



基於特性線資訊傳遞之物理導引 人工智慧—河道水位時間序列預測 模型建構與亞／超臨界流況驗證

國立臺灣海洋大學河海工程學系特聘教授兼國際長 / 范佳銘

國立臺灣海洋大學河海工程學系碩士生 / 林韋杉

關鍵字：河道水位預測、時間序列、特性線、亞臨界／超臨界流、Saint-Venant 方程式、前饋神經網路、物理導引機器學習

摘要

近年極端降雨事件頻仍，河川水位快速上升導致防洪調度與預警時間被壓縮，因此建立兼具「準確性」與「可部署性」之水位即時預測模型為防災實務所需。既有研究多以單一測站歷史水位或流量序列搭配人工智慧演算法（如 ANN、LSTM）進行預測，雖可獲得良好精度，但在導入多測站資料以提升可靠度時，若未納入水理資訊傳遞機制，上游／下游測站之選取往往僅依統計相關，可能造成模型可解釋性不足與跨情境泛化能力受限。本研究提出一套「物理導引」之水位時間序列預測架構，將傳統計算水力

學之特性線概念用於多測站特徵選取：亞臨界流況下資訊可同時向上、下游傳遞，超臨界流況下資訊主要向下游傳遞。方法上，先以一維 Saint-Venant 控制方程式建立河道水理數值模式，採 MacCormack 顯式預測－修正差分法，並引入校準人工黏滯以提升急變流數值穩定性，生成具物理一致性的訓練資料庫；再以前饋式神經網路（FNN）建構快速預測器，系統比較不同測站組合（合併上游、合併下游、上／下游整合）於亞臨界、超臨界與混合流況之預測效能。結果顯示：當輸入特徵之選取符合特性線所指示之資訊傳遞方向時，水位預測精度與穩健性明顯提升；亞臨界流況宜同時納入上、下游測站資



訊，超臨界流況則以上游資訊對目標測站預測最具主導性；對混合流況，採用涵蓋上／下游關鍵位置之多測站特徵可有效改善尖峰低估與震盪問題。綜上，本研究證實以特性線理論導引人工智慧模型之特徵選取，可同時提升預測準確性、物理可解釋性與防災應用可靠度，適用於即時監測與預警系統之方法設計。

一、簡介

近年極端降雨事件之頻率與強度增加，使洪峰抬升、洪水演進加速，常導致既有防洪設施與監測系統面臨更高不確定性與操作挑戰；因此，建立兼具即時性、準確性與穩健性之河川水位（stage）預測模型，已成為防災預警與調度決策的重要技術基礎 [1]。然而，在實務應用上，水位量測資料常受限於測站密度不足、雜訊干擾與情境變動（如流況轉換、河道地形影響），使得預測模型的可靠度與可解釋性成為審視重點 [2]。

傳統上，河道自由液面非穩態流可由 Saint-Venant 方程式描述，其為由質量與動量守恆推導之非線性雙曲型偏微分方程系統，長期作為河川水理分析與洪水傳遞計算之核心架構 [3,4]。相關研究已廣泛應用於河川水理問題 [5,6]、壩潰波傳遞以及污染物輸運與河道演變概念等議題 [7-9]。在數值求解面向，早期即以數位電腦模擬明渠湧浪與非穩態流之工作 [10,11]，並逐步發展出多種顯式或半顯式有限差分、有限體積與其他格式，用以提升精度與穩定性 [12,13]。其中，方法論上「特性線法」在洪水波推算中具有代表性，Stoker 率先以特性線觀點處理洪水

預報與河川調控問題 [14]；其後研究亦指出糙度係數（如 Manning n ）對非穩態流數值解的敏感性，可能造成誤差傳遞與預測不確定性放大 [15]，並促使後續在參數校準與穩定計算策略上有所精進，例如以校準技術提升一維不定流模式之適用性 [16]，以及針對河網系統提出更具彈性之計算與編號架構以處理分支網路 [17]。在資料同化或即時修正方面，亦有研究以觀測流量作為內部邊界條件進行即時水位修正，以支援暴雨型洪水預報之操作需求（如淡水河流域案例）[18]；另有研究將植被洪氾平原之阻力估算與主槽－洪氾交換納入一維不定流架構，以提升複雜地貌條件下的模擬可信度 [19]。近期則更強調混合流況（亞臨界／超臨界並存或轉換）之數值穩定與適用性，例如以混合有限體積／有限差分法模擬劇烈變化流、壩潰等情境 [20]，或以交錯配置有限體積法處理不規則河道並與實驗及 HEC-RAS 驗證比較 [21]。

在高梯度或不連續（如激波、壩潰波）情境下，Saint-Venant 系統常出現數值振盪問題，因此需引入各式穩定化與高解析度策略。典型作法包括上風法（upwind）與 Godunov-type 格式、Roe 近似 Riemann 解法、TVD（total variation diminishing）等高解析度限制器與架構 [22-24]，以及在淺水水理與雙曲守恆律計算中常見之穩定化處理與實務建議 [25]。此外，針對源項處理亦有如 surface gradient method 等方法以改善含源項淺水方程之數值表現。在眾多格式中，MacCormack 顯式預測－修正差分法因具二階精度與相對較佳的計算效率而被廣泛採用，並可搭配人工黏滯（artificial viscosity）以抑制非物理振盪、提升急變流模擬穩定性 [7]。



相較於傳統水理模式，人工智慧（AI）與類神經網路具備快速推論與非線性映射能力，近年逐漸被用於水位或洪水預報、洪水傳遞與相關水文水理應用。例如，Campolo 等以多測站降雨與近期水位資料結合前饋式神經網路進行短期水位預測 [26]；Peters 等先以 HEC-RAS 進行洪水傳遞模擬再以多層 FNN 學習其輸出，顯示可顯著降低傳統數值模擬在即時計算上的成本 [27]；Latt 亦比較 FNN 在 Muskingum 洪水演算中的表現，指出其在預測精度上可優於若干傳統參數估測方法 [28]。此外，亦有研究將 ANN 與 HEC-RAS 結合應用於淹水範圍推估與洪氾風險分析 [29]。然而，純資料驅動模型常面臨資料不足、雜訊干擾或情境轉換下表現劣化等問題，故近年「物理導引／物理約束」之混合建模（physics-guided / hybrid process modeling）逐漸受到重視 [2]。

綜合上述，若欲提升水位時間序列預測之可靠度與可解釋性，僅以統計相關或經驗方式選取上、下游測站輸入，往往不足以反映河道內水理資訊的真實傳遞機制。Saint-Venant 雙曲型系統之特性線方向（characteristic directions）直接對應擾動與資訊在河道中的傳播方向：在亞臨界流況中資訊可同時向上、下游傳遞，而在超臨界流況中資訊主要向下游傳遞；因此，特性線理論可作為多測站特徵選取的物理依據，並有助於在混合流況或流況轉換情境下維持預測穩健性 [3,4,14,20]。

基於此，本研究提出一套結合數值水理模擬與前饋式神經網路（FNN）之整合式

預測架構：首先以 Saint-Venant 方程式建立一維不定流水理模式，並採用 MacCormack 格式配合校準人工黏滯以生成具物理一致性且涵蓋不同流況之訓練資料庫 [7,25]；其次，依特性線資訊傳遞方向設計多測站輸入組合，系統性比較在亞臨界、超臨界與混合流況下，上／下游測站資料對目標測站水位預測之影響，據以提出可供防災即時預警系統採用之特徵選取與模型建構建議 [2,26-28]。本研究的核心貢獻在於：以傳統計算水力學之特性線機制補足純資料驅動方法之物理內涵，並透過可控的數值資料庫支援模型訓練與跨流況驗證，提升水位預測在防災應用上的準確性、穩健性與可解釋性 [1,2]。

最後，本文架構安排如下：第 2 節說明研究方法，包含 Saint-Venant 控制方程式、依特性線判釋之邊界條件配置、MacCormack 顯式差分與校準人工黏滯之數值計算流程，以及前饋式神經網路之預測模型架構與輸入特徵設計原則；第 3 節為結果與討論，先以水力數值模型案例進行研證，確認資料庫生成之物理一致性與數值穩定性，並進一步針對亞臨界、超臨界與混合流況建立水位預測模型，系統比較不同上／下游測站特徵組合之預測效能與誤差特性；第 4 節彙整研究結論，提出特性線導引特徵選取之實務建議，並討論其於河川即時監測、洪水預警與防災決策支援系統之應用意涵與後續研究方向。

二、方法

本研究方法包含：(1) 建立 Saint-Venant



一維明渠不定流控制方程式；(2) 依特性線理論釐清不同流況所需之邊界條件與資訊傳遞方向；(3) 採用 MacCormack 顯式差分與校準人工黏滯完成穩定數值模擬並生成資料庫；(4) 以 FNN 進行時間序列水位預測並評估不同特徵選取策略。

2.1 控制方程式

明渠不定流可由 Saint-Venant 方程式描述，包含連續方程式（質量守恆）與動量方程式（動量守恆）：

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} = q_l, \quad (1)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} + gI_1 \right) = gI_2 + gA(S_0 - S_f), \quad (2)$$

其中， x 為河道方向座標， t 為時間， A 為通水斷面面積， Q 為流量， g 為重力加速度。側入流量 q_l 在本研究案多假設為零，以聚焦於主流傳的機制。 I_1 為靜水壓力項， I_2 反映河川寬度隨距離變化所導致之壓力梯度效應（河寬不變時可為零）。摩阻坡度 S_f 以 Manning 公式表示：

$$S_f = \frac{Q|Q|n_m^2}{A^2R^{4/3}}, \quad (3)$$

其中， n_m 為 Manning 糙度係數， R 為水力半徑。為便於數值離散，可將方程式改寫為向量守恆形式：

$$\frac{\partial U}{\partial t} + \frac{\partial F(U)}{\partial x} = S(U), \quad (4)$$

其中， U 、 $F(U)$ 與 $S(U)$ 之定義可由方程式 (1)-(2) 推導而得。

2.2 邊界條件

Saint-Venant 方程式屬雙曲型系統，其邊界條件需求可由特性線分析決定。令通量 Jacobian：

$$J = \frac{\partial F(U)}{\partial x}, \quad (5)$$

其特徵值為：

$$\lambda_{1,2} = u \pm c, \quad (6)$$

其中， u 為斷面平均流速， $c = \sqrt{\frac{gA}{B}}$ 為波速（ B 為水面寬）。以 Froude 數

$$Fr = \frac{u}{\sqrt{gh}} = \frac{u}{c} \quad (7)$$

判定流況：

- ▶ 超臨界流 ($Fr > 1$)： $u > c$ ，兩個特徵值皆為正，資訊均向下游傳遞；因此需在上游端提供兩個邊界條件（例如同時給定流量與水深／斷面）。
- ▶ 亞臨界流 ($Fr < 1$)： $u < c$ ，一正一負，資訊同時向上、下游傳遞；因此通常在上游端提供一個邊界條件、下游端提供一個邊界條件（例如上游給流量、下游給水位／水深）。

此一「資訊傳遞方向」不僅影響數值模擬的邊界設定，也構成本研究後續人工智慧模型輸入特徵選取的物理依據：亞臨界流況下目標測站可能同時受上、下游影響；超臨界流況下則以上游資訊為主（如圖 1）。

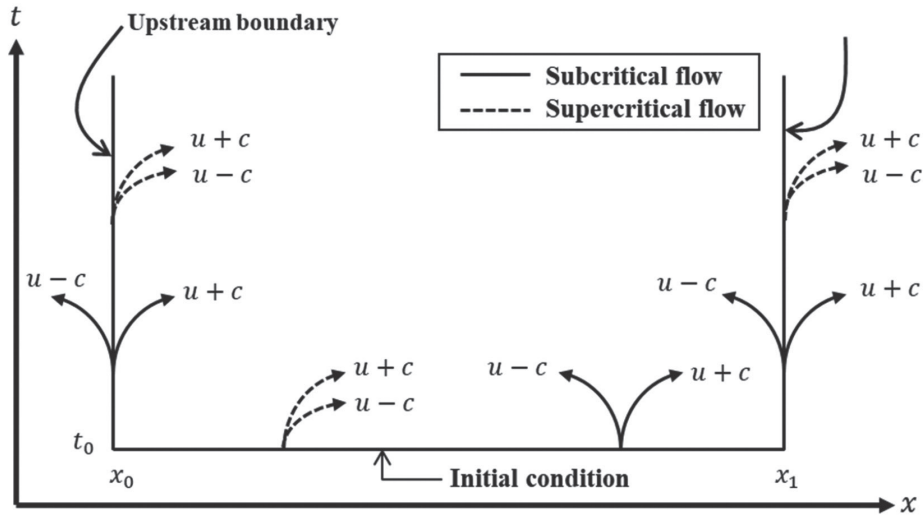


圖 1 Saint-Venant 方程式之特性線 (characteristic lines) 示意圖 (不同流況下資訊傳遞方向與邊界條件需求)

2.3 數值計算方法

本研究採用有限差分法進行空間離散，時間積分使用 MacCormack 顯式預測 - 修正格式，並引入校準人工黏滯 (calibrated artificial viscosity) 抑制急變流或不連續附近的數值振盪。

(1) MacCormack 預測步驟

$$U_i^{pred} = U_i^k - \frac{\Delta t}{\Delta x} (F_{i+1}^k - F_i^k) + S_i^k \Delta t \quad (8)$$

(2) MacCormack 修正步驟

$$U_i^{corr} = U_i^k - \frac{\Delta t}{\Delta x} (F_i^{pred} - F_{i-1}^{pred}) + S_i^{pred} \Delta t \quad (9)$$

(3) 取平均得到更新量

$$U_i^{ave} = \frac{U_i^{pred} + U_i^{corr}}{2} \quad (10)$$

為維持穩定性需滿足 CFL 條件：

$$CFL = \frac{|u| + c}{\Delta x / \Delta t} \leq 1 \quad (11)$$

(4) 校準人工黏滯

$$U_i^{k+1} = U_i^{ave} + \varepsilon_{i+\frac{1}{2}} (U_{i+1}^{ave} - U_i^{ave}) - \varepsilon_{i-\frac{1}{2}} (U_i^{ave} - U_{i-1}^{ave}) \quad (12)$$

其中，人工黏滯係數以局部水位曲率指標 ε_i 調節，使擴散主要作用於振盪區域而非全域；校準係數 K 常取 0.5 ~ 3 之間。

2.4 前饋神經網路

前饋神經網路 (Feedforward Neural Network, FNN)，亦常稱多層感知器 (MLP)，其訊息由輸入層經隱藏層單向傳遞至輸出層，無回饋迴路。單一神經元輸出可表示為加權和加上偏置後經活化函數：

$$y_k = f \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b \right) \quad (13)$$



其中， x_i 為輸入特徵（本研究為多測站水位及其時間延遲項）、 w_i 為權重、 b 為偏置、 $f(\cdot)$ 為非線性活化函數。為反映時間序列特性，本研究以「前 q 個時間步」的水位序列作為輸入，以預測下一時間步的目標測站水位；並比較不同測站組合（上游與目標測站、下游與目標測站、上下游多站與目標測站）在不同流況下的預測效能差異，以檢核特性線導引之特徵選取策略。

三、結果與討論

本節先以一維不定流水理數值模式進行基準案例驗證，確認所採用之 MacCormack 顯式預測 - 修正格式搭配校準人工黏滯可在不同流況下維持穩定並呈現合理收斂行為；其後，利用已驗證之水理模式生成具物理一致性的訓練與測試資料庫，建立前饋式神經網路（FNN）水位時間序列預測模型，並依特性線資訊傳遞方向設計上游／下游／多測站特徵組合，分別探討單一流況（亞臨界、超臨界）與混合流況（流況轉換）下之預測效能差異與工程意涵。

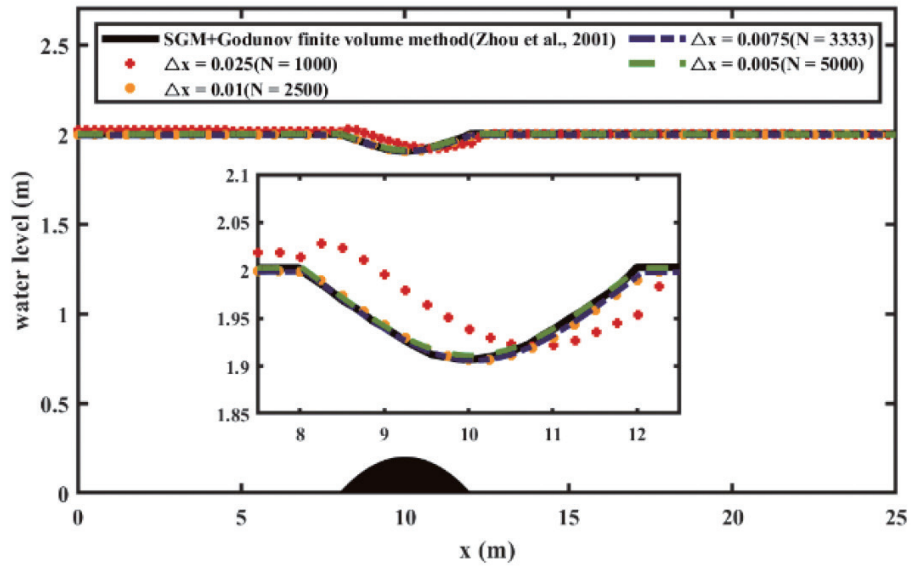
3.1 水力計算模型案例驗證

本研究採用文獻中常用之「河床突起 (bed protrusion)」通道案例作為基準 [30-32]，目的在於檢核數值模式在地形突變造成之高梯度區域能否維持穩定並呈現合理的網格／時間步收斂行為。由於後續人工智慧訓練資料庫主要由水理模式生成，若基礎水理模式在突變區域產生系統性數值誤差，將直接影響資料庫品質並降低人工智慧模型可靠性，因此本節研證具有關鍵性。

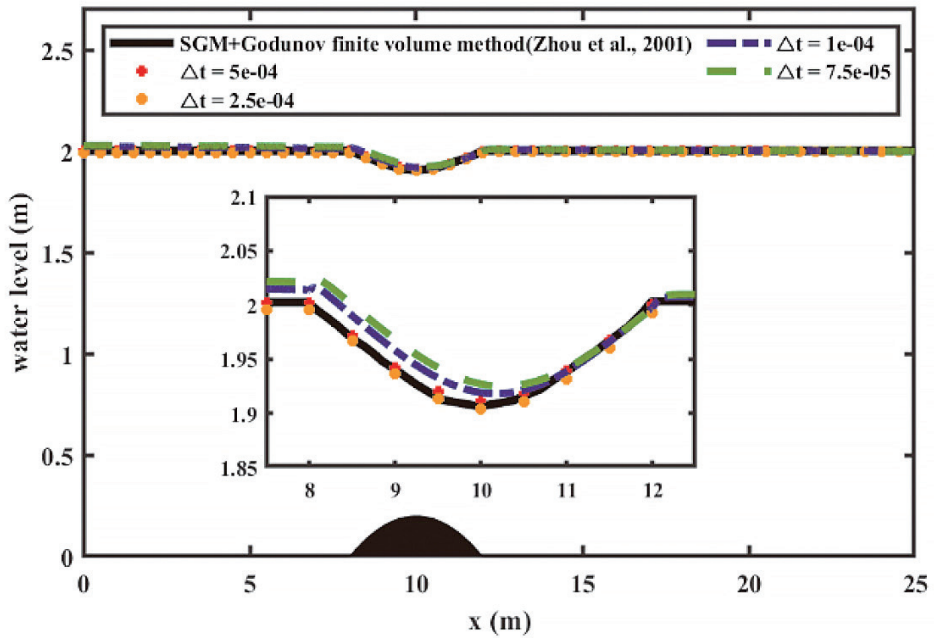
在亞臨界流況下，圖 2(a) 比較不同空間解析度（格點數）之水位分布可知：粗網格雖能描述整體水面線趨勢，但在突起附近之局部變化解析不足；隨格點數增加，曲線逐步趨近參考解，顯示具良好空間收斂性。圖 2(b) 進一步比較不同時間步長之影響，在固定空間解析度下，多數河段差異不大，但於水位變化較劇烈區域仍可觀察到些微偏差，顯示需在 CFL 條件約束下選取合宜 Δt 以兼顧精度與穩定性（見圖 2）。

在跨／超臨界流況（突起處可能形成超臨界流況）下，圖 3(a) 指出粗網格於突起附近及其上下游區段之偏差更為明顯；當格點數提升後，水位分布趨於收斂。圖 3(b) 顯示在固定空間解析度下，若時間步長設定不當（過小或與空間解析度不匹配），可能因數值擴散與人工黏滯作用造成局部誤差累積，凸顯空間與時間離散需相互配對以獲得穩定可靠的解（見圖 3）。

工程詮釋與部署建議：由圖 2 與圖 3 可知，數值解在突變地形附近對網格解析度與時間步長仍具敏感性，尤其跨／超臨界情境下更為明顯。對防災應用而言：(1) 若以水理模式生成 AI 訓練資料庫，建議在「河床突起、急縮急擴、跌水、堰閘附近」等高梯度區域採用較密集空間解析度，以避免將數值誤差系統性帶入訓練資料；(2) 即時系統不建議以高解析水理模式全時段即時預報，而宜採「水理模式離線產生多情境資料 + AI 線上快速推論」之雙層架構，使水理模式負責物理一致性與情境覆蓋，AI 負責速度與部署性，以兼顧準確度與反應時間需求。

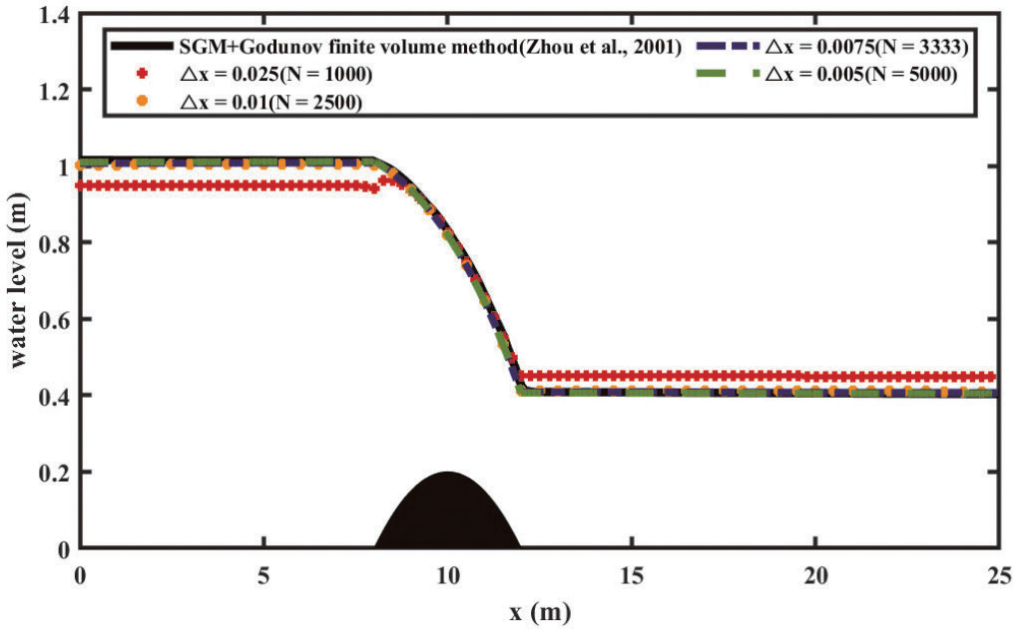


(a) 不同空間解析度（格點數）之影響

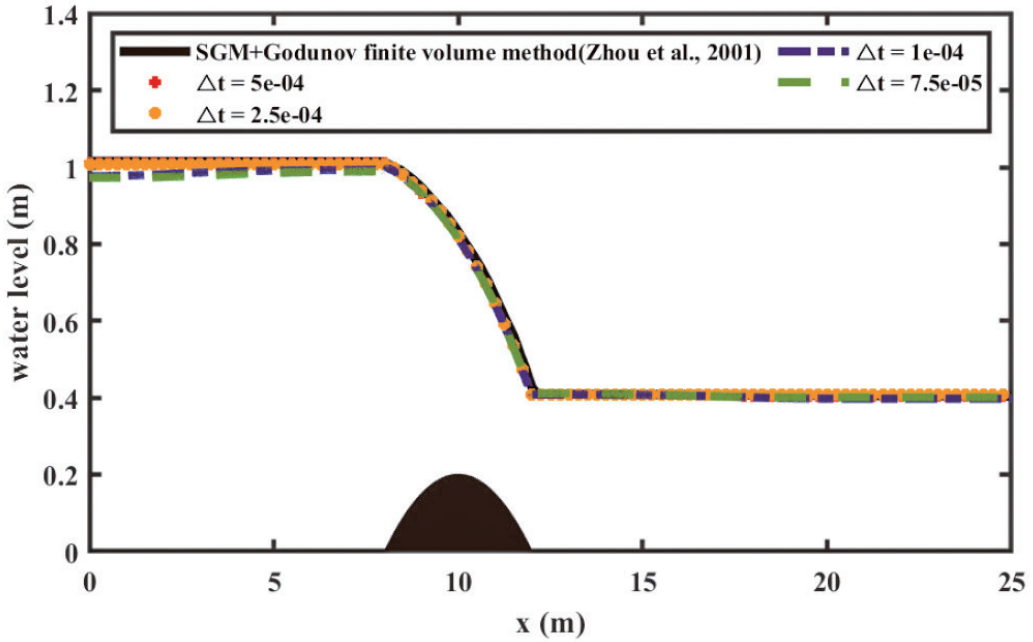


(b) 不同時間步長之影響

圖 2 河床突起驗證案例一亞臨界流況之水位分布與收斂性比較



(a) 不同空間解析度（格點數）之影響



(b) 不同時間步長之影響

圖 3 河床突起驗證案例—跨臨界流況（突起處呈超臨界）之水位分布與收斂性比較



3.2 單一流況預測模型 (Prediction model for single-flow regimes)

本節以已驗證之水理模式建立單一流況資料庫，沿河道配置五個測站記錄水位時間序列，並以三種特徵策略建構 FNN：

1. 僅以上游測站水位預測中游目標測站水位；
2. 僅以下游測站水位預測中游目標測站水位；
3. 以五測站水位共同預測中游目標測站水位。

三種策略的比較意義在於：特性線理論指出亞臨界資訊可雙向傳遞，而超臨界資訊主要向下游傳遞，因此上／下游測站之選取應具物理依據，而非僅依統計相關。

3.2.1 亞臨界流況 (subcritical-flow)

亞臨界案例入流歷線之設計如表 1 所示，包含多階段上升、下降及定值段，以確保資料庫覆蓋多種水位反應型態；相同歷線以時間序列方式呈現於圖 4，使各階段轉折

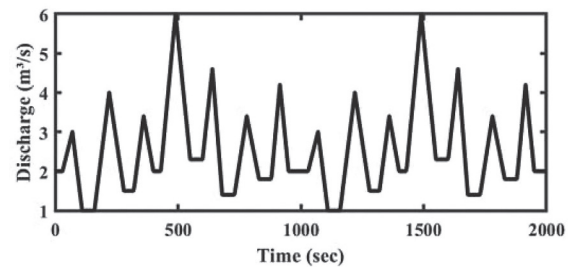


圖 4 亞臨界流況案例：上游邊界入流流量 (discharge) 之入流歷線 (time history of inflow hydrograph)

表 1 亞臨界流況案例：上游入流歷線各階段之持續時間與流量 (起始流量、結束流量)

Stage	Duration(s)	Initial discharge	Final discharge
1	30	2.0	2.0
2	40	2.0	3.0
3	40	3.0	1.0
4	50	1.0	1.0
5	60	1.0	4.0
6	60	4.0	1.5
7	40	1.5	1.5
8	40	1.5	3.4
9	40	3.4	2.0
10	30	2.0	2.0
11	60	2.0	6.0
12	60	6.0	2.3
13	50	2.3	2.3
14	40	2.3	4.6
15	40	4.6	1.4
16	50	1.4	1.4
17	50	1.4	3.4
18	50	3.4	1.8
19	50	1.8	1.8
20	35	1.8	4.2
21	35	4.2	2.0
22	50	2.0	2.0



點與變化幅度更易辨識（見表 1、圖 4）。五個測站沿河道由上游至下游之配置如圖 5 所示，此配置同時提供後續「上游／下游／多站」特徵組合之候選輸入集合（見圖 5）。由圖 6 可觀察到：在固定下游水深邊界條件下，下游水位變化相對平滑；上游測站水位對入流歷線更敏感，且水位擾動往下游傳遞時呈現振幅衰減與相位延遲等現象，符合亞臨界波動傳遞特性（見圖 6）。

不同特徵策略之預測效能彙整於表 2。結果顯示：僅以上游水位或僅以下游水位作為輸入時， R^2 與誤差指標（MSE、RMSE、MAE）表現相對較差；採五測站共同輸入時， R^2 顯著提升且誤差指標下降，顯示加入更完整空間資訊可提升中游水位預測的準確性與穩健性（見表 2）。圖 7 以曲線對照方式呈現三種特徵策略之預測結果，可見單一測站輸

入時較難同時掌握尖峰與相位變化；五測站輸入能更貼近目標序列並降低尖峰偏差（見圖 7）。此結果與亞臨界流況特性線「資訊可同時向上、下游傳遞」一致，故可由物理角度合理解釋多測站輸入的增益。

工程詮釋與測站佈設建議：亞臨界流河段（常見於一般緩坡河川或較低流速時段）應採「雙側觀測」思維：目標警戒斷面附近至少配置一個上游觀測點與一個下游觀測點，並視河段長度與支流匯入位置補充中間站。由於亞臨界下游訊息（尾水、潮汐或回水效應）可能影響上游目標水位，下游站點之通訊可靠度與延遲控制不應低於上游站點；若通訊延遲不可避免，建議在模型端加入時間延遲補償，並設計「缺測退化策略」（下游資料缺漏時自動退化為上游特徵組合）以提升即時系統韌性。

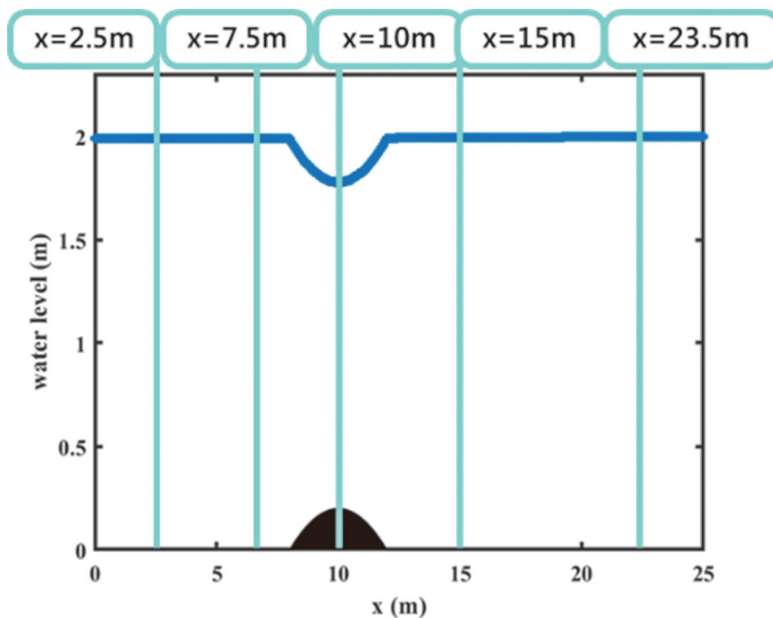
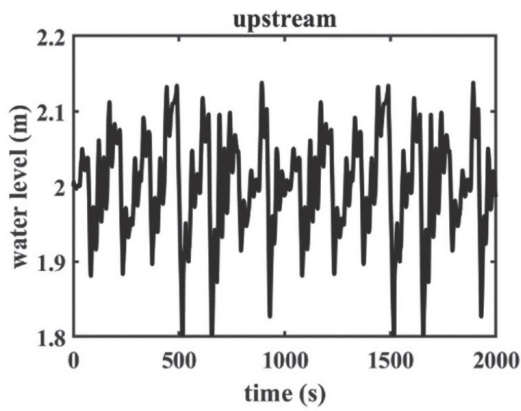
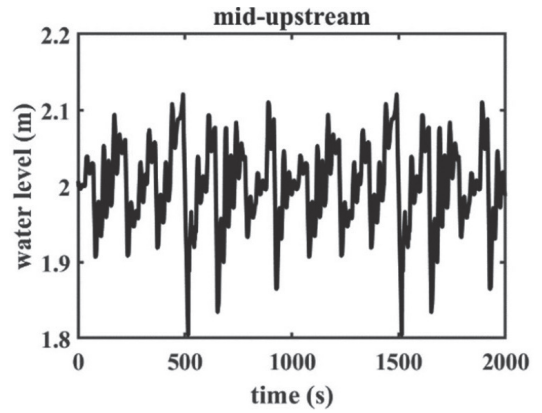


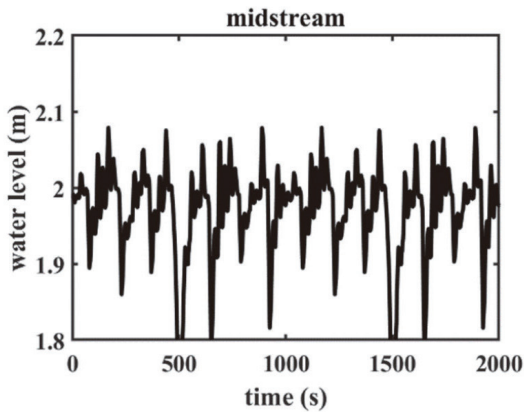
圖 5 計算河道沿程五個監測測站位置配置示意圖（由上游至下游）



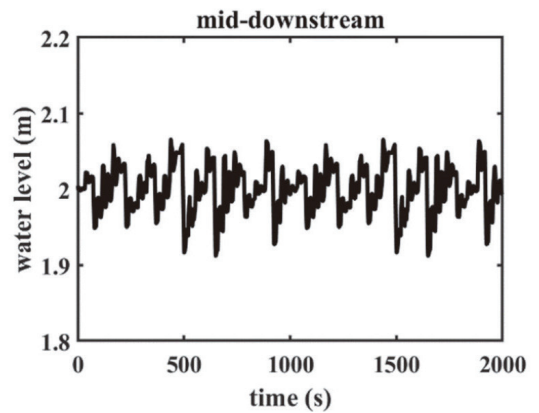
(a) 上游測站



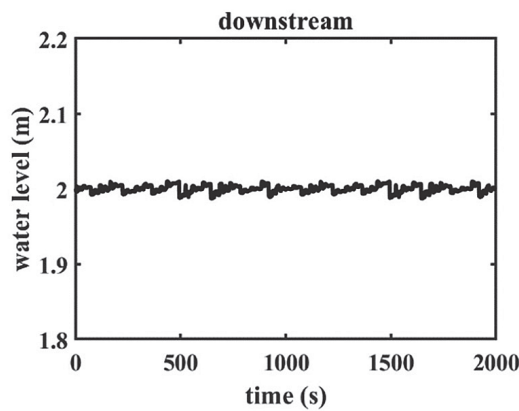
(b) 上游中段測站



(c) 中游測站



(d) 下游中段測站



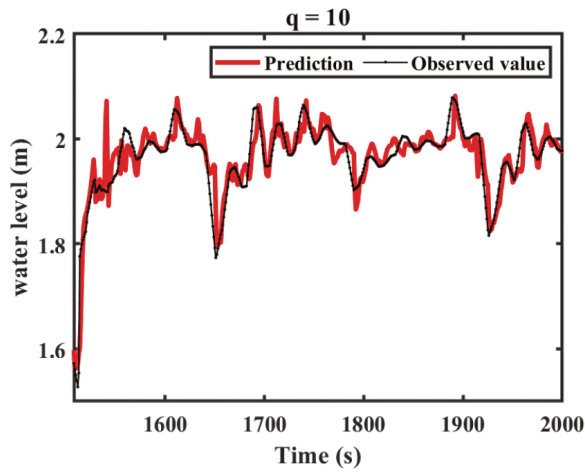
(e) 下游測站

圖 6 亞臨界流況案例：不同監測測站之水位時間變化

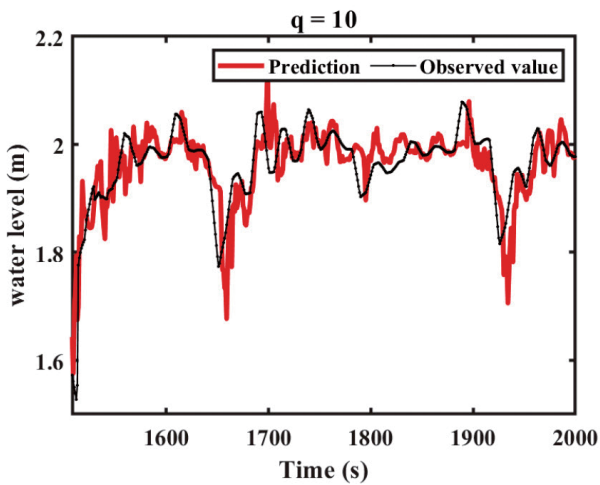


表 2 亞臨界流況案例：不同特徵選取策略之預測準確度指標 (R^2 、MSE、RMSE、MAE) 與計算時間 (CPU time)

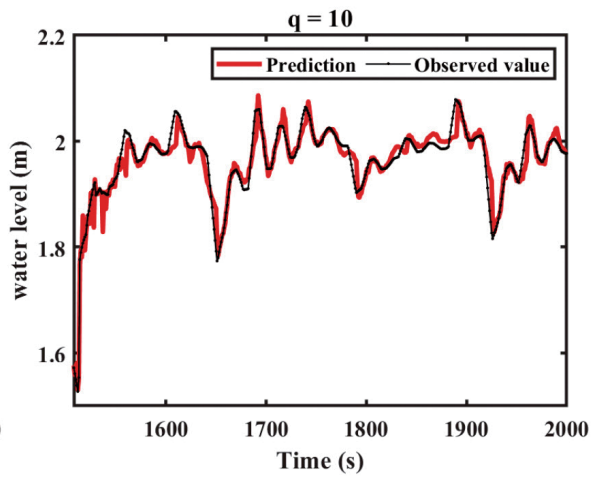
	Upstream predict midstream	Downstream predict midstream	all five monitoring stations
R^2	0.8164	0.5617	0.9219
MSE	9.6859 e-04	0.0023	4.1176 e-04
RMSE	0.0311	0.0481	0.0203
MAE	0.0211	0.0345	0.0130
CPU Time	5.439s	2.922s	28.899s



(a) 以上游水位作為輸入



(b) 以下游水位作為輸入



(c) 以五個監測測站水位共同作為輸入

圖 7 亞臨界流況案例：不同輸入特徵 (特徵選取策略) 之中游水位預測結果比較



3.2.2 超臨界流況 (supercritical-flow)

超臨界流案例採較長序列與多階段入流歷線。圖 8 呈現上游入流流量之時間序列，表 3 逐段列出各階段持續時間與流量範圍(見圖 8、表 3)。圖 9 顯示五測站水位整體隨入流歷線起伏，並反映在 outflow 下游邊界條件下的水位傳遞特徵；相較亞臨界固定水深邊界案例，部分位置可呈現更顯著的波動變化，顯示超臨界流情境下擾動更有效向下游傳播(見圖 9)。

不同特徵策略之預測指標與計算時間彙整於表 4。結果顯示：以上游水位作為輸入的預測效能 (R^2 、MSE、RMSE、MAE) 優於僅以下游水位作為輸入；五測站共同輸入通常可獲得最高或近最高的準確度，但伴隨較高計算成本 (CPU time) (見表 4)。圖 10 之曲線對照亦顯示僅以下游水位輸入時，中游預測偏差較明顯；以上游或五測站輸入可更穩定重現目標序列(見圖 10)。此結果符合超臨界流況下兩條特性線均向下游、流場由上游邊界主導之物理機制，亦說明「以特性線導引特徵選取」可提升模型可解釋性。

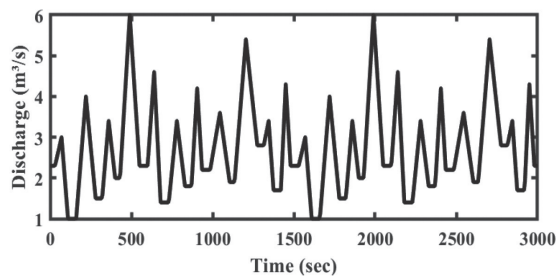
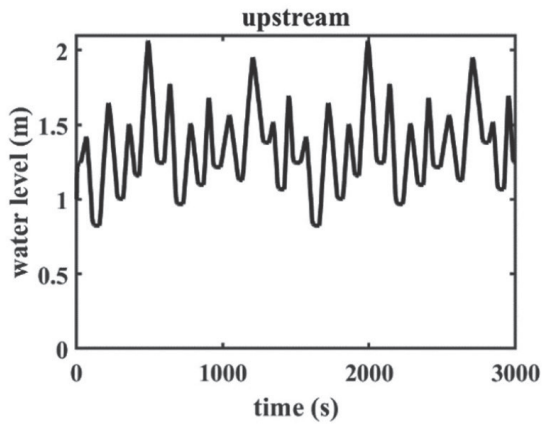


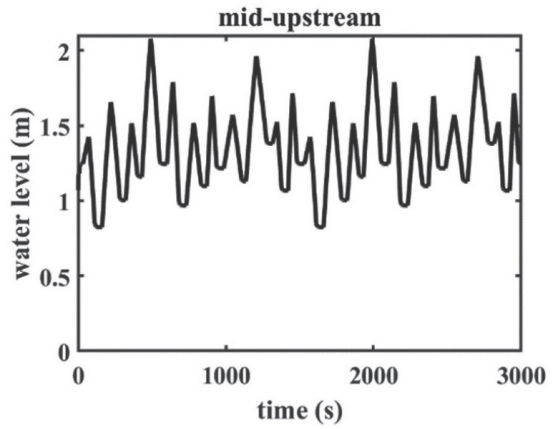
圖 8 超臨界流況案例：上游邊界入流流量之入流歷線 (time history of inflow hydrograph)

表 3 超臨界流況案例：上游入流歷線各階段之持續時間與流量 (起始流量、結束流量)

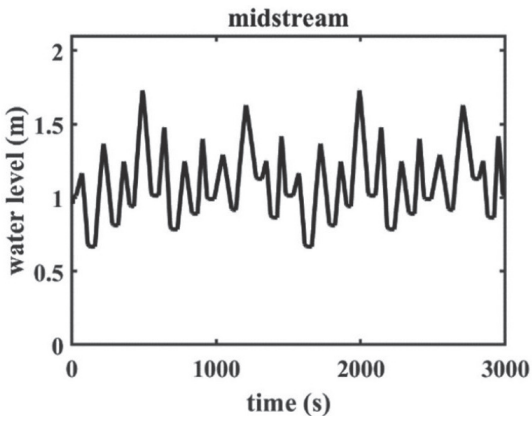
階段	持續時間 (s)	起始流量	結束流量
1	30	2.3	2.3
2	40	2.3	3.0
3	40	3.0	1.0
4	50	1.0	1.0
5	60	1.0	4.0
6	60	4.0	1.5
7	40	1.5	1.5
8	40	1.5	3.4
9	40	3.4	2.0
10	30	2.0	2.0
11	60	2.0	6.0
12	60	6.0	2.3
13	50	2.3	2.3
14	40	2.3	4.6
15	40	4.6	1.4
16	50	1.4	1.4
17	50	1.4	3.4
18	50	3.4	1.8
19	40	1.8	1.8
20	35	1.8	4.2
21	30	4.2	2.2
22	50	2.2	2.2
23	60	2.2	3.6
24	60	3.6	1.9
25	30	1.9	1.9
26	70	1.9	5.4
27	70	5.4	2.8
28	40	2.8	2.8
29	30	2.8	3.4
30	30	3.4	1.7
31	45	1.7	1.7
32	30	1.7	4.3
33	30	4.3	2.3
34	20	2.3	2.3



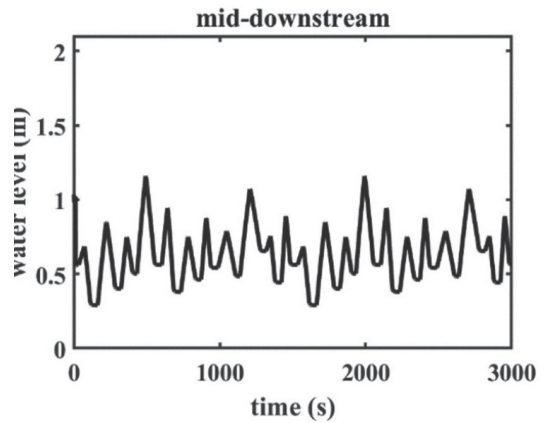
(a) 上游測站



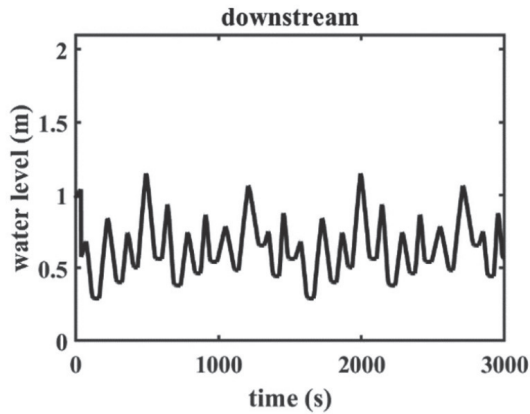
(b) 上游中段測站



(c) 中游測站



(d) 下游中段測站



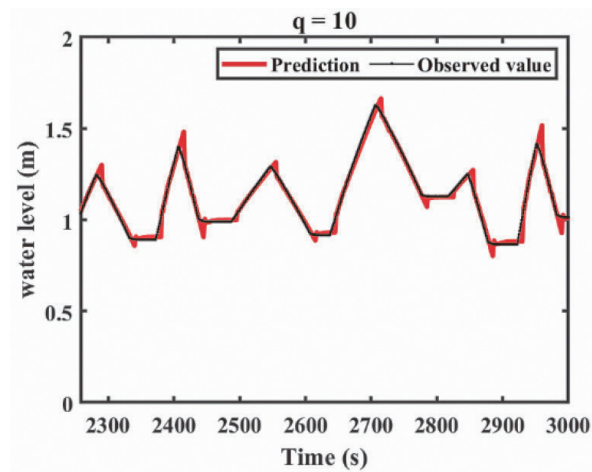
(e) 下游測站

圖 9 超臨界流況案例：不同監測測站之水位時間變化

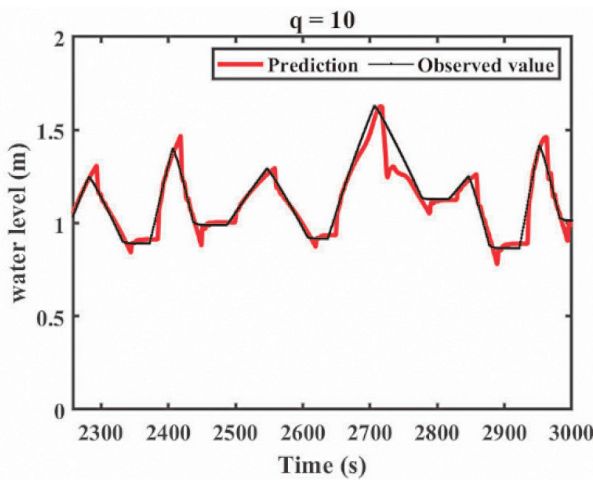


表 4 超臨界流況案例：不同特徵選取策略之預測準確度指標 (R²、MSE、RMSE、MAE) 與計算時間 (CPU time)

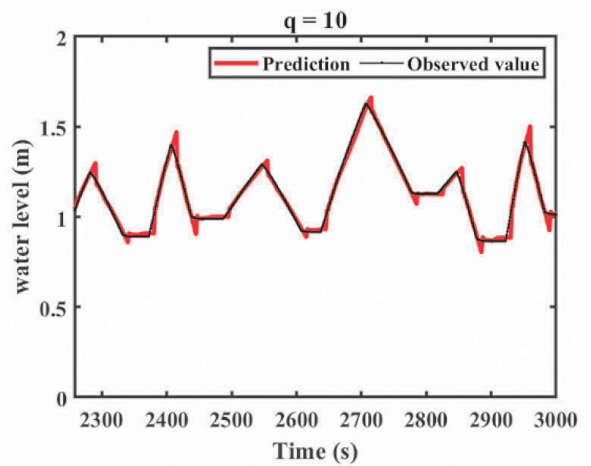
	Upstream predict midstream	Downstream predict midstream	all five monitoring stations
R ²	0.9799	0.9152	0.9812
MSE	6.6799 e-04	0.0028	6.2259 e-04
RMSE	0.0258	0.0530	0.0250
MAE	0.0146	0.0337	0.0143
CPU Time	4.214s	2.934s	46.381s



(a) 以上游水位作為輸入



(b) 以下游水位作為輸入



(c) 以五個監測測站水位共同作為輸入

圖 10 超臨界流況案例：不同輸入特徵 (特徵選取策略) 之中游水位預測結果比較



工程詮釋與系統設計建議：超臨界情境常出現在陡坡河段、山區溪流或暴雨洪峰期間，具有反應快、洪水演進時間短之特性，因此上游測站之佈設密度與即時回傳是系統可靠度關鍵。建議優先於「上游匯入點、陡坡轉折、重要構造物上游」佈站以增加 lead time；下游站在此情境的資訊增益較有限，可作為事後校驗與模式修正用途。考量多站輸入雖可帶來邊際改善，但增加輸入維度與通訊缺測風險，較務實的部署方式是以少量但關鍵的上游站作為主模型輸入，並配置備援模型（主站缺測時切換次上游站或退化為單站序列預測）提升韌性。

3.3 混合流況預測模型 (Prediction model for mixed flow regimes)

真實河川常出現亞臨界流與超臨界流並存或轉換之混合流況，此時特性線方向與資訊傳遞機制會隨時間改變，使得資料驅動模型之學習難度顯著增加。本節建立含多次流況轉換之資料庫，以檢核特徵選取策略在複雜情境下之穩健性與可部署性。

混合流況入流歷線如表 5 所示，包含多峰且轉折密集之流量變化，以誘發河道內反覆出現流況轉換；同一歷線之時間序列呈現於圖 11，便於辨識尖峰段與快速回落段（見表 5、圖 11）。圖 12 顯示五測站水位在轉換期間出現更顯著之急變與非線性增強現象，反映地形突變與流況轉換共同造成之水位行為複雜化，亦說明混合流況對 AI 預測的挑戰性（見圖 12）。

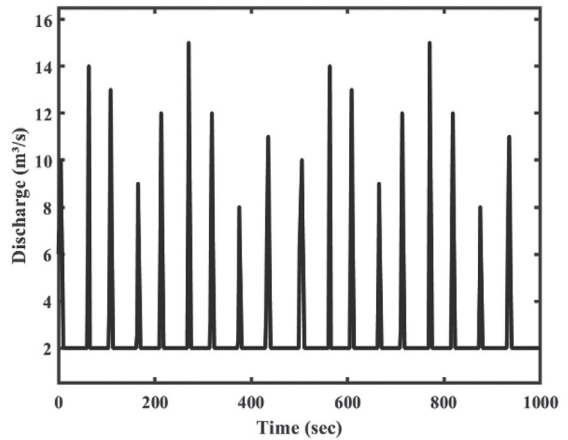
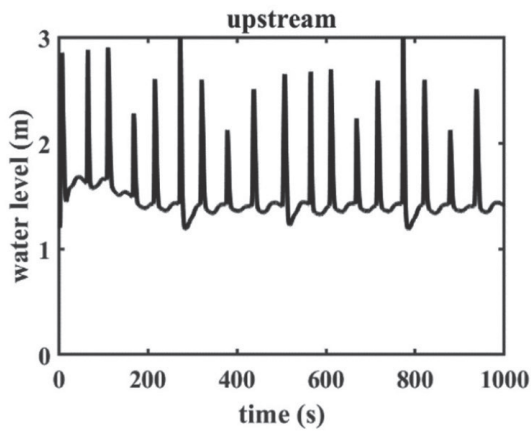


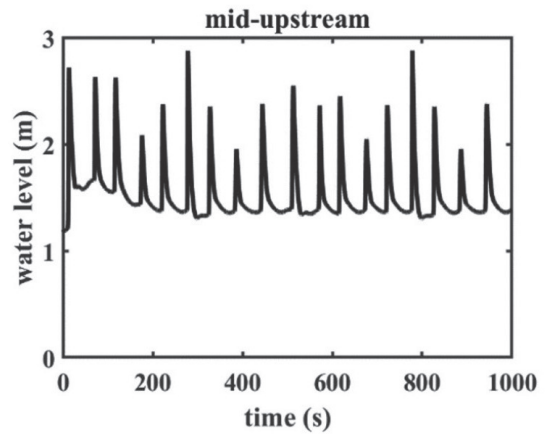
圖 11 混合流況案例：上游邊界入流流量之入流歷線（多峰入流以誘發流況轉換）

表 5 混合流況案例：上游入流歷線各階段之持續時間與流量（起始流量、結束流量）

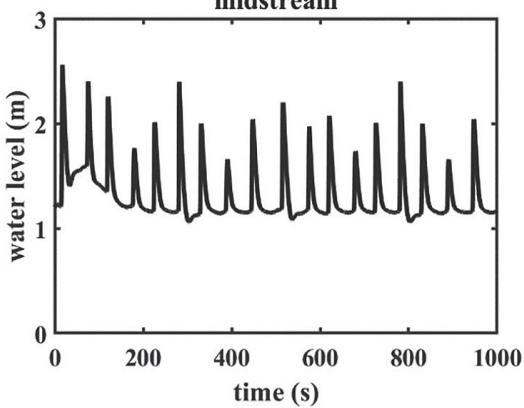
階段	持續時間 (s)	起始流量	結束流量
1	5	6.0	10.0
2	5	10.0	2.0
3	50	2.0	2.0
4	3	2.0	14.0
5	2	14.0	2.0
6	40	2.0	2.0
7	3	2.0	13.0
8	5	13.0	2.0
9	50	2.0	2.0
10	2	2.0	9.0
11	5	9.0	2.0
12	40	2.0	2.0
13	3	2.0	12.0
14	5	12.0	2.0
15	50	2.0	2.0
16	2	2.0	15.0
17	5	15.0	2.0
18	40	2.0	2.0
19	3	2.0	12.0
20	5	12.0	2.0
21	50	2.0	2.0
22	2	2.0	8.0
23	5	8.0	2.0
24	50	2.0	2.0
25	5	2.0	11.0
26	5	11.0	2.0
27	60	2.0	2.0



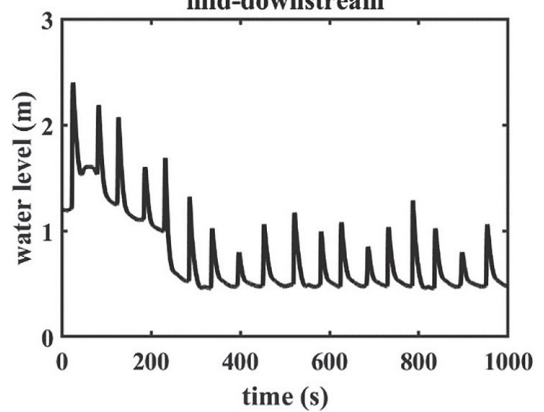
(a) 上游測站



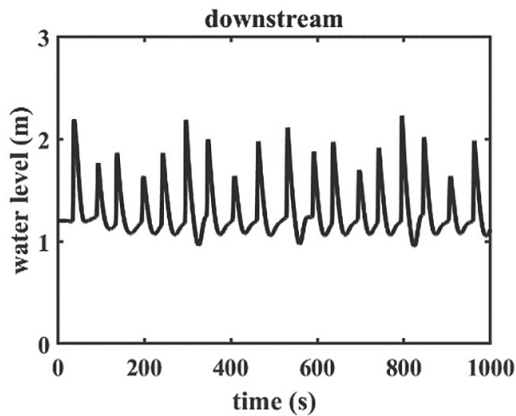
(b) 上游中段測站



(c) 中游測站



(d) 下游中段測站



(e) 下游測站

圖 12 混合流況案例：不同監測測站之水位時間變化



針對特徵輸入與資料前處理／預測策略之比較，結果分別整理於表 6 至表 8 並以圖 13 至圖 15 呈現。當僅以上游水位作為輸入時，表 6 顯示各策略 R^2 偏低且誤差偏大；圖 13 可觀察到尖峰系統性低估與明顯振盪，顯示混合流況下單側資訊不足以支撐穩健預

測（見表 6、圖 13）。當僅以下游水位作為輸入時，表 7 顯示整體表現並未改善，部分策略更差；圖 14 亦顯示波形重現不足與振盪加劇，反映混合流況下資訊傳遞方向非固定，單純採用下游資料缺乏一致的物理關聯（見表 7、圖 14）。

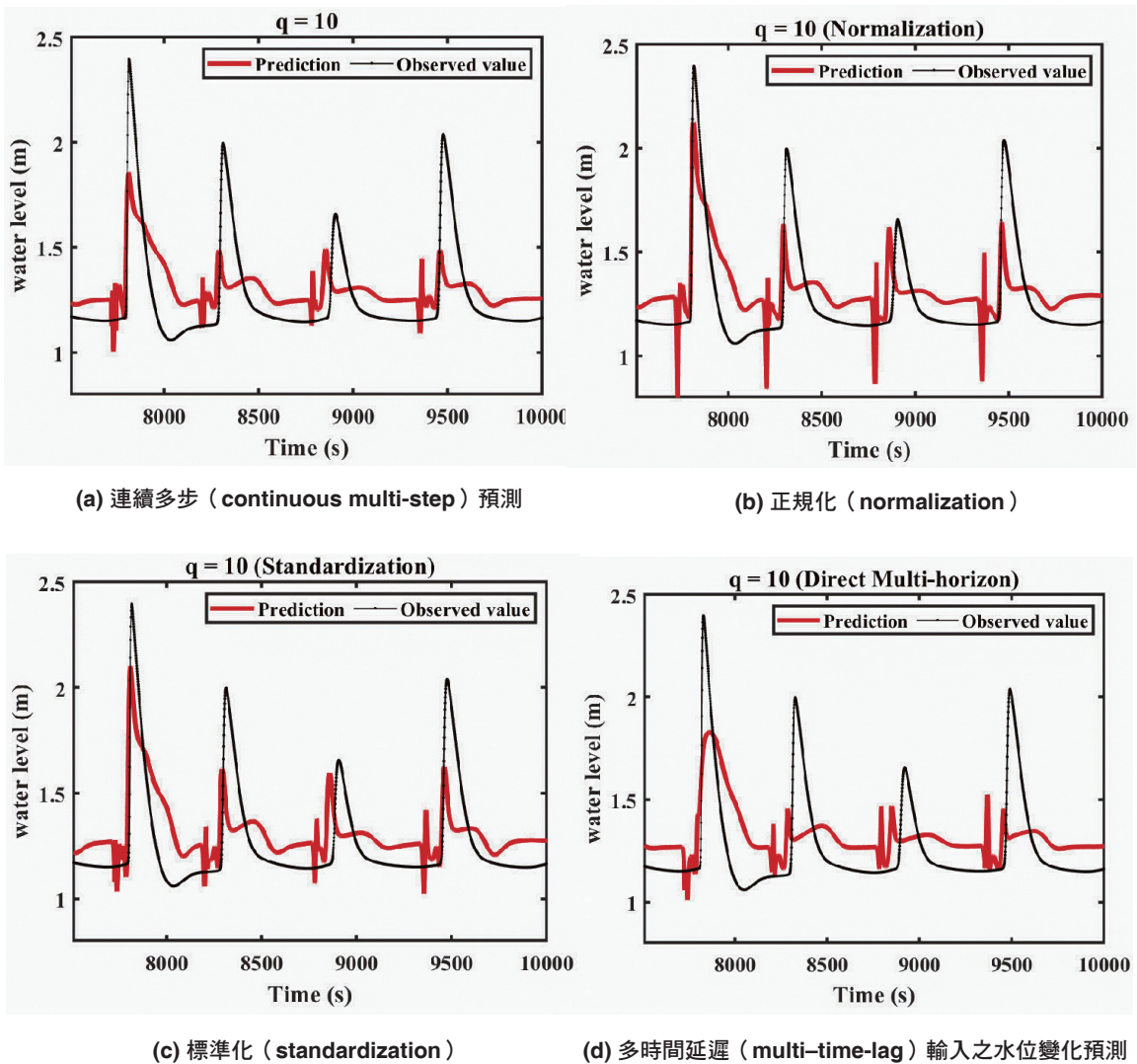


圖 13 混合流況案例—以上游輸入特徵之預測策略比較



表 6 混合流況案例：採上游輸入特徵之各預測策略準確度指標 (R^2 、MSE、RMSE、MAE) 與計算時間 (CPU time)

	R^2	MSE	RMSE	MAE	CPU Time
Direct multi-step	0.3494	0.0380	0.1949	0.1477	4.704s
Normalization	0.4029	0.0349	0.1867	0.1489	5.185s
Standardization	0.4002	0.0350	0.1871	0.1440	4.906s
Direct multi-horizon	0.2417	0.0443	0.2104	0.1639	2.880s

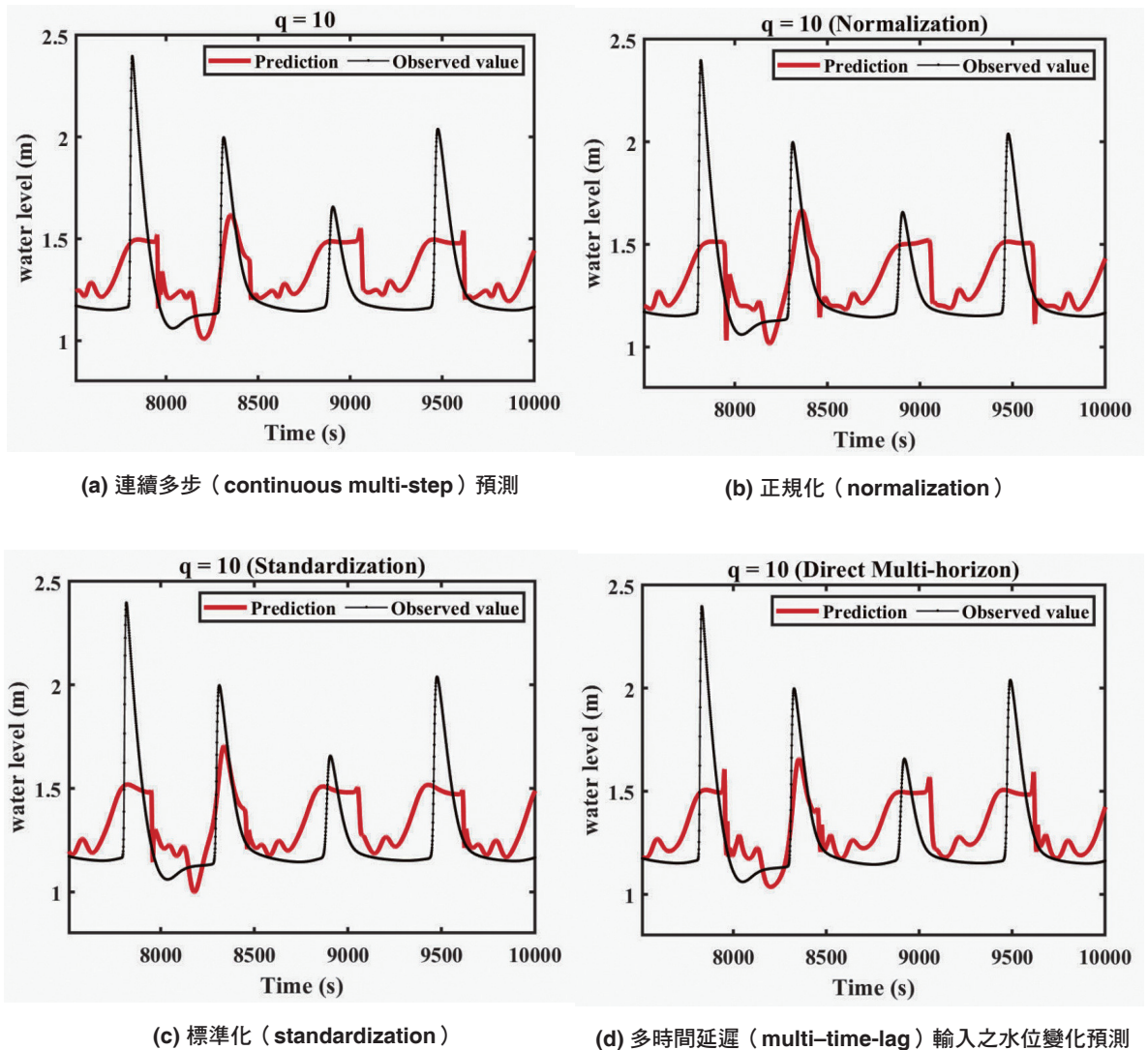


圖 14 混合流況案例—以下游輸入特徵之預測策略比較



表 7 混合流況案例：採下游輸入特徵之各預測策略準確度指標 (R^2 、MSE、RMSE、MAE) 與計算時間 (CPU time)

	R^2	MSE	RMSE	MAE	CPU Time
Direct multi-step	0.3160	0.0399	0.1998	0.1509	3.715s
Normalization	0.3546	0.0377	0.1941	0.1409	8.376s
Standardization	0.3286	0.0392	0.1980	0.1455	4.629s
Direct multi-horizon	0.3643	0.0371	0.1926	0.1383	3.363s

相對地，當採用五測站共同輸入時，表 8 顯示各策略 R^2 大幅提升且 MSE 降至極低量級，顯示模型在複雜流況下可恢復高準確度；同時亦可由表 8 觀察精度提升與 CPU time 增加之取捨關係（見表 8）。圖 15 顯示五測站輸入可有效抑制非物理振盪並捕捉多次尖峰與轉換段的水位行為，整體預測曲線更平滑且更貼近目標序列（見圖 15）。上述結果說明：在混合流況中，若特徵選取能涵蓋上、下游關鍵資訊，FNN 仍可學得穩健映射關係；反之，單側輸入容易在轉換段失效，造成尖峰低估與不穩定預測。

工程詮釋與防災應用建議：混合流況下「流況轉換」本身即為預測失準的高風險來源，若河段受地形突變、構造物、回水或潮汐影響而可能發生局部超／亞臨界交替，僅用單站或單側訊息將不足以支撐可靠預警。測站佈設上，建議以可能形成控制斷面的位置（橋梁束縮、堰閘、河床突起、匯流口下游等）為核心，在其上下游

各設至少一站以捕捉轉換前後之訊息改變；若資源受限，可採「關鍵斷面上下游雙站 + 目標斷面站」之三站最小配置。由於混合流況高度依賴多站資訊，即時系統需具備缺測韌性（短缺測插補／持值／簡化物理補齊，長缺測自動切換至次佳模型）。資料傳輸可採事件觸發式：平時低頻回傳節省成本，暴雨事件觸發後（雨量門檻或水位上升率門檻）自動提升回傳頻率，以確保尖峰段資訊密度。

由單一流況至混合流況之對照可得：特性線所對應之資訊傳遞方向可作為多測站特徵選取的核心物理準則。亞臨界流況下資訊具雙向傳遞特性，宜同時納入上、下游關鍵測站以提升穩健性（表 2、圖 7）；超臨界流況下資訊主要由上游主導，以上游測站作為主要輸入可獲較佳準確度（表 4、圖 10）；混合流況下因資訊傳遞方向隨流況轉換而改變，單側輸入易造成尖峰低估與振盪，而多測站整合可顯著改善並維持高準確度（表 6

表 8 混合流況案例：採五測站共同輸入特徵之各預測策略準確度指標 (R^2 、MSE、RMSE、MAE) 與計算時間 (CPU time)

	R^2	MSE	RMSE	MAE	CPU Time
Direct multi-step	0.9928	4.198 e-04	0.0205	0.0090	7.776s
Normalization	0.9971	1.717 e-04	0.0131	0.0046	12.471s
Standardization	0.9980	1.159 e-04	0.0108	0.0035	27.862s
Direct multi-horizon	0.9993	4.209 e-05	0.0065	0.0036	5.208s

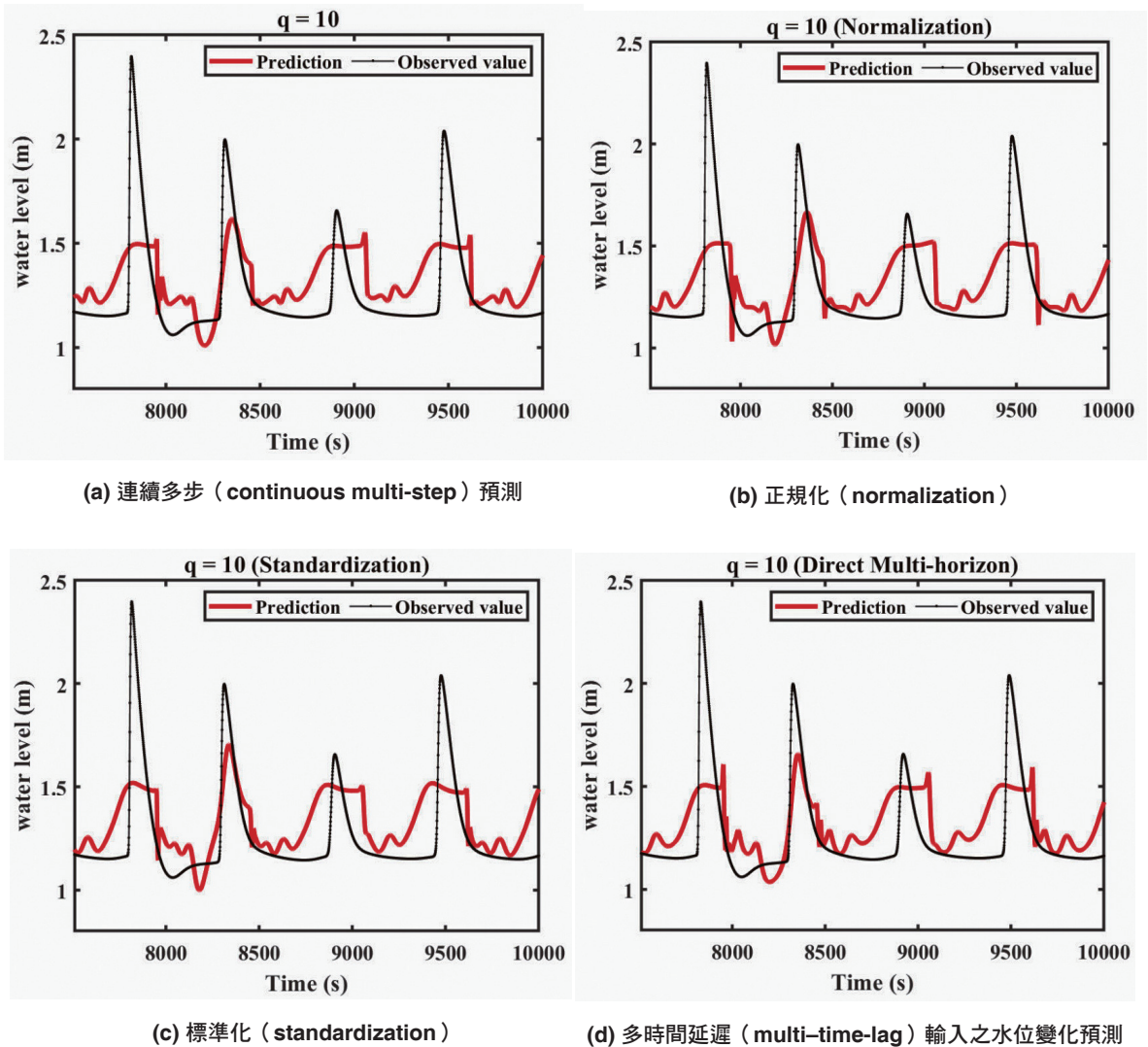


圖 15 混合流況案例—以五測站共同輸入特徵之預測策略比較

至表 8、圖 13 至圖 15)。因此，在防災即時預警系統之實務部署上，建議採用「物理導引特徵選取 + 多模型備援與缺測韌性 + 事件觸發式高頻回傳」之整體架構，以在兼顧運算成本的同時提升跨流況之預測可靠度與可解釋性。

四、結論

本研究針對河道水位時間序列預測提出一套「水理數值模擬—物理導引人工智慧」整合式架構，並以特性線理論作為多測站輸入特徵選取之物理依據。研究結論如下：



1. 數值資料庫可控且具物理一致性：以 Saint-Venant 方程式配合 MacCormack 顯式差分與校準人工黏滯，可在急變流／不連續附近維持穩定並提供可信之訓練資料來源，降低僅依賴實測資料不足所造成的不確定性。
2. 特性線理論可有效導引特徵選取：亞臨界流況下，資訊可同時向上、下游傳遞，僅採單側測站資訊易降低預測準確度；納入具代表性的上、下游多站資訊可顯著改善模型表現。
3. 超臨界流況以上游資訊具主導性：超臨界流資訊傳遞主要向下游，以上游測站作為輸入可獲較佳預測；多站輸入可再提升精度但需考量運算成本。
4. 混合流況需更完整的空間訊息以維持穩健性：在流況轉換下，單側特徵容易導致尖峰低估與震盪；採多測站整合可有效捕捉轉換行為並提升可靠度。
5. 防災應用意涵：本研究顯示將經典水力學之資訊傳遞機制（特性線）納入 AI 模型設計，可同時提升可解釋性與預測穩健性，具備導入即時監測與預警系統之潛力，符合防災特刊對「可落地、可操作、可信賴」之研究期待。

參考文獻

1. Chabokpour, J. (2024). Comparative Analysis of Transfer Function Method with Advanced Flood Prediction Techniques. *Water Harvesting Research*, 7(2), 194-209.
2. Gallup, E., Gallup, T., & Powell, K. (2023). Physics-guided neural networks with engineering domain knowledge for hybrid process modeling. *Computers & Chemical Engineering*, 170, 108111.
3. Cunge, J. A., Holly, F. M., & Verwey, A. (1980). *Practical Aspects of Computational River Hydraulics*. Pitman Advanced Publishing Program.
4. Chaudhry, M. H. (2008). *Open-Channel Flow*. Springer.
5. Martínez-Aranda, S., Murillo, J., & García-Navarro, P. (2019). A 1D numerical model for the simulation of unsteady and highly erosive flows in rivers. *Computers & Fluids*, 181, 8-34.
6. Gouta, N., & Maurel, F. (2002). A finite volume solver for 1D shallow — water equations applied to an actual river. *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 38(1), 1-19.
7. Garcia, R., & Kahawita, R. A. (1986). Numerical solution of the St. Venant equations with the MacCormack finite — difference scheme. *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 6(5), 259-274.
8. Wu, C., Huang, G., & Zheng, Y. (1999). Theoretical solution of dam-break shock wave. *Journal of Hydraulic Engineering*, 125(11), 1210-1215.
9. Langendoen, E.J. (2000). Concepts: Conservational channel evolution and pollutant transport system.
10. Martin, C. S., & DeFazio, F. G. (1969). Open-channel surge simulation by digital computer. *Journal of the Hydraulics Division*, 95(6), 2049-2070.
11. Garrison, J. M., Granju, J. P. P., & Price, J. T. (1969). Unsteady flow simulation in rivers and reservoirs. *Journal of the Hydraulics Division*, 95(5), 1559-1576.
12. Strelkoff, T. (1970). Numerical solution of Saint-Venant equations. *Journal of the Hydraulics Division*, 96(1), 223-252.
13. Mahmood, K., & Yevjevich, M. V. (1975). *Unsteady Flow in Open Channels*.
14. Stoker, J. J. (1953). *Numerical Solution of Flood Prediction and River Regulation Problems. Report I. Derivation of Basic Theory and Formulation of Numerical Methods of Attack (No. IMMNYU200)*.
15. Ragan, R. M. (1965). *Synthesis of Hydrographs and Water Surface Profiles for Unsteady Open Channel Flow with Lateral Inflows*. Cornell University.
16. Fread, D. L., & Smith, G. F. (1978). Calibration technique for 1-D unsteady flow models. *Journal of the Hydraulics Division*, 104(7), 1027-1044.
17. Sen, D. J., & Garg, N. K. (2002). Efficient algorithm for gradually varied flows in channel networks. *Journal*



- of Irrigation and Drainage Engineering, 128(6), 351-357.
18. Hsu, M. H., Fu, J. C., & Liu, W. C. (2003). Flood routing with real-time stage correction method for flash flood forecasting in the Tanshui River, Taiwan. *Journal of Hydrology*, 283(1-4), 267-280.
 19. Helmiö, T. (2005). Unsteady 1D flow model of a river with partly vegetated floodplains—application to the Rhine River. *Environmental Modelling & Software*, 20(3), 361-375.
 20. Lai, W., & Khan, A. A. (2018). Numerical solution of the Saint-Venant equations by an efficient hybrid finite-volume/finite-difference method. *Journal of Hydrodynamics*, 30(2), 189-202.
 21. Magdalena, I., Imawan, R., & Nugroho, M. A. (2024). Numerical investigation for water flow in an irregular channel using Saint-Venant equations. *Journal of King Saud University-Science*, 36(7), 103237.
 22. Harten, A., Lax, P. D., & Leer, B. V. (1983). On upstream differencing and Godunov-type schemes for hyperbolic conservation laws. *SIAM review*, 25(1), 35-61.
 23. Roe, P. L. (1981). Approximate Riemann solvers, parameter vectors, and difference schemes. *Journal of Computational Physics*, 43(2), 357-372.
 24. Harten, A. (1997). High resolution schemes for hyperbolic conservation laws. *Journal of Computational Physics*, 135(2), 260-278.
 25. Castro-Orgaz, O., & Hager, W. H. (2019). *Shallow Water Hydraulics*. Springer International Publishing.
 26. Campolo, M., Andreussi, P., & Soldati, A. (1999). River flood forecasting with a neural network model. *Water Resources Research*, 35(4), 1191-1197.
 27. Peters, R., Schmitz, G., & Cullmann, J. (2006). Flood routing modelling with artificial neural networks. *Advances in Geosciences*, 9, 131-136.
 28. Latt, Z. Z. (2015). Application of feedforward artificial neural network in Muskingum flood routing: a black-box forecasting approach for a natural river system. *Water Resources Management*, 29(14), 4995-5014.
 29. Tamiru, H., & Dinka, M. O. (2021). Application of ANN and HEC-RAS model for flood inundation mapping in lower Baro Akobo River Basin, Ethiopia. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 36, 100855.
 30. Castro-Orgaz, O., & Hager, W. H. (2019). *Shallow Water Hydraulics*. Springer International Publishing.
 31. Zoppou, C., & Roberts, S. (2003). Explicit schemes for dam-break simulations. *Journal of Hydraulic Engineering*, 129(1), 11-34.
 32. Zhou, J. G., Causon, D. M., Mingham, C. G., & Ingram, D. M. (2001). The surface gradient method for the treatment of source terms in the shallow-water equations. *Journal of Computational Physics*, 168(1), 1-25.