

NETSTARS 模式參數最佳化之研究

謝慧民⁽¹⁾ 楊音琳⁽²⁾

摘要

本研究以離散參數試誤法、人工經驗調整法與倒傳遞類神經網路法，優選 NETSTARS 模式參數，並評估其成效。所用參數為河道曼寧 n 值及可沖刷厚度參數 Alt 值，模擬對應的成果分別為水位歷程及河床縱斷面高程變化。第一法的推估成果被當成近似理論解，做為評估標準。由水位變動成果發現，以倒傳遞類神經網路法與離散參數試誤法得到的曼寧 n 值較為一致，平均值也與人工經驗調整法接近，均適用於 NETSTARS 模式，但不同事件所得之最佳參數值仍有些許差異；在河床變動成果的部分，後兩法成果均與第一法差異頗大，由於 Alt 值無法由最佳化方法獲得相近的參數成果，因此這些最佳化方法均不適用於此參數之推估。

(**關鍵詞**：倒傳遞類神經網路，NETSTARS 模式，參數最佳化)

Parameter Optimization for NETSTARS

Hsieh Hui-Ming⁽¹⁾ *Yang Yin-Lin*⁽²⁾

Assistant Professor⁽¹⁾, Department of Computer Science and Multimedia Design, Taiwan Shoufu University, Taiwan.

Master⁽²⁾, Department of Information Management, Tunghai University, Taiwan.

ABSTRACT

Methods, such as the experience-based artificial adjustment, back-propagation neural network, and discrete-parameter trial-and-error, were used to investigate the optimal performances of these parameters of the NETSTARS model. The parameters adopted in this study include Manning's n value of channels and Alt value of scouring thickness, and the corresponding results are water level hydrograph and longitudinal riverbed profile. The results of the discrete-parameter trial-and-error method are regarded as approximate theoretical solutions, and it is regarded as an evaluation criteria. The simulation regarding water level change reveals that the Manning's n values resulting from the back-propagation neural network and the

(1)台灣首府大學資訊與多媒體設計學系助理教授(通訊作者 e-mail: hmhsieh@tsu.edu.tw)

(2)東海大學資訊管理研究所碩士

discrete-parameter trial-and-error method show the consistency, and the average of these values is also close to the result of experience-based artificial adjustment method. So, those optimization methods are suitable to NETSTRAS model for Manning's n estimation, but the optimized parameters show the significant discrepancy in different events. For the riverbed change, the results of the last two methods vary considerably with the result of the first method. Because similar Alt values cannot be obtained by the optimization methods, these methods are not applicable to this parameter's estimation.

(**Keyword:** back-propagation neural network, network of stream tube model for alluvial river simulation (NETSTARS), parameter optimization)

一、前言

1.1 研究動機與目的

NETSTARS(Network of Stream Tube Model for Alluvial River Simulation)模式為第一作者在 1996 年開發完成的複雜河系沖淤模式，在 2002-2004 年曾獲得國科會計畫補助，繼續完成模式功能強化及模式專用的視窗化界面為 2.0 版開發，可以展示一維、二維甚至到三維成果的繪圖(透過轉檔程式轉為 VRML 格式)，並開發兩個 ARCVIEW V3.2 外掛模組，讓河床沖淤平面二維成果可以進行加值計算並套圖展示，也使用 XOOPS 完成教學網站建置。到目前為止，此模式仍被廣泛使用來做河川整治規劃、河床變動模擬、評估及預測等工作。每當進行參數檢定的工作時，可能因河系複雜度的不同而有所差異，許多參數檢定的成果有可能是局部最佳解，而非全域最佳解，人工經驗調整參數的局部解也可能不是局部最佳解，使得參數檢定成果因個人經驗而異。本研究將利用河川沖淤模式 NETSTARS 計算不同參數值的水位、河床變化，以離散參數試誤法(近似理論解)、人工經驗調整法及倒傳遞類神經網路

(Back-Propagation Network，簡稱 BPN)進行參數優選比較，並探討參數的最佳化成效。本文所用參數為河道曼寧 n 值及可沖刷厚度參數 Alt 值，並由均方根誤差 RMSE(Root Mean Squared Error)最小值求得參數最佳解，希望了解人工經驗調整參數的精確度及類神經網路 BPN 在此模式參數最佳化的適用性。

1.2 文獻探討

在水利相關模式使用倒傳遞類神經網路的相關研究方面，包括使用於 HSPF 模式泥沙產量之推估(陳孟威，2002)、預測六小時雨水下水道水位(姚憶芳，2002)、建立一颱風波浪高預報模式(蘇昭安，2002)、建立即時及未來六小時的流量預測系統(張大元，2003)、衛星影像農作物分類(陳莉等，2004)、最大三十分鐘降雨強度之分析及預測(楊文仁等，2005)、推估颱風降雨量(吳南靖等，2005)、颱風暴潮預測(詹錢登等，2006)、懸浮固體濃度之即時分析與預測(范正成等，2006)、建構各監測站之多時刻水位預測模式(張凱堯，2007)、颱風湧浪之預報(蕭松山等，2007)、建立崩塌深度與地文因子間的關係(張舜孔，2008)、推估蒸發量(吳國儒等，2008)、預測濁水溪沖積扇地下水水位變化(徐年

盛等, 2009)、預測崩塌滑移坡面位移變化(黃文仁等, 2010)、降雨-逕流預報模式(陳儒賢, 2010)、水庫濁度預報模式(徐年盛, 2011)、濁度預測(廖崇聖等, 2011)、建立降雨-水位預報模式(蔡孟原等, 2011)、田埂判釋(萬絢等, 2011)、龍洞海域颱風波浪預測(蔡仁智等, 2012)及颱風降雨預報模式(陳清田等, 2012)等。鄭家豪(2010)提出一種改良式倒傳遞類神經網路, 採用一種新型的詢問式學習法 (Query Learning Approach) 進行訓練, 可以由訓練資料中選取有用的資訊, 能僅以部分訓練資料完成訓練, 進而大大縮短訓練時間, 以翡翠水庫為研究案例, 節省了 50% 的訓練時間。以上研究, 在 BPN 輸出的部分大都不是參數, 而是流量、水位、濃度、深度等物理量, 與本研究設定輸出為模式的參數有所不同。

就模式參數優選的方法而言, 有大部分的研究採用類神經網路相關的理論及技術, 近年與水利相關模式參數優選的研究也不少, 如陳靜等(2005)成功地應用了 Tabu 搜索法對水文地質參數進行優選, 結果顯示該法優化參數是可行而且可靠的; 楊曉華等(2006)利用混沌實碼遺傳算法優選水質模型的參數, 精度高收斂速度快; 陳洋波等(2005)將降雨逕流的參數分為蒸發散參數、產流參數和匯流參數, 並提出分開率定為其優選方法; 劉力等(2007)基於改進粒子群優化算法, 建立一個新安江模型參數優選方法稱為粒子群優化算法(PSO); 陳炯烽等(2007)以新安江模型為例, 從 Pareto 支配法(Pareto Domination Approach)原理出發討論了四目標函數情形下 Pareto 最優參教空間(Pareto Optimal Set) 的 Pareto 優先排序(Pareto Preference Ordering) 求解策略;

張文明等(2008)利用結合多目標粒子群算法和新安江模型, 對 Pareto 集優化求解模型內的 14 個參數值; 劉宏仁等(2009)建立一套方法以供決定模擬地下含水層系統水位之最佳倒傳遞類神經網路結構, 此類神經網路可快速評估各種不同抽灌水方案對於地下水位的影響, 並提出以 AIC (Akaike's Information Criterion) 指標來決定隱藏神經元個數並優選模式, 同時考量了模式誤差、參數維度與觀測數量。本文使用作為參數優選工具的倒傳遞類神經網路求解方式, 與之前研究不同的是, 使用模擬成果物理量資料作為訓練基礎, 輸入層為水位歷線或縱斷面河床深槽, 輸出層為參數曼寧 n 值或可沖刷厚度參數 Alt 值, 透過測試、訓練過程得到一些權重因子, 最後使用實測資料產生一個預測的參數, 視為參數最佳解。因為 NETSTARS 模式的參數數量是確定的, 參數的值是優選後的產出物, 與一般倒傳遞類神經網路建立複雜的參數組合, 最後訓練模擬出預測物理量的做法不同。

二、BPN 理論與分析工具

2.1 倒傳遞類神經網路

倒傳遞類神經網路(簡稱 BPN)是一種監督式的類神經網路, 其主要原理是透過訓練學習, 經由網路運算, 將結果傳至輸出端, 並且將其輸出值與實際值間的誤差逆向傳回輸入層, 反覆的運算並調整網路權值, 使輸出的實際輸出值與目標值達到最小誤差。倒傳遞類神經網路的基本原理是利用最陡坡降法 (Steepest Descent Algorithm) 將實際輸出值與目標值間的誤差最小化, 藉由調整網路

的權值，達到網路學習的目的。

倒傳遞類神經網路之架構為多層感知器，是屬於多層前饋網路，在網路架構中主要分為三層，分別為輸入層、隱藏層及輸出層。而在隱藏層中可以不只一層隱藏層，但也可以沒有隱藏層，其架構圖如圖 1 所示。處理單元其輸出值及輸入值的關係式，一般可用輸入值的加權乘積和之函數來表示：

$$Y_j = f(\text{net}_j) \quad (1)$$

$$\text{net}_j = \sum W_{ij} X_i - \theta_j \quad (2)$$

其中， Y_j = 輸出變數，模仿生物神經元模型的輸出訊號。 f = 轉換函數，一個用以模仿生物神經模型的非線性處理機能，從其他處理單元輸入的輸入值加權乘積和，轉換成處理單元輸出的數學公式。使用函數通常如式(3)所示：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

此函數在自變數趨近正負無限大時，函數值趨近 (0, 1)。 W_{ij} = 連結加權值，模仿生物神經元的模型的突觸強度。 X_i = 輸入變數，模仿生物神經元模型的輸入訊號。 θ_j = 門限值，模仿生物神經元模型的閾值，又稱偏權值。

網路演算有學習訓練過程、回想過程，倒傳遞網路有四個重要參數(葉怡成, 2003)，分別為隱藏層層數、隱藏層處理單元數目、學習速率及慣性因子，分述如下：

1. 隱藏層層數

一般來說，隱藏層數目在一層或二層時，

會有最好的收斂性質，但是當隱藏層少於一層或多於二層時，誤差就會慢慢的變大。所以，太多的隱藏層反而會使網路過度複雜，收斂速度減緩。另外，當問題為線性時則不需要隱藏層。葉怡成(2003)提到在使用倒傳遞網路解問題時，要先用無隱藏層架構去做看看，看看無隱藏架構是否有比倒傳遞類神經網路精確，如果比較精確，則此問題就不適合倒傳遞網路解。

2. 隱藏層處理單元數目

隱藏層處理單元數目要取一個適當的數目，太多或太少都是不適的，通常隱藏層處理單元的數目越多便會達到越小的誤差值，但是收斂也就會越慢，特別是「訓練範例」誤差。但是當隱藏層處理單元超過一定數目後，再增加則對降低「測試範例」誤差幾乎沒幫助。周柏清(2007)也曾提到選取適當的隱藏層處理單元數目方式，有兩個公式可試算：
a. (輸入層處理單元數 + 輸出層處理單元數) / 2 ；
b. (輸入層處理單元數 + 輸出層處理單元數) * 2 。

如果問題雜訊高，則少量的隱藏層單元數目是較合適的。如果問題複雜性高（非線性、交互作用程度高），適合較多的隱藏層單元數目。如果測試範例的誤差大於訓練範例的誤差，則產生「過度學習」，所謂「過度學習」就是網路對訓練範例的誤差越來越小，對測試範例的誤差卻越來越大的現象，所以，這時就要減少隱藏層單元的數目；如果測試範例的誤差小於訓練範例的誤差，則可增加隱藏層單元的數目。

3. 學習速率

學習速率的大小對學習有很大的影響，學習速率太大或太小對網路的收斂性質都不好。一個較大的學習速率有較大的網路加權值修正量，可較快逼近誤差函數最小值，但是過大的學習速率會導致網路加權值修正過量，而發生誤差振盪現象。陳重志等(2007)提到通常在一個學習過程中，學習速率可先採取較大初始值，再於從網路的訓練過程中將初始值逐漸的減少，以兼顧收斂速度及避免振盪現象。一般學習速率取 0.1~1.0 之間的值都可以。

4. 慣性因子

慣性因子太大或太小對網路的收斂性質都會產生不利。所以，通常在學習過程中，慣性因子可先採取較大的初始值，再於網路的訓練過程中逐漸減小慣性因子。陳重志等(2007)提到了此因子的收斂原則，一般採用在每一個學習循環完畢後，將慣性因子乘以一個小於 1.0 的係數（例如 0.95），逐漸縮小慣性因子，但不小於預設慣性因子的下限值。例：初始值 = 0.5，折減係數 = 0.95，下限值 = 0.1，大都可得到良好的收斂性。

倒傳遞網路從輸入層節點接收資訊，經過網路各層節點權值多次的計算後輸出至輸出層，得到輸出資訊。針對倒傳遞網路而言，輸出資訊內容為重要關鍵，以期望輸出值不斷修正網路內之權值及閾值使計算輸出值更接近期望輸出值，而計算輸出值乃經由輸入資訊決定。BPN 主要分為輸入層、隱藏層、輸出層，並有學習評鑑指標提供檢驗學習效率，其中輸入層規劃為測站的逐時水位或縱斷面河床最低點，隱藏層考慮模式的資料數量多寡與模式效率問題，避免過多的隱藏層

處理單元導致參數過多而失真，產生「過度描述」(over fitting)。而輸出層則採用模式的參數曼寧 n 值或 Alt 值。當類神經網路架構所有節點數之參數數量總和比輸入之訓練資料組數多時，即可能會產生過度描述的現象。各參數總和為權值總數與閾值總數合，若過少的隱藏層處理單元反而可能會因參數不足而將不足以描述其複雜性。

2.2 使用 NeuroSolutions 5 建立 BPN 模型

NeuroSolutions 是一個物件導向圖形化的類神經網路模擬軟體，其介面提供強而有力和具有彈性的有效發展環境。NeuroSolutions 的 Wizards 和 Excel 介面可以讓使用者快速且容易地建立並訓練一個類神經網路來解決問題，是許多類神經網路研究者常使用的分析工具。因此本研究採用 NeuroSolutions 的“NeuroSolutions for Excel”模組來建立類神經網路。“NeuroSolutions for Excel”是一個微軟 Excel 的外掛模組，在微軟 Excel 中可以直接執行 NeuroSolutions，只要在 Excel 內做一些重要資料設定，例如 Training、Testing、Production 資料等。然後做一些架構選定，便能建立有效的類神經網路。此模組也能進行批次化執行，把結果以圖形化方式顯示，這一強大功能可以讓本研究進行模式的參數最佳化工作。

“NeuroSolutions for Excel”分別組織成 7 個子模組，而每個子模組可以讓使用者運用 VBA(Visual Basic for Applications)來自定輸入批量，分別為前處理資料模組 (preprocess data)、分析資料或結果模組 (Analyze data or results)、標示資料模組 (Tag data)、建立/打開網路模組 (Create/open

network)、資料檔案建製模組 (Create data files)、訓練網路模組 (Train Network)、測試網路模組 (Test network)，從建立模型到產生預測參數，可以依照順序選擇使用此七項模組的相關功能。

Neurosolutions 操作步驟為：1.訂定目標。2.資料蒐集與資料處理(包括資料篩選、資料清理、屬性資料分析與歸類)。3.建立模型。4.訓練模型。5.模型測試與分析。6.結果評比。7.實際應用。以倒傳遞類神經網路方法，以

測站資料找出河道的最佳曼寧 n 值及河道可沖刷厚度最佳參數 Alt 值。在 NeuronSolution 5 的作業流程裡面，要先以原始資料分為訓練資料(Training)、測試資料(Testing)及驗證資料(Production，或 Prediction)進行分段計算，先決定輸入個數及輸出個數，再依據這些假設建立 BPN 模型，建立模型要決定的是隱藏層數及節點數，本研究以一個隱藏層數為基礎探討不同神經元節點數所計算出來的成果差異，據以決定最佳的神經元節點數。

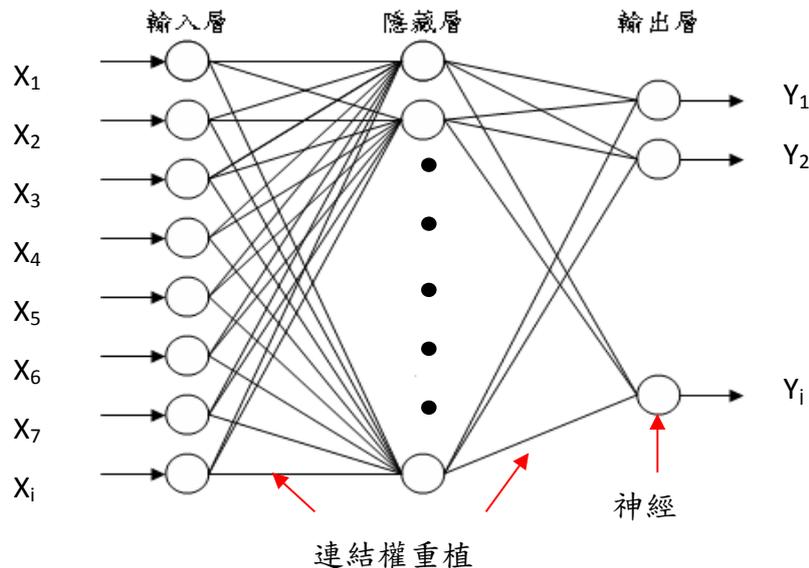


圖 1 倒傳遞類神經網路架構圖

Figure 1 Architecture diagram of Back-Propagation neural network

三、研究方法

3.1 NETSTARS 模式功能簡介

NETSTARS 模式 (Lee, 2003) 為一個擬似二維沖淤模式，凡主支流、複雜河系、陡坡、緩坡、水躍、定量流及變量流之水理及相對應底床沖淤特性均可模擬，同時藉由流管之重新分配進行輸砂演算，可以反應河床

橫斷面之不規則變化。一般河川輸砂模式大多以總輸砂量公式去計算輸砂量及河床變動，所以在不平衡輸砂流況下會有較大的誤差，此模式也提供推移載及懸浮載分別計算方法，可以反映懸浮質控制之不平衡輸砂狀況。同時因具有處理節點之水理及輸砂分配能力，所以適用於一般網路型河川及水工模型試驗沖淤問題之模擬。

本模式水理模擬分定量流、迴水演算與變量流三種算法，定量流模式(steady-energy)係根據一維能量方程式配合節點連續做差分求解，求得水位及流量值，主要取自BRALLUVIAL 模式的水理理論及解法；變量流模式(unsteady-momentum)係根據 de St. Venant 之一維渠道變量流連續及動量方程式再配合節點連續做差分求解，求解水位及流量值，主要採用 CHARIMA 模式的水理理論及解法；迴水演算方面，係採用 GSTARS 模式的水理理論，加入網路節點處理修改而成，具有處理陡坡及水躍的功能，其適用範圍較廣。

輸砂模擬以水理模擬所得河川網路的水位、流量配合流管理論分成多個流管，假設所分的每個流管在已知斷面輸水能力均相同，並分別計算分組粒徑區間的輸砂量，再代入輸砂連續方程式中求解每個流管中平均底床沖淤情形。因每個計算時距(Δt)之流量並非固定，所以每次流管分配的邊界也會有所不同，如此即可模擬橫向的河床沖淤變化。其中輸砂量計算又可分為由輸砂公式直接計算總輸砂量及底床載、懸浮載分別計算後再合併為總輸砂量兩種方法，尤其在高懸浮載的河川或不平衡輸砂現象明顯的區域，則需要使用後者來計算，方能符合實際物理現象。

在河床質載計算(即總輸砂量)方面，模式內有四個公式可供選擇。推移載計算方面，模式內也有三個公式可利用。這些公式均為經由實驗或現場資料迴歸而得之經驗式，所以要視案例的粒徑百分組成來判斷選擇合適的公式。同時因水力的篩選作用，在不同的時間粒徑組成均不同，因此本模式亦具有模擬護甲作用之功能。模式需檢定的參數有河

道曼寧 n 值、流管數、 Δt 、上游輸砂量率定曲線、可沖刷層厚度參數 Alt 、輸砂公式、上游來砂量比例參數 $Ratep$ 等。

3.2 方法與步驟

本文利用朴子溪 1989 到 1996 年間的水位流量測站資料及大斷面測量資料，進行參數最佳化成果的比對。首先改變 NETSTARS 模式參數，計算出 201 組成果數據提供分析，利用實測資料與計算成果進行 RMSE 分析(稱為離散參數試誤法)，以求得最佳解(視為近似理論解)。本研究也使用倒傳遞類神經網路來進行 NETSTARS 模式參數曼寧 n 值或 Alt 值的預測，均假設輸入資料與輸出資料有一個函式關係，這個函式成果代表參數值，作為輸出資料；函式的變數為使用此參數值的各項模擬成果，作為輸入資料。經過 Training、Testing、Production 等過程建立 BPN 模型、測試及驗證參數的可用性，即輸入一組水文站的實測資料來求得預測的參數值，此乃本研究的一種最佳化參數值方法，並與其他方法比較，了解其適用性。所使用的倒傳遞類神經網路分析軟體為 NeuroSolutions 5。本研究架構包括離散參數試誤法、人工經驗調整法及 BPN 法(BPN 計算架構及訓練、測試、驗證的資料筆數)，最後比對結果的差異性，研究架構如圖 2 所示，並以離散參數試誤法成果視為接近理論解，來分析 BPN 求得的參數最佳結果是否與理論解一致。基於要驗證輸出之參數是否接近理論解，因此以水理模擬及輸砂模擬來分開為兩個單純的單一參數，以減少比對的複雜度，如果 BPN 做單一輸出參數最佳化可行，將來組合輸出層為曼寧 n 值及 Alt 值將比較可信。

本研究分三個部份求解最佳參數，分別為離散參數試誤法(近似理論解)、人工經驗調整法及 BPN 法。以下所用 NETSTARS 模式之參數為影響水位的河道曼寧 n 值及影響河床沖淤深度的可沖刷厚度參數 Alt 值。依據謝慧民(1996)對 NETSTARS 參數的敏感度分析成果，影響水位的因子中以河道曼寧 n 值最為敏感，因此採用此參數作分析。雖然曼寧 n 值影響水深，進而影響流速，最後影響泥砂運動，但模式檢定後的曼寧 n 值在每個斷面是固定的值，不受到河床變動的影響，所以本研究將曼寧 n 值視為水理參數，在檢定時不進行輸砂計算改變河床，讓參數檢定能單純化，當檢定完確定此參數後，再單獨檢定輸砂的參數 Alt 值，即使用此檢定的曼寧 n 值進行計算河床變動成果。影響河床變動的參數有輸砂公式、上游來砂量比例參數、

流管數及 Alt 值等。輸砂公式可說也是一個對河系變動較敏感的參數，但都以設定編號來控制公式別，不適用來做優選分析；上游來砂量比例用來調整上游邊界斷面的沖淤變化，以濾除不需要的沖洗載(Wash Load)，只要比對最上游斷面的河床變動模擬結束是否吻合即可完成檢定，可以在模擬之前以人工率定之；流管數是整數，也不太適合用來做優選分析；而 Alt 值是一個實數，可以用優選方法推求，是本研究採用的主因。就 BPN 法而言，這些參數都規劃為 BPN 的輸出變數，輸入變數則是一些模擬的物理量。我們必須進行 BPN 訓練、測試用的輸出、入資料整理，使用假設的參數資料，以模式模擬的成果作為輸入資料，分為兩群後，多數資料的群做訓練，剩餘資料的群做測試，最後以實測的資料當輸入，來輸出產生最佳的參數值。

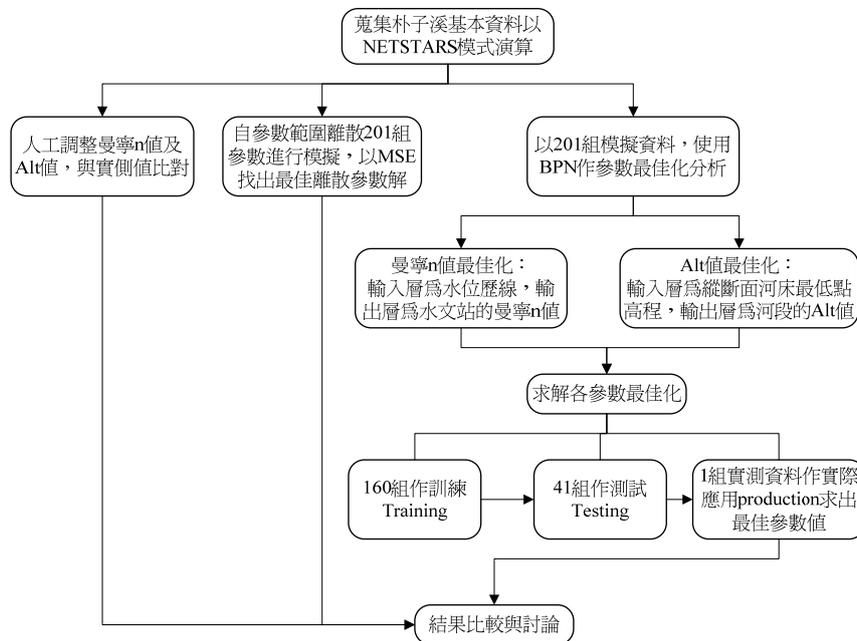


圖 2 研究架構圖

Figure 2 Flow chart of this study

關於模擬範圍資料處理部分，本研究使用單一河道朴子溪 1989 年至 1996 年共 7 年間的颱風暴雨 792 小時及大斷面測量資料進行模式計算，朴子溪河道模擬範圍及斷面分佈如圖 3 所示。由於河口沒有測站，根據「嘉義縣志<<農業志>>」(嘉義縣政府，2008)記載塭港潮位站 1963-1993 間的最高潮位為 2.00 公尺，因此下游河口水位設定為 2.0M 進行模擬。測站水位歷線的部分，因灣內橋站(斷面序號 48)屬於感潮段受迴水影響，模擬時可能影響到灣內橋的水位模擬精度，因此捨棄灣內橋的比較，僅以上游牛稠溪橋的實測水位歷線提供檢定的比對。河床沖淤的部分，以 78 年斷面起算，求得各斷面河床最低點高程與 85 年實測大斷面作比較。模擬河段從河口到上游牛稠溪橋共 98 個斷面，朴子溪的水文站牛稠溪橋為斷面編號 75-1(斷面編號 75 的上游)，其間有 5 處支流匯入，分別

在斷面編號 4, 34-3, 38, 50-1, 67 流入，各支流之流量及輸砂量以牛稠溪橋實測資料採面積比例法推估。以朴子溪治理規劃報告內的建議曼寧 n 值為起算值，往下減 50%起算值到往上增一倍起算值為曼寧 n 值的資料設定區間，曼寧 n 值採全河段同步調整。曼寧 n 值起算值根據該報告記載，自河口到 20 斷面為 0.026；第 21 斷面至 30 斷面為 0.028；第 31 斷面至第 50 斷面為 0.030；第 51 斷面至第 70 斷面為 0.032；第 71 斷面至第 75 斷面為 0.034。爲了了解在同一水文測站不同颱風暴雨事件是否影響曼寧 n 值優選的結果，所以從此 7 年歷史事件找出兩場流量比較大的事件進行單場事件的洪水模擬。即採用 1994 年 8 月 11 日暴雨和 1996 年賀伯颱風時的流量及水位歷線資料分別進行水理模擬，811 暴雨取 37 小時實測水位記錄，賀伯颱風則取 53 小時實測水位記錄。

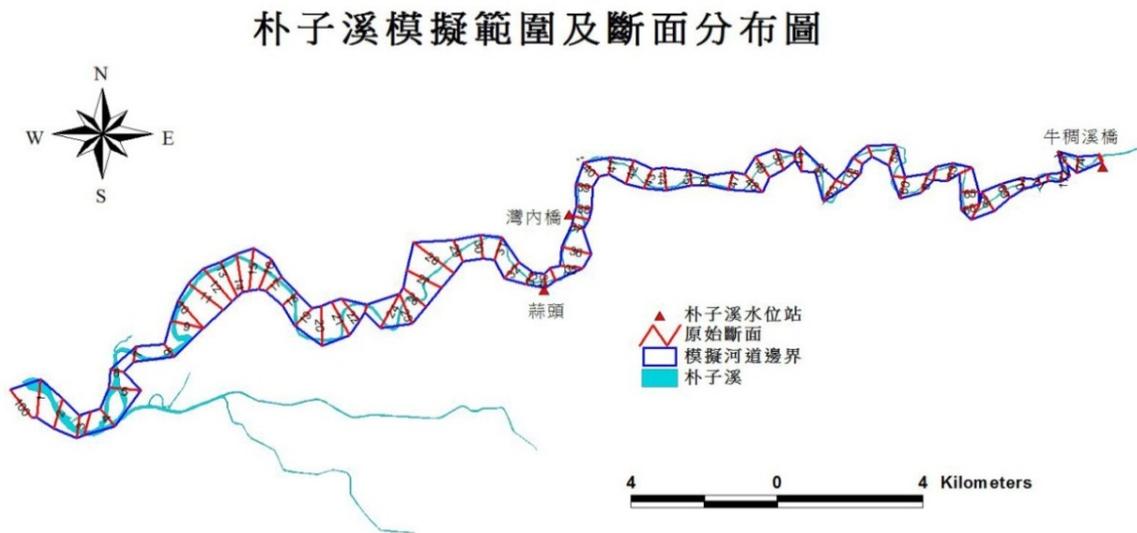


圖 3 朴子溪模擬範圍及斷面分布圖

Figure 3 Simulated range and section maps of Putsu River

前述三種方法基本資料的處理過程及分析步驟分述如下：

1. 離散參數試誤法

(1) 河道曼寧 n 值

本研究改寫原 NETSTARS 程式，使用迴圈調整全河段曼寧 n 值後，重新計算水文站的水位歷線資料並輸出彙整為一個檔案提供後續分析。測試案例調整曼寧 n 值進行計算，將模擬的水位歷線成果與測站實測水位比較，並進行 RMSE 計算，可得到檢定的最佳曼寧 n 值。此間調整 n 值的原則是以測站為中心，參考河道起算曼寧 n 值同步增減 n 值，進行水理計算後，共產生 201 組的水位歷線模擬資料，與 1 組的水文站實測水位歷線資料比對，再求各組資料的 RMSE 值，RMSE 最小值之參數值為離散的局部最佳解，也視為近似理論解。本研究依據測站起算曼寧 n 值，求得牛稠溪橋 n 值計算範圍為 0.017-0.068。由 201 組不同參數值計算結果與實測值作 RMSE 計算，最佳的參數在 RMSE 最小時產生，將調整的 n 值與對應算出的 RMSE 繪圖比較，以了解最佳解的位置。

(2) 河道可沖刷厚度參數 Alt 值

雖然模式可以個別斷面設定不同的 Alt 值，然而經過數值試驗發現，各支流可能會有一些差異，但在同一個河段上的斷面設定不同 Alt 值對精度改善不大。因此本研究假設整個河段只設定一個 Alt 參數進行檢定，而比較精度時，則以縱斷面底床最低點的差異進行分析。模擬參數值的範圍為 0.0-1.2，以 1989 年斷面起算，並以 1989 年至 1996 年間的颱風暴雨 792 小時計算各斷面河床最低

點高程變化，最後求得 1996 年的模擬河床最低點數據，並與 1996 年大斷面測量資料比對，計算 RMSE 值。本研究也修改 NETSTARS 程式增加一個輸出檔，可以產生設定不同 Alt 值模擬產生的 201 組縱斷面河床最低點資料，再求各組資料的 RMSE 值，RMSE 最小值之組的參數值為離散的局部最佳解。

2. 人工經驗調整法

河道曼寧 n 值的部分，以測站的水位峰值比對模擬峰值成果，來調整曼寧 n 值，並將附近斷面的曼寧 n 值做類似離散參數試誤法的漸變調整，檢視歷線比對成果，模擬水位低於實測水位則調高曼寧 n 值，歷線中大部分高水位有吻合則完成檢定。Alt 的部分，全河段設 Alt=0.01, 0.02, 0.05, 0.1, 0.2, 0.5, 1.0, 2.0, 5.0, 10., 20., 50.等 12 組進行試跑，檢視模擬與實測河床縱斷面沖淤差異變化是否接近，除了需要檢查變動趨勢外，也要檢視沖淤方向及振幅，找出較佳的結果完成檢定。

3. BPN法

(1) 河道曼寧 n 值

以實測水位歷線資料為檢驗標準，希望從模擬資料訓練出最佳的曼寧 n 值。輸入層為一場代表的颱風事件 t 小時模擬水位歷線值，輸出層則為牛稠溪橋的曼寧 n 值，因此 1994 年 811 暴雨有 37 個輸入值，1996 年的賀伯颱風有 53 個輸入值。從模擬得到的 201 組資料分成 2 個群組，第 1 群組為 160 組資料進行訓練學習(Training)，第 2 群組為 41 組進行測試(Testing)，再使用此場颱風事件對應時間的實測水位歷線資料為輸入值，進行實際應用驗證(Production)求出曼寧 n 值。

本研究訓練樣本數為 160，測試樣本數同為 41，應用驗證樣本均為 1。當使用同樣的計算階段的個數資料，設定不同隱藏層節點數，將會預測出不同的結果。周柏清(2007)提到隱藏層結點數，可假設為以下三種狀態進行推估：

- A. (輸入層神經元個數+輸出層神經元個數)*0.5
- B. (輸入層神經元個數+輸出層神經元個數)
- C. (輸入層神經元個數+輸出層神經元個數)*2。

MSE 隨著訓練次數增加有效的降低到一個很小的穩定值，則跳出訓練，視為倒傳遞類神經網路建立完成。

(2) 河道可沖刷厚度參數 Alt 值

完成確定曼寧 n 值後，再進行沖淤計算，此時變化 Alt 值，算出最後河道縱斷面的河床斷面最低點高程，如此也可以產生 201 組資料，提供訓練學習及測試，使用模擬最終時間的實測大斷面資料的縱斷面最低點高程為輸入值，進行實際應用求出最佳 Alt 值。Alt 的部份，使用 1989 年至 1996 年間 792 小時的颱風暴雨水文資料進行模擬計算，同樣產生 201 組模擬數據作 training 及 testing，以 1996 年實測縱斷面深槽做輸入層資料，利用 production 推估出 Alt 參數值。此部分的 MSE 是 Alt 參數的均方誤差最後收斂值，因這些參數在小數點後 0 至 1 位，經過優選測試、訓練等階段，最後 MSE 收斂到小數點後 4-5 位應屬合理，從不同隱藏節點數測試所得收斂的 MSE 值對應的 Alt 值表找到 MSE 收斂值最小，則 Alt 值預測的倒傳遞類神經網路模型建立完成。

四、參數最佳化成果討論

4.1 離散參數試誤法

1. 河道曼寧 n 值

37 小時事件的牛稠溪橋曼寧 n 值及 RMSE 比較如圖 4；53 小時事件的牛稠溪橋曼寧 n 值及 RMSE 比較如圖 5。由 RMSE 分佈可以了解牛稠溪橋均有較容易判讀的谷底，也就是最佳值的位置可以很容易由試誤法逼近求得。

由圖 4 及圖 5 的結果得到，37 小時事件牛稠溪橋最佳曼寧 n 值為 0.0394；53 小時事件牛稠溪橋最佳曼寧 n 值為 0.0507，比較詳如表 1。以最小 RMSE 求得的參數離散最佳局部解進行重新計算得到 37 小時牛稠溪橋水位歷線比較如圖 6 所示；53 小時牛稠溪橋水位歷線比較如圖 7 所示。結果顯示，不同事件所得之各站最佳曼寧 n 值差異頗大，可能與不同水位有不同曼寧 n 值有關，由於 53 小時事件比 37 小時事件的最高水位高出 1 公尺，使得前者的最佳 n 值比後者高，這顯示檢定曼寧 n 值成果與事件最高水深有關，且並非定值，水深越大，n 值越大。有許多曼寧 n 值推估公式被提出來支持這個結果，例如 Brownlie (1973)、Blodgett et al.(1986)、Yen(2002)、Bilgil(2003)的曼寧 n 值推估公式顯示曼寧 n 值與水力半徑 R 或水深有正向關係。

2. 河道可沖刷厚度參數 Alt 值

曼寧 n 值採用 37 小時與 53 小時的平均值 0.0451 繼續進行輸砂及河床變動的計算，全河段不同 Alt 值模擬成果之 RMSE 比較如圖 8 所示，由成果得知 RMSE 值頗大，但差異不大，RMSE 曲線呈現比較不規則的局部跳動，且無明顯的凹谷。以 RMSE 最小值求

得最佳 Alt 值為 0.062，請參考表 1。求得參數離散最佳局部解後，以 1989 年至 1996 年

間的颱風暴雨 792 小時重新進行河床變動模擬，朴子溪河床變動比較如圖 9 所示。

表 1 離散參數試誤法參數最佳化成果表

Table 1 Parameter optimization results of trial and error method of discrete parameter

測試事件	牛稠溪橋曼寧 n 值	朴子溪 Alt 值
37 小時水位	0.0394	---
53 小時水位	0.0507	---
792 小時河床變動	---	0.062
朴子溪治理規劃報告	0.0340	---

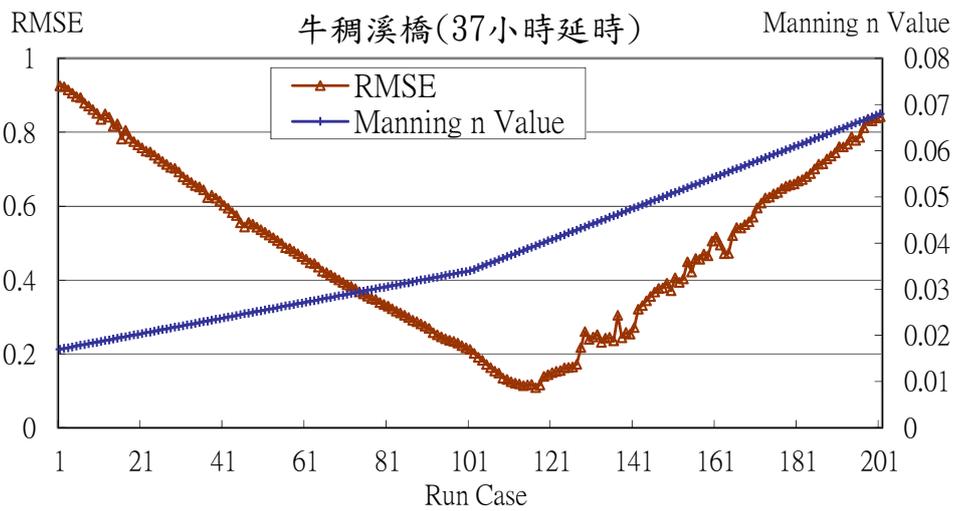


圖 4 1994 年 811 暴雨 37 小時牛稠溪橋曼寧 n 值及 RMSE 比較圖

Figure 4 Comparison of Manning n value and MSE during 37 hr of 811 rainstorm at Newchaochi bridge in 1994

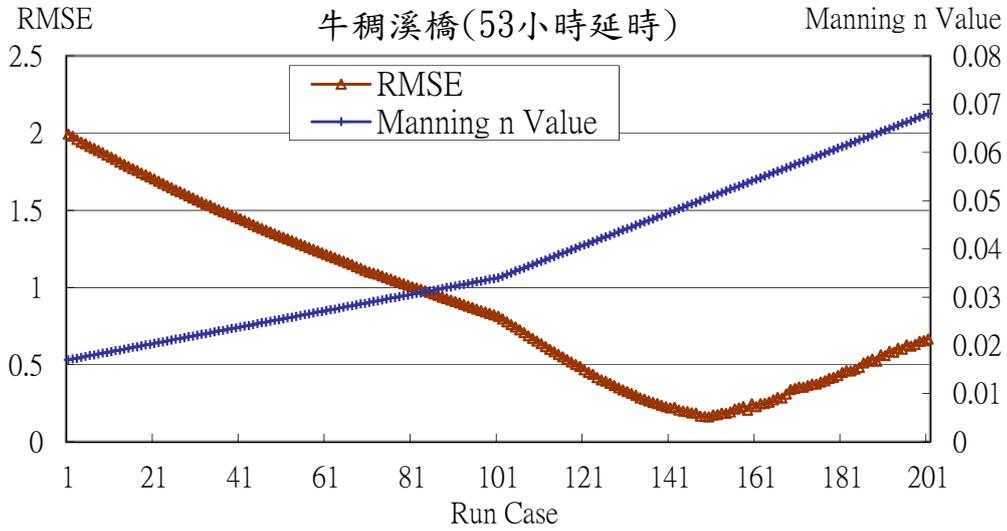


圖 5 賀伯颱風 53 小時牛稠溪橋曼寧 n 值及 RMSE 比較圖

Figure 5 Comparison of Manning n value and MSE during 53 hr of Typhoon Herb at Newchaochi bridge in 1996

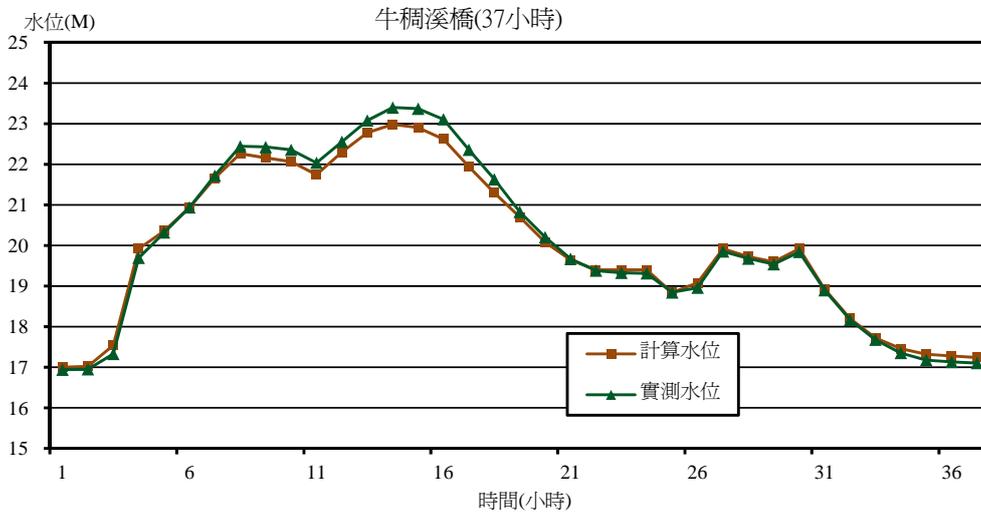


圖 6 1994 年 811 暴雨 37 小時牛稠溪橋水位歷線比較圖

Figure 6 Comparison of water stage hydrograph during 37 hr of 811 rainstorm at Newchaochi bridge in 1994

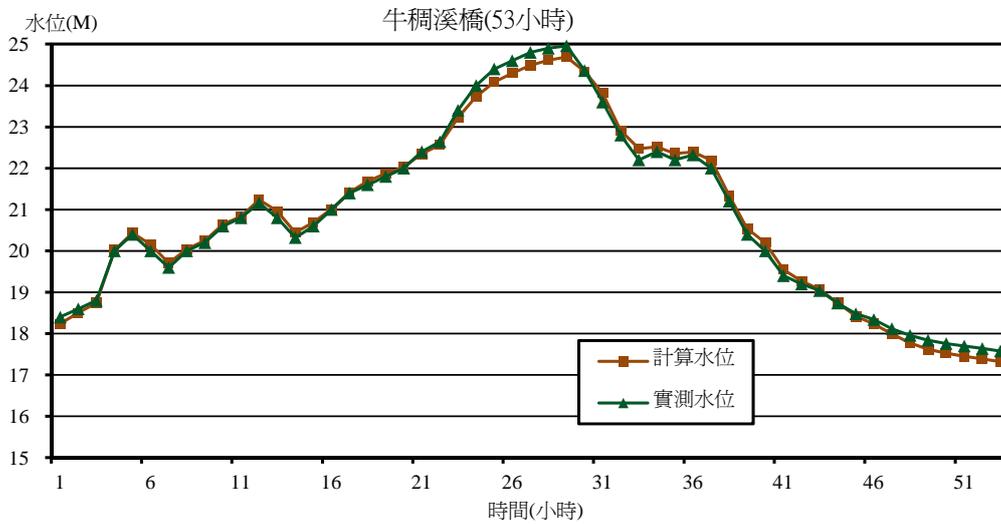


圖 7 賀伯颱風 53 小時牛稠溪橋水位歷線比較圖

Figure 7 Comparison of water stage hydrograph during 53 hr of Typhoon Herb at Newchaochi bridge in 1996

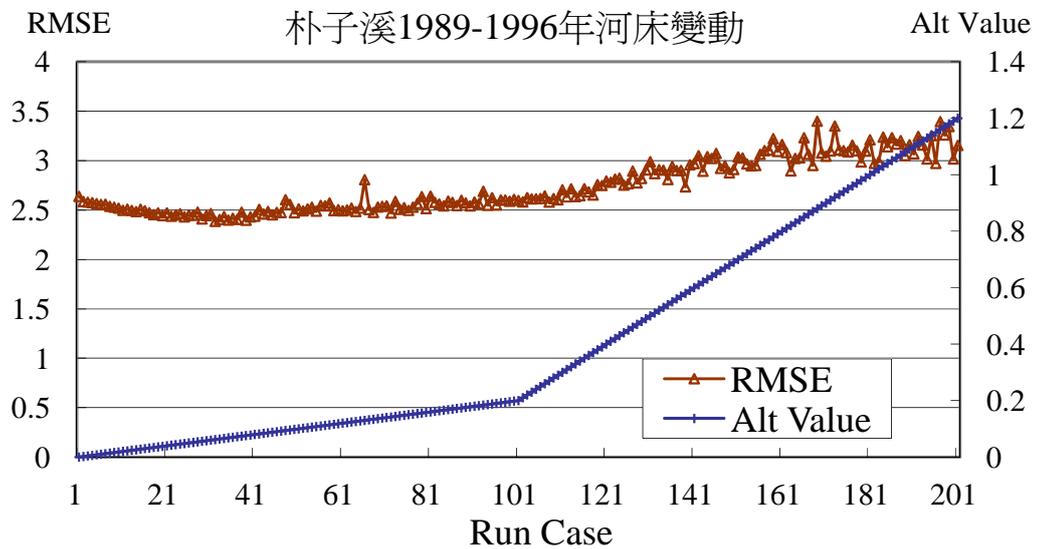


圖 8 朴子溪全河段不同 Alt 值及 RMSE 比較圖

Figure 8 Comparison of Alt value and RMSE in full Putsu River

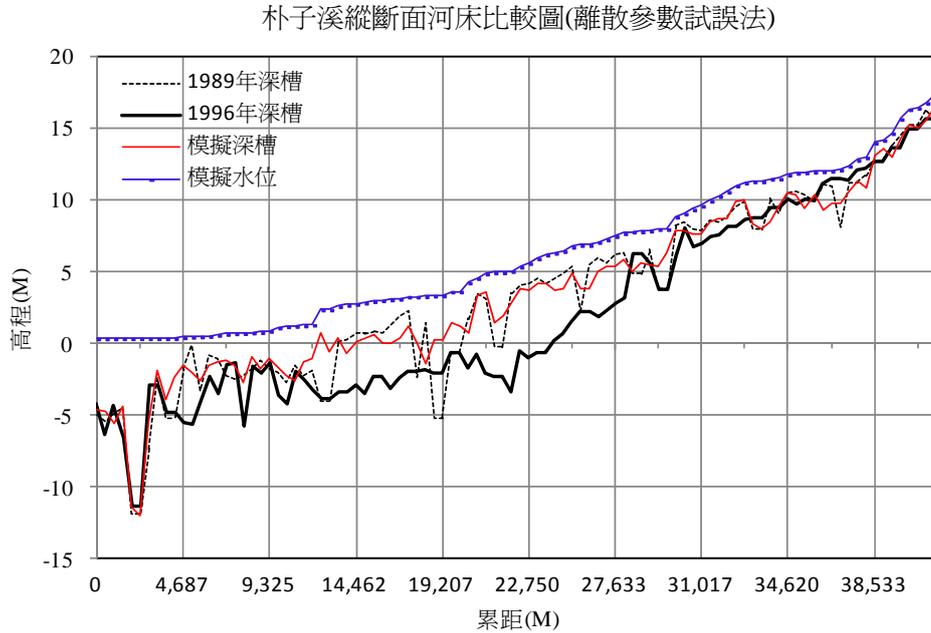


圖 9 朴子溪最佳 Alt 值河床最低點高程變動比較圖(離散參數試誤法)

Figure 9 Comparison of thalweg changes for optimal Alt value in Putsu River(discrete-parameter trial-and-error)

4.2 人工經驗調整法

1. 河道曼寧 n 值

以人工經驗調整參數，得到七年間許多場事件的牛稠溪橋水位歷線人工檢定成果比較如圖 10 所示，其曼寧 n 值為 0.044，牛稠溪橋水位相當吻合，其他斷面的曼寧 n 值人工調整成果請詳表 2 所示。

2. 河道可冲刷厚度參數 Alt 值

朴子溪全河段人工檢定河床變動比較如圖 11 所示，其 Alt=0.2，參數檢定成果整理如表 2 所示。由成果發現，模擬的河床有下降但並沒有達到 1996 年實測河床下降的幅

度，短短七年下降幅度如此劇烈，除了河道一般冲刷外，可能與採砂或河道疏浚也有相關，經調整模式其他參數搭配，所獲得成果精度的改善仍然相當有限。

表 2 人工經驗調整法參數最佳化成果表
Table 2 Parameter optimization results of artificial experience adjustment method

測試事件	牛稠溪橋曼寧 n 值	朴子溪 Alt 值
37 小時水位	0.044	---
53 小時水位	0.044	---
792 小時河床變動	---	0.2
朴子溪治理規劃報告	0.034	---

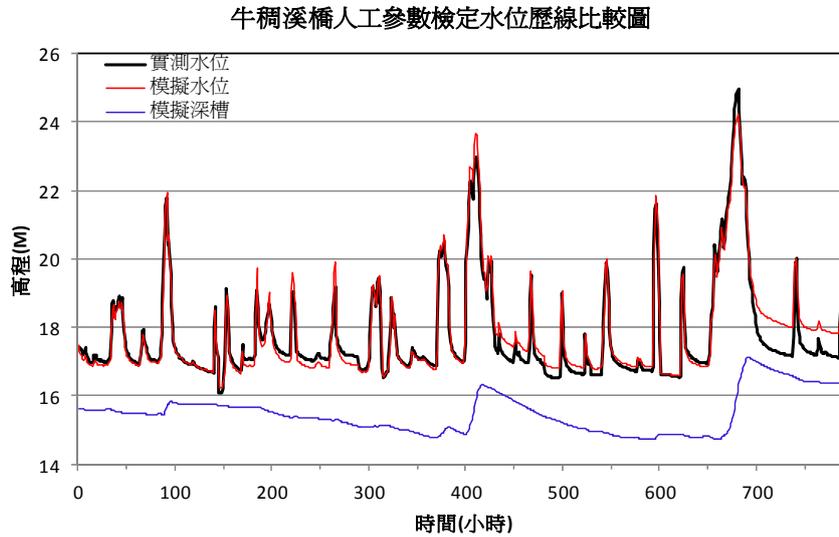


圖 10 朴子溪牛稠溪橋 1989-1996 年水位模擬與實測比較圖(人工經驗調整法)

Figure 10 Comparison of water level at Newchaochi bridge in 1989-1996(experience-based artificial adjustment method)

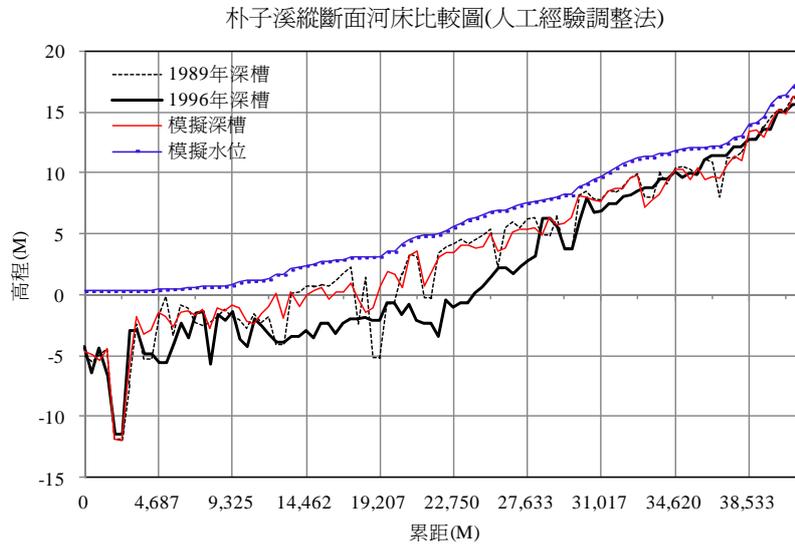


圖 11 朴子溪全河段河床變動比較圖(人工經驗調整法)

Figure 11 Comparison of river bed changes in full Putsu River (experience-based artificial adjustment method)

4.3 BPN 法

1. 河道曼寧 n 值

以前述三種公式推估出三種隱藏節點數後，另外再加入測試的隱藏節點數為 5、10（因推估的隱藏節點數偏高而加入的兩組，希望由隱藏節點數低到高都有測試成果，自 1 到 19 間有優選解，測試的結果僅列出最佳解 10 及代表節點數 5），僅列出共 5 種節點數進行 BPN 法計算成果比較，如表 3 與表 4，分別為不同事件資料預測之結果，MSE 是曼寧 n 值參數均方誤差最後收斂值，因這些參數在小數點後 2 位，經過優選測試、訓練等階段，最後 MSE 收斂到小數點後 6 到 7 位，從不同隱藏節點數測試所得收斂的 MSE 值對應的曼寧 n 值表找到 MSE 收斂值最小，則曼寧 n 值預測的倒傳遞類神經網路模型建立完成。表 3 為 811 暴雨時所預測之結果，結果中顯示牛稠溪橋在隱藏節點數為 10 時有最佳的曼寧 n 值 0.0397。表 4 為賀伯颱風時預測之結果，結果中顯示牛稠溪橋在隱藏節點數也為 10 時有最佳的曼寧 n 值 0.0541。不同事件所得之各站參數值並不一致，代表 n 值應該會隨水位高低作調整。由結果得知在牛稠溪橋的模型以節點數為 10 最佳，上述之最佳測試(Testing)結果如圖 12。

2. 河道可沖刷厚度參數 Alt 值

曼寧 n 值採用 37 小時與 53 小時的平均值 0.0469 繼續進行輸砂及河床變動的計算，使用不同隱藏神經元數模擬的結果比較如表 5 所示，其中 MSE 收斂曲線趨向一致稱為穩定，有規律跳動並未擴大則為不穩定，有不規律跳動且有擴大現象則為非常不穩定，此時採用 MS 最小值的最佳 Alt 值為 0.50334，

河段最佳的測試(Testing)結果如圖 13 所示。將曼寧 n 值及 Alt 參數最佳化成果整理如表 6 所示，其中牛稠溪橋 37 小時及 53 小時水位推估的曼寧 n 值與參數離散求得的最佳值均相近，Alt 值則有較大的差異。以 BPN 求得的最佳參數結果進行 NETSTARS 重新模擬，得到縱斷面河床沖淤成果如圖 14 所示。

4.4 結果比較與討論

比較表 1、表 2 及表 6 發現，離散參數試誤法及 BPN 法在牛稠溪橋不同颱風事件，得到的局部最佳 Manning n 值均不相同，不同方法的參數優選結果卻相近，但不同事件的成果則相差較大，如能運用與粒徑或水深有關的曼寧 n 值自動計算公式來模擬所有洪水事件，則整體水位推估或許有可能更準確。離散參數試誤法 37 小時與 53 小時的曼寧 n 值取平均為 0.0451；BPN 法 37 小時與 53 小時的曼寧 n 值取平均為 0.0469，均與人工經驗調整法的成果 0.044 接近，因此適用於 NETSTARS 模式。而對照朴子溪治理規劃報告的 n 值為 0.034，報告的建議值顯然有低估現象。

比較圖 9、11 及 14 發現，Alt 由 0.062，0.2 到 0.50334，所模擬的河床變動越來越大，然而中游段下刷的模擬成果並不是很好，這可能與輸砂公式、假設最高潮位固定值進行模擬及一些採砂造成的計算失真有關，都是影響到成果精度的因素。河床變動涉及的參數除了 Alt 值外，還有輸砂公式選定、計算時距、流管數、上游來砂量比例參數等，相對複雜許多，人工檢定過程也需要按照其對河床變動的敏感度大小依序進行調整，才能獲致較佳的結果，因此所選的參數 Alt 可能不是河床變化的唯一主控因子，這些最佳化

方法均不適用於此參數之推估。若 NETSTARS 模式能有更多輸砂公式提供模擬檢定，或許沖淤成果會有改善。

從曼寧 n 值及 Alt 值成果的對照發現，RMSE 的比較圖沒有出現明顯的凹谷，三個方法檢定之參數差異較大，反之有明顯凹谷

則差異較小。由結果得知，曼寧 n 值較適用參數最佳化求解，而 Alt 值則不適用。本研究已完成 NETSTARS 模式的曼寧 n 值變動計算程式及 Alt 值變動計算程式，可以提供使用者試算及參數最佳化分析所需。

表 3 1994 年 8 月 11 日暴雨 37 小時曼寧 n 值優選之結果

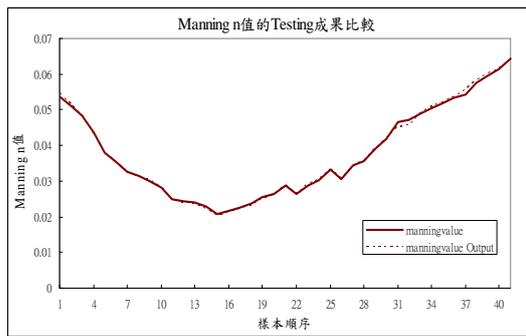
Table 3 Optimization results of Manning n value during 37 hr of 811 rainstorm in 1994

	隱藏節點數					production 最佳 n
	5	10	19	38	76	
牛稠溪橋 MSE	1.18E-06	6.14E-07	1.22E-06	2.63E-06	2.77E-06	0.0397
牛稠溪橋 n value	0.0368	0.0397	0.0348	0.0310	0.0497	

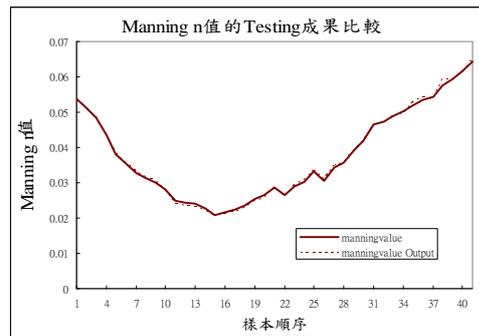
表 4 1996 年賀伯颱風 53 小時曼寧 n 值優選之結果

Table 4 Optimization results of Manning n value during 53 hr of Typhoon Herb in 1996

	隱藏節點數					production 最佳 n
	5	10	27	54	108	
牛稠溪橋MSE	9.18E-07	2.93E-07	1.40E-06	1.37E-06	2.74E-06	0.0541
牛稠溪橋n value	0.0594	0.0541	0.0613	0.0444	0.0313	



(a).811 暴雨牛稠溪橋隱藏節點數為 10



(b).賀伯颱風牛稠溪橋隱藏節點數為 10

圖 12 各事件測站曼寧 n 值優選之隱藏節點數及 Testing 成果圖

Figure 12 The number of Hidden nodes and testing results of Manning n value optimization at two storm events

表 5 不同隱藏數神經元朴子溪河床變化模擬結果比較

Table 5 Comparison of river bed changes for different hidden neurons in Putsu River

編號	隱藏節點數	training MSE 值	Alt 值	MSE 曲線收斂	testing MSE
1	10	2.0238E-04	0.045517	穩定	0.087544042
2	15	4.6138E-05	0.092083	穩定	0.113058606
3	20	8.7613E-05	0.462579	穩定	0.093656328
4	25	6.9675E-05	0.715737	穩定	0.101266925
5	30	4.4378E-05	0.138787	穩定	0.107807416
6	40	4.5237E-05	0.169169	穩定	0.093399815
7	45	3.0811E-05	0.801583	穩定	0.137011784
8	49	2.7411E-05	0.020131	穩定	0.116798392
9	50	1.956E-05	0.503340	穩定(採用)	0.10613636
10	51	7.5253E-05	0.102336	不穩定	0.087790066
11	55	2.5504E-05	-0.008540	不穩定	0.108795932
12	60	2.9853E-05	0.042949	不穩定	0.096335975
13	80	4.1125E-05	-0.006660	不穩定	0.109403027
14	99	2.687E-05	0.034169	不穩定	0.089551127
15	198	0.04044195	-0.008580	非常不穩定	0.188362084

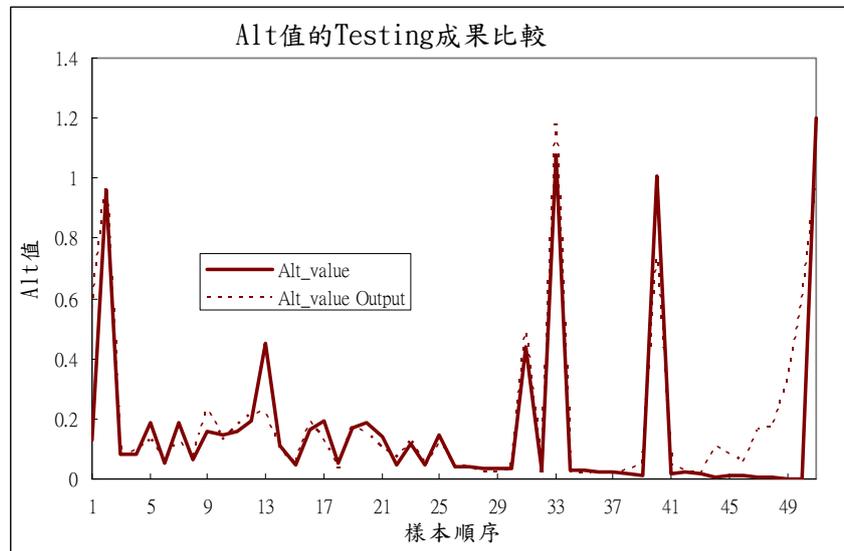


圖 13 朴子溪河床 Alt 值最佳的測試結果

Figure 13 Testing results of optimal Alt value in Putsu River

表 6 BPN 法參數最佳化成果表

Table 6 Parameter optimization results of Back-Propagation network method

BPN 成果	牛稠溪橋曼寧 n 值	朴子溪 Alt 值
37 小時水位	0.0397	---
53 小時水位	0.0541	---
792 小時河床變動	---	0.50334
朴子溪治理規劃報告	0.0340	---

朴子溪縱斷面河床比較圖(BPN法)

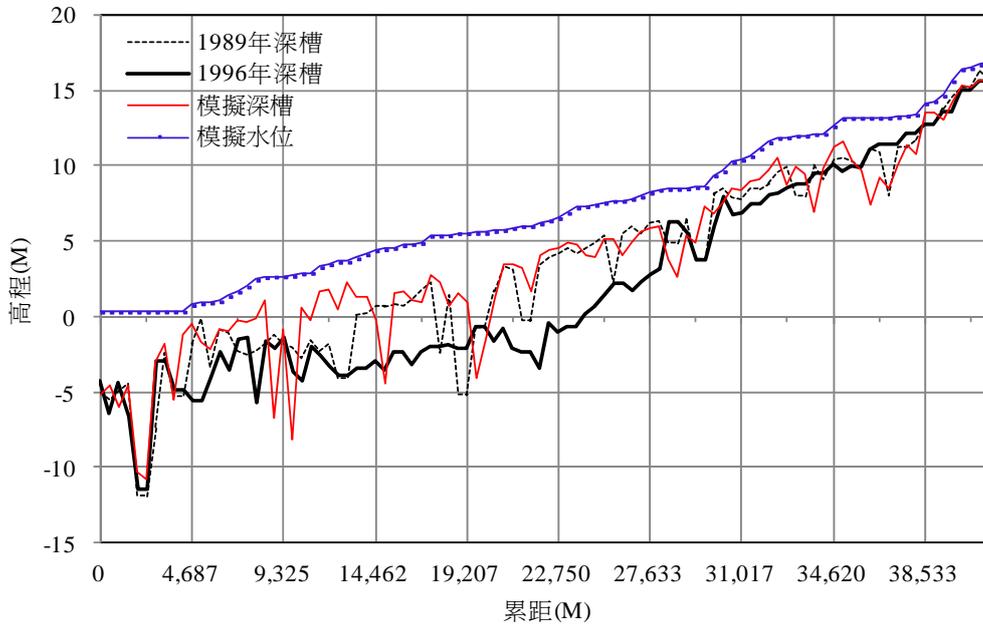


圖 14 朴子溪全河段河床變動比較圖(BPN)

Figure 14 Comparison of river bed changes in full Putsu River (BPN)

五、結論與建議

5.1 結論

本研究使用單一河段朴子溪為研究案例，以 NETSTARS 模式模擬 1989 到 1996 年間的牛稠溪橋水位及朴子溪縱斷面河床變動資料為背景，以視為近似理論解的離散參數試誤法、人工經驗調整法及倒傳遞類神經網路法進行模式的參數優選(成果如表 1、表 2 及表 6)，並探討參數的最佳化成效。由成果比較獲得幾點結論：

1. 在BPN的模型建構方面，本研究以已算好的水位歷線、縱斷面深槽等物理量為輸入層，對應參數為輸出層，進行測試、訓練等計算，以實測資料進行應用，直接產生最佳參數，與以往BPN研究以物理量為輸出層明顯不同，本研究求得最佳參數後，再輸入NETSTARS模式進行回饋計算求得最佳物理量，由結果發現，曼寧n值較適用參數最佳化求解，而Alt值則不適用。
2. 由離散參數試誤法與倒傳遞類神經網路(BPN)的參數最佳解成果得知，在牛稠溪橋37小時延時事件之曼寧n值分別為0.0394及0.397，而53小時延時事件則分別為0.0507及0.0541，兩方法的算術平均值分別為0.0451及0.0469，與人工經驗調整法的0.044也相接近，因此適用於NETSTARS模式。而朴子溪治理規劃報告的曼寧n值為0.034，報告建議值顯然有低估現象。不同方法的參數優選結果卻相近，但不同事件的成果則相差較大，亦即這個參數可能隨不同水位高低而有差異，這也與前人研究成果相呼

應。

3. 離散參數試誤法、人工經驗調整法、BPN法求得的最佳Alt值分別為0.062、0.2、0.50334，差異頗大，且中游段下刷的模擬成果均不佳，這可能與輸砂公式、假設最高潮位固定值進行模擬及一些採砂造成的計算失真有關，都是影響到成果精度的因素，即所選的參數Alt可能不是河床變化的唯一主控因子。由於Alt值無法由最佳化方法獲得相近的參數成果，因此這些最佳化方法均不適用於此參數之推估。

5.2 建議

1. 以往憑經驗進行人工檢定時，使用固定曼寧n值，會產生高水位估不準的問題，如能運用與粒徑或水深有關的曼寧n值自動計算公式來模擬這種現象，則水位推估或許有可能更準確。
2. 模式內僅有四個輸砂公式供模擬檢定，如能增加更多輸砂公式供選擇，或許Alt值參數最佳化成果會改善並互相接近。

謝誌

本文係國科會專題研究計畫「模式參數檢定之分群及優選研究-以 NETSTARS 為例」(NSC 96-2221-E-434-005)之部分研究成果，承蒙國科會經費之補助使本研究得以順利完成，謹致謝忱。

參考文獻

1. 吳南靖、廖哲樞、朱志誠(2005)，「WTA類神經網路在風浪推算之應用」，中華

- 技術季刊，七月號第 67 期。
2. 吳國儒、高慧珊、鐘昌翰(2008)，「以類神經網路推估蒸發量」，農業工程學報，第 54 卷，第 3 期，pp.1-13。
 3. 周柏清(2007)，「運用倒傳遞類神經網路建立國防預算預測模式」，南臺灣資訊科技與應用研討會，pp.362-366。
 4. 姚憶芳(2002)，「轉換函數模式與倒傳遞類神經網路應用於台北市降雨－逕流預測之研究」，國立台北科技大學土木與防災技術研究所碩士論文。
 5. 范正成、張郁麟、楊文仁、劉哲欣(2006)，「倒傳遞類神經網路應用於石門水庫懸浮固體濃度之即時分析與預測」，中華水土保持學報，37(4): 367-376。
 6. 徐年盛、林尉濤、陳敬文(2009)，「運用類神經網路預測濁水溪沖積扇地下水位變化之研究」，中國土木水利工程學刊，第二十一卷，第三期，pp.285-293。
 7. 徐年盛、魏志強、黃建霖、姚俊豪(2011)，「耦合調適性網路模糊推論系統於颱風暴雨時期水庫濁度預報之研究」，中國土木水利工程學刊，第二十三卷，第三期，pp.257-267。
 8. 張大元(2003)，「類神經網路在水庫放流對河川水位增量之研究」，中原大學土木工程研究所碩士論文。
 9. 張文明、董增川、朱成濤、錢蔚(2008)，「基于粒子群算法的水文模型參數多目標優化研究」，中國大陸，水利學報，第 39 卷，第 5 期，pp.528-534。
 10. 張凱堯、張仁德、胡湘帆、張麗秋(2007)，「以倒傳遞類神經網路建立雨水下水道水位預測模式」，第十一屆海峽兩岸水利科技交流研討會，長春。
 11. 張舜孔、吳建宏、謝正倫、李德河、邱禎龍(2008)，「應用類神經網路推估邊坡崩塌深度之初步研究」，Taiwan Rock Engineering Symposium 2008 (TRES 2008)，NTUT, Taipei, Taiwan。
 12. 陳孟威(2002)，「類神經網路應用於石門水庫集水區暴雨產砂量推估之研究」，國立台灣大學土木工程學研究所碩士論文。
 13. 陳洋波、朱德準(2005)，「小流域洪水預報新安江模型參數優選方法及應用研究」，中國大陸，中山大學學報(自然科學版)，第 44 卷，第 3 期，pp.93-96。
 14. 陳炯烽、張萬昌(2007)，「概念性水文模型遺傳算法多目標參數優選研究」，中國大陸，水利水電技術，第 3 8 卷，第 6 期，pp.5-11。
 15. 陳重志、葉怡成、張萬鈞(2007)，「複合轉換函數神經網路」，Journal of Information Technology and Applications Vol. 2, No. 3, pp. 173-188。
 16. 陳清田、陳儒賢、陳奕任(2012)，「以支撐向量分類與倒傳遞神經網路為基礎的颱風降雨預報模式」，水保技術，7(3)，pp.138-151。
 17. 陳莉、魏曉萍、王泰盛(2004)，「監督式分類方法於遙測影像判釋之研究」，農業工程學報，第 50 卷，第 3 期，

- pp.59-70。
18. 陳儒賢(2010),「結合類神經網路及多目標複演進全域優選法建立降雨-逕流預報模式之研究」,台灣首府大學學報,第1期, pp.149~167。
 19. 陳靜、周志芳(2005),「一種新的水文地質參數優化方法-Tabu 搜索法」,中國大陸,水電能源科學, Vol. 23, No.3, pp.35-37。
 20. 黃文仁、徐弘明、許中立(2010),「倒傳遞類神經網路法模擬崩塌滑移特性」,坡地防災學報, 9(1), pp.33-42。
 21. 楊文仁、范正成、張于漢(2005),「台灣北部地區最大三十分鐘降雨強度之分析及預測」,農業工程學報,第51卷,第3期, pp.48-57。
 22. 楊曉華、鄭建強(2006),「混沌實碼遺傳算法在水質模型參數優選中的應用」,中國大陸,水電能源科學,第24卷,第5期, pp.1-4。
 23. 萬絢、雷祖強、陳達祺(2011),「以樹狀倒傳遞類神經網路於田埂判釋研究」,航測及遙測學刊,第十六卷,第1期, pp.1-10。
 24. 葉怡成(2003),「類神經網路模式-應用與實作」,第8版,儒林圖書公司。
 25. 詹錢登、曾志民、王志賢、王啓明(2006),「類神經網路應用於颱風暴潮之預測」,海洋工程學刊,第6卷,第1期, pp.1-24。
 26. 廖崇聖、張嘉玲、駱尙廉、胡景堯、馬家麟(2011),「台灣主要淨水場原水濁度與上游水文特性之相關性分析」,農業工程學報,第57卷,第2期, pp.78-86。
 27. 劉力、周建中、楊俊杰、劉芳、安學利(2007),「基于改進粒子群優化算法的新安江模型參數優選」,中國大陸,水力發電,第33卷,第7期, pp.16-19。
 28. 劉宏仁、徐年盛、李天浩、林聖鈞(2009),「應用 AIC 指標優選地下水水位模擬之類神經網路結構」,中國土木水利工程學刊,第二十一卷,第二期, pp.183-192。
 29. 蔡仁智、邱方瑜、蔡政翰(2012),「龍洞海域颱風波浪之類神經網路模式」,海洋工程學刊,第12卷,第2期, pp.235-256。
 30. 蔡孟原、許銘熙、傅金城、林李耀、王安翔(2011),「雷達定量降水估計在河川洪水預報模式之應用」,農業工程學報,第57卷,第4期, pp.49-68。
 31. 鄭家豪(2010),「改良式倒傳遞類神經網路於水庫入流量預報之研究」,國立台灣大學土木工程學研究所碩士論文。
 32. 蕭松山、丁肇隆、林銘崇、蘇昭安(2007),「應用類神經網路於颱風湧浪之預報」,海洋工程學刊,第7卷,第2期, pp.25-45。
 33. 謝慧民(1996),「網路型河川擬似二維沖淤行為之數值模擬」,國立台灣大學土木工程學研究所博士論文。
 34. 蘇昭安(2002),「應用倒傳遞類神經網路

- 在颱風波浪預報之研究」，國立臺灣大學工程科學與海洋工程學系碩士論文。
35. 嘉義縣政府(2008),「嘉義縣志<<農業志>>」, pp.552-564。
36. Bilgil, A.(2003), “Effect of Wall Shear Stress Distribution on Manning Coefficient of Smooth Open Rectangular Channel Flows” , Turkish J. Eng. Env. Sci. 27, 305 - 313.
37. Brownlie, W. R.(1983), “Flow depth in sand-bed channels. ” , J. Hydraulic Eng., 109(7), 959 – 990.
38. Blodgett, J.C., and C.E. McConaughy.(1986), “Rock Riprap Design for Protection of Stream Channels near Highway Structures” , U.S. Geological Survey, Water-Resources Investigations Report 86-4128.
39. Lee, H.Y., and H.M. Hsieh.(2003), “Numerical Simulations of Scour and Deposition in a Channel Network” , International Journal of Sediment Research, Vol. 18, No. 1, pp. 32-49.
40. Yen, Ben Chie(2002), “Open Channel Flow Resistance” , Journal of Hydraulic Engineering, pp.20-39.
-

102 年 04 月 29 日收稿

102 年 05 月 06 日修改

102 年 05 月 14 日接受