



大數據、AI 與 IoT 防災設備於 城市淹水預報之應用

張麗秋／淡江大學水資源及環境工程學系 教授、淡江大學水環境資訊研究中心 主任

王藝峰／經濟部水利署 副署長

黃克禮／淡江大學水資源及環境工程學系 博士生

古澆瑜／力水科技股份有限公司 總經理

張斐章／國立臺灣大學生物環境系統工程學系 特聘教授

全球化 4.0 的核心為國家之間的數位和虛擬系統的互相連通以及理念和服務的流通。第四次工業革命最佳代表領先的技術為人工智慧、自駕車、物聯網等技術，並將在未來數十年內影響許多產業；因此，面對大洪水時代的來臨，以智慧型防災科技減少水患災害風險，達到水資源環境永續發展之目的。本研究發展 AI 即時城市淹水預報系統，依據淹水具有時空分布特性，結合自組特徵映射網路 (SOM) 與回饋式非線性自迴歸外因輸入模式 (RNARX) 模式，並以二維淹水模擬資料作為模式建置之虛擬大數據，再結合物聯網 (IoT) 設備現地資料學習實際淹水情形，AI 可持續學習與立即修正，提升淹水預報準確性。本系統對電腦資源需求低，在接收即時資料後，可於數秒內產出未來 1 至 3 小時淹水預報圖、輸出 KMZ 與 JSON 檔案，並展示於 Google Map。未來實現局部地區淹水資料之大數據時，以 AI 技術具有處理大數據、結合多元資料之特性，可整合與淹水情勢相關各種不同物聯網資訊，可提供即時定點預報。

The core of Globalization 4.0 is the interconnection of digital and virtual systems between countries and the circulation of ideas and services. The best representative technologies of the fourth industrial revolution are Artificial Intelligence (AI), self-driving cars and Internet of Things (IoT), and will affect many industries in the next few decades. To face the flood era, AI technologies would reduce the risk of flood disasters to achieve the sustainable development of water resources and environment.

Based on the characteristics of spatio-temporal distribution of the regional flood inundation, this study has developed the AI city flood forecasting systems that consists of the self-organizing mapping network (SOM) and the recurrent nonlinear autoregressive with exogenous inputs (RNARX) model. First, flood simulation data is used as virtual big data for model construction, then, the proposed systems can continuously learn from the real-time data through the Internet of Things (IoT) devices to improve the accuracy of flood forecasting. This system has the low hardware requirements. After receiving real-time data, it can produce the next 1 to 3 hours flood forecast maps, KMZ and JSON files within a few second. Users can browse the forecasting flood inundation information on the Google Maps. In the future, when achieving big data of flooding data in local areas, the AI technologies have the capabilities of analyzing big data and integrating multiple data. It can integrate various kinds of Internet of things information related to flooding situation and provide real-time flood forecasting of the specific location.

前言

根據聯合國亞太經濟暨社會委員會 (ESCAP) 於 2019 年「Disaster Riskscape Across Asia-Pacific: Pathways for Resilience, Inclusion and Empowerment」指

出，亞太地區長年遭受洪水、颱風、海嘯與乾旱等影響，未來天然災害的破壞潛力將更強大，希望各國能對氣候變遷做出因應辦法，防災能力可透過科技的快速進歩中提升，呼籲透過新興技術如大數據 (Big Data) 和

數位身份 (Digital Identities) 使得全亞太國家可以使用人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 和大數據技術迅速發展可靠的預警系統。

在氣候變遷衝擊下，除了颱風伴隨之總雨量經常破紀錄外，近年來受到熱帶低氣壓或對流雲系發展影響，短延時強降雨事件頻傳造成嚴重的災情；2018年8月23日嘉義、台南、高雄等多縣市受到熱帶性低氣壓影響，多處發生集中降雨且單日累積雨量超過500毫米，造成較長時間的淹水；2019年7月22日臺北市發生午後雷陣雨，大安區的時雨量破紀錄，通報淹水面積達36,290平方公尺，且淹水深高40公分。面對大洪水事件頻發，水利署現階段正推動智慧水管理產業發展計畫，建置以物聯網為骨幹之智慧防汛網，於前端廣布感測設施，取得大量即時傳輸資料，後端應有智慧化服務、大數據分析進行加值應用，以強化防災體系之應變措施及淹水預警機制。

本研究目的在發展具有持續學習與精進能力之即時智慧城市淹水預報系統，目前無論國內外皆缺乏局部區域或點淹水歷程之大數據蒐集、對局部地區淹水歷程之掌握度不高之現況下，以二維淹水數值模式（如SOBEK）所產生各種情境之淹水歷程，作為虛擬之淹水大數據（Virtual Flood Inundation Big Data），提供人工智慧（AI）與機器學習建置模式之基礎，再結合物聯網（Internet of Things, IoT）設備（如雨量站、河川水位計、路面淹水感測器等）之現地即時資料，AI可持續學習與立即修正，提高預報之準確率，對於現今與未來發展智慧防災有其必要性。由於AI在預

報階段快速運算之特性，可於數秒內完成城市區域之淹水預報，在防災整備與應變期間提供最快速預報結果，以做為決策參考資訊。

人工智慧整合物聯網 (IoT) 應用淹水預報之技術

人工智慧應用已廣泛於新時代生活中，智慧防洪新世紀具備了結合大數據與運用人工智慧技術分析之能力；圖1說明科技的演進對水利防洪科技之影響，2005年11月17日世界資訊峰會上，國際電信聯盟發布了《ITU網際網路報告2005：IoT》，其中指出「物聯網」(Internet of Things, IoT) 時代的來臨 (International Telecommunication Union, 2005)；2012年《紐約時報》的一篇專欄文章「The Age of Big Data」正式宣告大數據時代的來臨 (Lohr, 2012)；2016年世界經濟論壇將人工智慧視為第四次工業革命的核心 (World Economic Forum, 2016)；政府因應世界潮流與趨勢變化，在2016年11月行政院通過了「數位國家・創新經濟發展方案」，促成「前瞻基礎建設計畫」規劃與執行，其中「數位建設」的部分將於4年內投入431億元特別預算，這使得水資源與氣象領域上各種低成本感測設備被大量開發與佈設 (行政院, 2019)；2017年經濟部水利署積極推動以人工智慧技術整合物聯網進行智慧水資源管理，尤其重視城市淹水預報與管理；以AI技術具有處理大數據、結合多元資料之特性，可整合與淹水情勢相關各種不同物聯網資訊，未來實現局部地區淹水資料之大數據時，可提供即時定點預報。

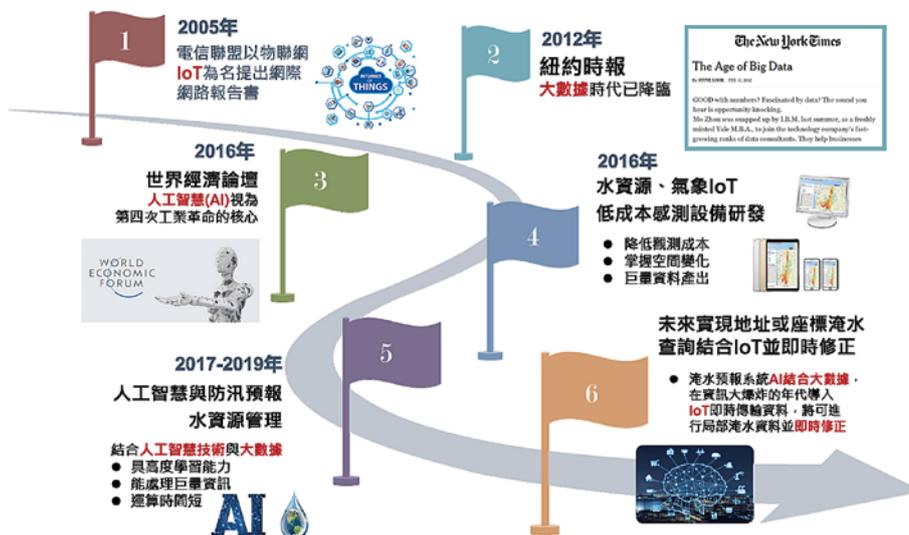


圖 1 邁向智慧防洪新世紀

因降雨具有時空分布之特性，造成區域淹水具有空間分布與時間序列之特性如圖 2 所示，故所提出之 AI 淹水預報系為結合具有可分析空間變化與時間序列之模式，包括可分析空間分布變化與拓樸關係之模式 – 自組特徵映射網路 (Self-Organizing Map, SOM) 模式，進行研究區域淹水空間分布分類；以及具有分析時間序列之預報模式 – 回饋式非線性自迴歸外因輸入模式 (Recurrent Nonlinear Autoregressive with exogenous inputs, RNARX)，預報區域之平均淹水深歷程。

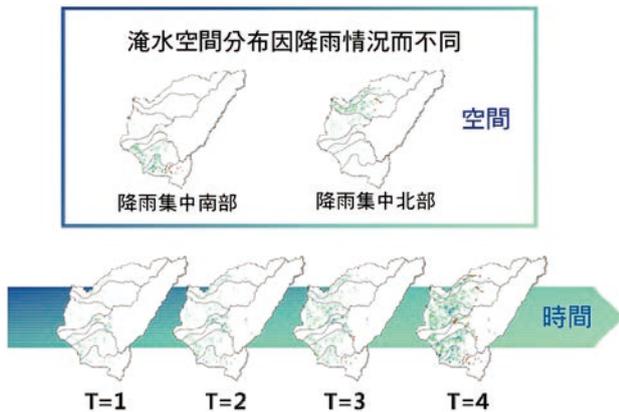


圖 2 淹水空間與時間分布特性示意圖

自組特徵映射網路 (SOM 模式)

SOM 為類神經網路方法的一種，其演算法主要以特徵映射方式將任意維度的輸入向量映射至較低維度的特徵映射圖 (拓樸層)，依據輸入向量與神經元之相似度彼此競爭，距離最近者為優勝神經元可獲得調整連結權重的機會，SOM 的神經元間具有鄰近關係的特性，故當優勝神經元被調整時，其鄰近神經元也會進行連結權重的調整，最後拓樸層的神經元會依輸入向量的「特徵」以有意義的「拓樸結構 (topology structure)」表現在其權重值上，也可稱為拓樸圖 (topology)，架構圖如圖 3 所示；拓樸圖中之單一神經元可看出不同淹水程度之淹水空間分布情況，鄰近神經元可看出淹水在空間上的發展趨勢，即從未淹水、漫淹至退水，在空間上將可以得知何處開始漫淹；SOM 淹水空間分布拓樸圖即是模擬淹水事件各場次、各時刻之巨量淹水圖之壓縮圖，且因其聚類特性具有鄰近關係，最適合應用於分析淹水空間發展情況。

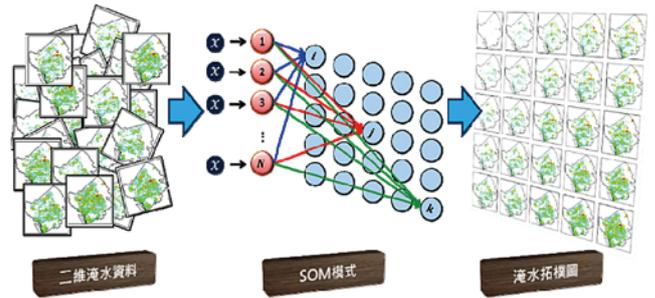


圖 3 自組特徵映射網路架構圖

整合物聯網 RNARX 即時修正模式

RNARX 模式為監督式動態類神經網路於訓練過程中架構可進行動態式調整，具有處理非線性時序性資料之能力，相當適合結合即時觀測資料，本身有回饋機制對於時序性之資料較能夠有效掌握，可將具有時間因子之資料以遞迴之方式表現於網路架構中，其網路架構之優點學習速度快、網路具穩定性、可塑性與執行時間短。

透過 RNARX 建構平均淹水深之預測模式，其架構請參閱圖 4 所示，其輸出值為預測平均淹水深，輸入因子使用即時雨量資料、感測器資料與上一時刻之輸出項 (回饋項) 作為該模式之輸入因子。淹水歷程中，當時刻淹水深度對於下時刻之淹水深具有相當之影響性，但當前實際平均淹水深度並無法即時取得，因此藉由 RNARX 模式之回饋項，將模式前一刻所預測之平均淹水深回饋於輸入層，作為其中輸入因子，使得該模式更能有效且精確預測出下時刻之平均淹水深；因此，AI 模式可在即時淹水感測資料回傳，即時修正誤差，掌握實際淹水情況，有效地提高淹水預報結果之準確性。

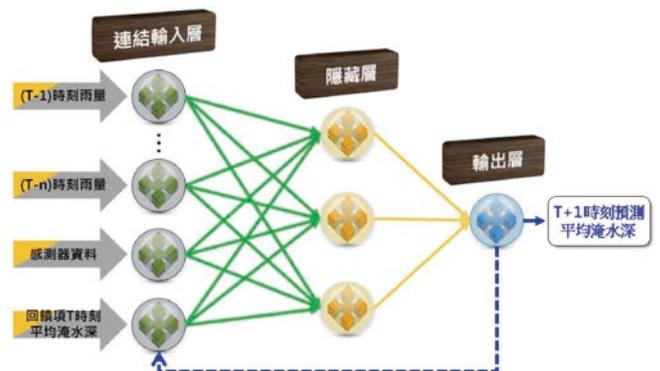


圖 4 結合物聯網 RNARX 架構示意圖

建置城市淹水預報系統之預報流程架構圖如圖 5 所示，蒐集研究區域之二維淹水模式模擬各情境之淹水歷程資料，分別建置 SOM 模式之淹水空間分布分類與 RNARX 之平均淹水深時間序列預報模式；透過整合 SOM 模式與 RNARX 模式，以機器學習訓練模式並調整其網路架構以模擬該區域淹水之變化關係，進而建置具有時序性與空間變化之自動化即時智慧城市淹水預報模式，以進行未來 1~3 小時全區域之淹水預報。

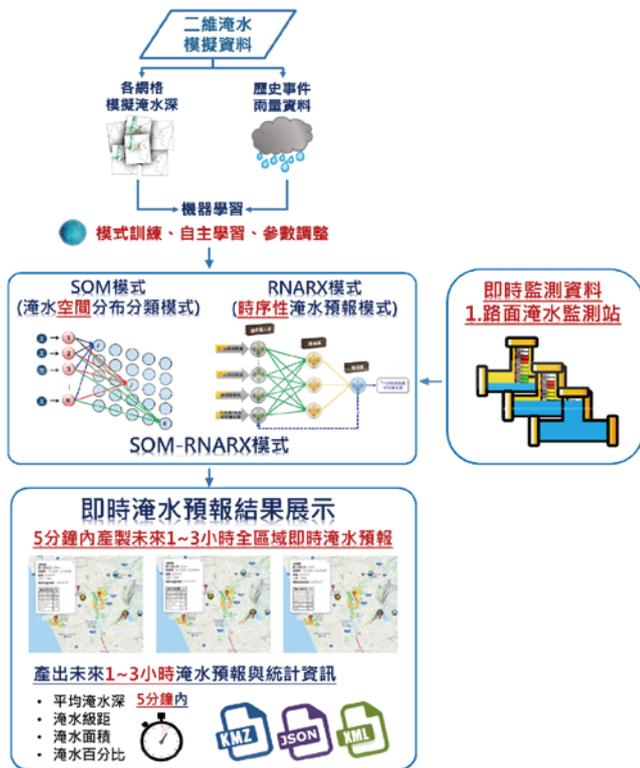


圖 5 AI 淹水預報系統建置流程圖

建置全年運轉常駐型城市淹水預報系統

AI 技術應用於常駐型淹水預報系統具有平行計算、運算速度快等優點，即可於接收資料後數秒內即產出未來 1~3 小時即時淹水預報圖，並進行相關統計分析及檔案輸出，提供決策者於豪雨事件來臨前預先進行災前整備與移動抽水機布署之參考建議，將運算預報淹水大量數據透過視覺化呈現易於快速提供淹水警戒。全年運轉自動預報流程如圖 6 所示，當系統執行時，自動依序啟動或偵測各項作業，以即時雨量資料更新頻率作為定時更新頻率，如遇雨量站或淹水感測資料無法即時線上回傳，系統維護人員可轉換為手動輸入或匯入資料方式取代；使用者可隨時透過網際網路瀏覽淹水預報結果。

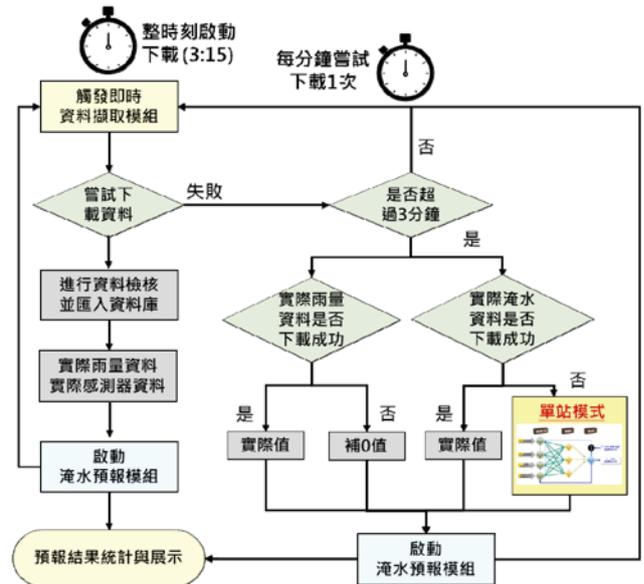


圖 6 AI 模式與 IoT 現地資料整合之自動化線上即時淹水預報流程圖

AI 淹水預報系統展示介面平台，以 Google Map 為目前社會大眾使用普及率最高的電子地圖，可精確掌握研究區域地理與地形關係，搭配本預報系統所預報之淹水相關資料，並配合不同行政區層級如區 / 鄉、村里等層級，以表格顯示較詳細的各行政層級之淹水統計資料，圖 7 為 2018 年臺南市發生較嚴重淹水之 0823 豪雨事件即時淹水預報展示介面，本 AI 模式以 18 點預測未來 3 小時 21 點說明，淹水通報資料共有 30 個行政區淹水，於這 30 個行政區內 AI 亦有預報 29 個區，AI 淹水預報模式命中率為 97%；亦提供 KMZ、JSON 與預報淹水圖檔與其他介面交接，有利未來以淹水預報結果檔做後續加值應用。

AI 淹水預報系統優勢

人工智慧具有平行計算、運算速度快等特性，且因使用終端設備進行邊際運算，加快資料處理與傳送的速度，減少網路所造成的延遲，故本系統對記憶體、CPU 資源需求少，因此可 24 小時常駐於電腦背景執行，透過淹水空間分布分類模式 (SOM 模式) 與淹水時序預測模式 (RNARX 模式)，即可於接收資料後數秒內即產出未來 1~3 小時即時淹水預報圖，並進行相關統計分析及檔案輸出。此外，本系統具有非常大的彈性，在交接物聯網時，當發生測站的異動時如增設或刪減雨量站或淹水感測器等，僅需要微調輸入參



圖 7 2018 年 0823 豪雨事件 AI 淹水預報系統展示介面

參考來源：2017、2018,「智慧即時動態區域淹水預報系統開發與應用(1/2)(2/2)」計畫

數，人工智慧模式即可持續學習，不需要重新建置另一個全新的模式。

以臺南市淹水預報系統為例，臺南市 8 個集水區的淹水模擬資料網格大小為 40 公尺 × 40 公尺，共 1,378,508 個網格，預報淹水點總網格數為 450,907；圖 8 顯示本人工智慧淹水預報系統能於 2 秒內對臺南市全市產生未來 1~3 小時淹水預報結果。

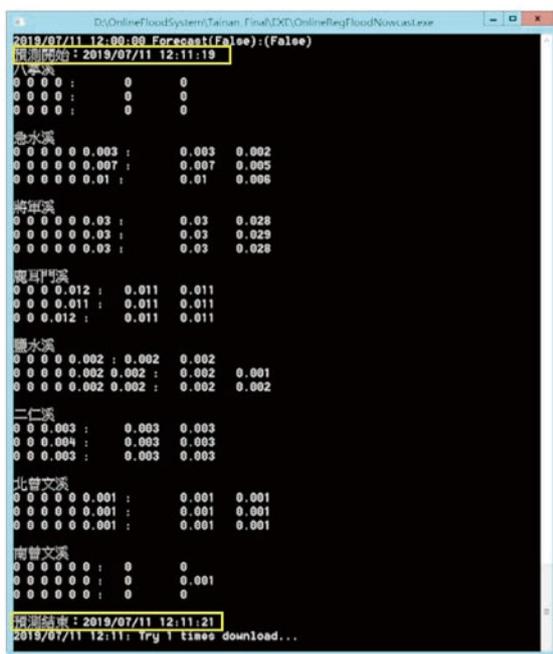


圖 8 本系統對臺南市 8 個集水區產生淹水預報

實務應用成效

未整合物聯網 (IoT) 資料淹水預報成效

2018 年 8 月 23 日 0823 豪雨事件熱帶性低氣壓挾帶龐大雨量登陸於屏東，降下致災性大雨，造成南臺灣淹水災情嚴重，彙整水利署、EMIC（消防署）與 CHT（中華電信）之 0823 豪雨淹水通報事件請參閱表 1 所示，透過此場淹水災害事件通報事件與預報結果進行驗證，臺南市與高雄市驗證結果參閱表 2 與圖 9 所示；臺南市以 8 月 23 日下午 21 時通報高峰時段進行驗證根據接獲通報淹水的行政區共為 30 區，未通報淹水的行政區共有 7 區；AI 預報有淹水的行政區共為 33 區，未預報淹水的行政區共為 4 區；於 30 個通報淹水行政區內 AI 預報 29 區，即 $29/30 = 97\%$ ，臺南市 AI 淹水預報模式命中率為 97%；高雄市以 8 月 23 日下午 20 點為通報高峰，以本系統預報 16 個行政區進行比對，當時刻接獲通報淹水共為 11 區，未通報淹水的行政區共有 5 區；AI 預報有淹水的行政區共為 12 區，未預報淹水的行政區共為 4 區；11 個行政區有淹水通報資料 AI 預報 9 區，即 $9/11 = 82\%$ ，高雄市 AI 淹水預報系統命中率為 82%；臺南市與高雄市 AI 淹水預報展示圖請參閱圖 10 所示。

表 1 0823 豪雨事件通報資料彙整表

| 縣市 | 災情來源 | | 通報行政區數 | 詳細資訊 |
|-----|------|-----|--------|---------------------|
| | EMIC | CHT | | |
| 臺南市 | 675 | 0 | 33 | 經統計結果顯示淹水長達 37 小時以上 |
| 高雄市 | 297 | 2 | 31 | 道路、地下道及民宅積淹水情況非常嚴重 |

表 2 AI 預報與通報資料比對結果表

| 縣市 | AI 預報 | 淹水 | 無淹水 |
|-----|-------|----|-----|
| | 通報 | | |
| 臺南市 | 淹水 | 29 | 1 |
| | 無淹水 | 4 | 3 |
| 高雄市 | 淹水 | 9 | 2 |
| | 無淹水 | 3 | 2 |

資料來源：EMIC、CHT 淹水通報資料

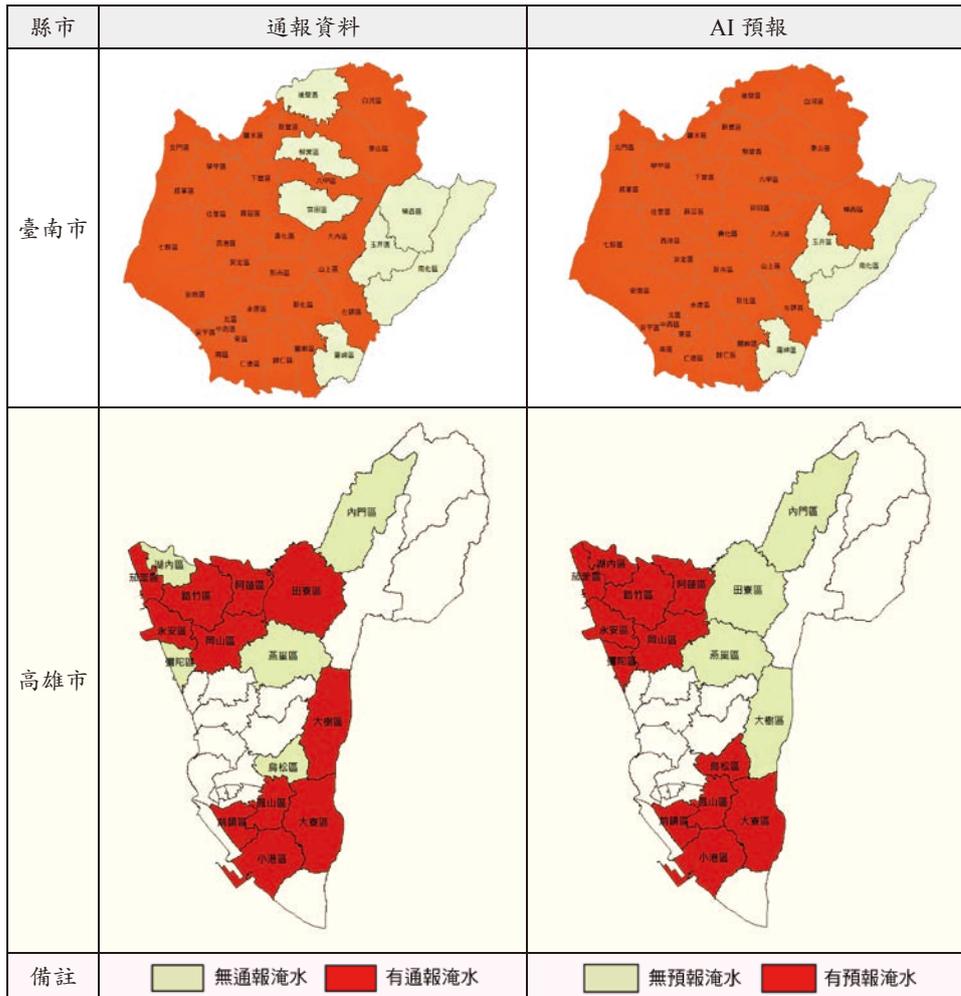


圖 9 0823 豪雨事件臺南與高雄市通報與 AI 預報位置圖

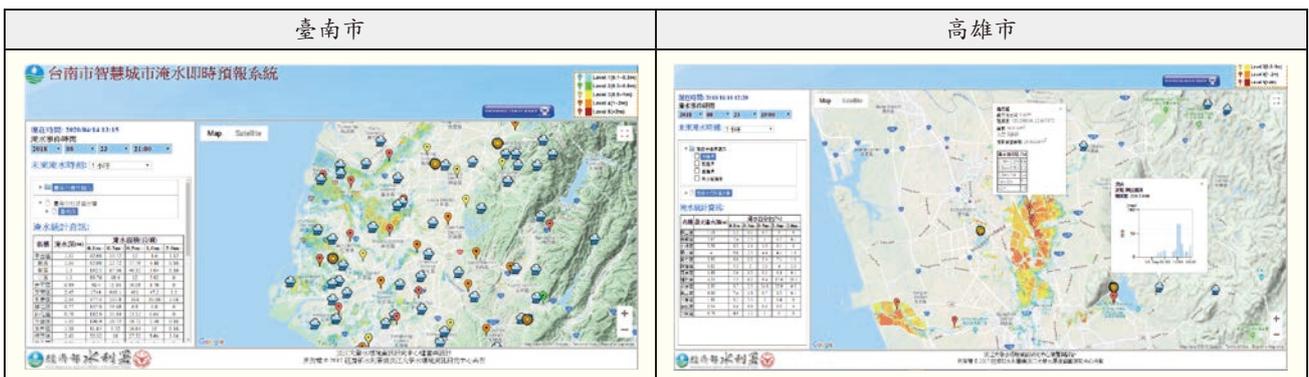


圖 10 0823 豪雨事件臺南與高雄市系統展示圖

整合物聯網 (IoT) 資料淹水預報成效

淹水感測器建置最多的臺南市進行淹水預報，臺南市淹水感測器分布較密集集水區坐落於淹水情形較嚴重地區二仁溪集水區其感測器 25 處，自 2018 年感測器建置完成，觀測資料於 2019 年 1 月上傳水資源物聯網平台，故挑選 2019 年發生 0813 豪雨為觀測到最多淹水數值之淹水事件進行驗證，驗證過程分為兩個部分 (1) 以淹水模擬資料作為感測器數據進行模式修正；(2) 以 2019 年 0813 豪雨實際事件感測器數據進行模式修正。

1. 以模擬資料作為感測器數據進行模式修正：

感測器數值作為 RNARX 修正模式之輸入因子，無感測器與加入感測器後模式修正結果如表 3 所示，誤差數值正數代表模式新增感測器後模式有改善，反之，負值代表無改善並且代表對於模式提高準確度較無成效，二仁溪預測 T + 1 至 T + 3 時距時皆為正值，即代表感測器能有效地提高模式預測之準確度。模式修正效果以模擬事件 15 與 16 為例如圖 11 所示，二仁溪 (T + 1) 模式修正前後之平均淹水歷程圖，能發現加入感測器資料修正後，預測數值有著明顯地修正效果，整體預測平均淹水深度有下降趨勢，因此新增感測器數值大多皆可有效改善 RNARX 模式之預測結果，對於後續淹水預報將更能提高預測精確度。

2. 以 2019 年 0813 豪雨實際事件感測器數據進行模式修正：

表 3 二仁溪 RNARX 模式有無感測器訓練結果比較

| 無感測器 | RMSE | | | R ² | | |
|-------|---------|-------|-------|-------------------|------|------|
| | 訓練 | 驗證 | 測試 | 訓練 | 驗證 | 測試 |
| T + 1 | 0.019 | 0.023 | 0.007 | 0.89 | 0.9 | 0.95 |
| T + 2 | 0.026 | 0.024 | 0.013 | 0.8 | 0.71 | 0.84 |
| T + 3 | 0.026 | 0.024 | 0.013 | 0.8 | 0.71 | 0.84 |
| 有感測器 | RMSE | | | R ² | | |
| | 訓練 | 驗證 | 測試 | 訓練 | 驗證 | 測試 |
| T + 1 | 0.011 | 0.007 | 0.005 | 0.97 | 0.97 | 0.98 |
| T + 2 | 0.011 | 0.007 | 0.005 | 0.97 | 0.96 | 0.98 |
| T + 3 | 0.01 | 0.007 | 0.005 | 0.97 | 0.97 | 0.98 |
| 誤差 | RMSE 差距 | | | R ² 差距 | | |
| | 訓練 | 驗證 | 測試 | 訓練 | 驗證 | 測試 |
| T + 1 | 0.008 | 0.016 | 0.002 | 0.08 | 0.07 | 0.03 |
| T + 2 | 0.015 | 0.017 | 0.008 | 0.17 | 0.25 | 0.14 |
| T + 3 | 0.016 | 0.017 | 0.008 | 0.17 | 0.26 | 0.14 |

單點模式將以感測器 18 進行分析與討論單點修正模式之穩定性是否足夠感測器 18 單點修正 T + 1 模式結果如圖 12 所示為有感測器修正、無感測器與實際情況之淹水深歷程，發現該感測器修正後預測結果與原始無感測器結果相比其修正效果相當良好，修正後結果與實際情況相比 RMSE 為 0.057，R² 則高達 0.93，因此代表單點修正模式於資料量足夠之情況下，修正效果相當良好亦能夠準確且有效反應出該點實際淹水情況；透過單點修正模式之高準確性作為未來平均模式修正模式之輸入因子，將更可提升平均修正模式之準確性，比較圖 13 對於平均淹水深度高估情況大為改善，未來持續增加實際數據作為模式持續修正學習對象，預期其改善效果將會愈來愈顯著。

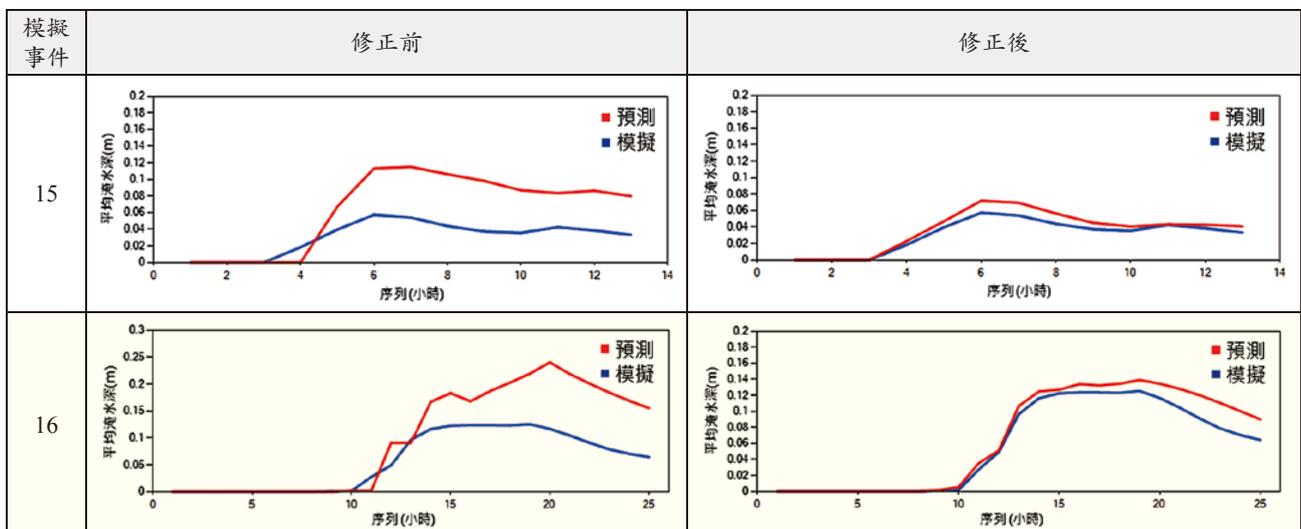


圖 11 二仁溪模擬事件 15、16 (T + 1) 模式修正前後歷程圖

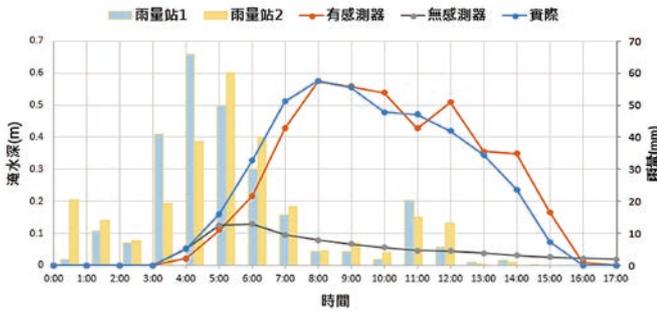


圖 12 感測器 18 單點模式 (T+1) 修正比較圖

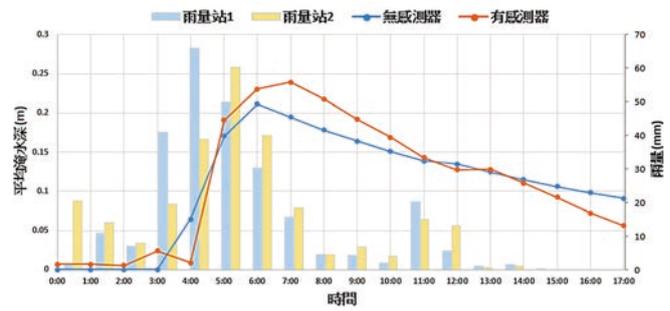


圖 13 二仁溪有無感測器平均淹水模式 (T+1) 比較圖

未來發展與前景

2019 年世界經濟論壇主題是「全球化 4.0：打造第四次工業革命時代的全球結構」，過往的全球化是因為貿易壁壘的消失而發展，全球化 4.0 的核心為國家之間的數位和虛擬系統的互相連通以及理念和服務的流通。第四次工業革命最佳代表領先的技術為人工智慧、自駕車、物聯網等技術，並將在未來數十年內影響許多產業；因此，面對大洪水時代的來臨，以智慧型防災科技減少水患災害風險達到水資源環境永續發展之目的。

在防災應變上，多元即時資料對於災害預判與救災行動決策提供重要資訊，IoT 設備提供現地即時資料，就如有了千里眼與順風耳，若有 AI 即時分析大數據，即可精確地預判災害的情勢、協助與加速防災單位進行正確的決策。不論是在地震、海嘯、林火等自然災害，各國都在積極將 AI 導入防災應變作業中。

本研究所提出之 AI 淹水預報系統可在下載觀測降雨與預報降雨資料後，於數秒產生淹水預報結果。在颱風豪雨來臨前，本系統可根據各種可能的天氣預報情境快速產生各種淹水模擬預報結果供水災兵棋推演之規劃；如颱風在登陸前之預報路徑可能有偏北部、偏中部或偏南部三種情形，即可套疊不同路徑或歷史颱風所造成之降雨情況，快速產生不同路徑之淹水預報結果。

中央政府與各縣市政府正積極發展水情資訊公開分享平台，未來可加值的功能有數項，在災害發生前，根據不同情境下 (1) 縣市政府現有的移動抽水機可應對災害的程度；(2) 自動查詢鄰近縣市的移動抽水機數量，並建議調配抽水機之策略；(3) 分析並建議水門關閉的時機；(4) 建議抽水站的操作策略等。在災害發生後，(1) 可快速彙整淹水發生位置，加快現場調查之效率；

(2) 從淹水發生位置與淹水分布檢討與改善排水工程設施；(3) 檢討 IoT 感測器之設置位置分布情形，對淹水空間分布掌握情況，以及是否有助於 AI 模式學習。

參考文獻

1. Chang, L.C., Amin, I.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 doi.org/10.3390/w10091283
2. Chang, L.C., Chang, F.J., Yang, S.N., Kao, I.F., Ku, Y.Y., Kuo, C.L., and Amin, I.M.Z.M. (2019), Building an intelligent Hydroinformatics Integration platform for a regional flood inundation warning systems. *Water*, 11(1): 9 doi.org/10.3390/w11010009
3. 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.
4. Chang L.C., Shen H.Y., Wang Y.F., Huang J.Y., and Lin Y.T. (2010), Clustering-Based Hybrid Inundation Model for Forecasting Flood Inundation Depths. *Journal of Hydrology* 385: 257-268.
5. International Telecommunication Union (2005), ITU Internet Report 2005: The Internet of Things.
6. Lohr, S. (2012). The age of big data. *New York Times*, 11 (2012).
7. Shen, H.Y. and Chang, L.C. (2013), Online multistep-ahead inundation depth forecasts by recurrent NARX networks. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(3), 935-945.
8. World Economic Forum (2016), Global Agenda: World Economic Forum Annual Meeting 2016.
9. 行政院 (2019), 「前瞻基礎建設計畫—數位建設」, <https://www.ey.gov.tw/Page/5A8A0CB5B41DA11E/22f19306-5c3b-4c0a-9a89-2e8e2dfdb648>.
10. 張斐章、張麗秋 (2010), 「類神經網路導論 - 原理與應用」, 滄海書局。
11. 經濟部水利署 (2017、2018), 「智慧即時動態區域淹水預報系統開發與應用 (1/2) (2/2)」。
12. 經濟部水利署 (2019), 「人工智慧技術結合淹水即時觀測資料在都會區淹水預報研究」。