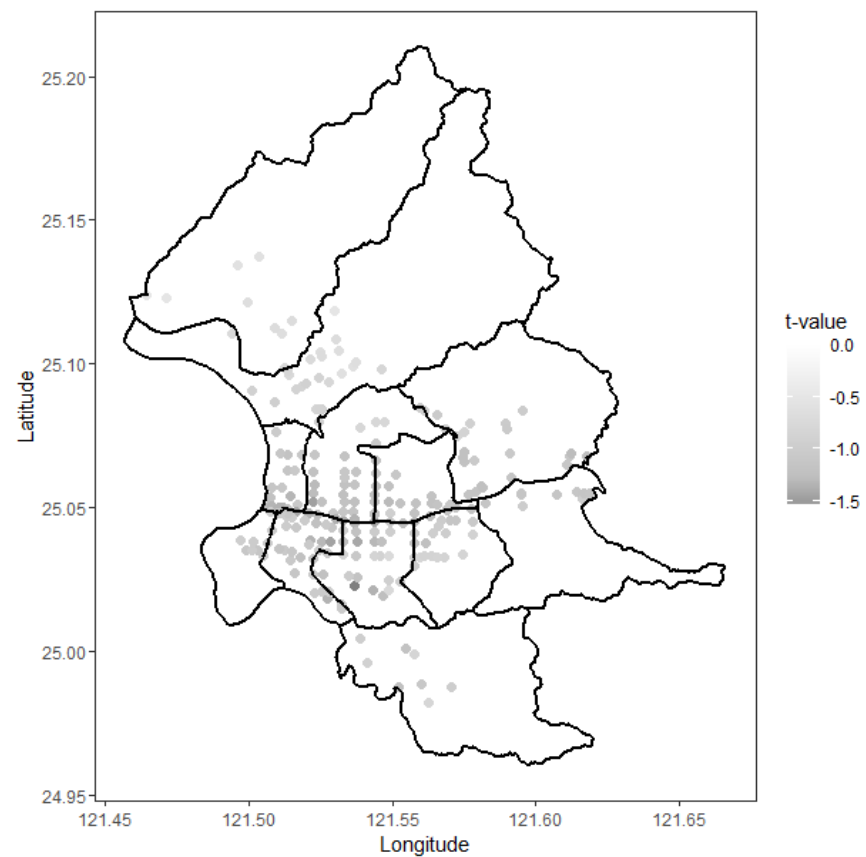


圖 6-33 幹道中央分隔島 t 值空間變化(GWNBRrs)

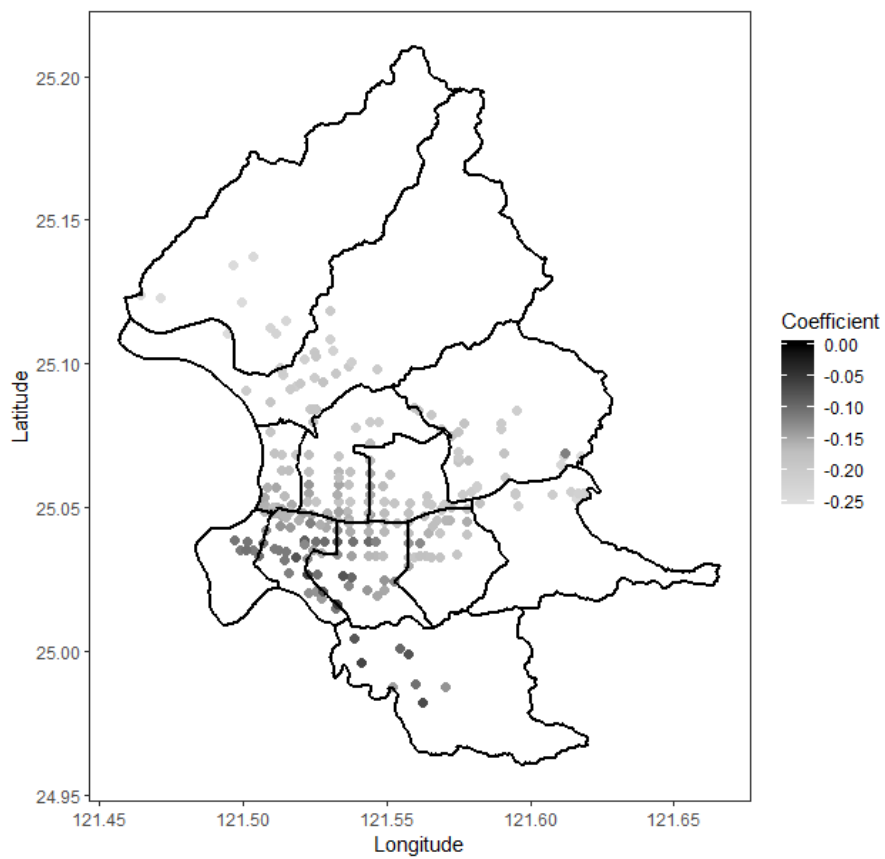


圖 6-34 幹道公車專用道係數空間變化(GWNBRrs)

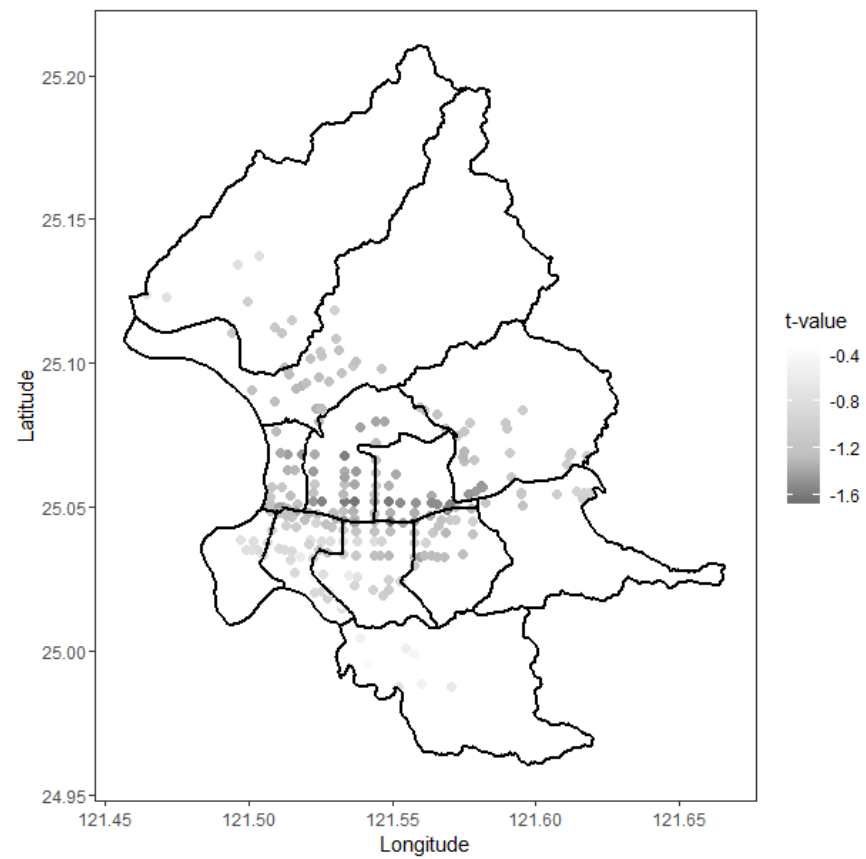


圖 6-35 幹道公車專用道 t 值空間變化(GWNBRrs)

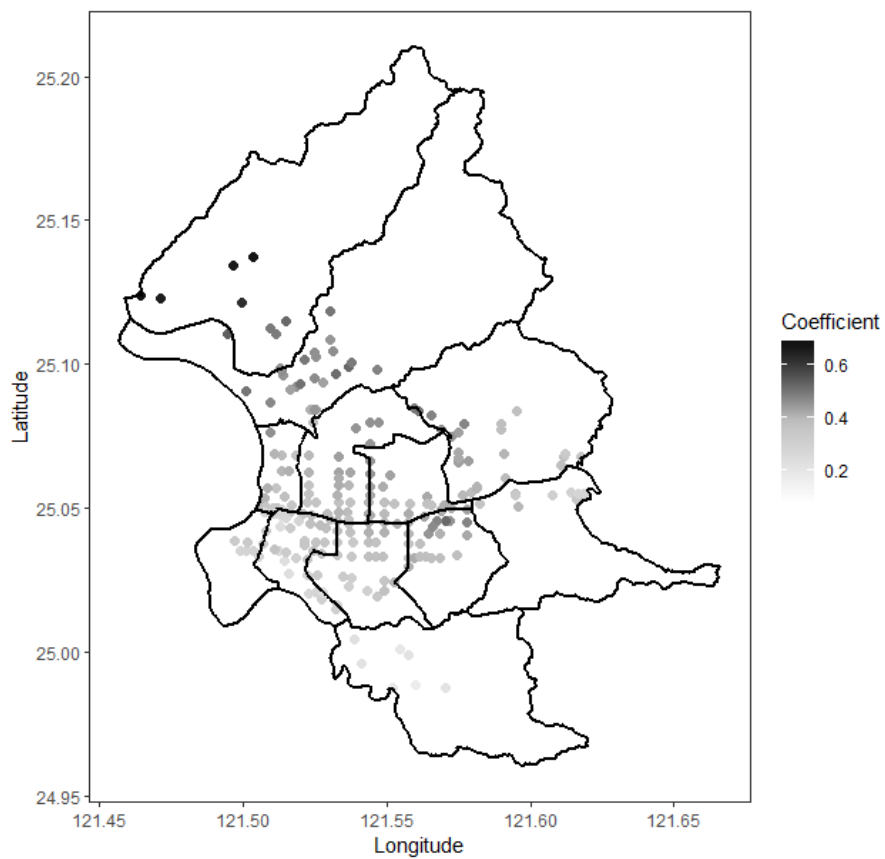


圖 6-36 三叉路口係數空間變化(GWNBRrs)

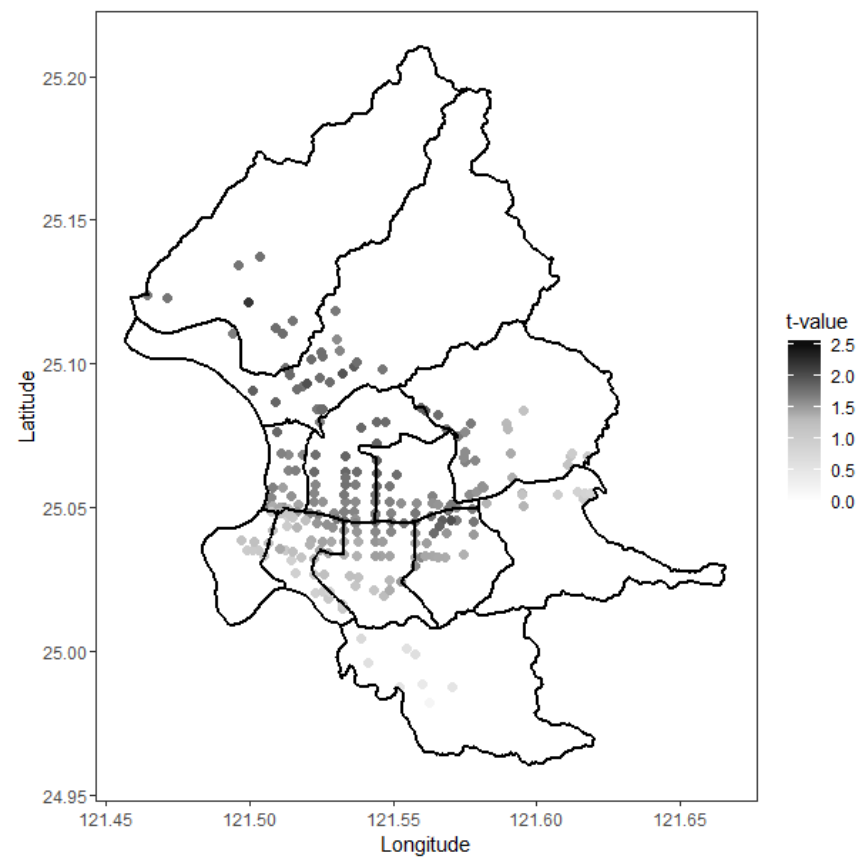


圖 6-37 三叉路口係數空間變化(GWNBRrs)

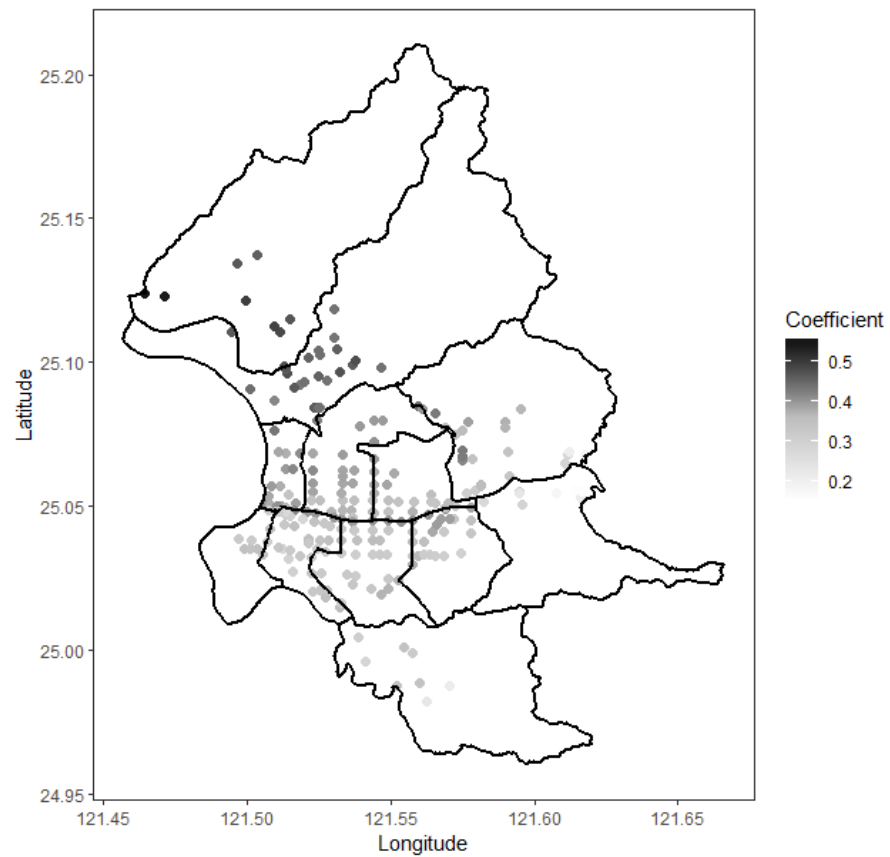


圖 6-38 機車待轉區係數空間變化(GWNBRrs)

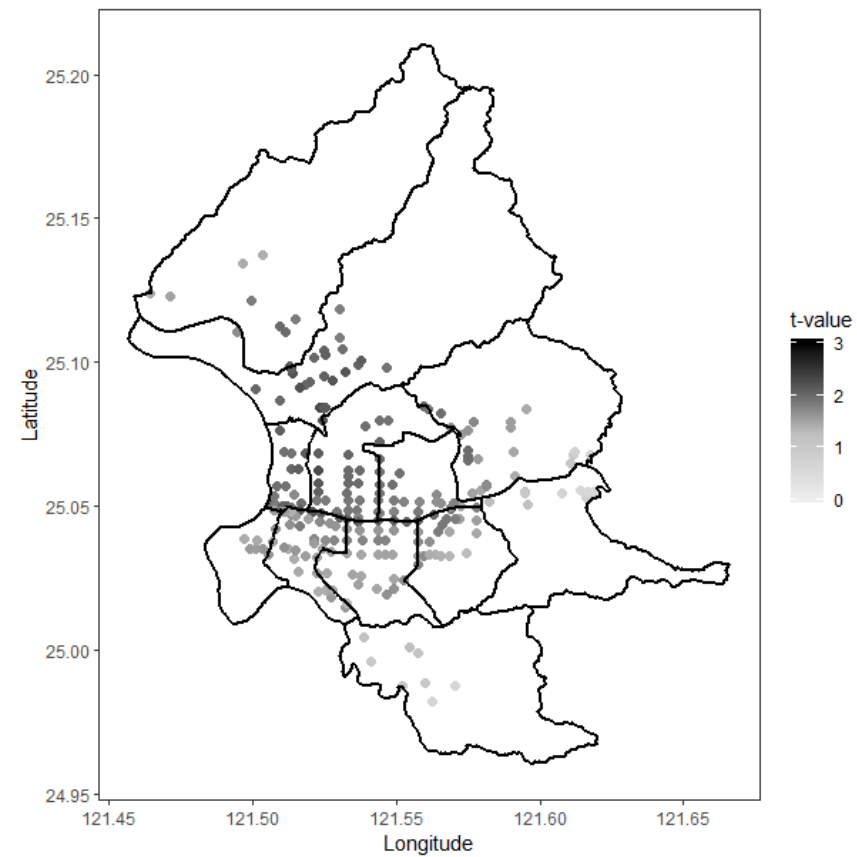


圖 6-39 機車待轉區 t 值空間變化(GWNBRrs)

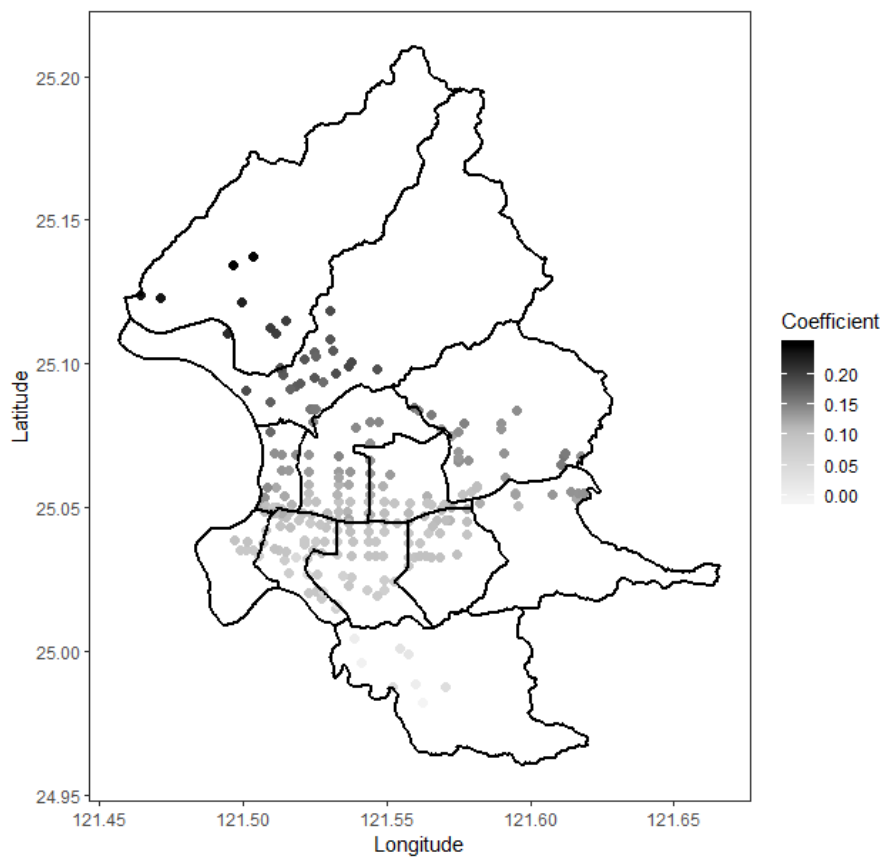


圖 6-40 行人穿越道數量係數空間變化(GWNBRrs)

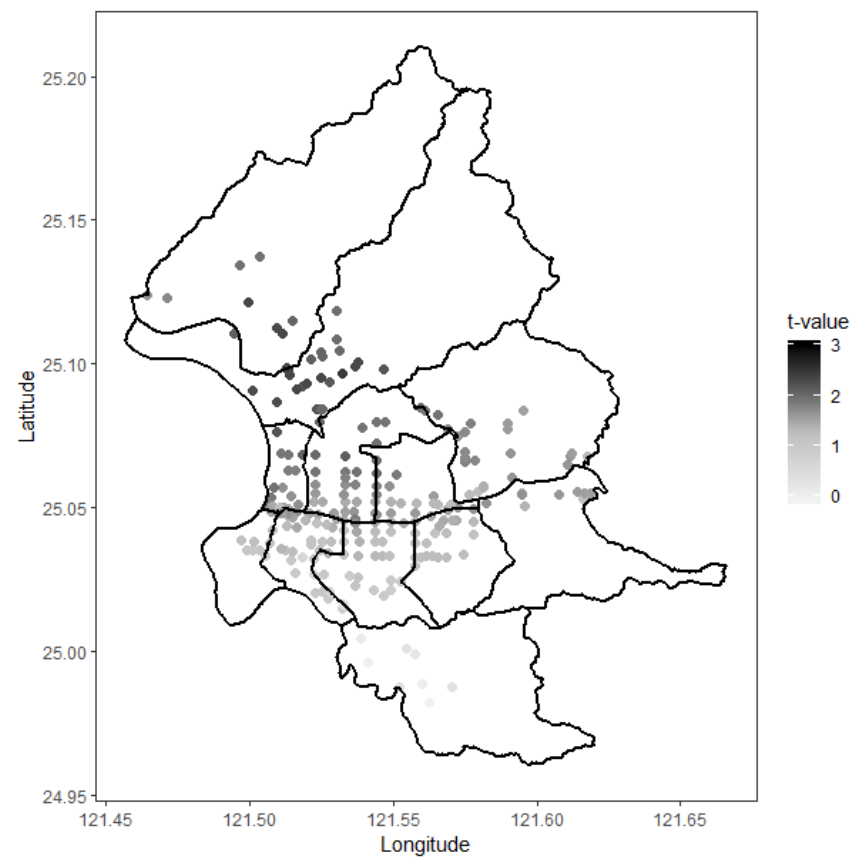


圖 6-41 行人穿越道數量 t 值空間變化(GWNBRrs)

6.3 小結

將交通特性、道路設計與路口環境三類在全域型模式中顯著影響路口事故頻次之變數，以地理加權負二項迴歸進行推估後，可以了解各項風險因素對路口事故頻次影響效果的空間變化情形。表 6-11 為本研究建構之四種地理加權負二項迴歸的績效比較，透過路口之道路屬性(路口是否位於同一道路)、號誌連鎖(路口是否屬於同一號誌群組)來調整路口的空間權重後，加入道路屬性之 GWNBR(下稱 GWNBRr)、加入號誌連鎖之 GWNBR(下稱 GWNBRs)及同時加入道路屬性與號誌連鎖之 GWNBR(下稱 GWNBRrs)三類模式，其 Pseudo R^2 與調整後的 Pseudo R^2 皆高於傳統 GWNBR 模式，AIC 與 AICc 也低於傳統 GWNBR 模式，顯示加入路口特性後使 GWNBR 模式之解釋能力與配適表現更為良好。因此，處理路口空間相依性時，除了距離外也應考慮道路屬性與號誌連鎖等路口特性。而在四類 GWNBR 模式中，GWNBRrs 模式因同時加入了道路屬性與號誌連鎖特性，其在調整後的 Pseudo R^2 、AIC 與 AICc 等績效指標之表現優於其他模式，為最適之區域型模式。

表 6-11 區域型模式績效比較

	Pseudo R^2	Adj. Pseudo R^2	AIC	AICc
GWNBR	0.522	0.477	1349.568	1353.886
GWNBRr	0.602	0.536	1335.449	1347.049
GWNBRs	0.604	0.535	1338.121	1351.046
GWNBRrs	0.603	0.538	1334.835	1346.337

第七章 模式推估結果比較與討論

本章透過均方根誤差(root mean square error, RMSE)與平均絕對百分比誤差(mean absolute percentage error, MAPE)、Pseudo R^2 、AIC 等準確度與配適度指標，來衡量全域型的卜瓦松模式與負二項模式，以及區域型的地理加權負二項模式之模式表現。最後根據績效表現最佳之地理加權負二項模式的推估結果，總結各區域路口事故頻次之風險因素以及相關改善建議。

7.1 模式績效比較

RMSE 為觀測值與預測值之平均方根值，用以衡量模式之預測可靠度，其值越小則模式之預測準確度越高，如式(7-1)所示。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7-1)$$

其中， n 為樣本數；

y_i 為第 i 路口之實際事故件數($i = 1, 2, \dots, n$)；

\hat{y}_i 為第 i 路口之事故件數預測值。

MAPE 同樣用以衡量模式預測之準確性，但其為一相對數值，不受觀測值與預測值之單位所影響，其值越接近 0 則表示觀測值與預測值間的誤差越小，模式表現越好，如式(7-2)所示。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \quad (7-2)$$

其中， n 為樣本數；

y_i 為第 i 路口之實際事故件數($i = 1, 2, \dots, n$)；

\hat{y}_i 為第 i 路口之事故件數預測值。

各模式之準確度與績效表現如表 7-1 所示，可以發現區域型之地理加權負二項模式在各項衡量指標的表現皆優於全域型的卜瓦松模式與負二項模式，顯示地理加權迴歸透過空間權重納入樣本之空間相依性後，確實使模式有更佳的績效表現。

前 6.3 節已透過多項配適度指標比較四種空間權重設定下之地理加權負二項模式，此處以 RMSE 與 MAPE 兩項準確度指標再次進行比較，由結果可知 GWNBRr、GWNBRs 與 GWNBRrs 模式之 RMSE 與 MAPE 皆明顯優於一般之 GWNBR 模式。GWNBRr、GWNBRs 與 GWNBRrs 模式在 RMSE、MAPE 並未有太大的差異，其模式解釋能力也相當相近，然 GWNBRrs 模式擁有最低的 AIC 值，在保有一定之預測準確度與模式解釋能力下，其模式複雜度為最低，故在此選取 GWNBRrs 模式為本研究之最適模式，即同時加入道路屬性與號誌連鎖之地理加權負二項迴歸模式。圖 7-1 至 7-3 為卜瓦松模式、負二項模式與 GWNBRrs 模式殘差之空間分布情形，結果顯示 GWNBRrs 模式有效降低多數路口之模式殘差。而透過全域 Moran's I 比較兩類全域型模式與區域型 GWNBRrs 模式殘差的空間自相關情形，結果如表 7-2 所示，兩類全域型模式之殘差皆存在相當顯著之空間自相關現象，GWNBRrs 模式殘差之空間自相關現象之顯著性則相對較低，惟其空間自相關情形並未獲得大幅改善，可能原因包括模式尚未考慮部分存在空間相關性之潛在影響因素而產生的偏誤、模式設定造成之誤差等(Gomes et al., 2017)，然地理權重的加入確實降低了模式空間自相關之情形。

表 7-1 模式績效比較

	RMSE	MAPE	Pseudo R ²	AIC
Poisson	5.356	0.416	0.472	1491.520
NB	5.437	0.419	0.459	1360.090
GWNBR	5.062	0.398	0.522	1349.568
GWNBRr	4.705	0.362	0.602	1335.449
GWNBRs	4.668	0.361	0.604	1338.121
GWNBRrs	4.696	0.361	0.603	1334.835

表 7-2 模式殘差之 Moran's I 比較

	Moran's I	標準差	p 值
Poisson	0.01991	0.00859	0.00460
NB	0.01990	0.00859	0.00466
GWNBRrs	0.01565	0.00853	0.01865

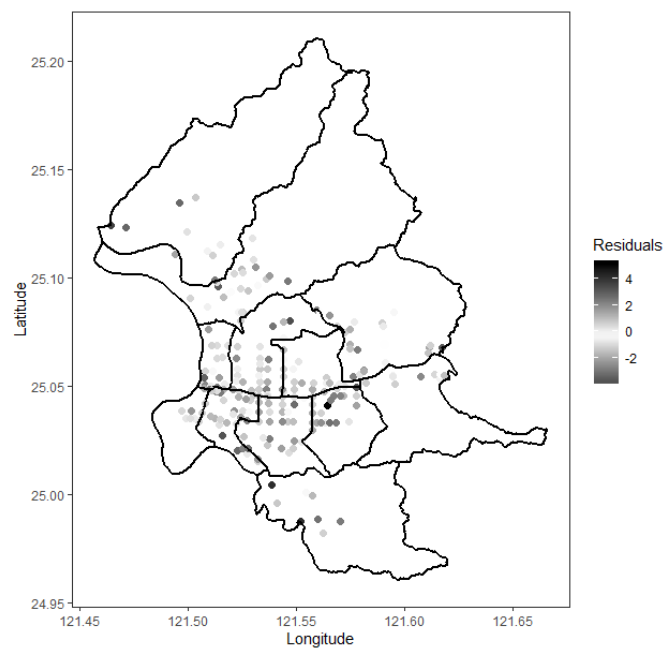


圖 7-1 殘差空間分布情形(Poisson)

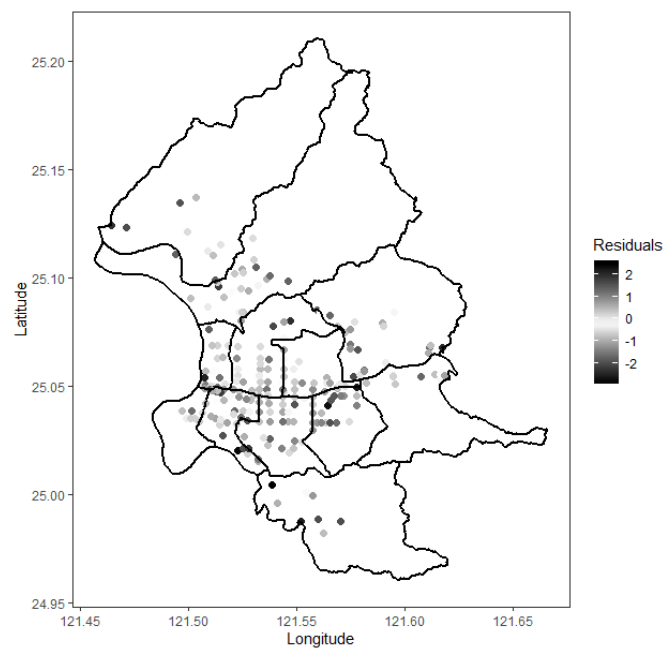


圖 7-2 殘差空間分布情形(NB)

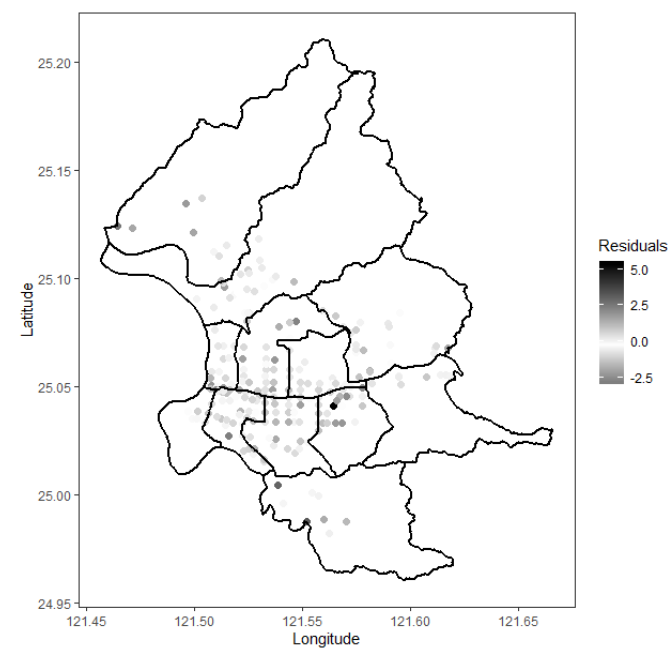


圖 7-3 殘差空間分布情形(GWNBRrs)

7.2 路口風險因素分析

本研究發展之路口事故頻次模式中顯著的影響因素包括幹道交通量、支道交通量、幹道機車比例、支道速限、路口方向數、幹道中央分隔島、幹道公車專用道、三叉路口、機車待轉區、行人穿越道數量等十項。根據績效表現最佳之 GWNBRrs 模式的推估結果，可以了解各項風險因素之影響力與顯著性的空間變動情形(詳見 6.2.3 節)，本研究遂進一步將各項風險因素影響效果相對顯著之區域整理於表 7-2。

根據本研究之模式推估結果，幹道交通量與支道交通量對路口事故頻次為正向影響關係，且幾乎在所有區域之路口皆存在顯著影響效果，由於區域型模式中，每一路口皆有各自之迴歸係數，可以得知各路口事故頻次受幹道交通量與支道交通量之影響大小，並依此找出相對應之路段，透過調整標誌、標線、車道配置等手段，改善因交通量增加而產生車流交織與衝突之事故風險。

幹道之機車比例對路口事故頻次在多個區域皆呈現顯著的正向影響關係，可能是由於機車之操控穩定性與安全性較差，在混合車流情形下易與其他車種發生衝突，且其事故嚴重度往往較為嚴重。相關單位可針對顯著受此變數影響顯著之路口進行改善，例如評估路口之上下游路段布設機車專用道、機車優先道等機車相關設施之需求與可行性，進行汽機車分流，以提升路段與路口之安全性。此外，也可評估路口設置機車兩段式左轉待轉區之需求，減少機車在轉向時與其他車輛產生之交通衝突。惟根據本研究之模式推估結果，機車待轉區之設置對路口事故頻次為正向影響關係，即設置機車待轉區之路口其事故頻次較高，因此應針對受該變數顯著影響的路口，檢視其發生之事故中有多少比例是因機車待轉所導致，若該路口因機車待轉所造成之事故確實佔有一定比例，則應研擬相對應的改善策略，例如將待轉區退縮至行人穿越道內等，以提升路口安全性。而機車待轉區的設置與否，確實也是國內近年來備受討論的議題，值得更進一步之分析與探討。

支道速限對路口事故頻次的影響在多個區域皆呈現負向影響關係，即支道速限越低的路口其事故頻次有增加之趨勢，此變數之影響效果與研究原先預期並不相符，推測可能原因是研究樣本中多個主要路口所在路段的速限較低，且交通流量較大，車輛容易產生衝突與產生事故。而速限較高之路段則多會以設

置機車優先道(如承德路六段)或禁止機車通行(如堤頂大道)等方式來純化車流，減少汽機車之衝突與事故風險，此為推估結果的可能原因。

路口方向數對路口事故頻次具有正向影響關係，即匯入路口之各方向道路越多，會增加路口事故發生的可能性。此變數之影響效果與研究預期相符，當路口方向數越多，頻繁的時相變換與各方向車流匯集，容易產生交通衝突，進而增加路口風險。因此，可針對顯著受此變數影響之路口，檢討其事故發生之原因，並研擬相關改善策略，如透過車道配置、車輛轉向管制、交通設施改善、路口形式修正等方式，以提升路口安全性。

幹道設置中央分隔島對路口事故頻次為負向影響關係，顯示透過中央分隔島的設置將對向車流進行實體分隔，確實有助減少車流彼此干擾所造成之衝突，增進道路之安全性。幹道設置公車專用道對路口事故頻次同樣為負向影響關係，在路口上下游路段設置公車專用道透過將公車與其他車種分隔，純化道路車流，以達到減少車輛衝突與降低事故風險之效果。因此，可針對有公車路線行經且尚未設置公車專用道之路段，評估其設置公車專用道的可行性，亦或是將路側站牌整併至公車專用道站台，減少公車於外側車道匯入專用道時，與其他車輛發生交織衝突的機會。若觀察幹道中央分隔島與幹道公車專用道此二變數顯著性的變化趨勢，可以發現兩個變數原先在全域型模式中都具有顯著的影響效果，然其顯著性在區域型模式中的多數路口卻有偏低的情形，而此現象可能是由於某些變數產生局部多重共線性(local multicollinearity)所導致，即變數雖然在全域的情況下未產生共線性，但卻有局部共線性的問題，惟目前尚未有適當的統計方法能有效的診斷與處理此問題。

當路口之交叉形式為三支交叉(T 型交叉或 Y 型交叉)時，對路口事故頻次為正向影響關係，相對於較常見的四叉路口有更高的路口事故風險，可能原因包括 T 型交叉路口之機車待轉區因路口條件限制而不易退縮，容易與行駛於外側車道之直行車流產生衝突。此外，三叉路口之路口容量通常較小，且轉向車流比例高，使車輛間容易產生衝突，另外也可能因轉向時之視線死角而忽略通過行人穿越道之行人。因此，可透過標誌、標線的改善或號誌的調整來降低此類路口之事故風險。

行人穿越道數量對路口事故頻次為正向影響關係，且在多個區域之路口具有顯著性，路口之行人穿越道數量越多，可能使路口之車輛與穿越路口的行人

有更多的衝突機會，且車輛轉彎時可能因視線死角而導致與行人的碰撞意外。可針對受此變數影響效果顯著之路口，研擬相關改善策略，例如以工程手段將行人穿越道退縮、增設庇護島與行人號誌調整等，或是透過教育及宣導的方式強化用路人之交通安全觀念，輔以執法手段來對轉彎未禮讓行人之車輛進行取締，以降低事故風險。

表 7-3 路口事故頻次風險因素與各區域之顯著關係

		相關性	影響效果相對顯著之區域
交通特性變數	幹道交通量	+	士林區、北投區、大同區、萬華區、中山區、中正區、大安區、松山區、信義區、內湖區
	支道交通量	+	士林區、北投區、大同區、萬華區、中山區、中正區、大安區、松山區、信義區、內湖區、南港區、文山區
	幹道機車比例	+	士林區、大同區、萬華區、中山區、中正區、大安區、松山區、信義區
	支道速限	-	大同區、萬華區、中山區、中正區、大安區、松山區
道路設計變數	路口方向數	+	北投區、士林區、中山區、中正區、松山區、大安區、信義區
	幹道中央分隔島	-	中山區、中正區、大安區
	幹道公車專用道	-	中山區、大安區、松山區、信義區
路口環境變數	三叉路口	+	士林區、北投區、大同區、中山區、大安區、松山區、信義區
	機車待轉區	+	士林區、北投區、大同區、萬華區、中山區、中正區、大安區、松山區、信義區
	行人穿越道數量	+	士林區、北投區、大同區、中山區、松山區、內湖區、南港區

註：當變數在行政區中半數以上的路口具顯著影響效果($\alpha=0.1$)時，則將該行政區列入表中。惟幹道中央分隔島、幹道公車專用道兩變數在多數路口並不具顯著性，因此將顯著性相對較高之路口所屬的行政區列入表中。

第八章 結論與建議

本研究嘗試建構一考量空間相依性之路口事故頻次分析模式，首先透過卜瓦松迴歸與負二項迴歸建立全域型模式，以了解影響路口事故頻次之潛在風險因素。由於上述二類全域型模式主要探討解釋變數對反應變數的平均影響效果，且有樣本間相互獨立之假設，如此無法了解風險因素於各區域不同的影響效果。因此，本研究以全域型模式中表現較佳之負二項模式，發展地理加權負二項迴歸來建立區域型模式，透過空間權重刻劃路口之空間相依特性，並選取全域型模式中顯著的風險因素作為區域型模式的解釋變數，以了解路口風險因素影響效果之空間變化情形。此外，本研究另外以路口之道路屬性與號誌連鎖等交通特性調整地理加權負二項迴歸的空間權重函數，使路口間的空間相依性除了取決於距離外，也會受道路屬性與號誌群組等路口特性所影響。最後依路口事故頻次風險因素在各區域的推估結果提出相關改善建議。

8.1 結論

一、全域型之卜瓦松迴歸與負二項迴歸擁有多個共同顯著風險因素

卜瓦松迴歸與負二項迴歸中共同顯著之路口風險因素包括幹道交通量、支道交通量、幹道機車比例、支道速限、路口方向數、幹道是否設置中央分隔島、幹道是否設有公車專用道、是否為三叉路口、是否設置機車待轉區與行人穿越道數量。由於卜瓦松迴歸無法處理事故資料過度離散的問題，且負二項迴歸之配適度指標優於卜瓦松迴歸，因此選擇以地理加權負二項迴歸建立區域型模式，並以上述的風險因素作為模式的解釋變數。

二、區域型之地理加權負二項迴歸模式推估出各風險因素之空間變動情形

過去研究多採用地理加權卜瓦松迴歸處理事故資料，且研究對象多為總體層級的行政區、交通分區、縣市等，本研究則以地理加權負二項迴歸建立路口的事故頻次模式，以處理事故資料的過度離散問題與路口的空間相依特性。由地理加權模式的推估結果可觀察到各風險因素之影響效果的空間變動趨勢，即在各路口皆有不同的迴歸係數。此外，地理加權模式的推估結果容易出現同一變數的係數在不同區域出現符號方向不一致的現象(Guo et al., 2008; Hadayeghi et

al., 2010; Pirdavani et al, 2014)，然本研究模式中的各項解釋變數幾乎未出現變號的情形，顯示模式推估結果具一致性。幹道是否設置中央分隔島與幹道是否設置公車專用道兩項在全域型模式中顯著的變數，在地理加權模式中卻在多數路口呈現影響效果不顯著的情形，可能的原因是由於區域多元共線性所導致，即變數雖然在全域的情況下未產生共線性，但卻有局部共線性的問題，然目前尚未有適用的方法可以進行局部共線性的診斷(Hadayeghi et al., 2010)。

三、區域型模式之績效表現優於全域型模式

地理加權負二項迴歸模式透過空間權重的設定將路口之空間相依特性納入模式中，並處理解釋變數影響效果因地而異的空間異質性問題。比較模式績效可以發現，地理加權負二項迴歸在各項配適度指標下皆優於傳統廣義線性模式，相較全域型的事故頻次模式，區域型的事故頻次模式透過局部的參數估計，可以了解各路口事故頻次之關鍵風險因素，依此研擬更精準且深入的路口安全改善策略，提升道路交通安全。

四、考慮道路屬性與號誌連鎖之地理加權模式為最佳之區域型模式

傳統地理加權模式主要依據樣本間的實際距離作為空間權重的計算依據，然而在計算路口之空間權重時，除了地理距離外，應同時將路口的道路交通特性納入考量。因此，本研究透過修改空間權重函數的設定方式，將路口之道路屬性與號誌連鎖特性加入一般之地理加權負二項模式中，根據不同的關聯條件分別建立 GWNBRr、GWNBRs 與 GWNBRrs 三類地理加權模式，並與傳統之 GWNBR 模式進行比較，結果顯示同時考慮道路屬性與號誌連鎖之 GWNBRrs 模式為本研究之最佳模式。

8.2 建議

一、加入尚未考慮到之相關影響因素與 A3 類事故資料

本研究在變數選擇部分分為四大類，包括交通特性、號誌控制、道路設計與路口環境變數，已將許多潛在風險因素納入模式之中。後續研究可考慮加入本研究尚未採用的影響因素，例如路口周邊之土地使用特性、路口所在區域之社經人口屬性等。此外，本研究之依變項主要考慮嚴重度較高之 A1 與 A2 類事故，後續研究可將加入 A3 類財損事故，並比較不同嚴重度之事故的關鍵影響因素是否存在差異。

二、模化路口事故之時間相關性與事故嚴重度

本研究以一年期之事故資料建立考量空間相依性之路口事故頻次模式，研究旨在處理路口事故資料之空間相關性，並以事故件數作為模式之依變項。因此，後續研究可蒐集多年期之事故資料，減少模式偏誤，使推估結果更加穩健，並同時模化路口事故的空間相關性與時間相關性。近年已有學者將地理加權模式進行延伸，建立同時考慮時間與空間相關性之時空加權模式(geographically and temporally weighted regression, GTWR)，以樣本間的時空距離進行權重設定(Huang et al., 2010)，此為可考慮採用的方法之一。後續研究也可考慮以地理加權羅吉特模式(geographically weighted logistic regression, GWLR)來分析路口事故嚴重度之空間變化趨勢，或甚至將地理權重加入模式複雜度更高的事故頻次與事故嚴重度的聯合推估模式，以了解相關影響因素的空間變動情形。此外，本研究在模式比較部分主要分析卜瓦松模式、負二項模式兩類全域型模式與地理加權模式之績效表現，後續研究可進一步將地理加權模式與其他空間統計模型進行比較，以了解各模式處理資料空間相依性效果之差異。

三、採用其他空間權重函數之調整方式

本研究採用道路屬性與號誌連鎖等路口關聯特性來調整地理加權模式中的空間權重函數，並以本研究給定之常數進行權重的修改。後續研究可嘗試設定道路屬性與號誌連鎖以外的路口關聯條件來作為空間權重調整的依據。此外，將此常數改為待推估之參數，在地理加權模式推估的同時一併求取此參數，也是後續研究可以採取之作法。

參考文獻

一、中文部分

楊承翰（2012）。公共運輸使用率之關鍵影響因素(碩士論文)。國立交通大學交通運輸研究所。

倪如霖（2016）。公共自行車租借量之影響因素分析-地理加權迴歸和函數資料分析方法之應用(碩士論文)。國立交通大學交通運輸研究所。

陳尉雯（2014）。事故嚴重度之多層次風險因子分析(碩士論文)。國立交通大學交通運輸研究所。

二、英文部分

Aguero-Valverde, J., & Jovanis, P. (2008). Analysis of road crash frequency with spatial models. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (2061), 55-63.

Aguero-Valverde, J., & Jovanis, P. (2010). Spatial correlation in multilevel crash frequency models: Effects of different neighboring structures. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (2165), 21-32.

Aguero-Valverde, J., & Jovanis, P. P. (2006). Spatial analysis of fatal and injury crashes in Pennsylvania. *Accident Analysis & Prevention*, 38(3), 618-625.

Aguero-Valverde, J., Kun-Feng, W., Donnell, E.T. (2016). A multivariate spatial crash frequency model for identifying sites with promise based on crash types. *Accident Analysis & Prevention*. 87, 8–16.

Amoh-Gyimah, R., Saberi, M., & Sarvi, M. (2017). The effect of variations in spatial units on unobserved heterogeneity in macroscopic crash models. *Analytic Methods in Accident Research*, 13, 28-51.

Barua, S., El-Basyouny, K., & Islam, M. T. (2015). Effects of spatial correlation in random parameters collision count-data models. *Analytic Methods in Accident Research*, 5-6, 28-42.

Barua, S., El-Basyouny, K., & Islam, M. T. (2016). Multivariate random parameters collision count data models with spatial heterogeneity. *Analytic Methods in Accident Research*, 9, 1-15.

Chiou, Y.-C., Fu, C., & Chih-Wei, H. (2014). Incorporating spatial dependence in simultaneously modeling crash frequency and severity. *Analytic Methods in Accident Research*, 2, 1-11.

Collins, Sean M. (2010) An application of geographically weighted poisson regression. Master's thesis, Memorial University of Newfoundland.

da Silva, A. R., & Rodrigues, T. C. V. (2014). Geographically Weighted Negative Binomial Regression—incorporating overdispersion. *Statistics and Computing*, 24(5), 769-783.

Dong, C., Richards, S. H., Clarke, D. B., Zhou, X., & Ma, Z. (2014). Examining signalized intersection crash frequency using multivariate zero-inflated Poisson

- regression. *Safety Science*, 70, 63-69.
- El-Basyouny, K., & Sayed, T. (2009). Urban arterial accident prediction models with spatial effects. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (2102), 27-33.
- Fotheringham, A. S., Charlton, M. E., & Brunsdon, C. (1998). Geographically Weighted Regression: A Natural Evolution of the Expansion Method for Spatial Data Analysis. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 30(11), 1905-1927.
- Fotheringham, S., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. Chichester: Wiley.
- Gomes, M. J. T. L., Cunto, F., & da Silva, A. R. (2017). Geographically weighted negative binomial regression applied to zonal level safety performance models. *Accident Analysis & Prevention*, 106, 254-261.
- Guo, F., Wang, X., & Abdel-Aty, M. A. (2010). Modeling signalized intersection safety with corridor-level spatial correlations. *Accident Analysis & Prevention*, 42(1), 84-92.
- Hadayeghi, A., Shalaby, A. S., & Persaud, B. N. (2010). Development of planning level transportation safety tools using Geographically Weighted Poisson Regression. *Accident Analysis & Prevention*, 42(2), 676-688.
- Huang, B., Wu, B., & Barry, M. (2010). Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(3), 383-401.
- Huang, H., Zhou, H., Wang, J., Chang, F., & Ma, M., (2017) . A multivariate spatial model of crash frequency by transportation modes for urban intersections. *Analytic Methods in Accident Research*, 14, 10-21
- LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics*: Chapman and Hall/CRC.
- Li, Z., Wang, W., Liu, P., Bigham, J. M., & Ragland, D. R. (2013). Using Geographically Weighted Poisson Regression for county-level crash modeling in California. *Safety Science*, 58, 89-97.
- Liu, J., Khattak, A. J., & Wali, B. (2017). Do safety performance functions used for predicting crash frequency vary across space? Applying geographically weighted regressions to account for spatial heterogeneity. *Accident Analysis & Prevention*, 109, 132-142.
- Lord, D., & Mannering, F. (2010). The statistical analysis of crash-frequency data: A review and assessment of methodological alternatives. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 44(5), 291-305.
- Mitra, S., & Washington, S. (2012). On the significance of omitted variables in intersection crash modeling. *Accident Analysis & Prevention*, 49, 439-448.
- Pirdavani, A., Bellemans, T., Brijs, T., & Wets, G. (2014). Application of Geographically Weighted Regression Technique in Spatial Analysis of Fatal and Injury Crashes. *Journal of Transportation Engineering*, 140(8), 04014032.
- Poch, M., & Mannering, F. (1996). Negative Binomial Analysis of Intersection-

- Accident Frequencies. *Journal of Transportation Engineering*, 122(2), 105-113.
- T., N., S., F. A., C., B., & M., C. (2005). Geographically weighted Poisson regression for disease association mapping. *Statistics in Medicine*, 24(17), 2695-2717.
- Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, 46, 234-240.
- Wang, C., Quddus, M. A., & Ison, S. G. (2009). Impact of traffic congestion on road accidents: A spatial analysis of the M25 motorway in England. *Accident Analysis & Prevention*, 41(4), 798-808.
- Wang, X., & Abdel-Aty, M. (2006). Temporal and spatial analyses of rear-end crashes at signalized intersections. *Accident Analysis & Prevention*, 38(6), 1137-1150.
- Wong, S. C., Sze, N. N., & Li, Y. C. (2007). Contributory factors to traffic crashes at signalized intersections in Hong Kong. *Accident Analysis & Prevention*, 39(6), 1107-1113.
- Xie, K., Wang, X., Huang, H., & Chen, X. (2013). Corridor-level signalized intersection safety analysis in Shanghai, China using Bayesian hierarchical models. *Accident Analysis & Prevention*, 50, 25-33.
- Xu, P., & Huang, H. (2015). Modeling crash spatial heterogeneity: Random parameter versus geographically weighting. *Accident Analysis & Prevention*, 75, 16-25.
- Ye, X., Pendyala, R. M., Washington, S. P., Konduri, K., & Oh, J. (2009). A simultaneous equations model of crash frequency by collision type for rural intersections. *Safety Science*, 47(3), 443-452.