

行政院國家科學委員會補助專題研究計畫 成果報告
期中進度報告

動態路網旅次起迄估計相關方法之比較研究

計畫類別： 個別型計畫 整合型計畫

計畫編號：NSC 93-2211-E-032-013

執行期間：民國 93 年 8 月 1 日至 94 年 7 月 31 日

計畫主持人：胡守任

共同主持人：

計畫參與人員：李鈺雯、王昶閔

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)： 精簡報告 完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：

赴國外出差或研習心得報告一份

赴大陸地區出差或研習心得報告一份

出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份

國際合作研究計畫國外研究報告書一份

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、
列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢

涉及專利或其他智慧財產權， 一年 二年後可公開查詢

執行單位：淡江大學

中 華 民 國 九 十 四 年 十 月 三 日

動態路網旅次起迄估計相關方法之比較研究

A Comparative Study on the Dynamic Estimation of Network Origin-Destination Demands

計畫編號：NSC 93-2211-E-032-013

執行期限：2004年08月01日至2005年07月31日

主持人：胡守任 淡江大學運輸管理學系暨運輸科學研究所

計畫參與人員：李鈺雯、王昶閔 淡江大學運輸科學研究所

中文摘要

因應智慧型運輸系統 (Intelligent Transportation Systems, ITS)的發展,過去花費漫長時間蒐集車流資料的靜態分析,已經漸漸不符合現今先進交通管理系統之所需,因此若要針對交通管理作動態即時 (real time)的反應及分析,有關動態資訊的獲得及推估,則顯得格外重要。其中旅次起迄資料(OD)為進行運輸規劃與交通管理相關工作時不可或缺的重要資訊,隨著 ITS的發展,線上(on-line)交通資料的蒐集與運用,也成為交通相關基本問題分析及管理策略過程中所必備的基本資料;鑒於傳統 OD 資料蒐集方式曠日費時,因此利用一些易於收集的交通量資料,進行旅次起迄的推估,過去相關研究曾經使用過的方法包括:最小平方法、最大概似法、貝氏估計法、卡門濾波法,以及類神經網路等不同方法。

本研究主要是希望針對最小平方法、卡門濾波法等統計方法,以及類神經網路之人工智慧方法,探討不同型態之旅次起迄量推估問題,並且進一步針對不同路網類型問題,分別利用統計分析的方法以及人工智慧的工具進行比較,以評估不同方法的績效表現,俾利未來實務上運作時,能有效參考與依據。

研究結果顯示,在路口轉向比的問題上,由於該問題本身即為線性化的問題,因此利用傳統的最小平方法,並考量非負限制式的條件,即可獲得優良的統計估計量。在高速公路及一般路網的問題中,吾人發現人工智慧方法具有高度的學習能力,因此績效表現較為平均且穩定,但是該方法卻不具有地區移轉性,故在動態與即時修正的考量下,吾人仍建議使用高等

統計技術的相關方法(例如卡門濾波方法)進行旅次起迄流量的推估工作。

關鍵詞：智慧型運輸系統、旅次起迄、卡門濾波法、類神經網路法

Abstract

As the development of Intelligent Transportation Systems (ITS), traditional means to collect traffic flow data for static analysis can not meet the requirements of modern advanced traffic control systems. Therefore the issues to analyze data immediately and to disseminate dynamic information to road users become especially important.

It is well recognized that trip origin-destination (OD) pattern is one of the crucial components that affects traffic state in highway systems. It is essential to conduct a traffic problem analysis and to prepare some management strategies. Therefore, some traditional ways of OD data collection such as home interview and/or roadside survey can not achieve the goals of on-line traffic control and/or management.

In the past three decades, many researchers have tried to solve this problem by using numerous models. It includes least squares (LS), maximum likelihood (ML), Bayesian inference, Kalman filtering (KF), and Neural Network (NN), etc.

The purpose of the present research is to conduct a comparative study by employing two statistical methods – Kalman filtering, least squares, and an artificial intelligence (AI) approach, i.e., Artificial Neural Network (ANN). We have compared both domains of methods in terms of relevant performance measures. It is aimed to provide some useful conclusions for practical applications.

The numerical results indicate that using ordinary least squares (OLS) method with non-negative constraints to solve the intersection turning proportion problem can obtain a good enough statistical result. Besides, in the freeway/expressway and general network problems, the ANN based method shows a more even and stable performance. Since the ANN approach doesn't possess the characteristic of area transferability, so we suggest that using the advanced statistical technologies (e.g., KF method) to conduct the dynamic estimation of freeway/expressway and general network OD demand problems might be one of the desirable solution options.

Keywords: Intelligent Transportation Systems, trip Origin-Destination, Kalman filtering, Artificial Neural Network

一、前言

旅次起迄與旅行時間皆為影響交通狀況的重要影響因素，在旅次起迄資料中，主要說明在特定區域內旅行方向、運具移動型態、旅次長度等資訊，無論在運輸規劃、路網設計，以及場站選擇中，皆提供重要的資訊，而在過去傳統的旅次起迄資料蒐集方式，大多透過路邊訪查、車牌登錄、郵卡問卷、家戶訪問調查、亮燈法等途徑，再以擴展係數放大調查之結果，是屬於利用樣本資料推估母體之旅次起迄量。同時上述之起迄調查方式，在資料蒐集上需要花費許多的人力及時間外，所獲得的資料是屬於某特定時間、特定地區內起迄流量之長期平均值，較適於運輸規劃方面使用。

因應智慧型運輸系統 (Intelligent Transportation Systems, ITS)的發展，過去花費漫長時間蒐集資料的靜態分析，已經漸漸不符合現今先進交通管理系統所需，因此若要針對交通管理作即時(real time)的反應及分析，有關動態資訊的獲得及推估，則顯得格外重要。

旅次起迄資料為進行運輸規劃與交通管理相關工作時不可或缺的重要資訊，隨

著 ITS 的發展，線上(on-line)交通資料的蒐集與運用，已成為運輸問題分析及管理策略過程中重要的一環。

在實務上，旅次起迄等資訊之獲得實屬不易，而傳統之起迄調查方式並不能滿足短期內交通管理之需求，故近三十年來，陸續有許多學者針對此問題，利用一些易於收集的交通流量資料，進行旅次起迄的推估，曾經使用過的方法包括了：最小平方法、最大概似法、貝氏估計法、卡門濾波法，以及類神經網路等不同方法。並且在各種方法的使用及發展上，也有不錯以及顯著的成果。

然而過去相關研究卻鮮少看見有方法間的彼此比較或是針對不同方法及不同問題間的配適情形做進一步的探討，有鑒於此，本研究希望先針對不同的問題類型，分別選定幾種方法進行較簡單的分析與比較，並且期望能獲得有效的結論，以提供實務應用之參考。

二、研究目的

根據前節有關本研究背景之概述，茲條列本研究的目的如后：

- (一) 根據不同路網特性，建構適當的動態旅次起迄量推估模式。
- (二) 透過每時階所蒐集之路段流量資料，進行動態旅次起迄量之推估。
- (三) 比較不同估計方法在旅運起迄量推估上之表現能力，並且整理比較不同方法間之優、缺點。

三、研究方法

在流量倒推 OD 的問題中，一般可以分為三種基本的路網型態進行個別的討論，其中包含以下三項：

1. 一般路口之轉向比；
2. 高速公路之旅次起迄分佈；
3. 一般路網之旅次分佈。

另外，在旅次推估模式上也可依照模式內容分為下列三大類：(1) 簡單線性模式；(2) 延伸性線性模式；以及(3) 非線性模式。針對上述各類型問題以及不同模式間，近年來已經有許多推估方法被各界廣

泛使用，分別處理不同路網型態，以及不同特性的問題。

本研究針對一般路口轉向比問題建構出適當的模式，並且利用實際路口流量資料，分別利用最小平方方法以及類神經網路法等模式進行求解的動作，最後求解出路口轉向比的估計值。而模式的構建，係單純就微觀之路口流量作考量，對於巨觀的環境影響變數或是駕駛者行為變數等，暫時忽略不計。

而針對高速公路與一般路網的流量倒推起迄流量問題，主要是利用卡門濾波模式以及類神經網路法進行模式求解，在樣本資料取得上，考慮到該兩類問題之實際起迄資料蒐集不易，故本研究採用 DynaSmart 車流模擬軟體進行車流模擬與起迄樣本資料的蒐集工作。

因此本研究主要的研究方法包括最小平方方法、類神經網路法，以及卡門濾波模式，其主要的內容及特性說明如下：

(一) 最小平方方法 (Ordinary Least Squares, OLS)

針對線性系統，最小平方方法的估計量具有不偏性，且路段交通量以及初期旅次起迄矩陣皆已知下，求取路段流量估計值與觀測值的平方差最小化。考慮以下量測方程式：

$$Z(t) = a(t)^T x(t) + v(t) \quad \dots\dots (2.1)$$

式中，

$Z(t)$ 為時階 t 時，通過某些路段之交通量觀測值向量；

$a(t)$ 為於時階 t 之旅次起迄量分派矩陣；

$x(t)$ 為時階 t 時之旅次起迄向量；

$v(t)$ 為時階 t 之誤差項向量。

我們希望藉由誤差平方和最小為目標式，求得估計量 \hat{x} ，因此我們可以知道最小平方估計量為：

$$\hat{x}(t) = \left[\sum_{r=1}^t a(r)a(r)^T \right]^{-1} \left[\sum_{r=1}^t a(r)z(r) \right] \quad \dots\dots (2.2)$$

根據 Cremer 及 Keller(1987)在不須考慮前期資訊下，採用四種方法進行旅次起迄之推估：(1)考慮交互關係矩陣之最小平方方法；(2)限制式最佳化法；(3)簡單遞迴推

估模式；以及(4)卡門濾波模式。在其研究中指出，以最小平方方法為基礎的求解過程中並無法確保自然條件限制式成立，為改善此一問題，Nihan 及 Davis(1987)進一步提出兩階段之方法進行求解。因此本研究參考該文獻中所使用的修正公式，如式(2.3)、(2.4)所示，進行推估之修正。

$$b_{ik}(t) = 1.0 - \sum_{j \neq k} \hat{b}_{ij}(t) \quad \dots\dots (2.3)$$

$$\hat{b}_{ij}(t) = \frac{\hat{b}_{ij}(t)}{\sum_{i=1}^n \hat{b}_{ij}(t)} \quad \dots\dots (2.4)$$

如此，將能避免最小平方估計量產生負值而無法進行加權運算的問題。經由此動作之調整，雖然會破壞統計上的不偏性，但仍然會保持其有效性，也就是說，在統計上仍舊為一有效之統計估計量。

(二) 類神經網路法 (Artificial Neural Network, ANN)

ANN是模仿人類神經網路運作機制所建構的一種資訊處理系統，故稱為類神經網路。每一筆資料稱做為神經元或是神經細胞，簡單的說，類神經網路法即是藉由輸入層(input layer)、隱藏層(hidden layer)，以及輸出層(output layer)之間的關係，藉由激發函數間的轉換進行學習的動作，並對權重進行更新。類神經網路的模式型態與函數類型有相當多的分類，以及個別的適用範圍，無論是何種方式，類神經網路最主要的精神是利用學習訓練的過程，決定參數，並且經由學習出的結果，進行測試或者是預測的動作。

事實上，類神經網路近年來應用於交通領域應用的範圍也越來越廣，包括旅次產生、旅行時間、運量預測、跟車行為、車輛偵測與分類、交通控制、道路維修、路線與排程、肇事分析，以及事件偵測等。對於一些使用上應該注意的地方，以及針對不同問題較為適合使用的模式類型和較適當的隱藏層數目等，都有一定的建議及參考之計算公式。

從相關文獻的回顧中，我們可以發現，一般在交通領域被使用到的網路型態皆以倒傳遞網路(back-propagation network, BPN)為主，並且也在許多文獻中提及隱藏層的設定數量不宜過多，許多不是相當複雜的問題，基本上僅需要一層隱藏層即可處理。過多的隱藏層，可能會造成計算時間過長，甚至會發生過度訓練(Overtraining)的狀況發生。

綜合上述，本研究中將採用最為廣泛使用的倒傳遞網路(BPN)，作為本研究使用類神經網路的基本模型，以及使用一般在BPN中常用之激發函數—二元雙彎曲函數(sigmoid function)為使用之轉換函數。

(三) 卡門濾波法(Kalman Filtering, KF)

卡爾曼濾波器最初由Rudolph Kalman開發設計，其研究成果發表在某著名的期刊上，因為它比其它人的研究成果更為通用也更完整，因而被命名為卡爾曼濾波器，有時也被稱為Kalman-Bucy濾波器，因為Richard Bucy早期曾與Kalman共同研究該濾波器。

卡門濾波演算法的起源可以追溯到1795年由年僅18歲的Karl Gauss提出的最小平方理論。卡門濾波演算法與許多新技術一樣，也是致力於解決特定問題，例如從早期阿波羅太空計劃中的太空梭導航問題，直到現在，卡門濾波法逐漸應用到許多領域，包括各種導航(航空太空、陸地和海洋)、核電站設備、人口統計建模、製造業、地層放射性探測，以及模糊邏輯和類神經網路學習等。

當然，近20年來，卡門濾波在交通領域上面的應用也有不少的嘗試，包括在車流密度、動態OD、旅行時間的推估，以及號誌自動控制和匝道儀控等問題的處理。在多數的動態系統中，卡門濾波法是一個能夠適當描述系統狀態和兼顧自我演進過程的統計方法。因此卡門濾波法主要是用來預估那些只能被系統本身間接或不精確觀測的系統狀態。

卡門濾波模式包括了：系統狀態方程式與量測方程式兩部分；分別描述著系統狀態的自然演進過程，以及系統內可觀測變數與系統狀態變數之間的線性或非線性

關係。

我們通常將系統狀態方程式視作一種自我演進過程，因此，其方程式可為一時序序列的型態；而量測方程式則是利用觀測值與旅次起迄向量間的關係，對於旅次起迄向量以及旅次起迄之共變異矩陣進行修正和更新，經由如此更新運算的遞迴式(recursive formulation)過程，對於旅次起迄進行推估的動作。

四、結果與討論

本研究針對流量倒推OD的問題進行方法上的比較與測試，並且嘗試針對不同問題類型間，統計技術推估方法與人工智慧方法之間表現績效的差異進行探討，希望能提出相關建議，以供未來研究者使用上的參考。

本研究針對不同問題類型，分別採取現有的流量轉向資料以及模擬資料，進行模式的測試與績效表現的評估；最後依照比較方法的不同，針對模式輸出與表現分為兩大類，並且在兩類方法中分別提出幾點結論如后：

(一) 最小平方方法 v.s. 類神經網路法

1. 根據該二方法所整理出之OD推估值(見表1)中，我們發現，在最小平方方法之整體表現(見表2)稍微較佳，但是在誤差的標準差較大，即表示優劣之間的差異較為明顯；而類神經網路法(見表3)則呈現較為穩定的預測效果，誤差分佈的變異也較小，且呈現較為穩定均值的狀態。
2. 經由本研究所測試出隱藏層的數目以0層為最佳可以發現，路口轉向比問題呈現線性化的關係，並且在模式型態簡單且確定的情形下，並不需要利用複雜的類神經網路方法進行求解。

(二) 卡門濾波模式 v.s. 類神經網路法

1. 在本研究的資料分析中發現，大部分短距離的起迄對皆有不錯的表現(如圖1所示)，但在面對長距離旅行時間變化較大時，則會產生較明顯的誤差，主要原因是僅利用平均旅行時間進行旅次指派矩陣(Assignment matrix)的校估，並無法完全的描述其起迄對的

- 分配行為。
2. 從結果上來看，無論 KF 或 ANN 兩方法間，MAPE 值皆屬於合理推估的範圍之內；但少數起迄對，如：X2、X5，在應用 KF 方法時，由於路段起迄對本身流量偏小，故產生 MAPE 值呈現較大的情形（見表 4、5）。
 3. 類神經網路在本研究中，發揮其高適應力與學習能力的特性，獲得較佳的推估值。從數值分析上來看，ANN 的確擁有績效較佳的推估值與學習能力，並且具備不需進行複雜參數校估的優點。但從實務面來說，KF 還是維持其線上即時修正及更新的功能和優勢（兩方法之比較見表 6）。
 4. 在一般路網的問題型態中，吾人發現在績效表現方面，仍舊與高速公路問題呈現類似的結果，ANN 依然具有較高的學習能力，表現較為平均與穩定（如圖 2、表 7 所示）。
 5. 類神經網路模式之建置不具有地區轉移性，因此，吾人認為在較一般化的環境當中，以及處理動態問題的狀況之下，若能校估出適宜且可靠的參數，還是以 KF 會有較穩定且適應性（adaptive）的推估結果。

五、計畫成果自評

本研究針對含旅次起迄議題的運輸路網，包括十字路口、高（快）速公路，以及一般路網等三類問題對象，應用統計及人工智慧等研究方法，進行路網動態旅次起迄之推估，並進行不同方法間的績效表現比較，研究結果顯示，針對線性系統的十字路口與高（快）速公路路網，基本上統計相關方法（包括最小平方法與卡門濾波法）皆有不錯的績效表現；至於人工智慧方法（例如類神經網路）則在高（快）速公路路網及一般路網的問題上，具有較平均且穩定的推估結果，惟基於地區轉移性與模式校估的考量，本研究仍建議以 KF 等方法為宜。

過去國、內外相關研究曾經應用不同的方法進行旅次起迄量之推估，然而鮮少對不同方法應用在不同路網型態進行有系統的比較研究，透過本研究的相關成果，

可以提供學術研究單位以及交通管理單位進行相關研究或實務管理之參考依據。

本研究在數值分析方面，在十字路口的研究部分，主要以台北市某路口之實際資料作為模式評估之依據；至於在高（快）及一般路網的實證研究方面，限於實際 OD 資料取得不易，因此以模擬實驗進行相關資料之蒐集及評估工作，未來若有實際的 OD 資料（例如透過電子收費系統），可以進行更詳細的實證研究。

六、參考文獻

- [1] 卓訓榮等人，公路車輛起迄調查方法之研究，交通部運輸研究所，民國八十五年。
- [2] 吳淑順，應用模糊類神經網路於動態路徑選擇之研究，淡江大學運輸科學研究所碩士論文，民國八十七年。
- [3] 陳齊邦，高速公路動態旅行時間與旅次起迄推估之研究，淡江大學運輸科學研究所碩士論文，民國九十三年。
- [4] Cremer, M. and Keller, H. (1987), "A New Class of Dynamic Methods for the Identifications of Origin-Destination Flows," *Transportation Research-B*, Vol. 21B, NO.2, pp. 117-132.
- [5] Nihan, N. L. and Davis, G. A. (1987), "Recursive Estimation of Origin-Destination Matrices from Input / Output Counts," *Transportation Research-B*, Vol. 21B, NO.2, pp. 149-16.

表 1 OLS 路口轉向比推估值

O \ D	1	2	3	4
1	0	17% (26%)	78% (65%)	5% (9%)
2	12% (18%)	0	4% (13%)	84% (69%)
3	60% (81%)	15% (7%)	0	25% (12%)
4	17% (15%)	75% (78%)	9% (7%)	0

註：() 內為路口實際觀測之轉向比。

表 2 OLS 法推估路口轉向比之模式評估指標值(RMSE)

O \ D	1	2	3	4
1	0	10.98	14.23	4.12
2	7.81	0	9.22	16.55
3	21.59	8.54	0	13.58
4	2.92	2.55	2.83	0

表 3 ANN 推估路口轉向比模式評估指標值(RMSE)

O \ D	1	2	3	4
1	0	5.41	19.31	14.85
2	15.27	0	11.73	14.64
3	11.29	6.89	0	11.44
4	11.23	12.74	12.33	0

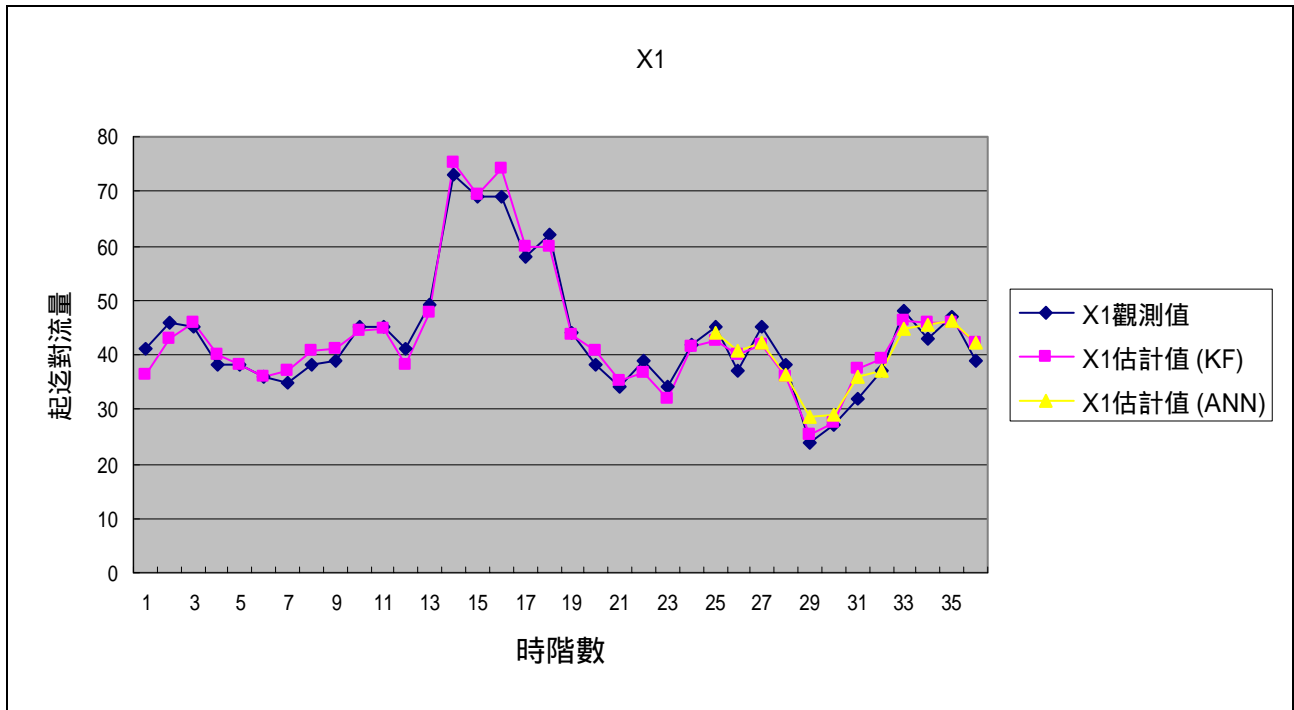


圖 1 以 KF and ANN 推估高速公路起迄旅次量結果(ANN 僅呈現測試樣本點部分)

表 4 KF 之模式評估指標值

OD pairs	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
RMSE	2.44	18.13	12.37	2.95	6.63	4.99	26.54
MAPE	4.88	34.94	19.60	21.39	43.29	25.38	9.34

表 5 類神經網路隱藏層設定值與模式評估指標值

OD pairs	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
隱藏層處理單元設定	6	5	2	6	6	($a=2, b=1$)	($a=2, b=2$)
RMSE	2.82	3.47	14.19	2.44	3.70	4.26	17.13
MAPE	7.09	6.56	19.67	18.76	23.82	18.26	8.19

註： (a, b) ，其中 a 為第一層隱藏層之處理單元數目， b 為第二層隱藏層之處理單元數目。

表 6 高速公路起迄流量問題 KF 與 ANN 績效評估指標之比較

OD pairs \ 模式類型 績效指標	KF	ANN	KF	ANN
	RMSE		MAPE	
X1	2.44	2.82	4.88	7.09
X2	18.13	3.47	34.94	6.56
X3	12.37	14.19	19.60	19.67
X4	2.95	2.44	21.39	18.76
X5	6.63	3.70	43.29	23.82
X6	4.99	4.26	25.38	18.26
X7	26.54	17.13	9.34	8.19

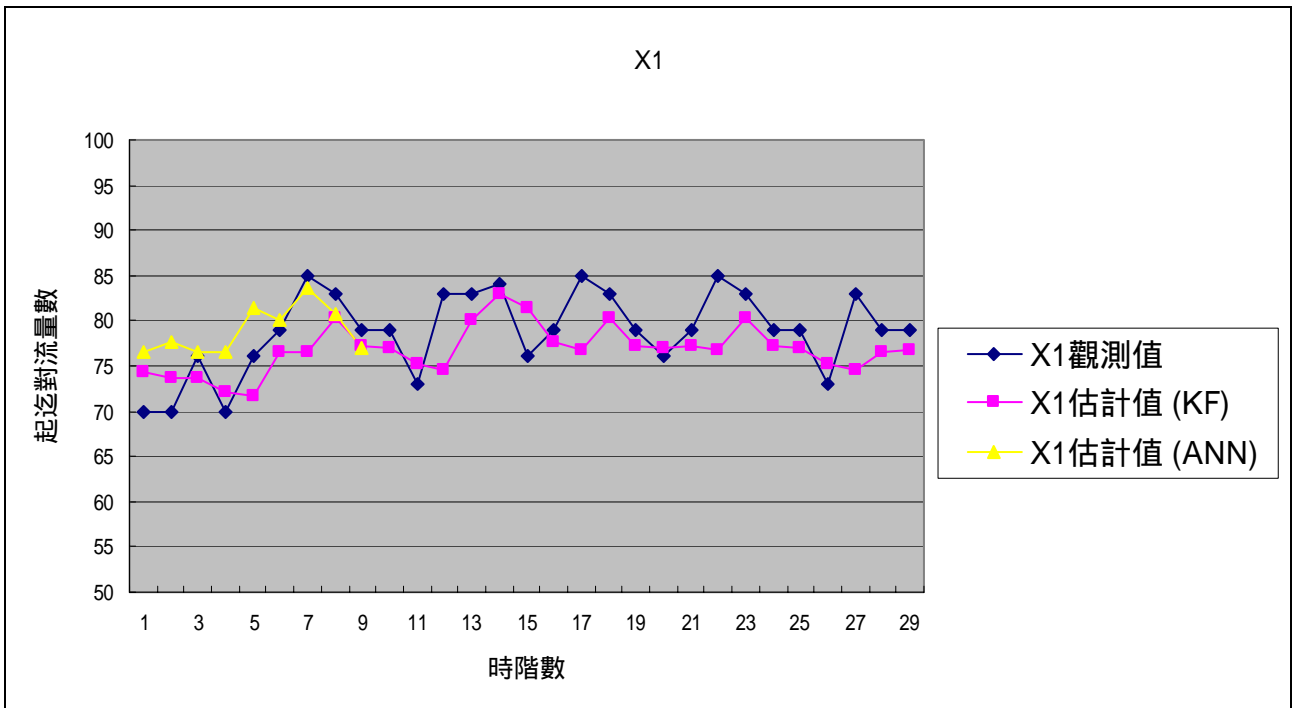


圖 2 以 KF and ANN 推估一般路網起迄旅次量結果(ANN 僅呈現測試樣本點部分)

表 7 一般路網起迄流量問題 KF 與 ANN 績效評估指標之比較

OD pairs \ 模式類型 績效指標	KF	ANN
	MAPE	
X1	4.60	5.04
X2	12.00	4.56

註：X1 包含起迄對 1-2-4、1-3-4 之旅次流量，
X2 包含起迄對 1-2-5、1-3-5 之旅次流量（見圖 3）。

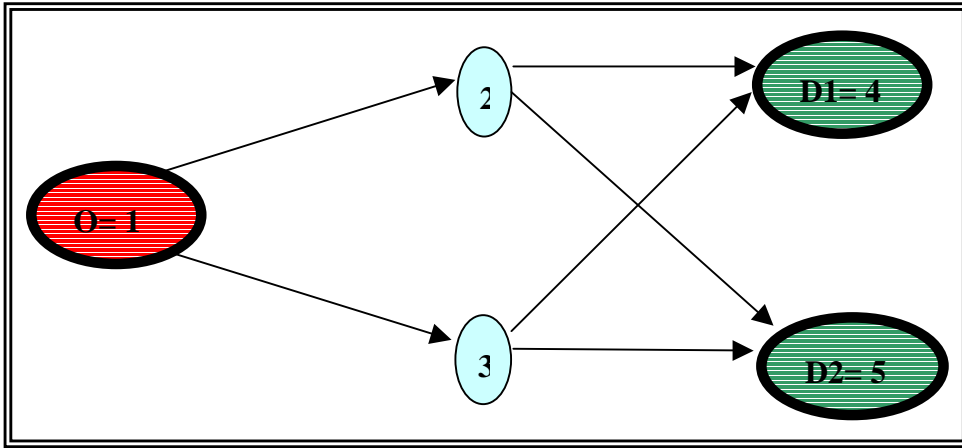


圖 3 測試路網示意圖