

中央氣象局109年天氣分析與預報研討會

應用自組織映射圖分析歷史短延時雨量分群樣態之研究

李文生¹ 洪國展¹ 郭雅燭² 于梵¹
多采科技有限公司¹ 多采工程顧問有限公司²

摘要

臺灣非人為因素造成的淹水，主要驅動因子是降雨。在降雨情形相同下，若地表結構不變，落於地表後應會造成相同的實際淹水；同樣的，若採用的淹水數值模式與模型不變，所計算出來的淹水情形也會相同。

本研究蒐集民國87~107年之颱風豪雨事件雨量資料，以及期間內大台北地區19場淹水紀錄資料，探討淹水事件6小時短延時累積降雨之空間分佈狀況。針對歷史雨量事件採用SOM(Self Organizing Map, SOM，自組織映射圖)影像分群智慧化技術，依照歷史雨量事件所提取的特徵進行分群，做為判斷淹水之參考。在即時應用上，以目前雨量事件配合空間分佈相關係數的比較，挑選出空間分佈相似之歷史雨量事件分群，進而找出歷史上空間分佈相近的樣本事件。

以近年大台北地區的淹水事件做為測試案例，以實際觀測發生的雨量做為目標資料，挑選出歷史上相近之降雨事件。實際應用上，此「六小時累積降雨事件」的組合，可以涵蓋預報資料，例如採用過去五小時加上預報一小時的組合，並據以挑選分群、相似之歷史樣本。若進一步配合樣本事件所預先進行如淹水數值模式的計算結果，在實際應用上便可避免物理模式計算耗時，而能快速組合出淹水預測資料。

關鍵字：SOM，自組織映射圖，淹水，短延時

一、前言

台灣之水災或淹水，除受地文、地理等與空間資訊影響外，最重要的驅動因素為降雨。降雨落於地表，發展為逕流，可能進入河川傳輸，當傳輸或保護能力不足時，便可能造成溢淹。另一種淹水形式則是降雨直接落於地表上來不及排水(如：下水道容量不足、都市開發過度等)，而直接在地表上漫淹。

對於降雨逕流、河川輸水、下水道輸水等機制，採用物理模式或概念模式建置已十分成熟，而暴雨淹水發生區域與深度的推估上，常見方式可分為以下兩種：(1)建置物理模型，透過質量和力學平衡合理推演水流傳輸狀況，雖可能精確但相對耗時，難以滿足預警所要求的時效性。模型中的參數採用有限歷史事件進行檢定驗證，雖參數描述能力受限於檢定之歷史事件，但仍可適度反映並描述檢定事件外的物理機制；(2)透過統計、類神經等技術進行推測，計算時間短、效率高，但由於歷史淹水事件有限，可供統計或訓練之資料不足，且模擬結果若不符期待，可能因參數不具物理意義，而不利於參數調整作業。

有鑒於此，考量降雨為淹水之主要影響因子，同樣的降雨落在不同區域造成的影響不同，且降雨的發生區域及移動趨勢於短時間內，在時間或空間上均可能有其延續性。故本研究於降雨事件在時間與空間上的延續性為發想，將智慧化技術應用於降雨趨勢研判分析上，並針對歷史颱風事件降雨資料進行智慧化模式訓練，透過智慧化辨識歷史相似降雨趨勢，找出降雨特徵及相關性。

本研究透過降雨空間分布以SOM(Self Organizing Map, SOM，自組織映射圖)影像智慧化技術，進行降雨特徵分群，後續以目標雨量挑選出空間分佈相似之歷史雨量事件分群及樣本事件，未來可進一步配合樣本事件所預先進行如淹水數值模式的計算結果，快速組合提供淹水潛勢機率，降低物理模式計算耗時問題，提供更佳之淹水潛勢結果，提供防災作業單位防汛時期之預警應變作業參考。

二、歷史事件紀錄

本研究以大臺北地區(包括：臺北市、新北市及基隆市)為區域，蒐集民國87~107年顯著降雨之颱風豪雨事件資料^[2]，各事件累積雨量最大之測站及降雨

量、以及其淹水紀錄整理如表1，颱風豪雨事件共計有51場事件，其中，19場事件有過淹水紀錄。

降雨延時最久之事件為101年0610豪雨(168小時)；最大累積降雨事件為90年納莉颱風(下盆站累積雨量1,536.5mm)；106~107年於大台北地區造成淹水紀錄之事件為106年0601豪雨及107年0908豪雨。

表 1 民國 87~107 年之颱風豪雨事件紀錄

項次	年份	事件名稱	開始時間	結束時間	持續時數	最大累積雨量之測站及降雨量(mm)	淹水紀錄
1	87	瑞伯颱風	87/10/13 14:00	87/10/17 06:00	89	竹子湖 920.9	有
2	87	芭比絲颱風	87/10/25 20:00	87/10/27 23:00	52	瑞芳 817.5	有
3	89	象神颱風	89/10/30 00:00	89/11/02 23:00	96	大坪 1,130.5	有
4	90	納莉颱風	90/09/16 00:00	90/09/19 20:00	93	下盆 1,536.5	有
5	93	敏督利颱風	93/07/01 00:00	93/07/03 12:00	61	四堵 294.0	有
6	93	艾利颱風	93/08/23 16:00	93/08/26 12:00	69	福山 933.5	有
7	93	0911 豪雨	93/09/11 09:30	93/09/11 13:30	5	南港 826.0	有
8	93	納坦颱風	93/10/23 21:00	93/10/26 03:00	55	鞍部 508.0	有
9	93	南瑪都颱風	93/12/03 03:00	93/12/04 15:00	37	四堵 463.0	
10	94	海棠颱風	94/07/17 14:00	94/07/19 20:00	55	四堵 681.5	
11	94	馬莎颱風	94/08/04 09:00	94/08/06 09:00	49	福山 884.5	
12	94	泰利颱風	94/08/30 20:00	94/09/01 19:00	48	福山 474.5	
13	94	龍王颱風	94/09/30 23:00	94/10/03 00:00	50	福山 268.5	
14	95	0910 豪雨	95/09/10 16:11	95/09/11 02:28	11	竹子湖 608.0	
15	96	0615 豪雨	96/06/15 16:30	96/06/15 18:02	3	泰平 155.5	
16	96	韋帕颱風	96/09/17 06:00	96/09/19 08:00	51	鞍部 591.1	
17	96	柯羅莎颱風	96/10/04 18:00	96/10/07 23:00	79	福山 714.5	有
18	96	米塔颱風	96/11/26 06:00	96/11/27 11:00	30	泰平 489.5	
19	97	鳳凰颱風	97/07/26 11:00	97/07/29 11:00	73	福山 384.5	
20	97	辛樂克颱風	97/09/11 08:00	97/09/16 14:00	127	鞍部 1,115.5	有
21	97	蕃蜜颱風	97/09/26 00:00	97/09/30 13:00	110	竹子湖 674.5	
22	98	0928 豪雨	98/09/29 03:28	98/09/29 08:52	6	大坪 349.0	
23	98	芭瑪颱風	98/10/03 12:00	98/10/06 12:00	73	泰平 521.5	
24	98	盧碧颱風	98/10/23 10:06	98/10/23 16:30	7	泰平 466.0	
25	99	0923 豪雨	99/09/23 23:00	99/09/24 10:24	12	大坪 447.5	
26	99	梅姬颱風	99/10/19 00:00	99/10/23 23:00	120	泰平 1,038.0	
27	100	1003 豪雨	100/10/03 09:36	100/10/04 05:05	21	竹子湖 558.5	
28	100	1101 豪雨	100/11/01 18:43	100/11/01 22:52	5	泰平 220.0	

項次	年份	事件名稱	開始時間	結束時間	持續時數	最大累積雨量之測站及降雨量(mm)	淹水紀錄
29	101	0610 豪雨	101/06/09 00:00	101/06/15 23:00	168	三峽 676.5	有
30	101	蘇拉颱風	101/07/30 20:00	101/08/03 14:00	91	四堵 962.0	有
31	102	蘇力颱風	102/07/11 00:00	102/07/14 00:00	73	四堵 377.5	
32	102	潭美颱風	102/08/20 11:00	102/08/22 21:00	59	鞍部 688.5	有
33	102	0831 豪雨	102/08/31 16:05	102/09/01 19:25	28	瑞芳 359.5	有
34	103	0623 豪雨	103/06/23 17:16	103/06/24 01:30	9	四十份 260.0	
35	103	麥德姆颱風	103/07/21 00:00	103/07/24 00:00	73	福山 317.0	
36	103	鳳凰颱風	103/09/19 08:00	103/09/22 18:00	83	桶後 210.0	有
37	104	0723 豪雨	104/07/23 00:00	104/07/23 23:00	24	大直、三重、天母 102.0	
38	104	蘇迪勒颱風	104/08/06 00:00	104/08/09 23:00	96	福山 832.5	有
39	104	0823 豪雨	104/08/23 19:37	104/08/24 00:22	6	泰平 163.5	
40	104	0916 豪雨	104/09/14 01:00	104/09/16 23:00	71	大坪 238.5	
41	104	杜鵑颱風	104/09/27 08:00	104/09/29 12:00	53	福山 718.5	
42	105	0617 豪雨	105/06/17 00:00	105/06/17 23:00	24	復興 177.5	有
43	105	尼伯特颱風	105/07/06 12:00	105/07/09 12:00	73	泰平 249.5	
44	105	0909 豪雨	105/09/09 23:08	105/09/10 02:30	4	火燒寮 252.5	
45	105	馬勒卡颱風	105/09/16 12:00	105/09/18 15:00	52	竹子湖 340.0	
46	105	梅姬颱風	105/09/26 00:00	105/09/28 12:00	61	福山 527.5	
47	105	1009 豪雨	105/10/10 01:30	105/10/10 14:30	14	大坪 995.0	
48	106	0601 豪雨	106/06/01 00:00	106/06/05 00:00	97	淡水 457.5	有
49	106	1011 豪雨	106/10/11 00:00	106/10/16 00:00	121	竹子湖 884.0	
50	107	瑪莉亞颱風	107/07/09 14:00	107/07/11 15:00	48	油坑 407.0	
51	107	0908 豪雨	107/09/08 08:00	107/09/11 08:00	73	擎天 890.0	有

三、研究方法

(一)選用模式

本研究選用之影像群集分類智慧化技術SOM為前饋式、非監督式學習的特殊形式類神經網路，由Kohonen於1982年提出，優點為可將N維度的資料映射(mapping)至二維空間上，並維持資料中的拓樸特性^[3]。其次，可透過調整權重係數，促使神經網路收斂。

SOM神經網路是兩層前饋神經網路，僅含輸入層與輸出層，兩層間的各神經元是連接的，網路中沒有隱含層，輸入層含有m個神經元，神經元個數與輸入樣本的特徵數相同，而輸出層有n個神經元，神經元間與鄰近的神經元兩兩相接，架構如圖1。SOM演算^[4]之主要精神如圖2所示，包含三個重要程序：

競爭 (competitive)、合作 (cooperative) 及調整 (adaptive)。圖2中，藍色區塊為資料實際分布情況，方形網格為自組織映射圖的神經元權重，各網格都代表一個神經元權重。首先，在競爭過程中，可針對某一輸入資料(圖2中白點)，找出與該輸入資料最近似的神經元，視之為優勝神經元(圖2中黃點)。接著，在合作過程中，根據前述過程找出之優勝神經元，定義鄰近拓撲區域中神經元間相互的鄰近關係。最後，在調適過程中，依據合作過程中決定之拓撲鄰域，調整拓撲鄰域中所有神經元的權重值，使優勝神經元權重與拓撲鄰域神經元權重均將朝該輸入資料的方向接近。

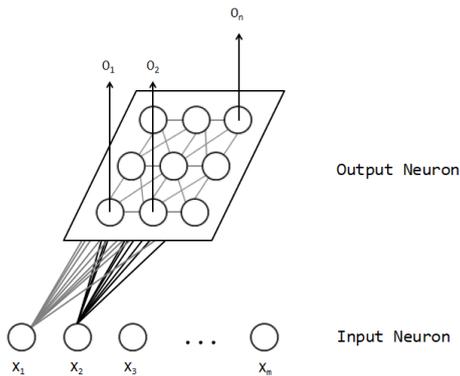


圖 1 SOM 架構

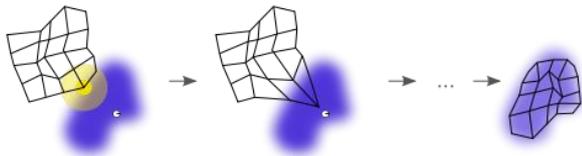


圖 2 SOM 原理示意

(二)樣本資料處理

本研究依上述理論進行實作，蒐集歷史颱風事件之雨量資料，並將歷史事件之每6小時累積雨量空間分布作為一個樣本，降雨取樣概念如圖3，若該事件長度為24小時，將每6小時累積降雨分布取出作為樣本，分別為01~06時、02~07時、03~08時、....以此類推，至最後一筆樣本為19~24時，共計有19筆樣本。

此外，為能增加訓練樣本數量，亦將歷史颱風事件每6小時累積降雨，以1.5、2.0的倍數進行樣本擴充，配合所蒐集之歷史颱風事件時間段，共組成 $4,125 \times 3 = 12,375$ 個6小時降雨事件樣本。在此數量的樣本中，定義用於分群的有效樣本為至少要有一個網格其6小時累積降雨大於等於6 mm以上，並將未符合此條件之樣本予以剔除，最後所採用的有效樣本數量為11,507筆。

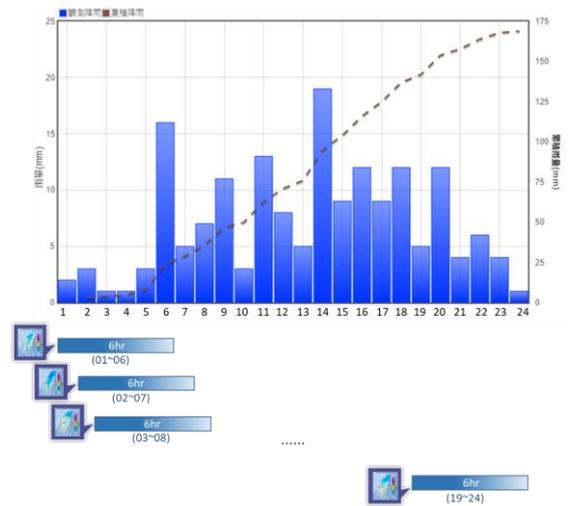


圖 3 歷史事件降雨資料之取樣概念

四、分群結果與案例測試

(一)降雨分群訓練結果

本研究以蒐集之降雨事件資料，利用智慧化技術進行分群模型的訓練。首先對降雨資料進行特徵提取，並利用所提取的特徵將具有類似空間分佈的降雨歸於同類，同類別中仍包括多筆降雨資料，降雨資料空間分佈群集分類流程如圖4。

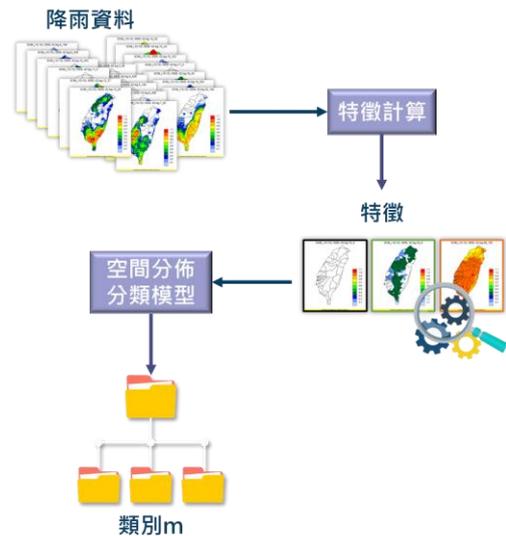


圖 4 降雨資料空間分佈群集分類流程

本研究另外考慮可分群最大數量 [5,5]；[10,10]；[20,20]；[30,30]、最大迭代次數(1000；5000)、以及考量記憶體使用時每次進行分群處理的樣本數量(42；200；400)，利用上述設定交叉組合的方式進行雨量分群訓練，設定條件組合之訓練流程如圖5，共測試8種設定組合。

可分群最大數量的意義為最多可將考量之樣本總量分群為多少數量，參考圖1的SOM架構圖，[5,5]表示最多可分為25群，即在輸出神經元的位置處布置為5x5的二維輸出神經元矩陣；同理[20,20]表示布置為20x20的輸出神經元矩陣。

最大迭代次數表示分群過程所能進行「競爭－合作－調整」循環的最大次數，經實際對於上述(1)~(4)設定組合的測試，當迭代次數達800以上時，每一次迭代所需要的時間顯著縮短，顯示應已達到收斂設定標準(即前後迭代之間，所有樣本與其所屬分群之間的距離幾乎不變)，因此對於(5)~(8)設定組合的測試時最大迭代次數皆設定為1000。

每次處理樣本主要是考量記憶體容量，當此數值設定越高，分群過程所需要的記憶體越大。不同的設定對於分類結果會略有不同，原因是每次處理完一組樣本(如：42、100、200等)時，便會對於分群後的輸出神經元特徵略微更新。理想上在不考量記憶體限制時，此數值應設定為與樣本數相同，然後對於本研究使用之演算法而言，假設以[20,20]為可分群最大數量的設定時，將會需要一套20,367x11,507、11,507x400、400x20,367的記憶體配置，以及各記憶體之間的四則運算機制。

雨量分群訓練成果如圖6，其色階表示將被分為同一群之樣本進行逐網格出現次數進行加總，並除以該分群內總樣本數，以描述在該分群所屬樣本中，各網格的降雨出現機率，用以呈現分群後的空間降雨分佈型態。舉例而言，若某一分群共包含400個樣本，而在此400個樣本中有360個樣本記錄某一網格係有降雨(6 mm 以上)，則該網格便計算為0.9(360/400)，若對另一網格記錄有0個樣本，則該網格變計算為0.0(0/400)。

圖6(1)設定條件組合訓練成果，由二維陣列圖可看到各分群所呈現的空間降雨分佈型態變化甚大，但由於限制為最多25群，實際上其分群彈性略顯不足，於圖6(2)設定條件組合之訓練成果亦可見此情形。

圖6(2)設定條件組合訓練成果，可觀察到開始出現「不含樣本」的分群結果，如：分群編號014、025、047、048、098、099。此外，在鄰近分群編號之間，其空間降雨分佈型態也呈現漸變變化。

對於圖6(5)設定條件組合之訓練成果而言，「不含樣本」的分群結果數量更多，在二維陣列圖上的同一區塊大致上都呈現「接近」的空間降雨分佈型態，在相鄰分群之間略微調整，例如：以東部為主要降雨分佈出現在圖6(5)中的左上角區域，再往右下的方向開始延伸至包含南部的降雨情形，中間有一大區域代表全台灣降雨分佈皆為顯著的分群，但靠右側逐漸變化為北部降雨不明顯，靠左側則逐漸變化為臺灣的北半部降雨分佈情形。在兩側利用不含樣本的分群結果進行區隔後，左側邊緣與右側邊緣呈現不同型態的零星降雨分佈。此二維陣列圖顯現了SOM法的特性，在鄰近的分群中，在其「競爭－合作－調整」的過程中，會逐漸將具有相近特徵的分群靠攏，而出現在二維陣列圖中的同一區域，在

二維陣列圖中相距越遠的分群結果，其在特徵上差異越大。

對於其他不同組合的SOM分類結果可參考圖6其他圖示，本研究最後採用(5)之[20,20],1000,200的設定條件組合訓練結果，如圖7。

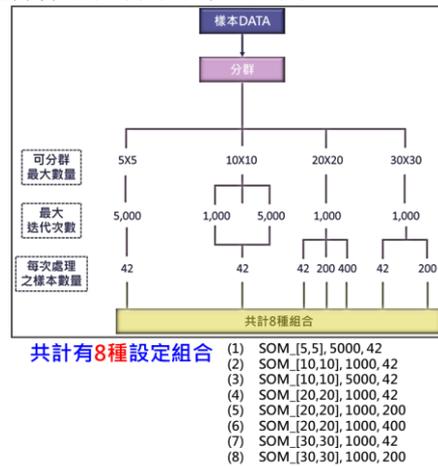


圖 5 雨量分群設定條件組合之訓練流程

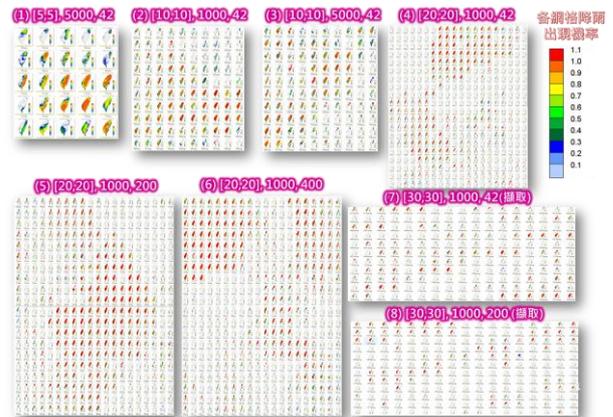


圖 6 雨量分群各設定條件組合之訓練成果

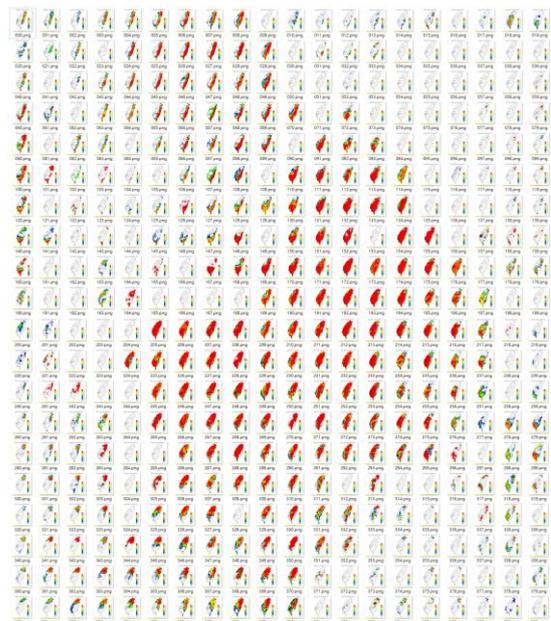


圖 7 降雨分群訓練結果([20,20],1000,200)

(二)類別指定比對案例

以目標資料與分群結果之空間分佈相關性做為比對標準。以臺灣本島範圍而言，共有20,367個網格點，在目標資料上，將其利用6 mm為門檻值的方式轉換為二元值，亦即大於等於6 mm的網格記錄為1，否則記錄為0，並將此20,367個二元值，依照由北向南、由西向東的方式組成一個長度為20,367的一維陣列；同樣地，對於分群結果亦由北向南、由西向東取出其降雨出現機率，將相關係數自大至小排序，以決定此目標資料與預先分群結果中於空間分佈上最為相近的分群。

本研究根據近年有較大降雨且有災情之108年0722豪雨及106年0601豪雨，進行類別指定比對案例測試，測試結果說明如後。

1.108年0722豪雨

民國108年7月22日因大氣環境不穩定，午後對流雲系發展旺盛，中央氣象局於當日16時~17時針對大臺北地區發佈豪雨特報，當日較大降雨發生於15時~17時，主要集中於臺北市大安區及中山區、新北市永和區及新店區等，大安區多站時雨量破百，最大時雨量(136.5mm/hr)發生於大安森林站。因短延時強降雨且多座雨量站達豪雨等級，超過保護標準，以致部分區域排水不及造成積淹水災情發生。本研究以108年7月22日18時之累積六小時雨量為比對目標資料，進行類別指定比對案例測試。

降雨分群比對案例結果如圖8所示，前六個最接近之分群編號依序為331、200、307、350、351、292，其中，分群編號311與目標資料分佈接近，主要分佈於大臺北至台中，以及南投嘉義、台南、高雄山區，而由分群編號311之歷史相似樣本成員中，可看出降雨累積量值有所差異，主要係因本方法主要針對「空間分佈」進行分群，因此於相似樣本成員與目標資料的絕對雨量量值上有所不同。

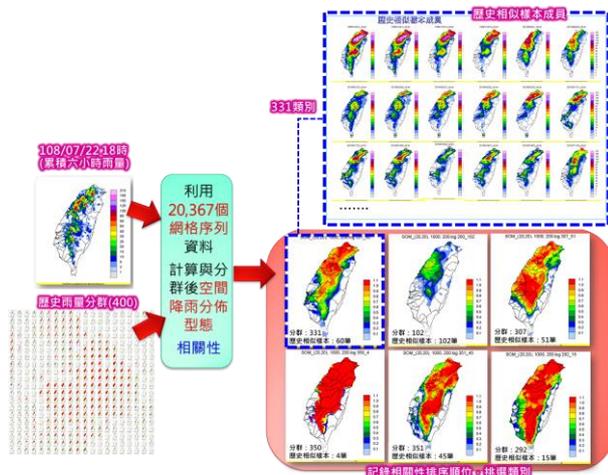


圖 8 降雨分群比對案例結果
(以 108 年 7 月 22 日 18 時之累積六小時雨量為例)

2.106年0601豪雨

民國106年6月1日起，受西南氣流及滯留鋒面影響，造成台灣各地區發生豪大雨，且氣象局於6月1日16時發布豪雨特報，其中，大臺北地區降雨主要集中於6月2日02時~14時，上午10時前強降雨主要集中於基隆北海岸，之後鋒面逐漸南移影響臺北市，並於14時之後雨勢趨緩，最大累積降雨發生於三芝站(12小時641mm、6小時422.5mm)，且最大時雨量為112mm/hr。因短延時強降雨且多座雨量站達大豪雨等級，超過保護標準，以致部分區域排水不及造成積淹水災情發生。本研究以106年6月2日14時之累積六小時雨量為比對目標資料，進行類別指定比對案例測試。

降雨分群比對案例結果如圖9所示，前三個最接近之分群編號依序為310、289、292，以及依照分群序位排序，於分群中再次比對實際降雨與歷史降雨樣本的相關性，找出具最高相關係數之歷史相似樣本。由目標降雨分布圖之桃竹苗一帶(黑框)進行檢視，此時刻之桃園一帶降雨空窗區已經填滿，形成累積六小時內自北至南皆有顯著降雨的分佈，所找到的前三序位亦有相似分佈，且前幾序位的分群皆排除東部、往南延伸至恆春半島再至西部沿海的降雨分佈，南部降雨係主要集中於山脈兩側。而歷史相似樣本成員與目標資料之雨量量值亦有所不同，如：目標最大累積雨量(約271mm)發生於北海岸，歷史相似樣本之最大累積雨量則發生於桃園市一帶，而目標最大降雨發生位置之樣本累積雨量則介於80~150mm間，量值相差120~190mm。

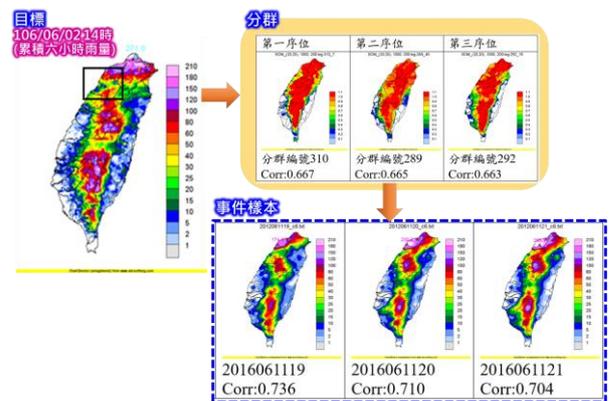


圖 9 降雨分群比對案例結果

(以 106 年 6 月 2 日 14 時之累積六小時雨量為例)

五、結論與建議

本研究蒐集民國87~107年之51場颱風事件及19場淹水紀錄資料，並選用SOM技術應用於降雨趨勢研判分析上，將歷史事件之每6小時累積雨量空間分佈，並以1.5、2.0的倍數進行樣本擴充，最後有效樣本數為11,507筆，以其降雨資料進行SOM模式訓練，透過辨識歷史相似降雨趨勢，找出降雨特徵及相關性，並利用設定(可分群最大數量、最大迭代次數、以及考量記憶體使用時每次進行分群處理的樣本數

量)交叉組合的方式進行雨量分群訓練，最後採用 [20,20],1000,200的組合訓練結果，為400種降雨分群類別。

以近年於大臺北地區造成的淹水事件(108年0722豪雨及106年0601豪雨)做為測試案例，以實際觀測雨量做為目標資料，比對至歷史降雨事件中空間分佈與目標資料接近之群集。測試結果顯示本研究所建立之SOM分群法，以及配合之空間分佈相關係數計算比較，可將目標資料比對至歷史降雨事件中空間分佈與目標資料接近之群集，進而能從該群集或該等群集中，找到歷史上空間分佈相近的樣本事件，惟本方法主要針對「空間分佈」進行分群，故相似樣本成員與目標資料於雨量量值上，仍具有顯著差異。

本研究於歷史資料分群上係以全台灣範圍進行計算，分群進行時演算法將同時受到南部或東部的降雨分佈影響，因此實際發生於北部之降雨事件未能搜尋得最佳分群結果，建議未來對降雨分群範圍進行檢討，研究將目標空間由全台灣縮小至台灣北部區域，使其能夠更凸顯北部區域降雨特性，提出更適用且符合大臺北之降雨分群結果。此外，目前係以相關係數做為目標資料的分群指定，並以相關係數做為指定分群內歷史樣本資料的挑選，未來建議可評估納入降雨量值進行比對，計算資料序列的均方差或均方根差，以挑選與目標資料更為接近的歷史事件。

而未來實際應用上，「六小時累積降雨事件」的組合，可以涵蓋預報資料，例如：採用過去五小時加上預報一小時的組合，並利用此組合挑選分群、相似之歷史樣本。配合所有樣本事件預先進行之淹水數值模式計算結果，結合降雨分群與淹水數值模擬，可快速組合提供淹水預測資料，降低物理模式計算耗時問題，提供更佳之淹水潛勢結果，提供防災作業單位防汛時期之預警應變作業參考。

六、誌謝

本研究承蒙『經濟部工業局智慧城鄉生活應用補助計畫-創新服務類計畫』^[1]補助，並感謝經濟部水利署第十河川局提供資料，供本研究順利進行相關研究分析探討，特此申謝。

七、參考文獻

1. 「暴雨淹水潛勢創新預報技術研發計畫」計畫書，經濟部工業局智慧城鄉生活應用補助計畫-創新服務類計畫，民國 107~108 年。
2. 「108 年度十河局轄區洪水預警及防汛整合作業」，經濟部水利署第十河川局，民國 108 年。
3. <https://rpubs.com/jiankaiwang/som>。
4. https://en.wikipedia.org/wiki/Self-organizing_map。

2020 Conference on Weather Analysis and Forecasting

A Study of the Application of Self-Organizing Map to Analyze the Patterns of Historical Short-Duration Rainfall Clustering

Wen-Sen Lee¹ Kuo-Chan Hung¹ Ya-Yun Kuo² Peng Yu¹
Manysplendid Infotech Co. Ltd¹ Manysplendid Engineering Consultants Co. Ltd²

Abstract

Rainfall is the nature main driver factor of inundation in Taiwan. The same rainfall pattern happened with unchanged geographical conditions should cause similar flooding. Similarly, if the flooding simulation numerical model simulates with the same computational conditions, the calculated flooding results will be the same.

This study collects rainfall data of typhoon and torrential rain events from 1998 to 2018, as well as 19 flooding records in the great Taipei metropolitan area, to research the spatial distribution of 6-hours short-duration accumulated rainfall that caused the flood events. For historical rainfall events, the artificial neural network technology using SOM image grouping is grouped according to the spatial distribution characteristics of rainfall. In real-time applications, the current rainfall events are compared with spatial distribution correlation coefficients to select historical rainfall event clusters with similar spatial distributions, and then find out sample events with similar spatial distributions in history.

Take the flooding events in the Greater Taipei area in recent years as the test case, and use the actual observed rainfall as the target data to select the historically similar rainfall events. In actual application, the combination of this "six-hour cumulative rainfall event" can cover forecast data. For example: use the combination of observations in the past five hours plus one hour of forecast, and then find the classified groups and similar historical samples. If the flooding numerical model is used to simulate the flooding calculation results of each rainfall sample. It can reduce the time spent on physical model calculations in application, and quickly combine possible flooding prediction data.

Key word: SOM, Self Organizing Map, flooding, short-duration