

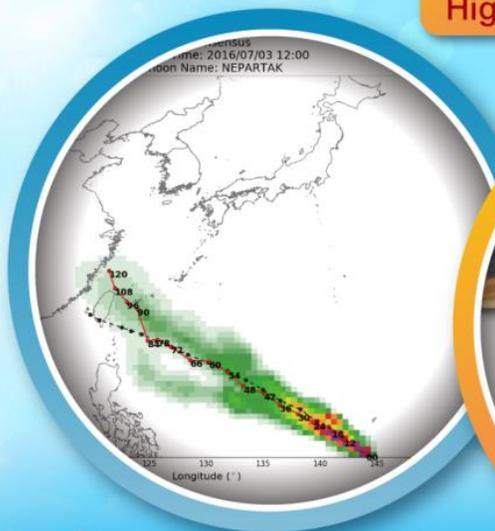
未來3週臺灣測站7日累積雨量貝氏後處理 預報技術評估

劉冠倫¹ 陳昱璵¹ 馮智勇¹ 張惠玲²

多采科技有限公司¹、中央氣象署²

ManySplendid

高效能科學計算模式研發
High-efficiency scientific modeling



都市積淹水與洪泛測預報
Urban water inundation and flood forecasting



大數據人工智慧技術開發
Big data and artificial intelligence

水利水資源工程規劃設計
Hydraulic and water resources engineering planning

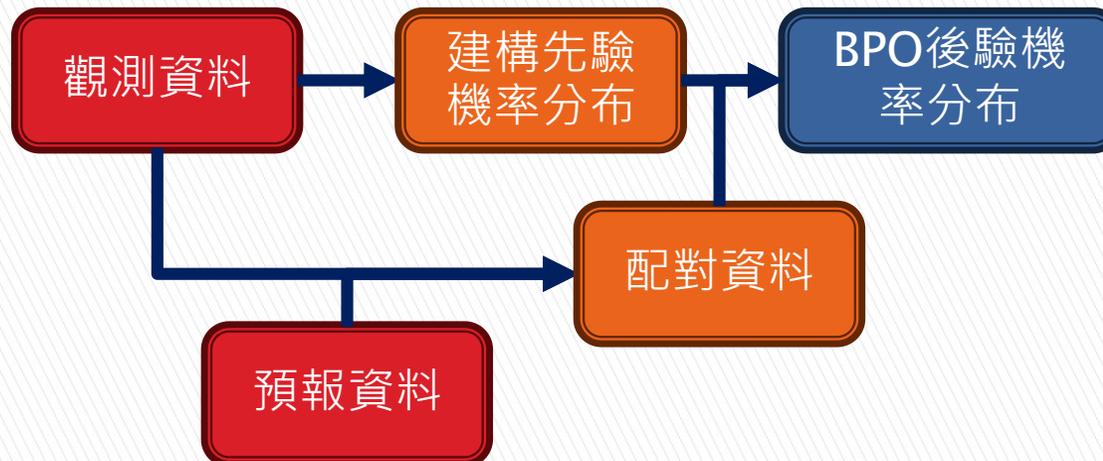
氣候服務跨域諮詢與整合
Climate services for interdisciplinary integration

貝氏預報處理器(BPO)使用緣起

- ▶ 觀測資料時間長度可能多於預報資料
 - Ex. 觀測具50年長度，模式預報只有20年
- ▶ 模式預報更新頻率不一
 - 需重新蒐集完整資料才可進行統計後處理
- ▶ 模式長預報時間的不確定性高
 - 以觀測資料氣候值為預報可能較佳

BPO特徵

- ◆ 觀測資料時間長度可能多於預報資料
 - ▶ 先利用觀測具有較長時間資料建構先驗機率分布
- ◆ 模式預報更新頻率不一
 - ▶ 再利用同時有數值模式與觀測值的較少歷史資料，來評估最新數值模式輸出的資訊調整先驗機率分布
- ◆ 模式長預報時間的不確定性高
 - ▶ 若評估模式的預報能力較差，會趨近於氣候值



貝氏預報處理器(BPO)原理

- ▶ 假設預報目標為 w ，預報因子為 x
- ▶ 使用歷史資料可得先驗分布函數 $G(w), K(x)$
- ▶ 利用配對好的 w 與 x 可得可能性函數 $F(x|w)$
- ▶ 透過貝氏定理修正並假設為高斯分布：

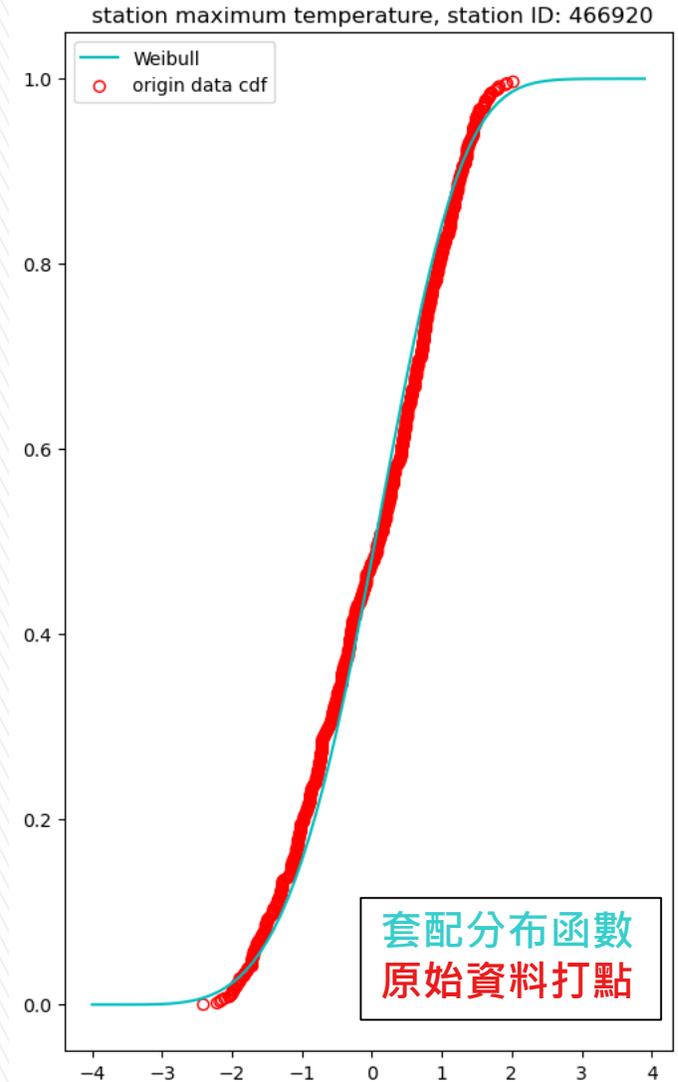
後驗機率

假設Normal Dist.

可推導為 Normal Dist.

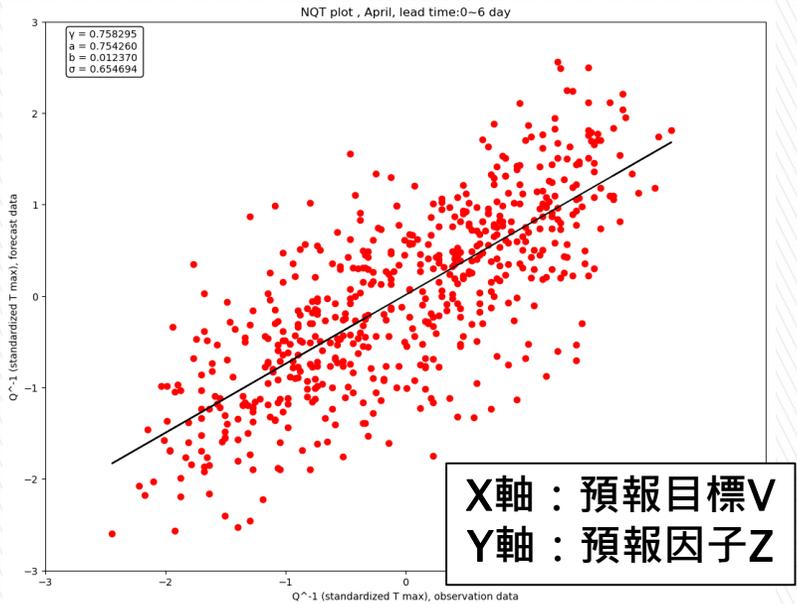
$$\Phi(w|x) = \frac{F(x|w)G(w)}{K(x)}$$

觀測資料先驗分布 函數套配示意圖



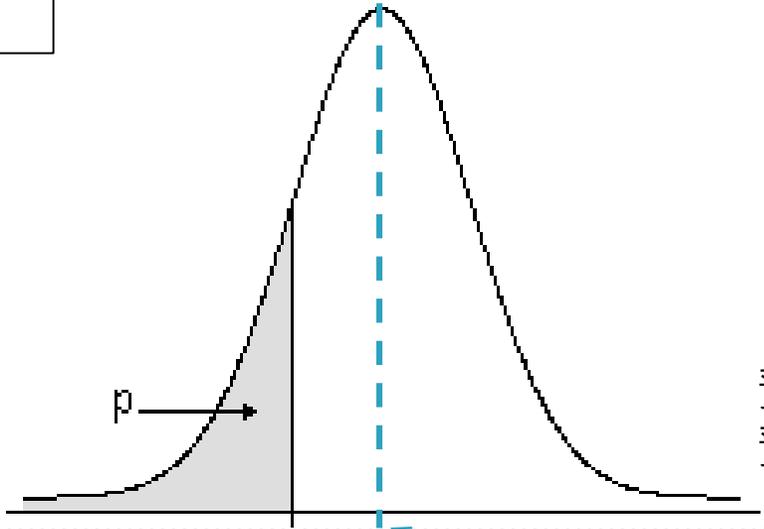
假設： $z = Q^{-1}(\bar{K}(x))$
 $v = Q^{-1}(G(w))$

**NQT後的觀測
和預報散佈圖**



**X軸：預報目標V
Y軸：預報因子Z**

$\Phi(v|z)$ 為高斯分布



$E(v|z) = Az + B$

$v_p = Az + B + TQ^{-1}(p)$ **Q: Normal Quantile Function**

**A、B、T可從上圖
之相關係數等求得**

$\Phi(v_p) = \Phi(v_p | z) = Q\left(\frac{1}{T}[v_p - Az - B]\right)$

**預報時，代入最新 x 資料，
即可得到機率預報**

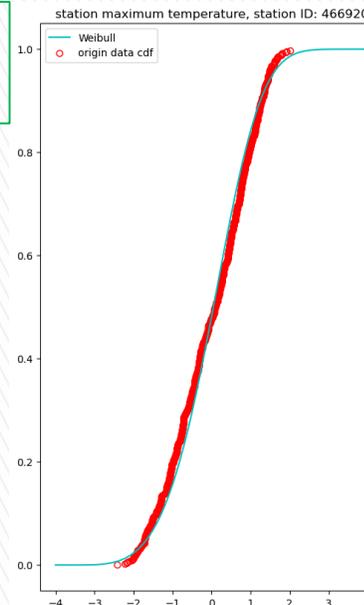
Normal Quantile Transform

$z = Q^{-1}(\bar{K}(x))$ $v = Q^{-1}(G(w))$

$\Phi(w_p) = \Phi(w_p | x) = Q\left(\frac{1}{T}[Q^{-1}(G(w_p)) - AQ^{-1}(\bar{K}(x)) - B]\right)$

BPO應用到累積雨量機率預報

溫度先驗分布
函數套配示意圖



- ▶ 過去有在溫度的預報中實際運用BPO來進行機率預報

- 整體表現不錯

- ▶ 想試著將BPO應用到累積雨量機率預報

- 溫度資料分布接近常態分布和降雨不同

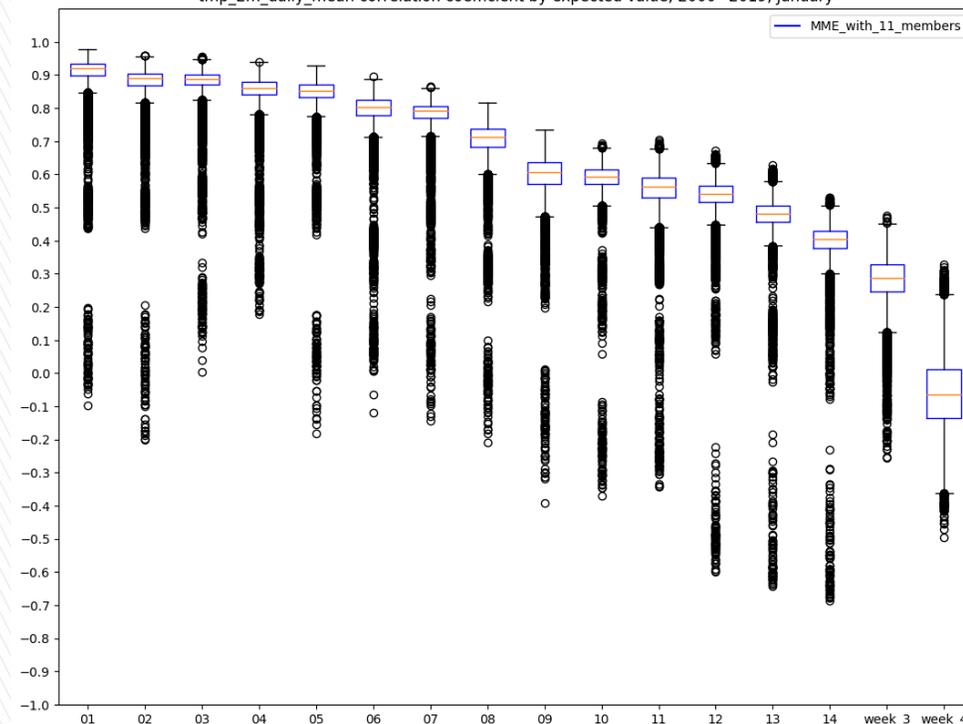
- ▶ 降雨量的特殊性

- 常有降雨量為0的資料

- 大部分的資料會集中在小雨量

臺灣高解析格點溫度BPO的相關係數

tmp_2m_daily_mean correlation coefficient by expected value, 2000~2019, January



引入降雨機率建構BPO降雨預報

- ▶ Krzysztofowicz等人的著作中提出引入降雨機率來建構BPO降雨預報：

$$P(W \leq \omega | X = x) = \pi\Phi(\omega) + (1 - \pi)$$

- P 為完整雨量預報機率分布函數， ω 為觀測雨量， x 為預報雨量
 - π 為降雨機率分布函數
 - $\Phi(\omega)$ 為使用觀測有降雨的配對資料建置之BPO機率分布函數
- ▶ 接下來會先測試降雨機率，再來測試降雨BPO，最後將兩者代入上式來進行雨量預報機率分布函數測試

7日累積雨量機率預報-資料設定說明

▶ 資料：

	模式	年份
觀測資料	資料管理科的測站資料	2000~2022年
預報資料	GEFS v12 reforecast系集平均	2000~2019年

- 資料皆會處理成累積降雨資料
- 前期測試先只使用1月資料，後續確認計算無誤後會比較1月和7月的表現

▶ 設定：

- 預報資料使用雙線性內插至測站點上
- 預報和觀測資料皆使用韋伯分布(Weibull)套配
- BPO逐月建模，資料窗區為前後15天

降雨機率測試

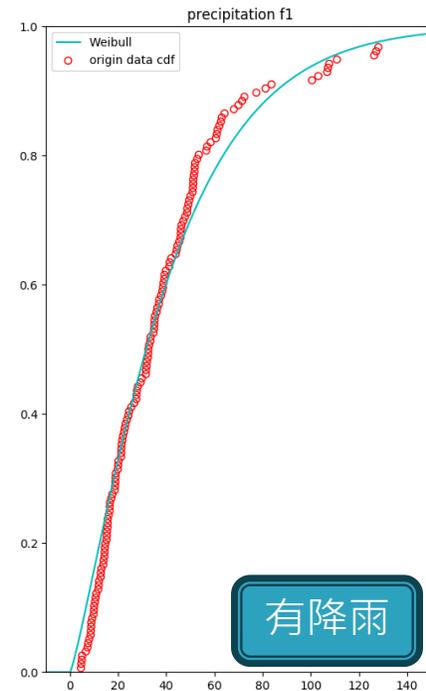
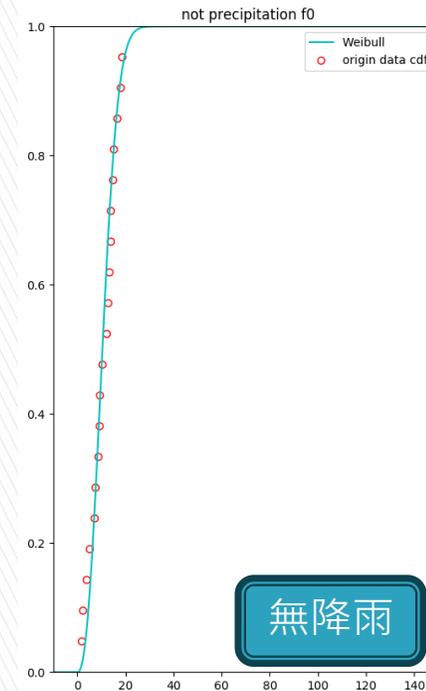
▶ 降雨機率計算式：

$$\pi = \left[1 + \frac{1 - g f_0(x)}{g f_1(x)} \right]^{-1}$$

1月 第一週

466920 台北

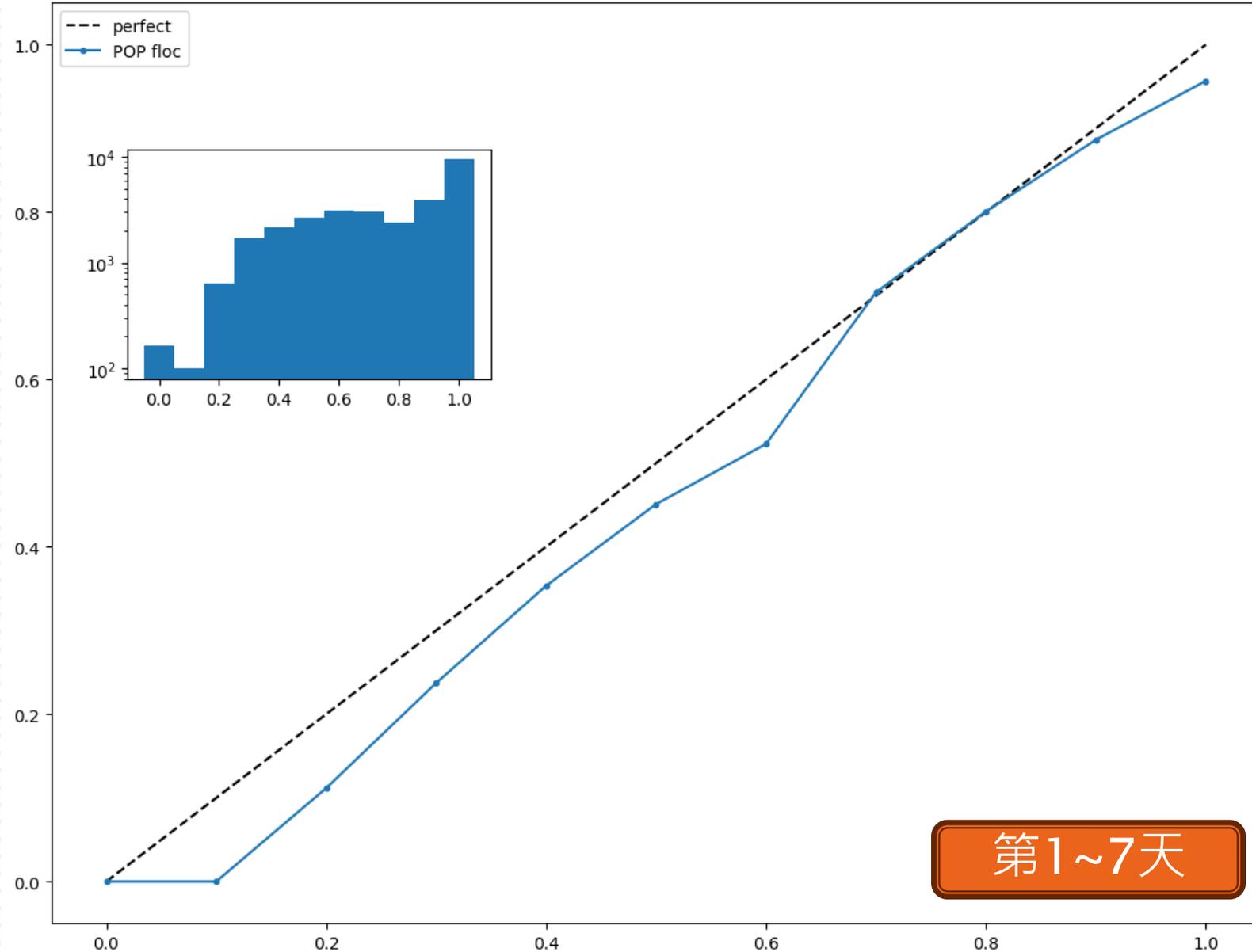
- g 為降雨的氣候值
- $f_1(x)$ 為歷史觀測有降雨時，預報降雨為 x 的機率。
- $f_0(x)$ 為歷史觀測沒降雨時，預報降雨為 x 的機率。
- f_1, f_0 需要使用套配函數求得，使用韋伯套配



reliability diagram, January, lead time: 01~07
forecast > 0mm

降雨機率評估

- ▶ 使用可靠度圖進行評估
 - 預報門檻為是否降雨
- ▶ 在可靠度上
 - 大部分還算接近對角線
- ▶ 資料數量上
 - 資料量在預報低機率的數量較少一些
 - 累積7日皆無降雨的數量較少



第1~7天

降雨BPO測試

- ▶ 使用有降雨的配對資料進行BPO建模

$$\Phi(w) = \Phi(w | \mathbf{x}) = Q \left(\frac{1}{T} \left[\underbrace{Q^{-1}(G(w))}_{\text{目標}} - \sum_{i=1}^I c_i \underbrace{Q^{-1}(\overline{K}_i(x_i))}_{\text{預報}} - c_0 \right] \right)$$

BPO預報之CDF

- 舉例來說，目標為大於50mm時的CDF時
 - 預報70mm代入x，50mm代入w，可以求得CDF Φ
- ▶ 進行以下測試：
 - 套配函數
 - 預報、觀測NQT後的散佈圖
 - BPO計算出之CDF

降雨BPO 測站NQT套配和CDF

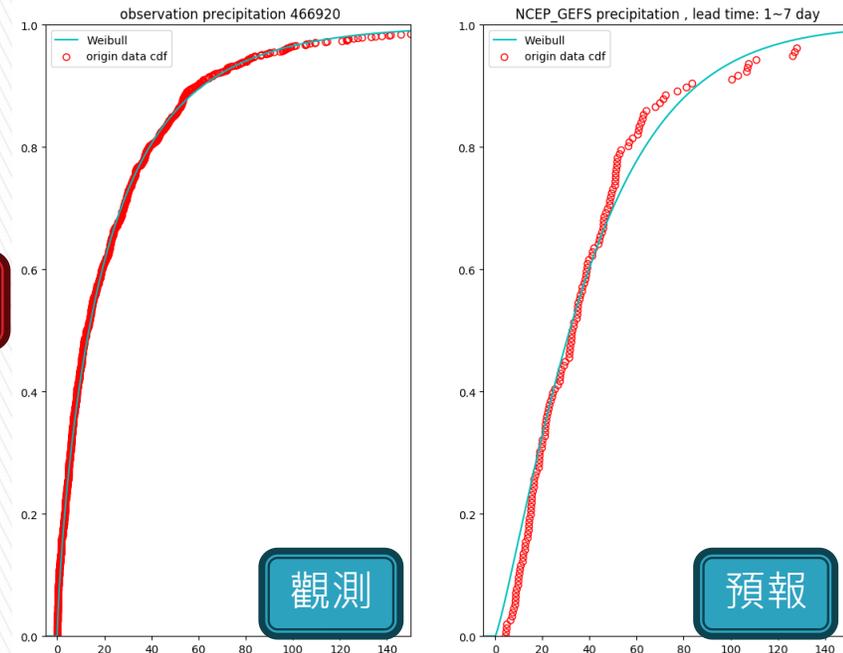
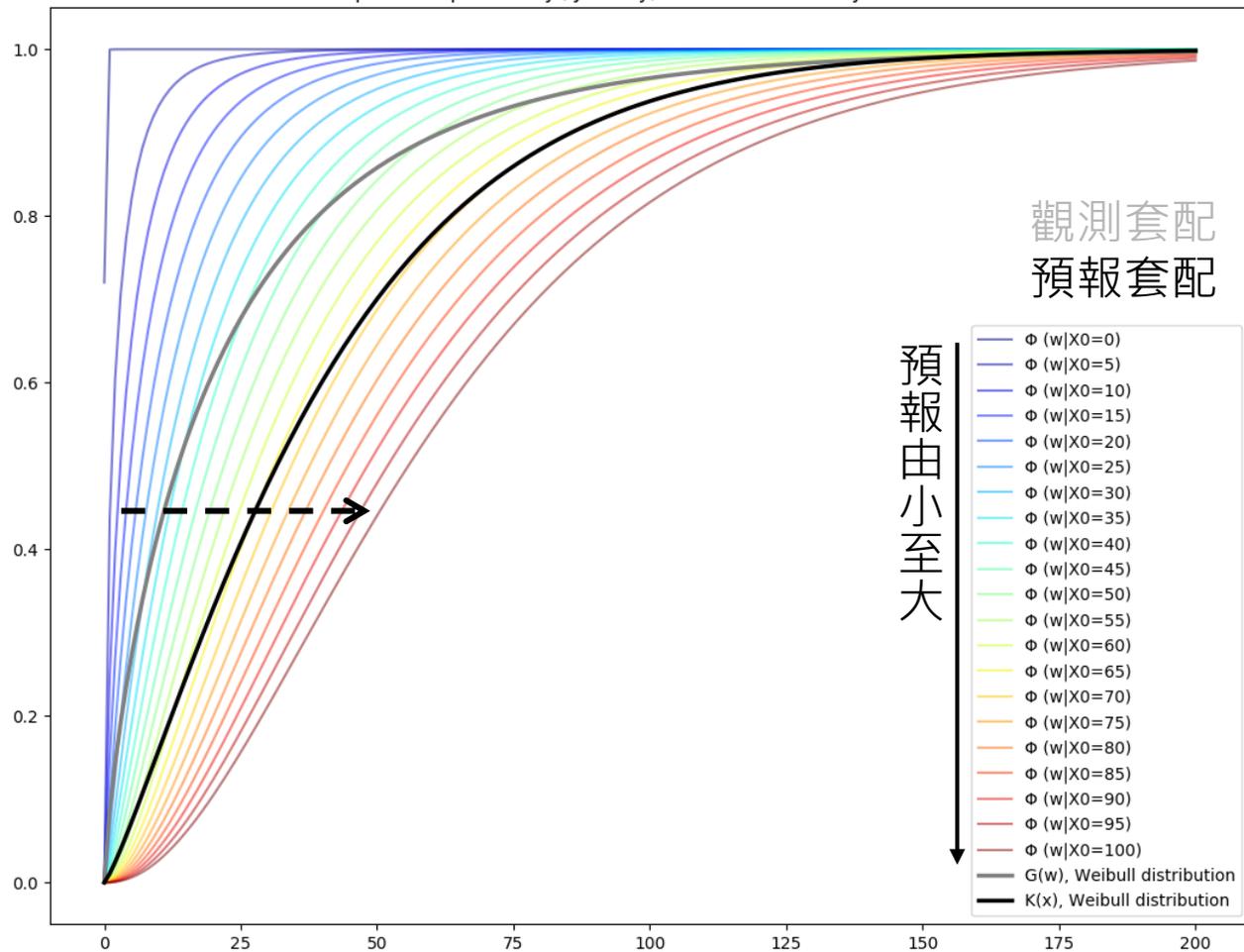
1月 第一週

466920 台北

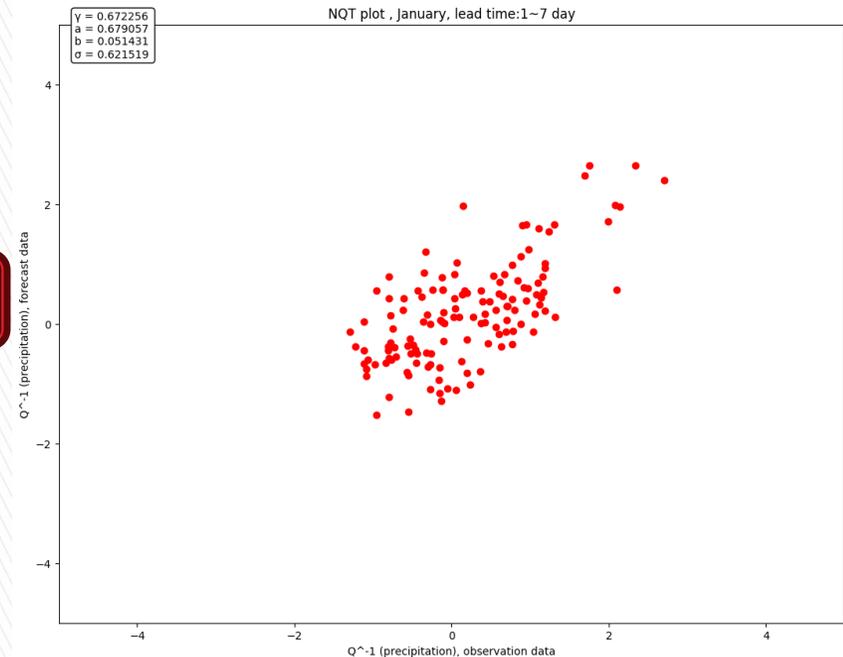
CDF

測站套配

posterior probability , January, lead time= 1~7 day 466920



NQT plot , January, lead time:1~7 day



NQT配對

累積雨量機率分布函數測試

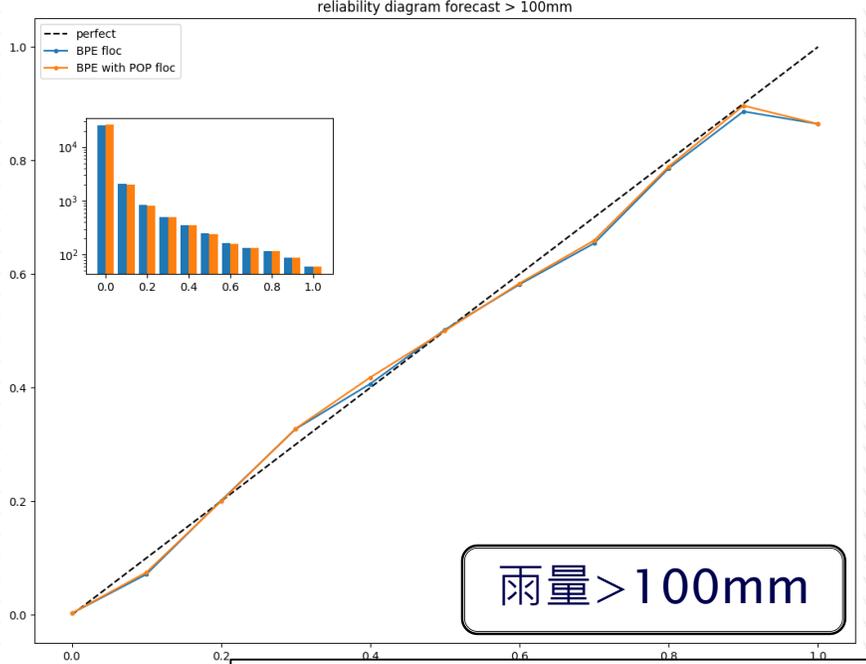
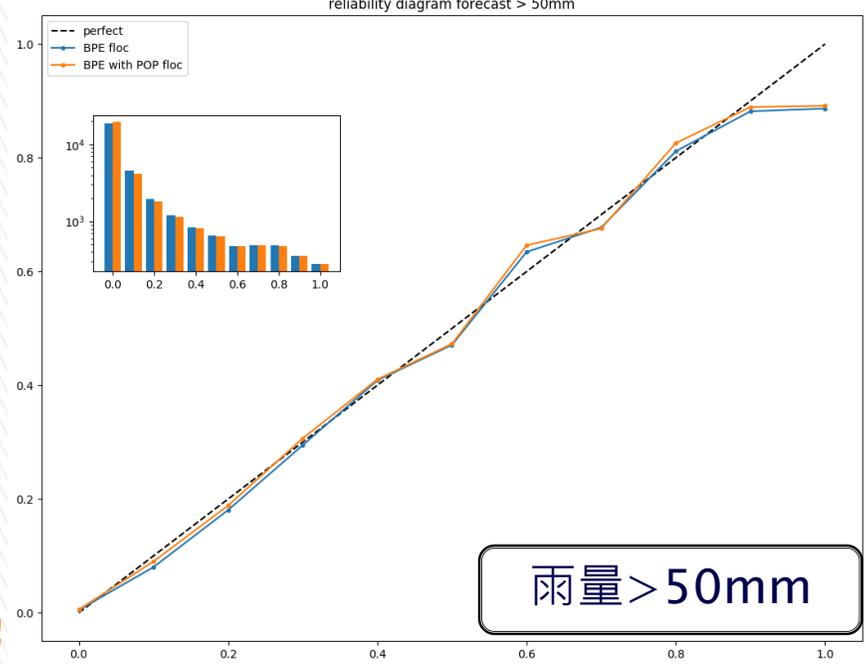
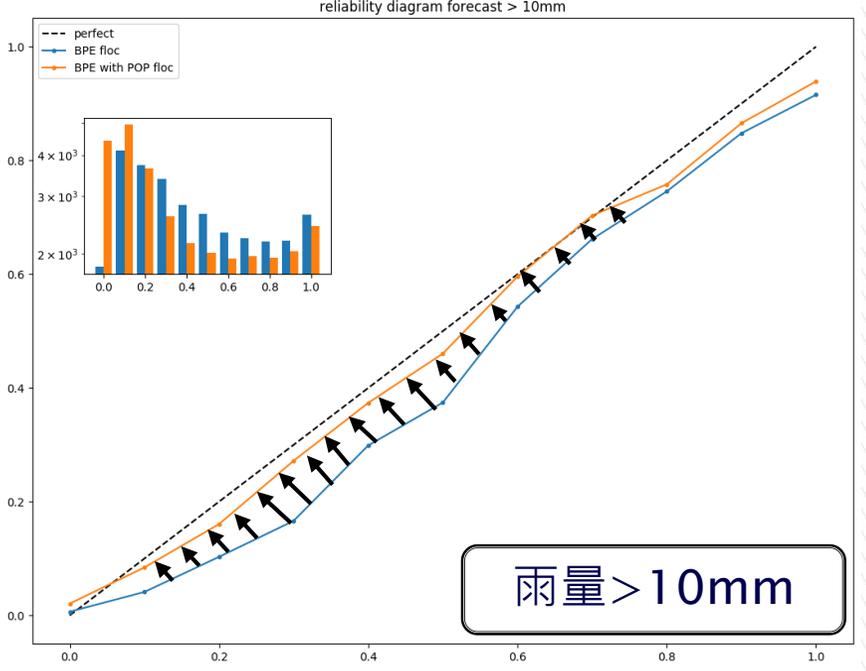
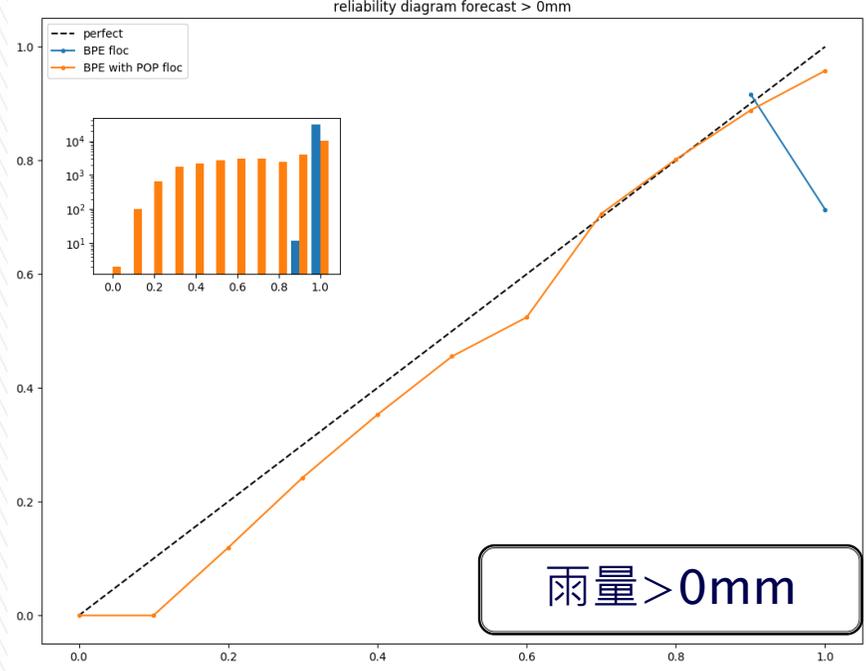
- ▶ 上述測試完成降雨機率和降雨BPO，可代入累積雨量機率分布函數：

$$P(W \leq \omega | X = x) = \pi\Phi(\omega) + (1 - \pi)$$

- P 為累積雨量預報機率分布函數， ω 為觀測雨量， x 為預報雨量
 - π 為降雨機率分布函數
 - $\Phi(\omega)$ 為使用觀測有降雨的配對資料建置之BPO機率分布函數
- ▶ 接下來使用可靠度進行分析
 - 門檻分別為累積雨量大於0、10、50、100mm

可靠度分析

第1~7天



降雨BPO $\Phi(\omega)$
累積雨量機率預報
ManySplendid

$$P(W \leq \omega | X = x) = \pi\Phi(\omega) + (1 - \pi)$$

累積雨量機率預報評估

- ▶ 分年交叉驗證建模來進行評估
 - 以2000年為例，會使用2001至2019年的資料進行建模後，使用建好的BPO模型對2000年進行預報並驗證
- ▶ 使用以下指標評估
 - 時間相關係數
 - 和測站資料進行相關係數的計算，看BPO預報和觀測是否有相關
 - 可靠度
 - 可以了解預報的機率和觀測發生的機率是否相符
 - CRPSS
 - 和氣候法相比BPO的表現是否有預報能力
- ▶ 分別評估1月和7月的累積雨量機率預報
 - 1月的部分測站有無降雨發生
 - 7月則幾乎都有降雨

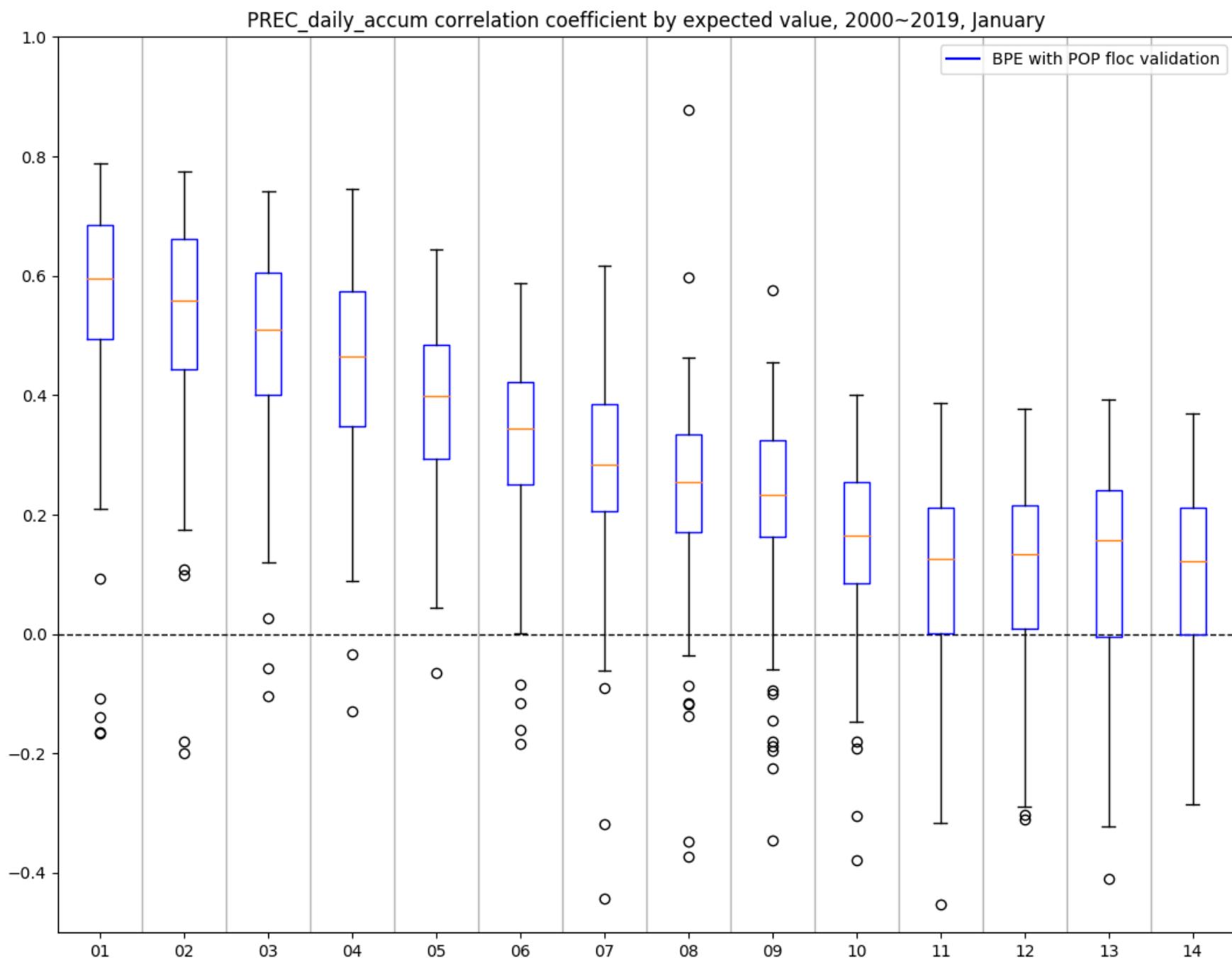
一月份

▶ 時間相關係數

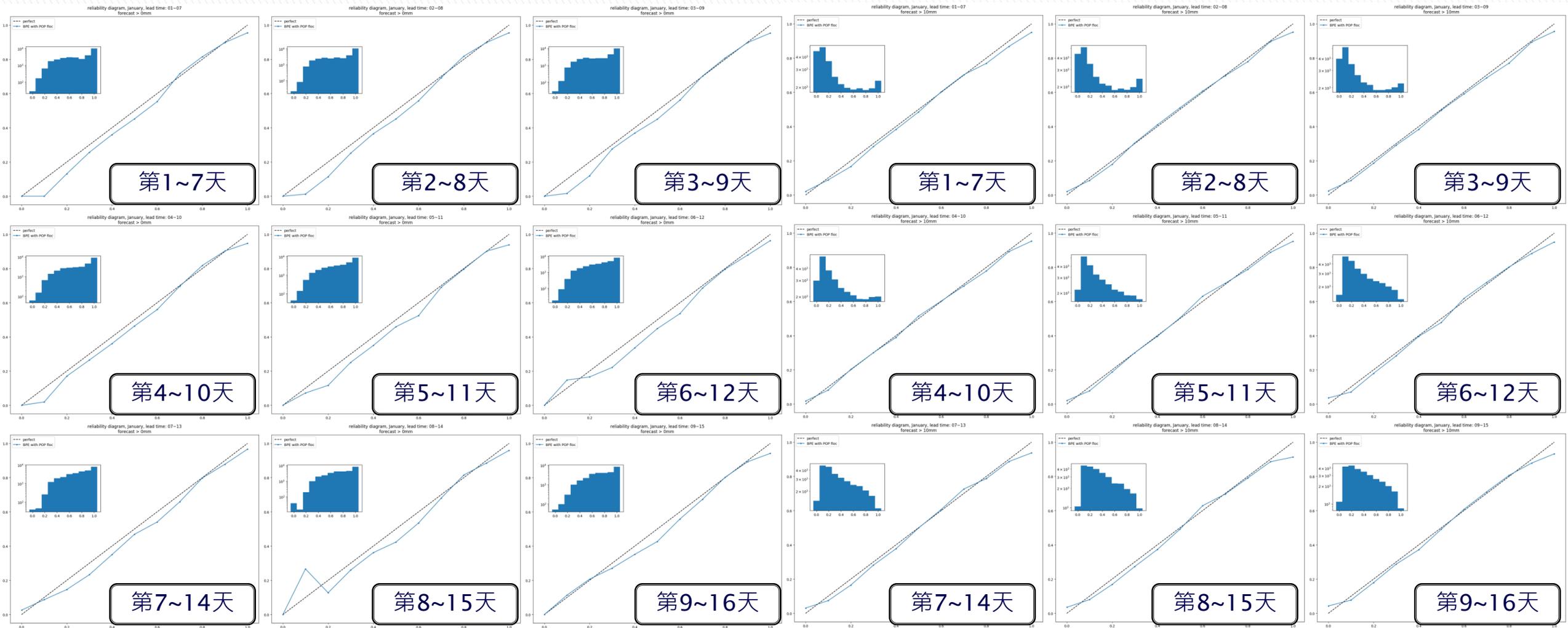
▶ 橫軸為預報領先時間

- 01表示第1~7天累積雨量
- 02表示第2~8天累積雨量
- 以此類推

▶ 有隨預報領先時間增加而下降的趨勢



雨量機率預報可靠度分析-1月

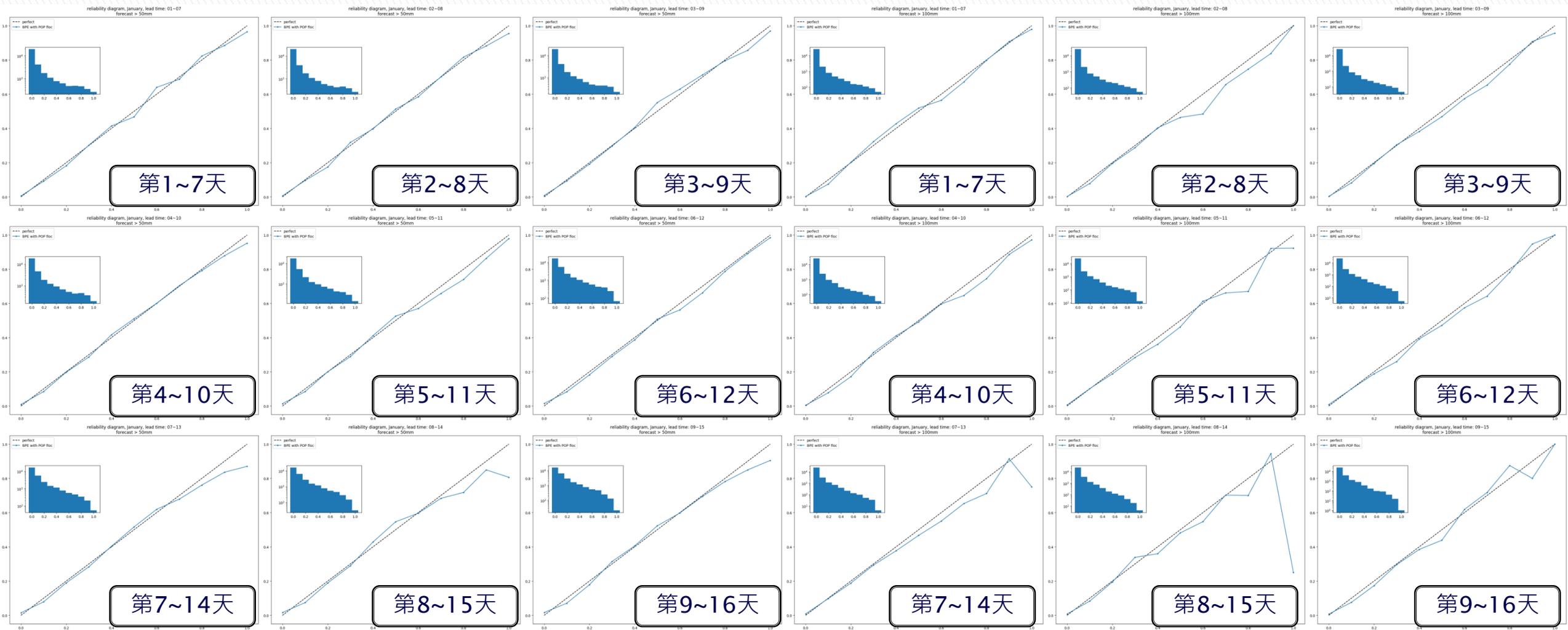


>0mm

$$P(W \leq \omega | X = x) = \pi \Phi(\omega) + (1 - \pi)$$

>10mm

雨量機率預報可靠度分析-1月



>50mm

$$P(W \leq \omega | X = x) = \pi \Phi(\omega) + (1 - \pi)$$

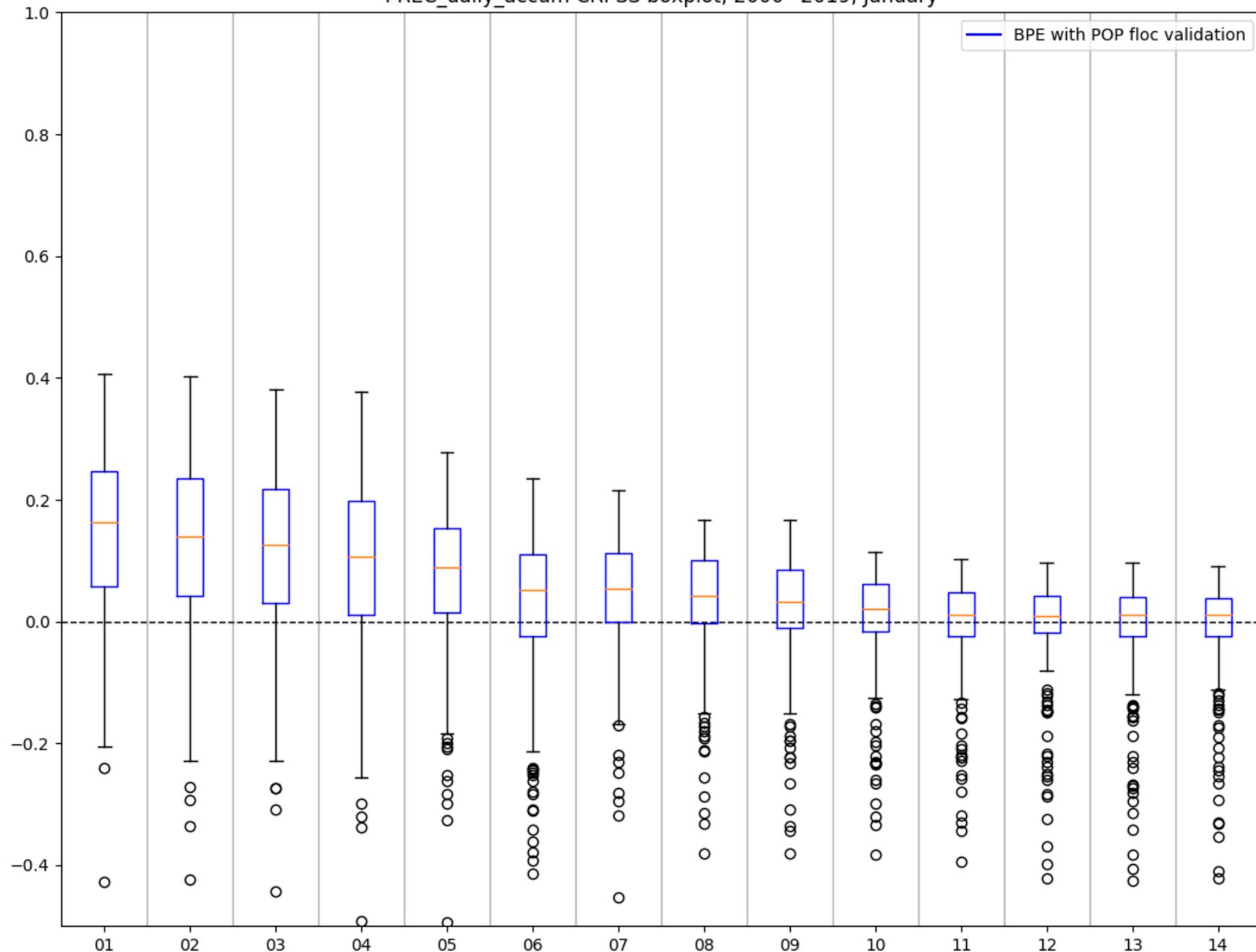
>100mm

一月份CRPSS

▶ 橫軸為預報領先時間

- 01表示第1~7天累積雨量
- 02表示第2~8天累積雨量
- 以此類推

▶ 有隨預報領先時間增加而下降的趨勢



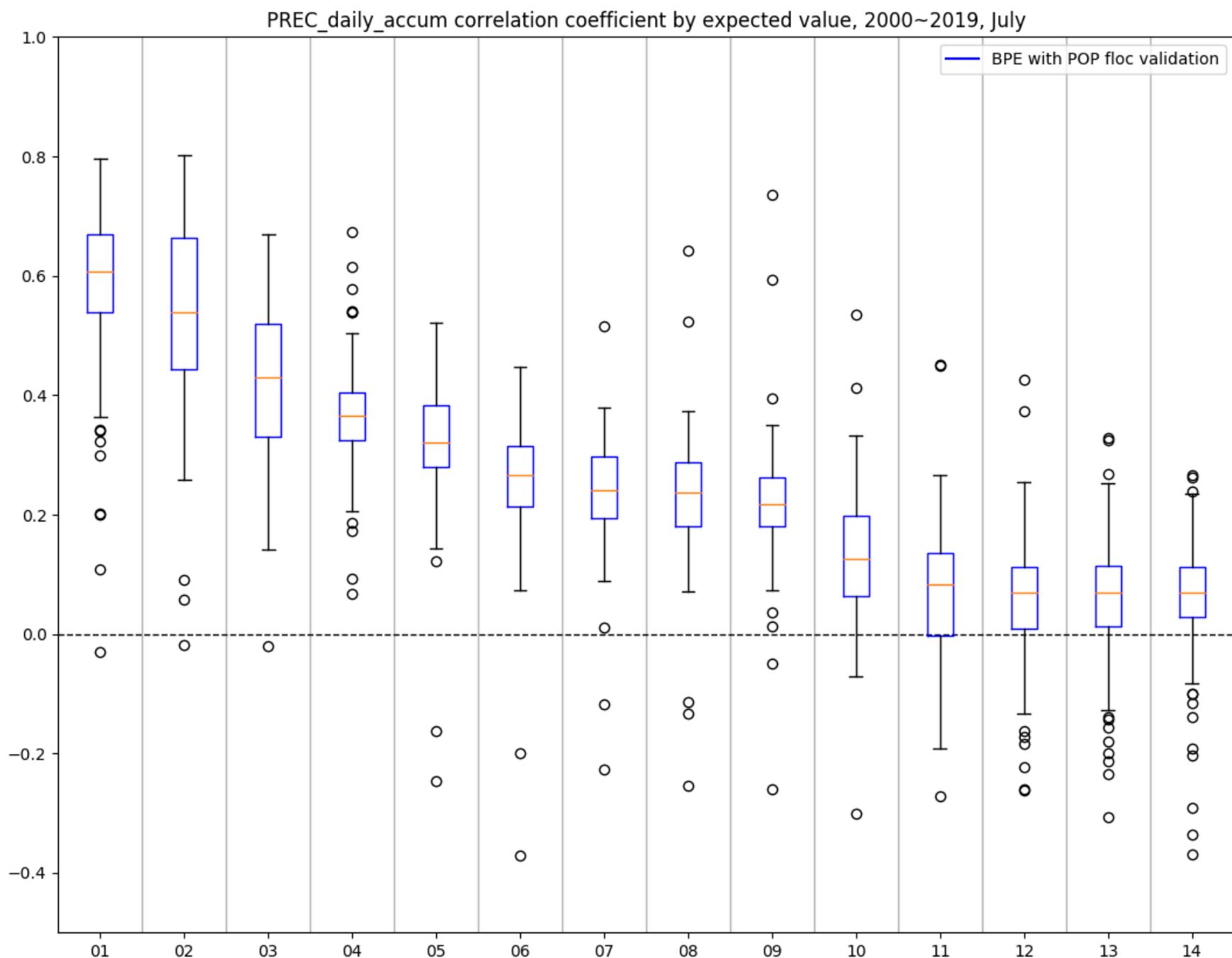
七月份

▶ 時間相關係數

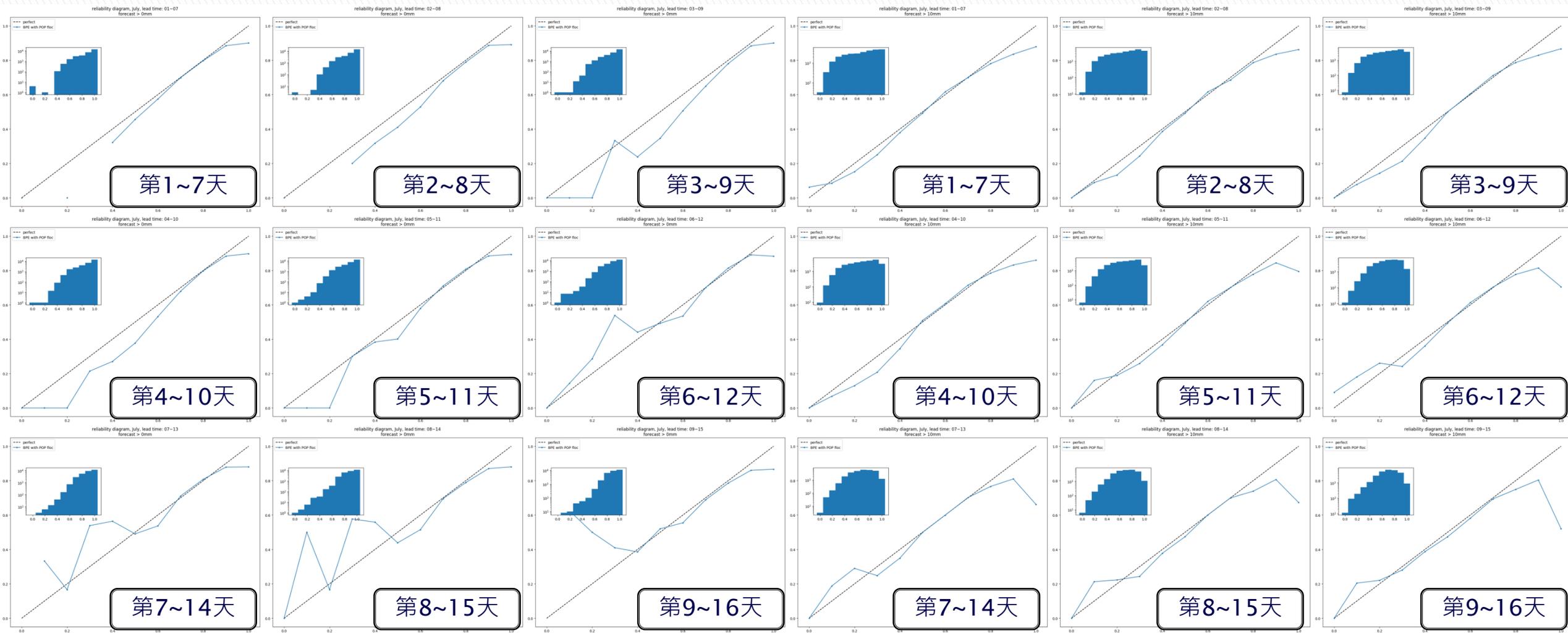
▶ 橫軸為預報領先時間

- 01表示第1~7天累積雨量
- 02表示第2~8天累積雨量
- 以此類推

▶ 有隨預報領先時間增加而下降的趨勢



雨量機率預報可靠度分析-7月

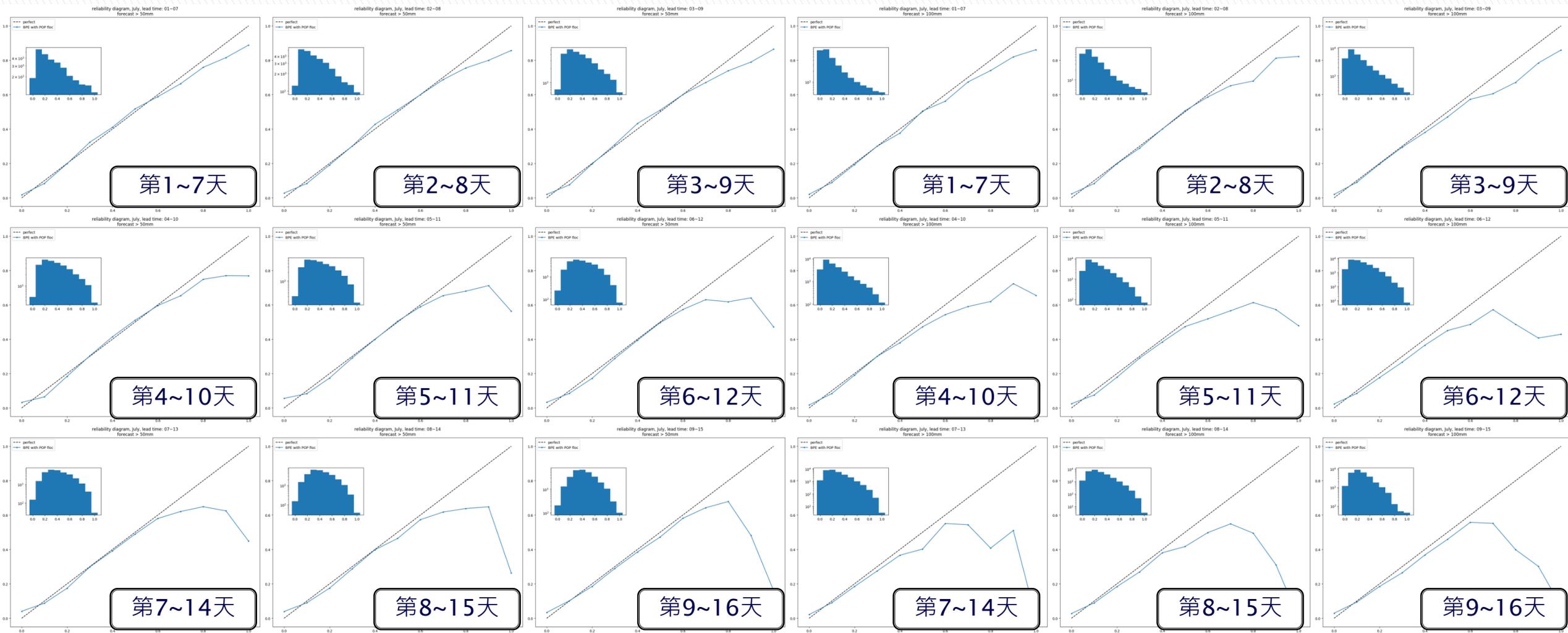


>0mm

$$P(W \leq \omega | X = x) = \pi \Phi(\omega) + (1 - \pi)$$

>10mm

雨量機率預報可靠度分析-7月



>50mm

$$P(W \leq \omega | X = x) = \pi \Phi(\omega) + (1 - \pi)$$

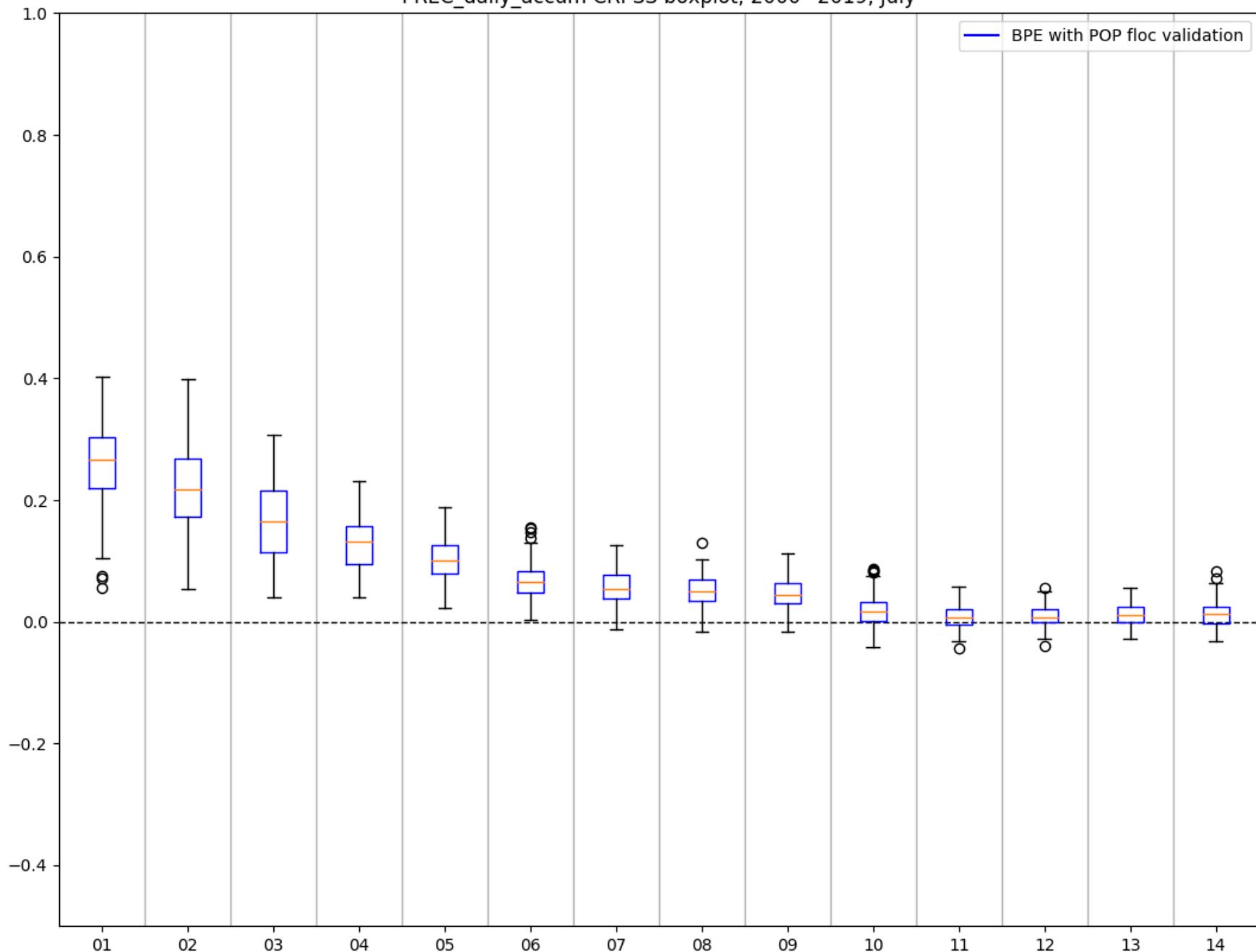
>100mm

七月份CRPSS

▶ 橫軸為預報領先時間

- 01表示第1~7天累積雨量
- 02表示第2~8天累積雨量
- 以此類推

▶ 有隨預報領先時間增加而下降的趨勢



小結

- ▶ 結合降雨機率的累積雨量機率預報可以使原始降雨BPO的表現變好
- ▶ CRPSS都有大於0，而相關係數的都還大於0.2，表現不差。
 - 也有隨著預報時間增加而下降的趨勢，符合預期
- ▶ 在不同預報門檻下，可靠度都還算貼近對角線
- ▶ 累積雨量BPO機率預報可以提供具有預報能力的機率預報

簡報結束
敬請指教

www.manysplendid.com