

臺灣集水區水文記憶特性分析

Analysis of Hydrological Memory Characteristics in Taiwan's Catchments

國立成功大學
資源工程學系
碩士班研究生
方廷睿
Ting-Jui Fang

國立成功大學
資源工程學系
博士班研究生
陳信宇
Hsin-Yu Chen

國立成功大學
資源工程學系
教授
葉信富
Hsin-Fu Yeh

摘 要

近年來全球都遭受氣候變遷影響出現許多極端天氣，臺灣則受到颱風與乾旱的異常頻率造成降雨時空分布不均的現象，陡峭的地形環境特徵導致水流不易儲存，集水區水文變量的研究日趨重要。流量變化能展現水在集水區內儲存和傳播等重要特性，氣候變遷往往影響流量，流量的反應時間可分為即時和延遲，過去常忽略遲滯時間的現象，此特徵被稱為水文記憶。本研究旨在判斷臺灣的集水區是否有記憶特徵存在並找出流量反應的遲滯時間，透過長度 30 年以上全台 67 個集水區資料，為了觀察流量對降水和潛勢蒸發散在不同時間尺度下的反應，使用彈性方法量化集水區流量的敏感性，敏感性分析結果顯示，月尺度比年尺度更能解釋流量對氣候因子的敏感性，因此以月尺度為單位討論記憶特徵。水文記憶概念模型結果表示極端降雨等水文氣候異常事件主要影響 33 天(1.11 個月)後的河川流量生成，降水對於流量補給的影響最多延遲至 50 天(1.67 個月)。具有記憶特徵的集水區集中在臺灣的西南部，以 500 平方公里以下小集水區為主，大部分基流指數較低，以逕流貢獻流量比例較高的測站為主，較少發生在高海拔的區域。本研究結果顯示河川流量對於氣候因子的反應存在遲滯時間，這也說明臺灣集水區的記憶特徵，這將有助於水文現象的預測，並且能提供給水文模擬與水資源發展與管理上參考。

關鍵詞：流量彈性、水文記憶、敏感性分析、臺灣集水區。

Abstract

In recent years, the world has been experiencing numerous extreme weather events due to climate change. Taiwan, in particular, has faced abnormal frequencies of typhoons and droughts, resulting in uneven temporal and spatial distribution of precipitation. The steep topography characteristics make it difficult to store water, highlighting the importance of studying hydrological variability in catchments. Streamflow change can illustrate important characteristics of water storage and propagation in the catchment. Climate change often affects streamflow, which can be categorized into immediate and delayed responses. Historically, the phenomenon of delayed responses, known as hydrological memory, has often been overlooked.

This study aims to determine whether hydrological memory characteristics exist in Taiwan's catchments and to identify the lag time in streamflow response. Using data from 67 catchments across Taiwan with a length of over 30 years, the study examines the response of streamflow to precipitation and potential evapotranspiration across different time scales. Streamflow elasticity was employed to quantify the sensitivity of catchment streamflow. Sensitivity analysis results indicate that the monthly scale better explains the sensitivity of streamflow to climatic factors compared to the annual scale. Therefore, memory characteristics are discussed using the monthly scale. The conceptual model of hydrological memory shows that extreme precipitation and other hydrological climate anomalies primarily impact river streamflow generation 33 days (1.11 months) later, with the influence of precipitation on streamflow recharge delayed up to 50 days (1.67 months). Catchments with hydrological memory characteristics are predominantly located in southwestern Taiwan, mainly in catchments smaller than 500 square kilometers, with generally lower baseflow indices and a higher proportion of streamflow contributions. These characteristics are less common in high elevation areas. The results of this study highlight that streamflow response to climatic factors exhibits a lag time, illustrating the memory characteristics of Taiwan's catchments. This understanding will aid in the prediction of hydrological phenomena and provide valuable references for hydrological modeling and the development and management of water resources.

Keywords: Streamflow elasticity, Hydrological memory, Sensitivity analysis, Taiwan's Catchments

一、前言

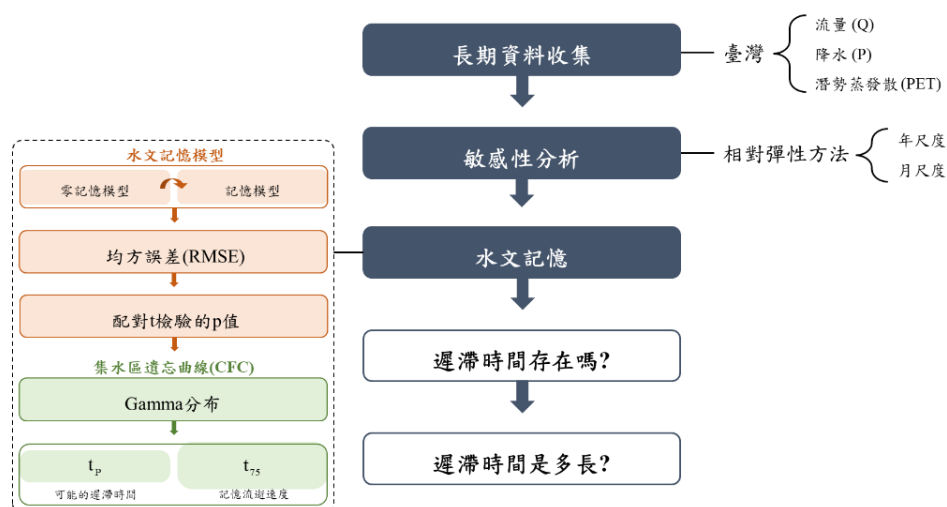
流量動態是滲透、蒸散、截流、地表逕流及地下水流等過程之綜合反應，因而受植被、土壤、地形及地質等多重流域特徵影響。Tessier et al. (1994)和 Zhang et al. (2017)的研究中強調流量對降水事件的敏感性及氣候因素在流量生成中的作用，表明流量反應受氣候因子影響，並涉及不同時間尺度的水文過程，是評估水資源的重要指標(Carlier et al., 2018)。流量受氣候因子的影響時間可分為即時和遲滯，然而過去的研究中常忽略遲滯時間的存在，此遲滯時間的特徵被稱為水文記憶(De Lavenne et al., 2022)。

水文學對記憶行為的概念可追溯至 1930 年代(Haines, 1930; Richards, 1931)，後來埃及阿斯旺高壩的水文學家 Harold E. Hurst 發現尼羅河年度流量數據具有聚集趨勢，即高流量與低流量聚集(Hurst, 1951, 1956)，並以不同時間尺度的序列相關係數表示(Mandelbrot & Mandelbrot, 1982; Mandelbrot & Van Ness, 1968)。儘管研究人員對長期記憶的研究興趣濃厚，並描述其為「基本隱藏秩序」(Council et al., 1991)，但誘發機制尚未確定。後來 Koutsoyiannis(2002)提出長期記憶雖被視為水文時間序列的內在特性，但由於其複雜性通常不被納入模型中，因此水文模型的建構面臨許多挑戰(Duethmann et al., 2020; Fowler et al., 2016)。遲滯(hysteresis/lag)現象後來成為水文學中廣泛討論的現象，遲滯現象可以理解為流域/集水區的記憶特性，水文記憶是與內部傳輸和儲存水或氣候因子等的物理機制相關反應時間的組合(Fowler et al., 2020)。

量化水文記憶性包含過去針對集水區/流域水文記憶性之量化研究方法各異，如表一。Yuan and Zhu (2018)參考土壤溼度和融雪現象並建構社區土地模型(Community Land Model, CLM)4.5 版本(Oleson et al., 2010)用於全球水文模擬與預測，發現記憶延遲時間長達六年。Yang et al. (2017)針對長期乾旱的澳洲東南部，透過乾旱從降水到水文循環到陸地的傳播，並以月尺度量化遲滯時間。Alvarez-Garreton et al. (2021)使用簡單線性回歸中的判定係數，以流量殘差和降水之間的季節性遲滯探討智利水文記憶，結果顯示記憶特徵主要受融雪現象的影響。De Lavenne et al. (2022)使用逕流指數和濕度指數建立集水區遺忘曲線(Catchment Forgetting Curve, CFC)量化，發現法國集水區的遲滯時間長達 3 年和瑞典則表現出 1 年的遲滯。多數的評估因子都考量集水區儲水相關的參數，如土壤含水量和融雪等。此外，深度學習工具中的長短期記憶神經網絡(Long Short-Term Memory, LSTM)也用於探討水文記憶，LSTM 是一種高級類型的循環神經網路(Recurrent Neural Network, RNN)(Hochreiter & Schmidhuber, 1997)，目的在學習時間序列數據及其長期依賴性，Sabzipour et al. (2023)針對加拿大集水區透過此方法找出遲滯時間最長為 9 天，但使用神經網路的缺點就是方法相對複雜並且要反覆訓練，而且使用的參數多半在量測上具有挑戰性。

臺灣自然條件受限，地勢陡峭、河流短急，且位於東亞季風區及西北太平洋風暴帶，受梅雨季節影響，降雨時空分布不均且易出現極端降雨(Tung et al., 2022)，每年有 3 至 4 個以上颱風襲擊臺灣，使得水資源管理成為關鍵議題(Wu & Kuo, 1999)。根據 2005 至 2016 年的統計資料，臺灣年平均降水量約為 2580 毫米，但其中僅有 10%至 40%的降雨量能有效補充地下水(Hsu et al., 2020; Lee et al., 2006)。此外，降雨集中在夏季、季風季節及颱風季節，而冬季降雨量有限。降雨時序分布不均，加之降水為臺灣河川流量之主要補充來源。因此本研究致力於使用簡潔的方法且易於取得的資料，量化臺灣水文的記憶特性。

本研究目的為探討臺灣集水區記憶特徵是否存在，以及臺灣集水區對於水文異常事件和一般氣候現象的反應遲滯時間，結果將有助於水文現象的預測，並提供給水文模擬與水資源發展與管理上參考，以求在精確性與實用性之間取得平衡。



圖一 研究流程圖

表一 過去關於量化集水區/流域水文記憶特徵的研究

研究區域	評估因子/方法	時間尺度	參考文獻
—	流量衰退曲線	日、月	(Rodríguez-Iturbe & Valdés, 1979)
英國/牛津	土壤濕度、地下水動態	月	(Peters et al., 2006)
歐洲	土壤濕度、水文模型	月	(Orth & Seneviratne, 2013)
全球	土壤濕度、水文模型	年、季	(Hagemann & Stacke, 2015)
加拿大	土壤濕度、地下水	月	(Agboma & Lye, 2015)
澳洲東南部	乾旱恢復時間	月	(Yang et al., 2017)
全球	土壤濕度、融雪、水文模型	年	(Yuan & Zhu, 2018)
中國	降水、LSTM	月	(Ni et al., 2020)
智利	降水、簡單線性迴歸	年、季	(Alvarez-Garretón et al., 2021)
美國/猶他州	融雪、地下水、	年	(Brooks et al., 2021)
巴西	降水、LSTM	月	(Nogueira Filho et al., 2022)
法國、瑞典	降水、潛勢蒸發散、CFC	年	(De Lavenne et al., 2022)
歐洲	降雨、水文模型	小時	(Brunner & Slater, 2022)
中國/青藏高原	降水、水文模型、記憶曲線	季	(Gu et al., 2023)
加拿大/魁北克	土壤濕度、LSTM	日	(Sabzipour et al., 2023)

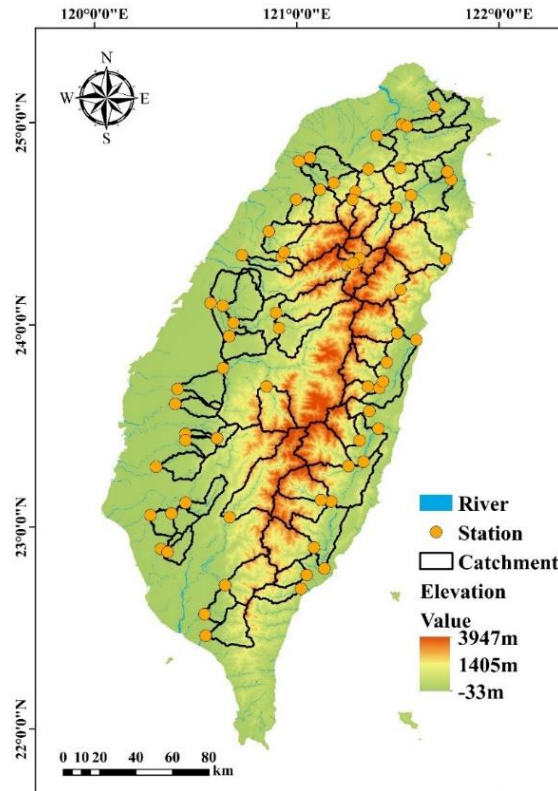
二、研究區域與資料概述

研究區域為整個臺灣，根據臺灣交通部氣候年報長期統計，年平均氣溫約攝氏 23.9 度，年雨量約 2,161.1 毫米，為溫暖而多雨的海島型氣候，北回歸線將全島氣候分割，以北為副熱帶季風氣候，以南為熱帶季風氣候，北部全年降雨量較多，而南部則冬季大多乾燥，南部比北部相對熱 1.2°C(Lone et al., 2024)。

本研究從經濟部水利署提供的水文年報中獲取流量測站資料，選取記錄長度達 30 年以上的站點，測站座標、流域和集水區範圍如表二和圖二所示，原始資料為點形式，單位為 CMS，再經由集水區面積和單位轉換成 mm/每年和 mm/每月。降水資料從臺灣氣候變遷推估資訊與調適知識平台(Taiwan Climate Change Projection Information and Adaptation Knowledge Platform, TCCIP)取得 1960~2022 年的資料，原始數據是網格形式且空間分辨率為 0.05° (約 5 公里)，先依據流量測站紀錄的集水區區域計算該範圍的降水量，原始單位為 mm/每月再依方法所需轉換成 mm/每年和 mm/每月。潛勢蒸發散是指在理想條件下，土壤和植被可能釋放的最大水分蒸發和植物蒸散量，這種蒸散作用在不同地區有顯著差異，臺灣的地理多樣性導致此差異明顯存在，資料取自 TerraClimate 資料庫提供 1980~2019 年的數據(Abatzoglou et al., 2018)，紀錄時長 60 年，原始數據是網格形式且空間分辨率為 4638.3 公尺，原始單位為 10mm/每月再依本研究方法進行單位轉換為 mm/每年和 mm/每月。本研究基流指數(Baseflow index, BFI)利用 IH-UK 基流分離法估計(Gustard et al., 1992; Hall, 1968)，BFI 為基流與總流量的比值。土地利用和土地覆蓋資料使用 Chen et al. (2019)的結果。降雨強度(Simple daily intensity index, SDII)為一年之中，雨日的平均降雨量，即所有雨日的總降雨量除以雨日天數，單位為 mm/天。

表二 研究集水區資料

測站	代稱	流域	經度	緯度	測站	代稱	流域	經度	緯度
玉峰	YF	淡水河	121.29	24.66	土庫大橋	TKB	北港溪	120.41	23.68
福山	FS	淡水河	121.51	24.78	觸口	CuK	八掌溪	120.61	23.44
秀巒	XL	淡水河	121.28	24.62	軍輝橋	CHB	八掌溪	120.45	23.46
橫溪	HC	淡水河	121.39	24.94	赤蘭溪橋	CLCB	八掌溪	120.45	23.43
霞雲	XY	淡水河	121.35	24.77	新營	HY	急水溪	120.30	23.30
五堵	WT	淡水河	121.68	25.08	玉田	YT	曾文溪	120.45	23.12
秀朗	HL	淡水河	121.52	24.99	左鎮	TC	曾文溪	120.38	23.07
寶橋	PB	淡水河	121.54	24.98	新市	HS	鹽水溪	120.28	23.06
新埔(2)	HPu	鳳山溪	121.07	24.83	阿蓮(2)	AL(2)	二仁溪	120.33	22.89
內灣	NW	頭前溪	121.18	24.70	崇德橋	CTB	二仁溪	120.36	22.88
上坪	SP	頭前溪	121.11	24.67	荖濃	LN	高屏溪	120.67	23.05
經國橋	JKB	頭前溪	121.01	24.81	三地門	STM	高屏溪	120.65	22.71
牛鬥(1)	ND(1)	蘭陽溪	121.57	24.64	潮州	CC	東港溪	120.54	22.57
蘭陽大橋	LYB	蘭陽溪	121.76	24.72	新埤	HPe	林邊溪	120.55	22.46
家源橋	CYgB	蘭陽溪	121.49	24.58	知本(3)	CP(3)	知本溪	121.02	22.69
西門橋	XMB	蘭陽溪	121.74	24.76	利嘉(2)	LC(2)	利嘉溪	121.05	22.76
永興橋	YHB	中港溪	121.00	24.62	延平	YP	卑南溪	121.09	22.90
打鹿坑	TKL	後龍溪	120.86	24.46	台東大橋	TTnB	卑南溪	121.14	22.79
義里	IL	大安溪	120.73	24.34	新武呂(4)	HWL(4)	卑南溪	121.17	23.13
雪山坑	HSK	大安溪	120.93	24.34	大崙	TL	卑南溪	121.12	23.13
象鼻	HsP	大安溪	120.94	24.36	卓麓(1)	CL(1)	秀姑巒溪	121.26	23.30
南湖	NH	大甲溪	121.30	24.31	立山	LSa	秀姑巒溪	121.31	23.43
七家灣	CCW	大甲溪	121.31	24.33	瑞穗大橋	JSuB	秀姑巒溪	121.40	23.49
松茂	SM	大甲溪	121.25	24.29	玉里大橋	YLB	秀姑巒溪	121.33	23.32
合歡	HH	大甲溪	121.28	24.31	馬遠橋	MYB	秀姑巒溪	121.36	23.57
大肚橋	TTuB	烏溪	120.57	24.11	平林	PL	花蓮溪	121.44	23.81
溪南橋	CNB	烏溪	120.64	24.09	仁壽橋	JShB	花蓮溪	121.50	23.96
烏溪橋	WCB	烏溪	120.69	24.01	花蓮大橋	HLB	花蓮溪	121.59	23.92
南北通橋	NPB	烏溪	120.90	24.06	馬鞍溪橋	MACB	花蓮溪	121.41	23.69
觀音橋	KIB	烏溪	120.91	23.98	萬里溪橋	WLCB	花蓮溪	121.43	23.72
南崗大橋	NKB	烏溪	120.67	23.94	大馬	TM	花蓮溪	121.35	23.69
內茅埔	NMP	濁水溪	120.85	23.69	綠水	LSh	立霧溪	121.51	24.17
彰雲橋	CYnB	濁水溪	120.64	23.79	希能埔	CNP	和平溪	121.74	24.33
溪口	CiK	北港溪	120.40	23.61					



圖二 研究集水區位置

三、方法

1. 集水區敏感性量化

本研究以流量相對彈性的概念模型探討臺灣在集水區流量在什麼時間尺度有較顯著的反應，相對彈性的聚散情況用於判斷河川流量在什麼時間尺度下的反應情況可參考價值較高。

相對流量彈性為一種解釋流量對於氣候因子敏感性的表示方式(Andréassian et al., 2016; De Lavenne et al., 2022; Schaake & Liu, 1989)，本研究使用流量與氣候因子並分為月和年尺度計算流量對降水和潛勢蒸發散的相對彈性，藉由氣候因子每 1% 的變化量進而觀察流量變化，並根據臺灣行政區域分區從綜觀和微觀角度比較不同時間尺度的流量反應，然而平均絕對偏差用於衡量資料的散布程度或變異性，指資料與資料平均之間絕對差值的平均值，以此為量化指標藉此確定臺灣集水區在不同時間尺度下的敏感性，計算方程式如下：

$$\frac{\Delta Q}{\bar{Q}} = \varepsilon_{Q/X} \frac{\Delta X}{\bar{X}} \quad \begin{cases} \varepsilon_{Q/P} = \text{median} \left(\frac{\Delta Q / \bar{Q}}{\Delta P / \bar{P}} \right) \\ \varepsilon_{Q/PET} = \text{median} \left(\frac{\Delta Q / \bar{Q}}{\Delta PET / \bar{PET}} \right) \end{cases} \quad (1)$$

ΔQ 為流量與長期平均流量的差， $\bar{Q}$ 為長期平均流量， ΔX 為氣候因子與其長期平均的差， $\bar{X}$ 為氣候因子的長期平均， ε 為相對流量彈性，median 指的是單一測站紀錄總年長的相對流量彈性中位數。

2. 水文記憶概念模型

本研究透過建立水文記憶概念模型探討集水區的記憶現象，首先建立一套零記憶模型即第(2)式和一套加入時間維度的記憶模型即第(3)式，使用月降水資料和月流量資料進行擬合，以均方誤差(Root Mean Square Error, RMSE)為目標函數，如第(4)式，再進行配對 t 檢驗(paired t-test)比較集水區的資料是否適用於含有時間維度的記憶模型，若 t 檢驗的結果經查表後的 p 值小於 0.01 為存在記憶特徵，反之大於 0.01 則是零記憶現象(De Lavenne et al., 2022)。

$$Q = \varepsilon_1 P \quad (2)$$

$$Q = \varepsilon_2 \sum_{i=0}^n (\omega_i P) \quad \text{with} \sum_{i=1}^n \omega_i = 1 \quad (3)$$

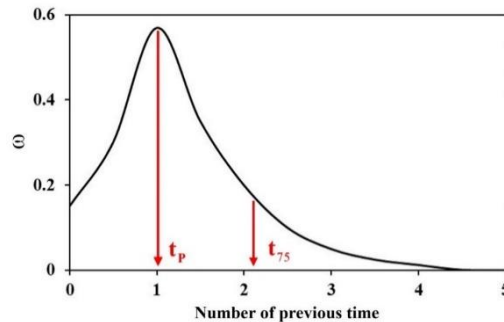
Q 為流量，P 為降水量， ω_i 為權重而 i 是從 0(當前時間單位)到前 n 時間單位(固定為 n=5)不同時間點的權重， ε_1 和 ε_2 為彈性。第(2)式和第(3)式均透過 R 套件中的 hydroPSO 進行粒子群優化進行校準(Zambrano-Bigiarini & Rojas, 2013)。

3. 集水區遺忘曲線(Catchment Forgetting Curve, CFC)

存有記憶特徵的集水區透過 CFC 描述集水區遺忘過去降水貢獻的速度以及何時開始獨立於過去幾年的降水事件而生成流量。CFC 為一種用於表示集水區內事件受因子影響的遺忘時間(De Lavenne et al., 2022)，如圖三和第(4)式所示，然而，Gamma 分布常被用來形容集水區內的傳遞時間(Heidbüchel et al., 2012; Seeger & Weiler, 2014)，假設 CFC 的形狀類似於 Gamma 分佈的形狀，這是根據過去許多研究使用此假設描述遲滯時間分佈(Berghuijs & Kirchner, 2017; Heidbüchel et al., 2012; Tetzlaff et al., 2011)；然而簡單的指數參數化不夠靈活，因為它的最大值總是在第一個時間步長，無法描述流量和降水之間的遲滯和 Gamma 分佈，因此需要校準兩個參數，形狀參數 α 和尺度參數 β ：

$$\omega(i) = \frac{i^{\alpha-1}}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \theta^{-\frac{i}{\beta}} \quad (4)$$

$\Gamma(\alpha)$ 是在 α 處計算的 Gamma 函數。透過積分 i 和 i+1 之間的 Gamma 密度函數來估計每時間單位 i 的不同 ω 。根據方程式(3)，這些 ω 值被重新調整使它們的總和等於 1，並提供 CFC 使用三個參數(ε_2 、 α 、 β)建構。根據形狀參數和尺度參數繪製 Gamma 分布，如圖三，當權重最大時的時間為 t_p ，用於描述氣候事件與主要水文異常事件之間可能存在的遲滯，當累積權重達到全部的 75% 的時間為 t_{75} ，說明記憶遺忘的速度。



圖三 CFC 概念示意圖

四、結果與討論

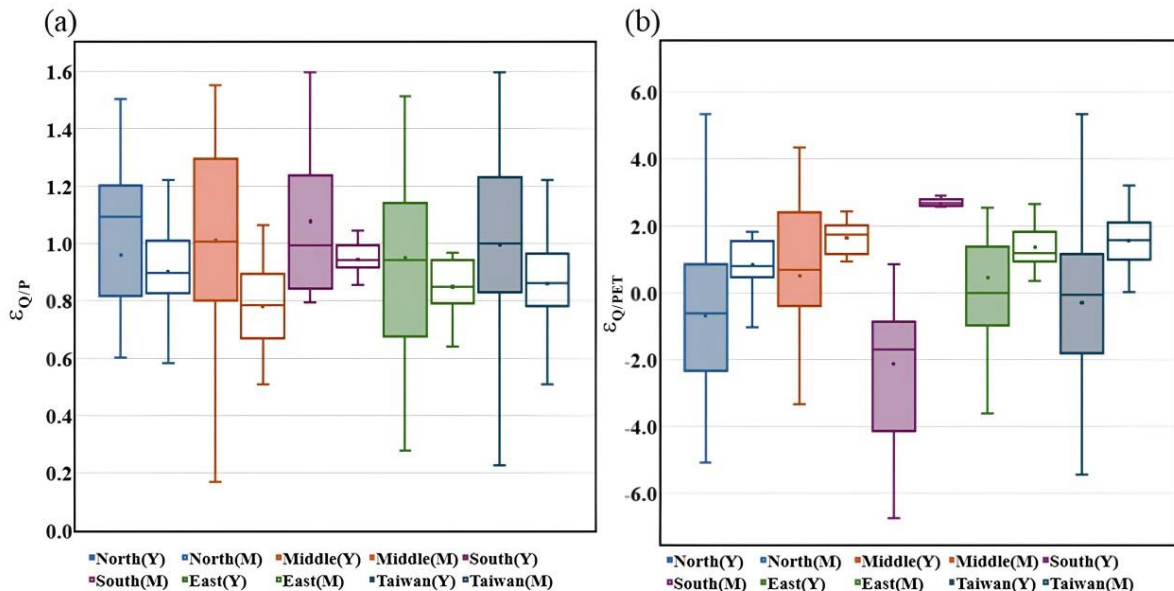
1. 集水區敏感性

由於臺灣的氣候變化快速以及特殊的地勢環境等，以流量相對彈性的概念模型探討臺灣在集水區流量在什麼時間尺度有較顯著的反應，分為月和年尺度計算流量對降水和潛勢蒸發散的相對彈性，相對彈性的聚散情況用於判斷河川流量在什麼時間尺度下的反應可參考價值較高，概念模型的計算結果如表三，透過臺灣行政區劃分方式將研究區域分為北部、中部、南部和東部，從不同分區觀察其不同時間尺度下相對彈性的平均偏差。

統計分析結果顯示，流量對於降水的相對彈性，月尺度明顯比年尺度集中，由圖四(a)可以發現年尺度的盒鬚圖明顯比月尺度發散。對於潛勢蒸發散而言，年尺度下的平均絕對偏差是月尺度的2~4倍，圖四(b)可看出兩種時間尺度下的顯著差異。根據相對彈性的概念模型結果可推估臺灣的集水區流量在年尺度分析的反應上較發散，此現象可能導致以年尺度作為分析的時間單位有可能將季節性的氣候特徵平滑化，由於敏感性分析的結果顯示月尺度的流量反應較為精確，而後集水區記憶性的研究以月尺度為單位時間。

表三 流量與氣候因子的相對彈性分區平均絕對偏差

氣候因子	時間尺度		北部	中部	南部	東部	臺灣
降水	月	平均	0.122	0.125	0.055	0.108	0.120
	年	絕對	0.290	0.284	0.218	0.271	0.267
潛勢蒸發散	月	偏差	0.606	0.419	0.191	0.483	0.679
	年		1.879	1.984	2.408	1.793	2.147

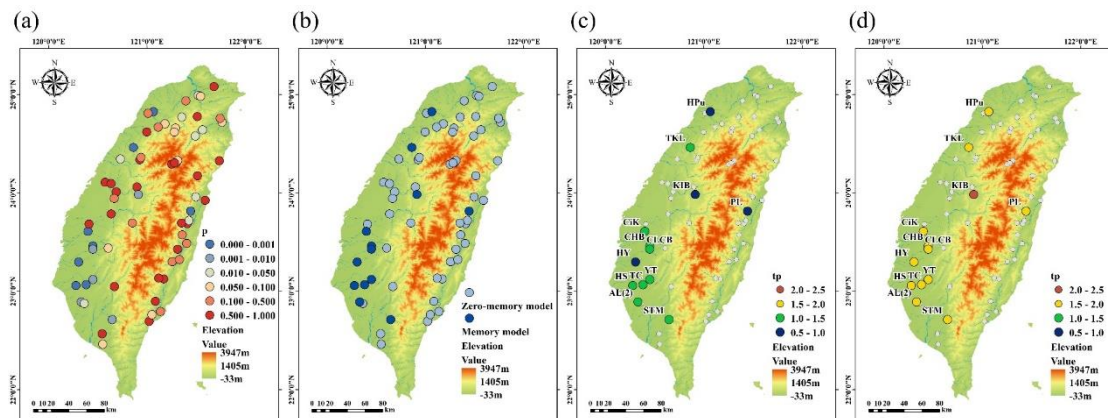


圖四 流量對(a)降水和(b)潛勢蒸發散的相對彈性盒鬚圖

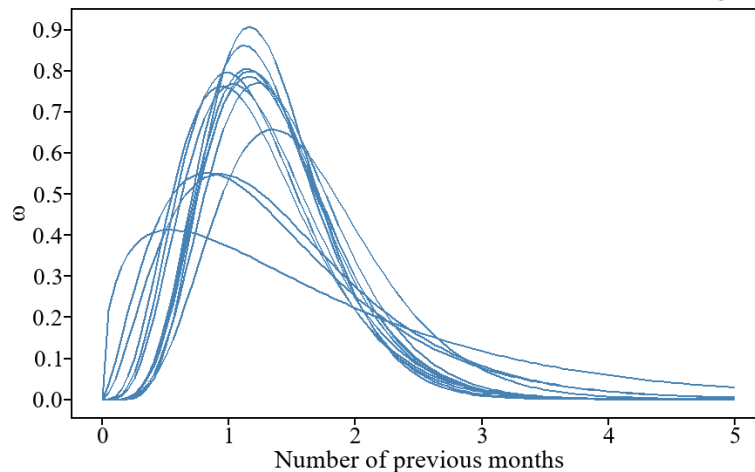
2. 水文記憶概念模型和 CFC

本研究對研究集水區建立零記憶模型和多月記憶模型，由於各測站資料的時間長短不同，將其中 60% 的資料用於校準，剩餘 40% 用於驗證以利水文模型的建構，再參照配對 t 檢驗的 p 值判斷集水區記憶性存在的可能性，根據統計分析結果將 p 值小於 0.01 的測站視為有記憶特徵。圖五(a)顯示本研究的 67 個集水區中有 19.4% 的測站展現記憶特徵，根據本研究結果可見記憶性在臺灣並不是一個普遍的現象，而展現記憶特徵的集水區集中在臺灣的西南部，如圖五(b)。

有記憶特徵的集水區中，透過形狀參數與尺度參數繪出 Gamma 分布的 CFC，如圖六，發現這些測站形成的 CFC 相似。各測站的 t_p 和 t_{75} 及空間分布情況，如圖五(c)和圖五(d)，並以中位數分析結果， t_p 顯示氣候事件與主要水文異常事件之間約存在 33 天(1.11 個月)的遲滯，代表極端降雨等氣候現象主要影響 33 天後的河川流量生成， t_{75} 的結果說明日常降水對於流量補給的影響最多可能延遲至 50 天(1.67 個月)，與其他國家有關水文記憶性的研究結果相比，如法國集水區的遲滯時間長達 3 年和瑞典則表現出 1 年的遲滯(De Lavenne et al., 2022)以及智利和歐洲的研究發現其記憶特徵與降雪的高相關性(Alvarez-Garreton et al., 2021; Fan et al., 2023)，可見達到多年記憶現象的結果多與降雪事件有關，而臺灣的遲滯時間明顯較短，而臺灣的流量貢獻主要來自降雨補給，推估此遲滯時間可能與臺灣缺乏降雪及融雪等現象所致。



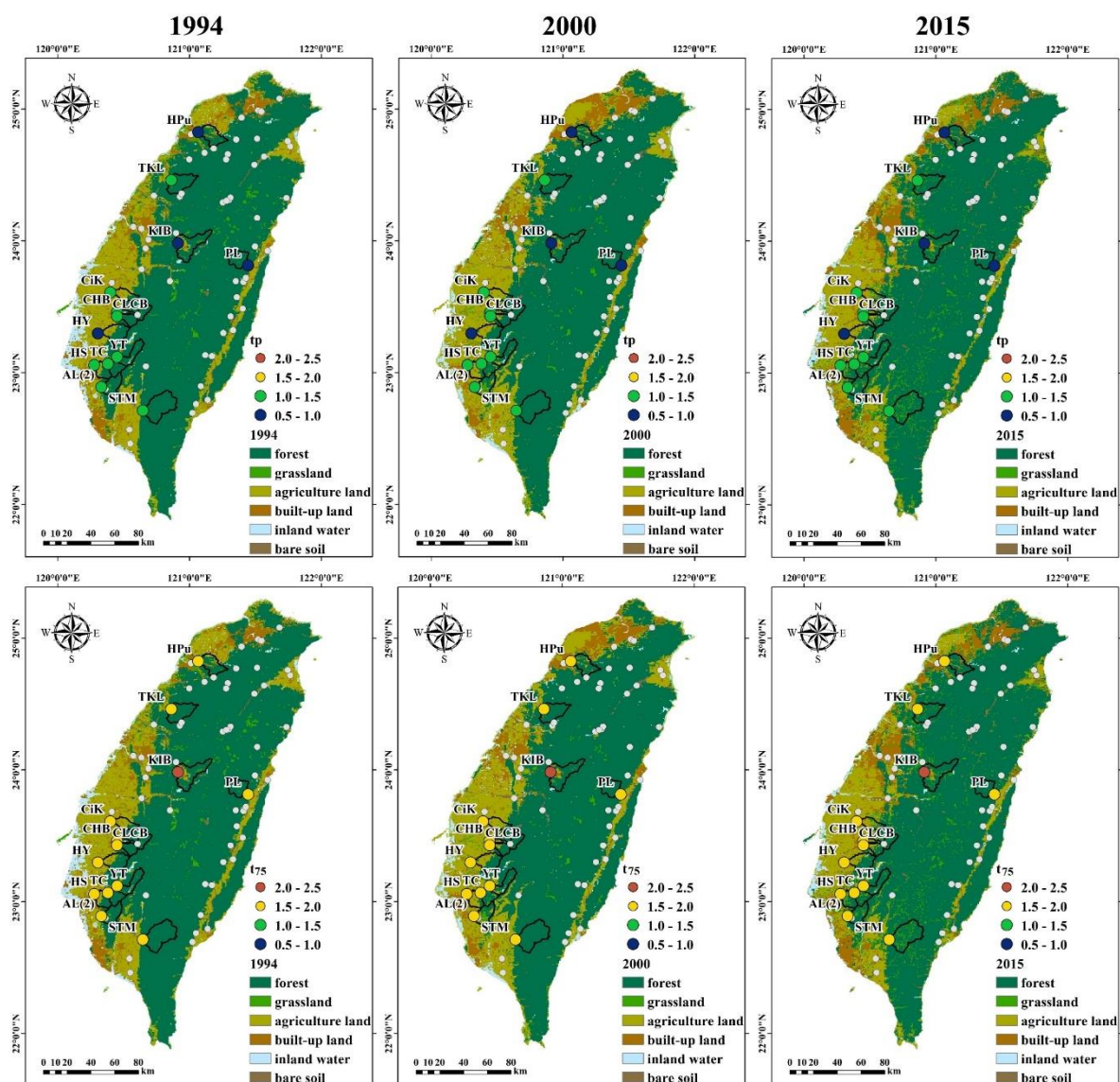
圖五 (a)研究集水區對於零記憶模型和多月記憶模型之間配對 t 檢定的 p 值分布；(b)零記憶模型和多月記憶模型的篩選結果分布；(c) t_p 空間分布；(d) t_{75} 空間分布



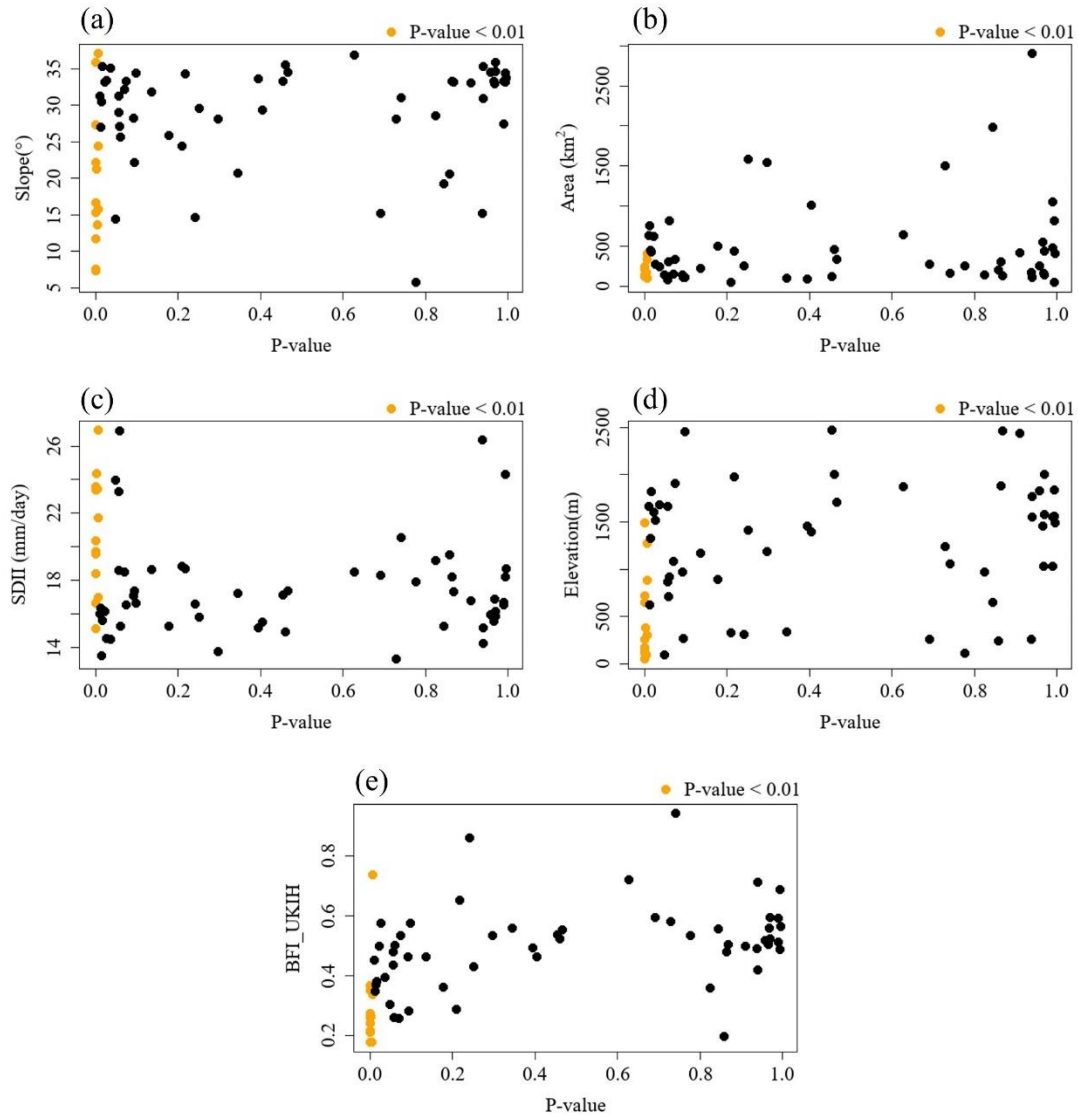
圖六 記憶性測站的 CFC

3.記憶現象與地文特徵的關係

為了確定記憶特徵的影響因子，本研究分析不同的地文特徵與遲滯時間的關係。使用 1994、2000 和 2015 年的土地利用/土地覆蓋資料分析，如圖七，與遲滯時間並無任何的相關性，這可能與土地資料是屬於地表面的現象有關。本研究將配對 t 檢驗的 p 值與不同的地文特徵比較，圖八顯示表現記憶特徵的測站以 500 平方公里以下小集水區為主，大部分基流指數較低，這說明以逕流貢獻流量比例較高的測站為主，較少發生在高海拔的區域。記憶特徵與平均坡度和降雨強度(SDII)無顯著的關聯性。



圖七 土地利用/土地覆蓋與記憶遲滯時間的空間分布圖



圖八 記憶現象與不同地文特徵的相關性結果(a)平均坡度；(b)集水區面積；(c)降雨強度 SDII；(d)平均高程；(e)基流指數

五、結論

本研究探討臺灣集水區的水文記憶特徵及其對降水和潛勢蒸發散等氣候因子的敏感性。透過時間尺度的分析，發現流量在月尺度的反應比年尺度更為精確，這強調選擇適當的時間尺度對水文模型建構和預測的重要性。在對臺灣集水區的記憶現象進行分析後，結果顯示僅 19.4% 的研究集水區存在記憶特徵，這是一種不常見的現象。研究發現，極端降水等劇烈事件的反應遲滯時間約為 33 天，而降水對流量生成的日常影響可持續達到 50 天。對 1994 年、2000 年和 2015 年土地利用資料的分析顯示，土地利用和覆蓋與遲滯時間之間並無顯著相關性，這可能是由於土地利用資料僅反應地面表徵的緣故。具有記憶特徵的測站通常位於面積較小的集水區且流量來源以逕流貢獻為主，且較少出現在高海拔地區，這對於臺灣在氣候變遷和極端天氣挑戰下的水資源管理具有重要意義。了解流量對降水和蒸發散變化的反應機制為未來的研究提供新視角。

六、參考文獻

- [1] Abatzoglou, J. T., Dobrowski, S. Z., Parks, S. A., & Hegewisch, K. C. (2018). TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958–2015. *Scientific data*, 5(1), 1-12.
- [2] Agboma, C. O., & Lye, L. M. (2015). Hydrologic Memory Patterns Assessment over a Drought-Prone Canadian Prairies Catchment. *Journal of Hydrologic Engineering*, 20(7), 04014084. [https://doi.org/doi:10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001106](https://doi.org/doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001106)
- [3] Alvarez-Garretón, C., Boisier, J. P., Garreaud, R., Seibert, J., & Vis, M. (2021). Progressive water deficits during multiyear droughts in basins with long hydrological memory in Chile. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(1), 429-446.
- [4] Andréassian, V., Coron, L., Lerat, J., & Le Moine, N. (2016). Climate elasticity of streamflow revisited—an elasticity index based on long-term hydrometeorological records. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20(11), 4503-4524.
- [5] Berghuijs, W. R., & Kirchner, J. W. (2017). The relationship between contrasting ages of groundwater and streamflow. *Geophysical Research Letters*, 44(17), 8925-8935.
- [6] Brooks, P. D., Gelderloos, A., Wolf, M. A., Jamison, L. R., Strong, C., Solomon, D. K., Bowen, G. J., Burian, S., Tai, X., & Arens, S. (2021). Groundwater-mediated memory of past climate controls water yield in snowmelt-dominated catchments. *Water Resources Research*, 57(10), e2021WR030605.
- [7] Brunner, M. I., & Slater, L. J. (2022). Extreme floods in Europe: going beyond observations using reforecast ensemble pooling. *Hydrology and Earth System Sciences*, 26(2), 469-482.
- [8] Carlier, C., Wirth, S. B., Cochand, F., Hunkeler, D., & Brunner, P. (2018). Geology controls streamflow dynamics. *Journal of Hydrology*, 566, 756-769. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.08.069>
- [9] Chen, Y.-Y., Huang, W., Wang, W.-H., Juang, J.-Y., Hong, J.-S., Kato, T., & Luysaert, S. (2019). Reconstructing Taiwan's land cover changes between 1904 and 2015 from historical maps and satellite images. *Scientific reports*, 9(1), 3643. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-40063-1>
- [10] Council, N. R., Earth, D. o., Studies, L., Geosciences, C. o., Science, W., Board, T., & Sciences, C. o. O. i. t. H. (1991). *Opportunities in the hydrologic sciences*. National Academies Press.
- [11] De Lavenne, A., Andréassian, V., Crochemore, L., Lindström, G., & Arheimer, B. (2022). Quantifying multi-year hydrological memory with Catchment Forgetting Curves. *Hydrology and Earth System Sciences*, 26(10), 2715-2732.
- [12] Duethmann, D., Blöschl, G., & Parajka, J. (2020). Why does a conceptual hydrological model fail to correctly predict discharge changes in response to climate change? *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 24(7), 3493-3511. <https://doi.org/10.5194/hess-24-3493-2020>

- [13] Fan, X., Goeppert, N., & Goldscheider, N. (2023). Quantifying the historic and future response of karst spring discharge to climate variability and change at a snow-influenced temperate catchment in central Europe. *Hydrogeology Journal*, 31(8), 2213-2229.
- [14] Fowler, K., Knoben, W., Peel, M., Peterson, T., Ryu, D., Saft, M., Seo, K. W., & Western, A. (2020). Many commonly used rainfall-runoff models lack long, slow dynamics: Implications for runoff projections. *Water Resources Research*, 56(5), e2019WR025286.
- [15] Fowler, K. J., Peel, M. C., Western, A. W., Zhang, L., & Peterson, T. J. (2016). Simulating runoff under changing climatic conditions: Revisiting an apparent deficiency of conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 52(3), 1820-1846.
- [16] Gu, H., Xu, Y.-P., Liu, L., Xie, J., Wang, L., Pan, S., & Guo, Y. (2023). Seasonal catchment memory of high mountain rivers in the Tibetan Plateau. *Nature Communications*, 14(1), 3173.
- [17] Gustard, A., Bullock, A., & Dixon, J. (1992). *Low flow estimation in the United Kingdom*. Institute of Hydrology.
- [18] Hagemann, S., & Stacke, T. (2015). Impact of the soil hydrology scheme on simulated soil moisture memory. *Climate Dynamics*, 44, 1731-1750.
- [19] Haines, W. B. (1930). Studies in the physical properties of soil. V. The hysteresis effect in capillary properties, and the modes of moisture distribution associated therewith. *The Journal of Agricultural Science*, 20(1), 97-116.
- [20] Hall, F. R. (1968). Base-flow recessions—A review. *Water Resources Research*, 4(5), 973-983.
- [21] Heidbüchel, I., Troch, P. A., Lyon, S. W., & Weiler, M. (2012). The master transit time distribution of variable flow systems. *Water Resources Research*, 48(6).
- [22] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.
- [23] Hsu, Y.-J., Fu, Y., Bürgmann, R., Hsu, S.-Y., Lin, C.-C., Tang, C.-H., & Wu, Y.-M. (2020). Assessing seasonal and interannual water storage variations in Taiwan using geodetic and hydrological data. *Earth and Planetary Science Letters*, 550, 116532. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.epsl.2020.116532>
- [24] Hurst, H. E. (1951). Long-term storage capacity of reservoirs. *Transactions of the American society of civil engineers*, 116(1), 770-799.
- [25] Hurst, H. E. (1956). Methods of using long-term storage in reservoirs. *Proceedings of the institution of civil engineers*, 5(5), 519-543.
- [26] Lee, C.-H., Chen, W.-P., & Lee, R.-H. (2006). Estimation of groundwater recharge using water balance coupled with base-flow-record estimation and stable-base-flow analysis. *Environmental Geology*, 51, 73-82.
- [27] Lone, M. A., Yamoah, K. A., & Lin, T.-W. (2024). Chapter 10 - A brief review of climate in Taiwan. In N. Khare (Ed.), *The Role of Tropics in Climate Change* (pp. 187-

- 192). Elsevier. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-323-99519-1.00007-7>
- [28] Mandelbrot, B. B., & Mandelbrot, B. B. (1982). *The fractal geometry of nature* (Vol. 1). WH freeman New York.
- [29] Mandelbrot, B. B., & Van Ness, J. W. (1968). Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM review*, 10(4), 422-437.
- [30] Ni, L., Wang, D., Singh, V. P., Wu, J., Wang, Y., Tao, Y., & Zhang, J. (2020). Streamflow and rainfall forecasting by two long short-term memory-based models. *Journal of Hydrology*, 583, 124296. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124296>
- [31] Nogueira Filho, F. J. M., Souza Filho, F. d. A., Porto, V. C., Vieira Rocha, R., Sousa Estácio, Á. B., & Martins, E. S. P. R. (2022). Deep Learning for Streamflow Regionalization for Ungauged Basins: Application of Long-Short-Term-Memory Cells in Semiarid Regions. *Water*, 14(9), 1318. <https://www.mdpi.com/2073-4441/14/9/1318>
- [32] Oleson, K. W., Lawrence, D. M., Bonan, G. B., Drewniak, B., Huang, M., Koven, C. D., Levis, S., Li, F., Riley, W. J., & Subin, Z. M. (2010). Technical description of version 4.0 of the Community Land Model (CLM). *NCAR Tech. Note NCAR/TN-478+ STR*, 257, 1-257.
- [33] Orth, R., & Seneviratne, S. I. (2013). Propagation of soil moisture memory to streamflow and evapotranspiration in Europe. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(10), 3895-3911.
- [34] Peters, E., Bier, G., van Lanen, H. A. J., & Torfs, P. J. J. F. (2006). Propagation and spatial distribution of drought in a groundwater catchment. *Journal of Hydrology*, 321(1), 257-275. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.08.004>
- [35] Richards, L. A. (1931). Capillary conduction of liquids through porous mediums. *physics*, 1(5), 318-333.
- [36] Rodríguez-Iturbe, I., & Valdés, J. B. (1979). The geomorphologic structure of hydrologic response. *Water Resources Research*, 15(6), 1409-1420.
- [37] Sabzipour, B., Arsenault, R., Troin, M., Martel, J.-L., Brissette, F., Brunet, F., & Mai, J. (2023). Comparing a long short-term memory (LSTM) neural network with a physically-based hydrological model for streamflow forecasting over a Canadian catchment. *Journal of Hydrology*, 627, 130380. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.130380>
- [38] Schaake, J., & Liu, C. (1989). Development and application of simple water balance models to understand the relationship between climate and water resources.
- [39] Seeger, S., & Weiler, M. (2014). Reevaluation of transit time distributions, mean transit times and their relation to catchment topography. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(12), 4751-4771.
- [40] Tessier, Y., Lovejoy, S., & Schertzer, D. (1994). Multifractal analysis and simulation of the global meteorological network. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*,

33(12), 1572-1586.

- [41] Tetzlaff, D., Soulsby, C., Hrachowitz, M., & Speed, M. (2011). Relative influence of upland and lowland headwaters on the isotope hydrology and transit times of larger catchments. *Journal of Hydrology*, 400(3), 438-447.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.01.053>
- [42] Tung, Y.-S., Wang, C.-Y., Weng, S.-P., & Yang, C.-D. (2022). Extreme index trends of daily gridded rainfall dataset (1960–2017) in Taiwan. *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences*, 33(1), 8.
- [43] Wu, C.-C., & Kuo, Y.-H. (1999). Typhoons Affecting Taiwan: Current Understanding and Future Challenges. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 80(1), 67-80.
[https://doi.org/https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1999\)080<0067:TATCUA>2.0.CO;2](https://doi.org/https://doi.org/10.1175/1520-0477(1999)080<0067:TATCUA>2.0.CO;2)
- [44] Yang, Y., McVicar, T. R., Donohue, R. J., Zhang, Y., Roderick, M. L., Chiew, F. H., Zhang, L., & Zhang, J. (2017). Lags in hydrologic recovery following an extreme drought: Assessing the roles of climate and catchment characteristics. *Water Resources Research*, 53(6), 4821-4837.
- [45] Yuan, X., & Zhu, E. (2018). A first look at decadal hydrological predictability by land surface ensemble simulations. *Geophysical Research Letters*, 45(5), 2362-2369.
- [46] Zambrano-Bigiarini, M., & Rojas, R. (2013). A model-independent Particle Swarm Optimisation software for model calibration. *Environmental Modelling & Software*, 43, 5-25. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.01.004>
- [47] Zhang, J., Zhang, X., Li, R., Chen, L., & Lin, P. (2017). Did streamflow or suspended sediment concentration changes reduce sediment load in the middle reaches of the Yellow River? *Journal of Hydrology*, 546, 357-369.
- [48] 交通部中央氣象署，111 氣候年報，111，交通部中央氣象署，臺灣臺北市，2022。