智慧化颱洪災害氣象預警技術研發

The research of the intelligence early warning technology for typhoon and extreme weather

主管單位:國家災害防救科技中心

林忠義 于宜強 朱容練 Yu, Yi-Chiang Chu, Jung-Lien Lin, Chung-Yi 黃麗蓉 廖信豪 陳御群 Hwang, Li-Rung Liao, Hsin-Hao Chen, Yu-Chun 劉嘉騏 蔡直謙 陳淡容 Tsai, Chih-Chien Liou, Jia-Chyi Chen, Dan-Rong

國家災害防救科技中心

摘要

台灣地區天然災害平均總損失以颱風、豪雨導致的災害最為頻繁,其次是寒害、乾旱。因此,將災害性天氣利用天氣尺度進行災害預警的分類,可以細分為極短期降雨預警、颱洪預警與極端氣候預警三個部分。極短期降雨預警技術研發是以雷達與雨量觀測資料為基礎,利用雷達回波外延法與雷達資料同化的模擬技術,並研發整合技術(the extrapolation adjusted by model prediction, ExAMP)進行極短期雨量預警技術開發。颱洪預警技術研發方面,以颱洪系集雨量預報系統為基礎,利用統計方法進行分群與訊號分析,進行颱風與豪雨災害風險分析,提供預警資訊。極端氣候預警技術研發,是針對時空尺度較長的氣候事件進行監測與推估,透過 Model for Prediction Across Scales (MPAS)全球模式的研發進行極端氣候預警技術的發展。為了擴大大數據資料的應用,嘗試引進不同的機器學習的演算法,來進行 AI 預警技術工具的開發。

關鍵詞:即時預報、颱風、洪水、預警

Abstract

The total loss of Taiwan natural hazard were most by typhoons and heavy rains, followed by cold damage and drought. Therefore, the early warning of severe weather could be classified into nowcasting, weather forecast and climate prediction by weather scale. The development of very short-term early warning technology is based on radar and rainfall observation data. This nowcasting technology generally included the radar echo extrapolation and radar data assimilation. In this study, we design one integrated method which ExAMP (the extrapolation adjusted by model prediction) can predict a better radar echo forecast in near future for development of nowscasting early warning. The development of flood warning technology is based on the ensemble rainfall forecast system and statistical rainfall prediction method for heavy rainfall risk analysis, and to provide the early warning information during emergency operation. The development of extreme climate early warning technology is to monitor and estimate climate events for long-term weather condition. In this study, we are established a climate forecast system by the Model for Prediction Across Scales (MPAS) for monthly prediction. In order to expand the application of big data, try to introduce different machine learning algorithms to develop AI early warning technology tools.

Keywords: Nowscasting, typhoon, flooding, early warning.

一、 前言

面對台灣地區的天然災害,可以將預警技術依天氣尺度進行分類,主要可以分為極短期降雨預警、颱洪預警與極端氣候預警三個部分。極短期降雨預警技術研發是以雷達與雨量觀測資料為基礎;颱洪預警技術研發方面,以颱洪系集雨量預報系統為基礎;極端氣候預警技術研發,則是透過MPAS全球模式的研發進行極端氣候預警技術的發展。同時為了擴大大數據資料的應用,引進不同的機器學習的演算法,來進行AI預警技術工具的開發。本年度研究將分為雷達即時預警技術研發,颱洪暴雨預警模式研發,導入AI技術發展颱洪防災監測與預警技術及颱洪防災服務展示介面研發等四部分。

二、 雷達即時預警技術研發

2.1 雷達資料處理與估計降雨技術研發

樹林防災降雨雷達(RCSL)於2020年中開始加入全台氣象雷達觀測網進行觀測,對於台北地區降雨系統的監測可提供很大的幫助。氣象組於5月底開始接收樹林防災降雨雷達資料,新的雷達資料同樣需要先經過品質管理流程的處理,資料才可提供給使用者應用。表1為樹林防災降雨雷達的資料品質管理參數設定,將經過處理後的樹林防災降雨雷達資料以五分山雷達資料進行校驗,不論是回波的樣式或數值的大小,兩者十分接近(圖1),有合理的修正結果,這些資料才能提供作為後續的應用。

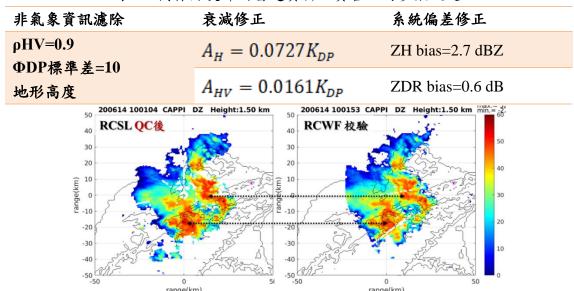


表1、樹林防災降雨雷達資料品質管理的參數設定

圖1、經過品質管理後樹林防災降雨雷達(RCSL)資料以五分山雷達(RCWF)資料校驗

針對台北地區的觀測,樹林防災降雨雷達可觀測到降雨系統低層(0.5公里)的特徵, 能更精確掌握近地面降雨的變化;而五分山雷達則能觀測到系統高層的現象,了解系統 發展強度(圖2、3)。因此樹林防災降雨雷達可彌補五分山雷達底層觀測資料不足的問題, 掌握近地面降雨的變化。

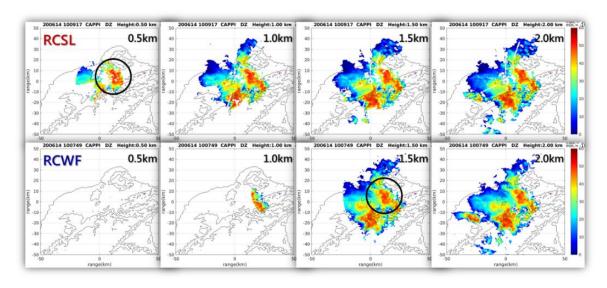


圖2、針對台北地區,樹林防災降雨雷達(上)、五分山雷達(下)的觀測覆蓋

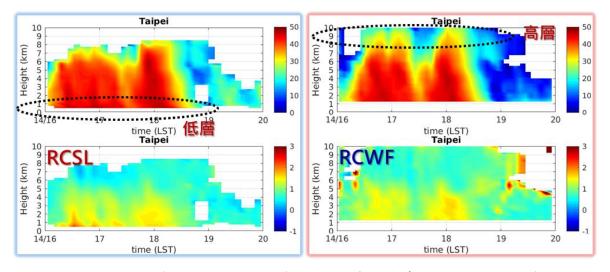


圖3、樹林防災降雨雷達(左)、五分山雷達(右)垂直資料隨時間的變化,上面為回波、下面為差異反射率(ZDR)資料

整理過去國內外學者對於雷達定量降雨估計的研究,指出利用偏極化參數比差異相位差(KDP)估計降雨時,最大的優勢在於估計高降雨率(大於50mm/hr)時,可得到很好的精確度,但在小雨時會有高估問題。而利用KDP與ZH混和的方式進行,除了可保有KDP的優勢外,還可降低小雨高估的問題,改善降雨估計結果。若能針對不同區域及降雨型態,找到適合當地降雨特性的降雨公式(係數),減少雨滴粒徑分佈變異性對降雨估計的影響及嚴謹的資料品質管理,可有效提升降雨估計結果的精確度。

利用5年的雨滴譜儀觀測資料,分別對北部及南部的兩種降雨型態(圖4),建立不同 區域降雨特性的降雨估計公式,進行降雨估計技術的研發,並將估計結果與地面雨量站 觀測雨量進行校驗。

	梅雨	颱風
北部	$R(K_{DP}) = 25.8619K_{DP}^{0.7784}$ $R(Z_H) = 0.0316Z_H^{0.6558}$	$R(K_{DP}) = 36.167K_{DP}^{0.7158}$ $R(Z_H) = 0.036Z_H^{0.6394}$
南部	$R(K_{DP}) = 27.5247 K_{DP}^{0.855}$ $R(Z_H) = 0.0344 Z_H^{0.678}$	$R(K_{DP}) = 35.9105 K_{DP}^{0.808}$ $R(Z_H) = 0.0344 Z_H^{0.678}$

2019/05/20 南部梅雨個案

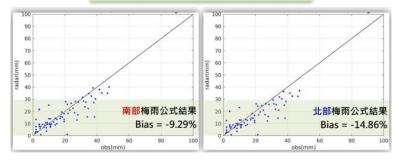


圖4、不同區域、不同降雨型態的降雨估計公式與初步測試結果

選擇過去前人曾使用過的4組R(KDP)及R(ZH)門檻值進行測試,4個不同的降雨個案測試結果顯示,整體而言以組C利用ZH大於30dBZ及KDP大於0.50/km的結果為最佳(圖5)。根據上述的門檻值測試結果,選擇組C為降雨估計公式門檻值判斷條件,假如觀測資料滿足ZH大於30dBZ及KDP大於0.50/km時,利用R(KDP)估計降雨;反之則使用R(ZH),並依此建立降雨估計流程(圖6)。

	A Z _H >30dBZ	B _{K_{DP}>0.5°/km}	C Z _H >30dBZ	D Z _H >40dBZ	
	& K _{DP} >0.1°/km	或 Z _H <20dBZ & K _{DP} >0.3º/km 或 Z _H >30dBZ & K _{DP} >0.1º/km	& K _{DP} >0.5°/km	& K _{DP} >0.5°/km	
2019/05/20梅雨	7.5%	6.25%	-1.6%	3.65%	
2019/07/19熱帶氣旋	-1.08%	-2.1%	-0.4%	7.84%	
2019/08/24白鹿颱風	3.11%	0.05%	4.27%	11.0%	
2020/05/22梅雨鋒面	12.76%	11.46%	8.21%	13.41%	

圖5、4組不同R(KDP)及R(ZH)門檻值設定降雨結果誤差比較

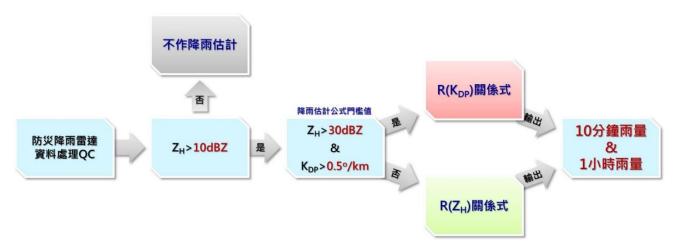


圖6、防災降雨雷達降雨估計流程

將林園防災降雨雷達降雨估計結果與地面雨量站觀測資料,進行點對點的小時雨量校驗。比較不同時間解析度(2分鐘與7.5分鐘)雷達資料在降雨估計的表現,從4個個案的校驗結果來看,在相關係數、均方根誤差、相對均方根誤差及bias的比較上,以高時間解析度2分鐘的結果為最佳,可改善均方根誤差12%及改善bias 78%。而在相關係數的表現上,不論是7.5分鐘或2分鐘的降雨估計結果,相關係數皆在0.8以上,相關性高,特別又以2分鐘的結果最好,相關係數幾乎可達0.9以上(圖7),有不錯的降雨估計結果。將2分鐘林園防災降雨雷達資料,利用現行氣象局的混和及回波公式進行降雨估計,同樣以地面雨量站觀測資料進行校驗,並和我們的結果比較。圖8顯示不同個案的精確度表現皆以我們的結果為最佳,對於氣象局混和公式,平均可改善均方根誤差32%及bias 86.8%;對於氣象局回波公式,平均可改善均方根誤差49%及bias 95.2%。

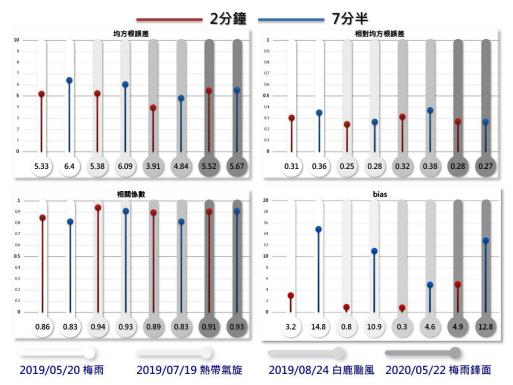


圖7、不同時間解析度林園防災降雨雷達降雨估計結果與地面雨量站校驗結果比較

CWB混和 $R(K_{DP}) = 35.4K_{DP}^{0.799}$	2019/05/20		2019/07/19		2019/08/24			2020/05/22				
$Z_H = 32.5R^{1.65}$ CWB 回波 $Z_H = 32.5R^{1.65}$	NCDR 混和	CWB 混和	CWB 回波	NCDR 混和	CWB 混和	CWB 回波	NCDR 混和	CWB 混和	CWB 回波	NCDR 混和	CWB 混和	CWB 回波
相關係數	0.86	0.84	0.82	0.94	0.92	0.87	0.88	0.87	0.88	0.91	0.9	0.87
均方根誤差	5.33	8.8	11.6	5.38	6.68	6.62	3.91	5.59	6.92	5.52	8.34	14.58
相對均方根誤差	0.31	0.51	0.86	0.25	0.31	0.51	0.32	0.46	0.62	0.28	0.42	8.0
bias(%)	-3.2	-37.16	-59.27	-0.8	-17.58	-31.86	0.3	-34.32	-47.97	4.99	-32.8	-54.1

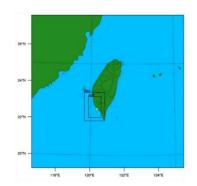
圖8、不同來源(NCDR與氣象局)的降雨公式,在不同個案中降雨估計結果的比較

2.2 即時降雨預警技術開發

2.2.1 高解析雷達資料同化技術研發

中央氣象局配合水利署的水災策進計畫興建防災降雨雷達,高雄林園防災降雨雷達 為首座完成之雷達,為C波段雙偏極化都卜勒氣象雷達能提供即時的高時空解析觀測資料,包括每2分鐘提供低層觀測資料及每7.5分鐘可提供全空域觀測資料。本計畫將利用 防災降雨雷達高時空解析度的特性,改進短延時預報的能力。

本研究架構於WPS V4.1及WRF V3.8.1下,設置出三層巢狀網格,水平解析度分別為3公里、500公尺、250公尺,垂直層數61層,模式模擬範圍與參數設定如圖9。



	D01	D02	D03
水平解析度(m)	3000	500	250
格點	301*301	241*337	301*491
垂直層數	61	61	61
雲微物理參數	10	10	10
邊界層參數	1	1	1
積雲參數	0	0	0
長波輻射參數	4	4	4
短波輻射參數	4	4	4

◆ 模式版本: WPS V4.1、WRF V3.8.1、WRF 3DVAR V3.9◆ 雷達觀測資料,共34層,每層間距500公尺(底層500m)

圖9、模式模擬之範圍及模式參數設定表

比較同化不同筆數之雷達觀測實驗、不同解析度設定、及現行作業中之雷達資料同化系統(解析度3公里),結果顯示同化四筆雷達資料(實驗組DA4F)之垂直剖面,其對流系統位置、移動速度與觀測最接近。解析度為250公尺之時雨量預報得分表現及降雨分布最佳,惟所耗計算資源過大,若解析度改為500公尺,校驗結果顯示與解析度250公尺差距不大但卻能大幅降低高達2/3的工作站計算時間,因此後續將改用此設定做為高解析度模式模擬之解析度設定。

2019年6月11日受到鋒面及西南氣流影響,台灣各地皆有顯著降雨,上半天在台南市累積的雨量更達近200毫米。進行有無雷達資料同化實驗比較,實驗組DA4F之同化策略為自6月11日01:00Z起,每七分鐘同化一次觀測雷達資料,至01:28Z前共計同化四筆資料,並向後積分得到預報結果。由各實驗的頻率高度分布圖(Contoured Frequency by

Altitude Diagram, CFAD)可以看到,有同化林園雷達資料之高回波出現頻率較沒有資料同化(NODA)高(黃框處),並且此特性能隨著模式向後積分能持續至預報120分鐘前。若在三公里高度處以40dBZ的門檻值來區分該點是否為對流降水,其對流降水區CFAD圖如圖10所示,相較於實驗組NODA幾乎沒有出現對流降水,同化雷達資料後能明顯地增加高回波值出現頻率。

FOO2min FO30min FO30min FO60min FO90min F120min (DAF) convect Frequency (NODA) convect Frequency

對流降水區CFAD

圖10、於林園雷達站點之對流降水區CAFD

2.2.2 即時降雨預報技術

針對短延時強降雨預警需求,整合外延法及雷達資料同化兩種技術,進行即時系統的開發。外延法是一種將雷達回波資訊做簡單外延而達到短期預報目的之方法,主要是以雷達回波變分追蹤法(Variational Echo Tracking, VET)取得當下中尺度環流場的狀態,在此環流場中進行對流系統的外延預報,以掌握系統移動趨勢。MAPLE外延法,每10分鐘能得到未來3小時對流系統的推估結果。但隨預報時間增加,環流場的改變、未考慮地形影響及缺乏生成消散機置,都是會使外延法預報能力下降的因素。雷達資料同化預報作業系統每30分鐘能得到未來4小時的預報結果,模式最高解析度為3公里。透過雷達資料同化技術能將模式初始場透過雷達觀測最佳化,並進一步預報得到對流系統的強弱變化。

藉由外延法及雷達資料同化模擬的調和方法,各取其優勢合成預報回波。本研究提出模式調整外延法 (extrapolation adjusted by model prediction, ExAMP),此方法的特色在於完全信任外延法的回波形狀,但是會允許模式有限度的調整強度,目標為改善150分鐘內的即時預報表現,並不適用於更長時間的預報。下列公式為合成回波的估算式,其中0.5與-0.3為可調的經驗係數,上限較大是考量快速增強時的預警需求。

$$\Psi_{N} = \begin{cases} \Psi_{MAPLE} + (\Psi_{WRF} - \Psi_{MAPLE})(1 - w_{L}) & \text{if } \Psi_{MAPLE} > 0 \text{ dBZ} \\ 0 \text{ dBZ} & \text{if } \Psi_{MAPLE} \leq 0 \text{ dBZ} \end{cases}$$

三、 颱洪暴雨預警模式研發

3.1 系集兩量預報分析技術

在眾多成員預報結果中,如何選取可信度高之有效預報,是複雜且難處理的問題,往往依季節、天氣系統、降雨強度與地理位置等不同,造成預報能力的差異。雨量統計技術開發是依據系集成員統計特性,尋找系集資料的整合方式,並希望透過個案分析找出季節與雨量統計技術產品的關聯性,目前歸納出10組權重整合方式包含(G01,NPM,TOP3,MAX,75%,MEAN,25%,MIN,Cold,Partial)。

其中G01表示前50%之成員平均,NPM(New Probability-matched Ensemble Mean,新機率擬合平均)(葉等,2016)。利用系集平均之空間相對分布,以各系集成員降雨頻率分布之平均取代系集平均之降雨頻率(圖 1 1),提升豪大雨事件預報能力。TOP3 則為2019極端降雨事件(表3)表現最好的前3名組成(N01,N09及N15),MAX為系集最大值,75%為前25%之成員平均,MEAN為系集平均,25%為最後25%之成員平均,MIN為系集最小值,Cold表示cold start成員平均,Partial為partial cycle成員平均。

極端降雨事件	模式模擬時間(UTC)
春季降雨	04/26 00Z-04/27 18Z
梅雨鋒面(+西南氣流)	05/16 00Z-05/20 18Z \ 06/10 00Z-06/14 18Z
熱帶氣旋	丹娜絲颱風 07/16 00Z-07/17 18Z、 利奇馬颱風 08/07 00Z-08/10 18Z、 白鹿颱風 08/23 00Z-08/26 18Z、 米塔颱風 09/28 00Z-10/01 18Z
加密菊流	07/18 00Z-07/19 18Z \ 08/10 00Z-08/17 18Z
東北季風	10/30 00Z-11/01 18Z

表 3、2019 極端降雨事件模式模擬時間

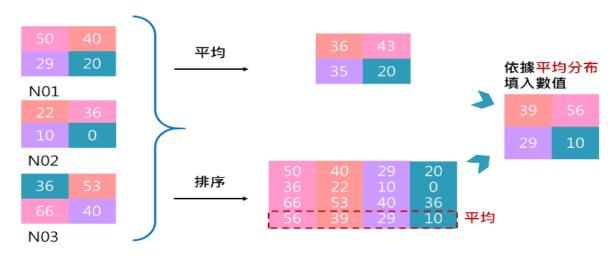


圖11、新機率擬合系集平均方法示意圖

3.2 MPAS 全球模式研發

本研究使用MPAS跨尺度全球模式v7.0,全球網格水平解析度均匀30公里,垂直55層。使用之物理過程包含New Tiedtke對流參數化法、WSM6雲物理參數法、YSU邊界層參數法、RRTMG長短波輻射參數法及NOAH地表模式。本年度進行過去2011-2020年共10年之歷史個案後報(hindcast)實驗,月預報後報實驗系統規劃如下圖12,模式初始場使用NCEP GFS分析場,且每日於00UTC利用NCEP CFSv2之預報海溫更新模式下邊界。每個月20至30(31)日開始進行45天預報,利用時間延遲法(Time-lagged ensembles)組成一包含11(12)成員的系集系統,預報有效時間達到一個月,共完成2011-2020年800組實驗。

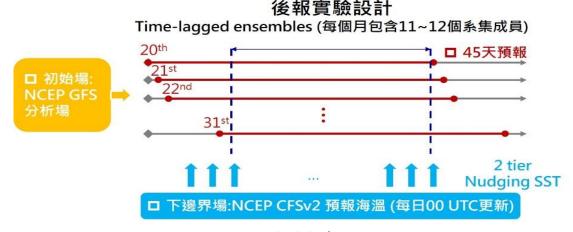


圖12、月預報後報系統流程圖

四、 導入 AI 技術發展颱洪防災監測與預警技術

利用人工智慧(Artificial Intelligence, AI)模組針對梅雨季進行降雨判識研究。本研究 分為兩大部分,第一部分針對台灣西南部山區進行降雨判識模組開發;第二部分為第一 部分基礎下,針對梅雨季於全台QPESUMS網格降雨判識能力初步開發與測試。

第一部分利用人工智慧(Artificial Intelligence, AI)模組進行降雨判識研究。首先先針對梅雨季5、6月氣候值較大月雨量之西南部山區範圍進行判識,並針對不同降雨門檻值分開訓練。AI模組訓練流程如圖21所示,資料訓練時間為1989至2017年,資料範圍取北緯10度至30度,東經100度至135度之全球觀測資料,擷取12個氣象因子,分別為海平面氣壓、1000百帕之東西風向與南北風向、925百帕之溫度與相對溼度、850百帕之高度場、東西風向、南北風向、相對濕度以及溫度、700百帕之相對濕度以及500百帕之高度場(Mslp、U1000、V1000、T925、RH925、H850、U850、V850、RH850、T850、RH700、H500)。12個全球觀測氣象因子透過主成分分析保留85%以上之變異量為模組輸入資料,判識之門檻值分為三個,日雨量是否達10mm以上(10mm)、是否達40mm以上或達到10mm以上但未達40mm(10-40mm)以及是否達80mm以上或達到40以上但未達到80mm(40-80mm),最後以支持向量機為AI模組訓練,得到AI模組。



圖13、梅雨季西南部山區降雨判識模組流程圖

第二部分,針對全台為目標規劃梅雨季降雨判識模組訓練與能力分析。針對氣象局QPESUMS網格點近台灣本島之陸地範圍進行判識模組建立,網格點解析度為0.125度,共20485個網格點,第二部分研究將建立20485的網格點判識模組。完成兩組AI模組測試,第一部分將AI模組應用於梅雨季5、6月之西南部地區判識與全台網格點判識之訓練模組,並建立不同預報模組來測試AI模組對預報時間延時的測試。針對西南部地區判識梅雨季降雨模組正確率平均在0.69至0.61,陽性預測值平均在0.71至0.61,均有相當程度之判識能力。並且對其模組上線測試進行修正。第二部分首度針對全台20485個網格點進行訓練與校驗。訓練結果全台網格點平均正確率和陽性預測率分別為0.52和0.61,平地有較好的判識能力,且東部與西南部地區有較好的正確率(如圖14)。2020年5月份開始將81946組模組即時上線測試。測試不同門檻值差異與多級距門檻值模組,並預報不同預報時間進行測試。

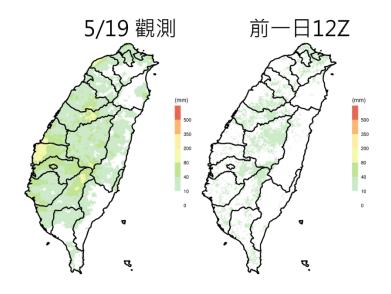


圖14、AI模組應用於5、6月全台判識模組上線產出示意圖 (左圖為觀測雨量圖、右圖為AI模組判識結果圖)

五、 颱洪防災服務展示介面研發

5.1 短延時預警技術應用於區域預警與個人化預警技術

針對短延時強降雨的預警,由於此預報資料快速更新的特性,必需開發自動快速研 判技術,從龐大的數據資料中研判使用者所需資訊。配合此資料特性,透過LBS地理定 位方式,從大數據資料中擷取使用者所在區域的預報資訊,並研判分析未來1小時下大 雨的可能性,並即時提供使用者簡化資訊。由於現在行動裝置使用者比電腦使用者更 多,因此以此預警產品設計行動裝置APP,提供使用者個人化預警訊息。

由於區域預警需求與個人化預警需求訊息迥然不同,因此分別針對這兩類型需求開發設計預警系統。區域預警針對全台各鄉鎮區進行研判,並以地圖區域框畫與表列方式提供需要示警的鄉鎮區。個人化示警則以定位服務將使用者所在地方圓10公里內做為預警區域,並從大數據資料庫中即時搜尋該範圍內的預報資訊,進行即時快速研判與示警訊息的提供。



圖15、即時天氣預報區域預警與個人預警技術開發

行動裝置APP的開發以個人使用者為對象,利用APP的推播提醒功能,讓使用者不需開啟手機監測的狀況下,APP就會提醒即將會下雨。目前完成即時降雨「落雨小幫手」的APP開發,提供Android與IOS兩種作業系統的下載安裝。另外,為了進一步從複合式大數據資料中進行三度空間研判分析,設計三維動態視覺化展示方式,將高空中的雷達回波、地面降雨以及雨量站觀測等不同維度的資料整合呈現。並透過時間與空間同步動態方式呈現最佳視覺化效果。

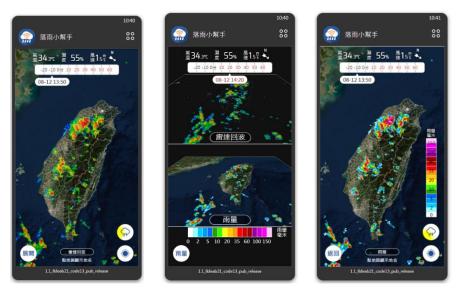


圖16、行動裝置APP「落雨小幫手」回波、雨量轉換展示