

強化氣象災害數據智能化預警技術

Strengthen the intelligent early warning technology of meteorological disaster

主管單位：國家災害防救科技中心

于宜強 ¹ Yu, Yi-Chiang	徐理寰 ¹ Hsu, Li-Huan	黃麗蓉 ¹ Hwang, Li-Rung
廖信豪 ¹ Liao, Hsin-Hao	王潔如 ¹ Wang, Chieh-Ju	林忠義 ¹ Lin, Chung-Yi
劉嘉騏 ¹ Liou, Jia-Chyi	蔡直謙 ¹ Tsai, Chih-Chien	江宙君 Chiang, Chou-Chun
吳宜昭 ¹ Wu, Yi-chao	朱容練 ¹ Chu, Jung-Lien	林冠伶 Lin, Kuan-Ling

¹ 國家災害防救科技中心

摘要

台灣地區氣象災害以颱風、豪雨、旱災與寒害最常見，預警技術的研發可分為，極短期預警、颱風預警、長期氣候等三方面。在極短期預警，利用即時觀測的雷達進行災害的監測與評估，自動化與資料處理的優化是強化預警首要工作。颱風預警技術，利用雷達資料同化，系集雨量預報系統及全球模式(MPAS)等多模式的作業化研究，達到無接縫預警技術研發的目的。極端氣候預警技術研究，現行氣候預報技術仍有許多瓶頸尚待突破，除了強化氣候監測技術研發外，也參考國際次季節與季節預報計畫的方法與成果，強化極端氣候與其前兆分析的技術進行研究。引進大數據科學的概念，利用異質性的資料與 AI 演算法開發未來災害預警新的想法與架構。

關鍵詞：預警技術、人工智慧

Abstract

The most common meteorological disasters in Taiwan are typhoons, heavy rain, drought, and cold damage. The research and development of early warning technology can be divided into three parts: very short-term early warning, typhoon flood warning, and long-term climate. In very short-term early warning, using real-time observation radar for disaster monitoring and evaluation; the automation and optimization of data processing are the primary tasks to strengthen early warning. The typhoon flood early warning technology uses multi-model for operational research such as radar data assimilation, the rainfall ensemble forecast system, and the global model MPAS to achieve the purpose of seamless early warning technology research and development.

Research on extreme climate early warning technology, the current climate forecast technology still has many bottlenecks to be broken through. In addition to strengthening the research and development of climate monitoring technology, it also refers to the methods and achievements of the international sub-seasonal to seasonal forecasting plan to enhance the precursor analysis of extreme climate. Furthermore, big data science is introduced, using heterogeneous data and artificial intelligence (AI) algorithms to develop new ideas and structures for future disaster warnings.

Keywords : early warning technology, artificial intelligence

一、前言

台灣地區氣象災害以颱風、豪雨、旱災與寒害最常見，預警技術的研發可分為，極短期預警、颱洪預警、長期氣候等三方面。近年台灣在雷達與衛星相關基礎建設快速興建，同時數值預報與電腦資源也不斷精進，使得在氣象預警與防災風險研判上獲得相當多的資料。如何透過即時遙測反演與資料同化，防災監測與強化數值預報能力是本計畫需要著手研究的重點。大數據的獲得必須透過智慧化的演算工具才能快速研判與預警，是開啟新預警技術的契機。

二、運用高解析防災降雨雷達網資料強化暴雨即時監測技術

2.1 優化現行雷達資料處理流程

現今降雨雷達網的興建採雙偏極化雷達進行，已完成新北市樹林、台中市南屯及高雄市林園等三座雷達，每座雷達的觀測頻率與掃描策略均不同，在資料處理的過程中必須進行均一化。已完成因應防災降雨雷達資料的傳輸方式及時間之調整，以及全台3維雷達資料自動化處理流程，以滿足作業需求。雷達觀測經常無法快速且自動分辨，來自非氣象的訊號，導致使用上出現誤差。圖1.在花蓮雷達的觀測中，在近雷達中心附近的海面上有海面雜訊出現外，在雷達的東北方及西北方各有一條呈現線狀的回波波束存在。為濾除不正常的回波波束，在我們的研究中，針對都卜勒雷達前處理中，增加利用雷達參數波譜寬(spectral width, SW)來濾除資料。圖1為濾除後的結果，圖1(b)、(e)為利用波譜寬的資料進行檢視，可以有效分辨氣象資訊與非氣象雜訊。不過仔細檢視，在近雷達的海面位置，在波譜寬處理後的觀測資料仍出現些許雜訊，再利用過去傳統弱風速、弱回波值濾波濾波方式，便可加強濾除雜訊的效果。因此在原資料QC流程中加進波譜寬這個參數進行資料的處理，可以更有效濾淨回波資訊，如圖1(c)、(f)，此方法可以獲得較乾淨的3D雷達回波資料。

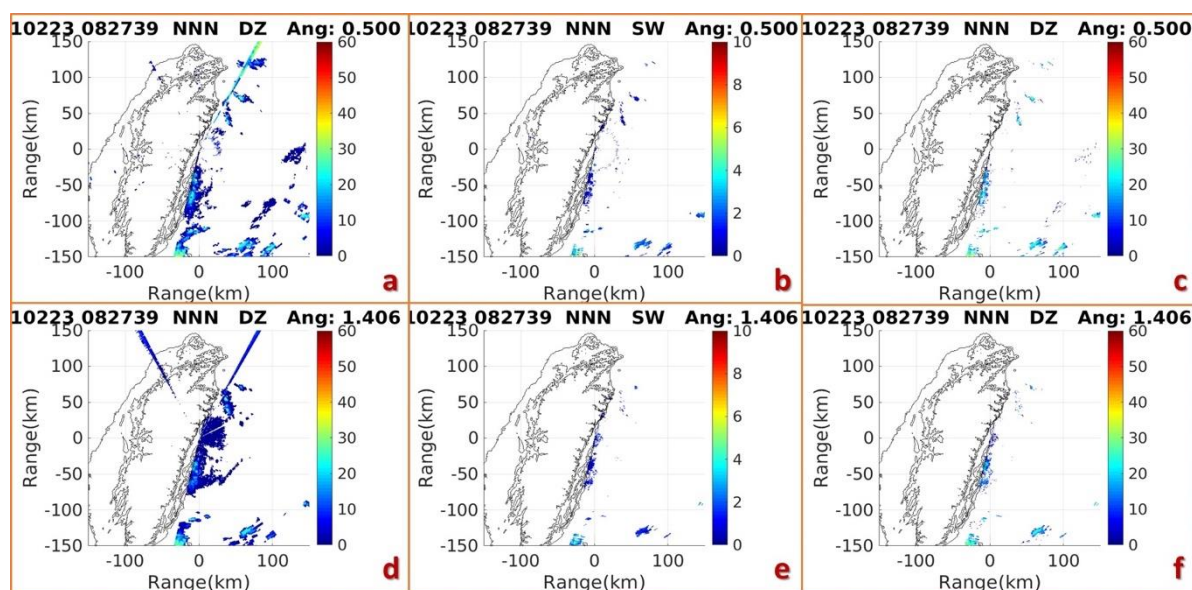


圖1：花蓮雷達資料(a)、(d)QC前回波、(b)、(e)波譜寬及(c)、(f)原本QC流程加波譜寬判斷處理後的回波。

2.2 偏極化雷達參數雨量估計

利用偏極化雷達資料處理及降雨估計的研發成果，建立全臺偏極化降雨估計自動化流程，依作業屬性可分成雷達資料處理、偏極化降雨估計及結果的展示與應用等三個步驟(如圖2)。偏極化降雨估計技術研發，除了原有的全臺合成三維回波資料外，尚需針增加偏極化參數比差異相位差(Specific differential propagation phase shift, KDP)的內插，方能得到全臺各偏極化雷達的KDP資料。接著尋找最低高度的KDP資料進行降雨估計，如此可減少雨滴誤差提升降雨估精確度。利用全臺合成回波資料，以 $R(ZH)$ 關係式估計降雨，得到全臺合成回波降雨估計結果雷達降雨估計，接著將全臺偏極化雷達的回波及KDP資料，套用適合該地區的降雨估計公式(混和型公式 $R(K_{DP})+R(Z_H)$)，得到單顆偏極化雷達的偏極化降雨估計結果。最後以合成回波降雨估計結果為基礎，利用偏極化降雨估計資料取代原回波降雨估計的雨量，即可產出全臺偏極化降雨估計結果。利用2020、2021年兩個梅雨鋒面個案及2021年兩個颱風個案，共4個強降雨事件，進行全臺偏極化降雨估計結果的校驗。從不同降雨個案的降雨估計結果與雨量站校驗的散佈圖顯示(圖3)，不論是在梅雨或颱風個案，皆以利用今年建置完成的全臺偏極化降雨估計流程及偏極化降雨估計公式(混和型公式 $R(K_{DP})+R(Z_H)$)估計降雨，有較佳的精確度表現。而KRID降雨估計結果的精確度表現，在梅雨及烟花颱風個案相對是有較為低估一些的，在盧碧颱風和西南氣流個案，則有高估的情形。



圖2：全臺偏極化降雨估計作業流程。

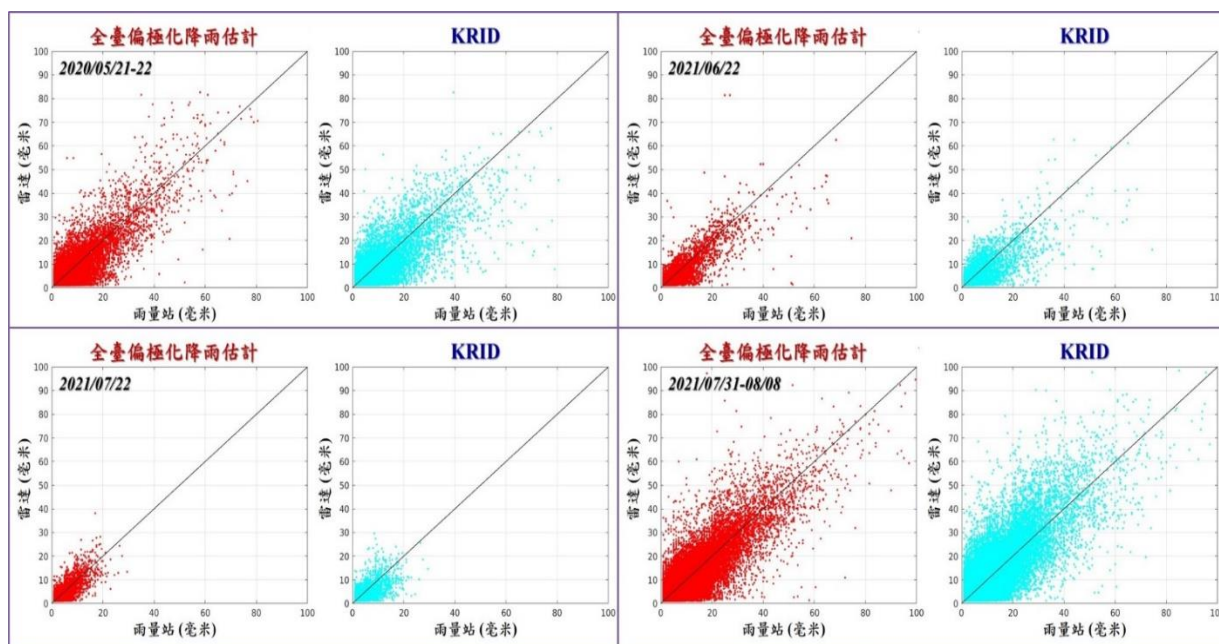


圖3：強降雨個案降雨估計結果與雨量站校驗的散佈圖。橫坐標為雨量站觀測、縱座標為雷達定量降雨估計結果。紅色為全臺偏極化降雨估計結果、藍色為KRID結果。

在定量的比較上，分析相關係數、均方根誤差及Bias的表現。相關係數以全臺偏極化降雨估計結果最佳，校驗結果都在0.75以上，與觀測雨量具有高相關性。而KRID的相關係數則多在0.7至0.8之間，其中以烟花颱風個案0.59最低。而均方根誤差及Bias的表現，也以全臺偏極化降雨估計的校驗結果最佳。從整體誤差平均來看，全臺偏極化降雨估計的均方根誤差為4.53毫米、Bias為5.93%；KRID的均方根誤差為5.5毫米、Bias為14.57%。因此，利用全臺偏極化降雨估計流程及偏極化降雨估計公式估計降雨時，可改善均方根誤差17.6%及Bias 59.3%，提供更精確的降雨估計結果，作為後續防災應用及產品開發使用。

2.3 雙偏極化氣象雷達在坡地災害預警之應用-降雨動能研究

計算2021年7月1日至8月31日7處土砂運移研究示範區域的降雨強度及累積降雨動能變化。在盧碧颱風與西南氣流影響期間(7/30-8/8)，高雄玉穗溪發生大規模崩塌、明霸克露橋沖毀，屏東來社溪則有土石泥流發生(圖4)。分析玉穗溪及來社溪的降雨強度與累積降雨動能之變化，玉穗溪自7月1日至30日的累積降雨動能僅為每平方公尺1,332.6焦耳，但在大規模崩塌發生時(8月7日9時10分)，累積降雨動能達每平方公尺5,247.3焦耳，一週就增加了每平方公尺3,914.7焦耳。而來社溪在7月30日的累積降雨動能為每平方公尺9,992.6焦耳，土石泥流發生時(8月6日15時)，累積降雨動已增加到每平方公尺39,341.5焦耳，一週就增加了每平方公尺29,348.9焦耳。透過上述分析，不論是玉穗溪或來社溪，在大規模崩塌或土石泥流發生前，降雨動能的累積速度都相當快，表示當有坡地災害發生前，降雨動能可能會出現快速增加的特徵，而此特徵可作為大規模崩塌發生前的其中一項預警參考資訊。

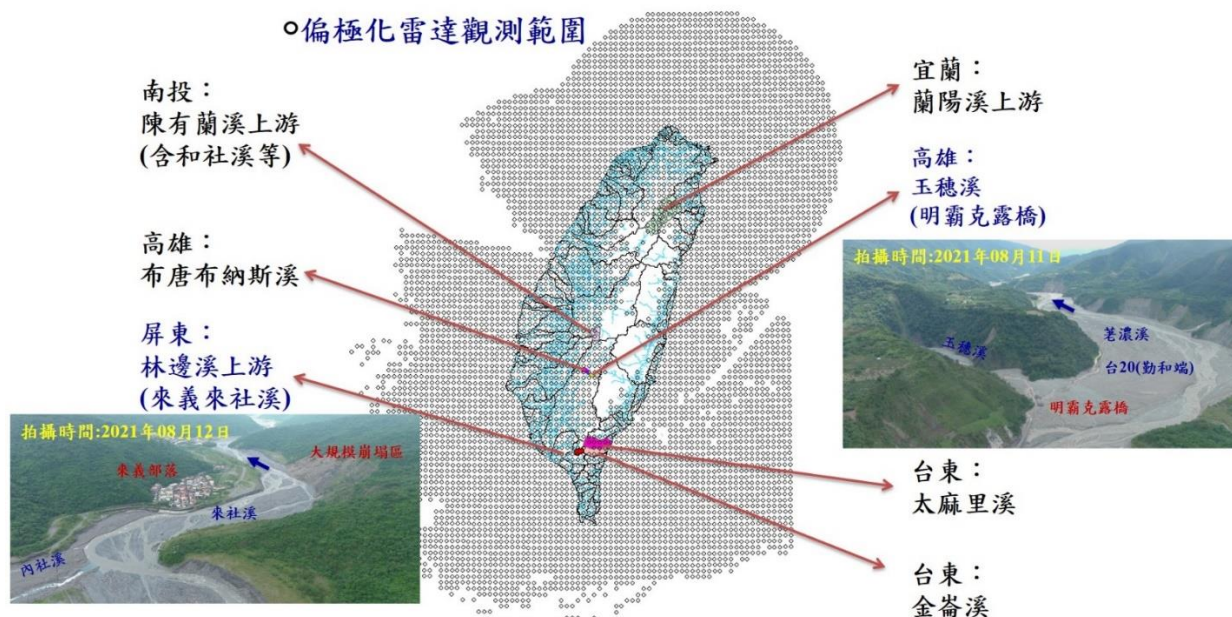


圖4：7處土砂運移研究示範區域，其中在高雄玉穗溪及屏東來社溪有大規模崩塌、土石泥流發生。

2.4 短延時強降雨預警技術研發

短延時強降雨為台灣地區常見的災害，預警的技術研發是透過現有雷達、雨量及閃電觀測與模式預報，利用雷達回波外延法結合雷達資料同化法之預報回波，發展一套新的整合技術「模式調整外延法」(extrapolation adjusted by model prediction, 簡稱 ExAMP)，提供未來90分鐘之雷達回波預警資料。在「落雨小幫手」APP的技術更新上，今年將對「落雨小幫手」APP做功能進行的升級，承襲核心技術「ExAMP法」的概念，透過雷達回波外延得到的雨量資訊以及資料同化的預報雨量，整合研發一套新的短延時雨量預警技術，也利用即時閃電觀測及預警資訊讓使用者可以掌握最新的閃電動態。在APP預警介面的選項上，也將提供以鄉鎮區為單位的訂閱功能，依據使用者訂閱通知的區域，提供最即時的短延時強降雨的預警資訊。

三、 強化颱洪多模式多尺度定量降雨預報技術發展

3.1 雷達資料同化系統精進

本中心與中央大學雷達實驗室密切合作，引進多都卜勒雷達風場合成方法(WInd Synthesis System using DOppler Measurements, 簡稱WISSDOM)，該方法利用多顆都卜勒雷達觀測之徑向風速，以及數值模式提供之背景場，透過使代價函數最小化的過程求得一組最佳空間三維風場。本年度將WISSDOM三維風場的水平風資料以3DVAR方法更新模式初始場，除作業中雷達資料同化(R01)外，另有兩種同化策略：第三次雷達資料同化後再同化WISSDOM三維風場及三次雷達資料同化後皆再同化WISSDOM三維風場。

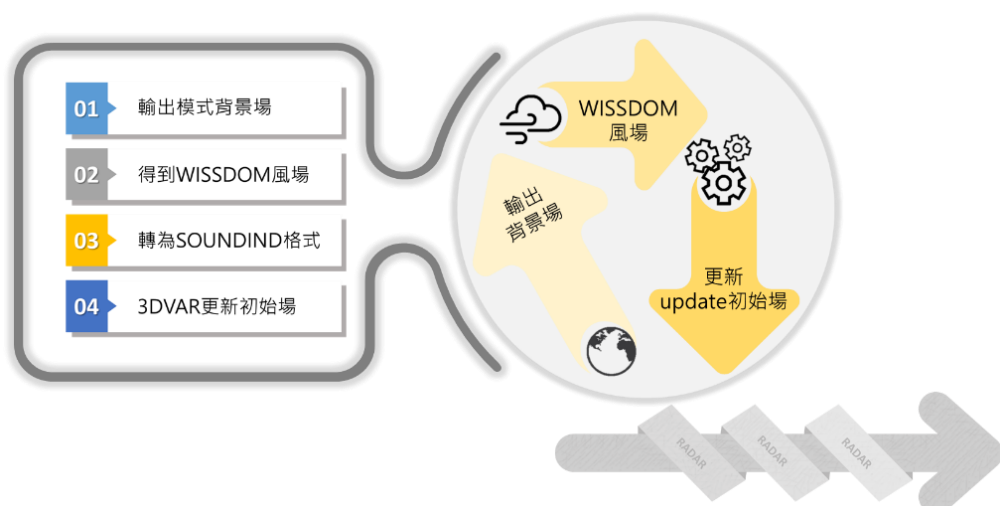


圖5. 利用WISSDOM風場改良雷達資料同化作業流程圖

以2021年6月22日滯留鋒及西南風影響造成全台降雨之個案為例，對初始時間6月22日06Z至23日05Z共計24個時段個案作同化策略模擬測試，平均統計結果如圖6所示，WWW實驗組的RMSE平均值於各預報時段皆略小於其他結果，且BIAS也略能降低雨量高估的情況。由初始時間2021年6月22日07Z的模擬降雨圖可以看到，台灣東北部第一小時的降雨及台灣北部沿海第四小時降雨，由WWW實驗組所模擬的雨量分布會較接近觀測。根據初步校驗結果，使用WISSDOM風場進行同化有助於掌握短延時強降雨的對流系統的能力。

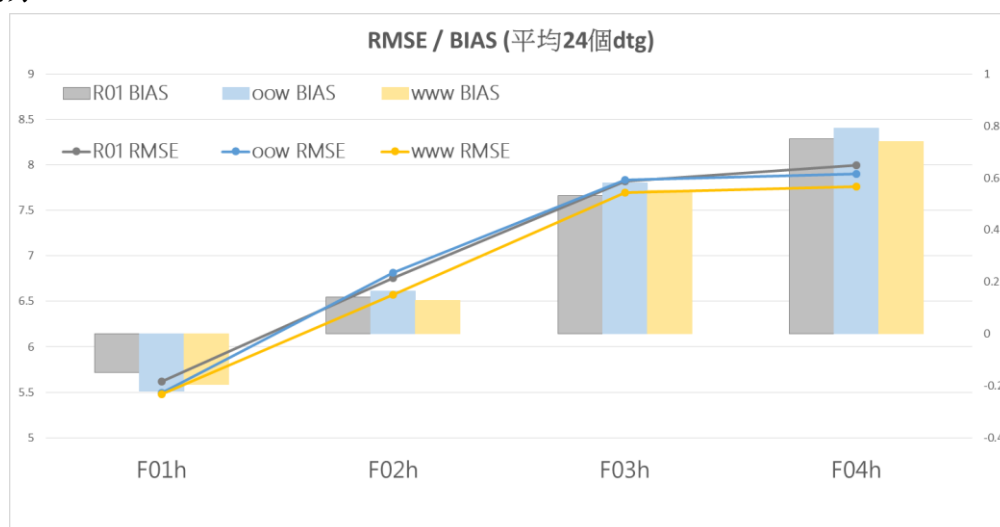


圖6. 三種同化策略模擬結果對KRID-QPE雨量之校驗統計平均。X軸為預報第1、2、3、4小時。三種顏色灰、藍及黃色分別代表雷達資料同化的作業版本、oow及www。直條為24個時段個案之Bias平均值，折線為平均RMSE。(OOW實驗組僅第三次同化進行WISSDOM風場同化；WWW實驗組三次同化均進行WISSDOM風場同化)

3.2 系集新版 2.0 模組規劃與架構測試

分析2019年極端降雨事件系集模擬的校驗結果顯示，本中心系集模式對極端降雨訊號的掌握能力良好，尤其是颱風事件，在豪雨的門檻值下(200mm/day)，各成員在預報

0-24小時的預兆得分(Threat Score, TS)皆大於0.3。比較系集成員的離散度與系集平均的均方根誤差(RMSE), 結果顯示, 系集降雨預報的離散度不足, 顯見本中心的系集預報模組仍有精進的空間。分析本中心系集預報系統的模式設定顯示, 各成員間的參數化組合過於集中與單一, 因此本年度利用不同的初始條件、資料同化技術與物理參數化組合, 重新建構了19組系集成員的新版系集預報系統(表1)。此外, 結合今年度上線作業的校驗系統, 建置「系集2.0實驗平台」(圖7); 「系集2.0實驗平台」利用校驗系統針對強降雨事件, 進行系集預報系統的校驗評估, 找出表現較佳的成員模式設定, 其次, 啟動參數化敏感度測試模擬實驗, 期望找出該事件最佳的模式參數設定, 並將結果累積於強降雨模擬知識庫, 進一步可重新調整系集成員的模式設定, 持續優化系集預報系統。

表 1 新版系集成員預報系統模式設定

初始資料	資料同化	邊界層參數化	雲微物理參數化	積雲參數化
GFS	NOD A	YSU	WSM5	KF
MPA S	cold start	YSU	Goddard	KF
			WSM5	KF
			Ferrier	KF
		MYJ	Goddard	KF
			WSM5	KF
			Ferrier	KF
GFS	Parti al cycle	YSU	Goddard	KF
			WSM5	KF
			Ferrier	KF
		MYJ	Goddard	KF
			WSM5	KF
			Ferrier	KF
GFS	cold start	YSU	Goddard	KF
			WSM5	KF
			Ferrier	KF
		MYJ	Goddard	KF
			WSM5	KF
			Ferrier	KF



圖7. 系集2.0實驗平台架構圖。

分析系集系統所有成員在全台雨量模擬結果時，則利用校驗系統中的相關係數、均方根誤差(合計為相關性分析)及列聯表技術得分(技術得分分析)。分析所有成員之24小時預報累積雨量，在梅雨鋒面影響期間(5月29日~31日)的表現，並將結果進行排名。表2的結果顯示，兩種分析方法表現最佳的前6個成員中，皆為冷啟動成員；而在參數化的設定方面，多數表現較佳成員的雲微物理參數化為WSM5，而邊界層參數化為MYJ。綜合兩種分析方法的排名結果，成員N18在兩種分析方法中的表現皆位居前3名，而無使用資料同化的N01在技術得分分析中亦有較佳表現。

表2 2021年5月29~31日全台雨量模擬校驗分析排名。

	排名 1	排名 2	排名 3
相關性分析	N19 cold start Ferrier MYJ	N17 cold start Goddard MYJ	N18 cold start WSM5 MYJ
技術得分分析	N18 cold start WSM5 MYJ	N01 無資料同化 WSM5 YSU	N16 cold start Ferrier YSU

雨量預報產品最佳化技術研發，首先計算各成員不同延時的累積雨量 ($N01_{0-1h}$, $N01_{0-2h}$..., $N01_{0-84h}$, $N02_{0-1h}$...), 然後統計所有成員不同延時的累積雨量最大值 (MAX_{0-1h} , MAX_{0-2h} ..., MAX_{0-84h}), 最後將不同延時的

雨量相減當作不同區間雨量值(例如 $MAX_{12}^T = MAX_{0-48h} - MAX_{0-36h}$)，並將此方法套用在新機率擬合平均及75%產品中進行優化，可避免逐次累加過程導致極大值過度預報以及不同區間累加雨量結果一致，此方法可以快速合成修正系集雨量預報的結果。

3.3 MPAS 月尺度雨量預警技術研發

為瞭解使用MPAS全球模式進行次季節預報的能力，並且倘若模式存在系統性誤差，在未來產品的開發上亦可以用統計的方式進行修正。建置2011-2020年MPAS全球模式歷史模擬資料，模擬的方式是以2011-2020年每月1日前10日的00UTC作為模擬實驗的初始時間，進行45天模擬。MPAS全球模式 2011-2020年2-4月模擬的平均日降雨量的氣候值與觀測的比對中，可以發現MPAS可模擬出春季的降水特徵，相關係數 $R=0.9$ ，標準化均方根誤差是0.5，系統性誤差為0.45 mm/day (如圖8)。

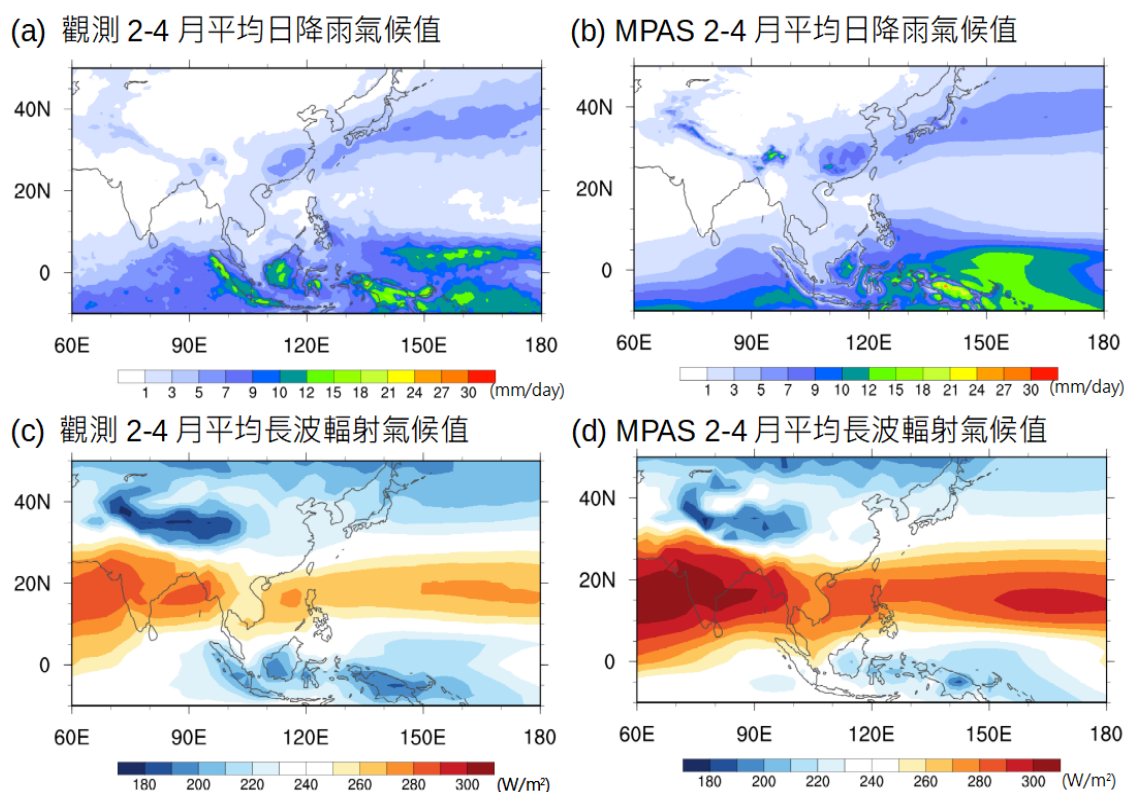


圖8. 東亞2011-2020年2-4月平均氣候值的(a, b)觀測及MPAS模擬的平均日雨量，(c, d)觀測及MPAS模擬的平均對外長波輻射。

本研究分三個方向校驗，(1) 氣候值校驗、(2) 距平值校驗、(3)氣候三分法的年際變化校驗。氣候值校驗是為了分析MPAS模式在大尺度環流及氣候特徵是否和觀測吻合，有沒有顯著的系統性誤差。距平值校驗中本研究將預報分為第一至第四週，以及月平均值，在網格點上進行校驗，分析模式準確性。氣候三分法年際變化校驗將網格資料分為相對氣候值偏多、正常、偏少三分類，製成每年、每網格三分類的列聯表，使用Gerrity skill score (GSS)得分分析資料三種分類在每個網格上是否具有預報技術， $GSS>0$ 時表示模式在氣候分類上是具有預報技術， $GSS=1$ 為完美預報。以下說明三項方法校驗分析結果。為了解MPAS對南海季風肇始預報的準確性，圖9為2021年4月20日至5月20日模擬實

驗(橫軸)的南海季風肇始候(縱軸)，2021年觀測南海季風肇始為第29候(黑色線)，結果顯示MPAS約在15天前可預報到正確的南海季風肇始時間，30-15天前的預報南海季風肇始平均提早約3個候。圖9(b)為平均2011-2021每年4月20日至4月30日的實驗結果，MPAS年際平均南海季風肇始在第26候，且年際變異度不大，比觀測平均第29候約提早3個候。

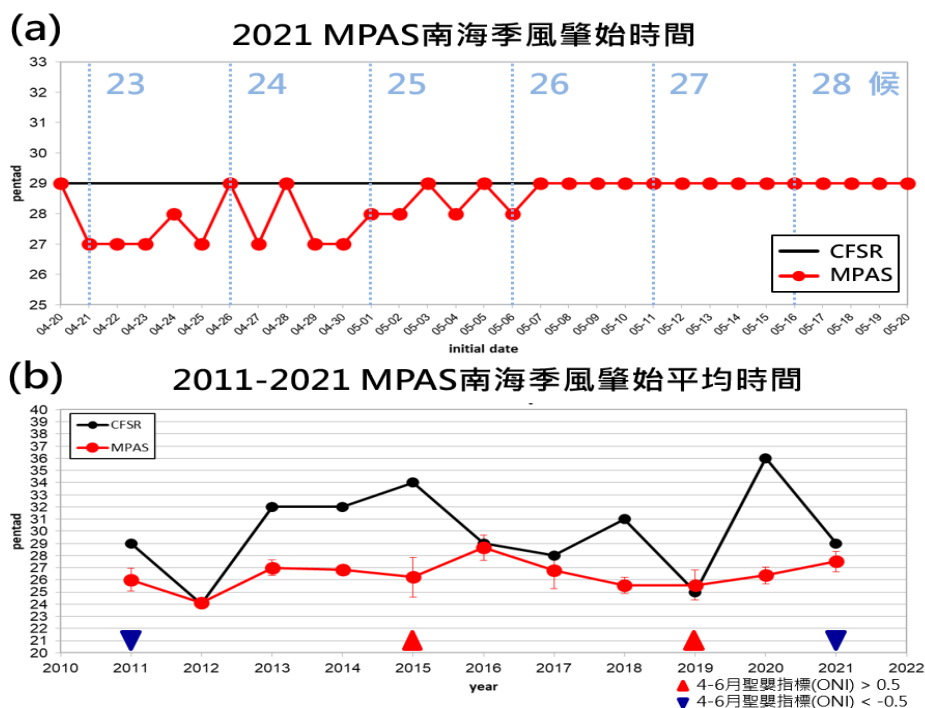


圖9. (a) 2021年MPAS模擬季風肇始時間(紅線)與CFSR觀測分析之南海季風肇始時間(黑線)，其中縱軸為南海季風肇始時間，單位為候，橫軸為模式初始時間。(b)2011-2021年MPAS模擬平均季風肇始時間(紅線)與CFSR觀測分析之結果(黑線)。另以紅色(藍色)三角形標示4-6月聖嬰指數(ONI)大於(小於)0.5的年份。

本年度利用MPAS全球模式 7.0版本進行作業化45天預報，設定全球模式水平解析度為均勻30公里，垂直55層，模式層頂約30公里。積雲對流參數化使用New Tiedtke，雲微物理使用WSM6，長波及短波輻射參數化使用RRTMG模組。每次作業化預報共使用台灣杉15個計算節點，每個節點使用36顆計算核心，總共花費540顆計算核心，45天預報約花5.5小時可完成。

3.4 次季節雨量預警技術發展-MPAS 六週降尺度

因應乾旱應變需求，氣象組嘗試進行次季節短期氣候模擬，這裡以MPAS六週模擬為基礎，進行WRF 45日降尺度模擬，提供臺灣地區細緻化次季節模擬資訊。MPAS六週降尺度共進行三組系集成員模擬，每日定時自動化啟動兩次，並於WATCH網頁提供服務。成果包含:未來六週雨量日展望、全台23個水庫集水區雨量推估、六週氣溫估計。除了雨量估計外，亦完成日雨量校驗圖資繪製(圖10)與年度水庫集水區雨量校驗(圖11)。目前MPAS六週降尺度模擬皆有自動化保存KRID網格資訊，期待未來進行更多次季節產品開發與校驗工作。

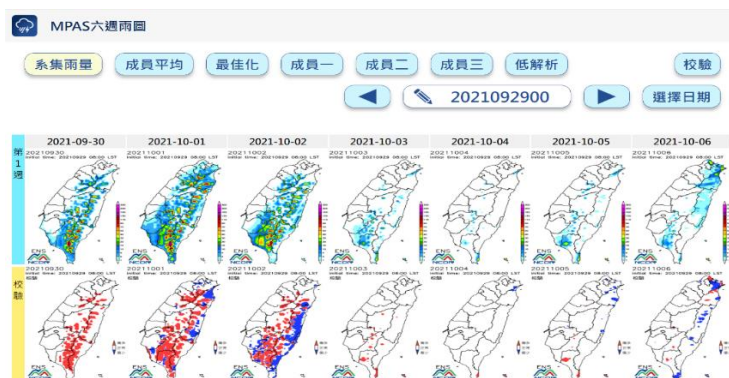


圖 10. MPAS 六週降尺度日雨量校驗

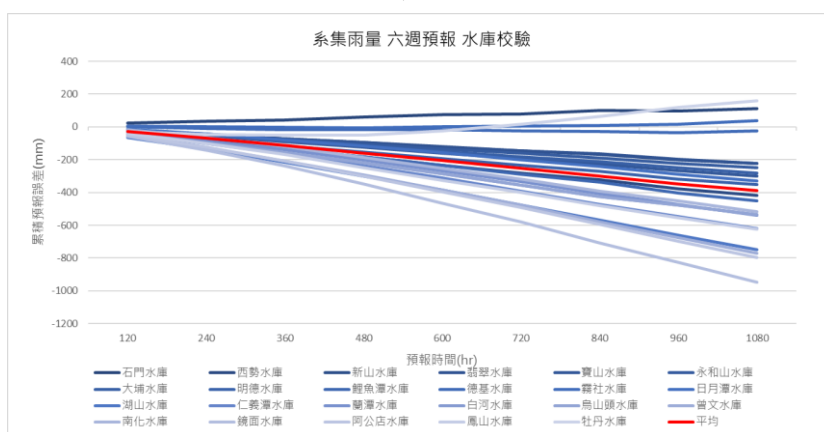


圖 11. MPAS 六週降尺度水庫集水區雨量系集雨量校驗

四、利用機器學習開發極端降雨預警技術

4.1 大數據智慧化預警研發規劃推動

隨著監測儀器的日益精密，加上監測點的密度提高，搭配高解析度的氣象模式資料，氣象領域已開始具有應用 AI(Artificial Intelligence；簡稱 AI) 人工智慧進行大數據分析的條件。許多 AI 演算法如支持向量機(Support Vector Machine；SVM)、類神經網路(Artificial Neural Network；ANN)、卷積神經網路(Convolutional Neural Network；CNN)、遞歸神經網路(Recurrent Neural Network；RNN) 以及自動編碼演算法(Autoencoder)..... 等，已開始有在國際間氣象領域測試應用的趨勢。有鑑於此，本年度的工作之一，即是針對氣象大數據智慧化預警技術進行規劃與研發。如圖 12 所示，氣象大數據智慧化預警技術主要由兩大部分組成，分別為大數據資料庫與 AI 演算法，資料庫著重異質性資料的蒐集，其中包含各種觀測資料與模式輸出，亦收整民生公共物聯網監測資料以擴大 AI 之應用範圍；此外衝擊部份之相關資訊也都是數據資料庫蒐集的對象。

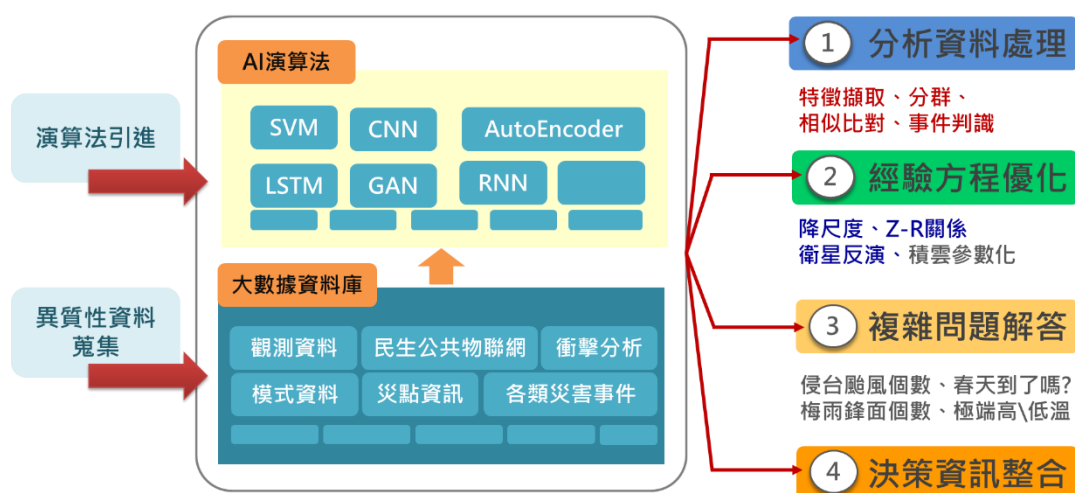


圖12. 氣象大數據智慧化預警技術規劃概念圖

為因應氣象防災資料多元有數據資料亦有圖像資料且非線性，引進自動編碼器。自動編碼器(Autoencoder; AE) 屬於類神經網絡(Artificial Neural Network; ANN)架構的一種非監督式學習(Unsupervised learning)演算法，架構可分為編碼器與解碼器(圖12)，此演算法可用於資料降維、特徵萃取、資料壓縮等功能。

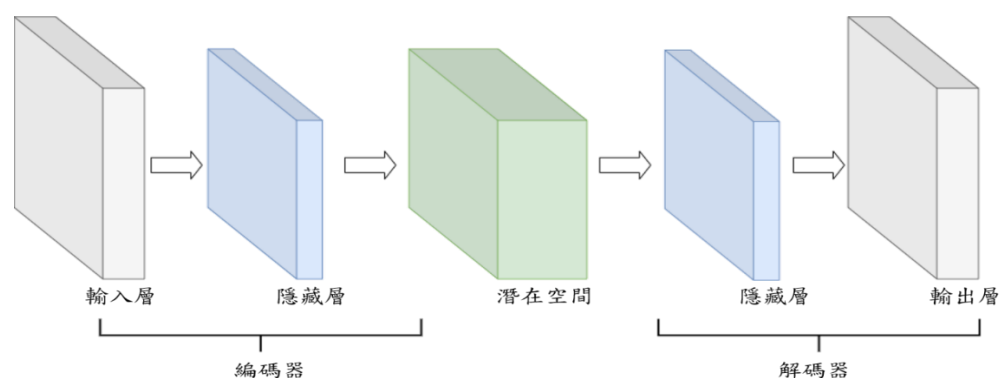


圖12.Autoencoder神經網路架構

本工作目的在引進自動編碼器，並初步應用於氣象領域，了解其演算法的能力。目前規劃將自動編碼器應用於歷史氣象資訊比對、系集雨量分群與最佳化。歷史氣象資訊比對，初步以雷達回波作為測試氣象變數，期望找出歷史上相像的個案。系集雨量分群與最佳化，因系集系統有多成員的組合，期望經由分群能了解分群組的狀況，進一步希望能透過最佳化的方式，整合系集成員的結果。

4.2 全台分區預警技術的建模

本研究將全台QPESUMS網格點中，選擇台灣陸地之20485的網格點，選用雨量門檻級距則參考之前研究以及中央氣象局雨量分級，分為10mm、40mm、80mm、200mm、350mm以及500mm，共6個雨量門檻值。訓練模組針對預報第一天、第二天以及第三天分開進行訓練建模，共建立20485(網格)*3(預報時間)之61455個模組。訓練資料使用氣象局QPESUMS網格點雨量資料，資料時間由2010至20019年5月至6月資料，以當日00Z之觀測資料配合AI模組流程(圖13)，以多級距雨量值進行訓練，交叉驗證結果個網格點之正確率和陽性預測率，全台網格點平均正確率和陽性預測率分別為0.52和0.61，

每且發現平地區域相較於山區有較好的判識能力，而在東部地區與西南部地區有比較好的正確率與陽性預測率。將前一日00z(第一天)，前二日00z(第二天)以及前三日00z(第三天)之分析場輸入進行判識，交叉驗證結果如圖14所示，可看到大致與當日00Z的結果相同，隨著預報時間的拉長，判識有越差的趨勢。

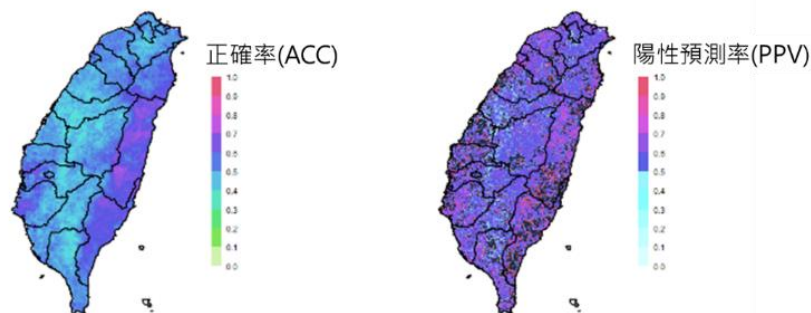


圖13. AI模組應用5、6月全台網格點訓練校驗結果，左為正確率，又為陽性預測率。

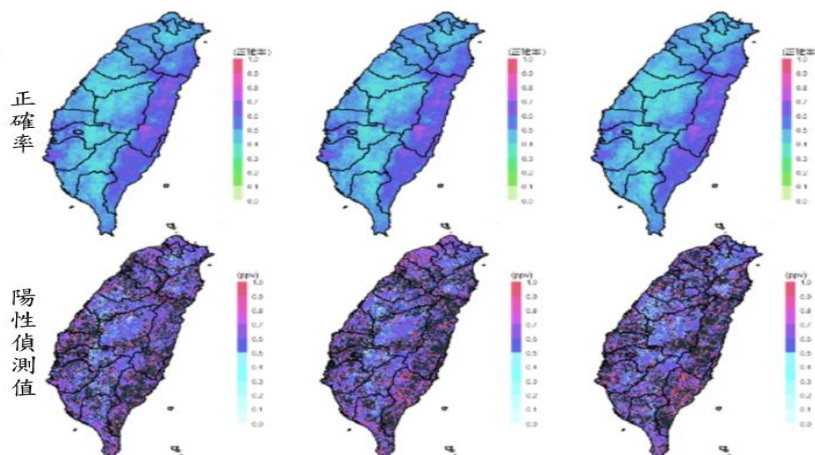


圖14. 第一天、第二天以及第三天模組之交叉驗證校驗結果。

本研究已於中心高速電腦中進行上線工作，每日將針對全台20485個網格點之日雨量進行判識。將前一日、前二日以及前三日之分析場各變數處理完後，分別輸入20485的模組進行判識，最後整合20485個判識結果未來第一日、未來第二日以及未來第三日之全台日雨量判識預測圖。