



南化水庫集水區逐時降雨預報 修正AI模型建置與評估



郭雅煒 - 多采工程顧問有限公司 經理



李文生 - 多采工程顧問有限公司 執行長



吳嘉文 - 國立成功大學水利及海洋工程學系兼任助理教授



王超儀 - 台灣自來水公司第六區管理處南化暨鏡面水庫管理所 主任

大綱

1 前言

2 研究方法

3 研究結果

4 結論與建議

01 | 前言

研究區域-南化水庫

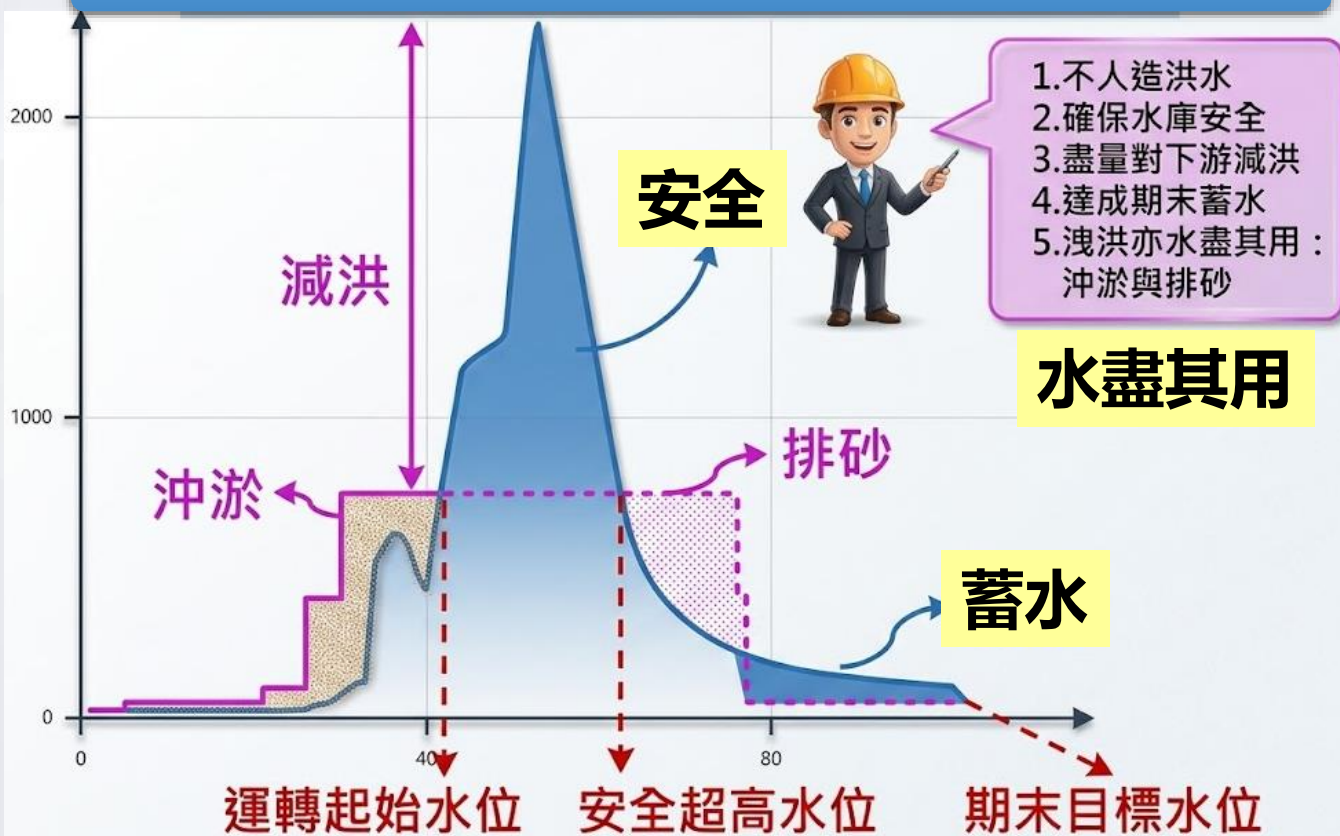


- 關鍵地位：
 - 位於臺南市南化區
 - 專供**民生與公共用水**(臺南、高雄)
- 營運轉型：從「**自然溢流**」到「**主動排砂**」
 - 過去水庫滿水即自然溢流(無須人工操作)
 - 2021年8月啟用**防淤隧道**
 - 轉為「人工水門操作」(主動進行水力排砂與沉積物沖刷操作)
- **排砂：為了延續水庫壽命**
- 跨域整合：氣象與水情精準決策
 - 掌握即時水情及**可能降雨情形**
 - 適時**防洪運轉**，滿足蓄水利用

達成水庫「**排砂最大化**」及「**供水安全**」

水庫防洪運轉說明

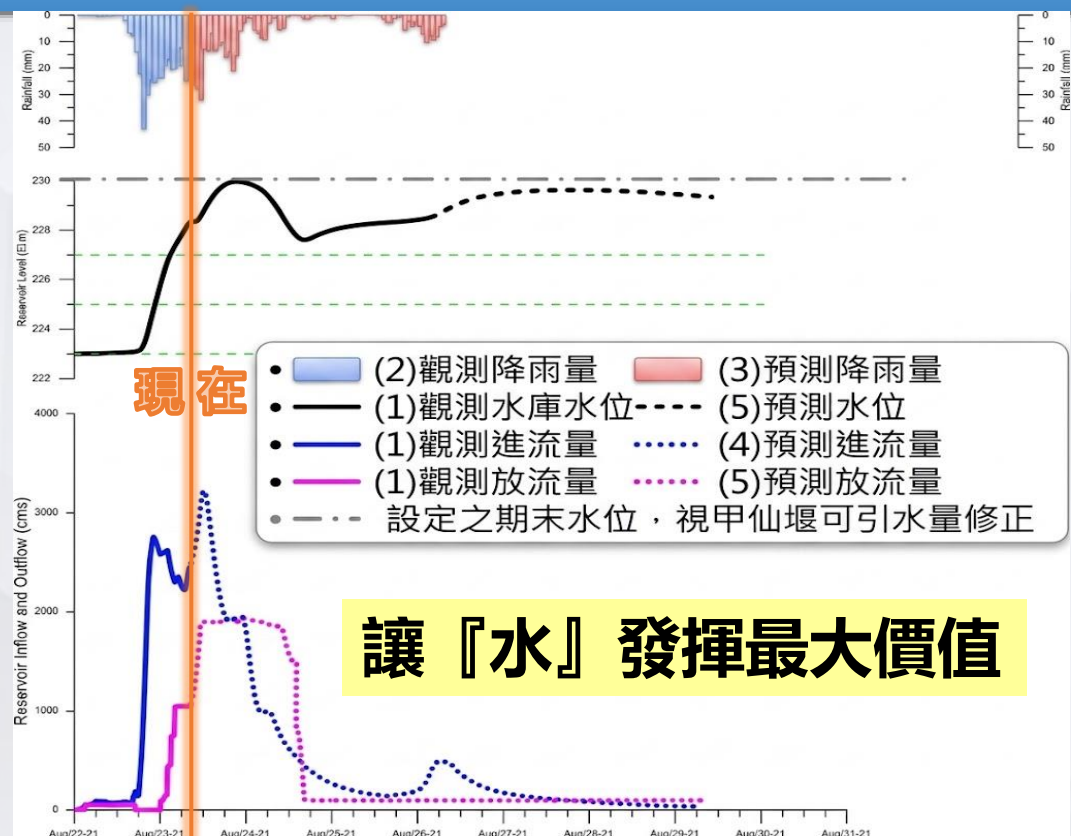
水庫防洪運轉過程中之多目標概念



- 達成安全、減洪與蓄水利用等主要目標
- 合法平順釋放必要之洩放水量
- 運用必要洩水量進行水力排砂或沖淤，

精神：

即時協助決策者執行水庫防洪運轉示意

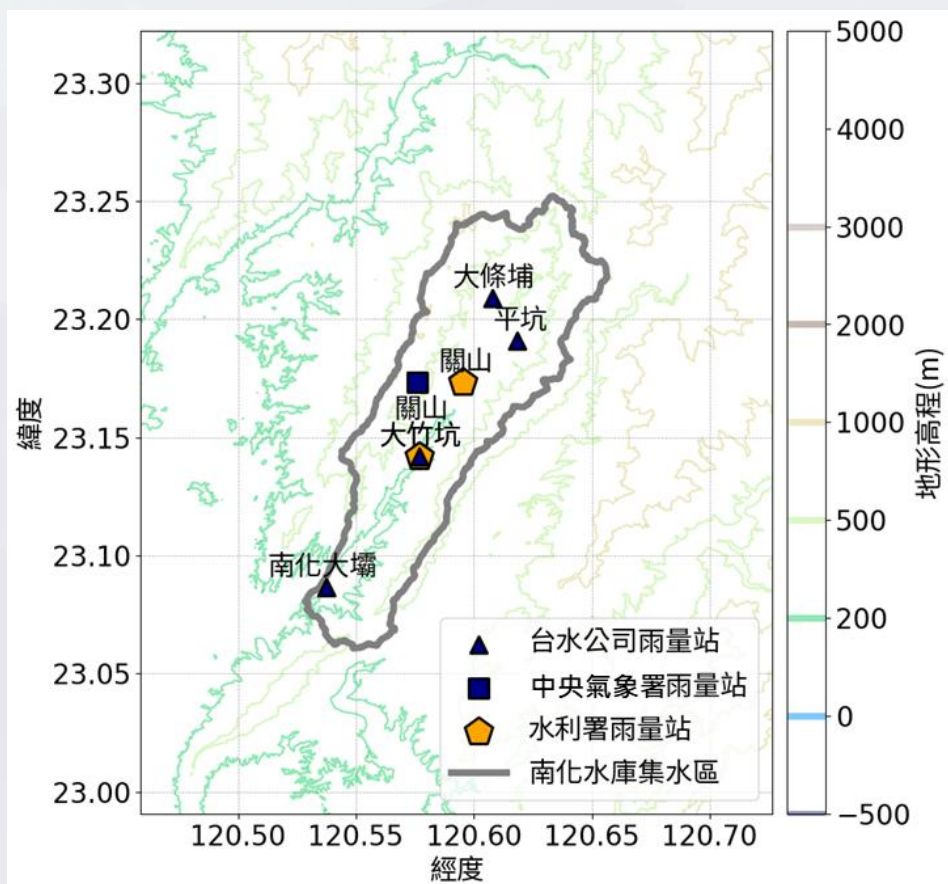


『降雨』對水庫很重要!!

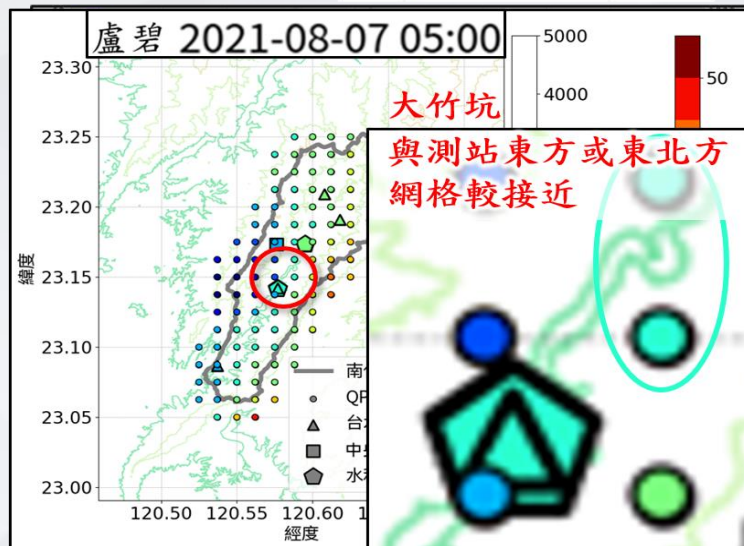
南化集水區降雨特性

地面雨量站與QPESUMS
上空雷達網格觀測降雨比較

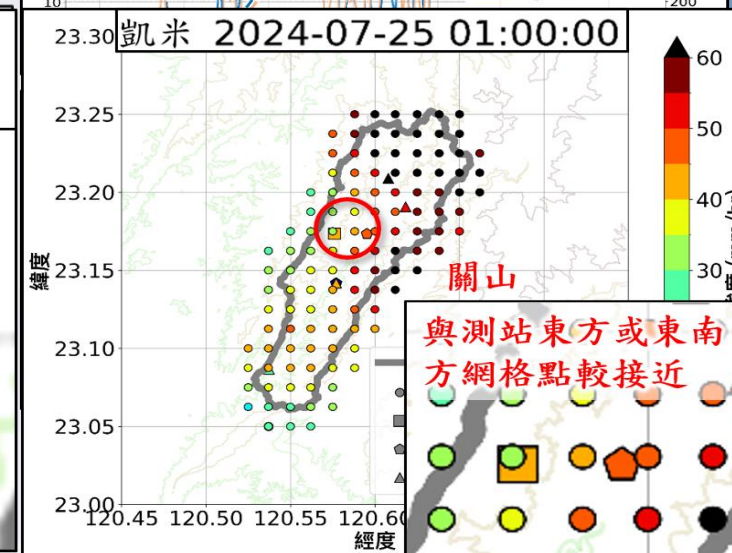
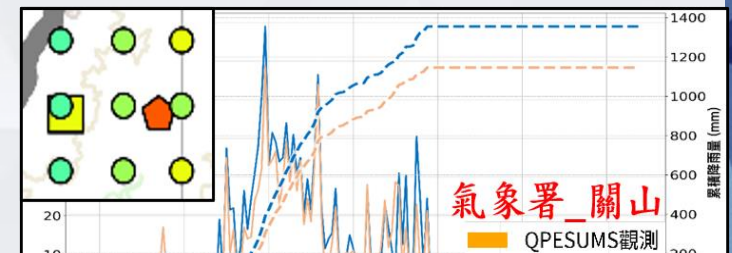
(2021年盧碧及2024年凱米)



2021年盧碧



2024年凱米



- 趨勢相近，但QPESUMS累積雨量普遍低於地面雨量站
- 在地化(地形):
 - 集水區狹長，中游狹窄(大竹坑、關山)有較大差異
 - 亦可能受水平風場影響，雷達降雨中心略有偏移

氣象署降雨資料於大區域非常可靠
但仍可能受地區特性影響，而有侷限性

研究背景與動機



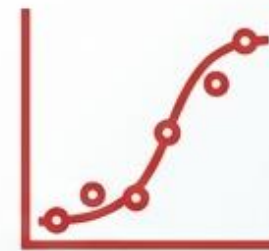
降雨預報之 局部區域侷限性

現行預報降雨產品應用於水庫特定集水區時，可能受地形、微氣候特徵等因素，而有偏估



防汛與排砂運轉的 關鍵需求

防汛與排砂運轉需要更具參考性與穩定性的逐時預報，以輔助即時放水決策



導入AI打造 在地化修正機制

引入AI技術，利用該區域歷史數據與現地觀測資料，動態調整預報降雨趨勢，打照在地化的預報降雨修正機制

02 研究方法

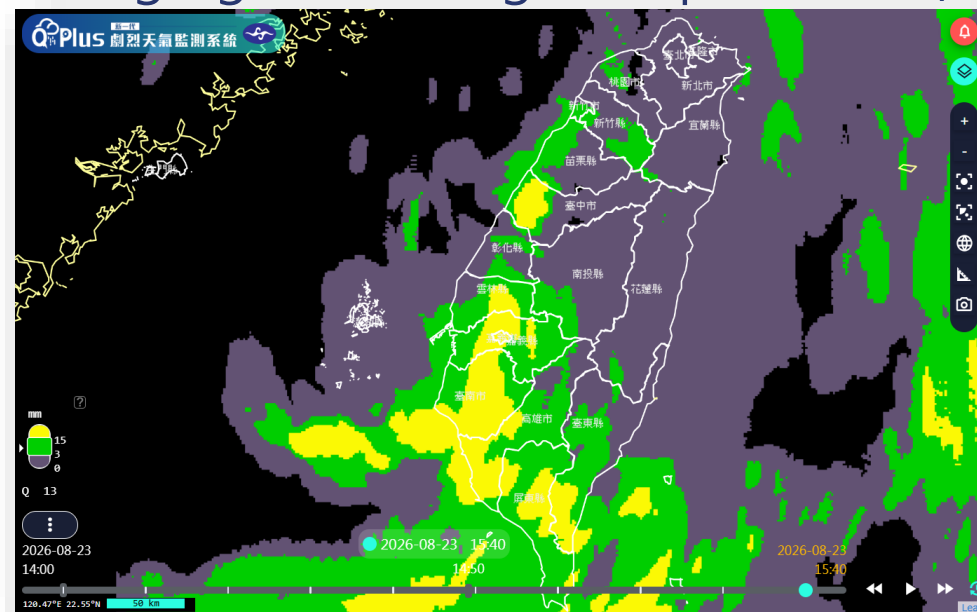
使用預報降雨產品

☼ 定量降水預報(QPF) (Quantitative Precipitation Forecasts)



- 氣象署官方定量降水預報
- 一日4~8報 (劇烈天氣期間提高頻率)
- 預報未來48小時

👤 劇烈天氣監測系統(QPESUMS) (Quantitative Precipitation Estimation and Segregation Using Multiple Sensor)



- 利用雷達回波強度、移動方向推估未來降雨量
- 每10分鐘提供未來1小時預報降雨量

預報降雨資料處理

1.空間降尺度：統一為最小網格

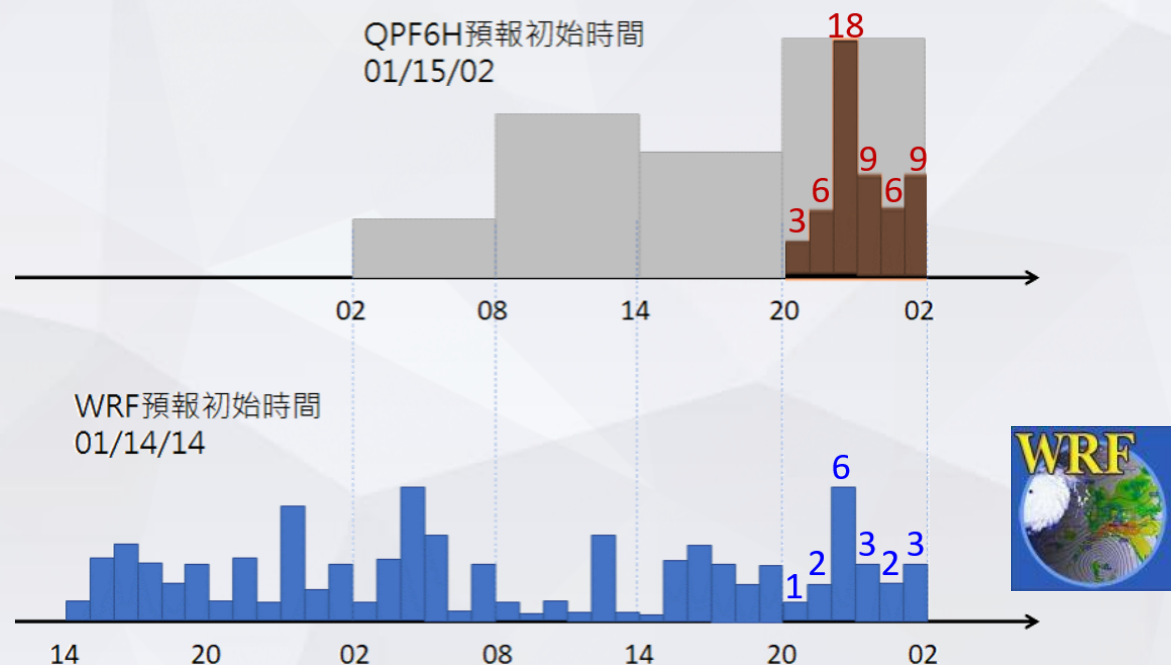
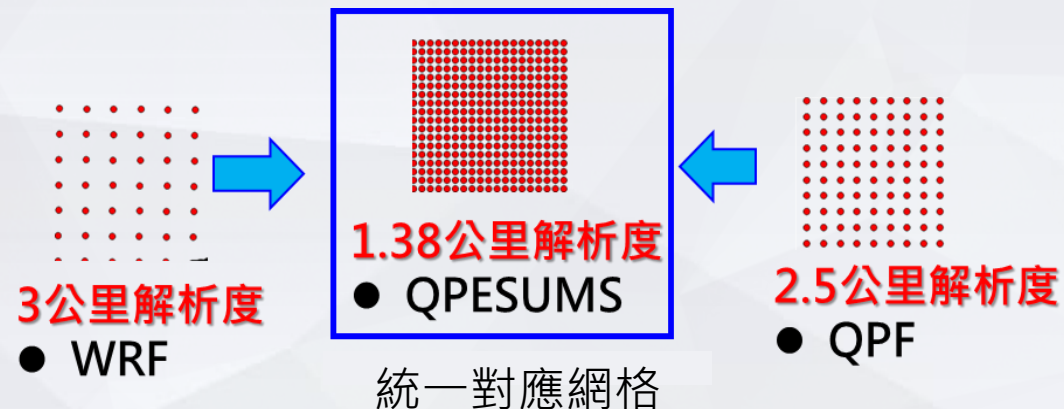
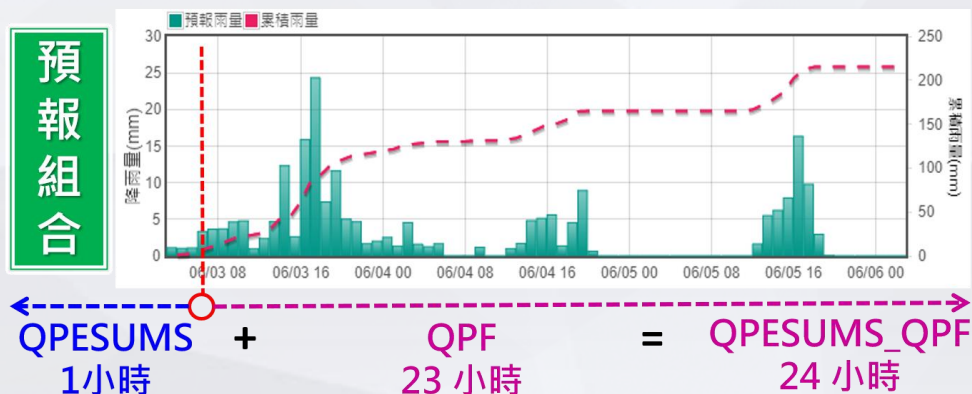
2. 逐時降雨量處理：

- QPF 6小時累積雨量

- 以WRFM04雨型進行分配
(數值天氣預報模式之系集成員M04)

3.應用：參考水利署水利防災組

QPESUMS及QPF降雨組合
(以下簡稱QPESUMS_QPF)



依 WRFM04 逐時降雨量比例 (雨型)
分配 QPF 每1小時降雨量

針對特定集水區，依在地化修正預報降雨

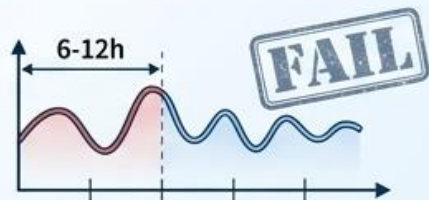
- 目標：引入AI技術，從歷史數據中抓出「區域氣候特性」，結合「當下實測誤差」，進行在地化加值微調，期能為水庫防洪運轉提供更契合在地水情的輔助參考
- 資料：南化水庫網格觀測平均降雨量及 QPESUMS_QPF預報降雨量
- 核心：LightGBM (運算速度快、記憶體消耗低、擅長處理結構化數據)

具可解釋性
高效輕量化

階段一：即時滾動視窗模型



僅使用過去6~12小時誤差訓練



效果差

因訓練數據過少，導致過度擬合短期雜訊，修正後誤差反而增加

階段二：全局特徵模型



使用全年度歷史數據
學習系統性偏差



穩定但反應慢

捕捉穩定誤差模式，但缺乏對突發天氣的即時響應

最終方案：混合模型



融合全局系統規律
與即時觀測誤差



取得最佳平衡

既懂氣候慣性，也能捕捉當下變化，優於原始預報結果

預報降雨AI修正技術(訓練資料)

訓練集：

- 總資料：南化水庫2025年度逐時資料
- 降雨資料：QPESUMS觀測降雨量及 QPESUMS_QPF預報降雨量
- 資料內容：1小時累積降雨量(降雨強度 mm/hr)

問題：

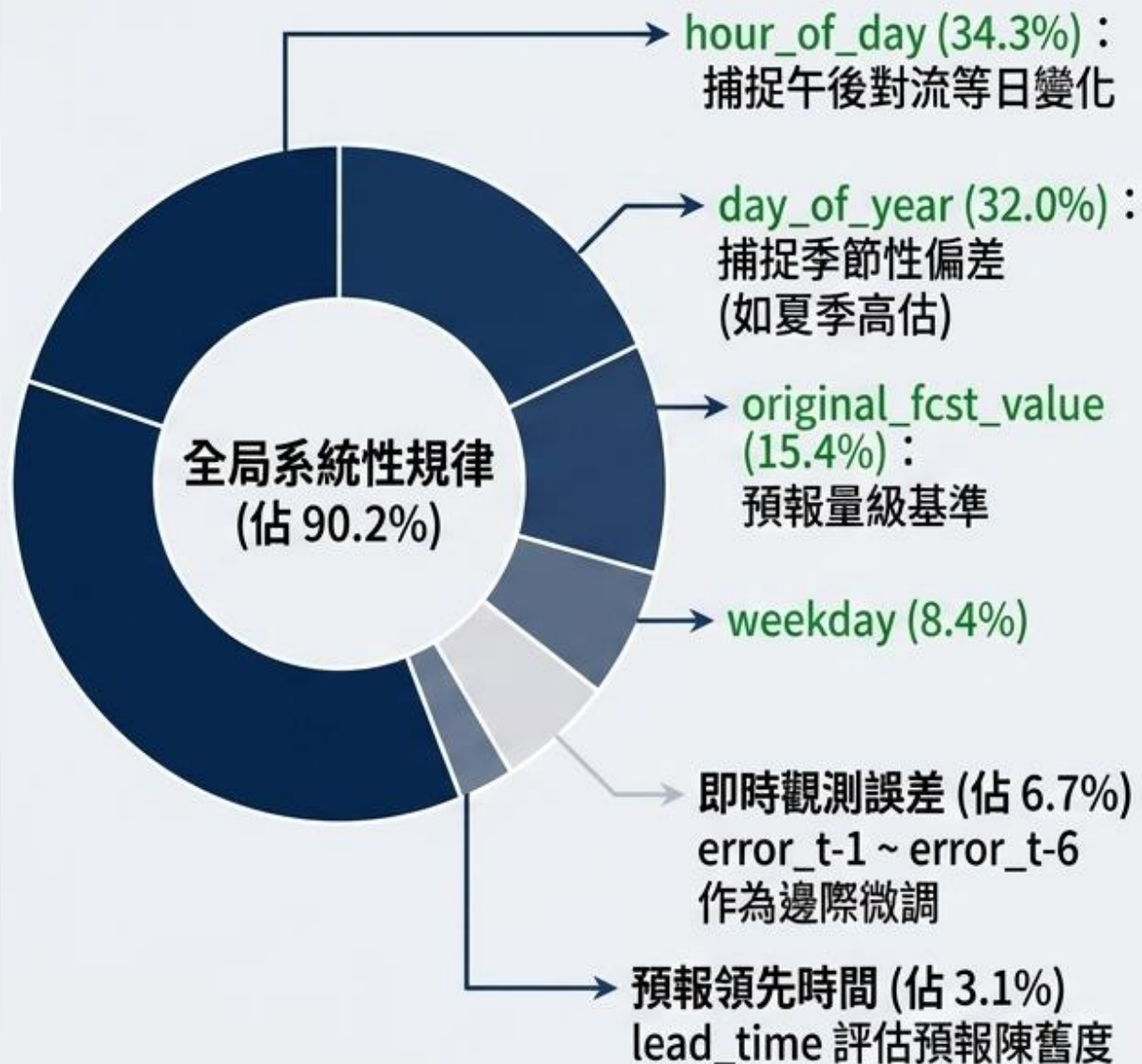
- 全年度資料極度不平衡(無降雨資料占80%，有降雨資料占20%)

解決方式：

為避免模型傾向全面預測0，來換取整體高分
加上降雨權重，來優化訓練不平衡問題
(無降雨權重維持1.0、有雨權重放大(約2倍))
逼迫模型認真學習，並重視真正下雨時的偏差



模型學習與修正邏輯



學習到的氣候規律：

- 模型高度依賴全局規律
- 抓出「夏季+傍晚(16:00-19:00)」
- 極易高估(2.0~2.7mm)
- 遇到此氣候偏差規律時，模型將下修

修正邏輯：

1. 先看這筆預報發生在什麼季節、什麼時段、原本報了多少
2. 依此做主要的系統性下修 / 上修
3. 再用量級與領先時間做微調
4. 最後才用前1~6小時的即時誤差做小幅修正

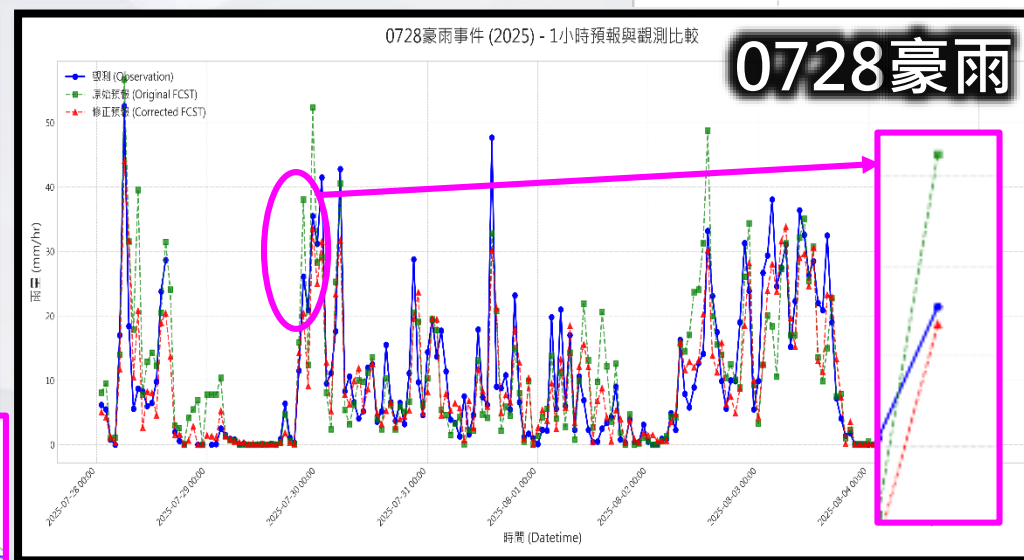
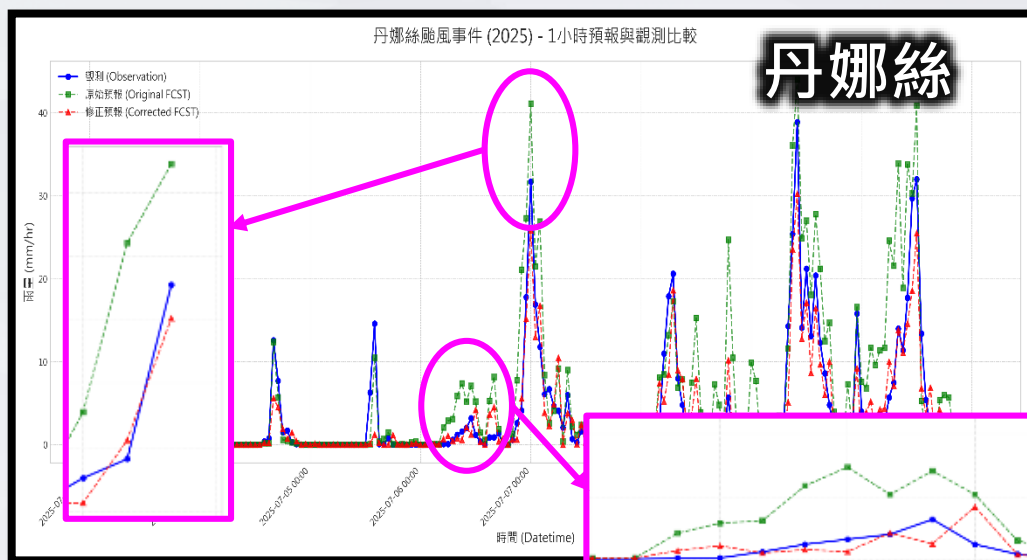
03 研究結果

以2025年事件回測(樣本資料內回測)

訓練集為2025年全年度歷史數據，採相同樣本資料進行回測，以瞭解模型學習能力

預報降雨之未來第1小時預報比較結果

● 觀測 (Observation)
■ 原始預報 (Original FCST)
▲ 修正預報 (Corrected FCST)



- 多次於原始預報出現極高值(40~50 mm)時，模型能下修至接近觀測值
- 降雨間歇期間，原始預報隨機跳動5~10mm，模型亦有效修正
- 修正預報與觀測重合度較高，顯示修正後預報顯著優於原始預報
- 此模型較可貼近真實降雨趨勢，面對突發降雨時，預報降雨修正趨勢應比原始預報更具參考性

以2025年事件回測(樣本資料內回測)

評估指標

平均絕對誤差 (MAE)

評估預報與觀測的誤差值

愈接近0代表結果愈好，可以反映預測的準確度

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |OBS_i - FCST_i|}{n}$$

均方根誤差 (RMSE)

評估預報與觀測的誤差值

愈接近0代表結果愈好，可以反映預測的準確度

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (OBS_i - FCST_i)^2}{n}}$$

效率係數 (CE)

評估預報與觀測趨勢相近程度及量值差異

範圍介於 $-\infty \sim 1$ ，越接近1表示趨勢吻合且量值接近

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (OBS_i - FCST_i)^2}{\sum_{i=1}^n (OBS_i - \overline{OBS})^2}$$

以2025年事件回測(樣本資料內回測)

— ■ — 原始預報 MAE

2025 丹娜絲颱風 (樣本內)

MAE(平均絕對誤差)
大幅下降52.5%

RMSE(均方根誤差)
大幅下降55.7%

CE (效率係數)：提升至 0.8014

2025 0728 豪雨 (樣本內)

MAE(平均絕對誤差)
大幅下降62.7%

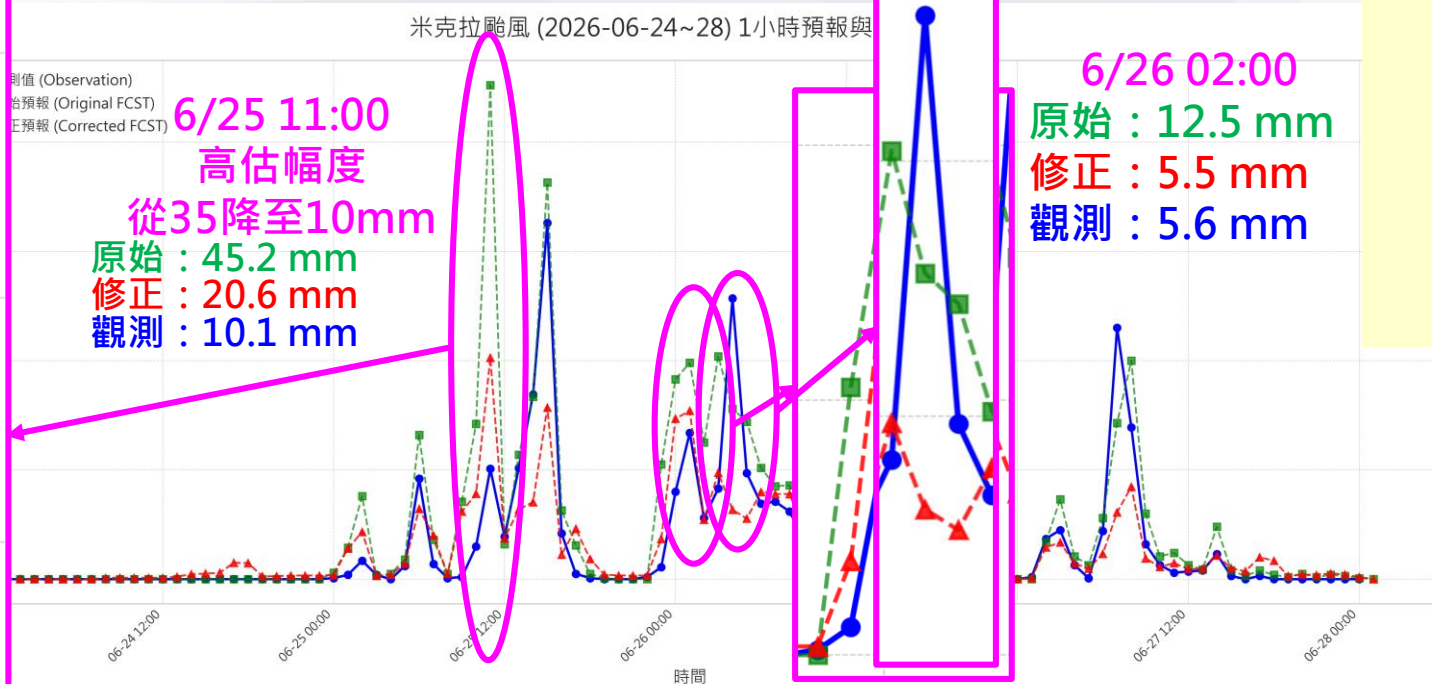
RMSE(均方根誤差)
大幅下降64.8%

CE (效率係數)：提升至 0.8671

平均絕對誤差下降52~62%，且效率係數提升至0.8以上
模型具高度擬合能力

以2026年米克拉事件驗證

預報降雨之未來第1小時預報比較結果



■ 原始預報高估時，模型能下修至較接近觀測值

■ 修正過度保守(低估)，可能原因：

- 訓練資料失衡(沒見過大場面)
- 模型追求保險(怕錯太慘)
- 即時特徵落後(跟不上暴衝)

註：南化水庫集水區只要降下1 mm的雨，表示有10.8 萬噸的水量進到水庫，相當於43座國際標準游泳池的水量

降雨偏估幅度影響情形

高估35 mm→10 mm

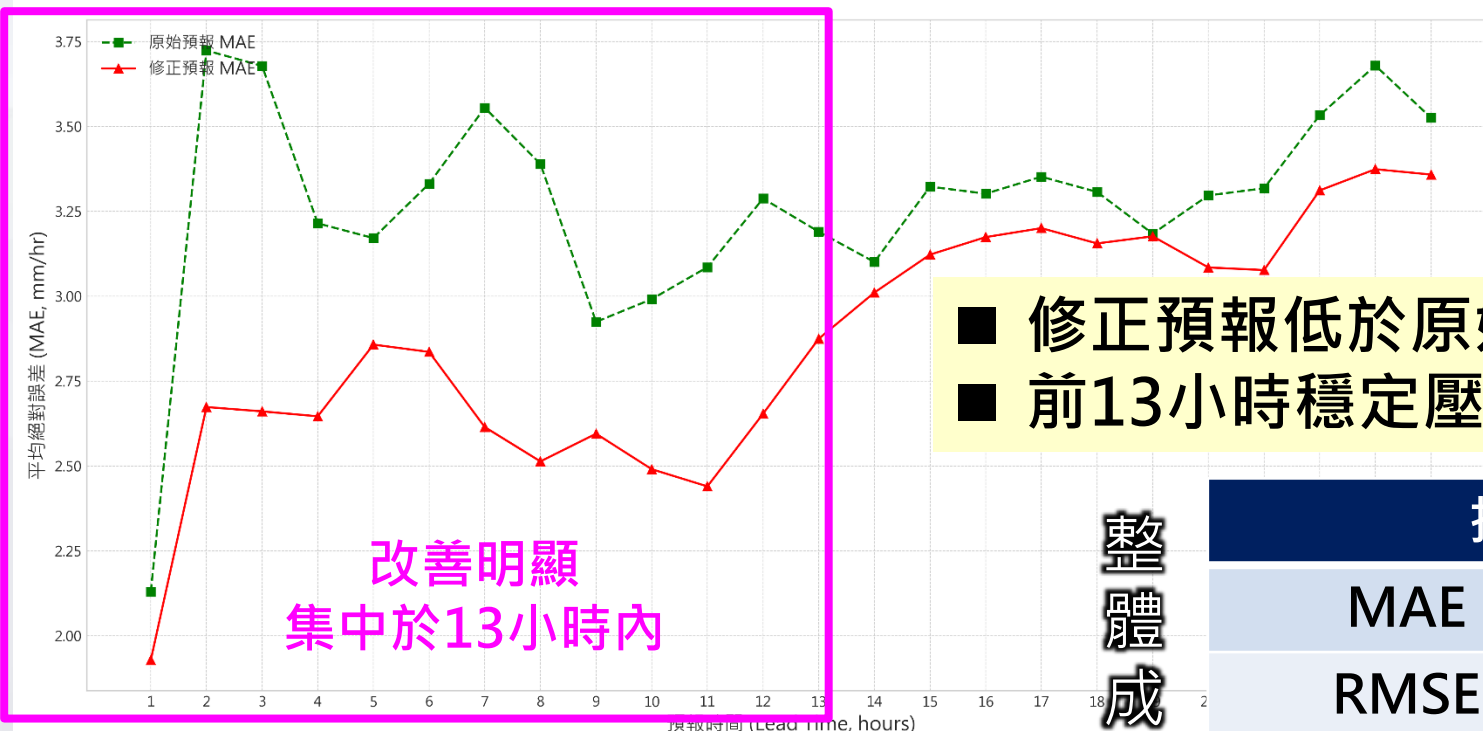
378 萬噸 → 108 萬噸

相差了270萬噸的水量

以2026年米克拉事件驗證

逐時平均絕對誤差(MAE)

米克拉颱風事件 (2026) - MAE by Lead Time



—■— 原始預報 MAE
—▲— 修正預報 MAE

- 修正預報低於原始預報，未來第1小時MAE最小
- 前13小時穩定壓低誤差，模型對短時降雨最有幫助

整體成效

指標	改善
MAE (mm/hr)	降低 14.6%
RMSE (mm/hr)	降低 12.6%
CE 效率係數	由負轉正

修正模型在短時效(1~13小時)能降低誤差
模型具備超越平均基線的預測能力(CE 由負轉正)

04 結論與建議

結論

1

方法可行性驗證

本研究建構之LightGBM混合模型
透過融合12項特徵
可成功修正原始預報降雨

經樣本外之2026年米克拉颱風驗證
效率係數CE由負轉正
且誤差指標降低
顯示模型具備投入實戰的應用價值

2

在地化修正的優勢

- 模型能學習特定集水區之特徵
- 「夏季+傍晚」特定時間段的系統性高估偏差，自動下修極端高值
 - 平滑無降雨期間的隨機虛報跳動

修正後預報更貼近觀測值

模型可提升降雨預報的區域適用性
提供防洪運轉決策參考

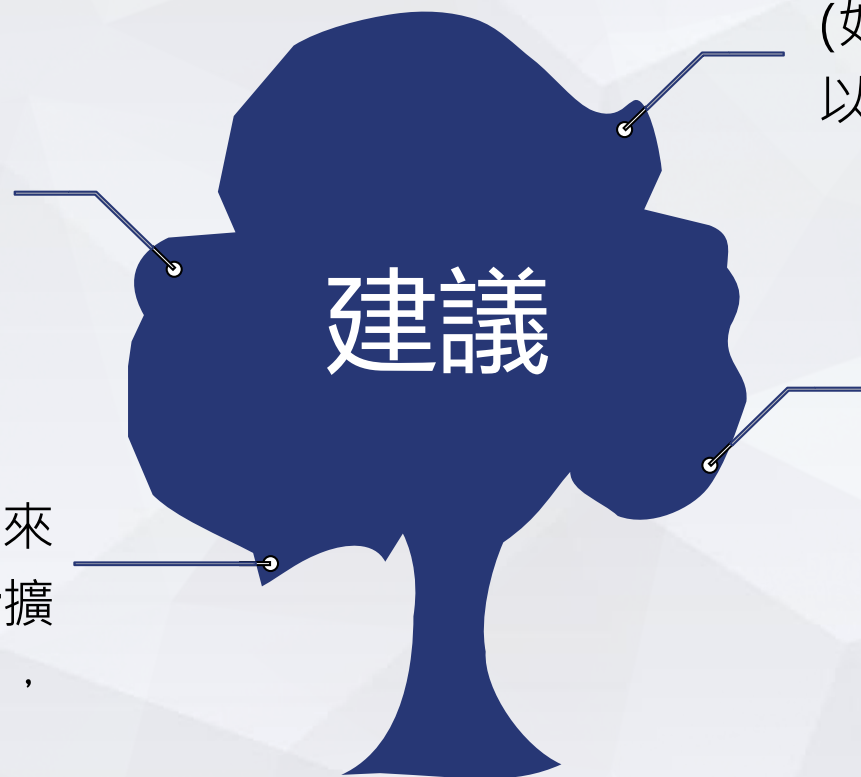
針對未來維運與技術精進，提出以下建議：

建立定期重訓機制

隨著氣候變遷與預報產品(QPF)持續精進，建議建立半年至一年的定期重新訓練機制，讓AI穩健學習最新的氣候與誤差規律

優化即時誤差權重

目前模型由全局特徵主導，未來可透過即時誤差回看時間(如6hr擴至12hr)或微調訓練權重等方式，提升模型即時暴雨的敏銳度



物理特徵融合

未來建議可評估引入其他氣象資訊(如數值模式等)，擴充特徵維度，以提升對降雨的捕捉精度

強化極端大雨校正機制

針對大雨峰值易被壓低問題，建議導入非對稱/分位數回歸與大雨分級校正；防汛極端事件設定保留原始預報上限機制，避免漏報風險

誌 謝

- 本研究參考台灣自來水公司第六區管理處計畫：
 - 112-113年南化水庫運轉決策支援及泥沙運移監測
 - 112-113年南化水庫運轉決策支援及泥沙運移監測(第1次後續擴充)
- 感謝中央氣象署提供：
 - 原始預報降雨產品
- 感謝經濟部水利署提供
 - 均一化處理之網格降雨資料處理技術
- 特別感謝台灣自來水公司第六區管理處對於預報降雨修正分析的重視與支持，使本研究得以順利完成

簡報結束
敬請指教