

中華民國第 60 屆中小學科學展覽會 作品說明書

高級中等學校組 地球與行星科學科

第一名

051910

從雷達回波估算即時降雨

學校名稱：國立中興大學附屬高級中學

作者： 高三 蕭 琪 高三 蔡易達 高三 賴霆翊	指導老師： 林士超 張啟中
---------------------------------------	-------------------------

關鍵詞：雷達回波、降雨即時預報、深度學習

得獎感言

從雷達回波估算即時降雨~為下一次的降雨做準備

如果某天，易達指著天空向蕭琪講：「看！是卷積雲」

蕭琪會不會問：「那麼 kernel 是多大？」

(a.k.a. 冷笑話大師 - 霆翊)

做研究的過程不是做出漂亮的結果，而是從中不斷反覆思考誤差可能的來源，並且盡力設法改善；得獎是得到肯定，但是比獎項更重要的是研究過程中學習到的科學精神。

全國科展，讓我們學到很多以前沒碰過的東西，比賽的所見所聞也開拓我們的視野。

<半年，很短>

為了在緊湊的時間中，做出一個完整的作品，除了老師的輔導，我們需要良好時間管理以及心理素質。

平日中午、放學時間、週末、寒暑假，在地科教室很難沒有看到我們的身影；課業壓力、奧林匹亞競賽、社團，堆疊於肩上的壓力隨著比賽的接近而速增，若非適度的紓解，或許無法如此榮幸能踏進全國賽的殿堂；答覆問題精確、有邏輯、具足夠的自信心，在老師的指點以及無數次的練習中，從陌生變熟悉，口中流出的語句由緊張零碎進步至通順流暢。

<挫折與做科學的精神>

分析實驗數據時，曾發現有些個案預期與實際相差頗大，萌生直接當之為特例排除掉的衝動；可是，這完全違背了做科學的精神。於是我們繼續努力，從各種天氣系統發生的型態、時間、位置逐步篩選出可能的成因，再進一步設計實驗驗證我們的假設，最終觀察到，天氣系統發生的位置大幅影響預報誤差，成為了本次實驗的發現之一。

<信心>

自信心不夠一直是易達最大的罩門。我常因為對自己的答案沒有把握而回答的不夠精確，因此，一直以來我只要碰到上台報告或回答問題就會很緊張；而這次在準備口試的過程，又再再面對這項難題，我也花了許多時間在心理建設上。到後來我終於能經過思考後，平穩的說出一段有邏輯的話，這是花了我好大一番功夫才得到的結果（老師說我講話越來越像教授哈哈）。

<誌謝>

能有這一段旅程，我們感激許多人的幫助、支持。

林士超老師，時常於我們碰到瓶頸時，並非直接告訴我們解決方案，而是提供我們思考的方向，強調科學的精神，讓我們在進步的過程，不僅摸索出一條道路，更是領悟面對研究逆境，應有的靈活思考與堅持；

張啟中老師，協助我們處理資訊方面的困難，以及最初的電腦設備問題；

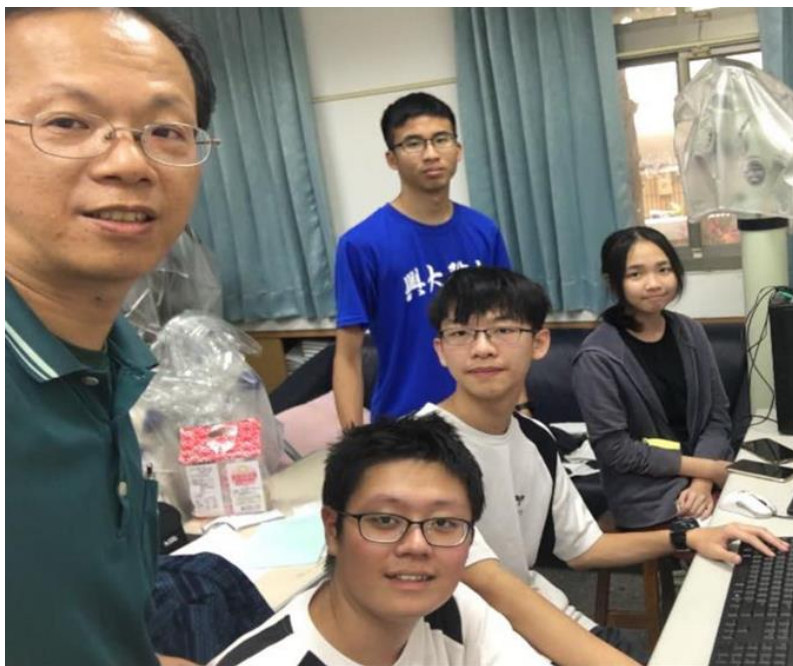
鍾高陞教授，解答我們研究過程中有關大氣與雷達回波的種種疑惑，維持作品一定的專業水準；

阿龍，幫忙程式的撰寫，並且提供不少想法；

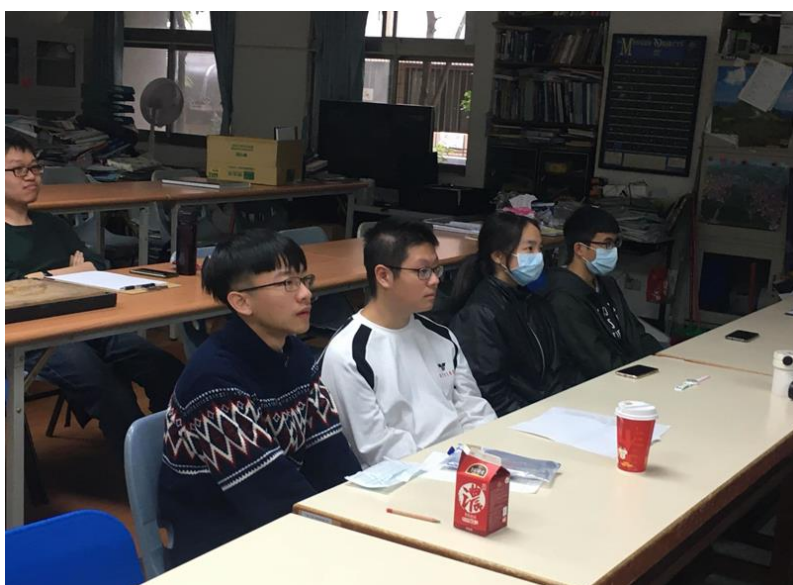
歷屆學長姐，時而給予我們作品改進的方向，也讓我們練習口試時，能以不同角度切入這個科展；

評審教授們，肯定我們的作品並且提出許多建議；

最後感謝組員，把自己的專長都發揮的淋漓盡致，完全展現了團隊合作的精神。



這間研究室就像是我們的第二個家，寫程式、資料分析、做報告都是在這裡完成，幾乎天天都是天黑後才離開。這是這個科展主題的誕生之地，也是充滿美好回憶的地方（攝於興大附中）。



老師安排在大學研究所從事人工智慧(AI)研究的學長返校傳授專業知識，讓我們在這個過程中更深入認識了類神經網路（攝於興大附中）。



每一次的練習，都是一次的進步，
感謝這段期間老師、學長姐們不厭其煩得聽報告練習，也都給予寶貴的建議
(攝於台大地質系)。

摘要

近來暴雨頻傳，預報困難度提高，即時短期降水成為熱門的議題。

本研究意欲以深度學習的類神經網路，經過大量雷達影像訓練後，以高命中率預測短期雷達回波演變，並透過回波值 Z 和時雨量 R 公式轉換，進行雨量預報。

以中彰投、海拔低於 700 公尺的地區為對象，先求出各降雨型態（梅雨、颱風等）在 $Z-R$ 關係式的 a 、 b 值，且以回波預測各類型的雨量，並且找出各降雨類型的模型所對應的最佳訓練集長度及訓練型樣（Epoch）。

結果發現在預測冷鋒、颱風、梅雨即時降雨方面，卷積長短期記憶類神經網路（ConvLSTM）的雨量預測能在 60 分鐘內誤差小於 4 毫米，其餘類型的降雨預測，誤差則小於 10 毫米，成功地預測雨量的變化。

壹、研究動機

十分鐘前還只是微風細雨，頃刻間風雨交加，但即時預報的更新趕不上已經降下的大雨.....。

短時間的劇烈天氣變化經常讓大家措手不及，對於要不要「賭一把」出門買午餐的我們而言，一味蠻衝似乎不是最佳選擇，因此我們想知道究竟能不能利用最即時、更新速度最快的雷達回波圖來預測降雨，達到解決生活不便的目的，甚至為災害預警盡一份心力。

本研究希望藉由結合機器學習中的類神經網路及影像分析技術，在經過大量影像的訓練後，能以高命中率預測短時間內的雷達回波演變，並透過 $Z-R$ 關係式（雷達回波及降雨量）轉換，計算出對應的預測降雨量，產出即時降雨預報（Precipitation Nowcasting）的成果。

貳、研究目的

- 一、針對台灣不同降水類型，推算出雷達 Z—R 關係式^[3] $dBZ = 10 \times \log(a) + 10(b) \times \log(\text{時雨量})$ 中常數 a 和 b，以利用預測雷達回波強度 (dBZ) 估計時雨量。
- 二、以卷積長短期記憶類神經網路 (ConvLSTM) 為架構，找出對於不同降雨類型 (春雨、梅雨、颱風、西南風) 最佳的訓練集長度與訓練型樣 (Epoch) 作為模型訓練之用，並且避免發生過度擬合 (over fitting) 導致預測失準，以最準確的訓練預測雷達回波強度 (dBZ) 演變。
- 三、將模型所預測的雷達回波圖中的回波強度與實際觀測值進行誤差分析，檢核模型對於不同降水類型的回波強度 (dBZ) 估計能力。
- 四、結合 Z—R 關係式以及雷達回波預測，檢核模型預報台灣中部地區即時降雨對於不同降水類型預報時雨量的準確率。

參、研究設備及器材

一、系統架構設計

由於深度學習 (Deep Learning) 對於電腦硬體的要求非常高，不管是模型訓練或是進行預報，都會消耗大量的電腦效能。我們發現當許多工作同時在一台電腦上運行的時候，會因為部分硬體資源不足而使效率大幅下降，使得預報的發布時間受到拖延。為了在有限的硬體設備下解決這樣的情況，我們設計了一套分散式系統 (圖 1)，以避免程式間消耗相同的硬體資源，造成效率低落。

二、網路配置

我們的分散式系統牽涉到跨機房通訊。為了使程式間易於通訊，並且讓我們能夠管理所有的主機，同時確保資訊安全，因此所有的跨機房通訊我們採用虛擬私人網路 (VPN) 做為通訊管道。區域網路 (LAN) 則採用 1Gbps 作為同機房不同主機之間的通訊。

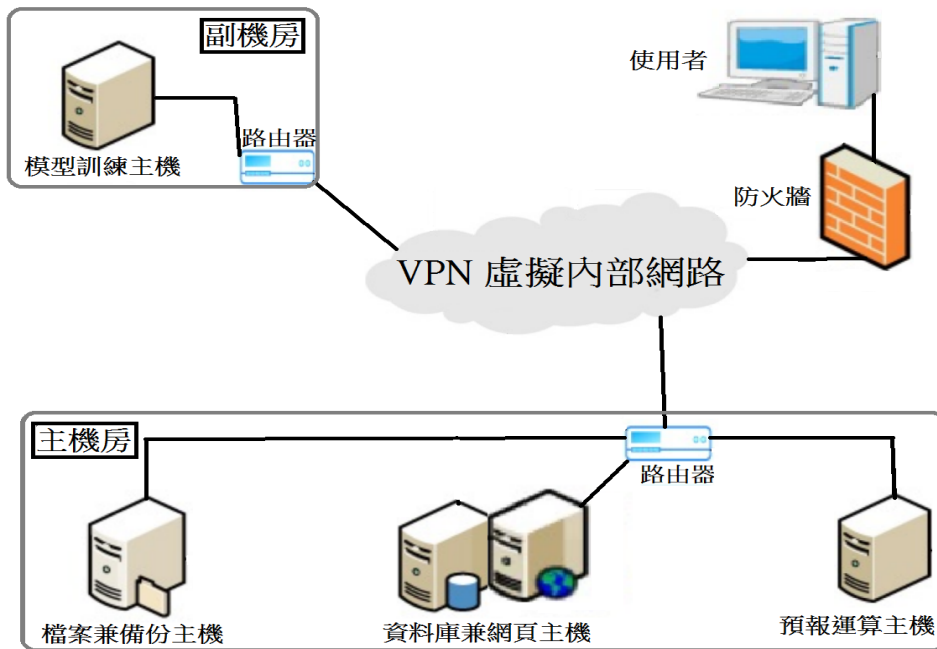


圖 1、分散式系統架構簡圖

三、軟體設備

(一) 模型訓練主機

作業系統：Windows10

開發環境：Anaconda 2019.10 Python 3.6

Pytorch 0.3.1 (CUDA 8.0)

(二) 預報運算主機

作業系統：Windows10

開發環境：Anaconda 2019.10 Python 3.6

Pytorch 1.4.0 (CUDA 10.2)

(三) 資料庫兼網頁主機

作業系統：Windows10

資料庫系統：Microsoft SQL Server 2014

網頁伺服器：IIS 10

後端處理：Python 3.6 + Flask



圖 2、運算設備

肆、研究方法

一、數據獲取

本研究從文化大學大氣水文研究資料庫取得中央氣象局自動氣象站 2018~2020 年降雨數據（每小時一筆）以及 2018~2020 年的全年雷達合成回波圖（10 分鐘一筆）作為訓練模型資料集，並使用中央氣象局的即時全台雷達合成回波圖預測近期的雷達回波。

選擇的合成雷達圖像由台灣的五分山、花蓮、墾丁和七股（22~25°N）的四個 S 波段都卜勒雷達組成（圖 3）。採用雷達回波合成圖像可以避免單降雨雷達受地形限制、空間失真等缺點。

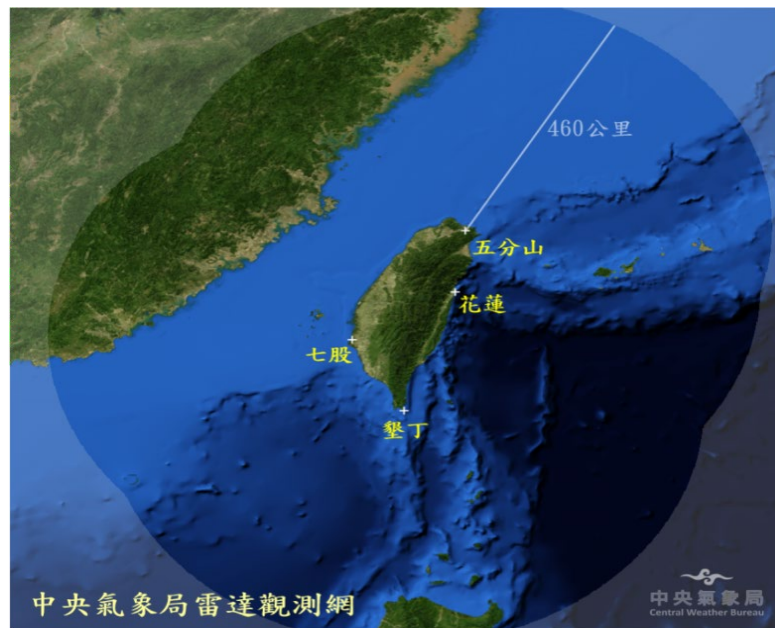


圖 3、中央氣象局雷達網有效範圍

二、資料預處理

（一）雷達圖像轉灰階

作為卷積長短期記憶（ConvLSTM）模型輸入的預處理，本研究使用 Python 的 PIL 和 numpy 套件，將圖像中每個像素轉為依回波強度（dBZ）對應至 0 到 255 的整數，其中 0 dBZ 轉換成 0（最黑），而 65 dBZ 轉換為 255（最白）。

（二）去除背景

為了減少背景地圖覆蓋原 dBZ 值造成資料損失，可能會對模型產生影響，本研究使用基本影像處理，將地圖背景區域，取兩側的 dBZ 值平均替代。

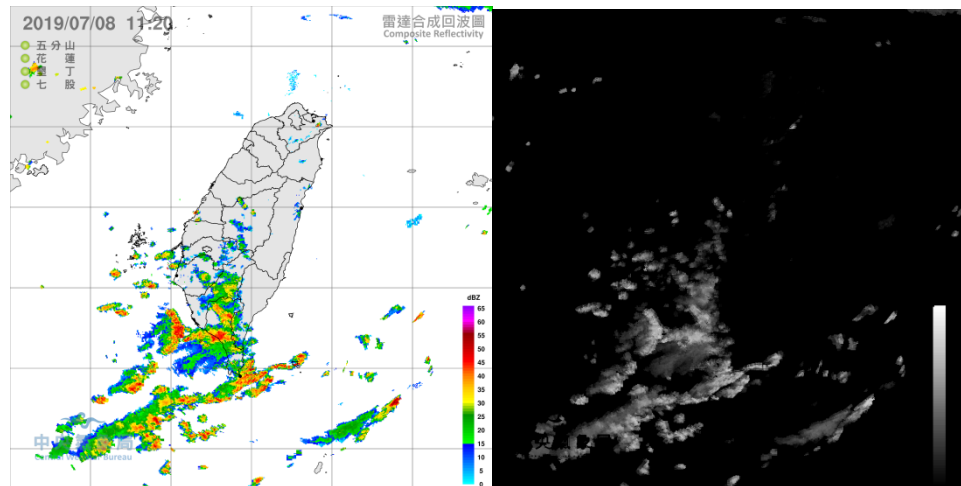


圖 4、中央氣象局原始雷達圖（左），未裁切灰階化雷達圖（右）

（三）圖片剪裁、測站座標轉換

將 3600 x 3600 像素的合成雷達圖像（圖 5 左），裁剪為涵蓋研究區域 800 x 800 像素的圖像（圖 5 右），之後圖片會被縮小至 256 x 256 像素以作為模型輸入格式。

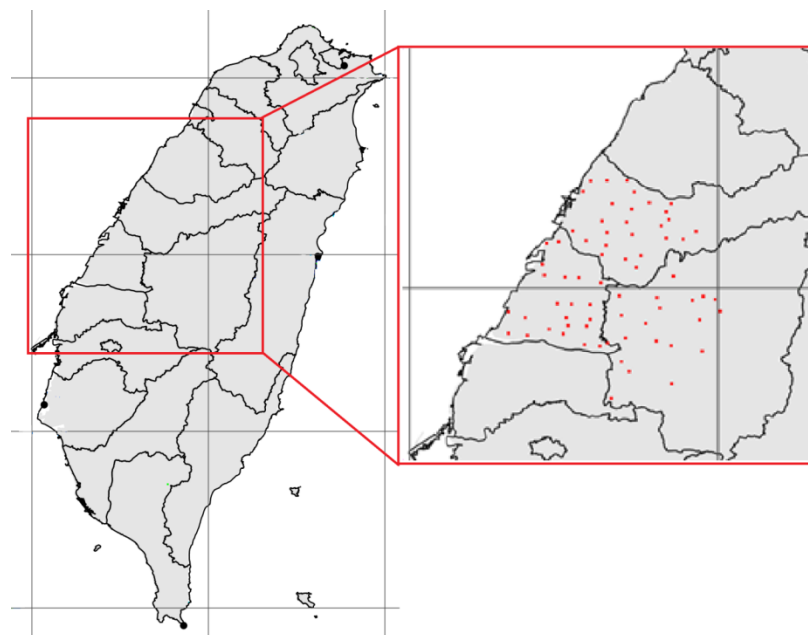


圖 5、研究區域以及剪裁後的圖片範圍。紅點為本研究採用的氣象局雨量測站。

三、求得 Z-R 公式中的常數 a、b 值

在 Marshall 和 Palmer 的論文中^[3]，提出 dBZ（雷達回波強度）與 R（時雨量，毫米/小時）的關係為 $dBZ = 10 \times \log(a) + 10(b) \times \log R$ ，其中常數 a 和 b 值在不同區域、不同降水特性（雨滴粒徑）皆不相同（雨量的單位是毫米/小時）。因此，本研究先人工分析 2018 至 2019 年的不同降雨類型，並分類成春雨、梅雨、颱風、西南風，再分別計算 a、b 值。

對於不同的降雨類型，本研究利用中央氣象局在中台灣地區 2018~2019 年的降雨和雷達圖像數據，先行去除掉沒有降雨的數據，儲存為成對的 x（dBZ 值，由經緯度和雷達影像轉換取得）和 y（時雨量），以春雨（13,353 筆）、梅雨（4,657 筆）、颱風（6,311 筆）、西南風（18,075 筆）分類，再透過最小平方方法線性回歸分析求得 a、b 常數。

我們選擇 dBZ 與計算出的 $10(b) \times \log(\text{時雨量})$ 的平方差作為我們的損失函數，因為採用此損失函數時，可以忽略 $10 \times \log(a)$ 的存在，便只剩下一個需要解決的未知數 (b)。找到具有最小殘差的 b 後，我們可以透過平均已知 dBZ 與修改後 Z-R 關係之間的差，計算先前忽略的 $10 \times \log(a)$ 。

四、雷達回波預測—建立類神經網路模型

LSTM（長短期記憶類神經網路）是一種建立於 RNN（循環神經網絡）的深度學習模型，結合卷積後為 ConvLSTM，它能運用於時間、空間序列性預測。本研究使用的 ConvLSTM 模型由施行健等人提出^[2]，在僅具時間相依性的 FC-LSTM 模型中，以卷積運算代替矩陣乘法，加入空間相依性。因其具空間及時間相依性，並可運用反向傳播法進行訓練，使其有在即時預報領域運用的可能性。反向傳播法是指程式在訓練的過程中，會將測試結果用於模型中參數的自動調整，追求更低的損失函數值，以達到較佳的非線性函數擬合。反覆此迭代過程，將已訓練出來的模型繼續修正，使模型與真實大氣狀況更為接近，提升預報精確度。

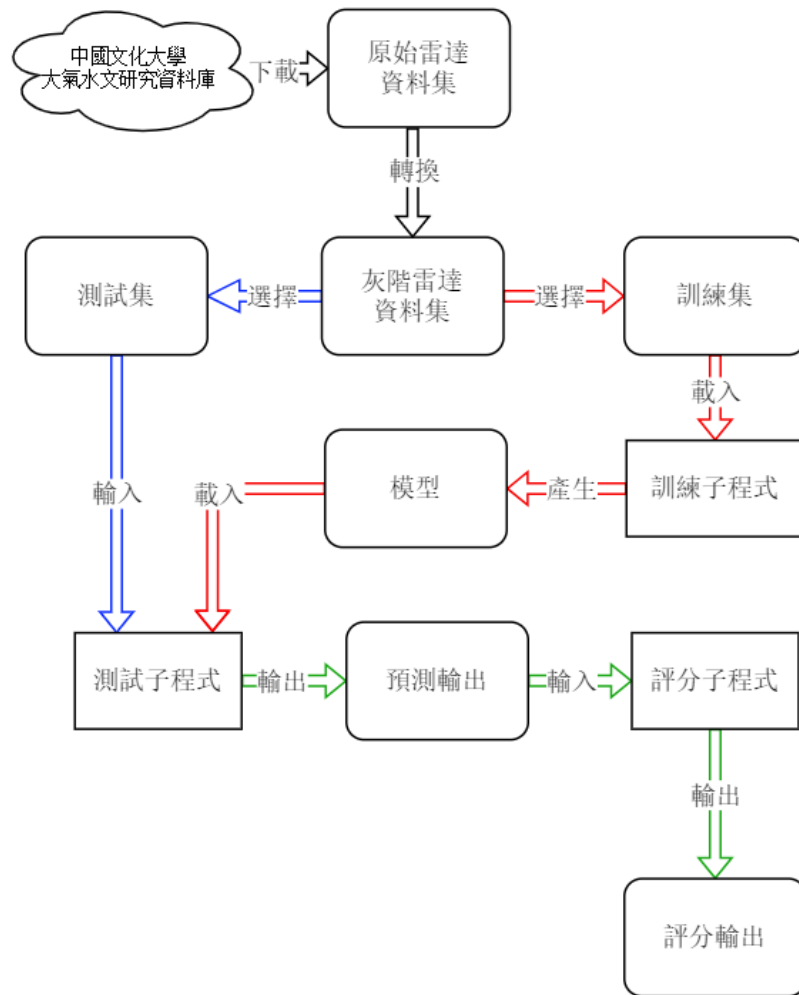


圖 6、本研究的流程圖

(資料預處理為黑箭頭、模型測試為藍箭頭、訓練為紅箭頭、評分為綠箭頭)

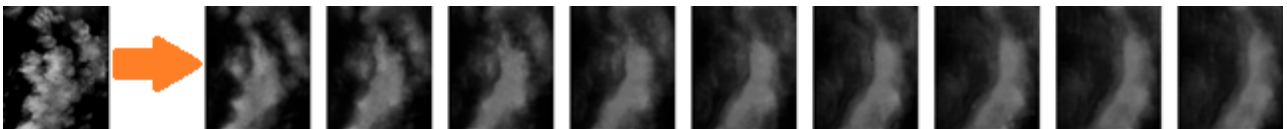


圖 7、模型預測輸出，原圖（左 1）及預測輸出（T+10 ~ T+90 分鐘，共 9 張）

五、雷達回波預測：模型訓練比較（訓練集大小、Epochs）

為了訓練出準確度高的模型（採用 ConvLSTM），本研究比較訓練集大小（10、20、30 及 40 天）和 Epochs（50、100、150、200 及 250 Epochs）對準確度的影響。本研究採用了人工智慧的訓練模型與氣象預報上常使用的 CSI（臨界成功指數）、POD（命中率）和 FAR（誤警率）作為評估標準，選出模型訓練的最佳參數組合（圖 8）^[1]，若數值大於等於閾值定義為陽性（1/True），反之定義為陰性（0/False）。

- （一）CSI（臨界成功指數）：除了觀測、預測皆為陰性（False）的情況，觀測結果、模型預測皆為陽性（True）的比率。CSI 值越高，準確率越高。
- （二）POD（命中率）：觀測結果為陽性（True）的情況下，模型預測亦為陽性（True）的比率。POD 值越高，出現偽陰性的機率越低。
- （三）FAR（誤警率）：不論觀測結果為陽性（True）或陰性（False），觀測結果為陰性但預測結果為陽性的比率。FAR 值越低，出現偽陽性的機率越低。
- （四）本研究將評分閾值定義為降水量 1mm/hr、20mm/hr 及 40mm/hr 時所對應的 16dBZ、36dBZ 及 41dBZ，其中時雨量 40mm 為中央氣象局所界定的降雨及大雨標準，1mm 則是用以區分有無降雨的閾值；至於，20mm 是前二者的平均值。
- （五）由於不同訓練集長度對於模型準確度影響大於不同 Epoch，本研究先以固定 50 Epoch 找出最適合的訓練集天數後，再進行不同 Epoch 的比較。
- （六）對於不同的降雨類型，本研究人工挑選出相同降水類型的雷達回波圖做為訓練集，再重複以上步驟，找出每一種的最適合模型的參數組合。

		預 測		
		陽 性 (True)	陰 性 (False)	
觀	(True)	A 命中	B 偽陰性	$CSI = \frac{A}{A + B + C}$
	陽 性			
測	(False)	C 偽陽性	D 無降雨	$FAR = \frac{C}{A + C}$
	陰 性			

圖 8、混淆矩陣（左）與評分計算方式（右）

六、回波強度預測的準確度

在產出預測的雷達圖後，分成 10 分鐘、20 分鐘、30 分鐘、.....、90 分鐘預報，與中央氣象局相同時間的雷達回波圖（先以相同方式進行預處理）進行比較。在訓練完模型後，我們發現 60 分鐘之後的臨界成功指數大多低於 60%，預報效果不佳，因此我們選擇檢驗至 60 分鐘。

考量到誤差可能同時存在正負值，本研究以方均根誤差（Root Mean Square Error, RMSE）統計回波強度誤差。並且以 2020 年的春雨和梅雨降雨事件，計算預測回波圖上每一個像素與實際回波強度的方均根誤差。

七、即時降雨預報檢驗

檢驗即時降雨預報採用的事件為 2019 年的 5、6 月梅雨、8 月西南風、8 月 7 日颱風，以及 2020 年的 4 月 2 日對流雨、4 月 6 日至 7 日北上華南水氣、4 月 11 至 12 日冷鋒雨、5 月 21 日至 22 日典型梅雨。

即時降雨預報檢驗方式也是用方均根誤差（Root Mean Square Error, RMSE）進行，也就是將 60 分鐘內的台中氣象站預測累積雨量與實際值的誤差求出它的方均根誤差。

伍、研究結果

一、Z-R 公式中的常數 a 和 b

表一包含本研究利用最小平方法求得的最佳擬合數值以及與前人研究的比較，可發現 2018 至 2019 年的梅雨以及西南風算得的 a、b 值相關係數相較另外兩種降雨類型高。因此，推測春雨與颱風的較低是因為天氣變化比較大，同時受到多種天氣系統影響，較不規律；而梅雨與西南風的降水型態成因較單一，所以相關係數比較小。巴西地區^[5]相關係數較高推測是因為處於熱帶，降水類型也較單一，以對流雨為主。

地區	統計期間	Z-R 關係式	相關係數 R	出處
台灣 中彰投 700 公尺以下	2018~2019 春雨	$Z = 80.69R^{1.33}$	0.59	本研究
	2018~2019 梅雨	$Z = 53.56R^{1.38}$	0.73	
	2018~2019 颱風	$Z = 39.40R^{1.17}$	0.59	
	2018~2019 西南風	$Z = 66.36R^{1.33}$	0.71	
泰國	2009-06~08	$Z = 70.51R^{1.63}$	0.50	Mahavik et al., 2011 ^[4]
巴西（大西洋沿岸）	2001-12~ 2002-09	$Z = 176.5R^{1.29}$	0.91	RS Tenório et al., 2010 ^[5]

二、雷達回波影像預測—訓練集長度對結果的影響

圖 9、圖 10、圖 11 為 2019 年 6 月梅雨的模型訓練結果，其餘類型的降雨亦使用此方法。從圖 9~11 可見，訓練集長度為 10 天的模型與其他模型準確率相對而言較差，而 30 天的模型表現最好，臨界成功指數和命中率皆最高。本研究認為 10 天模式與其他模式之間的明顯差異是由於訓練集中包含的天氣系統特徵缺乏多樣性，訓練不足而慣於低估降雨，使臨界成功指數與命中率比其餘三個模型低，也因如此使誤警率也相對較低（圖 11）；推論最好的結果 30 天的模型在表現方面略優於 40 天的模型，因為 40 天的模型包含更多預報天氣時間範圍內未出現的天氣系統變化。

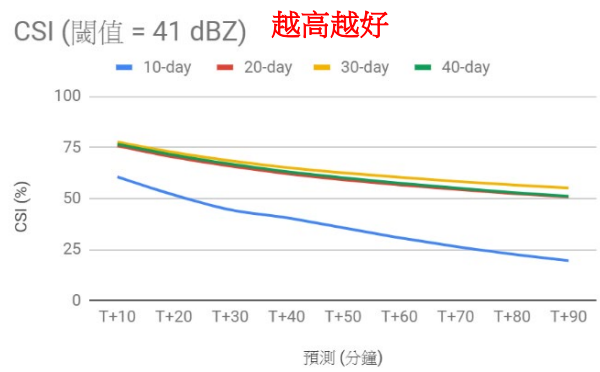
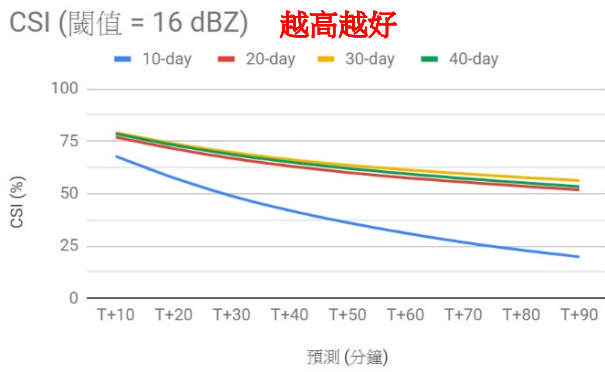


圖 9、不同訓練長度 (10~40 天) 下，在閾值為 16、41dBZ (1、40mm/hr) 臨界成功指數

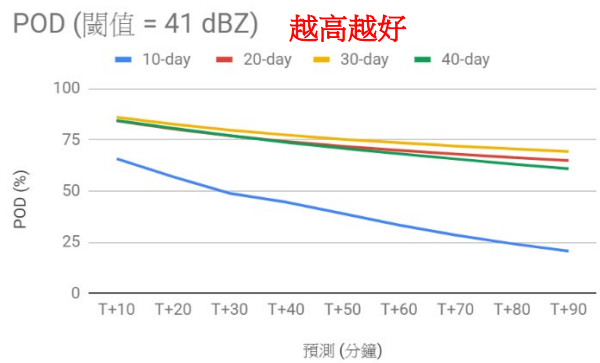
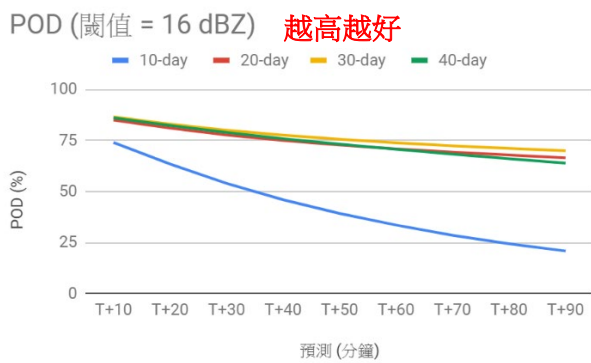


圖 10、不同訓練長度 (10~40 天) 下，在閾值為 16、41dBZ (1、40mm/hr) 命中率

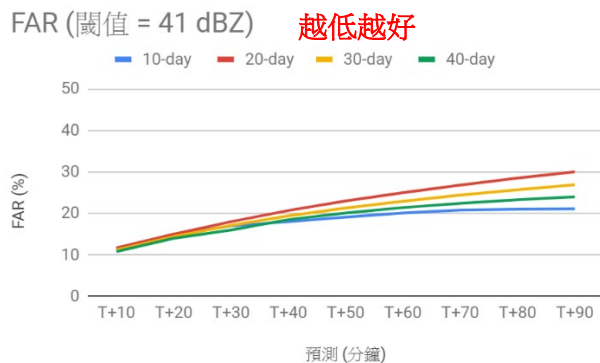
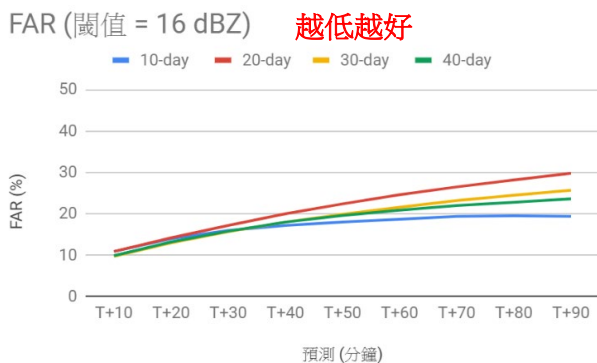


圖 11、不同訓練長度 (10~40 天) 下，在閾值為 16、41dBZ (1、40mm/hr) 誤警率

三、雷達回波影像預測：訓練 Epochs 對結果的影響

2019 年 6 月梅雨模型以兩個閾值來看，150 Epochs 在臨界成功指數和誤警率中表現最好 (圖 12、圖 14)，但命中率相較於其他模型較低，因此我們認為 250 個 Epochs 是最佳選擇，因為儘管它有與 150 Epochs 相似的臨界成功指數和誤警率，命中率 (圖 13) 卻相對較高。

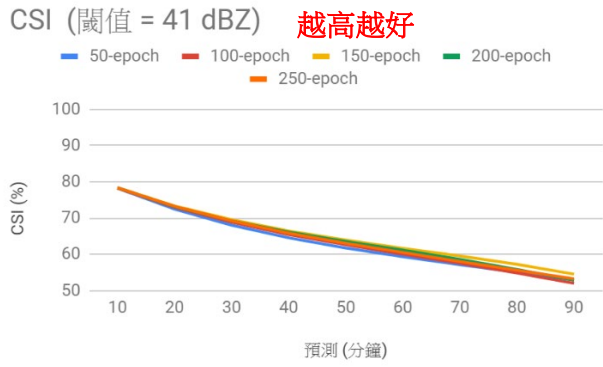
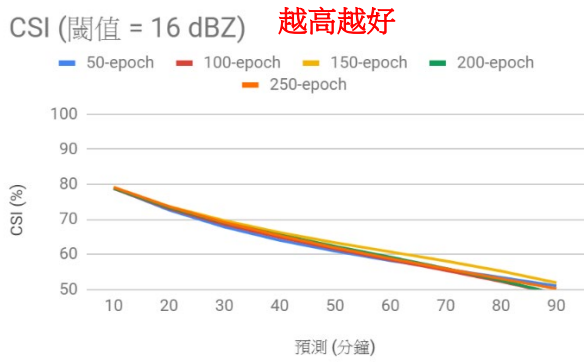


圖 12、不同 Epochs (50~250) 下，在閾值為 16、41dBZ (1、40mm/hr) 臨界成功指數

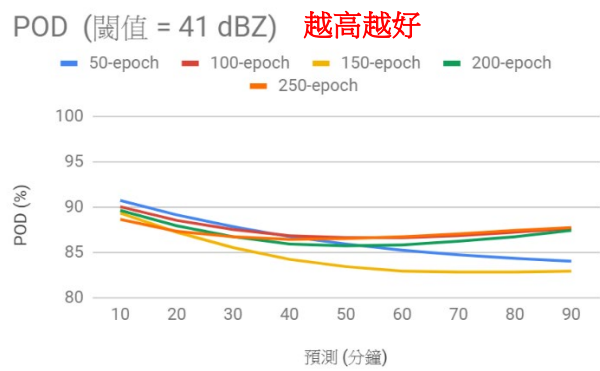
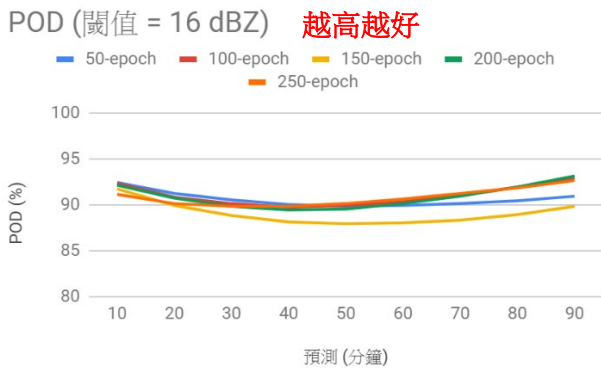


圖 13、不同 Epochs (50~250) 下，在閾值為 16、41dBZ (1、40mm/hr) 命中率

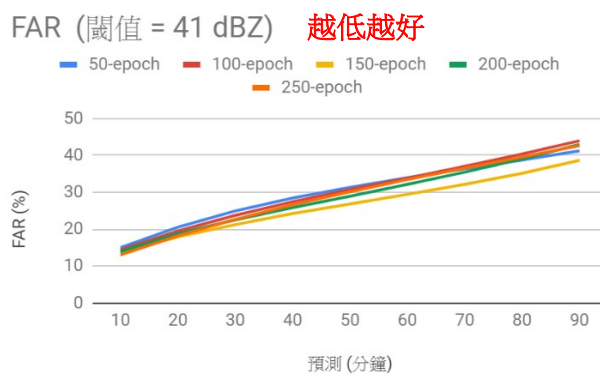
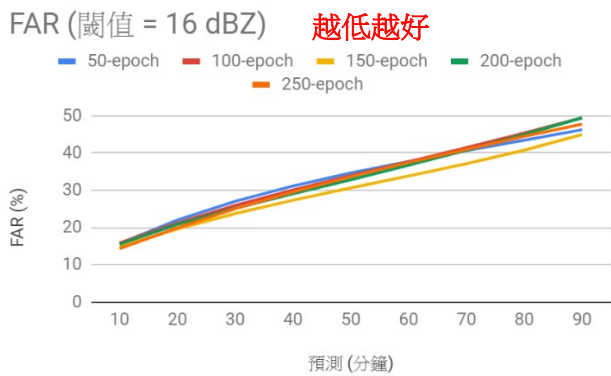


圖 14、不同 Epochs (50~250) 下，在閾值為 16、41dBZ (1、40mm/hr) 誤警率

四、即時降雨預報：回波強度方均根誤差（RMSE）檢驗

圖 15 為 2020 年春季與梅雨季的回波強度（dBZ）方均根誤差，有兩場午後對流雨的誤差整體相對較低（3 月 27 日、5 月 16 日），另一場午後對流雨的誤差卻高很多。典型梅雨和西南風混合事件的誤差相對於其他事件比較大，華南雲南帶入的降雨誤差則居中。

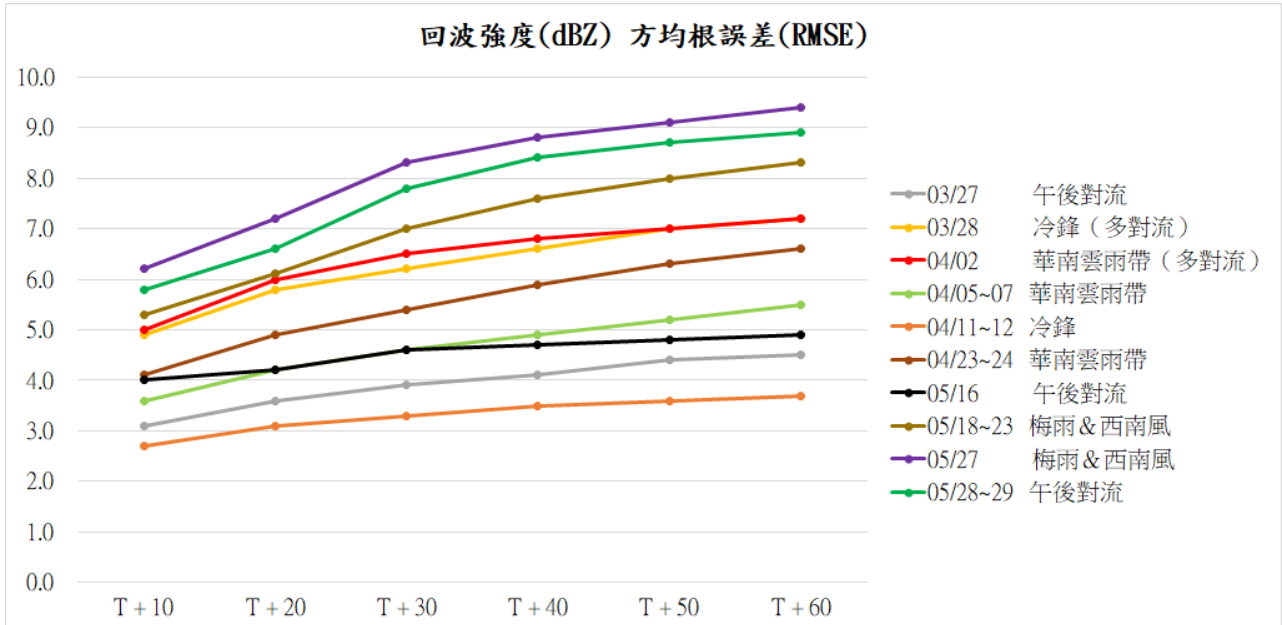


圖 15、預報回波強度與實測值方均根誤差圖

五、即時降雨預報：一小時累積雨量方均根誤差檢驗

圖 16 是 T+10~T+60 分鐘不同降雨類型的時雨量 (mm/hr) 降雨預報與台中氣象站的方均根誤差圖。在檢驗的事件中，2020 年 4 月 11 至 12 日的冷鋒雨的雨量預報誤差相較其他低，而 2019 年 8 月颱風與 2020 年 5 月 21 至 22 日梅雨的方均根誤差略高於冷鋒雨的數值。2019 年 5 月的梅雨方均根誤差較高，2020 年 4 月 6 至 7 日的華南水氣移入亦是如此。以 2020 年 4 月的對流雨分析來看，預報誤差(方均根)明顯隨著時間減小。

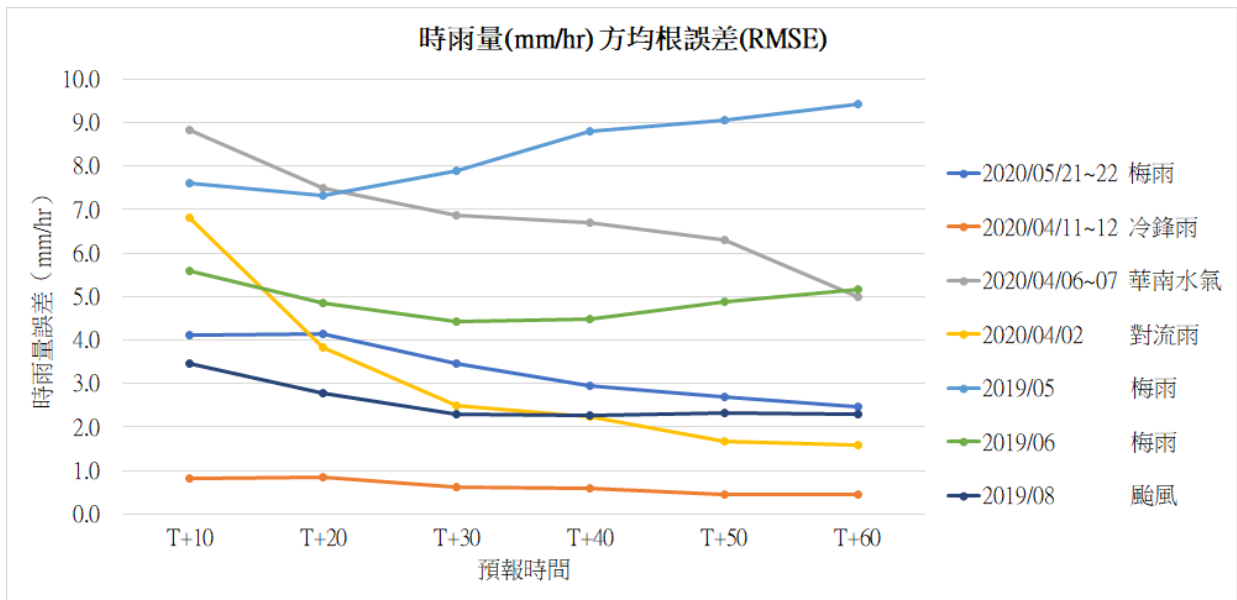


圖 16、不同降水類型與台中氣象站的方均根誤差比較圖

陸、討論

一、選取雷達種類

(一) C 波段雙偏極化降雨雷達

C 波段雙偏極化都卜勒氣象雷達觀測波長為 5 公分。由於其觀測波長較小，訊號較容易隨著距離的增加而衰減，故可觀測範圍較小（較佳觀測範圍為 150 公里；理想觀測範圍為 75 公里），其解析度較 S 波段雷達更高（空間解析度為 250 公尺，時間解析度為 2 分鐘），加上其雙偏極化設計能夠獲取雨滴粒徑，藉此推算 Z-R 關係式中的 a、b 常數，所以更適用於颱風、暴雨、颱風線、冰雹、龍捲風等中小尺度強降水天氣，並且有助於降雨量的即時預估。目前高雄林園、台中南屯及新北樹林降水雷達皆是這類的降雨雷達。儘管有效範圍較小，無法涵蓋全台，目前無法藉由合成回波進行校正，但是 C 波段雙偏極化降雨雷達高解析度與測量雨滴粒徑的能力，對於短時間強降水估計有很大的幫助，使其成為未來新建雷達站的趨勢。

(二) S 波段氣象雷達

S 波段都卜勒氣象雷達觀測波長為 10 公分，其觀測波長較大，訊號較不易衰減，可觀測範圍大（460 公里），但是解析度不及 C 波段雷達（空間解析度為 1 公里，時間解析度為 10 分鐘），因此適用於颱風、暴雨、梅雨、鋒面等大範圍強降水天氣。目前新北五分山、台南七股雷達、花蓮氣象站以及屏東墾丁皆是這類的氣象雷達。由於 S 波段氣象雷達有效範圍涵蓋全台，故可以藉由合成回波校正單一雷達造成的誤差。經由多雷達影像合成、校正可得到的回波失真度較小，且可避免地形限制（屏蔽部份可觀測區），本研究推論：現階段技術而言，S 波段氣象雷達較適合用於機器學習進行影像變化的預測，但 C 波段雙偏極化雷達仍然是未來發展與改進的趨勢。

二、與卷積 GRU (ConvGRU) 的比較

為了確定 ConvLSTM 模型於中尺度預報的適用性，我們將研究成果與前人研究比較 (Guo.et al.^[1]，為中尺度的預測研究) (圖 18)。本研究所使用的 ConvLSTM 模型與 Guo. et al.^[1] 使用的 ConvGRU (Gated Recurrent Unit) 模型，皆是由 RNN (Recurrent Neural Network) 延伸出來的相似模型。

ConvLSTM 和 ConvGRU 皆有時間相依性與空間相依性，本研究認為兩者皆有預報的潛力。而 ConvLSTM 比 ConvGRU 有更好的成效，但執行、訓練所需時間較長，也較難訓練。我們的時間目標以 10 分鐘為單位計算，兩種模型皆可在時間內產生預報結果，因此最終選擇使用預報成效較好的 ConvLSTM 製作預報後再與前人研究的 ConvGRU 做比較。

由(圖 8)可知，誤警率越小、臨界成功指數和命中率值越大代表預報準確度越高。我們將 30 分鐘的預報 (2020 年梅雨) 與 Guo. et al.^[1] 的模型進行比較，在表二]可見本研究使用的 ConvLSTM 之誤警率較 ConvGRU 的低，臨界成功指數與命中率皆較高，由此可知，本研究在中尺度雷達回波預測上是相對較準確、可行的。

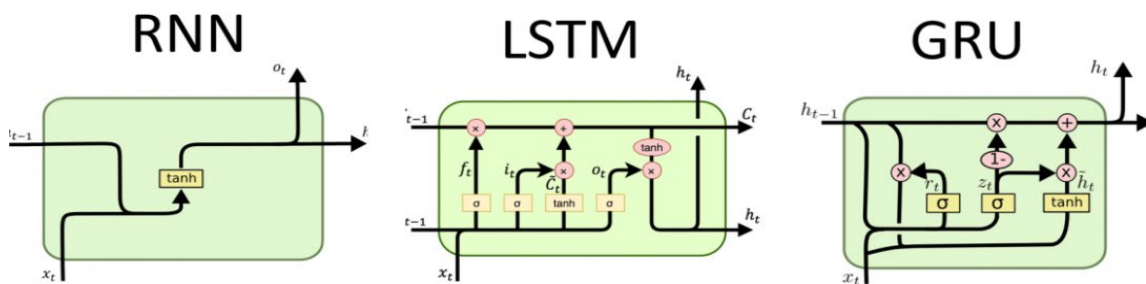


圖 17、RNN、LSTM、GRU 結構比較 (來源: <http://dprogrammer.org/rnn-lstm-gru>)

表二、本研究的模型與 ConvGRU ^[1] 的比較						
閾值 (dBz)	命中率 (POD)		虛警率 (FAR)		臨界成功指數 (CSI)	
	convGRU	本研究	convGRU	本研究	convGRU	本研究
18(1mm)	76%	92%	28%	24%	59%	71%
36(20mm)	52%	91%	47%	23%	36%	71%
41(40mm)	40%	88%	49%	23%	29%	70%

三、模型的訓練不足、訓練恰當以及過度擬合

在監督式機器學習的方法中，訓練集是由人工提供並標記，模型的訓練型樣（Epoch）以及訓練集長度是否合適對於模型的預測準確度有很大影響：在相同訓練集大小中，過多的 Epoch 會造成模型有過擬合現象，過少則是會造成模型訓練不足。

當模型的訓練不足，預測回波值會整體明顯比觀測值低許多，雨量的預測亦整體低估；倘若模型訓練恰當，則結果會符合大氣物理機制，並且不會出現明顯高估抑或低估的預測。

過度擬合（over fitting）指模型對於訓練集擬合表現過度良好，卻無法對於測試集適度調整預測，造成訓練時效果好，測試時表現不佳的現象。本次研究中，發現春雨是最容易出現過度擬合的降雨型態（圖 18），模型的預測與實際相差非常大，而我們推測這是因為春天對流旺盛、天氣系統多樣且變化快速，導致模型難以學習其規律，在預測方面沒有如其他降雨型態準確。

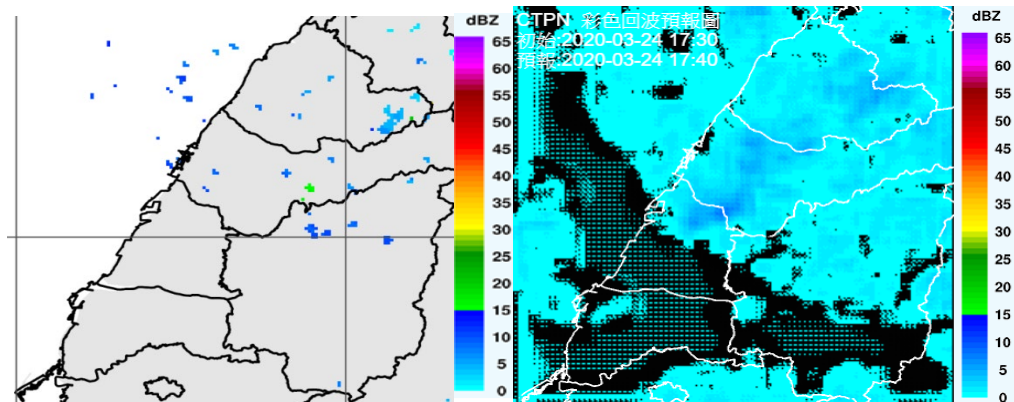


圖 18、2020 年 3 月 24 日春雨的過度擬合，實際觀測（左）與回波圖預測（右）

（右圖黑色區域代表回波值為 0 dBZ）

四、回波強度預報準確度與降雨型態

(一) 由回波發展分析

2020年3月27日和5月16日的兩場午後雷陣雨（對流型降雨）（圖19左）誤差較小，2020年5月28、29日（圖19右）的誤差卻較大。2020年5月28、29日（圖19右）的對流雲系發展較靠近海邊，我們認為由近海開始發展、雲系移動速度較快，相較於自山區發展的對流雲系來的多（圖19），雲系在10分鐘內的變化也較明顯。由於本研究的時間解析度為10分鐘，若雲系在10分鐘內快速發展，會導致模型較無法有效掌握雲系發展趨勢。

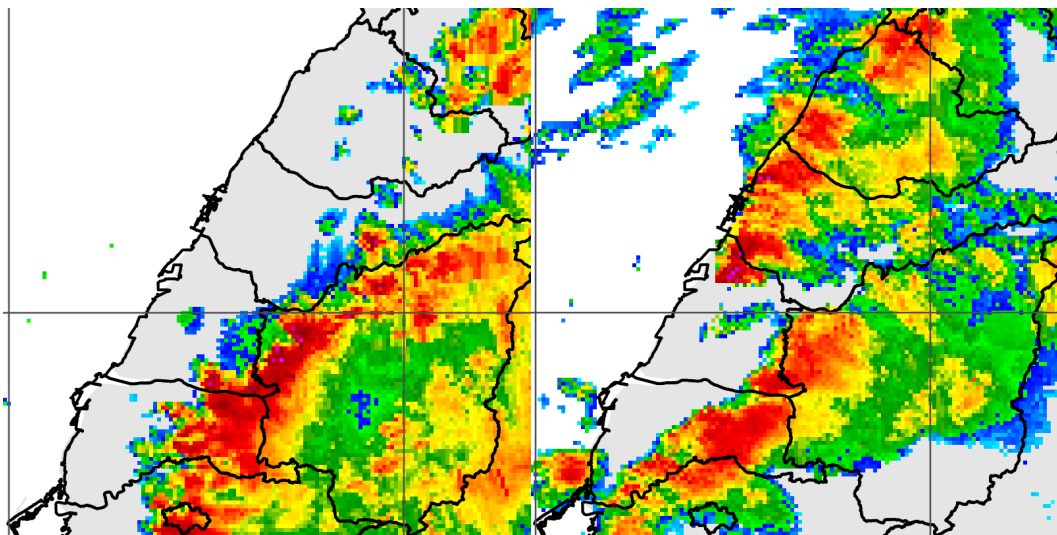


圖19（左）5/16午後對流雨雷達回波圖、（右）5/28午後對流雨雷達回波圖

(二) 由降水類型分析

2020年5月18~23日、5月27日的梅雨及西南風降雨的誤差較其他類型的降雨高，推測是因為同時包含多種降水型態，模型難從中掌握規律，準確度最低。2020年4月2日的華南雲雨帶多對流，為海面移入後登陸，發展比2020年4月5~7日的複雜，誤差較高。

五、降雨預報準確度與降雨型態

在檢驗的事件中，2020年4月11至12日的冷鋒雨的雨量預報誤差相較其他低，推測是因為鋒面的移動規律使模型能更有信心掌握規律，預報得以順利。而2019年8月颱風與2020年5月21至22日梅雨的方均根誤差略高於冷鋒雨的數值，則是因為降雨雲系的發展不如冷鋒規律。2019年5月的梅雨方均根誤差較高，可能是因當時有較多的西南氣流，遇到地形快速發展形成對流降雨，雲系變化劇烈且帶有垂直方向的變化與移動，較難預測；2020年4月6至7日的華南水氣亦是因為如此。最後，在2020年4月的對流雨分析上，我們推測是因對流胞發展時範圍較小，對於短時間的預測較難掌握，造成整體高估，但在較長期預測模型會傾向保守，故方均根誤差越來越小。

六、模型改進

（一）結合數值模擬預報（大氣物理方程）

目前，我們所使用的預報方式是以機器學習模型（ConvLSTM）預測雷達回波圖像，適用於短時間、高解析度的降水預報，而中央氣象局所使用的數值模擬預報是以大氣的物理機制進行預報計算，適用於較長時間的降水預報。希望未來能將機器學習模型與數值模擬預報結合，達到同時具備不同解析度的預測能力。

（二）結合多種圖資（多波段觀測）、地面測站資料

單純使用雷達進行預測時，雷達圖所代表的是即將降水的雨滴粒徑，但無法觀察到即將發展或是尚未發展的雲系。如果可以結合其他種圖資來源（紅外線雲圖、可見光雲圖、水氣頻道等）以及地面站資料（氣壓、濕度、露點等），讓模型有更多資訊推測即將要發展的雲系，對於快速發展的系統可以增加預報精準度。

七、預報網頁展示

除了增加預報準確度外，如何將預報結果呈現給社會大眾以及儲存歷史預報數據也是一大重點。本研究業已暫將現階段研究成果，透過網頁呈現。系統可以在中央氣象局發布最新的雷達回波圖後 1 分鐘以內自動化產生新的預測（大約每 10 分鐘更新），並繪製出未來 90 分鐘的降雨量圖表，便於使用者查詢即時天氣。另一方面，網頁服務也提供了歷史資料查詢功能，可以提供日後分析使用。（<http://ctpn.nctu.me/>）（內容詳見附錄）

柒、結論

- 一、以 2018、2019 年中央氣象局的中台灣自動雨量觀測記錄來估算雷達回波 Z 與降雨量 R 關係式，得到不同降雨類型的 $Z-R$ 關係，以梅雨與颱風相關係數較高。其中，春雨： $Z = 80.7R^{1.33}$ ，梅雨： $Z = 53.6R^{1.38}$ ，颱風： $Z = 39.4R^{1.17}$ ，西南風： $Z = 66.4R^{1.33}$ ）
- 二、本研究採用深度學習的 ConvLSTM 模式，且找出不同降雨類型分別的最適合訓練集長度（每天有 144 幅雷達回波圖）以及模式訓練型樣（Epoch）。在 2019 年 6 月梅雨模型最恰當的訓練集為 30 天、模式訓練型樣為 250 Epochs 時，ConvLSTM 模式可以最準確的預測雷達回波的時空演變特性。又，訓練模型時 Epoch 過大會導致預測失準，Epoch 過小會導致整體回波強度低估，訓練適當的模型可反映出大氣物理機制，預報精準度高。
- 三、回波強度預報對於發展與移動速度較慢的對流系統預測較準確，反之則否；對於降水型態較單一的天氣系統發展預測較準確，多種天氣系統造成複雜降水型態的回波發展則較不準確。
- 四、利用本研究求出不同降雨類型的 a 與 b 值，與中央氣象局自動雨量站的一小時累積雨量進行降雨預測方均根誤差分析，得知本研究的模型在冷鋒雨、颱風、及沒有受西南風干擾的梅雨雨量預測最為準確，且能在 60 分鐘內推持預測方均根誤差在時雨量 4 毫米以內，其餘降水類型預測方均根誤差則維持在 10 毫米以內。
- 五、未來展望：
 - （一）雙偏極化 C 波段都卜勒降雨雷達的時空解析能力更強大，期待中央氣象局雷達網建置更密集時，能使用回波合成校正單一雷達的誤差與地形限制，再用於進行更高精度、高準度的強降水估計。
 - （二）進而掌握強降雨的時空變化，有效估計主要河川洪峰及水庫水位變化；及建立溪水暴漲的警示功能。
 - （三）將機器學習與數值模擬預報結合，並將多種圖資與資料整合輸入模型，提前掌握發展趨勢，增加預報精準度，達到更長時間的預報能力。

捌、參考資料及其他

一、參考資料

- [1] Hanyang Guo et al., High resolution nowcasting experiment of severe Convections based on deep learning, Acta Meteorologica Sinica, 77 (4) : 715-727, 2019
- [2] Xingjian Shi et al., Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting, NIPS, 2015
- [3] J. Marshall and M. Palmer., The distribution of Raindrops with Size, J. Meteorology, August, 1948
- [4] Nattapon Mahavik et al., Investigation Z-R relationships of Precipitation characteristic by weather radar in Thailand, 2011
- [5] RS Tenório et al., Raindrop distribution in the Eastern Coast of Northeastern Brazil using disdrometer data, Revista Brasileira de Meteorologia, 25(4):415-426, 2010

二、致謝

- (1) 感謝科技部與中國文化大學「大氣水文研究資料庫」之資料提供，使本研究得以順利完成。
- (2) 感謝本校劉 O 龍同學提供資訊方面協助並傳授相關知識，讓研究順利進行，也讓我們在這方面獲益良多。
- (3) 卷積式 LSTM 程式碼改編自 <https://github.com/cxxixi/Precipitation-Nowcasting>。

玖、附錄

一、預報網頁示意圖 (<http://ctpn.nctu.me/>)

中台灣即時降雨預報系統

Central Taiwan Precipitation Nowcasting

訪客 您好！歡迎使用本系統
前次登入：2020-05-26 14:18:05
[修改密碼](#) [登出系統](#)

★預報查詢★
[即時預報查詢](#)
[詳細預報查詢](#)

★統計資料★
[模型即時統計\(40mm/hr\)](#)
[模型即時統計\(20mm/hr\)](#)
[模型即時統計\(1mm/hr\)](#)

★系統狀態&參數★
[系統狀態顯示](#)

Copyright © 中台灣即時降雨預報研究團隊 版權所有

詳細預報查詢

起始日:
結束日:

時間區間: : ~ :

位置: |

使用說明：

- 請輸入欲查詢的日期，以及地點，即可查看當天降雨預測。
- 您可以選取預報的形式（10~90分鐘），但是隨著預測時間的增加，預報的準確率會有明顯的下降。
- 本模型正處於開發階段，尚存在一定的不確定性。

資料更新時間：2020-05-21 15:38:11
共找到7筆資料（花費0.04秒） [匯出CSV檔案](#)

預報時間	估計回波強度 (dBZ)	估計雨量 (mm / hr)	雨量分級	預測圖
2020-05-21 14:40	29	5	降雨	檢視預測圖
2020-05-21 14:50	28	5	降雨	檢視預測圖
2020-05-21 15:00	23	2	降雨	檢視預測圖
2020-05-21 15:10	25	2	降雨	檢視預測圖
2020-05-21 15:20	29	5	降雨	檢視預測圖
2020-05-21 15:30	29	6	降雨	檢視預測圖
2020-05-21 15:40	30	6	降雨	檢視預測圖

Copyright © 中台灣即時降雨預報研究團隊 版權所有

即時預報查詢

位置: 臺中市 | 臺中 (467490)

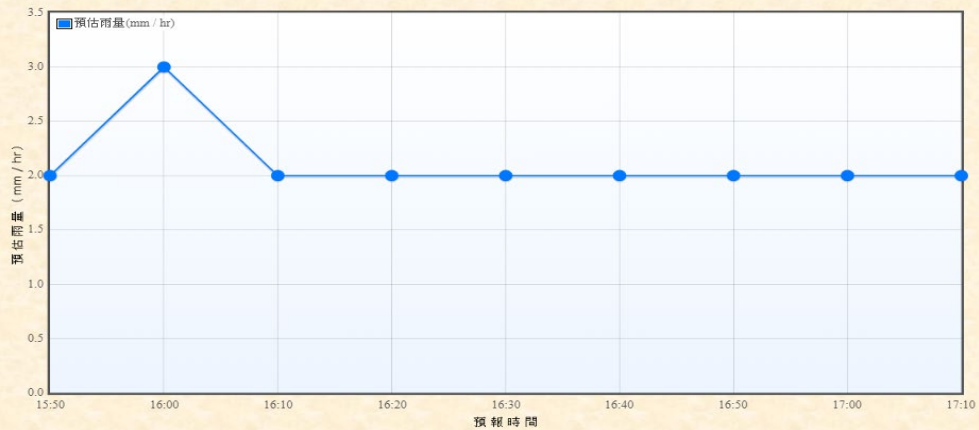
查詢

使用說明:

1. 請輸入欲查詢的日期, 以及地點, 即可查看當天降雨預測。
2. 隨著預測時間的增加, 預報的準確率會有明顯的下降。
3. 本模型正處於開發階段, 尚存在一定的不確定性。

★[檢視即時預報圖](#)★

資料更新時間: 2020-05-26 15:49:17



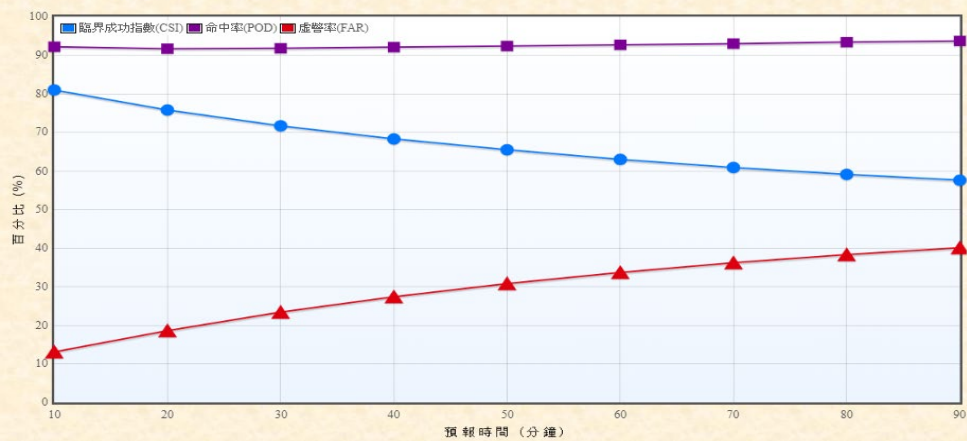
Copyright © 中台灣即時降雨預報研究團隊 版權所有

模型即時統計 - 1mm/hr

使用說明:

1. 下面說明本模型在過往的預報中, 隨著預測未來時間增加的各项指數變化。
2. 游標指向數據點, 即可查看該點實際數據。
3. 由於 POD 與 FAR 會受到海陸距離中的 D 參照 (實際與預報均無降雨) 影響, 因此連續多日未降雨將會使這兩種指標失真。
4. 關於臨界成功指數(CSI)、命中率(POD)、虛警率(FAR)的計算方式與其代表含義請查看「[關於本研究](#)」。

資料更新時間: 2020-05-26 15:58:50 [彈出CSV檔案](#)



Copyright © 中台灣即時降雨預報研究團隊 版權所有

二、10~60 分鐘降水預報分析：

（誤差分析方法：平均誤差、絕對值平均誤差（MAE）、方均根誤差（RMSE）。紅字數值代表降雨預報低估。）

單位：mm/hr

（一）、2020 年 4 月對流雨降雨事件

Time	Err.10	Err.20	Err.30	Err.40	Err.50	Err.60
2020-4-2 06:00	7.8	3.7	2.0	1.2	0.5	0.2
2020-4-2 07:00	12.0	6.7	4.0	2.8	1.7	1.5
2020-4-2 08:00	4.0	3.7	3.2	3.8	3.2	2.8
2020-4-2 09:00	3.2	1.5	1.0	0.8	1.0	1.5
2020-4-2 10:00	0.6	0.2	0.3	0.3	0.3	0.2
平均誤差	5.5	3.1	2.1	1.8	1.3	1.2
絕對值平均誤差	5.5	3.1	2.1	1.8	1.3	1.2
方均根誤差	6.8	3.8	2.5	2.2	1.7	1.6

（二）、2020 年 4 月華南水氣降雨事件

Time	Err.10	Err.20	Err.30	Err.40	Err.50	Err.60
2020/4/6 17:00	12.8	11.7	7.8	3.7	1.5	0.7
2020/4/6 18:00	16.3	13.5	12.8	12.7	11.3	8.0
2020/4/6 19:00	4.3	7.8	8.0	8.2	8.8	8.7
2020/4/6 20:00	-0.2	1.3	2.0	3.0	2.3	1.8
2020/4/6 21:00	0.5	1.7	1.2	1.0	1.0	1.0
2020/4/6 22:00	1.5	1.7	1.2	1.5	1.0	1.0
2020/4/6 23:00	9.7	7.0	4.8	3.5	1.5	1.2
2020/4/7 00:00	14.5	11.2	11.0	10.5	8.8	6.5
2020/4/7 01:00	8.3	8.7	9.8	10.5	9.5	8.7
2020/4/7 02:00	11.7	6.7	5.7	4.8	6.8	3.7
2020/4/7 03:00	6.8	6.7	6.3	8.3	8.7	6.3
2020/4/7 04:00	1.3	1.5	1.8	2.3	2.5	2.5
2020/4/7 05:00	0.2	0.2	0.2	0.0	0.3	0.7
平均誤差	6.8	6.1	5.6	5.4	4.9	3.9
絕對值平均誤差	6.8	6.1	5.6	5.4	4.9	3.9
方均根誤差	8.8	7.5	6.9	6.7	6.3	5.0

(三)、2020年4月冷鋒雨降雨事件

Time	Err.10	Err.20	Err.30	Err.40	Err.50	Err.60
2020-4-11 14:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-4-11 15:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-4-11 16:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-4-11 17:00	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-4-11 18:00	-0.4	0.2	0.2	0.0	0.0	0.0
2020-4-11 19:00	-0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-4-11 20:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-4-11 21:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-4-11 22:00	0.1	1.2	0.8	0.7	0.2	0.0
2020-4-11 23:00	-0.2	0.3	0.3	0.5	0.5	0.7
2020-4-12 00:00	3.0	2.8	2.0	1.7	1.2	1.0
2020-4-12 01:00	0.0	0.8	0.8	1.2	1.2	1.2
2020-4-12 02:00	-0.3	0.2	0.0	0.0	0.2	0.3
2020-4-12 03:00	0.0	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0
平均誤差	0.2	0.4	0.3	0.3	0.2	0.2
絕對值平均誤差	0.3	0.4	0.3	0.3	0.2	0.2
方均根誤差	0.8	0.9	0.6	0.6	0.5	0.5

(四) 2020年5月21~22 梅雨降雨事件

Time	Err.10	Err.20	Err.30	Err.40	Err.50	Err.60
2020-5-21 00:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-5-21 01:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-5-21 02:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-5-21 03:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-5-21 04:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-5-21 05:00	0.0	0.2	0.3	0.0	0.0	0.0
2020-5-21 06:00	0.0	0.0	0.0	0.2	0.2	0.2
2020-5-21 07:00	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020-5-21 08:00	1.3	2.0	2.0	1.5	1.5	1.2
2020-5-21 09:00	0.4	0.0	0.2	0.5	0.7	0.8
2020-5-21 10:00	1.4	1.7	1.0	1.0	0.5	0.5
2020-5-21 11:00	0.1	0.2	0.0	0.2	0.2	0.3
2020-5-21 12:00	1.7	2.5	2.0	1.5	1.2	0.8
2020-5-21 13:00	1.7	1.3	1.0	1.0	1.5	1.8
2020-5-21 14:00	1.1	1.8	1.7	1.3	1.2	1.2
2020-5-21 15:00	3.5	4.7	3.5	2.7	1.8	1.5
2020-5-21 16:00	9.7	9.2	7.2	5.8	4.8	4.3
2020-5-21 17:00	6.7	8.7	9.0	8.7	9.0	7.2
2020-5-21 18:00	5.5	6.2	4.5	4.2	3.0	3.3
2020-5-21 19:00	0.3	0.5	0.7	1.3	1.8	2.7
2020-5-21 20:00	0.2	0.3	0.3	0.0	0.0	0.0
2020-5-21 21:00	2.7	3.0	2.2	1.7	1.2	0.7
2020-5-21 22:00	4.5	5.5	4.2	3.0	2.7	2.3
2020-5-21 23:00	8.3	9.5	8.8	7.2	5.3	3.5
2020-5-22 00:00	1.0	2.8	3.3	5.0	5.8	6.3
2020-5-22 01:00	5.3	1.8	0.3	0.0	0.0	0.0
2020-5-22 02:00	3.5	6.3	4.8	3.7	2.5	1.7
2020-5-22 03:00	-0.1	0.0	0.0	0.3	0.7	1.0
2020-5-22 04:00	1.0	0.8	0.3	0.3	0.2	0.2
2020-5-22 05:00	2.3	1.2	0.0	0.2	0.0	0.0
2020-5-22 06:00	9.4	9.3	6.8	4.3	3.5	2.7
2020-5-22 07:00	0.3	0.3	0.7	1.2	1.3	2.0
2020-5-22 08:00	13.8	8.7	3.2	1.3	0.5	0.3
2020-5-22 09:00	2.5	4.5	5.5	5.3	5.3	4.3
2020-5-22 10:00	3.7	2.7	2.7	1.5	1.5	1.3
2020-5-22 11:00	7.2	7.0	6.2	4.5	3.0	2.5
2020-5-22 12:00	3.1	4.7	5.3	5.3	4.8	4.8
2020-5-22 13:00	2.0	2.7	2.7	2.5	2.3	2.7
2020-5-22 14:00	8.8	9.0	6.8	4.2	2.7	2.7
2020-5-22 15:00	0.5	2.0	3.2	3.8	4.3	4.7
2020-5-22 16:00	0.7	1.5	1.7	1.0	0.8	0.3
2020-5-22 17:00	1.2	2.5	2.2	2.0	2.2	2.3
2020-5-22 18:00	2.2	2.3	3.0	2.5	2.2	2.0
2020-5-22 19:00	5.0	5.8	4.0	3.3	3.2	2.5
2020-5-22 20:00	-0.3	1.0	2.5	2.8	3.7	3.7
2020-5-22 21:00	-0.3	0.8	0.8	1.0	1.2	0.8
2020-5-22 22:00	-0.1	0.7	0.8	1.3	1.3	1.3
2020-5-22 23:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
平均誤差	2.5	2.8	2.4	2.1	1.9	1.7
絕對值平均誤差	2.6	2.8	2.4	2.1	1.9	1.7
方均根誤差	4.1	4.1	3.5	3.0	2.7	2.5

【評語】 051910

本研究蒐集 2018 至 2020 年間台灣地區之降雨數據，及相對應時間之氣象雷達回波影像圖，將其轉換成雷達回波強度對應之影像灰階數值。建立描述降雨量與雷達回波強度之雷達定量降雨估計關係式。本研究應用深度學習之類神經網路，亦或稱人工智慧，經雷達影像大數據訓練後，發展雷達回波移動與演變的短期預測方法，再透過雷達回波雨量關係式進行雨量預報，結果良好，頗有持續發展之應用前景。是很具應用價值的題目，非常有企圖心，且設立網站提供預測，很有「育成」精神。建議說明文獻中所使用之回波雨量關係式之理論根據或其背後之物理意義，報告使用大量專業術語，應做清楚說明，對分散式計算以及影像處方法也應多加解釋，宜加強數據誤差分析，有助呈現本研究之方法也可在多加解釋，若能量化呈現誤差分析，有助呈現本研究人工智慧即時降雨估計之應用價值。

壹、研究目的

- 一、針對台灣不同降水類型，推算出雷達Z—R關係式^[3] $dBZ=10 \times \log(a)+10(b) \times \log(\text{時雨量})$ 中常數a和b，以利用預測雷達回波強度 (dBZ) 估計時雨量。
- 二、以卷積長短期記憶類神經網路 (ConvLSTM) 為架構，找出對於不同降雨類型 (春雨、梅雨、颱風、西南風) 最佳的訓練集長度與訓練型樣 (Epoch) 作為模型訓練之用，並且避免發生過度擬合 (over fitting) 導致預測失準，以最準確的訓練預測雷達回波強度演變。
- 三、將模型所預測的雷達回波圖中的回波強度與實際觀測值進行誤差分析，檢核模型對於不同降水類型的回波強度估計能力。
- 四、結合Z—R關係式以及雷達回波預測，檢核模型預報台灣中部地區即時降雨對於不同降水類型預報時雨量的準確率。

貳、研究步驟

一、數據獲取

- (一) 文化大學大氣資料庫—原始資料來自中央氣象局
 1. 全台自動雨量站觀測數據 (2018~2020年)
 2. 全台雷達合成回波圖 (2018~2020年)
- (二) 中央氣象局即時全台雷達合成回波圖

二、資料預處理

- (一) 雷達圖像轉灰階
將圖像中的每個像素依照回波強度值對應到整數0~255。
- (二) 去背景
為了減少背景地圖覆蓋原dBZ值造成資料損失，可能會對模型產生影響，我們使用影像處理，以兩側的 dBZ 值平均值替代地圖背景區域。
- (三) 圖片剪裁、測站座標轉換
將3600 x 3600像素的合成雷達圖像裁剪為800 x 800像素的圖像 (研究範圍)，再將圖片縮放至256 x 256像素。

三、求得Z—R關係式中的常數a、b值

dBZ (雷達回波強度) 與R (時雨量) 的關係為 $dBZ=10 \times \log(a)+10(b) \times \log(R)$ ，其中常數a和b值在不同區域、不同降水特性皆不相同。

本研究利用中台灣地區2018~2019年的雷達圖像和降雨數據，去除掉沒有降雨的數據，儲存成對的x (dBZ值) 和 y (時雨量)，以春雨、梅雨、颱風、西南風分類，透過最小平方方法線性回歸分析求得 a、b常數。

四、雷達回波預測~建立模型 (類神經網路)



五、雷達回波預測~模型訓練比較 (訓練集大小、epochs)

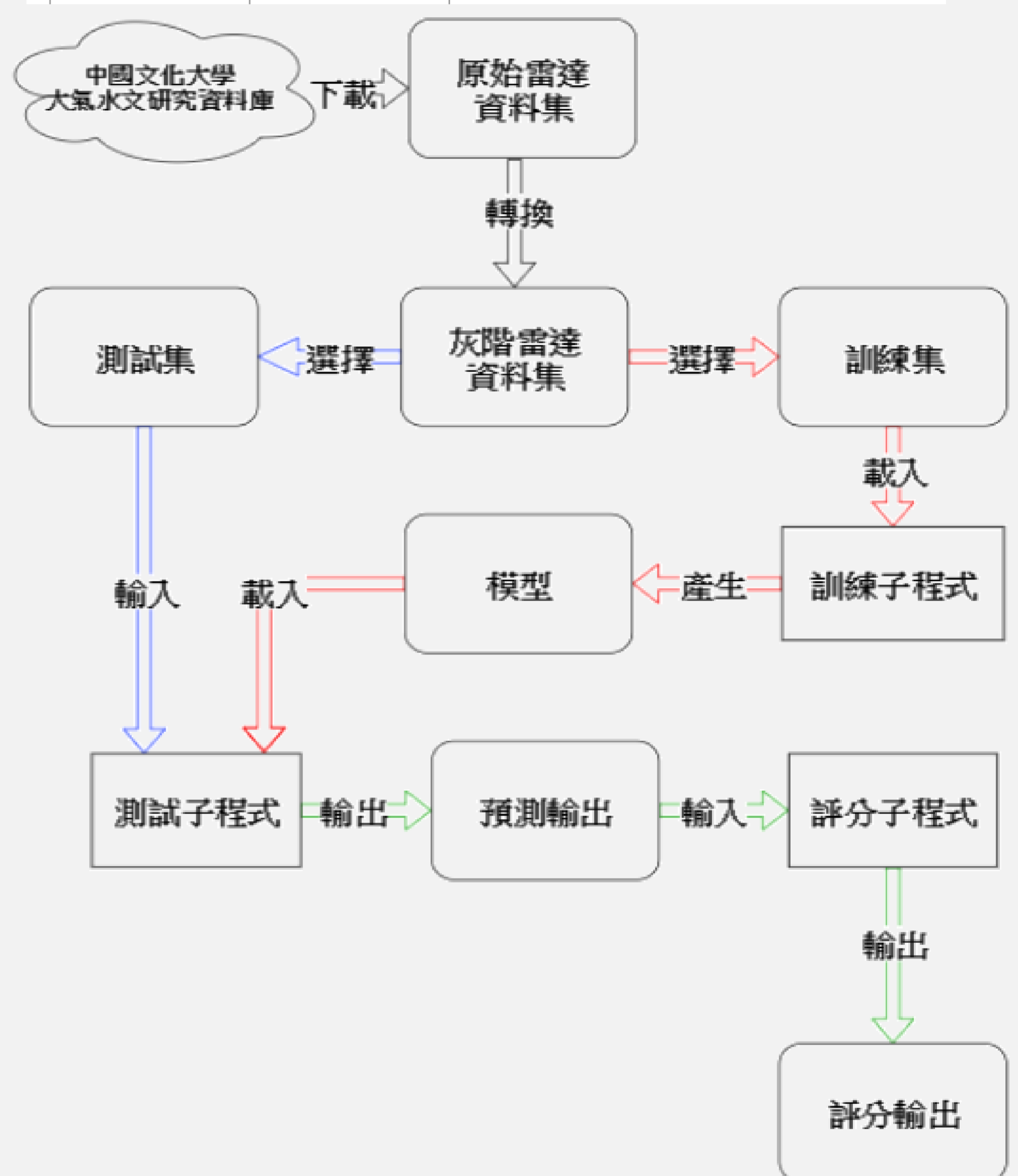
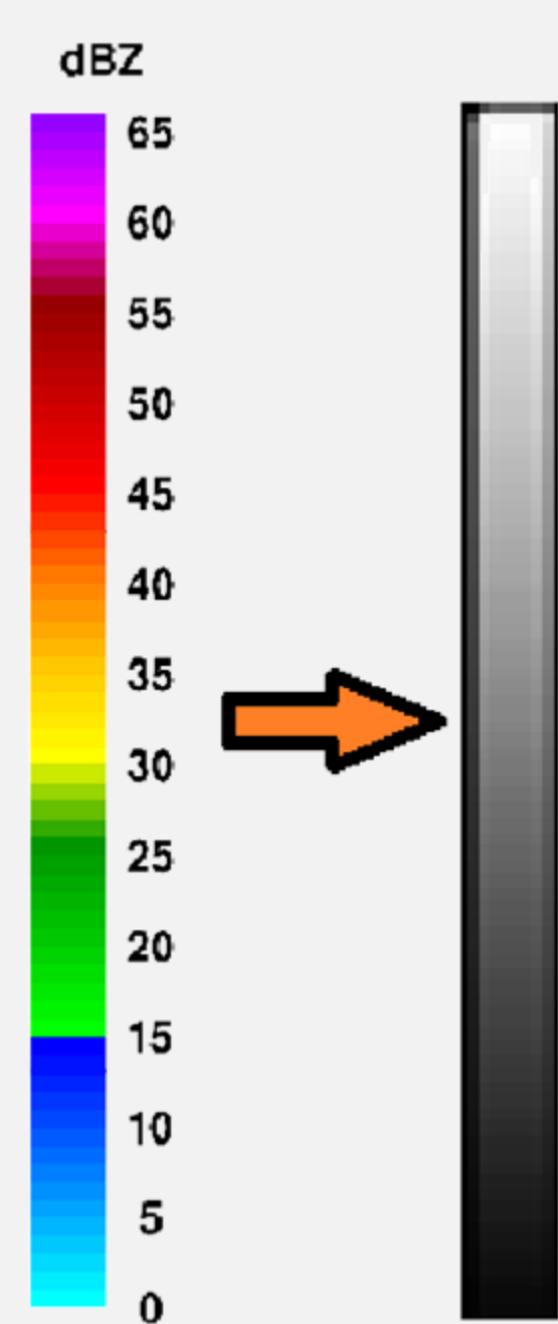
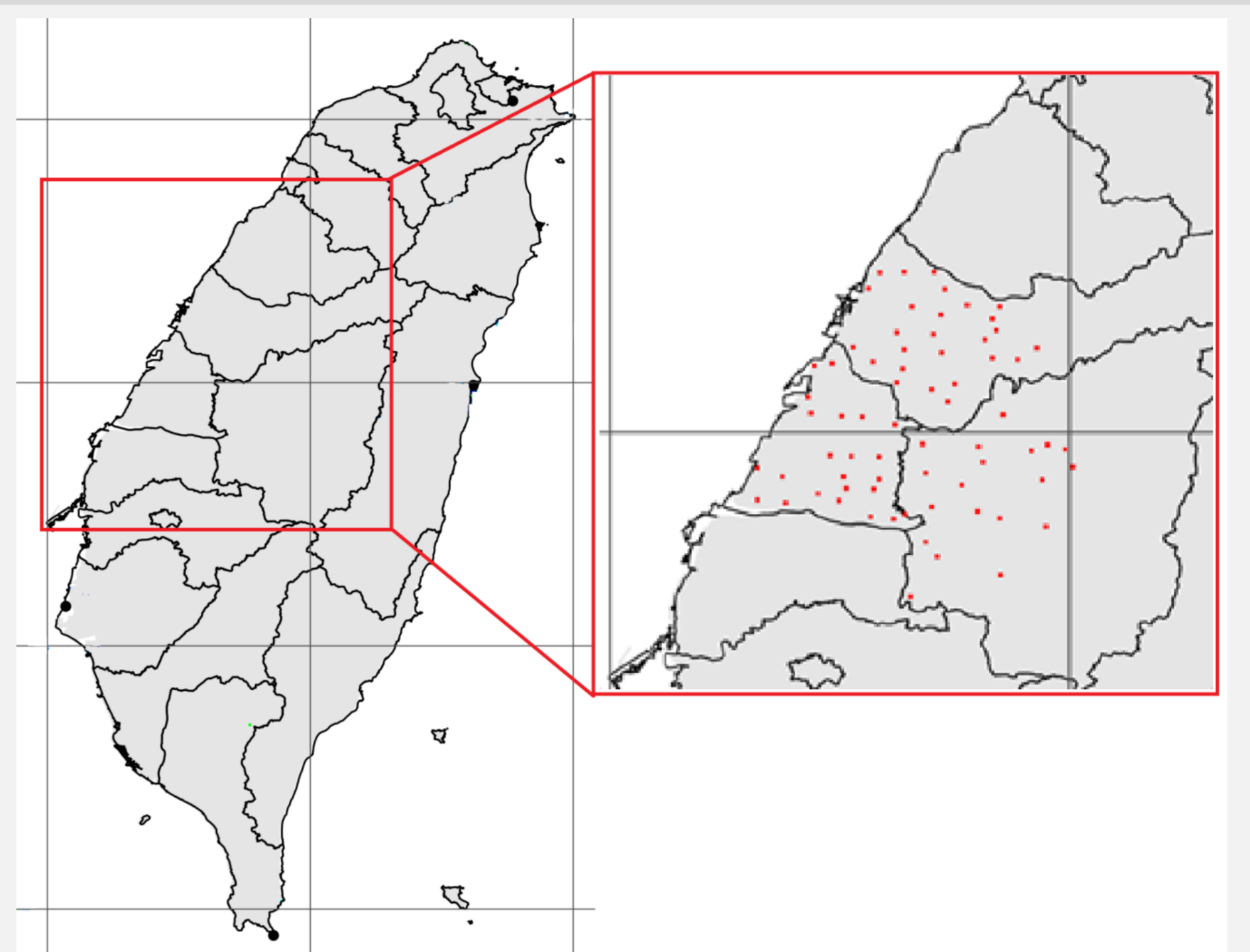
本研究比較訓練集大小 (10、20、30及40天) 和epochs (50、100、150、200及250 epochs)，並採用下述參數作為評斷模型的標準。右表以數值大於等於閾值為陽性，反之為陰性。

- (一) POD (命中率) **越高越好**：觀測下雨 (A+B)，且預測下雨(A)的比率。
- (二) FAR (誤警率) **愈低越好**：預測下雨(A+C)，但觀測沒下雨(C)的比率。
- (三) CSI (臨界成功指數) **越高越好**：扣除觀測預測沒降雨(A+B+C)，觀測和預測皆降雨(A)的比率。
- (四) 評分閾值為降水量1mm/hr(降雨標準)、20mm/hr及40mm/hr(大雨標準)所對應的16dBZ、36dBZ及41dBZ。
- (五) 本研究先以固定50 Epoch找出最適合的訓練集天數後，再進行不同Epoch的比較。
- (六) 對於不同的降雨類型，本研究人工挑選訓練集，並重複以上步驟。

六、雷達回波與降雨預測檢驗

在產出預測的雷達圖以及降雨量後，分成10分鐘、20分鐘、30分鐘、.....、90分鐘預報，取出前60分鐘的預報結果，分別與中央氣象局相同時間的雷達回波圖和中部地區測站實際累積雨量進行比較。

考量到誤差可能同時存在正負值，本研究以方均根誤差 (Root Mean Square Error, RMSE) 統計回波強度及雨量誤差。



		預 測	
		陽性 (True)	陰性 (False)
觀 測	陽性 (True)	A 命中	B 偽陰性
	陰性 (False)	C 偽陽性	D 無降雨

$$POD = A/(A+B) * 100\%$$

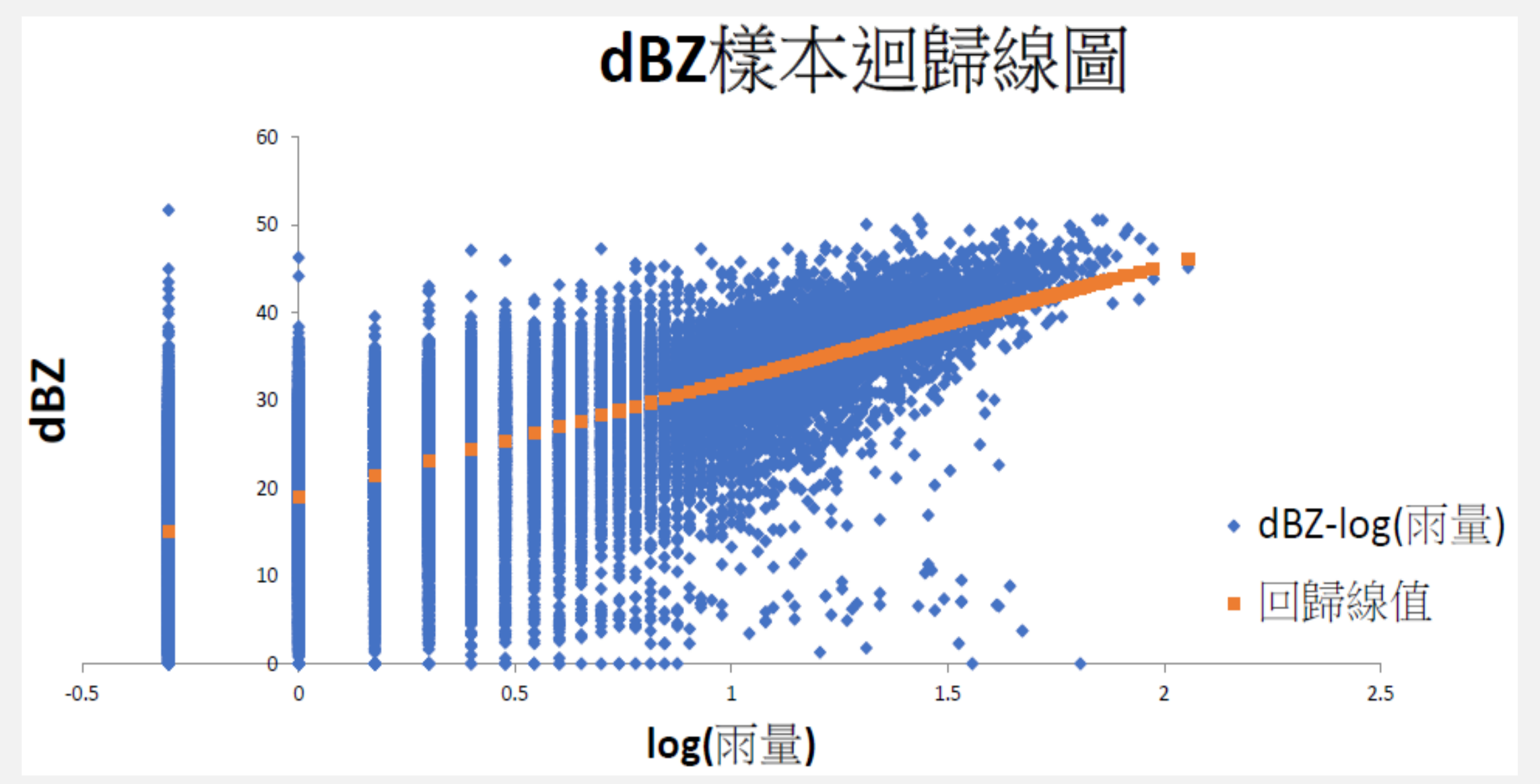
$$FAR = C/(A+C) * 100\%$$

$$CSI = A/(A+B+C) * 100\%$$

參、研究結果

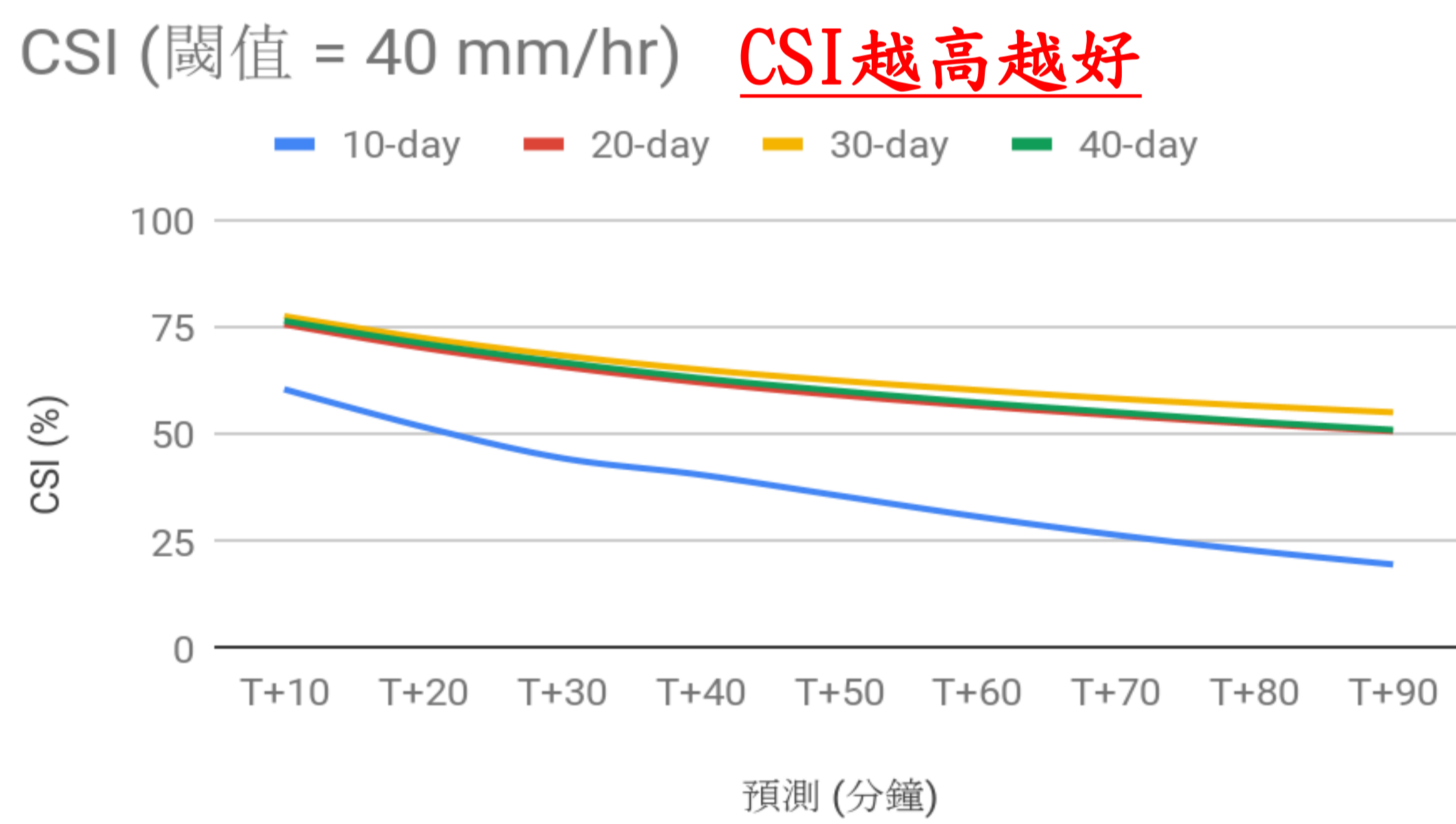
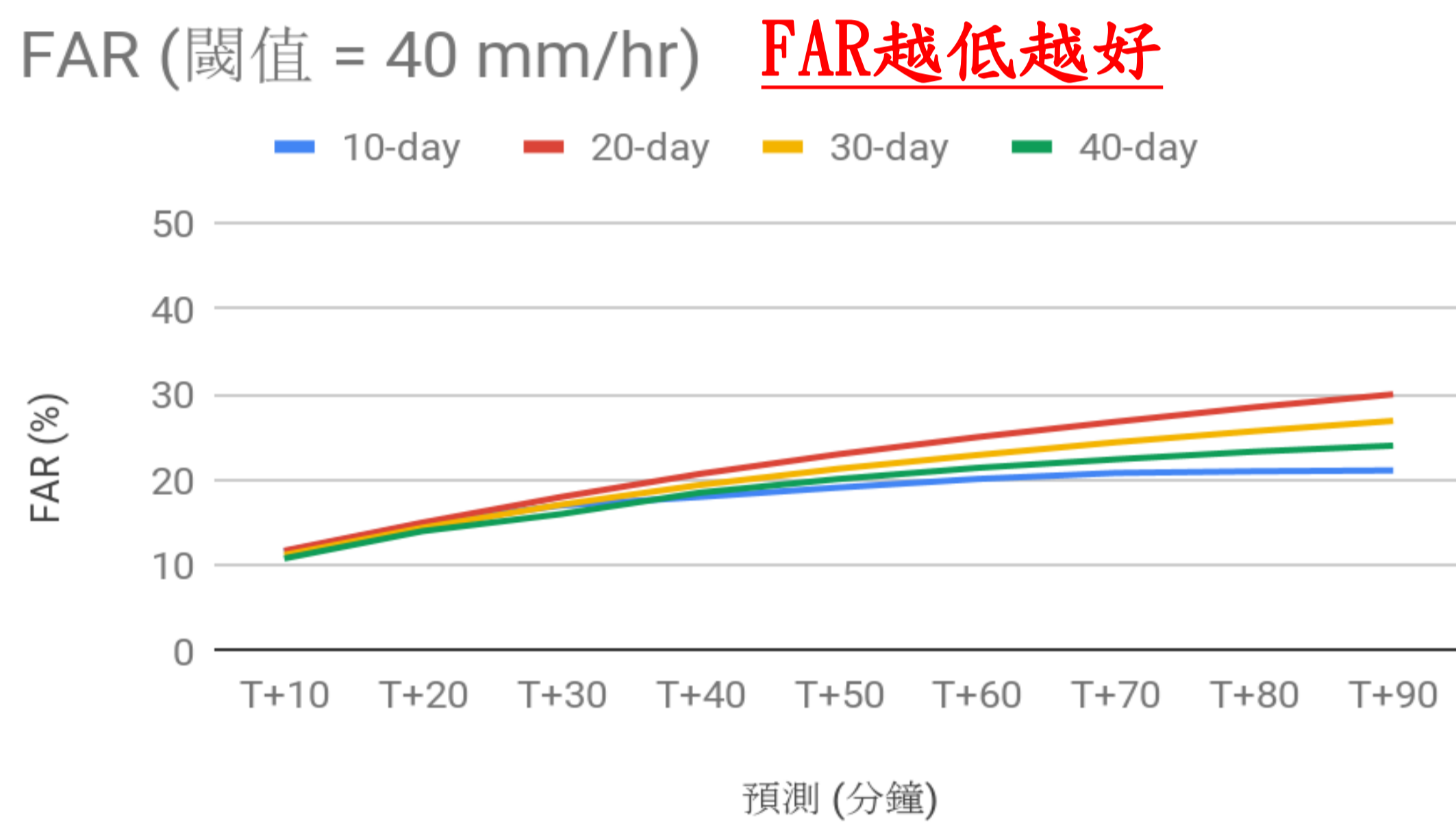
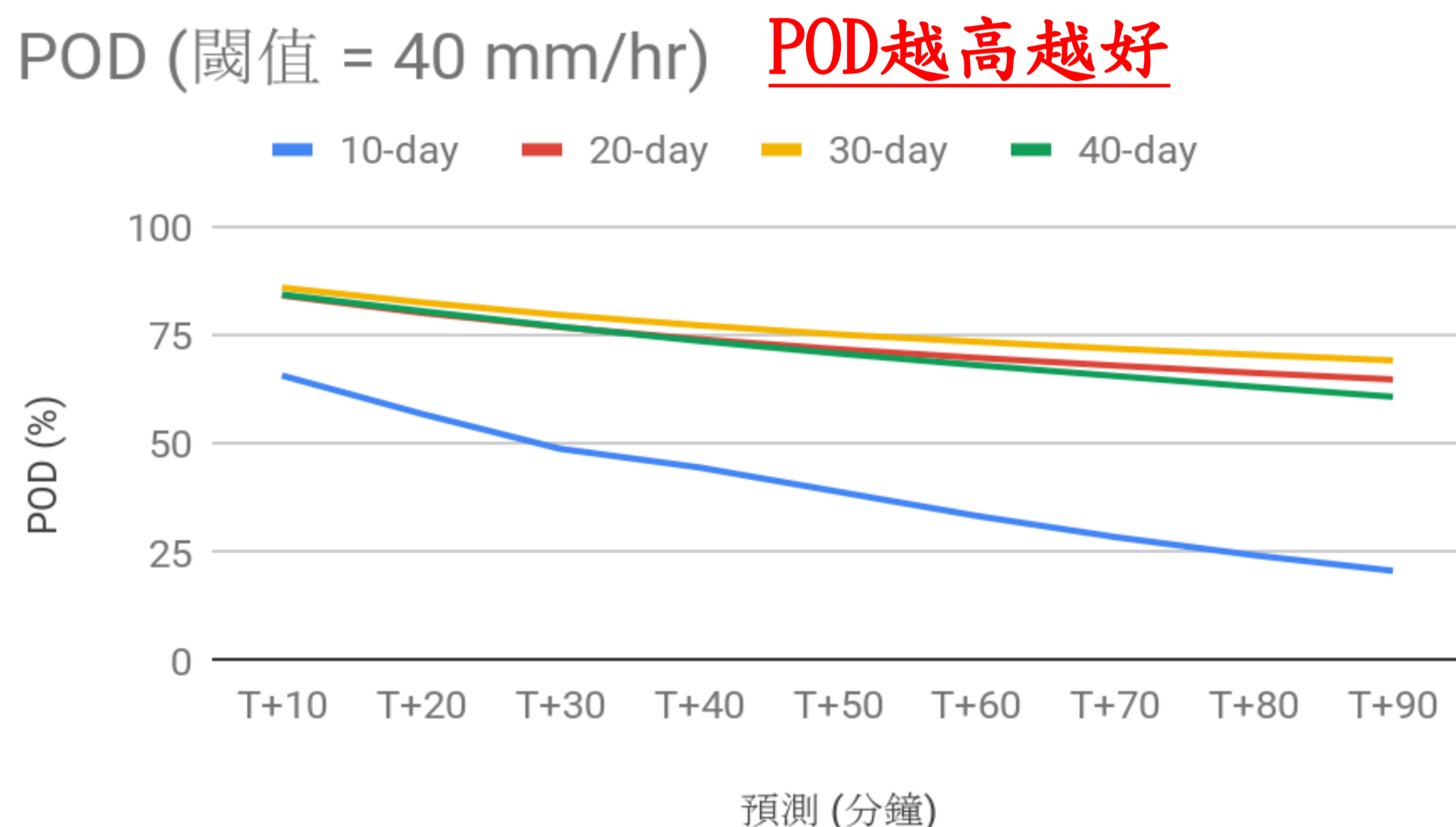
一、Z-R關係式中的常數a和b

來源	統計期間	Z-R關係式	相關係數 R
本研究 (中台灣)	2018~2019春雨	$Z = 80.69R^{1.33}$	0.59
	2018~2019梅雨	$Z = 53.56R^{1.38}$	0.73
	2018~2019颱風	$Z = 39.40R^{1.17}$	0.59
	2018~2019西南風	$Z = 66.36R^{1.33}$	0.71
Mahavik et al.[4] (泰國)	2009-06~08	$Z = 70.51R^{1.63}$	0.50
RS Tenório et al.[5] (巴西)	2001-12~2002-09	$Z = 176.5R^{1.29}$	0.91



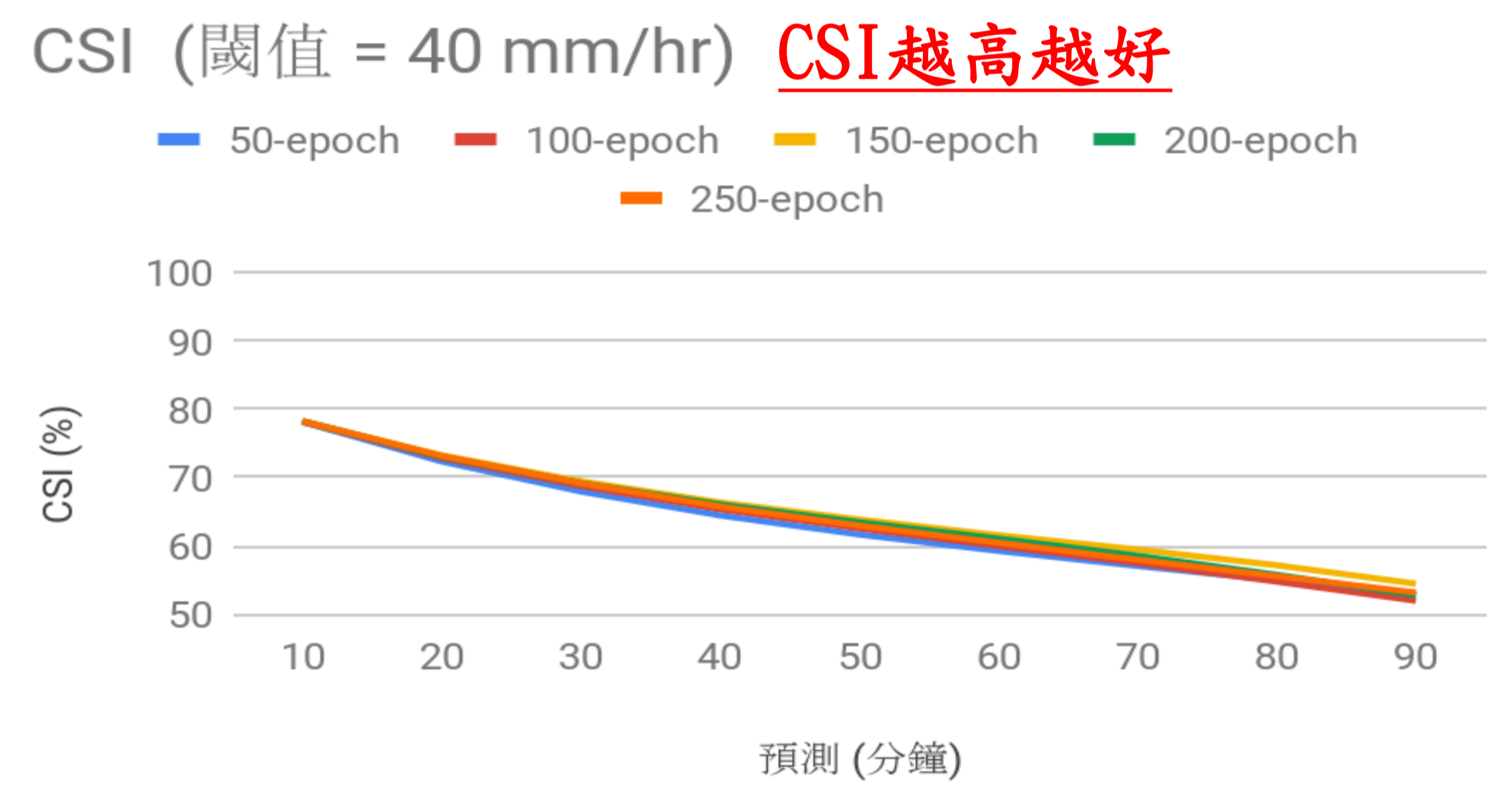
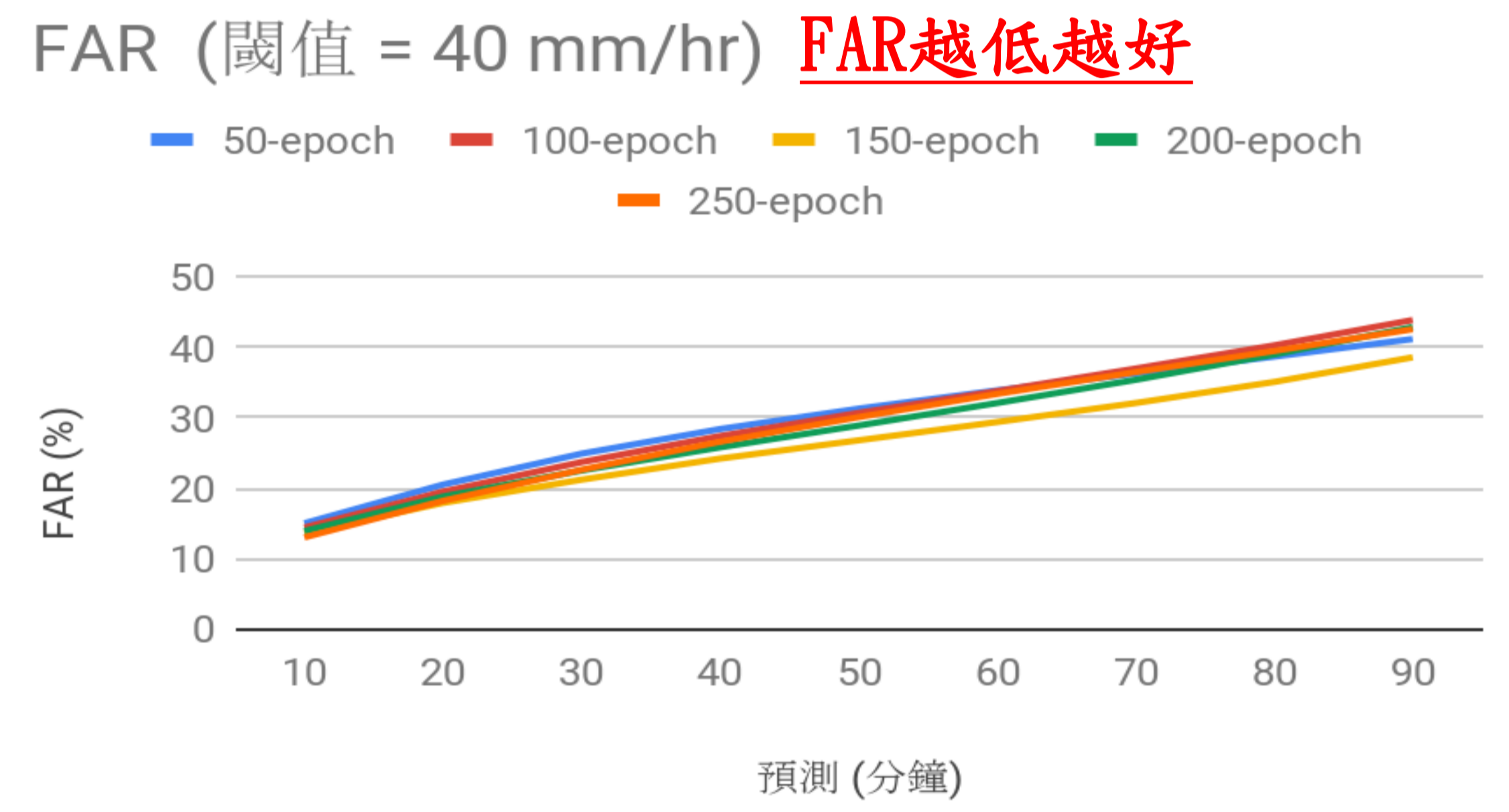
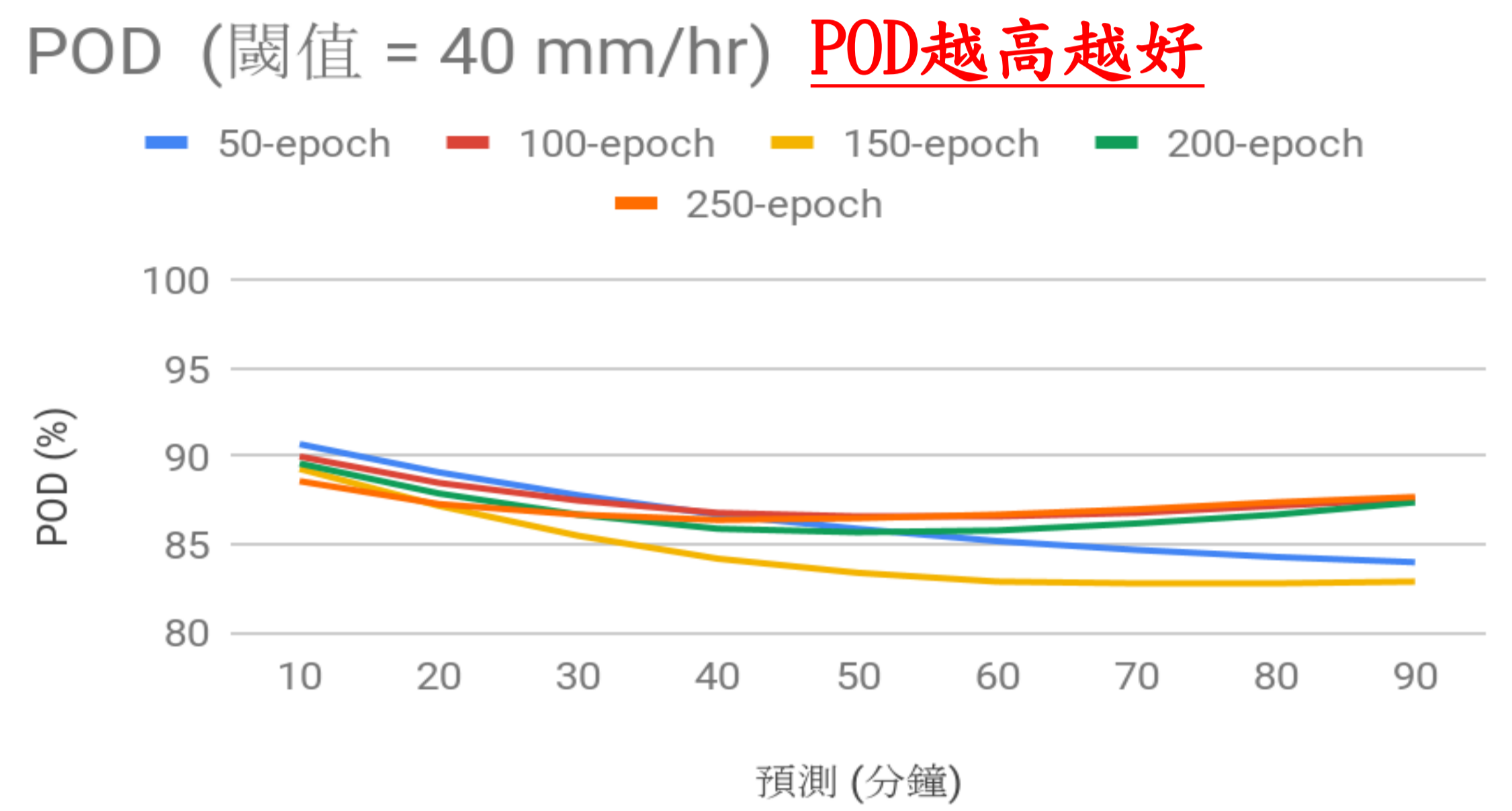
二、雷達回波影像預測~~訓練集長度對結果的影響 (梅雨)

訓練集長度為30天的模型表現最好，長度為10天的模型相對而言較差。



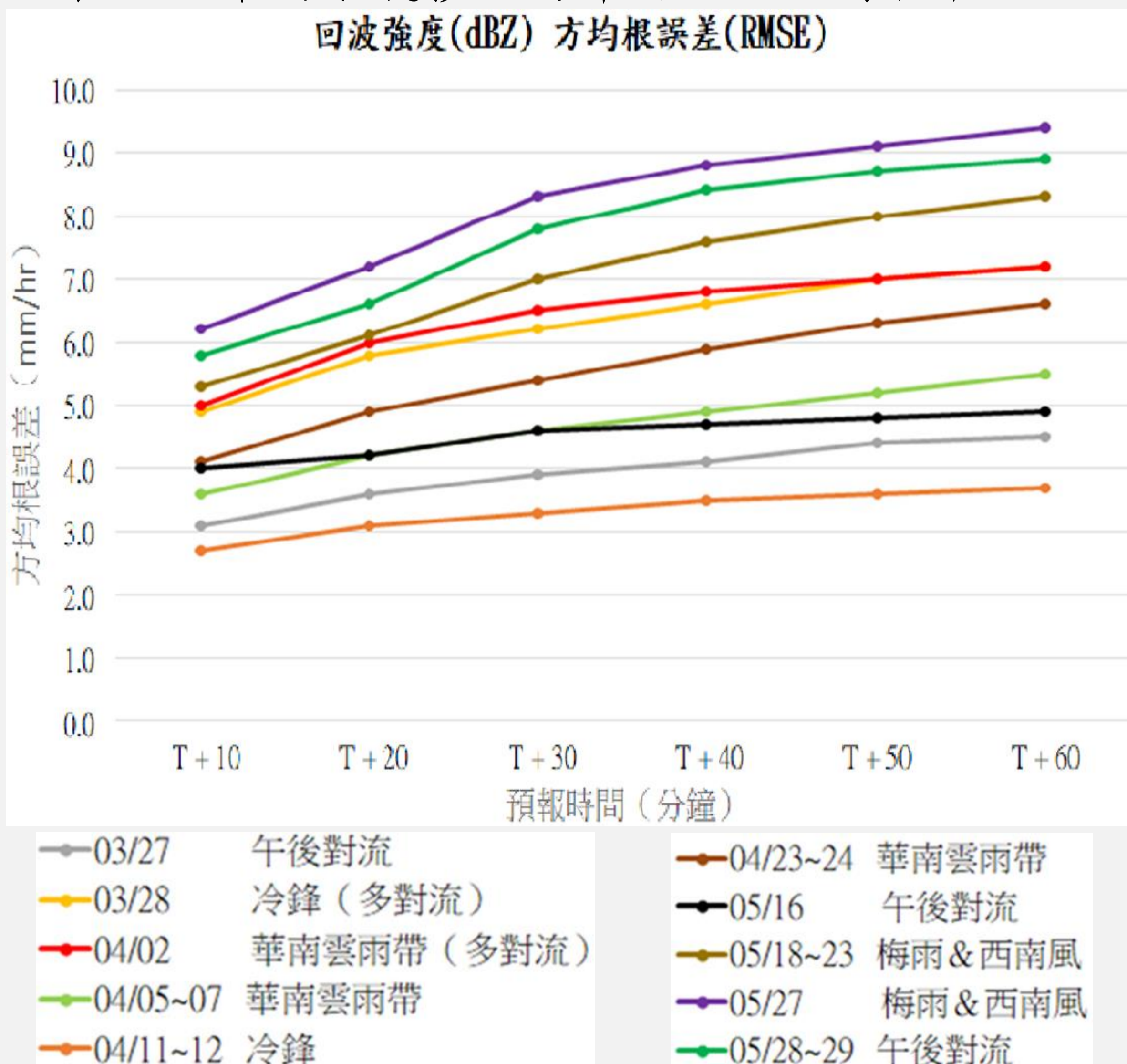
三、雷達回波影像預測~~訓練epochs對結果的影響 (梅雨)

訓練 250epochs的模型表現最佳。



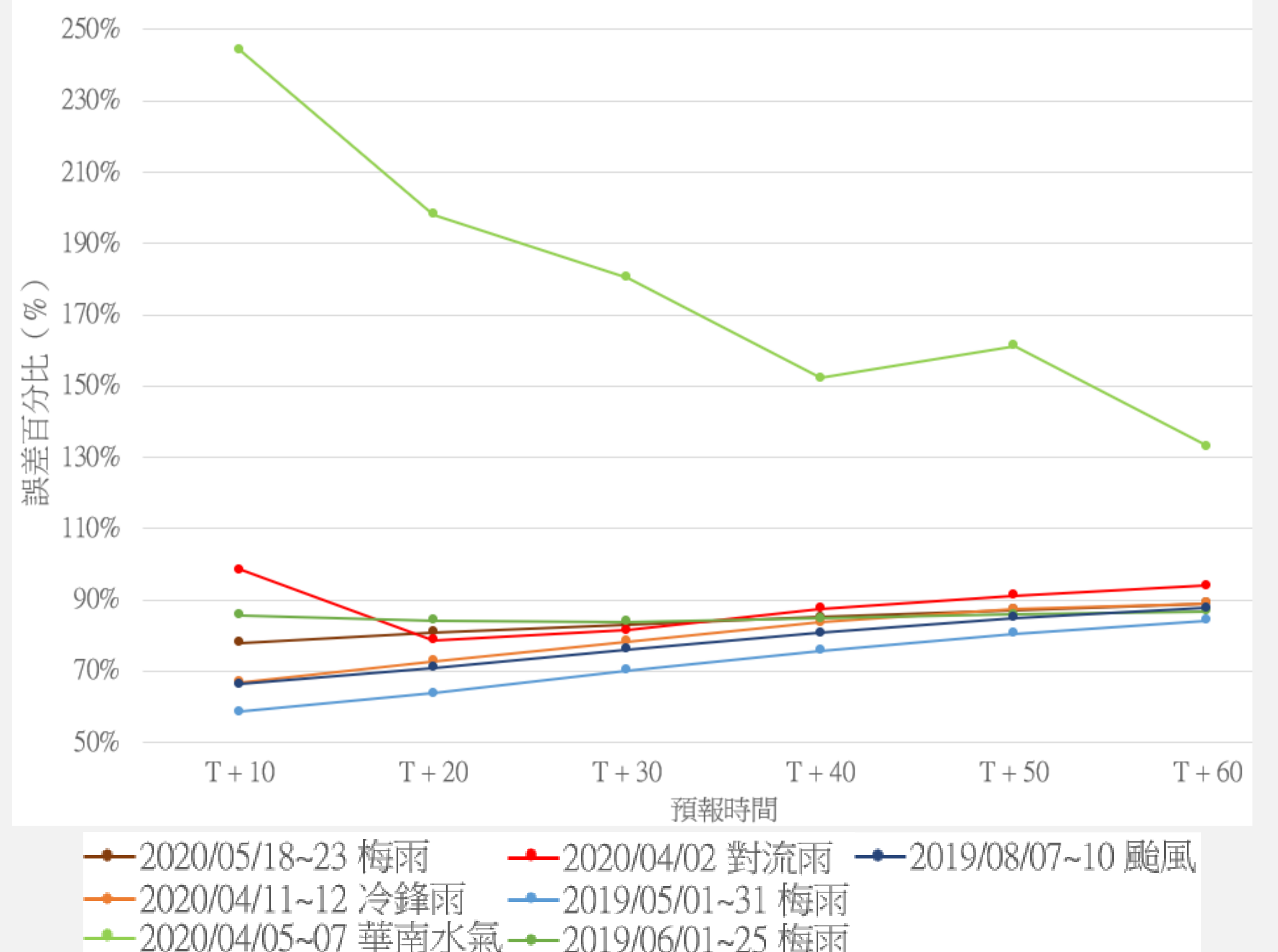
四、回波強度方均根誤差 (RMSE) 檢驗

有兩場午後對流雨的誤差整體相對較低（3月27日、5月16日），另一場午後對流雨的誤差卻高很多。典型梅雨和西南風混合事件的誤差相對於其他事件比較大，華南水氣移入的降雨，誤差則居中。



五、一小時累積雨量誤差百分比檢驗

2019年5月梅雨受西南風干擾少，雨量誤差低
2019年6月與2020年5月18~23日梅雨混和西南風降水，雨量誤差相對偏高
2020年4月11~12日的冷鋒雨量誤差較低
2020年4月2日的對流雨誤差相對偏高
2020年4月6~7日華南水氣移入的雨量誤差明顯較高時雨量誤差百分比



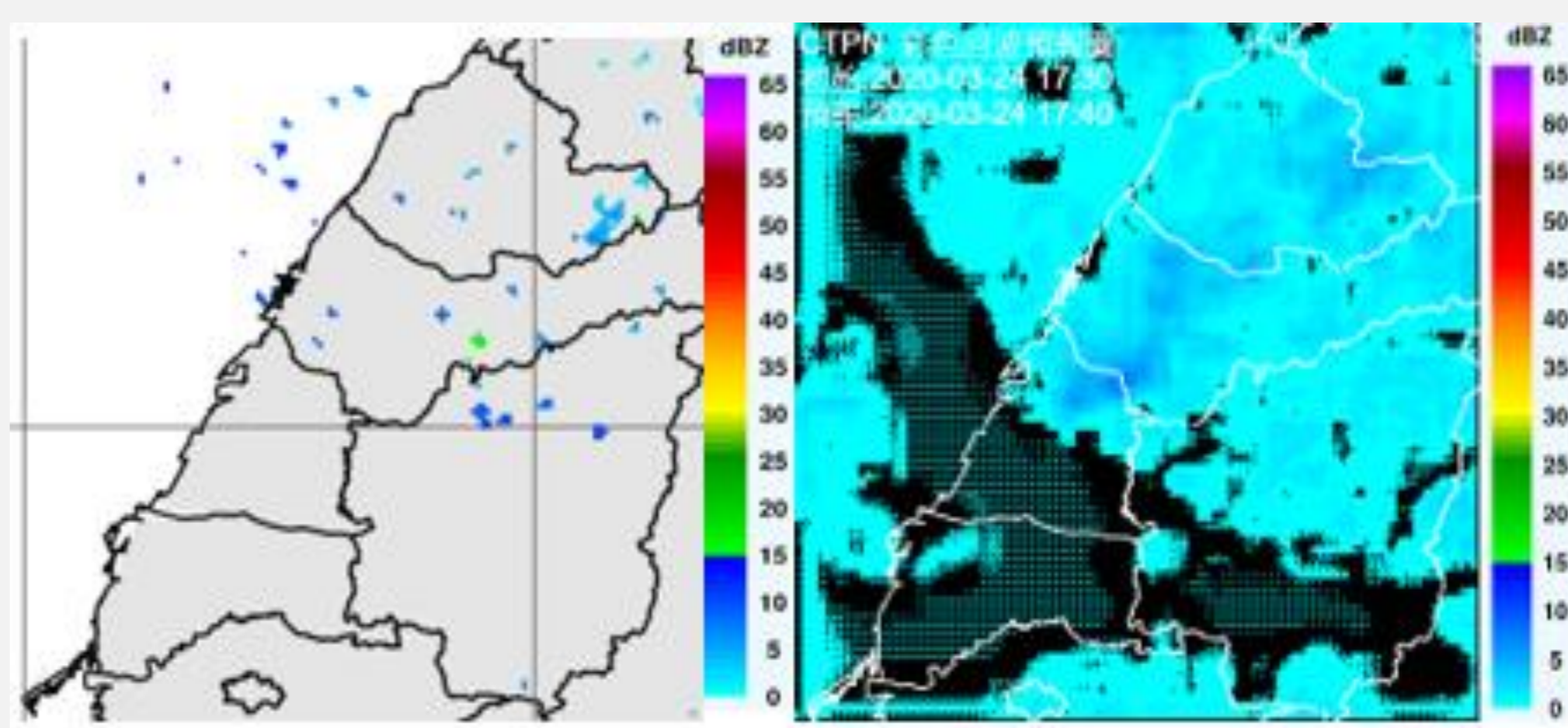
肆、討論

一、與卷積GRU（以ConvGRU稱之）的比較

相較於 Guo. et al. [1] 的 ConvGRU 模型，本研究使用的 ConvLSTM 之 FAR 值較 ConvGRU 的低，CSI 與 POD 皆較高。由此可知，本研究在中尺度雷達回波預測上具時空分辨性，且相對較準確。

表二、本研究的模型與 ConvGRU^[1]的比較

閾值 (dBz)	命中率 (POD)		虛警率 (FAR)		臨界成功指數 (CSI)	
	convGRU	本研究	convGRU	本研究	convGRU	本研究
18(1mm)	76%	92%	28%	24%	59%	71%
36(20mm)	52%	91%	47%	23%	36%	71%
41(40mm)	40%	88%	49%	23%	29%	70%



二、模型的訓練不足、訓練恰當以及過度擬合

在相同訓練集大小中，過多的Epoch會造成模型有過擬合現象，過少則是會造成模型訓練不足，整體預報低估。

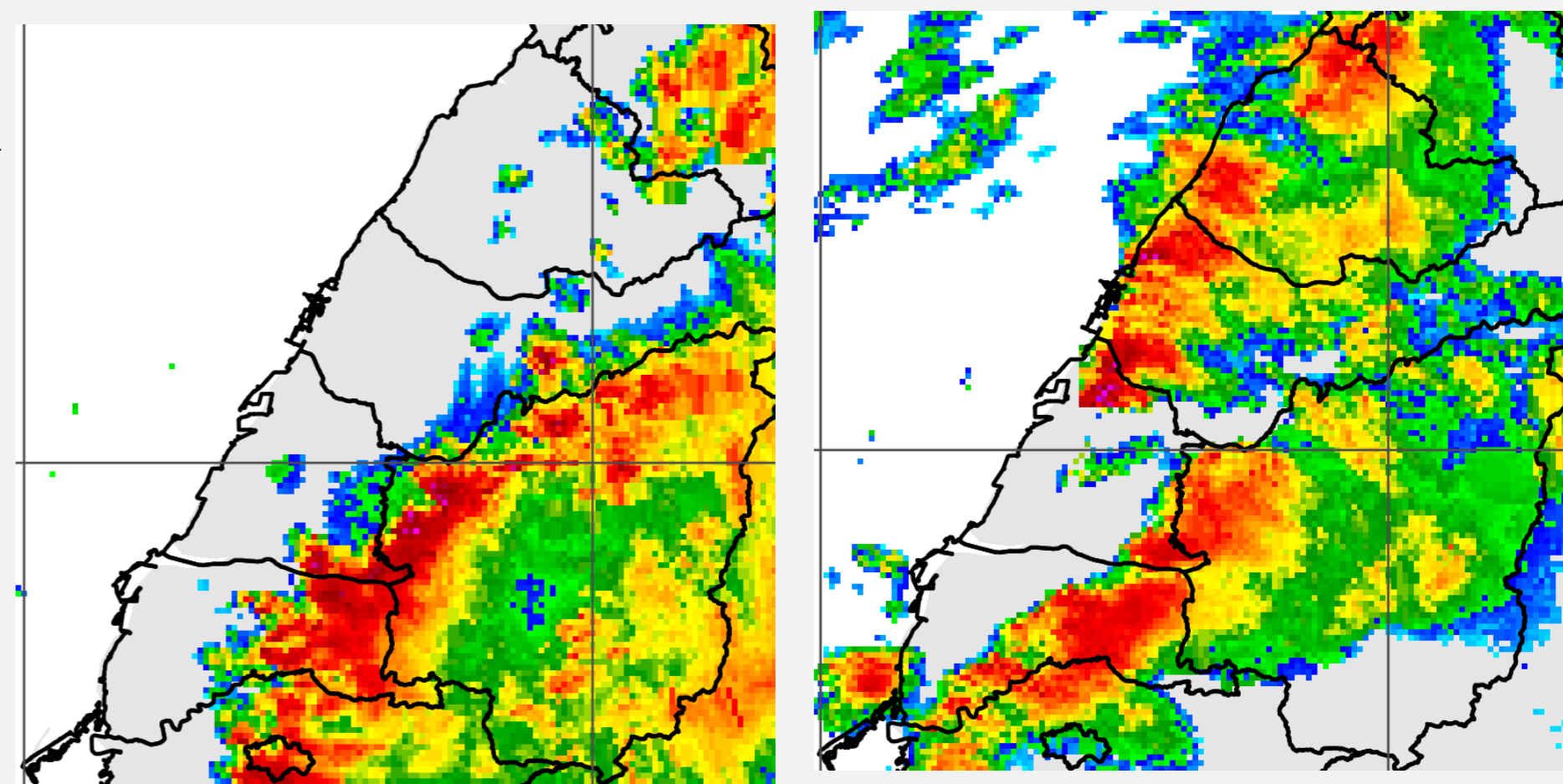
三、回波強度預報準確度與降雨型態

（一）由回波發展分析

若對流雲系發展靠近海邊、移動速度較快，相較於自山區發展的對流雲系來的多，則因雲系在10分鐘內的變化明顯，導致模型較無法有效掌握雲系發展趨勢。

（二）由降水類型分析

若同時包含多種降水型態，發展複雜，模型難從中掌握規律，準確度較低，誤差較高。



四、降雨預報準確度與降雨型態

冷鋒雨、颱風和未受西南風影響的梅雨雨量預報誤差百分比相對較低，推測是因為系統移動規律且較少垂直發展，使模型能掌握，預報得以順利。夾帶西南氣流的梅雨誤差百分比比較高，可能是因西南氣流遇到地形快速發展形成對流降雨，雲系變化劇烈且帶有垂直方向的變化與移動，較難預測。對流胞發展時範圍較小，對於短時間預測較難掌握，造成整體高估，但在較長期預測模型傾向保守，因此誤差百分比越來越小。

五、模型改進

（一）結合數值模擬預報（大氣物理方程）

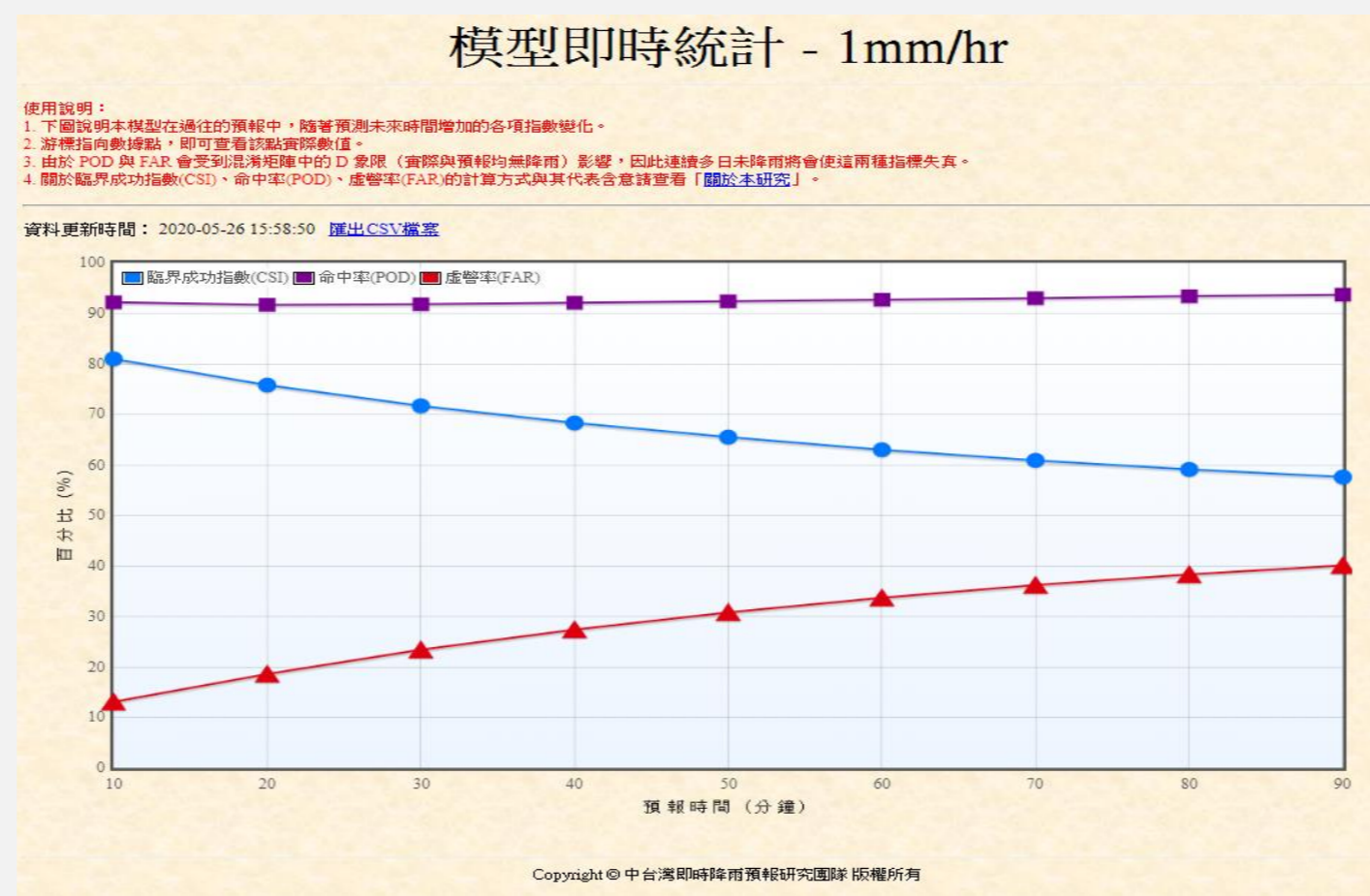
以機器學習模型預測雷達回波圖像，適用於短時間、高解析度的降水預報，數值模擬預報是以大氣的物理機制進行預報計算，適用於較長時間的降水預報。希望未來能將機器學習模型與數值模擬預報結合，達到同時具備不同解析度的預測能力。

（二）結合多種圖資（多波段觀測）、地面測站資料

結合其他種圖資來源（紅外線雲圖、可見光雲圖、水氣頻道等）以及地面站資料（氣壓、濕度、露點等），可以讓模型有更多資訊推測即將要發展的雲系，對於快速發展的系統可以增加預報精準度。

六、預報網頁展示 <http://ctpn.nctu.me/>

本研究已將研究成果以網頁呈現(如下)。系統可以在氣象局發布最新的雷達回波圖後1分鐘以內自動化產生新的預測，並繪製出未來90分鐘的降雨量圖表，便於使用者查詢即時天氣。另一方面，網頁服務也提供了歷史資料查詢功能，可以提供日後分析使用。



伍、結論

一、不同降雨類型的Z-R關係，以梅雨與西南風相關係數較高。春雨： $Z=80.7R^{1.33}$ ，梅雨： $Z=53.6R^{1.38}$ ，颱風： $Z=39.4R^{1.17}$ ，西南風： $Z=66.4R^{1.33}$

二、本研究以ConvLSTM模式，找出不同降雨類型分別最適合訓練集長度以及模式訓練型樣（Epoch）。

三、回波強度預報對發展與移動速度較慢、降水型態較單一的對流系統預測較準確，反之則否。

四、模型在預測冷鋒雨、颱風、及沒有受西南風干擾的梅雨最準確，且能在60分鐘內維持預測誤差在時雨量4毫米以內，其餘降水類型預測方均根誤差則維持在10毫米以內。

陸、未來展望

（一）雙偏極化C波段都卜勒降雨雷達的時空解析能力更強大，期待雷達網建置更密集時，使用回波合成校正單一雷達的誤差與地形限制，進行更高精度、高準度的強降水估計。

（二）掌握強降雨時空特徵，有效估計主要河川洪峰及水庫水位變化；建立溪水暴漲警示功能。

（三）將機器學習與數值模擬預報結合，並將多種圖資與資料整合輸入模型，提前掌握發展趨勢，增加預報精準度，達到更長時間的預報能力。

（四）未來預定朝擴大雷達取樣及預報區域，並針對海上移入的對流胞發展，探討降雨成因，以利更精準預測降雨。

柒、參考資料

1. Hanyang Guo et al., High resolution nowcasting experiment of severe Convections based on deep learning, Acta Meteorologica Sinica, 77(4): 715-727, 2019
2. Xingjian Shi et al., Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting, NIPS, 2015
3. J. Marshall and M. Palmer., The distribution of Raindrops with Size, J. Meteorology, August, 1948
4. Nattapon Mahavik et al., Investigation Z-R relationships of Precipitation characteristic by weather radar in Thailand, 2011
5. RS Tenório et al., Raindrop distribution in the Eastern Coast of Northeastern Brazil using disdrometer data, Revista Brasileira de Meteorologia, 25(4):415-426, 2010

捌、致謝

感謝本校劉○龍同學提供資訊方面協助並傳授相關知識，讓研究順利進行，也讓我們在這方面獲益良多。

感謝科技部與中國文化大學「大氣水文研究資料庫」之資料提供，使本研究得以順利完成。

卷積式LSTM程式碼改編自 <https://github.com/cxxixi/Precipitation-Nowcasting>。