



# 大綱

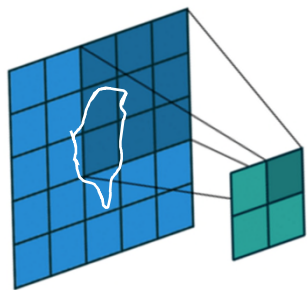
- 研究背景
- 研究目標
- 方法
  - 原架構
  - Mixture of Experts (MoE)
- 實驗結果
- 總結



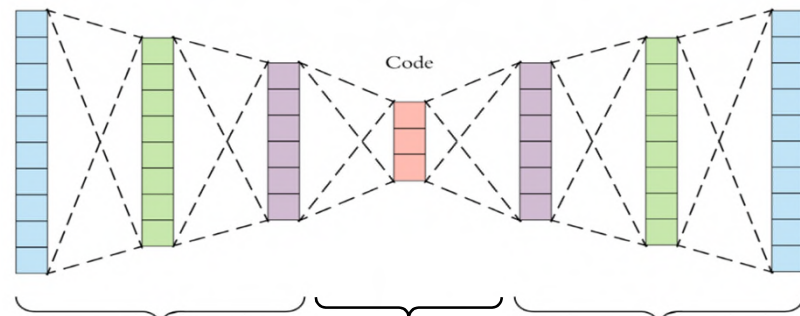
# 研究背景

## ● 緣起

- 傳統：雨量計、雷達 QPE
- 海洋缺乏密集監測 → 衛星遙測補足空白
- 新一代地球同步衛星(HIMAWARI)的優勢
  - ◆ 時間解析度：30 分鐘 → 10 分鐘
  - ◆ 空間解析度：IR 頻道 4 km → 2 km
- CNN 特徵提取 → 能處理非線性、複雜問題



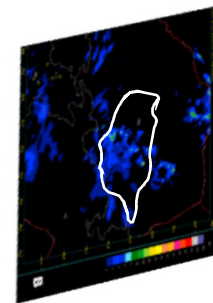
透過”遮罩”與衛星影像進行內積(dot product), 產生”特徵”



Encoder  
透過”編碼器”(Encoder)進行資料降維與拆解特徵

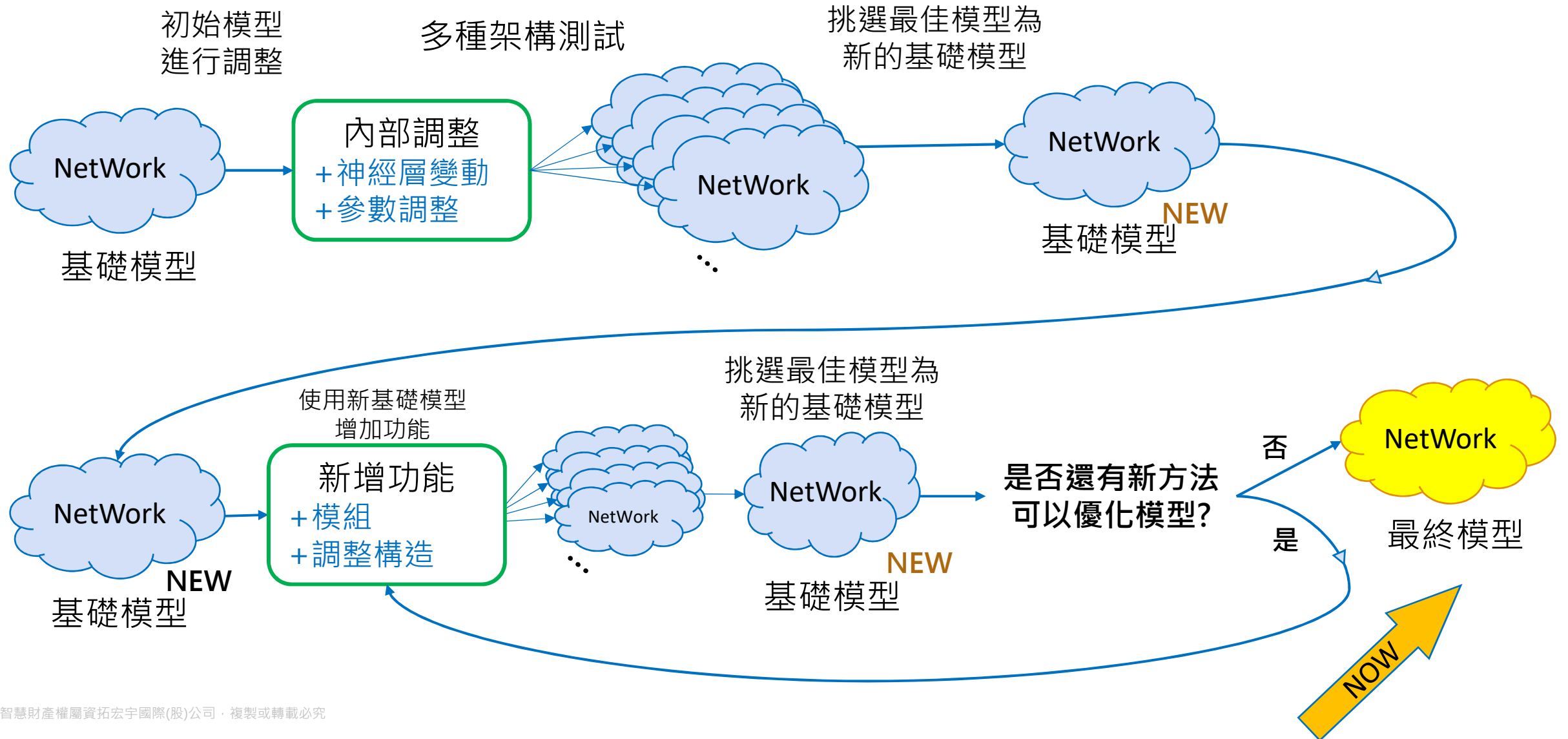
Fusion  
透過”融合”(Fusion)對”重點”進行權重調整

Decoder  
透過”解碼器”(Decoder)將特徵轉換成另一種影像



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. 雲物理群  
(雲底高、雲頂高、雲頂壓力、雲頂溫度)
6. 地形、天頂角

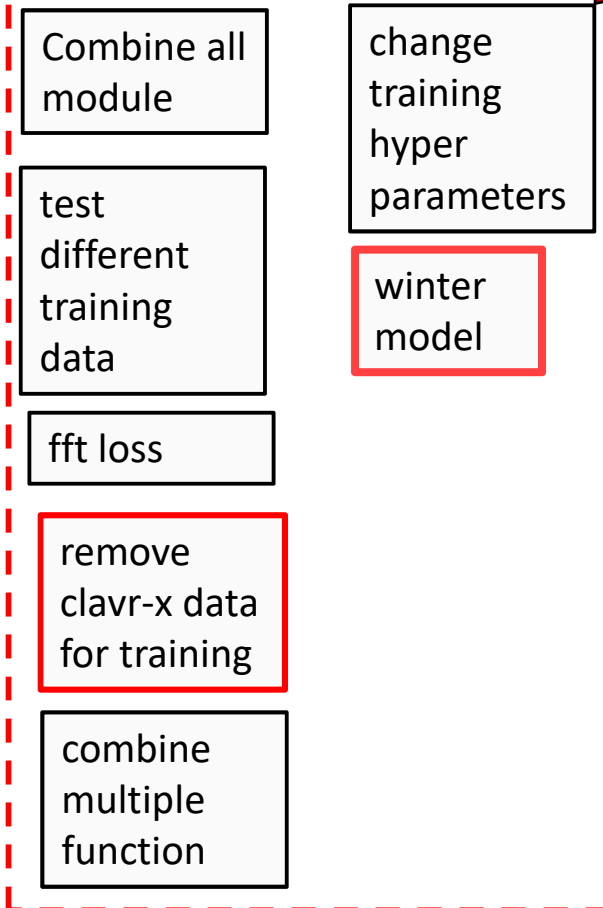
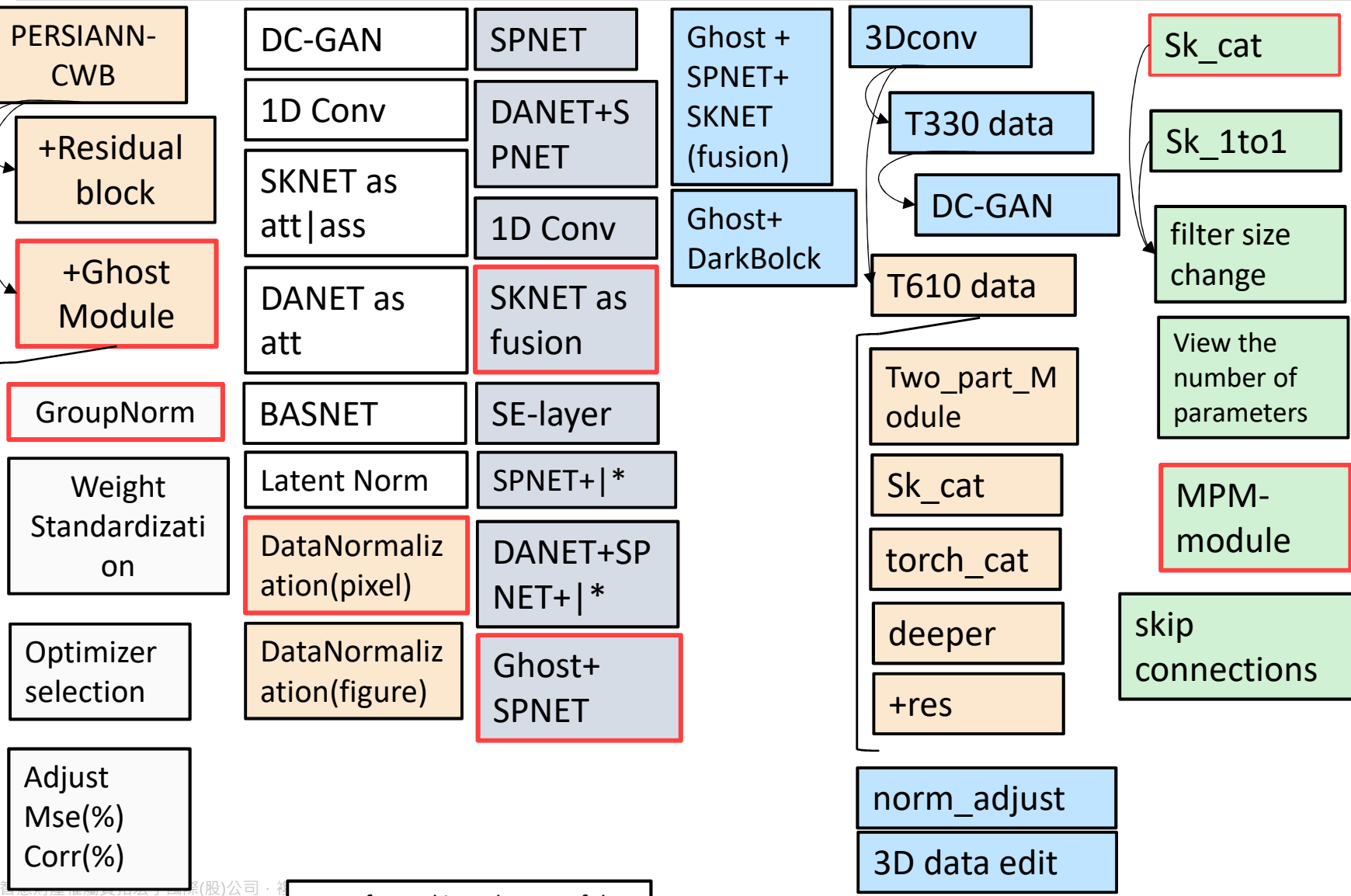
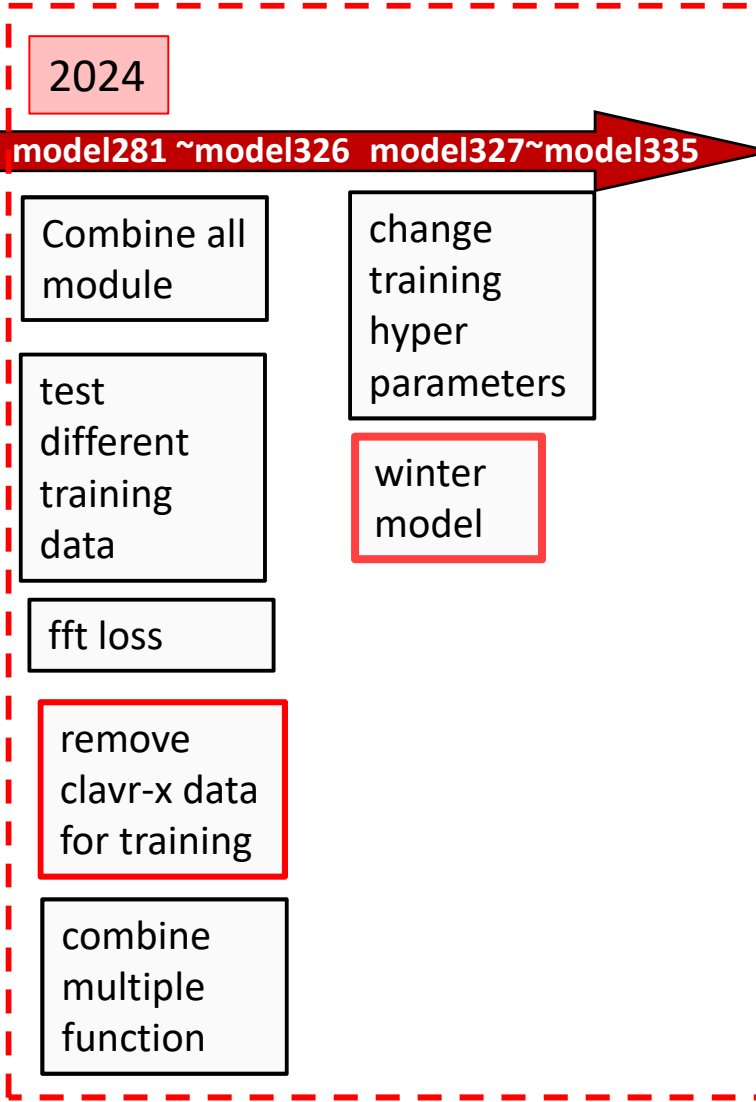
# 模型測試流程



# 模型篩選流程

START

model001 ~ model113    model114 ~ model155    model156 ~ model220    model221 ~ model280    model281 ~ model326    model327 ~ model335



夏季模型 : model313  
 冬季模型 : model335

Items framed in red are useful

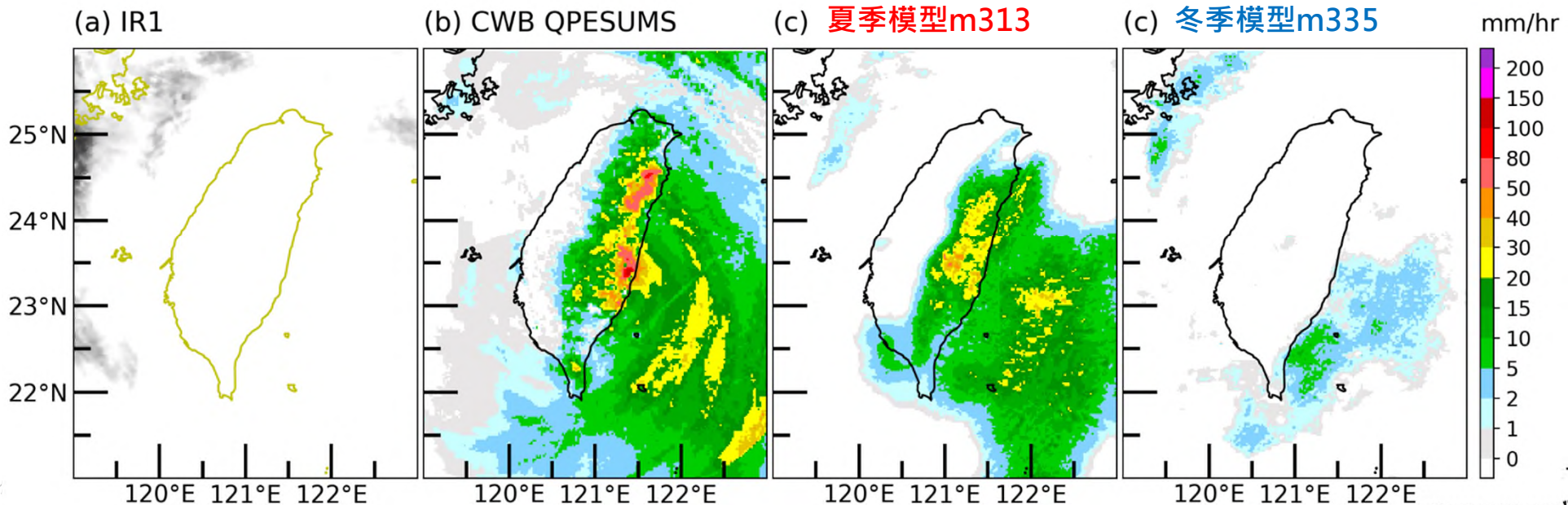
# 研究目標

- 先前模型訓練皆是以單季節模型為訓練標的，作業上套用單季節模型面臨的議題：

- 切換時機點不明確
- 人工判斷與手動切換麻煩
- 若出現非該季節特徵的降雨型態，錯估情況嚴重

建立各季節通用的模型  
(先以夏季+冬季為目標)

2024/10/31 0700 UTC



一起創新前進

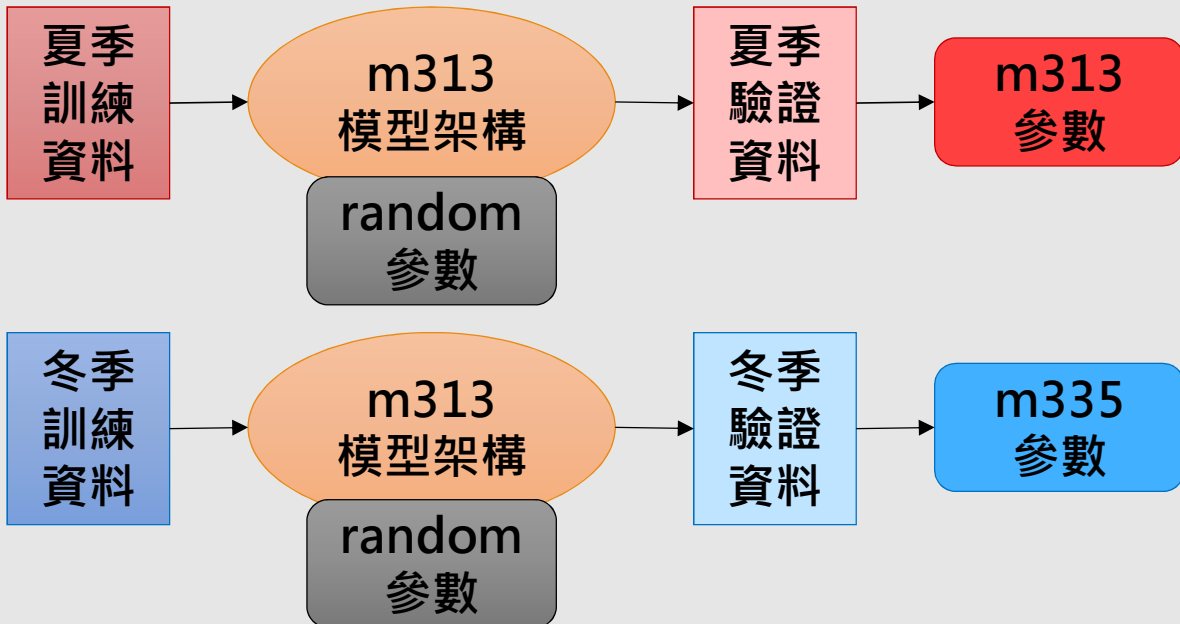
always innovative always IISI

# 方法-原架構

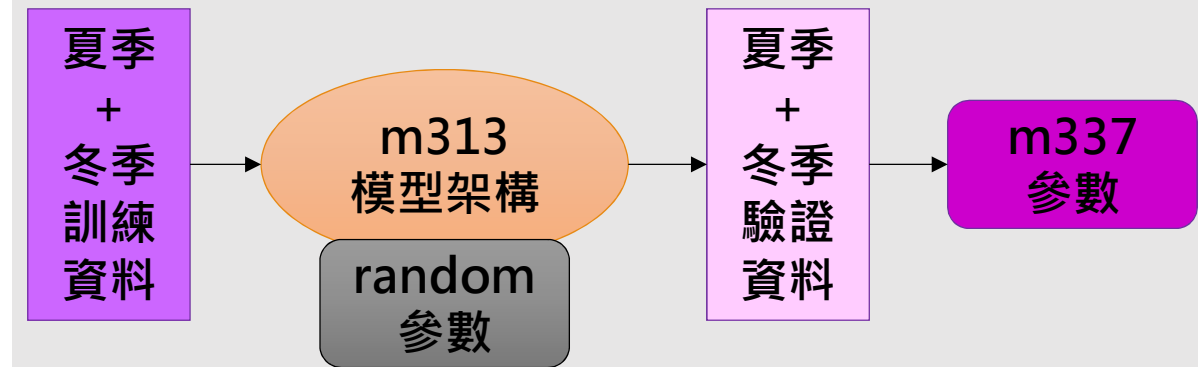
- 維持原模型架構

使用現行架構，將訓練資料改為夏季+冬季模型的訓練資料。

過去單一季節模型訓練



此次夏冬模型原架構訓練



# 方法-MoE

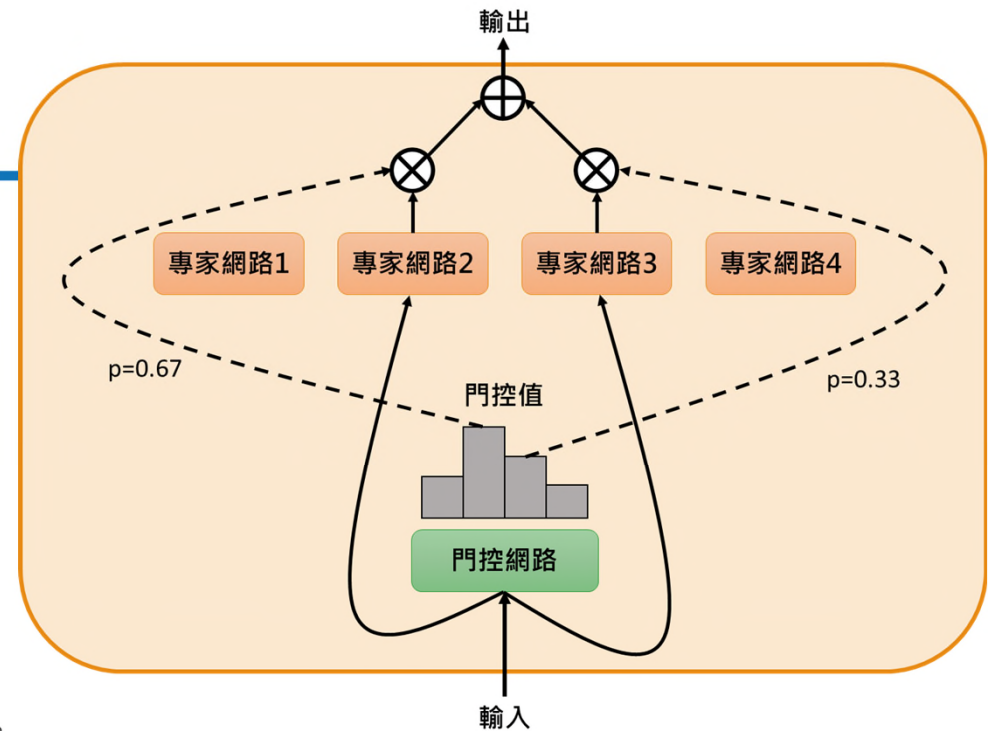
## ● Mixture of Experts (MoE)架構

### ■ MoE簡介

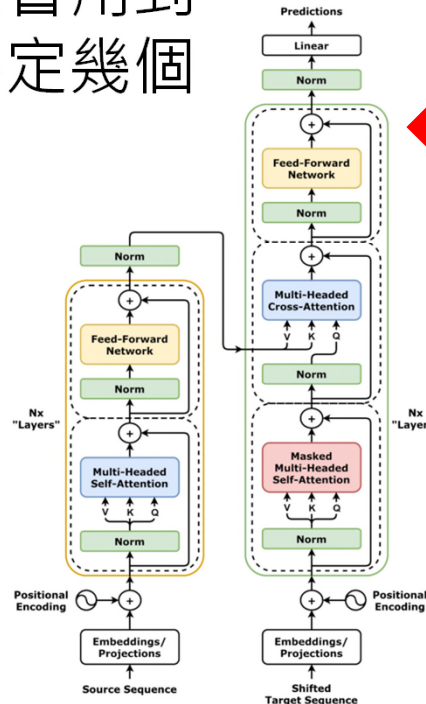
MoE是一種深度學習架構，其核心思想是讓模型中不同的部分(專家，Experts)專門處理資料中不同的任務或面向，資料輸入後並不一定會用到模型的所有部分，而是透過特定幾個專家處理該輸入。

### ■ MoE的優勢

- ◆ 可自動分配合適的專家模型
- ◆ 更大量的參數可以做學習



常應用在Transformer架構中的Feed-forward Network層



### 控制參數

- 專家數量
- 門控機制策略
  - 稀疏度(top-k)
  - 門控網路設計
- MoE層位置

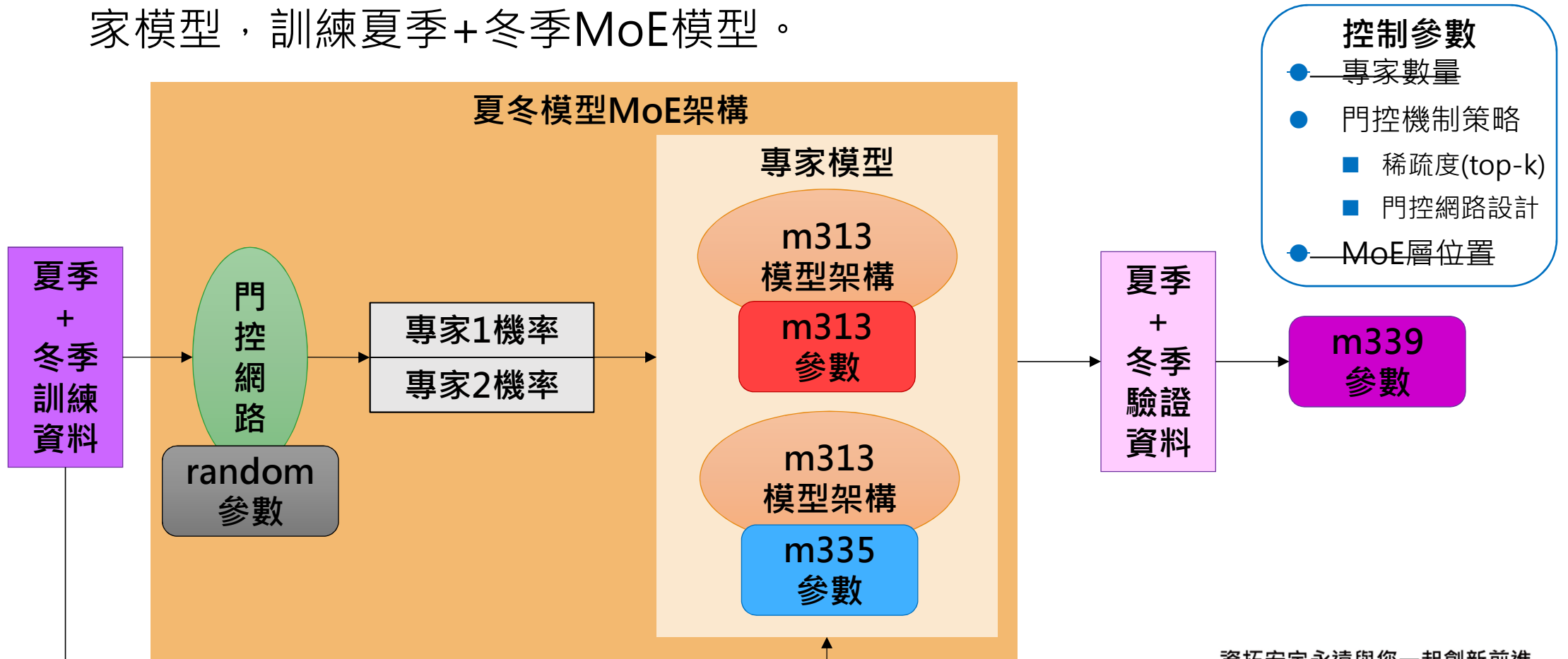
資拓宏宇永遠與您一起創新前進

always innovative always IISI

# 方法-MoE

## ● Mixture of Experts (MoE)架構

- 利用目前已訓練完成的夏冬季模型(m313, 夏; m335, 冬) 作為專家模型, 訓練夏季+冬季MoE模型。



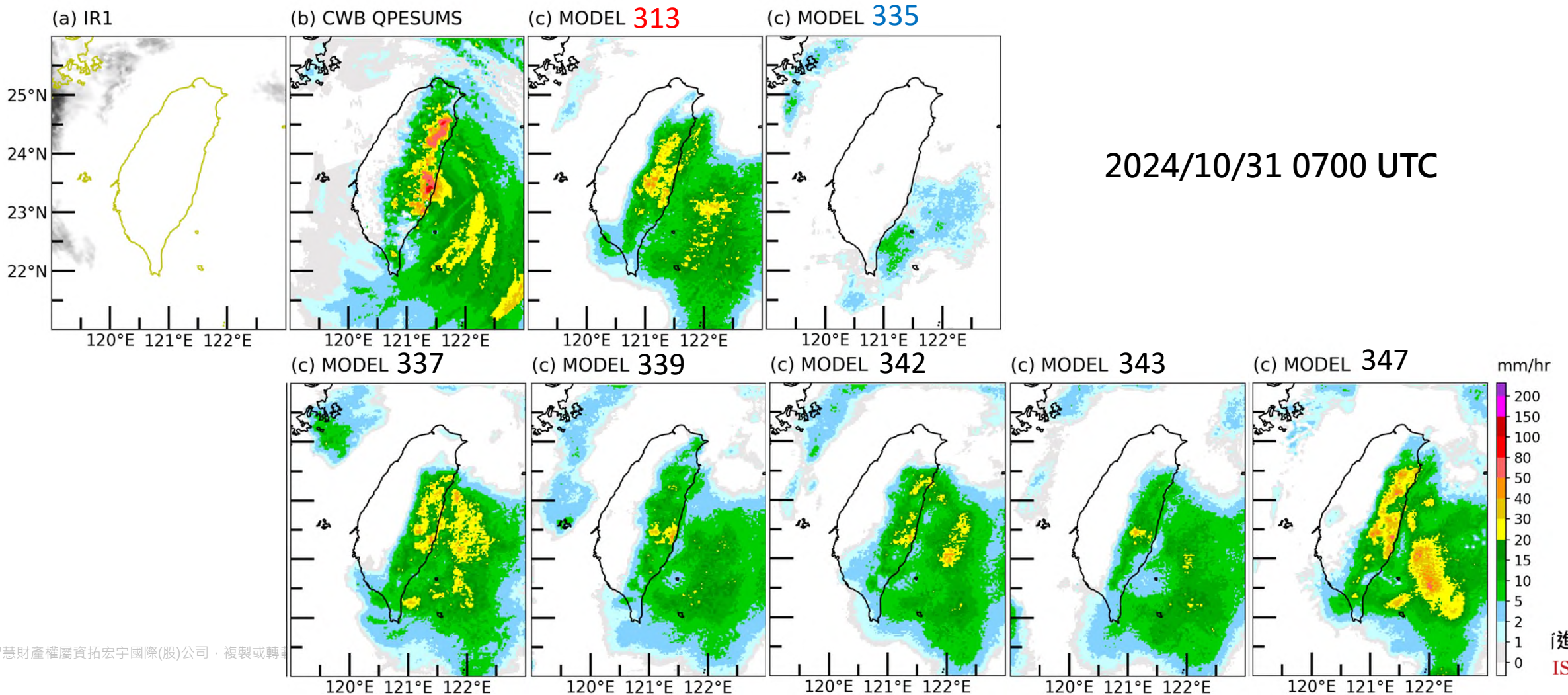
# 實驗結果

## ● 模型實驗設計

模型編號	模型說明	訓練資料時間	驗證資料時間	測試資料時間
313	夏季模型	2016-2019(5,6,7,8) + 2020(5)	2020(6)	
335	冬季模型	2016-2021(12,1,2) + 2022(1,2)	2022(12)	
337	夏冬模型(原單季節架構)	前兩列全部	前兩列全部	2023(1,2,5,6,7,8,12)
339	夏冬模型(MoE架構) 門控網路: FCL、Top-k=1		同上	
342	夏冬模型(MoE架構) 門控網路: FCL、Top-k=2		同上	
343	夏冬模型(MoE架構) 門控網路: CNN、Top-k=1		同上	
347	夏冬模型(MoE架構) 門控網路: CNN、Top-k=2		同上	

# 實驗結果

- 夏季型態降水能展現跟夏季模型接近的表現

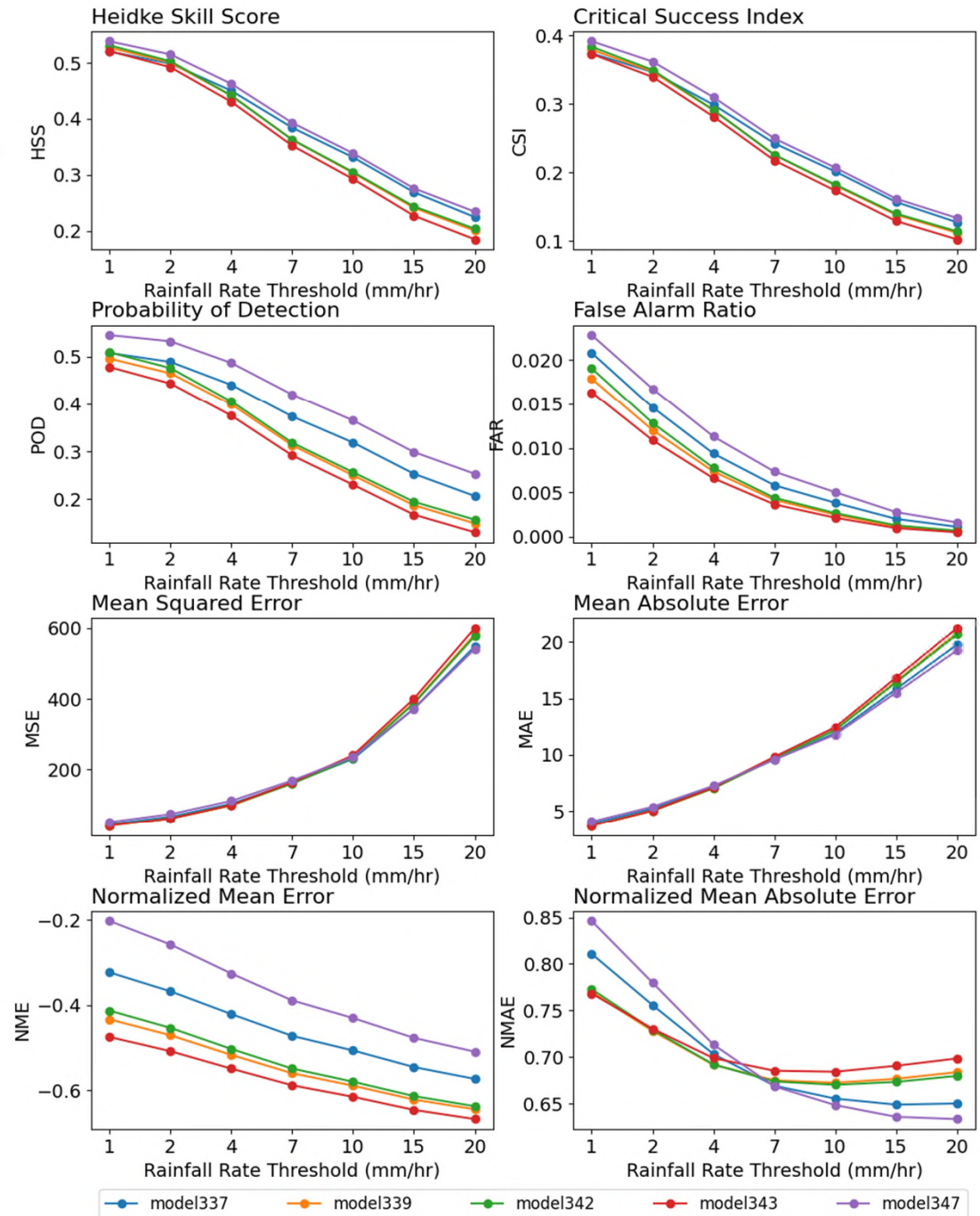




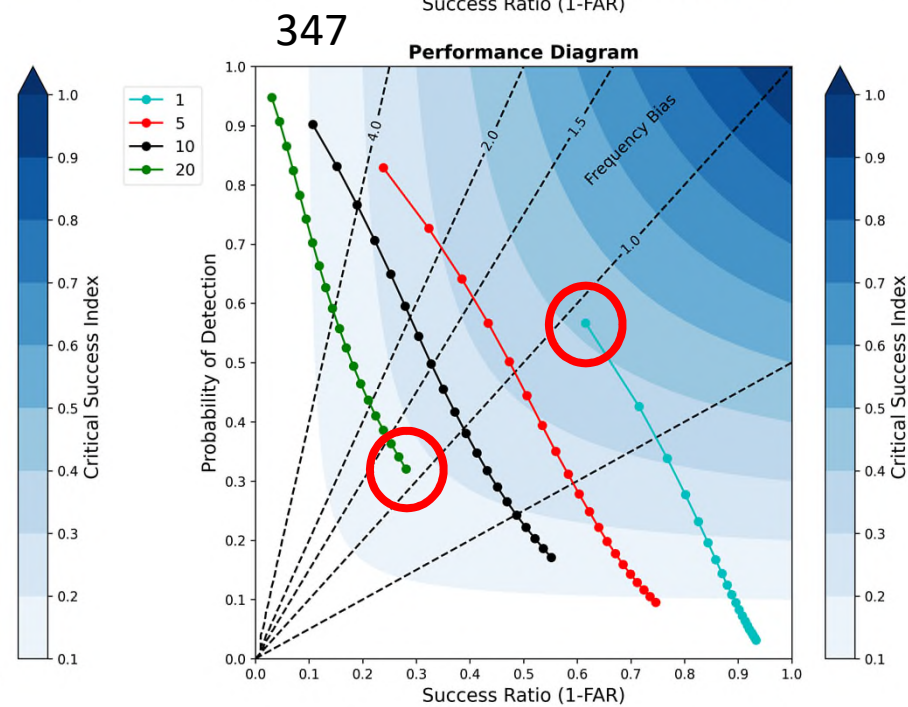
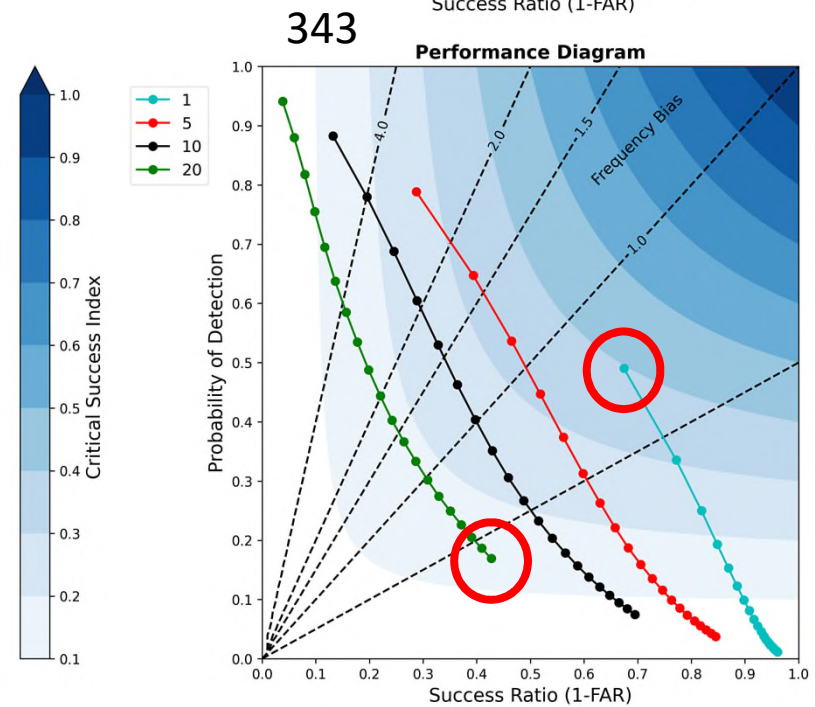
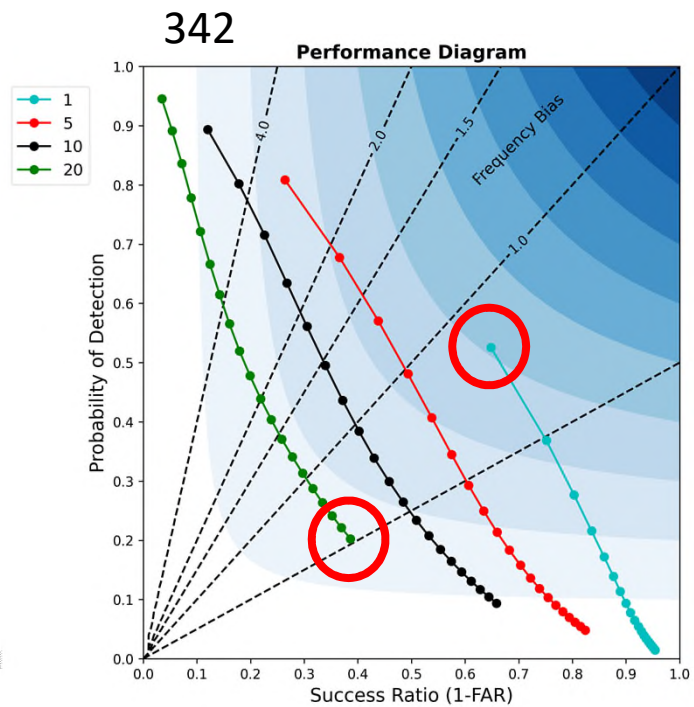
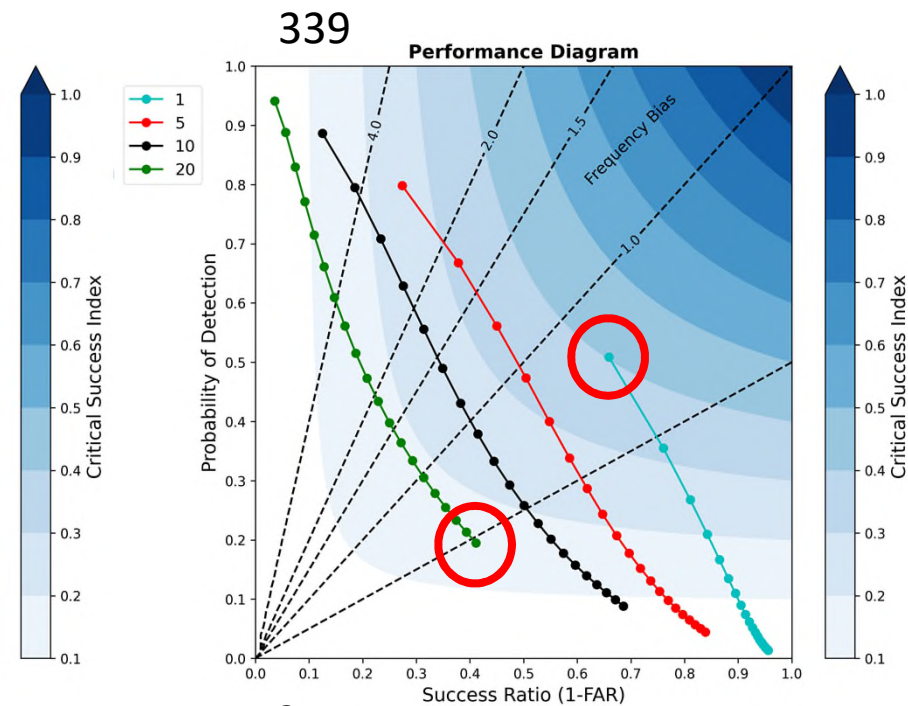
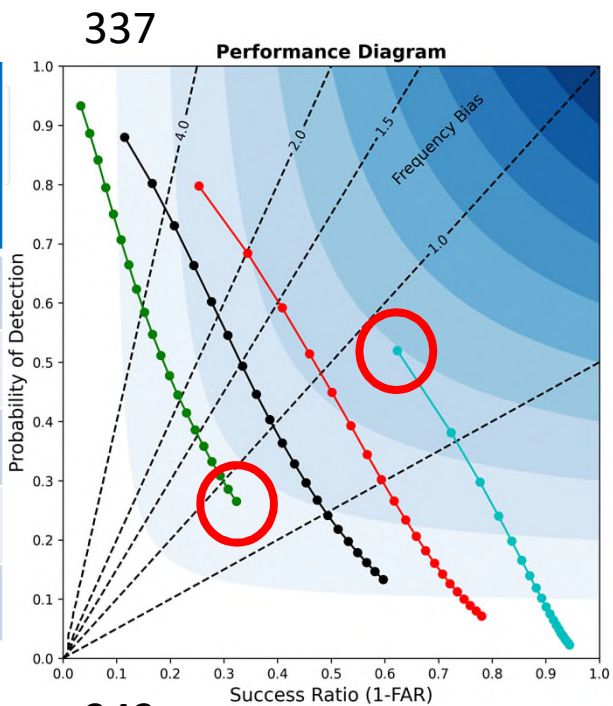
# 實驗結果

- 夏冬模型在測試資料上推估結果
  - 使用MoE在訓練目標(MSE和Corr.)上有所成效
  - 在部分統計指標上，原本訓練目標表現較差的model337和model347反而有好表現→**猜測與降雨高估有關**

模型編號	架構	門控網路	Top-k	MSE	Corr.
337	原單季節架構			2.2382	0.4663
339	MoE架構	FCL	1	1.9112	0.4912
342		FCL	2	1.9565	0.4887
343		CNN	1	1.8924	0.4867
347		CNN	2	2.6070	0.4791

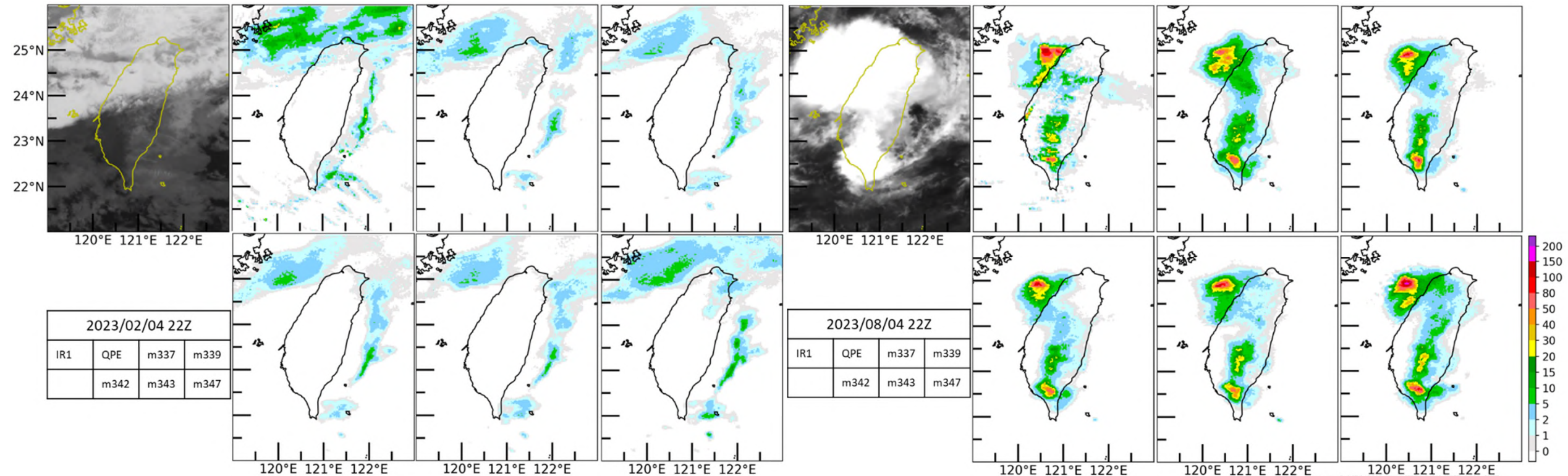


編號	SR thr:1 obs:1	SR thr:20 obs:20	POD thr:1 obs:1	POD thr:20 obs:20
337	0.6231	0.3232	0.5198	0.2650
339	0.6589	0.4113	0.5089	0.1950
342	0.6482	0.3862	0.5253	0.2027
343	0.6744	0.4270	0.4903	0.1693
347	0.6154	0.2809	0.5669	0.3203



# 實驗結果

- 測試資料集中的個案，可以看出model347的降水與其他模型相比較強(強降雨表現較佳)，範圍也比較廣(弱降水容易高估)



貝爾公司小選與心一些刷利別選

# 總結

- 將訓練資料擴增為夏季加冬季，模型皆能在兩種季節降雨型態維持一定推估能力。
- 套用MoE架構對於模型整體成效的MSE及Correlation有所助益，是可以持續前進的方向。
- model347雖然整體MSE和Correlation表現較差，但細看不同降雨強度的表現，會發現其在強降雨上的表現是比其他模型更好的。
- 未來目標
  - 將此架構延展至全年模型
  - 測試並精進模型向其他區域擴展的能力

# - 敬請指教 -

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

