

行政院國家科學委員會專題研究計畫報告

模糊類神經網路應用於駕駛者動態路徑選擇之研究

Applying Fuzzy Neural Network Approach to the study of Dynamic Route Choice Behavior

計畫編號：NSC 89-2211-E-032-008

執行期限：88年08月01日至89年07月31日

主持人：董啟崇 執行機構及單位：私立淡江大學

一、中文摘要

模糊推論來表達駕駛者決策行為，提供了一合理描述人類之思考型態及經驗法則。此外類神經網路具有分散平行處理的能力與學習記憶的功能，並在容錯能力與雜訊抑制能力上有優異的表現；同時具有之函數逼近能力，只要給予足夠數量的輸入輸出對關係，就可學習得其間之非線性映射。由於模糊推論與類神經網路各具特色，因此本研究結合兩者構建逐日動態通勤決策模型，並利用控制實驗法所擷取的通勤資料進行實證分析；而為探討駕駛者之動態決策行為，故本研究分別針對單日動態、多日動態(二日及三日)、週期性單日動態及週期性多日動態(二日及三日)等六種動態現象進行實證分析。

關鍵詞：模糊推論、控制實驗、類神經網路、模糊類神經網路、逐日動態

Abstract:

The Dynamic travel behavior is by its own nature a complex issue. It is

widely accepted to implement probabilistic models to address the uncertainty of such behavior. However, fuzzy set theory has its potential to deal with the ambiguous rather than random nature involved.

Neuro-Fuzzy model was proposed in this study as the combinations of fuzzy reasoning and neural network to fully utilize the strength of the both to investigate the day-to-day dynamic route choice behavior. Using observational data from a controlled experiment, various dynamic schemes were employed to test the adequacy of such models. And the results have generally demonstrated promising in this regard.

Keywords: Fuzzy Reasoning, Neural Network, Dynamic Route Choice Behavior, Controlled Experiment

二、模糊推論決策行為與類神經網路理論基礎

2.1 模糊推論決策行為理論基礎

利用模糊理論於路徑決策之研究，

國內研究者首推趙祖祐[1]以更接近人類思維方式建構出駕駛者之出發時間與路徑決策行為模式，其建立之基本架構如圖 1，但未處理駕駛者旅行行為中的動態現象；隨後，張禎誼[2]以趙祖祐之模糊推論模式為基礎，並延伸至以模糊線性迴歸模式及模糊時間序列法探討動態模糊通勤學習與預測行為。上述相關研究可見於已發表之文獻[3][4][5][6]。基本模糊決策架構，可以其過程分為三個處理階段，分述如下：

第一階段：近似推論階段 (The Approximate Reasoning Phase)：輸入屬性變數，透過 IF...then 的決策規則產生每一規則下各方案的初步推論結果。

第二階段 - 內部處理表示階段：在模糊決策中之規則具有彈性，可與實際交通環境加以結合，且可考慮多規則之組合，因此必須透過加總機制 (aggregation scheme) 來反應最後之決策反應。針對各決策規則的推論結果加以結合，產生各方案之模糊評價，用來作為選擇集中各方案的偏好程度。

第三階段 - 非模糊化階段：由於方案的決策為一離散選擇，因此將選擇集中各方案的模糊偏好做一比較，偏好最高的方案將會被決策者所選擇。

2.2 類神經網路理論基礎

類神經網路 (Artificial Neural Network)，或稱為人工神經網路，係指模仿生物神經網路的資訊處理系統。類神經網路架構如圖2所示。類神經網路組成的基本單位為處理單元，經由處理單元組成「層」(Layer)，再經由層組成「網路」(Network)。

若干個具有相同作用的處理單元集成「層」；類神經網路主要有三層：

輸入層、隱藏層與輸出層，分別表示網路之輸入變數、輸入處理單元間的交互影響與網路的輸出變數。並可以監督式學習等方式在降低網路輸出單元目標輸出值與推論輸出值之差距。

類神經網路的運作過程可分為二個階段：

1. 學習過程 (Learning)：網路依學習演算法，從範例中學習以調整網路連結加權值的過程。
2. 回想過程 (Recalling)：在回想過程中，由於神經元間的加權值已在訓練結束時確定，因此，只需將欲推測範例的資料，轉換為網路的輸入樣本，經由加權值的矩陣運算，即可快速推測出答案。

三、動態通勤決策行為模型

根據前面所提到之模糊推論決策行為模式及類神經網路之理論，本研究嘗試結合兩者以探討通勤過程中之動態現象，其架構圖如圖 3 所示，可包含兩個迴圈：一為圖中陰影部份，仍以實際觀測到之決策

屬性輸入至模糊推論決策模式中，進行模糊推論而得到模式之輸出；模式之輸出與期望輸出比較，即與實際觀測到之決策出象比較，若誤差達到預期之範圍內為收斂；若不收斂則須透過學習演算法以修正網路連結值，直到收斂為止，如此得該日之穩定的模糊類神經網路。一為非陰影部份，即以前一日修正完成之模糊類神經網路為下一日之起始網路，並與實際決策進行比較，若不收斂，則再修正網路連結值，以達收斂，如此循環至實驗日終止為止。

修正連結值方面，本研究採倒傳遞演算法，旨在降低推論輸出與目標輸出之差距，此演算法的學習過程是由正向傳遞和反向傳遞所組成；在正向

傳遞過程中，輸入訊號從輸入層經隱藏層逐層處理，並傳向輸出層。每一層神經元的狀態只影響下一層神經元的狀態。如果輸出層不能得到期望的輸出，則轉入反向傳遞，即以最陡坡降法 (The Gradient Steepest Descent Method) 將誤差沿原來的連接通路返回，透過修改各層神經元的連接線加權值，使得誤差逐漸縮小。其公式如下：

$$\text{能量函數： } E = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - Y_j)^2$$

其中： T_j = 目標輸出值

Y_j = 推論輸出值

$$\text{最陡坡降法： } \Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}}$$

$$W_{ji}(n+1) = W_{ji}(n) + \Delta W_{ji}(n)$$

$W_{ji}(n)$ 與 $W_{ji}(n+1)$ ：原先及調整後的鍵結值

$\Delta W_{ji}(n)$ ：神經元受刺激後，為達學習效果，所採的改變量，其為輸入、原鍵結值與期望目標值之函數

η ：學習速率 (Learning Rate)，控制最陡坡降法中使能量函數最小化之步幅

以上述架構為基礎，本研究構建出兩個動態通勤決策行為模型，分別說明如後。

模型一：先進行出發時間決策，再進行路徑決策模型

此模型係出發時間選擇模式及路徑選擇模式組合而成，其決策行為以昨日之通勤結果為基礎，參考昨日旅行時間與延滯時間，而進行今日的出發時間選擇決策，爾後依據已決定之出發時間，預測兩路徑於今日可能的旅行時間、延滯時間，根據兩路徑之旅

行時間差及延滯時間差以作為今日路徑選擇之參考。其完整架構圖如圖 4 所示。

此一架構亦可視為類(間接)回饋式網路架構，由於推論出路徑變換後，仍以下一日該路徑之旅行時間與延滯時間為模型之輸入，而非由路徑變換與否直接當成下一次之輸入，故稱之類(間接)回饋式網路架構；主要可分為輸入、隱藏及輸出等三層。

(1) 輸入層：為將由控制實驗所得之通勤屬性及模糊認知分類函數輸入至模型中，以進行推論過程，本模型之輸入屬性為旅行時間及延滯時間，模糊認知分類函數則有旅行時間、延滯時間(差)、旅行時間差及延滯時間差、出發時間以及路徑選擇。

2. 隱藏層：主要作用係處理推論過程
(3) 其中涵括有中間變數、推論規則庫

(1) 中間變數：本模型之中間變數包括有當日之出發時間(DTt)選擇、各路徑之旅行時間(TT1、TT2)與延滯時間(SD1、SD2)及各路徑之旅行時間差(TTd)與延滯時間差

(2) 規則庫：規則庫為執行“Min”與“Max”的任務，透過推論規則“IF...THEN”的關係，將輸入對映到輸出，“IF”端採用“Min”的方式，即在同一規則中，取輸入變數的最小觸發程度；“THEN”端採用“Max”的方式，即將每個規則“IF”端的最小觸發程度乘以權重後，形成組合選擇，並在組合中選擇最大值者。規則庫中包括兩部份，一為推論規則，以其中一個規則為例，如表 1 所示；一為規則權重。

所謂規則權重即為認為決策規則中，其影響程度、發生頻率或可靠度必定有強弱之差異，透過規則的權重更能反映出規則對於決策在實際上扮演的角色。本研究定義在所有規則庫中，其規則權重起始值均為 1，這表示模

糊規則”THEN”端被觸發程度為”IF”端的觸發程度乘以 1；當權重為 0.5 時，表示”THEN”端被觸發程度，僅為”IF”端觸發程度的一半。

3. 輸出層：經由推論過程得到本模型之輸出變數 - 路徑選擇(RC)決策，其值介於 0~1 之間，由於本研究中僅有兩條路徑可供選擇，所以本研究定義輸出值愈接近 1 表示選擇決策為路徑 1，愈接近 0 表示選擇決策為路徑 2。

模型二：先進行出發時間決策，再進行路徑變換模型

此模型係出發時間選擇模式與路徑變換模式組合而成，其決策行為是以昨日之通勤結果為基礎，參考昨日之延滯時間，以進行今日的出發時間選擇決策，爾後依據已決定之出發時間，預測昨日路徑於今日可能的延滯時間，以作為今日路徑變換與否之參考。其完整架構圖如圖 5 所示。

此一架構亦可視為類(間接)回饋式網路架構，由於推論出路徑變換後，仍以下一日該路徑之旅行時間與延滯時間為模型之輸入，而非由路徑變換與否直接當成下一次之輸入，故稱之類(間接)回饋式網路架構；主要可分為輸入、隱藏及輸出等三層。

1. 輸入層：為將由控制實驗所得之通勤屬性及模糊認知分類函數輸入至模型中，本模型之輸入屬性與模型一同，亦為昨日通勤之旅行時間(TTt1)與延滯時間(SDt1)，模糊認知分類函數則有旅行時間、延滯時間、出發時間以及路路變換。

2. 隱藏層：主要作用係處理推論過程，其中涵括有中間變數、推論規則庫

(1) 中間變數：本模型之隱藏層變數包括有當日之出發時間(DTt)選擇與預估昨日使用路徑於當日之延滯時間(SDt)。

(2) 規則庫：規則庫為執行”Min”與

”Max”的任務，透過推論規則”IF...THEN”的關係，將輸入對映到輸出，”IF”端採用”Min”的方式，即在同一規則中，取輸入變數的最小觸發程度；”THEN”端採用”Max”的方式，即將每個規則”IF”端的最小觸發程度乘以權重後，形成組合選擇，並在組合中選擇最大值者。規則庫中亦包括兩部份，推論規則如表2所示。

3. 輸出層：本模型之輸出變數為路徑變換(RCst)決策，其值介於0~1之間，即決策變換昨日使用的路徑或不變換，其值亦介於0~1之間，本研究將其定義愈接近1表示會變換昨日使用的路徑，愈接近0表示不會變換昨日使用的路徑。

四、實證分析

4.1 模型之訓練與驗證測試判斷

1. 訓練結果判斷準則：模型訓練結果以訓練誤差值來判斷訓練是否收斂。

2. 測試結果判斷準則：以測試範例正確總數/測試範例總數之準確率為判斷基礎。

本研究利用趙祖祐[1]之實驗設計所得之資料實證模型，模型訓練起始值設計如表3所示。

為探討動態行為，本研究參考廖曉萍[7]之研究，將通勤者之動態決策行為分成數種假設，其概念及實際處理說明如下：

1. 單日動態：將駕駛者每一天的決策資料視為一筆輸入，而每天之決策行為僅受前一天影響，如圖 6 所示。即第一天資料訓練完成後，以第二天資料為測試，判斷學習訓練是否良好；若不佳，則接著訓練第二天資料，測試第三天，如此循環直到實驗日完為

止。

2. 多日動態：其中又分為二日動態與三日動態，其間之差異僅在於將連續二天之通勤結果或是連續三天之通勤結果，以作為下一日之通勤決策參考，如圖 7 所示。即以連續二日或連續三日之通勤資料作為訓練範例，待訓練完成後，以下一日測試其結果，若訓練情形不佳，則繼續以連續二日或三日之資料進行訓練，直到實驗日完為止。

3. 週期性單日動態：每週內以單日動態處理，一旦一週的起始日時，則以上一週的第一天資料學習完成後為其起始，而一週內呈現單日動態現象，如圖8所示。

4. 週期性多日動態：作法與週期性單日動態同，但每週內改為多日動態，多日動態又分為二日及三日動態，如圖9、圖10所示。

上述動態決策行為假設與兩種模型共組成十二個模式組合，兩模型所採用的樣本型態如表4所示。

4.2 實證分析結果

1. 訓練結果：模型(一)除單日動態現象不佳外，其他五種動態行為均小於 10 以下。模型(二)六種動態行為平均誤差均小於 10 以下，符合本研究之期望；其中又以單日動態與週期性單日動態最佳，皆小於 1 以下。

2. 測試結果：模型(一)之測試結果各動態現象除單日動態為 75%外，其他五種動態均大於 80%。模型(二)各區段於各種動態現象之測試準確度均大於 80%。

3. 與先前研究之比較：本研究以測試準確度與先前研究比較，表5顯示出本研究以模糊類神經網路所構建之模型

較先前研究有高準確度，此乃因為以倒傳遞演算法作學習與訓練，故可以更接近駕駛者之選擇及變換行為。

五、結論

本研究以模糊近似推論之方法為主，類神經網路為輔，構建出先進行出發時間選擇後再進行路徑選擇模式與先進行出發時間選擇再進行路徑變換決策模式兩模型。並配合動態行為假設進行實證，其結果為：

1. 訓練收斂：模型一僅單日動態之平均收斂誤差大於 10，其他五種動態現象均小於 10。模型二於六種動態現象之平均收斂誤差均小於 10 以下，尤其以單日動態與週期性單日動態最佳。

2. 測試準確率：模型一除單日動態較差外，其他均大於 80。模型二於六種動態現象均大於 80 以上，以單日動態為最佳達 100%，二日動態較差為 87.30。

3. 本研究實證結果較純模糊通勤推論決策模式[1]之準確率(60~80%)高；亦較動態模糊通勤決策模式[2]之準確率(70~80%)高。

六、參考文獻

1. 趙祖祐，模糊理論應用於通勤駕駛者出發時間與路徑決策行為之研究，淡江大學運輸科學研究所碩士論文，民國87年6月。

2. 張禎誼，模糊理論應用於逐日動態通勤行為之研究，淡江大學運輸科學研究所碩士論文，民國 87 年 6 月。

3. 董啟崇，張禎誼，應用模糊迴歸模式於駕駛人出發時間與路徑選擇之研究，中華民國運輸學會第十二屆學術論文研討會論文集，中華民國 86 年 12 月 20 日。

4. 董啟崇，張禎誼，應用模糊理論於通勤者動態通勤決策行為之研究，中華民國運輸學會第十三屆學術論文研討會論文集，中華民國 87 年 12 月 19 日。
5. 董啟崇，趙祖佑，駕駛者模糊旅行時間認知之探討，中華民國運輸學會第十二屆學術論文研討會論文集，民國 86 年 12 月 20 日。
6. 董啟崇，趙祖佑，利用模糊推論方式構建通勤者出發時間與路徑決策行為模式，中華民國運輸學會第十三屆學術論文研討會論文集，中華民國 87 年 12 月 19 日
7. 廖曉萍，自小客車通勤者出發時間與路徑選擇動態行為之研究，淡江大學土木工程研究所碩士論，民國 85 年。

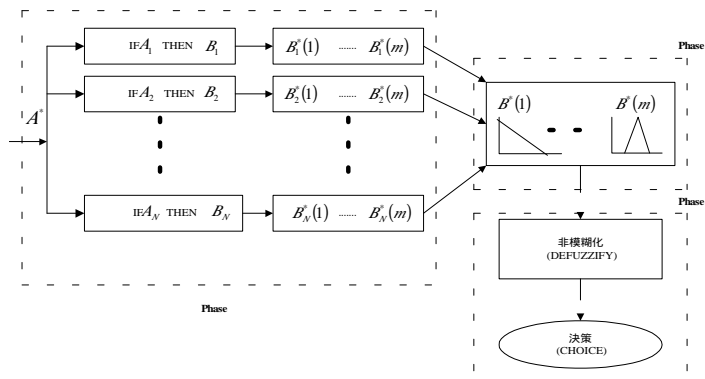


圖 1 模糊決策架構圖

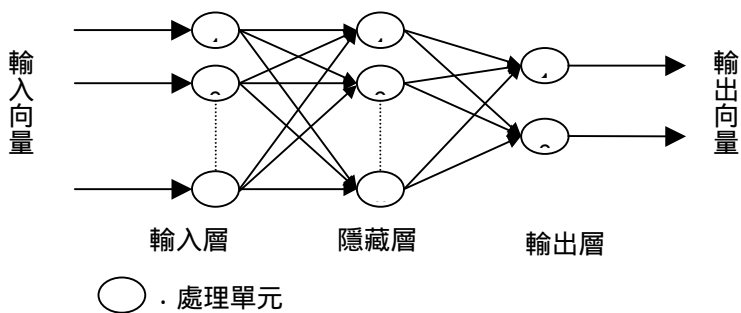


圖 2 類神經網路架構圖

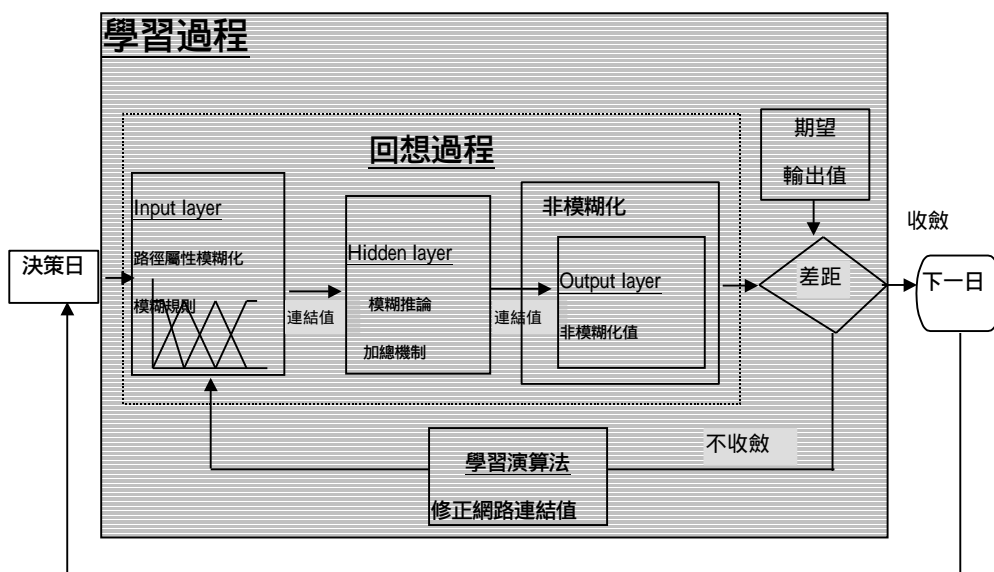


圖 3 動態模糊通勤決策流程圖

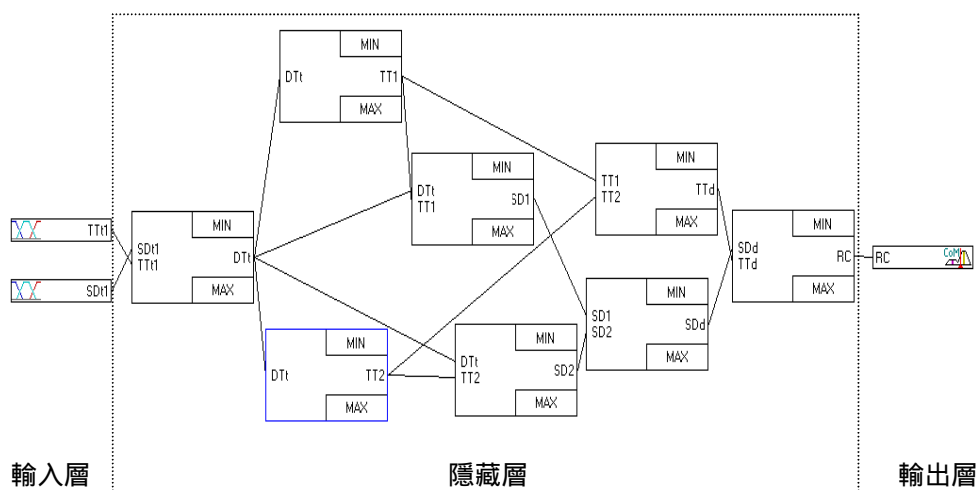


圖 4 先出發時間選擇後路徑決策模型架構圖

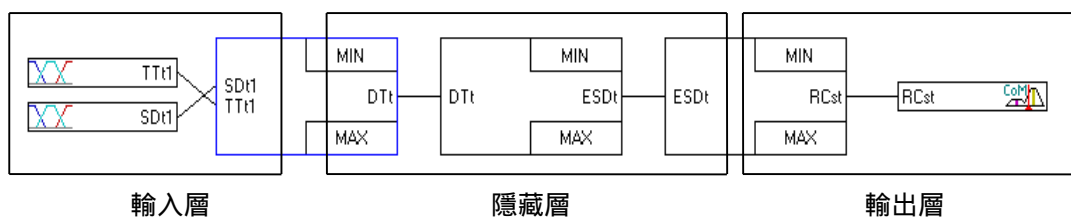


圖 5 先進行出發時間選擇後進行路徑變換決策模型架構圖

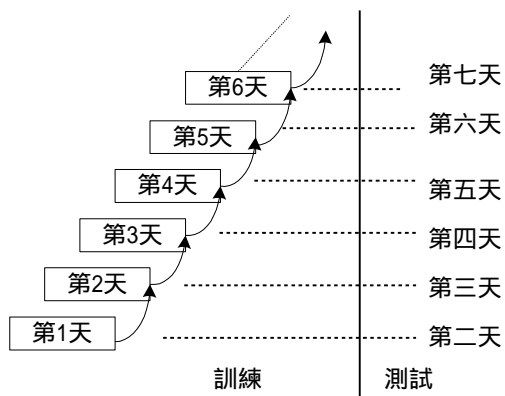


圖 6 單日動態示意圖

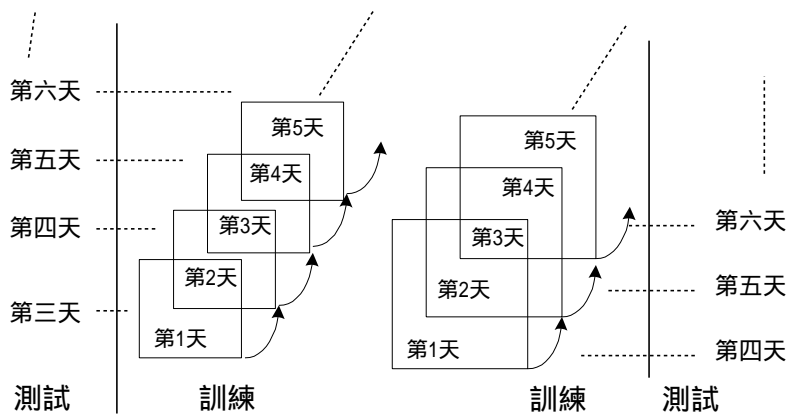


圖 7 多日動態示意圖(二日與三日)

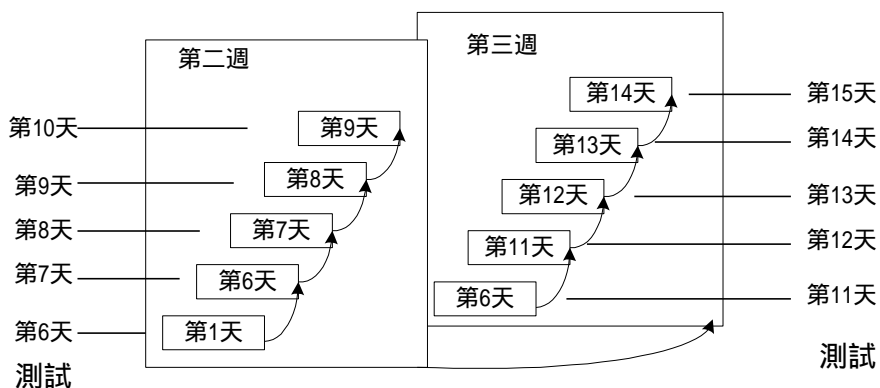


圖 8 週期性單日動態示意圖

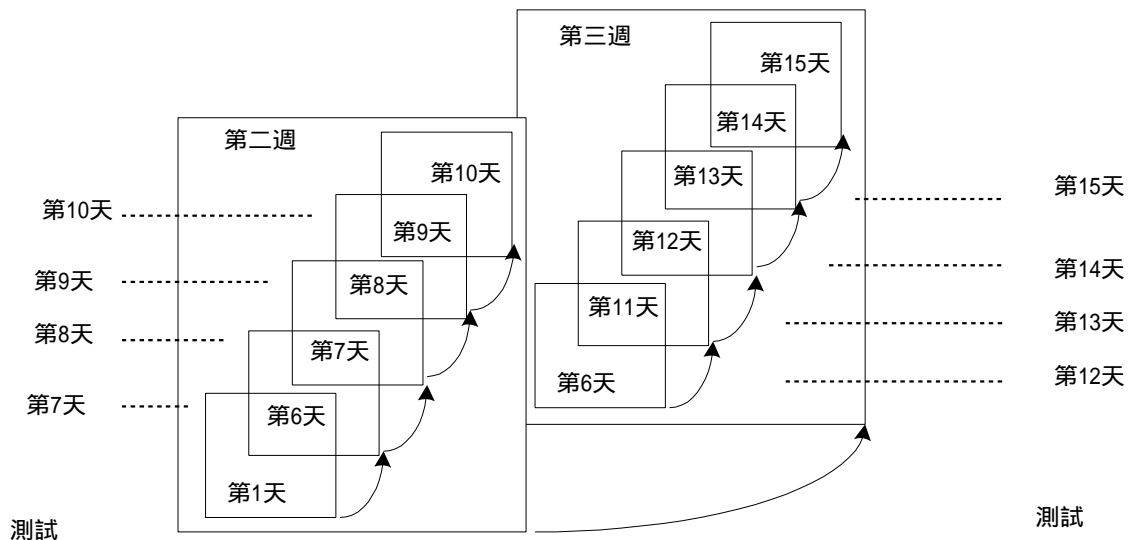


圖 9 週期性二日動態示意圖

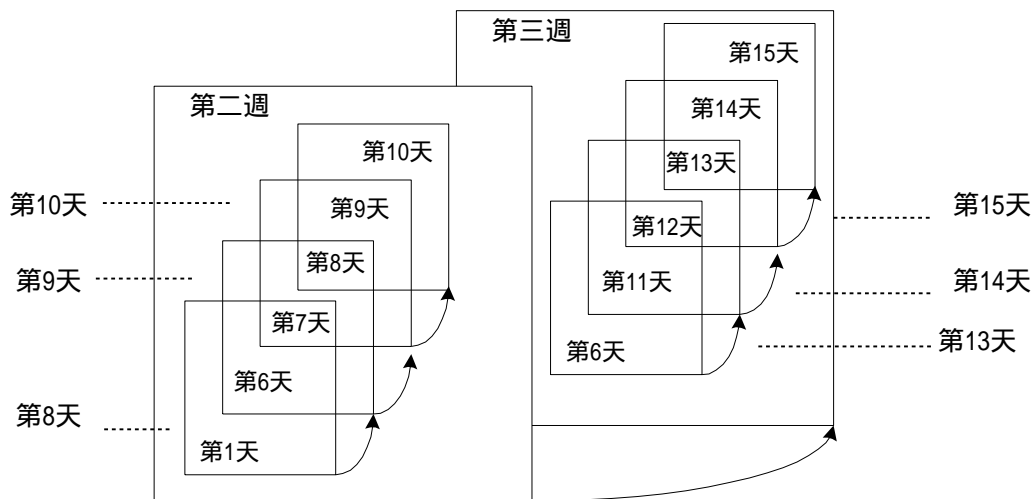


圖 10 週期性三日動態示意圖

表 1 模型一之推論規則(例)

規則庫	推 論 規 則 (例)
1	“當昨日之旅行時間為非常短且昨日之延滯時間非常小，則出發時間要非常晚”
2,3	“當今日之出發時間為非常晚時，則路徑 1 之旅行時間為非常短”
4,5	“當今日之出發時間為非常晚，且路徑 1 之旅行時間為非常短時，則路徑 1 之延滯時間為正非常短”
6,7	“當路徑 1 之旅行時間為非常長，且路徑 2 之旅行時間為非常短時，則旅行時間差為正非常大”
8	“當旅行時間差為負非常短，且延滯時間差為負非常小，則會選擇路徑 1”

表 2 模型二之推論規則(例)

規則庫	推 論 規 則 (例)
1	“ 當昨日之旅行時間為非常短且昨日之延滯時間非常小，則出發時間要非常晚 ”
2	“ 當今日之出發時間為非常晚，則今日之預估延滯時間會正非常大 ”
3	“ 當昨日使用路徑於今日之預估延滯時間非常小，則不會變換原來路徑 ”

表 3 模式起始值

學習次數	100次
收斂誤差	10%~1%
收斂步幅	0.5
規則權重起始值	1.0
規則權重之收斂步幅	0.1
資料讀取方式	循序取樣法

表 4 實證之模型配置表

	動態決策行為模型(一)		動態決策行為模型(二)	
單日動態	單日動態路徑選擇 模式一	完全 資訊組 共 10 人	單日動態路徑變換 模式一	有限 資訊組 共 32 人
二日動態	二日動態路徑選擇 模式二		二日動態路徑變換 模式二	
三日動態	三日動態路徑選擇 模式三		三日動態路徑變換 模式三	
週期性單日動態	週期性單日動態路 徑選擇模式四		週期性單日動態路 徑變換模式四	
週期性二日動態	週期性單日動態路 徑選擇模式五		週期性單日動態路 徑變換模式五	
週期性三日動態	週期性單日動態路 徑選擇模式六		週期性單日動態路 徑變換模式六	

表 5 模型測試準確度與先前研究之比較

	先出發時間選擇決策後路 徑選擇決策模型	先出發時間選擇決策後路 徑變換決策模型	說明
趙祖祐[1]	69.88%	75.32%	無動態
張禎誼[2]	72.29%	72.63%	逐日動態
本研究	75%	100%	單日動態
	85.33%	92.08%	六種動態之平均