

# LSTM 在颱風路徑預報不確定性估計之應用<sup>\*\*</sup>

林芳以<sup>1</sup> 蔡孝忠<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup> 淡江大學水資源及環境工程學系 碩士生

<sup>2</sup>\* 淡江大學水資源及環境工程學系 副教授

## 摘要

颱風路徑預報誤差對於台灣陸地風力的估計可能產生明顯影響。颱風路徑預報技術在近 20 年雖然已有明顯改進，但仍非完美無誤差，因此各國預報單位嘗試推估路徑預報之不確定性或可能誤差範圍，例如：美國颶風預報中心(NHC)之 Cone of Uncertainty (CoU)，以及中央氣象署之路徑潛勢範圍(Potential Track Area; PTA)。以美國為例，CoU 除了反映颶風預報的可能誤差範圍之外，亦為防災單位評估居民撤離範圍的主要考慮因子之一。如果撤離範圍過大，可能導致不必要的疏散與經濟損失；如果撤離範圍過小，可能導致居民無法即時疏散、造成重大傷亡。綜合以上敘述可知，颱風路徑預報及不確定性範圍對於風力估計及防災的重要性。

本研究利用遞迴式神經網路(Recurrent Neural Network; RNN)可處理序列資料(sequential data)的特性，採用 LSTM (Long Short-Term Memory) 模型以考慮預報誤差在時間和空間的關聯性，期望反映路徑預報在不同情境(situation-dependent)的不確定性範圍。研究資料採用 2018-2022 年的 CWA 官方預報，以及歐洲與美國的全球數值天氣預報模式之決定性(deterministic)與系集(ensemble)預報資料。

分析結果顯示，本研究提出之方法可合理估計颱風路徑預報的可能預報區間(Prediction Interval ; PI)，在 1(或 2)倍標準偏差之 PI 範圍可分別涵蓋約  $68\pm10\%$ (或  $95\pm5\%$ )的觀測資料。此外，在額外考慮數值天氣模式之後，可有效縮減 PI 半徑，且仍可涵蓋合理比例之觀測資料。未來將可藉此進一步提升 7 級風暴風機率之估計。

**關鍵字：** 颱風、路徑預報不確定性、長短期記憶模型

Keywords: Typhoon, Track Forecast Uncertainty, LSTM

<sup>\*\*</sup>本文內容摘自林芳以( 2025 )(利用遞迴式神經網路改進颱風路徑預報之不確定性估計)·淡江大學碩士論文。

## 1. 前言

隨著人工智慧(Artificial Intelligence ; AI)技術在近年的快速發展，AI 的相關應用也延伸到天氣預報領域，目前已有多個 AI 天氣預報模式(AI Weather Prediction Model；簡稱 AIWP 模式)。相較於傳統的數值天氣預報模式(Numerical Weather Prediction Model；簡稱 NWP 模式)，AIWP 模式計算效率高且計算成本低。Liu et al.(2024)比較了傳統的 NWP 模式和 5 個 AIWP 模式之颱風路徑預報技術，該研究指出 NWP 模式在預報起始時間的預報表現較佳，但隨著預測時間的增加，部分 AIWP 模式的表現已趨近或甚至超越傳統 NWP 模式。然而，無論是傳統 NWP 或最新的 AIWP，目前皆無法提供完美無誤差的預報。

颱風路徑預報誤差對於台灣陸地風力的估計可能產生明顯影響。颱風路徑預報技術在近 20 年雖然已有明顯改進，但仍非完美無誤差，因此各國預報單位嘗試推估路徑預報之不確定性或可能誤差範圍，例如：美國颶風預報中心(NHC)之 Cone of Uncertainty (CoU)，以及中央氣象署之路徑潛勢範圍(Potential Track Area; PTA)。以美國為例，CoU 除了反映颶風預報的可能誤差範圍之外，亦為防災單位評估居民撤離範圍的主要考慮因子之一。如果撤離範圍過大，可能導致不必要的疏散與經濟損失；如果撤離範圍過小，可能導致居民無法即時疏散、造成重大傷亡。綜合以上敘述可知，在實際預報作業需提供預報不確定資訊或可能誤差範圍供防救災相關單位參考，以降低預報誤差所帶來的風險。

颱風路徑預報不確定性的相關產品及估計方法，目前主要可分為以下 2 類：(1)路徑潛勢範

圍(PTA)：CWA 利用近年的官方路徑預報誤差，進行誤差排序或機率函數擬合，再計算指定累積機率（例如：70%）所對應的距離誤差，藉此估計官方路徑預報的不確定性半徑範圍；(2)路徑侵襲機率(POS)或颱風風速機率(WSP)：DeMaria et al.(2009)、蔡孝忠等人(2011)使用蒙地卡羅法(Monte Carlo Method)估計颱風路徑侵襲機率。先以隨機抽樣的方式抽取歷史預報誤差，再將隨機抽樣之預報誤差疊加至原始預報路徑，以客觀估計颱風路徑預報的可能誤差，並保留官方路徑預報的原始特性。WSP 則是基於 POS 的架構，進一步考慮颱風暴風圈大小、颱風強度...等，以估計颱風暴風圈侵襲機率。

然而，受限於颱風預報路徑的樣本數量，颱風預報誤差之估計不易再考慮其他可能影響因子，例如：大尺度環境因子、颱風移動速度、移動角度...等。

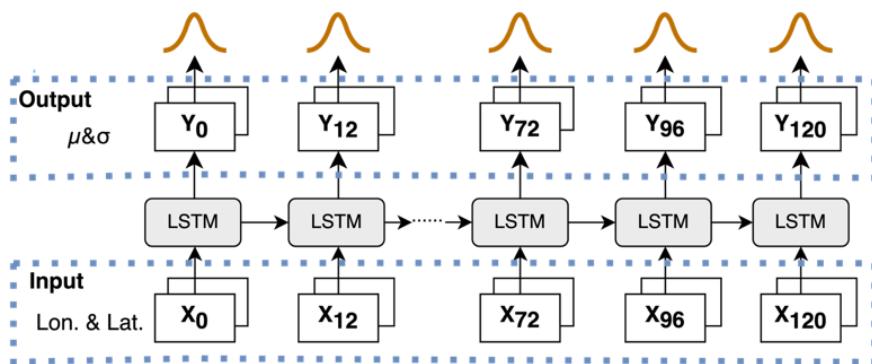
## 2. 研究方法與討論

本研究採用 CWA 官方颱風路徑預報(CWA\_OFCL)、歐洲中期天氣預報中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts ; ECMWF)之決定性預報(簡稱 EC-DETE)及系集預報模式平均(簡稱 EC-MEAN)、美國國家環境預報中心(National Centers for Environmental Prediction; NCEP)之決定性預報(簡稱 NC-DETE)及系集預報模式平均(簡稱 NC-MEAN)，評估利用 AI 方法估計颱風路徑預報不確定性範圍之可行性。以 CWA\_OFCL、EC-DETE、EC-MEAN、NC-DETE、NC-MEAN 做為模型輸入資料；模型訓練的參考資料則是採用 CWA 之颱風中心定位資料。颱風路徑預報須至少持續 72 小時，最長為 120 小時。預報時間固定為 0、12、24、36、48、72、96、120 小時。若 96 或 120 小時無預報資料，則以無效值替代(例如：-9999)。經彙整後，本研究共

計採用 85 個颱風、687 次預報。研究資料依照颱風名稱以隨機抽樣的方式分成 30% 和 70% 兩組。其中，30% 的樣本保留為模式 Testing 資料，其中 70% 的樣本，再隨機分為 70% 的 Training 和 30% 的 Validation，做為模式訓練及驗證之用。本研究使用的 Training、Validation 及 Testing 資料的颱風預報次數分別為 338 次、143 次、206 次。

## 2.1 研究方法

本研究採用具備的遞迴式神經網路(Recurrent Neural Network；RNN)架構之 LSTM(Long Short-Term Memory)，利用 RNN 可處理序列資料(sequential data)的特性，進行颱風路徑預報之不確定性估計，模型架構如圖一所示。模型的輸入資料為颱風路徑經緯度座標，輸出資料為機率分布之平均值(Mean)及標準偏差(Standard Deviation；STD)，藉以估計颱風路徑預報之預報區間(Prediction Interval；PI)或不確定性範圍，最後再配合觀測路徑以評估 PI 涵蓋範圍合理性，期望藉由 RNN 所估計的 PI 範圍可反映不同情境之下的預報不確定性。



圖一：預測颱風路徑 PI 的 Many-to-Many 模型架構圖

模型訓練所採用之損失函數(Loss Function)為負對數概似損失(Negative Log-Likelihood Loss；NLL Loss)。NLL Loss 適用於機率預報模型，採用最大概似估計(Maximum Likelihood Estimation；MLE)的概念，其中，n 為資料樣本數， $x_i$  代表第 i 筆輸入資料， $y_i$  為預測值。 $P(y_i|x_i)$  為條件機率，代表在給定  $x_i$  的情況下，模型預報輸出為  $y_i$  的機率，計算方式如下：

$$NLL\ Loss = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log P(y_i|x_i) \quad (1)$$

將模型預報輸出( $y_i$ ) 假設為常態分佈，最後，本研究將模型估計之 STD 進一步整合為預報不確定性半徑(R；亦即 PI)，其中， $\sigma_{lon}$  和  $\sigma_{lat}$  分別為經度和緯度座標估計值之 STD：

$$R = \sqrt{(\sigma_{lon})^2 + (\sigma_{lat})^2} \quad (2)$$

## 2.2 結果與討論

表 1 為本研究之模型測試統整表。Model-1 與 Model-2 之預報時間長度皆為 72 小時；Model-1 之模型輸入資料為 CWA\_OFCL，Model-2 則是以 CWA\_OFCL 及四種 NWP 模式做為模型輸入。在此基礎上，進一步將預報時間延長至 120 小時，以 CWA\_OFCL 加上四種 NWP 模式資料做為模型輸入，並定義為 Model-3。

表一：本研究之模型測試統整表

| 名稱      | 輸入資料                     | 時間長度  |
|---------|--------------------------|-------|
| Model-1 | CWA_OFCL                 | 72 小時 |
| Model-2 | CWA_OFCL+EC-DETE+EC-MEAN |       |

|         |                  |        |
|---------|------------------|--------|
| Model-3 | +NC-DETE+NC-MEAN | 120 小時 |
|---------|------------------|--------|

Model-1 以 CWA\_OFCL 做為模型輸入，輸出資料為預報不確定性範圍。測試結果顯示，CWA\_OFCL 及 Model-1 在相鄰時間的距離預報誤差皆具有線性關係(表二)，相關係數落於 0.44 至 0.92 之間，表示距離誤差具有中度至高度的正相關，具有時間上的連續性。

利用成對樣本 t 檢定(Paired-Sample t-Test)，確認 Model-1 與 CWA\_OFCL 之預報結果是否有顯著差異或改善。檢定結果顯示，雖然 Model-1 之平均距離誤差可低於 CWA\_OFCL 原始預報，但在多數狀況的改進並不明顯，需進一步估計 Model-1 之預報不確定性範圍。

表二：CWA\_OFCL 及 Model-1 於相鄰預報時間之誤差相關係數

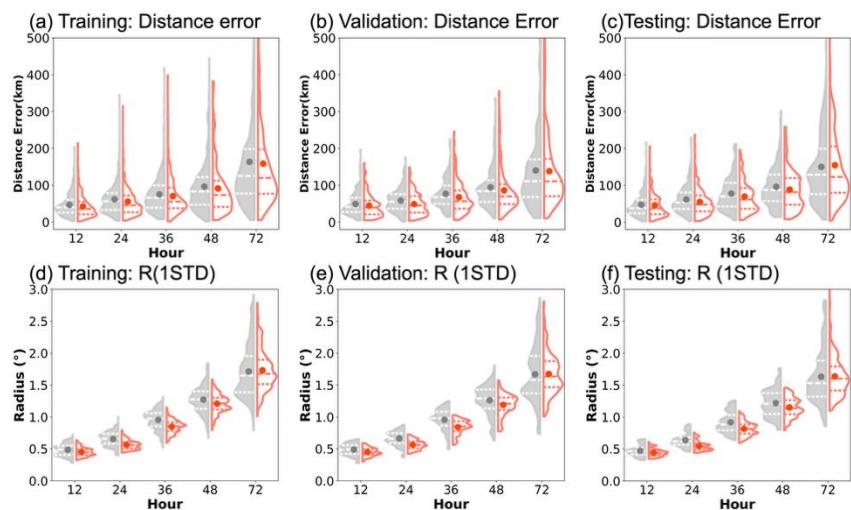
| Tau1 | Tau2 | Training |         | Validation |         | Testing  |         |
|------|------|----------|---------|------------|---------|----------|---------|
|      |      | CWA_OFCL | Model-1 | CWA_OFCL   | Model-1 | CWA_OFCL | Model-1 |
| 12   | 24   | 0.58     | 0.54    | 0.52       | 0.44    | 0.75     | 0.68    |
| 24   | 36   | 0.75     | 0.68    | 0.71       | 0.61    | 0.88     | 0.86    |
| 36   | 48   | 0.82     | 0.80    | 0.80       | 0.72    | 0.92     | 0.91    |
| 48   | 72   | 0.73     | 0.70    | 0.60       | 0.61    | 0.86     | 0.84    |

Model-1 之輸入資料僅考慮 CWA\_OFCL，若再額外納入 4 種 NWP 模式(EC-DETE、EC-MEAN、NC-DETE 和 NC-MEAN)，稱為 Model-2。Model-2 和 Model-1 之差異顯著性檢定結果顯示，額外考慮 NWP 模式可降低距離預報誤差。隨著時間的增加，距離誤差增加，不確定性半徑變大。此外，Model-2 除了距離誤差較小之外，不確定性半徑較小。

本研究進一步將預報時間延長至 120 小時(表 1 之 Model 3)，Model-2 與 Model-3 之成對樣

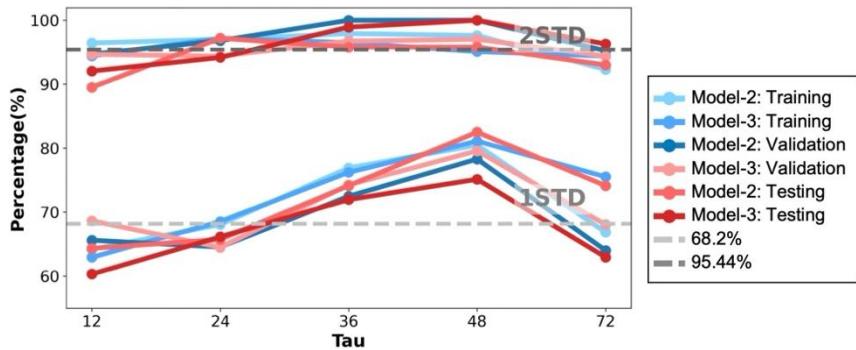
本 t 檢定之分析結果顯示，距離預報誤差、不確定性半徑之差異多為”顯著”。圖 3 顯示兩個模型距離誤差分佈改變不明顯，但 Model 3 平均值和中位數多為下降；Model-3 之半徑分佈較 Model-2 集中，平均值和中位數在 12-48 小時下降，但在 72 小時增加。結果顯示延長至 120 小時之後，有助於 0-72 小時之颱風路徑修正，Model-3 之不確定半徑範圍亦有縮小。

圖二為颱風路徑預報誤差與 PI 比較圖，Model-2、Model-3 不確定性範圍沒有明顯差異。圖三為 PI 範圍之觀測資料涵蓋比例。由圖可知，Model-2 及 Model-3 在 1STD 的範圍內皆可以合理涵蓋  $68 \pm 10\%$  的觀測值；若半徑為 2STD，則涵蓋  $95 \pm 5\%$  的觀測值。



圖二：Model-2 及 Model-3 之路徑預報誤差與 R(1STD)比較。

(圓點：平均值；灰色：Model-2；橘色：Model-3。(a)~(c)：距離誤差；(d)~(f)：R(1STD)



圖三：Model-2 及 Model-3 預報不確定性範圍之觀測資料涵蓋比例圖。

(紅線：Model-3 Training；綠色：Model-3 Validation；藍線：Model-3 Testing；粉線：Model-2 Training；淺綠色：Model-2 Validation；淺藍線：Model-2 Testing；淺灰線：1STD 標準；深灰線：2STD 標準)

### 3. 結論

本研究採用 LSTM 估計颱風路徑預報之可能誤差範圍。研究結果顯示，在不同情境之下預報不確定性範圍也有所不同，且可以涵蓋合理比例的觀測資料，1(或 2)倍 STD 之 PI 範圍可涵蓋約  $68\pm10\%$ (或  $95\pm5\%$ )的觀測路徑資料，模式分析結果之重點說明如下：

#### (1) 方法比較：

目前颱風路徑預報之不確定性估計的產品 PTA、POS 或 WSP，若要額外考慮變數在前後時間的相關性，或增加其他參數(例如：路徑移動速度、移動角度、季節性、大尺度環境因子等)，在抽樣前可能需要再額外分組。然而，在資料樣本有限的情形下，不易再進行分類。本研究採用具有 RNN 架構之 LSTM 進行預報不確定性估計，可處理時間序列資料，且在輸入及輸出可同時考慮多個變數。

#### (2) RNN 估計之颱風路徑預報與不確定性範圍：

- a. LSTM 與 CWA\_OFCL 之路徑誤差比較：成對樣本 T 檢定結果顯示，路徑修正效果有限，因此應進一步估計預報不確定性範圍。
- b. 誤差相關性：RNN 模型可保有相鄰預報時間的誤差相關性。
- c. 是否加入 NWP 模式比較：加入 NWP 模式之後，距離誤差及 PI 半徑的差異顯著性測試皆通過，顯示額外加入 NWP 模式可有效降低距離誤差、縮小 PI 半徑範圍，且仍可涵蓋合理比例的觀測資料。
- d. 延長時間比較：模式延長至 120 小時後，距離誤差及 PI 半徑差異之顯著性測試皆通過，顯示延長至 120 小時的模型將有助於 0-72 小時之颱風路徑修正，並可進一步縮小 PI 半徑範圍。

#### 4. 參考文獻

- [1] 林芳以，“利用遞迴式神經網路改進颱風路徑預報之不確定性估計”，淡江大學水資源及環境工程學系碩士學位論文，2025 年。
- [2] 蔡孝忠、呂國臣、許乃寧、賈愛玲，“蒙地卡羅法在颱風侵襲機率估計的應用”，「大氣科學」，2011 年，第 39 卷，269-288 頁。
- [3] DeMaria, M., J. A. Knaff, et al, “A new method for estimating tropical cyclone wind speed probabilities”, Wea. Forecasting, 2009, 24, 1573–1591.
- [4] Liu, C. C., Hsu, K., Peng, M. S., et al., “Evaluation of five global AI models for predicting weather in Eastern Asia and Western Pacific. ”, npj Clim. Atmos. Sci., 2024, 7, 221.