

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

水文過程模擬資訊系統之開發 研究成果報告(精簡版)

計畫類別：個別型
計畫編號：NSC 95-2221-E-002-109-
執行期間：95年08月01日至96年10月31日
執行單位：國立臺灣大學土木工程學系暨研究所

計畫主持人：林國峰

計畫參與人員：博士班研究生-兼任助理：王俊明、吳明璋、王宗惇、黃佩瑜

處理方式：本計畫可公開查詢

中華民國 97年01月31日

摘要

本研究的目的是提出一內嵌自動參數檢定法的非線性降雨—逕流模式。其中的自動參數檢定法是以遺傳演算為基礎而發展。相較於傳統及以類神經網路為基礎的降雨—逕流模式，本研究所提出的非線性降雨—逕流模式具有幾個特點。由於該模式具參數自動檢定法，避免傳統降雨—逕流模式參數難以獲得的困難。模式架構可配合流域特性而調整以及使用者的需要，亦為傳統降雨—逕流模式所沒有的一大特點。對以類神經網路為基礎的降雨—逕流模式來說，為增進模擬的精確度，需進行系統識別且需要大量的輸入資料。而本研究提出的模式架構已隱含降雨與逕流間的時間相依性，只需降雨量作為其輸入項，因此可大幅減少輸入項的維度並免去系統識別的工作。且本研究所提出的模式不需要逕流量作為模式的輸入，使得本模式的使用範圍更為廣泛。本研究整合了降雨—逕流過程模擬的理論、最佳化理論以及現代資訊工程的技術開發水資訊系統，對於臺灣發展基礎水文科學及掌握水資訊領域中關鍵性技術發展具有極大的意義與助益。

關鍵字：降雨—逕流模式，自動化檢定法，遺傳演算法，水資訊學

Abstract

The purpose of this project is to propose a nonlinear rainfall-runoff model embedded with an automated calibration method. The automated calibration method of the proposed model is based on genetic algorithms. The proposed model has several advantages over the conventional rainfall-runoff models and artificial neural network (ANN) based rainfall-runoff models. Unlike the conventional rainfall-runoff models, the proposed model possesses an automated calibration method so that the appropriate model parameters can be easily obtained. The configuration of the proposed model can be adjusted to the characteristics of the watershed and the requirements of the modelers. This is another advantage of the proposed model over the conventional ones. The only requirement of the input of the proposed model is the sequential rainfall depth records. The proposed model prevents the requirement of the several preceding rainfall and runoff records as input, while the ANN based rainfall-runoff models require them as input. Therefore, the proposed model doesn't need the work of system identification that is necessary for ANN based rainfall-runoff models to improve the modeling accuracy. This property also reduces the dimensions of the input data and makes the applicability of proposed model be more comprehensive than the ANN based rainfall-runoff models. In summary, this project integrates the modeling theory of the rainfall-runoff process and the theory of optimization. The achievements of this project improve the development of the fundamental hydrological science in Taiwan and help Taiwan master the unique technology of hydroinformatics.

KEY WORDS: rainfall-runoff model, automated calibration method, genetic algorithms, hydroinformatics

一、前言

逕流資料對於各種水利工程的設計和規劃是極為重要的資訊。因此，許多水文學者致力於發展降雨—逕流模式以推估在某地點某個（或某段）時間的逕流量。不過，降雨—逕流過程牽涉到許多機制例如滯蓄、截留和入滲等，是眾所皆知的高度複雜且非線性的物理現象，因此，模擬降雨—逕流過程相當困難。水利工程師強烈需求一精確、容易使用且可良好模擬降雨—逕流過程的降雨—逕流模式。

概念型(conceptual)模式是最常用的降雨—逕流模式。概念型模式是以一組簡化且可適切描述流域特性的方程組及參數為主要組成分子。模式架構以及模式參數的適當性對於使用概念型模式進行降雨—逕流模擬的精準度具有決定性的影響。然而過去降雨—逕流模式的發展者並未讓使用者自由決定模式架構，亦並無提供模式參數檢定(calibration)的簡單且實用的方法，或是所提供的方法需要使用者主觀的介入。以台灣經常使用之水筒模式(Tank model)為例，其係由菅原正己(Sugawara, 1995)所提出之水文模式，屬於集塊式(lumped)水文模式，其概念是將流域之逕流機制，置換為由數個概念式貯蓄模型容器所組成。將存在流域內之複雜水文因子，諸如入滲、滲漏、貯留、蒸發、地表逕流、中間流及基流等現象，以數個相連接的貯留型之模型容器加以類比，藉以模擬流域內降雨—逕流之定率關係的概念型模式。水筒模式具有單位歷線法(unit hydrograph method)、逕流函數(runoff function method)、貯函數法(storage function method)等共同特點，這些特點基本上均可由水筒模式法加以推導。然而，水筒模式的架構卻無法隨著流域特性而改變，而且，水筒模式的參數檢定工作通常是以試誤法獲得。模式參數檢定一工作需極度依賴工程師的專業經驗，唯有資深的工程師才能以可接受的效率(試誤時間)獲得良好的模式參數(林等, 2002; 林與洪, 2002; 林與王, 2004)，這是水筒模式二個極大的缺點。此外，傳統預報模式所遭遇的另一難題則是其需要額外的方法提供雨量之預報資料用以作為模式計算核心的輸入，進而使得以降雨—逕流模式為計算核心的洪水預報的複雜度大幅提高。

模式的架構不應是唯一的，因為流域的特性與該地的氣候、水文地質、流域坡度及河川特性等因素均有極大的關聯。因此模式的架構應具有彈性使得使用者可根據其不同的需要而調整。檢定適當模式參數的問題事實上亦就是最佳化(optimization)的問題。也就是說，模式參數的檢定之目的就是尋找一組可適切描述實際降雨—逕流過程且能符合使用者需求的模式參數。因此可隨不同流域特性而調整模式架構以及取得模式參數的通用方法便成為發展降雨—逕流模式的重要課題。

類神經網路(artificial neural networks)是近年來相當受到矚目及歡迎的降雨—逕流過程模擬的工具(Chang et al., 2002; Chang et al., 2004; Chiang et al., 2004; Rajurkar et al., 2004)。藉由若干神經元(neuron)的連結，類神經網路可以簡單的演算方式模擬高度非線性現象。此外，類神經網路較傳統降雨—逕流模式受歡迎的

一個原因為其具有可以推估神經元鍵結權重(類神經網路的參數)的演算法。也就是說,以類神經網路為基礎的降雨—逕流模式的參數可用該演算法容易地獲得。另一受歡迎的原因是,由於各流域降雨—逕流過程的特性均不相同,而類神經網路可根據使用者的需要而調整其架構,使其可因應不同流域的特性模擬降雨—逕流過程,這是傳統概念型模式所沒有的優勢。

以類神經網路為基礎的降雨—逕流模式通常需要一個或兩個主要的輸入項,也就是說其可能只需要降雨為系統的輸入,或是降雨及逕流同時為系統的輸入。使用類神經網路進行降雨—逕流過程的模擬或預測存在幾個問題尚待解決。第一是系統的記憶特性的問題。使用 tapped delay line (Haykin, 1999) 處理時間相依性的靜態網路以及動態網路均需要降雨及逕流同時為系統的輸入;而暫態式倒傳遞網路(temporal back propagation neural network, TBP-NN) (Sajikumar and Thandaveswara, 1999)則僅只需要降雨作為模式的輸入項。對於使用 tapped delay line 處理時間相依性的靜態網路以及動態網路而言,模擬者須決定究竟要採用幾個不同時刻的降雨及逕流資料作為網路的輸入;而對於暫態式倒傳遞網路而言,模擬者須決定神經元鍵結權重陣列的長度,以使得模擬或預測的精度得以提昇。一言以蔽之,使用類神經網路處理降雨—逕流過程的模擬或預測,吾人需決定系統的記憶長度(memory length)來選擇適當的系統輸入項及網路架構,以期能獲得適切的模擬或預測結果,此項工作常稱為系統識別(system identification)。常用的系統識別的方法有互迴歸函數(cross correlogram)(Sajikumar and Thandaveswara, 1999)以及試誤法(Chiang et al., 2004; Lin and Chen, 2004; Luk et al., 2000)。此項工作使得模擬者增加了許多的工作量及困難度,以使得應用頗為不易。

另一使用類神經網路進行模擬降雨—逕流過程的問題產生於其輸入項。如上所述,使用 tapped delay line 處理時間相依性的靜態網路以及動態網路均需要降雨及逕流同時為系統的輸入。考慮於一工程地點,吾人欲建設一水工結構物而需評估該地點某頻率 24 小時設計暴雨所造成的逕流量,若以 tapped delay line 處理時間相依性的靜態網路以及動態網路來進行模擬,吾人並無法獲得網路的所需的前幾個時刻的流量資料以為模式的輸入。這缺點大大地限制了以 tapped delay line 處理時間相依性的靜態網路以及動態網路來進行降雨—逕流模擬的用途。

二、研究目的

如上所述,無論是傳統的概念型降雨—逕流模式或是以類神經網路為基礎的降雨—逕流模式均存在缺點。概念型降雨—逕流模式具有難以檢定模式參數以及模式架構無法隨流域特性的而改變的問題;而以類神經網路為基礎的降雨—逕流模式則有難以決定系統記憶長度及模式需要流量資料作為輸入的問題。因此,本研究的主要目的之一在發展內建參數自動檢定功能的降雨—逕流模式,且該模式可由使用者根據其需求而調整模式架構。降雨—逕流過程的記憶特性,亦包含於模式架構中,並可由內建的自動參數檢定法估計。而該模式所需的輸入資料更只要降雨量即可,如此一來,可大幅減少模式輸入項的維度(dimension),亦可使其

用途更為廣泛；而內嵌的參數自動檢定法，可幫助使用者容易獲得模式參數，節省許多時間及人力。

三、研究方法

非線性計算單元串聯模式

非線性計算單元

非線性計算單元為虛擬的物件，並不存在於實際流域中。其概念相當地簡單且直觀。NCU 在 NCUC 模式中所扮演的角色與類神經網路中的神經元(neuron)極為相似。在此首先說明 NCU 的特性，以便了解整個 NCUC 模式的架構。

一個NCU至少持有三種基本元件，分別是輸入口 (the entrance vent)、初始儲存高度 (the elevation of the initial storage, 簡稱為EIS) 及若干複合輸出口 (composite vent, 簡稱為CV)。只持有上述三種基本元件的NCU，是最單純的NCU，吾人將其稱為A型NCU (簡稱為A-NCU)，如圖1所示。A-NCU的計算規則定義如下：

$$S(0) = \text{EIS} \quad (1)$$

$$R_i(0) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中 EIS 為初始儲存高度， $S(0)$ 是該 NCU 在時間為 0 時的閾值 (sill value)， $R_i(0)$ 則是第 i 個 CV 在時間為 0 時的輸出值， m 則是 CV 的個數。方程式(1)與(2)均是 A-NCU 的初始條件。必須注意的是，EIS 是常數，而在演算初始時，NCU 的閾值 (sill value) 等於 EIS。A-NCU 的輸出則以下式計算：

$$O(t) = \sum_{i=1}^m R_i(t), \quad t = 0, 1, 2, \dots, q \quad (3)$$

其中 t 為時間， $O(t)$ 為 A-NCU 在時間 t 的輸出， q 為演算時段數目而 $R_i(t)$ 是第 i 個 CV 在時間為 t 時的輸出。其中， $R_i(t)$ 又以下式計算：

$$R_i(t) = \text{CVC}_i \cdot T(S(t) - \text{SCV}_i), \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (4)$$

其中 $T(x)$ 是門檻函數，定義如下：

$$T(x) = \begin{cases} x & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

CVC_i 則是第 i 個 CV 的出口係數 (composite vent coefficient, 簡稱為 CVC)， SCV_i 是第 i 個 CV 的閾值，而 $S(t)$ 是該 NCU 在時間為 t 時的閾值。一個 CV 具有二個參數，分別為複合輸出口係數及其閾值，而 CV 僅在相應 NCU 的閾值大於其本身的閾值時，才產生輸出。

A-NCU 的輸出是其所有 CV 產生的輸出的總和。在式(4)中， $S(t)$ 是 NCU 的狀態變數，以下式更新：

$$S(t) = \text{Rec}(S(t-1) - O(t-1), \text{EIS}) + P(t), \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (6)$$

其中 $\text{Rec}(x, y)$ 是回復函數 (recovery function)，定義如下：

$$\text{Rec}(x, y) = \begin{cases} x & x \geq y \\ y & x < y \end{cases} \quad (7)$$

在式(3-6)中， $P(t)$ 是 A-NCU 在時間為 t 時的輸入。在時間為 0 時，NCU 的輸入進入輸入口並增加該 NCU 的閾值。在式(6)中，可發現 $S(t)$ 在每個時段均依循回復函數的規則而更新。亦即，當 $S(t-1) - O(t-1)$ 大於 EIS，則該 NCU 在時間為 t 的閾值($S(t)$)便成 $P(t) + S(t-1) - O(t-1)$ ；反之，則該 NCU 在時間為 t 的閾值等於 $P(t) + \text{EIS}$ 。在此，吾人將式(1)至式(7)稱為 NCU 的基礎操作規則 (basic operation rules)。B 型 NCU(簡稱為 B-NCU)為第二種 NCU，其與 A-NCU 略有不同。如圖 2 所示，B-NCU 除了具有 A-NCU 所有的三種基礎元件外，尚具有一個單一出口 (single vent, 簡稱為 SV)。事實上，SV 可視為是一特殊的閾值為零的 CV。除了式(3)，B-NCU 的操作規則亦與 A-NCU 極為相似。在 B-NCU 中，考慮到 SV 的存在，式(3)應以下式代換：

$$O(t) = R_{\text{SO}}(t) + \sum_{i=1}^m R_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (8)$$

其中 $R_i(t)$ 已於式(4)中定義，而

$$R_{\text{SO}}(t) = \text{CSV} \cdot T(S(t)), \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (9)$$

其中， $R_{\text{SO}}(t)$ 則表 SV 在時間 t 時的輸出，而 CSV 則是 SV 的係數。在 B-NCU 中，SV 產生一個額外的輸出。也就是說，相較於 A-NCU，B-NCU 的輸出需額外加入 SV 產生的輸出。

另一個與 A-NCU 稍有不同的是 C 型 NCU (簡稱為 C-NCU)。如圖 3 所示，C-NCU 除了具有 A-NCU 所有的三種基礎元件外，尚具有一個中介單一出口 (intermediate single vent, 簡稱為 ISV)。由於 ISV 之故，除 NCU 的基礎操作規則 (即式(1)至式(7))，尚必須加入額外的操作規則，如下式：

$$\text{IO}(t) = \text{CISV} \cdot T(S(t)), \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (10)$$

其中 $\text{IO}(t)$ 是 ISV 的輸出，而 CISV 是 ISV 的係數。ISV 實際上是另一形式的 CV，其閾值為零但其輸出並不加入成為 C-NCU 的輸出，而是成為下一個 NCU 的輸入或任其流失。然而，C-NCU 與 A-NCU 相同的是，其輸出均是所有 CV 的輸出總和。

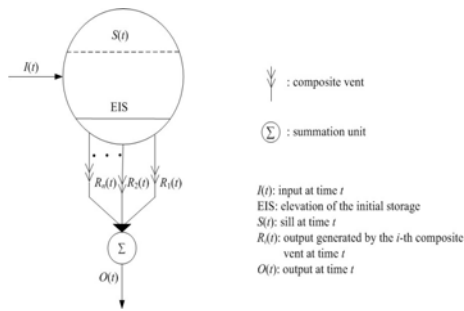


圖 1 A 型 NCU (A-NCU)

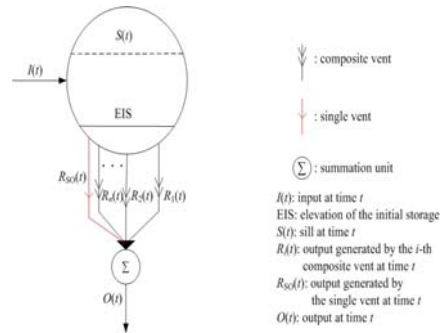


圖 2 B 型 NCU (B-NCU)

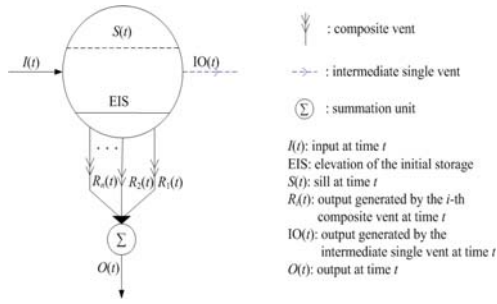


圖 3 C 型 NCU (C-NCU)

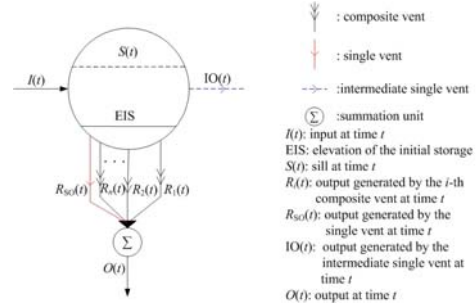


圖 4 D 型 NCU (D-NCU)

最後一種NCU是D-NCU（簡稱為D-NCU）。如圖4所示，D-NCU除了具有三種基礎元件外，還同時具有一個SV及一個ISV。因此，D-NCU的操作規則，除NCU的基礎操作規則（即式(1)至式(7)）外，尚綜合B-NCU以及C-NCU所有的操作規則。也就是說，與B-NCU相同，D-NCU的輸出是所有的CV的輸出的總和。並且，與C-NCU相同，ISV的輸出並不加入成為D-NCU的輸出。

由上文可知，共有四種不同型態的NCU。而所有NCU中的參數則有以下的範圍限制：

$$EIS \geq 0 \quad (11)$$

$$0 \leq CVC_i \leq 1, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

$$SCV_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

$$0 \leq CSV \leq 1 \quad (14)$$

$$0 \leq CISV \leq 1 \quad (15)$$

其中EIS、 CVC_i 、 SCV_i 、CSV及CISV均如前定義。

在上述四種不同的NCU中，SV及ISV的存在與否是固定的，然而個別NCU所持有的CV個數是可改變的。在本文中，NCU所持有的CV個數稱之為該NCU的組態（configuration）。NCU的組態可根據使用者的需求而調整。為簡化四種不同NCU的表示方法，吾人使用一簡單標記（token）來表示各NCU的種類及其組態。該標記由二個部分所組成，第一部分是一個英文字母，代表該NCU的種類，也就是A、B、C及D四種類。第二部份則是一個整數，代表該NCU所持有的CV個數。舉例來說，一個具有3個CV的A-NCU可以{A3}作為標記；一個具有2個CV的B-NCU可以{B2}作為標記；一個具有4個CV的C-NCU可以{C4}作為標記，而一個具有1個CV的D-NCU可以{D1}作為標記，以此類推。

非線性計算單元串聯模式

將若干各式各樣的NCU串聯後即可形成NCUC模式。而在NCUC模式中，NCU的數量及各個NCU的組態可由使用者根據其需求而自行決定。NCUC模式之組態示意圖如圖5所示，在圖5中之NCUC模式為由r個NCU所串聯組成，而各個NCU之間的連結亦如圖所示。NCUC模式的計算可以下列方程式組表示：

$$S_i(0) = EIS_i, \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (16)$$

$$O_i(0) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (17)$$

$$I_i(t) = \begin{cases} P(t) & \text{for } i = 1 \\ IO_{i-1}(t) & \text{for Type}(i-1) = C \text{ or } D, i = 2, 3, \dots, r \\ 0 & \text{for Type}(i-1) = A \text{ or } B, i = 2, 3, \dots, r \end{cases} \quad (18)$$

$$S_i(t) = \text{Rec}(S_i(t-1) - O_i(t-1), \text{EIS}_i) + I_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (19)$$

$$\text{ED}(t) = \sum_{i=1}^r O_i(t), \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (20)$$

其中 $S_i(0)$ 是第 i 個 NCU 在時間為 0 時的閾值， EIS_i 是第 i 個 NCU 的 EIS， $O_i(0)$ 是第 i 個 NCU 在時間為 0 時的輸出， $O_i(t)$ 是第 i 個 NCU 在時間為 t 時的輸出， $I_i(t)$ 是第 i 個 NCU 在時間為 t 時的輸入， $\text{IO}_i(t)$ 是第 i 個 NCU 中的 ISV 在時間為 t 時的輸出， $\text{ED}(t)$ 則是 NCUC 模式在時間為 t 時的輸出， $\text{Type}(i)$ 是指出第 i 個 NCU 的種類的函數，而 t 、 $S_i(t)$ 、 $P(t)$ 及 $\text{Rec}(x, y)$ 均如前定義。

而 NCUC 模式之組態的表示方式，舉例來說， $\{A3, B2\}$ 表示該模式由一個具有 3 個 CV 的 A-NCU 與一個具有 2 個 CV 的 B-NCU 所組成；同理， $\{A2, C4, D1\}$ 則是由一個具有 2 個 CV 的 A-NCU、一個具有 4 個 CV 的 C-NCU 與一個具有 1 個 CV 的 D-NCU 所組成。NCUC 模式之組態可依使用者不同的需求而自行組合 NUC 與調整 CV 個數。

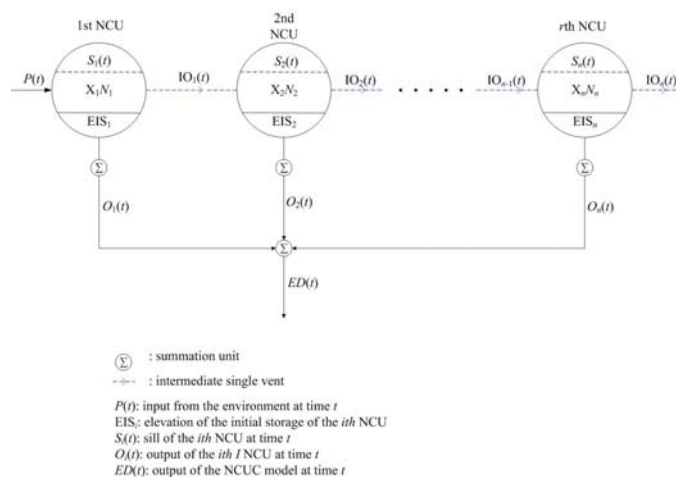


圖 5 NCUC 模式示意圖

四、模式自動參數檢定法

本研究所提出之降雨—逕流模式包含一自動化參數檢定法。本研究採用遺傳演算法(genetic algorithms, GAs)作為自動化參數檢定法的基礎，以下對遺傳演算法加以簡略說明。

自然界生物適應環境的能力隱藏於染色體並由其所控制。隨著生物的繁殖以

及環境的改變，生物間求生存的壓力亦隨之增加。新生的生物是由其雙親結合而產生，並接收了其雙親各別的染色體。換句話說，生物繼承了其雙親的某些特徵，而這些特徵可能使他們具有適應某種環境的能力。而只有能夠適應其生活環境的生物才能存活。這自然生物演化的過程構成了所謂演化式演算法(evolutionary based method)的基礎。遺傳演算法則是其中的一個分支且近年來經常為人所樂用。適者生存是生物演化的原則，亦是遺傳演算法的中心思想。其採用序率(stochastic)及平行(parallel)式的搜尋方法，可快速在解空間(solution space)中同時搜尋大量的可行解(feasible solution)(Goldberg, 1989)。若遺傳演算法經過良好的設定，則遺傳演算法可快速的成熟而得到最佳的可行解。

人工染色體 (artificial chromosome，以下簡稱染色體) 是遺傳演算法的構成基石。解空間中的一個點—亦即一個解，可用一條染色體所表示。也就是說，一條染色體是由若干個參數所構成，而該參數形成的集合則是所研究之問題的一個解。構成染色體的參數通常是以某種編碼(coding)方式所表示，常用的編碼方法是二位元編碼(binary coding)，因為其能提供最多的資訊給遺傳演算法使用(Goldberg, 1989)。若干條染色體的集合則形成了遺傳演算法中的族群(population)。在遺傳演算法的初始階段，族群中的染色體是以隨機的方式產生，並在後續的演算中不停地更新。染色體適應環境的能力是以其適應度(fitness)來衡量。適應度的計算則跟使用者所需要的目標函數有關，因此需視使用者的需要而選擇適目標函數。遺傳演算法具有相當多不同的種類，然而其重要的機制均是大同小異的。其主要是由三個運算子—複製(reproduction)、交配(crossover)以及突變(mutation)所構成。這三個運算子均是操作族群中染色體的方法。複製運算子的主要功能是選擇適應度較大的染色體—表示解空間中較佳的解，並將其複製以成為下一代演算產生新的子代的來源。然後，交配運算子則在這些適應度較大的染色體進行資訊的交換以產生適應度可能更大的子代，亦即產生新的更為良好的解。突變運算子則以一極微小的機率，隨機地改變族群中染色體某一位置的基因。其目的是為了避免搜尋落入局部最佳解，並導引遺傳演算法至先前並未搜尋到的解空間以便得到更良好的解。當遺傳演算法疊代上述三個運算子足夠次數，直到遺傳演算法成熟時，即可得到全域最佳解。

五、研究流域與資料集

本研究以位於台灣北部地區的翡翠水庫流域為研究標的，如圖 6 所示。翡翠水庫位於淡水河流域上游，水庫集水區面積共 300.6 平方公里，主流為北勢溪，水庫雨量站有太平站、碧湖站、坪林站、九芎根站、十三股站及翡翠站共五站，水位-流量站則有坪林站、魚堀站、金瓜溪站及翡翠壩址站等共五站，研究主體則以颱風事件為研究標的。

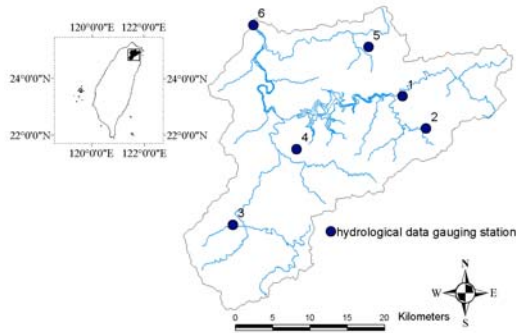


圖 6 翡翠水庫流域圖示

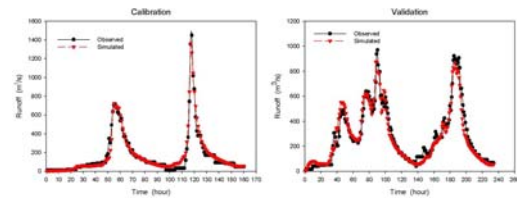


圖 7 觀測流量歷線與模擬流量歷線之比較。Calibration 為檢定結果，Validation 為驗證結果。

六、結果與討論

本研究使用五種常用的統計指標評估模式的表現，分別是尖峰流量誤差 (EQ_p)、總逕流量誤差 (EV)、判定係數 (R^2)、均方根誤差 (RMSE) 及效率係數 (EC)。由圖 7、表 1 及表 2 可發現，本模式的表現極為優異。其效能遠遠優於傳統的降雨—逕流模式。該模式可由使用者根據其需求而自行調整模式架構，且該模式可透過模式參數之檢定階段將降雨與逕流間的關係特性記憶於模式架構中，此外，在使用上可配合內建的自動參數檢定法估計模式參數，如此，可幫助使用者容易獲得模式參數，節省許多時間及人力物力。而在資料使用上，NCUC 模式所需的輸入資料只要降雨量即可，如此可大幅減少模式輸入項的維度，亦可使其用途更為廣泛。

表 1 檢定期間模擬結果評估

EC	RMSE (m^3/s)	EV (%)	EQ_p (%)	R^2
0.96	43.60	8.90	-11.32	0.97

表 2 驗證期間模擬結果評估

EC	RMSE (m^3/s)	EV (%)	EQ_p (%)	R^2
0.94	58.35	-1.68	-4.85	0.93

七、參考文獻

- Chang, F.J., Chang, L.C., Huang, H.L., 2002. Real-time recurrent learning neural network for stream-flow forecasting. *Hydrological Processes* 16(13): 2577-2588.
- Chang, L.C., Chang, F.J., Chiang, Y.M., 2004. A two-step-ahead recurrent neural network for stream-flow forecasting. *Hydrological Processes* 18(1): 81-92.
- Chiang, Y.M., Chang, L.C., Chang, F.J., 2004. Comparison of static-feedforward and dynamic-feedback neural networks for rainfall-runoff modeling. *Journal of Hydrology* 290(3-4): 297-311.
- Goldberg, D.E., 1989. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison-Wesley Pub. Co., Reading, Massachusetts.
- Haykin, S.S., 1999. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall,

Upper Saddle River, New Jersey.

Lin, G.F., Chen, L.H., 2004. A non-linear rainfall-runoff model using radial basis function network. *Journal of Hydrology*, 289(1-4): 1-8.

Lin G.F., Wang C.M., 2007a. A nonlinear rainfall-runoff model embedded with an automated calibration method. Part 1. The model. *Journal of Hydrology* 341(3-4): 186-195.

Lin G.F., Wang C.M., 2007b. A nonlinear rainfall-runoff model embedded with an automated calibration method. Part 2. The automated calibration method. *Journal of Hydrology* 341(3-4): 196-206.

Luk, K., Ball, J., Sharma, A., 2000. A study of optimal model lag and spatial inputs to artificial neural network for rainfall forecasting. *Journal of Hydrology*, 227(1-4): 56-65.

Rajurkar, M., Kothyari, U., Chaube, U., 2004. Modeling of the daily rainfall-runoff relationship with artificial neural network. *Journal of Hydrology*, 285(1-4): 96-113.

Sajikumar, N., Thandaveswara, B., 1999. A non-linear rainfall-runoff model using an artificial neural network. *Journal of Hydrology*, 216(1-2): 32-55.

Sugawara, M., 1995. Tank model. in: Singh. V.J. (Ed.), *Computer models of watershed hydrology*. Water Resources Publications, Highlands Ranch, Colorado.

林國峰，王俊明，江得榮，2002，“降雨－逕流模式參數之最佳檢定”，農業水資源經營技術九十年年度研究計畫成果發表討論會論文集，pp. 153-167。

林國峰，洪文學，2002，“遺傳演算法於降雨－逕流模式參數最佳估計之研究”，第十三屆水利工程研討會論文集，pp. B248-B253。

林國峰，王俊明，2004，“概念型降雨－逕流模式的參數自動檢定方法”，第十四屆水利工程研討會論文集，pp. G126-G133。

八、計畫成果自評

原提計畫為三年連續性計畫，然國科會僅核准一年，因此本年度執行原計畫書中所擬定之第一年進度。本年度的研究進度與預期研究進度相符。研究內容亦與計畫書內容吻合。研究成果大幅增進我國降雨－逕流過程模擬之技術。由於本研究提出之方法實用性極高，且具有創見，至目前為止研究成果已發表於 *Journal of Hydrology* 共計兩篇(Lin and Wang, 2007a, b)。綜合而言，本研究所得之成果，對於降雨－逕流過程模擬具有相當大的貢獻。