

應用極限學習機發展連續型降雨逕流模式 推估臺灣南部情境流量

Developing continuous rainfall–runoff model by extreme learning machine to project scenario runoffs in southern Taiwan

國立成功大學 水利及海洋工程學系

碩士

郭又甄

Yo-Chen Kuo

教授

陳憲宗

Shien-Tsung Chen

摘 要

本研究採用極限學習機 (extreme learning machine) 輔以系集平均 (ensemble mean) 方法，建立臺灣南部主要集水區的連續型降雨逕流模式。為能推估氣候變遷情境下的長期連續日流量，連續型降雨逕流模式之輸入變量僅為日雨量及日溫度。本研究並探討變量的不同時間階數組合、資料預處理方法、極限學習機神經元個數、季節劃分等，建立最適合臺灣南部集水區的極限學習機降雨逕流模式，結果顯示極限學習機能有效推估集水區逕流量。本研究使用分位數增量映射 (quantile delta mapping) 與簡易尺度轉換 (simple scaling) 進行未來情境流量的偏差校正，分析氣候變遷情境 (SSP2-4.5 與 SSP5-8.5) 下未來短期 (2021 至 2040 年) 與未來中期 (2041 至 2060 年) 流量變化，並與基期 (1995 至 2014 年) 之模擬結果比較，了解在氣候變遷情境下臺灣南部流量增減狀況。研究結果顯示臺灣南部主要集水區之氣候變遷情境總流量約為減少 20% 至增加 30% 之間，其中流量在枯水期減少，於豐水期增加，單日流量也將趨於極端。本研究以極限學習機建立之連續型降雨逕流模式，合理推估集水區逕流量之變化趨勢，並有效模擬氣候變遷下的流量變動。

關鍵詞：連續型降雨逕流模式、極限學習機、氣候變遷

Abstract

This study utilized the extreme learning machine to develop a continuous rainfall–runoff model for simulating streamflow in southern Taiwan under climate change scenarios. Due to the focus on streamflow projections under these scenarios, the model incorporates rainfall and temperature as input variables but does not utilize previous runoff data. This presents a challenge in accurately simulating streamflow with this model structure. Historical streamflow simulations in the study area are deemed acceptable but tend to underestimate actual values. To

address this, the study applies quantile delta mapping and simple scaling for bias correction of future scenario runoffs. It analyzes near-term (2021 to 2040) and mid-term (2041 to 2060) futures under climate change scenarios (SSP2-4.5 and SSP5-8.5). The projected results indicate that future scenario streamflow changes generally range from a decrease of 20% to an increase of 30% compared to baseline streamflow. However, the likelihood of dry years occurring is greater than that of wet years, with higher runoff events primarily concentrated in a few wet years.

Keywords: streamflow projection, continuous rainfall-runoff model, extreme learning, climate change.

一、前言

台灣南部區域因地形與降雨分布，河川流量豐枯變化尤為極端，加上近年由於全球氣候變遷影響，極端氣候與災害發生層出不窮，嚴重乾旱事件發生頻率預期會日趨上升，這也表示準確推估未來南部水庫入流量將是一項巨大的挑戰。

本研究採用機器學習方法中的極限學習機 (extreme learning machine, ELM)，輔以系集平均 (ensemble mean) 方法，以臺灣南部集水區為研究對象，選定四個主要供水設施：曾文水庫、南化水庫、甲仙攔河堰與高屏溪攔河堰，將集水區的日雨量及日溫度做為輸入變量，建立連續型降雨逕流模式，並嘗試在極限學習機中採用不同的輸入變量時間階數、神經元個數及季節劃分等情況下，個別分析其對逕流推估的成效。

二、研究方法

本研究應用極限學習機建立連續型降雨逕流模式，以模擬台灣南部四個流域的連續日流量推估。極限學習機 (ELM) 屬於單隱藏層前饋式神經網路 (single-hidden layer feedforward neural networks, SLFN)，為新加坡南洋理工大學黃廣斌教授所發展 (Huang et al., 2004; Huang et al., 2006; Huang et al., 2008; Huang et al., 2015)，其優勢包括學習速度快和泛化能力強。ELM 與傳統單隱藏層式神經網路訓練算法不同，其輸入層與隱藏層間的權重 w 與偏差 b 採隨機生成，而隱藏層與輸出層間之權重 β 則透過線性系統的最小平方法求得，因此可更快速的完成模式訓練，且可避免神經網路參數的局部最小值等問題，極限學習機之網路架構參考圖 1。

$$y_j = \sum_{i=1}^N \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i)$$

上式中 x 為輸入變量， y 為輸出變量， $g(\cdot)$ 為激勵函數。

建立連續型降雨逕流模式所用的數據包括 1960 年至 2018 年各流域的每日降雨量、

流量與溫度；1960 年至 2001 年的數據用於模式的率定，而 2002 年至 2018 年的數據則用於模式的驗證。為配合臺灣氣候變遷推估資訊與知識調適平台 (Taiwan Climate Change Projection Information and Adaptation Knowledge Platform, TCCIP) 提供之氣候變遷資料，未來氣候變遷下之情境資料變量為雨量及溫度，故本研究建置之連續型降雨逕流模式，輸入變量僅能採用雨量與溫度，輸出變量為流量。

針對氣候變遷情境下的流量推估，本研究收集來自 TCCIP 於 2023 年發布之最新聯合國政府間氣候變遷專門委員會(Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC)第六次評估報告 (The Sixth Assessment Report, AR6) 統計降尺度之降雨與溫度網格資料，網格大小為 5 km × 5 km。選取資料時間分別為 1995 至 2014 年之基期、2021 至 2040 之未來短期、2041 至 2060 之未來中期，共三段，每段時期長度為 20 年。

由於全球環流模式 (general circulation model, GCM) 模擬結果相對於觀測資料可能存在系統性偏差，本研究採用了分位數增量映射 (quantile delta mapping, QDM) 方法來進行模式偏差校正。經過 QDM 偏差校正後的數據雖能有效消除模式造成的偏差，但在資料映射過程會有失去流量變化連續性之疑慮。為保留流量資料中的時間連續性的訊息，本研究再加入簡易尺度轉換 (simple scaling) 概念，用以產製氣候變遷情境下的模擬流量。

三、成果與討論

本研究建立之 ELM 連續型降雨逕流模式可表示為：

$$Q(t) = f[P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), T(t)]$$

其中， $Q(t)$ 為推估流量， $P(t)$ 、 $P(t-1)$ 、 $P(t-2)$ 及 $P(t-3)$ 為推估日至前 3 日之雨量， $T(t)$ 為推估日當天之溫度。輸入資料預先取對數及標準化處理，神經元個數選用 400 個，並採用季節分類模式，依據月份將資料分為四季，分別為春旱季 (1~4 月)、梅雨季 (5~6 月)、颱風季 (7~9 月)、秋冬季 (10~12 月)。

模擬歷史流量之成果，率定與驗證期間之評鑑指標結果如表 1 與表 2，模式在四個集水區的率定，相關係數皆達 0.8 以上，證明模式能有效推估流量；相對均方根誤差表示誤差相對於觀測值的比例關係，推測因集水區特性，流量表現大多為低流量，低於 10 m³/s 流量占整體流量 50%，導致相對誤差被放大，尤其在整體流量較低的南化水庫集水區最為明顯；以總流量體積比值來看，推估流量總量小於觀測流量總量，顯示流量有低估的傾向。圖 2 至圖 5 為四個集水區之率定期間日流量歷線圖，摘錄 1960 年至 1963 年間資料；圖 6 至圖 9 為四個集水區之驗證期間日流量歷線圖，摘錄 2002 年至 2005 年間資料，藍色線段為實際觀測值，紅色線段為模式推估值，由歷線可發現模式在高流量有低估的情況。

圖 10 至圖 13 展示在 SSP2-4.5 與 SSP5-8.5 氣候變遷情境，各氣候模式下的推估流量盒狀圖，縱軸代表流量比值，即 25 個氣候變遷情境模擬的總逕流量與基期模擬的總逕流量之比，圖中的黑色空心圓點代表數據的平均值。相較於基期的總逕流，氣候變遷

情境下總逕流的中位數變化範圍為增加 0 至 10%。然而，需要注意的是年際變化（年份之間的變化），其中逕流在超過一半的年份低於歷史平均值，即有超過一半的年份可視為乾旱年份，如圖 14 至圖 21 所示。

四、結論

- 一、本研究以極限學習機（ELM）建立臺灣南部主要集水區之連續型降雨逕流模式，輸入變量為日雨量與日溫度，模式輸出為集水區日逕流量。結果顯示 ELM 能良好推估南部主要集水區之逕流量，並且發現導入系集平均方法後會獲得較佳的流量模擬結果。
- 二、本研究測試雨量與溫度不同輸入時間階數對流量推估的影響，發現以推估日當天至前 3 日資料（時間階數為 4 階）做為輸入時，可得到較佳模擬結果。再進一步調整溫度之階數後，得到雨量為 4 階、溫度為 1 階時，極限學習機降雨逕流模式有最佳之流量模擬結果。
- 三、臺灣南部因特殊的地理位置與氣候型態，一年中的流量在豐枯季表現極端，在不同季節下水文變量對於逕流量的影響可能也會有所不同。本研究以歷年降雨分布情形將季節分類，發現當季節分為 4 季時取得較佳的流量模擬結果，分別為春旱季（1～4 月）、梅雨季（5～6 月）、颱風季（7～9 月）、秋冬季（10～12 月）。
- 四、本研究推估在未來情境下總流量體積，無論 SSP2-4.5 或 SSP5-8.5 在未來短期與中期皆增加，中位數流量增加幅度為 0%至 10%。但在年流量計算結果中，過半數年份的流量低於歷史平均；配合總流量增加的結果顯示，未來流量豐枯年將更為極端，即枯水年的流量越少，且高流量將主要集中於少量的豐水年份。

參考文獻

- Huang, G. B., & Chen, L. (2008) Enhanced random search based incremental extreme learning machine. *Neurocomputing*, 71(16–18), 3460–3468.
- Huang, G. B., Zhu, Q. Y., & Siew, C. K. (2004) Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks. In 2004 IEEE international joint conference on neural networks, Vol. 2, 985–990.
- Huang, G. B., Zhu, Q. Y., & Siew, C. K. (2006) Extreme learning machine: theory and applications. *Neurocomputing*, 70(1–3), 489–501.
- Huang, G., Huang, G. B., Song, S., & You, K. (2015) Trends in extreme learning machines: A review. *Neural Networks*, 61, 32–48.

表 1 降雨逕流模式率定評鑑指標

集水區	相關係數	相對均方根誤差	總流量體積比值
曾文水庫	0.90	0.97	0.87
南化水庫	0.83	1.98	0.75
甲仙攔河堰	0.86	0.84	0.85
高屏溪攔河堰	0.93	0.96	0.86

表 2 降雨逕流模式驗證評鑑指標

集水區	相關係數	相對均方根誤差	總流量體積比值
曾文水庫	0.84	2.07	1.01
南化水庫	0.56	2.77	0.87
甲仙攔河堰	0.76	2.71	1.10
高屏溪攔河堰	0.71	1.36	0.91

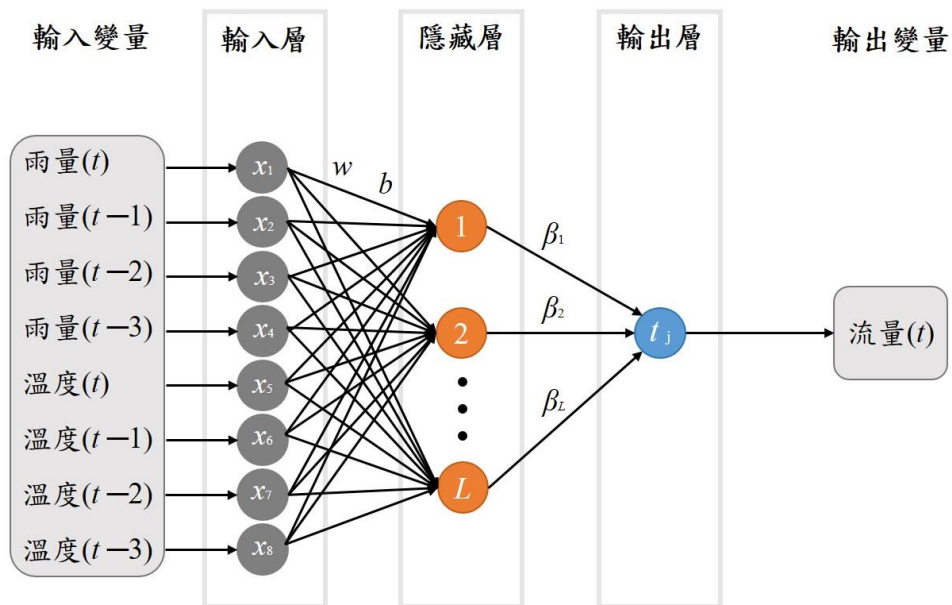


圖 1 本研究使用之極限學習機 (ELM) 模型

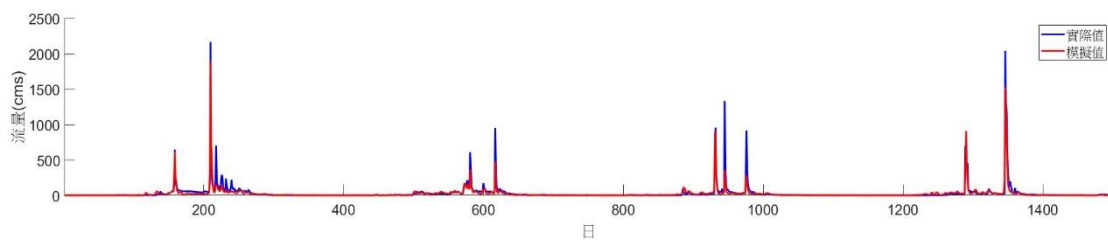


圖 2 曾文水庫降雨逕流模式之流量歷線率定模擬結果 (1960~1963)

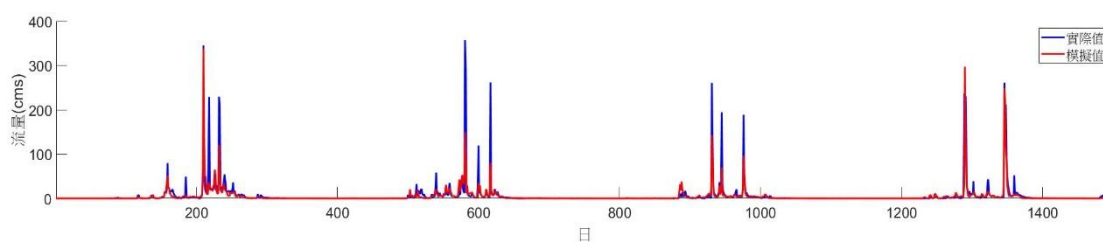


圖 3 南化水庫降雨逕流模式之流量歷線率定模擬結果（1960~1963）

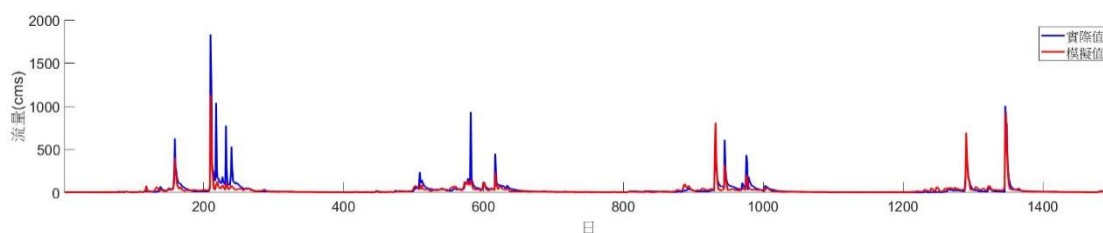


圖 4 甲仙攔河堰降雨逕流模式之流量歷線率定模擬結果（1960~1963）

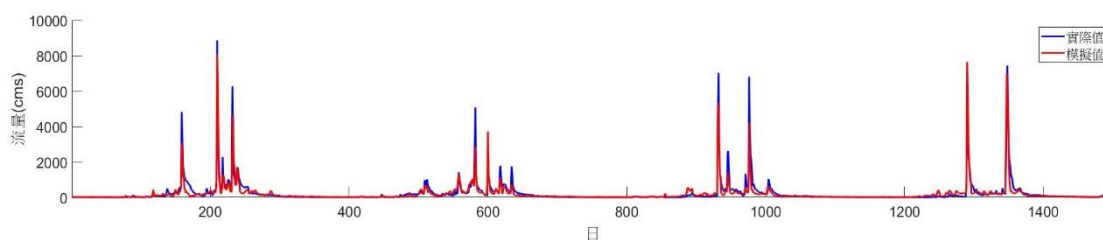


圖 5 高屏溪攔河堰降雨逕流模式之流量歷線率定模擬結果（1960~1963）

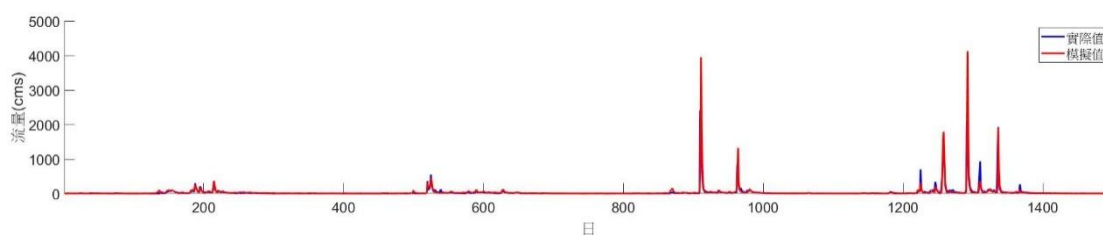


圖 6 曾文水庫降雨逕流模式之流量歷線驗證模擬結果（2002~2005）

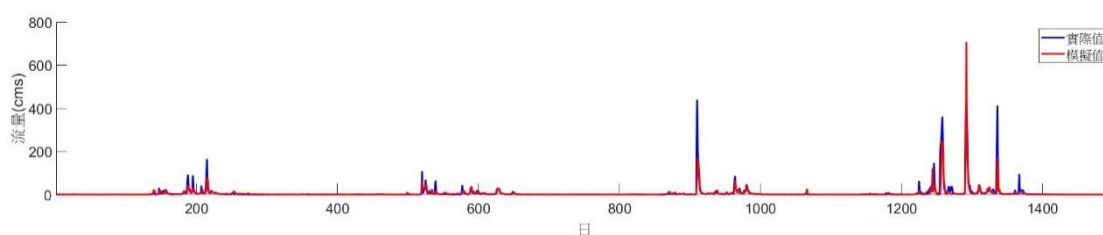


圖 7 南化水庫降雨逕流模式之流量歷線驗證模擬結果（2002~2005）

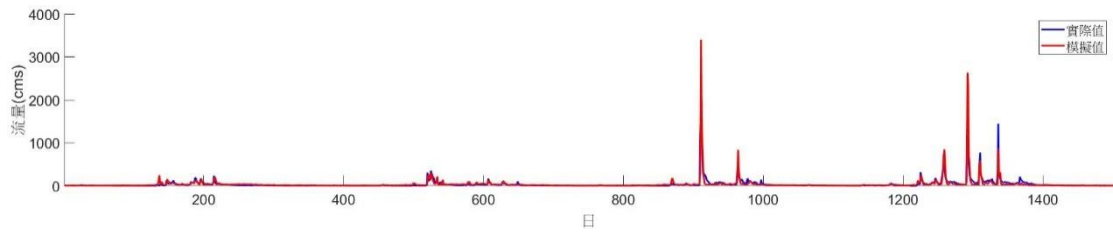


圖 8 甲仙攔河堰降雨逕流模式之流量歷線驗證模擬結果 (2002~2005)

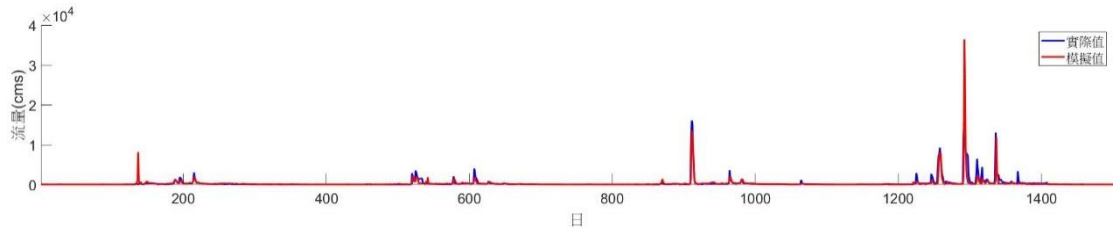


圖 9 高屏溪攔河堰降雨逕流模式之流量歷線驗證模擬結果 (2002~2005)

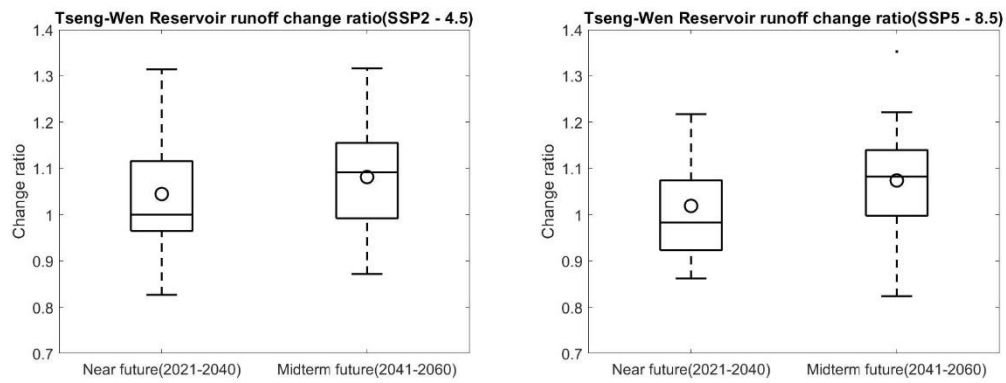


圖 10 曾文水庫氣候模式總流量比值盒狀圖

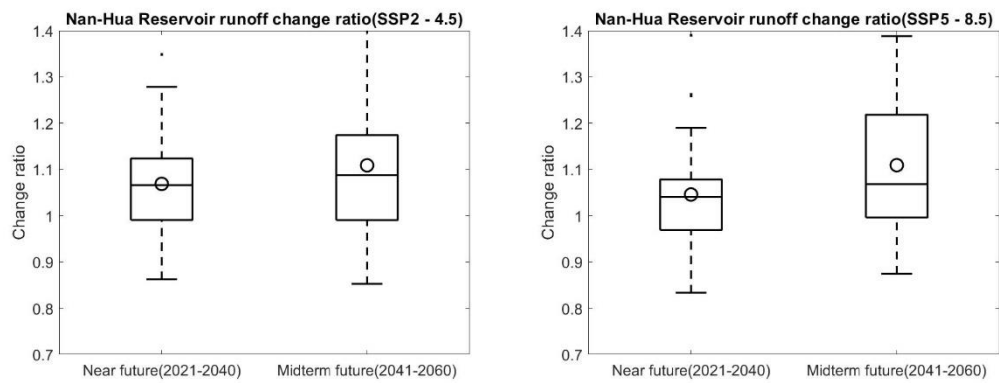


圖 11 南化水庫氣候模式總流量比值盒狀圖

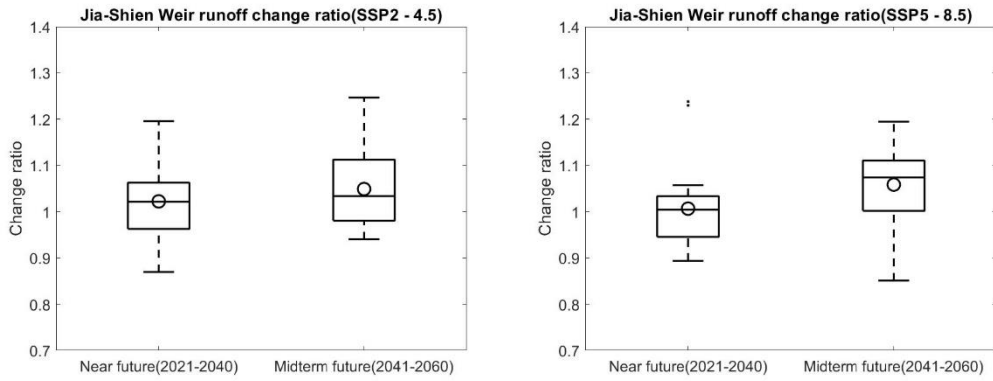


圖 12 甲仙攔河堰氣候模式總流量比值盒狀圖

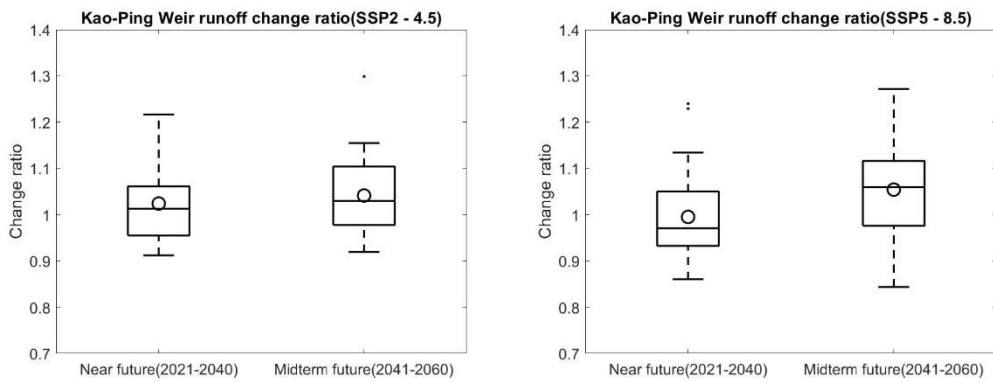


圖 13 高屏溪攔河堰氣候模式總流量比值盒狀圖

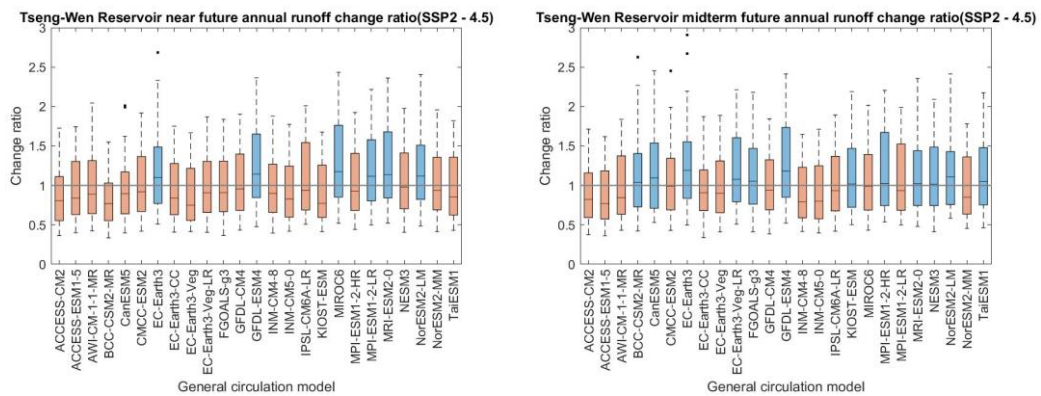


圖 14 曾文水庫中度排放情境(SSP2-4.5)氣候模式年流量比值盒狀圖

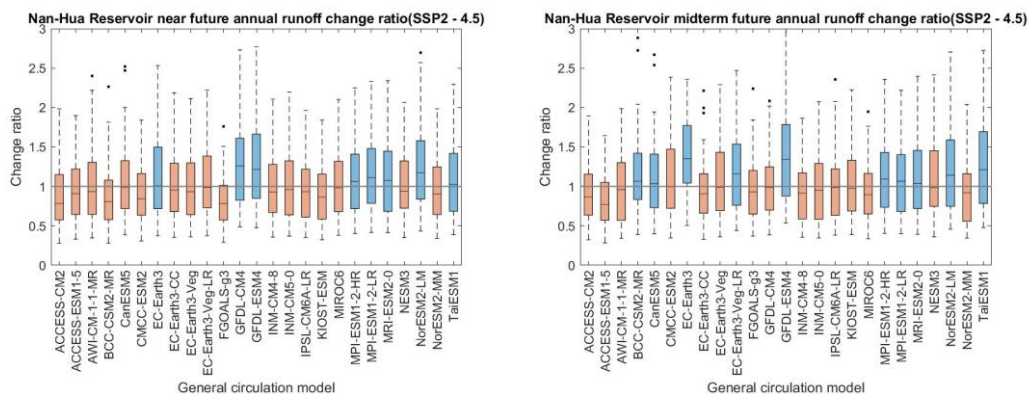


圖 15 南化水庫中度排放情境(SSP2-4.5)氣候模式年流量比值盒狀圖

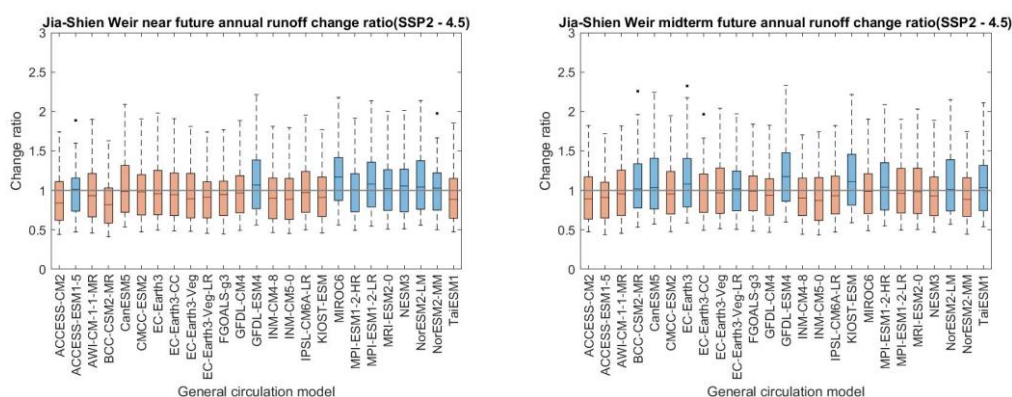


圖 16 甲仙攔河堰中度排放情境(SSP2-4.5)氣候模式年流量比值盒狀圖

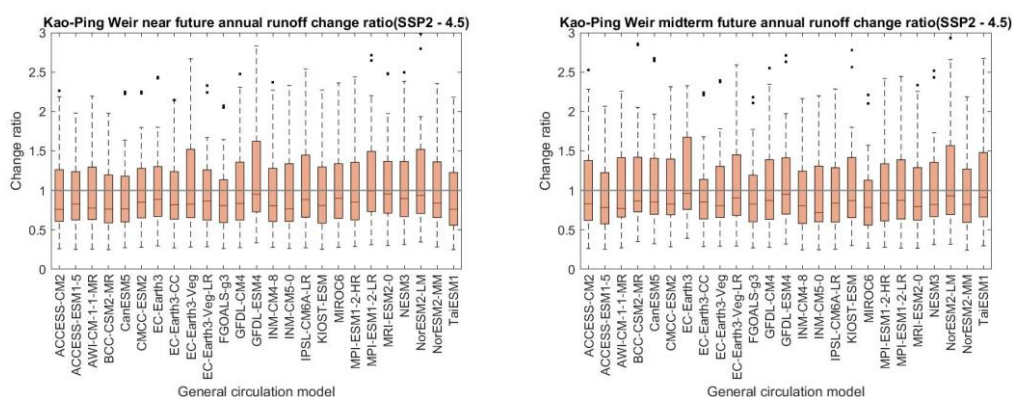


圖 17 高屏溪攔河堰中度排放情境(SSP2-4.5)氣候模式年流量比值盒狀圖

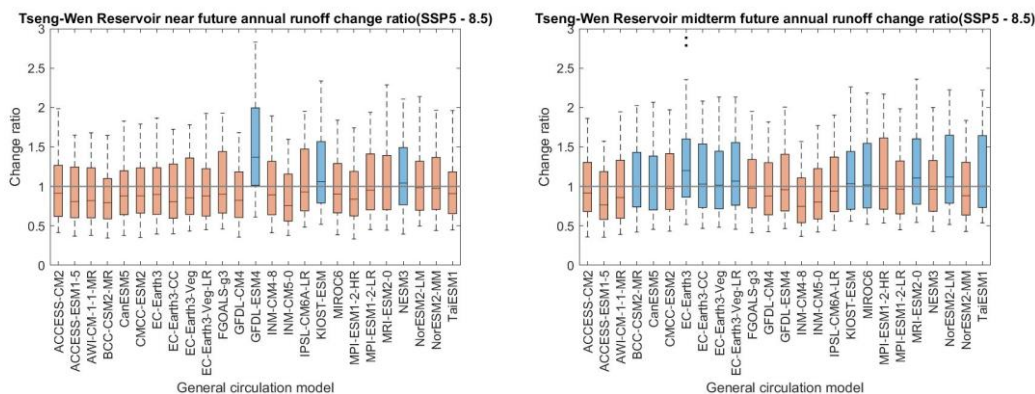


圖 18 曾文水庫重度排放情境(SSP5-8.5)氣候模式年流量比值盒狀圖

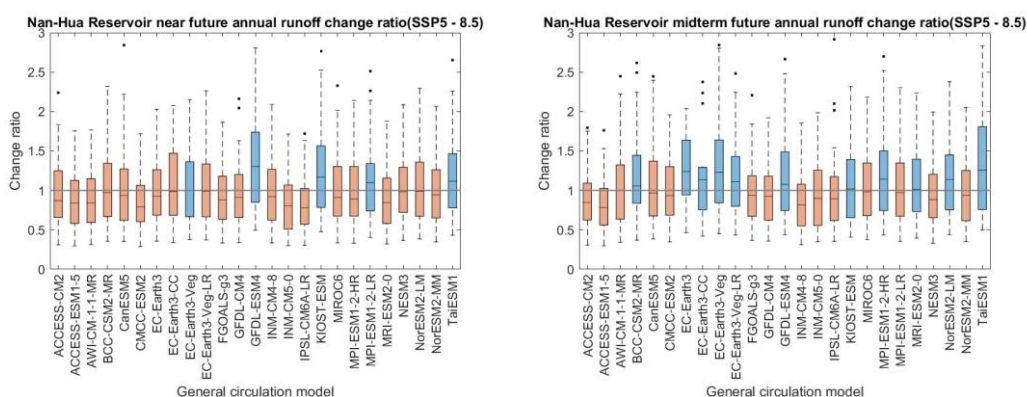


圖 19 南化水庫重度排放情境(SSP5-8.5)氣候模式年流量比值盒狀圖

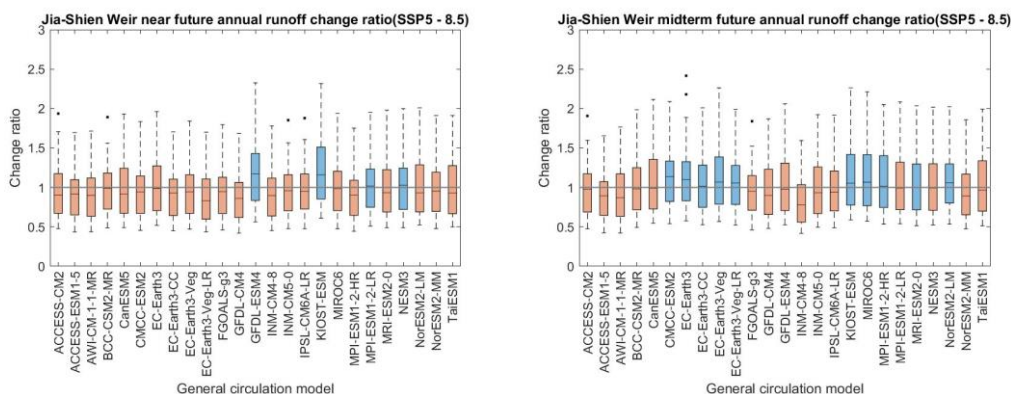


圖 20 甲仙攔河堰重度排放情境(SSP5-8.5)氣候模式年流量比值盒狀圖

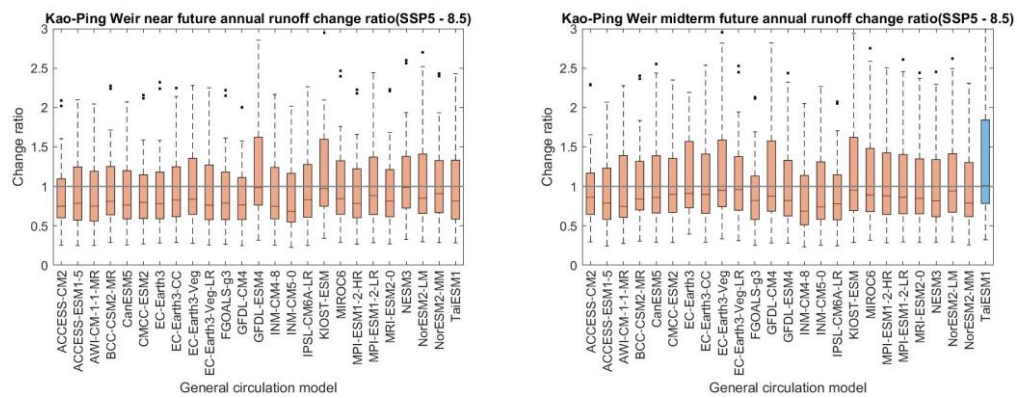


圖 21 高屏溪攔河堰重度排放情境(SSP5-8.5)氣候模式年流量比值盒狀圖