

**基於深度時空模型與二維和三維雷達回波資料
應用於臺灣地區雷達回波預測之研究**

**Research on Radar Echo Prediction in Taiwan Based on
Deep Spatiotemporal Models and Application of 2D
and 3D Radar Echo Data**

作者：施依葶、林冠成、張保亮

報告人：張景陽

報告日期：2024/09/04

大綱

01 問題描述

02 研究方法

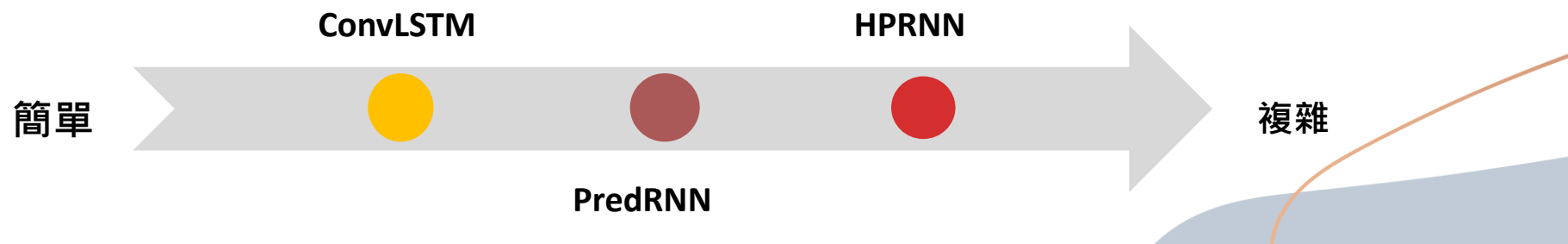
03 實驗結果與分析

04 結論與未來方向

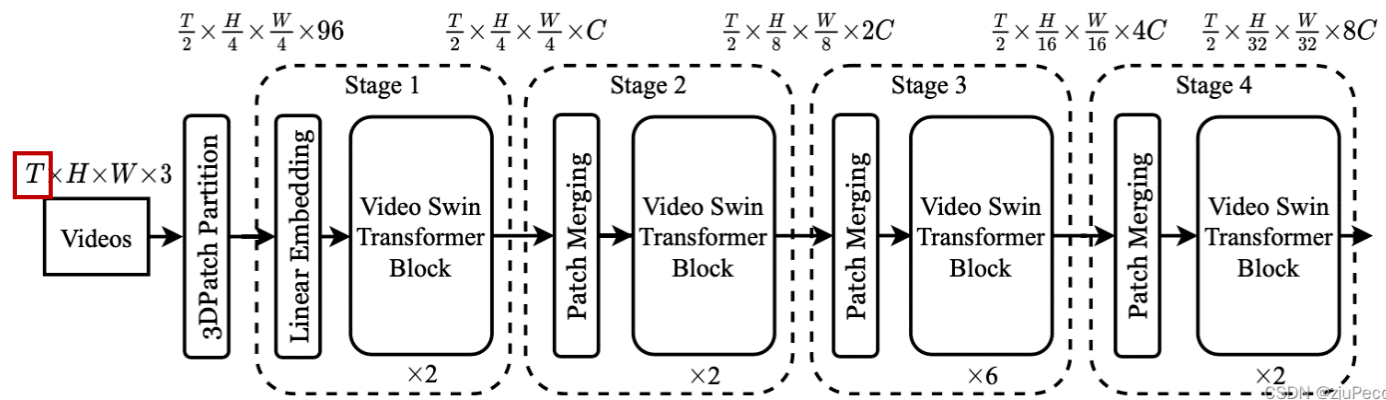
問題描述

01

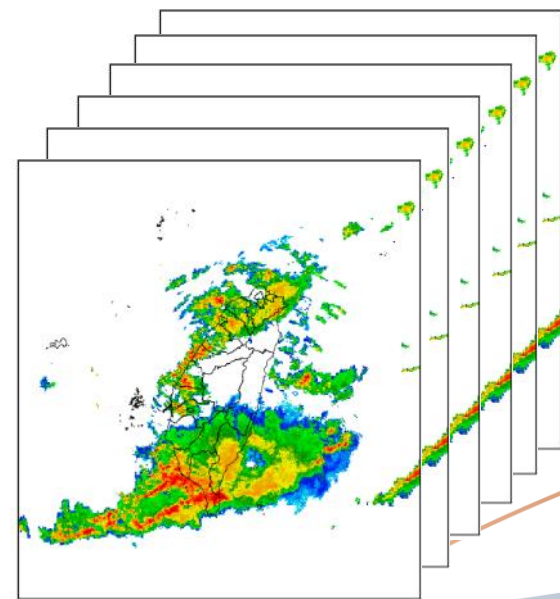
- 雷達回波具有時間與空間的特性
 - 隨著時間、風場移動變化
- 複雜程度：ConvLSTM、PredRNN、HPRNN（由低到高）
- 越複雜的模型不一定有較優的預測結果
 - 導致過度擬合
 - 容易維度災難
 - 影響預測的準確性和泛化能力



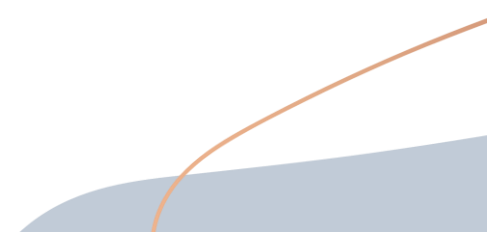
- 在 Swin Transformer 的基礎加入**時空維度**
 - 平衡模型計算效率和準確度
- 時空特徵
 - 視訊數據處理
 - 分塊式結構
 - 跨層自注意力機制
 - 提升對降雨發展趨勢和空間分布預測能力



- 幫助模型學習專注於關鍵部分具有顯著的效果
 - CBAM 機制
 - 通道注意力模塊
 - 對輸入特徵圖生成通道加權特徵圖
 - 空間注意力模塊
 - 將通道加權特徵圖輸入空間注意力模塊生成最終特徵圖
 - NAM 機制
 - 在處理資料時集中精力於重要部分
 - 不會關注整個輸入序列
 - 抑制不顯著權重
 - 避免過度關注不重要的特徵



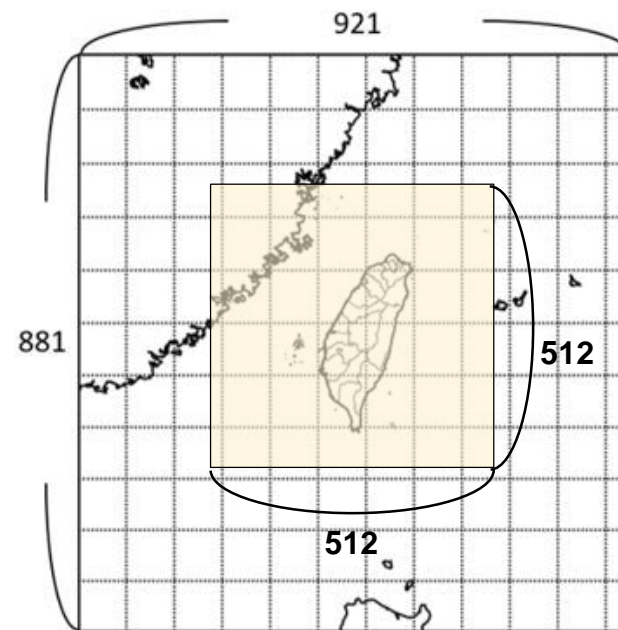
- 建立雷達回波預測模型
- 預測未來三小時雷達回波強度
 - 優化模型
 - 替換注意力機制改善時間長期衰減問題
 - 輸入2D與3D資料模型預測準確度
- 透過個案校驗：與氣象局使用的外延法比較預測結果



研究方法

02

- 資料來源
 - 中央氣象署 劇烈天氣系統(QPESUMS)
- 輸入資料選取
 - 訓練與預測完整覆蓋台灣上空與鄰近海面
 - 模型輸入、輸出矩陣大小 512x512
- 遺失值
 - 因地形遮蔽導致雷達回波產生
 - 遺失值對整體影響不大
 - 以零填補



資料篩選(回波範圍強度)

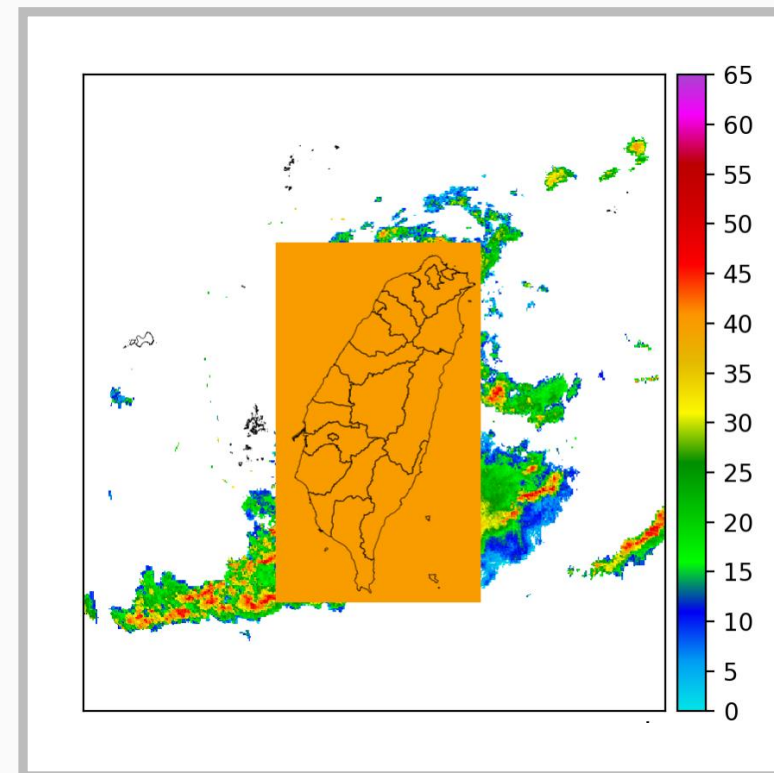
問題描述

研究方法

實驗結果與分析

結論與未來方向

- 資料篩選條件 1 (回波範圍)
 - 以台灣為中心，雷達回波資料覆蓋台灣區塊 (橘色區塊) 的四分之一
- 資料篩選條件 2 (回波強度)
 - 最大回波值須大於40dBZ，且達到1800個格點



- 均方根誤差 (RMSE)
 - 衡量模型預測與實際觀測雷達回波之間的誤差
 - 越近於 0 表示模型的預測能力越好
- 結構相似指標 (SSIM)
 - 特徵考量：亮度、對比度、結構
 - 評估降雨的空間分布精度
 - 介於0~1之間
 - 越近於 1 表示模型的預測能力越好

實驗模型參數

問題描述

研究方法

實驗結果與分析

結論與未來方向

VST 資料參數			
時段	訓練時段	2014~2023年降雨日 (扣除測試時段)	
	個案測試時段	梅雨個案: 2020 年 5 月 26 日	
輸入、輸出矩陣大小	512X512	時間序列長度	時間解析度10分鐘一筆

實驗一

不同注意力機制對模型預測準確度之影響

實驗二

不同損失函數對模型預測準確度之影響

實驗三

2D與3D資料對模型預測準確度之影響

實驗結果 與分析

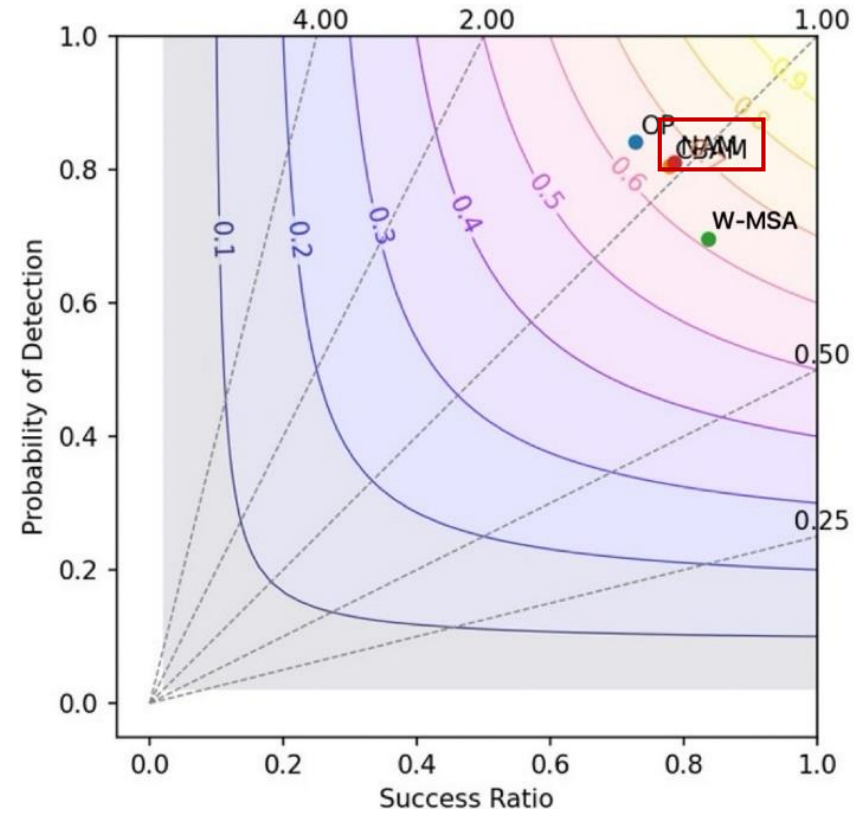
03

實驗一

不同注意力機制對模型預測準確度之影響

不同注意力機制並固定損失函數

實驗1-20200526 1400 未來180分鐘 性能圖



藍點為OP

橘點為CBAM

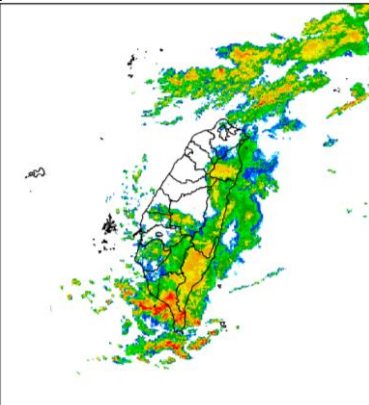
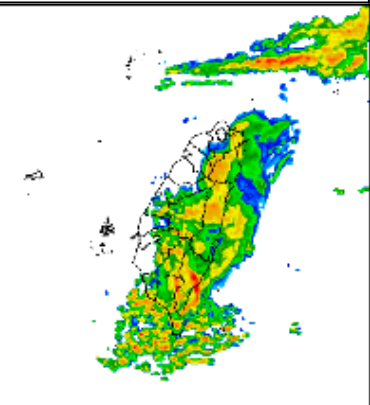
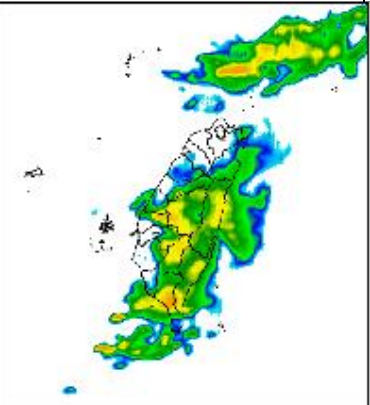
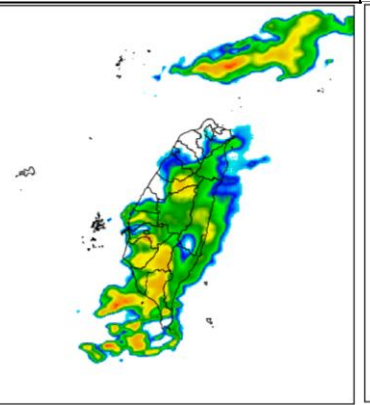
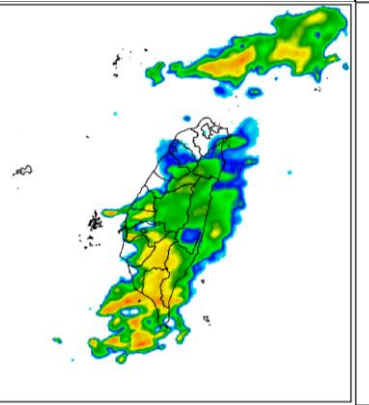
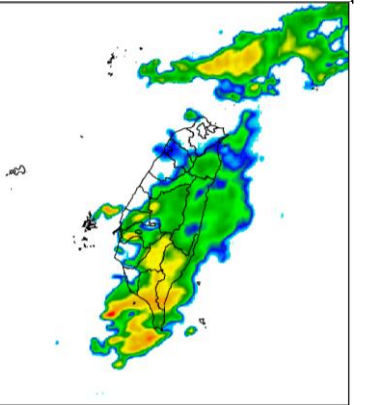
綠點為W-MSA

紅點為NAM

CSI 門檻值為 0.5

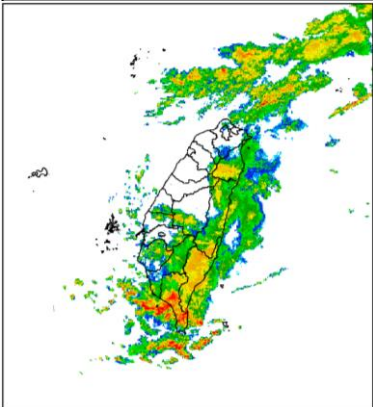
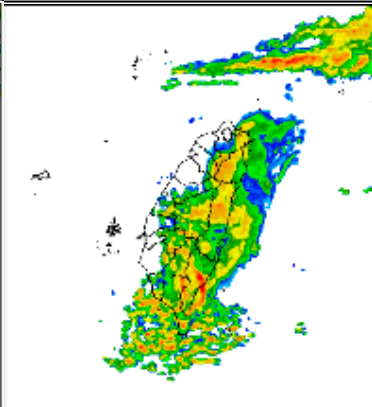
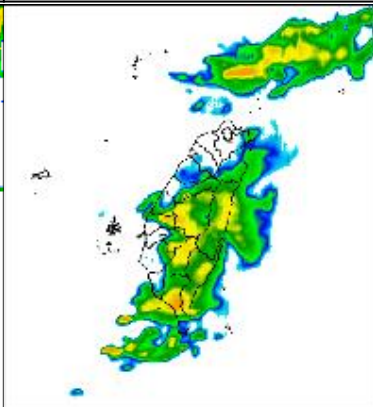
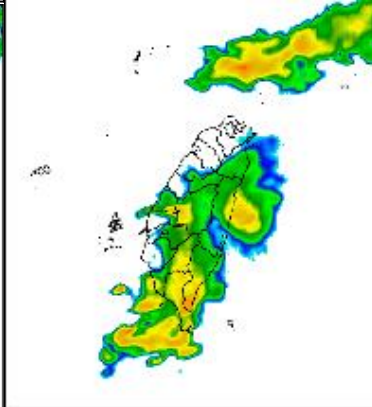
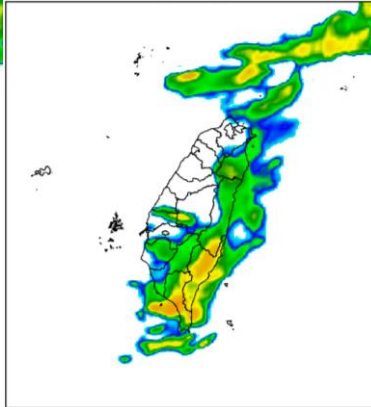
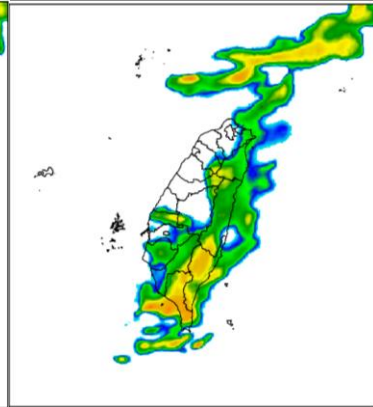
NAM 的bias最接近 1，在整體評估結果皆優於OP，表示預測結果越準確

實驗1- 預測 20200526 1400 未來 180 分鐘

OBS	OP	HPRNN	HPRNN_CBAM	VST	VST_CBAM
RMSE	7.081	7.610	6.443	6.865	6.338
SSIM	0.751	0.602	0.707	0.723	0.737
					

實驗1- 預測 20200526 1400 未來 180 分鐘

- NAM增強對全域資訊的獲取能力
- 改善泛化效能

OBS	OP	HPRNN	HPRNN_NAM	VST	VST_NAM
RMSE	7.464	7.464	6.476	6.524	6.168
SSIM	0.701	0.664	6.476	0.712	0.742
					

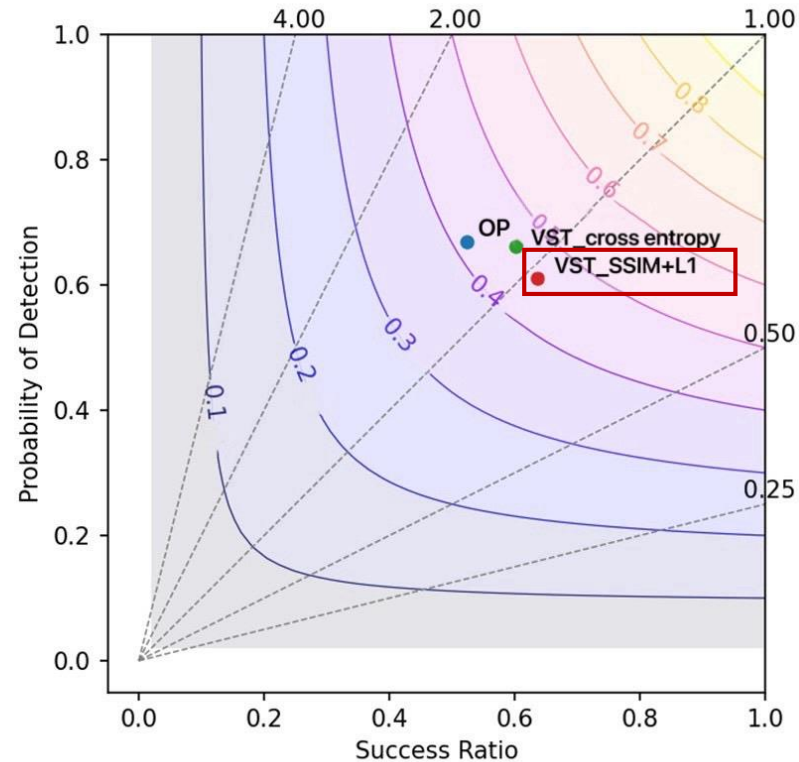
VST 預測更多高雷達回波
圖像較細緻

實驗二

不同損失函數對模型 預測準確度之影響

不同損失函數並固定注意力機制

實驗2 - 20200526 1400 未來 180 分鐘性能圖



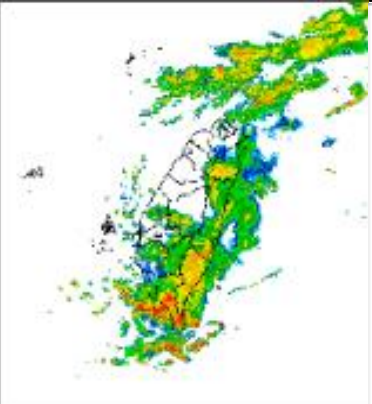
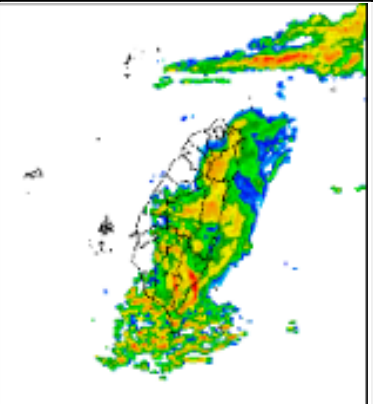
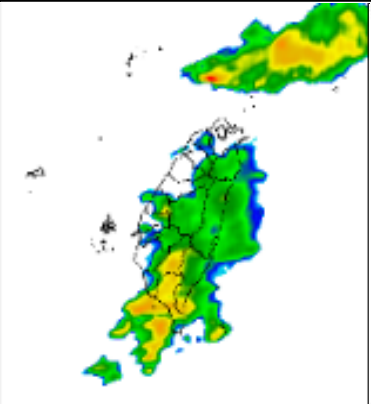
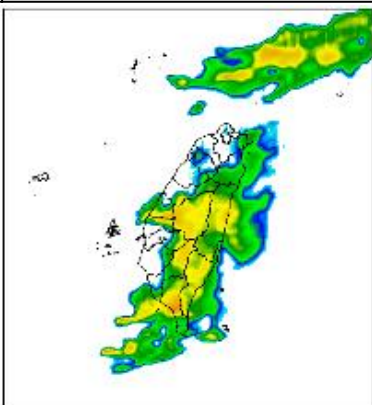
藍點為OP

綠點為VST_cross entropy +
weighted mse

紅點為VST_SSIM+L1

VST_SSIM+L1、cross entropy + weighted mse 在整體評估結果皆優於OP，表示預測結果越準確

實驗2 - 預測 20200526 1400 未來 180 分鐘

OBS	OP	VST _SSIM+L1	VST _cross entropy + weighted mse
RMSE	7.081	6.369	6.783
SSIM	0.751	0.766	0.759
			

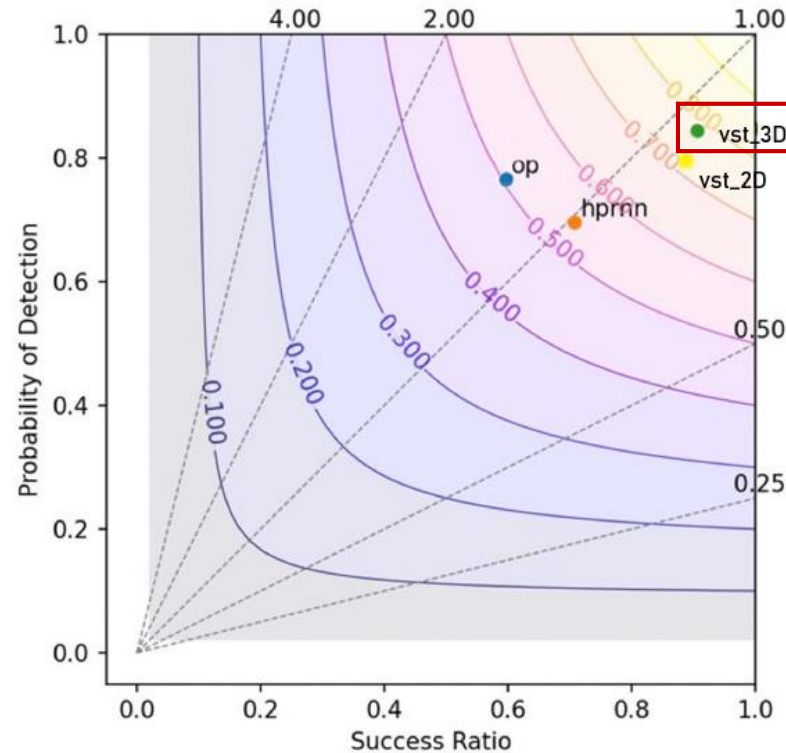
SSIM+L1成像較清晰改善模糊

實驗三

2D與3D資料對模型 預測準確度之影響

相同注意力機制和損失函數

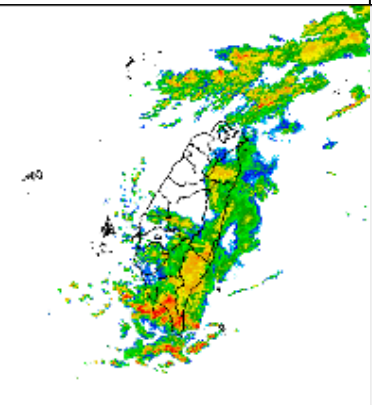
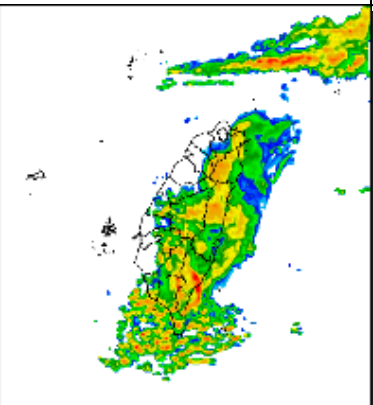
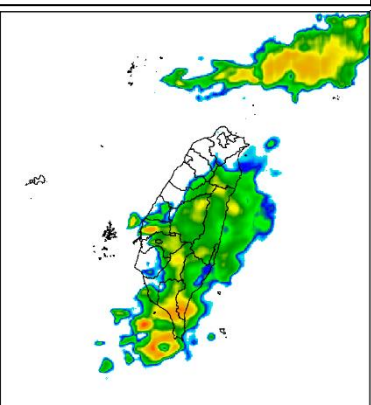
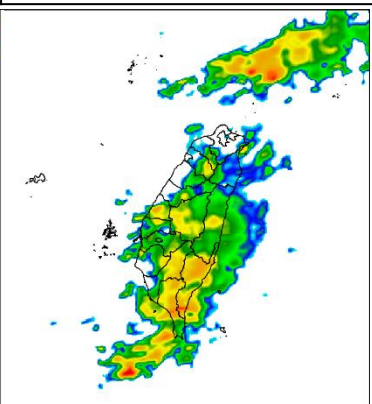
實驗3 - 20200526 1400 未來 120 分鐘 性能圖



藍點為OP
橘點為HPRNN
綠點為vst_3D
黃點為vst_2D

vst_3D的bias最接近1，在整體評估結果皆優於OP與HPRNN，表示預測結果越準確

實驗3 - 預測 20200526 1400 未來 120 分鐘

OBS	OP	VST(2D)	VST(3D)
RMSE	8.552	7.728	6.623
SSIM	0.573	0.702	0.714
			

加入3D資料預測空間較準確

**結論與
未來方向**

04

- 實驗一、不同注意力機制對模型預測準確度之影響
 - 加上NAM注意力機制提供更多且變化廣泛的特徵
 - 減少預報模糊並報出高強度回波
- 實驗二、不同損失函數對模型預測準確度之影響
 - SSIM+L1 同時保留圖像的細節和結構
- 實驗三、2D與3D資料對模型預測準確度之影響
 - 3D資料較2D資料更能預報較高強度回波
 - 掌握到天氣系統在不同高度上的移動情形
 - AI模型雖保留外延特性，但對回波強度的變化（生成或消散）預測不夠準確

- 根據個案狀況選擇合適模型

- 梅雨季節個案

- 持續性的降雨和多變的降雨強度，適合使用 VST + NAM 模型

- 熱帶性低氣壓外圍環流個案

- 這類個案通常伴隨強風和高降雨，適合使用 VST + SSIM+L1 模型

- 高度變化顯著的天氣系統個案

- 在需要考慮天氣系統高度變化的情境下，適合使用 VST(3D) 模型

感謝聆聽