

應用多目標遺傳演算法於 DHSVM 之參數最佳化 -以石門水庫集水區為例

Application of Multi-Objective Genetic Algorithm on Parameter Optimization of DHSVM: A Case Study in Shihmen Reservoir Catchment

國立成功大學
水利及海洋工程學系
碩士

張力仁

Li-Jen Chang

國立成功大學
水利及海洋工程學系
副研究員

郭振民*

Chen-Min Kuo

國立成功大學
水利及海洋工程學系
博後研究員

曾宏偉

Hung-Wei Tseng

國立成功大學
水利及海洋工程學系
特聘教授

游保杉

Pao-Shan Yu

摘 要

本研究旨在利用多目標遺傳演算法對分布型水文-土壤-植被模式(Distributed Hydrology-Soil-Vegetation Model, DHSVM)進行參數最佳化,並探討最佳化參數與模式預設參數對石門水庫上游子集水區水循環分量之影響。DHSVM 採用分布型網絡來描述集水區物理特性,輸入資料包括高程、集水區邊界、水流動方向、土壤類型、土壤深度、植被類型、河道網絡。其中土壤與植被相關的輸入參數相當繁瑣,在過往研究中因為無法蒐集長期完整的觀測數據,這些繁瑣物理參數多是採用模式預設值,考慮 DHSVM 眾多且預設的參數值可能造成代表性不足,本研究使用多目標遺傳演算法中具備菁英保留策略之非支配排序遺傳演算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II)進行 DHSVM 之參數率定,過程中針對集水區逕流量較敏感之土壤參數進行變數編碼,再利用相衝突之目標函數使參數能同時滿足高流量與低流量之模擬,尋找 DHSVM 適合本研究區域之最佳化參數。

本研究使用最佳化 DHSVM 參數時,不論在颱風事件與長年流量模擬表現上都較預設參數佳,根據不同評鑑指標之結果,可以發現 DHSVM 使用最佳化參數時,長年流量的效率係數為 0.8,遠高於預設參數之 0.6;在流量體積比方面,最佳化參數之長年流量模擬為 0.81,高於預設參數之 0.56,其結果顯示本研究採用 NSGA-II 之參數搜尋方法可以有效的提升模擬精度,同時改善 DHSVM 在無完整土壤及植被資料條件下之問題。

關鍵詞：分布型水文-土壤-植被模式,多目標遺傳演算法,參數最佳化。

*通訊作者, 國立成功大學水利及海洋工程學系副研究員, 70101 台南市東區大學路一號, jemkuo@mail.ncku.edu.tw

ABSTRACT

This study aims to utilize a multi-objective genetic algorithm to searching optimize parameters of Distributed Hydrology-Soil-Vegetation Model (DHSVM) that lacking detail soil and plant parameters for model simulation instead of using default parameters. The runoff simulations of Shihmen reservoir by using optimize parameters and default parameters are discussed to identify the improvement of this study. DHSVM is a physics-based distributed hydrological model that are required input data of elevation, boundary, flow direction, soil type, soil depth, vegetation, channel network to describe the physical phenomenon of catchment. However, the soil and vegetation parameters are too many to collect completely from observation data. Thus, the default setting of parameters are adopted in most researches. To improve this weakness of using default setting, a fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) is used to searching the best settings of soil and vegetation parameter of DHSVM. The optimization only focused on streamflow sensitive parameters such as porosity, lateral saturated hydraulic conductivity, maximum infiltration, field capacity, and the exponential decrease rate of lateral saturated hydraulic conductivity with soil depth. A design on the optimization is illustrated in this study by defining the encoding method, devising the conflict fitness value function.

The simulation of using optimize parameters shows better performance than using default settings not only in typhoon events but also in long term period. The Nash-Sutcliffe efficiency coefficient increases from 0.6 to 0.8, and the ratio of volume increases from 0.56 to 0.81. The result shows that the genetic algorithm is feasible in optimizing parameters of the DHSVM model.

Keywords: Non dominated sorting genetic algorithm, DHSVM, Parameter optimization.

一、前言

氣候變遷與土地變遷兩者是同時影響集水區的水文現象，隨著近年來物理型 DHSVM 水文模式的發展，已可以有效地提供分析土地變遷與氣候變遷對集水區水文現象影響之研究，然而目前在應用 DHSVM 分析氣候變遷衝擊之研究上，多數假設集水區為靜態無變遷之情況，Bian et al. (2017)利用 DHSVM 探討中國青海省坨坨河流域流量受氣候變遷之影響，模擬在 IPCC AR5(Fifth Assessment Report)氣候變遷情境下近未來與世紀末之逕流量，結果顯示不論是受氣溫上升或降雨漸少的影響下，集水區逕流量均有增加的趨勢。

但探討氣候變遷的衝擊的同時，集水區內的土地利用變遷是不容忽略，VanShaar et al.(2002)應用 DHSVM 模式探討土地利用變遷對逕流量、蒸發量、土壤濕度及雪水當量之影響。Cuo et al. (2009)應用 DHSVM 評估氣候變遷與土地利用變遷之影響，探討何者對集水區逕流量有較嚴重的影響，結果發現土地利用變遷會帶來較大的衝擊，Cuo et al. (2011)進一步利用 DHSVM 在 Puget Sound 集水區內選擇不同高程的地點，同樣探討 IPCC AR4(Fourth Assessment Report)氣候變遷情境下與土地利用變遷對逕流之影響，結果顯示高海拔地區逕流量受到氣候變遷以及土地變遷的影響都很顯著，而逕流量受氣候變遷影響較敏感地區

則是集中在降雨降雪交替的區域，而低海拔地區的逕流量變化則是受到土地利用變化的影響較明顯。

DHSVM 在進行模擬時需輸入研究區域中植被與土壤之物理特性，但多數集水區缺乏完整詳盡的參數觀測資料，因此模式參數的確立為重要的過程，在過去研究中多以試誤法進行參數率定，如 Meyer et al. (1997)、Whitaker et al. (2003)、Bian et al. (2017)、康麗莉等人(2008)與郝振純等人(2012)均根據參數的建議區間以試誤法挑選最佳參數，然而參數組合十分複雜，試誤法不但計算耗時且繁瑣。近年來遺傳演算法的發展可以加速參數最佳化搜尋，Fonseca and Fleming (1993)提出多目標演算法 Multi-Objective Genetic Algorithm，後續 Deb et al. (2002)提出非支配排序遺傳演算法 (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II) 為多目標遺傳演算法中最為廣泛應用使用之演算法之一，NSGA-II 引入精英策略以及改善非支配排序程序成功解決了多目標最佳化問題。此方法也廣泛應用於水利工程領域中：Yandamuri et al. (2006)探討道河川水質問題，以 NSGA-II 根據治理成本及溶解氧之綜合績效指標建立河流垃圾分配優化框架；Reddy et al. (2007)以 NSGA-II 推估發電最大化與灌溉赤字最小化間的最大利益。

因此，在土壤觀測資料不足的條件下，為了加速搜尋 DHSVM 模式的最佳化參數，本研究應用多目標遺傳演算法(NSGA-II)同時考慮擬合高流量與低流量兩個目標的方式來建立模型優化目標，在 NSGA-II 中採用均方根誤差與平均絕對百分比誤差兩個目標函數來搜尋 DHSVM 中最佳化土壤參數，最後比較採用最佳化參數與預設參數之模擬成果來說明本研究之成效。

二、研究區域與資料

本研究選擇石門水庫上游子集水區作為研究區域，蒐集相關水文、地文資料以進行 DHSVM 率定驗證，並分析降雨-逕流模擬結果，以作為後續探討土地利用與氣候變遷對水文衝擊之依據。研究區域範圍介於石門水庫至霞雲流量站間

表 1 研究資料來源及年限

資料類別	測站/主管機關	變量	年限
水文資料	復興站	溫度 風速 相對溼度 入射長波 入射短波 降水	2004~2015
地文資料	桃園縣政府	山坡地土地利用地圖	2011
	行政院農業委員會	土壤組成地圖	2015

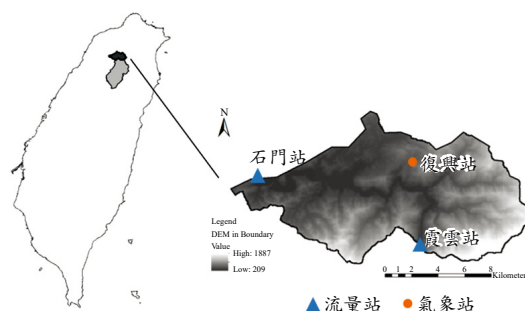


圖 1 研究區域與測站位置

(圖 1)，集水面積約為 144 平方公里，平均高程約為 643 公尺。其中，區域內約 92.8% 為林地、4.8% 為農地，其餘 2.4% 則為河川、道路、建地、露岩以及裸露地。

DHSVM 率定驗證所需資料分為水文與地文資料兩部分(表 1)，分別說明如下：(1)水文資料係採用中央氣象局復興站之氣溫、風速、相對溼度、入射長波輻射、入射短波輻射以及降雨量，而流量資料則係石門水庫營運報表之入流量資料，再依面積比例求得研究區域相對應之流量。(2)地文資料採用桃園縣政府 2011 年所調查之山坡地土地利用，土壤組成採用行政院農業委員會 2016 年所匯集並公布全台平地、坡地、森林土壤調查之分類。

三、研究方法

3.1 分布型水文-土壤-植被模式(DHSVM)

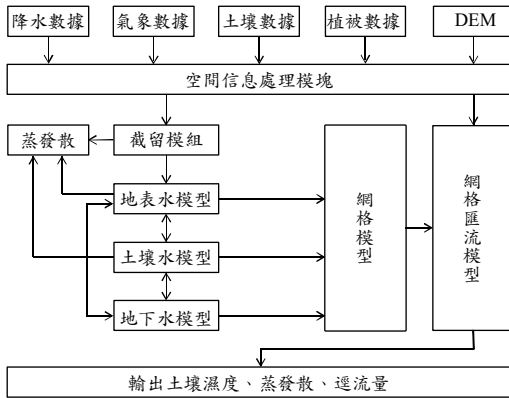


圖 2 DHSVM 分布式水文-土壤-植被模式架構

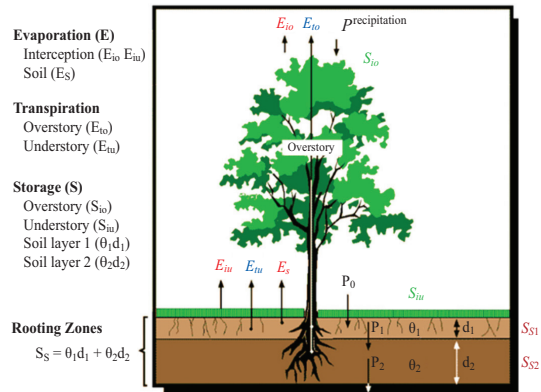


圖 3 DHSVM 網格內水平衡示意圖

DHSVM 於 1990 年代間由北太平洋國家實驗室與華盛頓大學共同發展之模式(Wigmosta et al., 1994)所提出，用於探討天氣、地形、土壤種類以及植生對於集水區水文過程之影響。主要目的是探討集水區內水循環過程，進一步的發展為具有物理意義的分布式水文模型，解析度一般設置為 10 公尺至 200 公尺間，模式初期開發是針對山地流域，能模擬冰川融雪對河川逕流量的補注及水文影響；由於模式持續朝模擬多樣集水區特性發展，Cuo et al. (2008)將不透水面積以及都市滯水效應引入模式並將其參數化，使該模式能模擬都市化集水區出口流量及各式空間水文學。

DHSVM 藉由高解析度網格來描述集水區空間動態表現，網格大小通常取決數值高程模型(digital elevation model)解析度，每個網格可以根據自身的植被與土壤特性進行設定，模式考慮網格間之能量守恆與水平衡，於每個時刻進行聯立求解，計算網格間垂直與橫向流動以描述地表逕流與地下水流動等水文交換過程。DHSVM 由七個模組組成，分別為：(1)冠層植物截留與積雪融化、(2)蒸發散、(3)地面積雪與融雪、(4)不飽和土壤水分運動、(5)土壤中間流動、(6)地表逕流、(7)河道逕流演算，在 DHSVM 中各模組聯立求解水平衡及能量平衡，模組間關係如圖 2 所示。由於本研究集水區無降雪現象故在此不對積雪、融雪、冠層截留雪與釋放雪進行探討贅述。

模式在模擬時首先會以網格為單位計算網格內的水平衡如圖 3 及下式所示：

$$\Delta S_{s1} + \Delta S_{s2} + \Delta S_{io} + \Delta S_{iu} = P - E_{io} - E_{iu} - E_s - E_{to} - E_{tu} - P_2 - Q_s \dots (1)$$

其中 ΔS_{s1} 為表層土壤增加水分， ΔS_{s2} 為次層土壤增加水分， ΔS_{io} 為冠層植物截留水增量， ΔS_{iu} 為底層植物截留水增量， P 為降水量， E_{io} 為冠層截留蒸發量， E_{iu} 為地面截留蒸發量， E_s 為土壤蒸發量， E_{to} 為冠層蒸散量， E_{tu} 為底層蒸散量， P_2 為下層土壤下滲量， Q_s 為土壤中間流出量。

DHSVM 每個網格均考慮冠層植物與底層植物，模式由上到下計算每層的蒸發散。冠層植物及底層植物再細分為有截留水和無截留水兩部分計算，當有截留水時，冠層植物之蒸發散量係採用 Wigmosta et al. (1994)之勢能蒸發散法計算，而無截留水之蒸散量則採用 Penman-Monteith 法計算，並於計算時距內先估算截留水蒸發量再估算蒸散量，確保估算之蒸發散量不超過大氣可以吸收的水汽量。冠層植物截留水增量係由降水量乘以覆蓋率而得，由於本研究著眼在土壤參數最佳化，因此覆蓋率採用模式預設值。底層植物截留水增量則來自冠層截留水，當冠層截留水量超過最大截留深度時，超出之水量則提供給底層植物再次截流。

土壤含水量模式計算時主要分為兩部分，一為土壤不飽和水分計算模式，可以依使用者之設

計將土壤分成多層，並由上至下計算，先考慮降雨是否超出表面最大入滲率，超出則形成地表逕流，在各層入滲時均會考慮根系百分比、植被蒸散、土壤蒸發，計算至底層時再由下至上計算土壤含水量，若土壤含水量大於孔隙率則將超過的土壤水量加回上一層，若土壤含水量不大於孔隙率則不更新土壤含水量，逐層計算至表層，表層超出的水分加入至地表逕流，再進行坡面匯流。各層質量平衡計算公式如下所示：

表層：

$$d_1(\theta_1^{t+\Delta t} - \theta_1^t) = I_f - Q_v(\theta_1) - \sum_{j=1}^2 f_{rj1} E_{to} - E_s + V_{ex2} - V_{ex1} \quad \dots(2)$$

中間層：

$$d_k(\theta_k^{t+\Delta t} - \theta_k^t) = Q_v(\theta_{k-1}) - Q_v(\theta_k) - \sum_{j=1}^2 f_{rjk} E_{to} + V_{exk+1} \quad \dots\dots\dots(3)$$

底層：

$$d_{ns}(\theta_{ns}^{t+\Delta t} - \theta_{ns}^t) = Q_v(\theta_{ns-1}) + (Q_{sin}^t - Q_{sout}^t) \Delta t \quad \dots\dots\dots(4)$$

其中 d_k 為第 k 層之土壤， θ_k^t 為 t 時刻第 k 層之土壤含水量， I_f 為表層入滲量， $Q_v(\theta_k)$ 為第 k 層下滲至第 $k+1$ 層之水分， f_{rjk} 為第 k 層之根系百分比， E_{to} 為植被蒸散率， V_{exk} 為第 k 層上湧至第 $k-1$ 層之水分， Q_s^t 為 t 時刻中間流之水量；由於水分向下傳遞底層易飽和，考慮此情形，水分由非飽和土層滲漏至飽和土層之運動以達西定律 (Darcy's Law) 表示土壤水分的垂向運動速率 $q_v(\theta)$ ，並以 Q_{vk} 代表單位時間內的垂向入滲水量。

$$q_v(\theta) = K_s \left[\frac{\theta - \theta_r}{\phi - \theta_r} \right]^{\frac{2}{m}+3} \quad \dots\dots\dots(5)$$

$$Q_{vk} = \frac{1}{2} \left[q_v(\theta_k^t) + q_v(\hat{\theta}) \right] \Delta t \quad \dots\dots\dots(6)$$

其中： K_s 為土壤的垂向透水係數， m 為土壤孔隙大小分布指數， ϕ 為土壤孔隙率， θ_r 為殘餘土壤

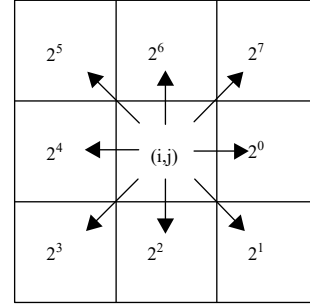


圖 4 DHSVM 網格之土壤中間流示意圖

含水量， $\hat{\theta}$ 為加入上一層滲透水分後當前的土壤含水量。

逐網格計算飽和含水量，使用 Wigmosta et al. (1994) 發展之動力波及擴散波近似之混合方法，若網格於可滲透的薄土陡坡上，水力梯度依動力波假設與局部地表斜率近似，在緩地勢區域，水力梯度依擴散波近似假設與局部地下水位斜率近似。以當前計算網格為中心與鄰近的 8 個網格交換水分如圖 4 及下式所示，並設定網格內地下水高於河床時中間流被河道截流。

$$q_{Si,j,k} = w_{i,j,k} \beta_{i,j,k} T_{i,j}(z, D) \quad \dots\dots\dots(7)$$

$$T_{i,j}(z, D) = \frac{K_{i,j}}{f_{i,j}} \left(e^{-f_{i,j} z_{i,j}} - e^{-f_{i,j} D_{i,j}} \right) \quad \dots\dots\dots(8)$$

其中 $q_{Si,j,k}$ 為網格 (i,j) 在 k 方向之飽和土壤中間流之流動速率； $w_{i,j,k}$ 為網格在 k 方向之流動寬度； $\beta_{i,j,k}$ 為 k 方向地下水位之斜率； $T_{i,j}(z, D)$ 為網格之土壤導水係數； $K_{i,j}$ 為網格之土壤表層側向飽和導水率； $f_{i,j}$ 為飽和透水係數之衰減係數； $D_{i,j}$ 為網格之土層厚度。

接著，再計算以下三種情所產生的地表逕流：

(1) 降雨超過表層土壤的最大入滲率、(2) 降雨發生在已經飽和的土層上、(3) 地下水位上升超過至地表，在此也會考慮該計算網格與周圍 8 個網格的空間關係如圖 4 所示，並以下式表示 $t+\Delta t$ 時刻表面逕流總體積。

$$S_{O_{i,j}}^{t+\Delta t} = S_{O_{i,j}}^t + V_{ex1,i,j} + I_{ex,i,j} + (Q_{Oin,i,j} - Q_{O_{i,j}}) \Delta t \quad \dots\dots\dots(9)$$

其中 $S'_{0,j}$ 為前一時刻網格表面逕流總體積； $V_{exl,j}$ 為地下水湧出至地表之體積； $I_{ex,j}$ 為超滲造成的逕流體積； $Q_{Oin,j}$ 為流入網格之流量； $Q_{O,j}$ 為流出網格之流量。

最後再使用串聯線性水庫進行河道出流量計算，河道入流量與該段河道的儲水量呈線性關係，河段內的水流流速透過水流深度及水力半徑以曼寧公式計算獲得，在 $t+1$ 時刻之蓄水量(V_c^{t+1})計算方式為：

$$V_c^{t+1} = \left\{ \frac{Q_{in}}{k} + \left(V_c^t - \frac{Q_{in}}{k} \right) \exp[-k\Delta t] \right\} \Delta t \quad \dots(10)$$

$$k = \frac{R_r^{2/3} \sqrt{S_o}}{n\Delta L} \quad \dots\dots\dots(11)$$

其中 Q_{in} 為平均入流體積； k 為蓄水係數；其中 R_r 為水力半徑； S_o 為渠道斜率； n 為河道曼寧粗糙係數； ΔL 為渠道長度。

3.2 非支配排序遺傳演算法(NSGA-II)

遺傳演算法是 Holland (1975)年提出，根據達爾文進化論中「物競天擇，適者生存」理論，提出仿效物種在自然環境競爭篩選下而產出優秀子代之全域性搜尋機制(global search)。遺傳演算法不同於其他優選演算法之處在於其以族群(population)經複製(reproduction)、交配(crossover)及突變(mutation)的演算過程尋求最佳解。而遺傳演算法在多目標條件下，多目標最佳解的優選條件無法如單目標以目標函數最優的方式來挑選，必須考慮不同目標間的平衡，因此多目標遺傳演算法是尋找可行解空間中的 Pareto 最佳解。近年來多目標遺傳演算法發展快速，有 Knowles and Corne (1999)所發展的 PAES (Pareto archived evolution strategy)、Zitzler and Thiele (1999)所發展的 SPEA (strength Pareto evolutionary algorithm)、與 Deb et al. (2002)所發展的 NSGA-II(non-dominated sorting genetic algorithm II)等，在過去研究中此三種多目標遺傳演算法中又以 NSGA-II 最優(Deb et al, 2002)，故本研究以 Deb et al. (2002)所提出之 NSGA-II 來求解 DHSVM 水文模式之

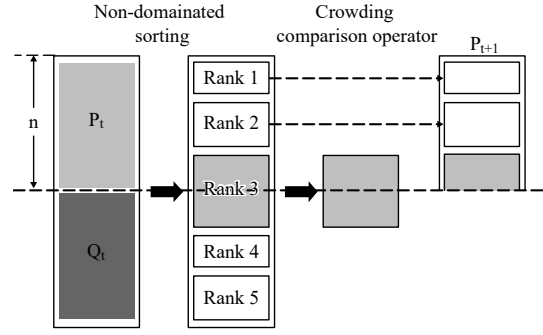


圖 5 非支配排序遺傳演算核心流程

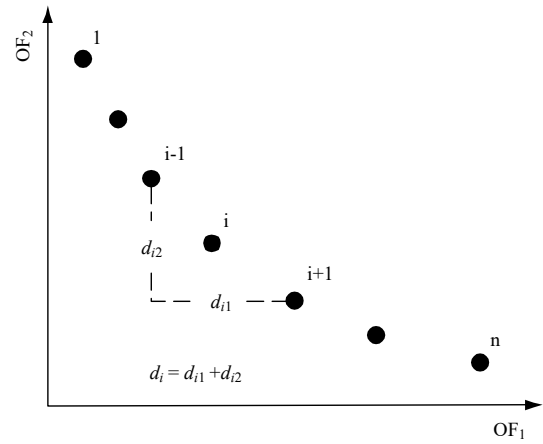


圖 6 擁擠距離示意圖

最佳參數組合。

NSGA-II 演算核心流程如圖 5 所示，圖中 P_t 代表群集大小為 n 之父代， Q_t 代表群集大小為 n 之子代結合成 $2n$ 之族群，並依據其目標的函數值對族群執行非優勢排列(non-dominated sorting)以確定每個染色體其隸屬的非優勢等級(non-domination level)。並將染色體依非優勢等級由低至等級高的順序排入新的父代中直至其族群數達到 n 為止，若最後一個非優勢等級無法完全進入新父代，則計算該等級內染色體之擁擠距離來決定同一等級進入新父代之順序，並認為擁擠距離越大者則越優異，目的是為了增加染色體間之歧異性。以兩個目標函數為例，擁擠距離之定義如圖 6 所示，公式定義如下：

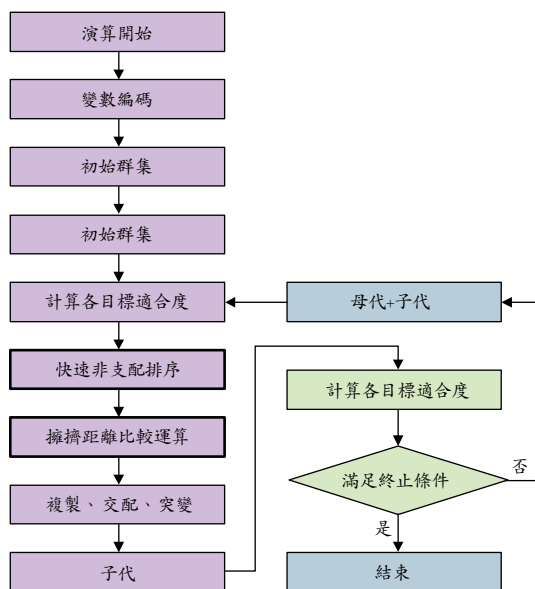


圖 7 非支配排序遺傳演算法流程

$$d_i = \frac{OF_1^{i+1} - OF_1^{i-1}}{OF_1^{Max} - OF_1^{min}} + \frac{OF_2^{i+1} - OF_2^{i-1}}{OF_2^{Max} - OF_2^{min}}, \quad \dots (12)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, n - 1$$

其中， OF_1 OF_2 分別代表兩不同目標函數； OF_1^{Max} 及 OF_1^{min} 為 OF_1 之最大值與最小值； OF_2^{Max} 及 OF_2^{min} 為 OF_2 之最大值與最小值； d_i 為各等級內排序為 i 族群之擁擠距離， n 為各等第之間之族群數量。

最後將新的父代內之族群經複製、交配及突變等過程產生新的子代，重複上述步驟直至目標的函數達到特定精度或使用者指定的世代數為止如圖 7 所示，而最後世代族群內之最小等級即構成 Pareto front 最佳解，如圖 8 所示。如此一來此組最佳解可以有效的承接父代較佳之染色體，同時因考慮同等級內之擁擠距離，適當的使優秀染色體間存在歧異性。

四、結果與討論

4.1 非支配排序遺傳演算法優選水文模式變量

使用 DHSVM 模式時，每個網格內需賦予該網格之植被與土壤參數，反映不同植被與土壤空

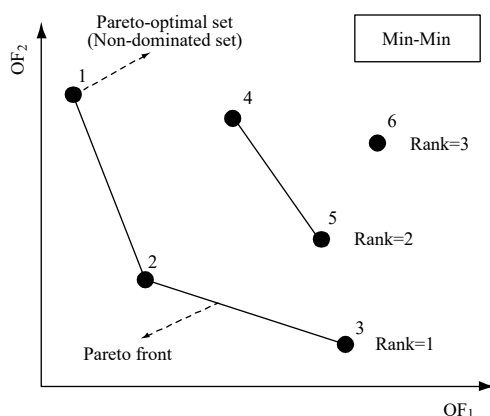


圖 8 Pareto front 示意圖

間交互之情形，由於植被與土壤之參數數量繁雜，在多數研究區域內無法獲得如此完整之觀測資料，且各參數間互相交互影響並無可循之規律可作為手動參數挑選之依據，故本研究結合非支配排序遺傳演算法 NSGA-II，建構 DHSVM 物理型分布式水文模式之變量優選模式。

DHSVM 模式輸入參數分為兩大部分：植被與土壤。模式中每一種土地利用具 24 個可輸入參數(表 2)；每一種土壤類型具 17 個可輸入參數(表 3)。本研究區域具有 5 種土地利用類型(水體、森林、建地、草地、裸露地)與 5 種土壤類型(砂土、砂質壤土、壤土、粉質黏壤土、黏土)。透過土壤及植被參數的設定，模式會模擬出不同的結果，因此在選定須調整參數的設定上極為重要，根據 Cuó et al. (2011)以及 Chu et al. (2010)等對 DHSVM 模式中參數敏感度分析結果，本研究僅針對土壤參數中較敏感的參數進行變量編碼，而植被部分則根據研究區域實際土地利用分類之結果採用預設參數。

本研究中，土壤類型類型有 5 種(砂土、砂質壤土、壤土、粉質黏壤土、黏土)，土壤參數部分參考 Cuo et al.(2011)提到模式對流量敏感參數外加模式中對土壤含水量有較嚴密的計算，故以(1)側向飽和導水率、(2)衰減係數、(3)最大入滲率、(4)孔隙率、(5)田間含水量、(6)河道曼寧 n 值，並根據 Rawls et al. (1983)、Meyer et al. (1997)、Breuer

表 2 模式植被輸入參數

項目	植被參數		項目	植被參數	
1	Impervious Fraction	不透水率	13	Understory Monthly LAI	底層葉面積指數
2	Detention Fraction	滯留率	14	Maximum Resistance	葉面最大阻力
3	Detention Decay	滯留衰減率	15	Minimum Resistance	葉面最小阻力
4	Fractional Coverage	林冠覆蓋率	16	Moisture Threshold	土壤含水量閾值
5	Trunk Space	冠層離地距離	17	Vapor Pressure Deficit	飽和水氣壓差
6	Aerodynamic Attenuation	冠層衰減係數	18	Rpc	光照程度
7	Radiation Attenuation	冠層輻射衰減	19	Overstory Monthly Alb	冠層反射率
8	Max Snow Int Capacity	冠層最大截水能力	20	Understory Monthly Alb	底層反射率
9	Snow Interception Eff	降雪截留效率	21	Number of Root Zones	根系層數
10	Mass Release Drip Ratio	降雪截留融雪率	22	Root Zone Depths	根系深度
11	Height	植被高度	23	Overstory Root Fraction	冠層根系密度
12	Overstory Monthly LAI	冠層葉面積指數	24	Understory Root Fraction	底層根系密度

表 3 模式土壤輸入參數

項目	土壤參數		項目	壤參數	
1	Lateral Conductivity	側向飽和導水率	10	Bubbling Pressure	土壤吸氣壓力
2	Exponential Decrease	衰減係數	11	Field Capacity	田間含水量
3	Depth Threshold	深度閾值	12	Wilting Point	凋萎點
4	Maximum Infiltration	最大入滲率	13	Bulk Density	土壤水容量
5	Capillary Drive	毛細管動力	14	Vertical Conductivity	縱向飽和導水率
6	Surface Albedo	地表反射率	15	Thermal Conductivity	土壤熱導率
7	Number of Soil Layers	土壤層數	16	Thermal Capacity	土壤熱容量
8	Porosity	土壤孔隙率	17	Manning's n	曼寧 n 值
9	Pore Size Distribution	孔隙尺寸分布指數			

et al. (2003)、Thanapakpawin et al. (2006)、Cuo et al. (2011)、Bian et al. (2017)、郝振純等人(2012)等文章中建議之土壤參數間距作為參考，參數間距參考值如表 4，不同土壤種類與不同土壤參數搭配下共有 25 個組合，再加上需要搜尋河道曼寧 n 值，因此本研究所需要搜尋的模式參數共有 26 個，如表 5 所示。

4.2 非支配排序遺傳演算法設置

首先為演算法中群集大小、交配率、突變率之參數設置，本研究參考過去相關研究建議，群集大小參考 Grefenstette (1986)設置為 50，突變率參考 DeJong (1975)之研究，無論算法與其他參數

設置如何，突變率設置應建議在 0.05~0.1，若突變率大於 0.1 則視同隨機搜尋，該研究亦說明若無突變率設定將會使模式表現變差，突變率在探勘未知值上扮演重要角色，因此本研究將突變率設置為 0.1，交配率參考 Grefenstette (1986)設置為 0.5，如表 6 所示。

本研究利用兩衝突目標函數來求取最佳解，目標函數為均方根誤差(root mean square error, RMSE)與平均絕對百分比誤差(mean absolute percentage error, MAPE)，兩目標函數如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n [Q_o(t) - Q_s(t)]^2}{n-1}} \text{ (mm) } \dots (13)$$

表 4 DHSVM 參數參考值

土壤參數	Soil parameter	單位	範圍值	來源
側向飽和導水率	Lateral saturated hydraulic conductivity	cm/s	$10^{-2} \sim 10^{-4}$ $10^{-2} \sim 10^{-5}$ $10^{-2} \sim 10^{-5}$	Meyer et al., 1997 郝振純等人, 2012 Bian et al., 2017
衰減係數	Detention Decay	m^{-1}	0~5 0~5	郝振純等人, 2012 Bian et al., 2017
最大入滲率	Maximum Infiltration	cm/s	$10^{-2} \sim 10^{-5}$	Meyer et al., 1997
孔隙率	Porosity	m^3/m^3	0.412 0.53~0.80 0.4~0.6	Rawls et al., 1983 郝振純等人, 2012 Bian et al., 2017
田間容水量	Field Capacity	m^3/m^3	0.05~0.2 0.10~0.41 0.18~0.41	Meyer et al., 1997 郝振純等人, 2012 Bian et al., 2017

表 5 待優選變數編號

	參數	變數編號	範圍值	單位
砂土	側向飽和導水率	X[1]	$10^{-5} \sim 10^{-2}$	m/s
	衰減係數	X[2]	0~5	m^{-1}
	最大入滲率	X[3]	$10^{-5} \sim 10^{-2}$	cm/s
	孔隙率	X[4]	0.4~0.8	m^3/m^3
	田間容水量	X[5]	0.18~0.39	m^3/m^3
砂質壤土	側向飽和導水率	X[6]	$10^{-5} \sim 10^{-2}$	m/s
	衰減係數	X[7]	0~5	m^{-1}
	最大入滲率	X[8]	$10^{-5} \sim 10^{-2}$	cm/s
	孔隙率	X[9]	0.4~0.8	m^3/m^3
	田間容水量	X[10]	0.18~0.39	m^3/m^3
壤土	側向飽和導水率	X[11]	$10^{-5} \sim 10^{-2}$	m/s
	衰減係數	X[12]	0~5	m^{-1}
	最大入滲率	X[13]	$10^{-5} \sim 10^{-2}$	cm/s
	孔隙率	X[14]	0.4~0.8	m^3/m^3
	田間容水量	X[15]	0.18~0.39	m^3/m^3
坊質黏壤土	側向飽和導水率	X[16]	$10^{-5} \sim 10^{-2}$	m/s
	衰減係數	X[17]	0~5	m^{-1}
	最大入滲率	X[18]	$10^{-5} \sim 10^{-2}$	cm/s
	孔隙率	X[19]	0.4~0.8	m^3/m^3
	田間容水量	X[20]	0.18~0.39	m^3/m^3
黏土	側向飽和導水率	X[21]	$10^{-9} \sim 10^{-5}$	m/s
	衰減係數	X[22]	0~5	m^{-1}
	最大入滲率	X[23]	$10^{-9} \sim 10^{-5}$	cm/s
	孔隙率	X[24]	0.4~0.8	m^3/m^3
	田間容水量	X[25]	0.18~0.39	m^3/m^3
河道係數	河道曼寧係數	X[26]	0.025~0.289	--

表 6 本研究 NSGA-II 之參數設定

參數名稱	建議區間	本研究設定之參數值
群集大小	10~100	50
交配率	0~1	0.5
突變率	0.05~0.1	0.1

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Q_o(t) - Q_s(t)}{Q_o(t)} \right| (\%) \dots (14)$$

n : 總模擬時間; t : 當前時間; $Q_o(t)$: 當前時間之觀測流量; $Q_s(t)$: 當前時間之模擬流量

兩目標函數皆為正向目標函數，即模式收斂時目標函數值都會趨向零，不過所呈現的物理意義不相同。RMSE 式中，分母為數列大小，而分子為模擬流量誤差之平方，因此在高流量條件下，產生的誤差將會因為平方之故而放大，因此 RMSE 會明顯反應高流量表現。MAPE 式中，分子為模擬流量之誤差，但是分母為觀測流量值，在低流量條件下，會因為除以較小的觀測數字，使得誤差變大，故 MAPE 會明顯反應低流量的表現。因此本研究採用均方根誤差與平均絕對百分比誤差兩個衝突的目標函數，同時針對高流量與低流量進行參數最佳化，確保模式之合理性。

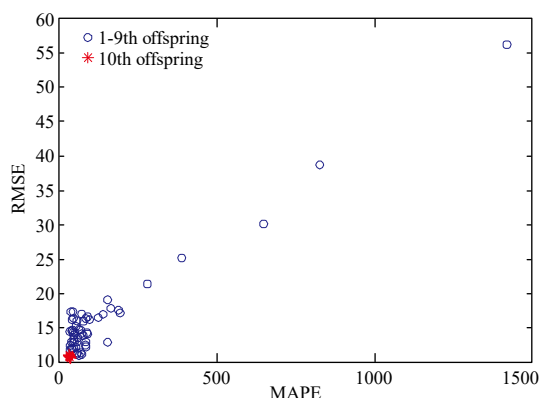


圖 9 第 1~10 代群集之目標函數(群集大小 50)

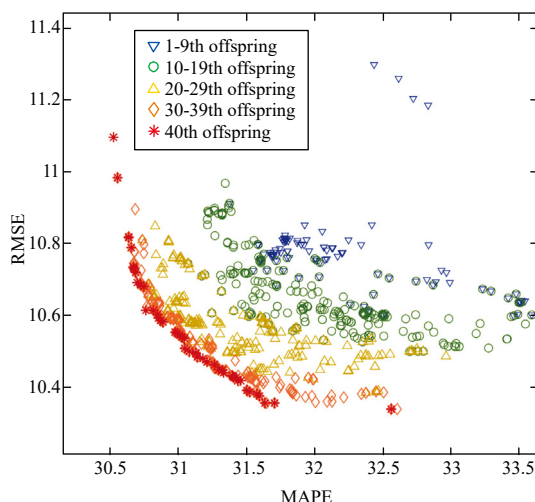


圖 10 第 10~40 代群集之目標函數(群集大小 50)

4.3 非支配排序遺傳演算法終止條件

本研究根據遺傳演算各代最佳優勢等級之 Pareto front 的變化來設定演算終止條件，若 Pareto front 的變化趨於穩定即表示收斂，並停止快速非支配遺傳演算法，其解則為最佳參數組合。本研究之電腦設定為：中央處理器為 intel(R) Core(TM) i3 CPU540@3.07 GHz，記憶體為 6 GB，DHSVM 模擬時距為每小時，群集大小為 50，每個世代計算時間耗時約 24 小時；第 1~10 代群集之目標函數變化，如圖 9 所示，可以發現第 1 代至 9 代之目標函數快速向原點收斂；進一步觀察

表 7 優選變數

	參數	變數編號	最佳化參數	單位
砂土	側向飽和導水率	X[1]	0.0067731580	m/s
	衰減係數	X[2]	0.1872330000	m ⁻¹
	最大入滲率	X[3]	0.0037220650	cm/s
	孔隙率	X[4]	0.5701354000	m ³ /m ³
	田間容水量	X[5]	0.2884080000	m ³ /m ³
砂質壤土	側向飽和導水率	X[6]	0.0019641630	m/s
	衰減係數	X[7]	3.1158100000	m ⁻¹
	最大入滲率	X[8]	0.0082226400	cm/s
	孔隙率	X[9]	0.7791497000	m ³ /m ³
	田間容水量	X[10]	0.1821221000	m ³ /m ³
壤土	側向飽和導水率	X[11]	0.0005993798	m/s
	衰減係數	X[12]	2.4727180000	m ⁻¹
	最大入滲率	X[13]	0.0074870470	cm/s
	孔隙率	X[14]	0.7991842000	m ³ /m ³
	田間容水量	X[15]	0.1973771000	m ³ /m ³
粉質黏壤土	側向飽和導水率	X[16]	0.0090068130	m/s
	衰減係數	X[17]	3.6583160000	m ⁻¹
	最大入滲率	X[18]	0.0096044850	cm/s
	孔隙率	X[19]	0.5084345000	m ³ /m ³
	田間容水量	X[20]	0.3894784000	m ³ /m ³
黏土	側向飽和導水率	X[21]	0.0000017876	m/s
	衰減係數	X[22]	0.3675777000	m ⁻¹
	最大入滲率	X[23]	0.0000023758	cm/s
	孔隙率	X[24]	0.5868313000	m ³ /m ³
	田間容水量	X[25]	0.2911609000	m ³ /m ³
曼寧係數	河道曼寧係數	X[26]	0.0794820900	--

第 10~40 代群集之目標函數之變化，如圖 10 所示，可以發現第 10 代至 29 代時 Pareto front 逐漸形成並向原點收斂，繁衍至第 30 代至 39 代左右時最佳優勢等級之 Pareto front 即趨於穩定。在考慮時間效率條件下，當群集大小為 50，繁衍代數至第 40 代即可終止。

當變量繁衍至最後子代(40 代)時，會產生一系列的柏拉圖解，這些解的參數組合都是最佳解，必須進一步由這些解之中決定最佳妥協解，本研究將 RMSE 與 MAPE 先進行正規化後再計算每個解距離原點之距離，以距離最短的最佳妥協解作為 DHSVM 之最佳參數，如表 7 所示。

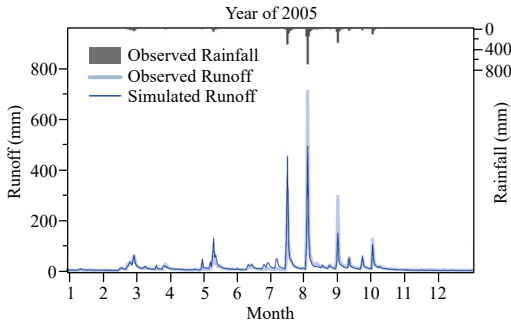


圖 11 DHSVM 流量率定成果(2005 年)

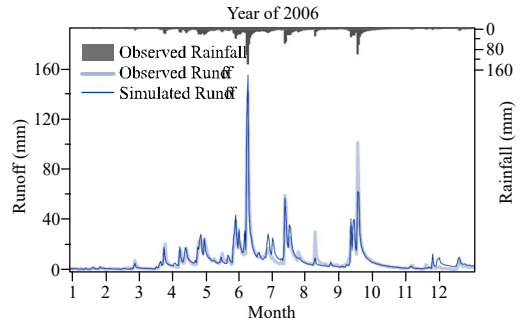


圖 13 DHSVM 流量驗證成果(2006 年)

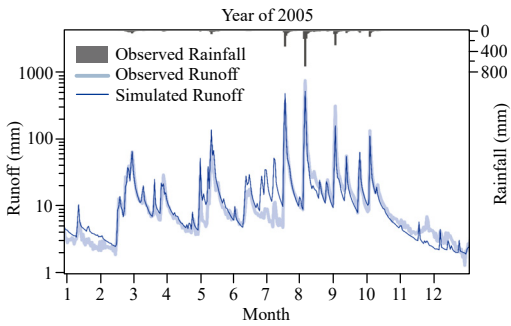


圖 12 DHSVM 流量率定成果(2005 年)_對數座標

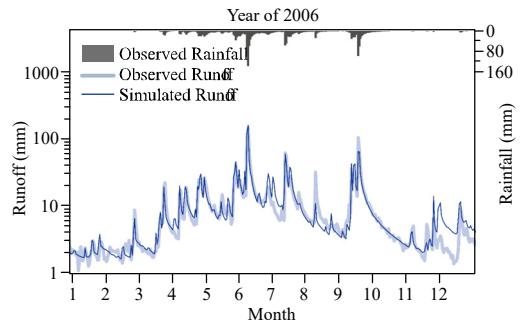


圖 14 DHSVM 流量驗證成果(2006 年)_對數座標

4.4 水文模式之率定及驗證

採用最佳參數之 DHSVM 進一步探討模式率定與驗證之成效，由於研究區之雨量觀測年份僅有 2004~2006 年，因此設定 2004 年為水文模式訓練(warming up)時段，其輸出成果不予採用，率定年份為 2005 年，驗證年份為 2006 年。

在 2005 年 7 月至 8 月間，在 10 日內先後遭遇海棠與泰利兩場強烈颱風侵襲，光是 7 至 10 月就發生 7 起颱風侵台事件，其中多起颱風都為石門水庫帶來不少入庫流量；2006 年 5 至 9 月間發生 6 起颱風侵台事件，但是對石門水庫帶來的雨量明顯較 2005 年少。故選用 2005 與 2006 作為率定及驗證的條件，將可測試水文模式對不同降雨特性之適應性，以確認模式可以同時良好模擬不同特性之水文事件。

2005 年率定結果如圖 11 所示，整體模擬流量與觀測流量皆呈現相同的趨勢。枯水期時段(11~12 月、1~4 月)之降雨量皆不大，1~4 月時段

降雨延時較長，11~12 月時段降雨延時較短，DHSVM 模擬結果均能反應枯水期的降雨事件，如圖 12 以對數座標呈現小雨期間之模擬成果。豐水期時段(5~10 月)降雨量皆屬於短延時高強度之降雨，例如：2005 年 7 月 17~18 日，海棠颱風在復興雨量站附近帶來 333.5 mm 及 204.5 mm 的大豪雨，且在 8 月 4~5 日又因馬莎颱風在復興雨量站附近帶來 337.5 mm 及 373.5 mm 的大豪雨。在這些強降雨事件下模式皆能準確的模擬尖峰流量發生時刻與峰值流量，同時也可以準確的模擬尖峰流量後的快速退水情形。

2006 年驗證結果如圖 13、圖 14 所示，利用對數座標檢視流量模擬成果，發現有些低流量時段仍有些微差距，因為觀測流量來自面積比例法，可能無法呈現實際的入流情況，模式僅能根據實際降雨輸入來模擬，因此會有誤差存在；而在尖峰流量部分，洪峰發生時刻能準確得預測，但其尖峰流量大小卻與觀測有些許差異，可能是

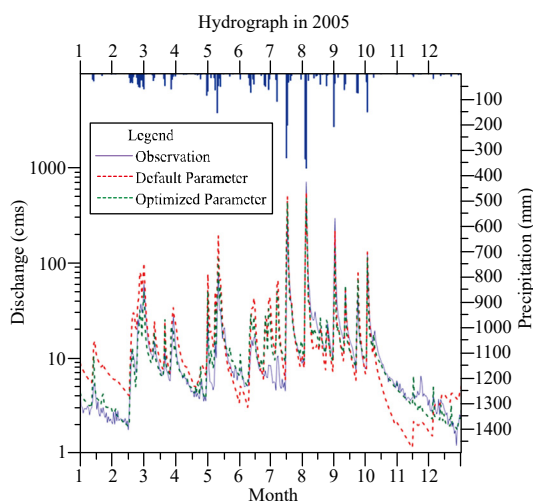


圖 15 最佳化參數與預設參數模擬比較(2005 年)

僅採用復興雨量站的單點資料來代表整個集水區空間分布所造成，故模擬之尖峰流量與整體入庫流量推估之觀測量仍會存在一定的誤差。

本研究採用相關係數(Correlation Coefficient, CC)、Nash 模型效率係數(Nash-Sutcliffe Efficiency coefficient, NSE)、均方根誤差(Root-Mean-Square Error, RMSE)、誤差百分比(Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 和體積比(Volume Ratio, Vr)來評斷模擬之成效。各指標計算成果如表 8 所示，率定年的 $CC = 0.93$ ， $NSE = 0.86$ (依據 Motovilov et al. (1999)，分布式水文模型之 NSE 大於 0.75 表示模擬十分良好)， $RMSE = 10.51$ mm， $MAPE = 31.26$ ， $Vr = 1.02$ (接近 1 表示模擬與觀測逕流體積相仿)。在驗證年亦有不錯之成果， $CC = 0.95$ ， $NSE = 0.91$ ， $RMSE = 2.80$ mm， $MAPE = 29.27$ ， $Vr = 1.05$ 。

4.5 案例模擬

本研究進一步比較 DHSVM 採用最佳化參數之成效，比較最佳化參數與預設參數模擬之成果，由圖 15~圖 16、表 9~表 10 可以發現最佳化參數都較預設參數所模擬之結果佳。

進一步利用最佳化參數模擬 2015 年蘇迪勒颱風(SOUDELOR)之流量，蘇迪勒颱風陸上颱風

表 8 模式率定與驗證之表現

定量指標	率定	驗證
相關係數(CC)	0.93	0.95
模型效率係數(NSE)	0.86	0.91
均方根誤差(RMSE)	10.51	2.80
誤差百分比(MAPE)	31.26	29.27
體積比(Vr)	1.02	1.05

表 9 最佳化參數與預設參數之表現(2005 年)

定量指標	最佳化參數	預設參數
相關係數(CC)	0.93	0.91
模型效率係數(NSE)	0.86	0.83
均方根誤差(RMSE)	10.51	11.28
誤差百分比(MAPE)	31.26	73.85
體積比(Vr)	1.02	0.84

表 10 最佳化參數與預設參數之表現(2008~2015 年)

定量指標	最佳化參數	預設參數
相關係數(CC)	0.90	0.90
模型效率係數(NSE)	0.80	0.60
均方根誤差(RMSE)	6.93	9.44
誤差百分比(MAPE)	54.96	146.60
體積比(Vr)	0.81	0.56

警報日期為 2015 年 8 月 6~9 日，復興站雨量資料如圖 17 所示，DHSVM 模擬歷線如圖 18 所示。

在 8 月 7 日 13 時降雨達到第一峰值(53 mm/hr)，較高的逕流量即時反應於出流歷線上，在 8 月 7 日 18 時至 8 月 7 日 22 時雨勢趨緩，模擬流量立即趨緩，可以推斷本研究區域因山區坡度較陡造成集流時間較短。隔日 8 月 8 日 4 時降雨出現第二峰值(50 mm/hr)模擬流量為 35.47 cms 是本場模擬流量的最大逕流值，推測為土壤含水量趨於飽和使降雨直接貢獻為逕流。

此外模式也可以計算相關的水文分量，本研究觀察土壤含水量與地表至地下水面距離的空間分布。於 8 月 6 日 0 時(事件起始)、8 月 7 日 13 時(降雨達第一峰值)、8 月 7 日 22 時(雨勢趨

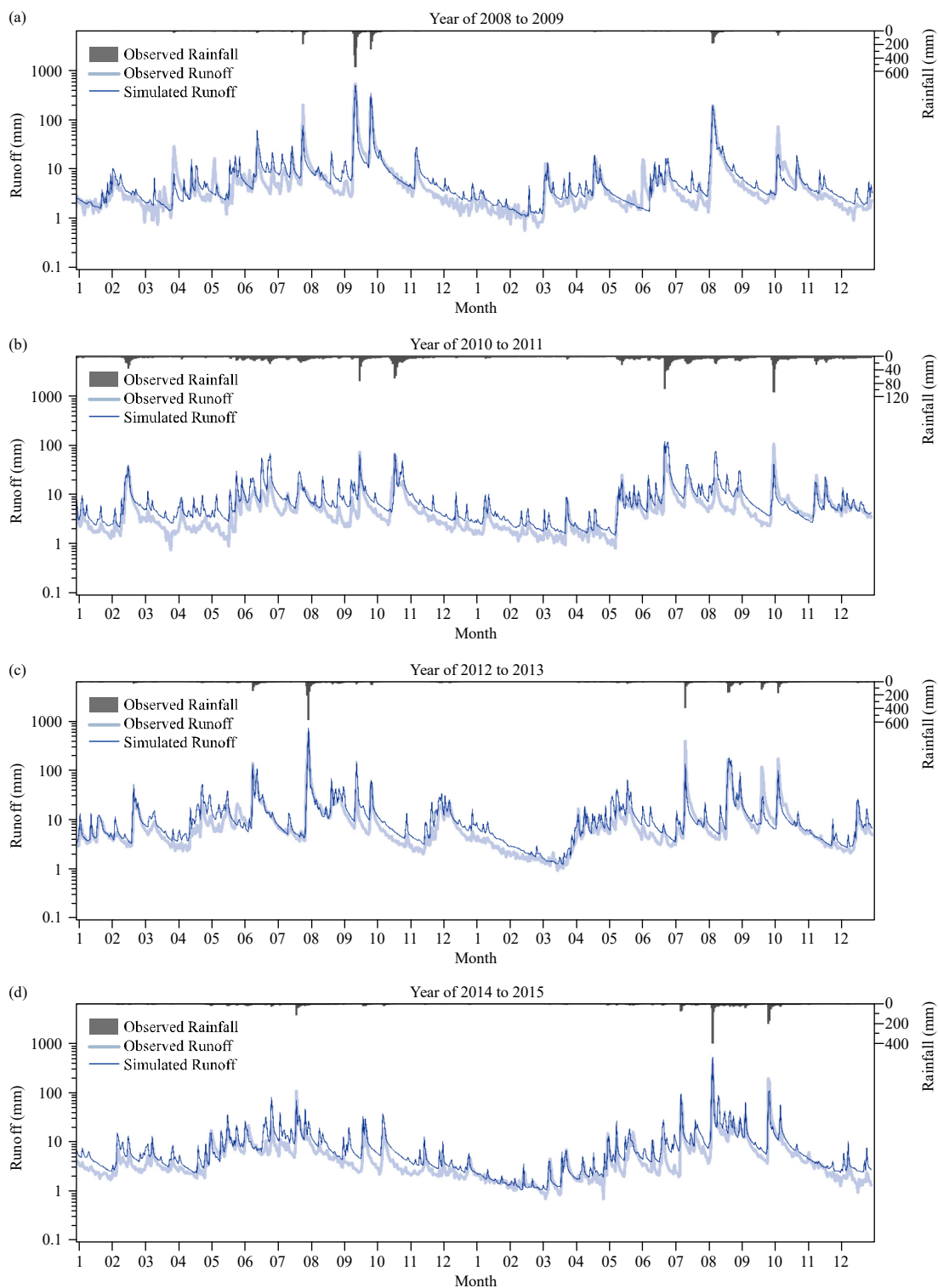


圖 16 最佳化參數與預設參數模擬比較(2008~2015 年)
 (a)2008~2009 年, (b)2010~2011 年, (c)2012~2013 年, (d)2014~2015 年

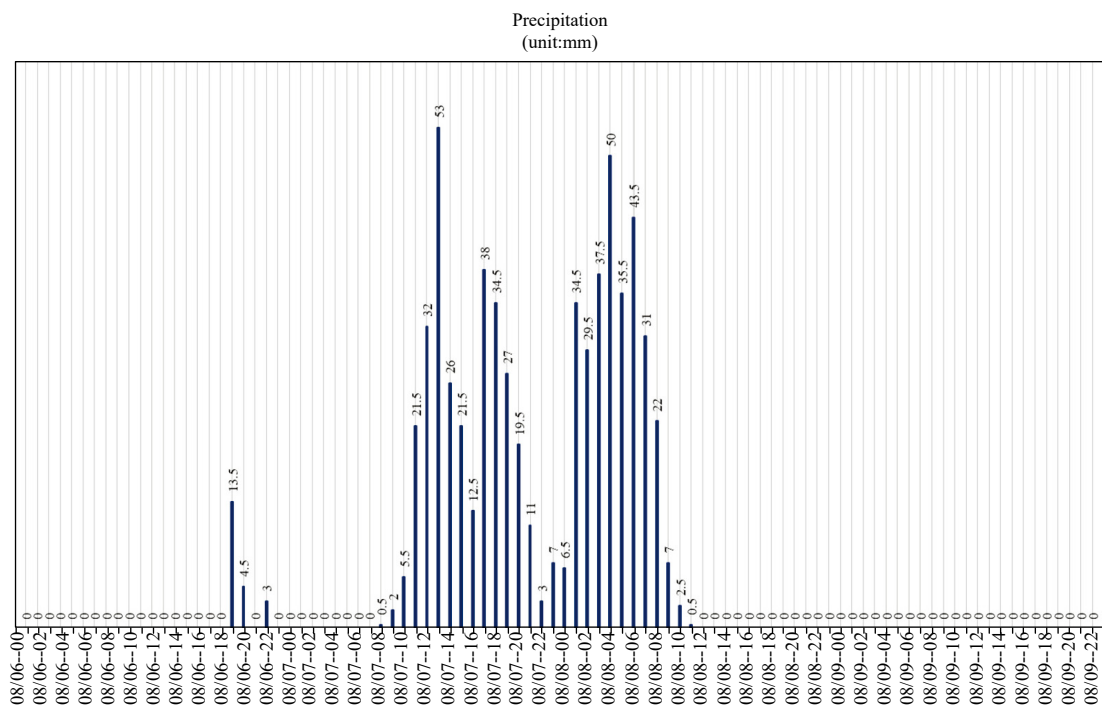


圖 17 蘇迪勒颱風復興站觀測雨量(2015 年 8 月 6~9 日)

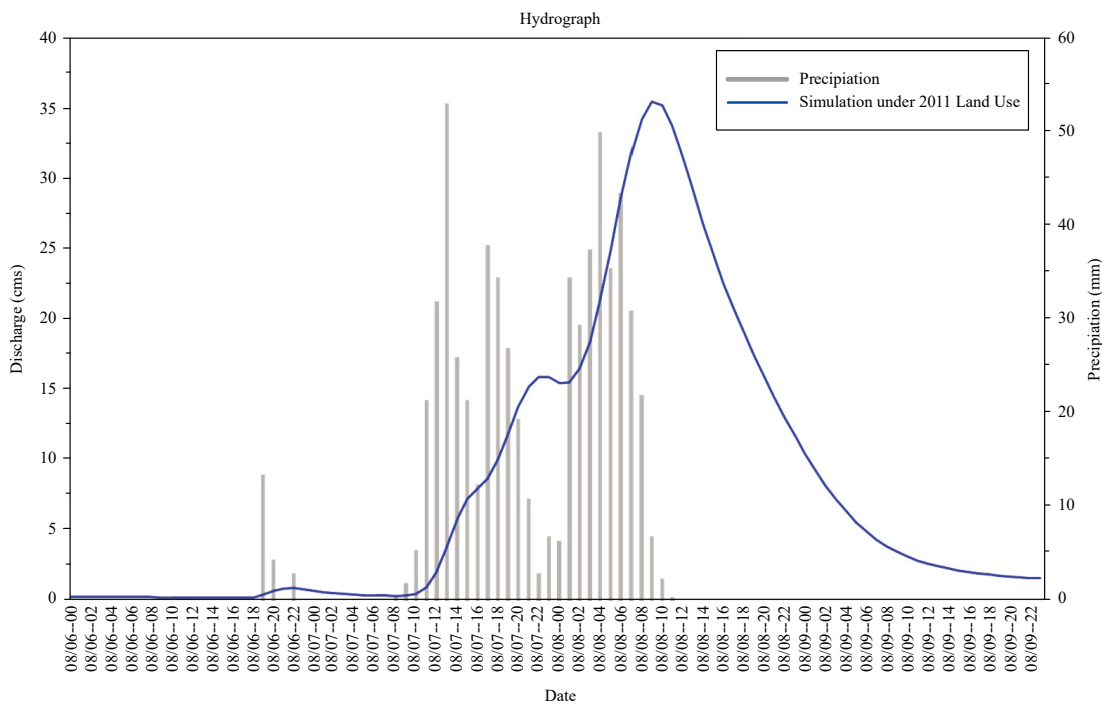


圖 18 蘇迪勒颱風流量模擬(2015 年 8 月 6~9 日)

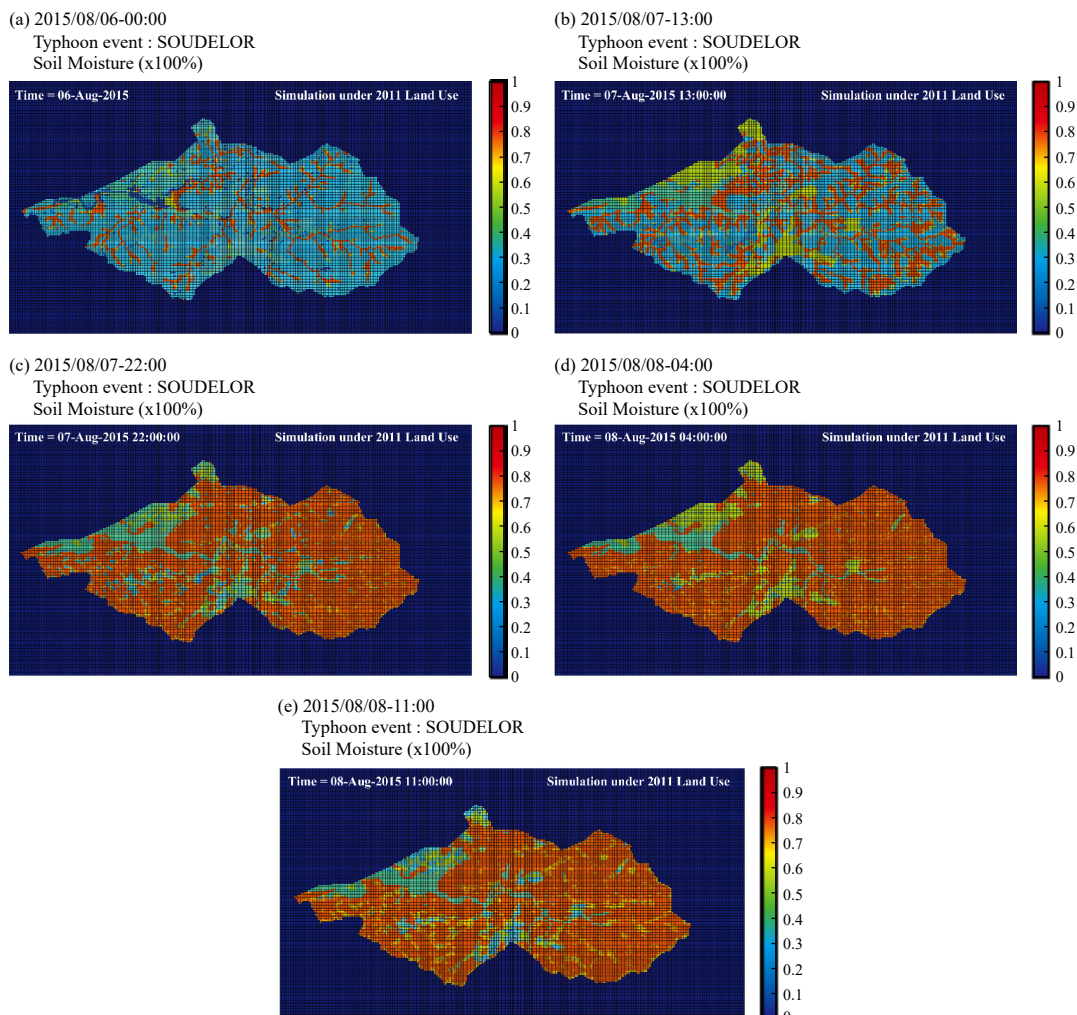


圖 19 土壤含水量之空間分佈

緩)、8月8日4時(降雨達第二峰值)、8月8日11時(尖峰流量發生),分別如圖19與圖20所示。土壤含水量在8月7日13時依地形集中於坡緩處,且在河道周圍的地下水面也快速的上升;8月7日22時為第一場降雨造成逕流峰值的時刻,在此時刻土壤含水量因為持續的強降雨,多數土壤已趨近於飽和,僅剩坡度較陡、都市不透水區域以及排水特性較好之區域未達到飽和狀態;而地下水位除部分土壤因排水性佳入滲不易造成地下水位不易上升,其餘地區地下水位與地表之距離均趨近於零;8月8日4時與8月8日11時分

別為第二場降雨峰值以及第二場尖峰降雨後產生尖峰流量的時刻,在此時刻可以看到部分土壤含水量在尖峰流量發生時刻已經開始降低主要因為當時已經停止降雨,而地下水位則變動不大保持較高的地下水位。

五、結論與建議

5.1 結論

本文所使用多目標遺傳演算法(NSGA-II)進行 DHSVM 模式參數率定,可同時使考量低流量的誤差百分比(MAPE)與高流量均方根誤差

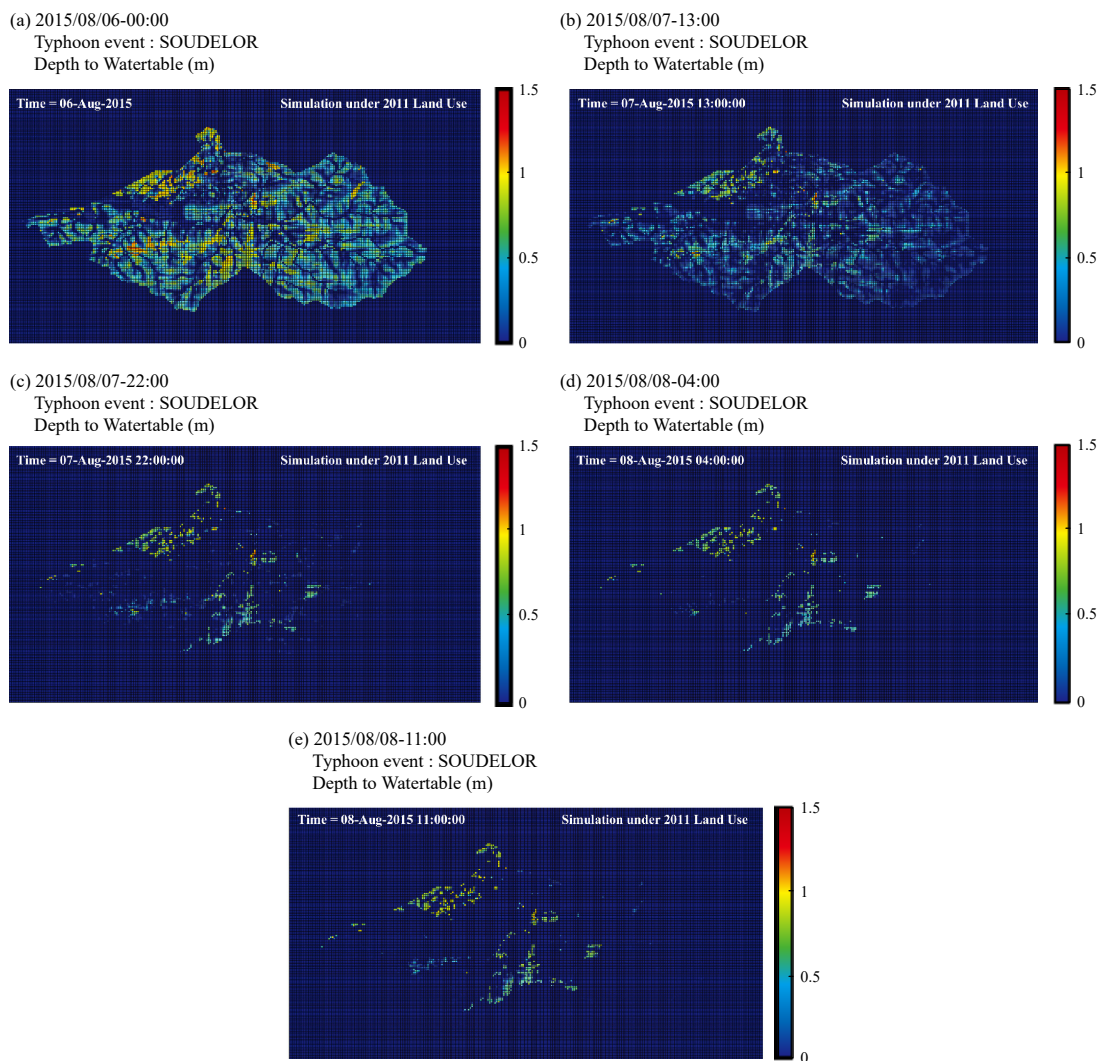


圖 20 地表至地下水面距離之空間分布

(RMSE)等兩個目標函數最小化,採用此兩衝突的目標函數可以有效簡化參數交互影響,而且使用衝突函數可以避免模式過度擬合之問題,進而快速搜尋出最佳參數解。

本研究使用觀測流量資料對水文模式進行測試,模擬流量與觀測流量在率定與驗證年之相關係數皆在 0.9 以上,模型效率係數皆在 0.8 以上,顯示率定之水文參數適用 DHSVM 模式。另外除集水區逕流模擬之外,亦可以進行集水區土壤水分與地下水面之模擬,其分布變化時間與逕

流發生時刻十分吻合。

5.2 建議

在未來的研究中可將此參數最佳化方法應用於不同之研究區域,目前本研究參數邊界乃參考過去研究之設定,未來可以配合研究區域相關土壤調查報告或研究成果進行調整,使參數更能符合該研究區之土壤特性。此外 DHSVM 之計算優勢為分層之土壤水分計算模式,未來可以考慮收集研究區域之土壤含水量觀測資料進行驗證。

參考文獻

1. Bian, H., Lü, H., Sadeghi, A. M., Zhu, Y., Yu, Z., Ouyang, F., Su, J., and Chen, R. (2017). Assessment on the Effect of Climate Change on Streamflow in the Source Region of the Yangtze River, China. *Water*, 9(1), 70.
2. Breuer, L., Eckhardt, K., and Frede, H. G. (2003). Plant parameter values for models in temperate climates. *Ecological Modelling*, 169(2-3), 237-293.
3. Chu, H. J., Lin, Y. P., Huang, C. W., Hsu, C. Y., and Chen, H. Y. (2010). Modelling the hydrologic effects of dynamic land-use change using a distributed hydrologic model and a spatial land-use allocation model. *Hydrological Processes*, 24(18), 2538-2554.
4. Cuo, L., Beyene, T. K., Voisin, N., Su, F., Lettenmaier, D. P., Alberti, M., and Richey, J. E. (2011). Effects of mid-twenty-first century climate and land cover change on the hydrology of the Puget Sound basin, Washington. *Hydrological Processes*, 25(11), 1729-1753.
5. Cuo, L., Giambelluca, T. W., and Ziegler, A. D. (2011). Lumped parameter sensitivity analysis of a distributed hydrological model within tropical and temperate catchments. *Hydrological Processes*, 25(15), 2405-2421.
6. Cuo, L., Lettenmaier, D. P., Alberti, M., and Richey, J. E. (2009). Effects of a century of land cover and climate change on the hydrology of the Puget Sound basin. *Hydrological Processes: An International Journal*, 23(6), 907-933.
7. Cuo, L., Lettenmaier, D. P., Mattheussen, B. V., Storck, P., and Wiley, M. (2008). Hydrologic prediction for urban watersheds with the Distributed Hydrology–Soil–Vegetation Model. *Hydrological Processes*, 22(21), 4205-4213.
8. Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2), 182-197.
9. DeJong, K. A. (1975). Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems. Dept. Computer and Communication Sciences, University of Michigan, Ann Arbor.
10. Fonseca, C. M. and Fleming, P. J. (1993). Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation Discussion and Generalization. Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms.
11. Grefenstette, J. J. (1986). Optimization of control parameters for genetic algorithms. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, 16(1), 122-128.
12. Holland, J. H. (1975). Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence.
13. Knowles, J. and Corne, D. (1999). The pareto archived evolution strategy: A new baseline algorithm for pareto multiobjective optimisation. In *Evolutionary Computation, 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on IEEE*.
14. Meyer, P. D., Rockhold, M. L., and Gee, G. W. (1997). "Uncertainty analyses of infiltration and subsurface flow and transport for SDMP sites", Nuclear Regulatory Commission, Washington, DC (United States). Div. of Regulatory Applications; Pacific Northwest National Lab., Richland, WA (United States), No. NUREG/CR-6565; PNNL-11705.
15. Motovilov, Y. G., Gottschalk, L., Engeland, K., and Rodhe, A. (1999). Validation of a distributed hydrological model against spatial observations. *Agricultural and Forest Meteorology*, 98, 257-277.
16. Rawls, W. J., Brakensiek, D. L., and Miller, N. (1983). Green-Ampt infiltration parameters from soils data. *Journal of hydraulic engineering*,

- 109(1), 62-70.
17. Reddy, M. J., and Kumar, D. N. (2007). Multiobjective differential evolution with application to reservoir system optimization. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 21(2), 136-146.
 18. Rogger, M., Agnoletti, M., Alaoui, A., Bathurst, J. C., Bodner, G., Borga, M., and Blöschl, G. (2017). Land use change impacts on floods at the catchment scale: Challenges and opportunities for future research. *Water Resources Research*, 53(7), 5209-5219.
 19. Thanapakpawin, P., Richey, J., Thomas, D., Rodda, S., Campbell, B., and Logsdon, M. (2007). Effects of landuse change on the hydrologic regime of the Mae Chaem river basin, NW Thailand. *Journal of Hydrology*, 334(1-2), 215-230.
 20. VanShaar, J. R., Haddeland, I., and Lettenmaier, D. P. (2002). Effects of land-cover changes on the hydrological response of interior Columbia River basin forested catchments. *Hydrological Processes*, 16(13), 2499-2520.
 21. Whitaker, A., Alila, Y., Beckers, J., and Toews, D. (2003). Application of the distributed hydrology soil vegetation model to Redfish Creek, British Columbia: model evaluation using internal catchment data. *Hydrological Processes*, 17(2), 199-224.
 22. Wigmosta, M. S., Vail, L. W., and Lettenmaier, D. P. (1994). A distributed hydrology-vegetation model for complex terrain. *Water resources research*, 30(6), 1665-1679.
 23. Yandamuri, S. R., Srinivasan, K., and Murty Bhallamudi, S. (2006). Multiobjective optimal waste load allocation models for rivers using nondominated sorting genetic algorithm-II. *Journal of water resources planning and management*, 132(3), 133-143.
 24. Zitzler, E. and Thiele, L. (1999). Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach. *IEEE transactions on Evolutionary Computation*, 3(4), 257-271.
 25. 郝振純, 梁之豪, 梁麗喬, 郭曉玉, 鞠琴(2012)。DHSVM 模型在寶庫河流域的逕流模擬適用性分析。 *水電能源科學*, 30(11), 9-12。
 26. 康麗莉, 王守榮, 顧駿強(2008)。分布式水文模型 DHSVM 對蘭江流域逕流變化的模擬試驗。 *熱帶氣象學報*, 2, 176-182。

收稿日期：民國 107 年 8 月 1 日
 修正日期：民國 107 年 9 月 19 日
 接受日期：民國 107 年 10 月 8 日