
三維氣象雷達於高時空解析度午後雷陣雨
降雨估算及短延時預測之應用
**High spatial-temporal rainfall estimation
and nowcasting for thunderstorms using
3D radar images**
成果報告書

執行單位：國立臺灣大學

執行期間：112年01月01日至112年12月31日

計畫主持人：汪立本 助理教授

農業部農村發展及水土保持署 編印

中華民國 112 年 12 月

(本報告書內容及建議純屬執行單位意見，僅供本署施政參考)



三維氣象雷達於高時空解析度午後雷陣雨降雨估算及 短延時預測之應用

摘要

近年來因為氣候變遷加速，世界各地極端氣候發生之頻率都發生了改變，尤其觀察到在許多國家短延時、強降雨發生頻率逐年上升，帶來的淹水、土石流等事件，也造成大量人員及社會經濟損失。面對日益頻繁之極端降雨事件，除了需要更好地將氣候變遷效應考慮至基礎建設設計流程，也需要更準確的極端降雨預報技術。

隨著資訊技術進步，過去 40 年數值氣候模式（NWP）之降雨預報能力已經大幅提升；然而於短預報延時部分（1-3 小時），利用氣象雷達影像外插的方式目前還是提供較佳之預測能力，而且相較於 NWP，僅需要極小之運算資源，因此被許多國家氣象單位用來提供短延時降雨預報（nowcasting），也有許多研究致力於提升雷達短延時預報之準確度及預報延時。然而外插法有其自然限制，因為降雨隨時間之整體變化（variation）除了移動（advection）與降雨自身之強度演化（evolution）；單純之外插法多半僅考慮移動之部分，因此對於生命週期短、強度快速演化之午後雷陣雨（對流雨），其預報能力大幅下降，有效之預報延時較難超過一小時，甚至僅數分

鐘。有鑑於此，本計畫欲探索能否利用機器學習技術，從三維雷達觀測值擷取有用資訊，藉此提高區域對流雨降雨估算及預報之準確性。

本計畫執行之上半年專注於降雨資料蒐集、處理，以及演算法之開發與實作，下半年則是專注模組之間的整合，以及演算法效果之評估。期間已經完成雷雨胞資料庫建立、降雨估算以及對流雨即時預報等三大模組開發，目前正在進行最後效果評估。計畫期間之部分成果也在 2023 歐洲氣象學會年會進行口頭發表，以及完成一篇國際知名 Q1 期刊投稿，審查結果為小幅度修改（minor revision），目前已經完成審查意見回覆。

關鍵詞：雷達降雨、短延時、深度學習、三維、資料融合



High spatial-temporal rainfall estimation and nowcasting for thunderstorms using 3D radar images

Abstract

In recent years, due to the acceleration of climate change, the frequency of extreme climates around the world has changed. In particular, the frequency of short-term, high-intensity (strong) rainfall has increased in many countries, which has consequently caused an increasing number of flood events and led to significant economic and social losses. To better handle the impact brought by climate change, in addition to better incorporate climate change effects into the infrastructure design process, more accurate extreme rainfall and flood forecasting systems are needed to help urban disaster prevention and emergency response.

With the advancement of information technology, the predictability of numerical weather prediction (NWP) models has been largely improved in the past years. However, for the short forecast lead time regime, extrapolation-based nowcasting methods still outperform NWP. In addition, extrapolation-based nowcasting requires relatively small computational resources, so it is widely used by many national meteorological services to provide short-time rainfall forecasts (or nowcasts). Extrapolation-based methods however have their limitations. More specifically, the overall variation of rainfall is contributed by the advection and the evolution of rainfall intensity, and pure extrapolation-

based methods can only account for the advection. Therefore, their predictability to rapidly developing weather systems, such as convective storms, is poor. The effective forecast lead time could be less than one hour, or even only a few minutes.

In light of this, this project explores the potential of using machine learning techniques to extract useful information from 3D radar observations, thereby improving the accuracy of local rainfall estimation and nowcasting. So far, the key deliverables --to establish a rain cell database, develop a rainfall estimation module, and create an object-based convective rainfall nowcasting module—have been implemented with five proposed workpackages. We are working on the final evaluation of the developments. During the project period, part of the project outcomes has been orally presented in the 2023 European Meteorology Society assembly. In addition, a manuscript has been submitted to a top international journal, and the review result suggested a minor revision, which has been completed.

Keywords: radar rainfall, nowcasting, deep learning, three-dimensional, data merging

目次

摘要.....	I
Abstract.....	III
目次.....	V
表次.....	VII
圖次.....	IX
第一章 緒論	1
第一節 氣候變遷對於極端降雨事件影響	1
第二節 計畫目標	3
第三節 報告書內容規劃	4
第二章 工作執行方法與步驟	1
第一節 工作執行方法	1
第二節 工作執行步驟	3
第三節 關鍵技術文獻回顧	5
第三章 工作進度與交付項目	1
第一節 計畫甘特圖及問題說明	1
第二節 計畫交付項目	5
第四章 結論及建議	1
第一節 結論	1
第二節 建議	2
參考文獻.....	1
附錄.....	1
附錄一、審查意見回覆辦理情形	1
第一節 期中審查會議	1
第二節 期末成效評核審查意見回覆	6

附錄二、三維雷達回波圖像萃取對流雨胞演算法

10

第一節 演算法一：雷雨胞追蹤演算法10

第二節 演算法二：雷雨胞生命週期重建演算法 11

附錄三、基於深度學習的雨胞演化預測模型16

附錄四、中央氣象署三維雷達回波資料處理20

第一節 資料描述20

第二節 資料前處理22

第三節 數據視覺化28

附錄五、研究場域暴雨事件選取30

第一節 實驗場域對流雨事件選取流程30

第二節 選取事件相關雷雨胞統計資訊31



表次

表 A-1 模型訓練與測試使用的目標特性和不同輸入資料組合之整理	19
表 A-2 QPESUMS 三維雷達回波資料描述	21
表 A-3 中央氣象署原始二進位 .BIN 格式與 HDF5 檔案格式比較	23
表 A-4 實驗場域選取之暴雨事件，及由雨胞追蹤演算法擷取出之雨胞相關幾何、回波強度等統計數據。	33





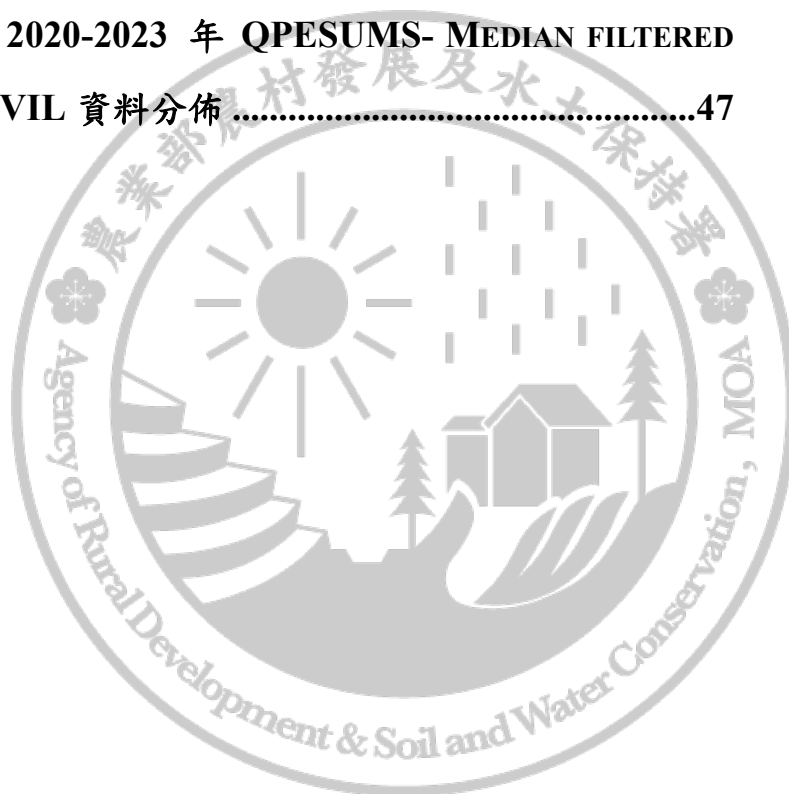
圖次

圖 2-1 本計畫主要工作流程示意圖。關鍵模組包括雷雨胞資料庫建立 (RAIN CELL DATABASE)、降雨估算 (RAINFALL ESTIMATION)，以及對流雨即時預報 (CONVECTIVE STORM NOWCASTING) 模組開發。此外，本研究計畫未來潛在延伸模組，例如使用衛星影像和相關水文模擬，以淡灰色虛線區塊表示。	3
圖 3-1 本計畫申請時原先規劃之執行甘特圖	3
圖 3-2 本計畫調整後之工作執行甘特圖	4
圖 3-3 中央氣象局全台雨量站空間分布示意圖 (左圖) 及隸屬單位分布 (右圖)	10
圖 3-4 雷雨胞物件短延時預報模型示意圖 (註：本工具初期使用英國氣象局雷達資料進行開發，因此此處展示資料為英國氣象局資料) ..	11
圖 A-1 閾值雨胞辨識法示意圖。	13
圖 A-2 雨場、雨胞物件混合式追蹤法示意圖。圖中圓形範圍是利用雨場推估出之雨胞可能移動範圍 (C_t 為目標雨胞於時間 t 之質心位置； C_{t+1} 為目標雨胞於時間 $t+1$ 可能之質心位置； VOF 為雨場推估之移動向量； R 為可能移動範圍之半徑)，然後藉此範圍搜尋候選雨胞 (C_{t+1} 和 C_{t+1}')	13
圖 A-3 左圖示意雷雨胞追蹤演算法 (演算法一) 結果組成之圖形結構；其中 Y 軸為時間 (小時分鐘	

	格式), X 軸則為不同時間點上兩胞之序號。右上圖為分離兩胞生命週期的之示意圖; 右下圖為典型、較為單純之個別兩胞生命週期, 經歷出生、峰值和衰退至死亡的階段。.....	14
圖 A- 4	兩胞生命週期重建演算法 (演算法二) 計算過程示意圖。左圖為在每軌跡上根據兩胞的雷達回波值計算出之權重; 右圖則為根據權重分離出之三條個別兩胞生命週期。.....	14
圖 A- 5	LSTM 模型架構示意圖。上圖為 LSTM - 編碼器 - 解碼器模型, 該模型使用當前和過去三個時間點 (x_4 和 $x_1 - x_3$) 作為輸入, 並預測接下來三個時間點 ($y_1 - y_3$)。下圖為一個典型 LSTM 單元的架構, 以當前時間點 x_t 之觀測值作為輸入, 伴隨著由過去資料獲得的隱藏狀態 (C_{t-1} 和 h_{t-1}) 產生輸出 y_t 並更新隱藏狀態 (C_t 和 h_t)。.....	18
圖 A- 6	QPESUMS 資料經緯度範圍 (左)、研究緯度範圍 (右)	21
圖 A- 7.	資料產品結構及其視覺化	24
圖 A- 8	QPESUMS 資料集 2012-2023 歷年遺失資料比例變化	26
圖 A- 9	2012-2023 年間 Q99 MAX DBZ 資料分佈分析	26
圖 A- 10	2012-2023 年間 VIL 原始 (上圖) 以及利用中位數過濾器清理之後 (下圖) 之數值分布。.....	28

圖 A-11 不同高度的三維雷達（水平）回波資料之分層 （上圖）及整合（下圖）展示。	29
圖 A-12 實驗場域事件選取流程.....	31
圖 A-13 2012-2015 年 QPESUMS 遺失資料時間分布熱 圖（紅色為遺失資料）	34
圖 A-14 2016-2019 年 QPESUMS 遺失資料時間分布熱 圖（紅色為遺失資料）	35
圖 A-15 2020-2023 年 QPESUMS 遺失資料時間分布熱 圖（紅色為遺失資料）。註：QPESUMS 資料 收集期間至 2023 年 8 月 31 日。	36
圖 A-16 2012-2015 年 QPESUMS - Q99 MAX DBZ 資料 分布熱圖。	37
圖 A-17 2016-2019 年 QPESUMS - Q99 MAX DBZ 資料 分布熱圖。	38
圖 A-18 2020-2023 年 QPESUMS - Q99 MAX DBZ 資料 分布熱圖。註：QPESUMS 資料收集期間至 2023 年 8 月 31 日。	39
圖 A-19 2012-2015 年 QPESUMS - Q99 MAX DBZ 大於 閾值分布。	40
圖 A-20 2016-2019 年 QPESUMS - Q99 MAX DBZ 大於 閾值分布。	40
圖 A-21 2020-2023 年 QPESUMS - Q99 MAX DBZ 大於 閾值分布。註：QPESUMS 資料收集期間至 2023 年 8 月 31 日。	41

圖 A- 22 2012-2015 年 QPESUMS -原始 VIL 資料分佈	42
圖 A- 23 2016-2019 年 QPESUMS -原始 VIL 資料分佈	43
圖 A- 24 2020-2023 年 QPESUMS -原始 VIL 資料分佈	44
圖 A- 25 2012-2015 年 QPESUMS- MEDIAN FILTERED VIL 資料分佈	45
圖 A- 26 2016-2019 年 QPESUMS- MEDIAN FILTERED VIL 資料分佈	46
圖 A- 27 2020-2023 年 QPESUMS- MEDIAN FILTERED VIL 資料分佈	47



第一章 緒論

本章將說明氣候變遷對於短延時極端降雨事件（例如午後雷陣雨）之影響，以及雷達觀測之角色，並說明本計畫之主要目標。

第一節 氣候變遷對於極端降雨事件影響

近年來由於快速氣候變遷的影響，許多文獻、科學報告都提出了全球降雨模式正在發生顯著變化的確切證據（Trenberth et al., 2003; Liu et al., 2009; Lenderink et al., 2017）。尤其，在許多國家可以觀察到短期強降雨的極端事件的頻繁發生，導致災難性洪水事件的頻率大幅增加（Guhathakurta et al., 2011; Huong, and Pathirana, 2013; Miller and Hutchins, 2017; Guerreiro et al., 2018; Fowler et al., 2021a, 2021b）。

因應極端降雨事件的影響，大致上有兩種方式；第一種是結構性（structural）的措施，即透過基礎建設來增進洪水防治，例如改善排水系統、增加透水鋪面、提高防洪設施（Zhou et al., 2019; Ghodsi et al., 2020; Hobbie & Grimm, 2020; Pour et al., 2020），然而基礎建設之成本很高，而且事實上也不可能百分之百消除洪水帶來的災害（Webber et al., 2020; Cristiano et al., 2022）。第二種則是非結構性（non-structural）措施，透過調度的方式來優化洪水管理，改善對洪水事件的準備和應對能力，從而減少城市洪水風險。這種方式的成本通常較低，然而其成功之關鍵往往取決於是否有可靠之降雨預報模式（Hapuarachchi et al., 2011; Tingsanchali, 2012; Henonin et al., 2013）。

降雨估算、預報是許多水文模擬應用的主要驅動因素之一，例

如土砂侵蝕和崩塌模擬等，對於水文模擬之準確度有決定性之影響，然後傳統上在這些水文模擬應用的開發過程，降雨模組的品質並未受到足夠關注，大多數降雨模組都是使用地面雨量站資料。

對於具有較長影響時間的降雨事件（例如颱風或季風事件），依靠雨量站觀測值或許足夠。但對於午後雷陣雨（或對流雨）事件來說，在大多數國家和城市，現有雨量站觀測網路的密度經常良好地捕捉到這種非常區域性的事件。如圖 1-1 所示，在英國伯明翰區發生造成淹水之暴雨事件，圖中顯示，對流雨之核心剛好未被地面雨量站觀測網路所捕捉到。午後雷陣雨的生命週期通常很短，影響區域範圍也非常小，造成利用雨量站資料來估算降雨量之挑戰。然而，許多研究顯示，氣候變遷之效應在短延時極端降雨事件中被放大許多（參見圖 1-2），這表示如全球暖化的速度持續不變，未來午後雷陣雨無論是發生的機率還是降雨之強度將會逐漸增加。

隨著雷達技術的發展，近年來定量雷達降雨於水文模擬之應用逐漸增加。例如水保局近年計畫「結合遙測土壤含水量降尺度方及 QPESUMS 雨量資料建立坡地災害預警模式」，展現出定量雷達降雨產品之潛力。然而，如同許多其他國家的雷達產品，QPESUMS 是一個全國性的產品，其表現無法針對特定地區進行優化。

除了降雨量估算，雷達觀測值也逐漸被用來提供短延時降雨預測。傳統上，降雨預報主要有兩個來源，分別是數值天氣預報模型或大氣模式（Numerical Weather Prediction, NWP）和基於雷達的降雨即時預報（Germann and Zawadzki, 2002; Bowler et al., 2006; Schellart et al., 2014; Thorndahl et al., 2016; Casagrande et al., 2017）。雖然在過去的 40 年中，隨著科學和技術的發展，NWP 的預報技術

得到了大幅改善 (Bauer et al., 2015; Frnda et al., 2022)，然而複雜之數值模擬過程往往需要一段時間達到穩定狀態 (spin-up time)，因此 NWP 於短期預報期間 (3-5 小時內) 之準確性，往往不如以雷達觀測值推估之即時預報。此外，雷達降雨即時預報運作時所需的計算資源遠小於 NWP，因此已逐漸被世界上許多國家的氣象單位使用 (Germann and Zawadzki, 2002; Bowler et al., 2006; Davini et al., 2012; Zahraei et al., 2012; Sokol et al., 2017)。

儘管雷達降雨預報之準確性逐年提升，但要將對流雨系統 (或午後雷陣雨) 預測準確，仍然是科學上的一大挑戰。大多數現有的雷達降雨預報方法都是基於平移預測 (advection nowcasting)，即僅「移動」降雨；對於降雨強度本身的演化 (即增長和衰減)，通常是加以忽略。然而，這對於預測預測午後雷陣雨之準確性有很大之影響，因為對流雨系統中降雨強度的演化速率並不亞於移動速率 (Foresti and Seed, 2014)。因此，考慮降雨強度的增長和衰減能有效提高午後雷陣雨之預測表現 (Foresti et al., 2019; Radhakrishna et al., 2012)。

第二節 計畫目標

有鑑於雷達降雨於預測午後雷陣雨之潛力，本計畫希望能回答以下三個研究問題：

1. 如何透過結合地面雨量站和氣象雷達觀測值來提供更好的區域降雨估算？
2. 如何在有效的延時內，利用雷達觀測值推測出可靠的高強度降雨預報？

3. 如何從逐漸普遍之三維雷達觀測值提取有用之資訊，並藉此提高對流雨預測之準確度？

為了回答以上三個問題，本計畫制定了以下四個計劃目標：

1. 開發降雨估算模組，結合地面雨量站和氣象雷達觀測值，以提供可靠、高時空解析度之區域降雨估算。
2. 開發雷達降雨即時預報模組，能夠識別並預測對流雨細胞的移動。
3. 建立雷雨胞資料庫，以探索利用三維雷達降雨觀測值協助高時空解析度之降雨估算及預報。
4. 利用機器學習技術，從三維雷達觀測值中萃取有用之降雨特徵，以協助區域降雨估算和即時預報。

第三節 報告書內容規劃

為了提升本報告之閱讀性，在主要內文部分會針對相關工作執行、主要成果，以及開發之各種技術進行摘要式簡要說明，詳細之技術內容描述則會在相關之附錄提供，包括：

- 附錄一：針對期中報告及期末成效評估審查意見進行回覆。
- 附錄二：說明本計畫開發之二個演算法，可以從三維雷達回波資料擷取出對流雨胞以及時間上之關聯軌跡。
- 附錄三：說明本計畫透過機器學習技術，以及上述演算法得到之雷雨胞資訊，開發之雷雨胞演化預測模型。相關研究已經投稿國際知名期刊，審查結果為小幅度修改，目前已經完成審查意見回覆。

- 附錄四：說明本計畫針對中央氣象署三維雷達回波資料，所開發之一系列處理流程及工具，包括資料格式改善、資料品質檢測，以及常見三維雷達回波產品之計算等。
- 附錄五：說明本計畫在選取之高雄研究場域進一步選取重要暴雨事件之流程，以及應用本研究開發之雨胞追蹤演算法，計算每個事件雷雨胞之相關統計數據。



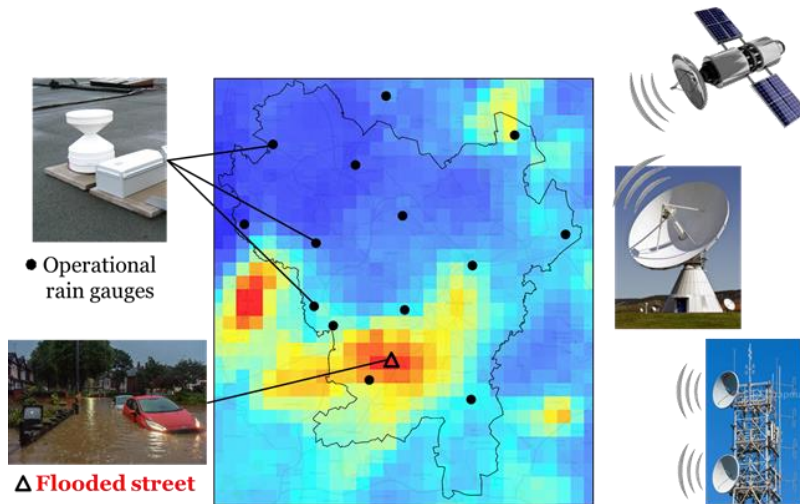


圖 1-1 發生在 2016 年 6 月英國伯明翰區域的一次洪水事件。圖中彩色網格顯示出雷達觀測到的降雨強度分布（紅色為最高強度降雨）。三角形標記表示淹水街道的位置，而地面雨量站觀測網路（圓形標記）剛好沒有捕捉到對流雨系統之核心。

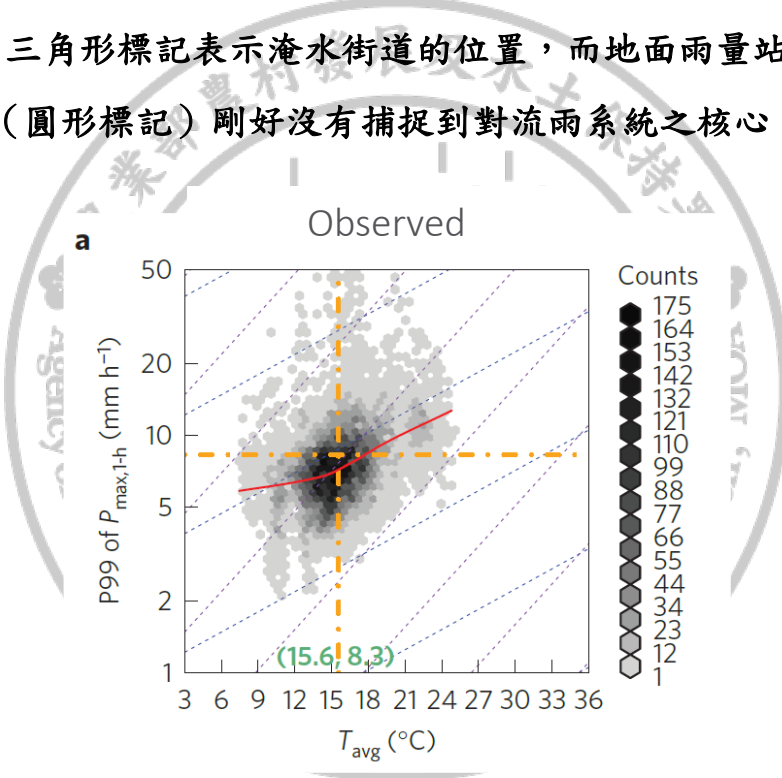


圖 1-2 由高解析度氣候變遷模式所產生的夏季月份 1 小時極端降雨 (PE_x) 與溫度 (T) 之間的關係。此圖顯示小時尺度之極端降雨在氣候變遷的影響下呈現增長趨勢。

資料來源：Moustakis et al. (2020)

第二章 工作執行方法與步驟

第一節 工作執行方法

本計畫執行工作流程如所示，主要包括雷雨胞資料庫建立（Rain Cell Database）、降雨估算（Rain Estimation Module），以及對流雨即時預報（Convective Storm Nowcasting Module）等三大模組。其中，雷雨胞資料庫建立旨在透過暴雨追蹤演算法（storm tracking algorithm），從三維雷達觀測資料中，提取出雷雨胞及移動路徑（tracks）等資訊，並存取至設計好之雨胞資料庫，方便後續其他雨胞數據、特徵分析及開發使用。降雨估計模組則是利用全國範圍的雷達降雨產品（QPESUMS）及地面測站資料，搭配從三維雨胞中提取的資訊，提供高準確度和高解析度區域降雨估算。對流雨即時預報模組則是利用本研究團隊與英國氣象局（UK Met Office）共同開發之雷雨胞短延時集合預測技術為基礎，搭配從雷雨胞資料庫提取之三維特徵所開發之雨胞演化預測模組，旨在提供更精確、富含資訊有價值（informative）之短延時降雨預報。

實際工作執行拆分成五個工作項目（Workpackages, WPs），以下將針對每個工作項目做說明。

一、工作項目一（WP 1）：降雨資料收集、文獻回顧

WP1 負責相關降雨資料蒐集、前處理及品質管理，包括過去 10 年以上之地面雨量站資料、中央氣象署（Central Weather Administration, CWA）的 QPESUMS 二維及三維雷達觀測（降雨及回波）數據；並且根據數據的初步分析結果，選擇 1-2 個測試點。此外，也會針對高解析度降雨估計和預測進行文獻回顧。

二、工作項目二（WP 2）：雷雨胞資料庫建立

本工作項目負責建立雷雨胞資料庫，透過先進的雷雨胞追蹤演算法來分析和提取二維及三維雷雨胞資訊，然後將所有辨識出的雷雨胞存儲至一個高性能的資料庫。此外，並設計及發布應用程式介面（application programming interface, API），可供本計畫和其他後續研究使用、擷取歷史雷雨胞資訊。

三、工作項目三（WP 3）：降雨估算模組開發

本工作項目旨在開發高解析度區域降雨估算模組，透過測試多種雷達、雨量站數據融合技術，於本計畫測試點，選擇最適合該區域之降雨資料融合方法。此外，本計畫也將探索以機器學習方法從 WP 2 開發之雷雨胞資料庫提取有效資訊，提高對流雨降雨估算之品質。

四、工作項目四（WP 4）：對流雨即時預報模組開發

WP 4 負責開發於對流雨即時預報模組，改良本團隊過去協助英國氣象局開發之雷雨胞短延時集合預測技術，預測短時間範圍內雷雨胞之走向。此外，本計畫也將探索以機器學習方法從 WP 2 開發之雷雨胞資料庫提取有效資訊，協助預測雷雨胞於短延時範圍之演化。

五、工作項目五（WP 5）：報告撰寫及研究成果發表

本工作項目負責報告撰寫及研究成果發表、推廣。除了計畫期中、期末報告和學術成果發表外，我們將組織兩個專家工作坊來分享、討論計畫之研究成果。

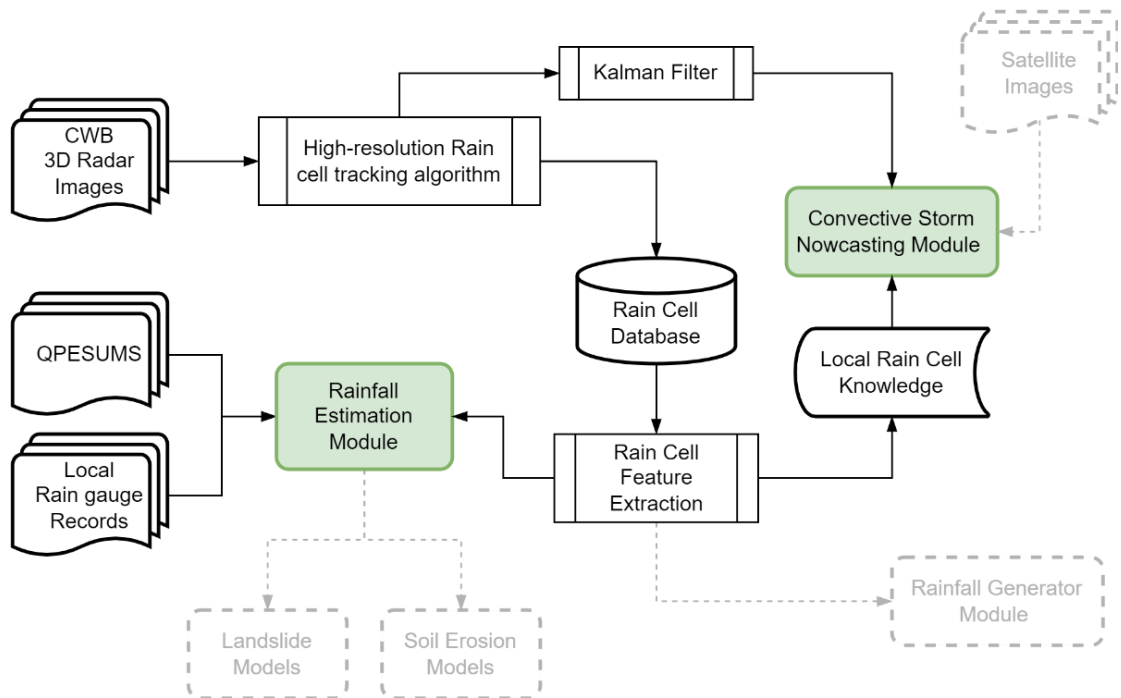


圖 2-1 本計畫主要工作流程示意圖。關鍵模組包括雷雨胞資料庫建立（Rain Cell Database）、降雨估算（Rainfall Estimation），以及對流雨即時預報（Convective Storm Nowcasting）模組開發。此外，本研究計畫未來潛在延伸模組，例如使用衛星影像和相關水文模擬，以淡灰色虛線區塊表示。

第二節 工作執行步驟

根據本計畫規劃之工作流程（圖 2-1），實際工作執行可以拆分成四個主要步驟，以下將簡要說明計畫每個步驟之內容，。

一、雷雨胞資料庫建立

本計畫改良自計畫主持人與比利時魯汶大學學者於 2018 年共同開發之二維對流雨胞追蹤演算（演算法之詳細描述，請參考附錄二）。改良的演算法先從二維雷達回波影像中識別雷雨胞（convective rain cell, or cell）及其隨時間移動之軌跡（track）。根

據辨識出之二維雷雨胞之雷達網格位置，加上一事先給定之額外空間搜尋範圍（buffer），我們可以回到三維雷達回波觀測資料，搜尋該雨胞在不同垂直層之位置，藉此重建出完整之三維雷雨胞物件及移動軌跡，並計算其幾何及強度特徵（properties），例如雨胞面積、體積、長短軸，二維及三維雨胞平均回波強度，以及三維雷雨胞核心高度（convective core altitude）等，二維、三維雷雨胞之網格資訊及相關特徵則進一步儲存至資料庫供其他應用所使用。

此處雷雨胞及軌跡資料，除了用作協助歷史雷雨胞資料庫之建立，也會貢獻於雷雨胞特徵萃取機器學習模型之訓練資料集，以及以下要說明之結合卡爾曼濾波器的雷雨胞移動預測模型。

二、探索機器學習技術於雷雨胞特徵擷取之應用

本工作步驟首先透過文獻回顧，整理目前人工智慧於短延時降雨預測之發展、應用（請參考本章第三節），然後進一步探討在雷雨胞預測、三維氣象雷達應用之發展及可能性，藉此發展出一以 LSTM 模型為基礎之雷雨胞特徵演化預測模組。

三、開發降雨估計模組

本工作步驟首先透過文獻回顧，整理、分類現有的雷達-雨量計資料融合方法（請參考本章第三節），然後就每個方法分類挑選出 1-2 最常用或是文獻中效果最佳之方法進行實作。此外，本工作執行步驟亦參考 Wang et al. (2015) 提出結合 local singularity analysis 之雷達、雨量站資料融合方法，該方法從二維雷達影像抓取出之 singularity 與高強度降雨之發生位置高度重合，可以作為結合雷雨胞特徵方法之參考。

四、開發對流風暴即時預報模組

本計畫改良自計畫主持人協助英國氣象局開發的即時預報系統作為基礎模型，該模型主要包含兩個部分：雷雨胞追蹤演算法和基於卡爾曼濾波器之雷雨胞移動預測模型。前者從即時雷達影像識別具對流性之降雨物件（即雷雨胞），並建立與前一時間識別之雷雨胞之間之關聯性。根據以上過程，可以重建出每個雷雨胞之移動歷程，然後，導入後者之卡爾曼濾波器來協助預測雷雨胞在接下來的幾個時間步驟中可能的移動。該系統可以提供可靠又富含資訊（informative）之雷雨胞移動集合預測（ensemble forecast）。

實際執行雷雨胞追蹤部分，本計畫採用 Muñoz et al. (2018) 提出之高解析度雷雨胞追蹤演算法，其演算法內容詳述於附錄二。結合卡爾曼濾波器之方法則是採用 Rossi et al. (2015) 提出之應用方法為基礎加以改良。我們將卡爾曼濾波器的狀態矩陣（state matrix）定義為一個 4 維向量，包括雨胞質心位置和速度向量等資訊；觀測值則是使用雷雨胞追蹤演算法即時推估出之質心。透過在每個雨胞歷史路徑上運行，我們可以估算出最佳的卡爾曼增益（Kalman gain），從而更佳地估計雷雨胞移動位置和速度的預測不確定性。

第三節 關鍵技術文獻回顧

本節分別就人工智慧在短延時降雨預測之發展概況，以及現有雷達、雨量站降雨資料融合技術作回顧、說明。

一、機器學習模型於短延時降雨預測之發展

機器學習應用於天氣預報的趨勢可以追溯到 1990 年代初期（McCann, 1992; Gardner and Dorling, 1998; Toth et al., 2000），經過

多年發展以及硬體設備之進步，機器學習的預測能力已經大幅提升。對於短延時降雨預報之具體應用，許多早期的發展（以及相關的後續延伸發展）主要是針對傳統（非機器學習）模型無法有效處理的特定挑戰進行改善（McCann, 1992; Grecu and Krajewski, 2000; Toth et al., 2000; Gainguly, 2002; Manzato, 2007; Collins and Tissot, 2015; Mecikalski et al., 2015; Ahijevych et al., 2016; Ukkonen et al., 2017; Han et al., 2017; Foresti et al., 2019）。其中一個常見的應用是協助預測對流啟始（convective initiation）。例如，Mecikalski et al. (2015) 和 Ukkonen et al., (2017) 使用類神經網絡模型（Artificial Neural Network, ANN），通過結合數個不同資料來源，如雷達、衛星圖像和數值天氣預報的大氣變量，來預測對流啟始。另一個挑戰是預測降雨結構的隨時間之演化（evolution）。例如，Grecu and Krajewski (2000) 和 Foresti et al. (2019) 利用神經網絡模型從長時間歷史雷達資料中學習降雨場的生長和衰減（growth and decay）特徵。雖然這些研究都顯示出機器學習提升現有預報模型之能力，然而值得注意的是，這些研究中沒有任何機器學習模型是用來預測降雨場的整體移動和演化過程。具體而言，這些發法都需要結合其他技術（例如電腦視覺或 NWP）來驅動降雨場之變化。例如，Foresti et al. (2019) 使用 MAPLE（McGill Algorithm for Precipitation nowcasting using Lagrangian Extrapolation）變分回波追蹤法（Variational Echo Tracking, VET）來推估降雨場之移動變化；而 Mecikalski et al. (2015) 則是依賴 NWP 來驅動降雨隨時間之變化。

從機器學習的角度來看，上述之發展主要是應用早期、結構較為簡單、最被廣泛使用的類神經網絡架構：多層感知器（Multilayer

Perceptron, MLP) 進行開發。然而自從 Hinton et al. (2006) 引入了深度學習 (Deep Learning, DL) 以來, 許多新的、更複雜的 ANN 模型已經被提出、應用。這些模型大致上可以被分作二種類型的架構, 即卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 和循環神經網路 (Recurrent Neural Network, RNN)。前者多被應用於圖像識別和分割, 而後者則引領出一個全新的人工智慧應用典範

(paradigm), 稱作 Sequence to Sequence (seq2seq), 目前已經被廣泛應用於翻譯和時間序列預測 (Sutskever et al., 2014)。這兩種架構在多個科學領域都取得了重大突破, 如醫學影像分析、材料設計等 (Litjens et al., 2017; Kim et al., 2021; Wang, 2022)。近年來, 也開始有研究嘗試將這兩種架構應用於短延時降雨預報。早期的嘗試包括由 Shi et al. (2015) 提出的即時預報模型, 使用了卷積長短期記憶 (ConvLSTM) 的循環神經網路架構, 通過使用鄰近雷達網格的過去狀態來預測目標網格的降雨。Shi et al. (2017) 進一步提出了應用改良後的 RNN 架構, 即 TrajGRU (Trajectory Gated Recurrent Unit) 模型; 該應用成展現出深度學習於即時降雨預報之巨大潛力。此後, 多個深度學習模型被提出, 試圖提升預報之準確性及延長預報延時, 其中最具代表性的模型包括 RainNet 和 MetNet, 分別根據不同的深度學習架構或技術, 如 U-Net 和 Axial Attention (Ronneberger et al., 2015; Agrawal et al., 2019; Ayzel et al., 2019, 2020; Sønderby et al., 2020; Marrocu and Massidda, 2020)。類似於 TrajGRU 模型之成果, 這些模型在預測降雨的發生與否 (Rain or not), 以及延長預測延時兩方面, 已超越傳統非人工智慧模型。然而, 許多這些模型 (及其變體) 都有共通的缺點, 即預測的降雨空

間分布會在很快的延時範圍內（可能在 15-20 分鐘的內）變得過於平滑，這表示有大量的空間降雨細節被忽略，對於特定水文應用，例如城市流動和洪水預報，這樣的缺點會造成小尺度降雨變異性（尤其是局部峰值）之低估（Ochoa-Rodriguez et al., 2015）。2021 年，DeepMind 提出了一種基於生成對抗網絡（GAN）架構的即時降雨預報模型：DGMR（DeepMind's Deep Generative Model of Radar; Ravuri et al., 2021）。DGMR 透過導入潛在噪聲（latent noise），成功地改善了過分平滑的問題，使得小尺度降雨細節得以保留，因此可以更好地預測局部峰值的強度，DGMR 產生的降雨預報，於水文應用中具有非常高的潛力。

從以上文獻回顧可以發現，近年來深度學習之應用重心多放在以雨場為目標之短延時降雨預測（field-based nowcasting），以雨胞物件為目標之短延時預測模型（object-based nowcasting）較為有限（Shehu and Haberlandt, 2022）。然後因為對流雨本身之空間結構特性，後者對於對流雨之預測往往表現較佳，因此本計畫將嘗試在此方向有所突破。

二、雷達及雨量站資料融合技術

雷達、雨量站降雨資料融合是已經被廣泛應用於大尺度水文模擬之技術，文獻中已經有許多方法被提出，也有針對不同融合技術加以分類之文獻（Wang et al., 2013；Decloedt et al., 2013；McKee & Binns, 2015；Ochoa-Rodriguez et al., 2019）。根據 Ochoa-Rodriguez et al. (2019)，融合技術可以大致分為三類：（1）雷達降雨偏差調整法；（2）以雷達空間關聯作為附加資訊之雨量站降雨量內插法；（3）雷達、雨量站降雨數據整合法。以下將講述各分類技術之融合

原理，以及實務上最常見、最具代表性之方法。

(一) 雷達降雨偏差調整方法

這類方法的原理為假設地面雨量站之量測值能夠以某種形式代表真實降雨（例如其空間平均可以當作真實區域降雨量），然後用來校正對應之雷達降雨估算偏差（bias）。此類方法推估出之融合降雨量通常以整個雷達空間降雨作為背景，然後透過乘法或是加法應用校正因子來簡單調整雷達數值。校正因子之計算通常是依據給定時間段內雨量站和雷達降雨之差值，可能是由長期（靜態）或是短期（動態）觀測值推估而成（Smith et al., 2007；Harrison et al., 2009；Wright et al., 2014；Borup et al., 2016）。

此類方法中最簡單也是最常被使用的方法是平均偏差調整法（MFB，Mean Field Bias correction）。此方法假設雷達降雨誤差在特定空間範圍內為均勻分布，產生偏差之原因可能是由於雷達訊號校正時的數值偏移。這種方法經常使用乘法校正因子，而校正因子最簡單、常用的估算方式為求取固定時間段內雨量站和相對應雷達降雨量空間平均值之比例，然後將此比例值作為校正因子與整個空間範圍內之雷達降雨相乘（Smith et al., 2007；Harrison et al., 2009）。文獻中還有許多更複雜之偏差調整方法，例如考慮偏差的空間變異性（Cole & Moore, 2008），或是利用卡爾曼濾波演算法（Kalman filter）估算偏差於時間上之演變（Fulton et al., 1998；Chumchean et al., 2006），不過其應用原則上都與 MFB 相差不大。

(二) 以雷達空間關聯作為附加資訊之雨量站降雨量內插法

不同於偏差調整法，內插法並不使用雷達空間降雨作為背景；相反地，這類方法是利用雷達降雨之空間關聯性，來幫助雨量站資

料進行空間內插（spatial interpolation）；此類方法皆由地質統計理論發展而來，大多為克利金法（kriging）之延伸。由於克利金法為無偏差最佳線性估算法（unbiased best linear estimator），因此此類方法之特色是估算出之融合降雨與雨量站降雨觀測值沒有數值上的偏差。

此類方法中最被廣泛使用的為外部趨勢克利金法（Kriging with External Drift, KED）（Wackernagel, 2003）。KED 是克利金法之延伸，其中外部趨勢變量（在此為雷達降雨量）會提供內插時的輔助資訊，因此內插之過程，會受到目標值與雨量站位置，以及與雷達降雨值之間的空間關聯性之影響。

此類方法中另一個被廣泛使用的是條件融合法（conditional merging），由 Ehret（2002）首先提出，然後 Sinclair & Pegram（2005）改善及測試，在文獻中也稱為克利金雷達誤差校正法（kriging with radar-based error correction, KRE）。KRE 法首先利用位於雨量站位置之雷達網格資料進行克利金內插，然後將內插之雷達雨場和原始雷達雨場相減，此相減之差可以用來代表克利金內插之誤差分布，相差值較大的地方，通常離雨量站位置較遠，該處之內插品質也較低，需要較多誤差校正；然後 KRE 法將以上雷達相差分布值添加至雨量站之克利金內插雨場，如此雷達之空間結構就被納入了基於雨量站內插所產生之雨場。

（三）雷達、雨量站降雨數據整合法

不同於以上兩類方法，整合法並不特別偏向使用雷達或雨量站（內插）資料作為背景參考值，而是藉由找到將降雨估算之整體不確定性（overall estimation uncertainty）降到最低之方式，將兩種降

雨數據作數值上的實質結合。因此融合降雨估算量通常為雷達和雨量站降雨量測值之加權平均（weighted average），而相關權重則是根據雷達、雨量站降雨數據之相對不確定性來求取。例如，在雨量站稀少的地區，利用雨量站資料估算該處降雨之不確定性相對較高，因此最終融合之降雨場自然與雷達降雨場較為相似；而在雨量站密度高的地區，最終融合之降雨場就與雨量站（內插）降雨場較為類似（Kitzmler et al., 2013）。

聯合克利金法（Co-kriging, CoK）為文獻中主要的降雨數據整合方法之一。CoK 將雷達和雨量站降雨數據合併至單一個（聯合）克利金矩陣系統中，求解該矩陣系統之過程，等同於將估計誤差之變異性最小化。CoK 是克利金法的多變量版本延伸，目的是利用有良好空間分布之共同（或是次要）變量（例如雷達 QPE）來幫助空間分布不佳之主要變量（例如雨量站資料）完成空間內插（Journel, 1989）。CoK 之概念與前述之 KED 相似，皆是將雷達資料納入雨量站資料內插之克利金矩陣系統，然而根本區別在於，KED 僅使用雷達數據的空間關聯來影響內插值之（線性）權重，因此本質上，所有的融合數值都還是雨量站數據之線性組合。而在 CoK 中，最終融合數值是雷達與雨量站數據之（線性）組合。

貝式資料融合（Bayesian data merging, BAY）（Todini, 2001）為另一個主要的降雨數據整合方法；不同於 CoK 整合雷達、雨量站資料至單一矩陣系統，BAY 則是分別量化雷達及雨量站降雨估算之不確定性，然後透過比較兩者不確定性之相對大小，推估出將整體不確定性最小化之方式來融合降雨數據。BAY 資料融合法包含三個步驟：（1）利用克利金法內插出雨量站空間降雨場，並利用克利金

法估算之誤差共變異數矩陣（error covariance）來代表雨量站降雨之不確定性；（2）將雷達降雨場與雨量站內插降雨場相減，以獲得降雨估算偏差場，此偏差場之共變異數矩陣可用來推導出雷達降雨之不確定性；（3）利用卡爾曼濾波演算法分析雷達、雨量站之相對不確定性、按比例組合出融合降雨數值。



第三章 工作進度與交付項目

第一節 計畫甘特圖及問題說明

本計畫原先規劃及調整後之執行甘特圖分別如圖 3-1 及圖 3-2 所示。工作執行進度之調整主要原因包括計畫起始時間較原先規劃晚一個多月，因此部分工作項目順延一個月。此外，本計畫於處理中央氣象署的三維雷達回波資料，以及選擇事件、區域時遇到許多技術上之挑戰，主要包括：

- 資料蒐集及品質審核、前處理花費時間遠超過預期：中央氣象署之雷達回波資料格式為高度客製化之二進位格式（binary format），該格式不符合當前國際氣象水文界流通之趨勢，因此本計畫花費大量額外時間改善此缺點，並開發相關開源工具¹將原本高度客製化之格式，轉換成國際流通之 HDF5 格式，相關格式比較以及雷達資料前處理說明可參考附錄四。
- 部分技術移植到中央氣象署雷達回波資料效果不如預期。此部分主要問題有兩方面的問題；第一個問題是中央氣象署雷達回波資料為每十分鐘一筆，此時間析度對於雷雨胞追蹤偏

¹ 中央氣象署雷達回波開源工具：<https://github.com/isaacgbhk/Qpesums-to-hdf5/>

低，因為雷雨胞的生命週期短、演化速度快，因此需要額外調整部分參數來降低資料低時間解析度之影響。第二個問題是台灣複雜的地形及熱帶氣候之效應，造成許多區域雷雨胞移動之軌跡較為特別，雨胞演化之生命週期結構也較為複雜。此部分在跟專家諮詢之後，決定放棄原本台北市之選址，改為選擇地形效應較為單純之高雄作為實驗場域，因此花費額外重新整理資料、調整實驗設計。

為了降低以上問題對於計畫執行進度產生之風險，本計畫除了如期推進雷達、雨量站降雨資料融合工具之實作，在提早在期中之前先進行短延時降雨預測模組之開發，只是改為先用計畫主持人蒐集之英國氣象局三維雷達回波產品協助模組開發。另外，雨胞資料庫之開發也受到前述之影響，在 API 設計部分做了進度調整，因此，目前成果多為使用英國氣象局資料之結果，中央氣象署部分目前完成事件選取，以及演算法之應用，相關成果則正在整理，預計在成果報告時可以提供。

Tasks			Deliverables			Month											
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
WP1: Data Collection, Literature Review & Pilot Setup																	
WP1.1	Literature Review	D1.1	Review report on rainfall estimation and nowcasting (given in midterm and final reports)														
WP1.2	Historical rainfall data collection and processing	D1.2	Archived of pre-processed rain gauge and radar (QPESUMS and 3D Product) data														
WP1.3	Pilot catchment selection and setup	D1.3	A selected pilot catchment														
WP2: Constrution of Rain Cell Database (DB)																	
WP2.1	Radar rain cell extraction	D2.1	Ascript for radar rain cell extraction														
WP2.2	DB design and implementation	D2.2	A rain cell DB with Restful APIs														
WP2.3	DB API development																
WP3: Development of Rainfall Estimation Module																	
WP3.1	Comparison of selected rainfall merging methods	D3.1	A selection of rainfall data merging tools														
WP3.2	Integration of 3D rain cell information	D3.2	A method for integrating 3D rain cell information														
WP3.3	Module evaluation	D3.3	Evaluation report (given in midterm report)														
WP4: Development of Convective Storm Nowcasting Module																	
WP4.1	Development of thunderstorm rain cell nowcasting model	D4.1	An object-based rainfall nowcsting model														
WP4.2	Integration of local rain cell knowledge	D4.2	A method for integrating regional rain cell knowledge														
WP4.3	Module evaluation	D4.3	Evaluation report (given in final report)														
WP5: Reporting, dissemination and publication																	
WP5.1	Workshops	D5.1	Two focused workshops to disseminate findings and tools developed														
WP5.2	Midterm report	D5.2	A report summarising findings in developing rainfall estimation module														
WP5.3	Final report	D5.3	A report summarising findings in developing rainfall estimation and nowcasting modules														

圖 3-1 本計畫申請時原先規劃之執行甘特圖



Tasks		Deliverables		Month											
				1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
WP1: Data Collection, Literature Review & Pilot Setup															
WP1.1	Literature Review	D1.1	Review report on rainfall estimation and nowcasting (given in midterm and final reports)												
WP1.2	Historical rainfall data collection and processing	D1.2	Archived of pre-processed rain gauge and radar (QPESUMS and 3D Product) data												
WP1.3	Pilot catchment selection and setup	D1.3	A selected pilot catchment												
WP2: Constrution of Rain Cell Database (DB)															
WP2.1	Radar rain cell extraction	D2.1	A script for radar rain cell extraction												
WP2.2	DB design and implementation	D2.2	A rain cell DB with Restful APIs												
WP2.3	DB API development														
WP3: Development of Rainfall Estimation Module															
WP3.1	Comparison of selected rainfall merging methods	D3.1	A selection of rainfall data merging tools												
WP3.2	Integration of 3D rain cell information	D3.2	A method for integrating 3D rain cell information												
WP3.3	Module evaluation	D3.3	Evaluation report (given in midterm report)												
WP4: Development of Convective Storm Nowcasting Module															
WP4.1	Development of thunderstorm rain cell nowcasting model	D4.1	An object-based rainfall nowcsting model												
WP4.2	Integration of local rain cell knowledge	D4.2	A method for integrating regional rain cell knowledge												
WP4.3	Module evaluation	D4.3	Evaluation report (given in final report)												
WP5: Reporting, dissemination and publication															
WP5.1	Workshops	D5.1	Two focused workshops to disseminate findings and tools developed												
WP5.2	Midterm report	D5.2	A report summarising findings in developing rainfall estimation module												
WP5.3	Final report	D5.3	A report summarising findings in developing rainfall estimation and nowcasting modules												

圖 3-2 本計畫調整後之工作執行甘特圖



第二節 計畫交付項目

本計畫規劃五個主要工作項目（WP），共十四個交付項目（如圖 3-2 所示），以下將根據各工作項目分項說明目前進度、成果。

一、工作項目一（WP 1）：降雨資料收集、文獻回顧

本工作項目主要交付項目為：

- D1.1 降雨估算、短延時預測文獻回顧：此部分請參閱本報告第二章「關鍵技術文獻回顧」。
- D1.2 歷史雨量站、雷達資料蒐集、前處理：雨量站部分我們透過民生公共物聯網蒐集涵蓋 929 個雨量站的雨量資料（空間分布及隸屬單位整理如圖 3-3 所示），時間範圍從 1998 年至今。在 1998 年至 2017 年期間，資料的時間解析度為 1 小時，而在 2018 年之後則提高至 10 分鐘的解析度。雷達資料部分，本計畫直接與中央氣象局購買過去近十年之二維雷達定量降雨（QPESUMS）及三維雷達降雨資料，並進行品質確認、格式改善，以及常見之三維雷達回波產品之計算產製（詳細內容請參考附錄四）。
- D1.3 測試點選定：經過 2023/09/15 第一次專家諮詢會議討論後，決定採納諮詢委員李天浩教授建議，選取高雄為本計畫之測試區域，減少強烈地形效應對目前演算法準確度之影響。實際研

究區域範圍如附錄四、圖 A-6 所示。

二、工作項目二（WP 2）：雷雨胞資料庫建立

本工作項目主要交付項目為：

- D2.1 氣象雷達雷雨胞擷取工具：本工具根據 Muñoz et al. (2018) 演算法開發，以 Python 程式撰寫，已經實作完成，如圖 3-5 所示，此工具可以從二維、三維雷達觀測值，根據選定之閾值，擷取出雷雨胞及其軌跡之資訊，相關演算法細節可以參考附錄二。
目前已經應用此工具處理中央氣象署選定暴雨事件之雷達回波資料，相關事件以及擷取之雷雨胞統計數據可以參考附件五、表 A-4。
- D2.2 雷雨胞資料庫及資料擷取 API 設計：雷雨胞資料庫、API 之設計架構如圖 3-4 所示，利用 MongoDB 實作後端資料庫，且透過多場討論會議、諮詢國家地震中心及方圖科技有限公司專業前、後端開發者，共同完成 API 之設計，目前已經使用英國氣象局和中央氣象署雷雨胞資料進行過測試，前端介面如圖 3-5 所示。

三、工作項目三（WP 3）：降雨估算模組開發

本工作項目主要交付項目為：

- D3.1 雷達、雨量站降雨資料融合工具實作：目前已經根據文

獻回顧之方法分類，實作四種技術，分別為平均偏差調整法、外部趨勢克利金法、克利金雷達誤差校正法，以及貝式資料融合，預計於成果報告中提供連結分享相關工具。

- D3.2 整合三維雷達資訊至降雨估算之方法開發：此技術目前因為地表雨量站和三維雷達回波資料之誤差偏大，正在調整相關參數。
- D3.3 降雨估計評估報告：目前正在整理結果，待成果報告時提供。

四、工作項目四（WP 4）：對流雨即時預報模組開發

本工作項目主要交付項目為：

- D4.1 雷雨胞物件短延時預測模型：此模型根據第二章、第二節「開發對流風暴即時預報模組」描述之技術開發，模型已完成（模型開發示意圖如圖 3-6 所示），利用英國三維雷達資料之主要結果如圖 3-7 所示，目前已經應用於高雄區域選定之暴雨事件，正在進行結果分析、整理。
- D4.2 整合區域雨胞資訊至預報之方法：本計畫根據三維雷雨胞特徵，以深度學習技術開發出一區域雷雨胞特徵演化預測模型。該模型之概念發想自三維雷達觀測到的雷雨胞生命週期演變（如圖 3-8 所示），從演變過程可以發現，雷雨胞之核心高

程 (core altitude) 變化，可以提供雷雨胞生命週期過程的重要資訊。有鑒於此，本計畫從雷雨胞資料庫萃取出三維雷雨胞重要特徵資訊（包括雨胞大小、形狀等幾何資訊，以及平均回波等強度資訊），利用 LSTM 深度學習模型進行學習。初步應用英國資料之結果如圖 3-9 及圖 3-10 所示，透過本計畫建立之預測模型，可以在任何雨胞生命階段，有效預測其特徵演變，其中三維雷達資訊對於降雨強度之預測有很大之效過，根據統計數據，於前 15 分鐘預報，雷雨胞強度之預測誤差可降低達 50%。相關研究已經投稿至國際知名期刊，目前正在審查中 (Cheng et al., 2023)。

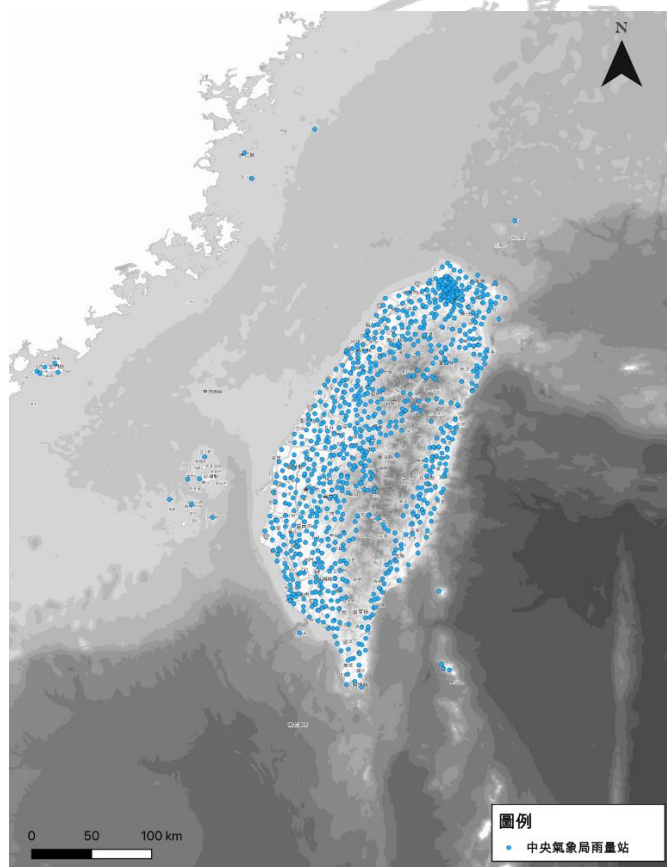
- D4.3 降雨預報評估報告：相關技術正在應用至本計畫於高雄區之選取暴雨事件，目前正在整理結果預計於。

五、工作項目五 (WP 5)：報告撰寫及研究成果發表

本工作項目主要交付項目為：

- D5.1 辦理兩場專家會議：日前於九月十五日辦理第一場專家會議，邀請中原大學副教授林旭信，以及前台大土木系副教授李天浩擔任諮詢專家。第二場專家會議，由於兩位諮詢專家的時間上配合不上，因此於十二月八日及十二月十一日分別與李天浩及林旭信教授開會討論計畫成果。

●D5.2 / D5.3 期中、期末報告及成果分享：除了期中、期末報告，本計畫部分研究成果已在 2023 年 6 月之土木水利學會會刊分享，也已經在 2023 年 9 月的歐洲氣象學會年會²口頭發表。此外，目前已經根據雨胞演化模型投稿一篇國際知名期刊，審查結果為小幅度修改，目前已經完成審查意見回覆；另外，也正在根據雷雨胞短延時預測模型之結果，撰寫第二篇英文期刊文章。



隸屬單位	雨量站個數
局屬無人測站	538
水利署第 10 河川局	24
農委會水土保持局	85
水利署第 4 河川局	14
北市府大地工程處	22
中央氣象局	71
水利署第 9 河川局	13
水利署第 1 河川局	16
水利署第 7 河川局	30
農田水利會	1
水利署第 2 河川局	20
水利署第 5 河川局	14
水利署第 3 河川局	12
北市府水利處	27
石門水庫	9
水利署第 8 河川局	16
水利署第 6 河川局	11
翡翠水庫	6
合計	929

² EMS 2023: <https://meetingorganizer.copernicus.org/EMS2023/session/47575>

圖 3-3 中央氣象局全台雨量站空間分布示意圖（左圖）及隸屬單位分布（右圖）

資料來源：民生公共物聯網³

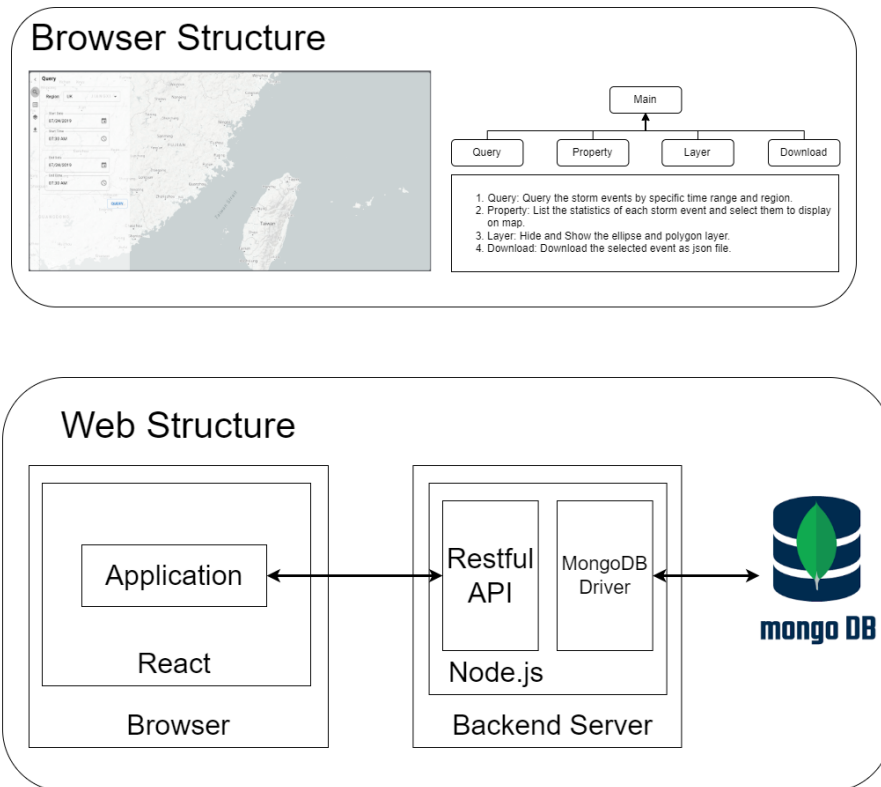


圖 3-4 本計畫設計、實作之後端雷雨胞資料庫、API（下圖），以及前端之雷雨胞查詢、展示平台架構（上圖）。

³ 降雨資料來源連結：

https://history.colife.org.tw/#/?cd=%2F%E6%B0%A3%E8%B1%A1%2F%E4%B8%AD%E5%A4%A%E6%B0%A3%E8%B1%A1%E5%B1%80_%E9%9B%A8%E9%87%8F%E7%AB%99

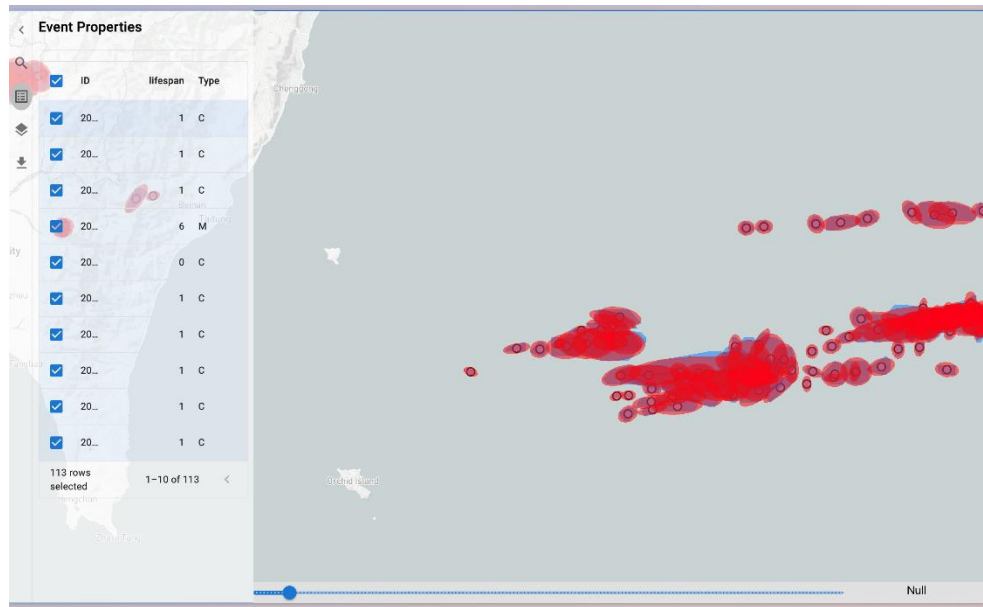


圖 3-5 本計畫開發之雷雨胞資料庫前端搜尋、索引介面。圖中為 2023/06/24 事件從中央氣象署三維雷達回波資料萃取出雷雨胞。

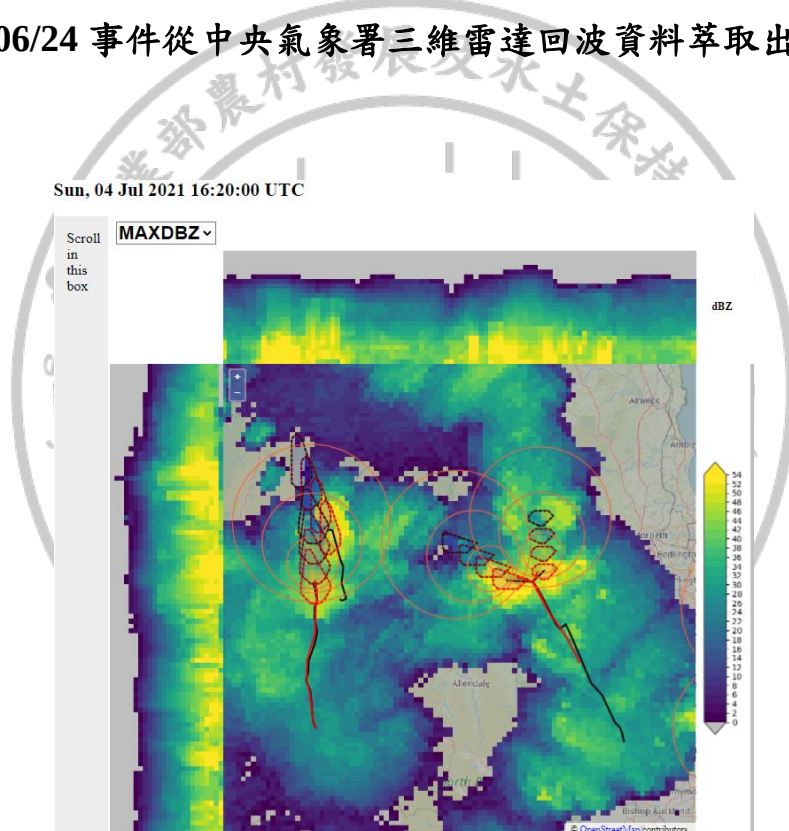


圖 3-6 雷雨胞物件短延時預報模型示意圖（註：本工具初期使用英國氣象局雷達資料進行開發，因此此處展示資料為英國氣象局資料。

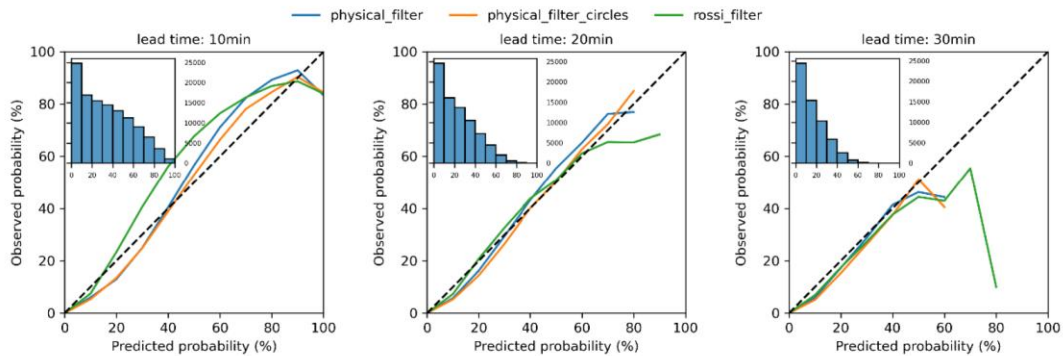


圖 3-7 本計畫開發之短延時對流雨預報模型與 Rossi et al. (2016) 模型之於 10-30 分鐘預報之比較。相較於原始 Rossi et al. (2016) 模型（綠線），本計畫之模型（綠色及橘色）之校準曲線（reliability diagram）更為貼近 45 度斜線（註：此處展示資料為應用英國氣象局三維雷達資料之結果）。

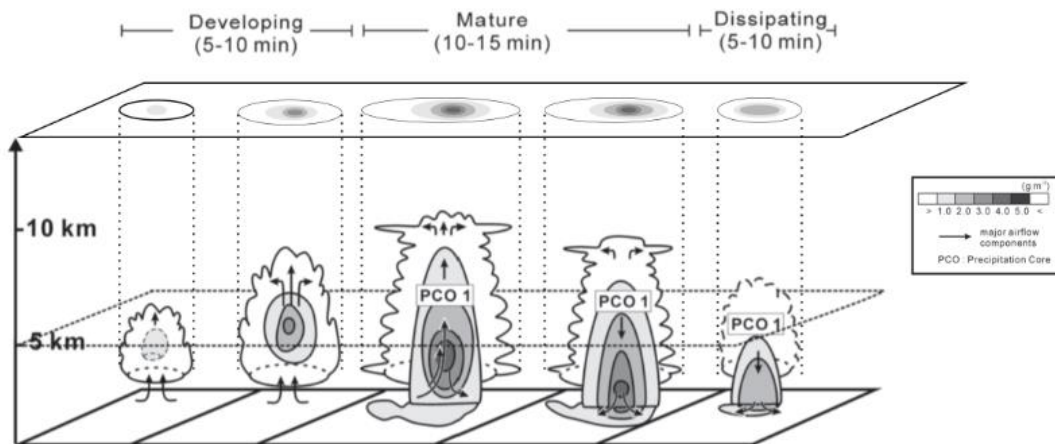


圖 3-8 單核雷雨胞隨時間在不同生命階段之演化及二維投影示意圖（此圖修改自 Kim et al. (2012)）。

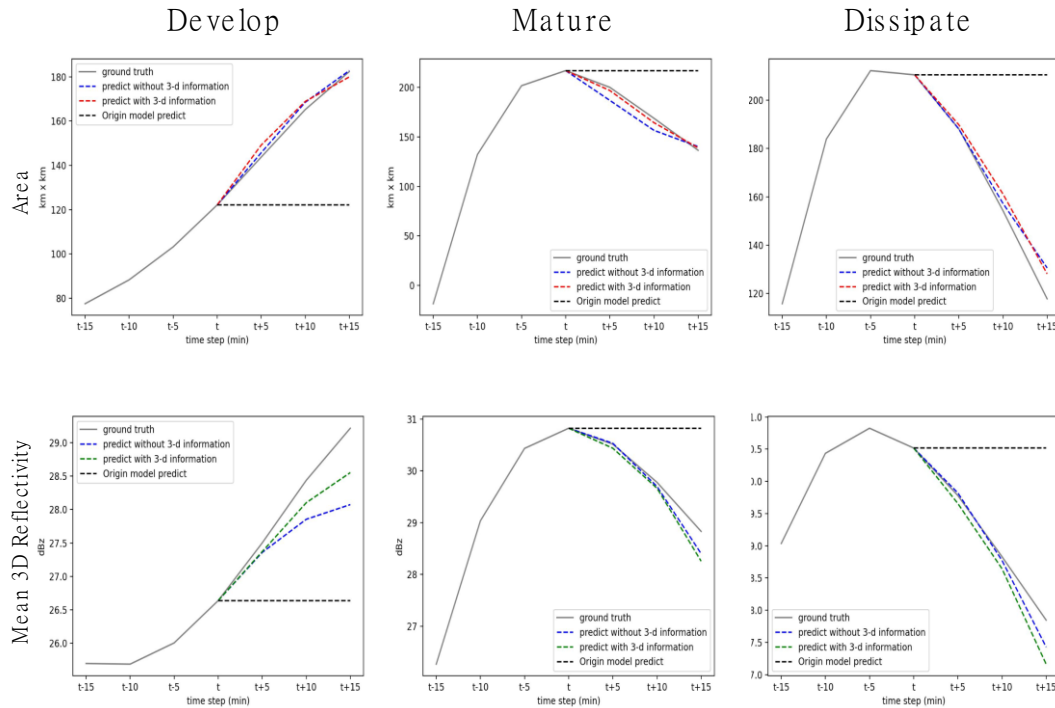


圖 3-9 本計畫提出之雷雨胞演化預測模型可用於不同生命階段之雨胞演化預測。三維雷達資訊對於降雨強度特性（下圖）之預測較幾何特性（上圖）有幫助。

（註：此處展示資料為應用英國氣象局三維雷達資料之結果）

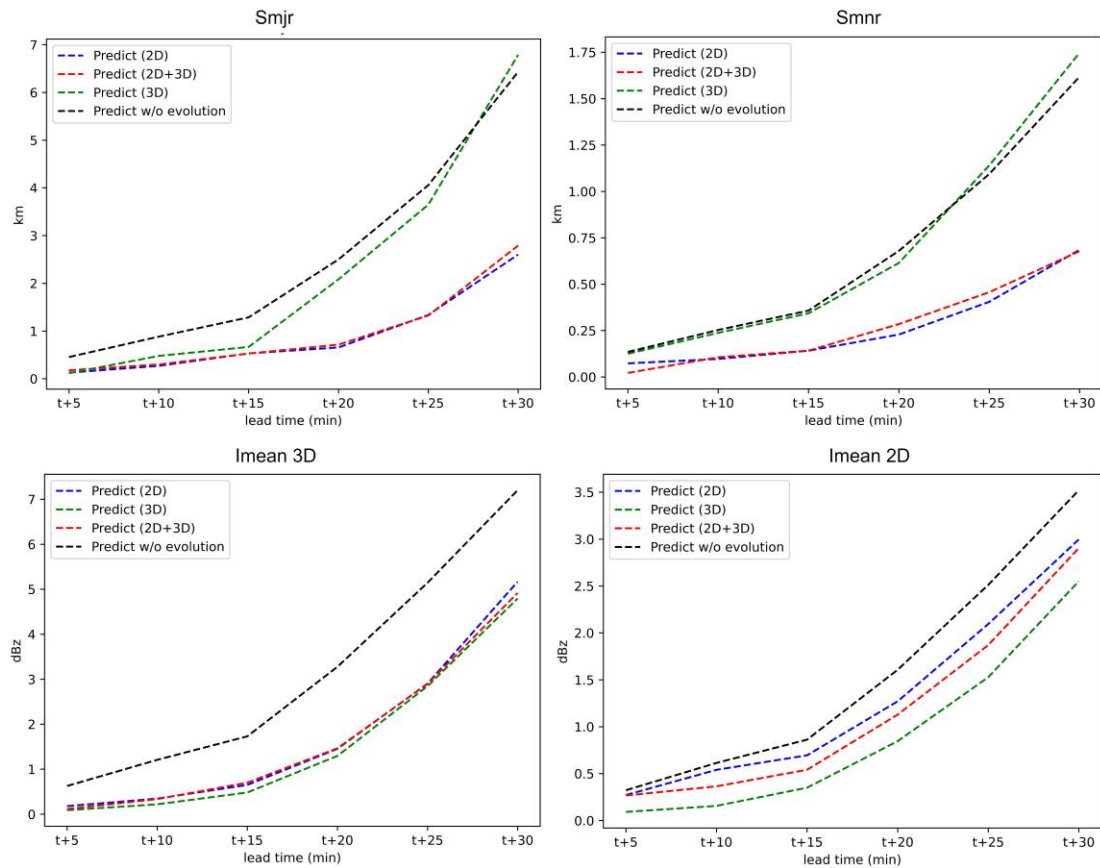


圖 3- 10 本計畫提出之雷雨胞演化預測模型針對兩胞幾何及強度特徵之預測結果。圖中可見，於二維、三維回波強度，本計畫模型（綠線）於前 15 分鐘預報時，相較於原來未考慮兩胞演化之預測模型，可以降低近 50%之偏差。

（註：此處展示資料為應用英國氣象局三維雷達資料之結果）

第四章 結論及建議

第一節 結論

本計畫旨在探索三維氣象雷達於區域午後雷陣雨降雨估算及短延時預測之潛力，主要工作包括雷雨胞資料庫建立、降雨估算，以及對流雨即時預報（Convective Storm Nowcasting Module）等三大模組，分作五個主要工作項目（WPs 1-5）執行。計畫上半年著重文獻回顧、降雨資料蒐集，以及降雨估算、短延時預測等技術開發及實作等工作項目，下半年則重於將演算法應用於中央氣象局三維雷達回波資料。

雷雨胞資料庫建立部分，已經完成雷雨胞擷取工具，並且應用至英國氣象局及中央氣象局之三維雷達回波觀測資料，擷取出雷雨胞以及移動軌跡等資訊，供資料庫建立，並且透過與有經驗之前端開發者共同完成 API 設計、開發，並實作出一展示前端。

降雨估算模組部分，根據文獻回顧，目前已經選定並實作出四種雷達、雨量站資料融合工具，目前正在調整參數以有效利用雨胞特徵增進降雨估算之方法。

對流雨即時預報模組部分，目前已經完成雷雨胞移動預測之工具，並且開發出一基於深度學習技術的雷雨胞特徵演化預測模組，目前已經將以上兩個模組整合，並且應用在英國氣象局及中央氣象

屬之三維雷達回波資料。相關研究也已經有一篇投稿至國際知名期刊，目前正在審查中；團隊也正在撰寫第二篇期刊文章。

除了相關研究成果發表，本計畫也希望所開發之工具、系統未來能對於農村發展與水土保持署之「坡地管理」與「減災監測」業務做出實質貢獻。尤其因為氣候變遷之效應，近年來短預報延時、高強度之對流雨事件，無論是發生頻率或是強度都在增加，對於坡地管理、土石流災害預警等，造成極大之壓力。本計畫期望所開發之演算法、預報系統，無論是移動或是強度演化方面，都可以提供更高準確度之預測。此外，雷雨胞資料庫的創新設計，可以幫助統計、歸納出該區域對流雨之發生模式、發生熱點及路徑，提供基礎建設、坡地管理在規劃時作為參考。

第二節 建議

本計畫希望對於中央氣象署提出二項「中長期建議」：

1. 建議能改善目前雷達回波資料所使用之高度客製化、不利於國際交換之格式，以降低使用時之門檻。
2. 建議逐步改變目前氣象雷達掃描策略（scanning strategy），提高時間解析度。目前之 10 分鐘時間解析度，不適合用來追蹤午後雷陣雨這類高強度、短延時、區域性、快速演化之暴雨事件。

參考文獻

1. Agrawal, S., Barrington, L., Bromberg, C., Burge, J., Gazen, C., and Hickey, J.: Machine Learning for Precipitation Nowcasting from Radar Images, <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1912.12132>, 2019.
2. Ahijevych, D., Pinto, J. O., Williams, J. K., and Steiner, M.: Probabilistic Forecasts of Mesoscale Convective System Initiation Using the Random Forest Data Mining Technique, *Weather and Forecasting*, 31, 581 – 599, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-15-0113.1>, 2016.
3. Ayzel, G., Heistermann, M., Sorokin, A., Nikitin, O., and Lukyanova, O.: All convolutional neural networks for radar-based precipitation nowcasting, *Procedia Computer Science*, 150, 186 – 192, <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.02.036>, proceedings of the 13th International Symposium “Intelligent Systems 2018” (INTELS’ 18), 22-24 October, 2018, St. Petersburg, Russia, 2019.
4. Ayzel, G., Scheffer, T., and Heistermann, M.: RainNet v1.0: a convolutional neural network for radar-based precipitation nowcasting, *Geoscientific Model Development*, 13, 2631 – 2644, <https://doi.org/10.5194/gmd-13-2631-2020>, 2020.
5. Bauer, P., Thorpe, A. & Brunet, G. The quiet revolution of numerical weather prediction. *Nature* 525, 47 – 55, <https://doi.org/10.1038/nature14956>, 2015.

6. Borup, M., Grum, M., Linde, J. J. & Mikkelsen, P. S.: Dynamic Gauge Adjustment of High-Resolution X-Band Radar Data for Convective Rain Storms: Model-Based Evaluation against Measured Combined Sewer Overflow, *Journal of Hydrology*, 539, 687-699, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.05.002>, 2016
7. Bowler, N. E., Pierce, C. E., & Seed, A. W.: 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(620), 2127-2155, <https://doi.org/10.1256/qj.04.100>, 2006.
8. Casagrande, L., Tomasella, J., dos Santos Alvalá, R. C., Bottino, M. J. and de Oliveira Caram, R.: Early flood warning in the Itajaí-Açu River basin using numerical weather forecasting and hydrological modeling, *Natural Hazards*, 88(2), 741-757, <https://doi.org/10.1007/s11069-017-2889-0>, 2017.
9. Cheng, Y. S., Wang, L. P., Scovell, R., & Wright, D.: Exploring the Use of 3d Radar Measurements in Predicting the Evolution of Single-Core Convective Rain Cells. Submitted to *Atmospheric Research*. Available at <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4597417>, 2023.
10. Chumchean, S., Sharma, A. & Seed, A.: An Integrated Approach to Error Correction for Real-Time Radar-Rainfall Estimation, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 23 (1), 67-79, <https://doi.org/10.1175/JTECH1832.1>, 2006

11. Cole, S. J. & Moore, R. J.: Hydrological modelling using raingauge- and radar-based estimators of areal rainfall, *Journal of Hydrology*, 358, 159-181, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.05.025>, 2008.
12. Collins, W. and Tissot, P.: An artificial neural network model to predict thunderstorms within 400 km² South Texas domains, *Meteorological Applications*, 22, 650 – 665, <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/met.1499>, 2015.
13. Cristiano, E., Farris, S., Deidda, R. and Viola, F.: How much green roofs and rainwater harvesting systems can contribute to urban flood mitigation?, *Urban Water Journal*, <https://doi.org/10.1080/1573062X.2022.2155849>, 2022.
14. Davini, P., Bechini, R., Cremonini, R., Cassardo, C.: Radar-Based Analysis of Convective Storms over Northwestern Italy, *Atmosphere*, 3, 33-58, <https://doi.org/10.3390/atmos3010033>, 2012.
15. Decloedt, L. C., Willems, P. & Gires, A.: Review document: Methods and experiences in radar based fine scale rainfall estimation. Deliverable of EU RainGain's Project Work Package 2, Leuven, Belgium, 2013.
16. Dijkstra, E. W.: A note on two problems in connexion with graphs, *Numerische Mathematik*, 1(1), 269-271, <https://doi.org/10.1007/BF01386390>, 1959.
17. Dixon, M. and Wiener, G.: TITAN: Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting—A Radar-based Methodology, *J. Atmos., Ocean Tech.*, 10(6), 785-797 , <https://doi.org/10.1175/1520->

- 0426(1993)010<0785:TTITAA>2.0.CO;2, 1993.
18. Ehret, U.: Rainfall and flood nowcasting in small catchments using weather radar. PhD Thesis, University of Stuttgart, Germany, 2002.
 19. Foresti, L. and Seed, A.: The effect of flow and orography on the spatial distribution of the very short-term predictability of rainfall from composite radar images, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 18, 4671 – 4686, <https://doi.org/10.5194/hess-18-4671-2014>, 2014.
 20. Foresti, L., Sideris, I. V., Nerini, D., Beusch, L., and Germann, U.: Using a 10-Year Radar Archive for Nowcasting Precipitation Growth and Decay: A Probabilistic Machine Learning Approach, *Weather and Forecasting*, 34, 1547 – 1569, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-18-0206.1>, 2019.
 21. Fowler, H. J., Ali, H., Allan, R. P. et al.: Towards advancing scientific knowledge of climate change impacts on short-duration rainfall extremes. *Philos Trans A Math Phys Eng Sci*, 379 (2195), 20190542, <https://doi.org/10.1098/rsta.2019.0542>, 2021a.
 22. Fowler, H. J., Wasko, C. & Prein, A. F.: Intensification of short-duration rainfall extremes and implications for flood risk: current state of the art and future directions. *Philos Trans A Math Phys Eng Sci*, 379 (2195), 20190541, <https://doi.org/10.1098/rsta.2019.0541>, 2021b.
 23. Frnda, J., Durica, M., Rozhon, J. et al.: ECMWF short-term prediction accuracy improvement by deep learning. *Sci Rep* 12, 7898, <https://doi.org/10.1038/s41598-022-11936-9>, 2022.
 24. Fulton, R. A., Breidenbach, J. P., Seo, D., Miller, D. A. and

- O' Bannon, T.: The WSR-88D Rainfall Algorithm, Weather and Forecasting, 13(2), 377-395, [https://doi.org/10.1175/1520-0434\(1998\)013<0377:TWRA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(1998)013<0377:TWRA>2.0.CO;2), 1998.
25. Gainguly, A.: A hybrid approach to improving rainfall forecasts, Computing in Science Engineering, 4, 14 – 21, <https://doi.org/10.1109/MCISE.2002.1014976>, 2002.
26. Gardner, M. and Dorling, S.: Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences, Atmospheric Environment, 32, 2627 – 2636, [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(97\)00447-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1352-2310(97)00447-0), 1998.
27. Germann, U. and Zawadzki, I.: Scale-dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. Part I: Description of the methodology, Mon. Wea. Rev., 130, 2859 – 2873, [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2002\)130<2859:SDOTPO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2002)130<2859:SDOTPO>2.0.CO;2), 2002.
28. Ghodsi, S., Zahmatkesh, Z., Goharian, E., Kerachian, R. & Zhu, Z.: Optimal design of low impact development practices in response to climate change, Journal of Hydrology, 580, 124266, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124266>, 2020.
29. Grecu, M. and Krajewski, W.: A large-sample investigation of statistical procedures for radar-based short-term quantitative precipitation forecasting, Journal of Hydrology, 239, 69 – 84, [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(00\)00360-7](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00360-7),

- 2000.
30. Guerreiro, S.B., Fowler, H.J., Barbero, R. et al.: Detection of continental-scale intensification of hourly rainfall extremes, *Nature Clim. Change*, 8, 803 – 807, <https://doi.org/10.1038/s41558-018-0245-3>, 2018.
 31. Guhathakurta, P., Sreejith, O.P. & Menon, P.A. Impact of climate change on extreme rainfall events and flood risk in India. *J Earth Syst Sci* 120, 359, <https://doi.org/10.1007/s12040-011-0082-5>, 2011.
 32. Han, L., Sun, J., Zhang, W., Xiu, Y., Feng, H., and Lin, Y.: A machine learning nowcasting method based on real-time reanalysis data, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122, 4038 – 4051, <https://doi.org/10.1002/2016JD025783>, 2017.
 33. Hapuarachchi, H. A. P., Wang, Q. J. and Pagano, T. C.: A review of advances in flash flood forecasting, *Hydrological processes*, 25(18), 2771-2784, <https://doi.org/10.1002/hyp.8040>, 2011.
 34. Harrison, D. L., Scovell, R. W. & Kitchen, M.: High-resolution precipitation estimates for hydrological uses. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers: Water Management*, 162 (2), 125-135, <https://doi.org/10.1680/wama.2009.162.2.125>, 2009.
 35. Henonin, J., Russo, B., Mark, O. and Gourbesville, P.: Real-time urban flood forecasting and modelling – a state of the art, *Journal of Hydroinformatics*, 15(3), 717-736, <https://doi.org/10.2166/hydro.2013.132>, 2013.
 36. Hinton, G. E., Osindero, S., and Teh, Y.-W.: A Fast Learning

- Algorithm for Deep Belief Nets, *Neural Computation*, 18, 1527 – 1554, <https://doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>, 2006.
37. Hobbie, S. E. & Grimm, N. B.: Nature-based approaches to managing climate change impacts in cities, *Phil. Trans. R. Soc. B.*, 375, 20190124, <https://doi.org/10.1098/rstb.2019.0124>, 2020.
38. Hochreiter, S., Schmidhuber, J.: Long short-term memory. *Neural computation* 9, 1735-1780, 1997.
<https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.
39. Huong, H. T. L. and Pathirana, A.: Urbanization and climate change impacts on future urban flooding in Can Tho city, Vietnam, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 17, 379 – 394, <https://doi.org/10.5194/hess-17-379-2013>, 2013.
40. Journel, A. G.: *Fundamentals of Geostatistics in Five Lessons - Short Course in Geology*, AGU, Washington, US, 1989.
41. Kim, Y., Kim, Y., Yang, C., Park, K., Gu, G. X., and Ryu, S.: Deep learning framework for material design space exploration using active transfer learning and data augmentation, *npj Computational Materials*, 7, 1 – 7, 2021.
42. Kim, D. S., Maki, M., Shimizu, S. and Lee, D. I.: X-Band Dual-Polarization Radar Observations of Precipitation Core Development and Structure in a Multi-Cellular Storm over Zoshigaya, Japan, on August 5, 2008, *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 90(5), 701-719, <https://doi.org/10.2151/jmsj.2012-509>, 2012.
43. Kitzmiller, D., Miller, D., Fulton, R. & Ding, F.: Radar and Multisensor Precipitation Estimation Techniques in National

- Weather Service Hydrologic Operations, Journal of Hydrologic Engineering, 18 (2), 133-142,
[https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0000523](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000523), 2013.
44. Kramer, M.A.: Nonlinear principal component analysis using autoassociative neural networks. AICHE journal 37, 233-243, 1991.
 45. Lenderink, G., Barbero, R., Loriaux, J. M. and Fowler, H. J.: Super-Clausius-Clapeyron scaling of extreme hourly convective precipitation and its relation to large-scale atmospheric conditions, Journal of Climate, 30 (15), 6037-6052,
<https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0808.1>, 2017.
 46. Litjens, G., Kooi, T., Bejnordi, B. E., Setio, A. A. A., Ciompi, F., Ghafoorian, M., Van Der Laak, J. A., Van Ginneken, B., and Sánchez, C. I.: A survey on deep learning in medical image analysis, Medical image analysis, 42, 60 – 88, 2017.
 47. Liu, S.-C., Fu, C., Shiu, C.-J., Chen, J.-P. and Wu, F.: Temperature dependence of global precipitation extremes, 36(17), L17702,
<https://doi.org/10.1029/2009GL040218>, 2009.
 48. Liu, W., Li, X.: Life Cycle characteristics of warm-season severe thunderstorms in Central United States from 2010 to 2014, Climate, 4(3), 45, <https://doi.org/10.3390/cli4030045>, 2016.
 49. Manzato, A.: Sounding-derived indices for neural network based short-term thunderstorm and rainfall forecasts, Atmospheric Research, 83, 349 – 365,
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2005.10.021>, European Conference on Severe Storms 2004, 2007.

50. Marrocu, M. and Massidda, L.: Performance Comparison between Deep Learning and Optical Flow-Based Techniques for Nowcast Precipitation from Radar Images, *Forecasting*, 2, 194 – 210, <https://doi.org/10.3390/forecast2020011>, 2020.
51. McCann, D. W.: A Neural Network Short-Term Forecast of Significant Thunderstorms, *Weather and Forecasting*, 7, 525 – 534, [https://doi.org/10.1175/1520-0434\(1992\)007<0525:ANNSTF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(1992)007<0525:ANNSTF>2.0.CO;2), 1992.
52. McKee, J. L. & Binns, A. D.: A review of gauge – radar merging methods for quantitative precipitation estimation in hydrology, *Canadian Water Resources Journal / Revue canadienne des ressources hydriques*, 41 (1-2), 186-203, <https://doi.org/10.1080/07011784.2015.1064786>, 2015.
53. Mecikalski, J. R., Williams, J. K., Jewett, C. P., Ahijevych, D., LeRoy, A., and Walker, J. R.: Probabilistic 0 – 1-h Convective Initiation Nowcasts that Combine Geostationary Satellite Observations and Numerical Weather Prediction Model Data, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 54, 1039 – 1059, <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-14-0129.1>, 2015.
54. Miller, J. D., & Hutchins, M.: The impacts of urbanisation and climate change on urban flooding and urban water quality: A review of the evidence concerning the United Kingdom. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 12, 345-362, <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2017.06.006>, 2017.

55. Moustakis, Y., Onof, C. J. and Paschalis, A.: Atmospheric convection, dynamics and topography shape the scaling pattern of hourly rainfall extremes with temperature globally, *Communications Earth & Environment*, 1 (1), <https://doi.org/10.1038/s43247-020-0003-0>, 2020.
56. Muñoz, C., Wang, L.-P. and Willems, P.: Enhanced object-based tracking algorithm for convective rain storms and cells, *Atmos. Res.*, 201, 144-158, <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2017.10.027>, 2018.
57. Ochoa-Rodriguez, S., Wang, L.-P., Gires, A., Pina, R. D., Reinoso-Rondinel, R., Bruni, G., Ichiba, A., Gaitan, S., Cristiano, E., van Assel, J., Kroll, S., Murlà-Tuyls, D., Tisserand, B., Schertzer, D., Tchiguirinskaia, I., Onof, C., Willems, P., and ten Veldhuis, M.-C.: Impact of spatial and temporal resolution of rainfall inputs on urban hydrodynamic modelling outputs: A multi-catchment investigation, *Journal of Hydrology*, 531, 389 – 407, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.05.035>, 2015.
58. Ochoa-Rodriguez, S., Wang, L.-P., Willems, P. & Onof, C.: A review of radar-rain gauge data merging methods and their potential for urban hydrological applications, *Water Resources Research*, 55 (8), 6356-6391, <https://doi.org/10.1029/2018WR023332>, 2019
59. Peak, J. E. and Tag, P. M.: Segmentation of satellite imagery using hierarchical thresholding and neural networks, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 33(5), 605 – 616, 1994
60. Pour, S. H., Wahab, A., Shahid, S., Asaduzzaman, M. & Dewan, A.:

- Low impact development techniques to mitigate the impacts of climate-change-induced urban floods: Current trends, issues and challenges, *Sustainable Cities and Society*, 62, 102373, <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102373>, 2020.
61. Radhakrishna, B., Zawadzki, I. and Fabry, F.: Predictability of Precipitation from Continental Radar Images. Part V: Growth and Decay, *Journal of the Atmospheric Sciences*, 69(11), 3336-3349, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-12-029.1>, 2012.
 62. Ravuri, S., Lenc, K., Willson, M., Kangin, D., Lam, R., Mirowski, P., Fitzsimons, M., Athanassiadou, M., Kashem, S., Madge, S., Prudden, R., Mandhane, A., Clark, A., Brock, A., Simonyan, K., Hadsell, R., Robinson, N., Clancy, E., Arribas, A., and Mohamed, S.: Skilful precipitation nowcasting using deep generative models of radar, *Nature*, 597, 672 – 677, <https://doi.org/https://doi.org/10.1038/s41586-021-03854-z>, 2021.
 63. Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T.: U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation, in: *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*, pp. 234 – 241, Springer, 2015.
 64. Rossi, P. J., Chandrasekar, V., Hasu, V., & Moiseev, D.: Kalman filtering – based probabilistic nowcasting of object-oriented tracked convective storms. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 32(3), <https://doi.org/10.1175/JTECH-D-14-00184.1>, 461-477, 2015.
 65. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J.: Learning

- representations by back-propagating errors. *Nature* 323, 533-536.
<https://doi.org/10.1038/323533a0>, 1986.
66. Schellart, A., Liguori, S., Krämer, S., Saul, A., & Rico-Ramirez, M. A.: Comparing quantitative precipitation forecast methods for prediction of sewer flows in a small urban area, *Hydrological Sciences Journal*, 59(7), 1418-1436,
<https://doi.org/10.1080/02626667.2014.920505>, 2014.
 67. Shi, X., Chen, Z., Wang, H., Yeung, D.-Y., Wong, W.-K., and Woo, W.-C.: Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting, *Advances in neural information processing systems*, 28, 2015.
 68. Shi, X., Gao, Z., Lausen, L., Wang, H., Yeung, D.-Y., Wong, W.-k., and Woo, W.-c.: Deep Learning for Precipitation Nowcasting: A Benchmark and A New Model,
<https://doi.org/10.48550/ARXIV.1706.03458>, 2017.
 69. Shehu, B. and Haberlandt, U.: Improving radar-based rainfall nowcasting by a nearest-neighbour approach – Part 1: Storm characteristics, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 26, 1631 – 1658,
<https://doi.org/10.5194/hess-26-1631-2022>, 2022.
 70. Sinclair, S. & Pegram, G.: Combining radar and rain gauge rainfall estimates using conditional merging, *Atmospheric Science Letters*, 6 (1), 19-22, <https://doi.org/10.1002/asl.85>, 2005
 71. Smith, J. A., Baeck, M. L., Meierdiercks, K. L., Miller, A. J. & Krajewski, W. F.: Radar rainfall estimation for flash flood forecasting in small urban watersheds, *Advances in Water*

- Resources, 30 (10), 2087-2097, <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2006.09.007>, 2007
72. Sokol, Z., Mejsnar, J., Pop, L., & Bližňák, V.: Probabilistic precipitation nowcasting based on an extrapolation of radar reflectivity and an ensemble approach. *Atmospheric research*, 194, 245-257, <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2017.05.003>, 2017.
 73. Sønderby, C. K., Espeholt, L., Heek, J., Dehghani, M., Oliver, A., Salimans, T., Agrawal, S., Hickey, J., and Kalchbrenner, N.: MetNet: A Neural Weather Model for Precipitation Forecasting, <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2003.12140>, 2020.
 74. Stewart, S. R.: The prediction of pulse-type thunderstorm gusts using vertically integrated liquid water content (VIL) and the cloud top penetrative downdraft mechanism, 1991.
 75. Sutskever, I., Vinyals, O., and Le, Q. V.: Sequence to Sequence Learning with Neural Networks, <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1409.3215>, 2014.
 76. Thorndahl, S., Nielsen, J. E. and Jensen, D. G.: Urban pluvial flood prediction: a case study evaluating radar rainfall nowcasts and numerical weather prediction models as model inputs, *Water Science and Technology*, 74(11), 2599-2610, <https://doi.org/10.2166/wst.2016.474>, 2016.
 77. Tingsanchali, T.: Urban flood disaster management, *Procedia engineering*, 32, 25-37, <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.01.1233>, 2012.
 78. Todini, E.: A Bayesian technique for conditioning radar precipitation

- estimates to rain-gauge measurements, *Hydrology and Earth System Sciences*, 5, 187-199, <https://doi.org/10.5194/hess-5-187-2001>, 2001
79. Toth, E., Brath, A., and Montanari, A.: Comparison of short-term rainfall prediction models for real-time flood forecasting, *Journal of Hydrology*, 239, 132 – 147, [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(00\)00344-9](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00344-9), 2000.
80. Trenberth, K. E., Dai, A., Rasmussen, R. M. and Parsons, D. B.: The Changing Character of Precipitation, *B. A. Meteorol. Soc.*, 84(9), 1205-1218, <https://doi.org/10.1175/BAMS-84-9-1205>, 2003.
81. Ukkonen, P., Manzato, A., and Mäkelä, A.: Evaluation of Thunderstorm Predictors for Finland Using Reanalyses and Neural Networks, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 56, 2335 – 2352, <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-16-0361.1>, 2017.
82. Wackernagel, H.: *Multivariate Geostatistics, An Introduction with Applications* (3rd ed.), Springer, Heidelberg, 2003
83. Wang, J.: Protein sequence design by deep learning, *Nature Computational Science*, pp. 1 – 2, 2022.
84. Wang, L.-P., Ochoa-Rodríguez, S., Simoes, N., Onof, C. & Maksimović, Č.: Radar-raingauge data combination techniques: a revision and analysis of their suitability for urban hydrology, *Water Science & Technology*, 68 (4), 737-747, <https://doi.org/10.2166/wst.2013.300>, 2013.
85. Wang, L.-P., Ochoa-Rodríguez, S., Onof, C., and Willems, P.:

- Singularity-sensitive gauge-based radar rainfall adjustment methods for urban hydrological applications, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 19, 4001 – 4021, <https://doi.org/10.5194/hess-19-4001-2015>, 2015.
86. Webber, J. L., Fletcher, T. D., Cunningham, L., Fu, G., Butler, D. and Burns, M. J.: Is green infrastructure a viable strategy for managing urban surface water flooding?. *Urban Water Journal*, 17(7), 598-608, <https://doi.org/10.1080/1573062X.2019.1700286>, 2020.
 87. Wright, D. B., Smith, J. A., Villarini, G. & Baeck, M. L.: Long-Term High-Resolution Radar Rainfall Fields for Urban Hydrology, *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 50 (3), 713-734, <https://doi.org/10.1111/jawr.12139>, 2014
 88. Zahraei, A., Hsu, K.-L., Sorooshian, S. et al.: Quantitative Precipitation Nowcasting: A Lagrangian Pixel-Based Approach, *Atmos. Res.*, 118, <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2012.07.001>, 2012.
 89. Zhou, Q., Leng, G., Su, J. & Ren, Y.: Comparison of urbanization and climate change impacts on urban flood volumes: Importance of urban planning and drainage adaptation, *Science of The Total Environment*, 658c, 24-33, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.12.184>, 2019.



附錄

附錄一、審查意見回覆辦理情形

第一節 期中審查會議

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
一	報告書有許多部分在送出前未詳細檢查，例如表次是空的，應移除；P1-3 第9 行，少了一個「是」字； P2-4 第12 行，多了「本工」兩個字。	感謝委員審查意見，相關編輯錯誤已經修正。
二	本次為期中報告，有不少工項應繳交成果，但報告書中僅有文字陳述，沒有看到具體成果。建議期末時另附光碟片或隨身碟，將所條列之成果都完整繳交，並先由承辦檢視確認，作為審查通過之憑據。	感謝委員審查意見，本計畫期中前，因為中央氣象屬三維雷達產品之品質處理，造成特定工項進度或後，必須做出部分規畫調整。除了持續處理資料外，轉而先用主持人與英國氣象局合作提供之三維雷達資料，提前部分演算法之開發，因此期中時較少成果展示。本計畫會於

項次	審查意見	回覆辦理情形
		計畫結束前，提供本計畫所開發之相關工具。
三	報告書中有很多內容非本計畫之重點，或為了完整說明整項工作之前因後果，必須如此安排，但建議明確區隔何為其他計畫內容？何為本計畫內容？並確認使用字句與編排和其他報告不同，如有引用的部分，請善加標註，避免自動比對系統判為抄襲。	感謝委員審查意見。本計畫會於期末及成果報告時，會加強說明報告內容與計畫之關聯性，並且注意編排問題。
四	本計畫預計產出之成果，未來如何回饋至農村水保署，請於期末報告提出構想。	感謝委員審查意見。本計畫於期末及成果報告時，會加強說明成果之未來應用、如何回饋至農村水保署。
五	本計畫研究的標的是否限於平地，易受地形影響的山區降雨是否適用？	感謝委員審查意見。本計畫開發數個演算法、模型，其中雷達雨胞演算法在平地與山區皆適用；然而移動及演化預測模型目前尚未在山區環境測試，模型也尚未加入地形因

項次	審查意見	回覆辦理情形
		子，將是未來開發重點。
六	本計畫於降雨估算模組開發內，其以選擇最適測試區域之降雨資料融合方法，若以全臺為擬合對象，是否落入局部偏誤最佳解情況，非全域最佳解。	感謝委員審查意見。本計畫開發之降雨估算模組，目的的確是特定區域達到最佳表現。不在大範圍達到最佳解之原因在於容易因此忽略掉區域強降雨之效應，因為區域強降雨在統計上發生之頻率還是相對較低，其效應容易在建構全域模型時被忽略。
七	P3-5 之D2.1 項目已完成Python 程式撰寫，是否為開放原始碼，如是請附於附錄。	感謝委員審查意見。我們正在整理相關程式碼，會於計畫結束前提供。
八	P3-6 之D3.1 為降雨資料融合工具，預計10 月完成並開放原始碼，請附於期末成果報告書內。	感謝委員審查意見。我們正在整理相關程式碼，會於計畫結束前提供。

項次	審查意見	回覆辦理情形
九	P3-2 及頁3-3 之甘特圖請改橫式版面，以利閱讀。	感謝委員審查意見。經過測試之後，我們認為直式還是相對好閱讀，我們會在以後之計畫多加注意甘特圖之版面設計。
十	另根據圖3-2 工作甘特圖，D3.1 交付項目已於3至4月完成，未見分析成果資料，請修正補充。	感謝委員審查意見。由於部分中央氣象屬三維雷達資料之品質不如預期，我們正在做相關參數調整，目標在成果報告時分享。
十一	P3-7，雷雨胞演化預測模式之初步分析誤差約20%，其中以三維雷達資訊較幾何特性對於預測降雨強度有幫助，請補充說明誤差計算、使用三維雷達資訊與幾何特性之差異性及為何可達到較佳預測效果。	感謝委員審查意見。由於部分中央氣象屬三維雷達資料之品質不如預期，影響到評估進度，目前還在整理結果比較。將於期末報告分享結果比較。

項次	審查意見	回覆辦理情形
十二	報告格式及內容部分錯誤如下，請重新檢視並修正： 1. 目次格式錯誤請修正。 2. 無附錄資料請修正補充。 3. 表次及圖表之"(以下略)"請刪除修正。 4. P2-2 第10 行「區域」為重複字。 5. P3-9 圖3-4 請放大圖像，以利閱讀。 6. P3-13 圖3-9 之字體模糊，請修正以利閱讀。	感謝委員審查意見。以下以條列方式回覆： 1. 已修正。 2. 已修正。 3. 已修正。 4. 已修正。 5. 於期末報告中，因為內容調整，原圖 3-4 已經移除。 6. 於期末報告中，因為內容調整，原圖 3-9 已經移除。
十三	為因應機關組織改造，機關名稱修正為「農業部農村發展及水土保持署」，報告書封面及內文等請依本署最新範本格式撰寫，相關範本檔案請至本署電子圖書管理中心下載 (https://elibrary.ardswc.gov.tw/)。	感謝委員審查意見。期末及成果報告會依最新範本格式撰寫。

第二節 期末成效評核審查意見回覆

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
一	雨胞的發生位置是否也在預測的範圍	短延時降雨預測可以初步拆解成移動和演化預測兩個部分。前者為預測雷雨胞移動之可能路徑、範圍，其預測示意圖及結果如圖 3-6、3-7 所示。
二	地形效應問題如何解決？	地形效應是本計畫團隊家下來之研究重點，因為地形效應有其高度重現性，目前預計會探索兩個方向： (一) 透過氣候類比法搜尋出類似的氣候條件，然後假設有很高之機率，類似之雷雨胞移動、演化會再度發生。 (二) 利用長時間降雨之變化趨勢，歸納各個區域之雷雨胞變化行為（例如在特定區域，雷雨胞強度經常發生衰退），然後將此因子加入短延時預測模型。

項次	審查意見	回覆辦理情形
三	預測短延時對流雨，其受到三維風場影響甚大，於報告內未見三維風場結構處理方式，再請補充說明。	理論上，三維風場的確對於雷雨胞預測會有幫助，然而三維風場本身也是估算值，直接導入目前系統有可能增加額外不確定性。不過，本研究團隊目前也正在進行相關探索，不過是透過電腦視覺技術來分析不同高度雷達回波之差異，進而推估出雷雨胞之垂直變化。
四	本計畫藉由雨量站與雷達觀測資料進行短延時降雨預測，請問其一本計畫所預測午後雷陣雨之有效降雨延時之時距為何？其二預測成果是否足夠補強數值天氣預報之不足？再請補充說明。	本計畫開發之短延時降雨預測方法，於雷雨胞移動及演化之有效預測延時大約為 30-40 分鐘。 數值天氣預報模型因為要解相當複雜之非線性系統，於模擬初期需要暖身時間待數值穩定下來，因此許多國家的氣象單位於短延時期間，會以雷達短延時降雨預報在來補足數值天氣預報於短延時（6 小時以內）表現不佳的情況。
五	P3-7，D3.2項述及「目前地	此部分主要是說明雷達觀測與

項次	審查意見	回覆辦理情形
	表雨量站和三維雷達回波資料誤差偏大」，其是否為雨量站時間解析度為1小時所產生或是因高雄山區雨量站密度較少，造成與雷達降雨資料誤差大，再請補充說明。	地表雨量站於 10 分鐘時間尺度時誤差邊大。本計畫團隊判斷主要原因是地表雨量站之 10 分鐘資料品質穩定性不佳。目前主流之傾斗式雨量計，需要較多維護，且於高強度降雨時容易發生低估之現象。
六	依本研究開發整合三維雷達資訊至降雨估算之方法，其可協助山區雨量觀測站密度不足問題，大幅度提升山區降雨監測與土砂災害預警發布之使用，請問目前所發展模式之時空解析度為何？能否補足山區雨量站不足之監測能量。	目前發展之時空解析度與氣象雷達資料一致，空間解析度為 1 公里、時間為 10 分鐘。不過由於 10 分鐘地表雨量觀測值之品質並不穩定，因此雖然資料融合是每 10 分鐘估算一次，但是採用過去一小時累積雷達、雨量站降雨進行融合，然後再根據雷達降雨時間趨勢回推出 10 分鐘降雨。
七	附錄頁28，表A-4中二維雷達回波平均強度值，再請補充其轉化為降雨強度mm/hr單位資料，較易瞭解所選用暴雨事件之降雨強度。	感謝意見，已經進行修正。這裡我們跟中央氣象署一致，使用 Xin et al. (1997) 之對流雨雷達回波（Z）、降雨強度（R）關係式： $Z = 32.5R^{1.65}$ 。

項次	審查意見	回覆辦理情形
		Xin, L., Reuter, G. and Larochelle, B. (1997) Reflectivity-rain rate relationships for convective rainshowers in Edmonton: Research note, Atmosphere-Ocean, 35:4, 513-521, DOI: 10.1080/07055900.1997.9649602
八	附錄頁15圖A-5中，Final State所產出之h_4, c_4是當前時間結果，是否應連線至為y_0較合適？另，下圖LSTM Cell是以當前時間X_t作輸入產出y_t，則Decoder圖中下方三個不同時間點之y_0 (t時刻)是否應為X_0?"	感謝審查意見，圖A-5已經進行調整，讓符號使用更一致。

附錄二、三維雷達回波圖像萃取對流雨胞演算法

雨胞追蹤是大氣科學研究對流雨生命週期之常用技術，也是短延時對流雨預測之重要步驟。雷雨胞追蹤之目的在於透過分析雷達回波圖像，推估出雨胞在空間中的移動（advection）與強度之成長演變（evolution）。由於雨胞具有隨著時間成長或是衰退的特性，亦會隨時間變化出現在不同空間位置，因此雨胞追蹤的精髓不僅涉及識別雷達回波圖像中的雨胞，也包含串連時間尺度的關連性，估算雨胞的移動向量，並預測未來的位置。因此雨胞追蹤演算法的開發與應用是天氣預測、洪水預報和氣候研究的不可或缺的工具之一。在本附錄中，我們將說明本計畫如何從三維雷達資料中提取對流雨胞，並解釋相關之演算法。為了從高解析度雷達圖像中提取雷雨胞的訊息，本計畫結合了二種演算法，分別可以從雷達回波影像擷取出雷雨胞之空間及時間資訊，然後進一步重建每個對流雨胞的完整生命週期，並分析相關的物理與統計特性。

第一節 演算法一：雷雨胞追蹤演算法

第一種演算法，我們採用 Muñoz et al. (2018) 提出之高解析度雷雨胞追蹤演算法。該演算法是改良於被廣泛應用之 TITAN（Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis and Nowcasting；參見 Dixon and Wiener, 1993）演算法，針對處理高解析度降雨觀測部分進行了特殊處理、改良。這些特殊處理包括：

一、多閾值雨胞識別法（Multi-threshold Segmentation method, MTS；參見圖 A-1）

此方法改良於 Peak and Tag (1994) 提出的分層閾值分割辨識法

(hierarchical threshold segmentation, HTS)。首先，藉由應用一組雷雨胞判定閾值（例如回波強度 35-40 dBZ）將雨胞群分門別類成一個分層的樹狀結構，樹狀結構之每個節點則代表著由特定閾值識別出之雨胞區域，然後根據特定規則定義雨胞間之關係以及合理之雨胞幾何特徵，進行啟發式修剪處理（heuristic pruning process），最終在每一個雷達觀測時間點，可以識別出雷雨胞。

二、結合雨場追蹤技術改善雷雨胞物件追蹤之準確性

在文獻中，對於降雨移動之推估方法通常可以分為兩種類型：基於整個雨場（field-based）和基於雨胞物件的追蹤演算法。前者利用比較整張雷達影像於連續時間上之變化，推估出整個雨場之移動場，此類方法常用於追蹤大規模且平滑的降雨系統；而後者則經常用於追蹤具有高度結構化之對流雨系統。在原始的 TITAN 演算法中，使用了雨胞物件的追蹤演算法，藉由比較目標雨胞與鄰近區域內下一個時間點的幾個雨胞的物理特徵，量化目標雨胞與每個候選雨胞之間的相似度，然後選擇出最相似的候選雨胞。然而，這種雨胞特徵比較方式可能無法很好地應對快速移動或小尺寸的雨胞。因此，Muñoz et al. (2018) 提出結合兩種方法之雨胞移動推估法（參見圖 A-2），其基本概念是先進行雨場追蹤，生成一個相對平滑且在空間上連續的降雨移動場，然後利用此移動場之資訊當作雨胞物件移動推估之參考，藉此限縮在下一個時間點搜尋相似雨胞之個數。此外，Muñoz et al. (2018) 還使用了一些額外的物理特性，來提升雨胞相似度量化的準確性。

第二節 演算法二：雷雨胞生命週期重建演算法

演算法一的結果，如圖 A-3（左）所示，是由許多雨胞和連續

時間的移動軌跡連接而成，是一種類似圖形的資料結構，而非一個簡單且相連的線型結構（如圖 A-3（右下）），形成原因是因為對流降雨系統的高度動態特性，即對流雨胞會頻繁地與其他雨胞發生合併或分開所致。然而，此複雜之圖形結構較不適合用於提取個別雨胞其生命週期的之物理及統計特性，因此本計畫針對該情況本提出了第二種算法。

演算二之目的在於從演算法一之結果擷取出個別對流雨胞的完整生命週期（見圖 A-3（右上）示意圖）。本計畫提出之演算法改良自 Liu and Li (2016) 的方法，主要是基於 Dijkstra (1959) 的最短路徑優先（Shortest Path First, SPF）演算法來以分離出個別雨胞。在圖形理論中，圖形數據結構主要由節點（node）和與之連結的邊（edge）所組成；當某個圖形結構有已知的起始和終點節點，則可以根據 SPF 演算法從圖形找出所謂的「最短路徑」（shortest path）。基於此概念，Liu and Li (2016) 提出了用一個有方向性的時空圖形結構模型（directed spatial-temporal graph model）來描述雨胞和其相關的軌跡；其中，對流雨胞和軌跡分別被當作圖形結構之節點和邊，透過給予適當權重，該演算法可以找出一條最短路徑，作為雨胞之生命週期。本計畫改良 Liu and Li (2016) 之權重計算方法，而以任兩個相連雨胞的平均強度作為權重計算基礎（見圖 A-4（左）），藉此量化兩個相鄰時間點的雨胞變化差異。而根據這些權重，我們套用 SPF 演算法，從複雜之雨胞、軌跡圖形結構提取出簡單雨胞生命週期路徑（見圖 A-4（右））。

本計畫發展之二個演算方法有助於重建雷雨細胞的生命週期，並提升雷雨細胞的特性提取的效率與準確性。

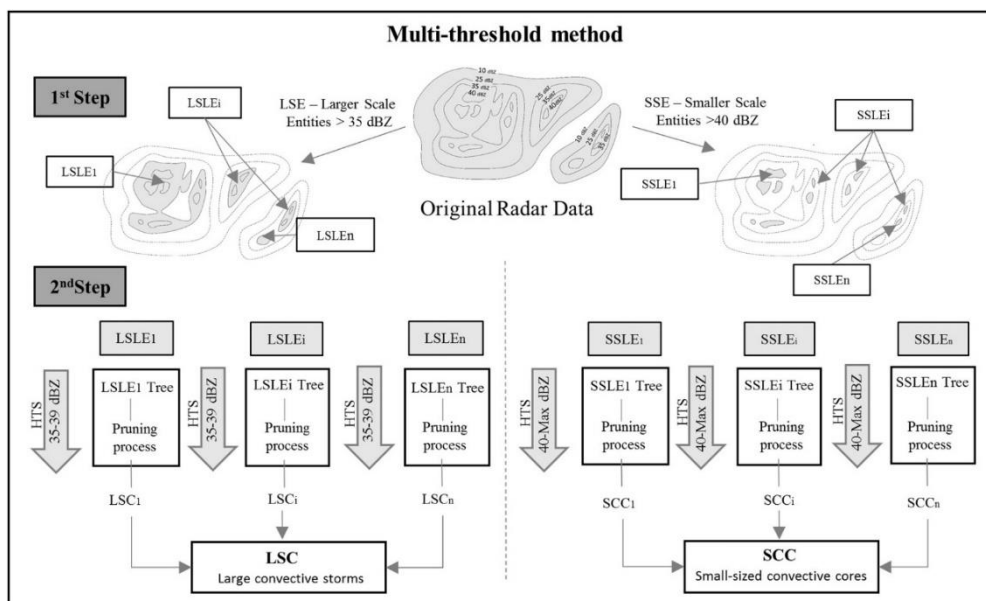


圖 A-1 閾值雨胞辨識法示意圖。

資料來源：Muñoz et al. (2018)

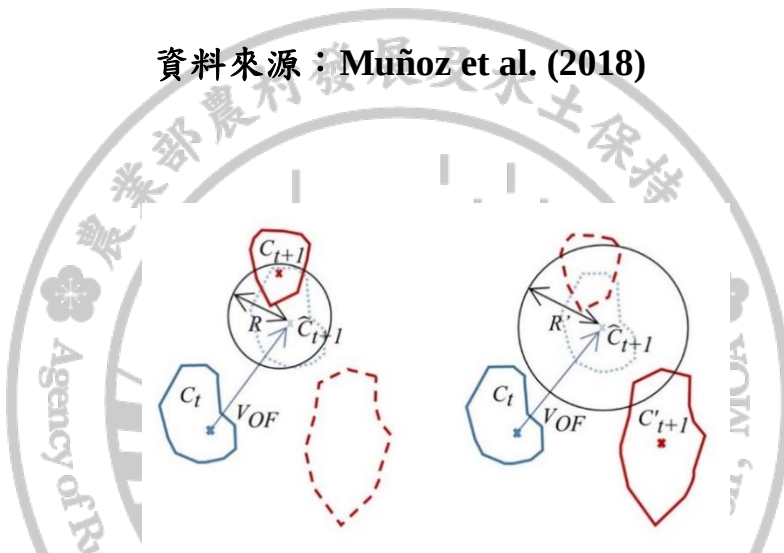


圖 A-2 雨場、雨胞物件混合式追蹤法示意圖。圖中圓形範圍是利用雨場推估出之雨胞可能移動範圍 (C_t 為目標雨胞於時間 t 之質心位置； $\hat{C}_{t+1}$ 為目標雨胞於時間 $t+1$ 可能之質心位置； V_{OF} 為雨場推估之移動向量； R 為可能移動範圍之半徑)，然後藉此範圍搜尋候選雨胞 (C_{t+1} 和 C'_{t+1})

資料來源：Muñoz et al. (2018)

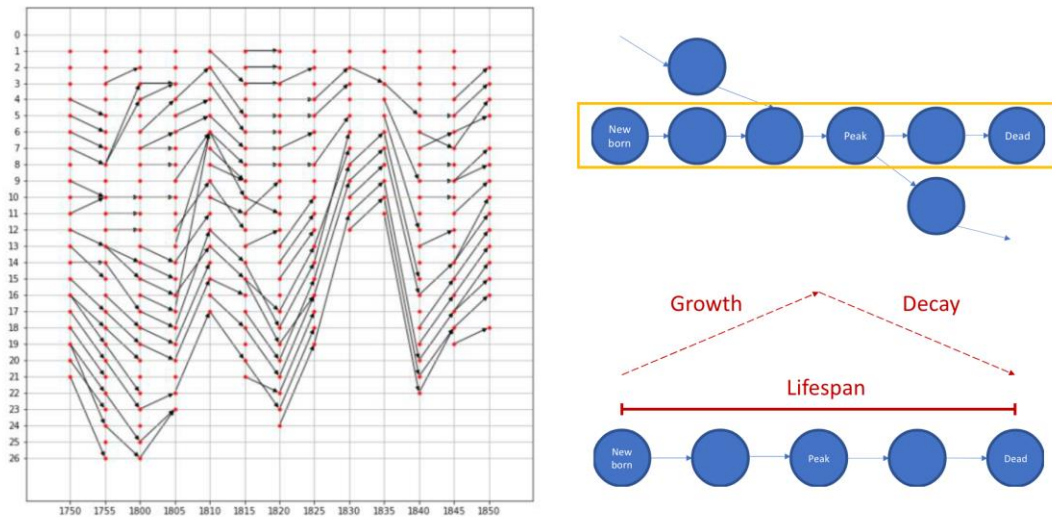


圖 A-3 左圖示意雷雨胞追蹤演算法（演算法一）結果組成之圖形結構；其中 y 軸為時間（小時分鐘格式），x 軸則為不同時間點上雨胞之序號。右上圖為分離雨胞生命週期的之示意圖；右下圖為典型、較為單純之個別雨胞生命週期，經歷出生、峰值和衰退至死亡的階段。

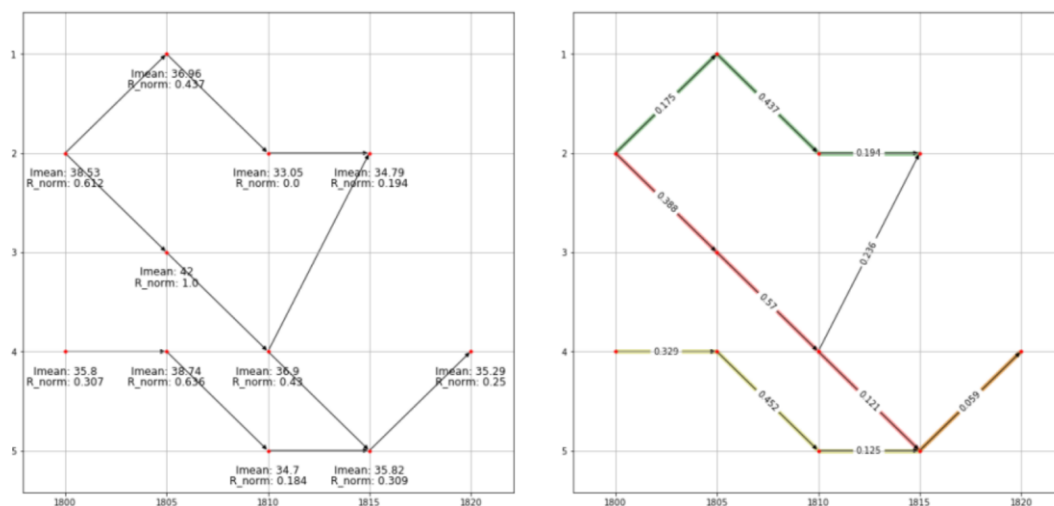


圖 A-4 雨胞生命週期重建演算法（演算法二）計算過程示意圖。左圖為在每軌跡上根據雨胞的雷達回波值計算出之權重；右圖則為根據權重分離出之三條個別雨胞生命週期。



附錄三、基於深度學習的雨胞演化預測模型

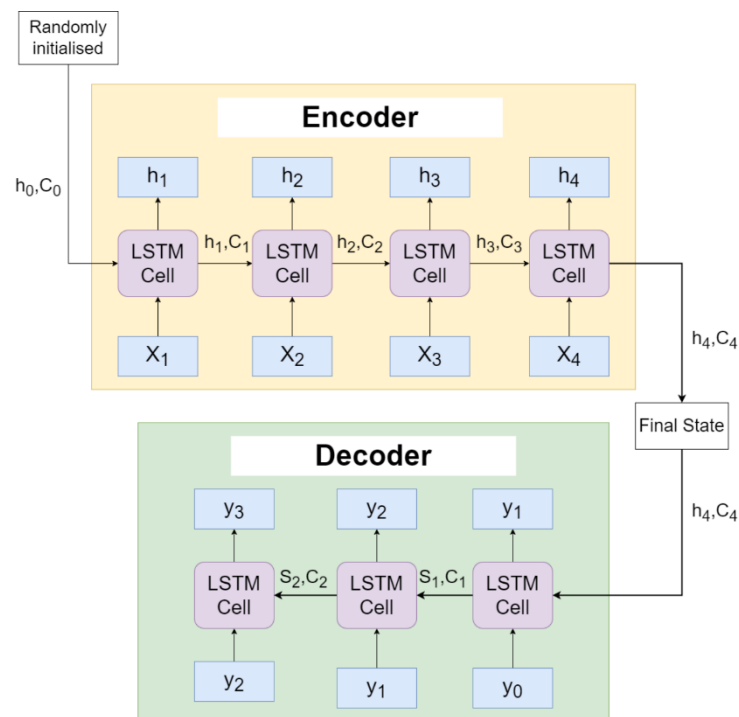
本計畫開發之雨胞演化預測模型採用編碼、解碼器之概念（encoder and decoder），來預測雨胞的特性演變；此概念為近年來在神經網路架構中被廣泛應用於處理序列對序列（sequence-to-sequence, seq2seq）之任務，相較於過去之方法，seq2seq 能夠對於目標有較為全面性的學習，更好地解析序列之前後關係（Kramer, 1991; Hinton et al., 2006）。當編碼器處理過完整的輸入序列後，語意向量（context vector）會儲存從輸入資料中提取的訊息，而這個向量則會作為解碼器的初始隱藏狀態（hidden state）；而解碼器使用來自編碼器的語意向量，以及初始輸入的 y_0 （在本研究中為對應時間 t 的雨胞特性），來逐步生成輸出序列。而解碼器在每一步生成輸出序列的過程中，解碼器會以接收前一個輸出作為輸入資訊，生成下一個輸出特性，並更新其隱藏狀態，並且重複這個過程直到生成所需的序列。

本計畫採用 LSTM（Long Short-Term Memory）模型來實作前述的編碼、解碼器概念。LSTM 是一種專門設計來處理一連串次序或時間序列資料的循環神經網路（Recurrent Neural Network, RNN）（Rumelhart et al., 1986；Hochreiter and Schmidhuber, 1997）。相較於 RNN 的架構，傳統的神經網路（Neural Networks, NNs）是一種前饋（feedforward）網路，這類網路會接收、輸入並產生輸出，而 RNNs 則是使用前一個時間點（time step）的輸出來提供後續時間點更好的結果。不過，RNNs 在有效捕捉資料中長期相依性（long-term dependencies）相當困難。為了克服這個限制，Hochreiter and Schmidhuber（1997）提出了 LSTM 模型，相較於原始 RNNs 架

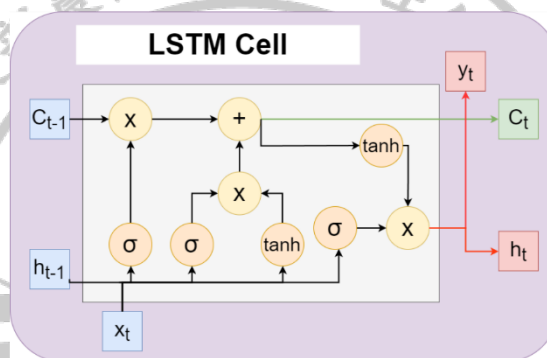
構，LSTM 加入額外的隱藏狀態（hidden representation），增強了其建立長期相性模型的能力。

圖 A-5（下圖）為一典型 LSTM 單元的示意圖，其中 x_t 和 y_t 表示輸入觀測資料和輸出資料，而 C 和 h 則表示從上一個時間點 $t-1$ 獲得的當前（短期特徵）和隱藏狀態（長期特徵），並從當前時間點 t 輸出。Sigmoid 函數（表示為 σ ）定義為 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ ，可將實際輸入值轉換為 0 到 1 之間的數字；而 tanh 函數為 $\tanh(x) = (1 - e^{-2x})/(1 + e^{-2x})$ ，將實際輸入值轉換成 -1 到 1 之間的數字。LSTM 模型已成功被應用在各種不同領域中，用來建立具有時間相依性（temporal dependencies）的模型，並根據即時及歷史資料進行預測，非常適合用來建構本計畫之雨胞演化模型。

如圖 A-5（上圖）所示，本計畫採用 Cheng et al. (2023) 提出的模型，單一 LSTM 單元由四個編碼器和三個解碼器連接所建構而成。這種結構使模型可以使用四個現有雨胞特性（當前和前三個時間點）作為輸入，來預測接下來三個時間點的特性，產生 30 分鐘之預報。如表 A-1 所示，本計畫針對的雨胞特性包括面積、橢圓主軸和次軸長度，以及平均二維和三維雷達回波之估計值。



(a) The proposed LSTM-Encoder-Decoder model



(b) A typical LSTM unit

圖 A-5 LSTM 模型架構示意圖。上圖為 LSTM - 編碼器 - 解碼器模型，該模型使用當前和過去三個時間點 (x_4 和 $x_1 - x_3$) 作為輸入，並預測接下來三個時間點 ($y_1 - y_3$)。下圖為一個典型 LSTM 單元的架構，以當前時間點 x_t 之觀測值作為輸入，伴隨著由過去資料獲得的隱藏狀態 (C_{t-1} 和 h_{t-1}) 產生輸出 y_t 並更新隱藏狀態 (C_t 和 h_t)。

資料來源：Cheng et al. (2023)。

表 A-1 模型訓練與測試使用的目標特性和不同輸入資料組合之整理

目標特性	輸入組合	特性描述
主軸	主軸、面積、次軸、二維雷達回波平均值	僅二維特性
	主軸、面積、次軸、二維雷達回波平均值、雨胞核心高度	二維 + 三維（核心高度）特性
	主軸、核心高度	僅三維（核心高度）特性
次軸	次軸、面積、主軸、二維雷達回波平均值	僅二維特性
	次軸、面積、主軸、二維雷達回波平均值、雨胞核心高度	二維 + 三維（核心高度）特性
	次軸、核心高度	僅三維（核心高度）特性
二維雷達回波平均值	二維雷達回波平均值、面積、主軸、次軸	僅二維特性
	二維雷達回波平均值、面積、主軸、次軸、雨胞核心高度	二維 + 三維（核心高度）特性
	二維雷達回波平均值、面積、主軸、次軸、核心高度	僅三維（核心高度）特性
三維雷達回波平均值	三維雷達回波平均值、面積、主軸、次軸	僅二維特性
	三維雷達回波平均值、面積、主軸、次軸、雨胞核心高度	二維 + 三維（核心高度）特性
	三維雷達回波平均值、面積、主軸、次軸、核心高度	僅三維（核心高度）特性

附錄四、中央氣象署三維雷達回波資料處理

第一節 資料描述

本計畫主要使用的雷達資料為中央氣象署 QPESUMS 三維雷達回波資料，收集期間為 2012 年 1 月 1 日至 2023 年 8 月 31 日，共超過十年之歷史資料。該資料的水平空間解析度為 0.0125° （約 1 公里），如圖 A-6 所示，其水平涵蓋的緯度範圍為 20.0° 至 27.0° ，經度為 118.0° 至 123.5° ，而本計畫主要研究範圍為緯度 22.3° 至 23.5° ；經度研究範圍為 120.1° 至 121.2° 。資料的高度範圍為海平面 1000 至 17000 米，共 21 個不同的高度層，因此本計畫分析的三維雷達回波資料維度為 $441 \times 561 \times 21$ （參考表 A-2 為資料描述整理）。



表 A-2 QPESUMS 三維雷達回波資料描述

資料來源	中央氣象署 QPESUMS 三維雷達回波
收集期間	2012/01/01 - 2023/08/31
解析度	0.0125°
原始經、緯度範圍	118.0° - 123.5° , 20.0° - 27.0°
計畫經、緯度範圍	120.1° - 121.2° , 22.3° - 23.5°
高度範圍 (m)	1000 –17000 (21 層：1000/1500/2000/2500/3000/3500/ 4000/4500/5000/6000/7000/8000/9000/10000/11000/ 12000/13000/14000/15000/16000/17000)
變數	三維雷達回波資料 (dBZ)
資料維度	441×561×21

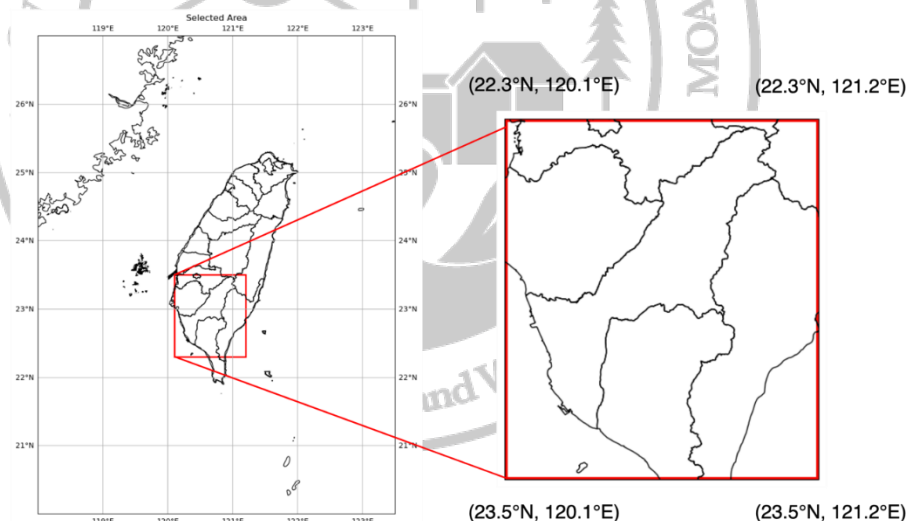


圖 A-6 QPESUMS 資料經緯度範圍 (左)、研究緯度範圍
(右)

第二節 資料前處理

一、中央氣象署原始二進位格式與 HDF5 檔案格式

在進行大量數據分析和處理的過程中，選擇一個合適的數據存儲格式至關重要。原始 QPESUMS 的資料處理方法是將數據儲存為中央氣象署專屬、客製化之 .bin 格式；然而，隨著數據規模的擴大和分析需求的增加，.bin 格式的一些固有限制逐漸顯露出來。相比之下，HDF5（Hierarchical Data Format version 5）格式提供了一個更為高效和靈活的解決方案。HDF5 不僅支持多維數組和複合數據類型的存儲，而且具有高度自描述性。此外，HDF5 格式提供了快速的數據擷取和子集檢索能力，即使在非常大的數據集中也能保持高效。數據的壓縮功能使得 HDF5 格式在磁盤存儲和數據讀寫方面也更為有效率。另外，其錯誤恢復和數據完整性機制也有助於保護數據不受系統錯誤或硬體故障之影響。最後，HDF5 的平台獨立性保證了在不同的操作系統和硬體架構上都能順利運作。基於上述優勢，本計畫把原先 QPESUMS 的資料處理方法改寫成近年來受歡迎的 Python 語法，並將客製化之 .bin 格式轉成國際通用之 HDF5 格式，以優化數據處理流程、提高數據處理之效率及降低錯誤率。綜合以上，我們以表 A-3 整理出 HDF5 格式相對於 .bin 格式的優勢。

表 A-3 中央氣象署原始二進位 .bin 格式與 HDF5 檔案格式比較

特點	.bin 格式	HDF5 格式
自描述性	缺乏，通常只有簡單的二進位數據	強，包含了關於數據的標頭、維度等資訊
可擴充性和靈活性	低，通常只能儲存固定大小和類型的數據	高，支援無限制的各種資料大小和類型
資料存取和檢索	較慢，通常需要完整讀取文件	快，支援快速的資料存取和子集檢索
資料壓縮	通常不支持或需要額外的步驟來實現	支援，在磁碟上儲存資料時的資料壓縮
錯誤恢復和資料完整性	缺乏內建的錯誤恢復機制	有助於錯誤恢復和確保資料完整性
平台獨立性	可能會受到平台差異的影響	與平台無關，可以在不同的作業系統和硬體架構上順利運作

二、三維雷達回波產品

在本計畫的資料前處理階段，我們也從原始三維雷達水平回波資料推估出二項衍生雷達產品，分別是 MAXDBZ 和 VIL

(Vertically integrated liquid)，此二產品是常用於觀察、預測對流雨之關鍵雷達產品。其中 MAXDBZ 是針對每一點而言，在其全高度範圍內的最大反射率值。其計算公式為：

$$MAXDBZ(x, y) = \max_h(D(x, y, h))$$

其中 $D(x, y, h)$ 代表坐標 (x, y) 和高度 h 處的回波反射率值。VIL，或稱垂直液態水含量，其公式為 (Stewart, 1991)：

$$VIL_{ij} = \sum_{k=1}^{N_h} 3.44 \times 10^{-6} \times Z_{ijk}^{\frac{4}{7}} \times \Delta h \text{ (kg/m}^2\text{)}$$

其中 Z_{ijk} 為代表坐標 (x, y) 和高度 h 處的三維雷達回波， Δh 為兩層

間的厚度， N_h 為總高度層數。

圖 A-7 顯示前處理後之 HDF5 之資料產品結構，其中 DBZH 是指原始 3D 雷達（水平）回波資料。透過這些資料產品，我們可以對雷達回波資料進行更深入的分析 and 評估，並為後續的演算法提供有意義的輸入特徵。

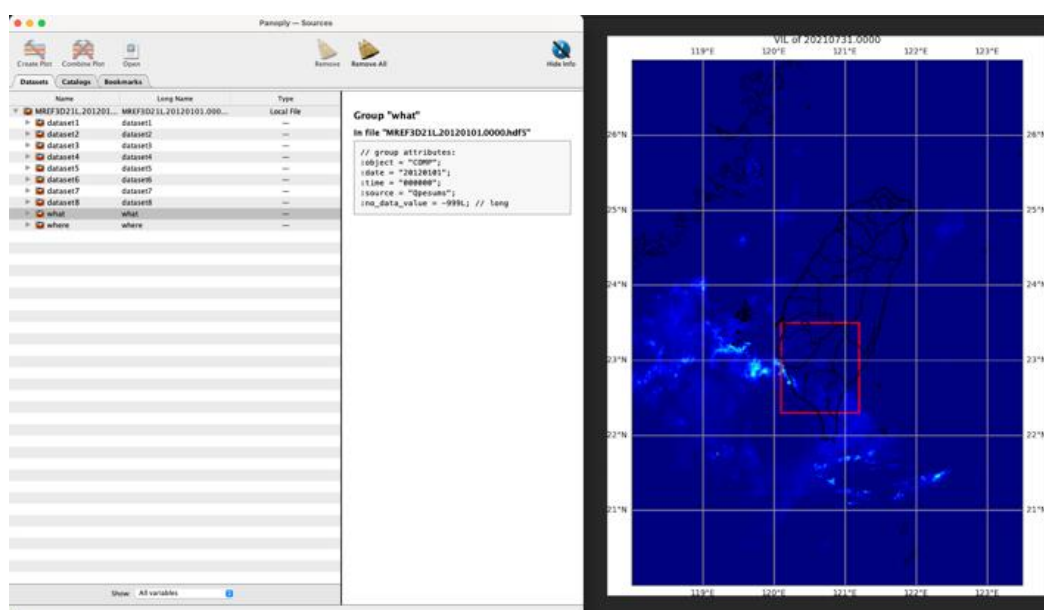


圖 A-7.資料產品結構及其視覺化

三、資料品質分析

(一)遺失資料分析

從圖 A-8 可見 QPESUMS 資料集在 2012-2023 年間的遺失資料情況。在 2012 年，遺失資料的數量達到了 1370 筆，占比為 2.60%，相當於 9.5 天之資料量，是近年來最高的數字，而過去幾年，遺失的資料量已顯著減少。然而，值得注意的是，資料的遺失可能與磁碟存儲問題有關，特定的磁碟問題，例如損壞或故障，可能會導致資料的遺失或損壞，從而影響整體資料集的完整性。從

2013 年開始，遺失資料數量和比率都維持在相對較低的水平，其中 2018 至 2020 年期間，遺失比率有升高一點，但還是較 2021 低許多。這些數據顯示，資料收集和管理效率在過去十年間已經得到了很大的提升。儘管遺失資料的數量和比率都有所下降，但仍然需要對這些遺失資料進行適當的處理，以確保模型的準確性和可靠性。2012-2023 歷年 QPESUMS 資料集的遺失資料分布情況請參考圖 A-13 至圖 A-15。

(二) Max dBZ 資料分佈分析

圖 A-9 顯示 2012-2023 年間每個時間點於 1000 公尺垂直高度層、整體資料空間範圍內最大水平雷達回波值 (Max dBZ) 之 0.99 分位數 (Q99 Max DBZ) 之分佈，我們可以觀察到以下特點：

- Q99 Max DBZ 的平均值約 17.88、標準差約為 9.92，因此其變異係數 (Coefficient of Variation) 小於 1，表示變異性不大。
- 0.95 分位數值為 35.30 dBZ，表示約 5% 之 Q99 Max DBZ 值超過了 35.30，此數值與文獻中常用於區分對流雨系統之閾值 (35 dBZ) 一致，可以作為評估是否有強烈降雨事件之參考。
- 資料期間內可以觀察到的最大值為 95.50 dBZ，為非常劇烈之降雨事件，由於該值之數量極少，其正確性需要進一步檢視。

整體來說，觀察此統計分佈，對於異常值或極端事件的識別和處理，可以提供有用之資訊。2012-2023 歷年 QPESUMS 資料集的 Q99 MaxDBZ 數值分布以及超過對流雨 35dBZ 閾值比例分布情況，請參考圖 A-16 至圖 A-18 以及圖 A-19 至圖 A-21。

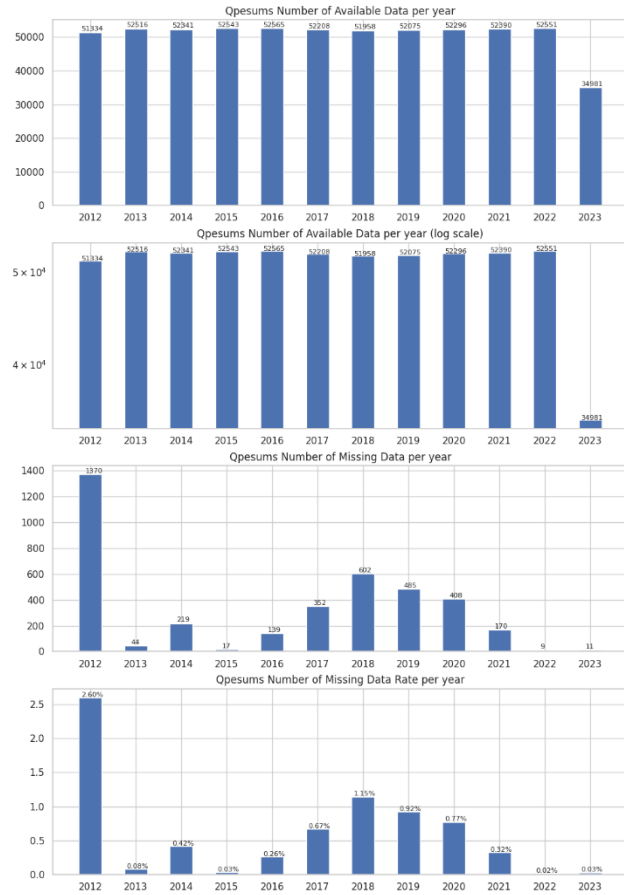


圖 A- 8 QPESUMS 資料集 2012-2023 歷年遺失資料比例變化

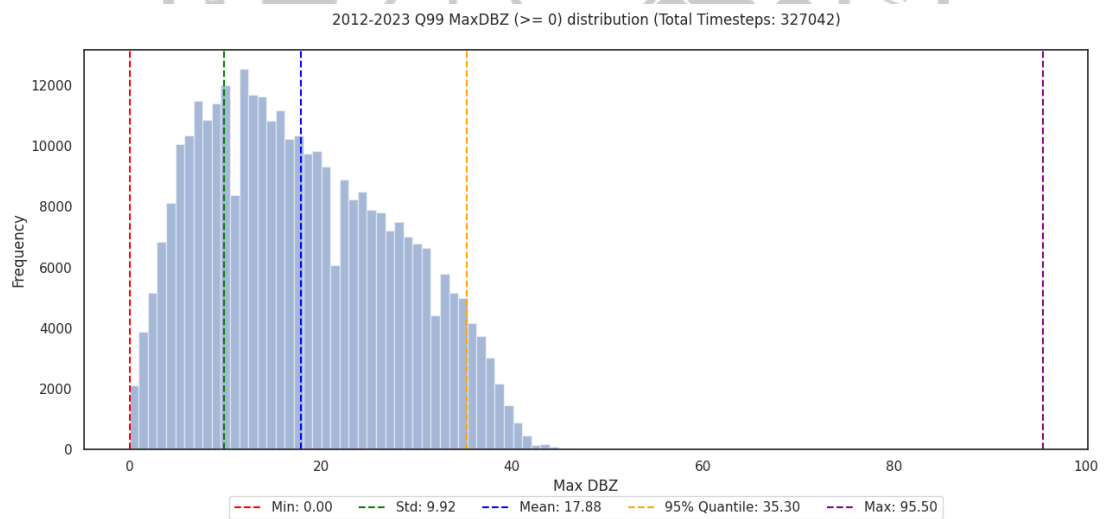
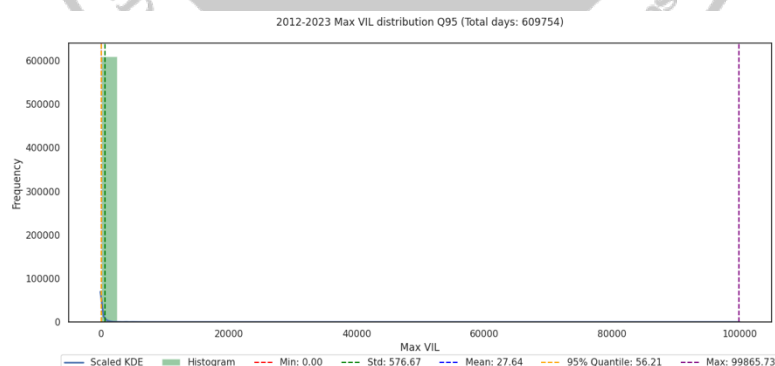


圖 A- 9 2012-2023 年間 Q99 Max DBZ 資料分佈分析

(三) VIL 資料分佈分析與清理

從圖 A-10（上圖）可見，原始 VIL 資料分佈主要集中在低值範圍，且有較大的標準差。資料呈現極度右偏分佈，大部分的數據都集中在 2,000 以下，而 095 分位數約為 56.21，而最大值接近 100,000，表示有許多極大、不合理之數值，需要資料清理減少這些不合理數值之數量。本計畫嘗試利用電腦視覺領域常用之技術，透過一 3×3 之中位數過濾器（median filter）去除 VIL 圖像中較大之數值（ $VIL > 1000$ ）。其運作原理是在每個像素位置，使用鄰近多個像素數值之中位數，來取代該像素的值，此方法對於過濾單一的離群值（outlier）非常有效，且能同時保持圖像的完整特徵，因為中位數不容易受到極端值的影響。應用在 VIL 資料的處理，可以幫助減少由於儀器誤差、資料傳輸錯誤或其他外部因素造成的離群值，以增加數值之可靠度，有益於後續之分析。中位數過濾器處理過後之 VIL 資料分布可參考圖 A-10（下圖）；2012-2023 歷年 QPESUMS 資料集的 VIL 原始以及清理之後之數值分布情況，請參考圖 A-22 至圖 A-27。



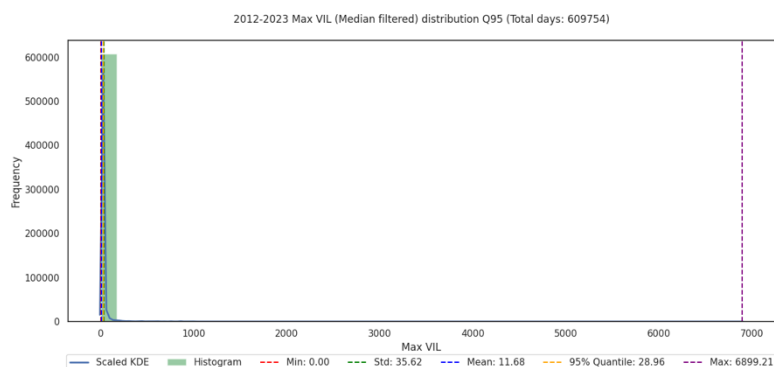
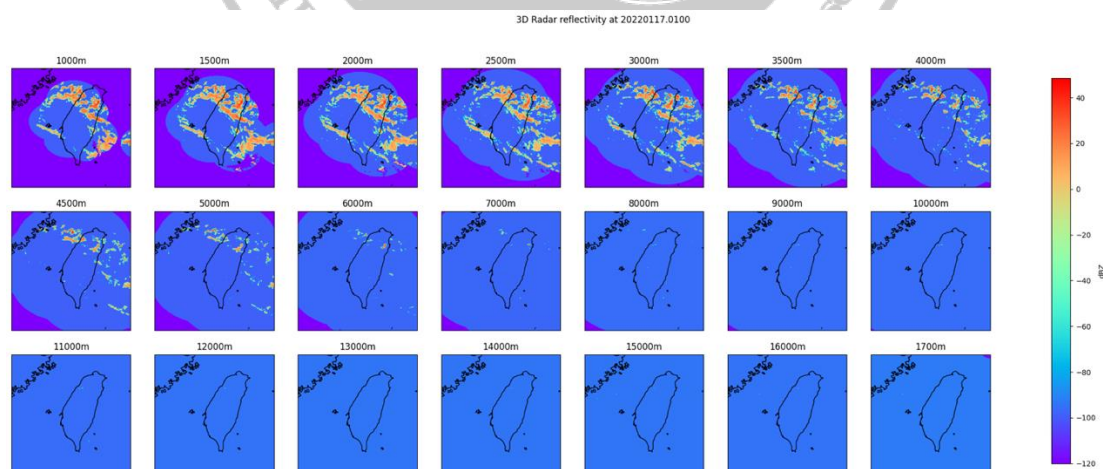


圖 A- 10 2012-2023 年間 VIL 原始（上圖）以及利用中位數過濾器清理之後（下圖）之數值分布。

第三節 數據視覺化

為協助資料品質分析，本計畫也開發了可以輔助視覺化三維雷達回波資料之工具。圖 A- 11（上圖）以分層方式視覺化每一個觀測高度之水平雷達回波資料（紫色為缺失資料）；從底層到高层可觀察到缺失資料以圓形向外擴散，乎合 3D 雷達特性；然後，大部分資料為 -10 dBZ，對應為 0 mm/h 降雨量。圖 A- 11（下圖）則展示了將數個高层的整合後之三維雷達回波資料視覺化，透過把單張圖片串連成影片，有助於了解三維雷達回波資料其空間結構隨著時間之變化。



3D Radar reflectivity at 20220117.0100

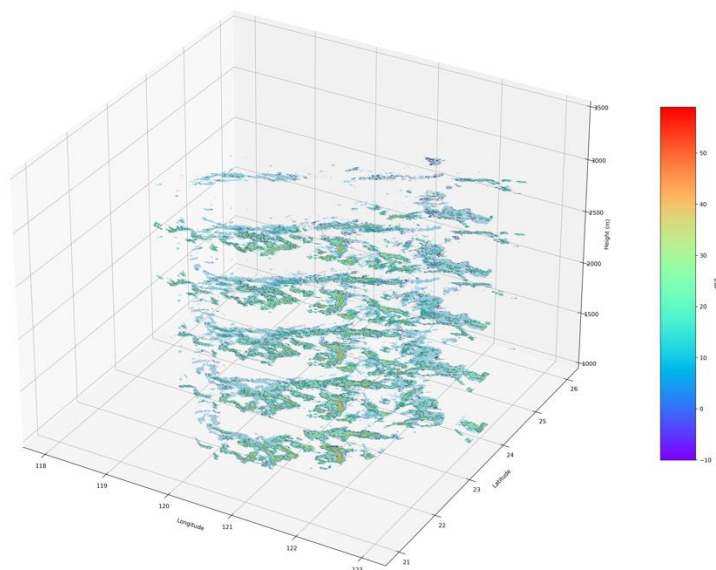


圖 A-11 不同高度的三維雷達（水平）回波資料之分層（上圖）及整合（下圖）展示。



附錄五、研究場域暴雨事件選取

第一節 實驗場域對流雨事件選取流程

本計畫設計了一套基於雷達數據的事件選取流程。如圖 A-12 所示，首先，我們從 HDF5 格式的檔案中讀取三維雷達回波資料，然後判斷是否符合觀測時間的資料標準。若資料符合想要的觀測時間區間，會先參考第一個重要的閾值條件，是該時間點、於 1000 公尺高度的雷達回波之最大值是否超過 35 dBZ（此閾值選擇是根據附錄四、圖 A-9 之分析結果）；若超過閾值，則繼續參考另一個 VIL 閾值，判斷實驗區域是否有超過 100 個、超過 3.0 kg/m² 之雷達網格。根據上述條件，接下來會進一步評估觀測時間是否超過 60 分鐘。若所有條件均達成，則導向結果判斷。否則，若某些條件未達標或存在疑義，則可能需要進一步的人工協助進行評估。這一流程確保了對雷達回波資料的全面和精確評估，並提供了一個明確的判斷基準。

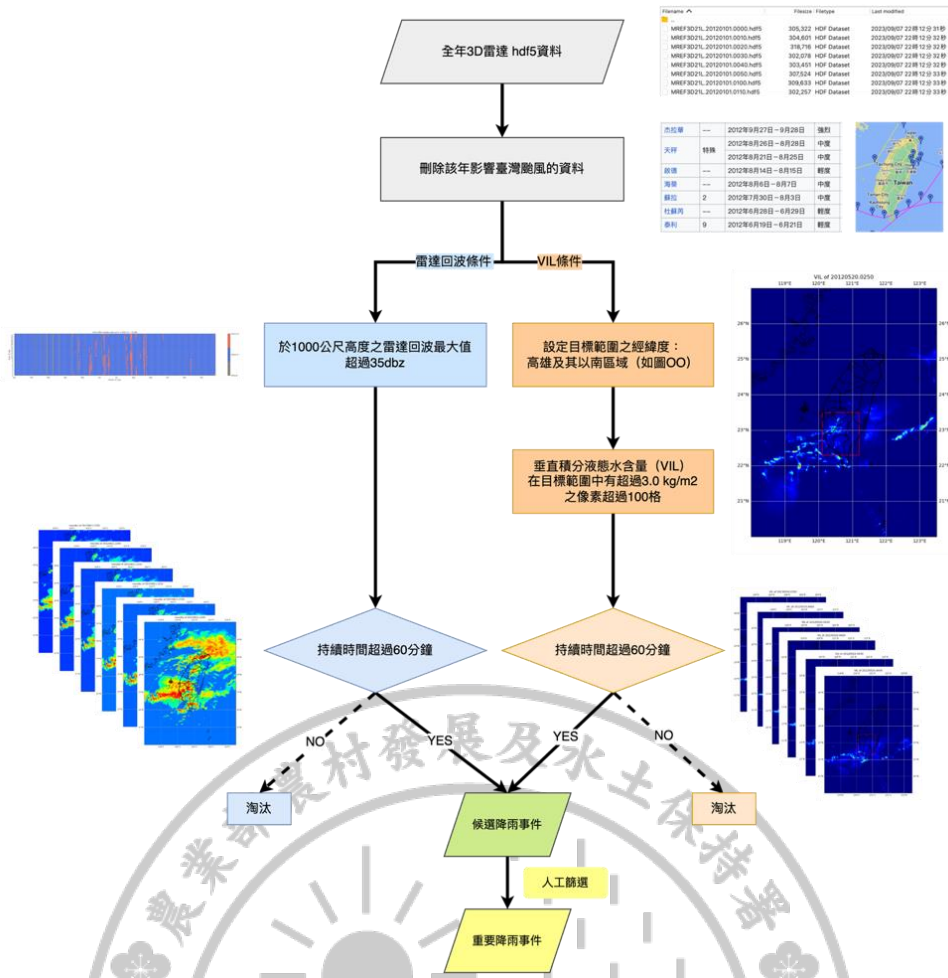


圖 A-12 實驗場域事件選取流程

第二節 選取事件相關雷雨胞統計資訊

表 A-4 為本計畫透過圖 A-12 之事件選取流程得到、近三年、發生在高雄區域周遭之共 17 場暴雨事件。特別選用近三年，主要是因為這段期間台灣比較沒有受到颱風之直接侵襲，可以選取到非常區域性之午後雷陣雨事件。此外，這裡我們也透過本計畫改良之雨胞追蹤演算法，於每個事件擷取出雷雨胞及相關軌跡，並提供雨胞之幾何及強度統計數字；我們可以觀察到，除了 2023/08/10⁴事件以

⁴ 該事件受到西南氣流影響，在高雄仁武及茄萣區造成淹水，一小時累積雨量近 60 mm。

外，其他事件之平均雷雨胞面積都在 40 平方公里以下，主軸及短軸長度則分別約為 3-4 及 2 公里；平均強度則都是略高於 45 dBZ（根據中央氣象署之 Z-R 關係，約等同於 65 mm/h 瞬間降雨強度）。



表 A-4 實驗場域選取之暴雨事件，及由雨胞追蹤演算法擷取出之雨胞相關幾何、回波強度等統計數據。

編號	時間 (年/月/日)	雨胞數量	平均面積 (平方公里)	主軸平均長度 (公里)	次軸平均長度 (公里)	二維雷達 平均降雨 強度 (mm/h)
1	2021/07/13	332	39.10	3.97	2.24	93.80
2	2021/07/14	699	23.81	3.38	1.90	77.15
3	2021/07/16	613	23.94	3.25	1.90	82.27
4	2021/08/15	82	14.82	2.66	1.63	79.67
5	*2021/08/16	220	22.03	3.17	1.89	73.37
6	2021/08/19	774	27.98	3.50	1.97	84.59
7	2021/09/01	190	31.19	3.92	2.03	84.71
8	*2021/09/02	417	26.08	3.43	2.01	76.83
9	*2021/09/03	433	28.97	3.59	2.06	85.43
10	2022/06/21	834	23.53	3.38	1.90	81.01
11	*2022/06/23	440	32.64	3.68	2.14	85.78
12	2022/06/25	1333	23.63	3.36	1.90	76.51
13	*2022/08/10	585	30.12	3.80	2.04	75.45
14	2022/08/15	545	23.07	3.41	1.84	69.00
15	*2023/06/14	772	141.92	7.13	2.87	69.78
16	2023/08/10	2047	33.62	4.04	2.14	82.27
17	*2023/08/21	240	19.99	3.01	1.82	87.97

*為典型熱對流降雨事件，且主要發生在臺灣南部高雄地區

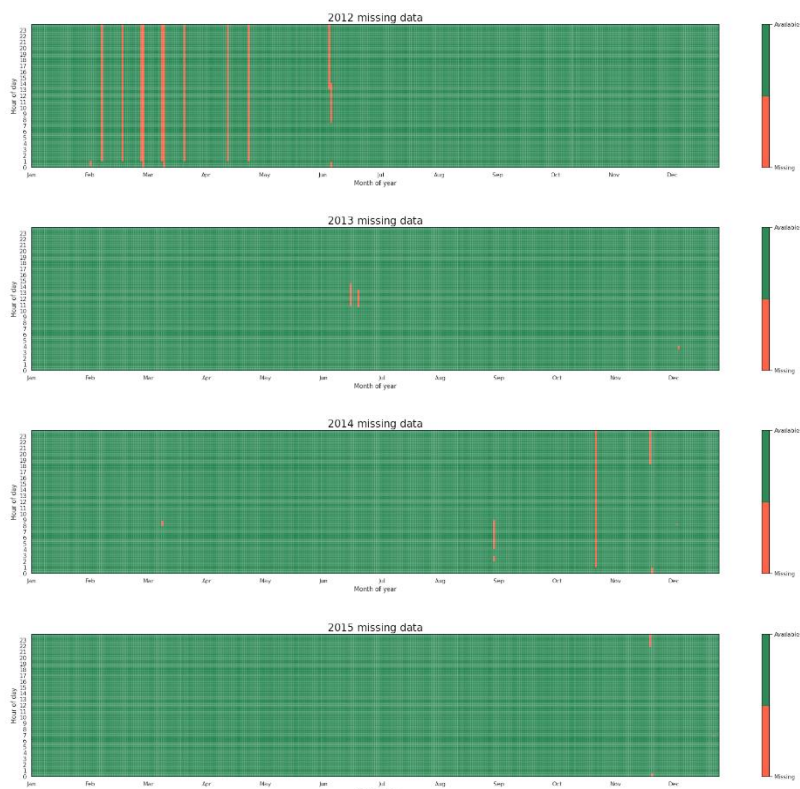


圖 A- 13 2012-2015 年 QPESUMS 遺失資料時間分布熱圖（紅色為遺失資料）



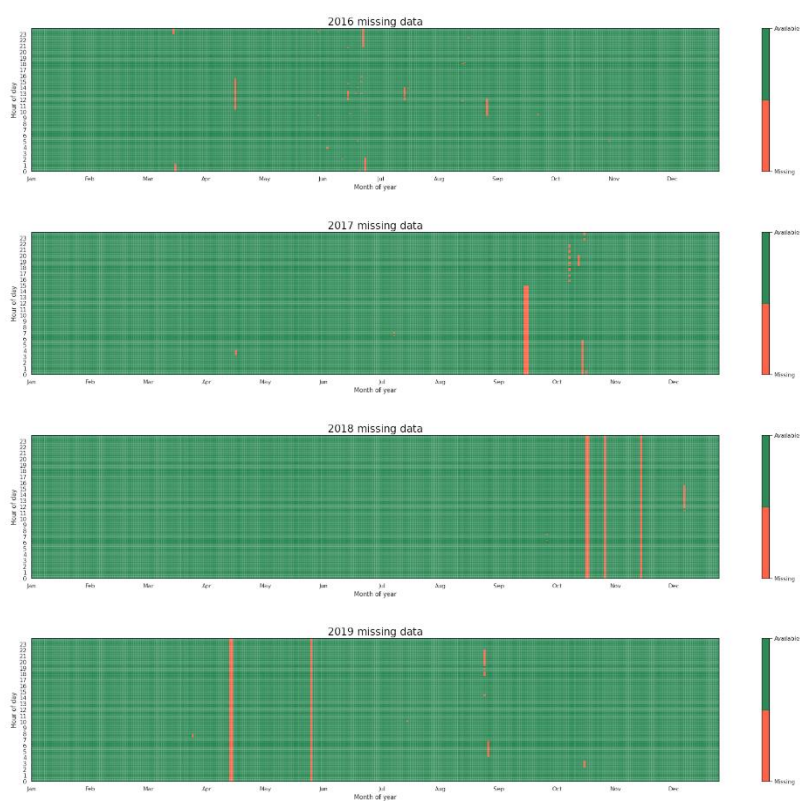


圖 A-14 2016-2019 年 QPESUMS 遺失資料時間分布熱圖（紅色為遺失資料）



圖 A- 15 2020-2023 年 QPESUMS 遺失資料時間分布熱圖（紅色為遺失資料）。註：QPESUMS 資料收集期間至 2023 年 8 月 31 日。

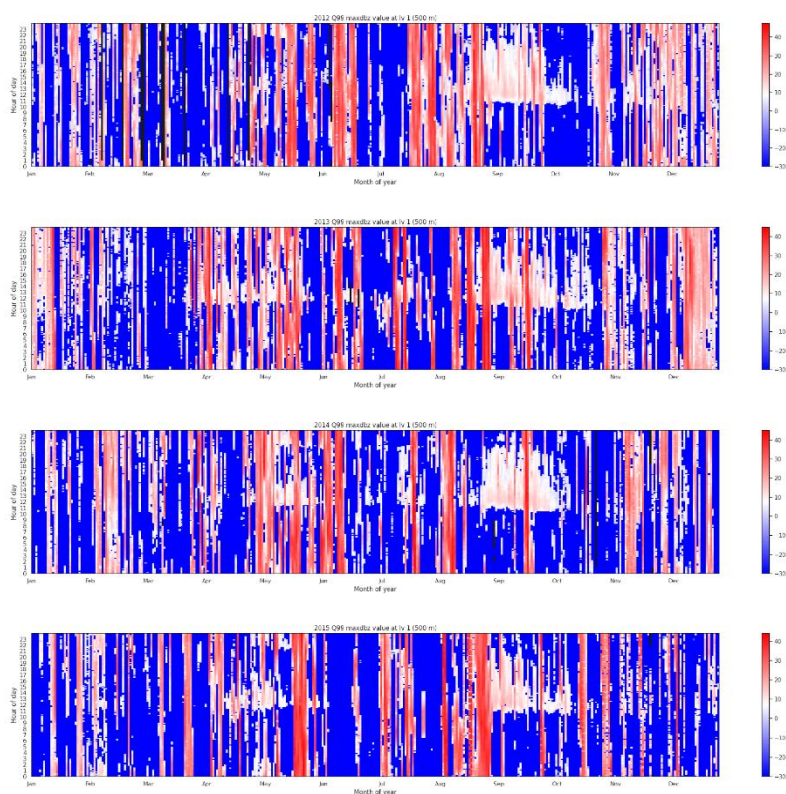
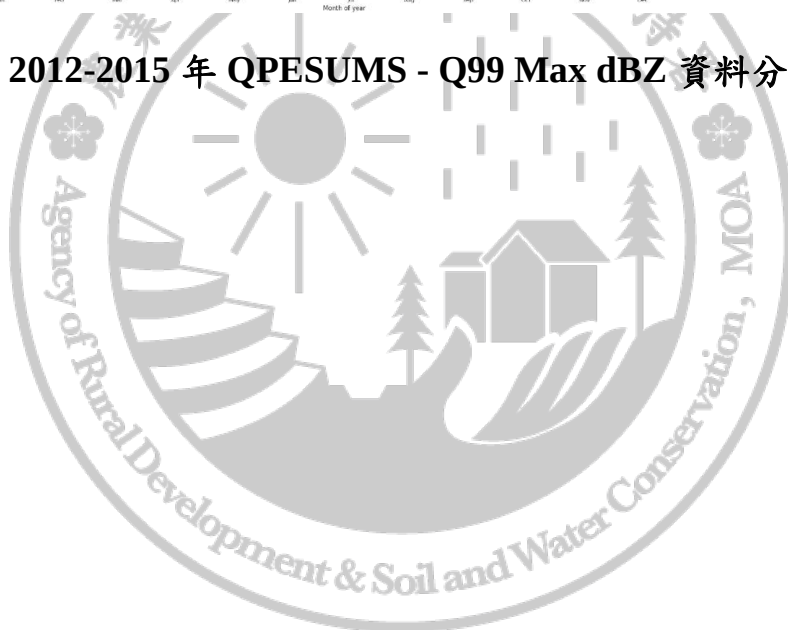


圖 A- 16 2012-2015 年 QPESUMS - Q99 Max dBZ 資料分布熱圖。



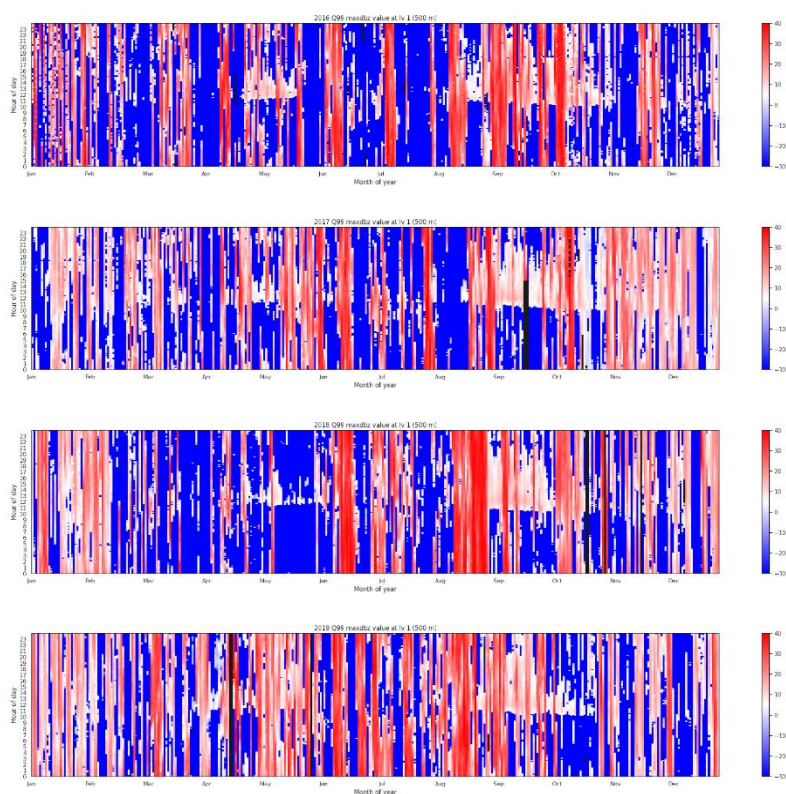
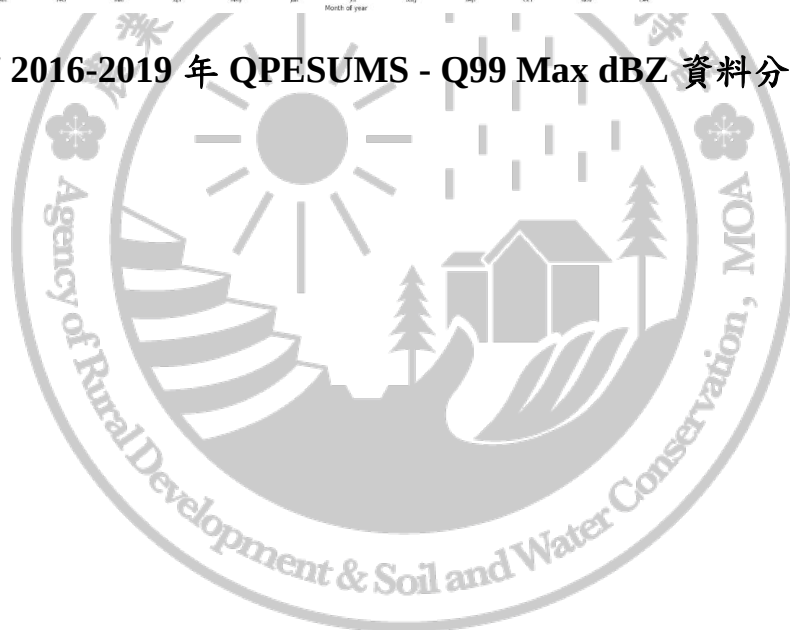


圖 A- 17 2016-2019 年 QPESUMS - Q99 Max dBZ 資料分布熱圖。



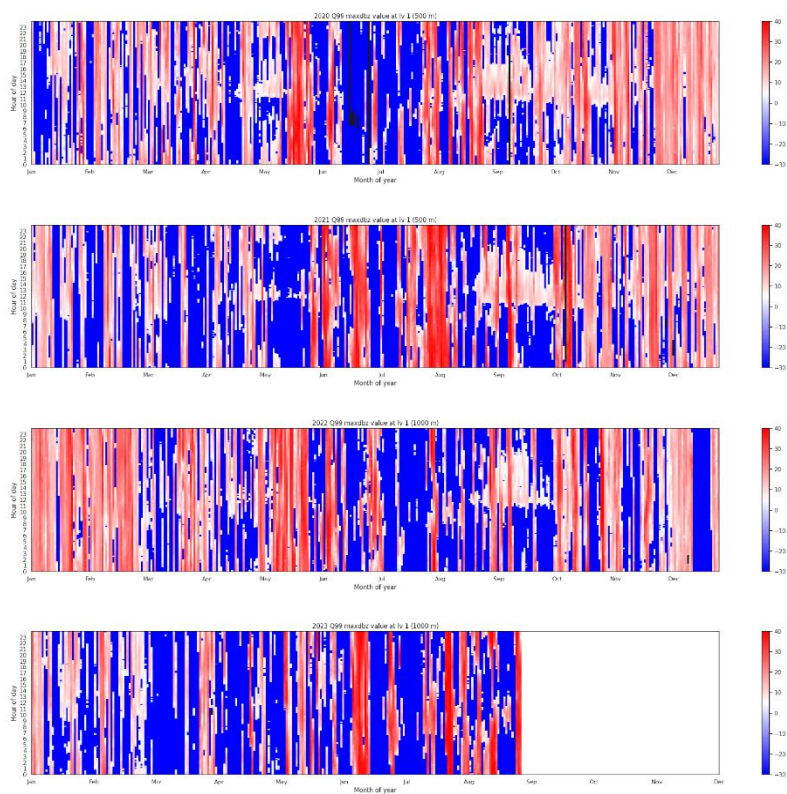


圖 A- 18 2020-2023 年 QPESUMS - Q99 Max dBZ 資料分布熱圖。

註：QPESUMS 資料收集期間至 2023 年 8 月 31 日。

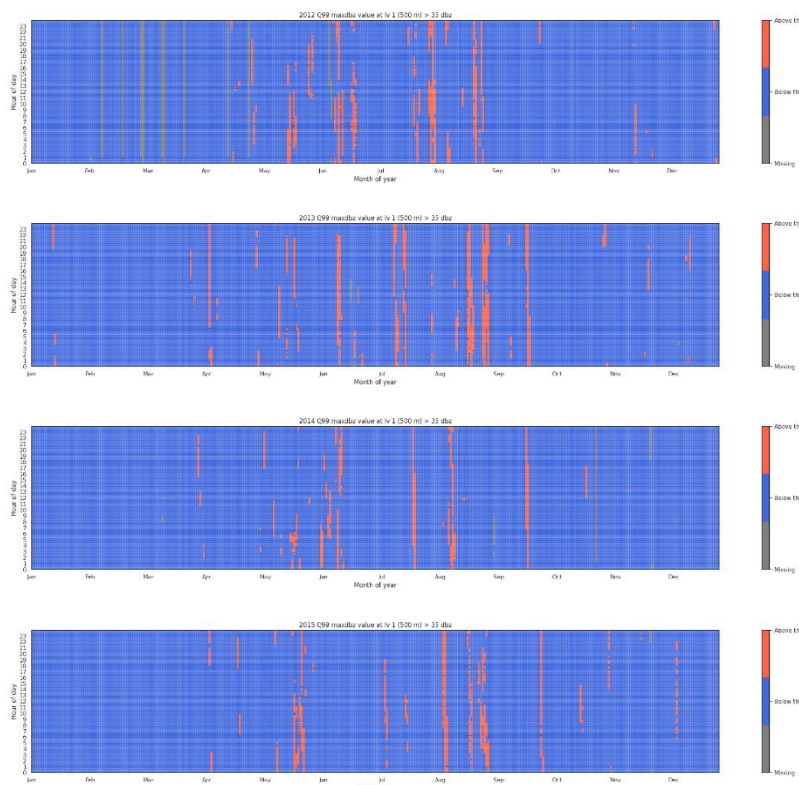


圖 A- 19 2012-2015 年 QPESUMS - Q99 Max dBZ 大於閾值分布。

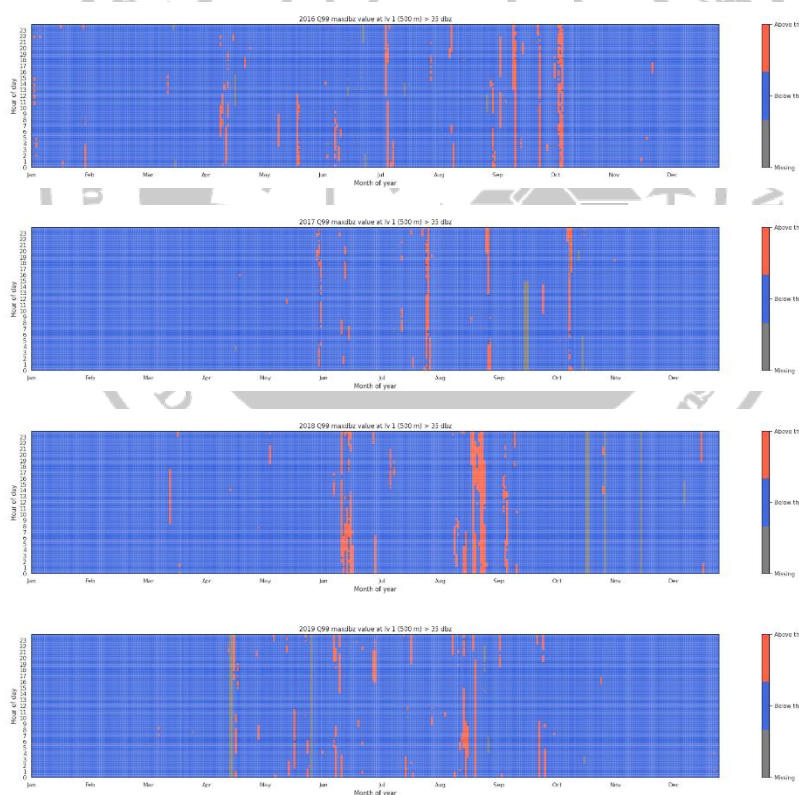


圖 A- 20 2016-2019 年 QPESUMS - Q99 Max dBZ 大於閾值分布。

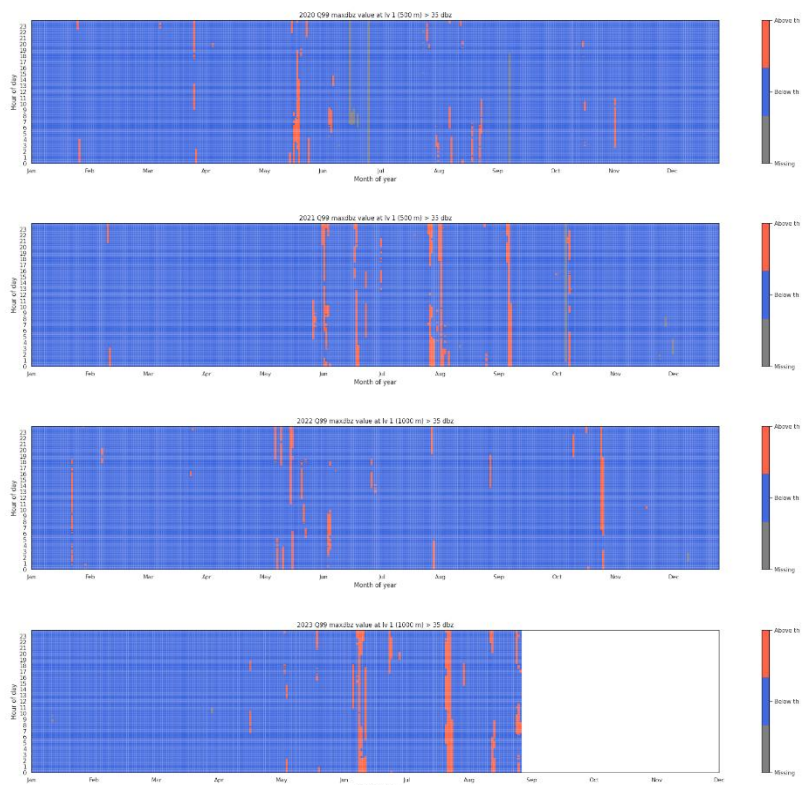


圖 A- 21 2020-2023 年 QPESUMS - Q99 Max dBZ 大於閾值分布。

註：QPESUMS 資料收集期間至 2023 年 8 月 31 日。



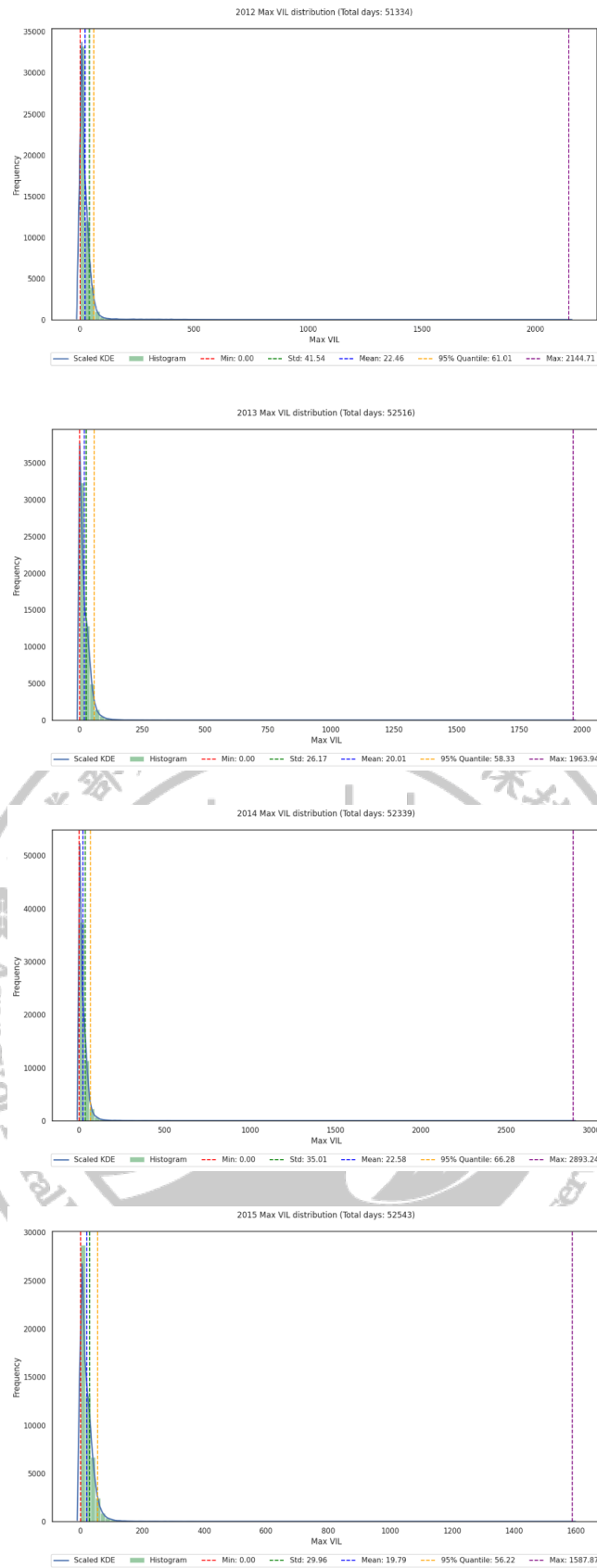


圖 A- 22 2012-2015 年 QPESUMS -原始 VIL 資料分佈

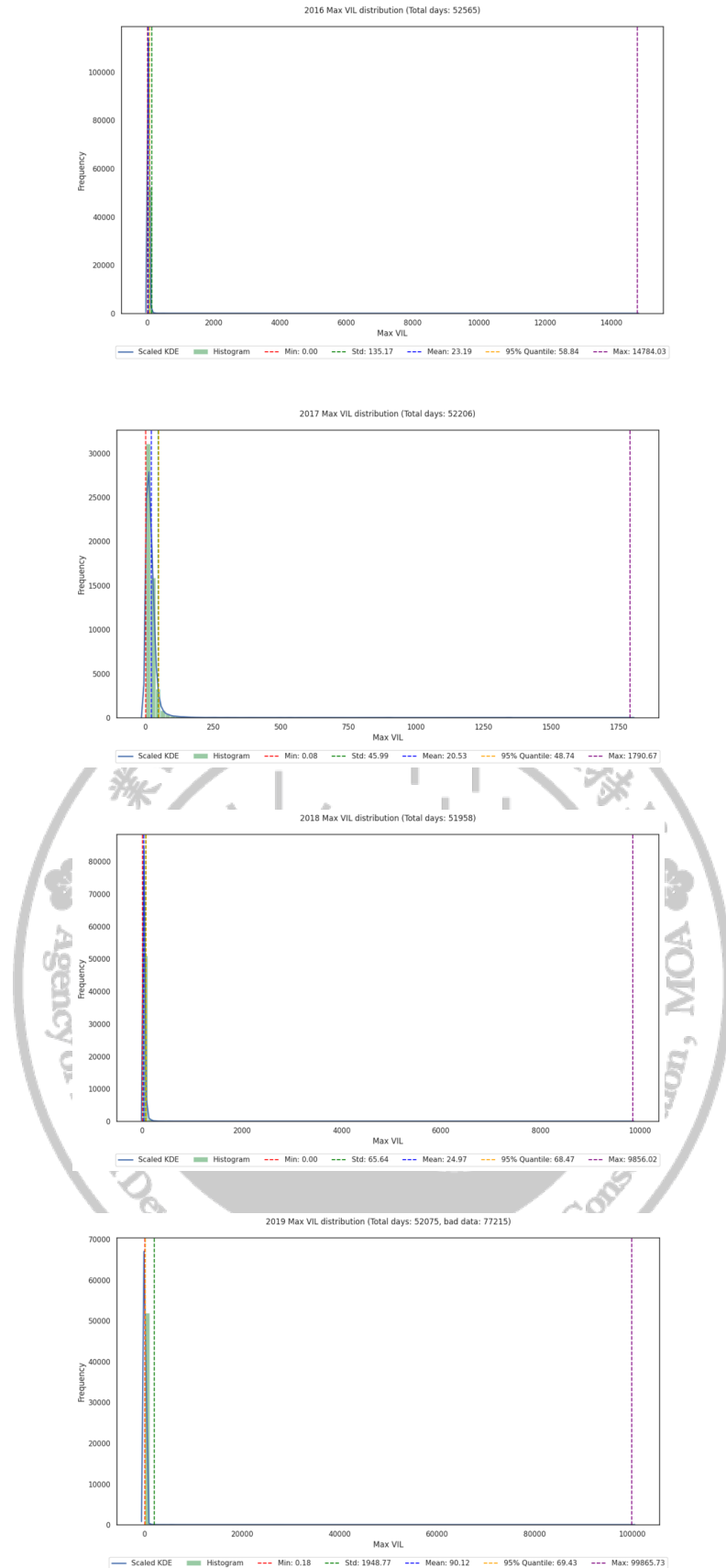


圖 A- 23 2016-2019 年 QPESUMS -原始 VIL 資料分佈

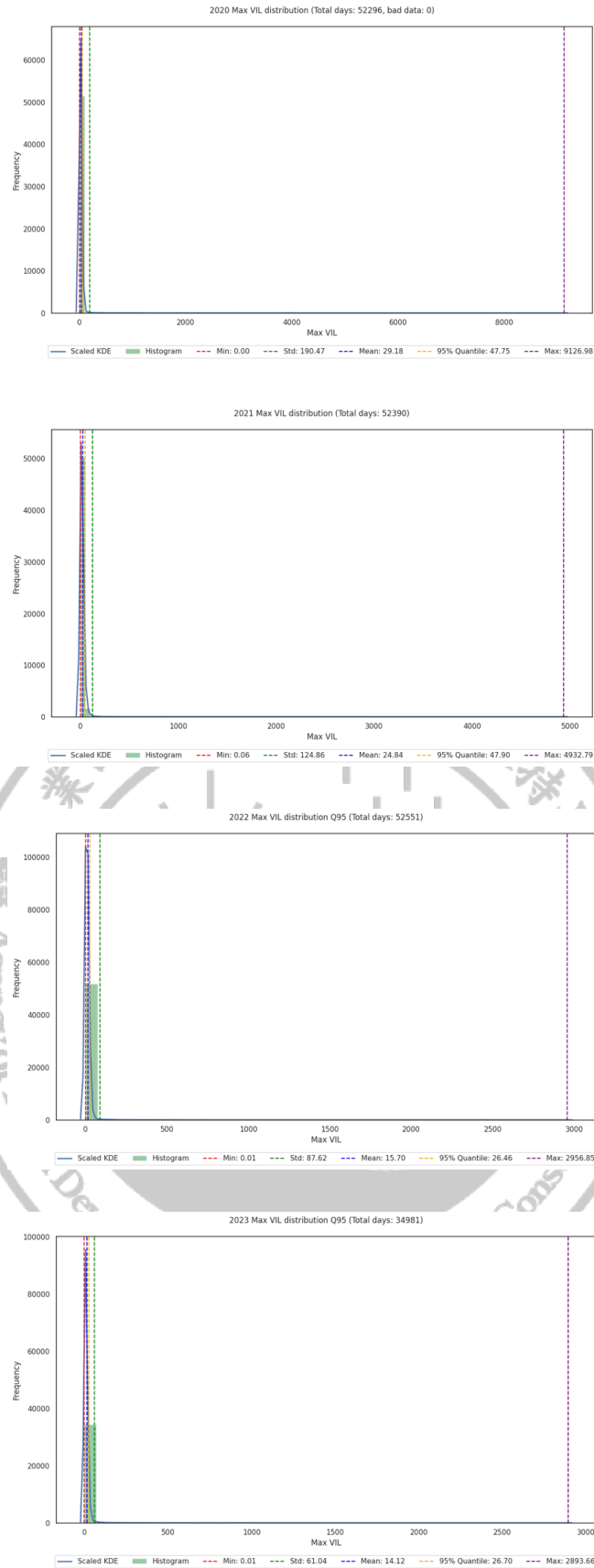


圖 A- 24 2020-2023 年 QPESUMS -原始 VIL 資料分佈

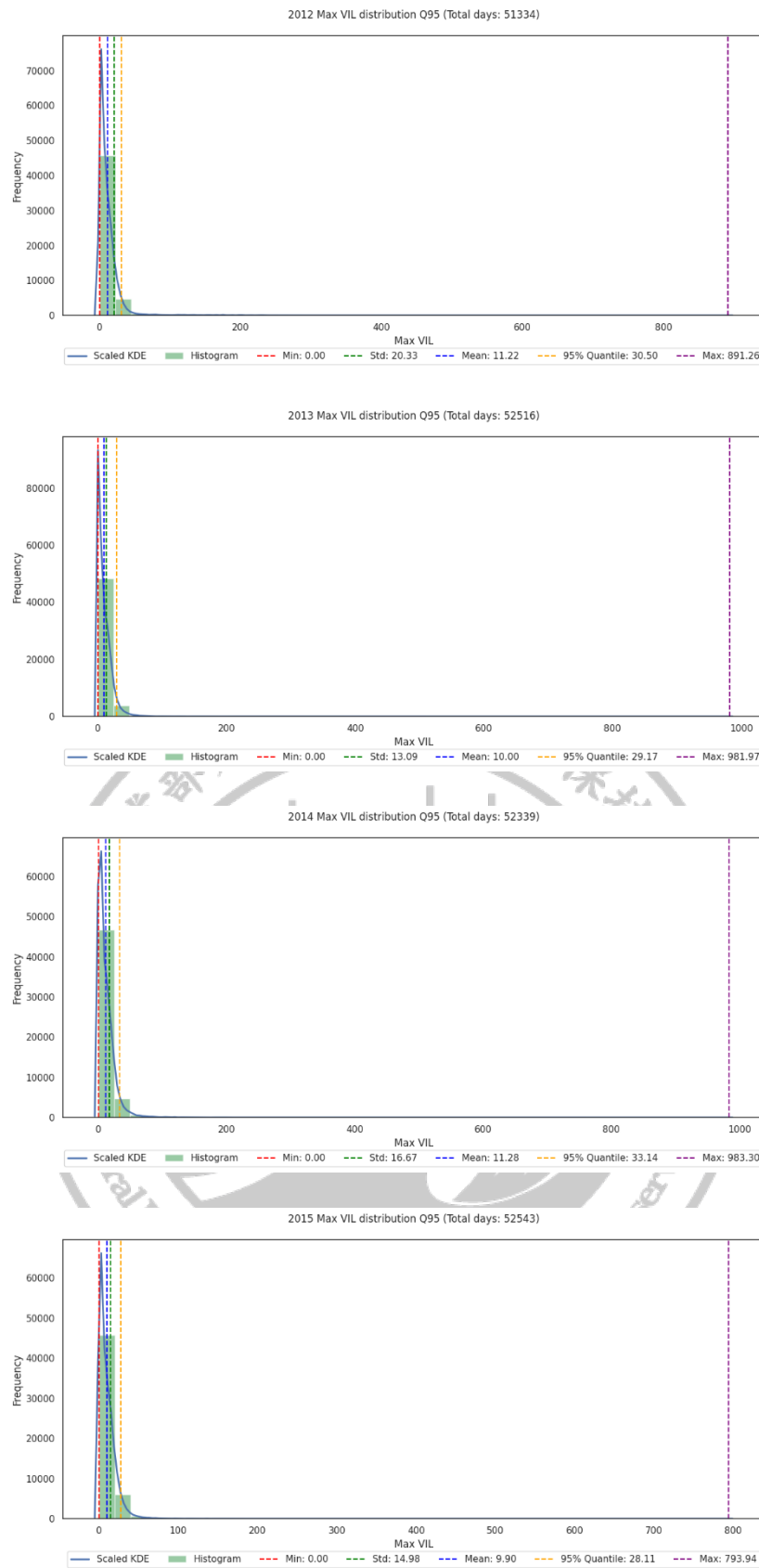


圖 A- 25 2012-2015 年 QPESUMS- Median filtered VIL 資料分佈

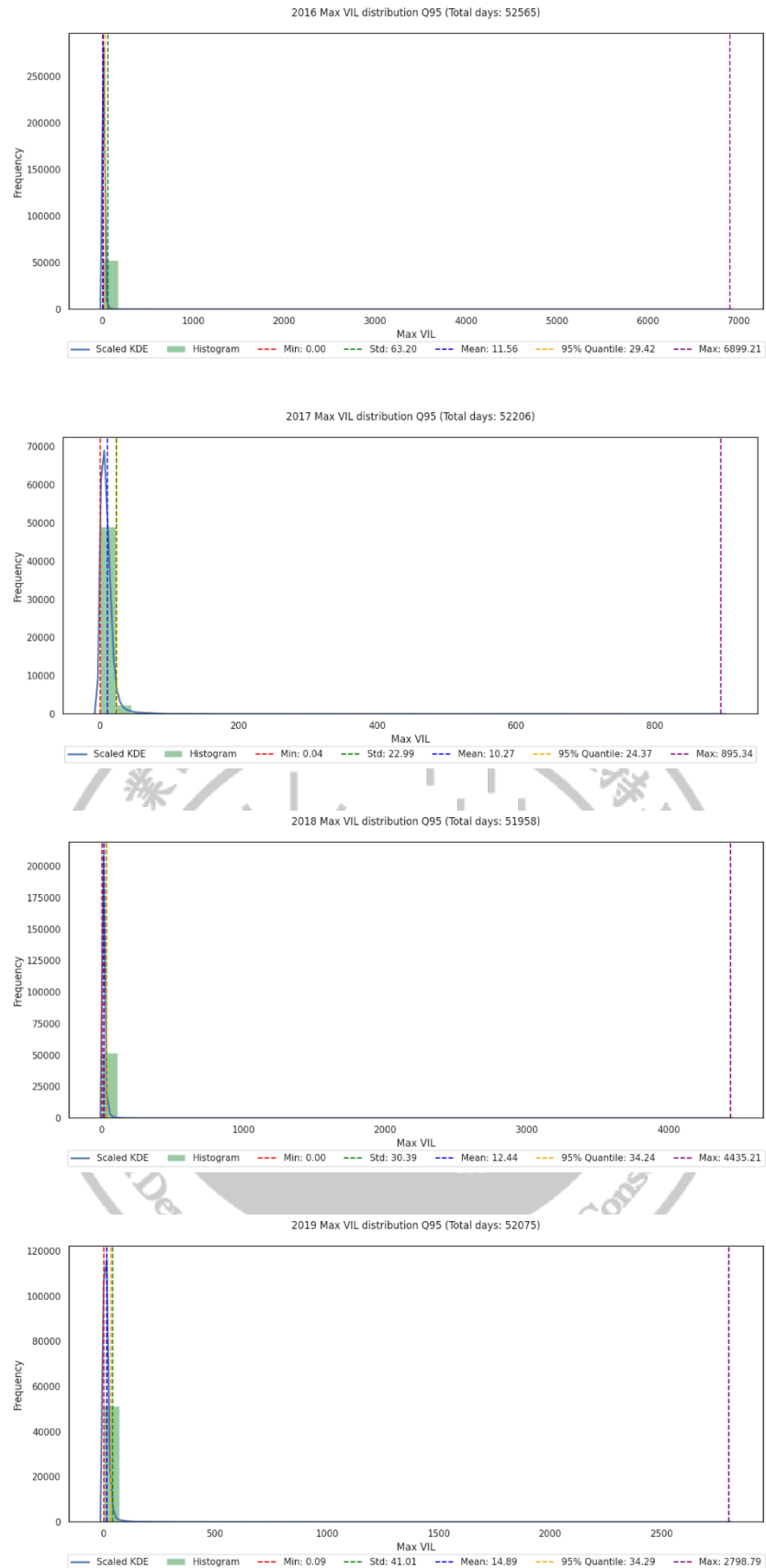


圖 A- 26 2016-2019 年 QPESUMS- Median filtered VIL 資料分佈

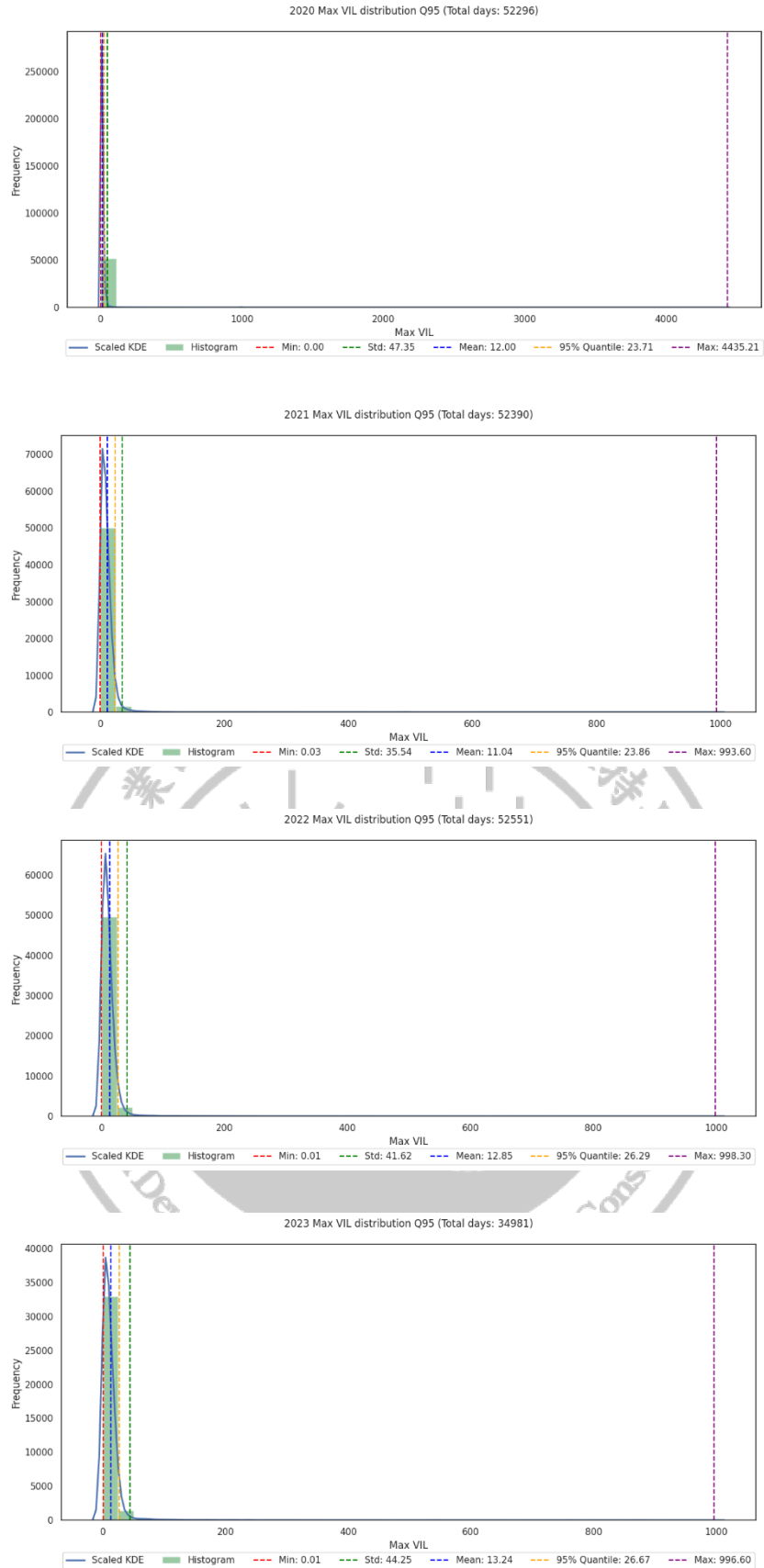


圖 A- 27 2020-2023 年 QPESUMS- Median filtered VIL 資料分佈