

雷達回波與氣象資料分析用於特定區域短時間尺度的 降雨預測系統

胡元禎 R07631052 生機碩一

中文摘要

本研究完成一個客製化、短時間尺度、即時且低運算要求的免費開源降雨預測系統，其中客製化則是指依據所在地 GPS 位置，短時間尺度大約在 3 小時內，也就是本研究提升空間上還有預報時間上的解析度。提高解析度與資料處理方面，中央氣象局已經提供了很完善的預報與天氣資料系統，但中央氣象局提供的預報為鄉鎮市等級，故我們選用雷達回波圖分析，提升空間上的解析度到公里級。同時，中央氣象局給的氣象預報資料大概是 3 小時為一比，我們縮減到 3 小時內。中央氣象局沒有提供絕大部分的氣象歷史資料，本研究建構即時爬蟲與下載，可以做預測也同是收集資料。低運算要求則是我們只針對特定區域做分析，期待能提昇目標區域降雨預測準確度，只使用輕便的機器學習模型與開放資料在個人電腦上做即時運算並做預報。本研究預測模型的表現在 MSE 和 MAE 上分別為 0.156 和 0.160。本研究也做到開源和開放資料，除了整個模型與預測系統開源，本研究也提供我們如何蒐集資料與我們現有資料。以利各使用者使用到達到真正的客製化與提高解析度。

關鍵字：雷達回波、降雨量預測、機器學習、open data、open source

第一章 緒論

1.1 前言

台灣位處在一個降雨量豐沛且降雨量頻繁的(副)熱帶季風氣候區，降雨除了會為我們帶來諸多不便之外，極端降雨、豪雨與颱風等災難其實也會帶來很大經濟損失。

國家災害防救科技中心的報告就指出，在極端降雨時工業、住宅和農業的土地利用區的經濟損失列為前三，其中淹水或是受影響區域大小又以農業區域為首(李，2014)。

雨災和颱風對於農作物的生產帶來最多的影響，統計 1981 年到 2010 年的不同天然災害所帶來的農業經濟損害，可以發現到颱風所帶來的災害最為主要，約佔 63.6%，降雨所帶來的災害則佔 11.7%(科技部台灣氣候科技調適服務網，2015)。

除了致災性的降雨會來顯著的破壞，平日的降雨其實也會破壞與影響生活，導致經濟損失，尤其是位在無遮蔽物的人為活動與土地利用，其中最常見的就是農業耕種上的破壞，降雨常造成曬乾中的物品嚴重受損，部分農作物生產部分過程也要避免接觸雨水。

秉持智慧農業的精神，我們認為如果能夠設計一個簡單、好用和低運算資源的即時降雨監測系統，配合自動化控制，可以有效減少農業上受到降雨的損失，像是在降雨前發出警報，讓農民有時間應變，或是預測到降雨時，對農作物提供適當的遮蔽等等，都可能可以達到減少經濟損失的效用。

1.2 研究動機

天氣預報指利用各種氣象資料，透過已知的大氣科學知識，結合電腦計算、數學模式等等，對未來特定時間與特定區域的大氣層的狀態進行預測。

天氣預報可以依序大致分成以下幾種步驟:數據收集、數值計算和展示。

數據收集:傳統上主要是透地面測站的資料，收集地面的溫度、濕度和氣壓等等資料，隨著科技進步，新型態的氣象資料加入，像是雷達回波、衛星資料和探空氣球的回傳資料。

數值計算:主要是透過收集而來的資料，套用已知的物理和數學模型，透過超級電腦運算，輸出結果並展示。

展示:主要考慮的是所針對的目標使用者，而做出不同程度的調整與變化，常見的像是:農林漁業氣象、航空氣象和公眾氣象等等，不同的目標族群，呈現資料、呈現方法與傳遞媒介都大不相同。以漁業氣象為例，呈現資料主要就會把重點擺在潮汐、海上風速、海上風浪等等。如以農業氣象為例，呈現資料的重點可能是致災性的降雨、颱風資訊、焚風資訊等等。

降雨預報為諸多種天氣預報中的主要項目之一，主要預測未來特定時間與特定區域的單位時間降雨量與降雨機率。

雷達回波圖的判讀為非常常見的降雨預測方法，因為其特色為全台灣各地都可以有雷達回波讀值，也就代表其空間解析度高，但是非專業人士判讀上有難度，即時的自動判讀的開源軟體也不易見。中央氣象局雖然也有利用雷達回波和各種氣象參數做分析並提供預報，但就是沒有客製化、解析度較低也無釋出的軟體等等。

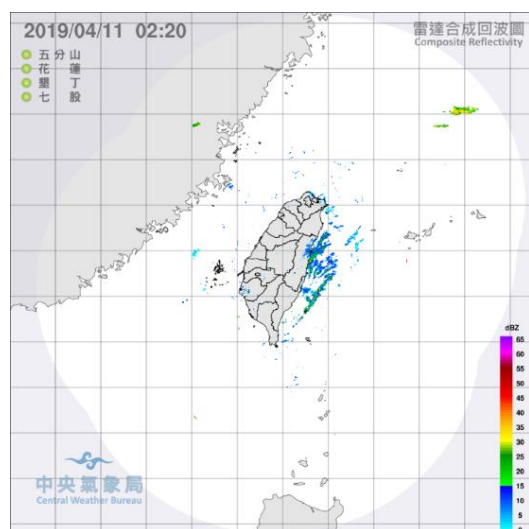


圖 1.1 雷達回波示意圖，圖片來源:
(中央氣象局全球資訊網, 2019)

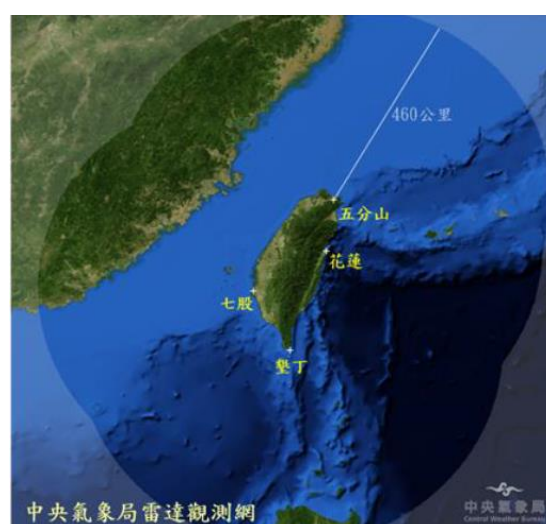


圖 1.2 台灣雷達測站分布示意圖，圖片
來源: (中央氣象局全球資訊網, 2019)

1.3 研究目的

本研究想做一個即時、客製化、短時間尺度、即時且低運算要求的降雨預測系統，其中客製化則是指依據所在地 GPS 位置，短時間尺度希望大約在 3 小時內，也就是本研究想要提升空間上還有預報時間上的解析度，低運算要求則是我們只針對特定區域做分析，期待能提昇目標區域降雨預測準確度，只使用特定方法與資料在個人電腦上做即時運算並做預報，處此之外我們也想做到開源，除了我們整個模型與預測系統釋放出原始碼，我們也會提供我們如何蒐集資料與我們現有資料，其目的是達到真正的客製化與提高解析度，讓每位使用者，都能使用這套模型，訓練出自己目標區域的雨測系統。

提高解析度:中央氣象局已經提供了很完善的預報與天氣資料系統，但中央氣象局提供的預報為鄉鎮市等級，故我們選用雷達回波圖分析，就可以提升空間上的解析度到公里級。同時，中央氣象局給的氣象預報資料大概是 3 小時為一比，我們想縮減到 3 小時內。

1.4 研究架構

本研究利用收集的資料訓練出一個專屬的大安森林公園地區的模式，也就是本研究新的預測模型，但是氣象參數做為訓練特徵，找出即時(每 10 分鐘)的溫度、濕度和雷達回波與降雨量的關係。本研究主要使用 Python 機器學習套件來做訓練，有了即時的降雨量模型後本研究開始推演到預測一小後降雨，如前面提到的本研究主要考慮的是不同高度風向來代表雲的移動。我們透過爬蟲爬下雷達回波圖與氣象資料給進模型運算，就可以知道全台灣的即時的降雨量，接著我們知道風向與風速，也就可以推估接下來一小時，偵測哪些雲有很大機會移動到我們的目標地點也就是台大，將可能的點也就是風向，扇形面積內的即時預測降雨量加總平均，得出一小時後的目標地區降雨量，完成預測，上傳網站。

第二章 文獻探討

2.1 基礎技術原理與應用

雷達回波圖的強度正相關於該位置的水滴與冰晶的量，也就代表雲的位置與量，降雨需要雲。

降雨強度相關標準簡介

世界氣象組織(WMO)觀測手冊降水強度分級：

微雨-雨量筒量不到數值，雨水不足以使地面積水者。

小雨-每小時 2.5mm 以下，最大降水強度不超過 0.3mm/6 分鐘。

中雨-每小時 2.6mm-8mm，最大降水強度不超過 0.8mm/6 分鐘。

大雨-每小時雨量超過 8mm 或超過 0.8mm/6 分鐘。

(World Meteorological Organization, 2019)

台灣中央氣象局定義：

“1.大雨(heavy rain)：

指 24 小時累積雨量達 80 毫米以上，或時雨量達 40 毫米以上之降雨現象。

2.豪雨(extremely heavy rain)：

指 24 小時累積雨量達 200 毫米以上，或 3 小時累積雨量達 100 毫米以上之降雨現象。

若 24 小時累積雨量達 350 毫米以上稱之為大豪雨(torrential rain)。

24 小時累積雨量達 500 毫米以上稱之為超大豪雨(extremely torrential rain)。”

節錄自中央氣象局網站(中央氣象局全球資訊網, 2019)

2.2 應用技術領域發展

其中預報方法我們是透過比較前人研究中常使用的方法，研究指出雷達回波強度可以指示出該地的降雨量，其關係式就為 Z-R 關係式，Z 為雷達回波強度，R 為單位時間降雨量，我們的預報系統多加入了不同高度的風向，風速來進行雲的移動預判，因為在水平向雲的移動速度基本上可以當作與雲所在高度一樣，本研究也同時加入溫度濕度等特徵來訓練，希望能提升我們自己的 Z-R 關係式準確度。

表 2.1 A List of different methods for precipitation forecasting by weather radar

Method	Research weather type	Reference
Z-R relation	Italy	(Alfieri et al., 2010)
Z-R relation	Poland, Warsaw	(Licznar et al., 2016)
Z-R relation	Florida	(Crossan et al., 1996)
Z-R relation	Hurricane	(Jorgensen et al., 1982)
Z-R relation	Catastrophic rainfall	(Chuang et al., 2018)
Data mining	Oxford	(Kusiak et al., 2013)
Kernel based	Swiss Alps	(Foresti et al., 2012)

除此之外我們從文獻也可以得知，降雨量預測十分困難與複雜，每個地區、季節與多種參數都會影響，我們聚焦在台大周邊，建立我們台大地區專屬模型，以期可以提升準確度。

2.3 研究分析方法與系統介紹

本研究的模型預測表現評估主要可以分為兩部份，分別為本研究的即時模型和整體的模型，兩者皆為回歸的模型，以回歸相關的指標做為表現分析。

2.4 本研究技術相關

除了前面提到的 Z-R 關係式，本研究新增了依風向風速來做雲雨帶的移動判斷，以達到預報的功能，雲的水平向移動速度，約等於其所在高度的風速，大氣科學中常用等壓面進行高度表示，以台灣附近為例，高度與等壓面的關係如表 2.2，針對 500hPa 等壓面高度以下為參考，高度過高的雲不易導致降雨。

表 2.2 高度與等壓面對照表

高度(m)	氣壓(hPa)
5000	500
3000	700
1500	850

第三章 研究方法

首先本研究利用收集的資料訓練出一個專屬的台大地區的模型，也就是本研究新的 Z-R 關係式，但是多了溫度與濕度作為特徵，找出即時(每 10 分鐘)的溫度、濕度和雷達回波與降雨量的關係。本研究主要使用 Scikit learn 的 SVR 套件來做訓練，與過去的研究比對主要是過去為單一特徵線性回歸出降雨量結果，我們使用三特徵非線性回歸出降雨量。

有了即時的降雨量模型後我們開始預測一小候降雨，如前面提到的我們主要考慮的是不同高度風向來代表雲的移動。我們透過爬蟲爬下雷達回波圖與氣象資料給進模型運算，我們就可以知道全台灣的即時的降雨量，接著我們知道風向與風速，我們就可以推估接下來一小時，那些雲有很大機會移動到我們的目標地點也就是台大，將可能的點也就是風向，扇形面積內的即時預測降雨量加總平均，得出一小時後的目標地區降雨量，完成預測，上傳網站。

3.1 氣象資料來源與資料收集

氣象雷達回波圖中央氣象局有提供即時每 10 分鐘的資料，但是無提供過去歷史資料，我們透過爬蟲持續收集資料作分析與預報。地面的氣象資料也是透過爬蟲獲得即時的資料，但是舊資料中央氣象局有提供，以利我們訓練。其中地面的氣象資料可分為兩種，一種為中央氣象局署氣象測站，另一種為自動氣象測站，中央氣象局署氣象測站每 10 分鐘提供一筆資料，自動氣象站每 1 小時提供一筆資料，由於我們的希望做短時間尺度 3 小時的降雨預測系統，故我們選擇使用解析度較高的中央氣象局署氣象測站的資料。高空天氣資料則有中央氣象局提供的 3 小時一筆的數值模式資料。

3.2 研究區域

本研究主要研究區域為大安森林公園周邊，故本研究選用在大安森林內的中央氣象局局署氣象測站，也就是大安森林公園測站做為氣象資料來源。雷達回波則是依據大安森林公園的 GPS 位置，對應到雷達回波結果的相對應格點。

3.3 氣象訓練資料特徵選擇

如同文獻探討提到了，前人已經做過雷達回波和雨量相關性研究，我們想嘗試增加不同的氣象參數進行訓練，期待能提昇我們的準確度，我們最終選擇溫度、濕度、雷達回波，參數的選擇主要限制為中央氣象局的開放資料，本研究因為希望達到即時預測與開源，所選用的資料全部皆為中央氣象局的開放資料且有即時提供。

3.4 收集資料工具

如同 3.1 提到的，中央氣象局並沒有提供完整的歷史氣象資料系統，故我們需要不間斷的一直收集資料，尤其是雷達回波資料，因為 2D 的雷達回波資料一天就要 1GB，統整起來為非常龐大的資料庫，不像其他的氣象參數，可能還有機會從非官方的管道獲得片面數據。

我們使用 Python 進行爬蟲，主要使用的套件是 Request, BeautifulSoup 和 Selenium，主要流程是從中央氣象局開放平台下載中央氣象局的雷達回波檔案，透過程式判讀確認其檔案說明內的發報時間，確保不會有錯誤資料、延遲、錯誤資料等等發生，接著從中央氣象局的鄉鎮市預報或去地面氣象資訊，最後從中央氣象局的高空數值模式獲得 500hPa 和 850hPa 等高面的風和風速。

3.5 模型訓練演算法與工具:

這部份我們主要使用 Python Scikit-learn 套件中的 SVR(kernel 為 rbf) 來做訓練，主要是調整 C、gamma、epsilon，三種參數，使同樣為 Scikit-learn 中的 GridSearchCV 對各種可能結果進行訓練與模型挑選，其中使用 5 fold cross-validation 進行評估。

選擇 SVR (kernel 為 rbf)的主要原因是有四，首先我們資料量不到 10^6 ，我們認為 SGD 不適合，在缺乏足夠的 Domain knowledge 情況下，我們認為所有的 feature 重要性接近，我們也就不使用 Lasso 或是 ElasticNet，所以我們就直接挑選了 SVR (kernel 為 rbf)，再來就是因為我們的最終目的希望開源後，大家都能方便、快速且有效率使用，Scikit-learn SVR 為廣為人知、使用度高且文件齊全的套件，符合需求，不選擇使用 CNN (Convolution Neural Network)或是 Deep learning 來進行訓練主要也是考量到效率，以及我們的訓練資料全是即時收集來的，無歷史資料所以當資料量不夠時，Deep learning 中的節點可能學不到東西，而 CNN 也較適用特徵與特徵之間有特定關係，或是時間序列。

3.6 雲雨帶移動與演算法與工具:

其中關於雲的移動預測，因為我們不能有效評估雲高，所以關於上述的風向風速，我們是考慮先將不同高度都先爬蟲爬下來，都丟給模型，跑出不同高度的結果，本研究分別使用了 500hPa 等壓面、850hPa 等壓面和地面的風向及風速資料，其中 500hPa 和 850hPa，分別代表中層大氣與低層大氣，高層的文獻指出不太會下雨，所以不考慮。

文獻指出關於風向與雲的移動速度在水平向可以當作一樣，故我們是直接使用風向風速當作雲的移動速度。

3.7 展示網站功能簡介

本研究預測模型結果展示網站前端主要是透過 React.js 來開發，而網站後端則是用 Node.js 和 Python，資料庫則是用 MongoDB。

透過 model 計算出大安森林公園地區降雨機率的結果，然後將結果上傳到 MongoDB。之後再由 Node.js 的後端去 MongoDB 抓資料下來，送到 React.js 的前端。

React.js 又名 React 或是 ReactJS，為一免費開源的 JavaScript 函式庫，其主要功能為實踐使用者介面，由 Facebook 軟體工程師 Jordan Walke 開發，目前主要由 Facebook、Instagram 和民間私人開發社群維護。React.js 主要優點：React.js 讓使用者有更佳的體驗，開發者也較方便開發，同時程式碼運行較省時有效率，且程式碼穩定，也如同前文提到的它是由 Facebook 維護的開源軟體，所以完全免費且有完整的開發社群，同時也持續開發進步中。React.js 主要缺點：React.js 的演進速度快，不易跟上，且釋出的工具說文獻較不清楚。

Node.js 為可以在伺服器端運行的 JavaScript 的開放原始碼，其主要功能為提供跨平台 JavaScript 執行環境。現由 Node.js 基金會維護。Node.js 主要優點：開發社群與相容程式龐大多元，程式碼穩定且簡便。Node.js 主要缺點：計算瓶頸無法負擔單一運算量龐大的運算，唯有在近年逐步改善此一問題。

NoSQL 為一統稱，泛指不同於傳統的[關聯式資料庫](#)的[資料庫管理系統](#)，而我們選用 MongoDB 作為資料庫。NoSQL 主要優點：彈性、效率高、經濟且能有效儲存大量資料。NoSQL 主要缺點：相對不穩定且支援程式較少。

Heroku 為一雲平台服務，提供網站代管服務，Heroku 主要優點：容易使用且乾淨，程式碼好維護。Heroku 主要缺點：尚無完整支援各式語言與架構，部份付費功能價錢較 AWS 高。

3.8 分析系統與方法建立

本研究利用從中央氣象局收集的資料訓練出一個專屬的大安森林公園地區的模型，也就是本研究對雲雨帶及時降雨預測的模型，以雷達回波值、溫度與濕度作為特徵，找出即時(每 10 分鐘)的溫度、濕度和雷達回波與降雨量的關係。本研究主要使用 Support Vector Regression 來做回歸訓練，並與過去只使用雷達回波預測降雨量的模型做比對。

有了即時的降雨量預測模型後本研究開始預測降雨，如前面提到的我們主要考慮的是不同高度風向來代表雲的移動。我們透過爬蟲爬下雷達回波圖與氣象資料給進模型運算，我們就可以知道全台灣的即時的降雨量，接著我們知道風向與風速，我們就可以推估接下來一小時，那些雲有很大機會移動到我們的目標地點也就是台大，將可能的點也就是風向，扇形面積內的即時預測降雨量加總平均，得出一小時後的目標地區降雨量，完成預測，上傳網站。

3.9 訓練模型定量分析

其中因為本研究的模型選用 Regression，我們使用以下幾種指標做模型表現分析。

表 3.1 評估指標數值比較表

評估指標	指標數值與表現關係
Explained variance score	越高越好，最高與最好為 1
Mean absolute error	越小越好，最小與最好為 0
Mean squared error	越小越好，最小與最好為 0
Mean square log error	越小越好，最小與最好為 0
Median absolute error	越小越好，最小與最好為 0
R square	越小越好，越大越好，最大與最好為 1

第四章 初步結果與討論

4.1 資料收集結果

中央氣象局無提供歷史資料也限制了我們的資料量，我們從 4 月多開始收集，建置了穩定的收集資料系統與資料整理，統計至 12 月初我們共收集上萬筆有用資料，雖然我們能使用的特徵資料只能使用中央氣象局有釋出的開放資料，因為很多好用的資料都沒釋出或是要付費，不符合我的開源與開放資料的目的。中央氣象局開放的資料的品質不是很穩定，解析度低，常有掉資料、錯誤資料或儀器壞掉的情形，我們選擇直接刪除不能用的資料，而沒有選擇隨機生成補資料。

4.2 降雨預測系統

圖 4.1 為我們即時自動即時繪製出的雷達回波圖，而圖 4.2 的黃點則是我們所針對的實驗區域，也就是大安森林公園的實際位置，圖上已有放大該點。

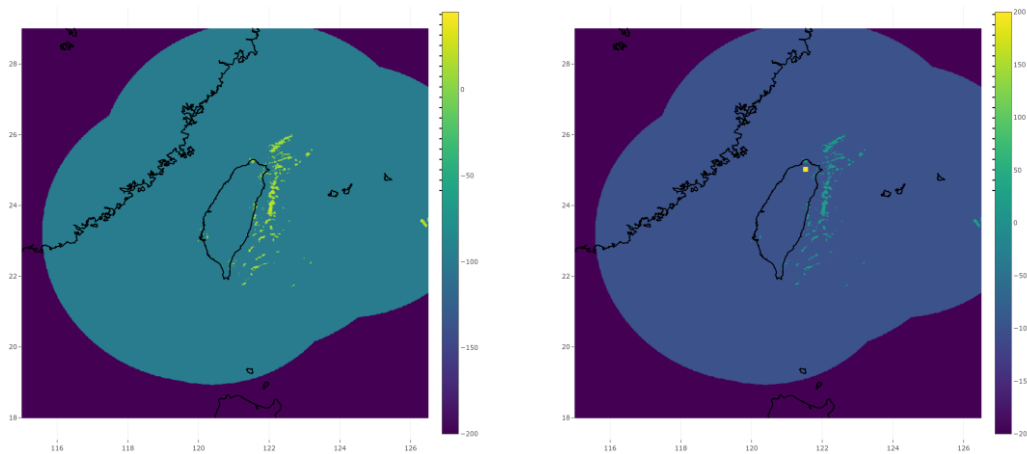


圖 4.1 自動即時繪製雷達回波圖，單位為 dBZ。

圖 4.2 雷達回波圖研究地區示意圖，圖中黃點為大安森林公園放大後。

圖 4.3 為將雷達回波圖套用我們的模型經過轉換過後的結果，其圖標單位 mm/h，也就是降雨強度，此圖和圖 4.1 為同一張雷達回波圖結果，結果如是一片黑或深藍，表示模型顯示台灣上空沒有會降雨的雲，指示出就算台灣上空有明顯的回波雨帶但經過本研究模型預測該雨帶降水量少。經過轉換後，我們考慮風向和風

速，以圖 4.4 為例，就是此時吹東北風，將東北方的 90 度扇形面積內格點做統計，加總其內部由雷達回波雨氣象資料轉換而來的降雨量預測值再求平均，做為本預測系統的最終預測值，上傳網路端。

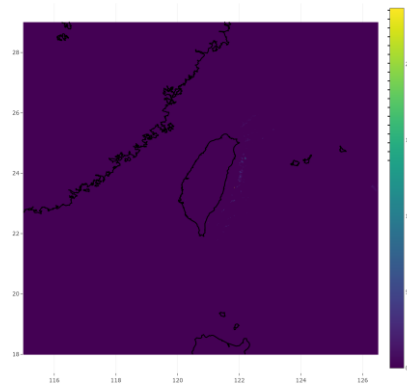


圖 4.3 雷達回波圖預測結果。
全台雨帶預測降雨量(mm/hr)(線性模型)(對上空所有的雲(回波)都做分析轉換，結果如是一片黑，表示模型顯示台灣上空無會降雨的雲)

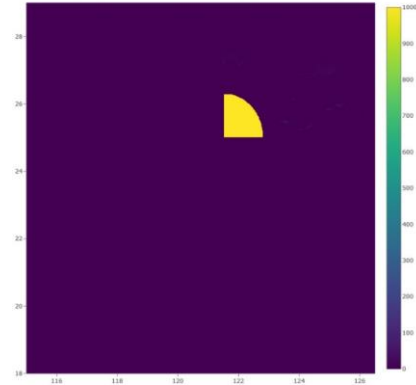


圖 4.4 風向風速示意圖，風向為東北風，加總平均東北方扇形面積的值。

圖 4.5 為本研究之網站截圖，圖 4.6 則為網站網址 QR CODE。

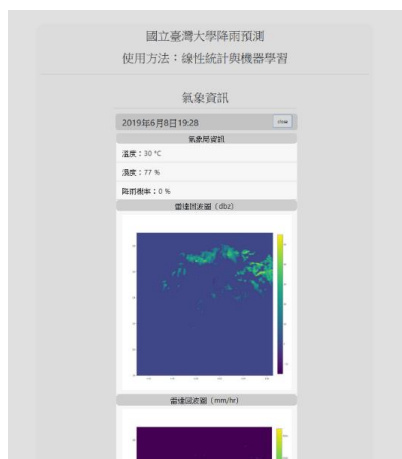


圖 4.5 呈現網站截圖
網站網址：

<https://reurl.cc/9dE4d>

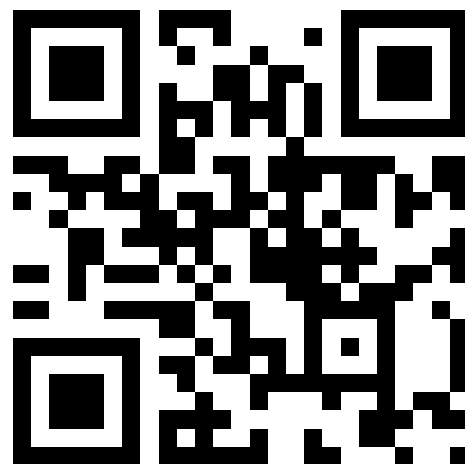


圖 4.6 呈現網站 QR CODE

4.3 預測模型定量分析結果

表 4.1 我們的模型與文獻中 Z-R 關係式跑測資比較結果，左為我們的結果，右為文獻的結果，測資為針對我們的目標區域，大安森林公園測站，所跑出的結果，我們的模型整體來說都有較好的表現，但是仍然不夠好。

表 4.1 預測模型表現比較表

Evaluation index	This research	Marshall-Palmer formula
Explained variance score	0.000	-5.92
Mean absolute error	0.160	0.334
Mean squared error	0.156	1.154
Mean square log error	0.037	0.141
Median absolute error	0.100	0.036
R square	-0.004	-6.414

第五章 初步結論與建議

5.1 結論

對於強降雨可能有較好的預測結果，因為強降雨常與大片的強雷達回波伴隨出現，較適合此一模型。

本研究的 Z-R 關係式不準確原因評估：

季節和資料量與參數不夠，我們收集的資料只有 2019 年春季跟夏季，如果能持續收集到一整年的資料，就能夠獲得更全面且四季通用的模型。

中央氣象局開放資料解析度、品質與準確性不夠高，以降雨量為例，其最小解有效單位為 0.5mm，也就是時降雨量達到 3 mm/hr，以國際氣象觀測手冊定義，此降雨量已達中雨等級，對較弱的降雨會有嚴重的失真，且可能會有嚴重的延遲。

整個預報系統不準確原因評估：

雲高不確定性導致本研究在高空與低空風速風向差異大時無法準確預估雲的移動，導致無法判斷，雨帶移動會明顯影響一地溫濕度，也就是即時降雨與雨帶移動後的降雨氣象特性差異大，如果使用一地現在溫度和濕度，再對未來移動過來的雲雨帶做預測，可能導致移動過來的雲雨帶與本地溫度差巨大，依據原有模型的设计，應該是使用雨帶的溫溼度較準確，但是解析度可類比到雷達回波圖的溫度濕度分布圖中央氣象局並未提供，再加上大氣系統複雜，考慮到雲的變形等等因素，預測本身就困難重重，沒有足夠測資，無法有效評估效能。

完成了一套即時的預測系統。

5.2 未來展望與建議

關於雲高的即時推斷，本研究發現在現有的中央氣象局開放資料中，有可能做到預估的是利用紅外線衛星雲圖，比對紅外線衛星雲圖的值，紅外線衛星雲圖中越白代表雲頂的溫度越低，也就代表雲頂相對較高，反之如果紅外線衛星雲圖

較黑，則代表雲頂溫度較高，雲頂相對較低，如能透過經驗供式轉換，則可得知實際雲頂溫度，如知道雲頂溫度再透過探空氣球回傳得知大氣垂直向的溫度分布，就可以達到推估雲頂高度的效果，有了雲頂高度後再整合進原本的預測系統，就可以更準確預測雲雨帶的移動。或是如之後中央氣象局開方 3D 的雷達回波圖完整資料，也能直接使用。

時間序列分析:本研究目前沒有考慮時間序列問題，如過能收集到更龐大的資料就可以多考慮時間序列，像是使永 CNN-LSTM 或是 LSTM 都是可能可行的辦法。

除了預測何時下雨，可以進一步做特徵增加:我們目前只有選擇溫度、濕度和雷達回波強度，我們希望之後能多使用其他開放資料一起加入訓練，像是氣壓、風速。

參考文獻

- Alfieri, L., Claps, P. and Laio, F. (2010). Time-dependent Z-R relationships for estimating rainfall fields from radar measurements. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 10(1), pp.149-158.
- Chuang, Ya-Wen, Lee, Der-He, Wu, Jian-Hong (2018) Rainfall Evaluation and Slope Disaster Management by Using Radar Reflectivity. *Journal of the Taiwan Disaster Prevention Society*, 10(2), pp.151-164
- Crosson, W., Duchon, C., Raghavan, R. and Goodman, S. (1996). Assessment of Rainfall Estimates Using a Standard Z-R Relationship and the Probability Matching Method Applied to Composite Radar Data in Central Florida. *Journal of Applied Meteorology*, 35(8), pp.1203-1219.
- Foresti, L., Kanevski, M. and Pozdnoukhov, A. (2012). Kernel-Based Mapping of Orographic Rainfall Enhancement in the Swiss Alps as Detected by Weather Radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(8), pp.2954-2967.
- Kusiak, A., Wei, X., Verma, A. and Roz, E. (2013). Modeling and Prediction of Rainfall Using Radar Reflectivity Data: A Data-Mining Approach. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(4), pp.2337-2342.
- Licznar, P. and Krajewski, W. (2016). Precipitation Type Specific Radar Reflectivity-rain Rate Relationships for Warsaw, Poland. *Acta Geophysica*, 64(5), pp.1840-1857.
- Jorgensen, D. and Willis, P. (1982). A Z-R Relationship for Hurricanes. *Journal of Applied Meteorology*, 21(3), pp.356-366.
- Sdl.ae.ntu.edu.tw. (2015). 臺灣氣候調適科技服務. [online] Available at:

http://sdl.ae.ntu.edu.tw/TaiCATS/knowledge_detail.php?id=26 [Accessed 22 Jun. 2019].

中央氣象局全球資訊網. (2019). 中央氣象局全球資訊網. [online] Available at: <https://www.cwb.gov.tw/V7/forecast/> [Accessed 26 Jun. 2019].

World Meteorological Organization. (2019). *World Meteorological Organization*. [online] Available at: <https://public.wmo.int/en> [Accessed 26 Jun. 2019].