

利用類神經網路方法進行WRF系 集預報系統之颱風降雨機率預報 偏差校正

章鶴群¹、劉豫臻¹、張惠玲²、洪景山³、楊舒芝⁴

氣象衛星中心¹ 氣象科技中心² 氣象資訊中心³

中央氣象局

國立中央大學 大氣科學系⁴



報告大綱

- * 前言與目的

- * WEPS的降雨預報為什麼需要校正？

- * 方法

- * 如何利用類神經網路方法修正降雨預報？

- * 實驗設計與結果

- * 證明修正後的預報比修正前「好」

- * 結論與未來展望



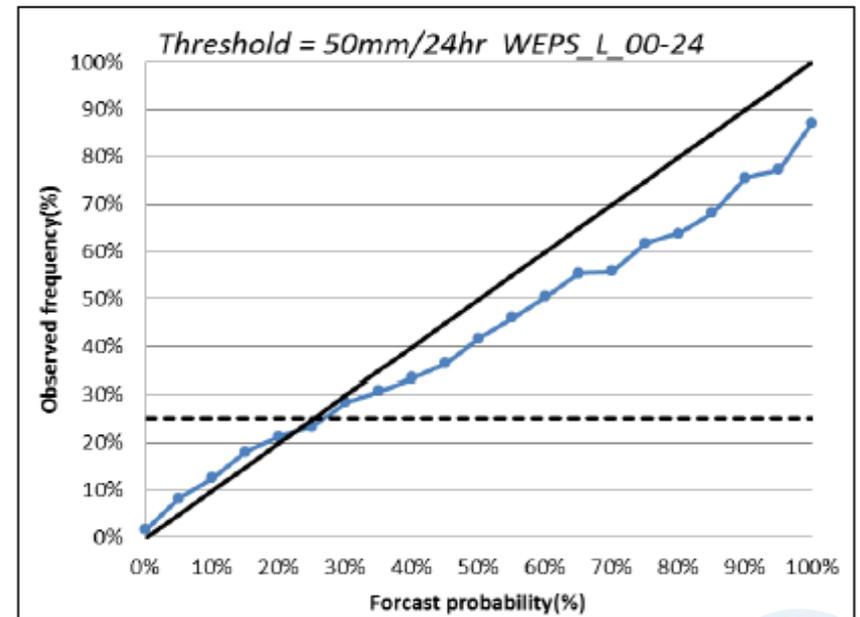
前言

- * 中央氣象局發展一套以WRF區域模式為基礎的系集預報系統（WRF Ensemble Prediction System, WEPS）提供了預報的不確定性。
- * 降雨預報以機率的形式表現。
 - * WEPS的20個成員中有2個降雨預報超過50mm，其餘的降雨預報則未達50mm，則降雨超過50mm的機率為10%。



目的

- * WEPS的降雨預報有偏高的情況 (吳佳蓉等, 2016) ○
- * 由信賴度分析圖 (reliability diagram) 得到的結論。
- * 表示預報偏濕。
- * 需要調整。



方法

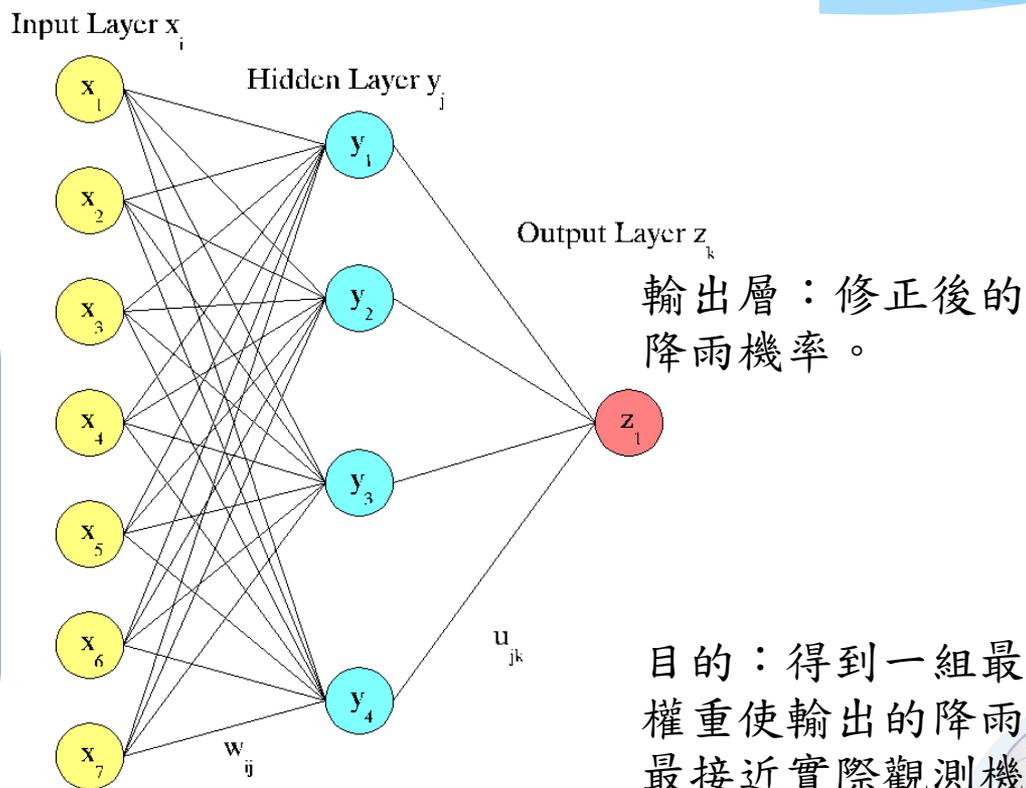
- * 類神經網路（Artificial Neural Networks，ANN）的基本概念是模仿人類的神經網路系統。
- * 非線性。
- * 具有學習能力。



步驟一：訓練

輸入層7個神經元：
輸入7個降雨門檻的
機率預報值

降雨門檻共17個（25, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 100, 130, 160, 200, 250, 300, 350, 400, 450, 500 mm/day）以校正門檻為中心，輸入其前後3個門檻的機率值。



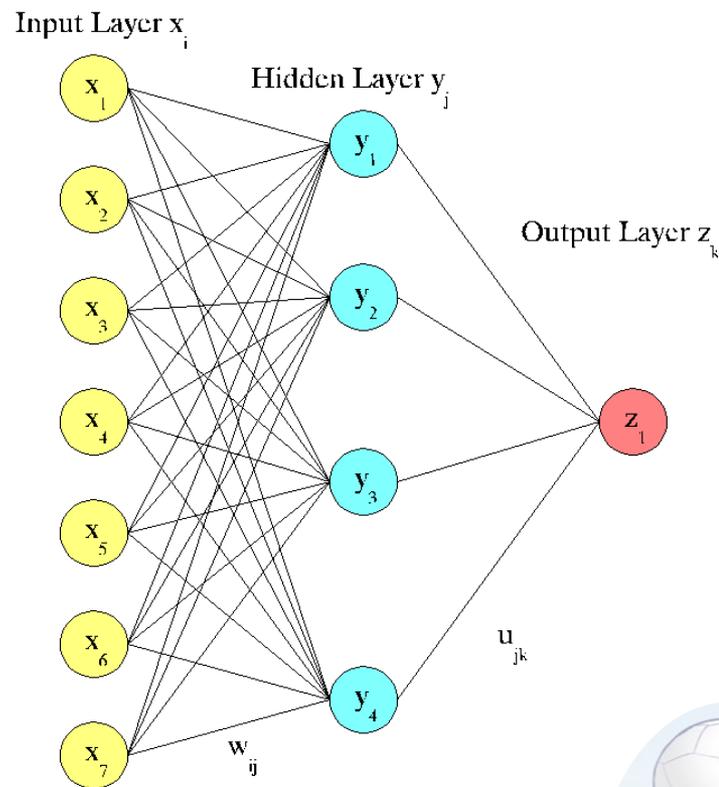
目的：得到一組最佳的
權重使輸出的降雨機率
最接近實際觀測機率。



步驟二：校正

輸出層：使用訓練所得到的權重得到修正後的機率。

在本研究中，選定17個降雨門檻中的4個進行校正（50，80，130，200mm/day）



實驗(1/2)

* 個案資料

- * 2013年至2015年侵台的12個颱風之0-24小時累積降雨預報。
- * QPESUMS的雷達觀測估計降雨量。

	Typhoon	Start - end
2013	Soulik (TY 01)	0000 UTC 11 Jul – 0000 UTC 14 Jul
	Trami (TY 02)	0000 UTC 20 Aug – 0000 UTC 22 Aug
	Kong-Rey (TY 03)	0000 UTC 27 Aug – 0000 UTC 30 Aug
	Usage (TY 04)	1800 UTC 19 Sep – 1200 UTC 22 Sep
	Fitow (TY 05)	1800 UTC 04 Oct – 0600 UTC 07 Oct
2014	Matmo (TY 06)	0000 UTC 21 Jul – 1800 UTC 23 Jul
	Fung-Wong (TY 07)	1800 UTC 18 Sep – 1200 UTC 22 Sep
2015	Linfa (TY 08)	1800 UTC 05 Jul – 0600 UTC 08 Jul
	Chan-Hom (TY 09)	1200 UTC 08 Jul – 0600 UTC 11 Jul
	Soudelor (TY 10)	1800 UTC 05 Aug – 0600 UTC 09 Aug
	Goni (TY 11)	0600 UTC 20 Aug – 1800 UTC 23 Aug
	DJuan (TY 12)	1800 UTC 26 Sep – 1800 UTC 29 Sep



實驗(2/2)

* 交叉驗證 (cross-validation) :

- * 以其中11個颱風個案作為訓練樣本去校正剩餘的那1組（驗證樣本），亦即每個颱風個案輪流做為驗證樣本，最後再結合所有驗證樣本於最後的校正結果中。

* 檢驗修正的成效：

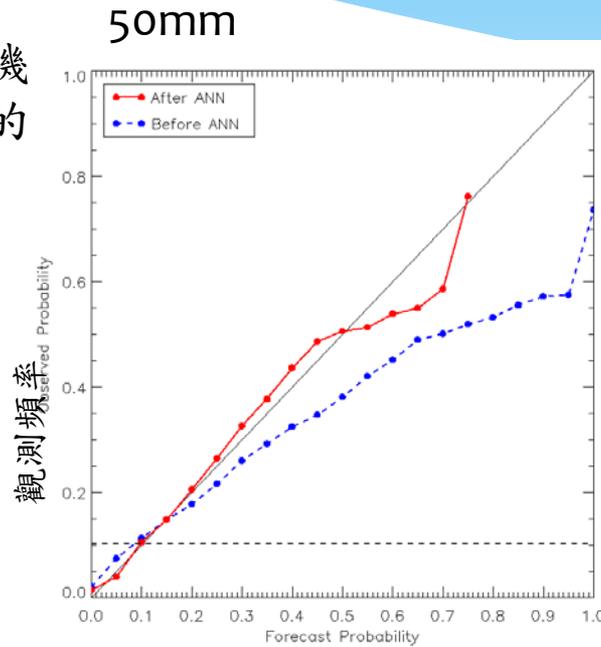
- * 信賴程度分析
- * Briere Skill Score分析
- * ROC分析



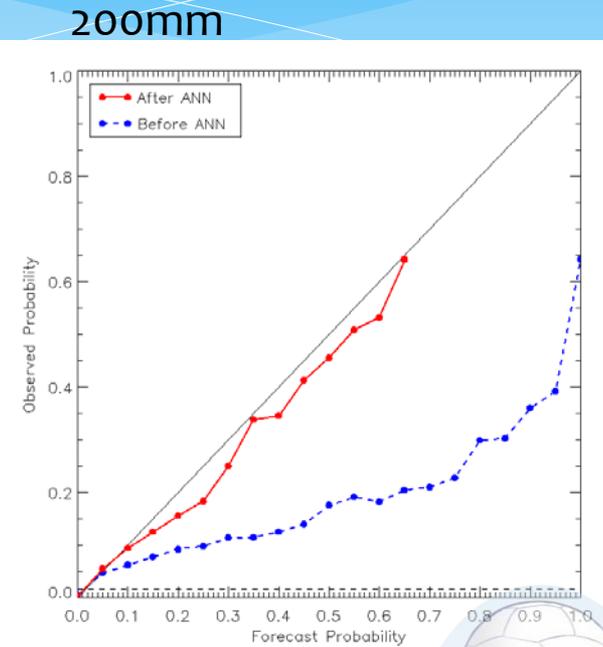
信賴程度分析

Reliability Diagram:

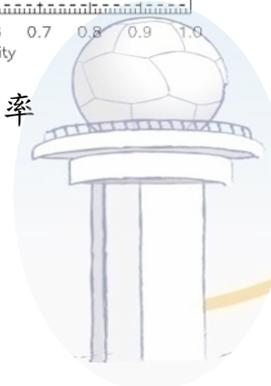
系集預報系統所預報的機率與實際觀測頻率之間的對應狀況。



預報機率



預報機率

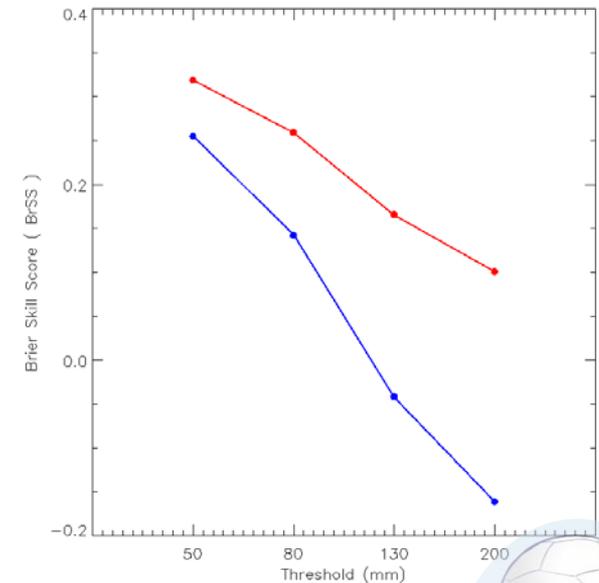


Briere Skill Score分析

Briere Skill Score:

評估系集預報在預報降雨事件時，相較於氣候預報的改善程度。

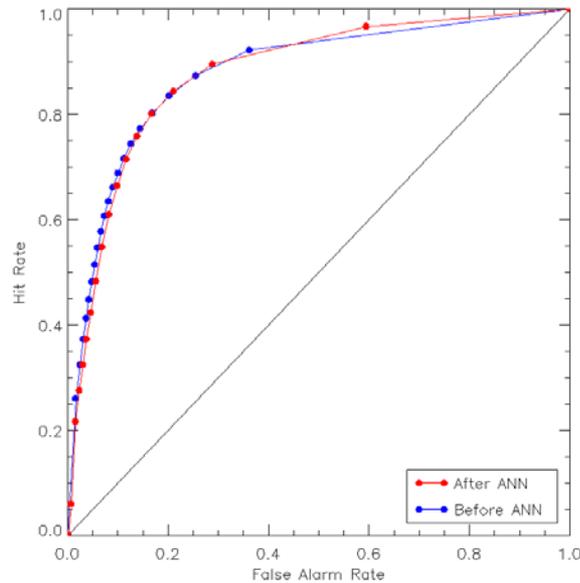
BrSS $\left\{ \begin{array}{l} \leq 0 : \text{不具預報能力} \\ > 0 : \text{具有預報能力} \\ = 1 : \text{完美預報} \end{array} \right.$



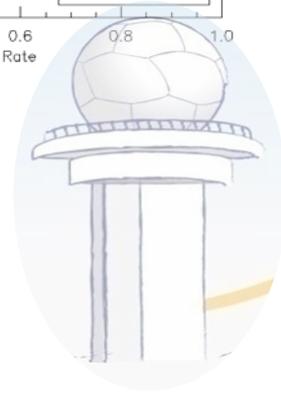
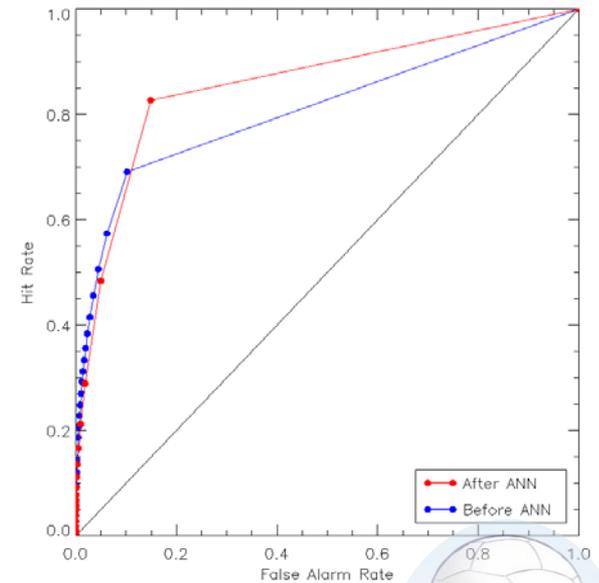
ROC分析(1/2)

ROC(Relative Operating Characteristic)：
將降雨事件的命中率和誤報率以折線圖的方式表現。可用以評估降雨事件的發生或不發生是否具有區辨能力。

50mm



200mm

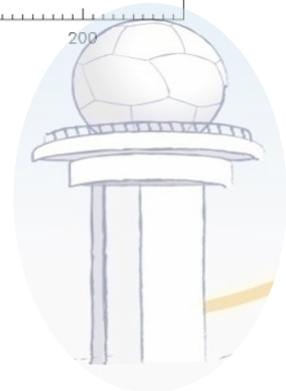
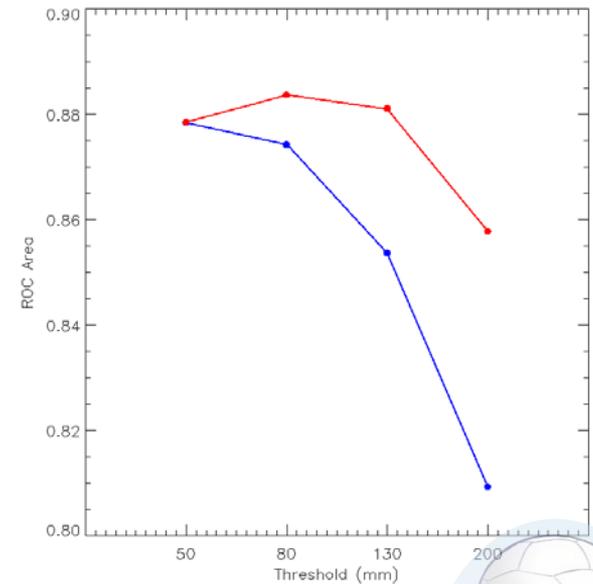


ROC分析(2/2)

ROC(Relative Operating Characteristic)：

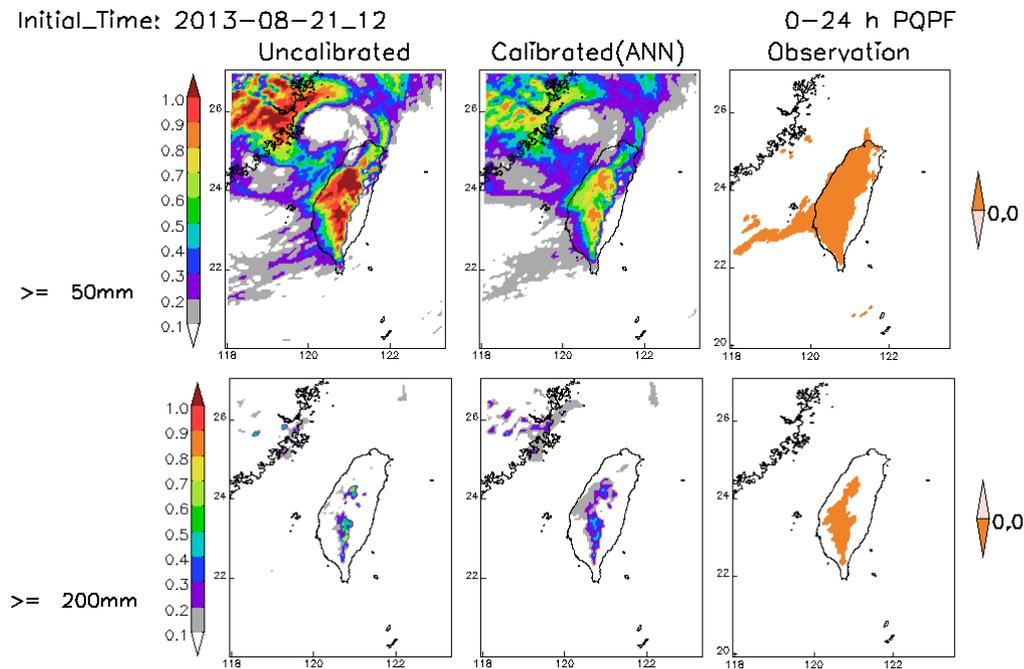
評估降雨事件的發生或不發生是否具有區辨能力，應用上主要以ROC曲線下的面積大小來評估系集預報系統的區辨能力。

ROC Area $\left\{ \begin{array}{l} > 0.5 : \text{具有區辨能力。} \\ > 0.7 : \text{良好區辨能力。} \end{array} \right.$



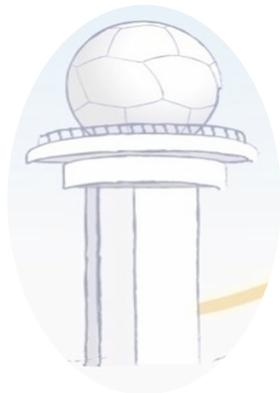
結論(1/2)

- * 本研究針對颱風的降雨了預報，ANN確實能夠有效的改善WEPS原有的預報。



結論(2/2)

- * 透過校正程序修正預報偏差，將可提高WEPS預報的可信度，讓使用者做出較佳的決策，減少防災行動上的成本浪費。



未來的應用

- * 利用自行決定的COST/LOSS Ratio及WEPS降雨預報提供的EV (Economic value) 值，得到進行需進行防災手段的最大機率值。

例如：某果園的COST/LOST Ratio是0.5，則當降雨預報雨量超過50mm的機率超過50%時要進行防護的措施，才能得到最大的效益。

