



資拓宏宇國際股份有限公司
International Integrated Systems, Inc.

強注意力機制的衛星遙測雨量深度學習模式 (1)：模型發展歷程與2024年的精進調校

張靖亞

彭彥聰、蔡政達、蔡宗育、趙俊傑、周鑑本、汪琮、廖美慧、葉子嫻、陳雲蘭、張育承

2024.09.04



資拓宏宇永遠與您一起創新前進
always innovative always IISI

Outline

■ 模型概述

- 模型演進歷程
- 最終模型架構 & 特點簡介

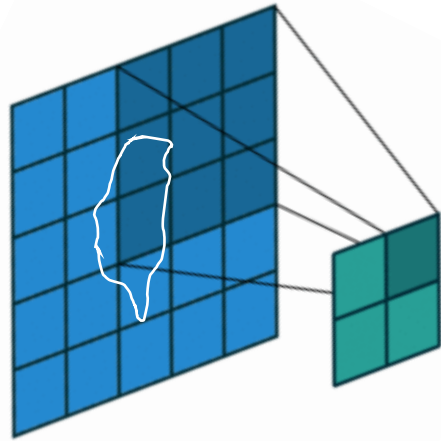
■ 2024年度工作項目

- 資料重構測試
- 精進夏季模型
 - 增加訓練資料量
 - 針對強降雨進行強化
- 擴大夏季的南海季風區域輸出
- 建置冬季模型

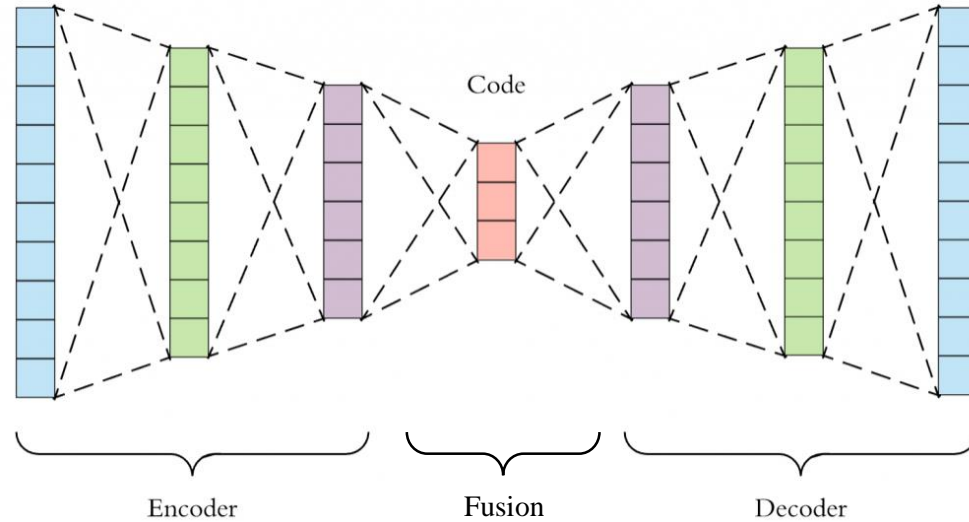
■ 未來方向

模型概述

1. 近紅外線頻道群
2. 水氣頻道群
3. 紅外線頻道群
4. 頻道差群
5. 雲物理參數群
(雲底高, 雲頂高, 雲頂壓力, 雲頂溫度)
6. 地形, 天頂角



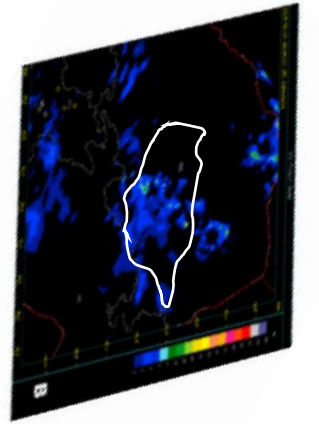
透過“遮罩”與衛星影像進行內積(dot product), 產生“特徵”



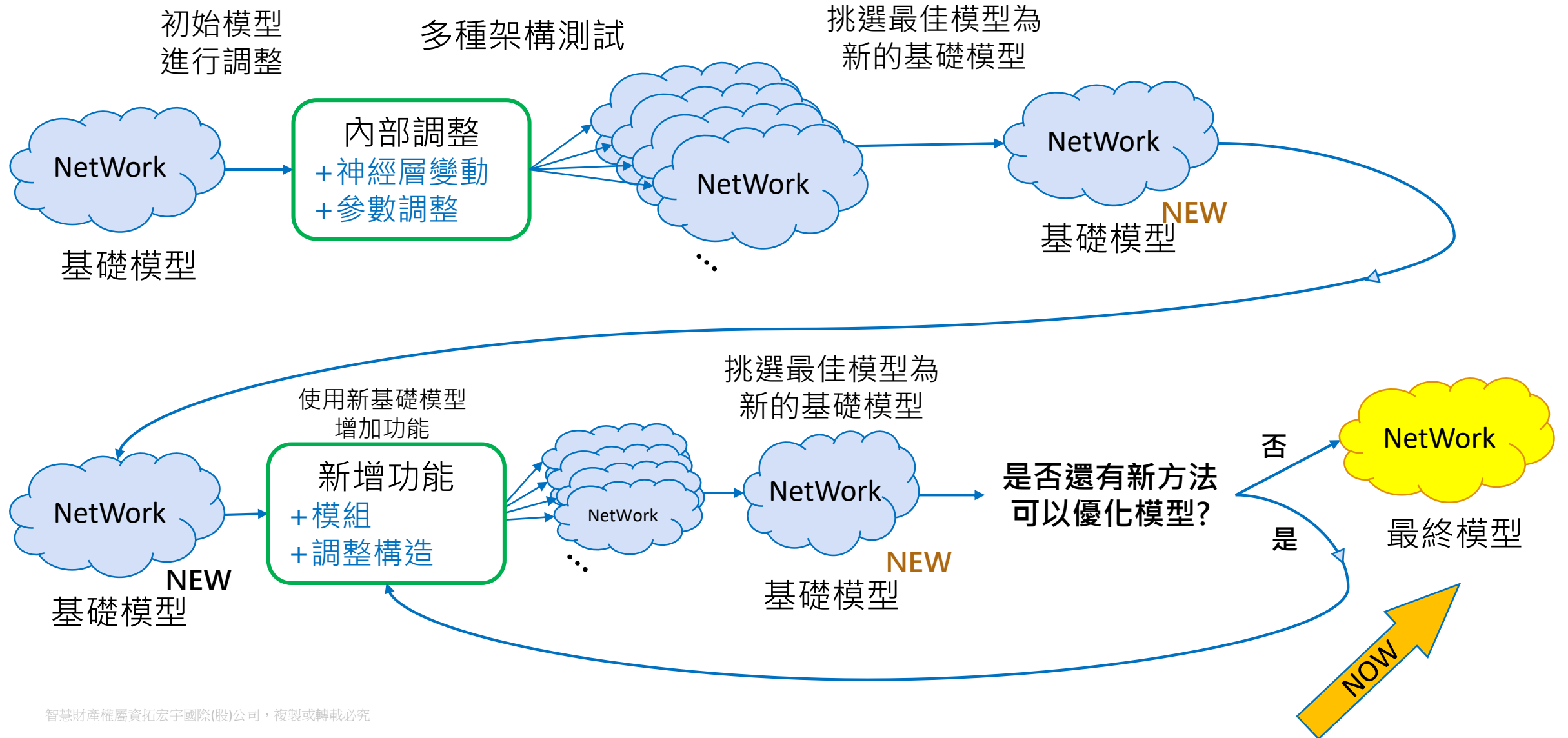
透過“編碼器”(Encoder)進行資料降維與拆解特徵

透過“融合”(Fusion)對“重點”進行權重調整

透過“解碼器”(Decoder)將特徵轉換成另一種影像



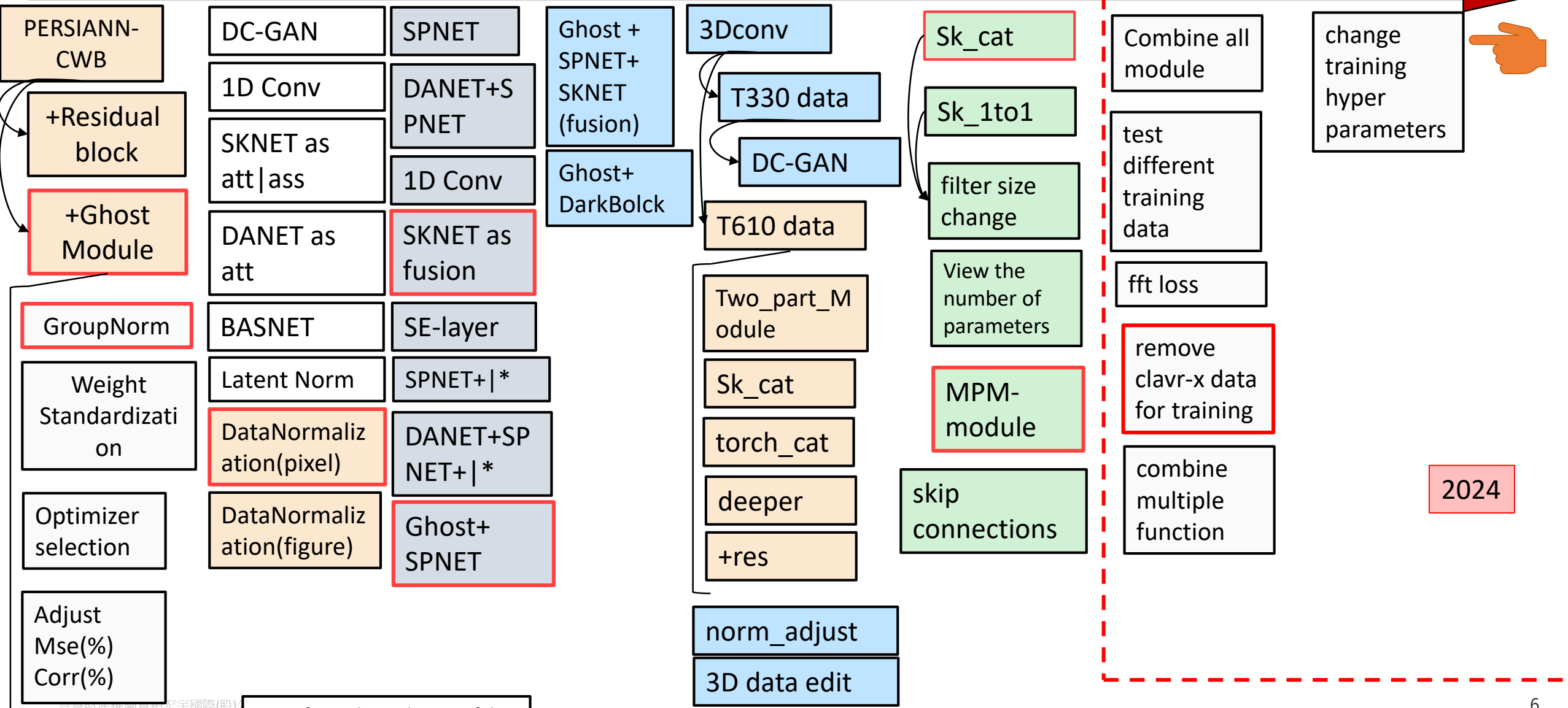
模型測試流程



模型篩選流程

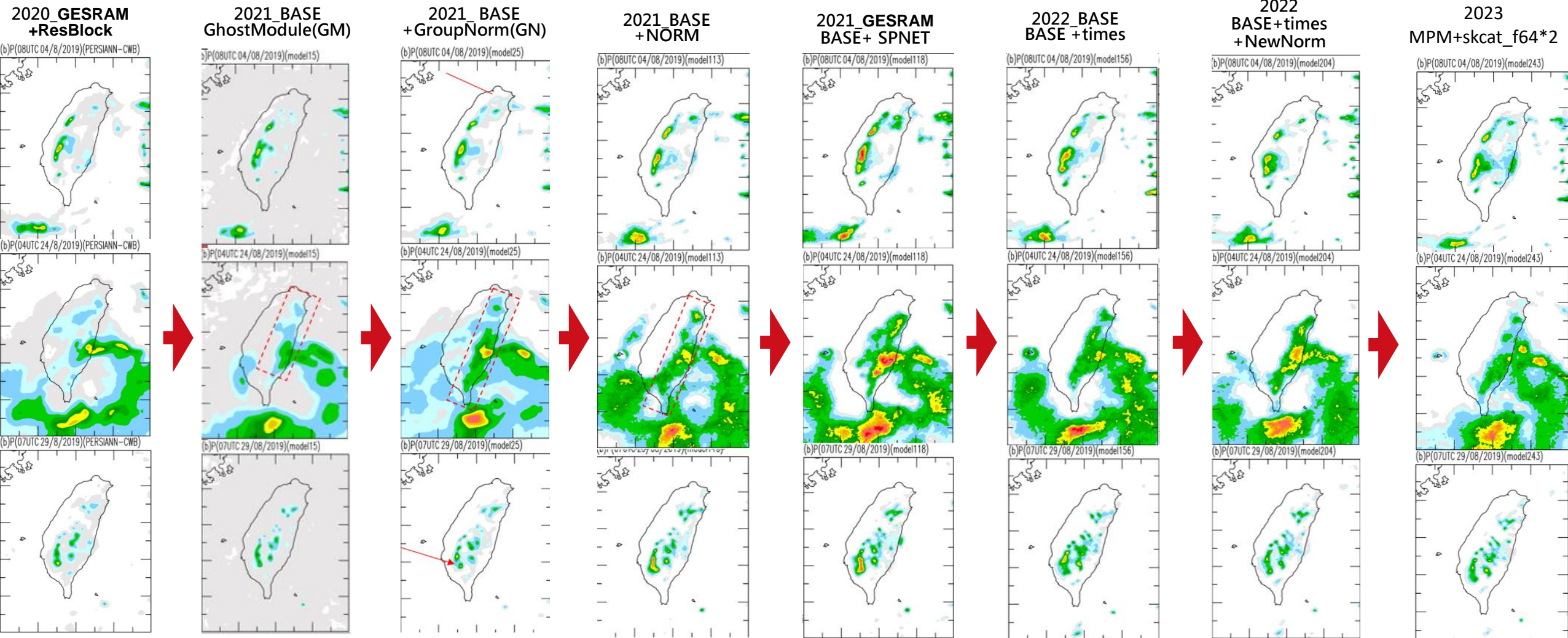
START

model001 ~ model113 model114 ~ model155 model156 ~ model220 model221 ~ model280 model281 ~ model326 model327~

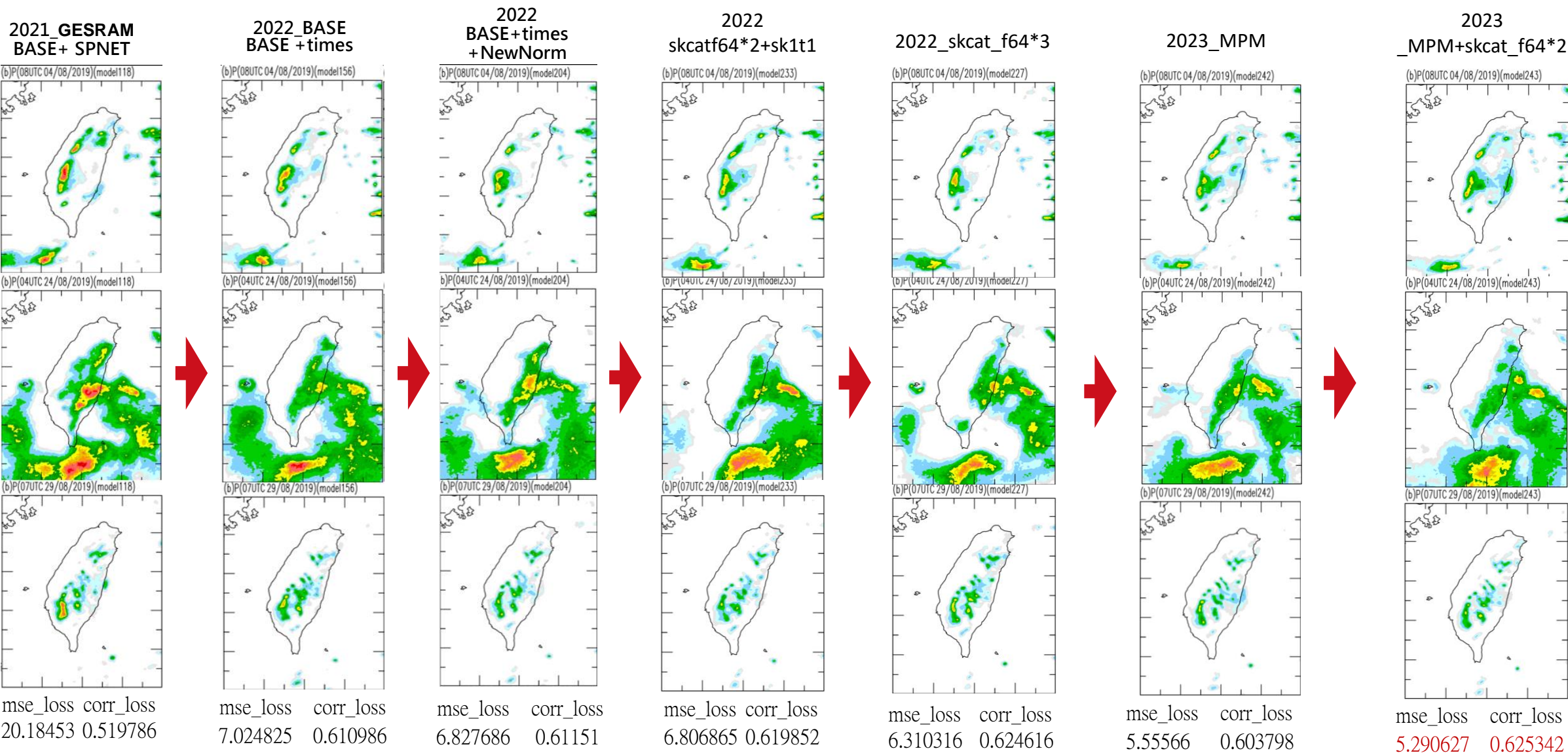


2024

2020-2023 最佳模型演進過程

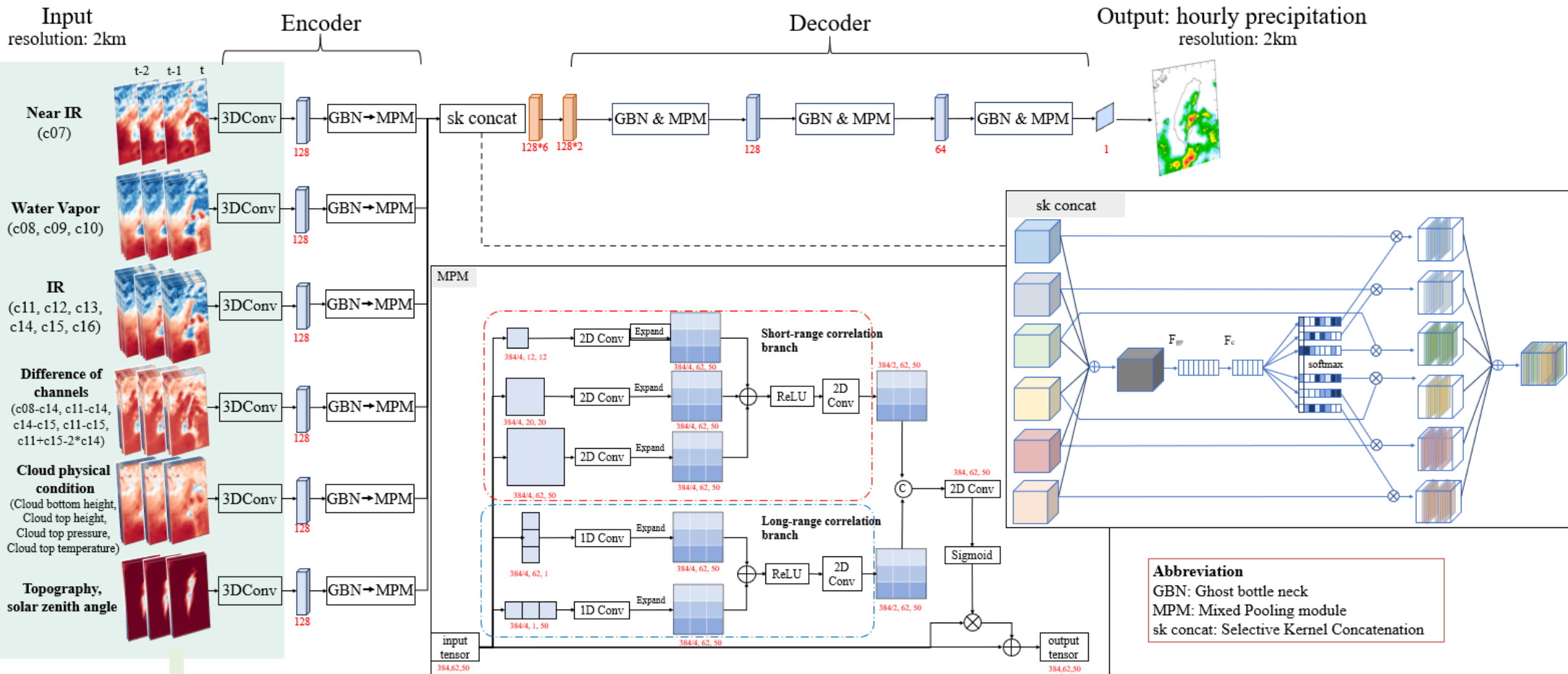


各階段最佳模型演進過程~2023期末



最終模型架構

Methods

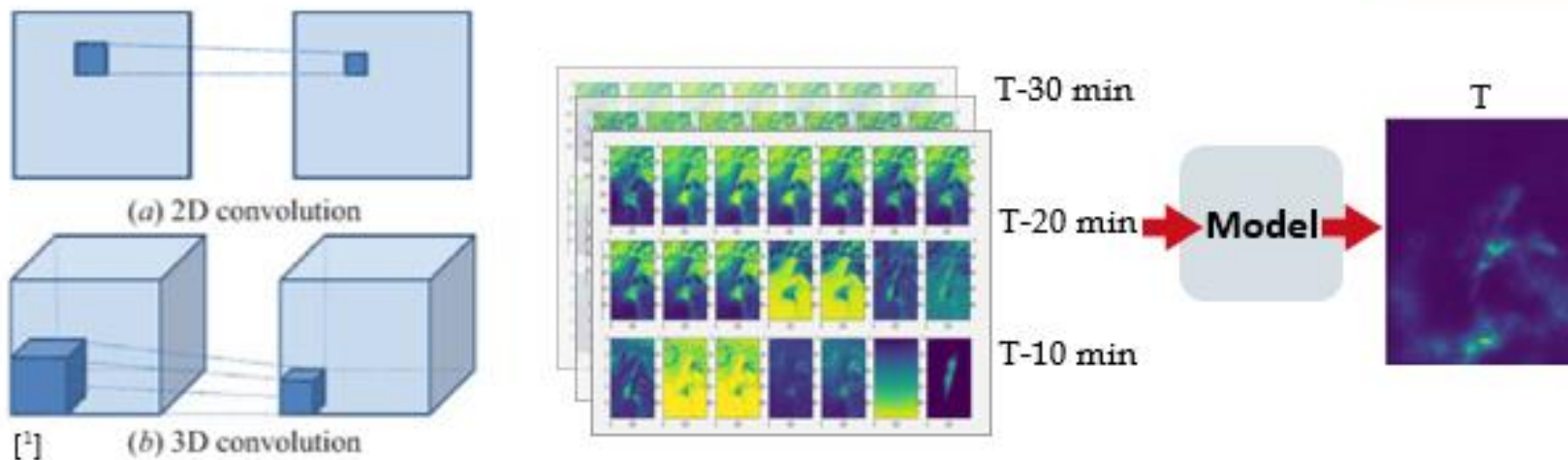


模型特點 – 接收時間資訊的3D架構

- 傳統的2D模型，其神經網路只處理圖像的「平面」資訊
- 目前的3D模型，能看到每個時間點的畫面，還能理解這些畫面隨著時間推移的變化。

- **3D convolution: consider temporal variation**

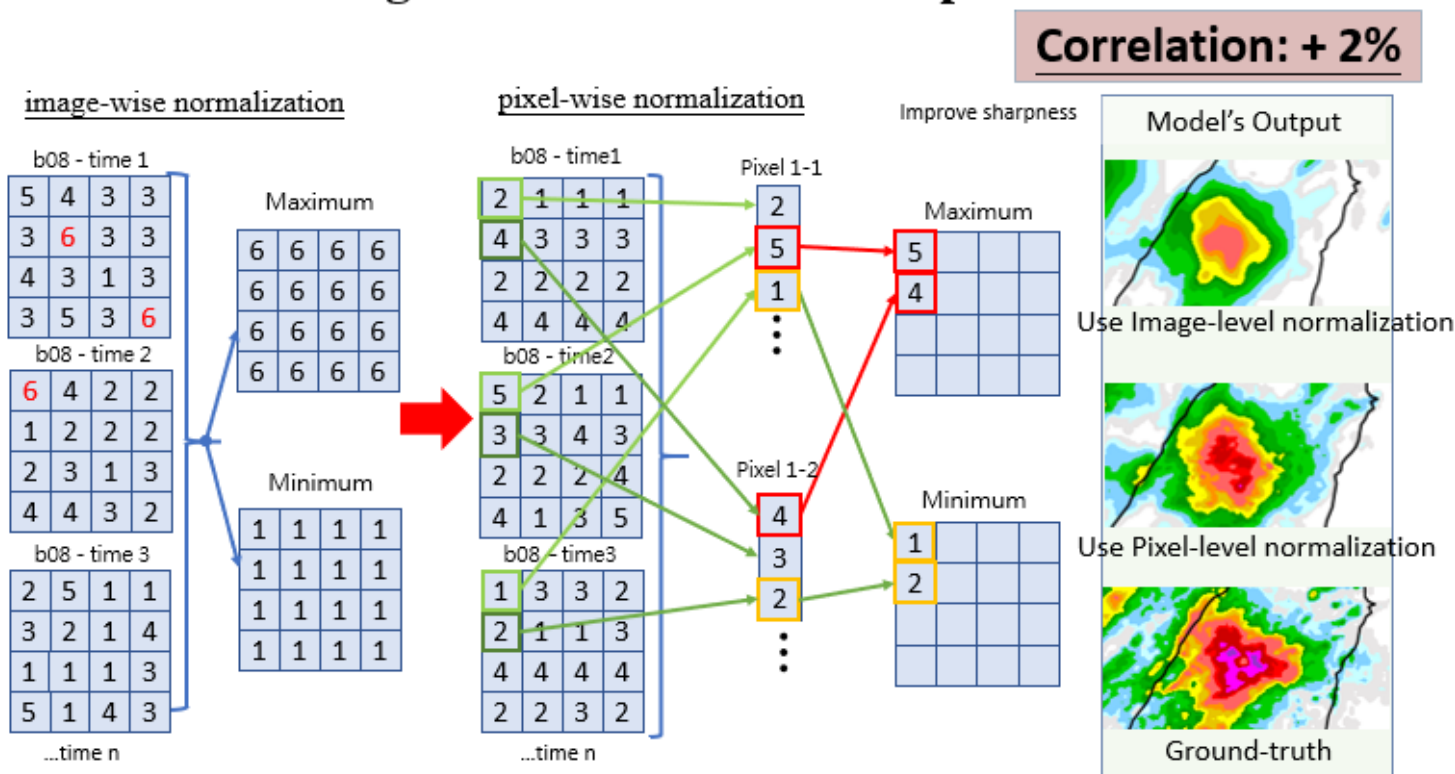
Correlation: + 6%



模型特點 – 以pixel為單位的標準化方法

- 傳統做法：以整張圖片最大、小值進行標準化，解析度低且易模糊細節
- pixel標準化：針對每個像素進行標準化，可提高解析度，細節更清晰

- Switch from image-level normalization to pixel-level normalization



模型特點 – 自製損失函數

- 損失函數為何？

當模型做出預測時，損失函數會計算出預測與實際答案的差距，並告訴模型如何改進，讓它下一次預測得更好

- 傳統作法：於圖像生成任務中，通常僅使用 *MSE* 作為損失函數

- 此專案作法：調配權重 (w_1, w_2) 以組合 *MSE* 及 *Correlation* [參考文獻](#)

- **Loss function: consider MSE and correlation.** **Correlation: + 5%**

$$L(x) = w_1 \underbrace{r \frac{1}{n} \sum (y - \hat{y})^2}_{\text{MSE}} + w_2 \underbrace{\left[1 - \left(\frac{n(\sum y \hat{y}) - (\sum y)(\sum \hat{y})}{\sqrt{[n \sum y^2 - (\sum y)^2][n \sum \hat{y}^2 - (\sum \hat{y})^2]}} \right) \right]}_{\text{Correlation}}$$

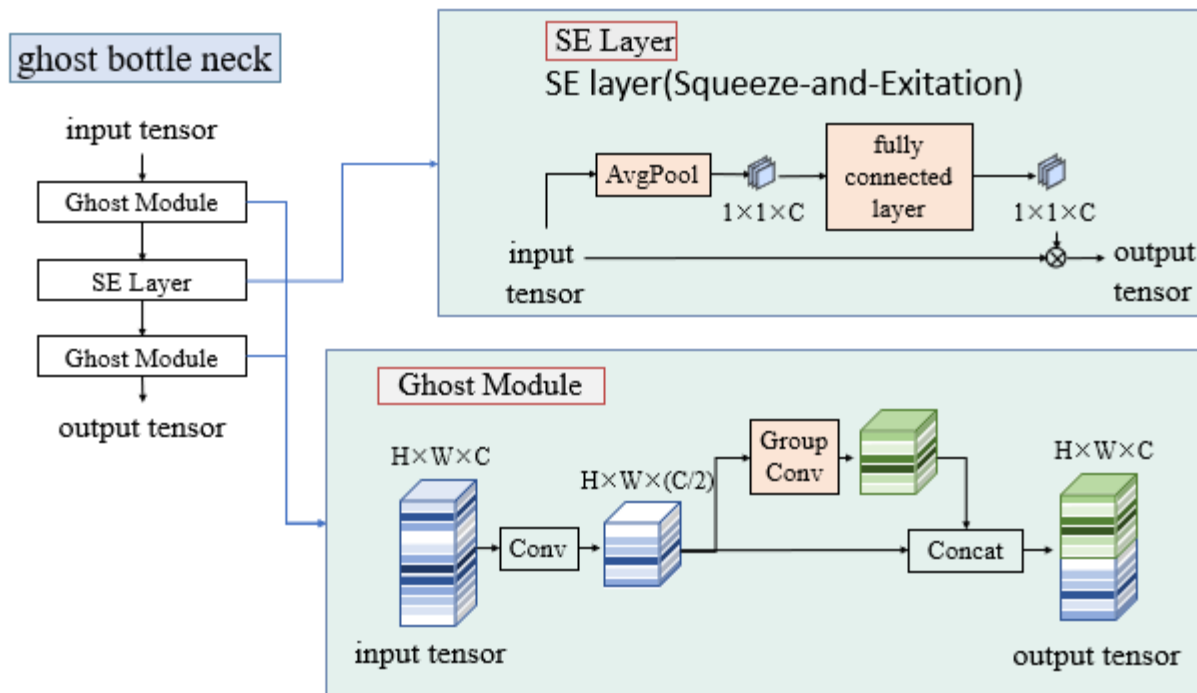
模型特點 – 使用注意力機制模塊

- 注意力機制？
當看一張複雜的圖時，會自動把目光集中在最重要的部分。
它幫助模型「集中注意力」在最重要的細節上
- 此專案模型使用的三種注意力機制，用於：
 - 幫助模型學習輸入的重點
 - 資料合併時保留其重點

Use of attention mechanism modules.

Correlation: + 6%

- **Mixed Pooling module (MPM)**^[2]
Integrates spatial pooling and strip pooling modules. Enable model's adaptability to short- and long-range dependencies.
- **Selective Kernel Concatenation (SK concat)** ^[3]
Rewritten Select Kernel Net (SKNet) into a framework that can accommodate multiple inputs for integration.
- **Ghost bottle neck from GhostNet**



2024年度工作項目

資料重構測試

- 訓練資料移除CLAVR-x、地形的差異、2D模型

精進夏季模型

- 增加訓練資料量
- 針對強降雨表現進行強化
 - 訓練時的超參數調整
 - 損失函數調整

擴大夏季的南海季風區域輸出

建置冬季模型

使用模型簡介

- 今年基於過去得出的多個最佳模型(編號281、282、313)，進行後續的模型強化
- 模型架構相同，差異為訓練資料的時間不同

281

	M			
2016	5	6	7	8
2017	5	6	7	8
2018	5	6	7	8
2019	5	6	7	8
2020	5	6	7	8
2021	5	6	7	8
2022	5	6	7	8
2023	5	6	7	8

313 (無clavr-x)
282

	M			
2016	5	6	7	8
2017	5	6	7	8
2018	5	6	7	8
2019	5	6	7	8
2020	5	6	7	8
2021	5	6	7	8
2022	5	6	7	8
2023	5	6	7	8

過去由於資料不如今年充足，使用2019年8月作為模型驗證用。於今年資料增加後亦使用同樣資料，以評估模型表現



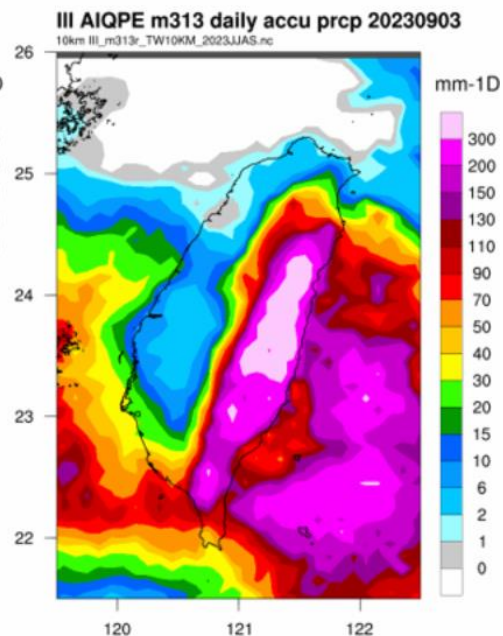
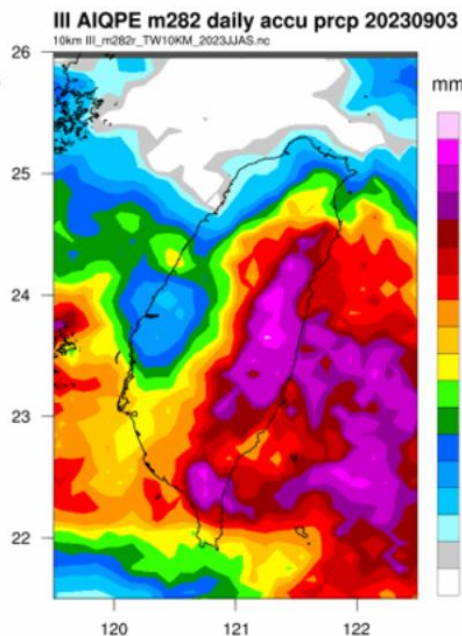
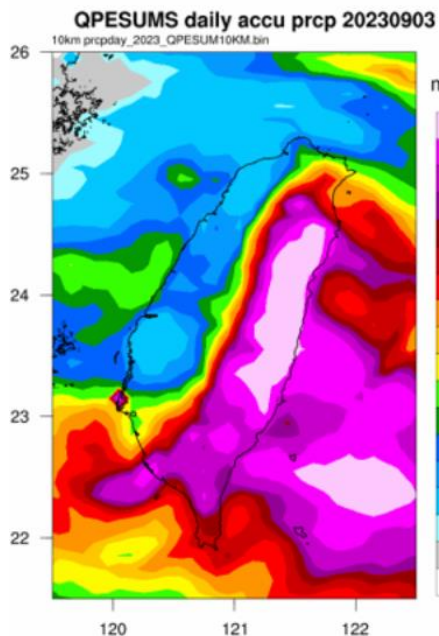
各 model 訓練、驗證的月份
黃：訓練 藍：驗證



資料重構測試

- 移除Clavr-X、地形資料 重新訓練模型
- 修改為2D模型

原始模型	模型編號	差異性	表現差異
<u>282</u>	<u>313</u>	訓練資料無CLAVR-x	表現提升
313	322	改為無地形	表現些許下降
313	325	3D改為2D模型	表現大幅下降



此階段模型經署內團隊以2023年夏季資料分析驗證後，
得出模型313為現階段最佳模型

詳細模型驗證與分析可參考海報：強化注意力機制的
衛星遙測雨量深度學習模式

(2)：估計成效驗證 [A7-22]、

(3)：輸入端變數影響分析[A7-20]

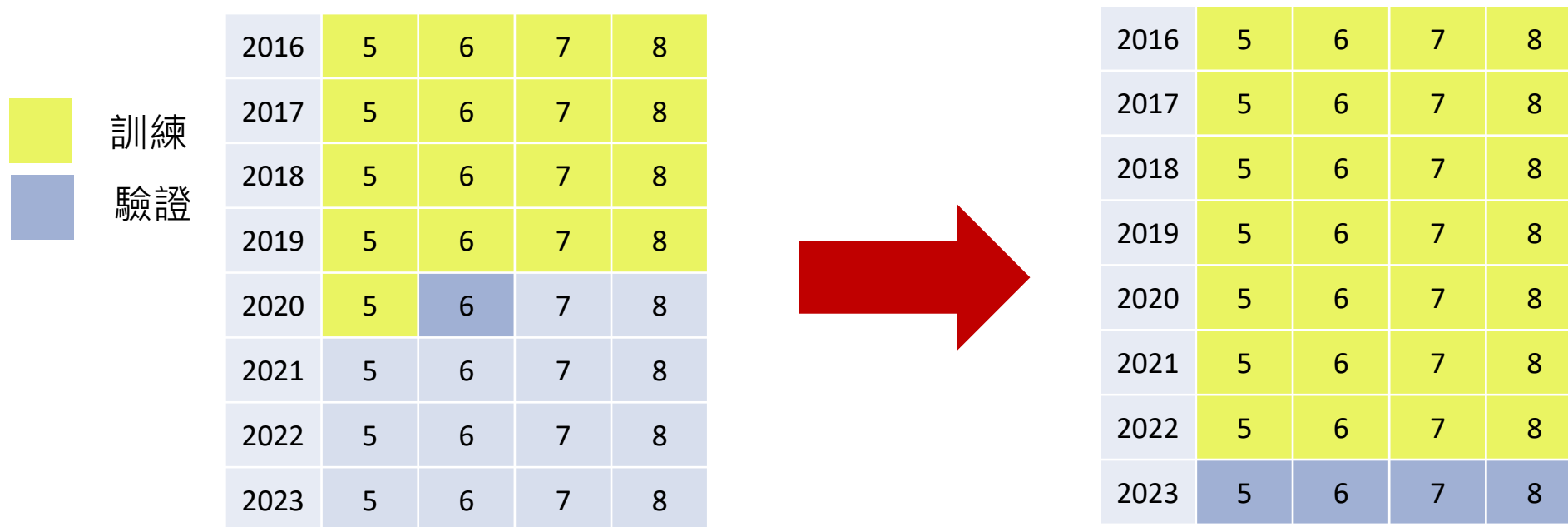


精進夏季模型

- 新增訓練資料
- 強降雨強化 -損失函數組合測試& 調整訓練超參數

訓練資料增加

- 更多的訓練資料能幫助模型更好地學習，從而提高預測的準確性
- 模型使用：m313 (最佳模型)
- 資料增減狀況如下所示



訓練資料增加 – 結果

原始模型	模型編號	模型特點	訓練資料時間	訓練狀況
313	323	增加訓練資料	2016~2022 (5,6,7,8月)	完成
313	326	增加訓練資料、人工篩除異常值	2016~2022 (5,6,7,8月)	完成

model	mse_loss	corr_loss	驗證月份	訓練天數
323	11.90421	0.080615	2023/5-8	16
326	6.753899	0.105855	2023/5-8	15

檢視模型輸出有明顯上下倒置狀況，需規劃人力進行檢驗

初步結果：

- 經人工篩選異常值後，模型表現可提升

擬定後續執行項目：

- 將其他時段資料進行人工篩選：

已篩選範圍：2016-2019(5-8月)+2020(5-6月)

待篩選範圍：2020(7-8月), 2021~2023(5-8月)

強降雨表現強化 – 損失函數組合測試

執行初期以模型281作為基礎模型進行多項測試

model	fft比例(%)	mse比例(%)	corr比例(%)	mse_score	corr_score
293	100	0	0	6.787285	0.580256
305	100	0	1	6.662376	0.58066
306	100	0	5	7.405628	0.583866
307	100	0	10	8.483966	0.596404
308	100	0	20	8.056955	0.610816
314	100	0	30	8.52391	0.614017
315	100	0	40	6.693747	0.594331
320	100	0	50	9.729658	0.622666
321	100	0	99	13.61381	0.60616
298	100	1	0	8.189139	0.574325
297	100	1	1	8.251763	0.591508
296	100	1	20	8.62678	0.597352
316	100	1	30	8.839657	0.600216
317	100	1	40	8.416418	0.603738
295	100	1	50	9.804239	0.610013
294	100	1	99	14.28123	0.614302
299	100	5	0	8.389501	0.581444
301	100	5	1	9.024991	0.580791
302	100	5	20	7.985447	0.606576
318	100	5	30	15.16638	0.623334
319	100	5	40	14.84647	0.611767
303	100	5	50	10.78617	0.618715
304	100	5	99	15.69444	0.625571

- 測試原因：
圖像分析時發現使用傅立葉轉換(FFT Loss)作為損失函數，於案例中可提升銳利度並增加整體表現
- 測試目標：
將現有損失函數與FFTloss結合，希望提升模型整體表現
- 測試結論
 - 結果大多為corr改進，mse表現下降
 - 統整表現最佳的損失函數組合
 - mse*0%+corr*40%+100%fft
 - mse*1%+corr*40%+100%fft
 - mse*5%+corr*20%+100%fft
 - 將替換基礎模型為最佳模型(m313)使用上述損失函數

強降雨表現強化 – 損失函數組合測試

使用前頁找到的3種最佳損失函數組合進行模型313的測試

目的：使用m313 測試損失函數替換效果；結果：改良成果有限，擬後續不予採用

基礎模型	模型編號	模型特點	訓練資料時間	驗證月份	mse_loss	corr_loss
-	313	使用原始損失函數	2016~2019 (5,6,7,8月)+2020/5月	2020/6	1.14036	0.502524
313	327	損失函數： mse* <u>0</u> %+corr* <u>40</u> %+100% fft	同上	同上	1.170646	0.491309
313	328	損失函數： mse* <u>1</u> %+corr* <u>40</u> %+100% fft	同上	同上	1.17383	0.506312
313	329	損失函數： mse* <u>5</u> %+corr* <u>20</u> %+100% fft	同上	同上	1.142214	0.497812

強降雨表現強化 – 訓練超參數調整

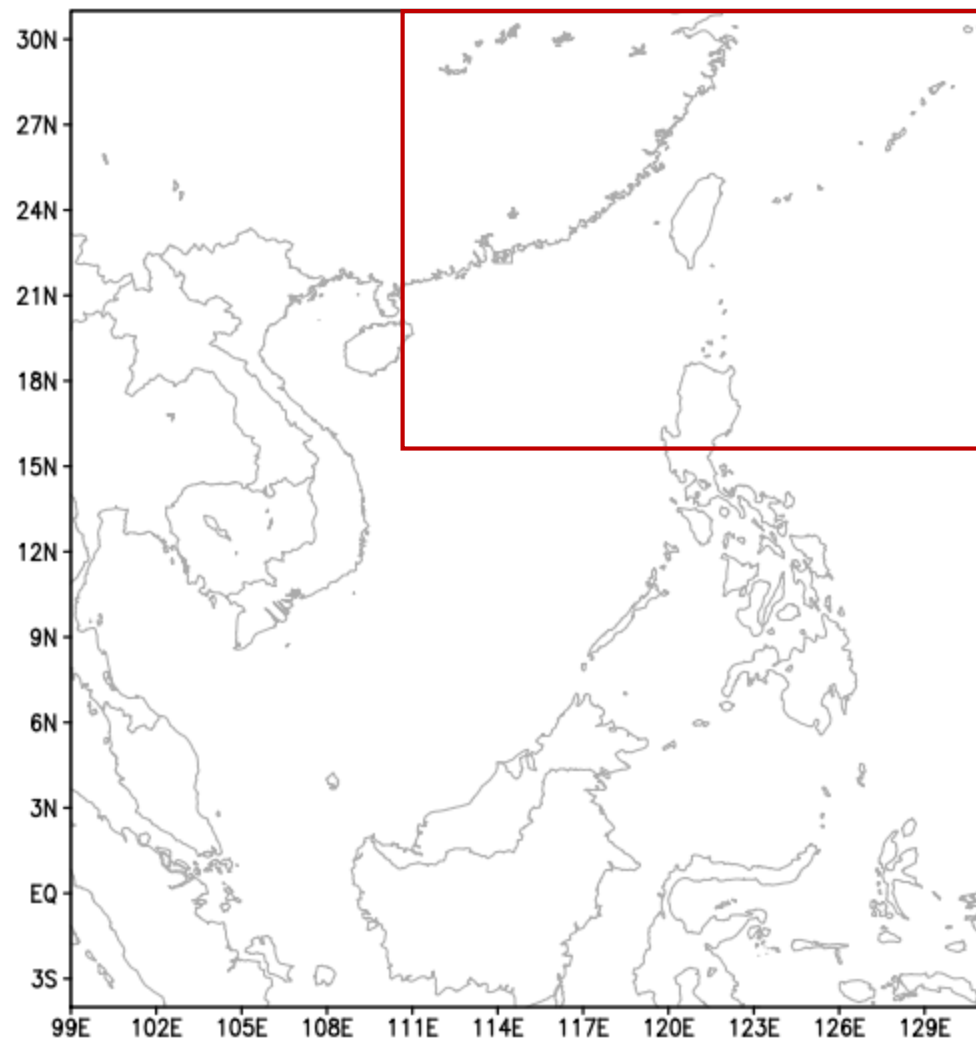
- 目的：
調整訓練超參數設定，提升模型的輸出表現
- 原因：
模型訓練時調整超參數的設定，對於模型的表現會有很大的影響。[參考文獻](#)
- 工項：學習率調降器+adamW組合 (學習率的調降方法 + 改用別的優化器)

原始模型	模型編號	模型特點	訓練資料時間	訓練狀況
313	330	CosineAnnealingLR + adamW	2016~2019 (5,6,7,8月)+2020/5月	訓練中
313	332	CosineAnnealingWarmRestarts+adamW	2016~2019 (5,6,7,8月)+2020/5月	訓練中
313	333	ReduceLROnPlateau+adamW	2016~2019 (5,6,7,8月)+2020/5月	訓練中

南海季風區域輸出

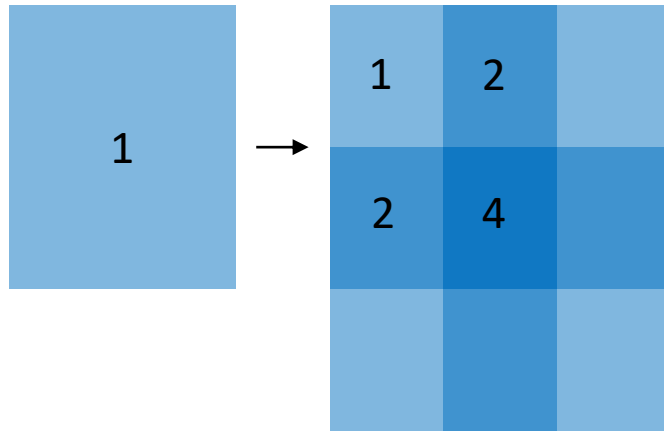
模型輸出擴充

- 使用模型：以台灣區域為訓練資料的模型
- 輸出區域：99E-131E, 4S-31N (如右圖)
- 解析度：0.02度(2km)
- 圖片生成方法：以模型多次輸出不同區域，再進行拼圖
- 拼接問題：拼接處有斷層問題
- 解決方法：重複產製部分區域，以部分重疊方法進行取平均

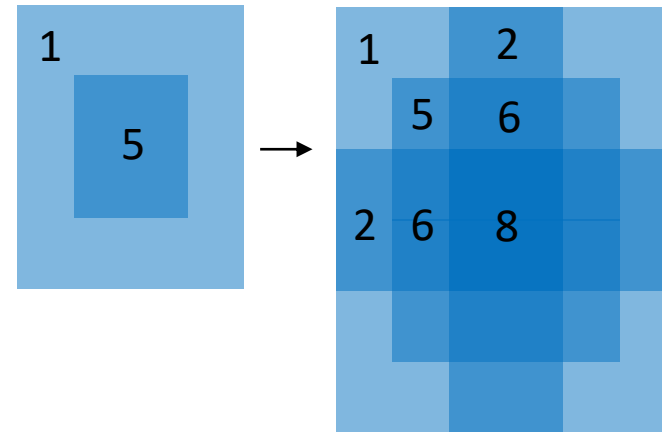


SCS 區域產製方法

● Weight5



原本是全範圍不動(一倍)
再做50%堆疊

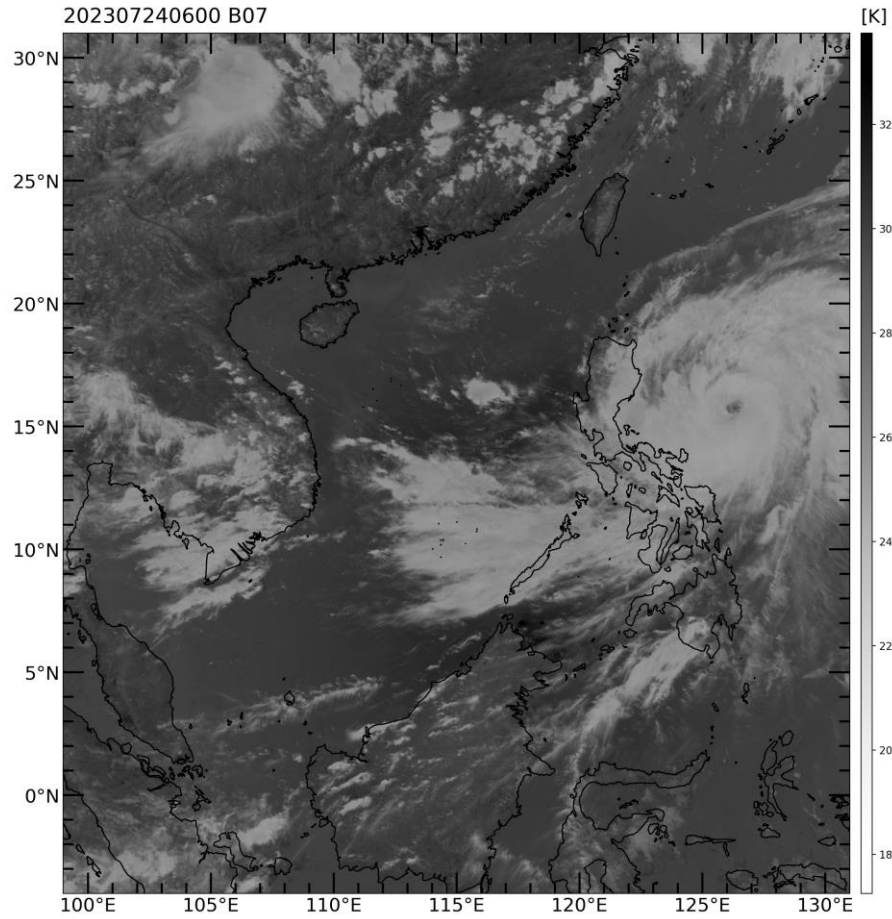


調整成中間變五倍
再做50%堆疊

● Gauss: Gaussian filter(濾除雜訊、平滑圖像)

B07

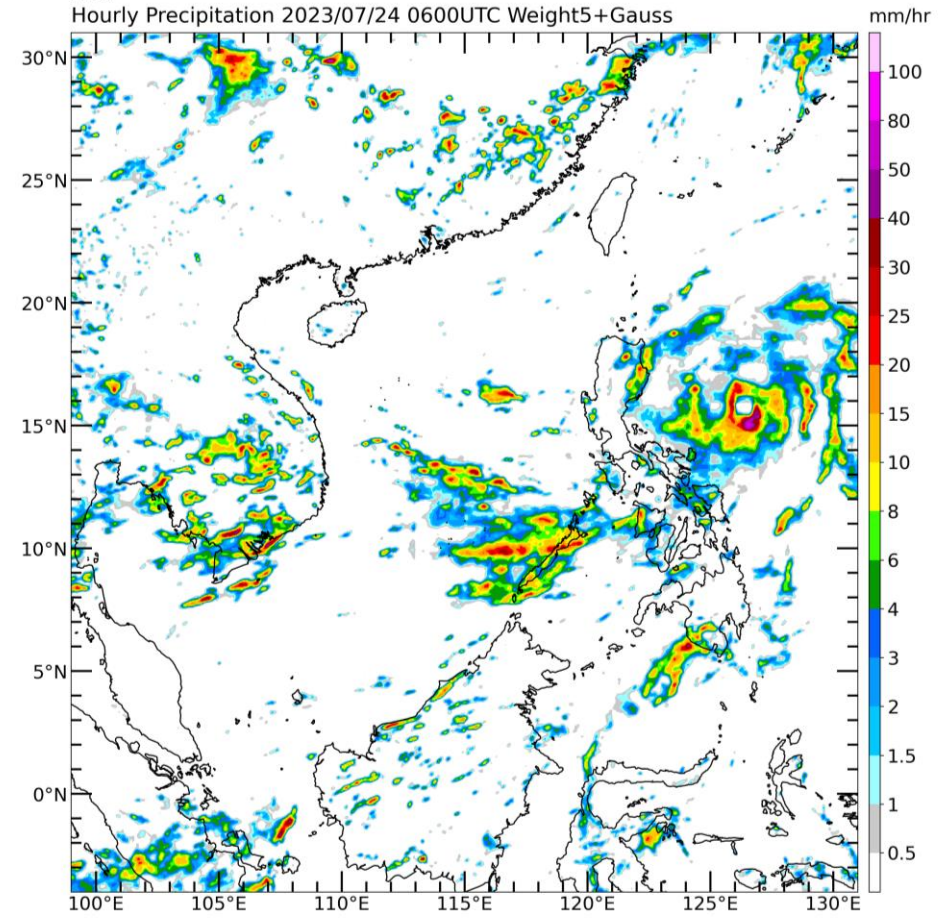
202307240600 B07



Weight5+Gauss

313

Hourly Precipitation 2023/07/24 0600UTC Weight5+Gauss



建立冬季模型

建立冬季模型

由於夏季模型已取得一定的輸出成效，嘗試建立冬季模型
主要分兩方向發展：

1. 採用夏季模型架構，重新以冬季資料進行訓練，預計不同季節有不同的模型
2. 使用以訓練完成的夏季模型，使用冬季資料進行模型微調，預計全年度一個模型

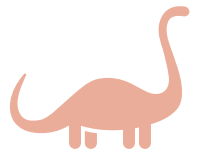
上述方案將於實作過程來判斷何者較為可行

目前規劃進行中

未來方向

未來方向

- 完成下半年工作項目
 - 夏季模型強降雨強化
 - 冬季模型建置
- 未來可能發展方向
 - 模型主架構調整，替換為新發展的架構
 - 模型子模塊更新，納入近期新創的模組





Thank You

資拓宏宇永遠與您一起創新前進
always innovative always **IISI**



資拓宏宇國際股份有限公司
International Integrated Systems, Inc.

