

NCDR 109-T10

山區流域洪氾溢淹預警暨
視覺化展示模組開發

Development of a flash flood forecast and visualization
system for mountain watershed



國家災害防救科技中心

National Science and Technology Center
for Disaster Reduction

國家災害防救科技中心

中華民國 110 年 01 月

NCDR 109-T10

山區流域洪氾溢淹預警暨 視覺化展示模組開發

Development of a flash flood forecast and
visualization system for mountain watershed

劉哲欣、李士強、郭文達、江 申、魏曉萍
葉森海、施虹如、梁庭語、陳偉柏、張志新



行政法人

國家災害防救科技中心

National Science and Technology Center
for Disaster Reduction

國家災害防救科技中心

中華民國 110 年 01 月

中文摘要

閃洪，又稱「迅洪」或「暴洪」，由英文 flash flood 翻譯而來，顧名思義，即是在短時間內，以迅雷不及掩耳之勢，造成嚴重的淹水災情。山區發生的閃洪通常較平地閃洪更加嚴重，因為山區特有的陡坡會加速水體流動速度，進而對河道、河堤及臨近河岸建物造成巨大的衝擊。因此，發展一個以山區流域為對象之作業化閃洪預警系統，對山洪暴發時，降低人員及財物損失有相當大的助益。本研究透過整合大氣、水文、水動力三個數值預報模式，開發山區閃洪預警系統。無人飛行載具所拍攝的烏來山區河道影像用來產製高解析度數值高程資料，並提供水動力模式建模使用。模式模擬之南勢溪覽勝橋時序水位與觀測值相當吻合，在淹水範圍部分，由於目前未考慮內水，因此模擬之 2015 年蘇迪勒颱風烏來老街淹水較現地調查為小，但空間分布仍然一致。預警系統的成果透過自動化軟體，可產出一維覽勝橋 24 小時水位變化與二維南勢溪-桶後溪 24 小時水位平面分布變化。

關鍵字：閃洪、烏來洪水平原、作業化預警模組、數值模式

ABSTRACT

Flash floods have unique characteristics because they occur rapidly over short time, and they are considered one of the most devastating natural hazards worldwide. Mountainous areas with high population densities are particularly threatened by flash floods because steep slopes generate high-speed flows. Therefore, there is a great demand to develop an operational forecasting system (OFS) for better prediction and warning on flash flood in mountainous regions. This study developed an OFS through the integration of the atmospheric, hydrological, and hydrodynamic models. Images taken by unmanned aerial vehicle (UAV) were used to generate a high-resolution digital elevation model (DEM) for the study area. The OFS employs high-density and high-accuracy UAV DEM data to simulate rapid water level rises and flooding as the result of intense rainfall within a relatively small Nanshi- Tonghou River watershed. The water levels and flood extent derived from the OFS agree well with the measured and surveyed data. The OFS has been adopted by the National Science and Technology Center for Disaster Reduction (NCDR) for forecasting flash floods of the Wuali floodplain in Taiwan every six hours. The one-dimensional and two-dimensional visualization of the OFS is performed via the National Center for Atmospheric Research Command Language (NCL).

Key words: flash flood, Wuali floodplain, operational forecasting system, numerical model

目錄

第一章 前言	4
第二章 研究區域	8
第三章 研究資料與方法	13
3.1 無人飛機空拍資料	13
3.2 氣象數值模式	14
3.3 降雨逕流水文模式	16
3.4 水動力數值模式	17
3.5 模式建置與設定	20
3.6 網格化降雨資料	21
3.7 視覺化展示工具	22
第四章 模式校驗與作業化運行	29
4.1 水位與淹水模擬校驗	29
4.2 作業化山區洪氾溢淹預警模組建置	31
第五章 討論	39
第六章 結論	43
參考文獻	45

圖目錄

圖 1-1 臺灣本島地形分布圖	7
圖 2-1 (a)研究流域地理位置圖；(b)南勢溪及桶後溪流域高程圖；(c)烏來老街區位置及水位站、出入流點位分布圖	11
圖 2-2 南勢溪(圖右)與桶後溪(圖左)匯流處	12
圖 3-1 研究使用之三層 WRF 模式涵蓋範圍	24
圖 3-2 (a) 烏來山區閃洪預警區域，紅色框線內；(b) 模式使用的高解析度三角網格分布	25
圖 3-3 (a) 三維視角之水動力模式地形；(b) 局部放大之南勢溪與桶後溪匯流處地形與數值網格	26
圖 3-4 (a) 涵蓋全臺灣 1.25 公里解析度降雨網格；(b) 局部放大之北台灣 1.25 公里解析度降雨網格；(c) 局部放大之涵蓋南勢溪與桶後溪集水區之 1.25 公里解析度降雨網格	28
圖 4-1 南勢溪覽勝橋不同年份二維、三維水動力模擬與觀測水位比較 (a)2007 年；(b) 2008 年 9 月中旬；(c) 2008 年 9 月下旬；(d) 2009 年	34
圖 4-2 (a)三維水動力模式模擬 2015 年蘇迪勒颱風所造成之最大水位分布；(b) 三維水動力模式模擬 2015 年蘇迪勒颱風所造成之南勢溪	

覽勝橋時序水位(亮紅色線)，棕線為南勢溪堤高，暗紅色為一級水位
警戒線，藍色為二級水位警戒線 35

圖 4-3 三維水動力模式模擬 2015 年蘇迪勒颱風所造成之最大水位分
布(淺藍色區塊)與調查淹水範圍(白色框線內)比較 36

圖 4-4 山區洪氾溢淹預警模組架構及運作流程 37

圖 4-5 (a)預警模組一維視覺化展示;(b)預警模組平面二維視覺化展示
..... 38



第一章 前言

河川水位急劇上昇而溢、破堤所造成的淹水(山洪暴發或山區閃洪)規模、財物損失及人員傷亡通常遠大於降雨淹水，特別是在山區流域。與一般平地河川淹水不同，高山河川的淹水經常發生的十分迅猛(Borga et al., 2008; 2014)。相對於平地河川淹水，山區閃洪的預警前置時間(lead time)長短，對分秒必爭的居民疏散避難行動而言顯得相當重要，因為山區閃洪瞬間發生，過短的預警前置時間，將使得居民無法在洪水淹沒前，安全抵達避難場所。根據研究指出，在氣候變遷及人類活動影響下，未來短時間強降雨所引發的閃洪事件發生頻率將大幅提高，而山區發生閃洪的毀滅致災性又將比都會區嚴重(Acosta-Coll et al., 2018)。尤其是當異常強降雨在極短時間內發生在一個小範圍集水區內，而集水區土壤又面臨高含水量時，在這樣條件下，山區地表逕流就會急速產生，小集水區的集流時間相當短促，因而山區閃洪就會以迅雷不及掩耳之勢發生。儘管，有需多潛在因素可能誘發閃洪，然而根據 Matsuda et al. (2010)分析過去 10 年全日本的山洪事件後指出，局部地區短時間(數小時內)的異常強降雨，是導致河川兩岸平原發生閃洪的主要原因，此處須加以說明，河川兩岸平原閃洪即是河川溢、破堤所造成的大面積淹水。

午後雷陣雨或颱風經過所以起的暴雨，可在短時間內增加山區河川逕流，進而大幅提高河川水位。如上所述，山區流域面積小，並且由於陡峭的河床及宛如圓形的河道外型，因此，對強降雨反應時間甚短(Ruiz-Villanueva et al., 2010; Youssef et al., 2011)。而山區集水區有易於發生極端降雨，包括高降雨強度及高水體體積的傾向。降雨後，山區河川可在數小時內達到尖峰流量及最高水位，這樣短的時間，使得山區閃洪預警時間相當短促甚至無法預防洪水災害。

在山區河川更上游處，布置及安裝降雨紀錄裝置與新建水位、流量測站，雖然可提早預警中、下游洪峰，然而觀測儀器所費不貲，而測站的維運工作更是相當耗費人力。逕流門檻值(threshold runoff)，是指在給定的時間內，有效或超出降雨降在集水區內，並形成可以充滿河道的逕流值，且可能於集水區出口處造成淹水災情。逕流門檻值在過去 20 年中，經常被用來做為山區閃洪預警的一個簡單指標(Carpenter et al., 1999)。隨著數值模擬技術及電腦運算資源與日俱進，現今，整合各種數值模式，預報區域尺度的閃洪，是洪水災害防治的主要趨勢，並且已經被世界各國所廣泛採用。整合各自獨立的預測模式為作業化預報系統(operational forecast system)是一項極富挑戰性的工作，然而，一旦完成後，閃洪可能發生的綜合資訊，可以於數小時至一天前被預知。舉例而言，Georgakakos (1978)提出一個即時

的、指定位置的水氣象模式，用來預測美國維吉尼亞州的 Tug Fork 流域以及科羅拉多州的 North Fork Big Thompson 河；Georgakakos et al. (2014)整合中尺度大氣預報模式與流域水文模式評估加州北部的水庫入流量；Modrick and Konstantine (2015)應用整合模擬方式，測試加州南部山區的小集水區在特殊的氣候變遷暖化情境下，閃洪發生的次數及其變化；Leandro and Martins (2016)提出將雨水下水道模式與二維漫地流模式串接的技術，用以模擬因雨水作用引起的都會區淹水；Barthélémy et al. (2016)耦合一維下水道模式與二維漫地流模式及資料同話化技術，針對法國 Adour River 匯流處，開發一個作業化淹水預報系統；Shin et al. (2019)考量整合平地淹水、河岸淹水及海岸溢淹的影響，進行了一系列綜合性淹水分析。

高山地區面積占臺灣本島總面積將近百分之七十(如圖 1-1 所示)，而且山區河川底床多數甚為陡峭，位於山區溪流兩岸的河岸平原易於發生閃洪淹水的傾向。因此，開發一個整合多種數值預報模式，並且可同時完成河川水位與河岸淹水模擬的多模式多功能山區閃洪預警模組，將可大幅降低山洪暴發所造成的人員身亡及財物損失，對災害防治與減緩將有莫大助益。

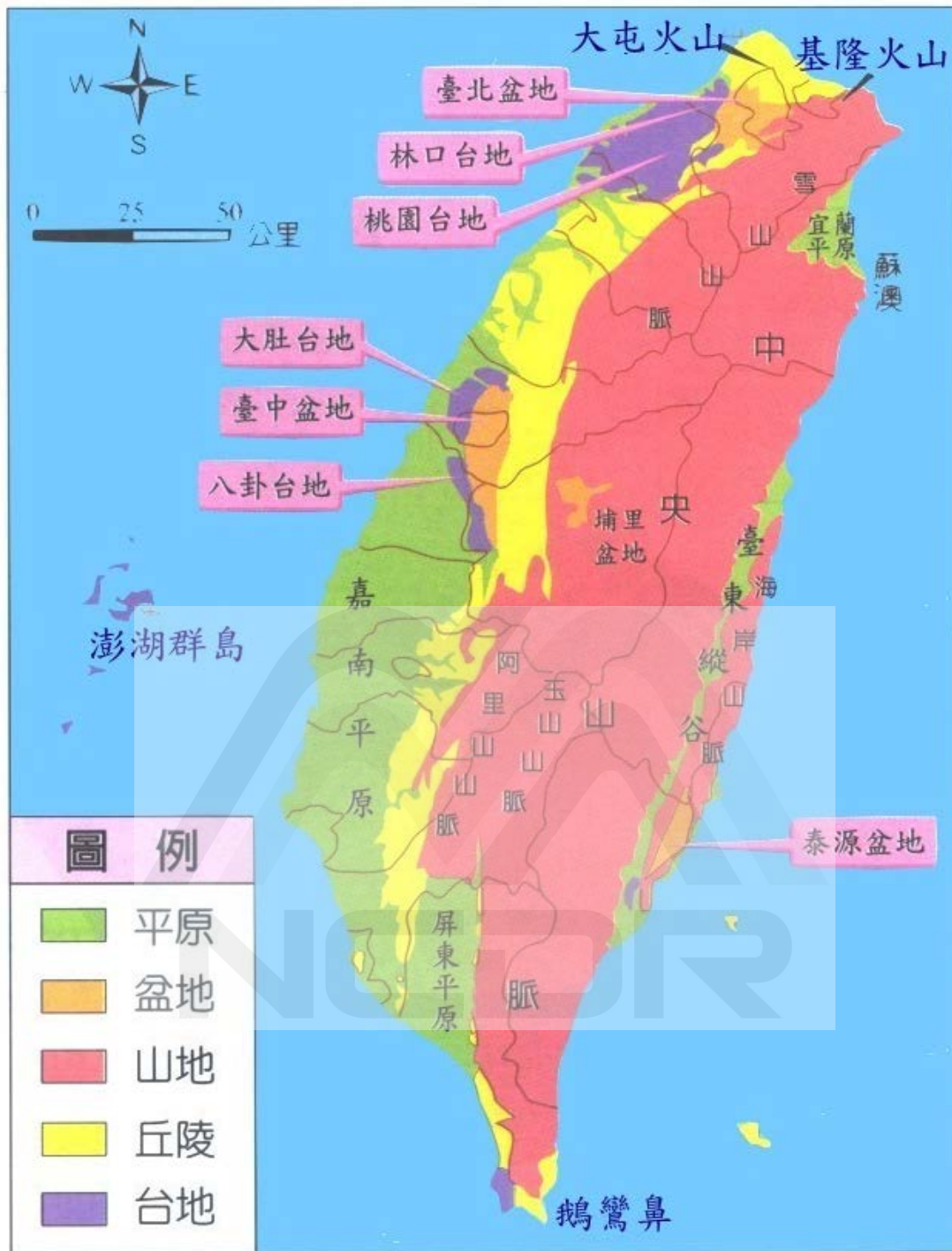


圖 1-1 臺灣本島地形分布圖

(資料來源 <http://www.tlsh.tp.edu.tw/~t127/yang5/tai02.htm>)

第二章 研究區域

烏來區為新北市 29 個市轄行政區之一，屬於直轄市山地原住民區。烏來區境內因為高山地帶居多，所以在新北市諸多行政區中，為面積最大、人口密度最低的行政區，亦是新北市轄內地理位置最南的行政區，烏來區也是台灣本島分布最北的原住民山地區。烏來區北鄰新店區、石碇區、坪林區，東鄰臺灣省宜蘭縣礁溪鄉、員山鄉、大同鄉，西南鄰桃園市復興區，西鄰三峽區。

烏來老街位於新北市烏來區，是北台灣著名的溫泉觀光景點，以烏來里為中心，沿烏來街、瀑布路、環山道路為主要發展區域。在烏來老街上可發現沿街都是以石板作為鋪設、各店家招牌也採取統一樣式，呈現一致的風貌，排列看起來格外的整齊。以集水區地理位置而言，烏來老街則位在南勢溪及桶後溪流域之間(如圖 2-1a 所示)，主要街區被南勢溪及桶後溪環繞，如圖 2-1b 所示。南勢溪流域高程約介於海拔 100 至 1800 公尺間，桶後溪流域高程略低，約介於海拔 100 至 1200 公尺間(如圖 2-1b)。研究區域中，包括一個經濟部水利署設置於南勢溪覽勝橋上的水位測站，以及兩個分別位於南勢溪及桶後溪的入流點，以及一個位於桂山壩下游的出流點(如圖 2-1c 所示)。其中，南勢溪是新店溪的源流之一，也是臺北自來水的主要水源(位於

北勢溪上游的翡翠水庫常被誤以為是主要水源)，全長約 45 公里，流域面積 332 平方公里；桶後溪為南勢溪最大的支流，流域分布於新北市烏來區東北部，源頭位於烘爐地山，向西偏北流至孝義，在與南邊的支流阿玉溪匯集後，繼續流至烏來，在烏來老街區注入南勢溪，圖 2-2 為南勢溪與桶後溪匯流處景象。

2015 年蘇迪勒颱風重創台灣，新北市烏來為北台灣受災最為嚴重的地區，其中，位於海拔約 500 公尺高的烏來老街觀光溫泉區因南勢溪與桶後溪水暴漲，造成「山區淹大水」的景象，最著名橫跨南勢溪的覽勝橋，被大水淹沒大半段，由民眾拍攝上傳的畫面可以得知，當時南勢溪驚人的水量與衝擊力道，而當時高漲之南勢溪河水，亦由覽勝橋缺口直接灌入烏來老街區造成街區淹水。由 2015 年蘇迪勒颱風災後現場勘查可知，覽勝橋在風災當時，兩側欄杆幾乎完全被南勢溪強勁水流沖斷。桶後溪烏來街區河段在 2015 年蘇迪勒颱風期間河水暴漲，兩岸建築物的一樓至二樓處，亦因河水上升而被淹。烏來老街區因位於兩河交會至處，地理位置特殊，一旦山洪暴發，很容易形成與外界隔絕的孤島，2015 年蘇迪勒颱風期間，即因唯一聯外道路新烏路坍方交通中斷，加上中華電信等架設基地台受損，無法對外聯絡，使得烏來老街成了狀況不明的孤島，民眾受困街區 56 小時之久。因此，應用防災科技，在災害發生以前，預警可能致災的區域，即可

先行撤離民眾，避免生命財產損失，與減少災後大規模搜救之人力物力成本。



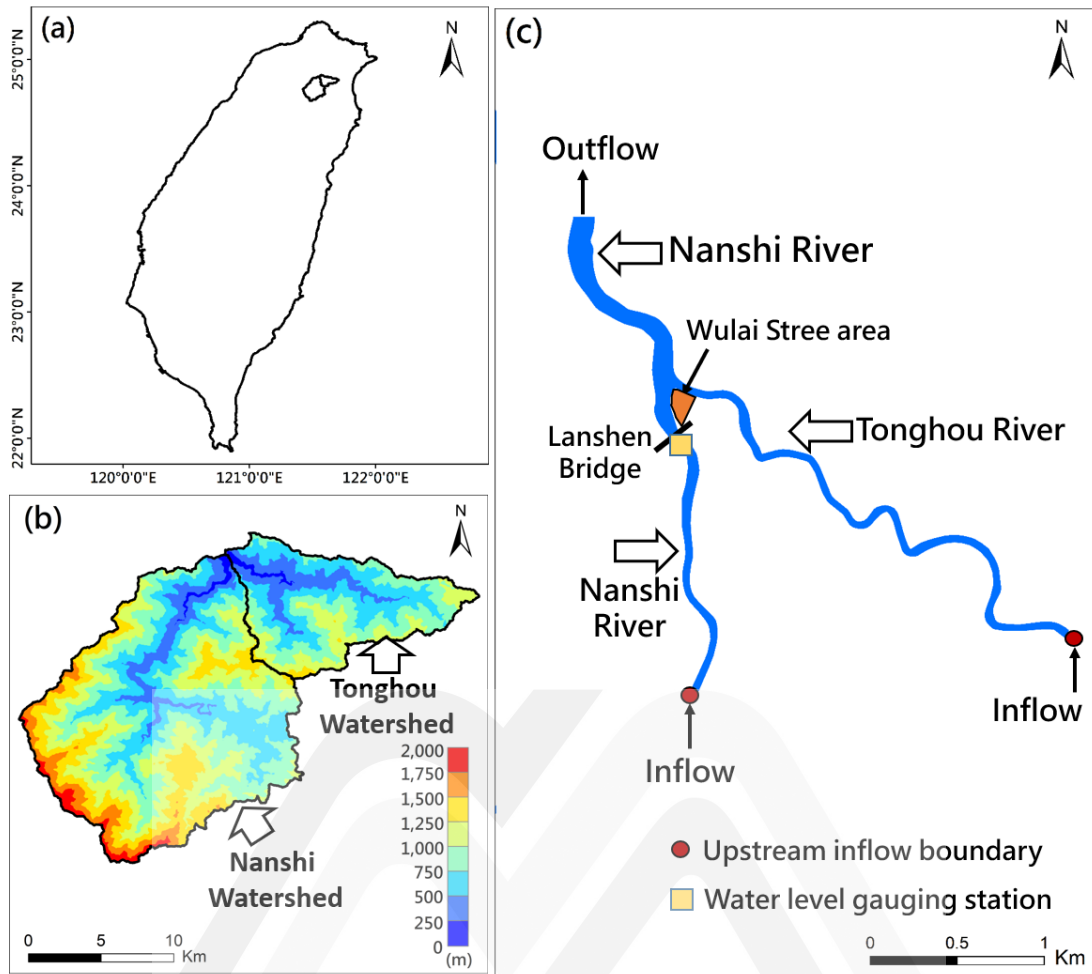


圖 2-1 (a)研究流域地理位置圖；(b)南勢溪(Nanshi)及桶後(Tonghou)溪流流域高程圖；(c)烏來老街區(Wulai Street area)位置及水位站(Lanshen Bridge)、出(outflow)入(inflow)流點位分布圖



圖 2-2 南勢溪(圖右)與桶後溪(圖左)匯流處

圖片來源：

<https://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%A1%B6%E5%BE%8C%E6%BA%AA#/media/File:%E5%8D%97%E5%8B%A2%E6%BA%AA%E8%88%87%E6%A1%B6%E5%BE%8C%E6%BA%AA%E5%8C%AF%E6%B5%81%E8%99%95.jpg>

第三章 研究資料與方法

3.1 無人飛機空拍資料

無人航空載具(unmanned aerial vehicle, UAV)或無人飛行器系統(unmanned aircraft system, 縮寫: UAS, 具備自動導航系統), 即是俗稱的無人飛機。是指向藉由遙控或者自動駕駛的技術, 用以進行科學觀測及偵查等任務的飛行載具, 與傳統載人飛機相較, 無人飛機具有操作成本低廉、運用彈性大與支援裝備少等優點。無人飛機的發展最初是以軍事用途為主, 歷史可追溯自第一次世界大戰, 當時受限技術尚未成熟, 因此運用效果相當有限。2004 年開始, 美國航空暨太空總署所屬的飛行研究中心開始進行民用無人飛機的相關研究, 內容包括發展無人飛機核心技術、降低無人飛機製作成本、提昇無人飛機安全性等, 以擴展無人飛機在各方面的用途。美國航空暨太空總署並將民用無人飛機的相關應用簡單區分為地球科學(earth science)、土地管理(land management)及國土安全(homeland security)等三大面向, 然而現今, 無人飛機的觸角正逐漸的伸展到不同的應用領域, 例如災害及環境監測、土地利用調查及地形測繪、森林資源及海洋環境探索等。大量測深及地表高程數據是河川水位與淹水模擬所需的基礎資料 (Horritt and Bates, 2001; Casas et al., 2006; Horritt et al., 2006; Cook and

Merwade, 2009 ; Caviedes-Voullieme et al., 2014) , 然而 , 以人工測量河道大斷面需要大量人力、耗時 , 且具危險性 , 因此 , 本研究即是利用無人飛機可快速、大量地拍攝山區河川與洪水平原的影像功能 , 再將無人飛機取得的影像 , 轉為高解析數值地形高程模型 , 以做為水動力數值模擬所需之地文資料。

3.2 氣象數值模式

高可靠度的雨量估計 , 尤其是瞬時暴雨量估計 , 是提供後續水文及水動力模擬不可或需的要件之一。然而 , 不論是短、中、長期的降雨量 , 尤其是極端強降雨預報 , 對數值模式而言 , 仍然是一項困難且極具挑戰的工作 , 特別是山區的強降雨預報(Das et al., 2008 ; Li et al., 2017 ; Chawla et al., 2018)。

WRF(Weather Research and Forecasting)模式 , 為美國國家大氣研究中心(National Center for Atmospheric Research)所發展的天氣研究與預報數值模式(Skamarock et al., 2008) , 是目前大氣科學界所發展的最新一代中尺度數值模式 , WRF 為複合式動力模式 , 其中包含了 3 維同化資料系統 , 可利用平行化計算來提高模式的計算效率。WRF 可做為數值預報以及大氣研究之用 , 亦可以應用於模擬真實天氣個案 , 或是應用其理想化模組探討基本大氣物理過程與理論。WRF 模

式已經被廣泛使用於氣象預報及大氣模擬研究上，是一個發展相當完善的次世代中尺度數值天氣預報系統。WRF 模式亦被用於劇烈天氣系統的預報與模擬，例如強降雨事件(Routray et al., 2010；Mohanty et al., 2012)；颱風或颶風事件(Routray et al., 2016；Osuri et al., 2017b)；雷暴與雷陣雨事件(Madala et al., 2014；Osuri et al., 2017a)。除此之外，WRF 模式可聚焦在區域尺度的模擬範圍，並且使用全球氣象預報模式所無法比擬的高空間解析度(Powers et al., 2017)。

由於上述的幾項優點，本研究採用具備由大至小，三個模擬區域巢狀嵌合的 WRF 模式，提供預報雨量做為降雨逕流模式的輸入資料，以估算集水區流量。圖 3-1 為本研究所建置之 WRF 模式所涵蓋的模擬區域，其中，1 號模擬區(d01)位於緯度 -5.35°N – 42.93°N 與經度 77.91°E – 159.99°E 之間，空間解析度為 45 公里；2 號模擬區(d02)位於緯度 9.13°N – 35.39°N 與經度 109.65°E – 134.41°E 之間，空間解析度為 15 公里；3 號模擬區(d03)位於緯度 20.02°N – 28.29°N 與經度 117.29°E – 124.64°E 之間，空間解析度為 5 公里。此 WRF 區域氣象預報模式是目前國家災害防救科技中心作業化氣象預報模式(NCDR-WRF)，由 NCDR-WRF 模式所預報的雨量，經過降雨逕流水文模式轉換成流量後，已成功預報數場高河川水位事件，因此，NCDR-WRF 模式的預報雨量是具備高可靠度，並且可應用於研究區

域烏來山區閃洪域警。

3.3 降雨逕流水文模式

精確的集水區流量預測為山區閃洪災害防制及預警不可或缺的要素之一。降雨逕流的估算技術可分為非基於物理型以及基於物理型兩種模式，舉例而言，應用人工類神經網路與支撐向量機推估河川及水庫入流量即為眾所皆知之非物理型降雨逕流模式(Wu et al., 2014；Lin et al., 2010；Lin et al., 2011；Lin et al., 2014)，儘管類神經網路與支撐向量機在流量預測的應用相當簡易與方便，然而，此種方法因為具有資料驅動(data-driven)的特性，使的他們不適合使用於高山流域，因為相較於平地，山區流域的流量觀測資料較為稀少，無法提供大量數據供機器學習進行訓練。而物理行模式不但僅需要少量的觀測資料供模式校驗參數之用，亦考慮例如集水區面積、土壤含水量、集流時間等集水區的各项水文特性。Blazkova and Beven (2004) 使用名為 TOPMODEL 的半分布模式，估計位於捷克共和國內，一個大集水區壩區的逕流集其洪水頻率。因此，本研究採用物理型降雨逕流水文模式，克拉克單位歷線模式(Clark unit hydrograph model，Clark (1945))，產出時間序列的入流量，亦即南勢溪與桶後溪之上游邊界條件。克拉克單位歷線模式本質上為一個合成單位歷線，可以很有效率

的預測具有複雜外型或地貌的集水區出流量，另外，對於擁有大長寬比的集水區，亦有令人滿意之流量模擬結果(Sabol, 1988; Ahmad et al., 2009)。克拉克單位歷線模式並且滿足本研究之三項降雨逕流水文模式的評估標準：(1) 降雨逕流水文模式需要具備可作業化運行功能，可隨氣象模式雨量預報，每六小時進行未來 24 小時流量預報；(2) 降雨逕流水文模式可產至每小時流量歷線，並提供做為水動力模式之上游邊界條件；(3) 降雨逕流水文模式可於不同作業平台，例如，Linux 與 Windows 上運行。預報小時雨量在經過集水區空間平均後，輸入至克拉克單位歷線模式，用以產出南勢溪與桶後溪每小時入流量。

3.4 水動力數值模式

傳統的研究方式經常串接一維與二維水動力模式來達到河川水位及河川溢、破堤淹水模擬或預警(Dimitriadis et al., 2016)，此法因技術要求門檻低，因此在過去 20 年內廣泛被使用。然而，透過兩個模式串接容易傳遞個別模式的模擬誤差，亦無法精準描述水體流動狀態，有鑑於此，本研究一改過去方法，將河川水位與河川溢堤所造成的淹水整合在同一個網格系統下進行模擬。現今，有限元素法已經被廣泛用於水動力包括海洋、河口甚至於淹水模擬，因此，本研究即以半隱式有限元素跨尺度水動力模式(Zhang and Baptisa, 2008; Zhang et

al., 2016)建構山區閃洪預警之核心模組。半隱式有限元素跨尺度水動力模式已成功應用於曾文溪蜿蜒河段水位模擬(Chen and Liu, 2017)；臺灣西南、南部海岸及河口，在海平面上升與暴潮條件下，淹水範圍預測評估(Chen and Liu, 2014；Chen and Liu, 2016)；2012 年超級颶風 Sandy 在紐約所引發的大範圍暴潮溢淹(Wang et al., 2014)；以及估算金門海域的潮流發電能量(Chen et al., 2017)。本研究使用三維半隱式有限元素跨尺度正壓(即不考慮水體密度變化)水動力模式，模擬南勢溪、桶後溪水位變化，以及兩溪交會處烏來老街淹水範圍，此外，二維半隱式有限元素跨尺度正壓水動力模式則用以比較三維模式的模擬結果。三維半隱式有限元素跨尺度正壓水動力模式之控制方程式於卡氏坐標下，可表示如下：

$$\frac{\partial u}{\partial z} + \frac{\partial v}{\partial z} + \frac{\partial w}{\partial z} = 0 \quad (1)$$

$$\frac{\partial \eta}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \int_{-h}^{\eta} u dz + \frac{\partial}{\partial y} \int_{-h}^{\eta} v dz = 0 \quad (2)$$

$$\frac{Du}{Dt} = -g \frac{\partial \eta}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial z} \left(\nu \frac{\partial u}{\partial z} \right) \quad (3)$$

$$\frac{Dv}{Dt} = -g \frac{\partial \eta}{\partial y} + \frac{\partial}{\partial z} \left(\nu \frac{\partial v}{\partial z} \right) \quad (4)$$

其中， $u(x, y, z, t)$ 與 $v(x, y, z, t)$ 為水平速度在 x, y 方向的分量； $w(x, y, z, t)$ 為垂直速度； t 為時間； $\eta(x, y, t)$ 為自由液面高程； $h(x, y)$ 為水深； g 為重力加速度； ν 為垂直紊流黏滯係數。模式以底床剪應力與內雷諾剪應力間的平衡來取代不可滑動(no-slip)在河床底部的邊界條件，可表示

如下：

$$v \frac{\partial u}{\partial z} = \tau_{bx}, \text{ at } z = -h \quad (5)$$

$$v \frac{\partial v}{\partial z} = \tau_{by}, \text{ at } z = -h \quad (6)$$

其中， τ_{bx} 與 τ_{by} 以二次律表示如下：

$$\tau_{bx} = \rho C_b \sqrt{u^2 + v^2} u \quad (7)$$

$$\tau_{by} = \rho C_b \sqrt{u^2 + v^2} v \quad (8)$$

其中， C_b 為底床拖曳係數，可以參數化表示如下：

$$C_b = g n^2 / H^{1/3} \quad (9)$$

其中， n 為曼寧係數， $H = \eta + h$ 。

由於在邊界層內部的雷諾剪應力為常數，方程式 7 與方程式 8 將被應

用在底床上方的元素，表示如下：

$$v \frac{\partial u}{\partial z} = \tau_b, \text{ at } z = -h + \delta_b \quad (10)$$

$$v \frac{\partial v}{\partial z} = \tau_b, \text{ at } z = -h + \delta_b \quad (11)$$

其中， δ_b 為最底部元素的厚度。

在二維半隱式有限元素跨尺度正壓水動力模式中，所有三維半隱式有限元素跨尺度正壓水動力模式的變數(方程式 1 至方程式 4)將轉換成深度積分樣式。二維模式假設流速在垂直方向僅有一層的空間下是均一的，底床拖曳係數使用方程式 9 表示。因此，二維模是知卡式坐標下控制方程式可簡化成：

$$\frac{\partial \eta}{\partial t} + \frac{\partial uH}{\partial x} + \frac{\partial vH}{\partial y} = 0 \quad (12)$$

$$\frac{Du}{Dt} = -g \frac{\partial \eta}{\partial x} - \frac{\tau_{bx}}{\rho H} \quad (13)$$

$$\frac{Dv}{Dt} = -g \frac{\partial \eta}{\partial y} - \frac{\tau_{by}}{\rho H} \quad (14)$$

此處需特別說明，二維與三維模式最大不同在於底床剪應力的計算，三維模式是以最靠近地形底部的速度計算底床剪應力，而二維模式則是以深度平均的速度計算底床剪應力。

3.5 模式建置與設定

山區閃洪預警模擬範圍包括南勢溪與桶後溪的主流河道以及兩條河川的洪水平原地區，如圖 3-2a 所示，位於紅色框線內之所有河川、陸地面積，水動力模式計算區域所涵蓋的尺度已經足夠用以模擬山區強降雨所觸發之河川閃洪淹水。模式由 35,144 個格點建構出 67,738 三角形網格，在遠離可能淹水的上下游邊界區域，模式採用 10 公尺空間解析度網格；而 5 公尺空間解析度網格則被用來分配在烏來老街區，即易於發生淹水災情區域，以及南勢溪與桶後溪的主河道，圖 3-2b 顯示烏來老街區及其鄰近河道數值網格分布(如白色線條所示)。儘管使用更高解析度網格可以提高淹水空間辨識度，然而，網格細緻化會大幅提高網格總數量，模式所需之運算資源與預警所需之計算時間將隨網格數量而增加，本研究所產製之網格尺度，以足夠

描述南勢溪與桶後溪及其洪水平原之水動力特徵。本研究於枯水期應在 2.1 節所介紹之無人飛機，空拍預警區域，在取得高畫素影像後，轉換成高解析(1 公尺解析度)數值高程資料，而這些數值高程資料即可用來建置水動力模式所需之地形檔案，在數值網格完成後，即可使用插值方式，將數值高程資料內插至每個格點上。圖 3-3a 顯示三維視角之水動力模式地形，圖 3-3b 則為局部放大之南勢溪與桶後溪匯流處、烏來老街區地形及其網格分布，由圖可知，使用高解析(1 公尺解析度)數值高程資料可以表示非常細緻之地形變化。三維水動力模式在垂直方向分為 6 層，而二維水動力模式在垂直方向僅分為 2 層；於模式計算範圍內，南勢溪與桶後溪分別各有一個入流點，而在兩條溪匯流後的桂山壩下游處則設置一個出流點(如圖 2-1c 所示)。根據河床底部之地文特性與模式之穩定性，以及南勢溪覽勝橋歷史水位校驗結果，方程式 9 中的曼寧係數 n 被設定為 0.025，而水動力模式的計算時距則設定為 2 秒。

3.6 網格化降雨資料

臺灣交通部中央氣象局、經濟部水利署以及美國的大氣暨海洋總署，國家劇烈風暴實驗室(National Severe Storms Laboratory)，共同合作研發改善臺灣閃洪、土石流、劇烈天氣(如颱風等)預報及觀測系

統。在此一跨部會、跨國合作下，整合氣象雷達、雨量站等多重觀測資料及地理資訊，發展劇烈天氣監測系統(quantitative precipitation estimation and segregation using multiple sensors, QPESUMS)，QPESUMS 包含了定量降雨估計(quantitative precipitation estimation, QPE (Zhang et al., 2009))與定量降雨預報(quantitative precipitation forecast, QPF)產品，在整合雷達觀測、雨量站、衛星影響及數值天氣預報後，提供一個空間解析度約 1.25 公里、時間解析度 10 分鐘之網格化降雨估算分析。圖 3-4a 為涵蓋臺灣全島之 1.25 公里解析度降雨網格分布，圖 3-4b 為局部放大之北台灣 1.25 公里解析度降雨網格分布，圖 3-4c 則是局部放大之涵蓋南勢溪與桶後溪集水區之 1.25 公里解析度降雨網格。另外，為與 QPESUMS 結果比較與銜接，本研究建置之 5 公里解析度 WRF 模式(d03)降雨預報，亦將內插至 1.25 公里解析度，所有格點坐標位置也會對應至 QPESUMS 網格。

3.7 視覺化展示工具

對資料的呈現與數值模擬結果的展示，視覺化是一項重要的技術與有利的工具，可以讓使用者一目了然、印象深刻(Brown et al., 1995)。本研究最重要的目的與成果之一，即是應用自動作業視覺化工具，將山區閃洪預警數據成果圖形化方式展示，並以一維河川水位

測站水位時序列變化，以及地圖式全區域平面二維水位等高線空間分布等兩種不同技術呈現。因此，視覺化在山區流域洪氾溢淹預警模組中，扮演一個相當重要的角色。美國國家大氣研究中心指令語言 (NCAR Command Language, NCL)，是在美國國家科學基金會支援下，由美國國家大氣研究中心計算與資訊系統實驗室所開發。NCL 為開放原始程式碼可自由存取修改之程式語言，專門設計被用來處理與分析大量的科學數據，NCL 網站上有許多撰寫完成的底稿，使用者可以透過修改這些底稿，來達到個人所需要的視覺化或資料分析目的，此外，NCL 可在不同作業平台上運行，也提高此程式語言的使用性，本研究即採用 NCL 為數值模式預警視覺化工具。

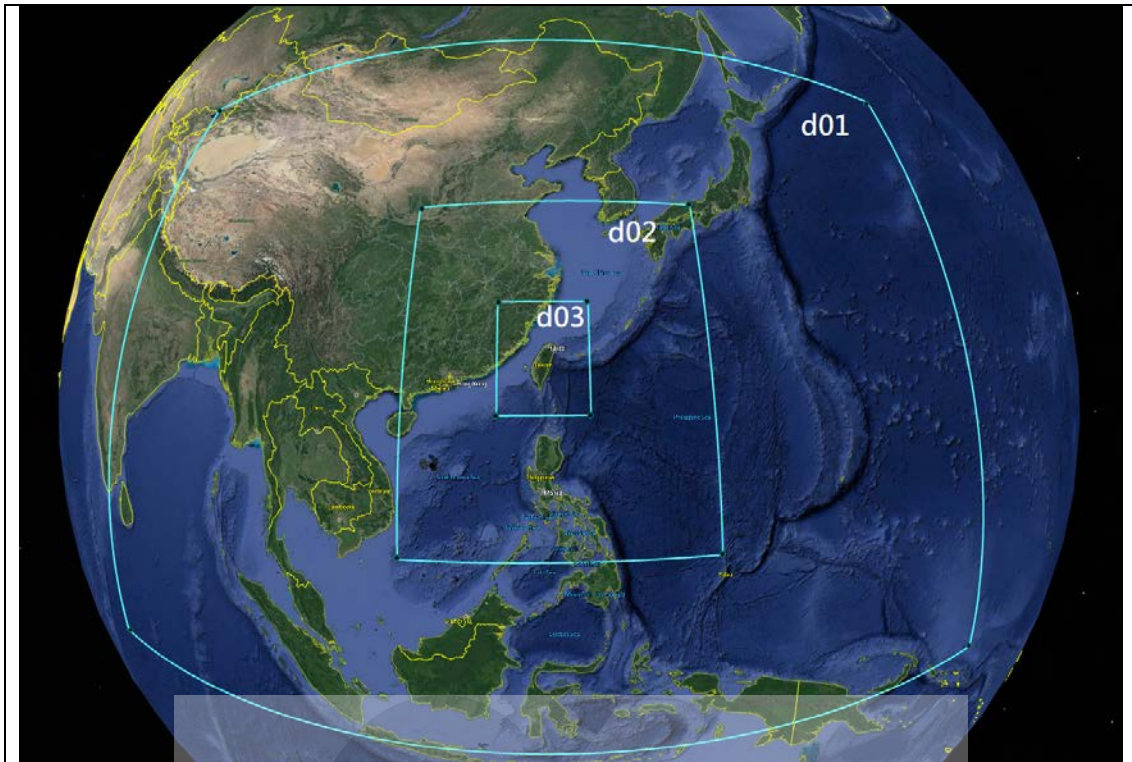


圖 3-1 研究使用之三層 WRF 模式涵蓋範圍



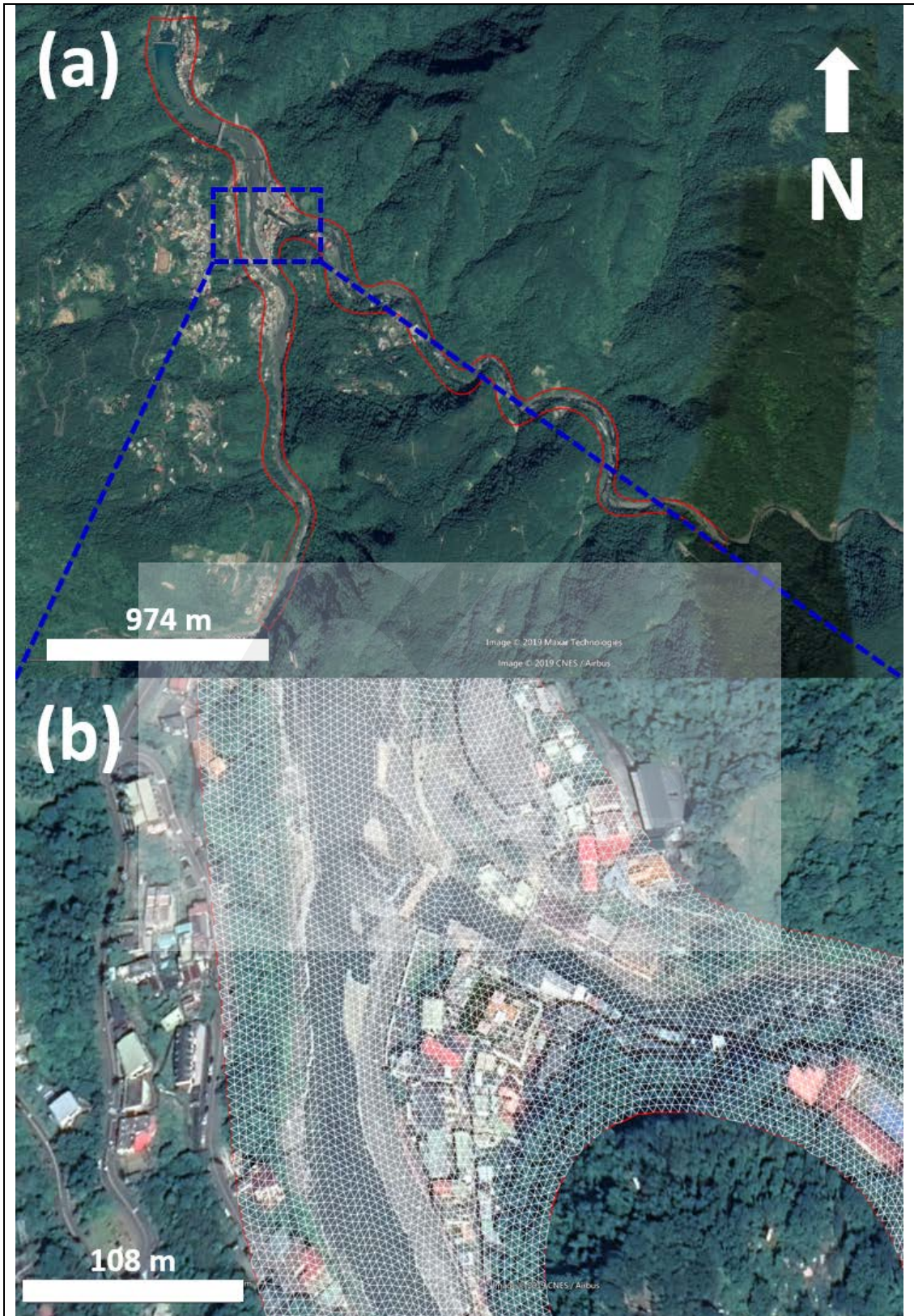


圖 3-2 (a) 烏來山區閃洪預警區域，紅色框線內；(b) 模式使用的高解析度三角網格分布

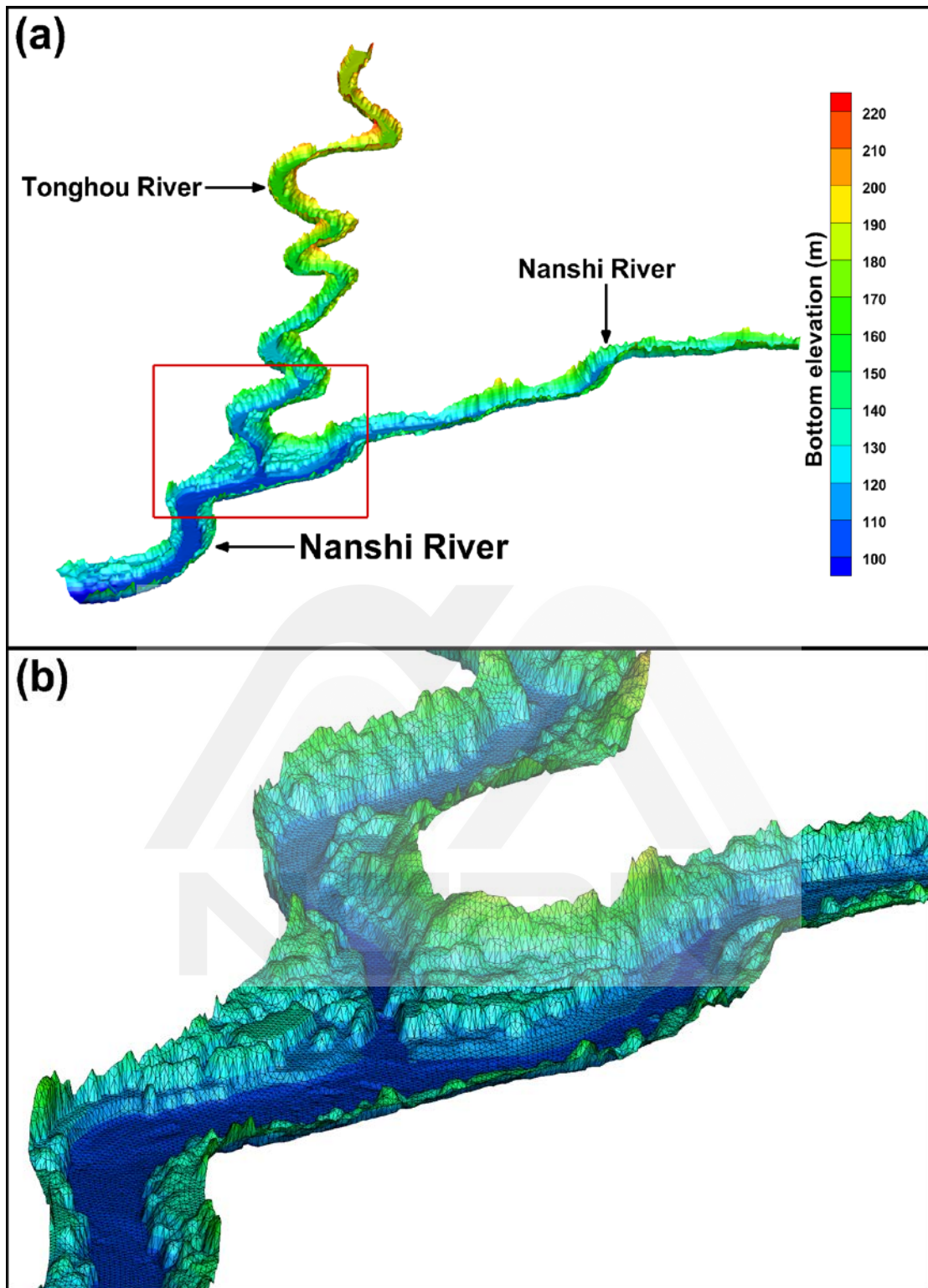
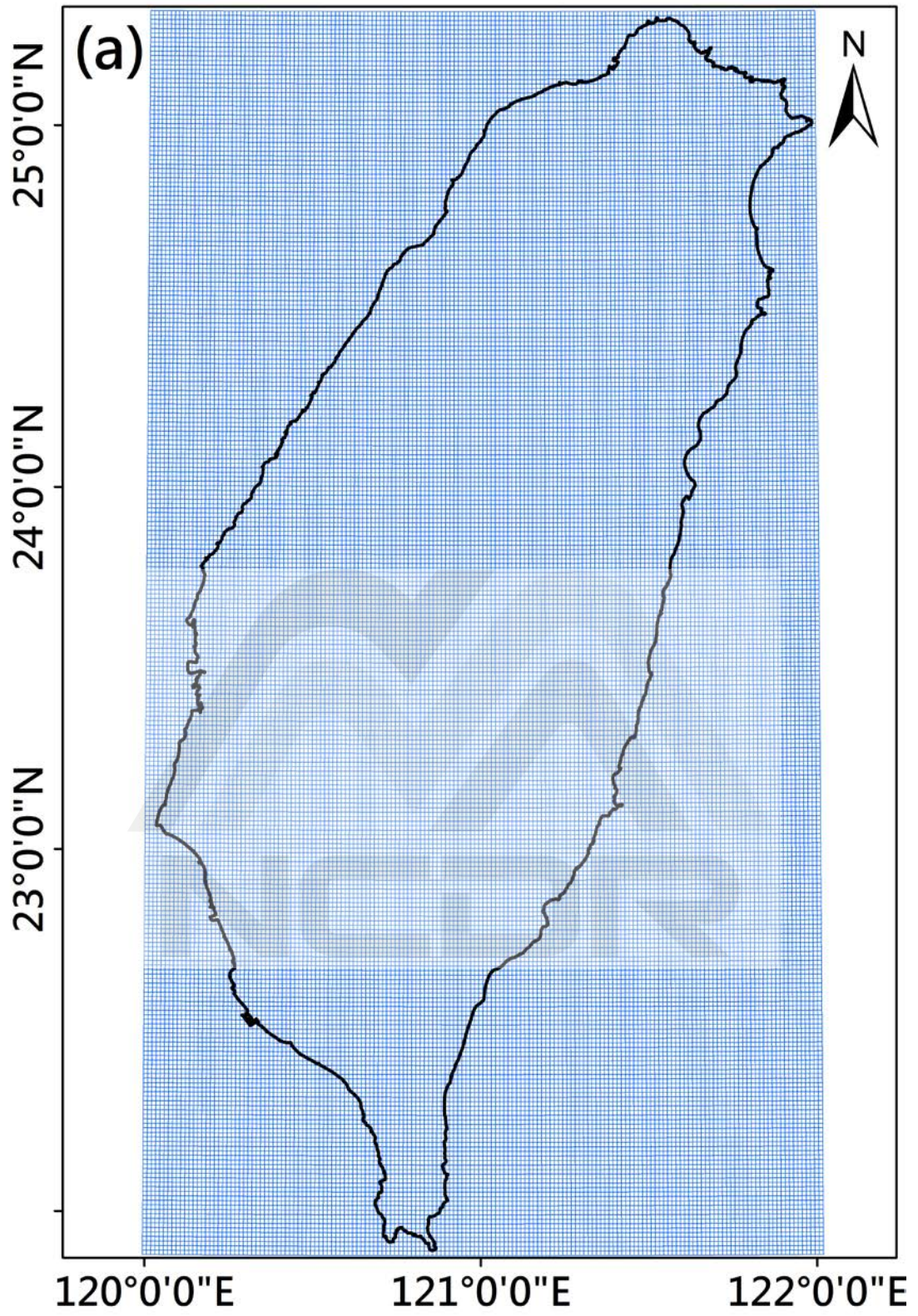


圖 3-3 (a) 三維視角之水動力模式地形，Nanshi River: 南勢溪，Tonghou River: 桶後溪；(b) 局部放大之南勢溪與桶後溪匯流處地形與數值網格



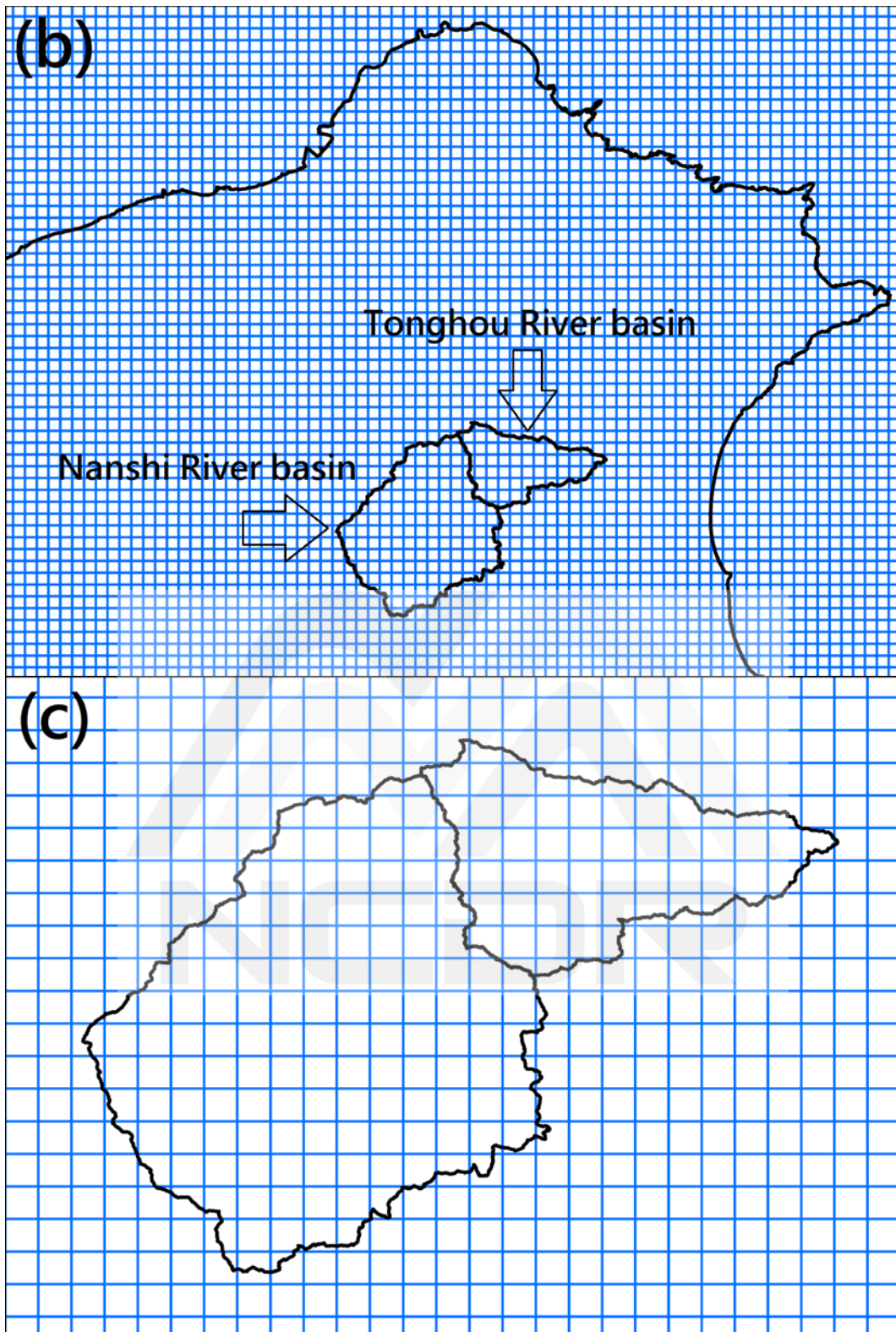


圖 3-4 (a) 涵蓋全臺灣 1.25 公里解析度降雨網格，Nanshi River: 南勢溪，Tonghou River: 桶後溪；(b) 局部放大之北台灣 1.25 公里解析度降雨網格；(c) 局部放大之涵蓋南勢溪與桶後溪集水區之 1.25 公里解析度降雨網格

第四章 模式校驗與作業化運行

4.1 水位與淹水模擬校驗

由於模式計算區域中，桶後溪缺少雨量測站及流量測站，因此，水動力模式的檢定與驗證僅可比對南勢溪覽勝橋之歷史小時水位。3.8 節所陳述之 QPESUMS 網格化降雨資料被用來提供逕流水文模式之輸入雨量，其中，與南勢溪、桶後溪集水區範圍重疊或有交會到之 QPESUMS 網格點將被截取出來(圖 3-3c)，而這些格點所擁有的雨量再透過逕流轉換後，即可產製南勢溪與桶後溪上游入流量。

本研究取用在過去歷史事件中(2007 年一場、2008 年兩場以及 2009 年一場)，南勢溪覽勝橋出現較高水位變化的四場事件，做為水動力模式水位模擬驗證，南勢溪覽勝橋之歷史小時觀測水位為經濟部水利署所提供。圖 4-1a 到圖 4-1d 為二維及三維水動力模式模擬南勢溪覽勝橋時序列水位與觀測水位比較圖，其中，圖 4-1a 追報時間為 2007 年 9 月 17 到 20 日；圖 4-1b 追報時間為 2008 年 9 月 12 到 15 日；圖 4-1c 追報時間為 2008 年 9 月 27 到 30 日；圖 4-1d 追報時間為 2009 年 8 月 6 到 9 日。每個子圖的上方虛線表示使用 QPESUMS 網格雨量與克拉克單位歷線模式所計算之南勢溪小時流量。

在此四場高水位變化事件中，水動力模式所追報之南勢溪覽勝橋

水位最高可達約 118 公尺，而其相對應流量約為 1800 立方公尺每秒(如圖 4-1c 所示)，而最低水位約為 113 公尺，其相對應流量約為 900 立方公尺每秒(如圖 4-1b 與圖 4-1d 所示)。在使用三維水動力模式水報南勢溪覽勝橋水位時，模擬水位與觀測水位相當吻合(見圖 4-1 下方藍色線)，然而，在相同邊界條件下，使用二維水動力模式水報南勢溪覽勝橋水位則出現跳動的波狀水位變化，這種現象在高流量(高水位)條件下特別顯著(見圖 4-1 下方紅色線)。烏來老街區曾經在 2015 年蘇迪颱風引起的山區閃洪事件中幾乎全區淹沒，在南勢溪高流量的衝擊下，覽勝橋流量計被沖走，以至於無法紀錄當時的水位時計高度，然而，經濟部水利署在 2015 年蘇迪颱風事件後，曾調查過烏來老街區當時淹水範圍，這項現場勘查資料，即可於彌補南勢溪覽勝橋水位站資料缺失。克拉克單位歷線模式輸入 2015 年 8 月 7 日至 12 日的 QPESUMS 網格小時雨量資料，用以推估 2015 年蘇迪颱風期間南勢溪與桶後溪小時流量。以三維水動力模式模擬 2015 年蘇迪颱風所造成之最大水位分布如圖 4-2a 所示，圖 4-2b 則展示三維水動力模式模擬 2015 年蘇迪颱風所造成之南勢溪覽勝橋時序水位(亮紅色線)，圖中，棕線為南勢溪堤高，暗紅色為一級水位警戒線，藍色為二級水位警戒線，由水動力模式追報結果可知，當時南勢溪覽勝橋水位達約 125 公尺，已超過堤高，而南勢溪水亦從橋口灌入烏來老

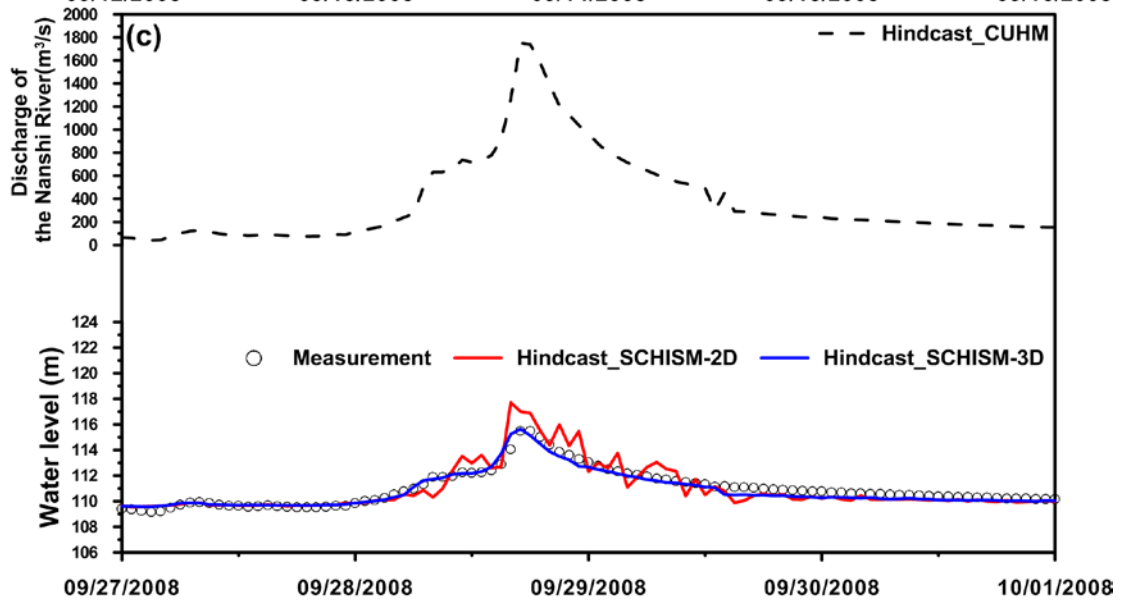
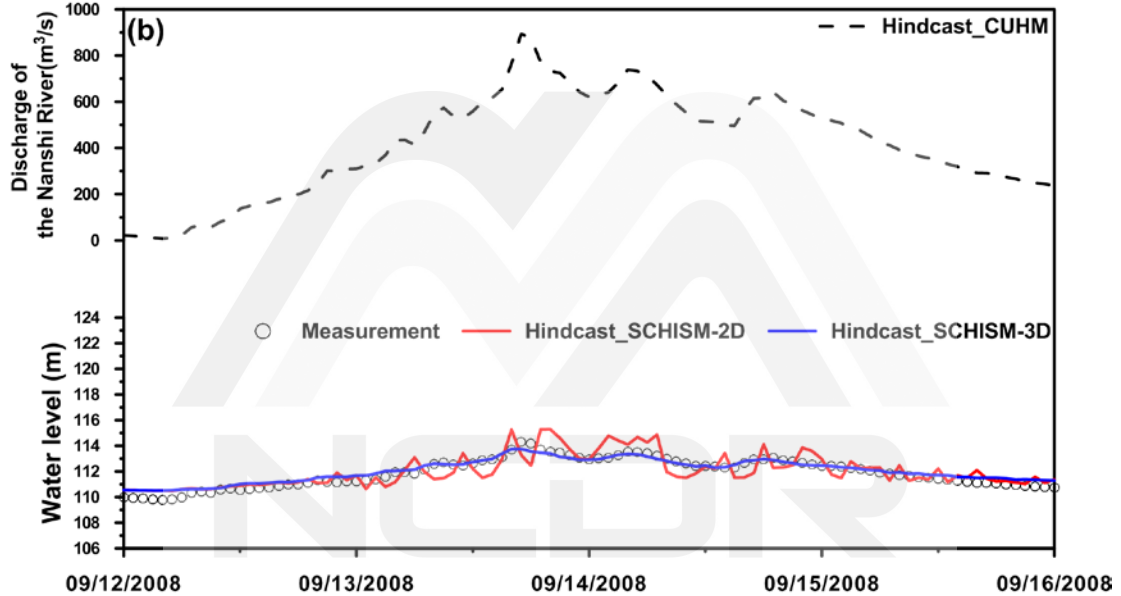
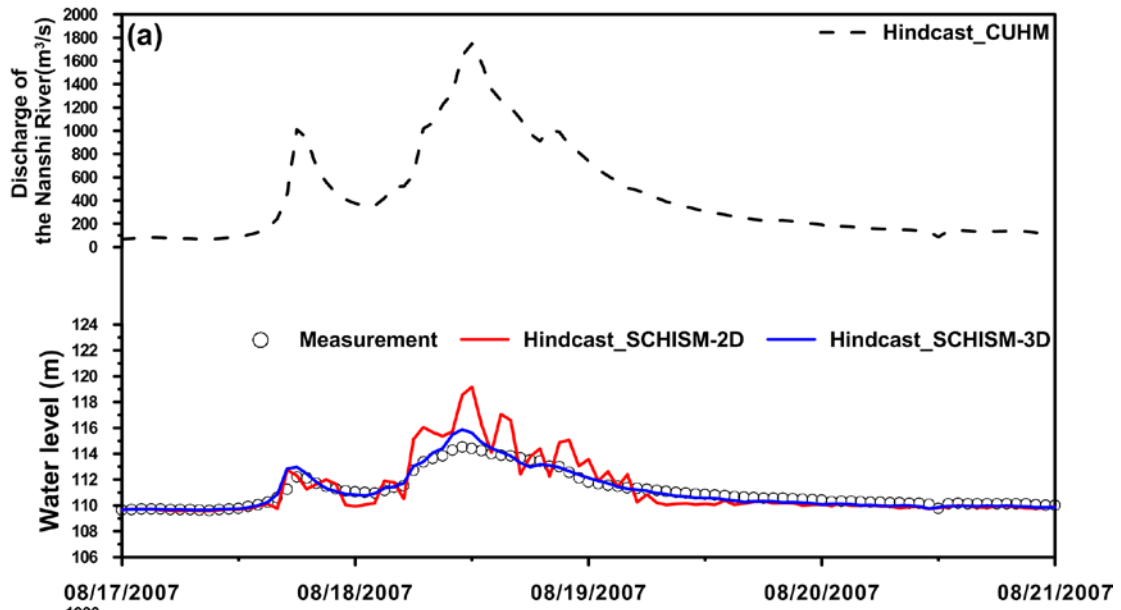
街區，形成街區未曾有過之大範圍淹水災情。2015 年蘇迪勒颱風造成的烏來老街區淹水範圍如圖 4-3 所示，其中，白色框線內為調查之淹水範圍，藍色面積為追報模擬之水體分布(包括河川內外水體)，圖中顯示，水動力模式追報之淹水範圍分布較調查之淹水範圍為小，推測原因為，目前水動力模式並未加入降雨所引發之淹水效能，因此，僅可追報因河水滿出河道所造成的外水溢淹，而離河岸較遠處因降雨形成之內水溢淹，則無法列入模擬。

4.2 作業化山區洪氾溢淹預警模組建置

本研究整合氣象預報模式 WRF、克拉克單位歷線降雨逕流預測模式、三維半隱式有限元素跨尺度正壓水動力模式以及自動視覺化程式語言 NCL，開發山區洪氾溢淹預警模組。其中，WRF 模式的降雨預報是模組重要元件，亦是預警成果精確與否的主要因素。為於事件後與觀測雨量進行比較，將 WRF 模式中，第二個套疊模擬區(d03，原始空間解析度為 5 公里)，內插至 1.25 公里空間解析度，內插格點坐標及涵蓋範圍與 QPESUMS 一致(如圖 3-3a 所示)。內插之網格化降雨資料分布與南勢溪、桶後河流域範圍進行套疊後，再取出集水區空間平均時序列降雨，經由克拉克單位歷線降雨逕流模式轉換後，以小時流量輸入至三維半隱式有限元素跨尺度正壓水動力模式，最後，未

來 24 小時內南勢溪、桶後溪的水位變化，與河水是否淹沒至河川兩岸洪水平原，均可經由三維水動力模式計算後得知。圖 4-4 呈現出本研究開發之山區洪氾溢淹預警模組架構及運作流程。

美國國家大氣研究中心指令語言(NCAR Command Language, NCL, 如 3.9 節所述)，於預警模組中扮演將水位模擬結果視覺化的角色。整個山區洪氾溢淹預警模組透過腳本指令，無須經由人工操作，可於工作站電腦上全自動運作，並且跟隨雨量預報更新，每六小時重新執行，預警未來 24 小時水位變化。預警模組中，南勢溪覽勝橋水位低於河堤高度時，展示介面會以一維視覺化呈現，即僅繪製南勢溪覽勝橋未來 24 小時水位變化，以及南勢溪區水區平均小時雨量(如圖 4-5a 所示，其中，堤高為棕色線，一級水位警戒為紅色線，一級水位警戒為藍色線，水位預警黑點線)；而當預警水位超過南勢溪覽勝橋堤高時，模組會自動啟動平面二維視覺化展示(如圖 4-5b 所示，有色階範圍表示水體高，不同色階表示不同水面高程)。此外，平面二維視覺化展示成果可與 Google Earth 套疊，讓使用者更易於掌握淹水點位分布，以評估本身所處位置未來是否有淹水風險。預警模組整個運作程序可於 45 分鐘內完成。



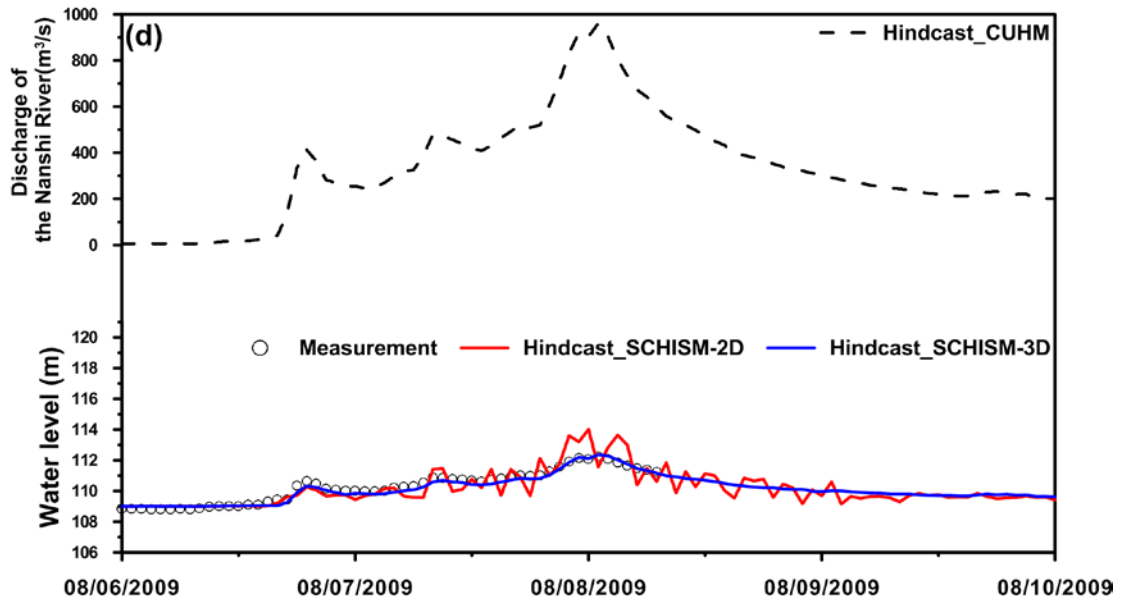


圖 4-1 南勢溪覽勝橋不同年份二維、三維水動力模擬與觀測水位比較，
 measurement: 量測水位，hindcast: 追報模擬水位(a)2007 年；(b) 2008 年 9 月中
 旬；(c) 2008 年 9 月下旬；(d) 2009 年



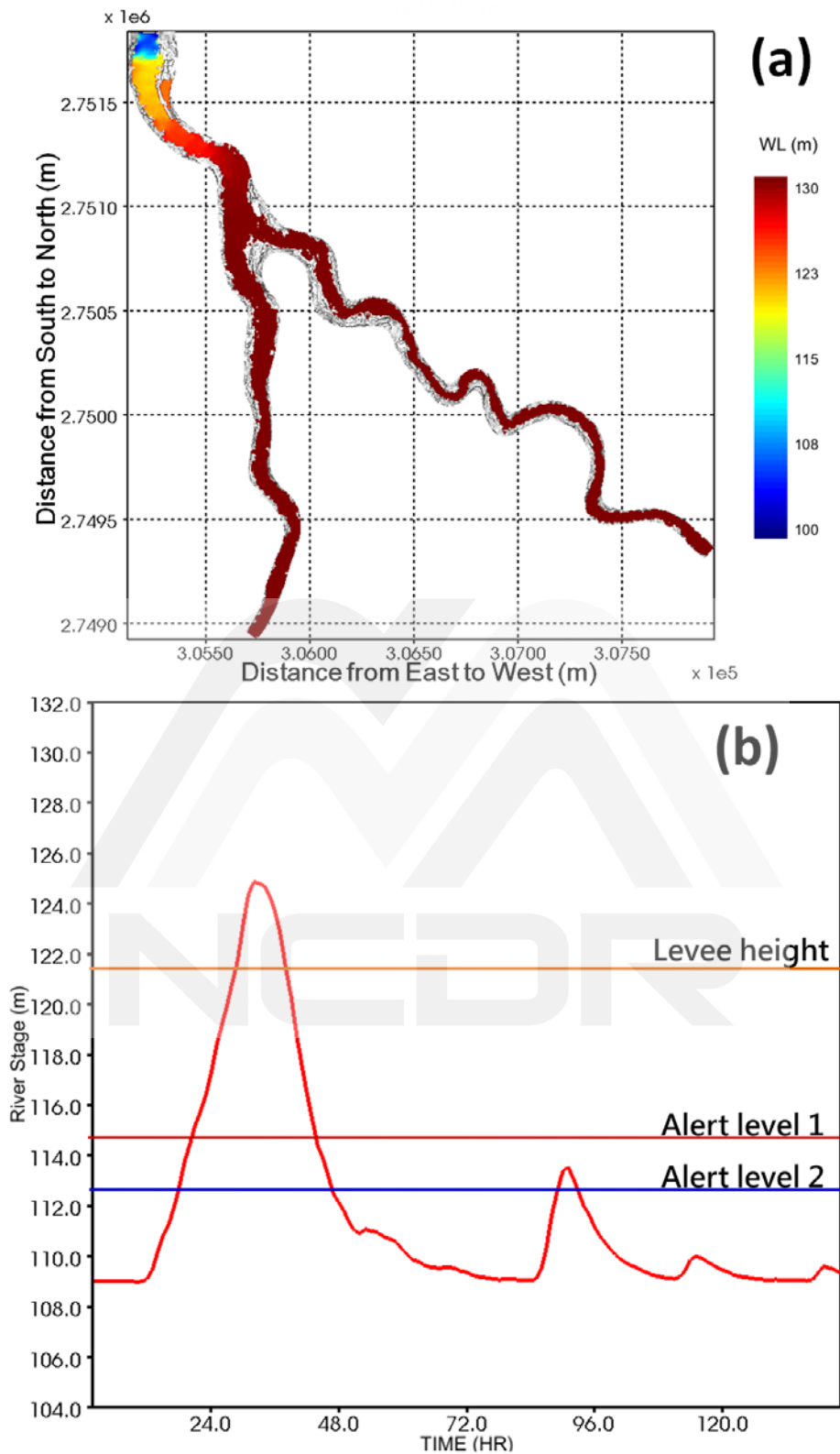


圖 4-2 (a)三維水動力模式模擬 2015 年蘇迪勒颱風所造成之最大水位分布;(b) 三維水動力模式模擬 2015 年蘇迪勒颱風所造成之南勢溪覽勝橋時序水位(亮紅色線)，棕線為南勢溪堤高，暗紅色為一級水位警戒線，藍色為二級水位警戒線

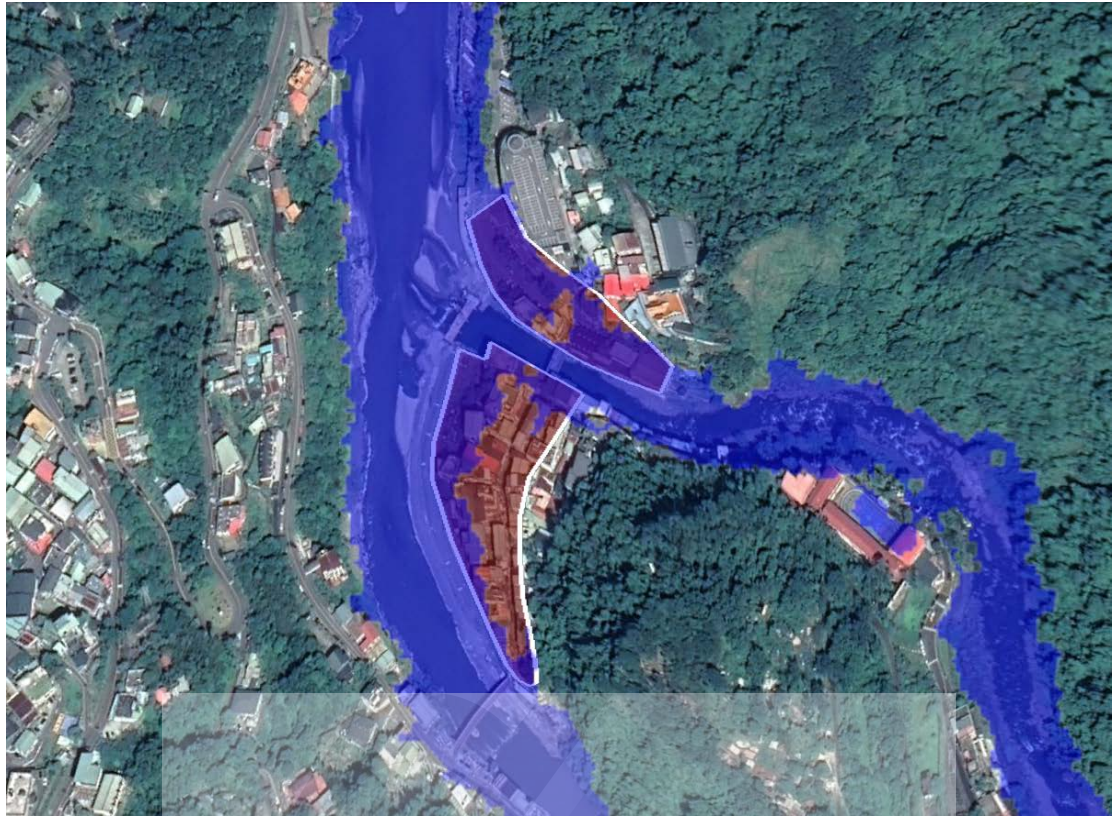


圖 4-3 三維水動力模式模擬 2015 年蘇迪勒颱風所造成之最大水位分布(淺藍色區塊)與調查淹水範圍(白色框線內)比較

NCDR

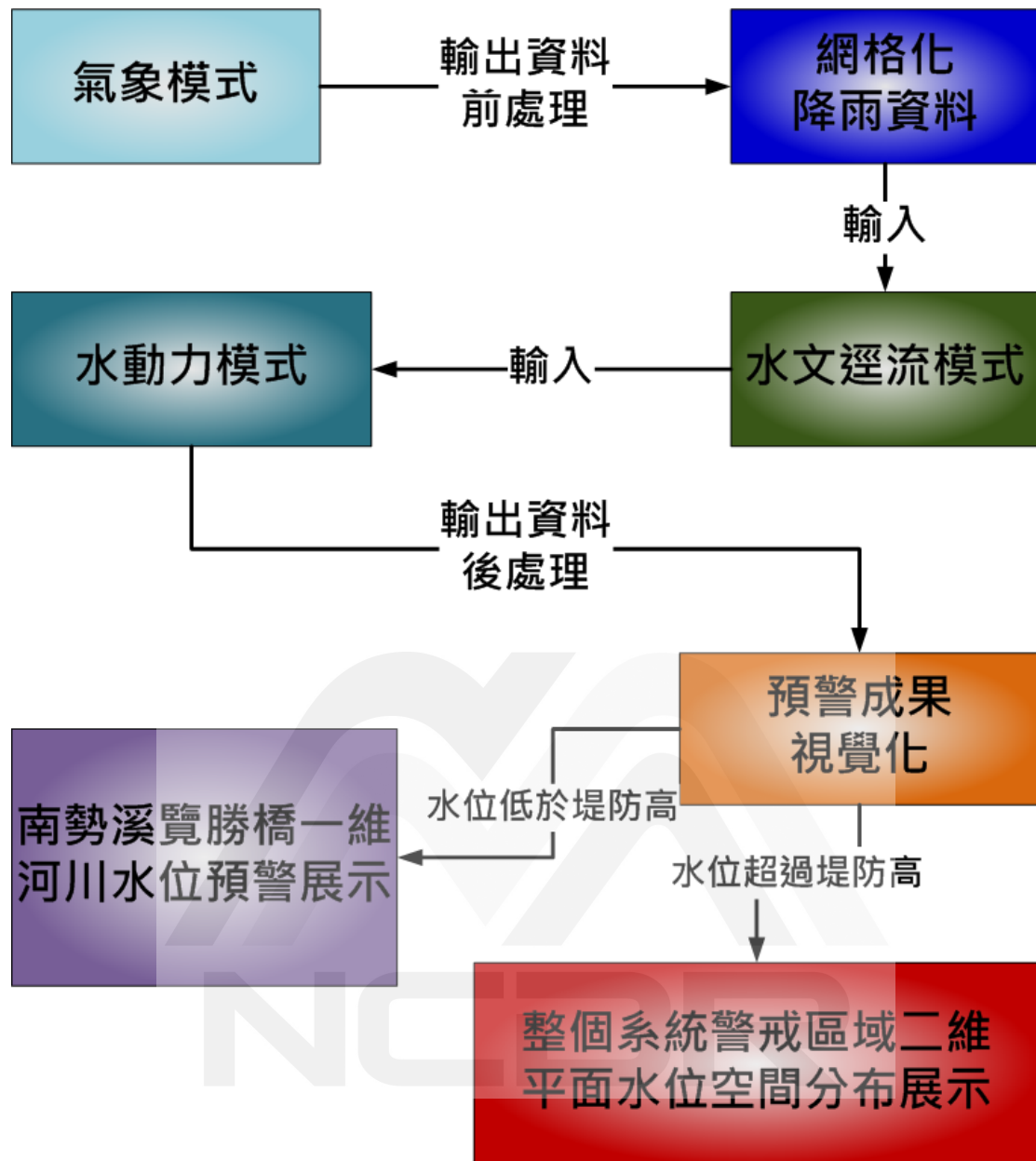


圖 4-4 山區洪氾溢淹預警模組架構及運作流程

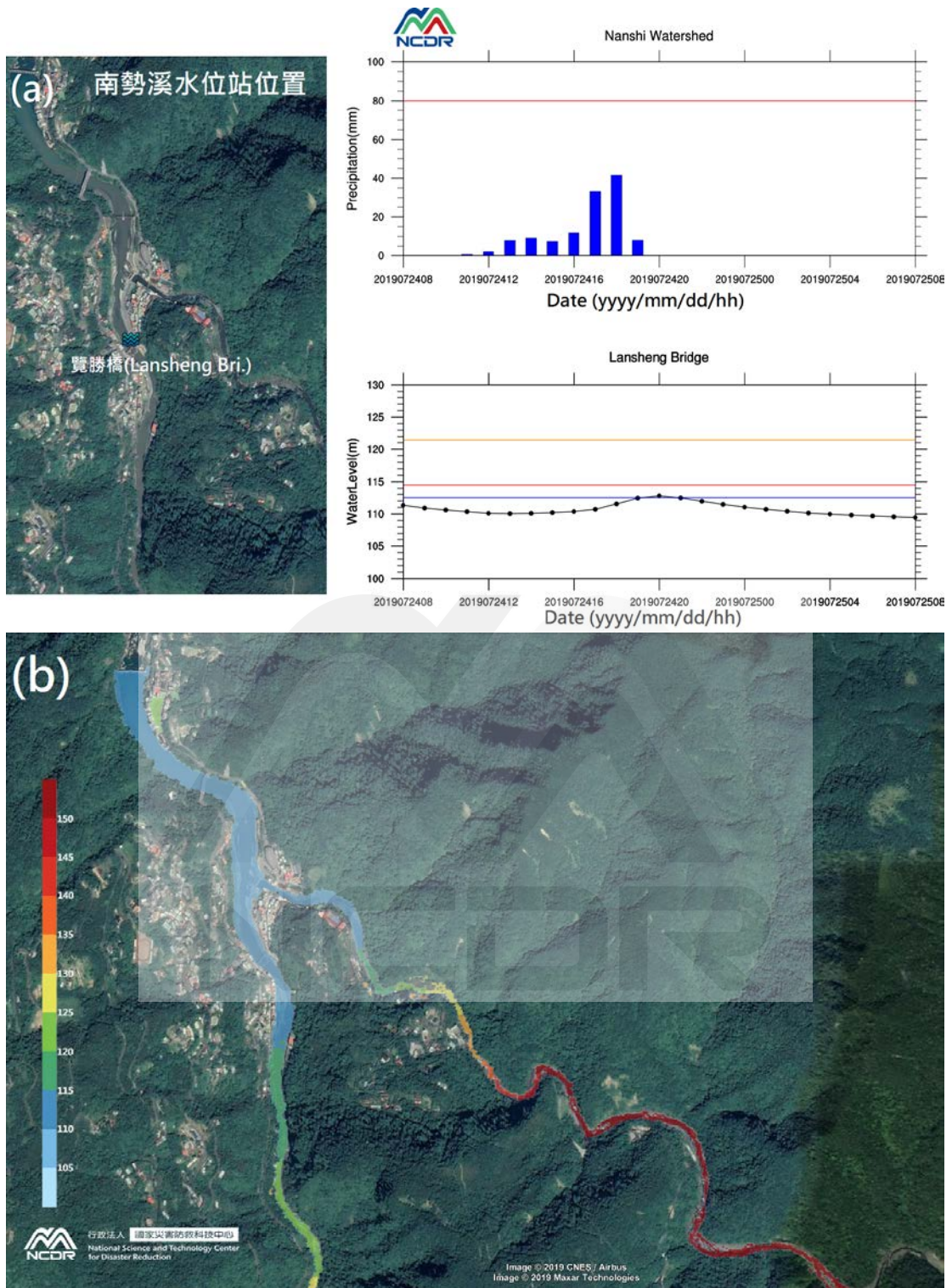


圖 4-5 (a)預警模組一維視覺化展示；(b)預警模組平面二維視覺化展示

第五章 討論

在使用二維斜壓水動力模式追報過去南勢溪覽勝橋出現高水位變化的四場歷史事件中(2007 年一場、2008 年兩場以及 2009 年一場)，二維模式計算的時序水位呈現不穩定跳動狀態，然而，在相同邊界條件下，三維模式所追報之水位歷線則相對平滑解吻合觀測水位(如圖 4-1 所示)。從物理觀點來解釋，二維與三維水動力模式存在本質上的差異，對二維水動力模式而言，底床剪應力會直接轉換成抑制深度平均速度的阻力，而造成河川水位提高(Kim et al., 2008)。此外，在二維水動力模式中，水平速度維深度平均，亦即在垂直方向沒有變化，且無垂直剪應力；然而，在三維水動力模式之控制方程式裡，底床剪應力需平衡垂直剪應力，並且，底床剪應力僅影響最靠近模式底部元素的水平速度。三維水動力模式在數值運算中，使用強制正定矩陣的限制求解自由液面高度(Zhang and Baptisa, 2008)，如此，可強化淺水區發生大摩擦力時之數值穩定，這種數值技術，可避免高流量下時，自由液面產生不穩定狀態。Chen and Liu (2017)使用二維與三維水動力模式，模擬曾文溪高流量水位變化，也發現類似現象。即使二維模式所需電腦院算時間短，但三維模式在高流量條件下之水位模擬的表現更為精確。

在颱風或暴雨過後，集水區經常會面臨河床嚴重淤積或掏刷現象發生，這種現象在山區小尺度的流域更加顯著，因為大量的土砂會隨著水流從山坡流入河道內(Matsuda, 2004)。因此，為確保山區流域洪氾溢淹預警的準確性，在每次颱風或強降雨事件後，應該使用無人飛機重新拍攝預警區域影響，以建置符合現況之數值高程。與單一模式相比，系集模式可提供更為多樣化之降雨預報結果，並且降低雨量預報的不確定性(Hsiao et al., 2013)，因此，預警模組未來可考慮加入系集降雨預報。此外，進一步調查研究區域的降雨特性與機制，亦預期可改善山區流域洪氾溢淹預警結果(Iacobellis et al., 2010)。

預警首要條件在於有足夠前置時間，讓民眾進行疏散避難，為與電腦運算時間取得平衡，本研究目前使用最高解析度 5 公里之三層 WRF 模式，然而，使用較高空間解析度(例如 3 公里或 4 公里)WRF 模式，可提高模式對地形之辨識度，進而使雨量預報更加精確(Hong and Lee, 2009)，因此，未來若運算資源提高，預警模組應該考慮高解析度降雨預報模式的使用。Dimitriadis et al. (2016) 應用 HEC-RAS、LISFLOOD-FP 以及 FLO-2d 等三種水動力模式模擬具有方形與三角形斷面的渠道水理變化，研究發現，淹水傳播的不確定性源自於河道於其兩岸洪氾平原的摩擦力，以及河川入流量的推估。由於缺乏南勢溪與桶後溪之土地利用資料，本研究僅能就水位模擬校驗結果，設定

將曼寧係數設定為 0.025。為降低預警的不確定性，未來研究可對南勢溪及桶後溪之土地利用情況進行調查。目前，烏來老街山區流域洪氾溢淹預警暨視覺化展示模組已經加入國家災害防救科技中心作業化災害預警系統，若未來可取得更多高解析數位地形資料及電腦計算資源，即可將全臺灣易發生山洪淹水地區納入預警。





第六章 結論

本文陳述如何應用一種多模式整合技術，針對臺灣北部山區的兩個小集水區(南勢溪與桶後河流域)，建置一個作業化山區流域洪氾溢淹預警暨視覺化展示模組。預警模組由大氣、水文、水理等三個數值預測模式，與一個視覺化展示程式所構成。集水區相對應之網格化雨量由 WRF(Weather Research and Forecasting)模式提供，克拉克單位歷線模式(Clark unit hydrograph model)用以將降雨量轉換成南勢溪及桶後溪入流量，緊接著，三維半隱式有限元素跨尺度正壓水動力模式被用來計算南勢溪與桶後溪水位，並預測河水是否溢堤並造成烏來老街淹水，最後，使用美國國家大氣研究中心指令語言(NCAR Command Language)將水動力預測數據以高品質之視覺化成果展示。這個預警架構相當適合用來追報歷史強降雨事件，或預測預警區域未來是否可能發生河水淹水災情，取決於雨量資料的來源為追報或預測。預警模式建置完成後，以四場歷史事件校驗南勢溪覽勝橋高水位變化，而一場歷史事件校驗淹水分布模擬能力。其中，三維水動力模式的模擬水位相當吻合觀測水位，然而，因為水動力模式目前尚未考慮降雨所造成的淹水效應，所以在 2015 年蘇迪勒颱風造成的烏來老街山洪淹水事件模擬中，模式追報之淹水範圍較現地調查淹水範圍為小。由於

WRF 預測雨量每 6 小時更新一次，因此，為取得更新、更可靠之降雨資料，山區流域洪氾溢淹預警也於每 6 小時自動作業化運作，預警模組所有元件均使用免費開發原始碼軟體，使用者可依據需求，自行修改程式內容。本研究所建置之烏來老街山區流域洪氾溢淹預警暨視覺化展示模組已在國家災害防救科技中心運算平台上作業化運作，未來，在運算設備擴充且可取得山區高解析數值地形的條件下，可考慮預警更多處之臺灣山區流域。



參考文獻

- Baptista, A. M., Zhang, Y.-L., Chawla, A., Zulauf, M. A., Seaton, C., Myers, E. P., Kindle, J., Wilkin, M., Burla, M. and Turner, P. J. (2005) A cross-scale model for 3D baroclinic circulation in estuary-plume-shelf systems: II. Application to the Columbia River. *Continental Shelf Research*, 25, 935-972.
- Borga, M.; Gaume, E.; Creutin, J.D.; Marchi, L. Surveying flash flood response: gauging the ungauged extremes. *Hydrological Processes* 2008, 22(18), 3883–3885.
- Borga, M.; Stoffel, M.; Marchi, L.; Marra, F.; Jakob, M. Hydrogeomorphic response to extreme rainfall in headwater systems: flash floods and debris flows. *J Hydrol.* 2014, 518, 194–205.
- Acosta-Coll, M.; Ballester-Merelo, F.; Martinez-Peiró, F.; De la Hoz-Franco, E. Real-Time Early Warning System Design for Pluvial Flash Floods—A Review. *Sensors* 2018, 18, 2255.
- Matsuda, J.; Yamakoshi, T.; Tamura, K. Studies on alleviation of death accidents by flash floods. *Journal of Hydroscience and Hydraulic Engineering* 2010, 53, 487–492.
- Ruiz-Villanueva, V.; Díez-Herrero, A.; Stoffel, M.; Bollschweiler, M., Bodoque, J.M.; Ballesteros J.A. Dendrogeomorphic analysis of flash floods in a small ungauged mountain catchment (Central Spain). *Geomorphology* 2010, 118, 383–392.
- Youssef A.M.; Pradhan, B.; Hassan A. M. Flash flood risk estimation along the St. Katherine road, southern Sinai, Egypt using GIS based morphometry and satellite imagery. *Environ Earth Sci.* 2011, 62, 611–623.
- Carpenter, T.M.; Sperflage, J.A.; Georgakakos, K.P.; Sweeney, T.; Fread, D.L. National threshold runoff estimation utilizing GIS in support of operational flash

- flood warning systems. *J. Hydrology* 1999, 224, (1-2) 21–41.
- Georgakakos, K.P. Real-Time Flash Flood Prediction. *Journal of Geophysical Research* 1987, 92(D8), 9615–9629.
- Akbar, M.; Aliabadi, S.; Patel, R.; Watts, M.A. fully automated and integrated multi-scale forecasting scheme for emergency preparedness. *Environ. Model. Softw.* 2013, 39, 24–38.
- Georgakakos, K.P.; Graham, N.E.; Modrick, T.M.; Murphy Jr. M.J.; Shamir, E.; Spencer, C.R.; Sperflage, J.A. Evaluation of real-time hydrometeorological ensemble prediction on hydrologic scales in Northern California. *J. Hydrology* 2014, 519, 2978–3000.
- Modrick, M.T.; Georgakakos, K.P. The character and causes of flash flood occurrence changes in mountainous small basins of Southern California under projected climatic change. *J. Hydrology: Regional Studies* 3 2015, 312–336.
- Leandro, J.; Martins, R. A methodology for linking 2D overland flow models with the sewer network model SWMM 5.1 based on dynamic link libraries. *Water Sci. Technol.* 2016, 73, 3017–3026.
- Barthélémy, S.; Ricci, S.; Morel, T.; Goutal, N.; Le Pape, E.; Zaoui, F. On operational flood forecasting system involving 1D/2D coupled hydraulic model and data assimilation. *J. Hydrology* 2016, 534, 478–492.
- Shin, E.T.; Shin, J.; Rhee D.S.; Kim, H.J.; Song C.G. Integrated Inundation Modeling of Flooded Water in Coastal Cities. *Appl. Sci.* 2019, 9, 1313.
- Horritt, M.S.; Bates, P.D. Effects of spatial resolution on a raster based model of flood flow. *J. Hydrol.* 2001, 253, 239–249.
- Casas, A.; Benito, G.; Thorndycraft, V.; Rico, M. The topographic data source of digital terrain models as a key element in the accuracy of hydraulic flood

- modelling. *Earth Surf. Process. Landf.* 2006, 31, 444–456.
- Horritt, M.S.; Bates, P.D.; Mattinson, M.J. Effects of mesh resolution and topographic representation in 2D finite volume models of shallow water fluvial flow. *J. Hydrol.* 2006, 329, 306–314.
- Cook, A.; Merwade, V. Effect of topographic data, geometric configuration and modeling approach on flood inundation mapping. *J. Hydrol.* 2009, 377, 131–142.
- Caviedes-Voullieme, D.; Morales-Hernandez, M.; Lopez-Marijuan, I.; García-Navarro, P. Reconstruction of 2D river beds by appropriate interpolation of 1D cross-sectional information for flood simulation. *Environ. Model. Softw.* 2014, 61, 206–228.
- Das, S.; Ashrit, R.; Iyengar, G. R.; Mohandas, S.; Gupta, M. D.; George, J. P.; Rajagopal, E.; Dutta, S. K. Skills of different mesoscale models over Indian region during monsoon season: Forecast errors. *J. Earth Syst. Sci.*, 2008, 117, 603–620.
- Li, L.; Gochis, D. J.; Sobolowski, S.; Mesquita, M. D. Evaluating the present annual water budget of a Himalayan headwater river basin using a high-resolution atmosphere-hydrology model. *J. Geophys. Res.-Atmos.*, 2017, 122, 4786–4807.
- Chawla, I.; Osuri, K.K.; Mujumdar, P.P.; Niyogi, D. Assessment of the Weather Research and Forecasting (WRF) model for simulation of extreme rainfall events in the upper Ganga Basin. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 2018, 22, 1095–1117.
- Skamarock, W.C.; Klemp, J.B.; Dudhia, J.; Gill, D.O.; Barker, D.M.; Duda, M.G.; Huang, X.Y.; Wang, W.; Powers, J.G. A Description of the Advanced Research WRF Version 3. NCAR Technical Note, NCAR/TN-475+STR. Mesoscale and Microscale Meteorology Division, National Center for Atmospheric Research, Boulder Colorado, United States, 2008.

- Routray, A.; Mohanty, U.; Niyogi, D.; Rizvi, S.; Osuri, K.K. Simulation of heavy rainfall events over Indian monsoon region using WRF-3DVAR data assimilation system. *Meteorol. Atmos. Phys.* 2010, 106, 107–125.
- Mohanty, U.; Routray, A.; Osuri, K. K.; Prasad, S. K. A study on simulation of heavy rainfall events over Indian region with ARW-3DVAR modeling system. *Pure Appl. Geophys.* 2012, 169, 381–399.
- Routray, A.; Mohanty, U.; Osuri, K. K.; Kar, S.; Niyogi, D. Impact of satellite radiance data on simulations of Bay of Bengal tropical cyclones using the WRF-3DVAR modeling system. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2016, 54, 2285–2303.
- Osuri, K. K.; Nadimpalli, R.; Mohanty, U.C.; Niyogi, D. Prediction of rapid intensification of tropical cyclone Phailin over the Bay of Bengal using the HWRF modelling system, *Q. J. Roy. Meteorol. Soc.* 2017b, 143, 678–690.
- Madala, S.; Satyanarayana, A.; Rao, T. N. Performance evaluation of PBL and cumulus parameterization schemes of WRF ARW model in simulating severe thunderstorm events over Gadanki MST radar facility – case study. *Atmos. Res.* 2014, 139, 1–17.
- Osuri, K.; Nadimpalli, R.; Mohanty, U.; Chen, F.; Rajeevan, M.; Niyogi, D. Improved prediction of severe thunderstorms over the Indian Monsoon region using high-resolution soil moisture and temperature initialization, *Scientific Reports* 2017a, 7, 41377.
- Powers, J.G.; Coauthors. The Weather Research and Forecasting Model: Overview, system efforts, and future directions. *Bull. Amer. Meteor. Soc.* 2017, 98, 1717–1737.
- Chen, W.-B.; Jang, J.-H.; Chang C.-H. Predicting river stages using an operational

- forecasting system. National Science and Technology Center for Disaster Reduction: New Taipei City, Taiwan, 2017. (In Chinese)
- Wu, M.C.; Lin, G.F.; Lin, H.Y. Improving the forecasts of extreme streamflow by support vector regression with the data extracted by self organizing map. *Hydrol. Process.* 2014, 28 (2), 386–397.
- Lin, G.F.; Chen, G.R.; Huang, P.Y. Effective typhoon characteristics and their effects on hourly reservoir inflow forecasting. *Adv. Water Resour.* 2010, 33, 887–898.
- Lin, G.F.; Wu, M.C. An RBF network with a two-step learning algorithm for developing a reservoir inflow forecasting model. *J. Hydrol.* 2011, 405 (3–4), 439–450.
- Lin, G.F.; Chou, Y.C.; Wu, M.C. Typhoon flood forecasting using integrated two stage support vector machine approach. *J. Hydrol.* 2014, 486(12), 334–342.
- Blazkova, S.; Beven, K. Flood frequency estimation by continuous simulation of subcatchment rainfalls and discharges with the aim of improving dam safety assessment in a large basin in the Czech Republic. *J. Hydrology* 2004, 292, 153–172.
- Clark, C. O. Storage and the unit hydrograph. *Transactions American Society of Civil Engineers* 1945, 110, Paper No. 2261, 1419–1488.
- Sabol G.V. Clark unit hydrograph and R-parameter estimation. *J Hydraulic Eng., ASCE*, 1988, 114(1), 103–111.
- Ahmad, M.M.; Ghumman, A.R.; Ahmad, S. Estimation of Clark's Instantaneous Unit Hydrograph Parameters and Development of Direct Surface Runoff Hydrograph. *Water Resour. Manage.* 2009, 23(12), 2417–2435.
- Dimitriadis, P.; Tegos A.; Oikonomou A.; Pagana V.; Koukouvinos A.; Mamassis N.; Koutsoyiannis, D.; Efstratiadis, A. Comparative evaluation of 1D and quasi-2D

- hydraulic models based on benchmark and real-world applications for uncertainty assessment in flood mapping. *J. Hydrology* 2016, 534, 478–492.
- Zhang, Y.; Ye, F.; Stanev, E.V.; Grashorn, S. Seamless cross-scale modeling with SCHISM. *Ocean Model.* 2016, 102, 64–81.
- Zhang, Y.; Baptista, A.M. SELFE: a semi-implicit Eulerian-Lagrangian finite-element model for cross-scale ocean circulation. *Ocean Model.* 2008, 21, 71–96.
- Chen, W.-B.; Liu, W.-C. Modeling the Influence of River Cross-Section Data on a River Stage Using a Two-Dimensional/Three-Dimensional Hydrodynamic Model. *Water* 2017, 9(3), 203.
- Chen, W.-B.; Liu, W.-C. Modeling Flood Inundation Induced by River Flow and Storm. *Water* 2014, 6, 3182–3199.
- Chen, W.-B.; Liu, W.-C. Assessment of storm surge inundation and potential hazard maps for the southern coast of Taiwan. *Natural Hazards* 2016, 82(1), 591–616.
- Wang, H.V.; Loftis, J.D.; Liu, Z.; Forrest, D.; Zhang, J. The storm surge and sub-grid inundation modeling in New York City during hurricane Sandy. *Journal of Marine Science and Engineering* 2014, 2(1), 226–246.
- Chen, W.-B.; Chen, H.; Lin L.-Y.; Yu, Y.-C. Tidal Current Power Resource and Influence of Sea-Level Rise in the Coastal Waters of Kinmen Island, Taiwan. *Energies* 2017, 10(5)
- Zhang, Y.J.; Witter, R.C.; Priest, G.R. Tsunami-tide interaction in 1964 Prince William Sound tsunami. *Ocean Model.* 2011, 40, 246–259.
- Zhang, J.; Howard, K.; Chang, P.- L.; Chiu, P. T.-K.; Chen, C.-R.; Langston, C.; Xia W.-W.; Kaney, B.; Lin, P-F. High-Resolution QPE System for Taiwan, Data Assimilation for Atmospheric, Oceanic, and Hydrologic Applications. S. K. Park, L. Xu, Ed(s), Springer-Verlag: Berlin Heidelberg, 2009; pp. 147–162.

- Kim, T.B.; Choi, S. Depth-averaged modeling of vegetated open-channel flows using finite element method. Proceedings of 16th IAHR-APD Congress and 3rd Symposium of IAHR-ISHS, Chapter in Advances in Water Resources and Hydraulic Engineering, Springer 426 Berlin Heidelberg, 2008; Vol. II, 411–416.
- Matsuda, I. River Morphology and Channel Processes, In Fresh Surface Water, Ed. James C.I. Dooge, in Encyclopedia of Life Support Systems (EOLSS), Developed under the Auspices of the UNESCO, Eolss Publishers, Oxford ,UK, 2004.
- Hsiao, L.-T.; Yang M.-J.; Lee C.-S.; Kuo H.-C.; Shih D.-S.; Tsai, C.-C.; Wang C.-J.; Chang, L.-Y.; Chen Y.-C.; Feng, L.; Hong J.-S.; Fong, C.-T.; Chen D.-S.; Yeh, T.-C.; Huang C.-Y.; Guo, W.-D.; Lin G.-F. Ensemble forecasting of typhoon rainfall and floods over a mountainous watershed in Taiwan. . J. Hydrol. 2013, 506, 55–68.
- Iacobellis V.; Fiorentino M.; Gioia A.; Manfreda S. Best fit and selection of theoretical flood frequency distributions based on different runoff generation mechanisms. Water 2010, 2, 239–256.
- Hong, S.-Y.; Lee, J.-W. Assessment of the WRF model in reproducing a flash flood heavy rainfall event over Korea. Atmospheric Research 2009, 93, 818 – 831.
- Brown, J.R.; Earnshaw, R.; Jern, M.; Vince, J. Visualization: Using Computer Graphics to Explore Data and Present Information. John Wiley & Sons, New York, U.S., 1995.

山區流域洪氾溢淹預警暨視覺化展示模組開發

發行人：陳宏宇

出版機關：國家災害防救科技中心

地址：新北市新店區北新路三段 200 號 9 樓

電話：02-8195-8600

報告完成日期：中華民國 109 年 12 月

出版年月：中華民國 110 年 01 月

版 次：第一版

非賣品



地址：23143新北市新店區北新路三段200號9樓

電話：++886-2-8195-8600

傳真：++886-2-8912-7766

網址：<http://www.ncdr.nat.gov.tw>

NCDR 109-T11

河川水位數據驅動模式研發與驗證

Development and Verification of Data-Driven River-Stage Prediction Models using Machine Learning Techniques



行政法人

國家災害防救科技中心

National Science and Technology Center
for Disaster Reduction

國家災害防救科技中心

中華民國 110 年 01 月

NCDR 109-T11

河川水位數據驅動模式研發與驗證

Development and Verification of Data-Driven River-Stage Prediction Models using Machine Learning Techniques

郭文達、陳偉柏、葉森海、張志新



國家災害防救科技中心
中華民國 110 年 01 月

中文摘要

本研究之主要目的係以三條中央管河川(蘭陽溪、濁水溪以及北港溪)為示範區，蒐集彙整 2004 年至 2017 年之颱風或豪雨事件之水文觀測資料，應用支援向量迴歸(Support Vector Regression, SVR)、隨機森林迴歸(Random Forest Regression, RFR)、多層感知機迴歸(MultiLayer Perceptron Regression, MLPR)以及決策樹迴歸(Decision Tree Regression, DTR)等四種機器學習技術，進行河川水位數據驅動模式之研發。關於模式訓練，本研究選擇過去 1 至 6 小時之雨量、水位以及潮位時序列資料作為輸入因子，並透過貝葉斯優化與 10 組數據交互檢驗，尋找出四種模型之最佳參數組合。為評估四種模型於河川水位模擬之表現，本研究採用六種評估指標，進行水位模擬結果與實測值之比較；結果顯示，四種模型(SVR、RFR、MLPR 以及 DTR)在三條河川尖峰水位誤差中之最大絕對值分別為 0.78、1.40、0.76 以及 1.54 公尺，洪峰抵達時間誤差中之最大絕對值則分別為 2、2、3 以及 3 小時。整體模擬結果顯示，支援向量迴歸模型 SVR 具有較佳之河川水位模擬表現。本研究成果，有助於未來河川水位數據驅動預警系統之開發。

關鍵字：機器學習、數據驅動、貝葉斯優化、交互檢驗

ABSTRACT

The purpose of this study is to propose and evaluate four data-driven models for river stage simulation. Four machine learning techniques, support vector regression (SVR), random forest regression (RFR), multilayer perceptron regression (MLPR) and decision tree regression (DTR), were adopted in the present study to train the data-driven models for the Lan-Yang, Cho-Shui and Bei-Gang Rivers. The hourly hydrological data collected during 2004 to 2017 were divided into training and test datasets. The hydrological records such as rainfall, river stage and tide level, with a time factor of previous 1 to 6 hours, were served as input vectors for training the constructed model. The optimal combination of parameters in each model was determined through the Bayesian optimization and 10 cross-validation sets in the training phase. Six criteria were used to evaluate the performances of four proposed models in simulating the river stages. The maximum absolute errors of peak water level obtained from the SVR, RFR, MLPR and DTR were 0.78, 1.40, 0.76 and 1.54 m, respectively. Additionally, the maximum absolute errors for the arrival time of simulated peak water level by the SVR, RFR, MLPR and DTR were 2, 2, 3 and 3 hour, respectively. The result indicated that the data-driven SVR model was found with the best performance in simulating river stages among four models. This study could be helpful for the further development of a data-driven river stage forecast system.

Keywords: machine learning, data driven, Bayesian optimization, cross validation.

目 錄

第一章 前言.....	1
第二章 研究區域與資料概述.....	3
第三章 機器學習技術.....	8
3.1 支援向量.....	9
3.2 隨機森林.....	11
3.3 多層感知機.....	12
3.4 決策樹.....	14
第四章 河川水位數據驅動模式建置與驗證.....	15
4.1 分析流程.....	15
4.2 蘭陽溪流域.....	19
4.3 濁水溪流域.....	23
4.4 北港溪流域.....	27
4.5 綜合討論.....	31
第五章 結論.....	33

圖目錄

圖 1	蘭陽溪流域各水文測站位置	3
圖 2	濁水溪流域各水文測站位置	4
圖 3	北港溪流域各水文測站位置	4
圖 4	支援向量迴歸模型示意圖	10
圖 5	隨機森林迴歸模型示意圖	12
圖 6	多層感知機迴歸模型示意圖	13
圖 7	決策樹迴歸模型示意圖	14
圖 8	河川水位數據驅動模式建置與驗證之流程架構	15
圖 9	蘭陽溪流域噶瑪蘭橋之四種模型訓練結果	20
圖 10	蘭陽溪流域各水位站於代表事件之河川水位模擬結果	22
圖 11	濁水溪流域自強大橋之四種模型訓練結果	24
圖 12	濁水溪流域各水位站於代表事件之河川水位模擬結果	27
圖 13	北港溪流域北港水位站之四種模型訓練結果	28
圖 14	北港溪流域各水位站於代表事件之河川水位模擬結果	30
圖 15	四種模型在三個流域之 ETP 與 PWE 最大絕對值結果	32

表 目 錄

表 1 蘭陽溪流流域實測水文資料事件彙整	5
表 2 濁水溪流流域實測水文資料事件彙整	6
表 3 北港溪流流域實測水文資料事件彙整	7
表 4 蘭陽溪流流域河川水位模型訓練與測試結果彙整	21
表 5 四種模型於蘭陽溪流流域代表事件之河川水位模擬結果	23
表 6 濁水溪流流域河川水位模型訓練與測試結果彙整	25
表 7 四種模型於濁水溪流流域代表事件之河川水位模擬結果	26
表 8 北港溪流流域河川水位模型訓練與測試結果彙整	29
表 9 四種模型於北港溪流流域代表事件之河川水位模擬結果	31

第一章 前言

隨著各式水文水理觀測資料數量之累積，數據驅動模式(data-driven model)發展成為一個重要的研究課題。數據驅動模式中，常應用機器學習(machine learning)技術，建置水文水理之分析、推估或預警模式，包括：支援向量機(support vector machine)、隨機森林(random forest)、多層感知機(multilayer perceptron)、決策樹(decision tree)、K 近鄰算法(K nearest neighbor)等(Solomatine and Ostfeld, 2008; Mosavi et al., 2018)。

機器學習能夠處理複雜非線性系統，且運算快速，故近年來已廣泛應用於水文水理數據驅動模式之發展，例如：降雨逕流(Lin et al., 2013a; Patel and Ramachandran, 2015; Jhong et al., 2018; Le et al., 2019; Wu et al., 2019; Farfán et al., 2020; Liu et al., 2020)、淹水研究(Lin et al., 2013b; Chang et al., 2014; Jhong et al., 2017; Chang et al., 2018; Chu et al., 2020; Yang and Chang, 2020)、河川水位(Yu et al., 2006; Wu et al., 2008; Shiri et al., 2016; Fu et al., 2019; Wang et al., 2019; Choi et al., 2020)等。綜合上述文獻結果，可得知基於機器學習技術之水文水理數據驅動模式係相當有效的時間序列預測工具。然而，過去研究大部分針對單一流域的應用，較無法凸顯機器學習技術之實用性。

因此，本研究選取三個示範區(蘭陽溪、濁水溪以及北港溪流域)，透過四種機器學習技術，發展河川水位數據驅動模式，並進行模式驗證與實用性探討。首先，本研究蒐集三個研究流域之實測資料，包括雨量、水位以及潮位之時序列歷線，詳細說明於第二章；接著，第三章說明本研究採用的四種機器學習技術之相關理論；最後，第四章則說明如何利用實測資料，進行河川水位數據驅動模式之建置，並評估四種模型於河川水位模擬能力之表現。



第二章 研究區域與資料概述

為能夠正確掌握河川水位變化過程，本研究蒐集會影響河川水位之相關因子資料，包括上游集水區雨量、河川水位以及下游出口潮位。此外，本研究以事件(颱風或豪雨)為區段，進行實測資料之蒐集，讓模式能夠考慮更全面之颱風事件特性。

圖 1、圖 2 以及圖 3 分別顯示為蘭陽溪、濁水溪以及北港溪流域各水文測站位置。表 1、表 2 以及表 3 則分別顯示為蘭陽溪、濁水溪以及北港溪流域實測水文資料事件彙整結果。

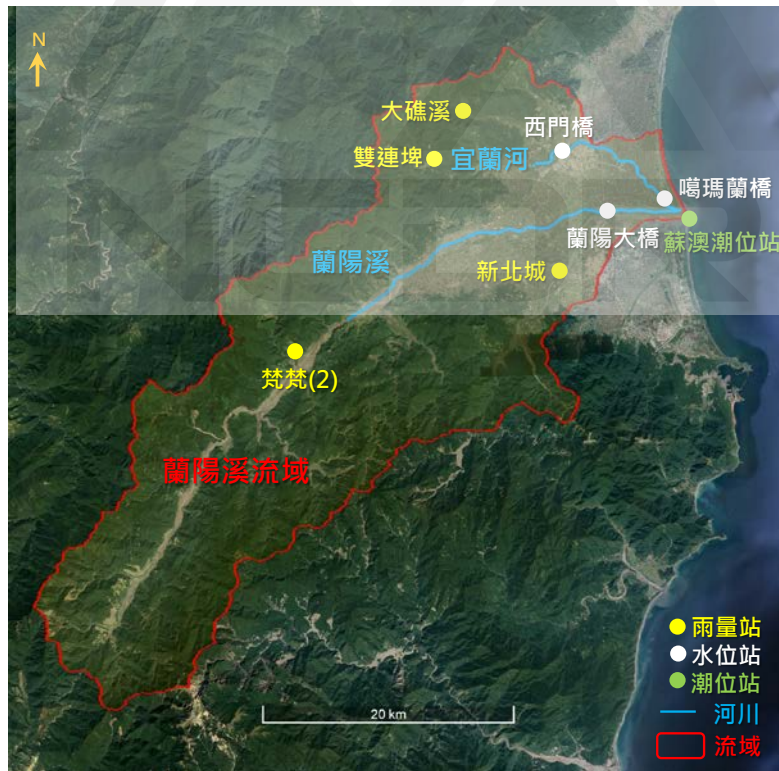


圖 1 蘭陽溪流域各水文測站位置

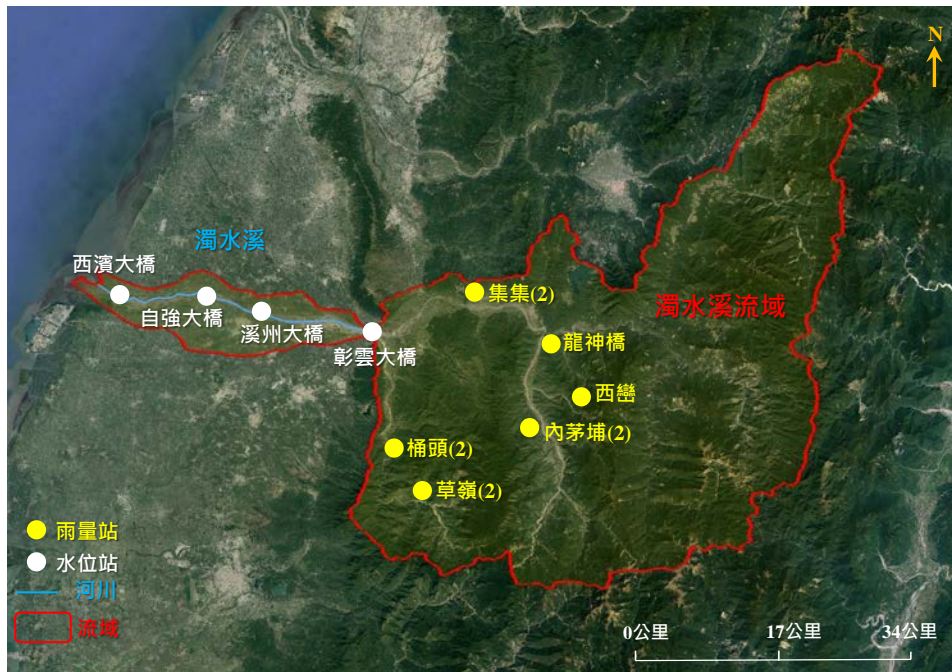


圖 2 濁水溪流域各水文測站位置

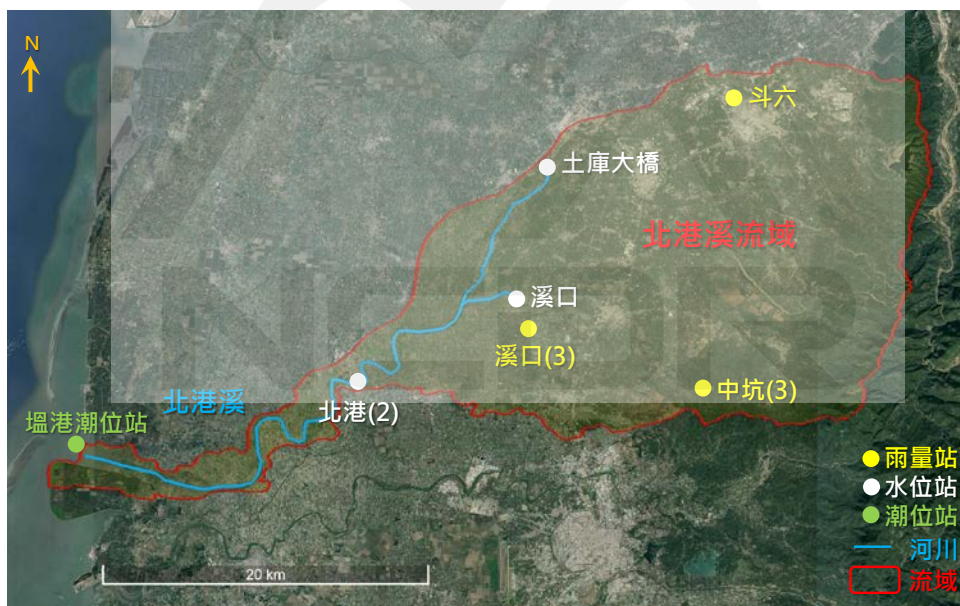


圖 3 北港溪流域各水文測站位置

關於蘭陽溪流域，本研究蒐集 2004 年至 2017 年間之 37 場颱風或豪雨事件之實測水文資料，包括 4 個雨量站(梵梵、新北城、雙連埤、大礁溪)、3 個水位站(西門橋、噶瑪蘭橋、蘭陽大橋)以及蘇

澳潮位站之逐時資料；其中，各雨量站、西門橋水位站、以及蘭陽大橋水位站之實測資料較為齊全，均各有 7,422 筆資料；有關蘇澳潮位站與噶瑪蘭橋水位站之實測資料，將部分缺測資料之事件去除後，則各有 4,056 筆逐時資料可供使用。

表 1 蘭陽溪流域實測水文資料事件彙整

編號	事件名稱	開始時間	結束時間	延時
1	2004 年 7 月敏督利*	2004/6/30 00:00	2004/7/6 23:00	162
2	2004 年 8 月艾利*	2004/8/23 00:00	2004/9/2 23:00	258
3	2005 年 5 月豪雨*	2005/5/28 00:00	2005/6/2 23:00	138
4	2005 年 7 月海棠*	2005/7/16 00:00	2005/7/24 23:00	210
5	2005 年 8 月馬莎*	2005/8/3 00:00	2005/8/18 23:00	378
6	2005 年 8 月泰利*	2005/8/29 00:00	2005/9/3 23:00	138
7	2005 年 9 月丹瑞*	2005/9/21 00:00	2005/9/28 23:00	186
8	2005 年 10 月龍王*	2005/9/30 00:00	2005/10/5 23:00	138
9	2006 年 5 月珍珠	2006/5/15 00:00	2006/5/22 23:00	186
10	2006 年 6 月豪雨	2006/6/9 00:00	2006/6/15 23:00	162
11	2006 年 8 月桑美	2006/8/7 00:00	2006/8/14 23:00	186
12	2006 年 9 月珊珊	2006/9/7 00:00	2006/9/19 23:00	306
13	2007 年 6 月豪雨	2007/6/5 00:00	2007/6/14 23:00	234
14	2007 年 8 月梧提	2007/8/6 00:00	2007/8/11 23:00	138
15	2007 年 8 月聖帕	2007/8/15 00:00	2007/8/22 23:00	186
16	2007 年 9 月韋帕	2007/9/17 00:00	2007/9/30 23:00	330
17	2008 年 7 月鳳凰	2008/7/27 00:00	2008/7/31 23:00	114
18	2008 年 9 月辛樂克	2008/9/12 00:00	2008/9/20 23:00	210
19	2008 年 9 月蕾蜜	2008/9/27 00:00	2008/9/30 23:00	90
20	2009 年 8 月莫拉克	2009/8/4 00:00	2009/8/12 23:00	210
21	2009 年 10 月芭瑪*	2009/10/3 00:00	2009/10/9 23:00	162
22	2010 年 9 月凡那比	2010/9/17 00:00	2010/9/27 23:00	258
23	2010 年 10 月梅姬*	2010/10/14 00:00	2010/10/27 23:00	330
24	2011 年 8 月南瑪都	2011/8/24 00:00	2011/9/3 23:00	258
25	2011 年 10 月豪雨	2011/9/30 00:00	2011/10/7 23:00	186
26	2012 年 8 月蘇拉*	2012/7/29 00:00	2012/8/7 23:00	234
27	2013 年 7 月蘇力	2013/7/12 00:00	2013/7/17 23:00	138
28	2013 年 8 月潭美與康芮	2013/8/20 00:00	2013/9/3 23:00	354
29	2014 年 7 月麥德姆*	2014/7/22 00:00	2014/7/27 23:00	138
30	2014 年 9 月豪雨*	2014/9/21 00:00	2014/9/28 23:00	186
31	2015 年 8 月蘇迪勒*	2015/8/7 00:00	2015/8/11 23:00	114
32	2015 年 9 月杜鵑*	2015/9/27 00:00	2015/9/29 11:00	54
33	2016 年 5 月豪雨	2016/5/13 00:00	2016/5/17 23:00	114
34	2016 年 7 月尼伯特	2016/7/7 00:00	2016/7/16 23:00	234
35	2016 年 9 月梅姬*	2016/9/26 00:00	2016/10/1 23:00	138
36	2017 年 7 月尼莎及海棠	2017/7/28 00:00	2017/8/3 23:00	162
37	2017 年 10 月豪雨*	2017/10/3 00:00	2017/10/19 23:00	402

*代表噶瑪蘭橋模型建構時沒有考慮的事件

濁水溪流域的部分，本研究蒐集 2004 年至 2017 年間之 36 場颱風或豪雨事件之實測水文資料，包括 6 個雨量站(桶頭、草嶺、集集、龍神橋、西巒、內茅埔)，及 4 個水位站(彰雲大橋、溪州大橋、自強大橋、西濱大橋)之逐時資料；其中，各雨量站、彰雲大橋、溪州大橋及西濱大橋之實測資料，均各有 6,960 筆資料；自強大橋則有缺 4 場事件，故有 6,192 筆水位資料可供使用。

表 2 濁水溪流域實測水文資料事件彙整

編號	事件名稱	開始時間	結束時間	延時
1	2004 年 8 月艾利*	2004/8/23 00:00	2004/9/2 23:00	264
2	2005 年 5 月豪雨*	2005/5/12 00:00	2005/5/17 23:00	144
3	2005 年 6 月豪雨*	2005/6/14 00:00	2005/6/20 23:00	168
4	2005 年 7 月海棠*	2005/7/18 00:00	2005/7/26 23:00	216
5	2005 年 8 月馬莎	2005/8/3 00:00	2005/8/18 23:00	384
6	2006 年 5 月豪雨	2006/5/28 00:00	2006/6/17 23:00	504
7	2006 年 7 月碧利斯	2006/7/12 00:00	2006/7/30 23:00	456
8	2007 年 6 月豪雨	2007/6/5 00:00	2007/6/14 23:00	240
9	2007 年 8 月帕布	2007/8/3 00:00	2007/8/6 23:00	96
10	2007 年 8 月梧提	2007/8/11 00:00	2007/8/17 23:00	168
11	2007 年 8 月聖帕	2007/8/18 00:00	2007/8/29 23:00	288
12	2007 年 9 月韋帕	2007/9/17 00:00	2007/9/27 23:00	264
13	2007 年 10 月柯羅莎	2007/10/5 00:00	2007/10/10 23:00	144
14	2008 年 7 月卡玫基	2008/7/16 00:00	2008/7/21 23:00	144
15	2008 年 7 月鳳凰	2008/7/28 00:00	2008/8/1 23:00	120
16	2008 年 9 月辛樂克	2008/9/12 00:00	2008/9/21 23:00	240
17	2008 年 9 月蕾蜜	2008/9/27 00:00	2008/10/6 23:00	240
18	2009 年 8 月莫拉克	2009/8/7 00:00	2009/8/15 23:00	216
19	2010 年 9 月凡那比	2010/9/18 00:00	2010/9/22 23:00	120
20	2011 年 7 月豪雨	2011/7/18 00:00	2011/7/22 23:00	120
21	2012 年 5 月豪雨	2012/5/19 00:00	2012/5/22 23:00	96
22	2012 年 6 月豪雨及泰利	2012/6/10 00:00	2012/6/27 23:00	432
23	2012 年 8 月蘇拉	2012/8/1 00:00	2012/8/7 23:00	168
24	2013 年 7 月蘇力	2013/7/12 00:00	2013/7/16 23:00	120
25	2013 年 8 月潭美	2013/8/20 00:00	2013/8/25 23:00	144
26	2013 年 8 月康芮	2013/8/29 00:00	2013/9/3 23:00	144
27	2013 年 9 月天兔	2013/9/21 00:00	2013/9/25 23:00	120
28	2014 年 7 月麥德姆	2014/7/22 00:00	2014/7/25 23:00	96
29	2015 年 8 月蘇迪勒	2015/8/7 00:00	2015/8/10 23:00	96
30	2015 年 9 月杜鵬	2015/9/27 00:00	2015/10/1 23:00	120
31	2016 年 6 月豪雨	2016/6/10 00:00	2016/6/16 23:00	168
32	2016 年 9 月莫蘭蒂	2016/9/13 00:00	2016/9/20 23:00	192
33	2016 年 9 月梅姬	2016/9/26 00:00	2016/9/30 23:00	120
34	2017 年 6 月豪雨	2017/6/1 00:00	2017/6/7 23:00	168
35	2017 年 6 月豪雨	2017/6/13 00:00	2017/6/21 23:00	216
36	2017 年 7 月尼莎及海棠	2017/7/28 00:00	2017/8/6 23:00	240

*代表自強大橋模型建構時沒有考慮的事件

有關北港溪流域之水文資料蒐集，本研究進行 2005 年至 2017 年間之 22 場颱風或豪雨事件之實測水文資料蒐集，包括 3 個雨量站(斗六、溪口、中坑)、3 個水位站(土庫大橋、溪口、北港)以及塭港潮位站之逐時資料；其中，各雨量站、土庫大橋、以及溪口水位站之實測資料，均各有 2,220 筆資料；有關塭港潮位站與北港水位站之實測資料，將不齊全之事件去除後，則各有 1,524 筆逐時資料可供使用。

表 3 北港溪流域實測水文資料事件彙整

編號	事件名稱	開始時間	結束時間	延時
1	2005 年 5 月豪雨	2005/5/12 00:00	2005/5/16 23:00	114
2	2005 年 6 月豪雨	2005/6/13 00:00	2005/6/19 00:00	162
3	2005 年 7 月海棠	2005/7/18 00:00	2005/7/24 23:00	162
4	2005 年 8 月泰利	2005/8/31 00:00	2005/9/4 23:00	114
5	2006 年 6 月豪雨*	2006/6/9 00:00	2006/6/12 23:00	90
6	2007 年 8 月聖帕	2007/8/18 00:00	2007/8/22 23:00	114
7	2007 年 10 月柯羅莎*	2007/10/6 00:00	2007/10/9 23:00	90
8	2008 年 7 月卡玫基	2008/7/17 00:00	2008/7/21 23:00	114
9	2008 年 7 月鳳凰	2008/7/28 00:00	2008/7/31 23:00	90
10	2008 年 9 月辛樂克	2008/9/13 00:00	2008/9/16 23:00	90
11	2008 年 9 月薔蜜	2008/9/28 00:00	2008/10/2 23:00	114
12	2009 年 8 月莫拉克*	2009/8/6 00:00	2009/8/12 23:00	162
13	2010 年 7 月豪雨	2010/7/26 00:00	2010/7/30 23:00	114
14	2012 年 8 月蘇拉	2012/8/1 00:00	2012/8/4 23:00	90
15	2013 年 5 月豪雨	2013/5/20 00:00	2013/5/22 23:00	66
16	2013 年 7 月蘇力*	2013/7/12 00:00	2013/7/14 23:00	66
17	2013 年 8 月潭美	2013/8/21 00:00	2013/8/24 23:00	90
18	2014 年 7 月麥德姆*	2014/7/23 00:00	2014/7/25 23:00	66
19	2015 年 8 月蘇迪勒*	2015/8/8 00:00	2015/8/10 23:00	66
20	2015 年 9 月杜鵬*	2015/9/28 00:00	2015/9/30 11:00	66
21	2017 年 6 月豪雨	2017/6/2 00:00	2017/6/5 23:00	90
22	2017 年 7 月尼莎及海棠*	2017/7/30 00:00	2017/8/2 23:00	90

*代表北港水位站模型建構時沒有考慮的事件

第三章 機器學習技術

數據驅動之主要核心係針對給定的樣本數據集：

$$[(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_n, y_n)] = \{\mathbf{x}_i, y_i\}_{i=1}^n \quad (1)$$

通過統計或推理之方法，找出一個有關特定輸入與預期輸出之功能函數 f ，這樣的過程稱為模型訓練(Mosavi et al., 2018)：

$$y = f(\mathbf{x}) \quad (2)$$

式中， \mathbf{x} 為輸入因子(特徵向量)， y 代表輸出因子， n 為數據資料之筆數， f 可藉由不同機器學習技術進行模型訓練。

為獲得準確的河川水位模擬結果，本研究綜合過去前人研究結果，考慮前 6 小時之水文資料作為輸入因子，建構基於機器學習技術之河川水位數據驅動模式，表示如下(Wang et al., 2019)：

$$\hat{H}_t = f(R_{t-1}, R_{t-2}, \dots, R_{t-6}, H_{t-1}, H_{t-2}, \dots, H_{t-6}, S_{t-1}, S_{t-2}, \dots, S_{t-6}) \quad (3)$$

式中，輸入因子包括自身水位站前 6 小時($t-1$ 至 $t-6$ 時刻)之時水位資料(H)、流域各雨量站前 6 小時($t-1$ 至 $t-6$ 時刻)之時雨量資料(R)、以及潮位站前 6 小時($t-1$ 至 $t-6$ 時刻)之時潮位資料(S)；輸出因子為 \hat{H}_t ，代表 t 時刻之模擬水位。

基本上，機器學習技術可應用於分類或迴歸問題，而本研究

所探討之河川水位模擬，係屬於時間序列之非線性迴歸問題。因此為了便於探討四種技術之表現，將四種技術分別稱為支援向量迴歸 (Support Vector Regression, SVR)、隨機森林迴歸 (Random Forest Regression, RFR)、多層感知機迴歸 (MultiLayer Perceptron Regression, MLPR)、以及決策樹迴歸 (Decision Tree Regression, DTR)。茲將本研究所採用之四種機器學習技術之相關理論重點說明如下：

3.1 支援向量

圖 4 顯示支援向量之理論架構，其應用於迴歸問題之功能函數可表示為 (Yu et al., 2006)：

$$f^{SVR}(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \cdot \phi(\mathbf{x}) + b \quad (4)$$

式中， \mathbf{w} 代表權重向量 (weight vector)， b 為偏差值 (bias term)， ϕ 代表非線性映像函數 (nonlinear mapping function)。為避免模型過度訓練，SVR 主要係採用結構風險最小化 (structural risk minimization) 法則，以處理多維度函數的迴歸問題，表示如下 (Yu et al., 2006)：

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (5a)$$

$$\text{subject to } \begin{cases} y_i - [\mathbf{w}^T \cdot \phi(\mathbf{x}_i) + b] \leq \epsilon + \xi_i \\ [\mathbf{w}^T \cdot \phi(\mathbf{x}_i) + b] - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5b)$$

其中， C 代表成本參數(cost parameter)或懲罰參數(penalty parameter)， ξ 與 ξ^* 為用以估計數據資料離群狀態之沈滯變數(slack variable)， ϵ 為可容許的誤差。

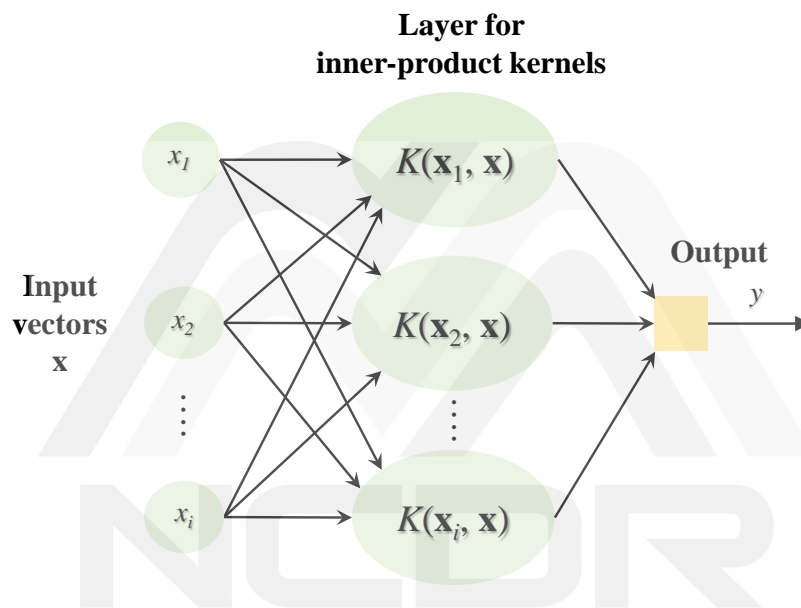


圖 4 支援向量迴歸模型示意圖

(5)式可藉由拉格朗日乘數(Lagrange multiplier)之應用，進一步寫成對偶型態(dual pattern)(Yu et al., 2006)：

$$f^{\text{SVR}}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (6)$$

式中， α 與 α^* 代表對偶拉格朗日乘數， K 為核函數(kernel function)，

本研究採用最常使用之輻狀基底函數(radial basis function)：

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2) \quad (7)$$

其中， γ 代表核函數參數。

3.2 隨機森林

隨機森林係基於決策樹之整合機器學習技術，演算步驟可重點歸納如下(圖 5)(Li et al., 2016)：

(1)生成隨機向量

假若有 N 筆樣本及 M 個輸入因子，使用者決定森林中總數量 N_{tree} ，及每棵決策樹所使用之因子數目 m ；接著採用 bootstrap 方式，在 N 個樣本中，進行重複 N 次取樣，即可獲得一個數據集(取出會放回)。

(2)建構決策樹

自上述步驟所獲得的數據集中，隨機選擇 m 個因子(取出不放回)，即可導出一棵決策樹，並根據目標函數進行分割節點最佳化。重複步驟 1~2，直到總數量達成，即完成森林建構。

(3)彙整預測結果

彙整每一棵決策樹之預測結果 \hat{h}_{tr} ，本研究屬於迴歸問題，故最終輸出之預測值，係根據每棵樹輸出值之平均：

$$f^{\text{RFR}}(\mathbf{x}) = \frac{1}{tr} \sum_{tr=1}^{N_{tree}} \hat{h}_{tr}(\mathbf{x}) \quad (8)$$

式中， tr 代表樹的棵數。

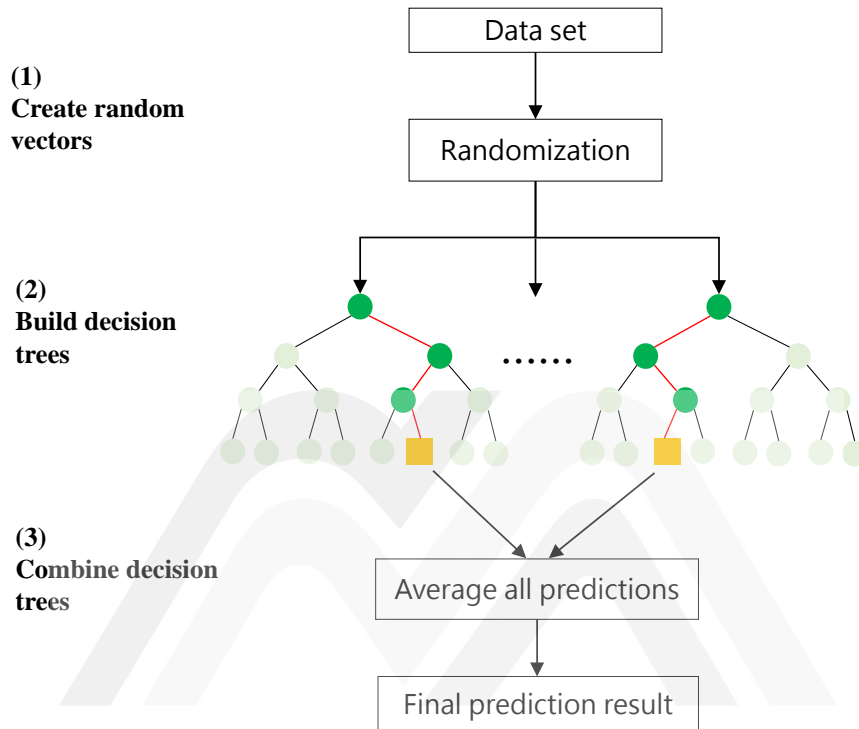


圖 5 隨機森林迴歸模型示意圖

3.3 多層感知機

圖 6 顯示為多層感知機模型結構，係由一個輸入層(input layer)、一或多個隱藏層(hidden layer)以及一個輸出層(output layer)所組成。主要運用節點(node)與連結(connection)，來建構網路系統，節點亦稱為人工神經元，透過傳來的訊號，藉由計算與判斷轉換後輸出。

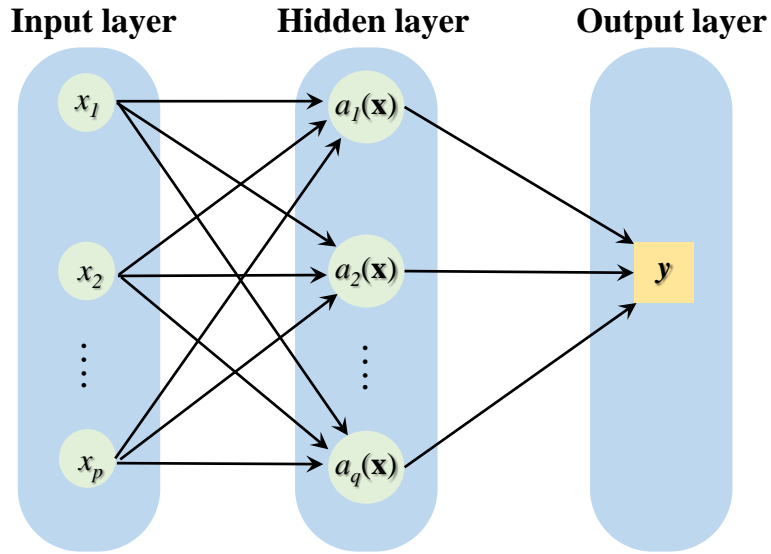


圖 6 多層感知機迴歸模型示意圖

多層感知機之功能函數可表示為(Khan and Coulibaly, 2006)：

$$f^{\text{MLPR}}(\mathbf{x}) = c_r + \sum_q u_{qr} \cdot a_q(\mathbf{x}) \quad (9)$$

式中， c_r 為第 r 個輸出單元之閾值， u_{qr} 代表第 q 個隱藏層單元與第 r 個輸出單元間之連結權重， $a_q(\mathbf{x})$ 為第 q 個隱藏層單元之作用函數

(activation function)，可以 F 表示如下(Khan and Coulibaly, 2006)：

$$a_q(\mathbf{x}) = F \left(d_q + \sum_p v_{pq} \cdot x_p \right) \quad (10)$$

其中， d_q 為第 q 個隱藏層單元的閾值， x_p 為輸入變量， v_{pq} 代表第 p 個輸入層單元與第 q 個隱藏層單元間之連結權重。

多層感知機的模型訓練目標，係以誤差平方函數，來評估網路輸出值與實測值之間的差距，並透過最陡坡降法(steepest descent method)，進行權重調整，以最小化誤差函數(Jhong et al., 2018)。

3.4 決策樹

決策樹演算法係採用樹形結構，透過由上向下之歸納概念，應用在分類或迴歸問題。如圖 7 中之決策樹，包含三大元素所構成(Choi et al., 2020)：根節點(數據樣本)、內部節點(對應輸入因子)以及葉節點(決策的結果)。

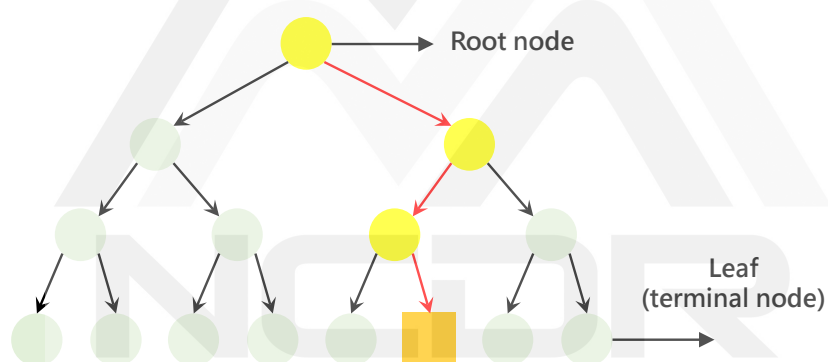


圖 7 決策樹迴歸模型示意圖

決策樹演算法主要係使用數據資料來生成決策樹，在每一個內部節點，使用遞迴二元分割(recursive binary partition)方法，將資料分割成左右兩邊後，即可進行到下一個節點，接著針對該節點繼續進行二元分割，直到滿足停止條件為止。當每個節點不再分割時，即完成整個決策樹之建構，此時每個葉節點，即可代表一種結果。

第四章 河川水位數據驅動模式建置與驗證

本章節說明如何應用四種機器學習技術，透過水文觀測資料，以建置河川水位數據驅動模式。為瞭解所建置四種模型於河川水位模擬之表現能力，本章節亦說明如何進行模型驗證，及探討四種模型表現之差異。茲將模式建置與驗證之流程架構、三個流域之各四種模型建置與驗證之結果，詳細說明如下：

4.1 分析流程

圖 8 顯示為河川水位數據驅動模式建置與驗證之流程架構。基本上，可分為三大步驟：資料前處理、模型訓練以及模型驗證 (Solomatine and Ostfeld, 2008)。

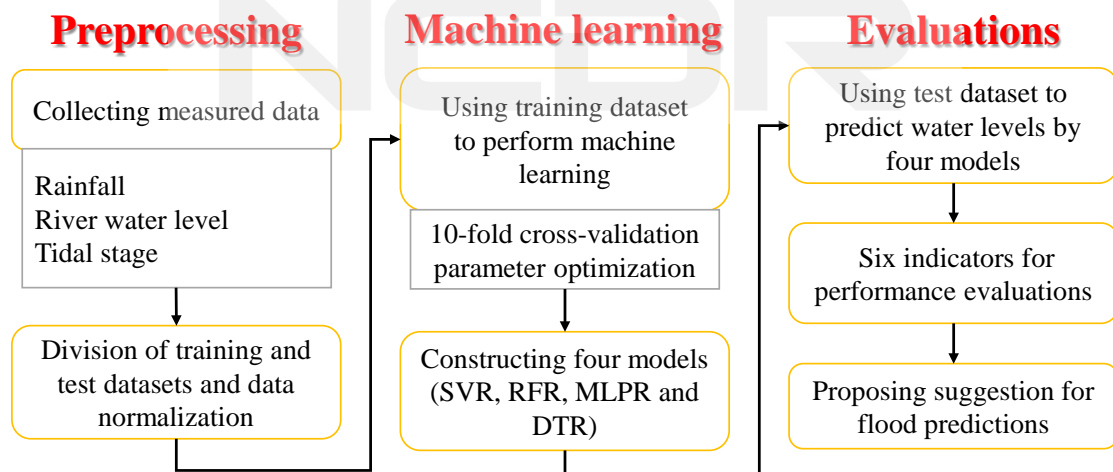


圖 8 河川水位數據驅動模式建置與驗證之流程架構

詳細說明如下：

(1)資料前處理

將所蒐集之實測雨量、水位以及潮位之時序列資料，劃分為訓練(training)與測試(test)數據集，資料均包含輸入與輸出因子。訓練資料作為模型建構之使用，用以學習輸入與輸出間之關係；測試資料則作為模型驗證之使用。為獲得可靠之模擬結果，本研究採用離差標準化方法(min-max normalization)，將原始數據按比例轉換為-1 至 1 區間，藉此降低當輸入數據量級(order)較大差異存在時造成之誤差，數據標準化亦不影響原始數據之間存在之關聯性(Chen et al., 2020)。

(2)機器學習(模型訓練)

利用訓練集數據資料，透過(3)式，進行四種機器學習之迴歸模型建構。為獲得可靠的訓練結果，在四種機器學習過程中，本研究均採用貝葉斯優化(Bayesian optimization)與 10 組數據交互檢驗(10-fold cross-validation)(Tang et al., 2020)，進行多種參數組合之表現能力評估，藉此找出各模型之最佳參數組合。因此，模型建構係代表透過訓練集資料，確定最優迴歸模型參數之過程。

(3)模型驗證

當模型建構完成後，使用測試集資料中之輸入因子，驅動已完成訓練之模型，即可獲得河川水位模擬結果(輸出因子)。本研究於模型評估方面，分成兩種，其一係針對整體訓練與測試集事件，另一則係分析個別事件之誤差。為評估四種模型之訓練與測試表現能力，本研究採用如下四種評估指標(Wang et al., 2019; Choi et al., 2020)：

a、納什效率係數(Nash-Sutcliffe Efficiency, NSE)

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (H_i^{\text{mea}} - H_i^{\text{sim}})^2}{\sum_{i=1}^n (H_i^{\text{mea}} - \bar{H}^{\text{mea}})^2} \quad (11)$$

其中， H_i^{mea} 與 H_i^{sim} 分別代表實測與模擬之水位， \bar{H}^{mea} 為實測水位平均值。

b、相關係數(Correlation Coefficient, CC)

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (H_i^{\text{mea}} - \bar{H}^{\text{mea}})(H_i^{\text{sim}} - \bar{H}^{\text{sim}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (H_i^{\text{mea}} - \bar{H}^{\text{mea}})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (H_i^{\text{sim}} - \bar{H}^{\text{sim}})^2}} \quad (12)$$

式中， \bar{H}^{sim} 為模擬水位平均值。

c、平均絕對誤差(Mean Absolute Error, MAE)

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |H_i^{\text{mea}} - H_i^{\text{sim}}|}{n} \quad (13)$$

d、均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (H_i^{\text{mea}} - H_i^{\text{sim}})^2}{n}} \quad (14)$$

上述四種評估指標中，NSE 值範圍可介於負無窮至 1 之間，NSE 越接近 1，代表模擬結果越好，模型可信度高；NSE 遠小於 0，則代表模型被接受之可能性越低。CC 值範圍可介於-1 至 1 之間，代表所建構模型對資料樣本之擬合程度，CC 越接近於 1，說明模擬與實測為正線性相關之擬合；CC 越接近於-1，則代表模擬與實測為負線性相關之擬合。MAE 與 RMSE 值越小，代表所建構之迴歸模型對資料樣本模擬之準確度越高。

此外，為進一步探討四種模型對河川水位模擬之表現能力，可藉由以下兩種評估指標，針對個別事件進行誤差探討分析(Choi et al., 2020)：

a、尖峰水位誤差(Peak Water-level Error, PWE)

$$\text{PWE} = H_p^{\text{sim}} - H_p^{\text{mea}} \quad (15)$$

式中， H_p^{sim} 與 H_p^{mea} 分別代表尖峰水位之模擬值與實測值。

b、洪峰抵達時間誤差(Error of Time to Peak water-level, ETP)

$$ETP = T_p^{\text{sim}} - T_p^{\text{mea}} \quad (16)$$

其中， T_p^{sim} 與 T_p^{mea} 分別代表洪峰抵達時間之模擬值與實測值。

本研究根據上述三大流程步驟，依序建置蘭陽溪流域、濁水溪流域以及北港溪流域之河川水位數據驅動模式，並進行四種機器學習模型之驗證比較。茲將成果說明如下：

4.2 蘭陽溪流域

本研究選取表 1 中第 1 至 22 場事件作為訓練使用，即西門橋、蘭陽大橋以及噶瑪蘭橋各有 4,380、4,380 以及 2,610 筆數據可作為訓練資料；剩餘的第 23 至 37 場事件則作為測試，即西門橋、蘭陽大橋以及噶瑪蘭橋各有 3,042、3,042 以及 1,446 筆數據可作為驗證資料。

首先，利用訓練集資料進行四種模型建構。考慮三個水位測站(西門橋、蘭陽大橋以及噶瑪蘭橋)之 t 時刻水位，作為模型建構之輸出因子。輸入因子則包含各自身水位站與四個雨量站(梵梵、新北城、雙連埤、大礁溪)於前 6 小時($t-1 \sim t-6$)之實測資料。此外，噶瑪蘭橋位於宜蘭河下游之感潮河段，該測站水位會受到上游洪水與

出口潮位共同影響。所以，噶瑪蘭橋模型訓練之輸入因子，則包含自身水位站、四個雨量站以及蘇澳潮位站於前 6 小時($t-1 \sim t-6$)之實測資料。

圖 9 顯示為以噶瑪蘭橋為例之四種模型訓練結果，顯示水位模擬結果與實測水位具有良好的擬合關係。接著，利用訓練好的四種模型，對測試集數據進行河川水位模擬。

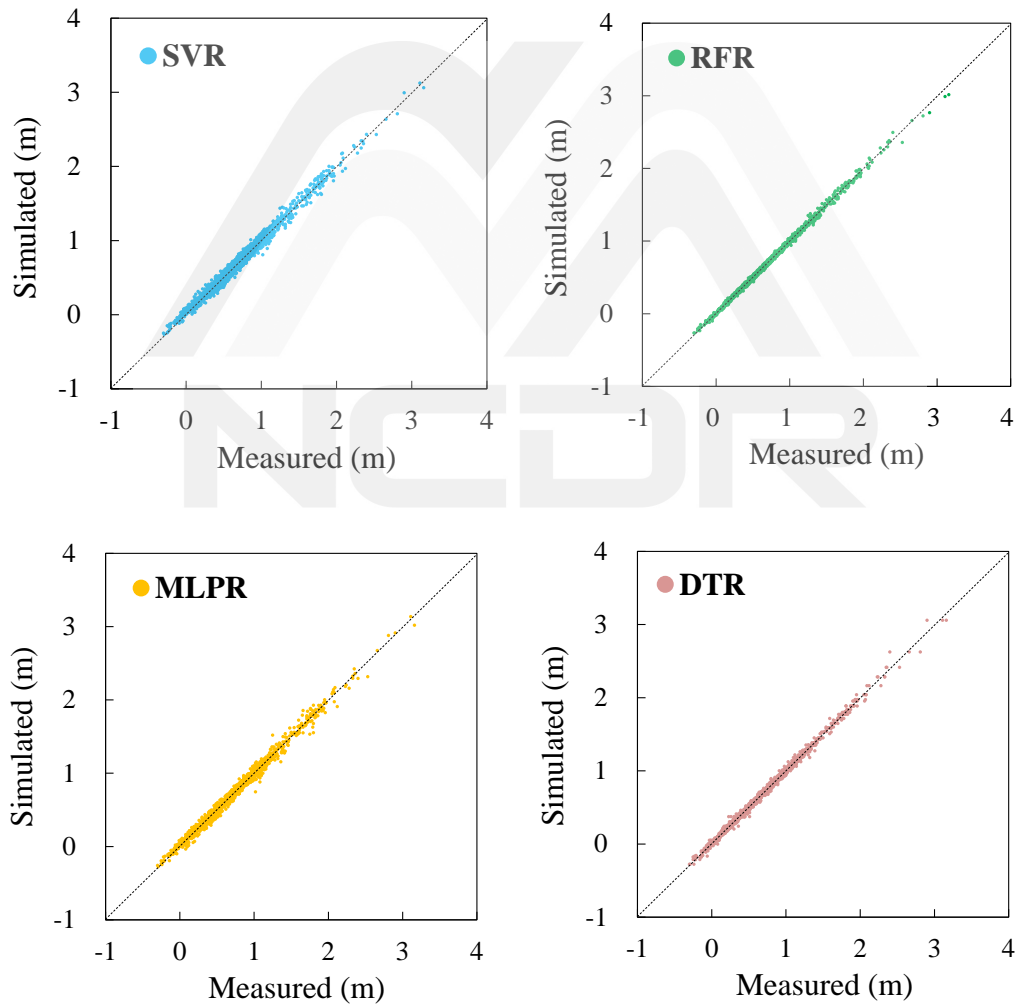


圖 9 蘭陽溪流域噶瑪蘭橋之四種模型訓練結果

為瞭解各模型之表現，表 4 彙整蘭陽溪流流域三個目標水位測站之四種模型訓練與測試結果。結果得知：(1)四種模型在三個水位測站之 NSE 與 CC 都在 0.9 以上、(2)四種模型(SVR、RFR、MLPR、DTR)在三個水位測站之 MAE 最大值分別為 0.049、0.056、0.032 以及 0.072 公尺、(3)四種模型(SVR、RFR、MLPR、DTR)在三個水位測站之 RMSE 最大值分別為 0.074、0.081、0.076 以及 0.106 公尺。整體而言，DTR 具有最差的表現。

表 4 蘭陽溪流流域河川水位模型訓練與測試結果彙整

測站	方法	NSE		CC		MAE (m)		RMSE (m)	
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
西門橋	SVR	0.991	0.990	0.996	0.995	0.018	0.026	0.030	0.042
	RFR	0.998	0.986	0.999	0.993	0.006	0.025	0.016	0.049
	MLPR	0.993	0.993	0.996	0.997	0.013	0.017	0.028	0.034
	DTR	0.986	0.914	0.993	0.956	0.014	0.072	0.038	0.096
噶瑪蘭橋	SVR	0.986	0.959	0.993	0.987	0.038	0.049	0.048	0.066
	RFR	0.998	0.945	0.999	0.978	0.013	0.056	0.019	0.077
	MLPR	0.990	0.990	0.995	0.987	0.029	0.032	0.040	0.054
	DTR	0.996	0.964	0.998	0.983	0.017	0.057	0.025	0.082
蘭陽大橋	SVR	0.991	0.994	0.996	0.997	0.036	0.038	0.074	0.065
	RFR	0.997	0.990	0.998	0.995	0.018	0.037	0.044	0.081
	MLPR	0.990	0.990	0.995	0.997	0.031	0.030	0.076	0.062
	DTR	0.986	0.983	0.993	0.992	0.040	0.050	0.091	0.106

圖 10 顯示測試集事件在各水位測站之河川水位模擬結果，可看出四種模型中以 SVR 獲得較良好的尖峰水位及洪峰抵達時間之掌握，且四種模型在 2012 年蘇拉事件之蘭陽大橋水位模擬結果差

異較大。表 5 彙整四種模型在測試集代表事件之河川水位模擬結果，可知四種模型(SVR、RFR、MLPR、DTR)在各水位站與各事件之 ETP 最大絕對值分別為 2、2、2 以及 3 小時，PWE 最大絕對值則分別為 0.36、0.95、0.51 以及 1.36 公尺。因此，SVR 則具有較佳的表現。

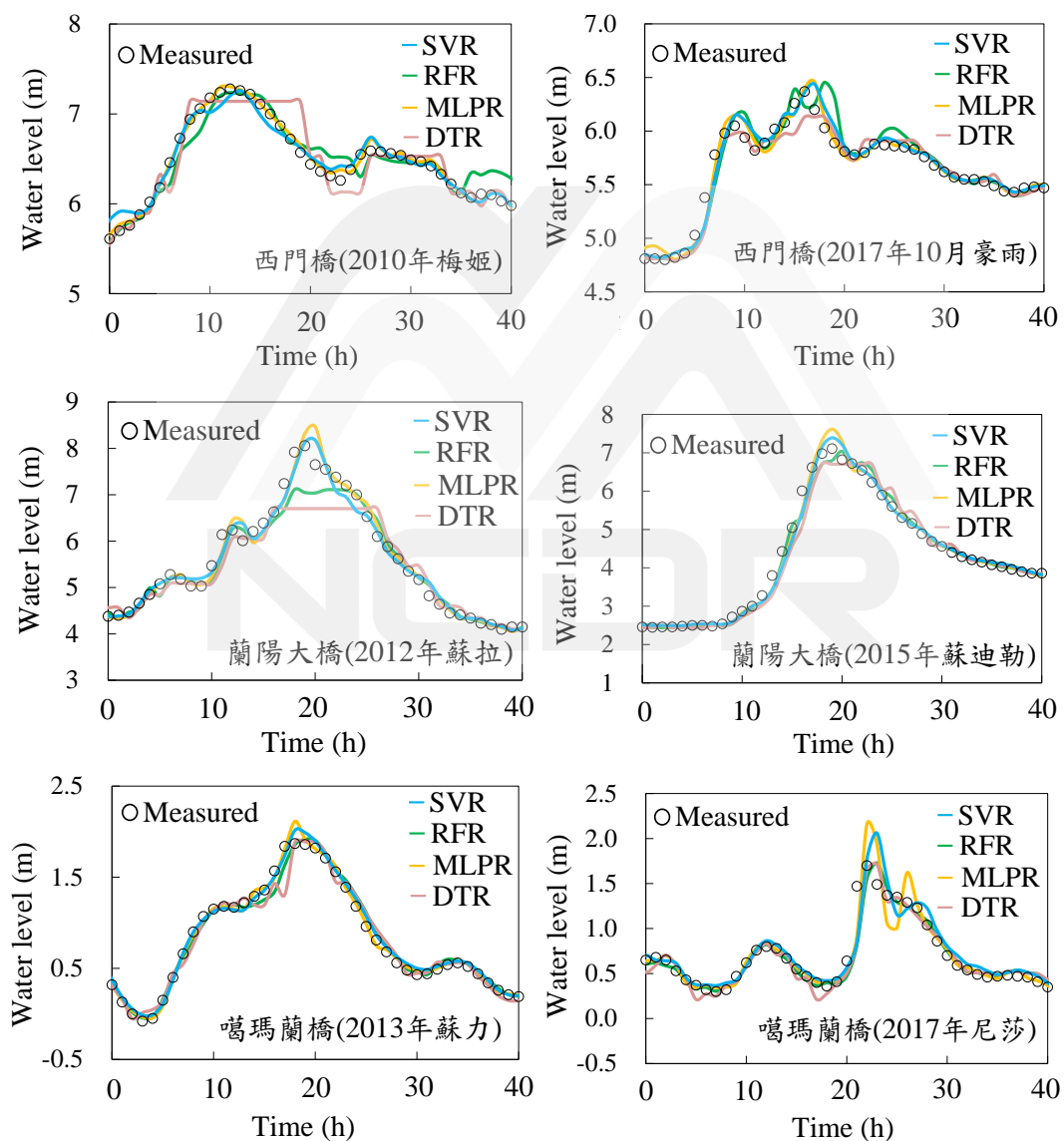


圖 10 蘭陽溪流域各水位站於代表事件之河川水位模擬結果

表 5 四種模型於蘭陽河流域代表事件之河川水位模擬結果

西門 橋	2010年梅姬		2012年蘇拉		2015年蘇迪勒		2017年10月豪雨	
	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)
SVR	1	-0.02	0	0.01	1	-0.12	1	0.06
RFR	0	-0.04	0	0.01	1	0.02	2	0.08
MLPR	-1	0.03	0	0.07	1	0.19	1	0.12
DTR	-3	-0.15	0	0.04	1	0.15	1	-0.24
噶瑪 蘭橋	2011年10月豪雨		2013年蘇力		2016年5月豪雨		2017年尼莎海棠	
	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)
SVR	0	-0.08	0	0.11	-2	0.02	1	0.36
RFR	0	-0.16	2	0.02	2	0.01	1	0.01
MLPR	1	-0.11	0	0.24	2	-0.01	0	0.45
DTR	0	0.04	0	0.01	2	0.15	1	0.02
蘭陽 大橋	2010年梅姬		2012年蘇拉		2015年蘇迪勒		2016年梅姬	
	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)
SVR	1	0.16	1	0.11	0	0.27	1	-0.01
RFR	1	0.14	-1	-0.95	1	-0.08	0	-0.43
MLPR	1	0.27	1	0.41	0	0.51	1	0.33
DTR	1	0.14	-3	-1.36	-1	-0.41	-1	-0.81

4.3 濁水河流域

本研究選取表 2 中第 1 至 21 場事件作為訓練使用，即彰雲大橋、溪州大橋、自強大橋以及西濱大橋各有 4,506、4,506、3,738 以及 4,506 筆數據可作為訓練資料；剩餘的第 22 至 36 場事件則作為測試，即彰雲大橋、溪州大橋、自強大橋以及西濱大橋均各有

2,454 筆數據可作為驗證資料。

在四種模型建構方面，本研究以彰雲大橋、溪州大橋、自強大橋以及西濱大橋之時水位資料，作為輸出因子。模型建構之輸入因子則包含各自身水位站與各雨量站於前 6 小時($t-1 \sim t-6$)之實測資料。圖 11 顯示為以自強大橋為例之四種模型訓練結果，顯示各模型模擬結果與實測值之間之擬合程度良好。

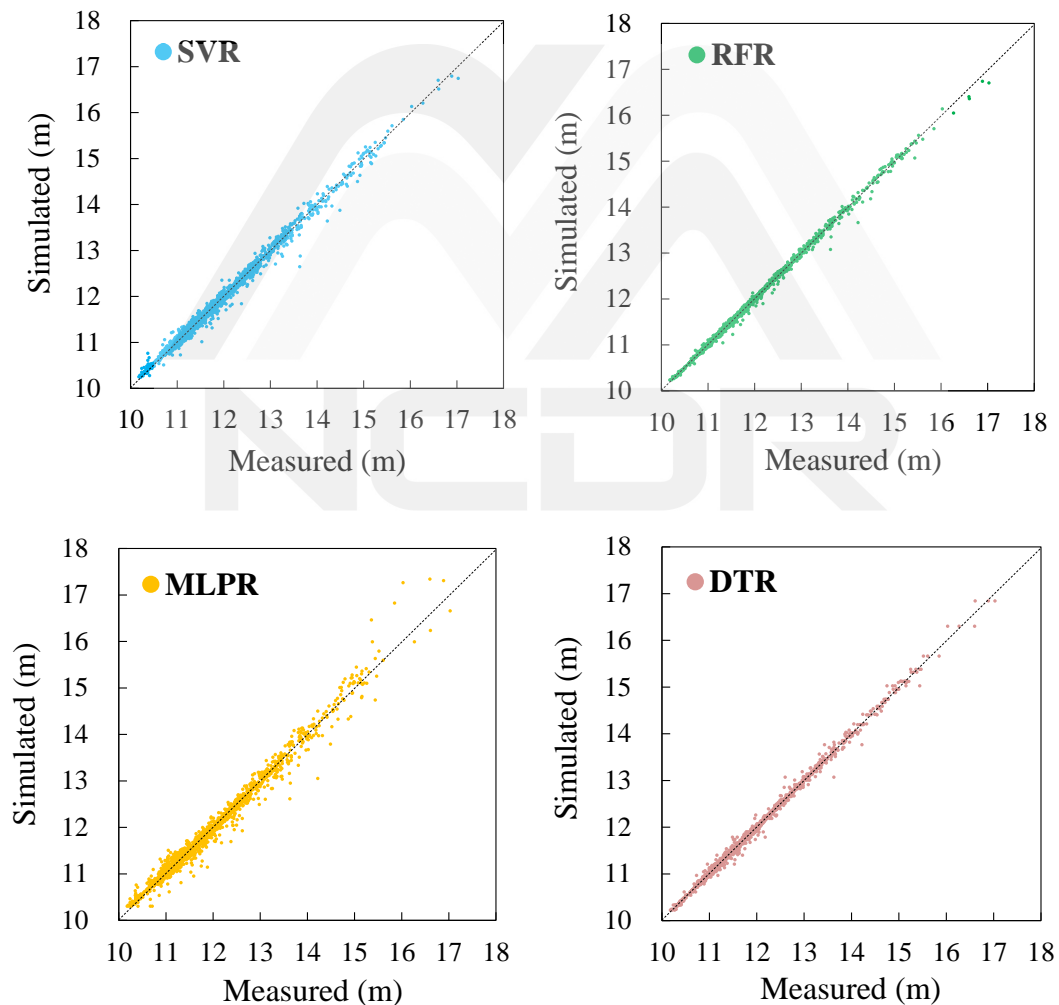


圖 11 濁水溪流域自強大橋之四種模型訓練結果

為進一步瞭解各模型在訓練與測試之表現，由表 6 可看出四個目標水位測站之 NSE、CC、MAE 以及 RMSE，其中 NSE 與 CC 都在 0.9 以上，及四種模型(SVR、RFR、MLPR、DTR)在四個水位測站之 MAE 最大值分別為 0.084、0.071、0.090 以及 0.096 公尺，RMSE 最大值則分別為 0.124、0.125、0.126 以及 0.171 公尺。因此，DTR 的模擬精度最差。

表 6 濁水溪流域河川水位模型訓練與測試結果彙整

測站	方法	NSE		CC		MAE (m)		RMSE (m)	
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
彰雲大橋	SVR	0.996	0.991	0.998	0.996	0.041	0.053	0.065	0.099
	RFR	0.998	0.988	0.999	0.994	0.017	0.059	0.033	0.114
	MLPR	0.995	0.992	0.997	0.996	0.041	0.048	0.067	0.093
	DTR	0.998	0.982	0.997	0.991	0.023	0.077	0.041	0.141
溪州大橋	SVR	0.997	0.990	0.998	0.995	0.037	0.036	0.054	0.068
	RFR	0.998	0.991	0.999	0.996	0.015	0.035	0.029	0.064
	MLPR	0.996	0.988	0.998	0.993	0.034	0.033	0.056	0.084
	DTR	0.993	0.983	0.997	0.992	0.043	0.045	0.081	0.087
自強大橋	SVR	0.993	0.972	0.997	0.992	0.043	0.084	0.070	0.124
	RFR	0.998	0.973	0.999	0.992	0.017	0.071	0.034	0.125
	MLPR	0.985	0.972	0.992	0.991	0.055	0.090	0.100	0.126
	DTR	0.997	0.950	0.998	0.978	0.023	0.096	0.043	0.171
西濱大橋	SVR	0.996	0.976	0.998	0.990	0.036	0.053	0.061	0.085
	RFR	0.998	0.979	0.999	0.990	0.014	0.040	0.028	0.078
	MLPR	0.994	0.980	0.997	0.990	0.035	0.041	0.065	0.077
	DTR	0.998	0.967	0.999	0.983	0.018	0.057	0.037	0.108

圖 12 顯示測試集事件在各水位測站之河川水位模擬結果與實測值之比較，表 7 則彙整四種模型在測試集代表事件之河川水位模擬誤差結果。綜合圖 12 與表 7 得知，四種模型(SVR、RFR、MLPR、DTR)在各水位站與各事件之 ETP 最大絕對值分別為 2、1、3 以及 3 小時，PWE 最大絕對值則分別為 0.78、1.40、0.76 以及 1.54 公尺。整體而言，SVR 具有較佳的河川水位模擬能力。

表 7 四種模型於濁水溪流域代表事件之河川水位模擬結果

測站	方法	2012年蘇拉		2013年蘇力		2016年梅姬		2017年6月豪雨	
		ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)
彰雲 大橋	SVR	1	-0.43	0	-0.11	0	0.02	0	-0.23
	RFR	0	-0.44	0	-0.29	0	0.05	0	0.04
	MLPR	0	0.76	0	0.17	0	0.03	0	-0.17
	DTR	2	-0.41	1	-0.56	1	0.01	0	-0.16
溪州 大橋	SVR	2	-0.25	0	0.01	0	-0.02	0	-0.19
	RFR	1	-0.03	1	0.12	1	-0.02	0	-0.06
	MLPR	3	0.05	1	0.16	-1	0.17	0	0.32
	DTR	1	0.01	0	-0.02	1	-0.02	0	0.31
自強 大橋	SVR	1	-0.50	1	-0.18	0	-0.37	1	-0.78
	RFR	0	-1.40	1	0.14	0	-0.56	-1	-0.80
	MLPR	1	0.50	3	-0.14	1	-0.03	0	-0.19
	DTR	-2	-1.54	1	0.33	0	-0.55	-1	-0.79
西濱 大橋	SVR	1	0.58	1	-0.24	1	-0.16	1	-0.14
	RFR	1	0.61	1	-0.10	0	-0.06	1	-0.03
	MLPR	-1	-0.69	1	-0.33	0	0.09	0	0.26
	DTR	-3	0.14	1	0.15	1	0.21	0	-0.04

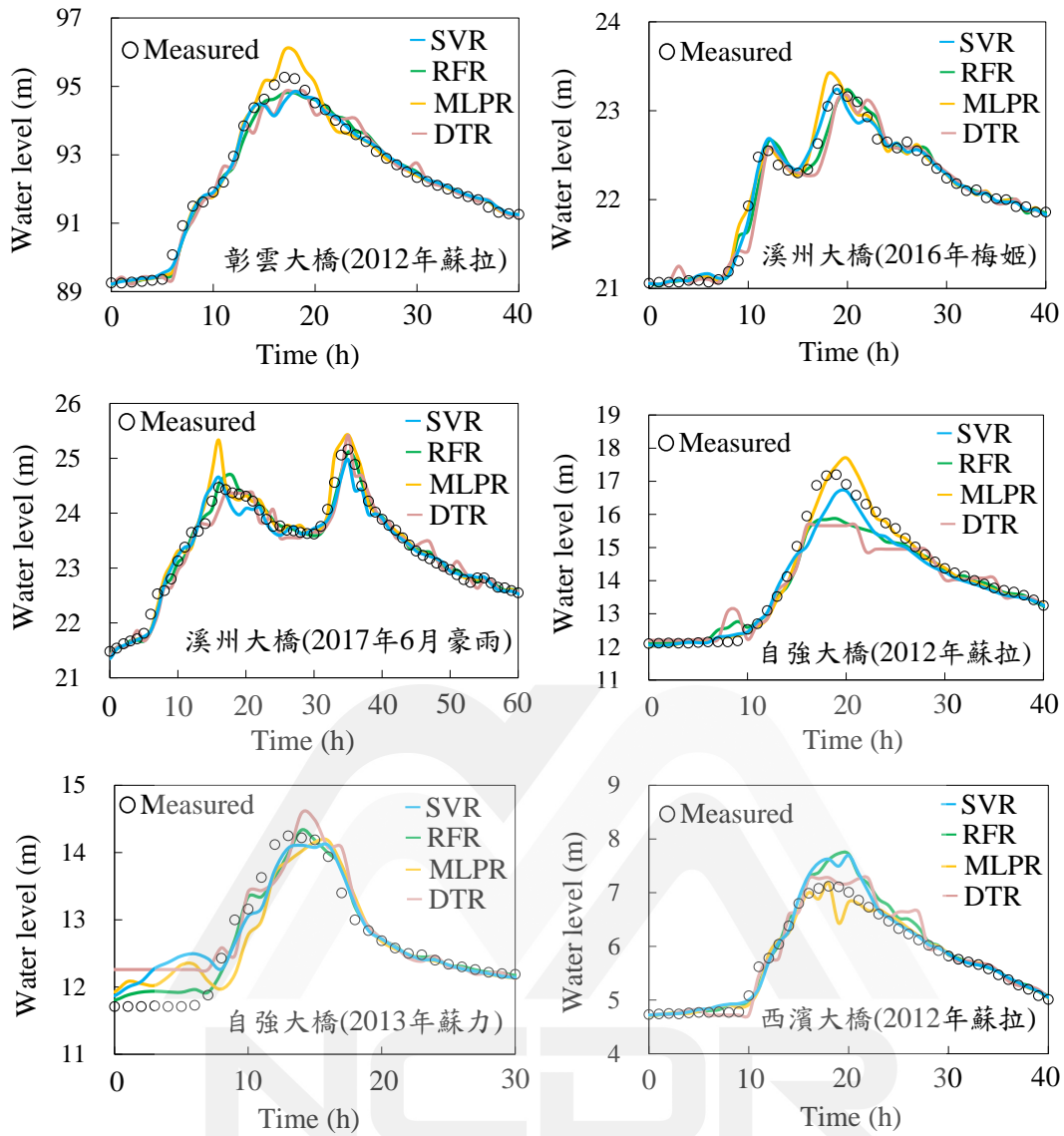


圖 12 濁水溪流域各水位站於代表事件之河川水位模擬結果

4.4 北港溪流域

本研究選取表 3 中第 1 至 13 場事件作為訓練使用，即土庫大橋、溪口水位站、北港水位站各有 1,530、1,530 以及 960 筆數據可作為訓練資料；剩餘的第 14 至 22 場事件則作為測試，即土庫大橋、溪口水位站、北港水位站各有 690、690 以及 564 筆數據作為

驗證資料。有關模型建構，本研究以土庫大橋、溪口水位站以及北港水位站之時水位資料，作為輸出因子。模型建構之輸入因子則包含各自身水位站與各雨量站於前 6 小時($t-1 \sim t-6$)之實測資料。圖 13 顯示為以北港水位站為例之四種模型訓練結果，表 8 則彙整三個目標水位測站之四種模型訓練與測試結果。整體而言，四種模型之 NSE 與 CC 都在 0.9 以上，代表各模型模擬結果與實測值擬合良好。

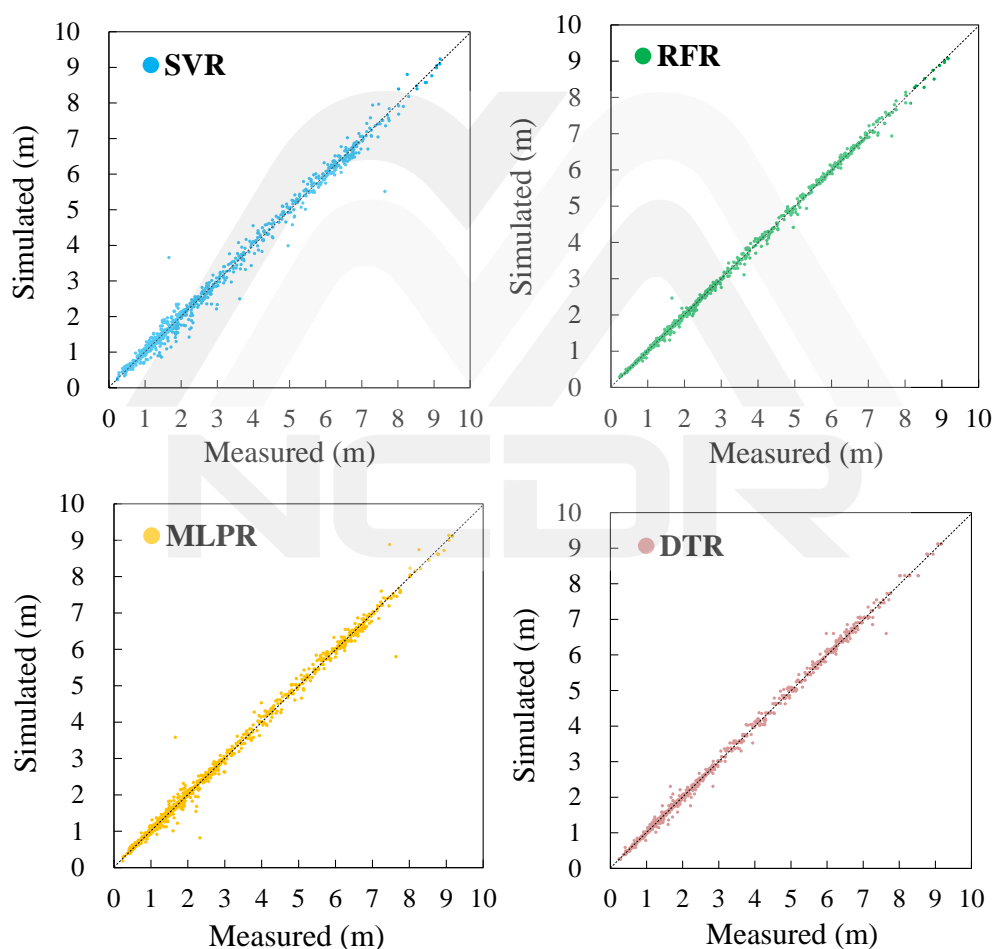


圖 13 北港溪流域北港水位站之四種模型訓練結果

表 8 北港溪流域河川水位模型訓練與測試結果彙整

測站	方法	NSE		CC		MAE (m)		RMSE (m)	
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
土庫大橋	SVR	0.997	0.994	0.998	0.997	0.073	0.103	0.115	0.178
	RFR	0.998	0.991	0.999	0.996	0.033	0.121	0.068	0.210
	MLPR	0.996	0.996	0.998	0.996	0.075	0.118	0.124	0.196
	DTR	0.995	0.982	0.998	0.991	0.070	0.159	0.143	0.295
溪口	SVR	0.995	0.995	0.998	0.998	0.079	0.110	0.137	0.156
	RFR	0.999	0.989	0.999	0.995	0.031	0.146	0.059	0.231
	MLPR	0.996	0.996	0.998	0.998	0.059	0.078	0.112	0.115
	DTR	0.998	0.984	0.999	0.992	0.039	0.178	0.071	0.280
北港	SVR	0.992	0.992	0.997	0.996	0.118	0.139	0.191	0.192
	RFR	0.998	0.989	0.999	0.995	0.043	0.146	0.078	0.214
	MLPR	0.995	0.995	0.997	0.994	0.081	0.131	0.157	0.245
	DTR	0.998	0.976	0.999	0.988	0.053	0.227	0.095	0.322

此外，四種模型(SVR、RFR、MLPR、DTR)在三個水位站之 MAE 最大值分別為 0.139、0.146、0.131 以及 0.227 公尺，RMSE 最大值則分別為 0.192、0.231、0.245 以及 0.322 公尺。所以，SVR 之模擬結果與實測值間之整體擬合程度較好。

圖 14 顯示測試集事件在各水位測站之河川水位模擬結果，整體而言 SVR 模型可較好地重現河川水位隨時間之演變過程。為進一步探討誤差，表 9 彙整四種模型在測試集代表事件之河川水位模擬誤差結果，可看出四種模型(SVR、RFR、MLPR、DTR)在各測站與各事件之 ETP 最大絕對值分別為 2、2、2 以及 3 小時，PWE 最

大絕對值則分別為 0.39、0.50、0.75 以及 1.21 公尺。整體而言，SVR 具有較佳之尖峰水位及洪峰抵達時間模擬能力。

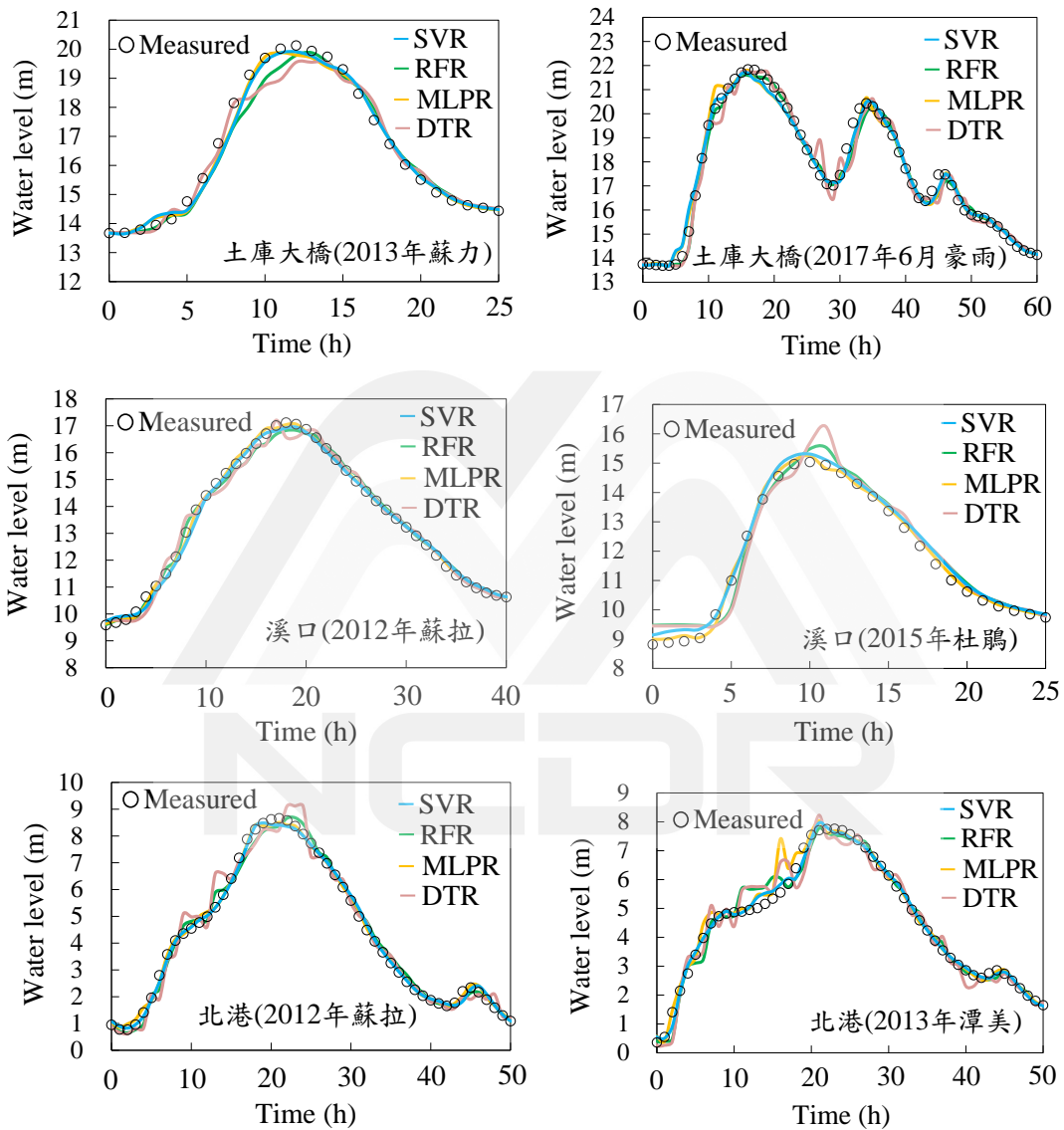


圖 14 北港溪流流域各水位站於代表事件之河川水位模擬結果

表 9 四種模型於北港河流域代表事件之河川水位模擬結果

土庫 大橋	2012年蘇拉		2013年蘇力		2015年杜鵑		2017年6月豪雨	
	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)
SVR	0	0.03	0	-0.23	0	0.39	0	-0.16
RFR	0	-0.04	1	-0.25	1	0.24	-1	-0.25
MLPR	1	-0.03	-2	-0.26	-1	0.75	0	-0.04
DTR	2	0.15	2	-0.63	0	0.77	-1	-0.12
溪口 測站	2012年蘇拉		2013年8月潭美		2015年杜鵑		2017年6月豪雨	
	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)
SVR	1	-0.17	0	-0.01	0	0.26	-1	-0.09
RFR	1	-0.29	1	-0.06	1	0.50	0	-0.32
MLPR	1	-0.06	0	-0.05	0	0.27	-1	0.10
DTR	-1	0.09	1	0.02	1	1.21	0	-0.11
北港 測站	2010年豪雨		2012年蘇拉		2013年潭美		2017年6月豪雨	
	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)	ETP (h)	PWE (m)
SVR	-1	-0.04	-2	-0.18	-2	0.04	-1	-0.25
RFR	1	0.40	2	0.02	-2	-0.05	-1	0.03
MLPR	0	-0.09	-2	-0.16	-2	0.27	-2	-0.31
DTR	1	0.60	3	0.45	-2	0.47	-1	0.49

4.5 綜合討論

經由上述三個流域河川水位之模擬結果，可得知四種模型在不同流域河川水位模擬表現上，具有差異性。因此，圖 15 彙整四種模型在三個流域河川水位模擬表現之 ETP 與 PWE 最大絕對值結果，顯示四種模型(SVR、RFR、MLPR、DTR)在三個流域中之 PWE 最大絕對值各為 0.78、1.40、0.76 以及 1.54 公尺，ETP 最大絕對值

各為 2、2、3 以及 3 小時。整體來說，SVR 在三個研究區域具有很好的適用性，能夠準確模擬流域之河川水位演變過程。本研究目前僅針對 t 時刻之水位模擬表現探討，後續會進行未來時刻($t+1 \sim t+6$)之預報表現能力分析。

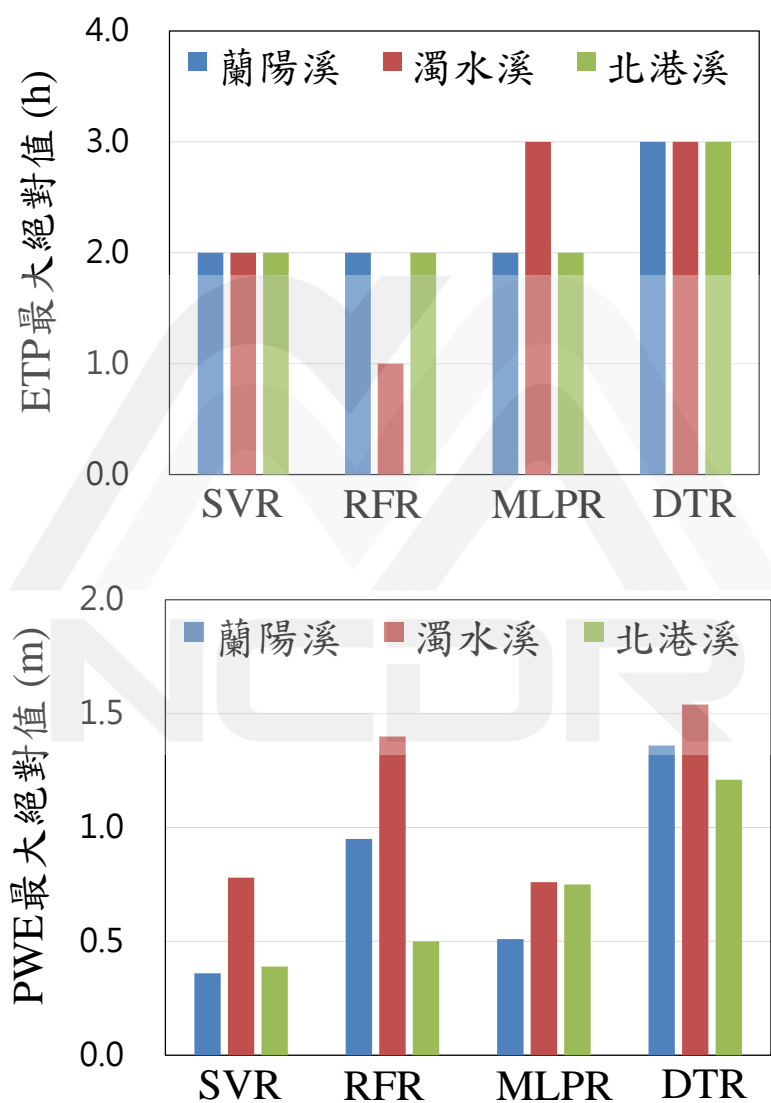


圖 15 四種模型在三個流域之 ETP 與 PWE 最大絕對值結果

第五章 結論

本研究利用長期水文觀測資料，應用四種機器學習技術(SVR、RFR、MLPR、DTR)，已完成蘭陽溪、濁水溪以及北港溪流域之河川水位數據驅動模式建置。關於整體事件之表現評估，透過水位模擬結果與實測值之比較，發現 SVR 模型訓練與測試之結果與實測值吻合度較高，代表 SVR 模型之整體精確度較高。在尖峰水位與洪峰抵達時間之誤差評估方面，四種模型(SVR、RFR、MLPR、DTR)在三個流域中之 PWE 最大絕對值各為 0.78、1.40、0.76 以及 1.54 公尺，ETP 最大絕對值各為 2、2、3 以及 3 小時；整體而言，SVR 模型可獲得較為準確的河川水位模擬表現，具有良好的應用價值。本研究成果可作為未來河川水位數據驅動預警系統建置之重要基礎。

參考文獻

- Chang, L. C., Shen, H. Y., and Chang, F. J. (2014). Regional flood inundation nowcast using hybrid SOM and dynamic neural networks. *Journal of Hydrology*, 519, 476-489.
- Chang, L. C., Amin, M. Z. M., Yang, S. N., and Chang, F. J. (2018). Building ANN-based regional multi-step-ahead flood inundation forecast models. *Water*, 10(9), 1283.
- Chen, C., He, W., Zhou, H., Xue, Y., and Zhu, M. (2020). A comparative study among machine learning and numerical models for simulating groundwater dynamics in the Heihe River basin, northwestern China. *Scientific Reports*, 10(1), 3904.
- Choi, C., Kim, J., Han, H., Han, D., and Kim, H. S. (2020). Development of water level prediction models using machine learning in wetlands: a case study of Upo Wetland in South Korea. *Water*, 12(1), 93.
- Chu, H., Wu, W., Wang, Q. J., Nathan, R., and Wei, J. (2020). An ANN-based emulation modelling framework for flood inundation modelling: application, challenges and future directions. *Environmental Modelling & Software*, 124, 104587.
- Farfán, J.F., Palacios, K., Ulloa, J., and Avilés, A. (2020). A hybrid neural network-based technique to improve the flow forecasting of physical and data-driven models: methodology and case studies in Andean watersheds. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 27, 100652.
- Fu, J. C., Huang, H. Y., Jang, J. H., and Huang, P. H. (2019). River stage forecasting using multiple additive regression trees. *Water Resources Management*, 33(13), 4491-4507.
- Jhong, B. C., Wang, J. H., and Lin, G. F. (2017). An integrated two-stage support vector machine approach to forecast inundation maps during typhoons. *Journal of*

Hydrology, 547, 236-252.

- Jhong, Y. D., Chen, C. S., Lin, H. P., and Chen, S. T. (2018). Physical hybrid neural network model to forecast typhoon floods. *Water*, 10(5), 632.
- Khan, M. S., and Coulibaly, P. (2006). Application of support vector machine in lake water level prediction. *Journal of Hydrologic Engineering*, 11(3), 199-205.
- Le, X. H., Ho, H. V., Lee, G., and Jung, S. (2019). Application of long short-term memory (LSTM) neural network for flood forecasting. *Water*, 11(7), 1387.
- Li, B., Yang, G., Wan, R., Dai, X., and Zhang, Y. (2016). Comparison of random forests and other statistical methods for the prediction of lake water level: a case study of the Poyang Lake in China. *Hydrology Research*, 47, 69-83.
- Lin, G. F., Chou, Y. C., and Wu, M. C. (2013a). Typhoon flood forecasting using integrated two-stage support vector machine approach. *Journal of Hydrology*, 486, 334-342.
- Lin, G. F., Lin, H. Y., and Chou, Y. C. (2013b). Development of a real-time regional-inundation forecasting model for the inundation warning system. *Journal of Hydroinformatics*, 15(4), 1391-1407.
- Liu, M., Huang, Y., Li, Z., Tong, B., Liu, Z., Sun, M., Jiang, F., and Zhang, H. (2020). The applicability of LSTM-KNN model for real-time flood forecasting in different climate zones in China. *Water*, 12(2), 440.
- Mosavi, A., Ozturk, P., Chau, K. W. (2018). Flood prediction using machine learning models: literature review. *Water*, 10(11), 1536.
- Patel, S. S., and Ramachandran, P. (2015). A comparison of machine learning techniques for modeling river flow time series: the case of upper Cauvery River Basin. *Water Resources Management*, 29, 589-602.
- Shiri, J., Shamshirband, S., Kisi, O., Karimi, S., Bateni, S. M., Hosseini Nezhad, S. H.,

- and Hashemi, A. (2016). Prediction of water-level in the Urmia Lake using the extreme learning machine approach. *Water Resources Management*, 30(14), 5217-5229.
- Solomatine, D. P., and Ostfeld, A. (2008). Data-driven modelling: some past experiences and new approaches. *Journal of Hydroinformatics*, 10(1), 3-22.
- Tang, M., Zhao, Q., Ding, S. X., Wu, H., Li, L., Long, W., and Huang, B. (2020). An improved lightGBM algorithm for online fault detection of wind turbine gearboxes. *Energies*, 13(4), 807.
- Wang, J. H., Lin, G. F., Chang, M. J., Huang, I. H., and Chen, Y. R. (2019). Real-time water-level forecasting using dilated causal convolutional neural networks. *Water Resources Management*, 33(11), 3759-3780.
- Wu, C. L., Chau, K. W., and Li, Y. S. (2008). River stage prediction based on a distributed support vector regression. *Journal of Hydrology*, 358(1-2), 96-111.
- Wu, J., Liu, H., Wei, G., Song, T., Zhang, C., and Zhou, H. (2019). Flash flood forecasting using support vector regression model in a small mountainous catchment. *Water*, 11(7), 1327.
- Yang, S. N., and Chang, L. C. (2020). Regional inundation forecasting using machine learning techniques with the internet of things. *Water*, 12(6), 1578.
- Yu, P. S., Chen, S. T., and Chang, I. F. (2006). Support vector regression for real-time flood stage forecasting. *Journal of Hydrology*, 328(3-4), 704-716.

河川水位數據驅動模式研發與驗證

發行人：陳宏宇

出版機關：國家災害防救科技中心

地址：新北市新店區北新路三段 200 號 9 樓

電話：02-8195-8600

報告完成日期：中華民國 109 年 12 月

出版年月：中華民國 110 年 01 月

版 次：第一版

非賣品



地址：23143新北市新店區北新路三段200號9樓

電話：++886-2-8195-8600

傳真：++886-2-8912-7766

網址：<http://www.ncdr.nat.gov.tw>