

國立中央大學

大氣科學學系
碩士論文

利用三維回波移動場改善即時降雨預報並建構系集
即時預報系統：臺灣梅雨鋒面及秋季降水個案分析

研究生：許育蕎

指導教授：鍾高陞 博士

中華民國一一二年六月

國立中央大學圖書館學位論文授權書

填單日期：__112__ / __07__ / __19__

2019.9 版

授權人姓名	許育蕃	學號	110621018
系所名稱	大氣科學學系大氣物理碩士班	學位類別	<input checked="" type="checkbox"/> 碩士 <input type="checkbox"/> 博士
論文名稱	利用三維回波移動場改善即時降雨預報並建構系集即時預報系統：臺灣梅雨鋒面及秋季降水個案分析	指導教授	鍾高陞

學位論文網路公開授權

授權本人撰寫之學位論文全文電子檔：

- 在「國立中央大學圖書館博碩士論文系統」。
 - () 同意立即網路公開
 - () 同意於西元_____年_____月_____日網路公開
 - () 不同意網路公開，原因是：_____
- 在國家圖書館「臺灣博碩士論文知識加值系統」
 - () 同意立即網路公開
 - () 同意於西元_____年_____月_____日網路公開
 - () 不同意網路公開，原因是：_____

依著作權法規定，非專屬、無償授權國立中央大學、台灣聯合大學系統與國家圖書館，不限地域、時間與次數，以文件、錄影帶、錄音帶、光碟、微縮、數位化或其他方式將上列授權標的基於非營利目的進行重製。

學位論文紙本延後公開申請 (紙本學位論文立即公開者此欄免填)

本人撰寫之學位論文紙本因以下原因將延後公開

- 延後原因
 - () 已申請專利並檢附證明，專利申請案號：
 - () 準備以上列論文投稿期刊
 - () 涉國家機密
 - () 依法不得提供，請說明：_____

• 公開日期：西元_____年_____月_____日

※繳交教務處註冊組之紙本論文(送繳國家圖書館)若不立即公開，請加填「國家圖書館學位論文延後公開申請書」

研究生簽名： 許育蕃

指導教授簽名： 鍾高陞

國立中央大學碩士班研究生 論文指導教授推薦書

大氣科學學系大氣物理碩士班 學系/研究所 許育蓋 研究生
所提之論文 利用三維回波移動場改善即時降雨預報並建構系
集即時預報系統：臺灣梅雨鋒面及秋季降水個案分析
係由本人指導撰述，同意提付審查。

指導教授 鍾高陞 (簽章)
112 年 6 月 21 日

1120621

國立中央大學碩士班研究生
論文口試委員審定書

大氣科學學系大氣物理碩士班 學系/研究所 許育蓋 研究生
所提之論文 利用三維回波移動場改善即時降雨預報並建構系
集即時預報系統：臺灣梅雨鋒面及秋季降水個案分析
經由委員會審議，認定符合碩士資格標準。

學位考試委員會召集人

黃椿意

委

員

林欣沁

張傳裕

鍾高陞

中 華 民 國

112 年 7 月 10 日

中文摘要

雷達回波外延法使用過去時間的觀測回波資料，計算出可提供天氣系統移動及旋轉特性資訊的回波移動場，並根據此移動場結果來進行外延預報。根據前人研究，移動場計算上的不確定性是外延預報當中最主要的誤差來源之一，且天氣系統在不同高度上亦有不同的移動方向，這些因素都將影響外延預報的能力。

本研究針對此一不確定性來源，將三維的回波移動場應用至 MAPLE (McGill Algorithm for Precipitation nowcasting using Lagrangian Extrapolation) 即時預報系統中，並挑選臺灣秋季及梅雨鋒面降水事件來進行分析討論。根據三維移動場的時間與空間分析結果，在秋季降水事件中，東西方向(u)分量和南北方向(v)分量移速大小相近；在梅雨鋒面事件中，東西方向之移速則大於南北方向之移速，這樣的結果顯示出不同季節的降水系統移動特性。三維回波移動場資訊也被應用至即時預報方法中，將其預報能力以連續校驗法以及絕對校驗法進行分析，結果顯示，三維雷達外延方法之預報能力有所提升，可改善至三小時的預報結果。

此外，本研究亦根據三維移動場的時空分析結果，建立一系集即時預報系統，考慮在移動場計算過程所包含之不確定性。校驗結果顯示，應用此系集即時預報系統至秋季降水及梅雨鋒面個案時，皆具有正確判斷降水事件發生之區辨能力，且可以維持約三小時的預報可信度表現。並且於累積雨量預報上也能正確的掌握和觀測結果相似的降雨分布。整體而言，三維雷達外延即時預報方法以及系集即時預報方法皆可以針對移動場上的不確定性進行改善，也較原先的外延方法有更好的預報能力。

Abstract

Radar echo extrapolation utilizes the observed composite reflectivity to estimate the motion fields of radar echoes and provide advection and rotation information for extrapolation. The uncertainty of motion fields is one of the major error in radar extrapolation. In addition, the weather system may have different moving directions at different heights.

In this study, 3-Dimension motion fields are estimated by the entire volume scanned data and applied to MAPLE (McGill Algorithm for Precipitation nowcasting using Lagrangian Extrapolation) nowcasting system. With autumn precipitation events in the Yilan area and the Meiyu front events in Taiwan, the characteristic of 3D motion fields in space and time are analyzed. The results show that u-component varies more than v-component both in time and space for the Mei-yu front event. As for autumn precipitation, the diversity of u- and v-components are similar. Then, the added value of 3D motion fields for the nowcasting is evaluated by continuous and categorical verification. It is found that the improvement of the nowcasting with 3D motion fields can be up to 3-h.

Furthermore, based on the analysis of 3D motion field, an ensemble nowcasting scheme was developed by considering the uncertainty of motion field. The verification of ensemble nowcasting shows a good ability to correctly predict the occurrence of the precipitation and the reliability can up to nearly 3-h in autumn precipitation and Meiyu front events. The forecast of accumulated rainfall also accurately captures rainfall distribution similar to the observation. Overall, both the utilization of 3D motion fields in nowcasting and the ensemble nowcasting scheme can improve the uncertainty caused by motion field estimation and demonstrate better forecasting ability compared to the original extrapolation method.

誌謝

六年前第一次踏進中大的記憶仍歷歷在目，有好多的第一次，好多的苦惱與未知，轉眼之間竟已走到這裡，走到六年前的我未曾想像過的這裡。這一切都要感謝身邊許多珍貴的好緣份，如果沒有遇見這樣的一群人，這條路也許會比我所想像的還要更加困難且辛苦。非常感謝我的指導教授鍾高陞老師，在大三專題課程當中建立了我對雷達外延即時預報系統的初步概念，第一次嘗試針對這樣的主題進行討論和研究，在課程當中收穫了很多書本上也未必能獲得的知識與能力，也確定了我想持續朝研究所精進的想法。雖然碩士班兩年在研究過程中遇到了許多難題，但老師總是十分用心也很有耐心的提供建議和更多的思考面向，使我能夠將所學融會貫通並重新修正方向，往下一個目標持續努力。也很感謝廖宇慶老師、張偉裕老師在碩士班兩年當中於課程知識或是研究上的各項指導。謝謝林欣弘博士、黃椿喜博士在最後的口試以及論文提供許多建議和方向，使我的研究內容能夠更加豐富完整。

感謝雷達實驗室如此親切又溫暖的大家庭：提供我許多意見和想法，願意和我一起討論的大柯學姐；給予我非常多研究上的幫助，讓我的程式能力大幅提升的益豪學長、采蓉學姐；從大學時期就給予我很多關心，在各方面都時常伸出援手的沛蓉學姐。以及一起在碩士生活中和研究奮鬥、互相給予鼓勵支持的沁全、展皇、泓寬、倩瑜、思婷。特別感謝華恩、伯聖、凱莉、雅馨，讓本該無聊又辛苦的研究生活變得非常有趣；感謝祉筠總是一起吃飯聊天抱怨生活大小事。還有即使各自為了自己的生活努力，卻也不忘記彼此的靖雅、曼甄、亭儒、宛筑、桓萱。這兩年的生活裡因為有你們的存在而多了許多令人難忘的特別回憶。

最後，感謝最愛我的家人們以及親愛的爸媽和妹妹，在求學生涯裡總是無條件支持我的每一個決定，讓我能一直做我自己最喜歡的事情，成為我最堅強的依靠和後盾。一直以來總是得之於人者太多，出之於己者太少，也謝謝每一個成為我的精神支柱、帶給我自信與力量的人。

目錄

中文摘要	i
Abstract.....	ii
誌謝	iii
目錄	iv
表目錄	vi
圖目錄	vii
第一章 緒論	1
1.1 前言	1
1.2 文獻回顧	1
1.3 研究動機	4
第二章 研究方法	6
2.1 三維雷達回波外延預報系統(3D MAPLE).....	6
2.2 系集即時預報系統	7
2.3 校驗方法	8
2.3.1 連續校驗法	9
2.3.2 絕對校驗法	9
2.3.3 系集校驗法	10
2.3.4 系集定量降水預報方法	12
第三章 資料來源及個案介紹	13
3.1 資料來源	13
3.1.1 臺灣雷達整合回波資料	13
3.1.2 全臺三維雷達合成回波資料	13
3.1.3 QPESUMS 定量降水估計資料.....	14
3.2 個案介紹	14
3.2.1 秋季降水個案	14
3.2.2 梅雨鋒面個案	15
第四章 研究結果分析	17

4.1	回波移動場分析討論	17
4.1.1	空間相關性分析	17
4.1.2	空間分析	18
4.1.3	時間分析	19
4.2	秋季降水及梅雨鋒面預報結果分析	20
4.2.1	單一預報區間結果分析	20
4.2.2	回波預報校驗統計分析	23
4.2.3	累積雨量預報校驗統計分析	23
4.3	系集預報校驗	24
4.3.1	系集成員數量評估	24
4.3.2	預報能力評估	25
4.4	三小時累積雨量預報校驗	27
第五章	結論與未來展望	29
5.1	結論	29
5.2	未來展望	30
	參考文獻	31
	附表	35
	附圖	38

表目錄

表 2.1 VET 參數值設定列表。

表 2.2 觀測與預報降水事件組合表。觀測(O)及預報(F)分別針對降水門檻(threshold)進行判斷後，將結果分為四類：命中(a)、失誤(b)、假警報(c)、正確否定(d)。

表 4.1 個案預報策略說明。

表 4.2 回波移動場資料說明。

表 4.3 三維回波移動場空間分析之平均值及標準差。

表 4.4 三維回波移動場時間分析之平均值及標準差。

表 4.5 秋季降水及梅雨鋒面降水三個個案中，各項預報方法之三小時累積雨量平均 SCC 及 RMSE 分數。YESR2021 包含 52 次預報、TAHOPE IOP1 包含 48 次預報、TAHOPE IOP3 包含 48 次預報。

圖目錄

圖 1.1 不同預報方法之預報能力隨預報時間的變化情形。虛線表示該預報時間下具有最佳預報能力之預報方法(摘自 Germann et al. 2006)。

圖 2.1 (a)為原始 MAPLE 即時預報系統運算流程。 t_0 表示預報起始時間。利用過去時間(t_0, t_{-1}, t_{-2})的觀測資料，以 VET 方法計算回波移動場，並進行預報。(b)為 3D MAPLE 之運算流程。利用不同高度的觀測資料計算出各高度之回波移動場，並於各高度層進行外延預報的計算。

圖 2.2 不同頻譜指數 β 值之功率譜密度變化。

圖 2.3 當(a) $\beta = 1.0$ (c) $\beta = 1.5$ 所呈現之擾動量值分布。(b) $\beta = 1.0$ 以及(d) $\beta = 1.5$ 所對應之空間自相關係數隨距離的變化。空間自相關係數為 $1/e$ ，以紅色虛線表示。

圖 2.4 (a)表示 u 及 v 方向皆為隨機高斯白噪移動場(Gaussian white noise)。(b)表示將 u 及 v 方向經由冪次定律濾波器(power-law filter)所產生之彩色雜訊移動場(color noise)。(c)呈現了加入隨機擾動的過程。將 u 及 v 方向彩色雜訊場標準差值調整至與回波移動場時空分析之標準差結果一致(左圖)，並將其加入原先以過去時間觀測回波所推算出之二維回波移動場中(中圖)，以產生新的移動場結果(右圖)，作為系集成員外延預報之依據。

圖 3.1 本研究所選用之雷達資料範圍及校驗範圍。三角形及圓形分別標示臺灣氣象雷達觀測網所整合之十座 S 波段、C 波段氣象雷達之位置。黑色框代表二維雷達資料範圍，紅色虛線框表示三維雷達資料範圍。黃色框為梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)所選用之回波校驗範圍。紫色框及綠色框分別為秋季降水個案(YESR2021)所選用之降雨及回波校驗範圍。其中降雨校驗範圍皆僅包含對陸地上雨量的校驗。

圖 3.2 日本氣象廳地面天氣圖。(a)至(c)分別為 2021 年 11 月 26 日至 28 日 00 時(UTC)。

圖 3.3 2021 年 11 月(a) 26 日至 27 日(b) 27 日至 28 日、(c) 28 日至 29 日(LST)中央氣象局之當日累積雨量圖。

圖 3.4 2021 年 11 月 27 日 09 時 UTC 在(a) 1.5 公里及(b) 3 公里高度之回波移動場。

圖 3.5 日本氣象廳地面天氣圖。(a)至(c)分別為 2022 年 05 月 24 日至 26 日 00 時(UTC)。

圖 3.6 2022 年 05 月(a) 24 日至 25 日(b) 25 日至 26 日、(c) 26 日至 27 日(LST)中央氣象

局之當日累積雨量圖。

圖 3.7 日本氣象廳地面天氣圖。(a)至(c)分別為 2022 年 06 月 06 日至 08 日 00 時(UTC)。

圖 3.8 2022 年 06 月(a) 06 日至 07 日(b) 07 日至 08 日、(c) 08 日至 09 日(LST)中央氣象局之當日累積雨量圖。

圖 3.9 2022 年 05 月 24 日 16 時 UTC 在(a) 1.5 公里及(b) 3 公里高度之回波移動場。

圖 4.1 二維回波移動場之 u 方向及 v 方向分量於(a)YESR2021 秋季降水個案(b)TAHOPE IOP1 梅雨鋒面個案(c)TAHOPE IOP3 梅雨鋒面個案之平均 SCC 隨時間變化。

圖 4.2 秋季降水個案(YESR2021)回波移動場(a)u 方向及(b)v 方向於各高度層之平均 SCC 隨時間變化。

圖 4.3 梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1)回波移動場(a)u 方向及(b)v 方向於各高度層之平均 SCC 隨時間變化。

圖 4.4 梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP3)回波移動場(a)u 方向及(b)v 方向於各高度層之平均 SCC 隨時間變化。

圖 4.5 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)回波移動場空間分析之(a)(c)(e)平均值及(b)(d)(f)標準差隨時間的變化。

圖 4.6 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)回波移動場時間分析之(a)(c)(e)平均值及(b)(d)(f)標準差隨高度的變化。

圖 4.7 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC)的 0、1、2、3 小時(a)觀測最大回波圖及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 之預報最大回波圖。

圖 4.8 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC)1 至 3 小時(a)觀測累積雨量及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 預報累積雨量圖。

圖 4.9 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 SCC。

圖 4.10 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 RMSE。

圖 4.11 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 ETS 分數在不同降水門檻下的表現。

圖 4.12 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 Bias 分數

在不同降水門檻下的表現。

圖 4.13 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC)的 0、1、2、3 小時(a)觀測最大回波圖及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 之預報最大回波圖。

圖 4.14 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC)1 至 3 小時(a)觀測累積雨量及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 預報累積雨量圖。

圖 4.15 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 SCC。

圖 4.16 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 RMSE。

圖 4.17 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 ETS 分數在不同降水門檻下的表現。

圖 4.18 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 Bias 分數在不同降水門檻下的表現。

圖 4.19 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 08 時(UTC)的 0、1、2、3 小時(a)觀測最大回波圖及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 之預報最大回波圖。

圖 4.20 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 08 時(UTC)1 至 3 小時(a)觀測累積雨量及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 預報累積雨量圖。

圖 4.21 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 08 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 SCC。

圖 4.22 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 08 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 RMSE。

圖 4.23 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 12 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 ETS 分數在不同降水門檻下的表現。

圖 4.24 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 12 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 Bias 分數在不同降水門檻下的表現。

圖 4.25 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘回波資訊之平均 SCC 隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.26 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘回波資訊之平均 RMSE 隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1

共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.27 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘回波資訊之平均 ETS 及 POD 分數隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.28 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘回波資訊之平均 Bias 分數隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.29 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘累積降水之平均 SCC 隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.30 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘累積降水之平均 RMSE 隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.31 2022 年 05 月 24 日 00 時(UTC)至 05 月 26 日 00 時(UTC)觀測累積 48 小時雨量圖。

圖 4.32 2022 年 06 月 06 日 00 時(UTC)至 06 月 08 日 00 時(UTC)觀測累積 48 小時雨量圖。

圖 4.33 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 1~3 小時累積降水之平均 ETS 分數在不同降水門檻下的表現。第一列為 YESR2021，共 52 次預報；第二列為 TAHOPE IOP1，共 48 次預報；第三列為 TAHOPE IOP3，共 48 次預報。

圖 4.34 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 1~3 小時累積降水之平均 Bias 分數在不同降水門檻下的表現。第一列為 YESR2021，共 52 次預報；第二列為 TAHOPE IOP1，共 48 次預報；第三列為 TAHOPE IOP3，共 48 次預報。

圖 4.35 門檻分別為(a)(c)20dBZ 及(b)(d)35dBZ，在不同系集成員下，預報至 180 分鐘之平均離群值比例。第一列為秋季降水個案 YESR2021，第二列為梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1。

圖 4.36 (a)秋季降水個案 YESR2021 及(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1，在不同系集成

員下，預報至 180 分鐘之平均 CRPS 分數。

圖 4.37 當回波門檻為 20dBZ 時，(a)秋季降水個案 YESR2021、(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(c)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均 ROC 曲線及 ROC 面積。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.38 當回波門檻為 35dBZ 時，(a)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均 ROC 曲線及 ROC 面積。TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.39 當回波門檻為 20dBZ 時，(a)秋季降水個案 YESR2021、(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(c)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均可信度曲線及預報敏銳度表現。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.40 當回波門檻為 35dBZ 時，(a)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均可信度曲線及預報敏銳度表現。TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.41 當回波門檻為 20dBZ 時，(a)秋季降水個案 YESR2021、(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(c)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均 rank histogram。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.42 當回波門檻為 35dBZ 時，(a)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均 rank histogram。TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

圖 4.43 2021 年 11 月 28 日 10 時(UTC)三小時累積雨量之觀測及預報結果。分別為觀測，以及 2D MAPLE、3D MAPLE、由系集即時預報所計算的 QPFP20、QPFP30、PM 等五種雨量預報方法。

圖 4.44 2022 年 05 月 24 日 16 時(UTC)三小時累積雨量之觀測及預報結果。分別為觀測，以及 2D MAPLE、3D MAPLE、由系集即時預報所計算的 QPFP20、QPFP30、PM 等五種雨量預報方法。

圖 4.45 2022 年 06 月 06 日 12 時(UTC)三小時累積雨量之觀測及預報結果。分別為觀測，以及 2D MAPLE、3D MAPLE、由系集即時預報所計算的 QPFP20、QPFP30、PM 等五種雨量預報方法。

第一章 緒論

1.1 前言

臺灣一年四季受到不同天氣系統影響，降水來源豐富多樣，每年5月至6月的梅雨季、7月至8月的颱風季，以及在秋冬季時，東北季風配合地形舉升常造成北臺灣、宜蘭等地區連日降雨，上述天氣系統都為臺灣帶來豐沛的雨量，但同時也有致災性降雨發生的可能。降水預報技術的提升，將有助於在災害發生前提供給政府各級防災決策者更精確的資訊，以降低因災害所造成的生命財產損失。

隨著觀測技術發展與電腦運算資源的演進，天氣預報的能力已經大幅進步。數值天氣預報模式(Numerical Weather Prediction model; NWP)透過複雜的數學物理參數化方程式進行運算，能夠提供具有一定時空解析度的即時預報結果。但由於模式預報會需要至少6小時的起轉時間(spin-up time)，物理參數化過程需要一定的時間模擬中小尺度天氣狀態之動力及熱力特徵，雖可藉由同化高時空解析度之觀測資料以降低模式起轉時間，但在即時預報上的表現仍不及外延預報技術(圖 1.1)。即時預報(nowcasting)，主要提供0~6小時內的天氣預報資訊，面對隨時間快速變化的降水系統能有效提供最新的預報結果，也能針對當下的天氣進行更為詳細的診斷及分析。考慮到運算效率和短延時天氣系統之特性，外延法(extrapolation)會是即時預報方法中更具效率的預報方式。

「雷達回波外延法」主要利用過去時間觀測所得之高時空解析度雷達回波資訊，計算出回波在過去時間移動的趨勢來進行外延即時預報。過去已有相關研究針對臺灣的梅雨鋒面及颱風個案進行分析，證實 MAPLE(McGill Algorithm for Precipitation Nowcasting by Lagrangian Extrapolation)即時預報系統在臺灣複雜地形上之降水預報具有一定能力(潘俊瑋 et al. 2018; Chung and Yao 2020)，因此本研究將使用該系統進行三維空間上之延伸分析，將各天氣系統於垂直高度上移動方向的差異納入討論，並進行預報校驗。

1.2 文獻回顧

現今雷達外延方法主要可被分為兩大類別：(1) 雷達目標追蹤 (cell tracking approach)；(2) 雷達區域追蹤 (area tracking approach)。雷達目標追蹤法會針對個別對流胞進行追蹤並計算其質心位置，利用前後兩筆回波資料推算出對流胞的移動速度及質心

位置，以預測對流胞未來的位置。如：風暴對流胞識別與追蹤 (the Storm Cell Identification and Tracking algorithm; SCIT; Johnson et al. 1998)以及雷雨識別、追蹤、分析和即時預報 (Thunderstorm Information Intiation, Tracking Analysis, and Nowcasting; TITAN; Dixon and Wiener 1993)。而雷達區域追蹤則是著重在雷達回波的整體移動變化，利用兩個時間的雷達回波計算出其移動位置的相關性，並根據此結果進行未來時間的外延預報。在雷達區域追蹤法中又分為兩種不同的回波移動場計算方式：(1)雷達回波相關性追蹤 (Tracking radar echoes by correlation; TREC; Rinehart and Garvey 1978; Tuttle and Foote 1990)，以及 (2)變分回波追蹤(Variational Echo Tracking; VET; Laroche and Zawadzki 1995)。兩種計算方式的差異主要在於，TREC 方法會將雷達觀測範圍切割為許多小正方框，並於兩個連續時間的觀測資料中得出相關性最高之兩個正方框，並根據此來進行各方框之移動場速度計算；而 VET 方法則是使用移動的參考框並搭配變分方法，獲得可使價值函數極小化之移動場速度。本研究所選用之 MAPLE(McGill Algorithm for Precipitation nowcasting by Lagrangian Extrapolation)即時預報系統主要建立在雷達區域預報的概念上，並以變分回波追蹤方法進行回波移動場的運算。Germann and Zawadzki (2002)首先提出 MAPLE 即時預報系統之架構原型，並針對地形相對較寬廣且平坦的北美地區進行降水回波預報的測試，研究結果評估在不同的天氣型態下，大約可以有 2.5 至 6 小時的預報能力。此外，Bellon et al. (2010)將 MAPLE 即時預報系統引進韓國，進行一系列敏感度測試及調整，並針對韓國夏季天氣型態之降雨評估其預報能力，結果顯示大約能提供至 2.5 小時的預報表現。在臺灣，潘俊瑋 et al. (2018)則是首先將 MAPLE 即時預報系統應用至包含臺灣複雜地形的即時降雨預報當中，並進行敏感度測試以評估適用於臺灣之系統設定；臺灣國家災害防救科技中心(National Science and Technology Center for Disaster Reduction)亦具備一套完整的 MAPLE 即時預報系統，提供短延時強降雨之即時預報資訊。

MAPLE 即時預報系統使用高時空解析度之雷達觀測資料計算出回波移動場並進行外延預報，可將此一概念以數學公式如下表示：

$$\hat{\Psi}(t_0 + \tau, \mathbf{x}) = \Psi(t_0, \mathbf{x} - \boldsymbol{\alpha}) \quad (1.1)$$

其中 Ψ 及 $\hat{\Psi}$ 分別為觀測及預報回波場， t_0 表示預報初始時間， \mathbf{x} 為位置向量， $\boldsymbol{\alpha}$ 為位移向量， τ 表示預報時間長度。上式呈現當時間為 t_0 時，觀測回波位在 $\mathbf{x} - \boldsymbol{\alpha}$ 位置，而當預報經 τ 時間至 $t_0 + \tau$ ，觀測回波透過 $\boldsymbol{\alpha}$ 位移向量移動至預報回波位置 \mathbf{x} 。此即為外延預報法之

核心過程。

雷達回波外延方法雖然可以在預報開始的前幾個小時提供精確的即時預報結果，但預報能力會隨著預報時間的增加而逐漸下降(Germann et al. 2006)。根據前人研究，導致外延預報不確定性的原因主要來自對降水系統生成及消散的掌握度不足，以及在計算回波移動場時所包含的不確定性(Tsonis and Austin 1981; Turner et al. 2004)。在統計分析方面， Foresti et al. (2018)使用瑞士阿爾卑斯山區 10 年的雷達觀測合成回波資料，利用變分回波追蹤法計算出回波移動場，透過分析回波移動場和降水分布之間的特性，討論該區域地形降水生成消散過程，作為後續外延預報方法在地形降雨應用上的一項參考，同時也能提供數值模式在山區預報時的降水誤差校正之依據。

過去亦有許多文獻研究透過不同方法嘗試處理這些不確定性之來源。Bowler et al. (2006) 將雷達回波所提供的降水資訊利用傅立葉轉換分解為不同空間尺度，使用頻譜預測模式(Spectral Prognosis Model; S-PROG; Seed 2003)來模擬降水分布變化所隱含的不確定性，並引入了在空間上具有相關性的隨機速度場，建立系集即時預報系統 STEPS(Short-Term Ensemble Prediction System)嘗試處理降水及移動場上不確定性的問題。而此方法亦和降尺度的數值模式預報相結合，所提供的降水機率預報可以維持約 6 小時的預報能力。

Atencia and Zawadzki (2014) 也藉由疊代過程產生觀測回波降水場之頻譜關係來重建降水場的空間結構，並利用自回歸模型(autoregressive model)重建觀測降水場的時間自相關性，使以拉格朗日外延(Lagrangian extrapolation)之降水場在加入擾動後可以保留原先觀測降水場的時空特徵，說明降水生成消散的不確定性，並以此為基礎建立系集即時預報方法。此外，他們也由歷史資料中篩選出相似的天氣情境，找出天氣系統隨時間的變化及綜觀環境特徵，並將此結果作為系集成員，透過相似的歷史資料中所描述的物理過程以掌握天氣系統生成消散的情形。最後比較兩者，相似性特徵(analogue-based)機率預報相對於隨機擾動拉格朗日系集(stochastic Lagrangian ensemble)方法能夠有更好的預報表現(Atencia and Zawadzki 2015)。

Pulkkinen et al. (2021) 透過自回歸積分過程描述降水生成消散的情況，並結合卷積方法描述在小尺度範圍預報能力之缺失，以加入隨機擾動的方式模擬出預報上的不確定性，建立一個以拉格朗日積分差分模型為基礎的機率性降水即時預報方法(Lagrangian Integro-Difference equation model with Autoregression ; LINDA)。LINDA 相較於前述的 S-

PROG 及 STEPS 即時預報方法更能掌握降水的空間分布情況，也能避免邊界上的雜訊。但作者亦提及，包含所有以拉格朗日外延法為基礎的預報方法，預報結果仍然受限於對降水肇始的預測。

除了引入隨機擾動以描述降水及移動場的不確定性，以機率預報的方式呈現之外，也有相關研究討論將外延法與數值模式進行結合。隨著預報期間改變，使用不同的權重分配方式調整兩種預報方法結合的結果，使得在短期預報中表現較佳的外延法能在預報的前幾個小時有較高的權重分配，而至後期則改以數值模式預報佔較高的權重比例，以改善外延法至預報後期因各項預報不確定性所造成之誤差。預報能力可維持 2.5 小時以上，並改善至 6 小時的預報結果，也能明顯提高對於對流系統生成消散情形的掌握度(Lin et al. 2020; Radhakrishnan and Chandrasekar 2020)。而近年也有相關研究討論使用機器學習(Machine learning)方法進行即時預報。將雷達觀測資料搭配數值天氣預報資訊應用至訓練模型中，提供預報時間為 5 至 90 分鐘的結果，相較於其他外延法及模式預報更能提供精確的預報資訊，但針對強降水事件，長時間的預報結果仍具有挑戰(Ravuri et al. 2021)。

1.3 研究動機

天氣系統的移動方向在各高度層上並不完全相同，受到環境風場或是地形等因素影響，在不同高度上的移動方向會有所變化，使得二維回波外延法中所計算出的回波移動場未必能包含不同高度上回波移動變化的資訊。因此本研究使用三維空間上的觀測回波，將其應用至 MAPLE 即時預報系統中，計算出各高度上的回波移動場，完成在不同高度上的回波外延預報，並將其沿著垂直方向上進行最大回波的疊合，使得最終的二維回波外延預報結果能包含各高度層移動場的特性。同時統計出各高度層回波移動場在時間及空間上的特徵。本研究亦建立一系集即時預報系統，透過於回波移動場中加入隨機擾動的方式，嘗試改善因移動場計算的不確定性所導致的外延預報誤差，並由各高度層所推算之回波移動場時空分析結果調整隨機擾動的大小，產生系集即時預報結果。

為了有效評估各即時預報系統在不同天氣事件下的預報能力，本文選用兩種臺灣常見的天氣型態進行分析：秋季降水系統及梅雨鋒面。透過不同季節的天氣型態來進行即時預報系統的校驗及評估，期望能以三維移動場的分析及應用來改善雷達外延預報中移動場計算之不確定性問題。

本研究過程中所包含的方法及後續結果討論將詳述於下列章節中：第二章為研究方法，介紹三維雷達回波外延預報方法以及系集即時預報系統之運算方式，及後續預報結果之校驗方法。第三章為個案及資料來源介紹。第四章為研究結果分析，分別討論三維回波移動場的時空分析結果、使用二維及三維雷達外延預報結果之校驗分析，以及針對系集預報結果的校驗和不同預報方式的累積降水預報分析與討論。第五章為結論及未來展望。

第二章 研究方法

2.1 三維雷達回波外延預報系統(3D MAPLE)

McGill Algorithm for Precipitation nowcasting by Lagrangian Extrapolation(MAPLE)，是由加拿大麥基爾大學雷達氣象團隊所開發之即時預報系統。利用過去時間的觀測回波資料以變分回波追蹤法(Variational Echo Tracking, VET)運算求得移動場後，再將預報起始時間的觀測資料搭配移動場的結果，使用半拉格朗日後推平流法(semi-Lagrangian backward scheme)進行外延預報。而本研究中使用之三維雷達回波外延預報系統，則是延伸此一概念及作法，將三維觀測回波資料應用至 MAPLE 即時預報系統當中，圖 2.1(a)、圖 2.1(b)分別呈現了 MAPLE 方法與三維雷達回波外延預報系統之應用流程。使用三維空間之觀測回波資料以變分回波追蹤法推算得各高度層的回波移動場，並各自以半拉格朗日後推平流法進行外延，再將不同高度層上外延預報回波的最大值進行垂直方向上的疊合，以獲得三維雷達外延預報系統所提供之最大回波資訊即時預報結果。

$$J_{VET}(\mathbf{u}) = J_{\Psi} + J_V \quad (2.1)$$

上式為 MAPLE 系統中所使用的變分回波追蹤法之價值函數。其中 \mathbf{u} 即為透過最小化此價值函數而求得之二維回波移動場資訊。 J_{Ψ} 為回波剩餘項平方之總和量，是一回波保守項； J_V 為平滑懲罰項，表示移動場在空間上的二次微分總和。 J_{Ψ} 及 J_V 如下列方程式所示：

$$J_{\Psi} = \iint_{\Omega} \beta(\mathbf{x}) [\Psi(t_0, \mathbf{x}) - \Psi(t_0 - \Delta t, \mathbf{x} - \mathbf{u}\Delta t)]^2 dx dy \quad (2.2)$$

$$J_V = \gamma \iint_{\Omega} \left[\left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \right)^2 + 2 \left(\frac{\partial^2 u}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 v}{\partial x^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 v}{\partial y^2} \right)^2 + 2 \left(\frac{\partial^2 v}{\partial x \partial y} \right)^2 \right] dx dy \quad (2.3)$$

Ψ 代表觀測回波值， \mathbf{x} 為位置向量， u 及 v 為回波移動場 \mathbf{u} 在 x 及 y 方向的分量， t_0 為初始預報時間， Δt 為連續兩個觀測回波之間的時間間隔， β 則代表了回波保守項之權重係數。透過變分方法將式(2.2)價值函數極小化的過程，求得過去時間上兩連續觀測回波值之間的移動關係。並透過式(2.3)的計算將移動場資訊進行平滑，其中 γ 為平滑懲罰權重係數， Ω 代表移動場計算之範圍。在 MAPLE 即時預報系統中亦加入了尺度猜測程序(scaling-guess procedure)，可以用逐漸提高移動場解析度的方式尋找最佳的回波移動場，以避免

因疊代計算而使結果趨向次小值(secondary minimum)收斂(Laroche and Zawadzki 1994)。

此外，以變分回波追蹤方法所推得之回波移動場，在觀測場中無回波資訊的位置將會根據鄰近區域的移動場資訊進行外插，或是由部分回波雜訊推得，因此該位置之移動場資訊將會較不具可信度，使用上須特別留意。在進行 VET 運算的過程中，有幾項變數可供使用者進行調整，分別為：觀測資料筆數、觀測資料時間間隔、空間平滑格點數、回波門檻、尺度猜測程序次數、尺度猜測程序之向量密度、 β 及 γ 權重係數。本篇研究將使用時間間隔為三十分鐘，三個連續的過去時間觀測回波來進行移動場的計算，並搭配三個尺度猜測程序，向量密度依次為 7×7 、 35×35 、 105×105 ，並選定 105×105 為預設值。回波保守項權重係數 β 以及平滑懲罰權重係數 γ 則分別設為 0.5 及 1000。此外，在進行三維空間上的移動場計算時，由於越高層其觀測回波資料數量越少，為使移動場能夠貼近真實回波系統的移動速度，當回波值高於 5dBZ 的數量未大於 1000 個格點數(此處約佔總移動場計算面積的 1%)，則不執行移動場的運算過程。有關 VET 參數設定詳列於表 2.1。

經由上述 VET 運算，將獲得一組向量數目為 $m \times n$ 的回波移動場資訊，將此些移動向量透過雙線性內插方法插至每個格點上後，再使用 Germann and Zawadzki (2002) 所提出之半拉格朗日後推平流法(semi-Lagrangian backward scheme)進行外延預報。方程式如下表示：

$$\tau = N\Delta t \quad (2.4)$$

$$\alpha = \Delta t \mathbf{u} \left(t_0, \mathbf{x} - \frac{\alpha}{2} \right) \quad (2.5)$$

其中 τ 表示預報時間總長度， α 為外延向量。此一平流方法可以將預報時間拆解為 N 個時間步階(time step, Δt)，找出每個時間步階所對應之空間上每個格點的移動向量資訊 \mathbf{u} ，產生適合的外延向量 α 進行預報。經由上述運算可掌握具有旋轉特性之天氣系統的移動路徑。

2.2 系集即時預報系統

在計算回波移動場的過程中所產生之誤差為雷達外延即時預報中所隱含的不確定性之一。本研究透過前述的變分回波追蹤方法(Variational Echo Tracking, VET)以過去時

間觀測之最大回波資料計算出二維回波移動場，於其中加入擾動，並根據三維回波移動場在不同天氣事件上的時空特性分析結果來調整欲加入擾動之標準差量值，建立一系集即時預報系統，透過機率預報的方式，以改善單一外延預報上因移動場計算所造成的誤差。

參考 Schertzer and Lovejoy (1987)及 Zhivomirov (2018)中使用冪次定律濾波器(power-law filter)以建立二維擾動場。應用步驟如下：

- (1) 在空間域(space domain)下建立一個標準差為 1，平均值為 0 的高斯白噪場(Gaussian white noise field)。
- (2) 以傅立葉轉換將白噪場轉至頻域(frequency domain)上
- (3) 將轉至頻域上的白噪場頻譜(white noise spectrum)與 $1/f^\beta$ 相乘，其中 f 為頻率，並決定頻譜指數(spectral exponent, β)以控制功率譜密度(power spectral density)之斜率變化(圖 2.2)。此即為冪次定律濾波之過程，可產生彩色雜訊頻譜(color noise spectrum)。
- (4) 將彩色雜訊頻譜再透過逆傅立葉計算，由頻域轉換至空間域上，並將其標準化，調整至平均值為 0，標準差為 1，即產生所需的擾動場(color noise field)。其中，透過給定不同的頻譜指數 β ，可以決定不同的功率譜密度，亦可控制擾動場的平滑程度，即其自相關範圍(autocorrelation range) (Nerini et al. 2017)。

圖 2.3 呈現出不同 β 值下雜訊場的分布情形及其去相關距離。當空間自相關值降至 $1/e$ 時所對應之距離即為去相關距離。本文透過各項敏感度測試選用 $\beta = 1.5$ ，去相關距離約為 75 公里，作為以冪次定律濾波器產生擾動之依據。在本應用中，由於二維回波移動場包含 u 及 v 方向的分量，因此將針對兩個方向進行擾動。需透過上述步驟分別產生 u 及 v 方向上的擾動場，根據三維回波移動場在不同天氣事件下的時空分析結果將 u 及 v 方向上擾動之標準差調整為該天氣事件下所適用的標準差值，並將此調整後的擾動加入原先經由二維回波所推算出的移動場中，以產生經擾動後所得之新移動場。圖 2.4 說明了加入隨機擾動的過程。由於每組 u 及 v 方向之速度擾動都是經由高斯白噪場隨機產生，因此系集成員的數量可由產生的擾動組數決定。最後將利用這些被加入擾動值之全新移動場進行外延，以產生系集即時預報。

2.3 校驗方法

不同的校驗分數指標可以針對不同的預報能力範疇來進行分析。針對單一外延預報方法(2D、3D MAPLE)，本研究將分為連續校驗法(continuous verification)及絕對校驗法(categorical verification)進行討論。針對系集即時預報方法，將會分別評估系集預報能力，並針對其預報三小時累積降水的表現來進行討論。在降水預報校驗中，2D、3D MAPLE 以及系集即時預報方法都會以最大回波結果進行比較。選用之 Z-R 關係式參考陳如瑜 et al. (2017)中適用於全台降雨之關係式來進行分析。公式如下：

$$Z = 223.04 \times R^{1.51} \quad (2.6)$$

2.3.1 連續校驗法

連續校驗法(continuous verification)將會針對整個二維空間平面上的回波或降水資訊進行討論，以評估預報和觀測之間的差異。包含空間相關係數(Spatial Correlation Coefficient, SCC)以及均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)。

空間相關係數(Spatial Correlation Coefficient, SCC)考慮了整個空間中所有回波或雨量資訊，評估預報與觀測回波或雨量之間在空間分布表現上的相關性。公式如下：

$$SCC = \frac{\sum(F - \bar{F})(O - \bar{O})}{\sqrt{\sum(F - \bar{F})^2 \times \sum(O - \bar{O})^2}} \quad (2.7)$$

F 是格點上預報時間內的回波或累積雨量值， \bar{F} 是預報回波或累積雨量值之平均， O 是格點上觀測時間內的觀測回波或累積雨量值， \bar{O} 是觀測回波或累積雨量值之平均。

均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)，可以表現空間上觀測值和預報值之間的差異。 F 是格點上預報時間內的回波或累積雨量值， O 是格點上觀測時間內的觀測回波或累積雨量值， N 表示所有納入計算之格點數。公式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (F - O)^2}{N}} \quad (2.8)$$

2.3.2 絕對校驗法

絕對校驗法，可以用來評估空間上不同程度的降水及回波資訊。首先設定一降水門檻值，若格點上的降水資訊超過此門檻值，則視為降水事件發生，若未超過此門檻，則

視為降水事件未發生。表 2.2 顯示觀測與預報降水總共可以分為四種情況：命中(a)、失誤(b)、假警報(c)、正確否定(d)。而本次研究所使用到的絕對校驗法包含可偵測機率(Probability of detection, POD)、公正預兆得分(Equitable threat score, ETS)，以及偏離係數(Bias)。

可偵測機率(Probability of detection, POD)，表示在觀測中有降水的條件下，預報正確的機率。當 POD 值越接近 1，表示預報表現越佳。公式如下：

$$POD = \frac{a}{a + b} \quad (2.9)$$

公正預兆得分(Equitable threat score, ETS)，排除了當觀測及預報降水都低於所設降水門檻值(d)的情況，亦排除了隨機預報命中次數(a_r)，可以更客觀的描述正確預報降水事件的機率。其值介於-1/3 至 1 之間。當其值越接近 1，表示預報表現越佳。公式如下：

$$ETS = \frac{a - a_r}{a + b + c - a_r} \quad (2.10)$$

$$a_r = \frac{(a + b)(a + c)}{(a + b + c + d)} \quad (2.11)$$

偏離係數(Bias)，表示預報和觀測之間的比值，可用以表示預報是否有高估或是低估的情形。當 Bias 值大於 1，表示預報高估，小於 1 則表示預報低估。公式如下：

$$Bias = \frac{a + c}{a + b} \quad (2.12)$$

2.3.3 系集校驗法

給定一降水強度門檻，ROC 曲線(relative operating characteristic curve)可用以評估系集預報系統針對降水事件發生與否的區辨能力。在一組遞增的機率門檻下，求得該機率門檻所對應之命中率(POD)及錯誤預警率(POFD)，並繪製出橫軸為錯誤預警率，縱軸為命中率的 ROC 圖表。當預報機率大於或等於此機率門檻時，則表示預報有降水事件發生。其中 ROC 曲線下面積可協助定量評估系集預報系統之潛在預報能力，當 ROC 曲線下面積大於 0.7 時，表示系集預報具有良好的區辨能力 (Buizza et al. 1999)。

針對機率預報之能力評估，可信度圖(reliability diagram; Bröcker and Smith 2007) 則

能呈現出預報的偏差程度。將機率區間 0 至 1 均分為 N 等分，當觀測值超越給定降水門檻，則計為 1，低於門檻時則計為 0。同時計算系集成員中超過給定門檻值之成員比例，將系集預報結果轉為機率預報，並和觀測頻率結果進行比較，繪製出橫軸為預報機率，縱軸為觀測頻率之可信度圖。當可信度曲線越接近對角線時，則表示機率預報和觀測頻率一致性高，系集預報結果接近完美可信。而當機率預報值高於觀測頻率，表示預報高估，則曲線將低於對角線；反之則為預報低估，曲線將高於對角線。此外，可信度圖亦常搭配一敏銳度圖(sharpness diagram)，呈現各預報機率門檻下的樣本數數量。橫軸為預報機率數值，縱軸為取對數後之樣本數量。當預報具有一定的敏銳度，樣本將集中分布在預報機率為 0 及 1，即圖面之左右兩側。

排序直方圖(Rank Histogram)可以檢視預報偏差以及預報結果相對於觀測上的離散程度。將每個系集成員預報格點上的數值 1, 2, ..., n 由小排至大，統計出每一個順位中觀測的發生頻率，把觀測值和所有系集預報成員的預報結果進行排序，而 h_1, h_2, \dots, h_{n+1} 則表示落入每個預報順位的觀測相對頻率。當圖形平坦時，表示觀測結果均勻的落在各順位當中，可以代表實際情況的不確定性；圖形呈現 U 型分布，表示系集離散度不足(under-dispersion)，呈現 A 型分布則表示離散度太大(over-dispersion)；圖形左偏，表示觀測值多落在最小順位，預報呈現高估，圖形右偏則表示觀測落在最大順位，預報有低估的情形。而根據 Rank Histogram 的結果，我們亦可以計算出由 n 個系集成員所構成之系集預報結果的離群值比例(outlier percentage)：

$$OP = \frac{h_1 + h_{n+1}}{\sum_{i=1}^{n+1} h_i} \quad (2.13)$$

將透過不同系集成員數量的離群值比例計算，以評估預報時系集成員數量所需的大小。

本研究中亦使用連續分級機率評分(Continuous Ranked Probability Score, CRPS; Hersbach 2000)討論機率預報的誤差。CRPS 可以針對所有可能的門檻值 x 進行預報機率和觀測機率的差值積分，公式如下所示：

$$CRPS = CRPS(P, x_0) = \int_{-\infty}^{\infty} [P(x) - H(x - x_0)]^2 dx \quad (2.14)$$

$$H(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < x_0 \\ 1 & \text{for } x \geq x_0 \end{cases} \quad (2.15)$$

其中 $P(x)$ 表示預報機率， x_0 為觀測資料值， $H(x)$ 為黑維賽函數(Heaviside Function)，須符合式(2.15)中的條件。透過計算不同系集成員個數的連續分級機率評分隨預報時間之變化情形，討論不同成員數量之間的機率預報誤差程度，決定系集預報中所需使用的成員數量，以提供最佳的預報結果。

2.3.4 系集定量降水預報方法

本研究亦針對系集累積雨量預報的分布情況進行校驗。選用了兩種定量降水預報(quantitative precipitation forecast; QPF)方法以評估系集預報之三小時累積雨量空間分布情形。

QFPF(QPF Percentile)包含了超越機率的觀念，在給定機率門檻 $y\%$ 下，QFPF y 表示任一個格點之雨量在系集預報中排序為第 y 百分位數(percentile)。假設一系集預報中含有 N 個系集成員，將此 N 個成員在任一格點上的QPF雨量值由大到小進行排序，則QFPF y 表示為第 n (y 和 N 相乘後的無條件進位)順位排序的雨量結果。例如：在100個系集成員中，QFPF20所呈現之圖面即為每個格點上將100個QPF結果由大至小排序之第20位降水強度大小的降水分布結果。此方法包含定量降水預報之意義，亦隱含機率的實質。本研究中參考氣象局所建議之預報指引評估結果，以QFPF20及QFPF30作為系集預報降水評估的依據。(黃椿喜 et al. 2016; 葉世瑄 et al. 2016)

PM(Probability-matched mean)為Ebert(2001)所提出之統計方法。假設一系集預報中有 N 個系集成員，每個成員包含 $n \times m$ 個格點，先計算出系集平均的降雨結果，並將 $N \times n \times m$ 個格點的值由大到小排序並進行分組，每組有 N 個值。之後將各組的中位數值根據系集平均降水強度在空間上分布的情形依序填入相對應之空間位置上，即可獲得PM的定量降水預報結果。PM方法透過將頻率重新分配的方式可以獲得比系集平均降水更佳的降水強度，亦能保持和系集平均QPF結果相似的空間分布，以維持對中小雨的預報能力。

本研究將2D MAPLE、3D MAPLE單一外延預報中的最大回波預報結果以Z-R關係式轉換為降水分布，並將系集預報的回波結果以Z-R關係式轉為雨量後再以QFPF及PM方法分別呈現出預報雨量的分布情形，討論各項預報方法之間對三小時累積雨量的預報能力。

第三章 資料來源及個案介紹

3.1 資料來源

本研究將使用中央氣象局於民國 97 年開發之劇烈天氣監測系統(Quantitative Precipitation Estimation and Segregation Using Multiple Sensor ; QPESUMS)所提供之高時空解析度雷達觀測資料，將其引入二維、三維 MAPLE 即時預報系統以及系集即時預報系統中，使用 VET 演算法推得回波移動場資訊，進行外延預報。透過比較觀測和預報回波資料之間的差異，以評估即時預報結果。此外，本研究亦使用由該監測系統所提供之降雨資料，評估不同即時預報方法的降水預報能力。

3.1.1 臺灣雷達整合回波資料

臺灣最新一代的氣象雷達觀測網整合了全台十座氣象雷達之回波資料，包含四座 S 波段雷達(花蓮、五分山、墾丁、七股)及六座 C 波段雷達(馬公、清泉崗、綠島、林園、南屯、樹林)，五分山雷達及六座 C 波段雷達皆為雙偏極化都卜勒雷達，而花蓮、墾丁及七股雷達亦將陸續升級為雙偏極化都卜勒雷達，十座雷達的位置分佈可參見圖 3.1。雷達觀測網的建置除了可監測來自太平洋、巴士海峽及南海的颱風之外，亦可以針對梅雨鋒面、寒潮等對臺灣造成影響之天氣系統進行觀測，具有能提供高時間及高空間解析度觀測資料之優勢。

「最大回波」(Composite Reflectivity)為雷達整合資料中最能提供全面且完整的觀測回波資料，在天氣系統尚未移入臺灣本島之前，能夠透過最大觀測回波提早評估該系統的移動趨勢及強度，達到預警的作用。本資料將運用於二維 MAPLE 即時預報系統及系集即時預報系統中。時間解析度為每十分鐘一筆資料，空間解析度為 0.0125° ，範圍涵蓋東經 115° 至 126.5° ，北緯 18° 至 29° ，共 921×881 個網格點數。

3.1.2 全臺三維雷達合成回波資料

透過將前述十座單一雷達之極座標資料內插至三維立體的卡氏座標中，完成全臺三維網格雷達資料。本資料將應用於三維雷達回波外延預報系統(3D MAPLE)中，包含每一高度層之雷達整合回波資訊。1~5 公里之垂直解析度為 0.5 公里，6 公里以上垂直解析

度為 1 公里。總共包含 21 層。時間解析度為每十分鐘一筆資料，空間解析度為 0.0125° ，範圍涵蓋東經 118° 至 123.5° ，北緯 20° 至 27° ，共 441×561 個網格點數。三維雷達回波觀測資料以及應用其所進行的外延預報結果，皆會依照垂直方向上之最大回波進行疊合，獲得最終的回波預報資訊以進行校驗評估。

3.1.3 QPESUMS 定量降水估計資料

不同波段的雷達具有不同的雷達定量降水估計方法，本資料將使用與全臺十座氣象雷達波段相符之定量降水估計方法反演出單雷達的降水場，並根據距離及高度權重平均方法(distance and height-weighted mean scheme)進行整合，再將陸地範圍內之定量降水估計結果搭配地面雨量站資料進行修正(Chang et al. 2021)。本研究使用此定量降水估計產品做為觀測降水之依據，並將其與二維、三維雷達回波外延預報、系集即時預報方法之累積降雨預報結果進行校驗分析。本資料時間解析度為每十分鐘一筆資料，空間解析度為 0.0125° ，範圍涵蓋東經 118° 至 123.5° ，北緯 20° 至 27° ，共 441×561 個網格點數。降雨校驗範圍將僅包含陸地上之降雨資訊。

3.2 個案介紹

本研究選擇在臺灣常見的兩種不同天氣事件—秋季降水天氣型態及梅雨鋒面系統，針對適用於臺灣的雷達回波外延系統(2D MAPLE)、三維雷達回波外延系統(3D MAPLE)以及系集即時預報系統進行校驗及分析。個案說明如下。

3.2.1 秋季降水個案

臺灣秋冬季近地面盛行東北季風，高層駛流場則以西風至西南風為主，呈現明顯上下層風向不同的特徵，配合臺灣東北部複雜地形影響，天氣系統在垂直方向之移動方向亦包含更多不確定性(Su et al. 2022)。本研究使用 2021 年宜蘭劇烈降雨觀測實驗(Yilan Experiment for Severe Rainfall; YESR2021)期間，11 月 26 至 11 月 28 日三天內的降雨事件進行討論及分析(圖 3.2)。11 月 26 日起東北季風逐漸增強且受到南方雲系的影響，臺灣附近水氣稍多，又以臺灣東北部及東半部區降水相對較顯著。11 月 27 日東北季風增強，但因南方雲系北移之水氣減少，降水分佈主要集中在臺灣東北部沿海區域。11 月 28 日東北季風稍減弱，但因南方雲系北移帶來較多水氣，雨區增廣，又以東半部降雨累積較多(圖 3.3)。

圖 3.4 為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC)，由 1.5 公里及 3 公里高度的觀測回波資訊所計算出的回波移動場。1.5 公里高度下，宜蘭外海區域有十分明顯的東北—西南方向之移動場向量。而在 3 公里高度，則是由明顯的西南—東北方向移動向量所組成，透過回波移動場，也能檢視天氣系統在不同高度上的移動方向。本研究利用秋季降水天氣系統在不同高度上具有不同移動方向之特徵，檢視三維雷達回波外延系統於各高度層移動場上的掌握是否能改善即時外延預報上的結果。並透過於回波移動場中加入擾動的方式，評估系集即時預報系統對秋季降水個案的預報掌握度。

3.2.2 梅雨鋒面個案

2022 年 5 月至 8 月進行了臺灣區域豪雨觀測與預報實驗(Taiwan-Area Heavy rainfall Observation and Prediction Experiment; TAHOPE)，由臺灣 TAHOPE 團隊與美國 PRECIP (Prediction of Rainfall Extremes Campaign In the Pacific)實驗團隊、日本 T-PARCHII (Tropical cyclone-Pacific Asian Research Campaign for Improvement of Intensity estimations/forecasts)實驗團隊共同推動。主要以臺灣區域為主體，針對劇烈天氣系統(梅雨與颱風)進行密集觀測實驗。本次研究選擇實驗期間所發生的其中兩個鋒面影響時段進行討論及分析。

1. 2022 年 05 月 24 日至 05 月 26 日

05 月 24 日至 26 日三天主要為一道鋒面逐漸南移影響臺灣的時段，其中 5 月 26 日屬於第一次加強觀測實驗期間(Intensive Observing Period 1; IOP1)。2022 年 5 月 24 日，隨著華南地區低壓逐漸移出，鋒面亦逐漸南移並接近臺灣，伴隨盛行的西南風，臺灣上空大氣整體趨於不穩定，也更易使中小尺度的對流系統發展(圖 3.5)。圖 3.6 分別呈現了 5 月 24 至 26 日三天單日累積雨量分布情形。5 月 24 日受到鋒面附近雨帶南移以及西南風影響，臺灣西北部沿岸以及高屏地區有顯著降水發生；5 月 25 日至 26 日持續受到鋒面影響，且有中尺度對流系統(Mesoscale Convective system, MCS)持續通過臺灣北部，為臺灣西北區域帶來顯著累積降水。

2. 2022 年 06 月 06 日至 06 月 08 日

06 月 06 日至 08 日三天亦包含於 TAHOPE 實驗之第三次加強觀測實驗期間(Intensive Observing Period 3; IOP3)內，主要針對通過臺灣之梅雨鋒面雨帶進行加強觀測。參考圖 3.7，06 月 06 日 00 時(UTC)隨著低壓逐漸移出日本，鋒面帶附近雲系

南下影響臺灣，伴隨西南風影響，大氣環境較不穩定，易有中小尺度天氣系統發展，帶來劇烈降雨。圖 3.8 為 06 月 06 日至 08 日三天單日累積雨量分布情形。6 日隨著鋒面雨帶逐漸南下，降雨主要集中在西北部。7 日至 8 日受到沿鋒面雨帶發展之中小尺度對流影響，降雨範圍擴大至全台，且主要降雨多集中在臺灣西半部地區。

圖 3.9 則呈現了在 2022 年 05 月 24 日 16 時 UTC，經由 1.5 公里及 3 公里高度之觀測回波所推算出的回波移動場。梅雨鋒面個案中，上下層高度移動方向差異較小，但量值差異大，越往高層，移動速度明顯增加，此為梅雨鋒面中天氣系統在不同高度上的移動特徵。藉由上述兩個鋒面個案的討論及分析，將評估二維、三維雷達外延系統及系集即時預報系統在劇烈降水事件下的即時預報能力。

第四章 研究結果分析

本篇研究使用包含兩種不同天氣型態的三個個案進行三維回波移動場的時空分析，並討論二維、三維雷達外延預報系統，以及系集即時預報系統的預報表現。天氣個案分別為 YESR2021 實驗期間的秋季降水個案(2021 年 11 月 26 日至 28 日)以及 TAHOPE 實驗期間的兩個梅雨鋒面個案(2022 年 05 月 24 日至 26 日、2022 年 06 月 06 日至 08 日)。在事件發生期間，每十分鐘進行一次移動場計算，並討論時間和空間上移動場的變化情形。回波預報方面，則是於每小時進行一次預報，三個個案分別有 52 次、48 次、48 次的預報結果。實驗設定詳列於表 4.1。

本章節共分為四個部分，分別討論回波移動場之時空分析、二維和三維雷達外延即時預報系統(2D、3D MAPLE)在兩種天氣事件上的預報表現、系集即時預報系統之預報表現，以及三種即時預報方法在三小時定量降水預報上的結果。

4.1 回波移動場分析討論

本節分別針對臺灣秋季降水及梅雨鋒面個案之回波移動場進行空間及時間上的分析與討論。回波移動場包含東西(u)及南北(v)方向速度，將會透過空間相關性分析，討論二維單一平面高度以及三維回波移動場於不同高度上回波移動場相關性隨時間的變化程度。並計算三維回波移動場中每個格點上 u 及 v 速度量值在垂直高度以及時間序列上的標準差及平均值，並分析此一結果。由於使用 VET 方法進行計算時，在無回波位置所推算出的移動場資訊可信度相對較低，因此會排除無回波資訊位置的移動場格點，未納入標準差及平均值的討論及分析。移動場資訊說明列於表 4.2。

4.1.1 空間相關性分析

透過空間相關性(Spatial Correlation Coefficient; SCC)分析結果討論二維平面及三維空間上不同高度移動場向量 u 及 v 隨時間的變化情形。根據過去時間觀測之回波資料，計算出時間間隔為十分鐘的回波移動場。將每筆移動場資訊與其未來 10 分鐘、20 分鐘、……至 180 分鐘的移動場結果互相比較，討論移動場在三小時內平均 SCC 隨時間的變化。

以觀測之最大回波資訊所推算出的二維回波移動場，其空間相關性分析呈現於圖

4.1a、圖 4.1b 及圖 4.1c，依序為秋季降水個案及兩個梅雨鋒面個案。u 方向在秋季降水及梅雨鋒面個案中皆有相似的空間相關性變化；v 方向的空間相關性表現則會隨時間增加而明顯下降，且在天氣系統變化相對較為迅速的梅雨鋒面個案中，TAHOPE IOP3 的 v 方向 SCC 約於 120 分鐘後低於 0.5(圖 4.1c)，表示當利用二維回波移動場進行外延預報時，受移動場計算上的不確定性所影響的外延預報誤差大約會在預報開始後的 120 分鐘更加顯著。

透過不同高度觀測回波所推算之三維回波移動場隨時間的空間相關性變化情況則如圖 4.2 至圖 4.4 所示。圖 4.2 呈現秋季降水個案的分析結果，在 u 方向 1.5km 至 4.5km 高度的移動場隨時間的空間變化較為相似，而在 v 方向則是所有高度層的變化皆較為一致。兩個梅雨鋒面個案的結果(圖 4.3、圖 4.4)則呈現出 u 方向上的變化主要能分為三組：中層 2~4.5km、低層和部分中高層、最高層 8~12km，在 v 方向分組則較不明顯，但仍能發現除了最高層 8~12km 相關性下降較快，其餘高度皆有相似的變化情形。

若將空間相關係數(SCC)下降至 0.5 時視為空間相似性結果較不具可信度，則秋季降水個案中位於中低層高度之 u 及 v 分量的相似度約可以維持 100 至 120 分鐘。而在兩個梅雨鋒面個案中，u 分量依照不同高度有明顯分組，中層 2~4.5km 約可以維持空間相似度至 120~180 分鐘，低層和部分中高層高度則約可維持至 80~100 分鐘左右，最高層 8~12km 相似度下降較快，約可達 60 分鐘。但就 v 分量而言，兩個梅雨鋒面個案之間又有所差異。在 TAHOPE IOP1 的鋒面個案中整體相似度約可達 100 分鐘；IOP3 的鋒面個案中，v 分量變化較快，相似度約僅可以維持至 60 分鐘。因為 IOP3 鋒面系統周圍主要回波雨帶的南移分量相對較明顯，故兩個梅雨鋒面個案在 v 分量方向上差異較大。且由於越高層回波數量越少，回波範圍亦大幅降低，因此可以納入計算空間相關性分數之格點數減少，而造成越高層之回波移動場，其空間相似性隨時間變化越快。

整體而言，三維空間上 u 方向及 v 方向之移動場隨時間的變化相似程度約可以維持 100 至 120 分鐘，表示對於回波移動場計算結果的可信度最高可達約 120 分鐘，此結果也表示在外延預報當中，因移動場計算之不確定性所造成之預報誤差大約會在 120 分鐘後越趨明顯。

4.1.2 空間分析

$$\overline{x_{i,j}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{i,j,k} \quad (4.1)$$

$$\sigma_{i,j} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_{i,j,k} - \overline{x_{i,j}})^2} \quad (4.2)$$

上述公式分別描述了空間分析中平均值及標準差的計算方式。在空間分析當中， i 及 j 分別表示二維移動場 x 及 y 方向的格點數， N 表示垂直高度層數。其中 $x_{i,j,k}$ 表示在第 k 層，空間上 (i,j) 位置 u 或 v 方向的速度值， $\overline{x_{i,j}}$ 表示為垂直高度上同在格點位置 (i,j) 上的平均值， $\sigma_{i,j}$ 則表示在同在格點位置 (i,j) 的標準差值。在本研究中，當高層觀測回波數量過少時，觀測回波資訊將不被使用至移動場計算之中，因此秋季降水最多僅納至 10 層高度，約達 6 公里；梅雨鋒面則納至 16 層，約達 12 公里。計算出空間上每個格點位置之平均值及標準差後，會再計算出該二維移動場範圍上所有格點位置平均值和標準差的平面平均，並繪圖分析垂直空間上 u 及 v 方向速度之平均值及標準差隨時間的變化。

圖 4.5 為三個個案之空間分析標準差及平均值隨時間的變化。秋季降水個案中， u 及 v 方向速度的平均及標準差量值幾乎相同，隨時間的變化趨勢也十分一致(圖 4.5a、4.5b)。而在兩個梅雨鋒面個案中則發現， u 方向速度標準差皆較 v 方向高出許多，有達約 2 倍差異(圖 4.5d、4.5f)。而平均值的結果則反映出兩個鋒面個案中回波移動方向之差異(圖 4.5c、4.5e)。在 TAHOPE IOP1 鋒面個案中，綜合垂直高度上 u 及 v 方向平均值隨時間變化的結果，整體回波系統移動以西南往東北方向為主，又以 u 方向分量較大， u 方向約是 v 方向的 4 倍。在 TAHOPE IOP3 鋒面個案中，根據 u 及 v 平均值的變化情形，整體回波系統包含了相對較明顯的南移分量，因此在本個案中 u 分量約是 v 分量的 10 倍左右。上述結果顯示，在秋季降水個案中，因觀測回波在低層多為東北—西南方向移動、高層多為西南—東北方向移動之特性，故分析結果呈現出 u 及 v 方向於空間上的變化情形較一致；在鋒面個案中，觀測回波在不同高度上的移動都以東西方向分量為主，故此處也顯示 u 方向在空間上的變化更大，大部分的移動場變化取決於 u 方向分量的貢獻。表 4.3 整理出在三個個案中，空間分析上平均值及標準差的量值統計。

4.1.3 時間分析

在時間分析中，式(4.1)、(4.2)的 k 表示為時間的個數， N 表示為時間數量。 $\overline{x_{i,j}}$ 表示相

同高度上不同時間在相同格點位置(i,j)上的平均值， $\sigma_{i,j}$ 則表示在格點位置(i,j)的標準差值，分析時間上 u 及 v 方向速度之平均值及標準差隨高度的變化。根據前述空間相關性分析結果，移動場隨時間變化之相似度約可維持在 120 分鐘，且移動場資料之時間解析度為 10 分鐘，故此處選定之時間數量 N 為 12。

圖 4.6 為三個個案時間分析之平均及標準差量值隨高度的變化。秋季降水個案中，u 及 v 方向速度的平均值和標準差十分接近，隨高度的變化趨勢也相似(圖 4.6a、4.6b)，表示各高度回波移動隨時間變化，u 及 v 方向分量皆會造成顯著影響。而在鋒面個案中則發現，u 方向速度大於 v 方向速度，TAHOPE IOP1 鋒面個案之平均值 u 方向約是 v 方向的 3 倍(圖 4.6c)；TAHOPE IOP3 鋒面個案之平均值則約是 6 倍(圖 4.6e)。而兩個鋒面個案之 u 及 v 方向標準差皆有約 1.5 倍的差異(圖 4.6d、圖 4.6f)，表示在鋒面個案中，各高度層之 u 方向分量隨時間的變化皆較 v 方向更大，不同高度上回波移動隨時間的變化皆以 u 方向分量為主導。表 4.4 整理出在三個天氣個案中，時間分析上平均值及標準差的量值統計。由兩種天氣事件之時間分析結果亦可看出和空間分析上相似的趨勢變化。

綜合上述可以歸納得，不論在時間或空間上，秋季降水事件中 u 及 v 方向速度變化趨勢及量值相近，表示對於回波移動速度的貢獻兩者是相等的；在梅雨鋒面個案中則是以 u 方向之速度變化更為顯著，且 u 及 v 方向的標準差量值差異皆為 1.5 倍，表示梅雨鋒面情境下，回波的移動變化多由 u 方向之分量主導。此即為回波移動場在秋季降水及梅雨鋒面事件下之特性。本研究建立的系集即時預報系統中需加入隨機擾動於原先的二維回波移動場中，因此根據表 4.3、表 4.4 以及相關敏感度測試的結果，在秋季降水個案下，u 及 v 方向之隨機擾動標準差值將分別設為 1.5 m/s 及 1.3 m/s；而在兩個梅雨鋒面個案中則設 u 方向標準差值為 1.75 m/s，v 方向則為 0.8 m/s。

4.2 秋季降水及梅雨鋒面預報結果分析

本節將分別討論在秋季降水及梅雨鋒面兩種不同天氣事件下，二維及三維雷達回波外延預報(2D、3D MAPLE)於回波及累積雨量所呈現的預報表現。兩項外延預報方法之最大回波預報結果都將與觀測之最大合成回波資料進行比較。累積雨量預報將只進行陸地上的降雨校驗，並與經地面雨量站修正之雷達觀測量降水估計結果互相比較。

4.2.1 單一預報區間結果分析

在秋季降水個案中，天氣系統在不同高度上移動方向有明顯不同。本研究選擇 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC)，討論 0~3 小時之預報結果。圖 4.7 呈現觀測回波及 2D、3D MAPLE 之預報回波在 0~3 小時內的變化情形。觀測回波在臺灣東北方有逐漸減弱的趨勢，但受到東北季風影響，回波仍持續影響北臺灣。2D MAPLE 則展現了外延預報的特性，僅將北臺灣回波往東北方向推移，因此至預報 120 分鐘起，北臺灣上空回波即逐漸減少，和觀測回波分佈已有明顯差異。3D MAPLE 則是由於能掌握到天氣系統在不同高度上的移動情形，因此雖仍保留外延特性，僅將北臺灣回波外推而未能掌握系統的生成消散，但由於仍保留天氣系統受低層東北風及高層西南風影響的移動分量，因此在預報 120 分鐘後仍能保留北臺灣的回波分佈，和觀測結果較為接近。圖 4.8 則呈現觀測及預報之 1~3 小時累積雨量圖。2D 及 3D MAPLE 之預報累積雨量分佈相似，3D MAPLE 在北宜蘭的預報累積雨量和觀測結果更為接近，卻也在新竹、苗栗山區造成降雨預報高估。對應到預報累積雨量之定量分析結果，圖 4.9 及圖 4.10 分別為觀測和預報累積雨量之間 SCC 及 RMSE 隨預報期間的表現。2D 及 3D MAPLE 皆有與觀測相似的空間相關性分佈，SCC 量值大小以及其隨時間變化趨勢較為一致，但由於 3D MAPLE 在局部區域仍有降雨預報高估的表現，因此造成 RMSE 值高於 2D MAPLE 的結果。圖 4.11 及圖 4.12 則為預報累積雨量之 ETS 及 Bias 分數在 1~3 小時於不同降水門檻下的變化情形。在不同門檻下，3D MAPLE 皆有較 2D MAPLE 更高的 ETS 分數，也表示當觀測上有降水事件發生時，3D MAPLE 更能提供正確的預報結果。而在低降水門檻下，3D MAPLE 之 Bias 分數則有明顯降雨預報高估的情形，但隨著門檻提升，3D MAPLE 的預報偏差亦隨之降低，顯示在秋季降水個案中，3D MAPLE 更能針對較大的雨量值提供更接近觀測的預報結果。

而針對包含強降雨事件發生的梅雨鋒面個案，本研究分別挑選 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC)以及 2022 年 06 月 08 日 08 時(UTC)進行預報結果的討論及比較。圖 4.13 為觀測及預報回波自 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC)開始，0~3 小時的回波移動時序變化。觀測上有一明顯強回波系統由新竹、苗栗沿海移入臺灣，且強回波範圍明顯擴大。2D MAPLE 的預報結果則顯示，沿海回波隨移動場推移外延，向內陸移動且強度並未改變，整體回波分佈和觀測上有較大落差；3D MAPLE 雖然亦無法預報回波強度減弱之變化，但由於其可掌握天氣系統在各高度之移動速度與方向，因此針對北臺灣較大範圍的強回波預報掌握度較高。但同時也會比 2D MAPLE 的預報結果更易出現大範圍的回波面積，

如海面上的回波區域，因此傾向出現回波預報高估之情形。圖 4.14 則是觀測與 2D、3D MAPLE 預報 1~3 小時累積雨量分佈圖。觀測上主要強降雨分佈區域是位在西北部沿岸，2D 及 3D MAPLE 皆具有與觀測降雨分布相似的預報結果，尤其 3D MAPLE 所提供之累積雨量預報明顯能掌握到累積降雨極值的區域及位置，和觀測結果更為相近。圖 4.15 及圖 4.16 分別為預報累積雨量之 SCC 分數與 RMSE 量值，根據定量分析結果，2D 及 3D MAPLE 在空間相關性表現上十分相近，但由於 3D MAPLE 更能掌握到降雨極值位置與量值大小，因此呈現相對更低的 RMSE 量值。圖 4.17 及圖 4.18 為 ETS 及 Bias 分數之表現，在不同門檻下兩者 ETS 分數十分接近，但 Bias 的表現卻有明顯的差異。隨著降雨門檻的提高，2D MAPLE 的預報表現越趨於降雨預報低估的情況，3D MAPLE 的降雨預報高估則是越趨明顯。對應至兩者的預報累積雨量分佈圖，在觀測出現較高累積雨量之區域，2D MAPLE 多呈現預報低估，3D MAPLE 則多可掌握與觀測相近的累積降雨，但同時也易伴隨較大面積的高累積雨量預報，導致在其他區域有降雨預報高估。

圖 4.19 為 2022 年 06 月 08 日 08 時(UTC)開始，0~3 小時觀測與預報回波時序圖。觀測回波有明顯大範圍的回波通過臺灣，於中部及中南部的回波則近乎滯留。2D 及 3D MAPLE 兩者的強回波雨帶皆與觀測結果有所對應，但與 2D MAPLE 之預報結果相比，3D MAPLE 之預報呈現明顯大面積的強回波範圍，是由於在不同高度上皆使用了不同的回波移動場進行外延，在最後以最大回波進行疊合時，將較易出現大面積的強回波範圍，造成回波預報明顯高估的情形。圖 4.20 呈現了觀測與 2D、3D MAPLE 預報 1~3 小時累積雨量分佈圖。觀測累積雨量中，西半部沿海至中南部山區有一明顯的雨帶分佈，2D 及 3D MAPLE 的預報結果也都能掌握到和觀測相似的累積雨量分佈。而針對累積雨量之極值表現，3D MAPLE 更能掌握到正確的累積雨量極值，但也同時有降雨預報高估的情形。透過定量分析此結果，圖 4.21 及圖 4.22 分別為 2D 與 3D MAPLE 預報累積雨量的 SCC 及 RMSE 隨預報時間的變化情形。兩者的空間相關性表現十分接近，但由於 3D MAPLE 在強降雨區域的掌握度較 2D MAPLE 更佳，因此其整體預報累積雨量和觀測之間的差異則較小，有更低的 RMSE 量值。圖 4.23 及圖 4.24 分別為預報 1~3 小時累積雨量之 ETS 及 Bias 分數。2D 及 3D MAPLE 之 ETS 分數於不同降雨門檻下差異皆較小，但由於 3D MAPLE 在高門檻下容易有降雨預報高估的表現，因此 ETS 分數會稍低於 2D MAPLE。隨著預報時間增加，在高降雨門檻下，3D MAPLE 的 Bias 分數會明顯偏高，反映出降雨預報高估的結果。

4.2.2 回波預報校驗統計分析

在統計分析方面，將以秋季降水個案共 52 個預報，以及兩個梅雨鋒面個案各 48 小時的預報結果進行討論與比較。根據回波預報校驗，圖 4.25 呈現了觀測和預報之間的空間相關性(SCC)隨預報期間的表現。3D MAPLE 皆優於 2D MAPLE。由於 3D MAPLE 可以根據各高度之回波移動場結果進行外延預報，故其能掌握到不同高度上天氣系統移動方向的差異，結果顯示在預報時間達 180 分鐘時，3D MAPLE 所預報之回波空間分布情況較 2D MAPLE 之預報結果有更大幅的改善。在不同高度上系統移動方向相對具有明顯差異的秋季降水天氣事件中，相較於 2D MAPLE，3D MAPLE 之預報能力約提升了 32%；而在兩個梅雨鋒面個案中則約提升了 14%的預報能力。圖 4.26 中，均方根誤差 (RMSE)在鋒面個案中和觀測結果之落差皆較 2D MAPLE 稍大，可反映出雖然 3D MAPLE 預報結果的回波分布情況和觀測相似，但在強回波事件中的預報回波量值仍和觀測差異較大。

而在絕對校驗法中，本研究根據不同天氣事件之降水強度差異，設定秋季降水門檻為 20dBZ，鋒面個案為 35dBZ，圖 4.27 中呈現了 POD 分數以及 ETS 分數的結果。當觀測上有降水發生時，3D MAPLE 較 2D MAPLE 更能正確預報降水事件的發生；然而根據 Bias 校驗結果(圖 4.28)，3D MAPLE 在兩種天氣事件中都有更大幅的高估情況，尤其是包含劇烈降雨事件的鋒面系統，預報高估的情形更為明顯。對照 3D MAPLE 在梅雨鋒面個案中的 RMSE 校驗表現，兩者呈現出的高估情形主要是因 3D MAPLE 所計算之三維回波移動場於每一層的移動方向皆不同，會將各層的強回波值外延至不同位置，造成在最後疊合成二維最大回波資料時，容易產生大面積的強回波範圍，使回波預報結果呈現高估，而此情況在屬於強降水事件之梅雨鋒面個案中將更為明顯。

4.2.3 累積雨量預報校驗統計分析

根據累積降雨預報的連續校驗結果，圖 4.29 中 3D MAPLE 的 SCC 分數皆較 2D MAPLE 更高，表示 3D MAPLE 對於累積降雨的空間分布在兩種天氣事件下皆有較好的掌握度。圖 4.30 中的 RMSE 結果則說明了，當天氣系統具有相對較明顯之上下層移動方向差異時，如秋季降水，3D MAPLE 將能提供和觀測結果更為相近之累積雨量預報量值。但兩個鋒面個案的 RMSE 則呈現出較為不同的結果。圖 4.31 及圖 4.32 分別為兩個梅雨鋒面個案於預報校驗區間 48 小時的觀測累積雨量。6 月的 TAHOPE IOP3 梅雨鋒面

個案之累積雨量明顯較高，表示該個案中降水強度更強。此結果可以說明，在兩個皆屬強降水天氣事件的梅雨鋒面個案中，當降水強度提高時，3D MAPLE 所預報之降水量值將會較 2D MAPLE 更接近觀測結果，因此在 TAHOPE IOP3 的梅雨鋒面個案中，3D MAPLE 之累積雨量預報結果能夠呈現較 2D MAPLE 更低的 RMSE 值。而 5 月的 TAHOPE IOP1 梅雨鋒面個案則是反映出前文所提及之 3D MAPLE 高估情況，因此本個案中觀測和預報上的差異較 2D MAPLE 高出許多，3D MAPLE 有更高的 RMSE 值。

圖 4.33 為預報累積降雨的 ETS 分數於三個個案的兩種降水事件中，不同降水門檻值在 1~3 小時累積雨量的變化情形。在秋季降水事件中，由於降水強度較不如鋒面降水劇烈，因此門檻設為 0.1、1.0、5.0 mm；而在鋒面個案中則討論了 0.1、1.0、5.0、10.0、15.0、20.0、30.0、40.0、50.0、70.0 mm 共十個降雨門檻的結果。在不同門檻下，3D MAPLE 皆有較 2D MAPLE 更高的 ETS 分數，顯示 3D MAPLE 相對於 2D MAPLE 更能正確預報降水事件的發生，且當降水門檻提高，2D MAPLE 及 3D MAPLE 之間的 ETS 分數差異也更明顯。描述降水預報偏差程度的偏離係數 Bias 分數(圖 4.34)則呈現出在低降水門檻時 3D MAPLE 更易有明顯的預報高估，但隨著降水門檻值的提高，3D MAPLE 的預報偏差也隨之降低，且在高門檻下 Bias 分數也優於 2D MAPLE 的預報表現，更接近無預報偏差(Bias 值為 1)的情形。上述結果說明了 3D MAPLE 針對強降水事件能有更好的預報能力，但同時也會高估降水預報。

4.3 系集預報校驗

本節將觀測回波及各系集成員所預報之回波結果互相比較，首先評估適用於本系集預報方法中的系集成員數量，接著分別以 ROC 曲線(Relative Operating Characteristic Curves)、可信度圖(Reliability Diagram)、排序直方圖(Rank Histogram)等各項方法，根據不同的預報校驗面向進行預報能力評估，討論在兩種不同天氣事件下，系集即時預報之表現。

4.3.1 系集成員數量評估

本研究針對不同的系集成員數量進行評估，適當的系集成員數量能夠兼顧運算資源的消耗以及預報能力之表現。了解該使用多少系集成員進行即時預報才可以呈現出最佳的預報能力。在此分別就 25、50、75 及 100 個系集成員，於本研究中使用之 YESR2021 及 TAHOPE IOP1 兩種不同的天氣個案下進行討論。

圖 4.35 中表示當門檻為 20dBZ 及 35dBZ 時，不同系集成員數量在秋季降水及梅雨鋒面兩種天氣事件當中所呈現之離群值比例隨預報時間的變化情形。由於秋季降水個案的降水強度較弱，35dBZ 以上的回波數量較梅雨鋒面個案更低，因此在秋季降水個案中，當門檻設為 20dBZ 時，離群值比例明顯較 35dBZ 作為門檻時更高。在兩種天氣事件下之不同門檻皆表示，當系集成員數量增加時，離群值比例亦隨之下降，且各系集成員之離群值數量都在預報 60 分鐘後逐漸趨向一定值。在外延過程中，由於前 10 分鐘尚未將所加入之擾動平流至下游區域，各系集成員之間所預報的結果差異仍不明顯，系集預報之離散程度未達一定的大小，因此在預報 10 分鐘時皆出現較高的離群值比例，而後隨預報時間增加而下降至一定值。根據離群值分析結果，若僅使用 25 個系集成員，其預報上的離散程度將缺乏代表性，至少需使用 75 至 100 個系集成員，才可有效降低離群值，提供較為適當的預報結果。

圖 4.36 中分別呈現在秋季降水及梅雨鋒面事件下，連續分級機率評分(Continuous Ranked Probability Score, CRPS)隨預報時間變化之評估結果。當系集成員數量達 75 及 100 時，各成員數量間的 CRPS 曲線漸趨向相同的表現，即此系集即時預報系統之機率預報誤差已達最小值。表示至少需達 75 個系集成員，才能呈現出較低的預報誤差結果，提供較佳的預報能力。因此綜合上述討論，本研究將使用 100 個系集成員進行系集即時預報的結果分析。

4.3.2 預報能力評估

參考過去文獻(Foresti et al. 2015; Pulkkinen et al. 2019a; Pulkkinen et al. 2019b)中針對系集即時預報校驗所使用的方式，選擇三種常用之校驗方法，分別針對系集預報的區辨能力、可信度表現及偏差程度進行討論。由於秋季降水及梅雨鋒面降水之強度有所不同，因此除了設定 20dBZ 作為回波門檻，在梅雨鋒面個案中亦討論回波門檻為 35dBZ 下的情形。

(1) Relative Operating Characteristic curve

圖 4.37a、4.37b、4.37c 分別呈現當回波門檻設為 20dBZ 時，秋季降水及兩個鋒面降水個案之系集即時預報的 ROC 曲線表現。其中系集預報針對兩個梅雨鋒面降水個案皆有更好的預報能力，整體 ROC 曲線更集中於圖表的左上角，表示有較高的命中率及較低的錯誤預警率，且 ROC 面積至預報 180 分鐘仍維持約在 0.7；而針對秋季降水事件

之區辨能力則約維持在預報 120 分鐘。

因鋒面降水強度較強，本研究亦討論鋒面降水事件下回波門檻為 35dBZ 時的情形。圖 4.38a、4.38b 呈現在高降水門檻 35dBZ 下兩個梅雨鋒面個案的預報表現。隨預報時間增加，整體區辨能力亦明顯下降，ROC 面積維持大於 0.7 至預報 90 分鐘。根據上述評估情形，當觀測到有降水事件發生時，系集預報亦有能力提供正確預報降水事件發生的結果，此區辨能力最高可達 180 分鐘，且針對包含強降水事件的梅雨鋒面個案更具優勢。

(2) Reliability diagram

圖 4.39a、4.39b、4.39c 為當回波門檻設為 20dBZ 時，在兩種天氣事件下不同預報時間長度的可信度曲線。所有預報時間皆呈現出在低預報機率下有略為低估，在高預報機率下則有高估的情況，其中以秋季降水個案更為明顯。此結果表示，當觀測上出現天氣系統生成的情形時，系集預報會因無法掌握此情形而有預報低估的結果；反之，當天氣系統消散時，系集預報仍維持原先的回波強度，因此導致預報高估的情況，說明此系集預報的可信度會更易趨向過度自信(overconfident)的預報表現。而對照敏銳度圖，隨著預報時間增加，預報敏銳度也隨之降低。綜合整體結果，系集在鋒面降水事件中的預報結果仍較為可信，可達約 120 分鐘。在秋季降水個案中，可信度表現則約在預報 90 分鐘後大幅降低。

圖 4.40a、4.40b 表示在梅雨鋒面個案當中，調高回波門檻至 35dBZ 時的可信度圖。與 20dBZ 下的情況相比，預報可信度皆呈現大幅降低的趨勢，在高預報機率下有更為明顯的高估。預報 30 分鐘後，預報敏銳度也大幅下降。表示當降水強度提升時，預報的結果將具有更高的不確定性。本研究中的系集即時預報方法以加入隨機擾動的方式處理因移動場計算所造成之預報誤差，但並未考慮天氣系統生成消散上的不確定性，此因素可能為造成可信度下降之主要原因。

(3) Rank histogram

圖 4.41a、4.41b、4.41c 為不同預報時長下，在秋季降水及梅雨鋒面降水事件中系集預報偏差程度的校驗結果。當回波門檻設為 20dBZ 時，圖形整體皆呈現 U 型分布。但若除去最高及最低順位，在不同的預報時間長度下，落在其餘順位的觀測頻率皆為均勻分布，此結果表示該系集預報系統之離散度對於預報上的不確定性仍具有一定程度的代表性。

圖 4.42a、4.42b 呈現在兩個梅雨鋒面個案中，當門檻調至 35dBZ 時的預報偏差程度。結果顯示觀測頻率多落在最高順位，表示在預報偏差上呈現略為低估的情形，但由於比例皆低於 10%，表示系集預報結果仍可以提供足夠的離散度，以代表預報上所隱含的不確定性。

4.4 三小時累積雨量預報校驗

比較 2D MAPLE、3D MAPLE、以及由系集即時預報方法所提供之 QPFP20、QPFP30、PM 方法在秋季降水及梅雨鋒面共三個個案中，預報三小時累積雨量和觀測結果的差異。圖 4.43 為在秋季降水個案中 2021 年 11 月 28 日 10 時(UTC)三小時累積雨量之觀測及預報結果，在蘇澳地區三小時有累積達 40mm 的顯著降雨。3D MAPLE 的預報結果可以掌握正確的降雨極值位置及大小，但在其他區域卻有明顯的預報高估。由系集預報的結果，QPFP(QPF Percentile)及 PM(Probability-Matched Mean)方法皆未能正確掌握降雨極值之量值，但又以 PM 的結果更為接近觀測雨量分布，且微幅修正了 3D MAPLE 預報高估的情況。

在兩個鋒面個案中則分別選擇了 2022 年 05 月 24 日 16 時(UTC)及 2022 年 06 月 06 日 12 時(UTC)之三小時累積雨量進行定性上的比較。根據圖 4.44 中 2022 年 05 月 24 日 16 時(UTC)三小時累積雨量之觀測結果，在屏東地區有顯著降雨，三小時可以達約 90 毫米。3D MAPLE 的預報結果亦能準確的掌握降雨極值及位置，預報結果和觀測十分接近，但在北臺灣仍有局部地區預報高估的情形。系集預報方面，QPFP 及 PM 方法都能掌握到和觀測十分接近的降雨分布，但在降雨極值之量值仍有低估的情況。圖 4.45 則為 2022 年 06 月 06 日 12 時(UTC)之三小時累積雨量，觀測和各項預報方法的比較結果。觀測上在苗栗沿海有顯著的降雨發生，三小時累積雨量可達約 90mm。各項預報方法皆可以掌握到相似的降雨分佈情形，其中又以 3D MAPLE 的預報結果最能掌握到對應至觀測結果的降雨極值大小，但強降雨範圍也同時有高估的情形。而根據系集即時預報結果所推得的 QPFP20 及 PM 方法也有掌握到強降雨即值的位置及量值，但仍和觀測結果有些許差異。

表 4.5 則統整了三個個案中觀測和各項預報方法所呈現的預報三小時累積雨量之間的平均 SCC 分數及 RMSE 量值。結果顯示，不論在秋季降水或是鋒面個案當中，3D MAPLE 及系集預報方法都可以得出和觀測相似的降水空間分布結果，SCC 分數皆高於

2D MAPLE 的表現。但由於 3D MAPLE 的降雨預報高估特性，其 RMSE 結果也反應出預報和觀測雨量之間的量值差異甚大。將三種系集即時預報方法所提供的預報結果和觀測相比較，在降雨空間分布方面，三種方法皆呈現極佳的 SCC 分數。其中 QFP30 能夠提供更好的降雨預報資訊，同時也能降低和觀測之間的量值差異。經由上述結果得知，根據 MAPLE 即時預報系統之概念所延伸的 3D MAPLE 及系集即時預報方法，都能提供相較於原先的 2D MAPLE 更好的預報結果。

第五章 結論與未來展望

5.1 結論

雷達外延即時預報方法能在預報時間的 0~6 小時內提供精確的預報資訊。使用過去時間的觀測回波資訊推算出回波移動場，並根據此移動場結果進行外延預報。但雷達外延方法亦受限於對天氣系統的生成消散過程掌握度不足，以及在計算回波移動場過程中所包含之不確定性，而造成預報能力隨預報時間逐漸下降。因此本研究針對此一外延預報概念進行延伸，使用三維空間的回波觀測資料，計算出包含空間上各高度的三維回波移動場資訊，並將此結果應用至 MAPLE(McGill Algorithm for Precipitation Nowcasting by Lagrangian Extrapolation)即時預報系統中，建立三維雷達外延即時預報方法(3D MAPLE)。也同時分析三維回波移動場在時間及空間上的特徵表現，並利用此分析結果，建立一系集即時預報系統，嘗試處理在移動場計算過程中所包含的不確定性。

本研究使用臺灣秋季降水及梅雨鋒面天氣事件，共三個個案進行校驗及分析。結果證實，當天氣系統在不同高度上其移動方向有明顯不同時，由於 3D MAPLE 能夠掌握到各高度上天氣系統移動方向的變化，故和原先的 2D MAPLE 相比，可提供更接近實際觀測的降水空間分布預報結果，但同時也有顯著的降水預報高估。本研究亦分析在秋季降水及梅雨鋒面兩種天氣事件情境下，三維回波移動場的時間與空間特徵。結果顯示，在秋季降水個案中， u 及 v 方向速度分量在時間及空間上的變化趨勢都十分相近，但在兩個鋒面降水個案中， u 方向速度分量變化皆大於 v 方向的變化，表示在梅雨鋒面情境下，天氣系統的移動方向大部分將取決於 u 方向速度變化。並根據此結果，歸納出本研究中兩種天氣事件下分別適用之標準差值，並將此結果應用至系集預報中，調整需加入的隨機擾動大小，以此方式產生適當的系集即時預報。

系集即時預報校驗方面，系集成員針對降水事件是否發生皆具有良好的區辨能力，但由於系集預報中並未考慮降水生成消散的不確定性，因此預報可信度趨向過度自信的預報表現。整體而言，系集成員的離散程度仍足以代表預報上的不確定性。綜合而言，本研究所建立之系集即時預報方法在秋季降水及梅雨鋒面個案下的預報能力皆可達 120 至 180 分鐘。

在三小時累積雨量預報方面，針對觀測上出現的降雨極值位置和量值，3D MAPLE

能夠有最好的預報表現，尤其在具有劇烈降水特徵的鋒面降水個案中效果更佳，但在其他降雨分布區域有降水預報高估的情形。系集即時預報方法能夠改善 3D MAPLE 的降雨預報高估的問題，在降雨空間分布上也有一定的預報能力，雖能掌握降雨極值的區域位置，但在量值上仍稍低估。經由上述各項分析及校驗結果可以證實，本研究當中延伸討論之三維雷達即時外延預報系統(3D MAPLE)以及系集即時預報系統，在 0~3 小時的即時預報區間內皆有良好的預報能力。和原先的 MAPLE 雷達外延預報結果相比，兩種即時預報方法在秋季降水及梅雨鋒面個案中都能提供更好的累積降水即時預報資訊，能夠有效改善外延法中移動場計算時所包含的不確定性，並提升即時預報能力。

5.2 未來展望

本研究評估三維雷達外延方法(3D MAPLE)以及系集即時預報系統，在臺灣秋季降水及梅雨鋒面個案中，兩者於 0~3 小時的降水預報皆具有可信度。為了更深入了解兩種即時預報系統應用於臺灣其他常見天氣事件中的情況，將會嘗試挑選更多不同的個案，如：颱風、鋒面降雨個案，進行三維回波移動場的時間空間特性分析，並搭配檢視 3D MAPLE 和系集即時預報系統的預報結果。針對 3D MAPLE 的降水預報高估情況，也將參考 4.1.1 節中的分析結果，以特定高度層的結果進行外延預報，以改善預報結果中呈現大面積強回波所造成的預報高估。此外，本研究中的系集即時預報結果也將和數值模式所提供的系集預報互相比較，討論兩種方法的預報表現。為了評估本研究所建立的系集即時預報系統之穩定性及預報能力，未來也會將其與前人研究中所建立的系集即時預報系統，如：Short-Term Ensemble Prediction System(STEPS)、Lagrangian Integro-Difference equation model with Autoregression (LINDA)，使用位於臺灣的同一降水個案進行評估與分析，期望可以增進本研究中系集即時預報方法的預報能力。

參考文獻

- 陳如瑜, 張偉裕, and 陳台琦, 2017: 北台灣 S 與 C 波段雙偏極化雷達定量降雨估計之比較. *大氣科學*, **45**, 57-81.
- 黃椿喜, 葉世瑄, 呂國臣, and 洪景山, 2016: 系集定量降水預報方法之探討與分析-系集平均, 機率擬合平均與超越機率之定量降水預報. *大氣科學*, **44**, 173-196.
- 葉世瑄, 林沛練, 洪景山, and 黃椿喜, 2016: 機率擬合之系集定量降水預報後處理方法. *大氣科學*, **44**, 83-111.
- 潘俊瑋, 鍾高陞, 林欣弘, 陳台琦, and 姚奕安, 2018: 雷達回波變分追蹤法應用於臺灣複雜地形環境下之可行性評估. *大氣科學*, **46**, 1-34.
- Atencia, A., and I. Zawadzki, 2014: A comparison of two techniques for generating nowcasting ensembles. Part I: Lagrangian ensemble technique. *Monthly Weather Review*, **142**, 4036-4052.
- , 2015: A comparison of two techniques for generating nowcasting ensembles. Part II: Analogs selection and comparison of techniques. *Monthly Weather Review*, **143**, 2890-2908.
- Bellon, A., I. Zawadzki, A. Kilambi, H. C. Lee, Y. H. Lee, and G. Lee, 2010: McGill algorithm for precipitation nowcasting by lagrangian extrapolation (MAPLE) applied to the South Korean radar network. Part I: Sensitivity studies of the Variational Echo Tracking (VET) technique. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, **46**, 369-381.
- Bowler, N. E., C. E. Pierce, and A. W. Seed, 2006: STEPS: A probabilistic precipitation forecasting scheme which merges an extrapolation nowcast with downscaled NWP. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society: A journal of the atmospheric sciences, applied meteorology and physical oceanography*, **132**, 2127-2155.
- Bröcker, J., and L. A. Smith, 2007: Increasing the reliability of reliability diagrams. *Weather and forecasting*, **22**, 651-661.
- Buizza, R., A. Hollingsworth, F. Lalauette, and A. Ghelli, 1999: Probabilistic Predictions of Precipitation Using the ECMWF Ensemble Prediction System. *Weather and Forecasting*, **14**, 168-189.
- Chang, P.-L., and Coauthors, 2021: An Operational Multi-Radar Multi-Sensor QPE System in Taiwan. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **102**, E555-E577.
- Chung, K.-S., and I.-A. Yao, 2020: Improving radar echo Lagrangian extrapolation nowcasting

- by blending numerical model wind information: Statistical performance of 16 typhoon cases. *Monthly Weather Review*, **148**, 1099-1120.
- Dixon, M., and G. Wiener, 1993: TITAN: Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting—A Radar-based Methodology. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **10**, 785-797.
- Ebert, E. E., 2001: Ability of a poor man's ensemble to predict the probability and distribution of precipitation. *Monthly Weather Review*, **129**, 2461-2480.
- Foresti, L., M. Reyniers, A. Seed, and L. Delobbe, 2015: Development and verification of a real-time stochastic precipitation nowcasting system for urban hydrology in Belgium. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, **12**, 6831-6879.
- Foresti, L., I. V. Sideris, L. Panziera, D. Nerini, and U. Germann, 2018: A 10-year radar-based analysis of orographic precipitation growth and decay patterns over the Swiss Alpine region. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **144**, 2277-2301.
- Germann, U., and I. Zawadzki, 2002: Scale-dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. Part I: Description of the methodology. *Monthly Weather Review*, **130**, 2859-2873.
- Germann, U., I. Zawadzki, and B. Turner, 2006: Predictability of Precipitation from Continental Radar Images. Part IV: Limits to Prediction. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **63**, 2092-2108.
- Hersbach, H., 2000: Decomposition of the continuous ranked probability score for ensemble prediction systems. *Weather and Forecasting*, **15**, 559-570.
- Johnson, J. T., P. L. MacKeen, A. Witt, E. D. W. Mitchell, G. J. Stumpf, M. D. Eilts, and K. W. Thomas, 1998: The Storm Cell Identification and Tracking Algorithm: An Enhanced WSR-88D Algorithm. *Weather and Forecasting*, **13**, 263-276.
- Laroche, S., and I. Zawadzki, 1994: A variational analysis method for retrieval of three-dimensional wind field from single-Doppler radar data. *Journal of Atmospheric Sciences*, **51**, 2664-2682.
- , 1995: Retrievals of Horizontal Winds from Single-Doppler Clear-Air Data by Methods of Cross Correlation and Variational Analysis. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **12**, 721-738.
- Lin, H.-H., C.-C. Tsai, J.-C. Liou, Y.-C. Chen, C.-Y. Lin, L.-Y. Lin, and K.-S. Chung, 2020: Multi-weather evaluation of nowcasting methods including a new empirical blending scheme. *Atmosphere*, **11**, 1166.
- Nerini, D., N. Besic, I. Sideris, U. Germann, and L. Foresti, 2017: A non-stationary stochastic

- ensemble generator for radar rainfall fields based on the short-space Fourier transform. *Hydrology and Earth System Sciences*, **21**, 2777-2797.
- Pulkkinen, S., V. Chandrasekar, and A.-M. Harri, 2019a: Stochastic spectral method for radar-based probabilistic precipitation nowcasting. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **36**, 971-985.
- Pulkkinen, S., V. Chandrasekar, and T. Niemi, 2021: Lagrangian Integro-Difference Equation Model for Precipitation Nowcasting. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **38**, 2125-2145.
- Pulkkinen, S., D. Nerini, A. A. Pérez Hortal, C. Velasco-Forero, A. Seed, U. Germann, and L. Foresti, 2019b: Pysteps: an open-source Python library for probabilistic precipitation nowcasting (v1. 0). *Geoscientific Model Development*, **12**, 4185-4219.
- Radhakrishnan, C., and V. Chandrasekar, 2020: CASA prediction system over dallas–fort worth urban network: Blending of nowcasting and high-resolution numerical weather prediction model. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **37**, 211-228.
- Ravuri, S., and Coauthors, 2021: Skilful precipitation nowcasting using deep generative models of radar. *Nature*, **597**, 672-677.
- Rinehart, R., and E. Garvey, 1978: Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar. *Nature*, **273**, 287-289.
- Schertzer, D., and S. Lovejoy, 1987: Physical modeling and analysis of rain and clouds by anisotropic scaling multiplicative processes. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **92**, 9693-9714.
- Seed, A. W., 2003: A Dynamic and Spatial Scaling Approach to Advection Forecasting. *Journal of Applied Meteorology*, **42**, 381-388.
- Su, S.-H., and Coauthors, 2022: Observing severe precipitation near complex topography during the Yilan Experiment of Severe Rainfall in 2020 (YESR2020). *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **148**, 1663-1682.
- Tsonis, A., and G. Austin, 1981: An evaluation of extrapolation techniques for the short-term prediction of rain amounts. *Atmosphere-Ocean*, **19**, 54-65.
- Turner, B. J., I. Zawadzki, and U. Germann, 2004: Predictability of Precipitation from Continental Radar Images. Part III: Operational Nowcasting Implementation (MAPLE). *Journal of Applied Meteorology*, **43**, 231-248.
- Tuttle, J. D., and G. B. Foote, 1990: Determination of the Boundary Layer Airflow from a Single Doppler Radar. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **7**, 218-232.
- Zhivomirov, H., 2018: A method for colored noise generation. *Romanian journal of acoustics*

and vibration, 15, 14-19.

附表

表 2.1 VET 參數值設定列表。

VET 參數	設定值
觀測資料筆數	3
觀測資料時間間隔(分鐘)	30
空間平滑格點數	3×3
回波門檻(dBZ)	5
尺度猜測程序次數	3
尺度猜測程序向量密度	7×7, 35×35, 105×105
$\beta(x)$ 與 γ 權重係數	0.5 與 1000

表 2.2 觀測與預報降水事件組合表。觀測(O)及預報(F)分別針對降水門檻(threshold)進行判斷後，將結果分為四類：命中(a)、失誤(b)、假警報(c)、正確否定(d)。

觀測(O) \ 預報(F)	$O \geq \text{threshold}$	$O < \text{threshold}$
$F \geq \text{threshold}$	a (Hit)	c (False alarm)
$F < \text{threshold}$	b (Miss)	d (Correct negative)

表 4.1 個案預報策略說明。

個案	YESR2021 2021/11/26~11/28	TAHOPE IOP1 2022/05/24~05/26	TAHOPE IOP3 2022/06/06~06/08
預報時間	2021/11/26 08 : 00 ~ 2021/11/28 12 : 00(UTC)	2022/05/24 00 : 00 ~ 2022/05/26 00 : 00(UTC)	2022/06/06 00 : 00 ~ 2022/06/08 00 : 00(UTC)
預報更新時間 (分鐘)	60		
預報期間時間 解析度(分鐘)	10		
預報期間(分鐘)	10~180		
預報次數	52	48	48

表 4.2 回波移動場資料說明。

個案	YESR2021 2021/11/26~11/28	TAHOPE IOP1 2022/05/24~05/26	TAHOPE IOP3 2022/06/06~06/08
移動場分析 統計時間	2021/11/26 00 : 00 ~ 2021/11/28 23 : 59(UTC)	2022/05/24 00 : 00 ~ 2022/05/26 23 : 59(UTC)	2022/06/06 00 : 00 ~ 2022/06/08 23 : 59(UTC)
移動場時間解 析度(分鐘)	10		
移動場分析 垂直層數	10	16	

表 4.3 三維回波移動場空間分析之平均值及標準差。

個案	YESR2021		TAHOPE IOP1		TAHOPE IOP3	
	u(m/s)	v(m/s)	u(m/s)	v(m/s)	u(m/s)	v(m/s)
空間分析						
平均值	2.83	3.47	8.34	2.17	6.18	0.62
標準差	1.64	1.33	2.18	0.92	1.72	0.86

表 4.4 三維回波移動場時間分析之平均值及標準差。

個案	YESR2021		TAHOPE IOP1		TAHOPE IOP3	
	u(m/s)	v(m/s)	u(m/s)	v(m/s)	u(m/s)	v(m/s)
時間分析						
平均值	2.73	3.34	8.57	2.61	6.83	1.11
標準差	1.37	1.27	1.31	0.85	1.26	0.9

表 4.5 秋季降水及梅雨鋒面降水三個個案中，各項預報方法之三小時累積雨量平均 SCC 及 RMSE 分數。YESR2021 包含 52 次預報、TAHOPE IOP1 包含 48 次預報、TAHOPE IOP3 包含 48 次預報。

YESR2021	2D MAPLE	3D MAPLE	QFP20	QFP30	PM
SCC	0.51	0.59	0.57	0.57	0.54
RMSE(mm)	1.9	1.8	1.56	1.53	1.58
TAHOPE IOP1	2D MAPLE	3D MAPLE	QFP20	QFP30	PM
SCC	0.6	0.63	0.58	0.6	0.59
RMSE(mm)	2.71	3.07	2.67	2.6	2.67
TAHOPE IOP3	2D MAPLE	3D MAPLE	QFP20	QFP30	PM
SCC	0.57	0.62	0.64	0.64	0.62
RMSE(mm)	4.77	4.5	4.01	3.62	3.62

附圖

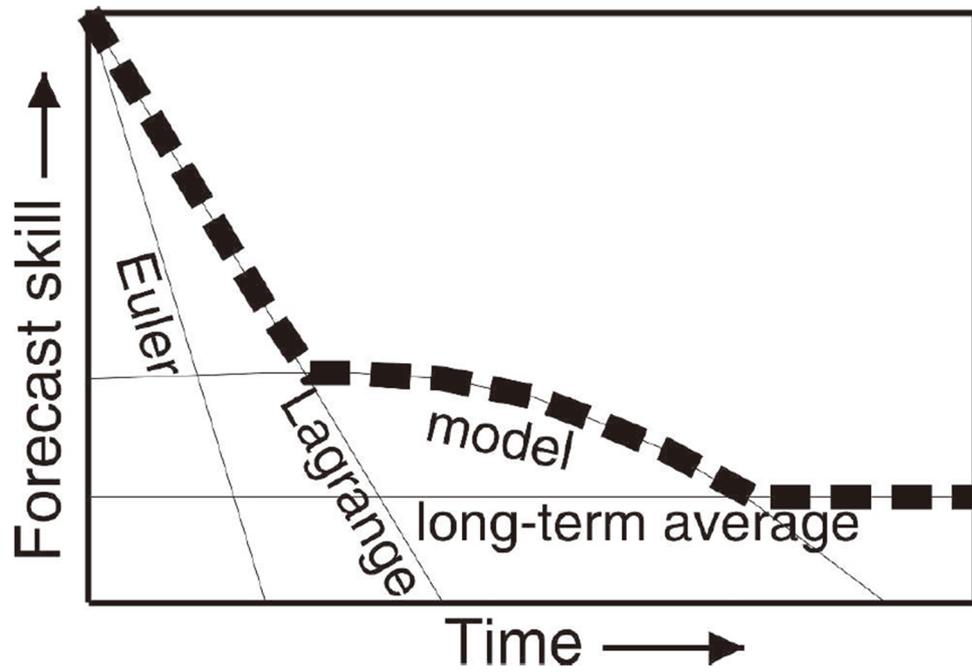


圖 1.1 不同預報方法之預報能力隨預報時間的變化情形。虛線表示該預報時間下具有最佳預報能力之預報方法(摘自 Germann et al. 2006)。

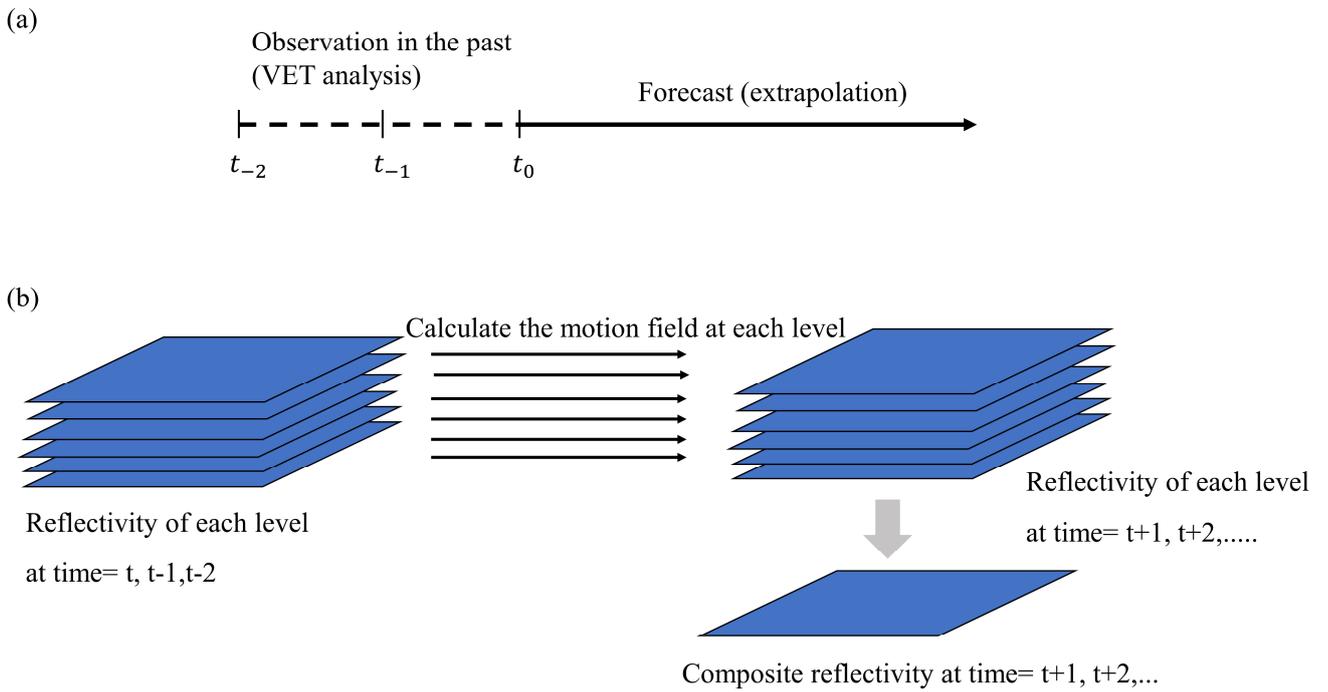


圖 2.1 (a)為原始 MAPLE 即時預報系統運算流程。 t_0 表示預報起始時間。利用過去時間(t_0, t_{-1}, t_{-2})的觀測資料，以 VET 方法計算回波移動場，並進行預報。(b)為 3D MAPLE 之運算流程。利用不同高度的觀測資料計算出各高度之回波移動場，並於各高度層進行外延預報的計算。

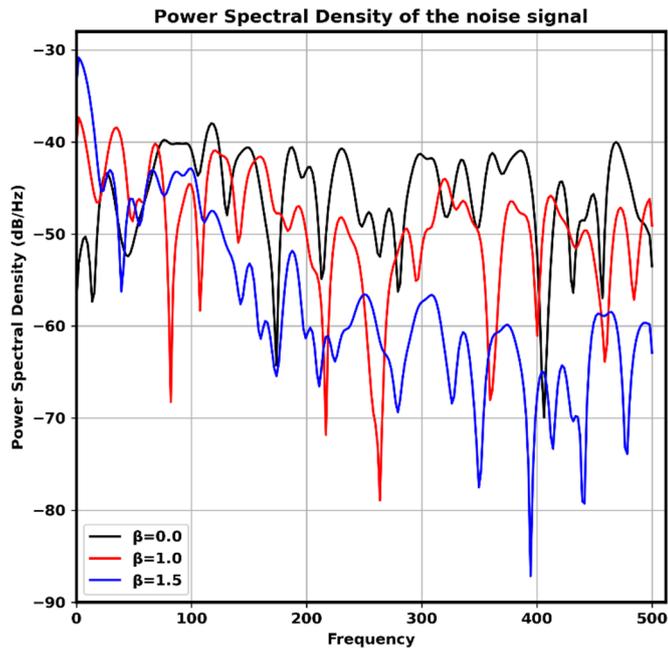


圖 2.2 不同頻譜指數 β 值之功率譜密度變化。

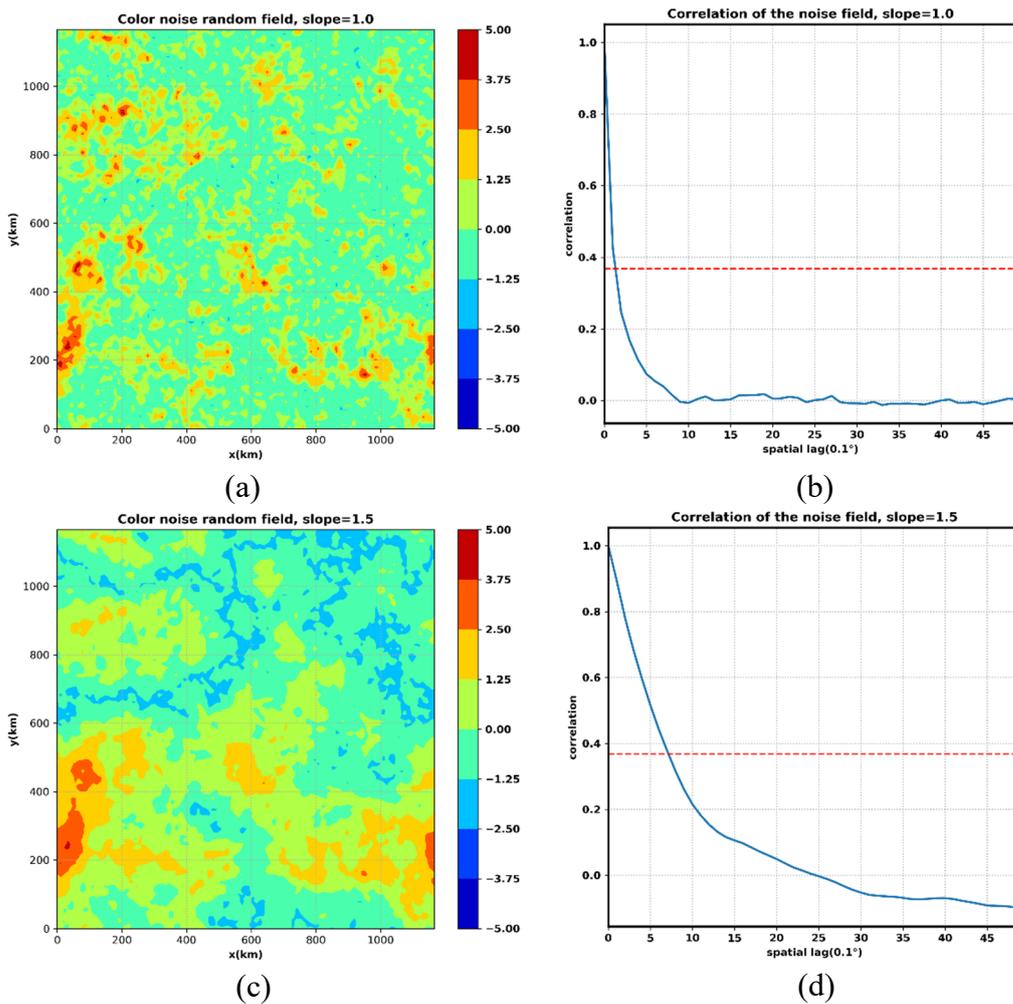


圖 2.3 當(a) $\beta = 1.0$ (c) $\beta = 1.5$ 所呈現之擾動量值分布。(b) $\beta = 1.0$ 以及(d) $\beta = 1.5$ 所對應之空間自相關係數隨距離的變化。空間自相關係數為 $1/e$ ，以紅色虛線表示。

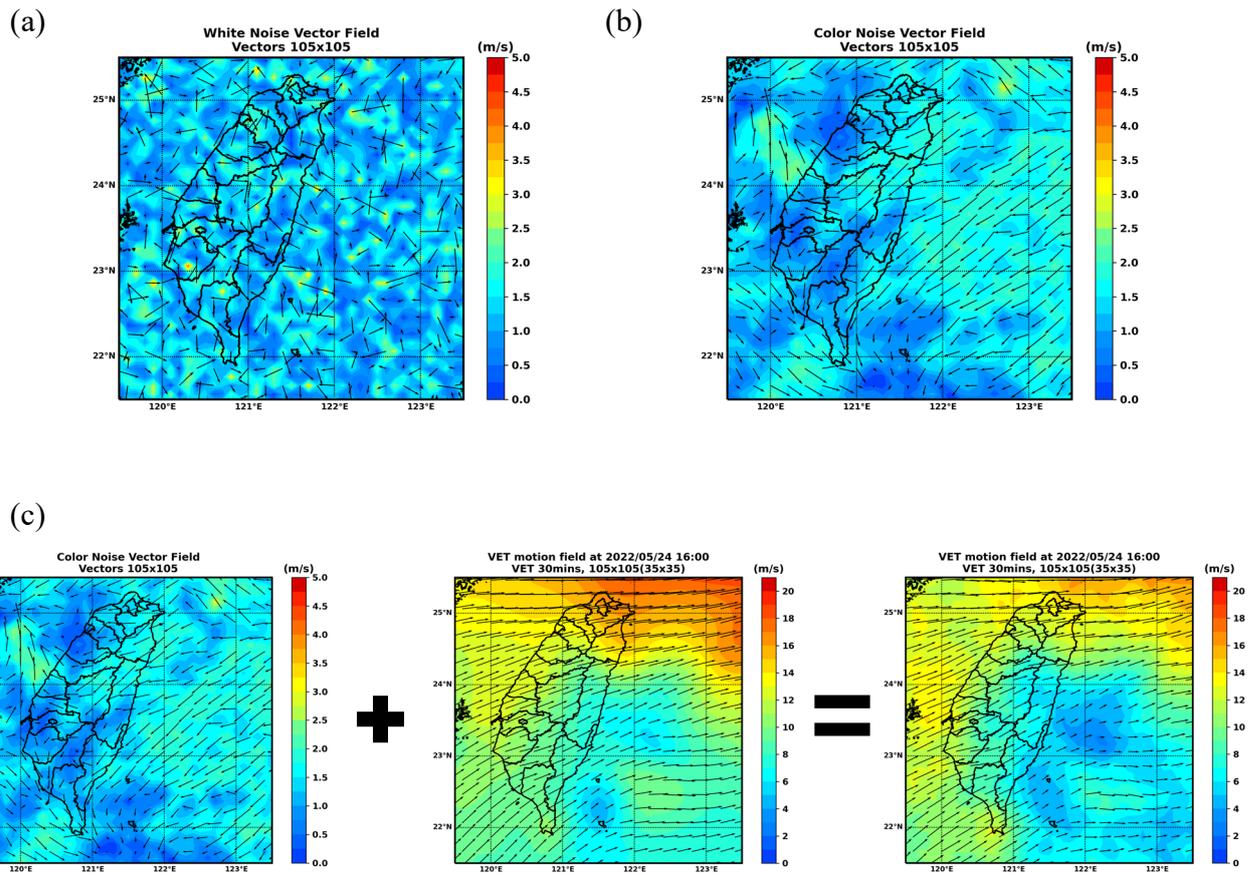


圖 2.4 (a) 表示 u 及 v 方向皆為隨機高斯白噪移動場 (Gaussian white noise)。 (b) 表示將 u 及 v 方向經由冪次定律濾波器 (power-law filter) 所產生之彩色雜訊移動場 (color noise)。 (c) 呈現了加入隨機擾動的過程。將 u 及 v 方向彩色雜訊場標準差值調整至與回波移動場時空分析之標準差結果一致 (左圖)，並將其加入原先以過去時間觀測回波所推算出之二維回波移動場中 (中圖)，以產生新的移動場結果 (右圖)，作為系集成員外延預報之依據。

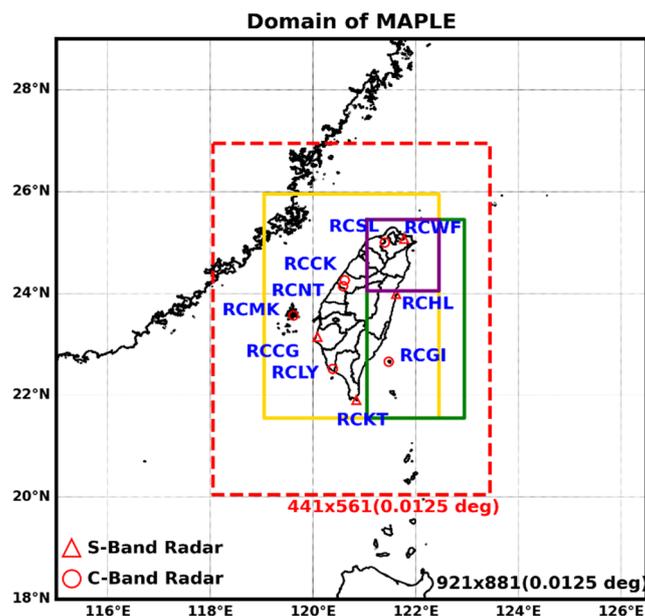
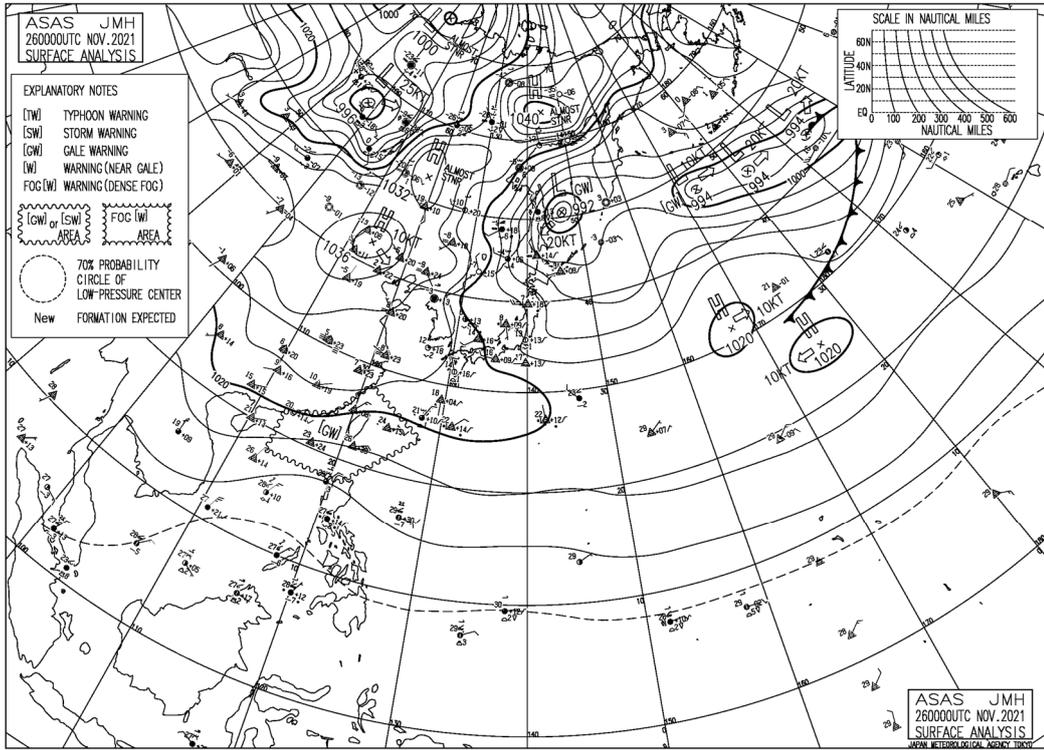
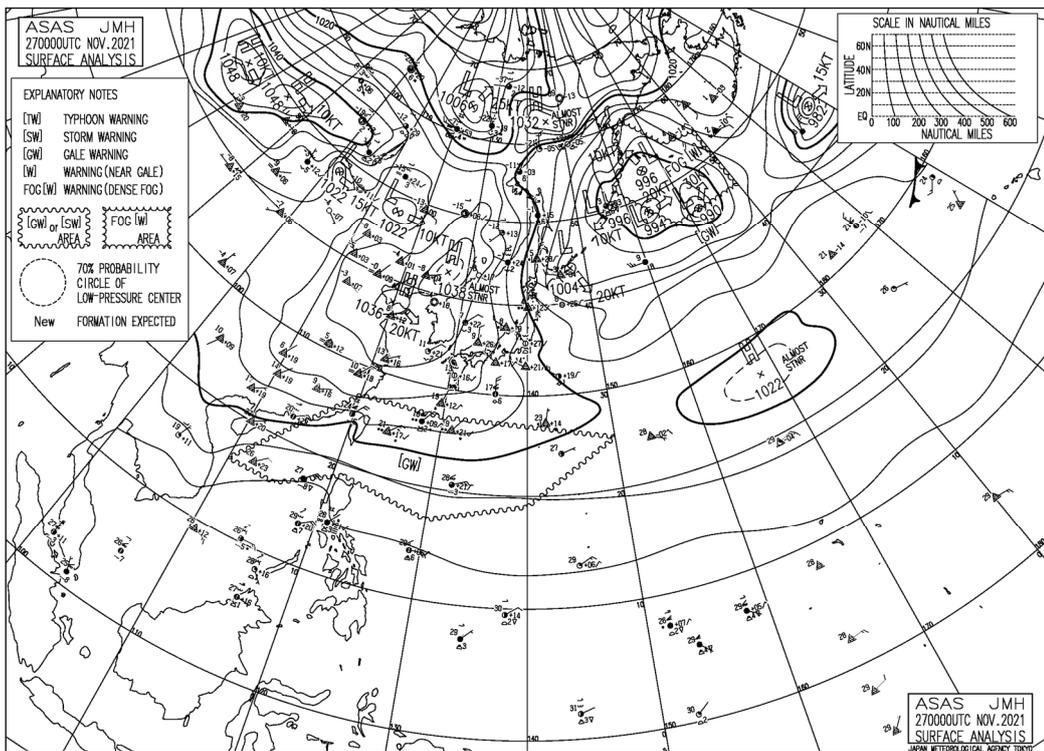


圖 3.1 本研究所選用之雷達資料範圍及校驗範圍。三角形及圓形分別標示臺灣氣象雷達觀測網所整合之十座 S 波段、C 波段氣象雷達之位置。黑色框代表二維雷達資料範圍，紅色虛線框表示三維雷達資料範圍。黃色框為梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)所選用之回波校驗範圍。紫色框及綠色框分別為秋季降水個案(YESR2021)所選用之降雨及回波校驗範圍。其中降雨校驗範圍皆僅包含對陸地上雨量的校驗。

(a)



(b)



(c)

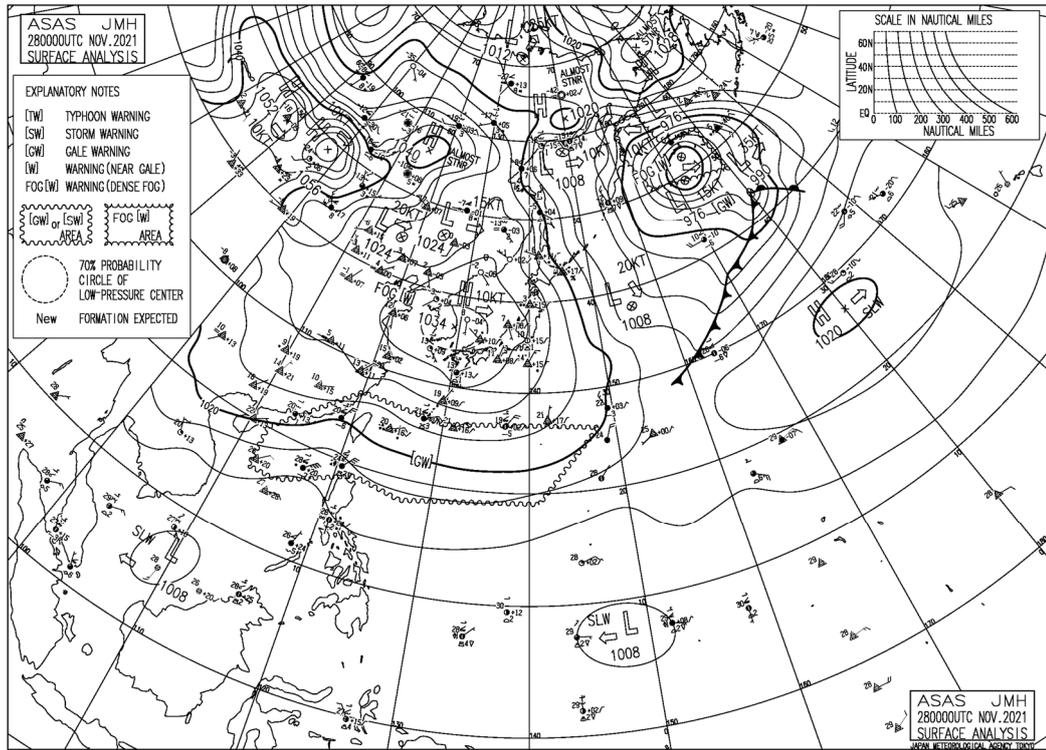
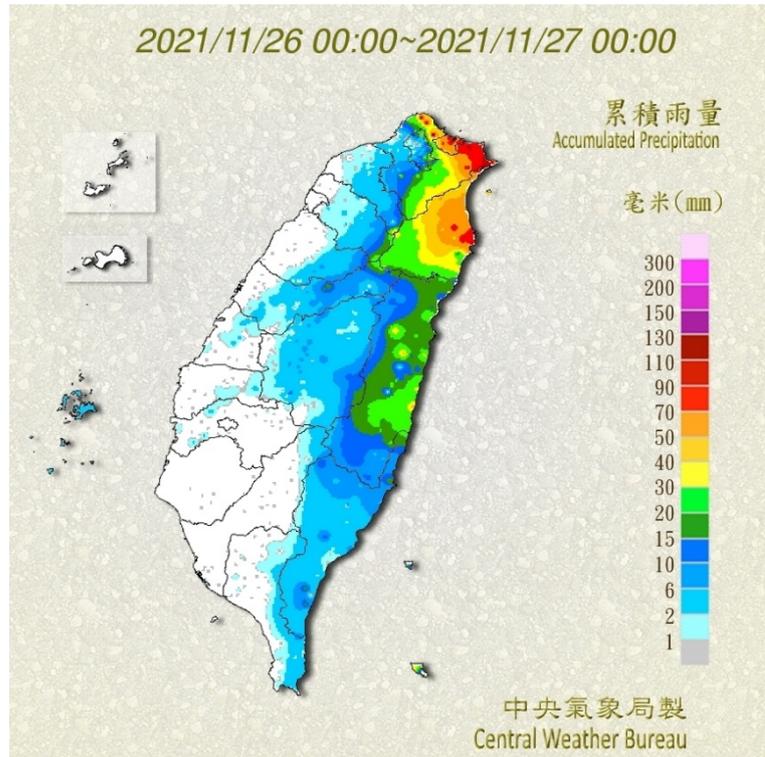
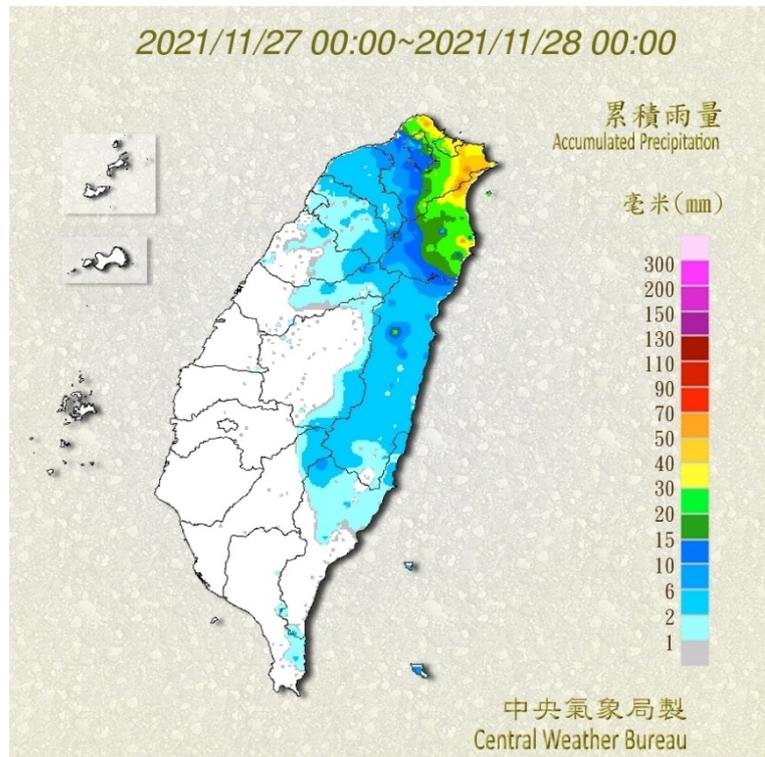


圖 3.2 日本氣象廳地面天氣圖。(a)至(c)分別為 2021 年 11 月 26 日至 28 日 00 時(UTC)。

(a)



(b)



(c)

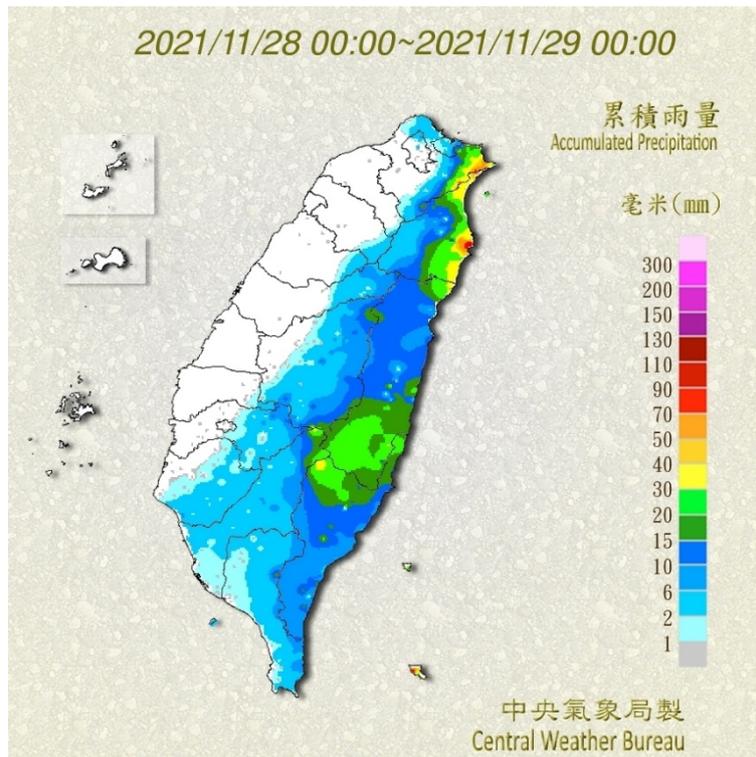


圖 3.3 2021 年 11 月(a) 26 日至 27 日(b) 27 日至 28 日、(c) 28 日至 29 日(LST)中央氣象局之當日累積雨量圖。

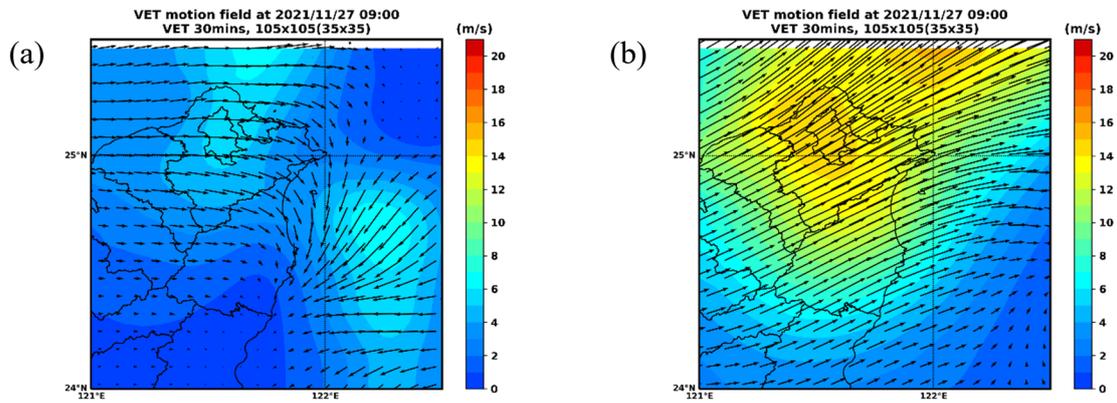
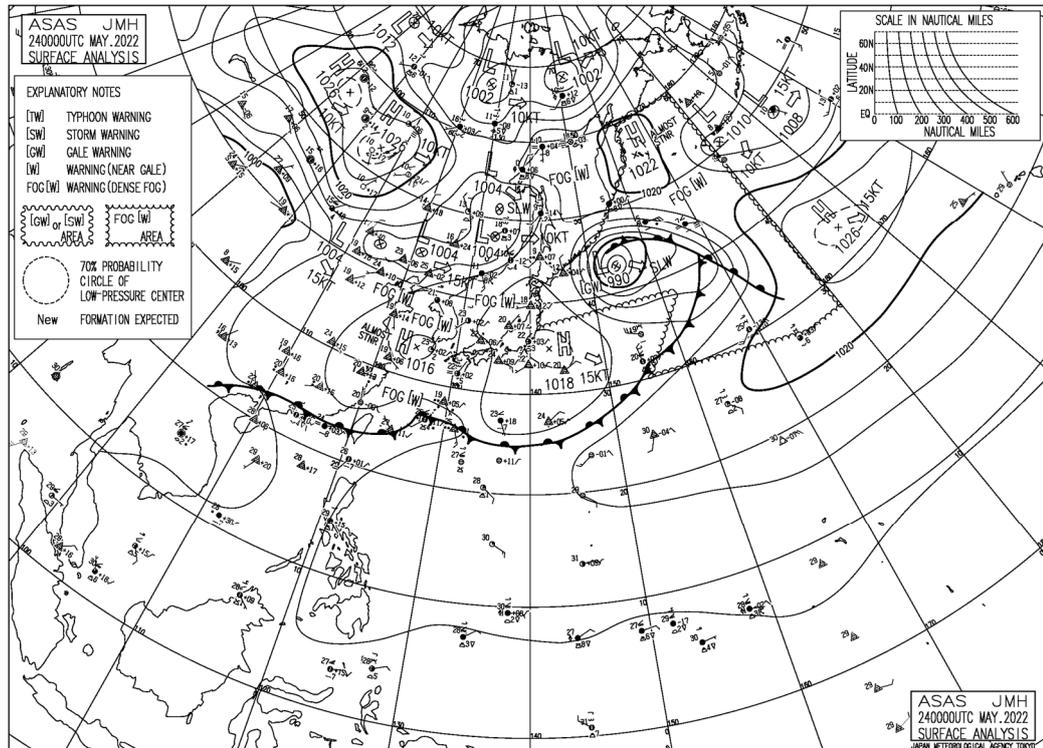
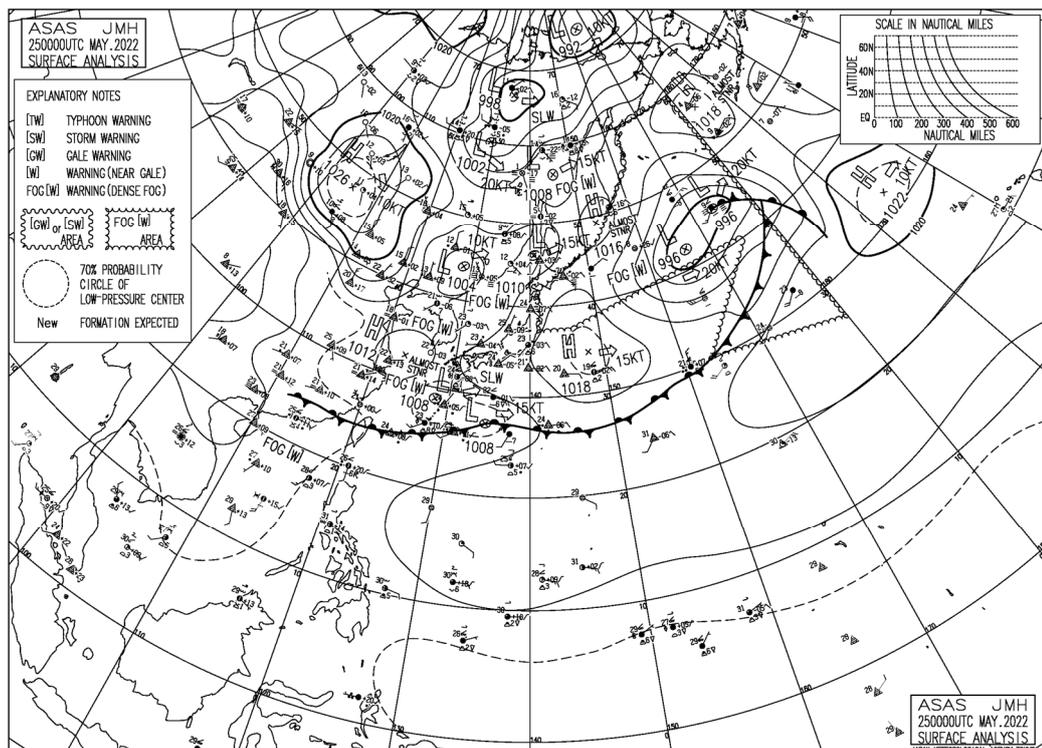


圖 3.4 2021 年 11 月 27 日 09 時 UTC 在(a) 1.5 公里及(b) 3 公里高度之回波移動場。

(a)



(b)



(c)

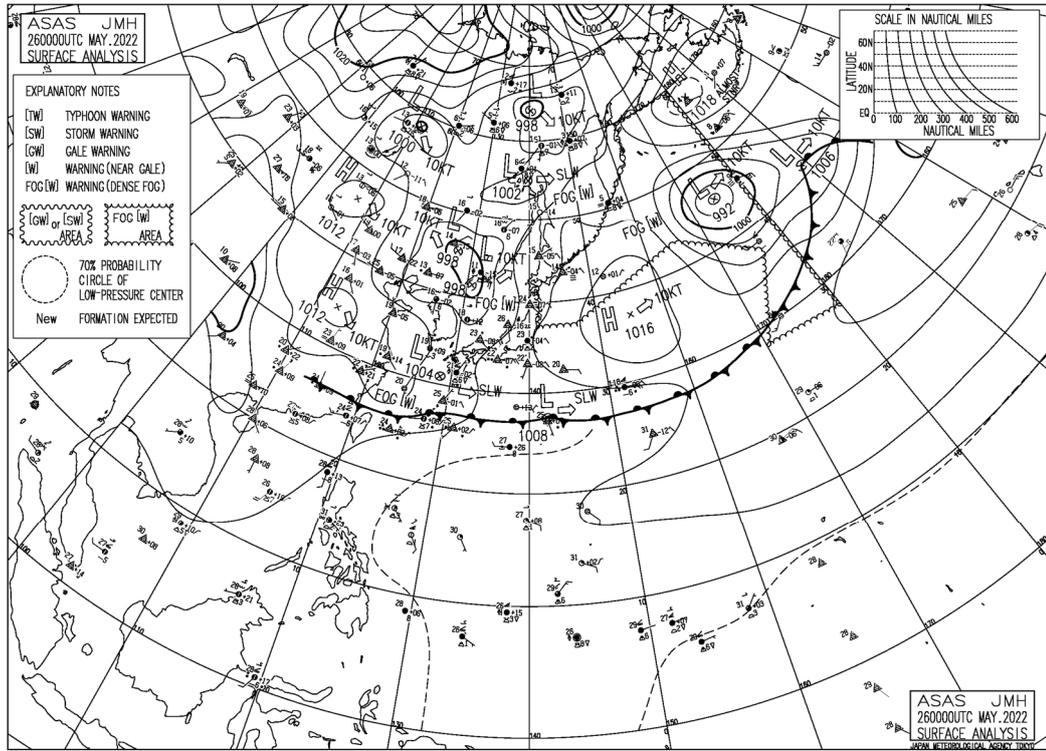
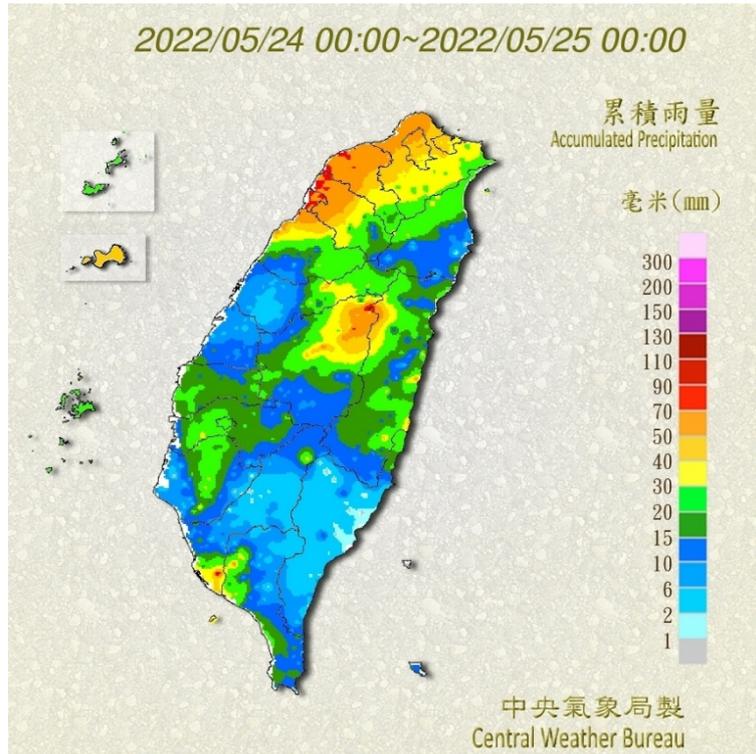
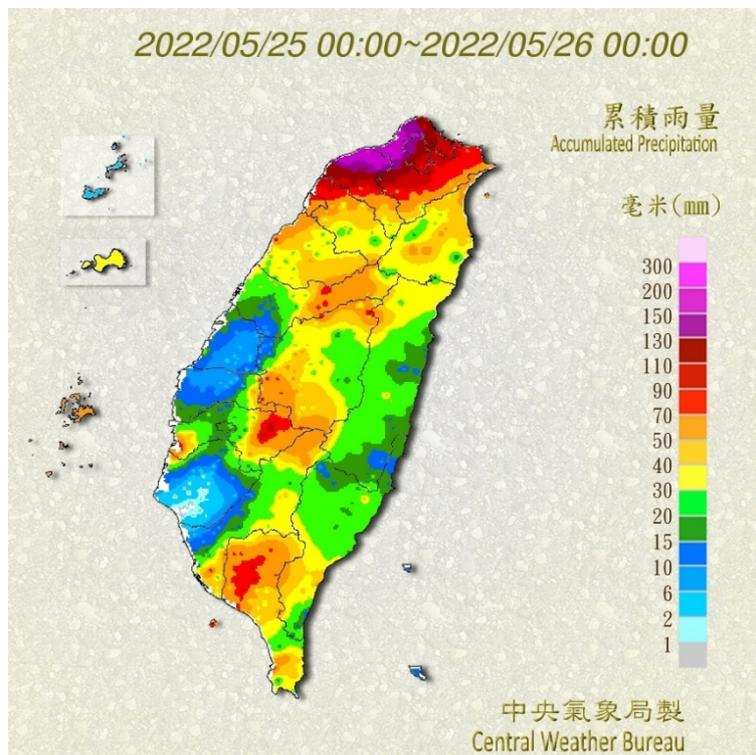


圖 3.5 日本氣象廳地面天氣圖。(a)至(c)分別為 2022 年 05 月 24 日至 26 日 00 時(UTC)。

(a)



(b)



(c)

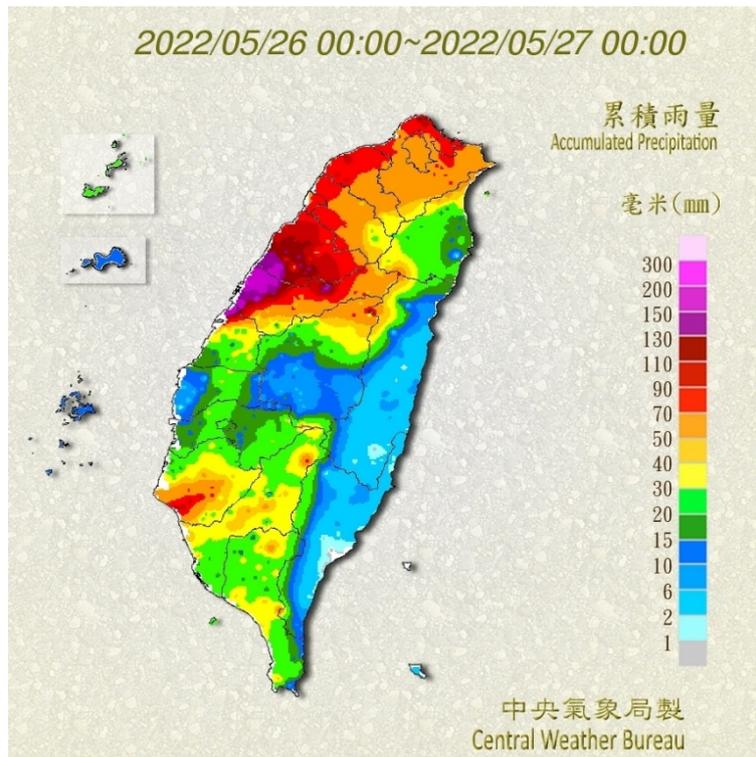
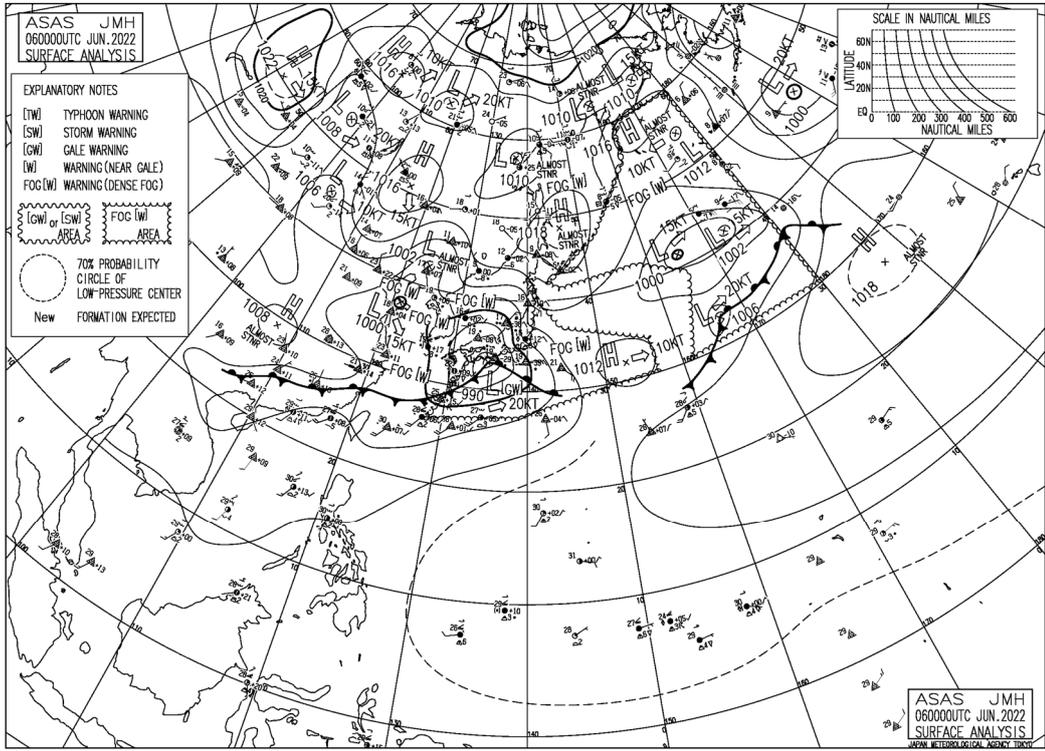
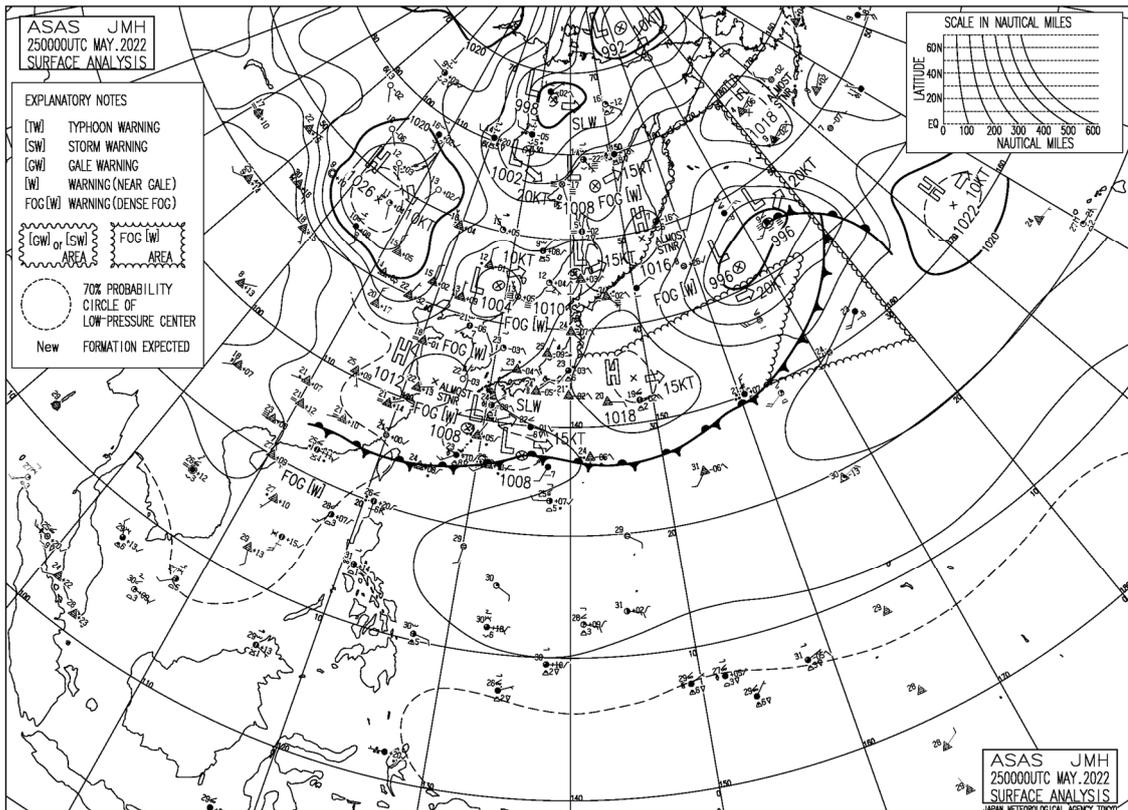


圖 3.6 2022 年 05 月(a) 24 日至 25 日(b) 25 日至 26 日、(c) 26 日至 27 日(LST)中央氣象局之當日累積雨量圖。

(a)



(b)



(c)

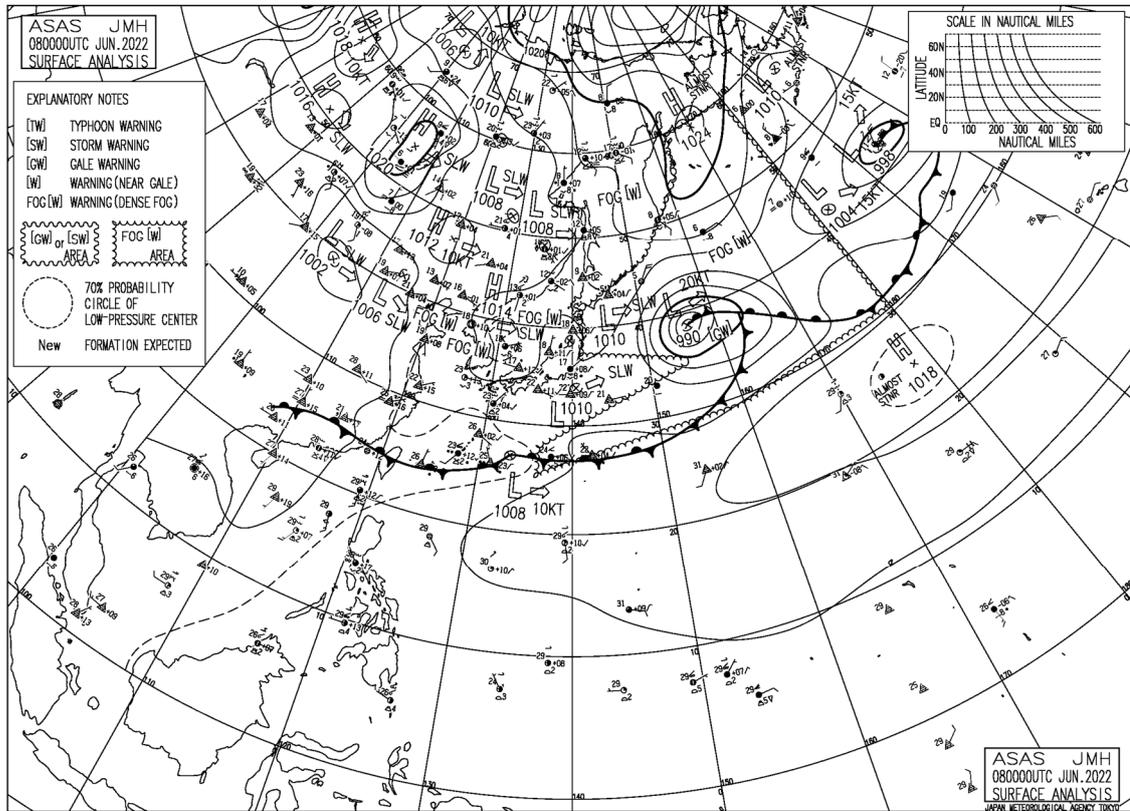
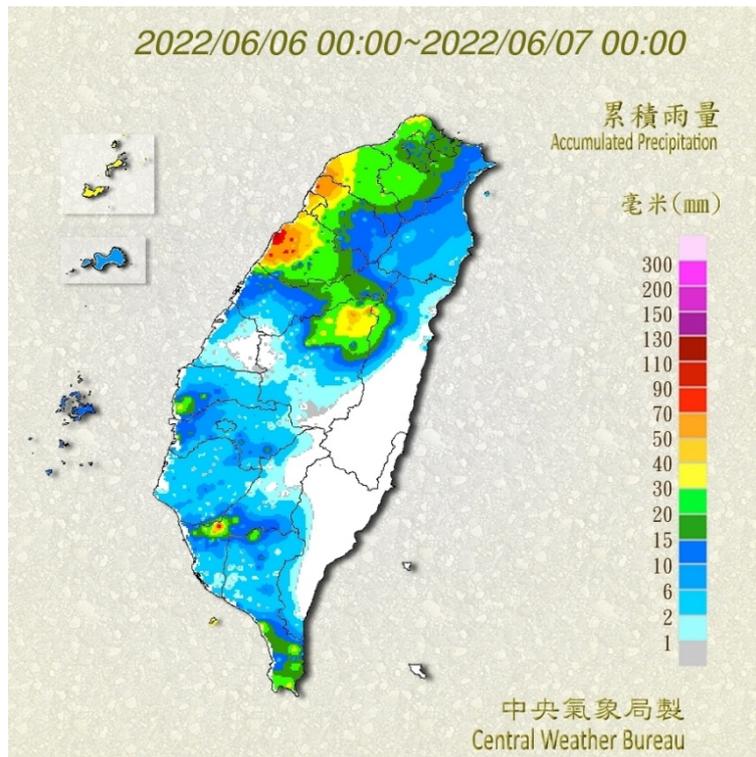
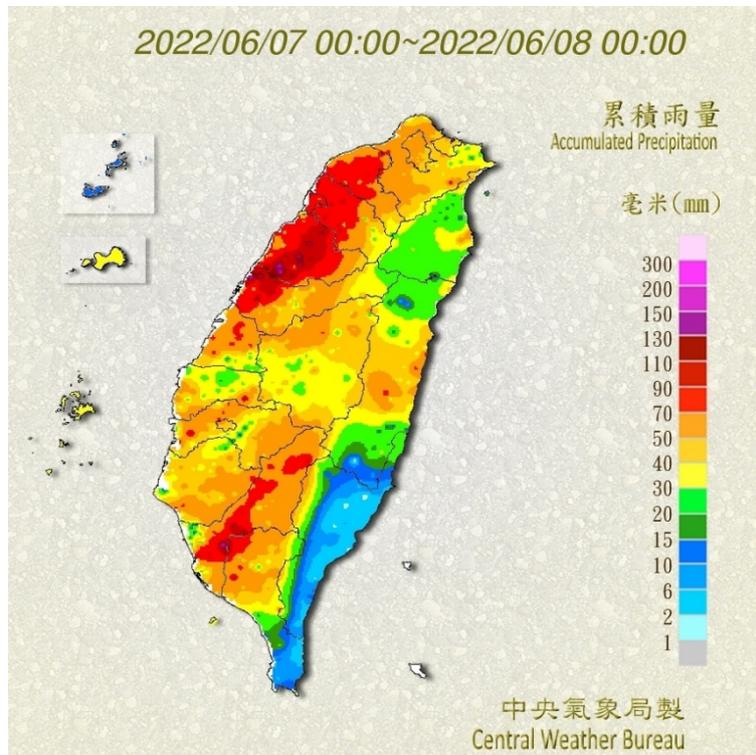


圖 3.7 日本氣象廳地面天氣圖。(a)至(c)分別為 2022 年 06 月 06 日至 08 日 00 時(UTC)。

(a)



(b)



(c)

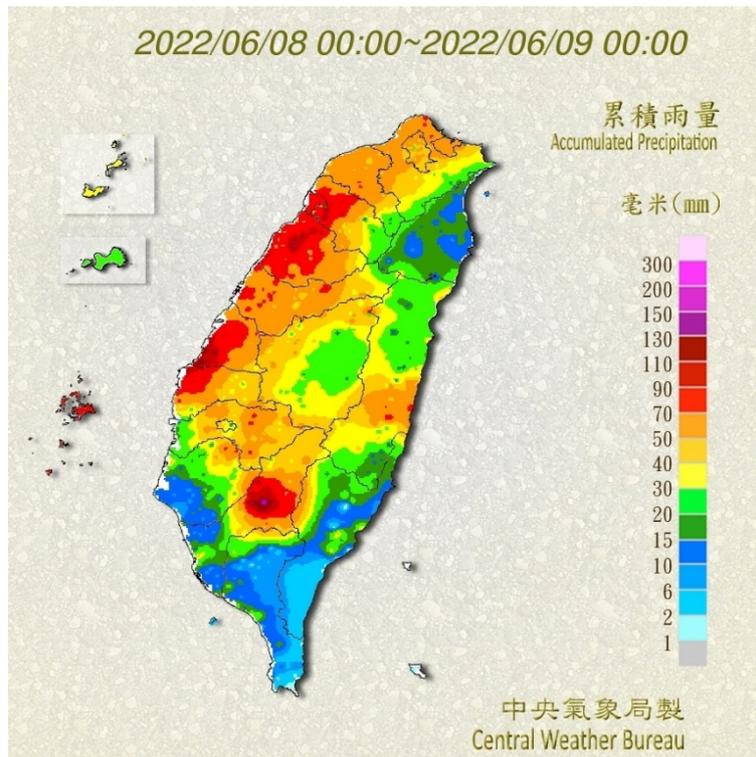


圖 3. 8 2022 年 06 月(a) 06 日至 07 日(b) 07 日至 08 日、(c) 08 日至 09 日(LST)中央氣象局之當日累積雨量圖。

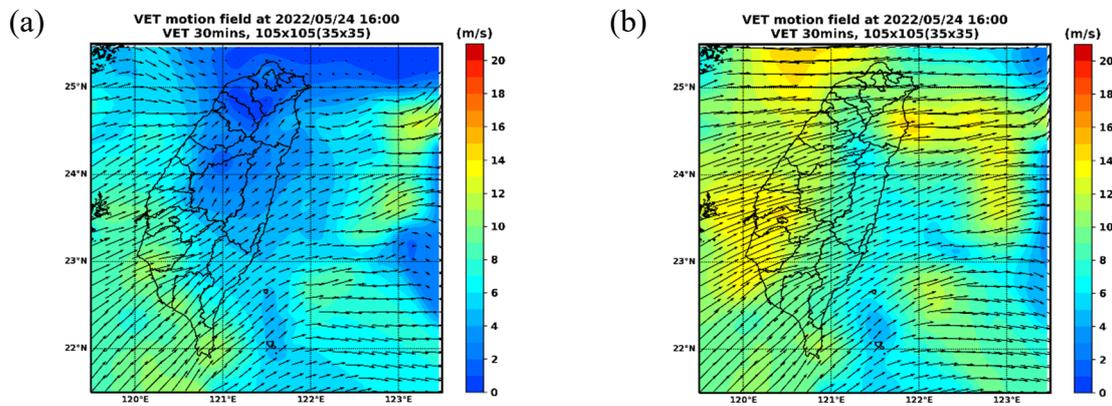
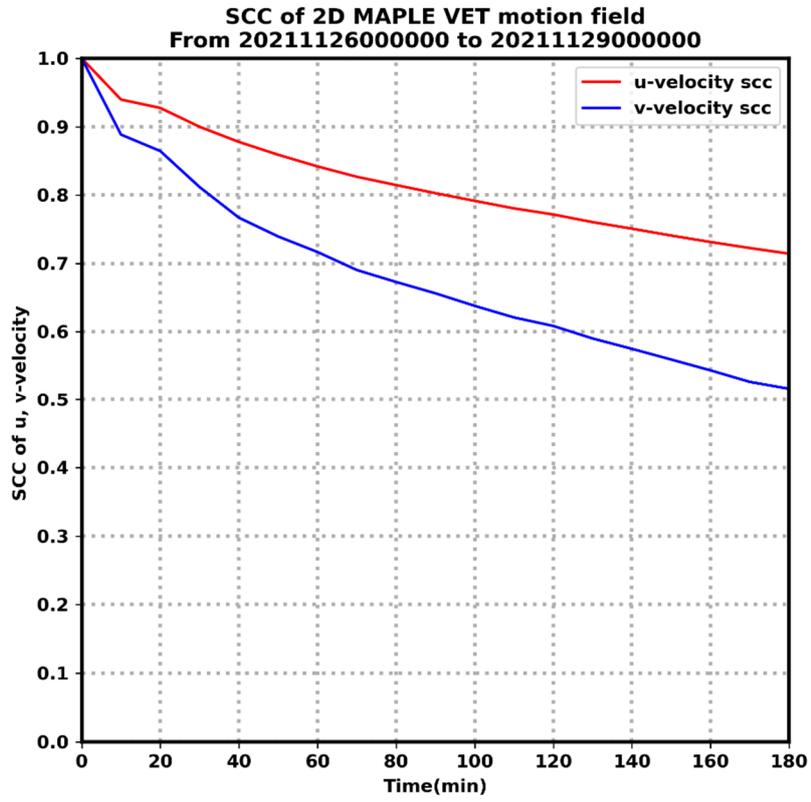
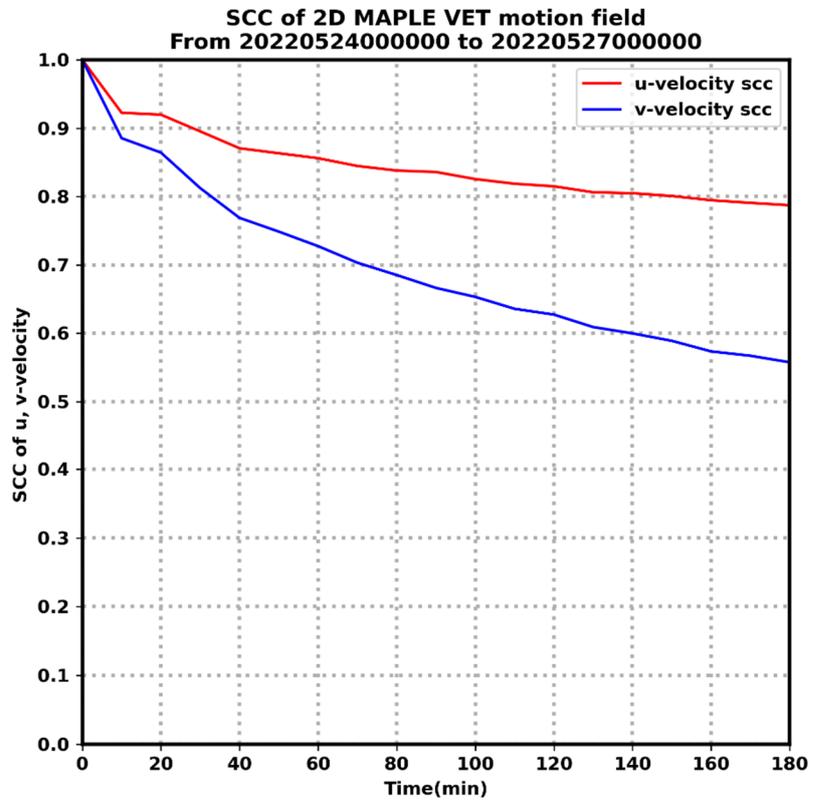


圖 3. 9 2022 年 05 月 24 日 16 時 UTC 在(a) 1.5 公里及(b) 3 公里高度之回波移動場。

(a)



(b)



(c)

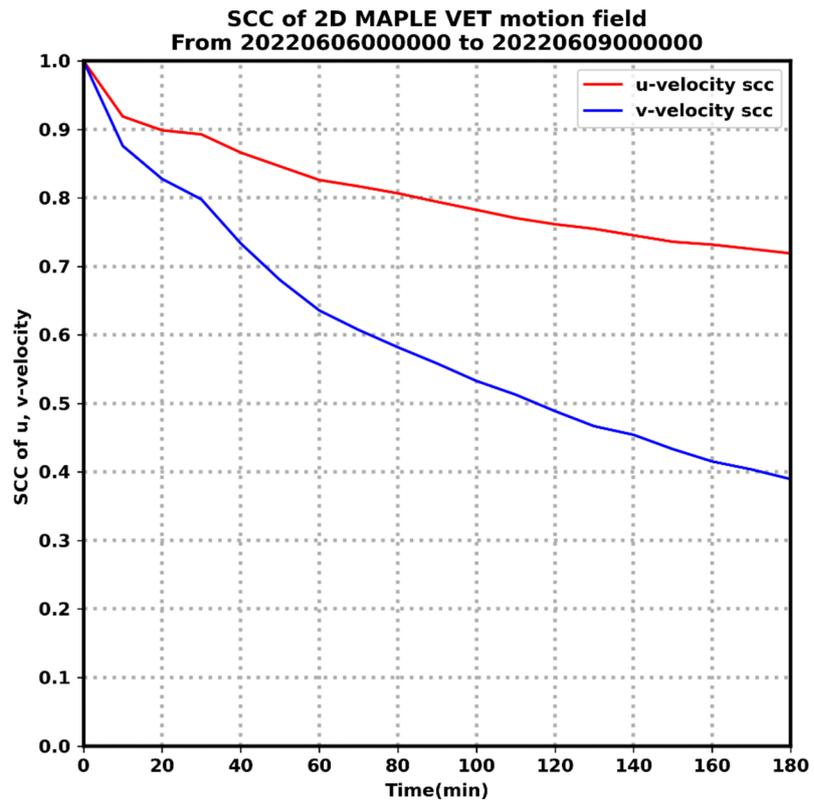
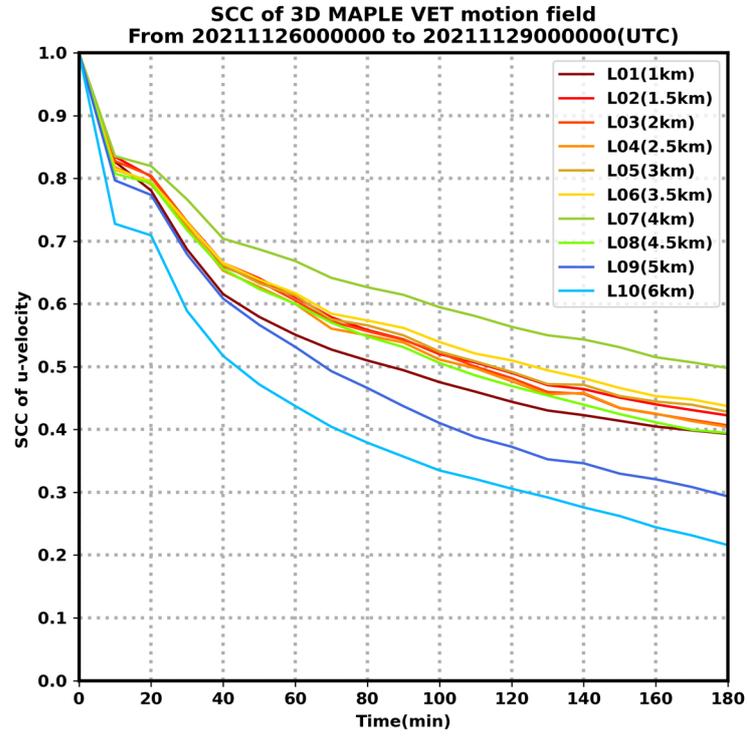


圖 4.1 二維回波移動場之 u 方向及 v 方向分量於(a)YESR2021 秋季降水個案(b)TAHOPE IOP1 梅雨鋒面個案(c)TAHOPE IOP3 梅雨鋒面個案之平均 SCC 隨時間變化。

(a)



(b)

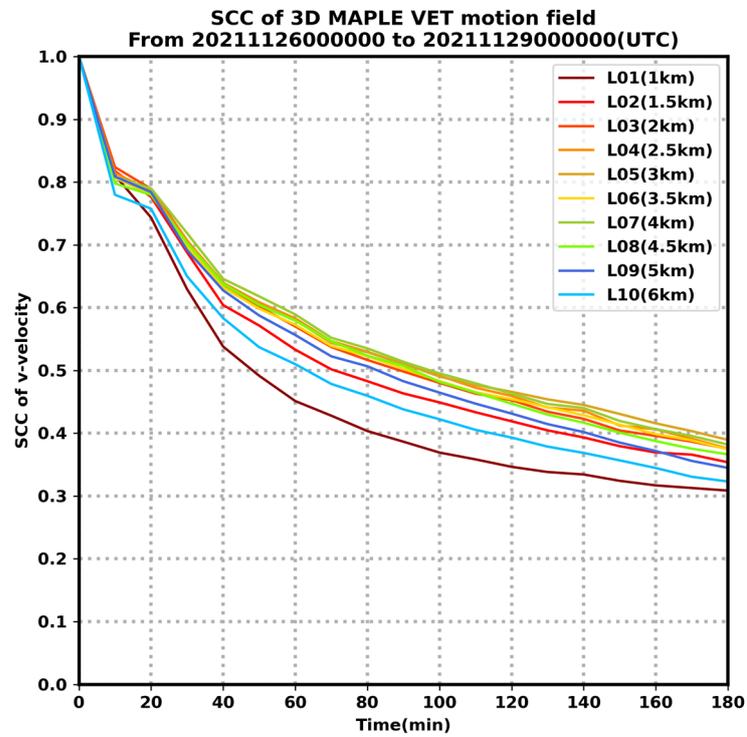
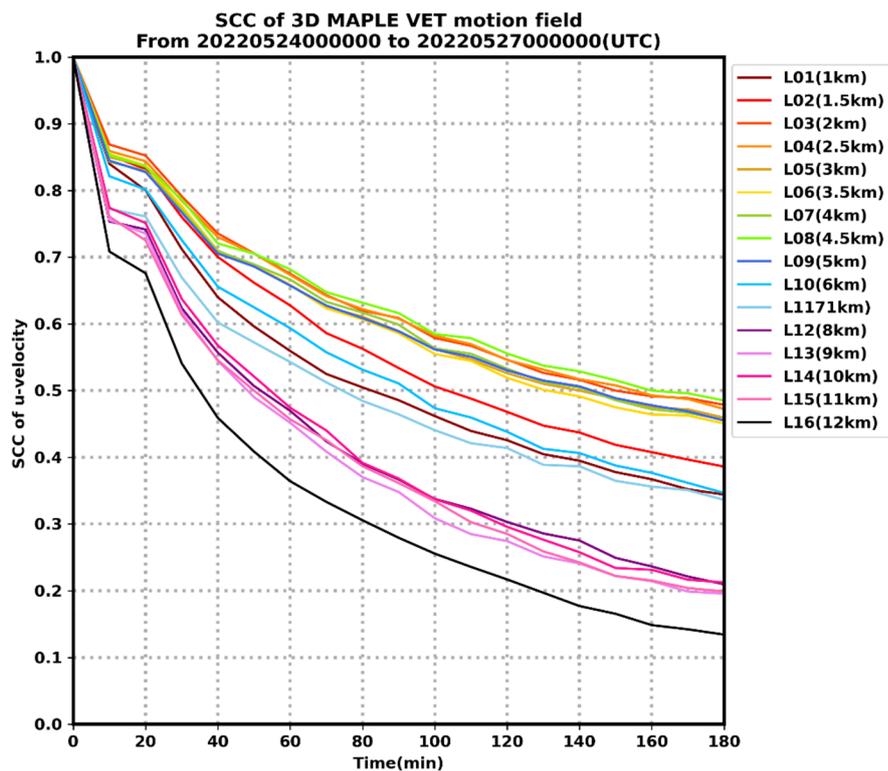


圖 4.2 秋季降水個案(YESR2021)回波移動場(a)u 方向及(b)v 方向於各高度層之平均 SCC 隨時間變化。

(a)



(b)

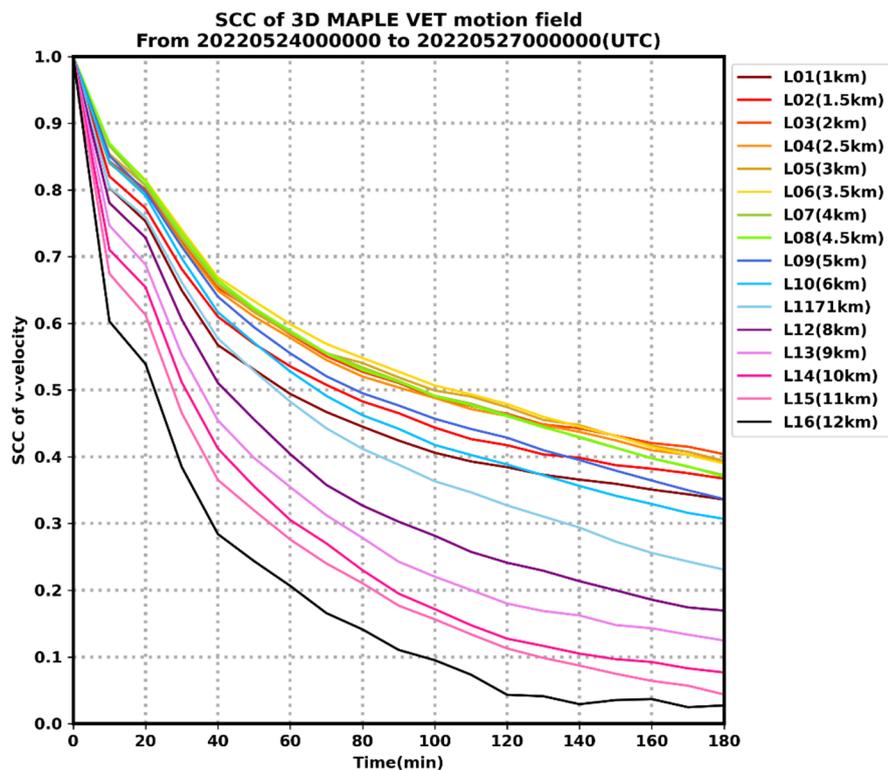


圖 4.3 梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1)回波移動場(a)u 方向及(b)v 方向於各高度層之平均 SCC 隨時間變化。

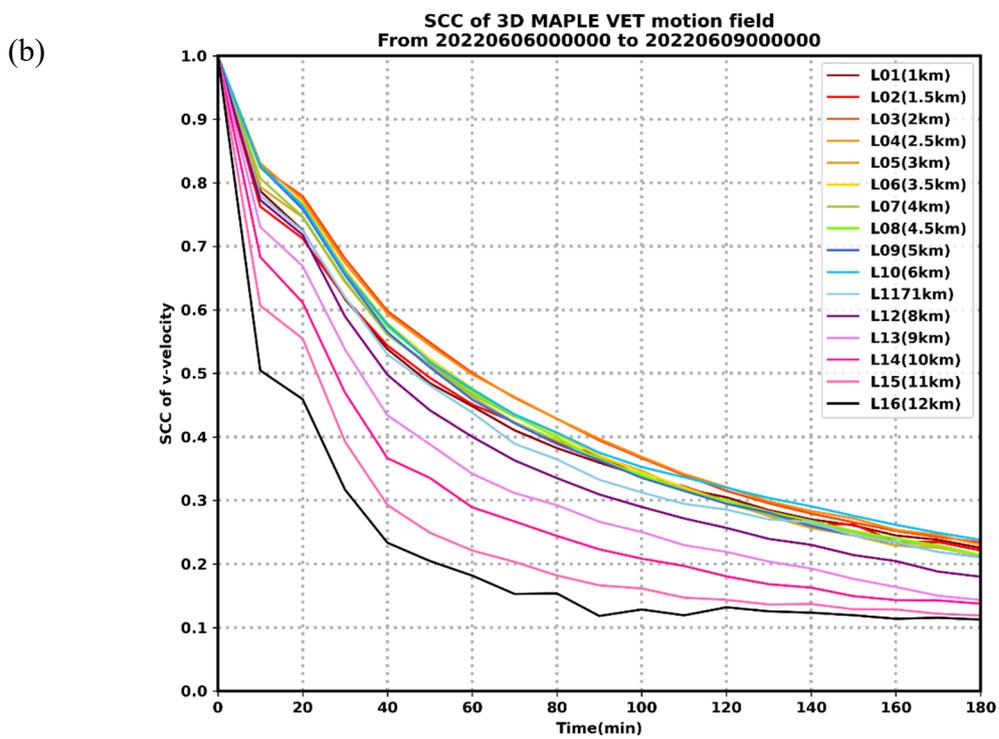
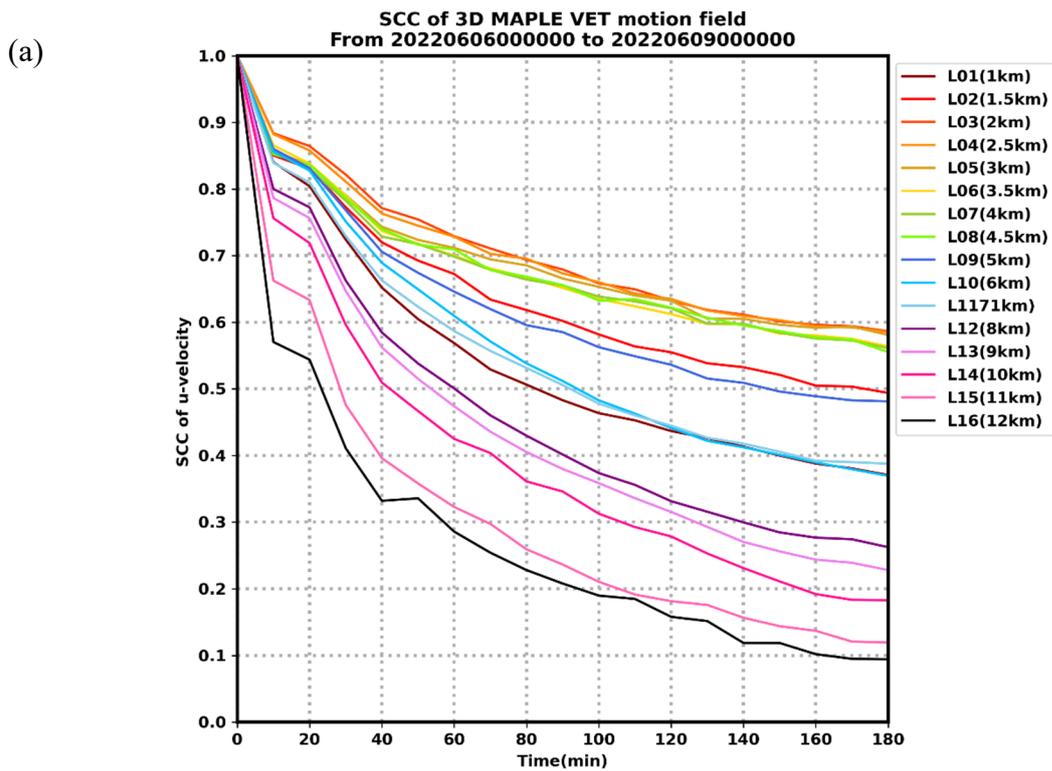


圖 4.4 梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP3)回波移動場(a)u 方向及(b)v 方向於各高度層之平均 SCC 隨時間變化。

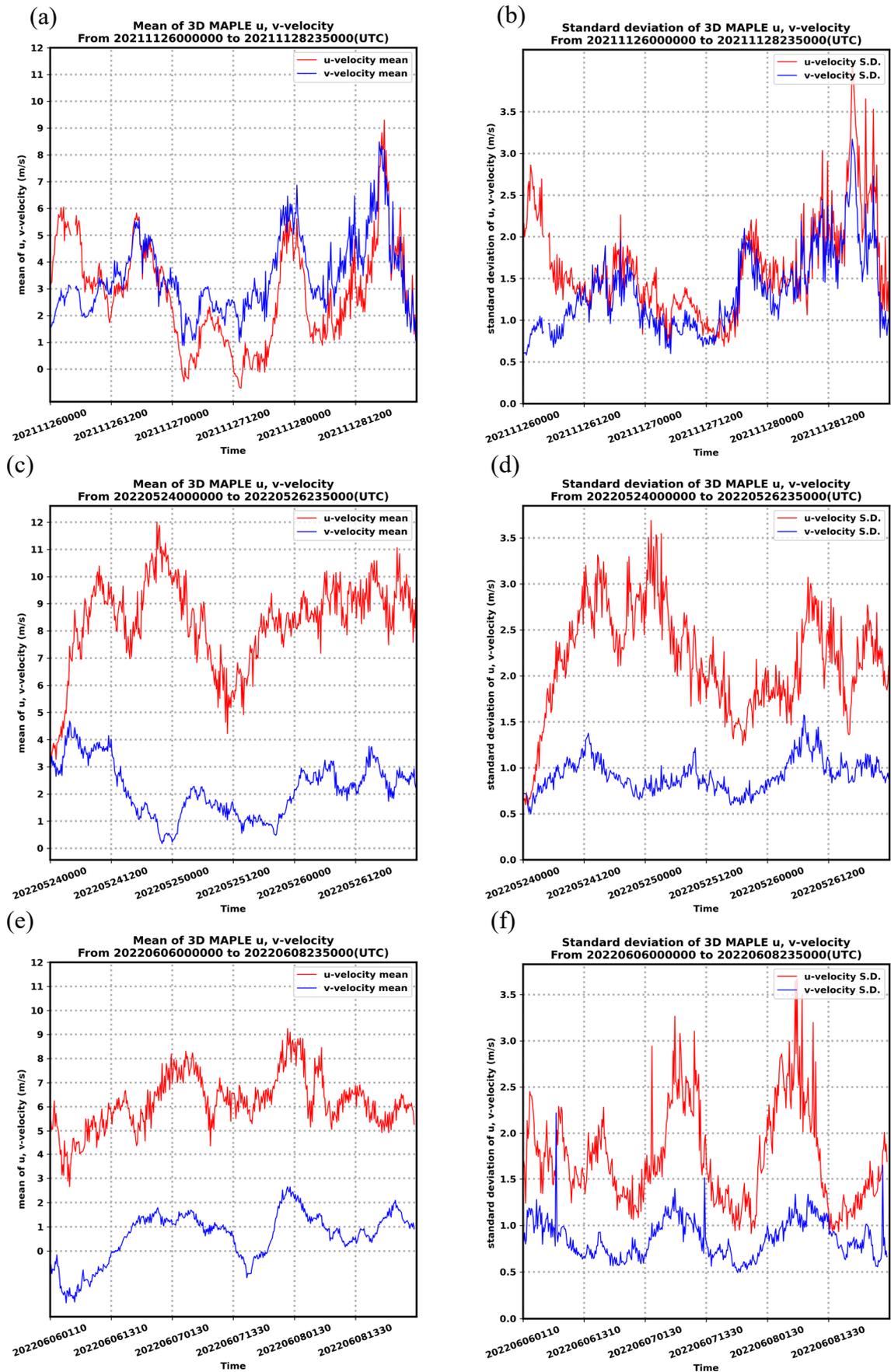


圖 4.5 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)回波移動場空間分析之(a)(c)(e)平均值及(b)(d)(f)標準差隨時間的變化。

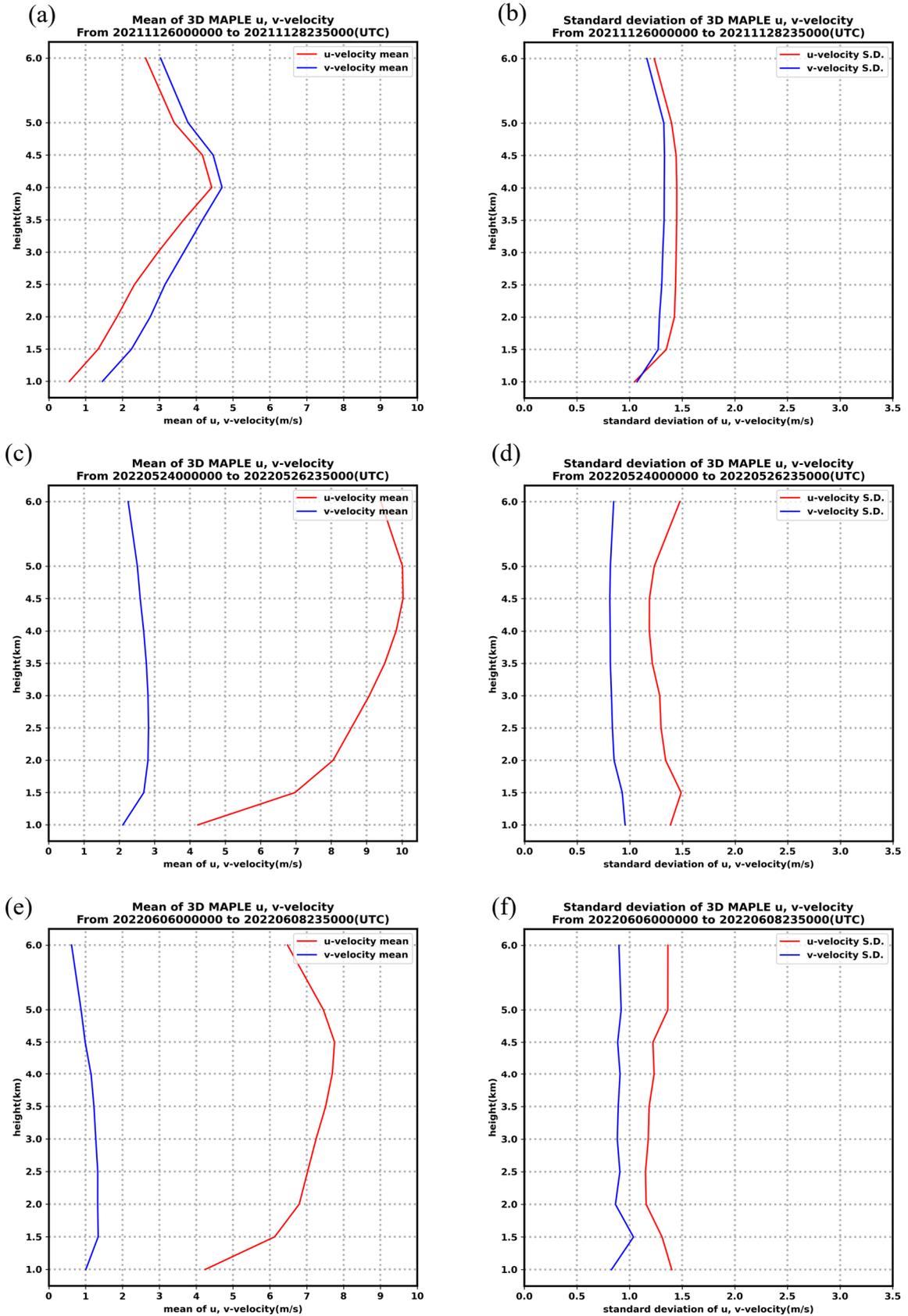


圖 4.6 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)回波移動場時間分析之(a)(c)(e)平均值及(b)(d)(f)標準差隨高度的變化。

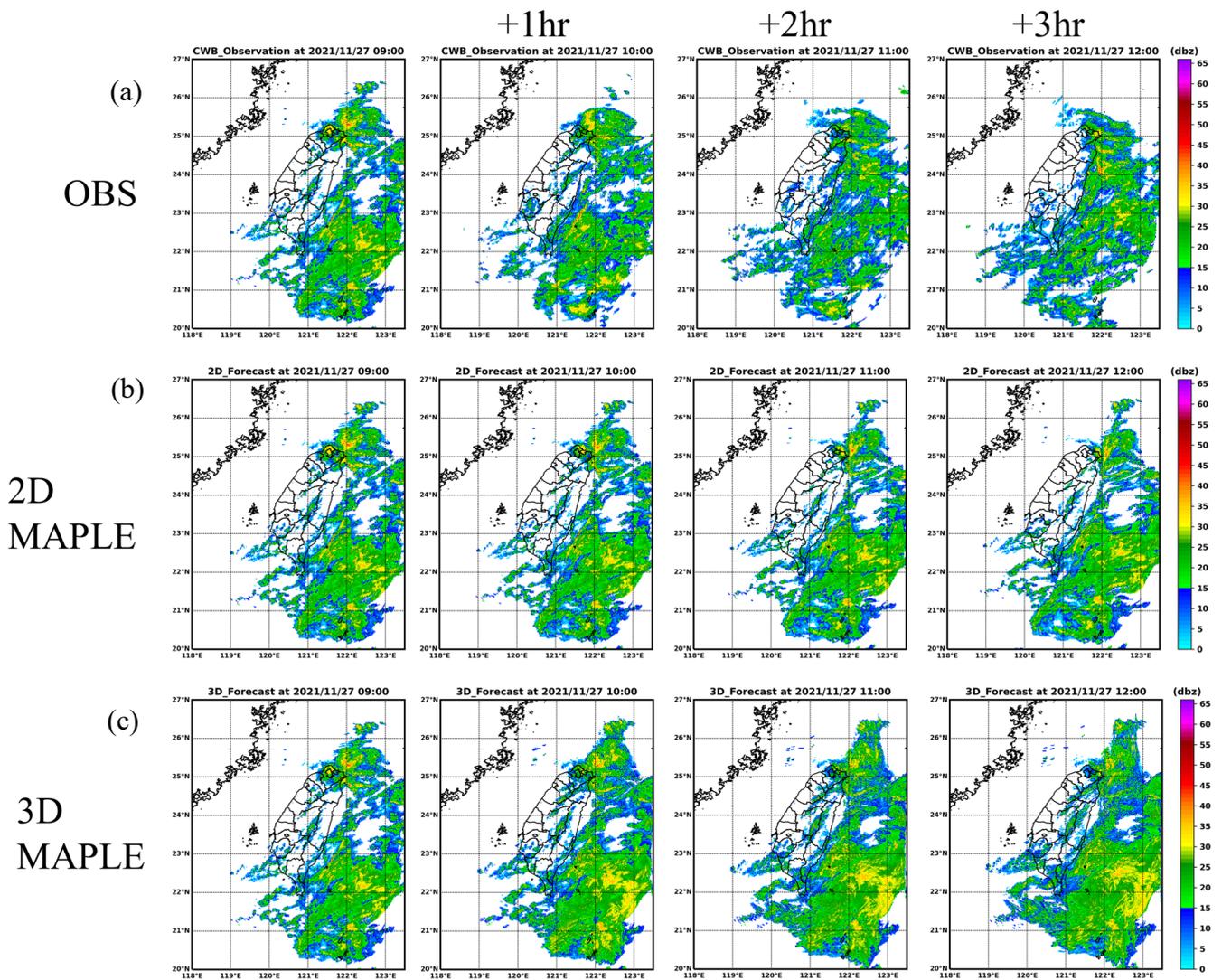


圖 4.7 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC)的 0、1、2、3 小時(a)觀測最大回波圖及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 之預報最大回波圖。

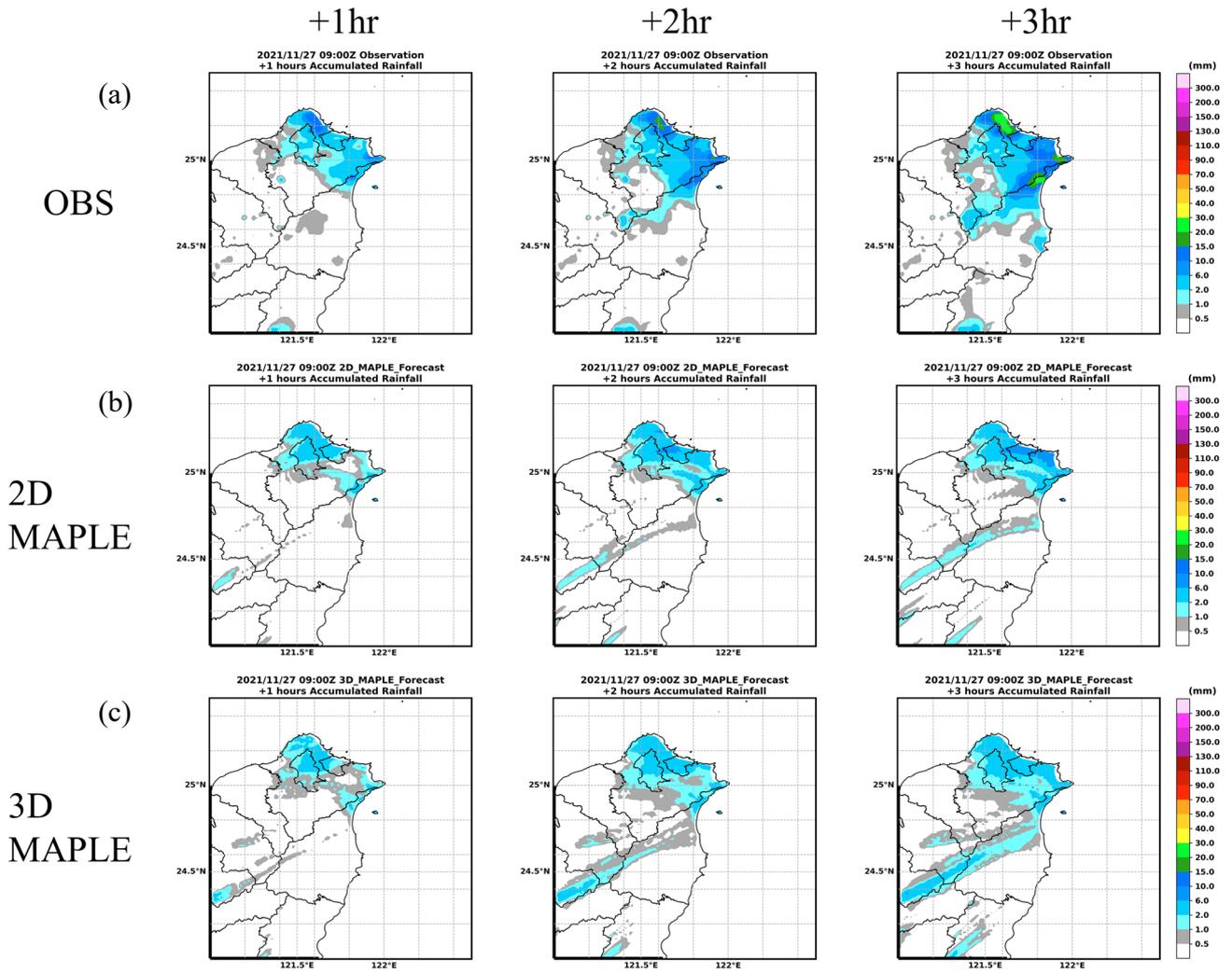


圖 4.8 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC)1 至 3 小時(a)觀測累積雨量及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 預報累積雨量圖。

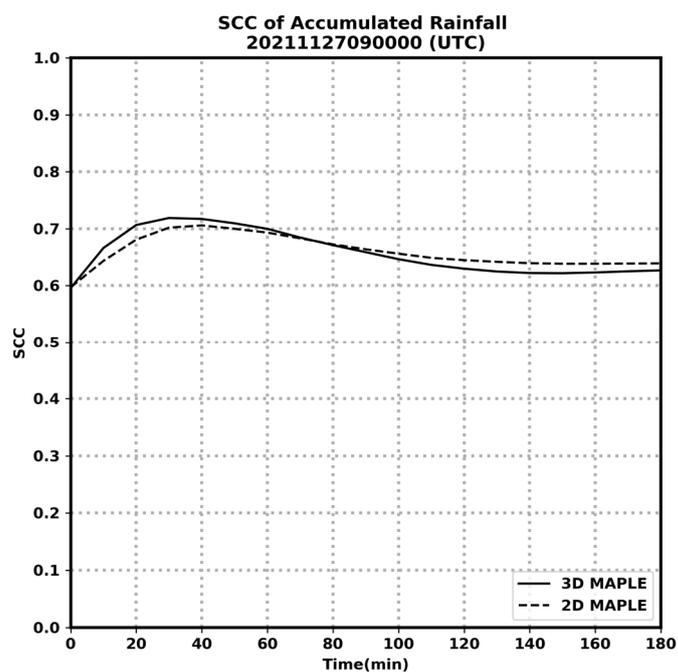


圖 4.9 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 SCC。

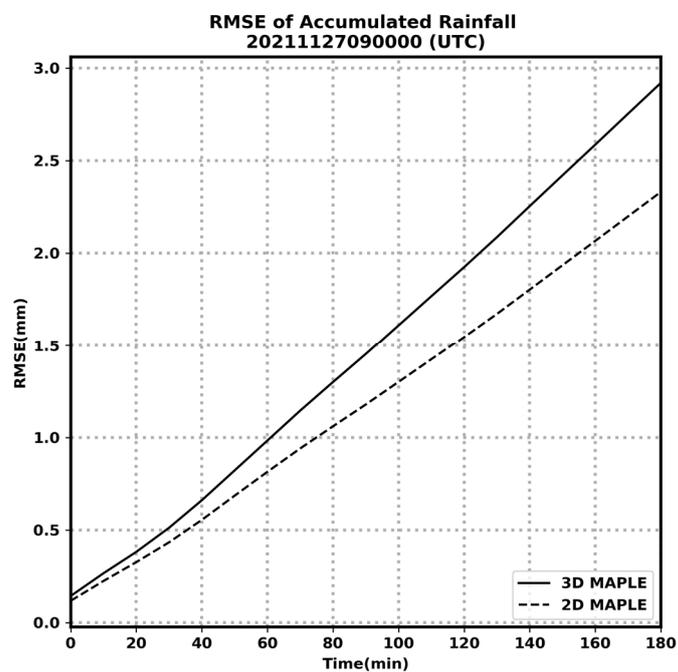


圖 4.10 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 RMSE。

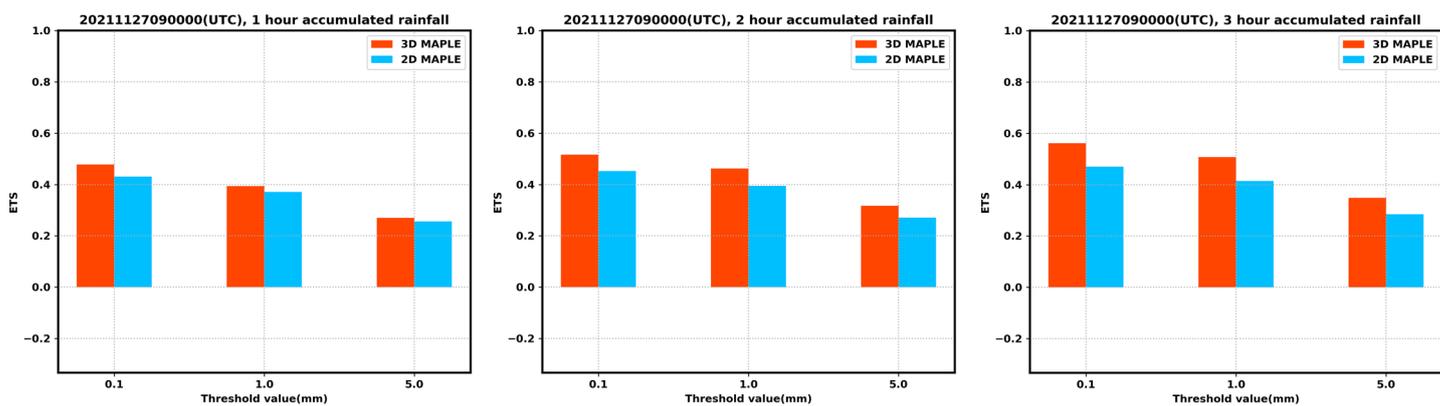


圖 4.11 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 ETS 分數在不同降水門檻下的表現。

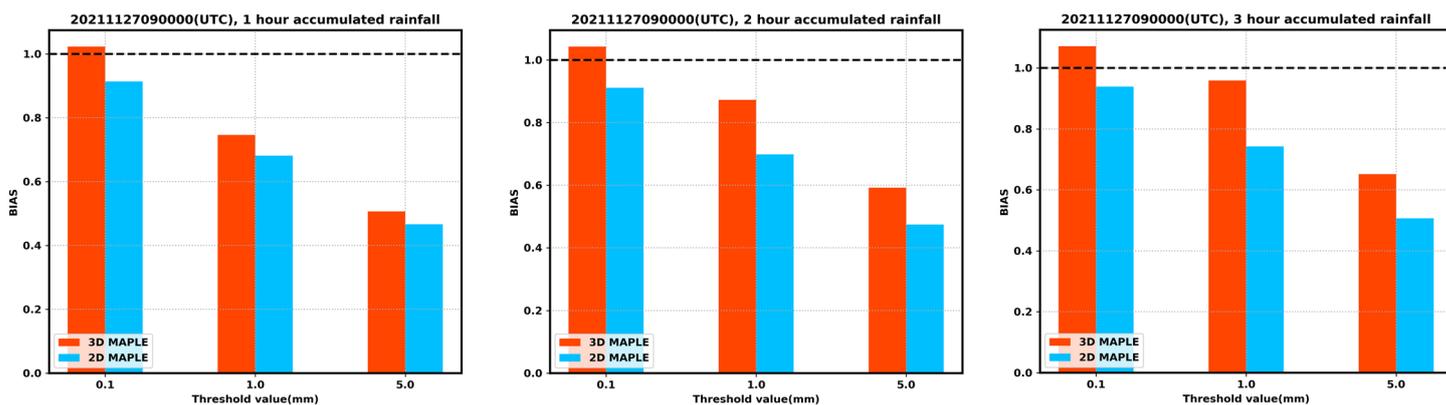


圖 4.12 初始時間為 2021 年 11 月 27 日 09 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 Bias 分數在不同降水門檻下的表現。

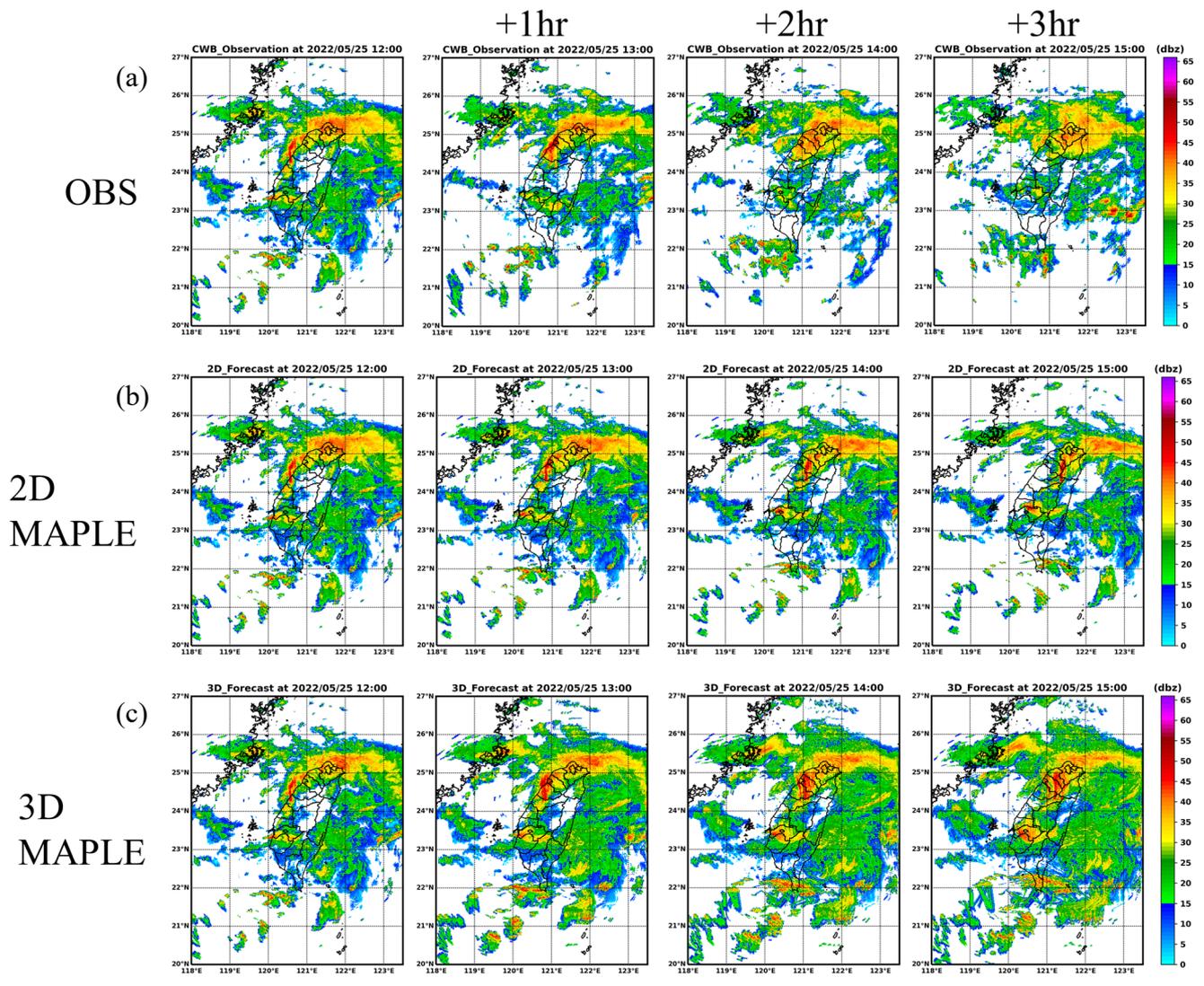


圖 4.13 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC)的 0、1、2、3 小時(a)觀測最大回波圖及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 之預報最大回波圖。

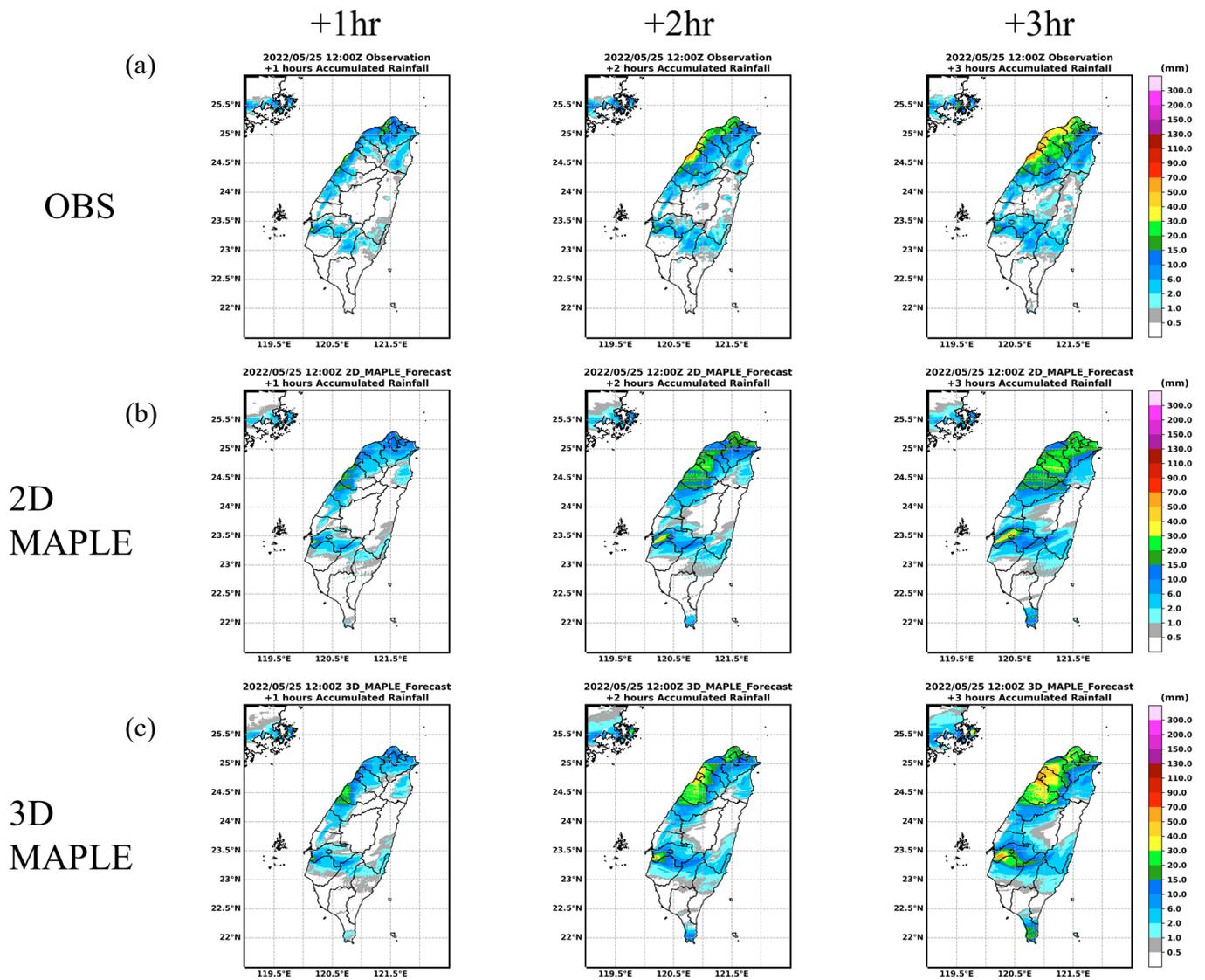


圖 4.14 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC)1 至 3 小時(a)觀測累積雨量及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 預報累積雨量圖。

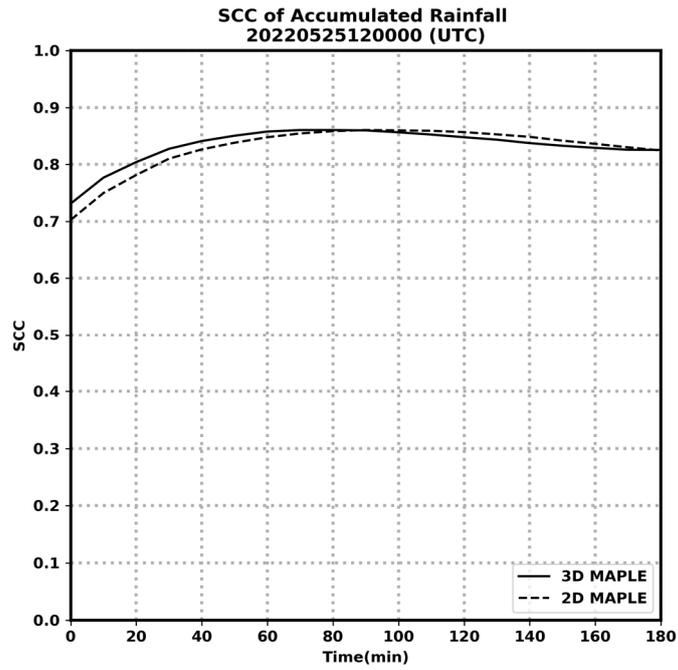


圖 4.15 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 SCC。

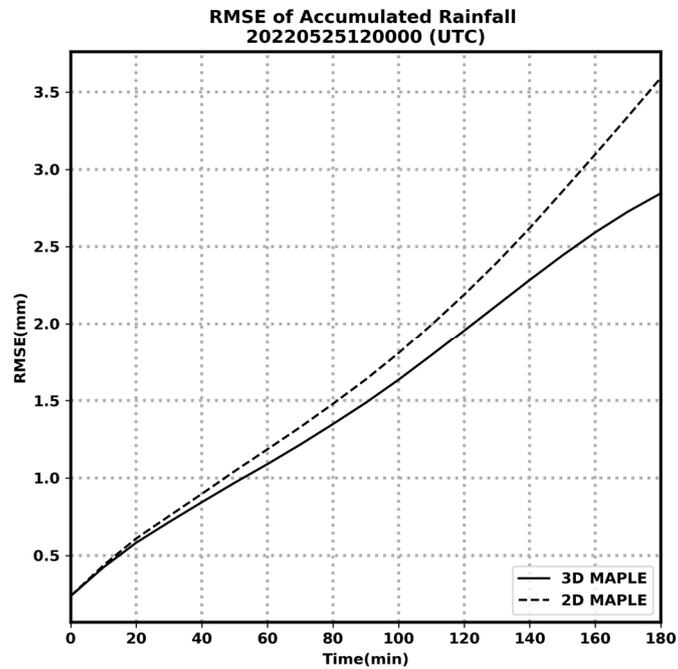


圖 4.16 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 RMSE。

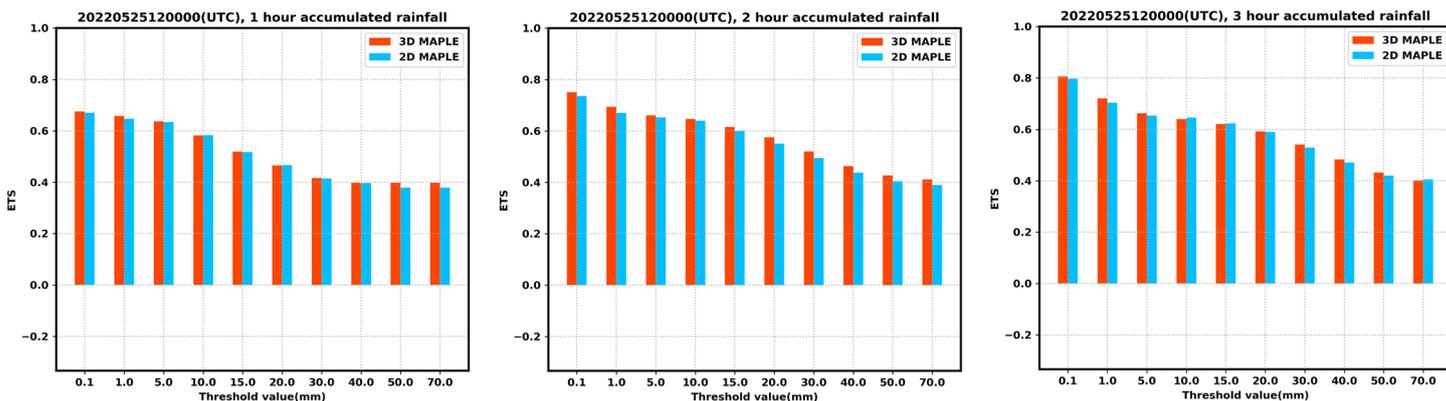


圖 4.17 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 ETS 分數在不同降水門檻下的表現。

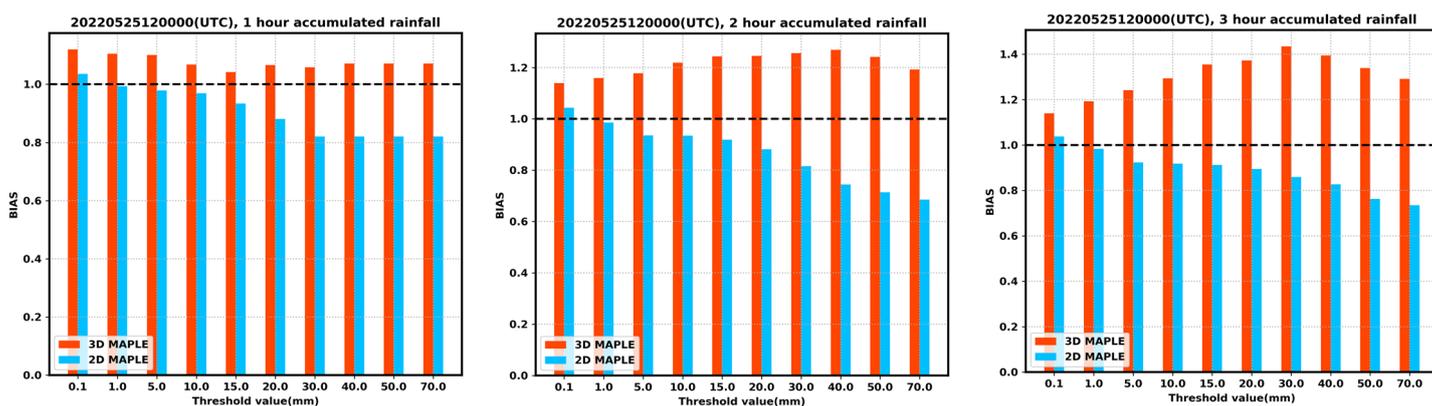


圖 4.18 初始時間為 2022 年 05 月 25 日 12 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 Bias 分數在不同降水門檻下的表現。

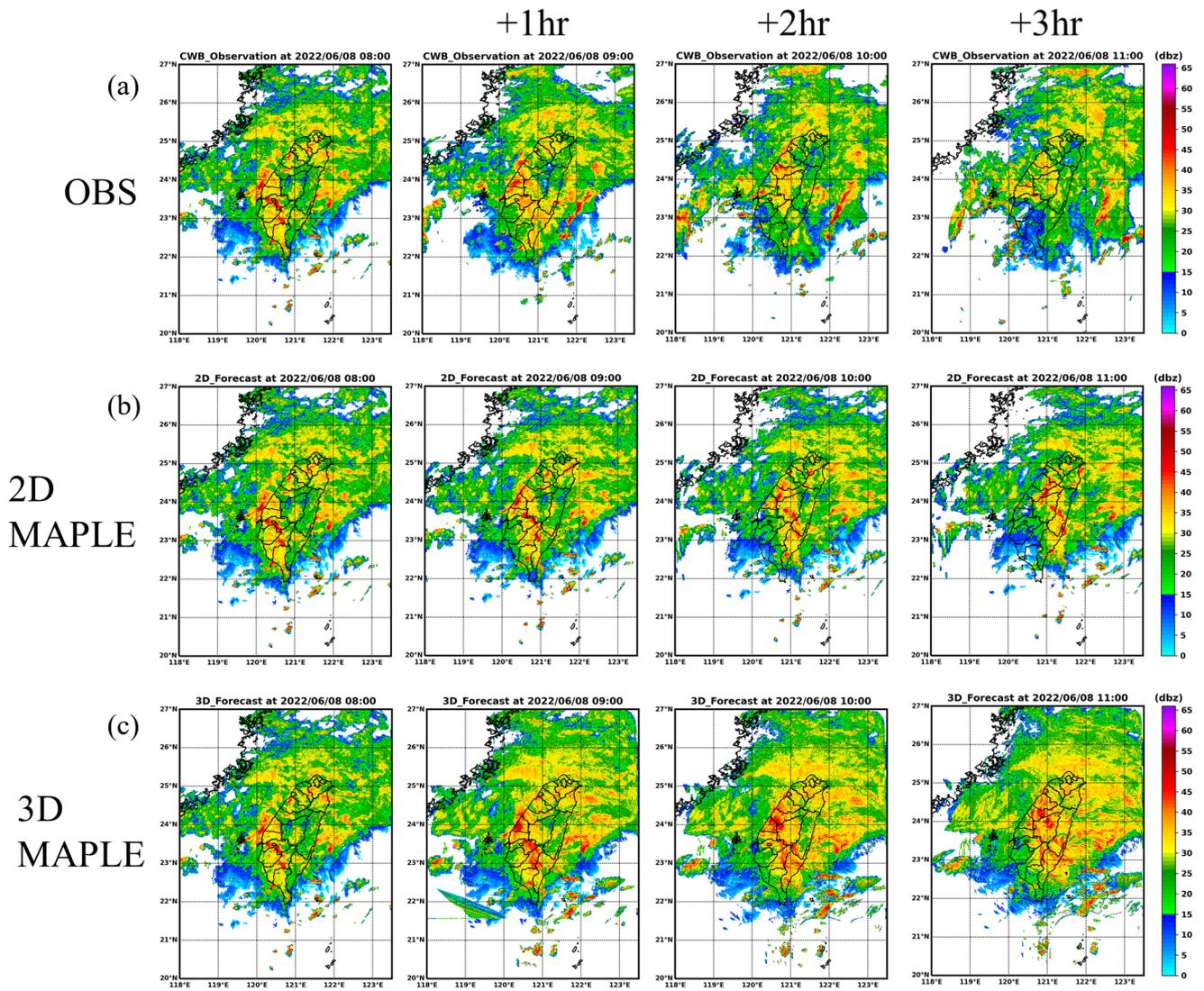


圖 4.19 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 08 時(UTC)的 0、1、2、3 小時(a)觀測最大回波圖及 (b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 之預報最大回波圖。

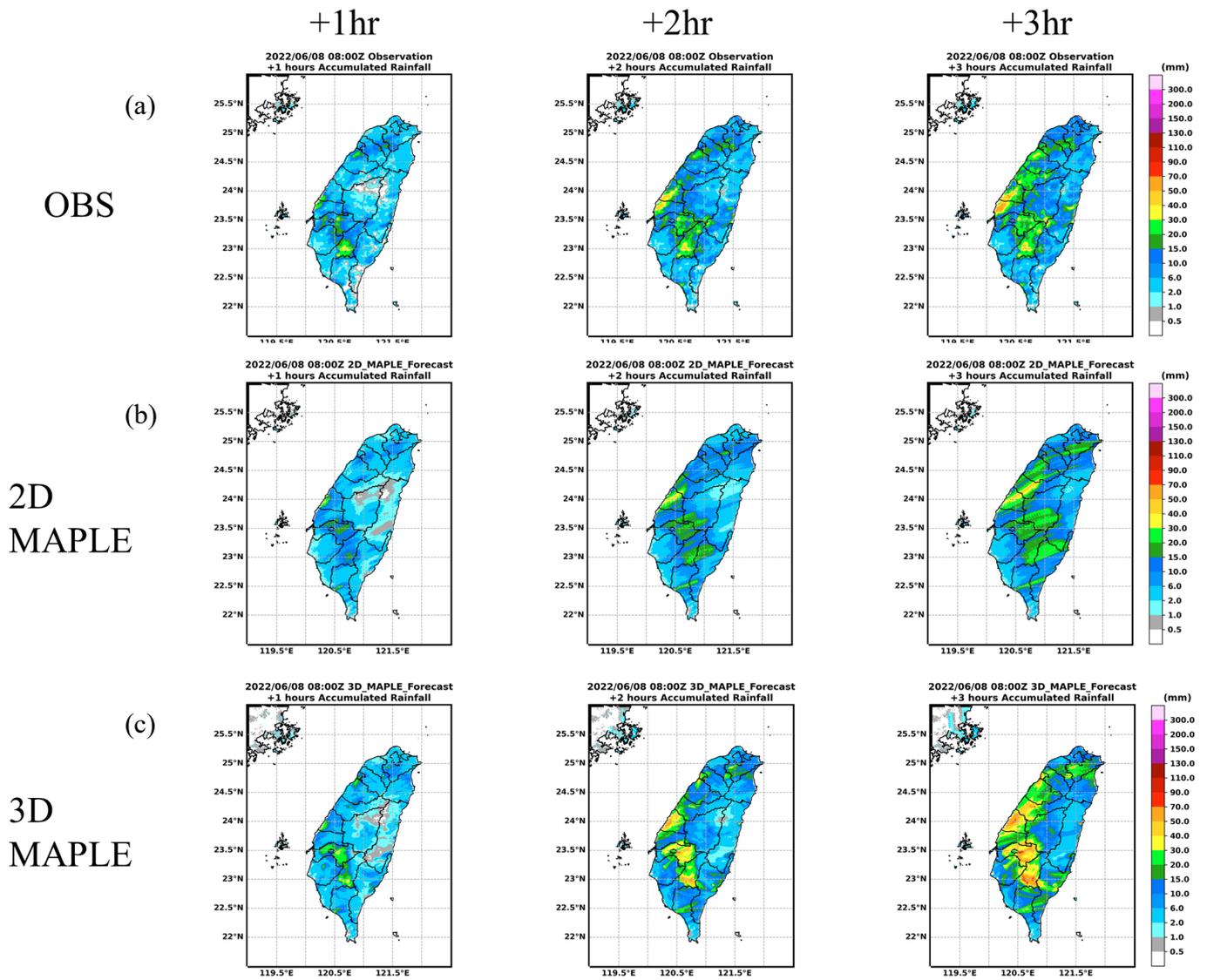


圖 4.20 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 08 時(UTC)1 至 3 小時(a)觀測累積雨量及(b)2D MAPLE、(c)3D MAPLE 預報累積雨量圖。

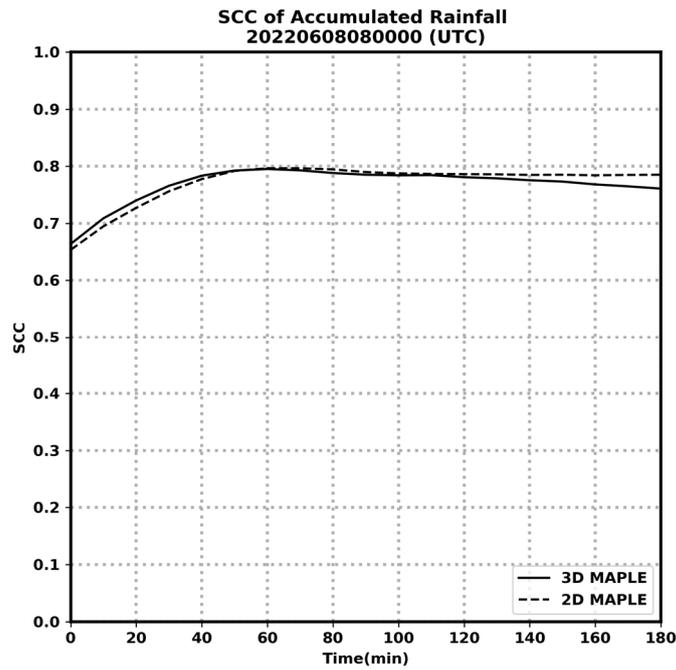


圖 4.21 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 08 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 SCC。

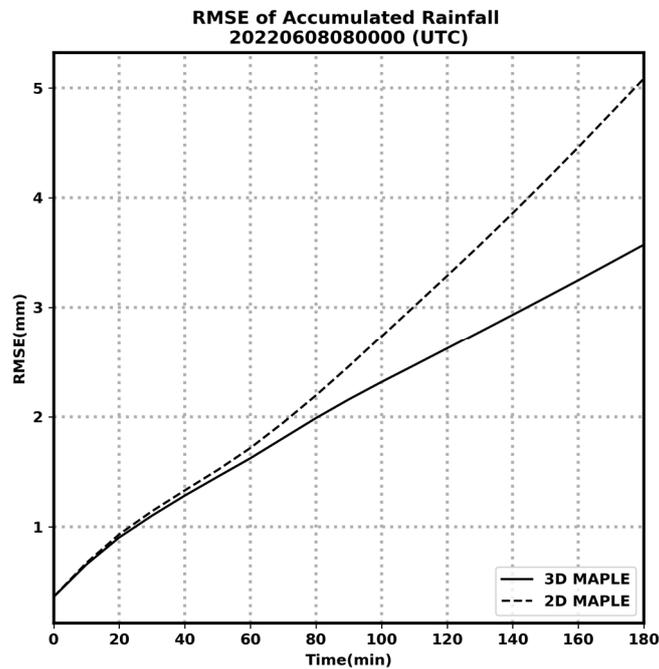


圖 4.22 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 08 時(UTC)預報至 180 分鐘之累積降水 RMSE。

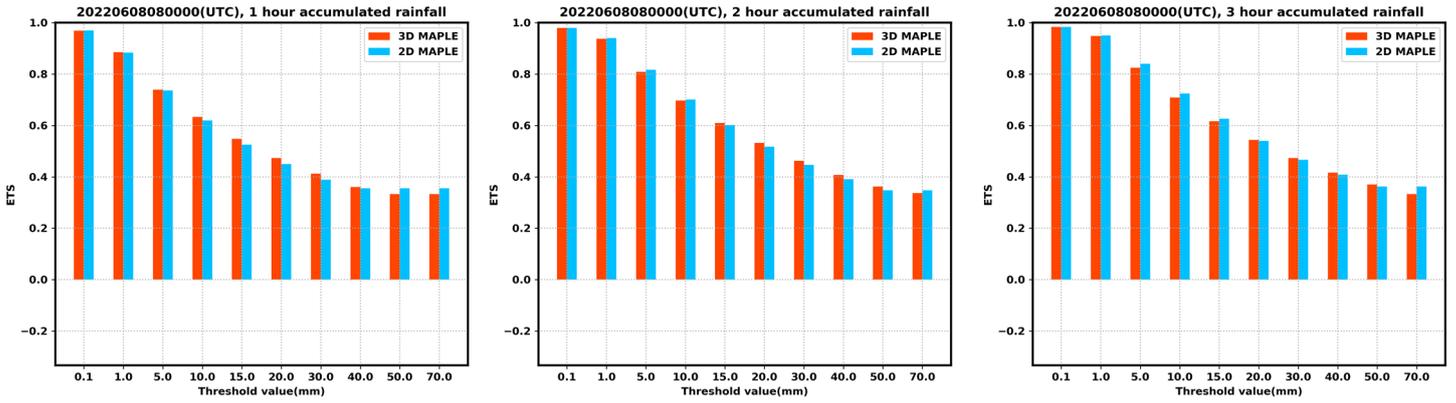


圖 4.23 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 12 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 ETS 分數在不同降水門檻下的表現。

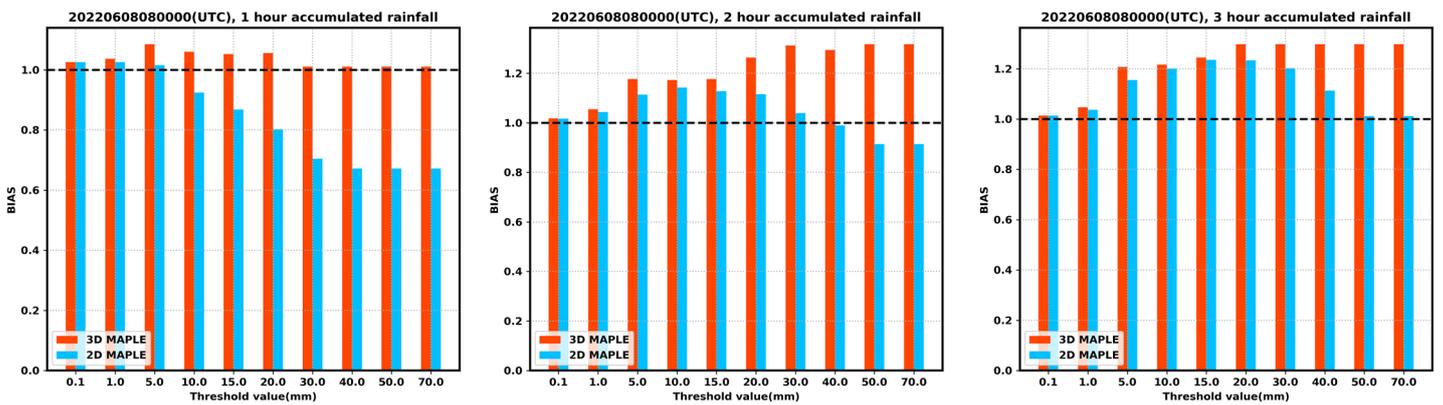


圖 4.24 初始時間為 2022 年 06 月 08 日 12 時(UTC) 預報 1~3 小時累積降水之 Bias 分數在不同降水門檻下的表現。

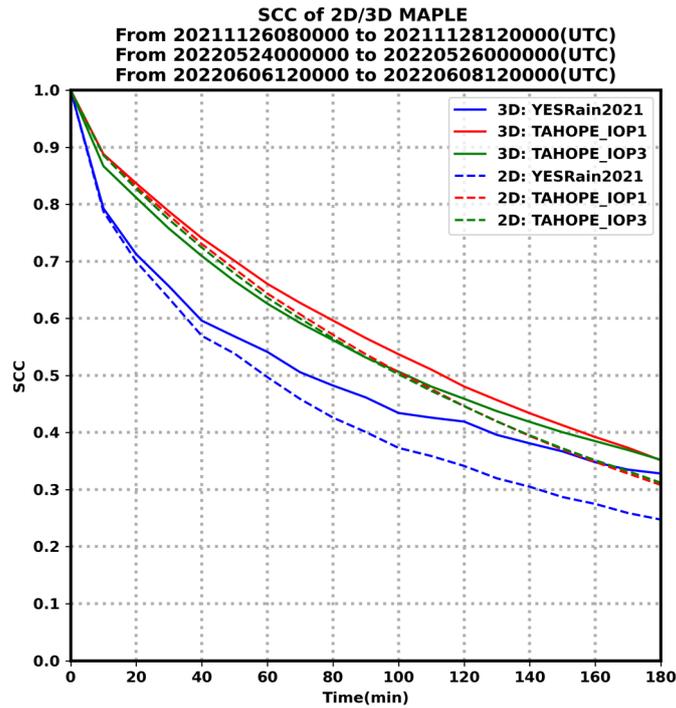


圖 4.25 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘回波資訊之平均 SCC 隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

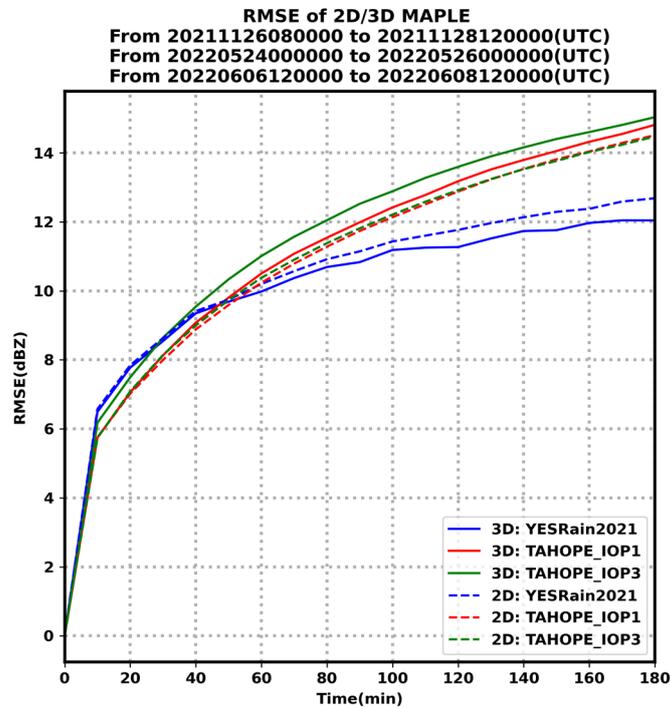


圖 4.26 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘回波資訊之平均 RMSE 隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

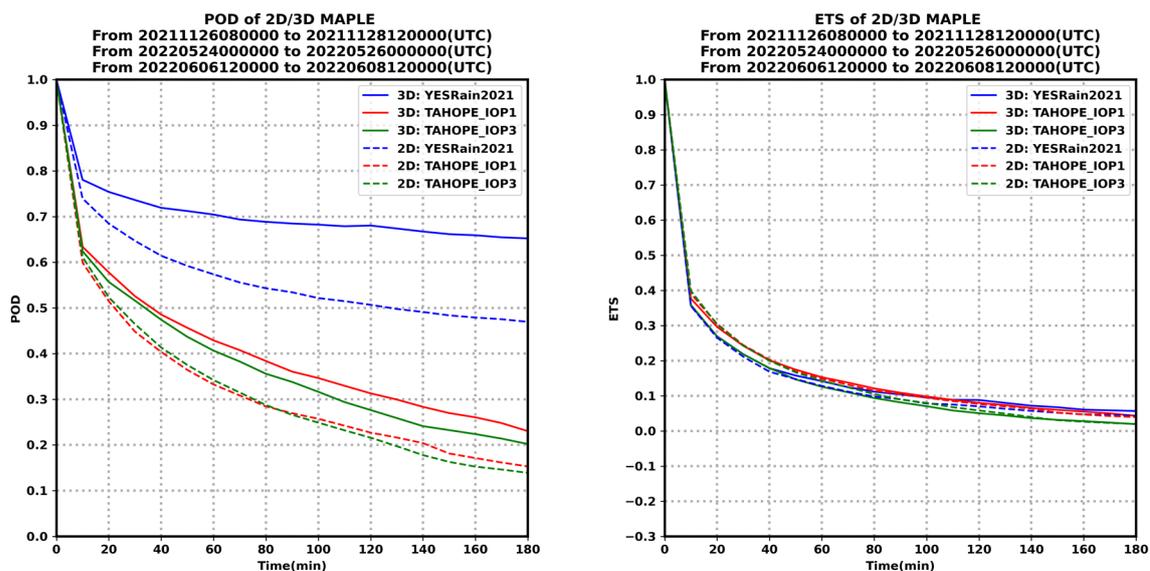


圖 4. 27 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘回波資訊之平均 ETS 及 POD 分數隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

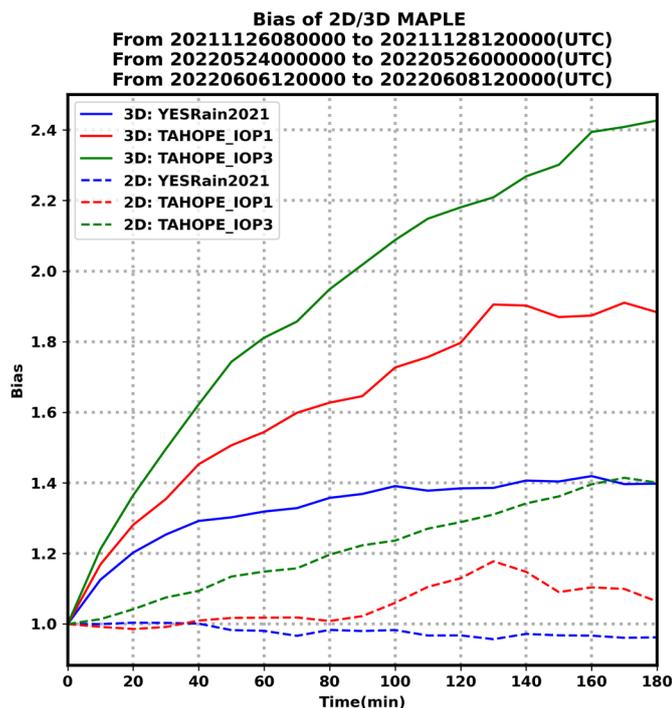


圖 4. 28 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘回波資訊之平均 Bias 分數隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

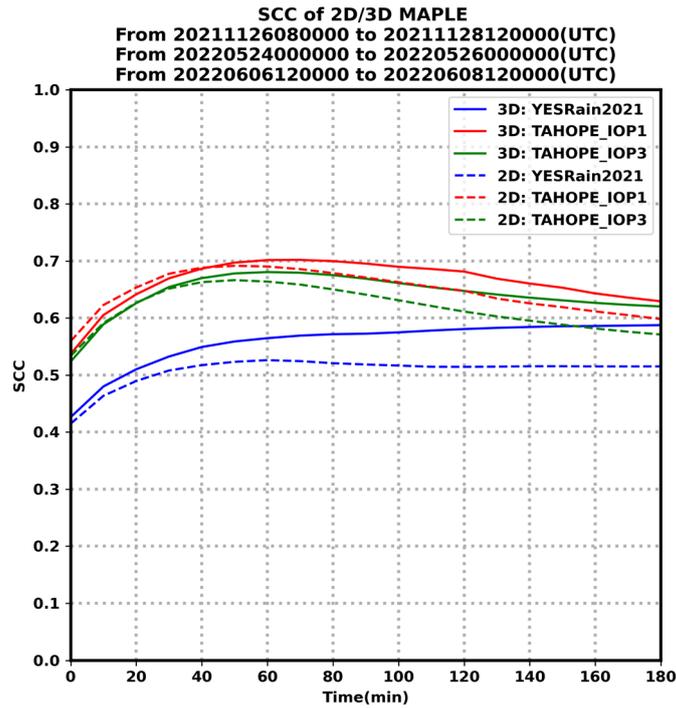


圖 4.29 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘累積降水之平均 SCC 隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

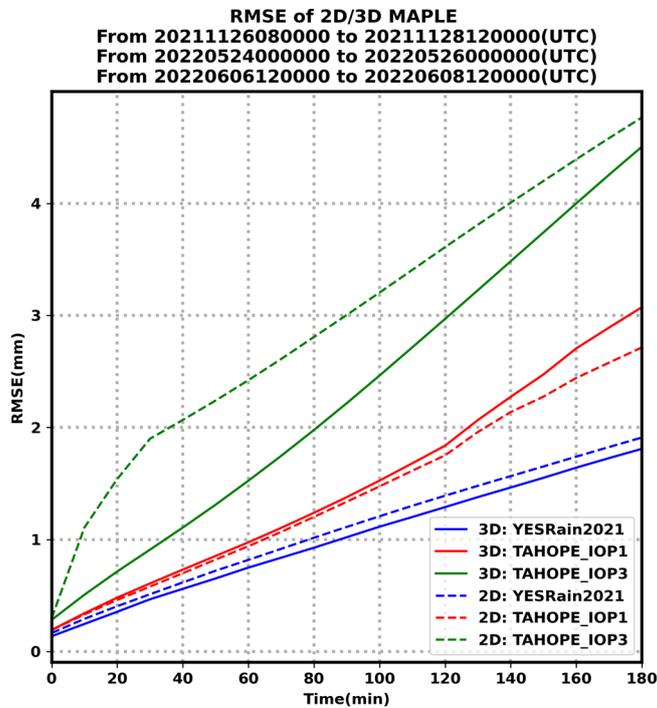


圖 4.30 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 10~180 分鐘累積降水之平均 RMSE 隨預報時間的變化。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

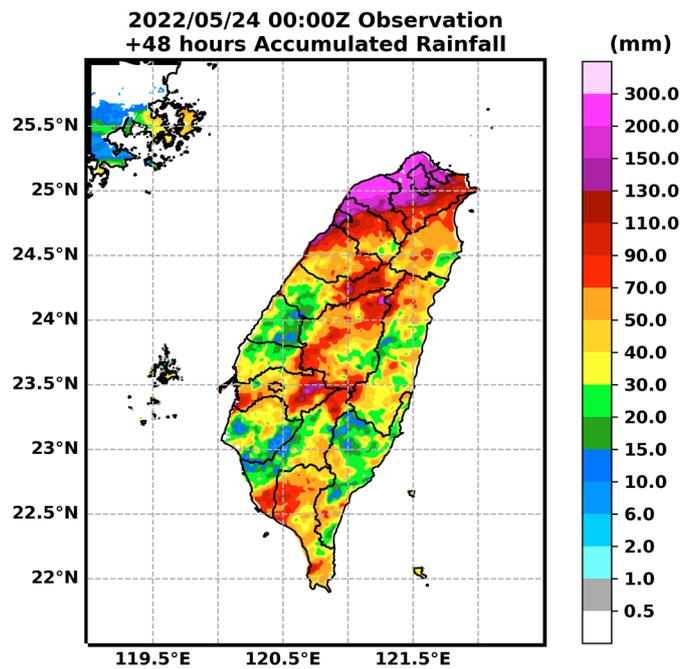


圖 4. 31 2022 年 05 月 24 日 00 時(UTC)至 05 月 26 日 00 時(UTC)觀測累積 48 小時雨量圖。

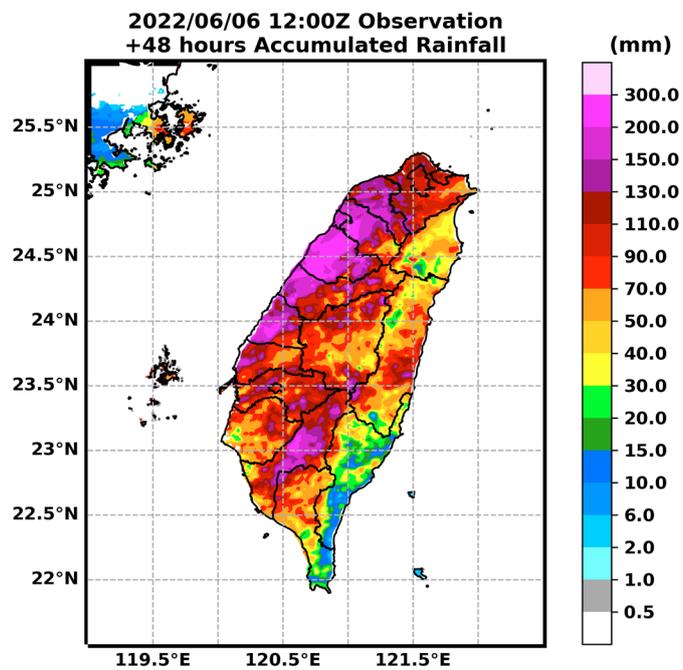


圖 4. 32 2022 年 06 月 06 日 00 時(UTC)至 06 月 08 日 00 時(UTC)觀測累積 48 小時雨量圖。

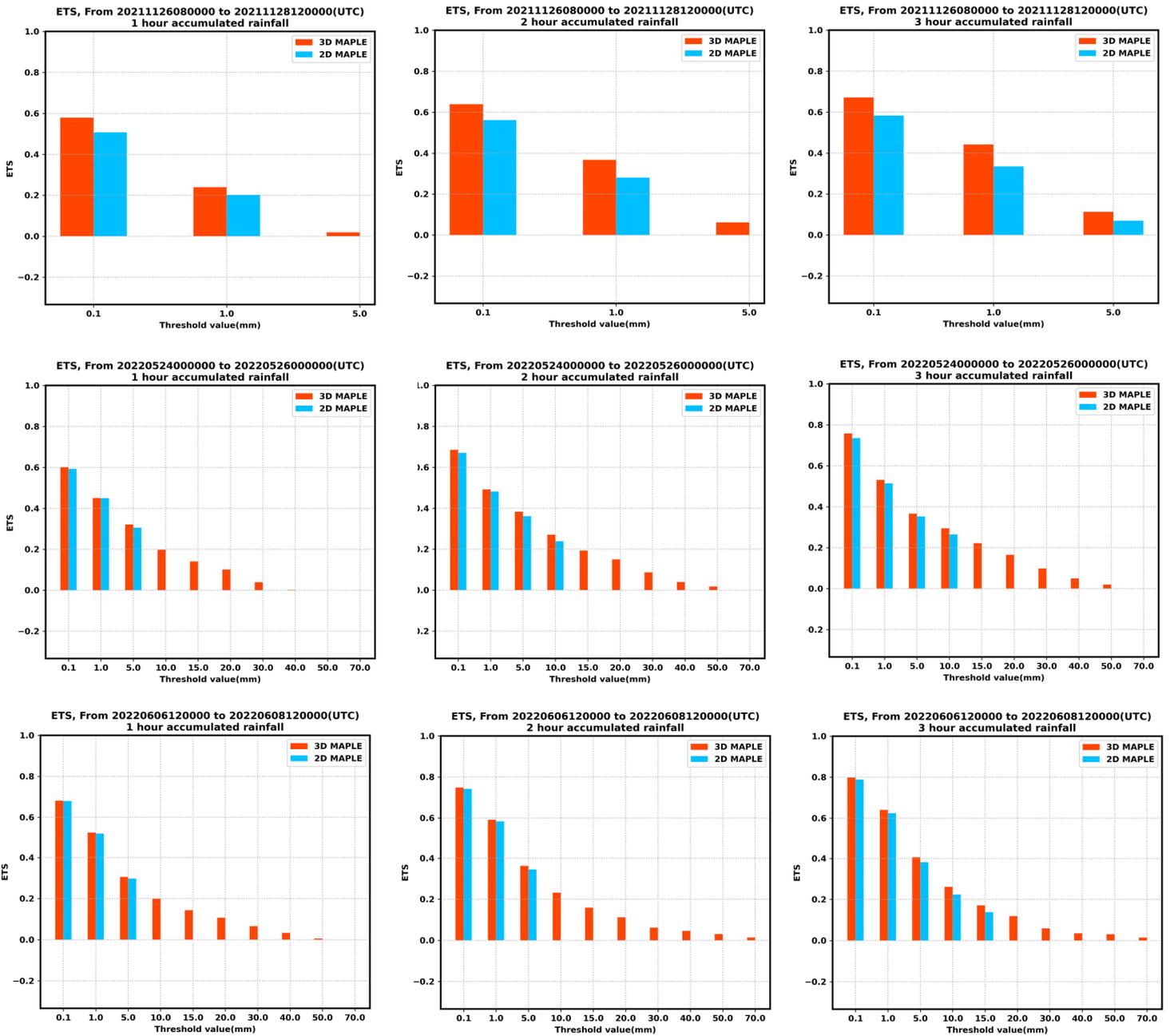


圖 4.33 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 1~3 小時累積降水之平均 ETS 分數在不同降水門檻下的表現。第一列為 YESR2021，共 52 次預報；第二列為 TAHOPE IOP1，共 48 次預報；第三列為 TAHOPE IOP3，共 48 次預報。

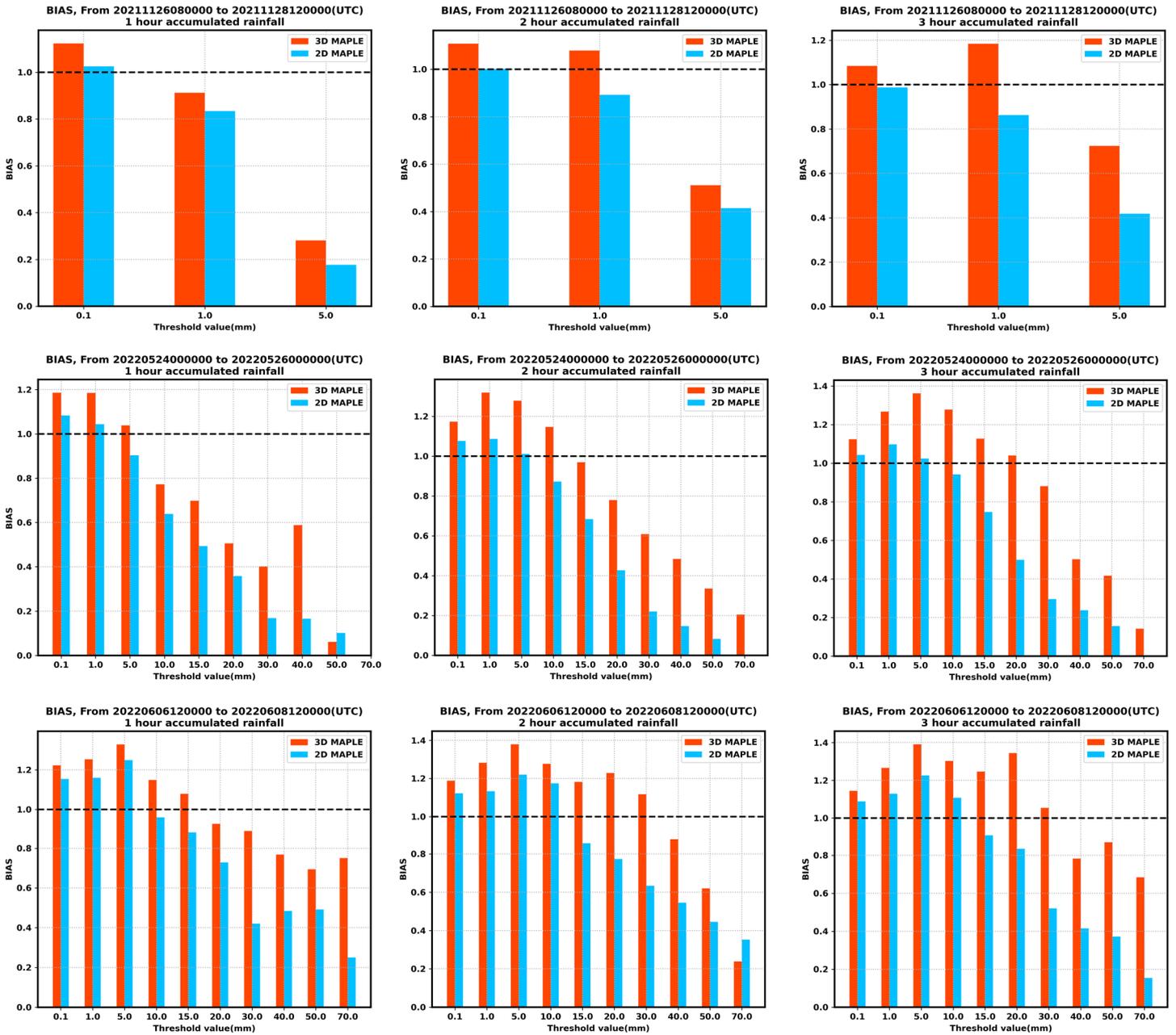


圖 4.34 秋季降水個案(YESR2021)及梅雨鋒面個案(TAHOPE IOP1、IOP3)預報 1~3 小時累積降水之平均 Bias 分數在不同降水門檻下的表現。第一列為 YESR2021，共 52 次預報；第二列為 TAHOPE IOP1，共 48 次預報；第三列為 TAHOPE IOP3，共 48 次預報。

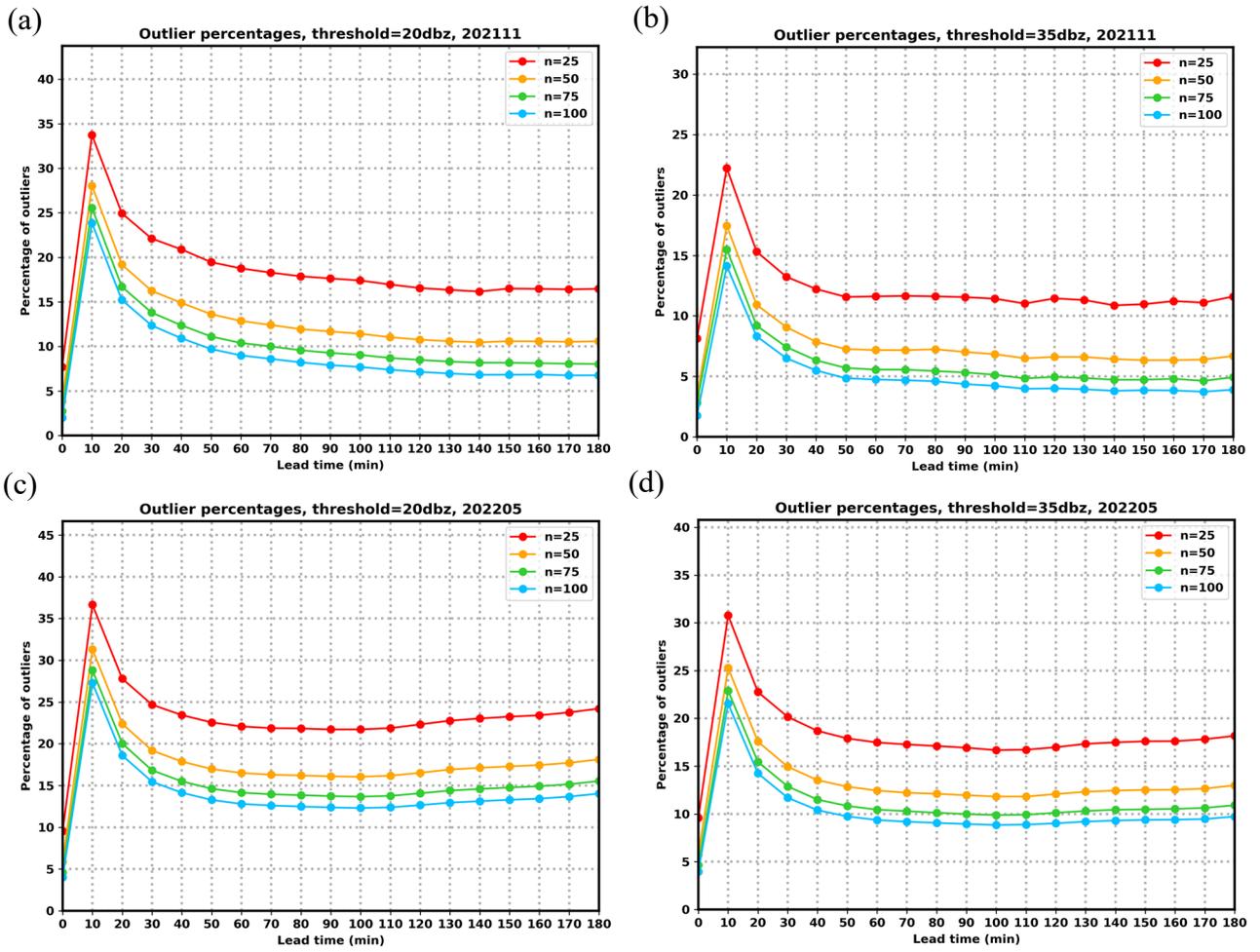


圖 4.35 門檻分別為(a)(c)20dBZ 及(b)(d)35dBZ，在不同系集成員下，預報至 180 分鐘之平均離群值比例。第一列為秋季降水個案 YESR2021，第二列為梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1。

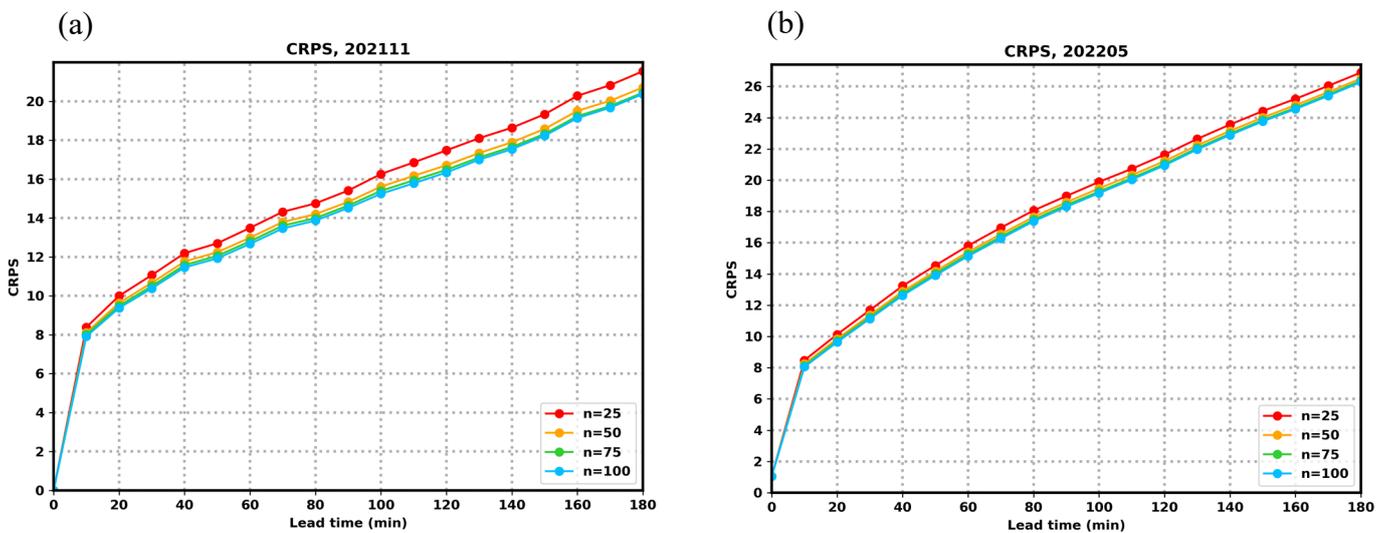


圖 4.36 (a)秋季降水個案 YESR2021 及(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1，在不同系集成員下，預報至 180 分鐘之平均 CRPS 分數。

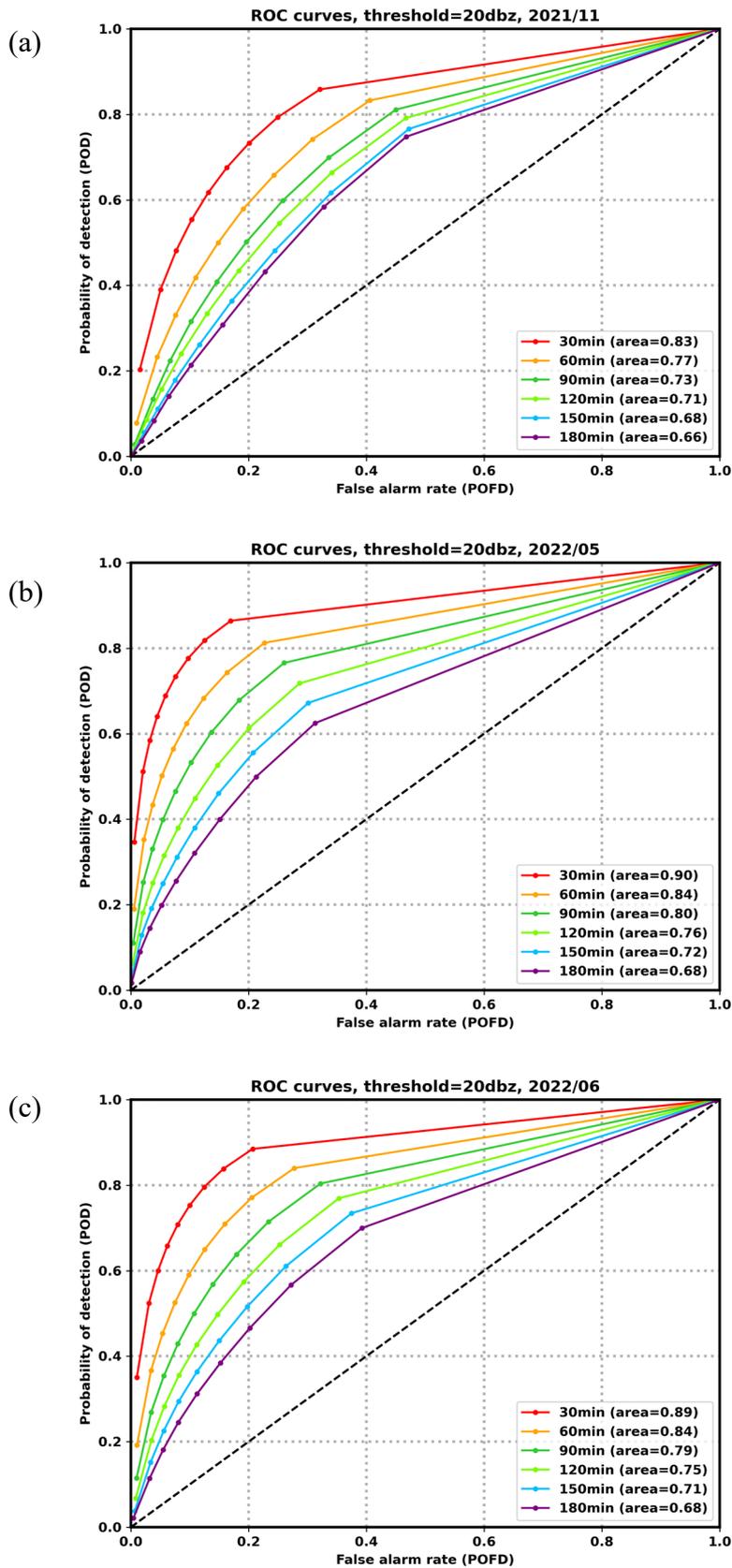


圖 4.37 當回波門檻為 20dBZ 時，(a)秋季降水個案 YESR2021、(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(c)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均 ROC 曲線及 ROC 面積。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

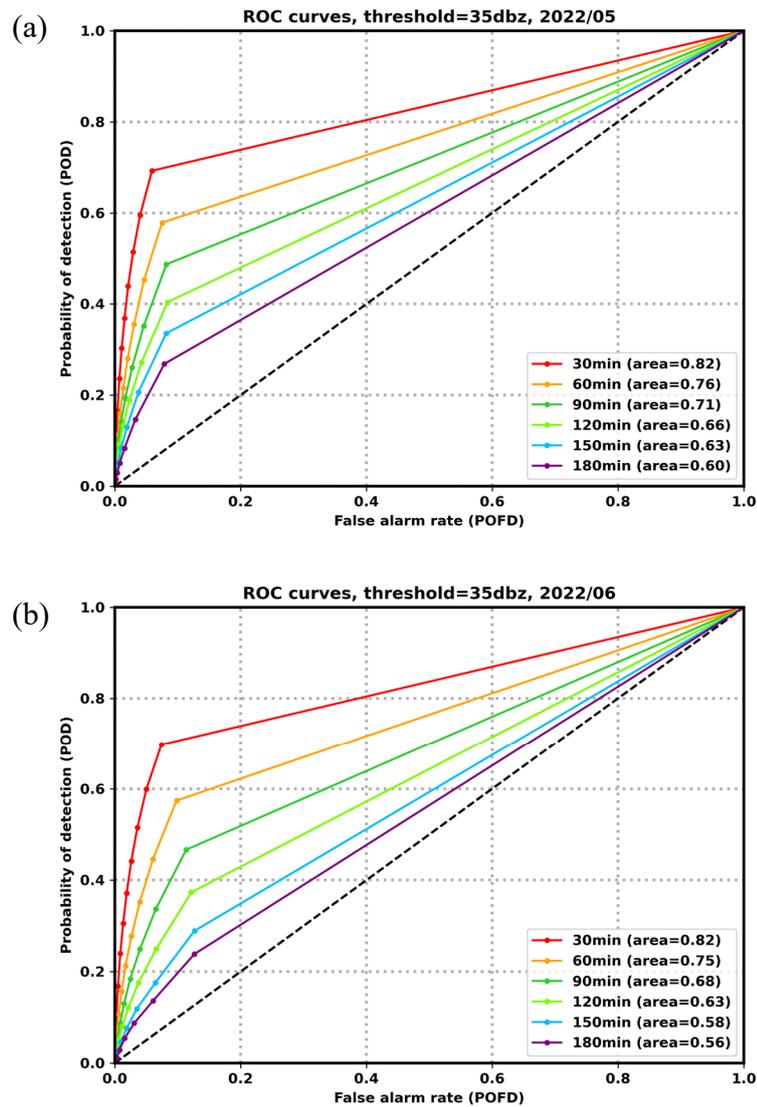


圖 4.38 當回波門檻為 35dBZ 時，(a)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均 ROC 曲線及 ROC 面積。TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

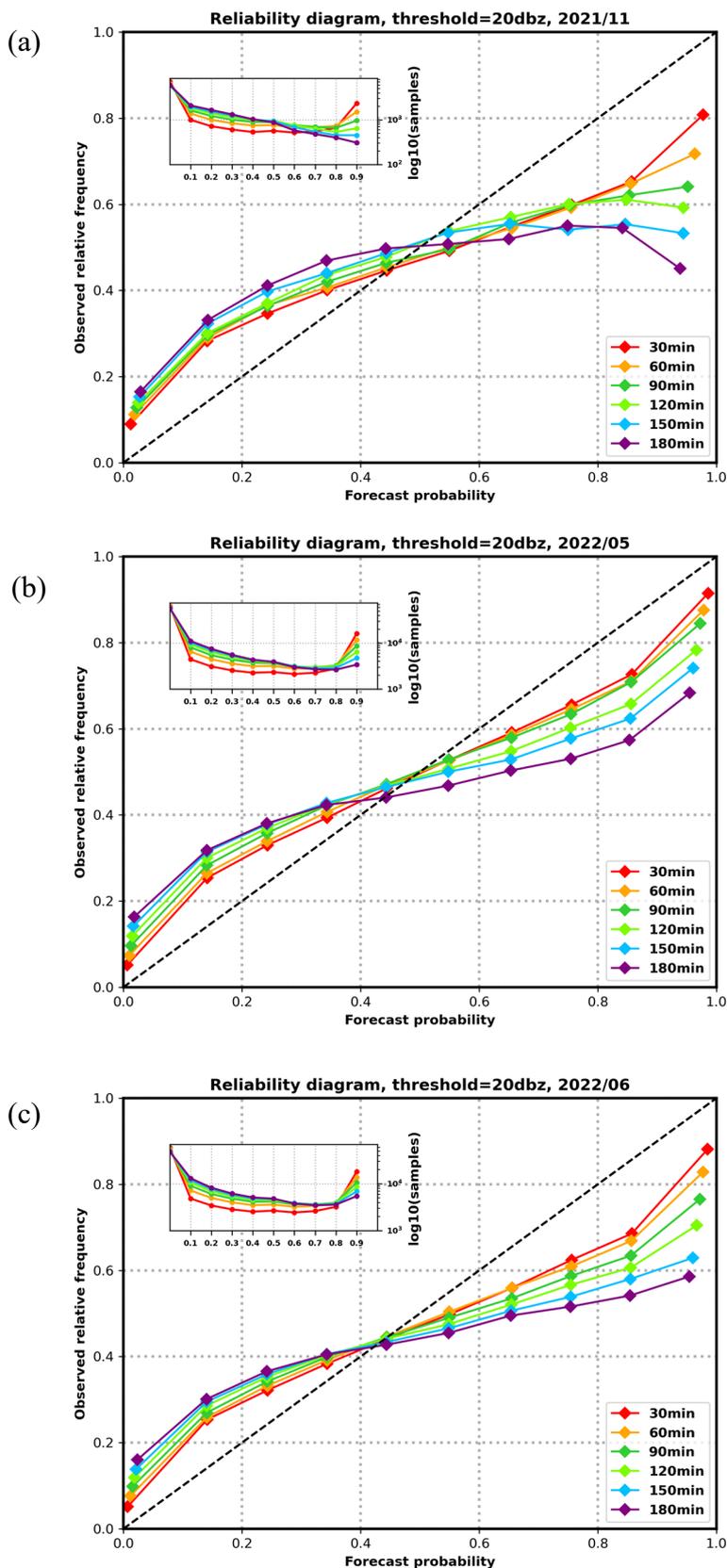


圖 4.39 當回波門檻為 20dBZ 時，(a)秋季降水個案 YESR2021、(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(c)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均可信度曲線及預報敏銳度表現。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

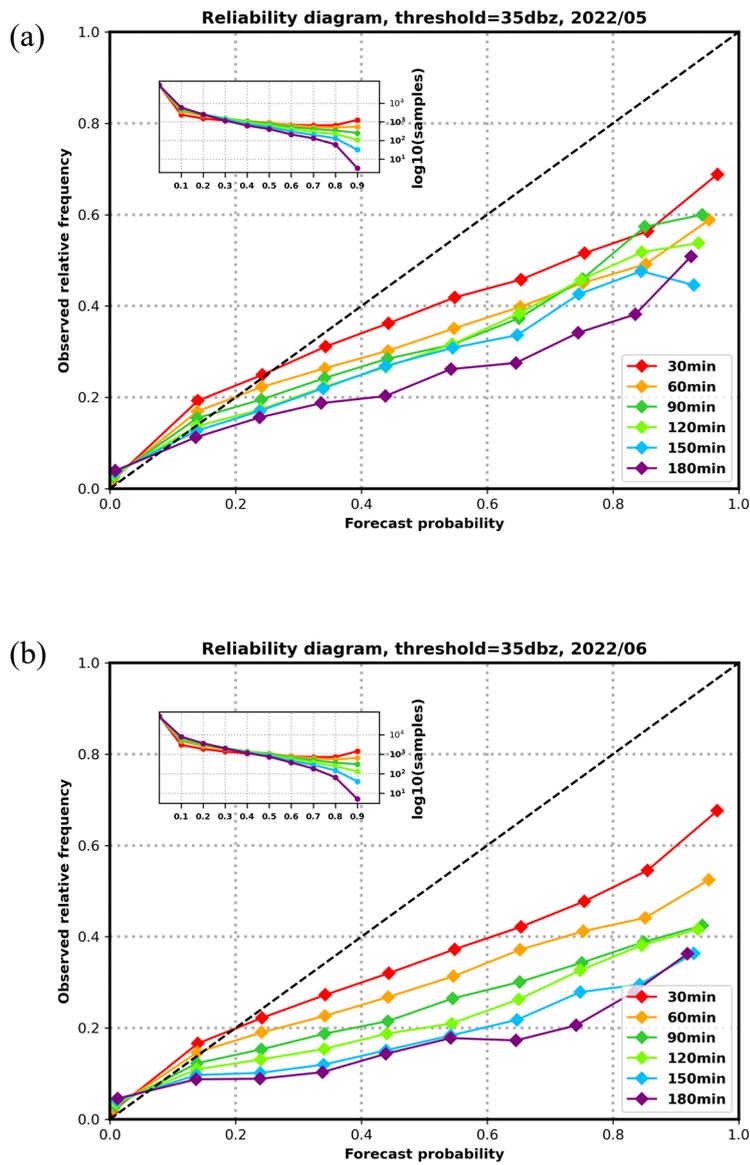


圖 4.40 當回波門檻為 35dBZ 時，(a)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均可信度曲線及預報敏銳度表現。TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

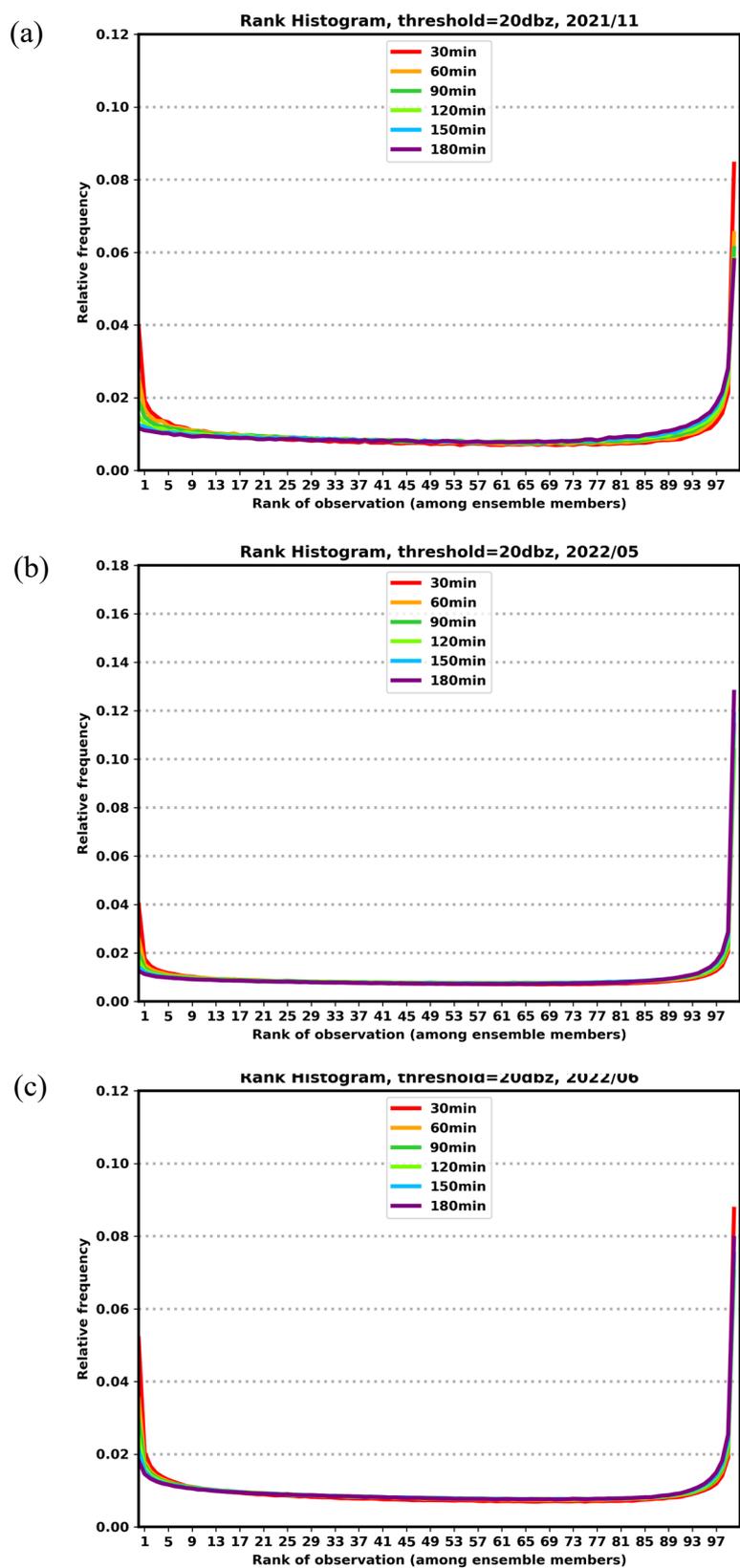


圖 4.41 當回波門檻為 20dBZ 時，(a)秋季降水個案 YESR2021、(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(c)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均 rank histogram。YESR2021 共 52 次預報、TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

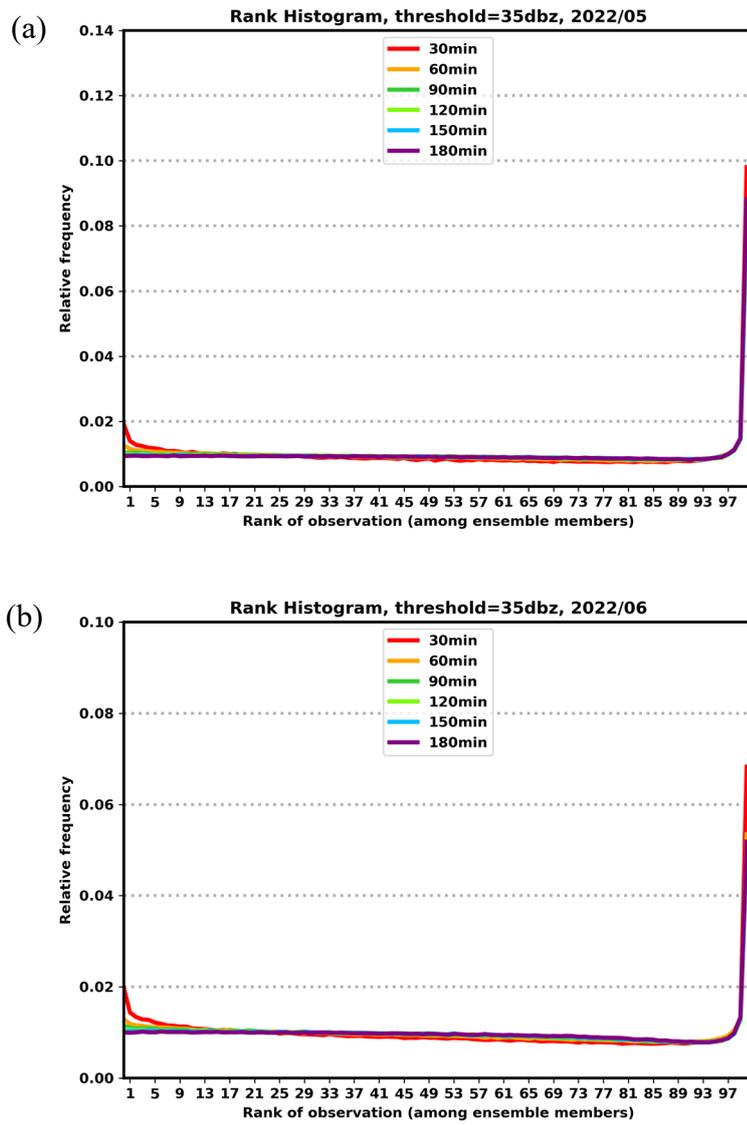


圖 4.42 當回波門檻為 35dBZ 時，(a)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP1 以及(b)梅雨鋒面個案 TAHOPE IOP3，在不同預報時間下的平均 rank histogram。TAHOPE IOP1 共 48 次預報、TAHOPE IOP3 共 48 次預報。

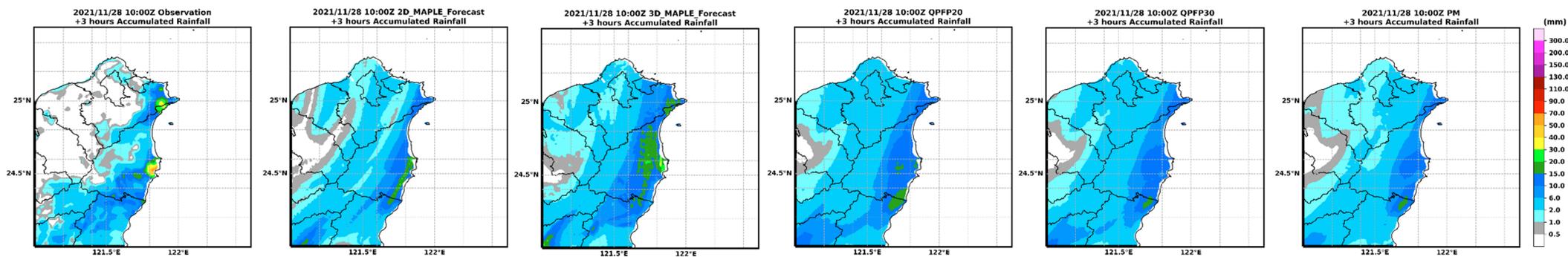


圖 4. 43 2021 年 11 月 28 日 10 時(UTC)三小時累積雨量之觀測及預報結果。分別為觀測，以及 2D MAPLE、3D MAPLE、由系集即時預報所計算的 QPFP20、QPFP30、PM 等五種雨量預報方法。

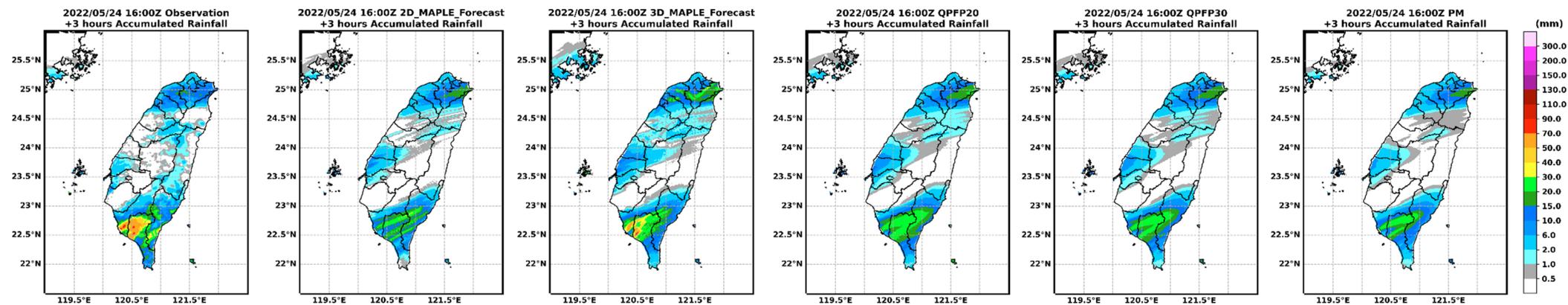


圖 4. 44 2022 年 05 月 24 日 16 時(UTC)三小時累積雨量之觀測及預報結果。分別為觀測，以及 2D MAPLE、3D MAPLE、由系集即時預報所計算的 QPFP20、QPFP30、PM 等五種雨量預報方法。

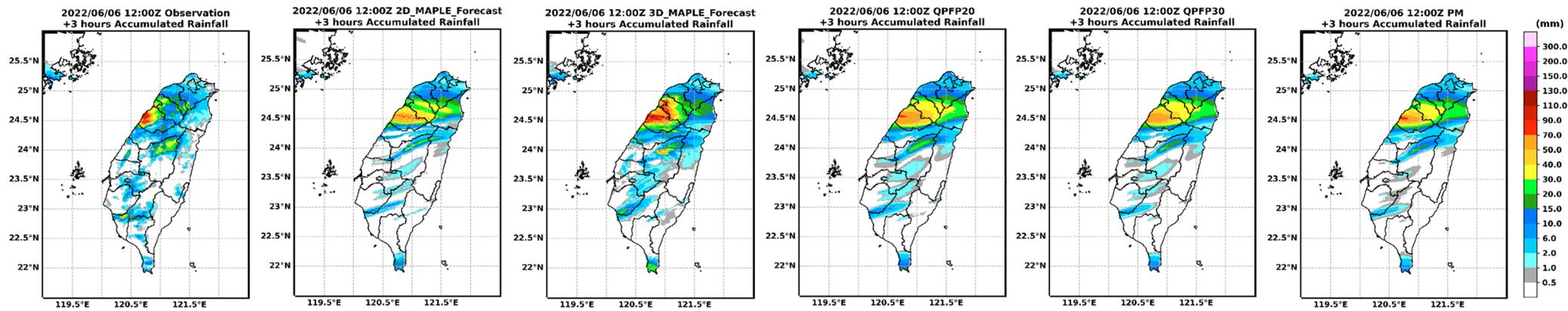


圖 4. 45 2022 年 06 月 06 日 12 時(UTC)三小時累積雨量之觀測及預報結果。分別為觀測，以及 2D MAPLE、3D MAPLE、由系集即時預報所計算的 QPFP20、QPFP30、PM 等五種雨量預報方法。