



人工智慧在都市淹水預測之應用與展望

汪立本 / 國立臺灣大學土木工程學系 助理教授

Susana Ochoa Rodriguez / Rain++ Ltd. 資深水文氣象學家

Yuting Chen / 倫敦帝國理工大學土木與環境工程學系 博士研究員

Christian Onof / 倫敦帝國理工大學土木與環境工程學系 副教授

本文分享歐盟計畫 FloodCitiSense 於過去幾年，應用人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 相關技術以輔助都市淹水預測、預警 (urban flood forecasting and warning) 模型之發展。計畫執行期間，探索多種類型數據驅動 (data-driven) 淹水預測模式，從單純預測某場暴雨是否為致災暴雨事件，到近一步結合都市淹水水理模式以預測淹水的空間分布。本文將詳細說明其中二種模型。第一種為純粹資料驅動模型，僅使用歷史降雨資料及實際收集到的淹水報告，藉由學習過去致災暴雨事件之統計特徵，預測該暴雨是否可能造成淹水，再進一步預測可能的淹水空間分布。第二種為氣候類比 (analogue) 模型，該模型主要由歷史致災暴雨事件相關之大氣參數及雷達降雨影像驅動，藉由分析、分類暴雨事件大氣參數之相似性，以及雷達降雨影像之特徵，建立出致災暴雨類比模型，並結合都市淹水水理模式預先產出之空間淹水模擬地圖 (flood maps)，即時估算都市淹水機率之空間分佈圖。此計畫證明應用人工智慧於都市淹水預測之可行性，然而也發現僅依靠歷史淹水報告，在時間及空間上，無法提供完整及連續之淹水分布，造成模式訓練之困難；此外，隨著都市基礎建設發展，歷史淹水報告亦無法正確地反映現況。此缺點可以藉由傳統都市淹水水理模型之模擬結果改善。

In this article, we would like to share the main findings of an EU-funded research project, named FloodCitiSense, in developing data-driven urban flood forecasting and warning system. A range of data-driven approaches were explored throughout the project period; two of them were found to be feasible for the future operation and are further explained here. The first one is a purely data-driven model. It aims at predicting urban flooding relying merely on historical rainfall data, flood registry records and some hydraulic features of a given city. The result suggests that this model can well predict if a given storm may lead to flooding, but it could not further predict the spatial distribution of a flood. The second model is an analog model. This model characterises the features of the underlying atmospheric variables and rainfall patterns of historical flood-inducing events. By checking similar features of the current weather condition and rainfall data, this model can determine if there are similar flooding events in the history, and based upon them, flood and flood probability maps can be produced. The result suggests the analog model can predict spatial distribution of a flood with a more than 70% accuracy, which shows a great potential to be used operationally.

前言

歐洲、英國都市淹水模擬與預測之發展

英國及歐洲國家過去比較重視因河川溢堤所造成之都市 (外水) 淹水事件 (fluvial flooding)；然而，

近十多年來急遽之氣候變遷影響，短時間、高強度降雨所造成之都市 (內水) 淹水事件 (pluvial flooding) 的發生頻率逐年增加。英國在 2007 年夏天全國發生嚴重淹水事件，其損失、動員救援人數是第二次世界大

戰以來最大規模的一次，經濟損失達到 32 億英鎊（根據當時匯率，此金額超過 1,600 億台幣），而最重要的是，其中超過三分之二的損失來自於都市內水淹水事件^[1]。當時英國及多數歐洲國家，對於這類型由暴雨引起的都市淹水事件相當不熟悉，因此開始投入相當多研究及建設資源，來應對這種新型態的淹水模式。例如，英國因為 2007 年夏天的淹水損失，於 2009 四月，由英國氣象局（the Met Office, UKMO）及環境局（Environment Agency, EA）合力開設了國家級的淹水預測中心（Flood Forecast Centre, FFC），專責於建立中央和地方政府洪水管理、決策及訊息溝通之機制。此外，英國及歐盟也陸續支持了一系列的都市淹水研究計畫，希望藉由新科技、服務型態，幫助減少因為都市淹水造成的損失，並且加強一般民眾對於都市淹水的知識及警覺性（awareness）。其中幾個重點計畫包括：

1. Flood Risk Management Research Consortium Phase 2 (FRMRC2: 2008-2012)

此為英國國家級計畫，結合國內頂尖大學、研究及政府單位，引入新技術，共同開發更準確的都市淹水模擬工具。該計畫期間除了傳統的雨量站資料，也首次探索利用氣象雷達資料輔助都市淹水預測之可能性，結果顯示氣象雷達雖然能提供時間、空間上較為連續之降雨資訊，其準確度還不足以提供可靠之淹水預測^[2]。

2. Decentralised Integrated Analysis and Enhancement of Awareness through Collaborative Modelling and Management of Flood Risk (DIANE-CM: 2009-2011)

此歐盟計畫（ERA-NET CRUE programme）承襲 FRMRC2 的技術成果，結合互動式的 web-based 系統，建立地方政府官員及一般民眾的溝通管道，藉由工作坊（workshops）的方式，提高地方政府官員及一般民眾都市防災的相關知識及警覺性^[3]。

3. Advanced Observation and Rainfall Prediction for Urban Pluvial Flood Management (RainGain: 2011-2015)

此歐盟計畫（Interreg IVB NW Europe programme）延續 FRMRC2 的技術成果，引入最新的氣象雷達科技，並開發出多項雷達降雨估算、預測技術、工具，提高都市淹水模擬、預測之準確度及延長預測的延時（forecast lead time）。此外，此計畫也延續 DIANE-CM 的方式，辦理多次工作坊，分享、說明

最新開發之雷達資料處理、都市淹水預測技術給業界及政府單位，確保這些技術可以被實際使用^[4]。

4. Early Warning Service for Urban Pluvial Floods for and by Citizens and City Authorities (FloodCitiSense: 2017-2020)

此歐盟計畫（JPI Urban Europe）延續 RainGain 之技術成果，近一步探索利用數據驅動輔助都市淹水預測之可行性。此外，引入 urban living lab 的概念，將都市打造成科技試驗場所，藉由工作坊的形式，與一般民眾、地方政府官員共同開發（co-create）、設計都市淹水預測、預警服務，並實作手機 app，提供即時淹水預警及回報功能^[5]。

從這些計畫的發展脈絡，我們可以看出來，過去幾年無論是降雨觀測資料或是都市淹水水理模擬技術，其品質及處理技術都有了長足進步，搭配越來越高解析度之數值高程模型（Digital Elevation Model, DEM）及土地使用觀測資料（Land use），技術上已經可以提供可靠的淹水空間分布模擬。然而，高解析度資料也大幅提升了計算複雜度，需要相當長之計算時間，目前在實務上還無法在短時間完成模擬、即時提供高解析度之淹水預測。隨著人工智慧技術的快速發展，近年來越來越多的研究計畫（例如以上 FloodCitiSense）選擇探索應用人工智慧相關技術來建立以數據驅動之都市淹水模型，期望可以在實際運作上提供快速、即時之淹水預測及預警服務^[6]。

歐盟計畫 FloodCitiSense 簡介

FloodCitiSense 是由歐盟 Horizon 2020 的 JPI Urban Europe programme 所資助之計畫（計畫架構可參考圖 1），其主要目標是規劃並實作都市淹水預測及預警之服務（Early warning service, EWS），並且在三個歐洲城市（比利時的布魯塞爾、荷蘭的鹿特丹及英國的伯明罕）建立 urban living labs，與當地居民、地方政府官員共同設計、規劃 EWS 工具（例如，手機 app 服務）。此外，為了提高一般民眾之參與意願，該計畫也提供當地居民，可以在家後院簡易安裝之降雨感測器，及即時資料傳輸模組，讓居民可以隨時透過計畫 app 掌握當地的即時降雨狀況。

此計畫在三個城市分別依照不同需求、應用範圍，以及實際運作時能即時獲得的資訊，建立不同複雜度之

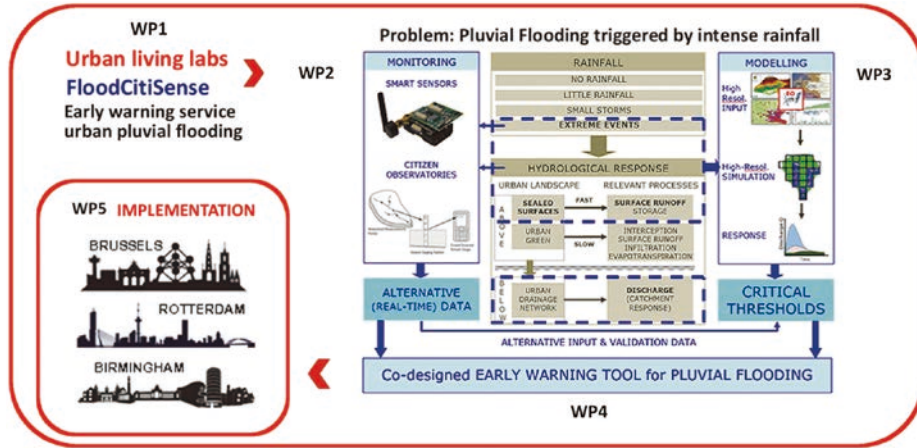


圖 1 FloodCitiSense 計畫架構

數據驅動淹水預警模型。其中荷蘭鹿特丹之模型，因為僅需提供某場暴雨事件是否造成城市發生淹水之預測，所以模型複雜度較低。該模型主要利用過去十年之歷史降雨資料及居民實際回報淹水之紀錄，以決策樹 (decision tree) 之架構 (參見圖 2 (左))，根據暴雨事件在不同延時的降雨強度，估算出造成都市淹水之機率 [7]。比利時布魯塞爾淹水模型之建立，則是利用過去二十年之歷史降雨及水位量測資料，以機器學習模型建立降雨及水位資料之關係，利用以預測城市特定位置之即時水位，藉此提供這些位置之淹水預警資訊；經過測試十種不同機器學習模型，以 Random Forest 技術建立的模式可以提供最好的預測結果 (參見圖 2 (右))。英國伯明罕之淹水模型則最為複雜，因為其目標為建立可以提供整個城市淹水空間分布之預警系統，計劃期間共開發出兩種空間淹水模式；第一種為純粹數據驅動淹水模型，主要利用歷史降雨資料及實際收集的淹水報告

(flood registry reports)，以及都市環境之水利特徵，經由機器學習來建立空間淹水預測模型。第二種則是氣候類比模型，假設致災暴雨事件之大氣環境、降雨特徵有很大的機率會重現，即時淹水預測時，會在事先訓練好的致災氣候環境、降雨特徵及都市淹水模擬資料庫，找出最類似的多場歷史事件，以估算出淹水機率之空間分布，作為淹水預警之依據。本文將利用下兩章節近一步說明英國伯明罕的兩個淹水模型。

純粹數據驅動淹水預警模型

模型架構、方法

此模型採用二階段 (2-stage) 架構 (參見圖 3)：第一階段主是分析降雨資料之特徵，以預測是否為致災暴雨事件；若判斷是致災事件，第二階段則是近一步預測淹水之空間分布。

(a) Classification tree using rainfall intensities of nine temporal resolutions

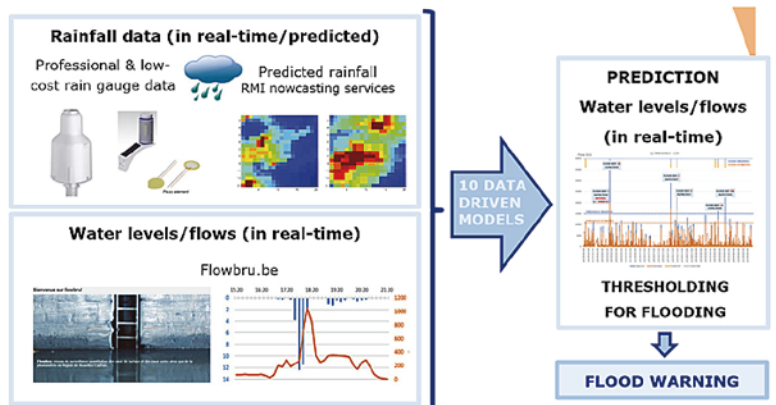
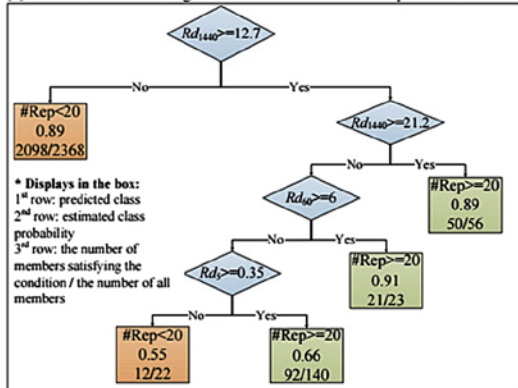


圖 2 荷蘭鹿特丹的決策數淹水預測模型 (左) 及比利時布魯塞爾的水位預測模型 (右)。

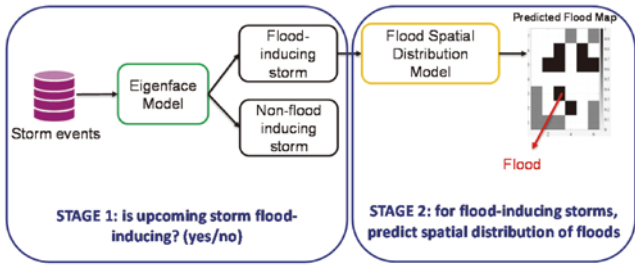


圖 3 純粹數據驅動淹水預警模型之二階段架構

第一階段在實作上採用 Eigenface 技術（參見圖 4），Eigenface 廣泛地應用在人臉辨識之技術，利用 PCA（Principle Component Analysis）擷取人臉之主要特徵並加以儲存。應用於降雨資料時，會先分析致災暴雨事件之雷達降雨影像，產生降雨之統計特性圖，做 Eigenface 計算時，這些特性圖就被當作人臉分析，近一步擷取事件之特徵，並建立致災降雨特徵資料庫。實際運作時，會即時擷取降雨之特定統計特性，與致災降雨特徵資料庫內容作比較，判斷是否為致災暴雨事件。這階段測試了 23 種不同降雨統計特性之組合，以確認最重要的降雨統計特性（參見圖 8）。

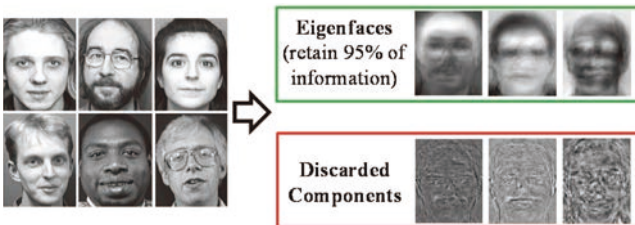


圖 4 Eigenface 方法示意圖

第二階段利用機器學習，建立降雨及都市環境之水利特徵（例如，地表高程、不透水層面積）與實際收集到的淹水報告之關聯性。這階段測試了多種機器學習模型，包括 Logistic Regression (LR)、Neural Network (NN) 以及 6 種不同 kernel 的 Support Vector Machine (SVM) 模型。

資料處理

本模型第一階段是用氣象雷達降雨影像作為主要輸入值，計算前會先由雷達影像推導出降雨之統計特性（參見圖 5、圖 8），包括暴雨事件之累積降雨（mm）、5 分鐘及一小時最大降雨（mm/h）、最大之回歸期距（year）及最大回歸期距對應之延時（min）。模型之第二階段，除了以上降雨統計特性外，也加入都市環境之水理特性參數（參見圖 6），包括地理位置高程（m）、經過河流的大小順序（Strahler order）、下水道網路之設計容量，以及不透水層之面積大小（m²）。淹水之空間分布則是依靠實際收集到的淹水報告，經後處理所產生之空間淹水地圖（參見圖 7）。

結果分析

模型第一階段的測試結果顯示（參見圖 9），Eigenface 模式的準確率大約為 70%，而大部分的降雨統計特性組合之準確度很類似，最佳的組合為累積降雨及一小時最大降雨之組合，其準確度達 72%。此外，可以發現最大回歸期距對應之延時為最不适合之統計特性，

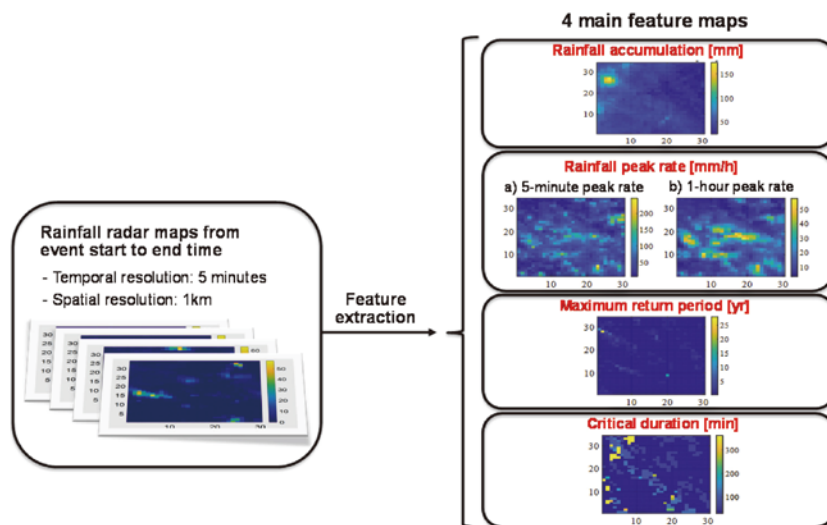


圖 5 純粹數據驅動模型第一階段，利用雷達降雨擷取、產生暴雨事件之統計特性空間分布圖。

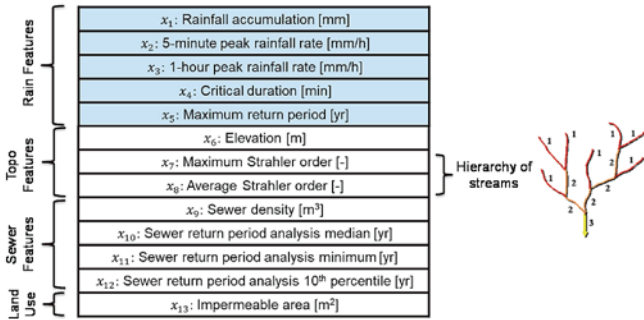


圖 6 純粹數據驅動模型第二階段所使用之降雨及都市環境水利特性參數。

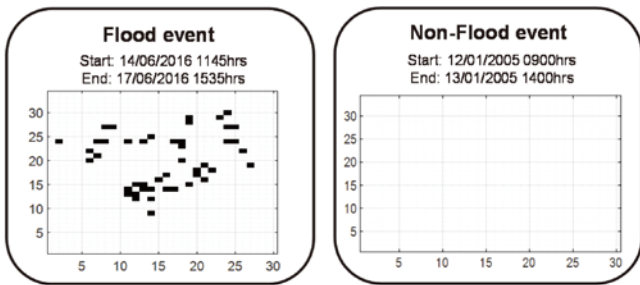


圖 7 根據實際收集之淹水報告，後處理產生之淹水空間分布圖。

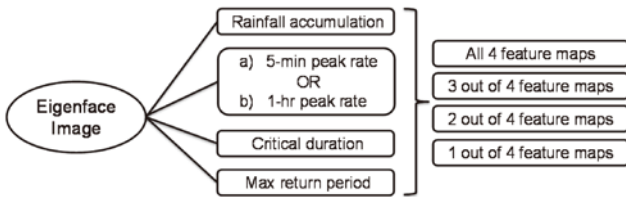


圖 8 降雨統計特性組合

使用此參數之模型，其準確度明顯低於其他特性組合。

模型第二階段之測試結果顯示，機器學習模型大多無法提供好的空間淹水預測，準確最佳的機器學習模型為 LR，其準確度大約為 50%。而分析個別降雨或是水利特徵對於空間淹水分布之鑑別度（參見圖 10），可以發現沒有任何一個特徵可以很好地分離出淹水和不淹水的狀態（藍線跟紅線混在一起，沒有明顯分離）。這代表純粹數據驅動模型可能不是最適合的淹水預測模式。另外，根據圖 11（左），可以發現當淹水範圍空間較大時，LR（及其他模型）通常都有較好的表現，然而當淹水空間範圍小的時候（參見圖 11（右）），LR 則會產生與實際收集到的淹水報告南轅北側之結果。不過當我們與實際降雨分佈做比對時，可以發現 LR 模式的預測結果似乎比較合理，因此也不能排除淹水報告有誤或是資料不全之可能。事實上，淹水報告是在淹水事件後，經由問卷及專家走訪的方式

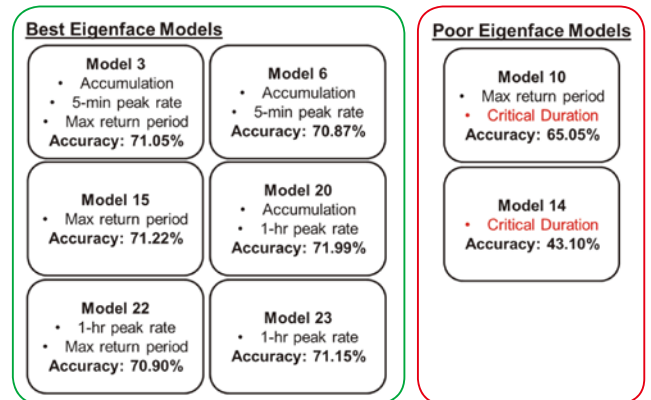


圖 9 利用 Eigenface 判斷是否為致災暴雨事件之結果分析、比較。

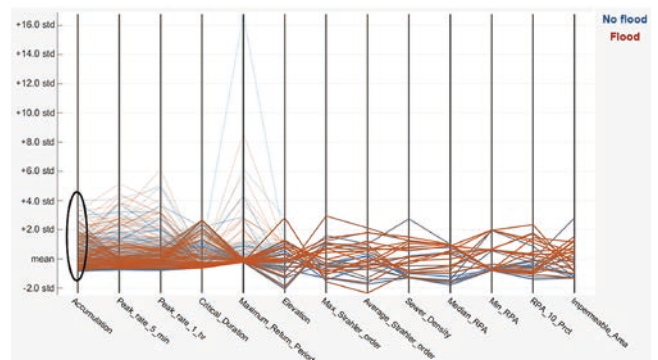


圖 10 降雨及都市環境水利特性對於空間淹水判斷能力之分析

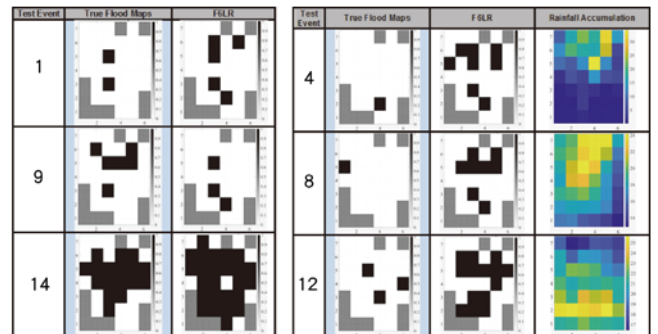


圖 11 Logistic Regression 模型成功預測出淹水事件 1、9 及 14 之空間分布（左）；但是於淹水事件 4、8 及 12 預測出與實際淹水事件相當不同之空間分布（右）。

所產生，其空間完整性不佳，有可能會低估或錯估實際淹水範圍。此缺點可以透過改用都市淹水水理模式所模擬出的淹水範圍，作為機器學習訓練之目標。初步測試結果顯示（參見圖 12），機器學習模型比較容易學習水理模式所產出之淹水空間分佈，主要是因為其空間分布通常較為連續、淹水範圍較大。此外，淹水報告僅能反映收集資料當下的淹水的狀況，無法隨著都市基礎建設之發展、動態地反映淹水現況，此缺點也是可以藉由使用都市淹水水理模式來反映現況。

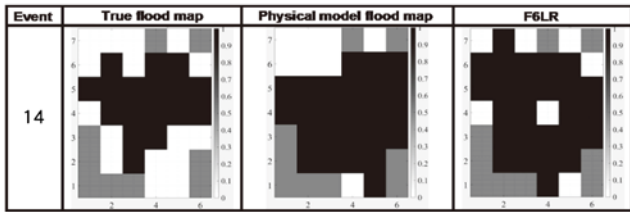


圖 12 分別根據實際收集淹水報告（左）、都市淹水水理模式（中）及 Logistic Regression 預測模式產出之空間淹水分佈圖。

氣候類比都市淹水預警模型

模型架構、方法

此模型發想於大氣領域常用之氣候類比技術（weather analog），其假設為類似的大氣環境會導致類似之區域降雨特性^[8]。然而，因為都市地理範圍較小，與大氣參數之觀測尺度差距太大，單純依靠大氣參數之相似性，不足以正確地反映小區域的真實降雨狀態，因此此模型進一步引入區域降雨類比模式，建立一兩層式類比短延時降雨預測模型^[9]（參見圖 13）。第一層模式是分析該區域之重要大氣參數，然後根據歷史淹水報告及淹水水理模式之模擬結果，建立致災暴雨事件之氣候特徵資料庫。第二層模式則是利用 PCA

及 kNN 技術，將歷史雷達降雨影響分類，建立致災暴雨事件之降雨特徵資料庫。此外，此淹水預警模型還包含預先利用都市淹水水理模式產出之都市淹水空間分佈圖，可以藉由套疊這些淹水分佈圖，即時預測淹水或是淹水機率空間分佈圖。

實際運作時，此模式會首先與致災暴雨事件之氣候特徵資料庫做比對，找出歷史上 120 個類似現在氣候條件之時間點；然後，至降雨特徵資料庫找出這 120 時間點之降雨特徵，並且與即時雷達降雨影像之特徵做比較，進一步找出最類似的 12 個時間點。最後，藉由套疊這十二個時間點對應的致災事件之淹水空間分佈圖，可以即時預測淹水及淹水機率之空間分佈圖。

資料處理

此模型使用之大氣參數包括近地面風向（U- and V-components of wind, m/s）、相對溼度（Relative humidity, %）、重力位高度（Geopotential height, m^2/s^2 ）、露點溫度（2 metre dew point temperature, k）以及平均海平面氣壓（Mean sea level pressure, Pa）。考量數據長度、品質，氣候特徵資料庫使用 ECMWF（European Centre for Medium-Range Weather Forecasts）之 ERA5（ECMWF Reanalysis

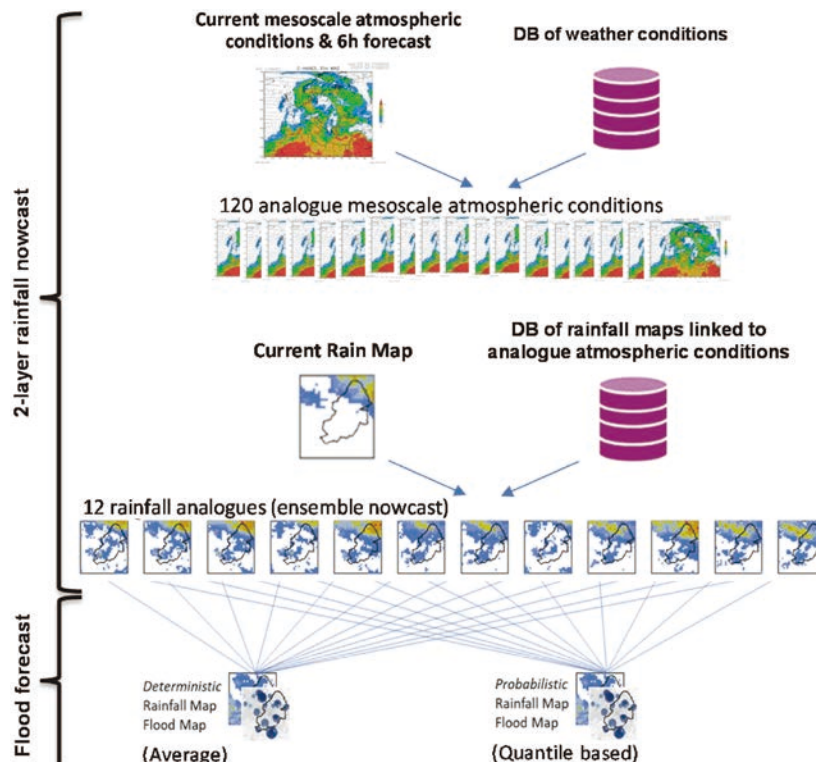


圖 13 氣候類比都市淹水預警模型之架構。此架構結合二層式短延時降雨預測模式，以及預先利用都市淹水水理模式產出之都市淹水空間分佈圖，即時產生淹水及淹水機率空間分佈圖^[9]。

version 5) [10] 資料。ECMWF 之數值氣候模式為目前全世界最佳之模式，ERA5 資料集提供自 1979 年至今每一個小時、0.25° 之氣候模式資料。即時運作時，考量資料來源之近即時 (near real-time, NRT) 可及性，此模型則是採用美國國家氣象局之 GFS (Global Forecast System) 之預報資料。第二層之降雨特徵資料庫則是使用英國氣象局 (UKMO) 之氣象雷達降雨產品，該產品自 2004 年起，提供全英國每 5 分鐘、1 km² 之降雨資料。

都市淹水空間分佈圖則是由 2019 年初重新率定之都市淹水水理模式所產生，使用的水利模擬軟體為 InfoWorks ICM (參見圖 14 (左))。為了得到真實的模擬結果，採用了先進之雷達 - 雨量站降雨資料融合技術 [11,12]，以提供最好品質之降雨資訊，並重建自 2005 至 2017 共 157 場致災暴雨事件，而所產生之淹水空間分佈圖則當作參考，用來評估氣候類比都市淹水預警模型之預測能力。

結果分析

相較於純粹數據驅動模型，氣候類比都市淹水預警模型展現出較佳之淹水空間分佈預測能力。無論是圖 14 中預測的淹水空間分佈圖或是圖 15 中預測之淹水機率空間分佈圖，都和淹水水理模型的模結果有相當高之一致性。此外，利用交互驗證 157 場致災事件的方式 (cross validation) (參見圖 16)，可以得到此模型的平均預測準確度可以達到 70% 以上，相較於純粹數據驅動模型有大幅之進步。

結語

隨著氣候變遷，極端降雨事件的發生頻率逐年上升，都市淹水所造成之損失也在世界各地許多國家不斷地擴大。英國及歐洲在過去十多年投入相當多研究及基礎建設，希望能降低都市淹水所造成之損失。觀察過去幾年英國及歐洲主要相關的研究計畫，可以發

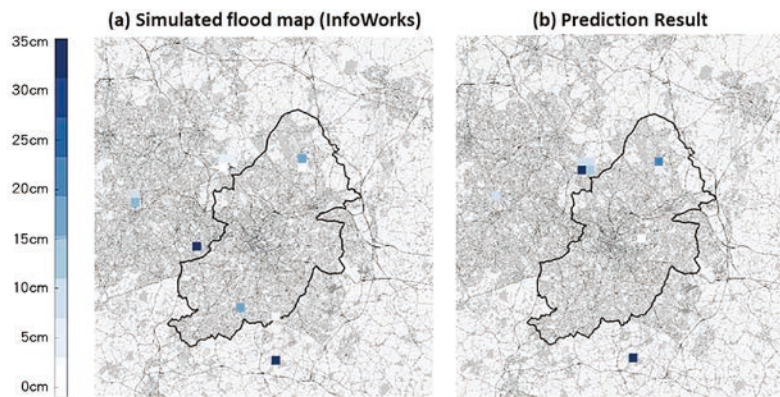


圖 14 都市淹水水理模式 (左) 及氣候類比都市淹水預警模型 (右) 所產生之淹水空間分佈圖

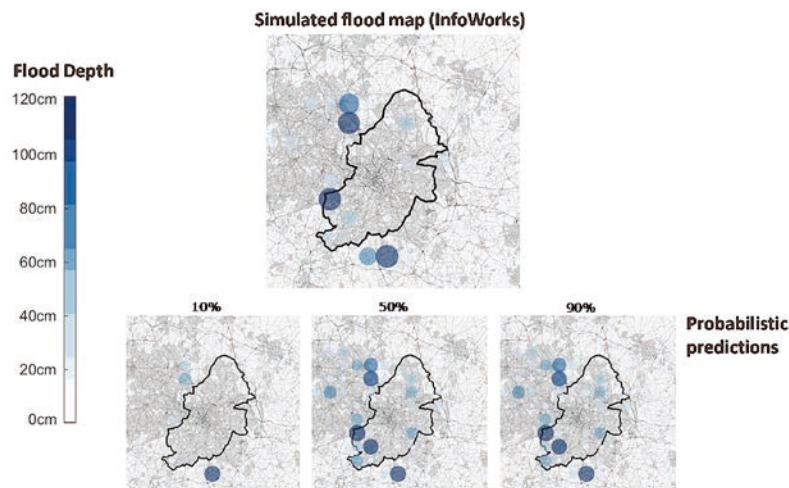


圖 15 都市淹水水理模式 (上) 所產生之淹水空間分佈圖，及氣候類比都市淹水預警模型 (下) 所產生之淹水機率空間分佈圖

		True conditions			
Predicted conditions	True Positive: 28.6% (14.3%–42.9%) Areas are correctly predicted as flooding	False Positives: 14.3% (0%–21.43%) Areas are incorrectly predicted as flooding area	Positive Predictive Rate: 63.6% (50%–75%) (63.6% of predicted flooding areas are truly flooding areas)		
	False Negatives: 0% (0%–7.1%) Flooding areas are incorrectly predicted as non-flooding area	True Negatives: 28.6% (28.6%–35.7%) Areas are correctly predicted as non-flood	Negative Predictive Rate: 99.9% (79.9%–99.9%) (99.99% of predicted non-flooding areas are truly non-flooding areas)		
True Positive Rate: 85.7% (50.0%–99.9%) (85.7% truly flooding areas can be correctly predicted as flooding)		True Negative Rate: 75.0% (63.6%–99.9%) (75.0% truly non-flooding areas can be correctly predicted)		Accuracy Rate: 71.4% (57.1% ~ 78.6%) (The overall accuracy is 71.4%)	

圖 16 氣候類比都市淹水預警模型之預測準確度評估

現都市淹水模擬之準確度，以及降雨資料之品質，獲得了大幅提升，然而受限於計算之複雜度，目前實務上還不容易提供即時且高解析度之都市淹水預測。隨著人工智慧技術之發展，提供了新的可能，可以透過數據驅動的方式，快速提供淹水預測。本文分享歐盟 FloodCitiSense 計畫探索相關技術之成果，並深入說明其中兩種模型，其中純粹數據驅動模式，使用歷史降雨資料、實際收集之淹水報告，以及都市環境水利特徵等資料，企圖預測淹水之空間分佈。然而結果顯示，此種模型僅能有效預測某場降雨是否為致災降雨，無法有效預測出淹水之空間分佈。而氣候類比模式則能有效預測淹水之空間分佈，其準確度可以達 70% 以上，相當具有發展潛力。研究結果也顯示，淹水報告的資料分佈較為離散、缺乏連續性，往往無法呈現淹水空間分佈之全貌，造成學習上的困難，此缺點可以透過使用都市淹水水理模式的模擬結果來訓練人工智慧模型，以得到更好的學習效果。

參考文獻

- Pitt, M.: Lessons learned from the 2007 floods, Floods Review: Independent Chair's opening letter, 2008.
- Wang, L.-P., Simoes, N., Rico-Ramirez, M., Ochoa-Rodriguez, S., Leitao, J. and Maksimovic, C.: Radar-based pluvial flood forecasting over urban areas: Redbridge case study, *Weather Radar and Hydrology*, 351, 532-637, 2012.
- Evers, M., Jonoski, A., Maksimovič, Č., Lange, L., Ochoa-Rodriguez, S., Teklesadik, A., Cortes-Arevalo, J., Almoradie, A., Simões, N. E., Wang, L.-P. and Makropoulos, C.: Collaborative modelling for active involvement of stakeholders in urban flood risk management, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12, 2821-2842, 2012.
- Ten Veldhuis, J. A. E., Ochoa Rodriguez, S., Bruni, G., Gires, A., vanAssel, J., Wang, L.-P., Reinoso Rodinel, R., Kroll, S., Schertzer, D., Onof, C. and Willems, P.: Weather radar for urban hydrological applications: lessons learnt and research needs identified from 4 pilot catchments in North-West Europe, *International Weather Radar and Hydrology Symposium*, Washington DC, USA, April 2014.
- Verbeiren, B., Dagnachew Seyoum, S., Lubbad, I., Xin, T., ten Veldhuis, J. A. E., Onof, C., Wang, L.-P., Ochoa-Rodriguez, S., Veeckman, C., Boonen, M., See, L., Nalpas, D., O'Brien, B., Johnston, J. and Willems, P.: FloodCitiSense: Early Warning Service For Urban Pluvial Floods For And By Citizens and City Authorities, *11th International Conference on Urban Drainage Modelling*, Palermo, Italy, September 2018.
- Ochoa-Rodriguez, S., Wang, L.-P., et al.: Surface water flood warnings in England: overview, assessment and recommendations based on survey responses and workshops, *Journal of Flood Risk Management*, 11 (S1), S211-S221, 2018.
- Tian, X., ten Veldhuis, J. A. E., See, L., van de Giesen, N., Verbeiren, B. and Wang, L.-P.: Crowd-sourced data: how valuable and reliable are they for real-time urban flood monitoring and forecasting? *European Geosciences Union (EGU) General Assembly 2018*, Vienna, Austria, April 2018.
- Panziera, L., Germann, U., Gabella, M. and Mandapaka, P. V.: NORA—Nowcasting of Orographic Rainfall by means of Analogues, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137, 2106-2123, 2011.
- Onof, C., Chen, Y., Wang, L.-P. and Ochoa-Rodriguez, S.: A two-stage analogue model for real-time urban flood forecasting, *EGU General Assembly 2021*, Virtual, 19-30 April 2021.
- Hersbach, H., et al.: The ERA5 global reanalysis, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999-2049, 2020.
- Ochoa-Rodriguez, S., Wang, L.-P., et al.: A review of radar rain gauge data merging methods and their potential for urban hydrological applications, *Water Resour. Res.*, 55 (8), 6356-6391, 2019.
- Wang, L.-P., Ochoa-Rodriguez, S., Onof, C., and Willems, P.: Singularity-sensitive gauge-based radar rainfall adjustment methods for urban hydrological applications, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 19, 4001-4021, 2015.