

# 板橋探空儀之著陸點預測誤差改善與分析

楊立宇<sup>1</sup> 劉清煌<sup>2</sup> 王重傑<sup>1</sup>

國立臺灣師範大學地球科學系<sup>1</sup>  
中國文化大學大氣科學系<sup>2</sup>

## 摘要

中央氣象局近期依楊等(2020)之方法，業已於板橋測站建置即時探空儀墜落預測系統。該系統以三種不同快慢程度的落速曲線，搭配探空儀上升時測得的風場定時更新預測氣球破裂後，由當前高度開始計算而得的儀器墜落軌跡與著陸地點，並於著陸點位置為中心繪製誤差範圍，以提供可能的著陸區域資訊。若系統於高度 35,000-5,000m 間進行預測作業，於 80%信心水準下，三種落速曲線以慢至快的平均最大誤差分別約為 15.31km、8.00km、7.59km，在作業上極有參考價值。但由於探空儀墜落時的風場與上升時不盡相同，且探空儀之垂直落速有很大的不確定性，使得實際落點與預測位置仍有些差異。本研究以改善預測誤差為目標，試圖找尋可能方法並分析其中的原因。

本研究以 2016-2020 年探空儀升空後墜落至 900hPa 以下仍有收取數據的案例，初步分析探空儀落速與大氣參數之間的相關性，結果顯示各大氣參數與落速之相關性不高。故本研究使用聚類分析，以分類法試圖得到落速曲線形狀之基本類型，並且透過類神經網路訓練，取得以各落速類別之機率，然後以加權平均方式得到落速曲線，進而計算其著陸位置與誤差。結果顯示在高度近 16,000m 以下開始預測而獲得的誤差有較明顯改善。

關鍵字：探空儀墜落軌跡預測、聚類分析、類神經網路

## 一、前言

探空儀是用以觀測高空大氣的重要工具之一，儘管科技日新月異，有不少遙測儀器與技術陸續推出與改進，探空此等直接觀測之方法仍難以被遙測技術完全取代。探空觀測於探空氣球施放之時間為開始觀測，故當觀測任務結束後，亦代表探空氣球破裂使儀器逐漸墜落，其最終落於地表時依地理位置的差異將存在不同程度之風險。以台灣為例，板橋測站因責成台北高空觀測作業，須固定於每日 00、12UTC 施放探空；然而隨時空變遷之下，現今測站周圍已成為人口稠密的都會區，無論交通、輸電網路等均屬高密度狀態。劉與黃(2015)透過擬合而得理想墜落速度與探空上升時測得之風場，發現受高層風場季節轉變影響下，由板橋測站施放的探空儀於每年 5、6、9、10 月期間易墜落至台灣本島，對北台灣民眾生活、都市運作機能易造成較大影響。鑒此，於板橋測站施放的探空，其球破裂後之墜落軌跡與著陸地點應倍受注意。

為評估板橋探空儀之墜落風險，中央氣象局近期依楊等(2020)之方法，業已於板橋測站建置完成探空儀墜落預測系統。該系統透過三條不同快慢程度的理想探空墜落速度曲線，搭配探空儀上升時所測得的風場，定時更新預測氣球破裂後，以當前高度開始計算而得出儀器的墜落軌跡與著陸地點，並於著陸點位置為中心繪製誤差範圍，以提供可能的

著陸區域資訊。該系統預測的著陸誤差範圍，是使用 2016-2018 年板橋、花蓮測站探空氣球破裂後墜落至 1,000hPa 以下仍有收取大氣數據之有懸掛降落傘的探空案例，透過模擬不同高度開始預測而得的著陸位置與實際最後一筆資料之位置相互比對，進而得出各層高度於不同信心水準程度下的最大誤差範圍。若系統於高度 35,000-5,000m 間進行預測作業，於 80%信心水準下，三種落速曲線以慢至快的平均最大誤差範圍半徑分別約為 15.31km、8.00km、7.59km，在作業上極有參考價值。但由於探空儀墜落時的風場與上升時不盡相同，且探空儀之垂直落速時常存在很大的不確定性，使實際著陸地點與預測位置仍有些許差異。

本研究以改善該系統預測誤差為目標，試圖找尋可能方法並分析其中的原因。本研究第二章將介紹資料來源與分析方法，第三章依其結果進行分析與討論，最後為綜合討論與未來工作展望。

## 二、資料與分析方法

中央氣象局於 2015 年 10 月啟用 MW41 探空系統，該系統可於球破後，仍持續收取探空墜落過程時的大氣數據。因此本研究使用 2016-2020 年期間板橋所有施放成功之探空資料，並以探空儀升空後墜落至 900hPa 仍有收取數據的探空作為研究案例(共 314 例)，於擴充統計樣本數與獲得精確著陸點

誤差之間取其平衡。

每組探空儀均掛載一小型降落傘，當探空氣球破裂後探空儀隨之墜落，降落傘會張開以終端速度下降。探空落速是由探空儀每秒在垂直方向的高度，以中差法計算而得，因探空儀高度的誤差，常有落速過大的狀況。為探討使用大氣參數預測落速的可行性，本研究將所有案例之落速平滑得到平均的垂直落速後，分析探空儀墜落速度與其同時間測得之大氣參數間之相關性。顯示無論是大氣密度、氣壓、比濕、溫度、水平風速、風場變異度等參數均與探空落速呈低度相關(圖 1)，意即以大氣參數預測探空落速的可行性不高。

本研究接下來以探空儀升空後墜落至 850hPa 仍有收取數據的探空作為研究案例(共 464 例)，透過聚類分析(Cluster Analysis)，以 K-means、K-medoids、PAM 三種切割式分類演算法試圖得到落速曲線形狀之基本類型，以及為所有案例標籤上其所屬的落速類別，將此結果以多層感知器(Multilayer perceptron, MLP)類神經網路進行訓練後，使類神經網路得以透過某一案例之落速預測其屬於各該類別的機率，並以加權平均方式得到一落速曲線作為決定性預報，進而計算其著陸位置與誤差。在聚類分析之前，本研究將原先落速進行非線性擬合而取得落速線最基本之曲線形狀，並透過主成分分析降低欲輸入分析之資訊量，此等前處理步驟均有利機器於聚類分析時較能掌握落速特徵(Giraud, 2014)。為使即時預測時，能透過當前探空儀墜落時採集之一段已知落速即獲知該探空儀的落速曲線，本研究將每個研究案例的所有落速數據，以每 3,000m 剪切成一落速片段作為輸入值(輸入 6 個落速值與其對應高度)，並以該案例所屬落速類別作為輸出值，以此訓練並測試類神經網路。

### 三、結果分析

本研究將落速進行非線性擬合、主成分分析後，將高度 1,750-18,250m 之間存有數據之案例取其前 9 個特徵值(累積可解釋變異量超過 98%)，以不同聚類演算法、聚類數得出共 30 種結果後，取得各結果中所有類別的落速平均線與其所屬案例之間的誤差信賴區間並將之逐一平均，以找尋聚類分析的最佳解(圖 2)。結果顯示，透過 K-medoids 將所有案例分類為 15 類的效果最佳，但可見其各類別之平均落速線之間，有若干個類別彼此相似度較高(圖 3a)，此是受 K-medoids 於劃分資料時將原屬一群的資料切分為若干分類而導致，故再透過相關性分析將過於相似的類別主觀合併，最終產出共 10 類落速線類別(圖 3b)，並用於後續類神經網路學習。

為得知此模式預測著陸地點的能力，本研究將模式輸出各落速類別的機率，以加權平均法得到一條落速曲線並將之平移至當前落速的位置作為決定

性預報，以此統計於不同高度時預測其著陸位置與實際的誤差，並與以楊等(2020)方法中的中速落速取得的誤差相互比對。二者方法均使用 2016-2020 年球破後墜落至 900hPa 以下仍有收取數據的板橋探空作為研究案例，以確保其結果僅受方法差別而影響。結果顯示(圖 4)，於高度 16,000m 以下開始預測者誤差有明顯改善之情況，若以信心水準 80%而論，於高度 15,000-5,000m 區間內開始預測之平均最大誤差範圍半徑自原約 4.15km 降至約 2.93km，且信心水準較高者改善程度甚至可達 4km；高度 16,000m 以上開始預測者則未有明顯改善，其誤差甚至較楊等(2020)方法大，且開始預測之高度愈高者有相差愈大的情況。

上述之結果，若檢視各案例的預測落速曲線與各類別之平均落速線，可見後者所有落速之線型仍多數有相似之處(某些差別僅為線型曲率有所不同)，導致前者的落速線型時常過於單一而少有變化，使預報落速線與實際之線型仍有一定程度的差距。除此之外，因落速變化多端且存有一定的不確定性(如降落傘開傘的情況)，使模式在較高層開始預測時，實際與預測落速線之差距不確定性較大而未能改善誤差範圍；不過在較低層時其不確定性較小，因而改善誤差範圍。

### 四、結論

本研究透過聚類演算法後行主觀合併，將 2016-2020 年板橋探空落速分類為 10 種較為常見的落速曲線類別，並將此結果用以訓練類神經網路，其輸出之各類別機率當作加權平均之權重進而得到一條落速曲線，最終以此作為預報並統計其預測著陸地點的能力。若與楊等(2020)方法相比，可見於高度 16,000m 以下開始預測時的誤差可獲得較良好改善，顯示在實際探空墜落預測時，其當前高度於 16,000m 以下者即可使用本研究方法進行預測，以獲取誤差範圍較小之預測結果；若其當前高度仍於 16,000m 以上者，可繼續延用楊等(2020)方法進行預測。

於本研究中，可發現探空儀墜落時的不確定因素(如降落傘開傘狀況)易於主宰探空儀落速大小，此種不確定因素對探空墜落預測之影響甚大，且此因素亦過於隨機而難以忽視。本研究日後將針對此部分進行詳細分析，試圖探討影響降落傘的可能因素，以找尋其解決方法。

當前預測探空墜落軌跡、著陸地點均使用探空儀上升時測得的風場。考量在實際應用時須盡早得知著陸相關資訊以利預警，本研究認為可結合高解析度模式(如 CReSS)模擬之風場，於探空施放前即獲知其任務結束後的著陸地點，亦可透過模式輸出的風場試圖得知較精準的墜落預測結果。

## 五、參考文獻

劉清煌、黃紹欽，2015：“板橋、花蓮探空軌跡分析”，104 天氣分析與預報研討會  
 楊立宇、劉清煌、洪甄聲、游志淇、溫嘉玉，

2020：“板橋探空儀之落點分析與預測”，109 天氣分析與預報研討會

Giraud, C., 2014: Introduction to High-Dimensional Statistics, Chapter 1.2.1, CRC Press, Florida, 3-6.

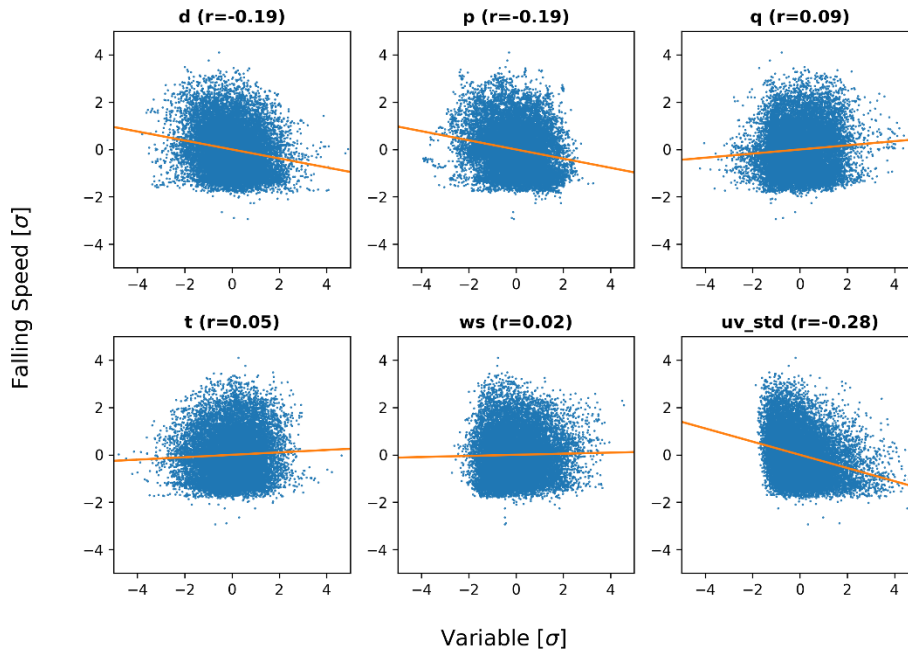


圖 1：各大氣參數與探空落速間之相關性與分布。d 為大氣密度、p 為氣壓、q 為比濕、t 為溫度、ws 為水平風速、uv\_std 為水平風場變異度(垂直風切。公式為  $S.D.(u)+S.D.(v)$ 。S.D.為標準差)。各參數與落速之單位均為標準差。

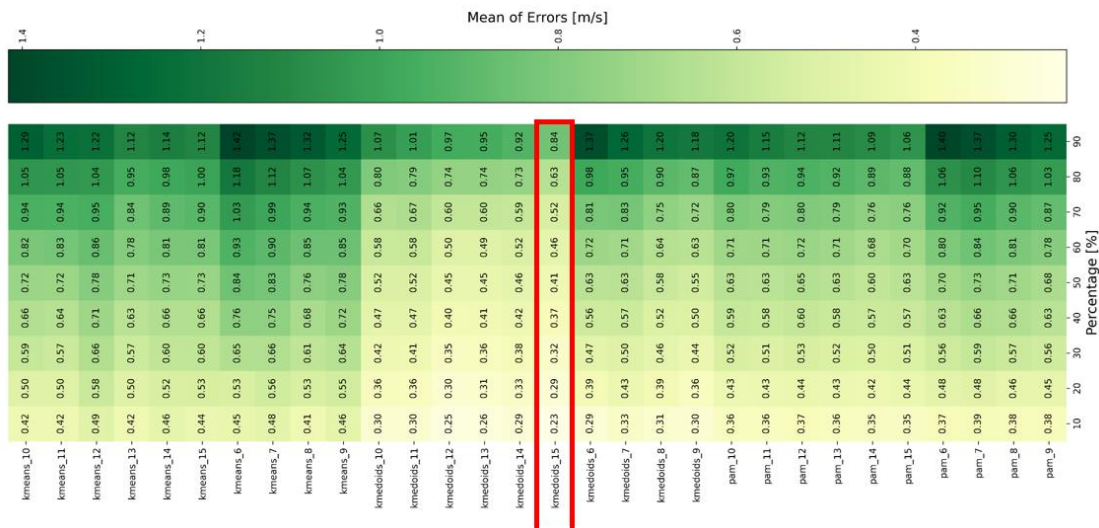


圖 2：各聚類策略內所有落速類別平均線與所屬案例落速線間之平均誤差信賴區間。X 軸為各聚類策略之名稱(命名規則為「演算法名稱\_聚類數」)，Y 軸為信心水準。

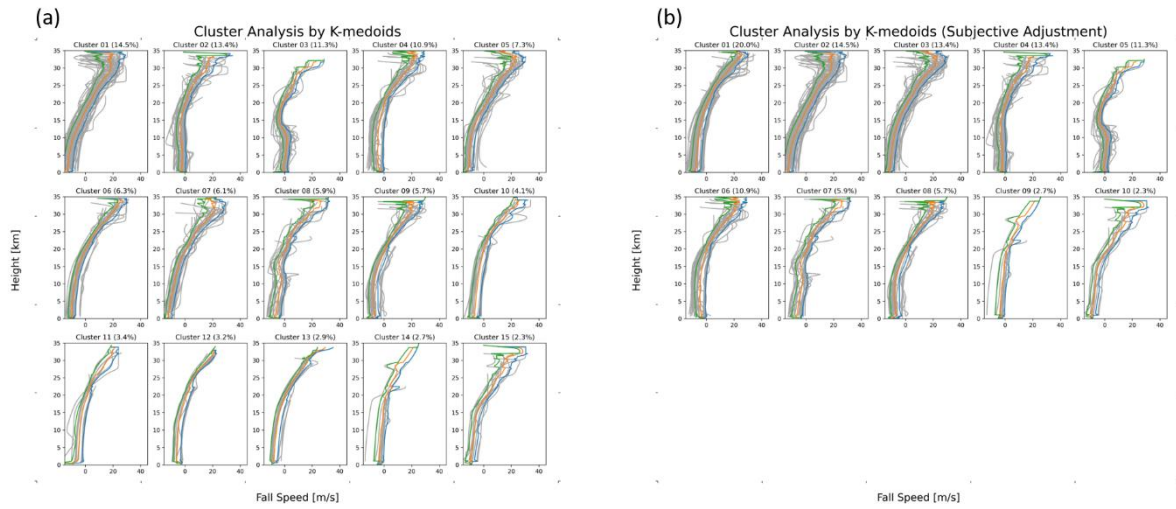


圖 3：(a)為 K-medoids 於聚類數(K)設定為 15 時的各落速類別分布狀況、(b)為經合併後的各落速類別分布狀況。圖中橘線為該落速類別之平均線，藍線、綠線分別為平均線加、減一標準差的落速線，灰線為該類別之所屬案例落速線。

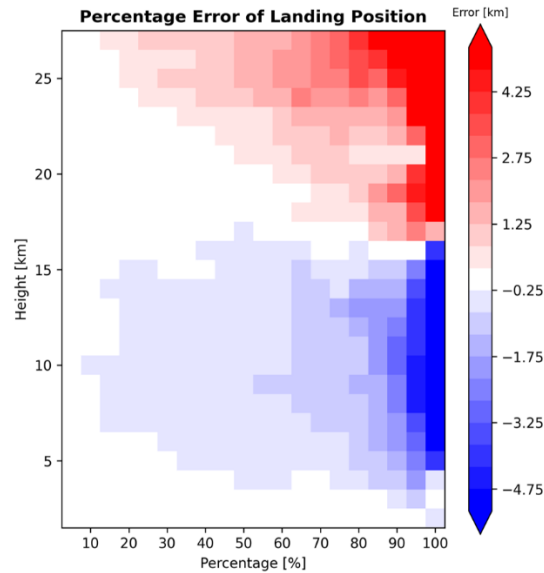


圖 4：決定性落速預報與楊等(2020)方法於不同高度下開始預測之著陸位置誤差，均轉換為不同信心水準下的最大誤差值後二者相減之分布。X 軸為信心水準、Y 軸為開始預測著陸點之起始高度、色階為二者方法結果之差距。

# Improvement and Analysis of Error of Banchiao Sounding Landing Locations Prediction

Li-Yu Yang<sup>1</sup>, Ching-Hwang Liu<sup>2</sup>, Chung-Chieh Wang<sup>1</sup>

Department of Earth Sciences, National Taiwan Normal University<sup>1</sup>,

Department of Atmospheric Sciences, Chinese Culture University<sup>2</sup>

## Abstract

The Central Weather Bureau has recently established a real-time radiosonde falling track prediction system at the Banchiao station based on Yang et al. (2020). The system uses three falling speed curves with different speeds, used with the wind field measured when the radiosonde rises, to predict the its falling trajectory and landing point calculated from the current altitude if the balloon ruptures. If the system forecasts at an altitude from 35,000 to 5,000m, at an 80% confidence level, the average maximum errors of the three falling speed curves from slow to fast will be about 15.31km, 8.00km, and 7.59km, respectively. It provides valuable information for operation. However, because the downsonde wind field is different from the upsonde, and the falling speed of the radiosonde has great uncertainty, there is still some difference between the actual landing point and the predicted position.

The purpose of this study is to improve the prediction accuracy.

In this study, the data collected from the radiosonde fell back to below 900hPa from 2016 to 2020. The analysis has shown that the correlation between the radiosonde's falling speed and atmospheric parameters is very low. Therefore, this study uses cluster analysis to obtain the basic types of falling speed curve shapes, and through neural network training to obtain the probability of each mode, and then use the weighted average method to obtain the falling speed curve, and then calculate its landing position. The result has shown significantly improved the accuracy.

Key words: radiosonde falling trajectory prediction, cluster analysis, neural network