

# 深度學習方法用於雷達回波極短期預報初探

林宜霖<sup>1</sup> 許乃寧<sup>2</sup> 賈愛玫<sup>2</sup> 林秉煜<sup>2</sup> 黃椿喜<sup>2</sup>  
多采科技有限公司<sup>1</sup> 中央氣象局 氣象預報中心<sup>2</sup>

## 摘要

針對定量降雨的即時預報，一般是由雷達回波的外延方法獲得。然而，隨著資料探勘的技術發展，近年來不少人嘗試利用人工智慧方法解決氣象問題。例如 Shi et al. (2015) 提出之 ConvLSTM (Convolutional LSTM)，因為結合卷積與長短期記憶等深度學習方法，所以適合用於解析資料的時空變化特徵。在 ConvLSTM 的基礎架構下，使用時給定過去一段時間序列的雷達整合回波資訊，模式能提供未來一段時間序列的雷達整合回波預報。該方法最初用於 1.5 小時內之極短期天氣預報，並透過回波及降雨關係式將雷達回波預報轉為定量降水預報。

本研究建基於 Shi et al. (2015) 的 ConvLSTM 方法，結合 Shi et al. (2017) 研究內容，導入人工智慧方法，嘗試發展 0 到 60 分鐘的極短期雷達回波預報模型，主要目的為初探 ConvLSTM 等深度學習方法在氣象即時預報的能力；另一方面，希望透過不同的技術參與氣象預報議題，並且有機會改進極短期預報。因此，研究除了校驗 ConvLSTM 模型對不同個案的回波預報能力，亦與現行的雷達外延方法校驗結果比較，並討論其差異。對於發展較成熟的個案，ConvLSTM 模型能有接近雷達外延法的預報能力，並且在 60 分鐘內的預報能看到系統消長過程；相較於前面的情況，特別對於熱力驅動之天氣系統，ConvLSTM 模型對成長中的系統預報大都偏弱，這可能是受限於 ConvLSTM 或建模方法本身，抑或是雷達回波所能提供的資訊。是故，研究新增一組實驗，即在訓練建模時加入雷達外延法的預報資訊，這樣的修改在部分個案中也可以看到明顯的改進。就目前的成果來看，研究發展的 ConvLSTM 模型雖然尚未成熟，但是回顧過去數個月預報能力的提升，本研究使用的深度學習方法仍然具有潛力。

關鍵字：極短期雷達回波預報、深度學習。

## Deep Learning Model for Radar CV Nowcasting: A Preliminary Study

Yi-Lin Lin<sup>1</sup>, Nai-Ning Hsu<sup>2</sup>, Ai-Mei Chia<sup>2</sup>, Ping-Yu Lin<sup>2</sup> and Treng-Shi Huang<sup>2</sup>  
Manysplendid Infotech, Ltd.<sup>1</sup> Weather Forecast Center, Central Weather Bureau<sup>2</sup>

### Abstract

For the purpose of precipitation nowcasting, Shi et al. (2015) introduced a deep learning algorithm named ConvLSTM (Convolutional LSTM). ConvLSTM is based on LSTM (Long-Short Term Memory), one of the recurrent methods, additionally, the conception of convolution is considered. As a result, it is able to resolve spatiotemporal features of data. Following the basic concept of ConvLSTM, sequences of radar CV observation are regarded as model input and sequences of radar column vector (CV) prediction would be obtained as output data. According to Shi et al. (2015), ConvLSTM was introduced for radar reflectivity forecasting within 1.5 hours. Meanwhile, QPN (Quantitative Precipitation Nowcasting) information could be acquired by Z-R relationship conversion.

This study is based on Shi et al. (2015) ConvLSTM algorithm. Besides, some ideas from Shi et al. (2017) are considered. The main goal of this study is to give a preliminary discussion of whether deep learning method is practically usable on radar CV nowcasting (Furthermore, on QPN task). Thus, multiple cases were verified. Both CV predictions from ConvLSTM model and radar extrapolation algorithm are compared and discussed in this study.

Keywords: Radar Reflectivity Nowcasting, Deep learning.

## 一、前言

氣象上關於極短期(或即時)定量降水預報一直是挑戰的問題，特別是近年來對於短延時、強降雨天氣系統的議題，因為可能致災常常被提出來討論。關於即時定量降水預報，實務上 1 小時內主要依賴雷達外延技術，常用的外延方法例如氣象局的 QPESUMS、李等人[1]提出，洪等人[2,3,4]持續討論與改進之 ABLER(Advection-Based Lagrangian Eulerian Regression)方法等。

近年來隨電腦運算速度大幅提升，越來越多領域開始嘗試以人工智慧方法解決現有的問題。關於極短期定量降水預報議題，2015 年有 Shi et al.[9]與香港天文台合作，提出 ConvLSTM(Convolutional LSTM)方法欲提供實務上可用之深度學習定量降水預報技術。ConvLSTM 方法係參考過去[7]等提出之長短期記憶(LSTM)模型概念，給予模式一系列影片畫格，並訓練模式預測接下來的影片畫格。因為氣象上雷達回波圖的觀測資訊與外延預報，形似於影像畫格的變化過程，是故有了 Shi et al.[9]的概念雛形。不過 Shi et al.[9]在原有的概念上為模型加上卷積(Convolution)提取空間上特徵的能力。這使得 ConvLSTM 方法是少數為氣象議題發展之深度學習方法，除此之外，ConvLSTM 還具有同時解析資料時空特徵變化的能力。Shi et al.[9]由 2011 到 2013 年有雨的觀測資料訓練模型，由過去半小時內的雷達回波觀測，預報未來 6 到 90 分鐘的雷達回波，並藉回波及雨量的關係式將預報的雷達回波轉為定量降水預報。與香港天文台發展的 ROVER(Real-time Optical flow by Variational methods for Echoes of Radar)雷達外延方法比較，則 ConvLSTM 模型在 90 分鐘內、門檻為 0.5mm/hr(有雨、無雨)的預兆得分(TS)、預報偵測率(POD)、預報誤報率(FAR)及相關性等各項參數皆優於 ROVER。2019 年 Agrawal et al.[5]、Cao et al.[6]發展之 1 小時定量降水預報方法，同樣是針對較低的門檻(0.1、1 和 2.5 mm/hr；20dBZ~1mm/hr)校驗。從實務上看，以上這些門檻並不能體現深度學習極短期定量降水預報模型對可能致災降雨的預報能力。相較於

其他的深度學習極短期定量降水預報模型，Shi et al.[10]提出將權重後的誤差平均作為模型的損失函數，並且在原有的模型中加上追蹤對流系統概念，另提出 TrajGRU 方法，在 0.5、2、10 和 30 mm/hr 四個門檻校驗表現，再一次說明同時考慮資料時空特徵變化的深度學習方法校 ROVER 等方法有更好的表現。

因此，本研究建基於 Shi et al.[9]的 ConvLSTM 方法，並參考[10]將損失函數修改為權重的誤差絕對值平均，模型結構上也更形似於[10]。研究的主要目的係希望初探深度學習技術在極短期天氣預報的可用性，首先針對臺灣北部強降雨的天氣系統，嘗試發展 1 小時內之雷達合成回波預報模型，並討論與 ABLER 雷達外延方法差異。

## 二、研究方法與資料

研究主要使用 ConvLSTM[9]深度學習方法，建模時將模型分為兩部分，前半部分為解析資料特徵變化過程使用，後半部則為預報未來合成回波資訊用。研究中使用 2015 年至 2019 年暖季(主觀定為每年 5 月至 10 月，2015 年至 2018 年資料為訓練資料，2019 年為驗證資料)，逐 10 分鐘之合成回波資料，另有逐 10 分鐘之 ABLER 雷達外延資訊。

校驗時除了繪製時序圖，亦使用 Roebber(2009)[8]提出之性能圖 (performance diagram)，可同時呈現不同門檻的預報能力，提供包含預報偵測率(POD)、預報誤報率(FAR)、預兆得分(TS)和偏離指數(BS)四項指數指標(關於性能圖的更多說明請見圖 2 之圖說)。為避免只校驗一個時間不具代表性，亦針對不同天氣系統影響北台灣的整個時程校驗。此外，研究中 ABLER 雷達外延法的預報校驗分數被視作比較的指標，以討論深度學習模型與外延法預報能力之差異。

本研究共討論 2 組實驗與 ABLER 雷達外延法之校驗成果。第 1 組實驗純粹以最近 6 筆雷達合成回波觀測作訓練資料建模，第 2 組實驗則另外加入 ABLER 外延法的預報資訊建模。必須說明兩組實驗的建模策略並不是完全相同，實際上研究討論的過程係逐步修改建模

策略並討論，但本文僅呈現其中兩組實驗，對於個案校驗結果各有優劣，作為不同建模策略的討論。

### 三、 初步結果及個案校驗

為討論深度學習模型對不同天氣系統的預報能力，是故研究選擇了 2019 年不同型態的個案，並針對系統影響北台灣的全程校驗。由於系統的驅動力相異，個案的移速及強度變化特性也不同，例如 2019 年 5 月 20 日之鋒面個案主要受綜觀及大尺度的動力驅動，屬大面積強對流且移速和變化緩慢的個案；6 月 23 日颶線個案移速和強度變化則相對明顯；7 月 26 日午後熱對流屬熱力驅動，系統的移速小，但在短時間內增強又減弱，伴隨較大的強度變化，也是較難預報的一類個案。

挑選個案後，除了繪製每次預報(逐 10 分鐘)的時序圖(未來 10 分鐘到 60 分鐘)(圖 1)，同時也繪製系統影響北台灣全時程的性能圖(圖 2)。礙於篇幅，圖 1 中僅呈現系統強度明顯變化的時段，圖中鋒面及颶線個案屬於增強期間，午後熱對流則為減弱期間，並附上模型最近的 2 次預報結果。個案的詳細討論如下：

#### (一) 2019 年 5 月 20 日 鋒面個案

圖 1(一)中鋒面進入陸地上時，合成回波圖中系統自西北方，開始橫向發展為壟罩整個預報網格點範圍的天氣系統，40 dBZ 以上的強對流區逐漸發展為西北-東南向結構。在系統變化的前幾個時間，由於外延法的特性，強度的變化是較不明顯的，這使得在系統變化的前幾個預報時間 ABLER 有過度預報的傾向 (ABLER)，型態的變化也約延遲了 30 到 40 分鐘。而研究現有的深度學習預報模型，在系統未成熟前或每次預報前期會有一個生成系統的時間，此時會有明顯的弱偏差，在時序圖看起來會有時間延遲的現象(詳細圖未附)，這使得這個動力驅動的在事件最開始的幾次預報都是偏弱的。比較兩組深度學習模型，建模時加入外延法預報資訊，似乎能加速模式中系統成長的速度，在 60 分鐘的預報能夠成長到接近外延法的強度，此時系統結構的變化還沒有反應出來，必須在後面幾個時間的預報中，當模式

得到的觀測中更多的結構及強度變化資訊後會反映出來(詳細圖未附)，這即是前面提到的時間延遲(CV+ABLER)。

圖 2(一)中校驗整個鋒面事件，在 60 分鐘兩個模式對 5 到 40 dBZ 的分數接近，由於此個案的移速緩慢，且回波的變化不明顯，在整個事件的校驗分數中看來，提供模型當下外延法預報資訊的幫助似乎不明顯(圖 2(一)(b))。2 模式 30 dBZ 以下之校驗分數皆與 ABLER 接近，最需要注意的是目前的模型對 40 dBZ 之校驗分數仍不理想。

#### (二) 2019 年 6 月 23 日 颶線個案

圖 1(二)中研究挑選的時間是颶線系統的前緣接觸到北台灣陸地後，其西側有一個三角形的強對流區逐漸發展一直到減弱的過程，颶線系統在接觸陸地後，型態也減弱為東-西走向之結構。圖中外延法對系統西側的強回波區域是稍有高估一些，且針對颶線這類位置和強度變化快速的系統，外延法 60 分鐘的預報也不容易預測到型態的變化(ABLER)；純粹只以最近 6 筆觀測的合成回波建模，則同鋒面個案提到之時間延遲現象使得模式無法及時反映系統的變化(CV)；透過加入外延預報資訊則能有效地修正時間延遲現象，在颶線個案中可以看到預報有很顯著的改善，這點在圖 2(二)(b)也可以看到，60 分鐘針對不同門檻的校驗與外延法有可比較的成績。唯一可惜的是，目前的模型預報結果不能呈現細節，這點也會在後續的工作中嘗試改善。

#### (三) 2019 年 7 月 26 日 午後熱對流個案

圖 1(三)為一午後熱對流系統減弱之過程，在不到 2 小時內，系統由兩個強對流區域開始，較北的強對流區域優先消散，南方的對流區域亦在 1 小時後減弱。提供模型過去 6 筆觀測資訊，儘管預報前期需要一段時間(約 20 分鐘)使對流成長，但在深度學習模型預報中能看系統減弱的趨勢；在現行的建模架構下，加入 ABLER 預報資訊則使得這樣的強度變化趨緩，系統強度的變化不能夠反映。傳統預報上，熱力驅動的短延時強降雨系統是最具有難度之一，針對整個午後熱對流生命期，模型的校驗成績不甚理想，這是因為現有的模型對熱力系統成長時預報都有時間延遲，無法及時反

映出系統當下強度所致。此外，模型在事件前期傾向產生範圍更廣的低回波，這些現象使得模型對較低門檻具有高偏差，對高門檻校驗則具有弱偏差(圖 2 (三) (b))。

## 四、 結論及未來工作

從以上的討論中，可以看到深度學習預報模型的技術雖然尚不成熟，不過從過去幾個月來修改建模策略，可以看到不同的天氣系統預報正持續改善中，一直到加入外延法預報資訊，颱風線等移動與變化較大的系統模型與外延法有可比較的預報能力。後續將測試不同的建模方法，持續發展將異質資訊加到深度學習模式中之策略。

本研究初步已經完成除歷史合成回波觀測資訊外，另外加入外延法預報資訊訓練建模，但未來嘗試改善時間延遲、細節和強回波的預報等都是待努力的方向。由前部分的討論看，加入預報資訊對於移速和強度變化快的系統有明顯的改善，但對於外延法也不易掌握的系統消長變化預報上則更有難度。此外，目前的討論雖然僅止於未來 1 小時內的合成回波即時預報，但研究的長期目標是發展 1 到 3 小時後的極短期定量降水預報，現行的模型確實還有一段路要走。本研究在此為初探深度學習在極短期雷達合成回波預報的可行性，未來針對 1 小時後的極短期預報，預期可建基在目前的模型架構，持續改進並加入不同的異質資訊(可能是觀測、分析場或預報場或者其他物理量)是可發展的方向。

## 五、 參考文獻

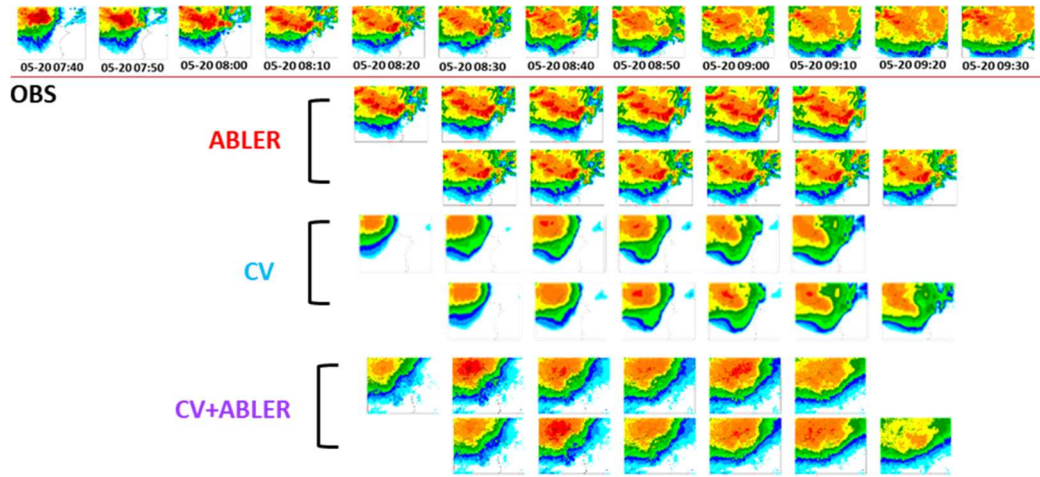
- [1] 李天浩, 張鳳吟, 丘君翹, 蔡雅婷, 黃椿喜, 劉承昕, 薛宏宇, 2013: “應用 QPESUMS 資料迴歸估計台灣地區降水系統移速場”, 102 年天氣分析與預報研討會
- [2] 洪國展, 李天浩, 馮智勇, 黃椿喜, 丘君翹, 林彥廷, 2014: “以改良式 ABLER 法應用於台灣地區降雨系統移速場外延估計”, 103 年天氣分析與預報研討會

- [3] 洪國展, 馮智勇, 陳姿瑾, 李天浩, 黃椿喜, 2015: “利用 ABLER 法發展臺灣地區雷達回波外延估計”, 104 年天氣分析與預報研討會
- [4] 洪國展, 馮智勇, 劉承昕, 鄭育昆, 黃椿喜, 2016: “以 ABLER 法發展臺灣地區極短期 QPE 外延估計”, 105 年天氣分析與預報研討會
- [5] Agrawal, S., Barrington, L., Bromberg, C., Burge, J., Gazen, C., and Hickey, J.: Machine Learning for Precipitation Nowcasting from Radar Images, <https://arxiv.org/abs/1912.12132>, 2019.
- [6] Cao Yuan, Qiuying Li, Hongming Shan, Zhizhong Huang, Lei Chen, Leiming Ma, Junping Zhang: Precipitation Nowcasting with Star-Bridge Network\_ which is based on RNN\_ compared with CNN3d and convlstm, <https://arxiv.org/abs/1907.08069>, 2019.
- [7] N. Srivastava, E. Mansimov, and R. Salakhutdinov. Unsupervised learning of video representations using lstms. In ICML, 2015.
- [8] Roebber P.-J., 2009: Notes and Correspondence - Visualizing Multiple Measures of Forecast Quality. *Wea. Forecasting*, 24, 601-608.
- [9] Xingjian Shi, Zhourong Chen, Hao Wang, Dit Yan Yeung, Waikin Wong, and Wangchun Woo. Convolutional lstm network: A machine learning approach for precipitation nowcasting. In *Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing Systems*, pages 802-810, 2015.
- [10] Xingjian Shi, Zhihan Gao, Leonard Lausen, Hao Wang, Dit-Yan Yeung, Wai-kin Wong, and Wang-chun Woo. Deep learning for precipitation nowcasting: A benchmark and a new model. In *Advances in neural information processing systems*, pages 5617-5627, 2017.

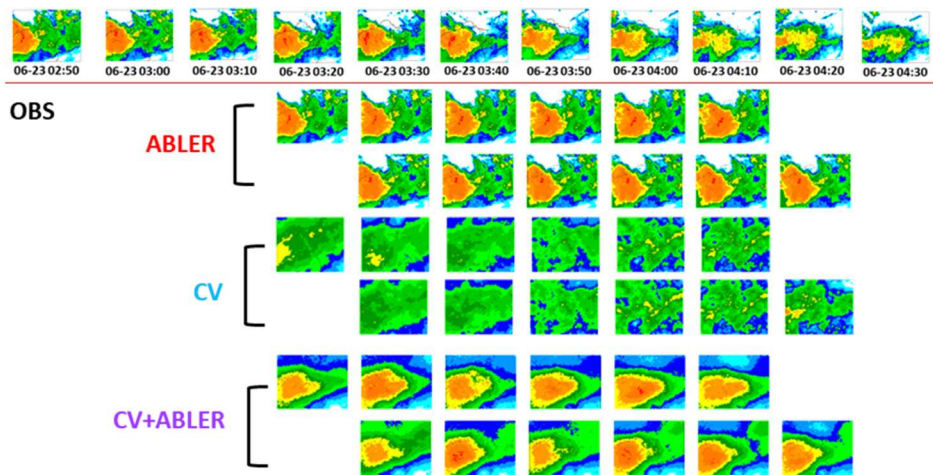
## 致謝

本研究感謝台大 陳柏孚博士團隊及多采 馮智勇博士團隊，過去幾個月來對建模策略和成果討論不吝指教。對於改進模型給與許多建設性建議，並且協助提供 ABLER 雷達外延預報資訊，在此表示感謝。

(一) 2019年5月20日 鋒面個案



(二) 2019年6月23日 飆線個案



(三) 2019年7月26日 午後熱對流個案

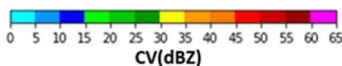
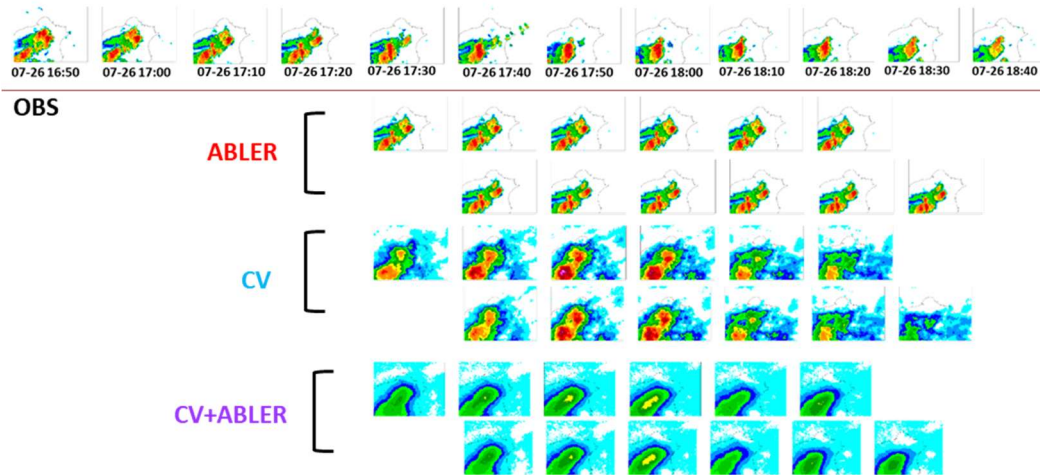
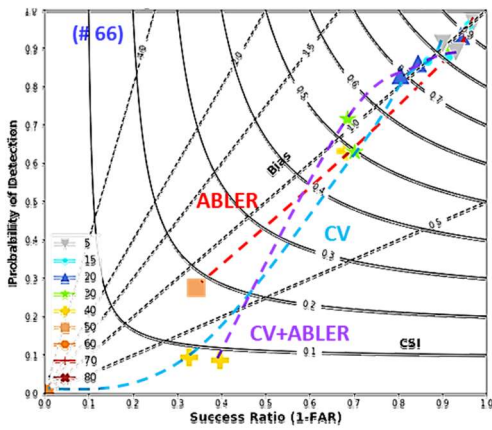


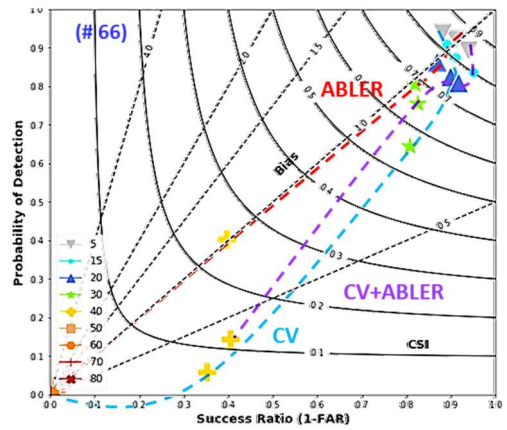
圖 1 不同個案於系統強度明顯變化時期之整合回波預報時序圖。圖(一)到圖(三)分別表示鋒面、飆線及午後熱對流個案。每張圖最上一列有實際觀測值隨時間變化，下方依序為「ABLER 外延法(ABLER)」、「僅使用過去整合回波序列訓練之模型(CV)」及「使用過去整合回波加上 ABLER 外延預報資訊序列訓練之模型(CV+ABLER)」，各模型包括最近的 2 次預報(逐 10 分鐘，每次預報未來 10 分鐘到 60 分鐘)。

(一) 2019年5月20日 鋒面個案

(a) 10分鐘預報校驗

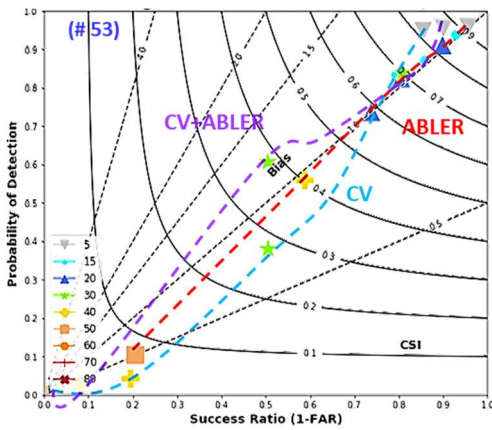


(b) 60分鐘預報校驗

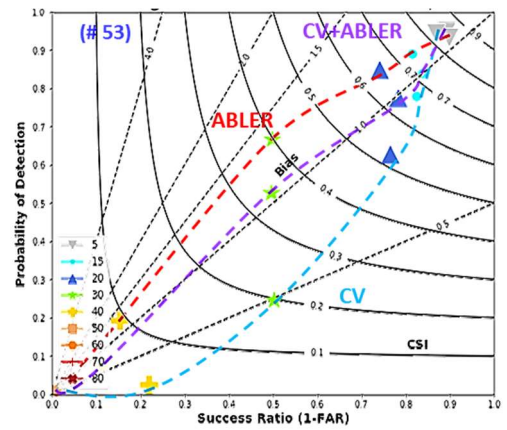


(二) 2019年6月23日 颱風個案

(a) 10分鐘預報校驗

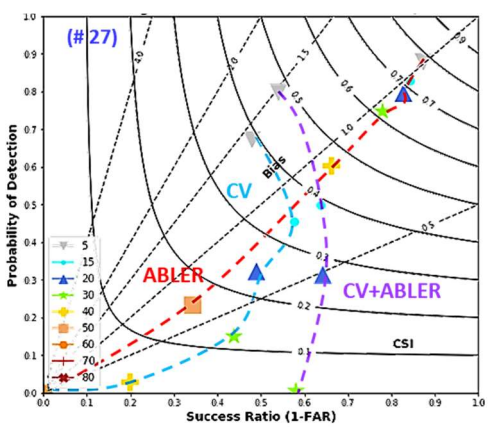


(b) 60分鐘預報校驗



(三) 2019年7月26日 午後熱對流個案

(a) 10分鐘預報校驗



(b) 60分鐘預報校驗

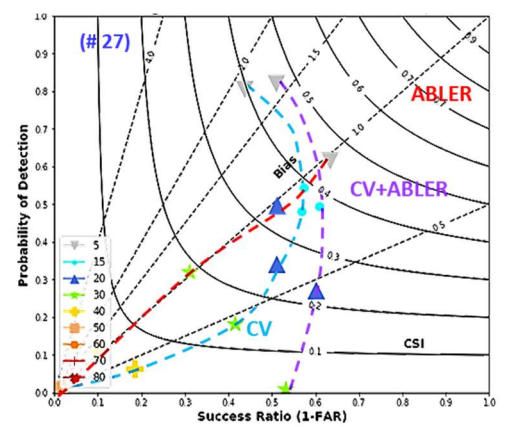


圖 2 不同個案於不同預報時間之校驗結果圖。(一)到(三)分別表示鋒面、颱風和午後熱對流個案；(a)、(b)表示 10 分鐘及 60 分鐘預報校驗。性能圖中不同符號表示不同校驗門檻(5 至 80 dBZ)，左上角#表示個案的校驗資料筆數(逐 10 分鐘一筆資料)，橫軸表示(1-誤報率)，縱軸為偵測率，右上-左下直線表示偏離指數，左上-右下曲線則為預兆得分，完美預報之校驗結果會是右上角的點。不同實驗及外延預報標示如圖 1。