

中華民國第四十六屆中小學科學展覽會  
作品說明書

---

國中組 生物及地球科學科

第三名

031734

Mr. AI 與颱風客-簡易人工智慧對颱風降雨量的估  
算

學校名稱：高雄縣立阿蓮國民中學

作者： 國二 高昀廷 國二 陳保圖 國二 魏好庭 國二 王聖閔	指導老師： 曹鎮 邱聘修
---	--------------------

關鍵詞：颱風、降雨量、人工智慧

# 「Mr.AI 與 颱風」 - 簡易人工智慧對颱風降雨量的估算

## 一、前言

颱風屬於熱帶性低氣壓，也是台灣地區主要的天然災害，除了強風所造成的破壞外，常常帶來豪雨，引發土石流、山洪爆發、道路坍方、嚴重積水...等相關後續問題，造成生命財產的嚴重損失，因此颱風雨量的推算，有助於做好防颱準備與因應對策，是相當重要的工作。

颱風降雨的現象相當複雜，且受到甚多因素的交互影響，因此不容易正確的估算降雨量，通常採用衛星資料、紅外線或雷達、微波資料，並配合數學計算加以推估。

## 二、研究動機

自然課本上提到：颱風是台灣的主要天然災害，卻也是重要的雨水來源之一，假如沒有它，很可能會發生乾旱，所以我們對颱風可說是「既期待、又怕受傷害」，想藉此機會找尋推估颱風降雨量的方法，但是書籍資料上的方法卻不一致，而且需要經過複雜的計算，讓我們想嘗試用幾個簡單的氣象因子推估降雨量的多寡，正巧在電視上看到了機械公敵（描述人工智慧）的影集，感到很有興趣，也因此開啟了我們研究的方向。

## 三、研究目的

- 1.找出影響颱風降雨的代表性氣象因子
- 2.探討不同颱風路徑對降雨的影響
- 3.分析不同地區的降雨量差異
- 4.以人工智慧推估降雨量的多寡

## 四、研究設備器材

- 1.中央氣象局颱風資料
- 2.電腦設備：Intel Pentium III 電腦
- 3.應用軟體：Microsoft Excel Microsoft Word

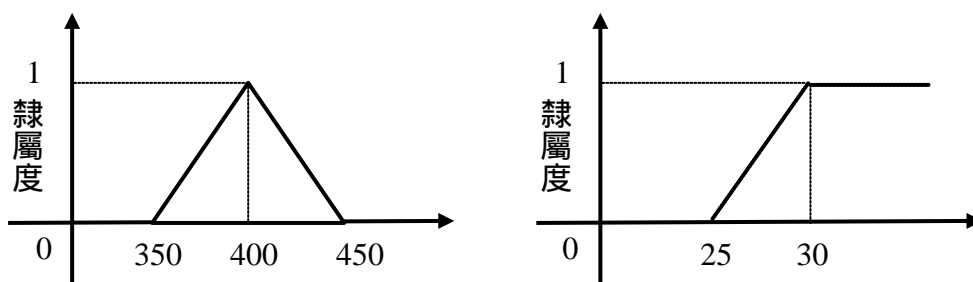
## 五、研究方法

1. 本報告分析之資料，取自中央氣象局 1950~2000 年有發佈警報的颱風資料。
2. 台灣由於地形複雜，因此即使是同一個颱風，各地測站的風速、降雨量均有顯著的局部性差異，本報告限於經費，採用北部台北測站、中部的台中測站、南部的台南、高雄測站及東部的花蓮測站的颱風降雨量資料進行分析。
3. 本報告採用容易取得的颱風中心氣壓、近中心最大風速、瞬間最大陣風、以及七級風、十級風暴風半徑等五個因子，做為颱風的代表因子，並配合颱風行進速度以及距離，建立各因子的隸屬函數，再將各因子轉換為模糊值(0~1)。
4. 建立合適的判斷矩陣，配合前人經驗，分析各因子的權重(相對重要性)。
5. 撰寫 Excel 程式，將 1950~2000 年氣象資料經過反覆測試，調整隸屬函數、權重至最佳分配(模擬自然界規律)。
6. 將 2001~2005 年的颱風降雨量進行推估，並與實際降雨量作比較驗證。
7. 重複上述方法對每年降雨量進行測試，調整至最佳狀態。

## 六、人工智慧簡介

人工智慧 (Artificial Intelligence 或簡稱 AI) 有時也稱作機器智能，是指由人工製造出來的系統所表現出來的智能，通常人工智慧是指透過普通電腦以運算方式實現的智能，進而能夠執行判斷、決策與分析等工作。人工智慧的基本計算原理是利用模糊方法，將數據資料轉換為 0~1 的模糊數值，再輸入電腦進行運算，以下簡單介紹模糊理論。

模糊理論主要之用意是將主觀性及不確定性之事物經過隸屬度的表達，將不明確之事物轉換為可運算的數字，對於「不精確」、「含糊」或資訊不充足的問題特別具有效力，亦可將人類的「概估」觀念轉換為數學方式表示。模糊集合可用 0~1 之間隸屬度函數表示之，當隸屬度為 1 時，表示其模糊預測與目標之間完全符合；當隸屬度為 0 時，表示這個模糊預測不屬於這個目標，下圖左表示接近 400 的隸屬函數，圖右表示天氣炎熱的隸屬函數。



## 七、運算過程說明

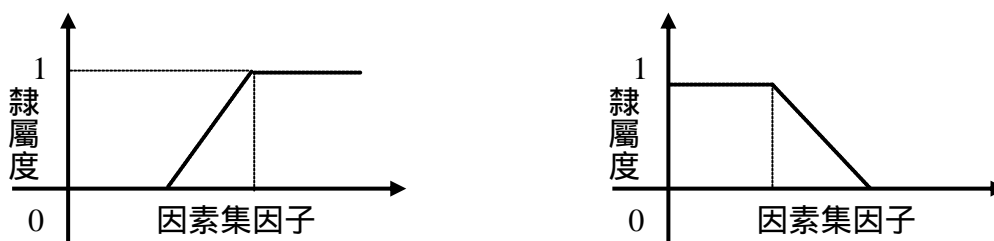
### 1. 建立因素集 $U$ :

因素集是由影響評判對象的各因子所組成的集合，各因子通常都具有某種程度的模糊性，本報告選擇對降雨量影響較大的颱風中心氣壓、近中心最大風速、瞬間最大陣風、以及七級風、十級風暴風半徑等五項氣象因子為因素集。

即 因素集  $U = [\text{中心氣壓}, \text{近中心最大風速}, \text{瞬間最大陣風}, \text{七級風暴風半徑}, \text{十級風暴風半徑}]$

### 2. 建立隸屬函數 :

隸屬函數可將因素集的因子轉換為 0~1 間的隸屬度，為簡化計算過程，本報告五項因子的隸屬函數都採用直線型，如下圖所示。



### 3. 建立權重集 $W$ :

各因素集因子在評判中具有著不一樣的重要性，為表示各因子對降雨量不同程度的影響，因此須對每一因子按其重要性給予不同的權重，且各權重總和為 1。

即 權重集  $W = [\text{中心氣壓權重}, \text{近中心最大風速權重}, \text{瞬間最大陣風權重}, \text{七級風暴風半徑權重}, \text{十級風暴風半徑權重}]$

### 4. 建立評價集 :

每個因素集因子均對降雨量有影響，本報告評價集將降雨量分為五級，即低度、中低度、中度、中高度、高度五級，再依 1~6 號颱風路徑分別建立六種不同的評價集。

### 5. 模糊綜合評判 :

單獨從一個因素進行評判，以確定評判對象對評價集的隸屬度，稱為單因素模糊評判。如對因素集第  $i$  個因子  $X_i$  進行評判，其對評價集五個元素的隸屬度為  $r_{ij}$ 。

評判結果可表示為  $\tilde{R}_i = (r_{i1}, r_{i2}, r_{i3}, r_{i4}, r_{i5})$

同理可將評價集的五個因子的隸屬度組成一個模糊矩陣為

$$\tilde{R} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & r_{14} & r_{15} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & r_{24} & r_{25} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & r_{34} & r_{35} \\ r_{41} & r_{42} & r_{43} & r_{44} & r_{45} \\ r_{51} & r_{52} & r_{53} & r_{54} & r_{55} \end{pmatrix}$$

綜合考慮所有因素之影響做出評判結果，稱為模糊綜合評判。可用每列元素之和來反應所有因素的綜合影響，但這種做法並未考慮各因素的重要程度。如果對  $r_{ij}$  施以相對的權重  $w_i$ ，則能合理反應所有因素的綜合影響，那麼綜合評判可表示為

$$\tilde{B} = \tilde{W} \circ \tilde{R}$$

$$\text{即 } \tilde{B} = (w_1 \ w_2 \ w_3 \ w_4 \ w_5) \circ \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & r_{14} & r_{15} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & r_{24} & r_{25} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & r_{34} & r_{35} \\ r_{41} & r_{42} & r_{43} & r_{44} & r_{45} \\ r_{51} & r_{52} & r_{53} & r_{54} & r_{55} \end{pmatrix} = (b_1 \ b_2 \ b_3 \ b_4 \ b_5)$$

其中  $\tilde{B} = \tilde{W} \circ \tilde{R}$  的運算法由模糊矩陣合成運算方式計算。

最後再將  $(b_1 \ b_2 \ b_3 \ b_4 \ b_5)$  分別乘以其對應評價級的降雨量後相加，

就得到模擬之降雨量，此一步驟通常稱為解模糊化。

## 6. 權重決定方法：

評判中的重要部分為因素集因子相對重要性大小的權重。常見的評價問題中的權重，一般多憑經驗主觀推測。在多數情形下主觀的判定權重多少含有客觀的成份，一定程度的反應了實際狀況，評價結果有較高的參考價值。但有時也會受到個人主觀影響，使評價結果嚴重失真，導致決策的錯誤。

本報告為求客觀，採用層次分析法對權重進行過濾、檢核處理，以盡量降低主觀成分，符合客觀事實，其詳細方法請見附錄。

## 7. 人工智能判別：

本報告目前採用基本人工智能，就是利用電腦自動反覆調整隸屬函數與評價集，將推估降雨量與實際降雨量間的誤差減到最小，此過程類似人類的學習方式，可以藉由不斷的錯誤嘗試得到正確的結果，因此可以模擬出自自然界颱風與降雨量間的基本規則，再以此規則作為未來颱風降雨量的推估依據。

## 八、模糊運算範例

以高雄測站 1996 年 1 號路徑賀伯颱風為例，颱風中心最接近高雄時（85 年 8 月 1 日 3 時 20 分）的中心氣壓 950 百帕，七級風暴風半徑 300 公里，十級風暴風半徑 100 公里，近中心最大風速每秒 45 公尺，瞬間最大陣風每秒 65 公尺，由上述資料可得到因素集

$$U = [\text{中心氣壓}, \text{七級風半徑}, \text{十級風半徑}, \text{近中心最大風速}, \text{瞬間最大陣風}] \\ = [950, 300, 100, 45, 65]$$

由於各氣象因子之單位不同，其數字大小也有相當差異，故透過隸屬函數將其轉為隸屬度。而隸屬函數之建立需要相當經驗，本報告主要是配合人工智慧與相關研究資料，經由反覆嘗試錯誤而修正得到合適的隸屬函數。

例如我們由資料上知道通常風速愈高，降雨量也越大，表示風速與降雨量成正相關，則可以大致推測風速之隸屬函數為圖 1，再由氣象資料分析後，我們發現大多數颱風的近中心最大風速多在 60~30m/s 之間，故隸屬函數可修正為圖 2；雖然書上說隸屬函數要是圓滑的曲線較好，但為了計算上的方便，我們決定採用如圖 2 簡化之直線分佈。

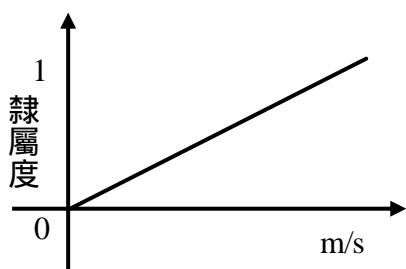


圖 1 近中心最大風速之隸屬函數

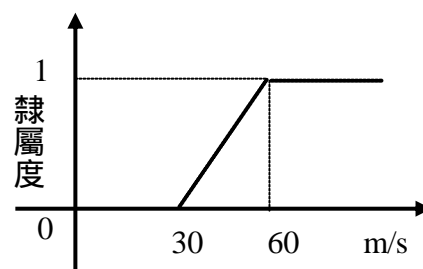


圖 2 修正後之隸屬函數

因此，將近中心最大風速 45m/s 經由隸屬函數轉換後，得到隸屬度為 0.5。

五個因子各自經過隸屬函數轉換後，分別得到隸屬度為 0.6, 1, 1, 0.5, 1

在 Excel 上建立判斷矩陣，分別比較五個因子的重要性，由歷史颱風分析發現，降雨量受到中心氣壓與風速的影響最大，其次是暴風半徑，經過電腦的反覆測試，並與實際降雨量比較，調整誤差至最小，並且檢驗 CR 值小於 0.1 後，得到五個因子的權重分配，即權重集

$$W = [0.39, 0.06, 0.11, 0.23, 0.21]$$

再建立評價集的隸屬函數，為了方便計算，將降雨量分為五級，即低度、中低度、中度、中高度、高度五級，經過反覆調整誤差至最小後，決定低度降雨量訂為 10mm，中低度為 40mm，中度為 100mm，中高度為 180mm，高度 200mm，其圖形如圖 3 所示。

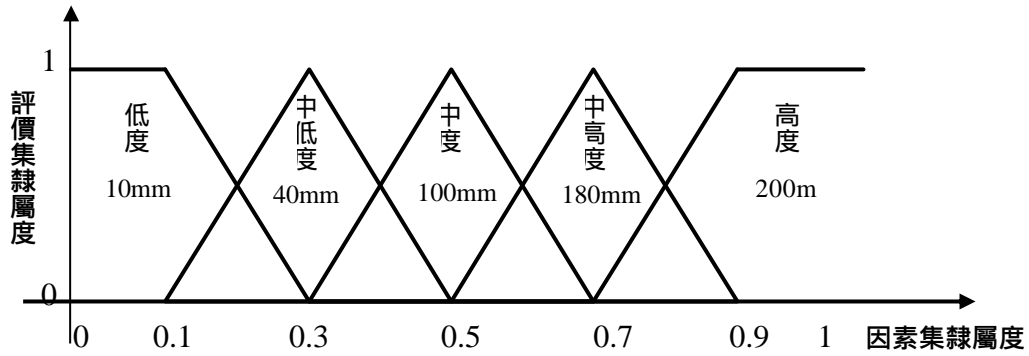


圖 3 評價集隸屬函數

將中心氣壓的隸屬度 0.6 代入上圖，得到對中度降雨量佔 0.5，中高度佔 0.5，其餘三級均為零，故  $\tilde{R}_{\text{中心氣壓}} = (\Gamma_{i1}, \Gamma_{i2}, \Gamma_{i3}, \Gamma_{i4}, \Gamma_{i5}) = (0, 0, 0.5, 0.5, 0)$ ，同樣方法將另外四個因子代入，得到：

$$\begin{aligned} \tilde{R}_{\text{七級風半徑}} &= (0, 0, 0, 0, 1), & \tilde{R}_{\text{十級風半徑}} &= (0, 0, 0, 0, 1), \\ \tilde{R}_{\text{近中心最大風速}} &= (0, 0, 1, 0, 0), & \tilde{R}_{\text{瞬間最大陣風}} &= (0, 0, 0, 0, 1), \end{aligned}$$

再將評價集的五個因子的隸屬度組成一個模糊矩陣為：

$$\tilde{R} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

模糊綜合評判可表示為： $\tilde{B} = \tilde{W} \circ \tilde{R}$

$$\begin{aligned} &= (0.39 \quad 0.06 \quad 0.11 \quad 0.23 \quad 0.21) \circ \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\ &= (0 \quad 0 \quad 0.425 \quad 0.195 \quad 0.38) \end{aligned}$$

將這五個值乘以對應降雨量後相加，可得到我們的推估降雨量。

推估降雨量 =  $0 \times 10 + 0 \times 40 + 0.425 \times 100 + 0.195 \times 180 + 0.38 \times 200 = 153.6 \text{ mm}$

這次颱風的實際降雨量為 183.7mm，兩者相差 30.1mm，約相當於 17% 的誤差，表示我們的推估還算準確。

## 九、結果與討論

- 1.我們發現颱風降雨量與路徑有關，通常路徑 1 的颱風對北部造成雨量較多，而路徑 3 的颱風則對南部造成較多雨量，路徑 2 因為有中央山脈阻擋，因此東岸的花蓮降雨量最多。
- 2.考慮相同路徑颱風對各地區的影響，我們發現不論颱風路徑為何，對各地區造成的降雨量均不相同，顯示受到地形的影響，北部、中部、南部與東部均有不同的降雨情況。
- 3.由權重分配的結果，顯示無論台北、台中、台南、高雄與花蓮，對降雨量影響最大的都是中心氣壓，其次是近中心最大風速的影響，再其次為瞬間最大陣風、十級風與七級風暴風半徑。
- 4.我們發現颱風路徑愈接近的地區，推估的降雨量愈接近，反之則誤差愈大，以路徑 1 為例，台北站推估的降雨量大多很接近，而台南站則有出現較大的誤差。
- 5.即使是同一地點，相同路徑的每個颱風，所造成的雨量也都不同，主要原因應當是颱風的強度，其次是路徑的差異，例如同樣是路徑 1 的颱風，1981 年的裘恩、莫瑞及艾妮絲颱風(路徑圖請見附錄)，其登陸地點以及離開台灣後的軌跡皆有差異，所以本報告均採用距離該地點最接近時的颱風數據，作為推估雨量的因子，而在暴風圈外圍的地點，則採用當地實際測得的氣壓、風速等資料，以減低推估的誤差。
- 6.有些颱風的行進速度很慢，在台灣附近打轉或近似滯留，甚至離開後又轉回頭，例如 1989 年路徑 4 的莎拉颱風(路徑圖請見附錄)，使花蓮降下近 450mm 的雨量，關於這類颱風，我們認為可以增加行進速度這個因子，以增加推估的準確性。
- 7.有些颱風在行進過程中，強度、速度的變化都很大，因此我們採用最接近時的數值，作為推估的依據，使誤差減小。
- 8.有些颱風則會引進旺盛西南氣流，導致豪雨不斷，例如 2001 年路徑 3 潭美颱風，導致高雄地區降下豪雨，致使大高雄地區嚴重淹水。
- 9.有些颱風的強度、風速都很大，但降雨量卻沒有預期的多，呈現風大雨少的現象，我們認為應該與颱風的雲層厚度有關，如果能夠取得衛星雲圖與雷達圖進行分析，應當更能提升精確度。
- 10.一般而言降雨量少者誤差較小，降雨量多時，推估的誤差也較大，可能是本報告將氣壓等因子的隸屬函數簡化為直線型，而造成的誤差。
- 11.整體而言，我們推估的降雨量誤差多在 30 % 以內，有不錯的精確度，有少數誤差較大的現象，顯示還有其他的條件可以再列入討論。



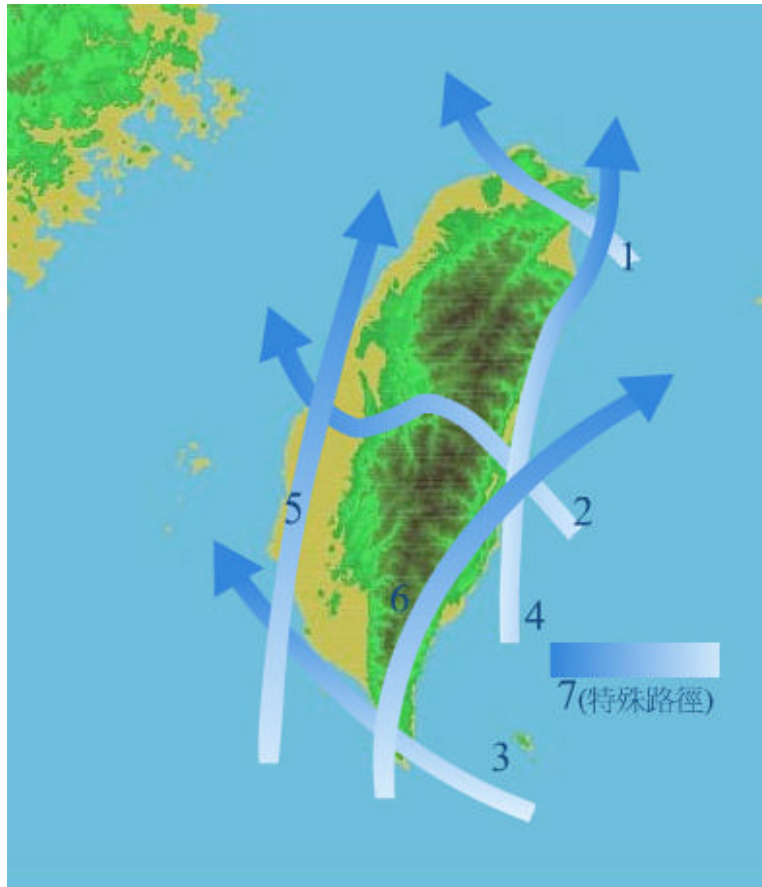
## 十、結論與建議

- 1.本報告利用人工智慧方法,同學合作編寫完成 Excel 小程式,運用颱風中心氣壓、近中心最大風速、瞬間最大陣風、十級風與七級風暴風半徑等五個因子,進行歷年颱風降雨量的推估,結果顯示在正常情況下,均有不錯的準確度。
- 2.一般而言,颱風的降雨現象相當複雜,受到相當多因素的影響,其中除了颱風本身的強度外,還受到路徑與地形,以及是否引進西南氣流的影響,因此如果可以將目前的七種路徑再加以細分,並配合台灣的地形圖以及颱風的衛星雲圖加以分析,應當能得到更加精確的結果。
- 3.有些颱風降雨量會有異常現象發生,目前原因尚未確定,可能與某些突發狀況有關,或是有某些因子有異常的變化所致,如果時間允許,希望能進一步分析逐時氣象資料,以便了解實際的發生情況。
- 4.本報告目前採用五個氣象因子進行推估,隸屬函數採用直線型,未來希望能增加因子的數量,並且使用不同形式隸屬函數,希望能提高推估的準確度。
- 5.我們利用簡單的人工智慧方法,配合颱風中心氣壓、近中心最大風速、瞬間最大陣風、十級風與七級風暴風半徑等五個因子,推估的降雨量有一定的準確度,顯示人工智慧可以用來解決較複雜的問題,如果能配合更多資料,相信能對雨量的估測、洪水及土石流發生的防範,作出一定的貢獻。

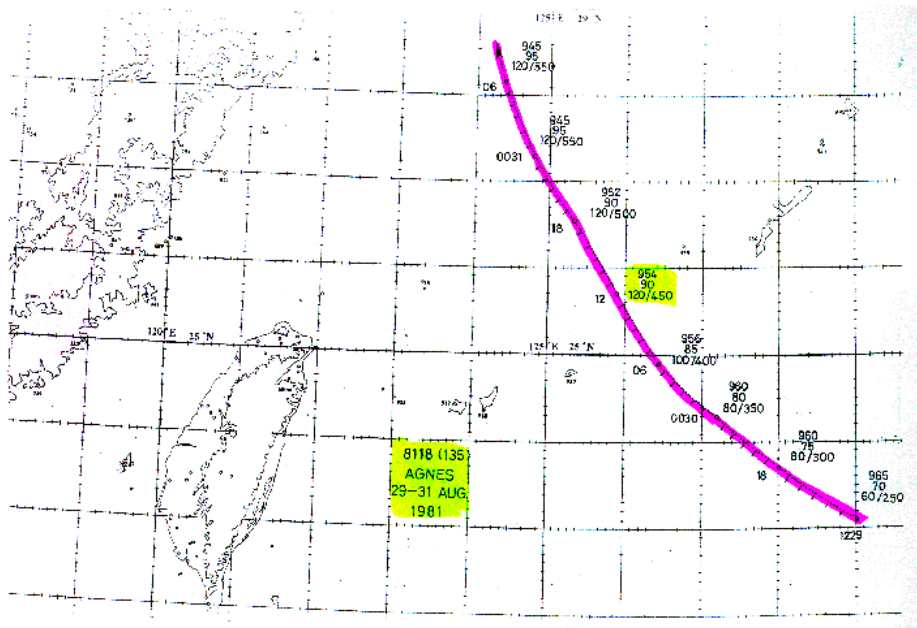
## 十一、參考文獻

- 1.歷屆科展優良作品
- 2.中央氣象局颱風資料。
- 3.曾憲雄、黃國禎(2000)「人工智慧與專家系統」,旗標圖書股份公司。
- 4.闕頌廉(2001),「應用模糊數學」,科技圖書股份公司。

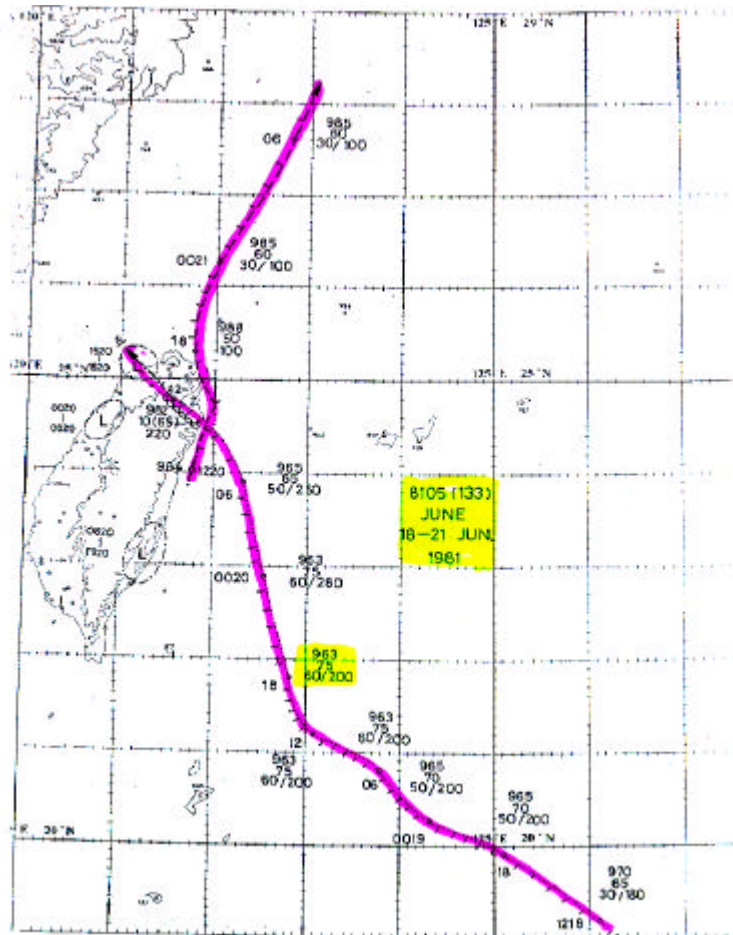
# 附 錄



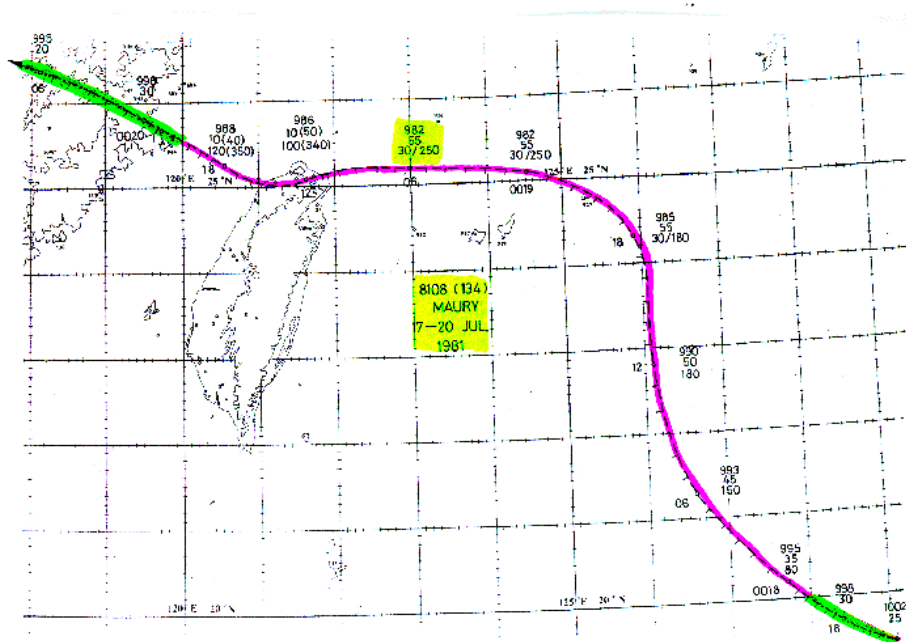
颱風七大路徑分類圖



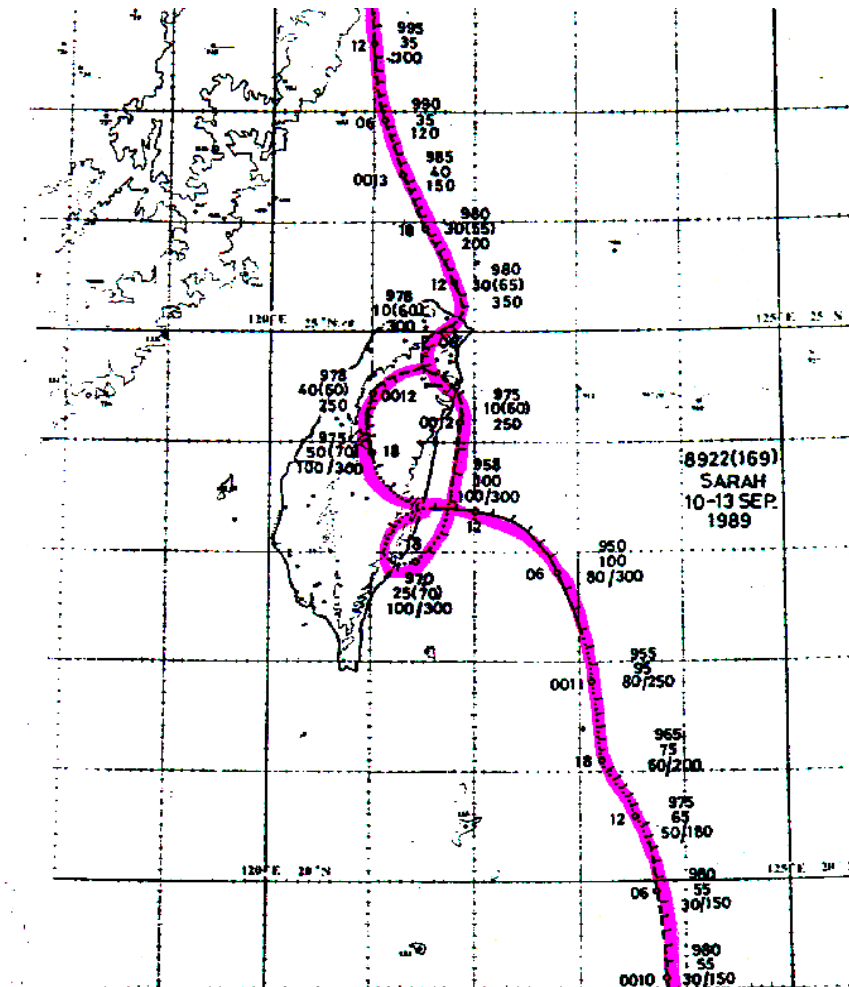
1981 艾妮絲颱風路徑圖



1981 裘恩颱風路徑圖



1981 莫瑞颱風路徑圖



1989 年莎拉颱風路徑圖

## 中央氣象局颱風警報發布概況表

名稱	潭美(TRAMI)
生成地點	呂宋島東北方海面
侵(近)台日期	2001 年 7 月 11 日
最大強度	輕度
近中心最大風速	20.0 (公尺/秒)
侵台路徑分類	3
登陸地段	臺東大武附近
動態	形成後向西北移動，11 日 17 時 30 分左右於臺東大武附近登陸，之後快速減弱為熱帶性低氣壓。
災情	由於颱風引進旺盛西南氣流，高雄地區降下豪雨，致使大高雄地區嚴重淹水，以鼓山、左營及前鎮三區最為嚴重，造成 13 萬 6 千多戶停電。屏東地區多處公路坍方。有 5 人死亡。

## 層次分析法

A. 選定因素集因子 U

B. 構造判斷矩陣 P

以  $u_i$  表示因素集因子,  $u_i \in U (i=1,2,3,\dots,n)$ 。 $u_{ij}$  表示  $u_i$  對  $u_j$  的相對重要性, ( $j=1,2,3,\dots,n$ ),  $u_{ij}$  的數字選定依表 1 進行。

根據上述各符號的意義得判斷矩陣 P。

$$P = \begin{matrix} & \begin{matrix} u_1 & u_2 & \cdots & u_n \end{matrix} \\ \begin{matrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{matrix} & \begin{vmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ u_{21} & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{n1} & u_{n2} & \cdots & u_{nn} \end{vmatrix} \end{matrix} \begin{matrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{matrix}$$

表 1 判斷矩陣標度及其含義

標 度	含 義
1	表示因素 $u_i$ 與 $u_j$ 比較, 具有同等重要性。
3	表示因素 $u_i$ 與 $u_j$ 比較, $u_i$ 比 $u_j$ 稍微重要。
5	表示因素 $u_i$ 與 $u_j$ 比較, $u_i$ 比 $u_j$ 明顯重要。
7	表示因素 $u_i$ 與 $u_j$ 比較, $u_i$ 比 $u_j$ 強烈重要。
9	表示因素 $u_i$ 與 $u_j$ 比較, $u_i$ 比 $u_j$ 極端重要。
2, 4, 6, 8	2, 4, 6, 8 分別表示相鄰判斷 1-3, 3-5, 5-7, 7-9 的中值。
倒 數	表示因素 $u_i$ 與 $u_j$ 比較得判斷 $u_{ij}$ , 則 $u_j$ 與 $u_i$ 比較得判斷 $u_{ji} = 1/u_{ij}$

C. 計算重要性排序

根據判斷矩陣, 求出最大特徵根所對應的特徵向量。該特徵向量即為各評價因素重要性排序, 也就是權重分配。

其步驟如下。

i. 將判斷矩陣每一行歸一化

$$\bar{u}_{ij} = \frac{u_{ij}}{\sum_{k=1}^n u_{kj}} \quad (i, j = 1, 2, 3, \dots, n)$$

ii. 每一行歸一化後的判斷矩陣按列相加

$$\bar{W}_i = \sum_{j=1}^n \bar{u}_{ij}$$

iii. 對向量  $\bar{W}_i = (\bar{W}_1, \bar{W}_2, \dots, \bar{W}_n)^T$  做歸一化處理

$$W_i = \frac{\bar{W}_i}{\sum_{j=1}^n \bar{W}_j}$$

依此所得  $W = (W_1, W_2, \dots, W_N)^T$  的即為所求特徵向量，就是權重的分配。

iv. 計算判斷矩陣最大特徵根  $\lambda_{\max}$

$$\lambda_{\max} = \frac{1}{n} \sum \frac{(PW)_i}{W_i}$$

$$PW = \begin{pmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ u_{21} & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{n1} & u_{n2} & \cdots & u_{nn} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} W_1 \\ W_2 \\ \vdots \\ W_3 \end{pmatrix}$$

#### D. 檢驗

以上得到的特徵向量即為所求權數，權數是否分配合理？需要對判斷矩陣進行一致性檢驗，檢驗方式為

$$CR = CI / RI$$

其中  $CR$  稱為判斷矩陣的隨機一致性比例；

$CI$  稱為判斷矩陣的一般一致性指標，由下式求得

$$CI = (\lambda_{\max} - n) / (n - 1)$$

$RI$  稱為判斷矩陣的平均隨機一致性指標，1-9 階矩陣， $RI$  值如表 2。

表 2  $RI$  值

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$RI$	0.00	0.00	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45

...

當  $CR < 0.10$  即認為判斷矩陣具有滿意的一致性，說明權數分配是合理的；否則就須調整判斷矩陣，直到取得有滿意的一致性為止。

例如：判斷矩陣為

$$P = \begin{pmatrix} 1 & \frac{1}{5} & \frac{1}{3} \\ 5 & 1 & 3 \\ 3 & \frac{1}{3} & 1 \end{pmatrix}$$

步驟 i：將判斷矩陣每一行歸一化

$$\begin{pmatrix} 1 & 1/5 & 1/3 \\ 9 & 1.533 & 4.333 \\ 5 & 1 & 3 \\ 9 & 1.533 & 4.333 \\ 3 & 1/3 & 1 \\ 9 & 1.533 & 4.333 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.111 & 0.130 & 0.077 \\ 0.556 & 0.652 & 0.692 \\ 0.333 & 0.217 & 0.231 \end{pmatrix}$$

步驟 ii :

$$\bar{W}_1 = 0.111 + 0.130 + 0.077 = 0.317$$

$$\bar{W}_2 = 0.556 + 0.625 + 0.692 = 1.900$$

$$\bar{W}_3 = 0.333 + 0.217 + 0.231 = 0.781$$

步驟 iii : 對  $\bar{W} = (0.317, 1.900, 0.781)^T$  歸一化

$$W_1 = \frac{0.317}{0.317 + 1.900 + 0.781} = 0.106$$

$$W_2 = \frac{1.900}{0.317 + 1.900 + 0.781} = 0.634$$

$$W_3 = \frac{0.781}{0.317 + 1.900 + 0.781} = 0.261$$

權重集為  $W = (0.106, 0.634, 0.261)$

步驟 iv : 求  $\max$

$$PW = \begin{pmatrix} 1 & 1/5 & 1/3 \\ 5 & 1 & 3 \\ 3 & 1/3 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0.106 \\ 0.634 \\ 0.261 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.320 \\ 1.947 \\ 0.785 \end{pmatrix}$$

$$\max = \frac{1}{3} \left( \frac{0.320}{0.106} + \frac{1.947}{0.634} + \frac{0.785}{0.261} \right) = 3.036$$

$$\text{檢驗 : } CI = \frac{3.036 - 3}{3 - 1} = 0.018$$

$$CR = 0.018 / 0.58 = 0.031 < 0.10$$

這表示判斷矩陣具滿意一致性，也就是  $W = (0.106, 0.634, 0.261)$  可作為權重集。

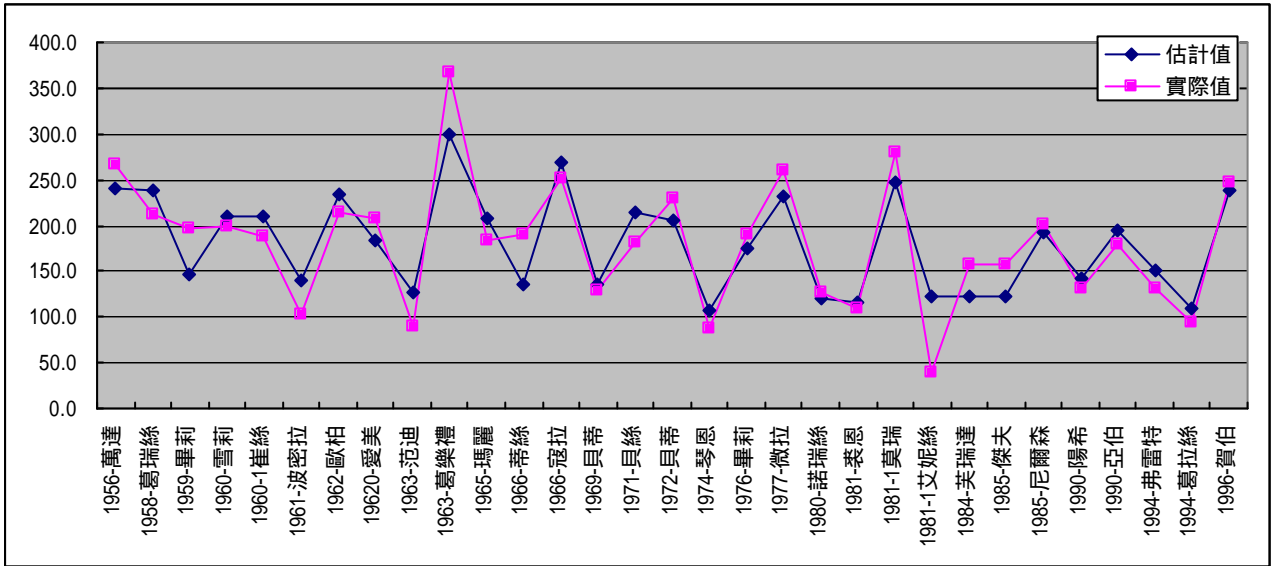


圖 4 路徑 1 颱風台北測站雨量估計圖

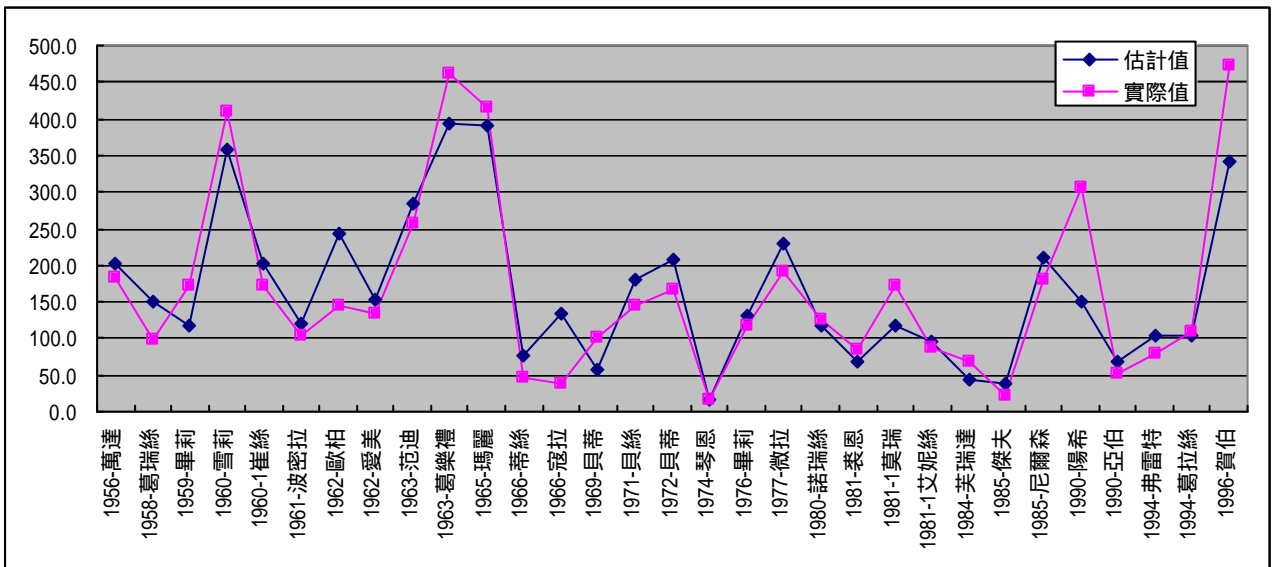


圖 5 路徑 1 颱風台中測站雨量估計圖

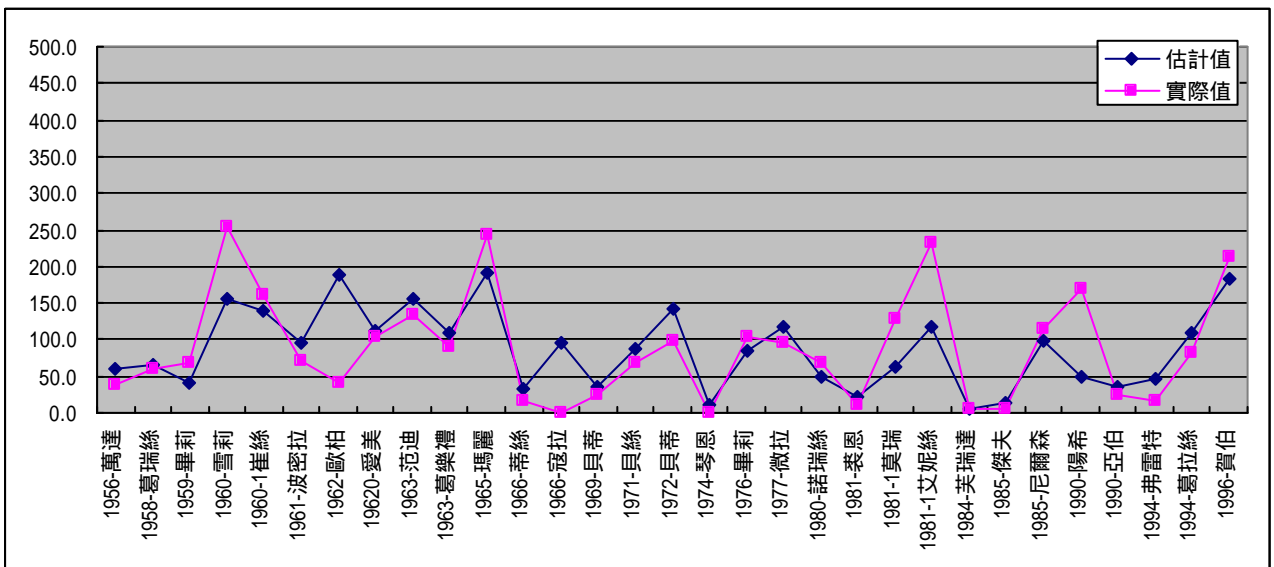


圖 6 路徑 1 颱風台南測站雨量估計圖



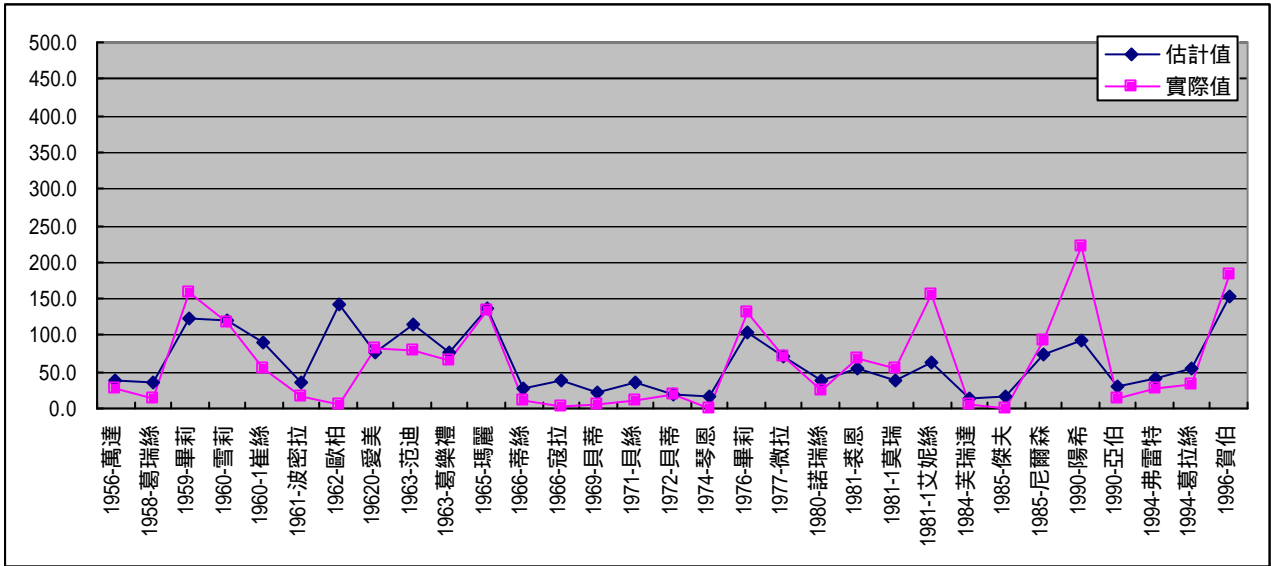


圖 7 路徑 1 颶風高雄測站雨量估計圖

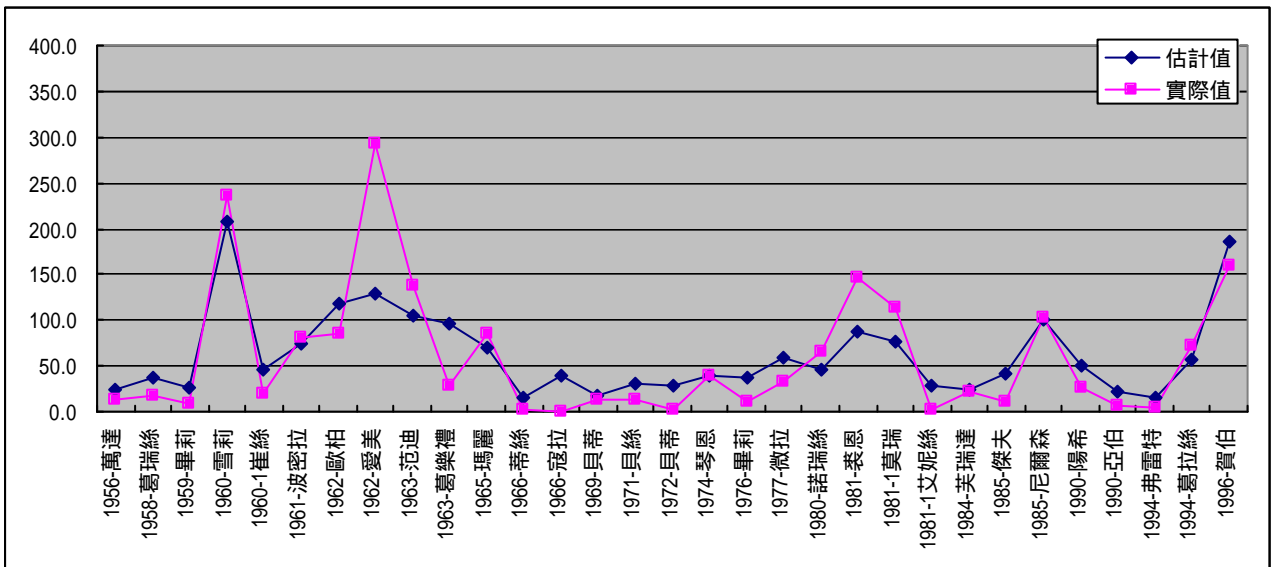


圖 8 路徑 1 颶風花蓮測站雨量估計圖

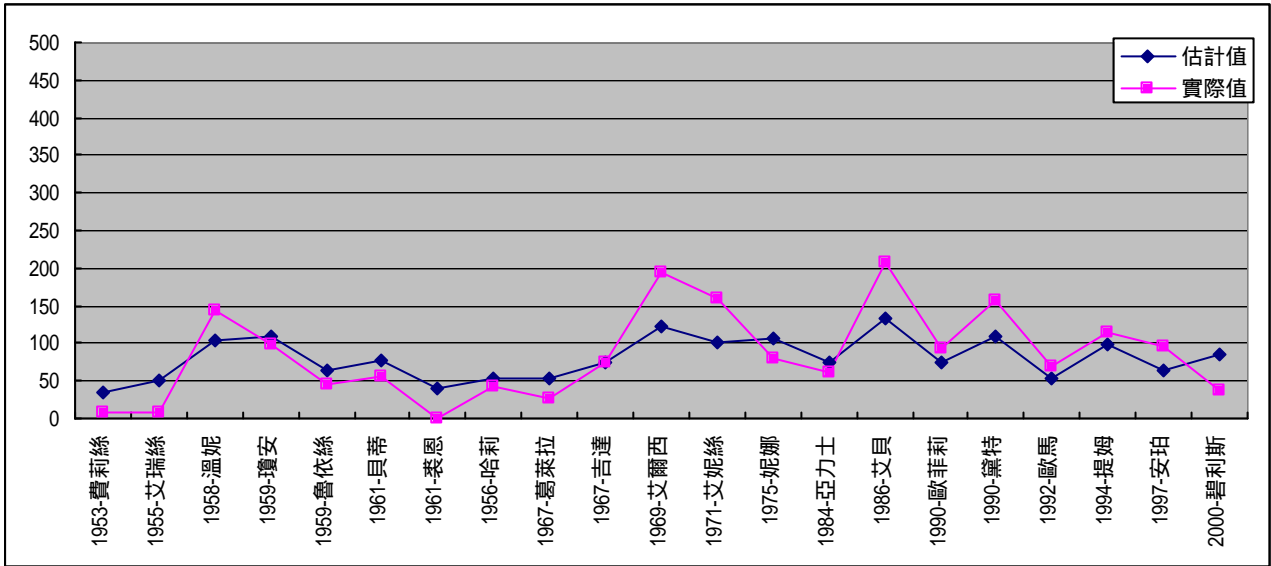


圖 9 路徑 2 颱風台北測站雨量估計圖

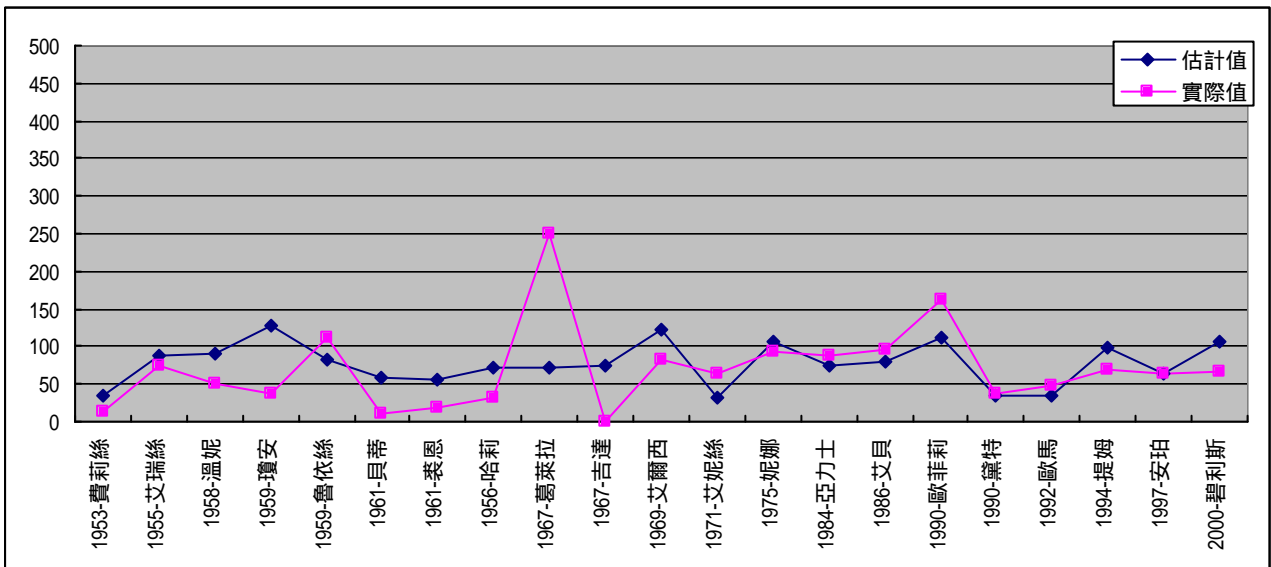


圖 10 路徑 2 颱風台中測站雨量估計圖

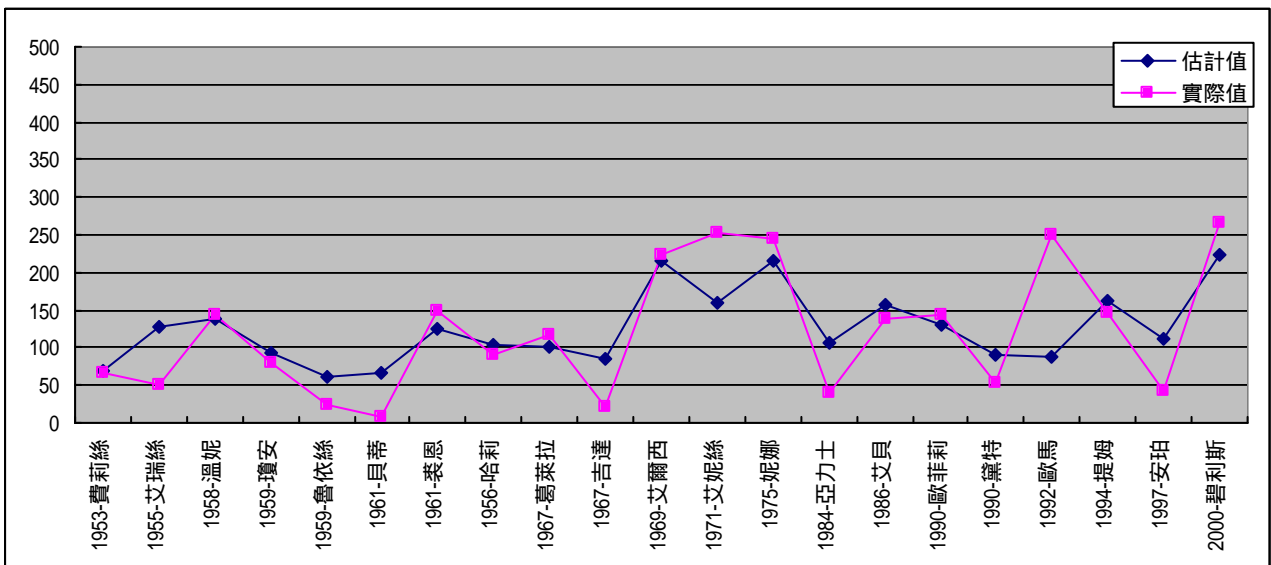


圖 11 路徑 2 颱風台南測站雨量估計圖

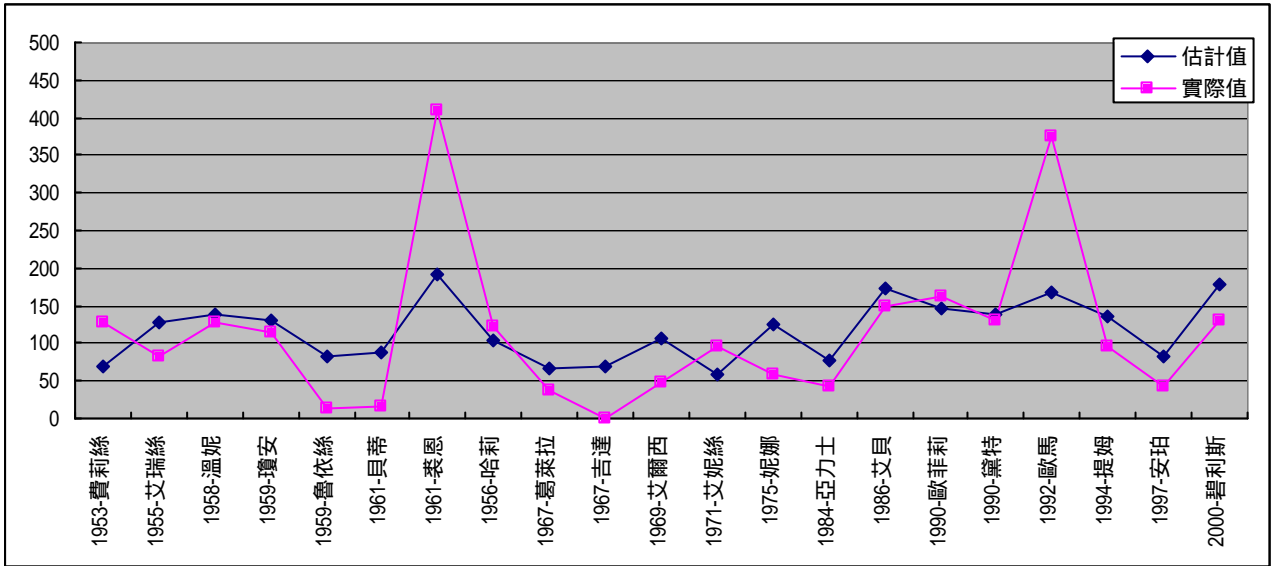


圖 12 路徑 2 颱風高雄測站雨量估計圖

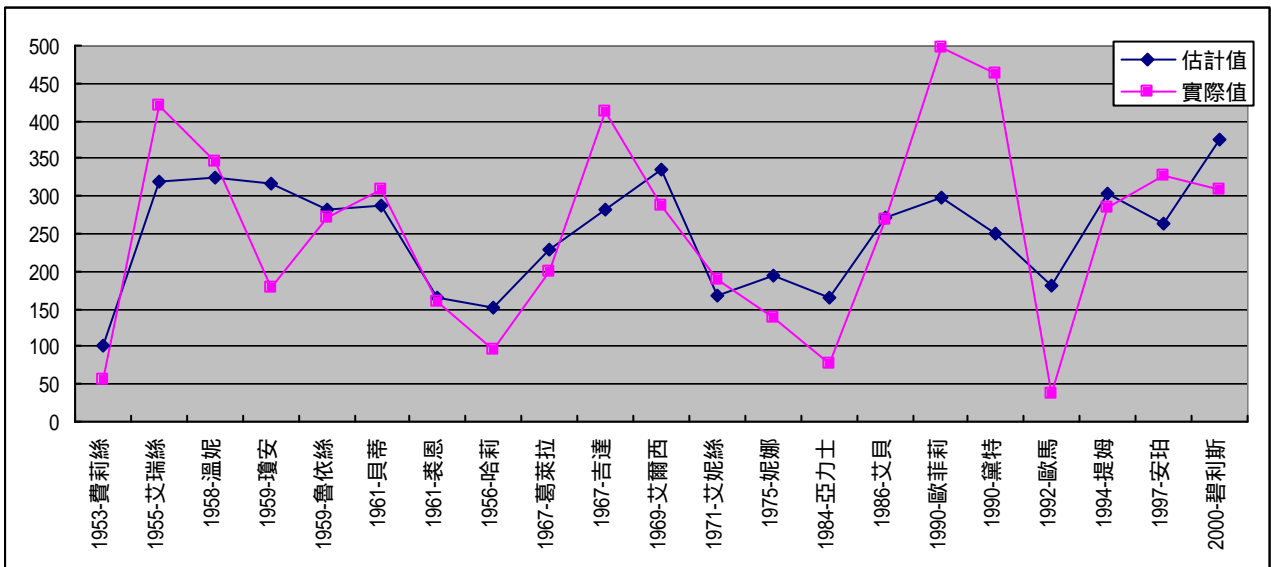


圖 13 路徑 2 颱風花蓮測站雨量估計圖

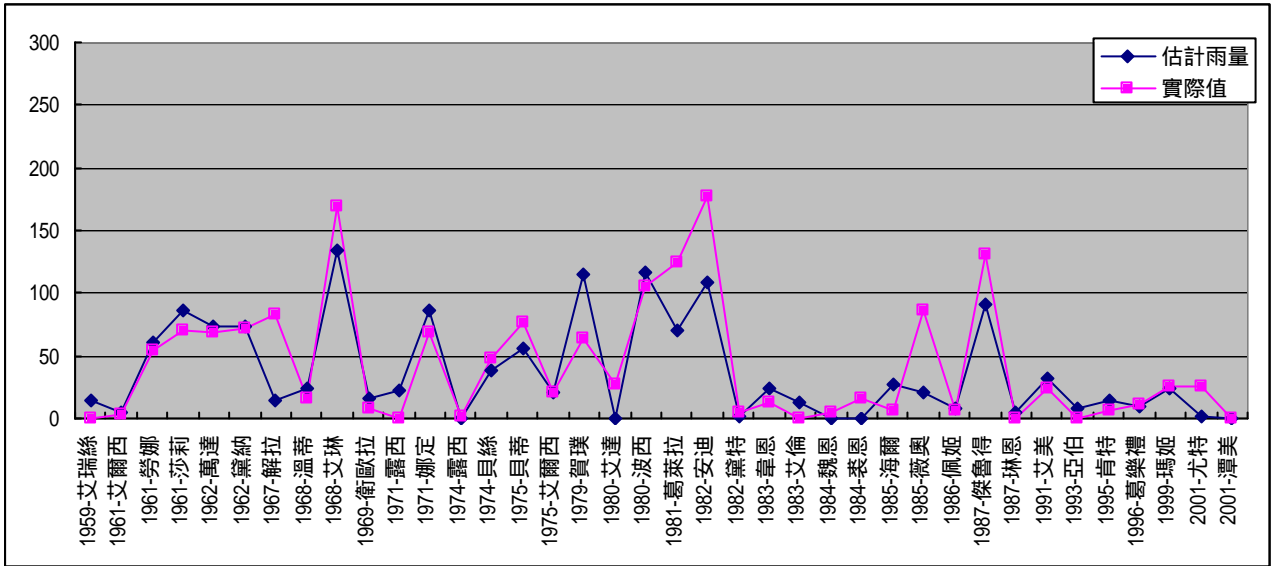


圖 14 路徑 3 颱風台北測站雨量估計圖

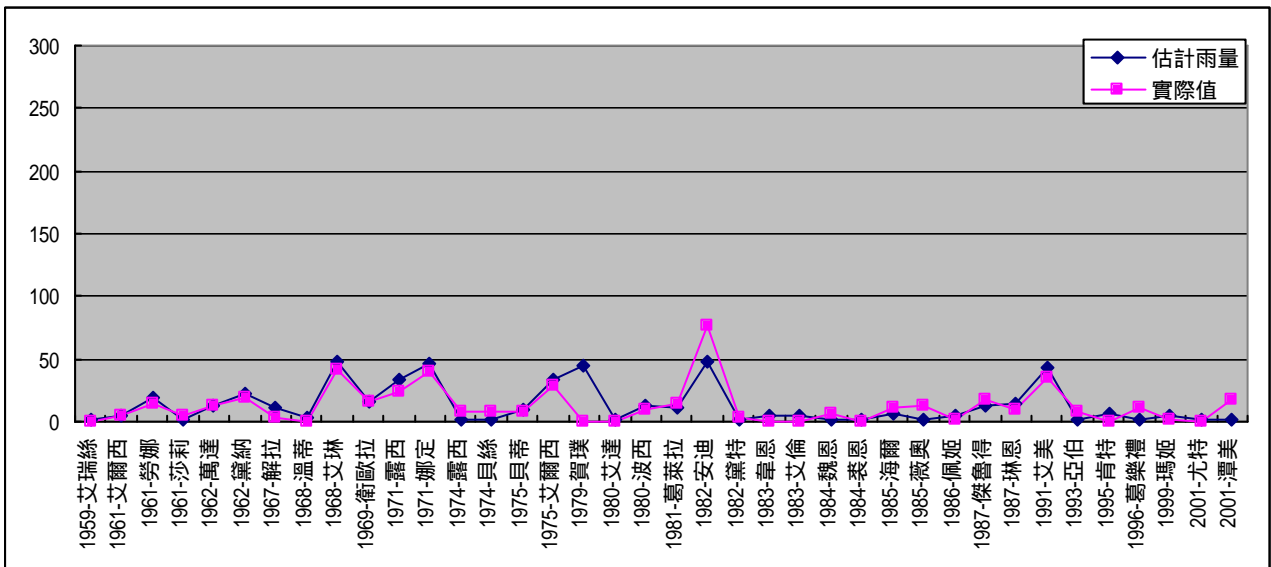


圖 15 路徑 3 颱風台中測站雨量估計圖

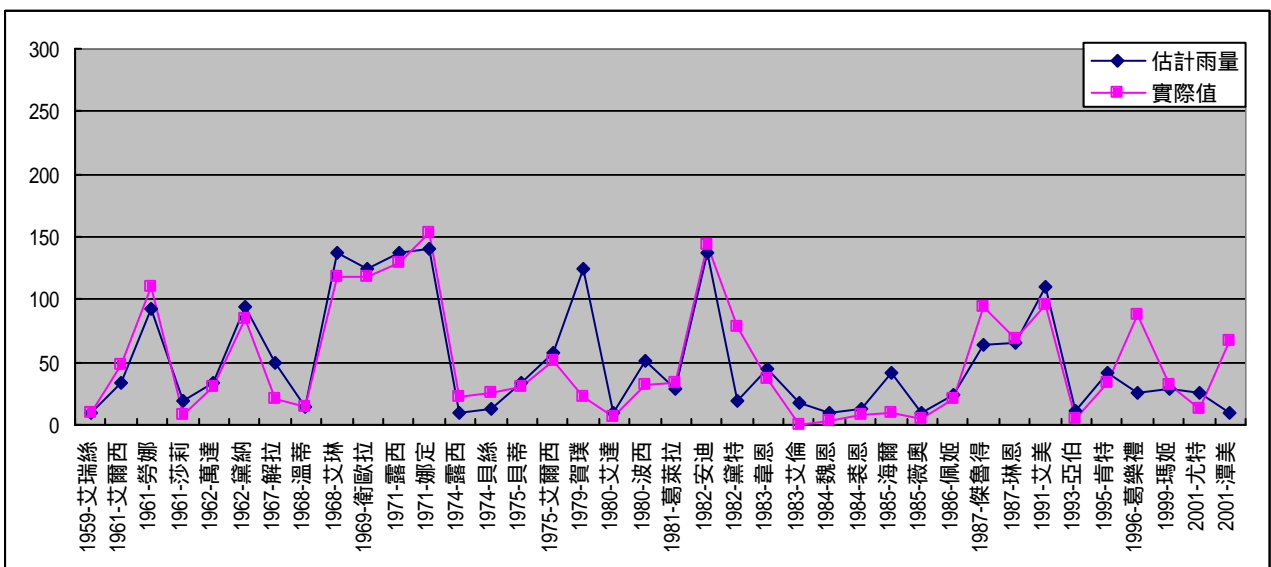


圖 16 路徑 3 颱風台南測站雨量估計圖

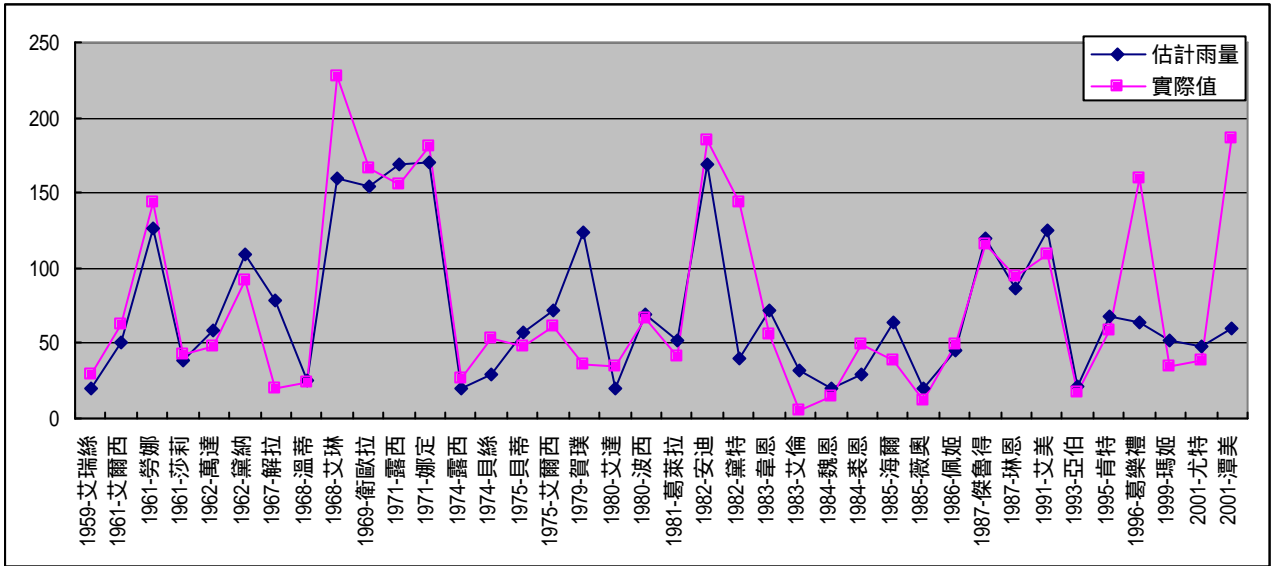


圖 17 路徑 3 颱風高雄測站雨量估計圖

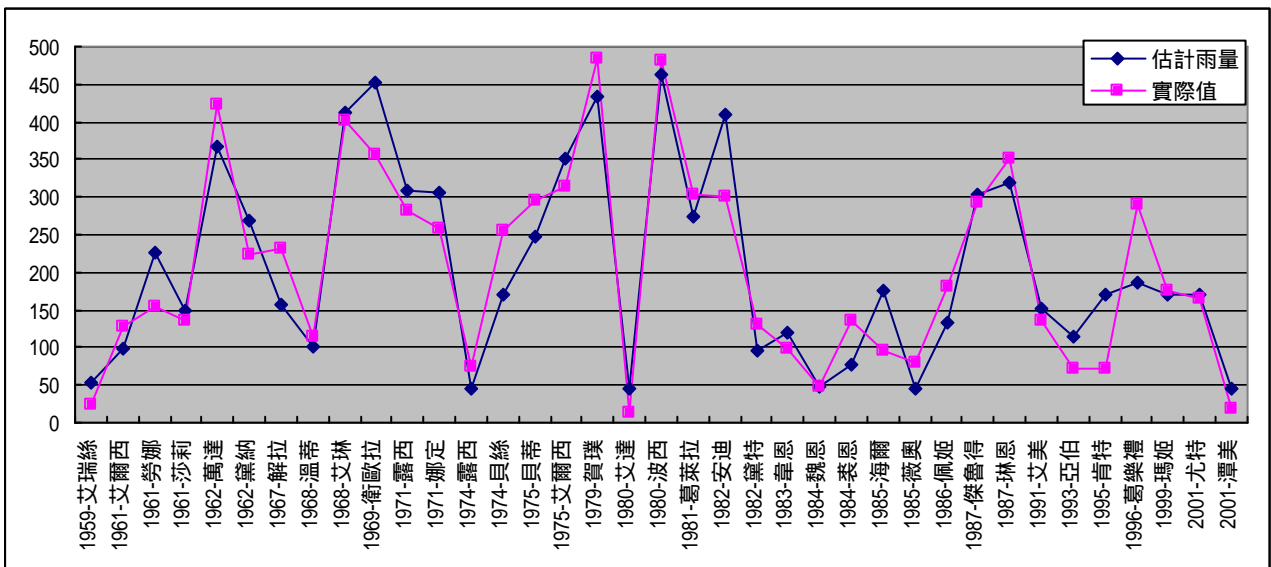


圖 18 路徑 3 颱風花蓮測站雨量估計圖

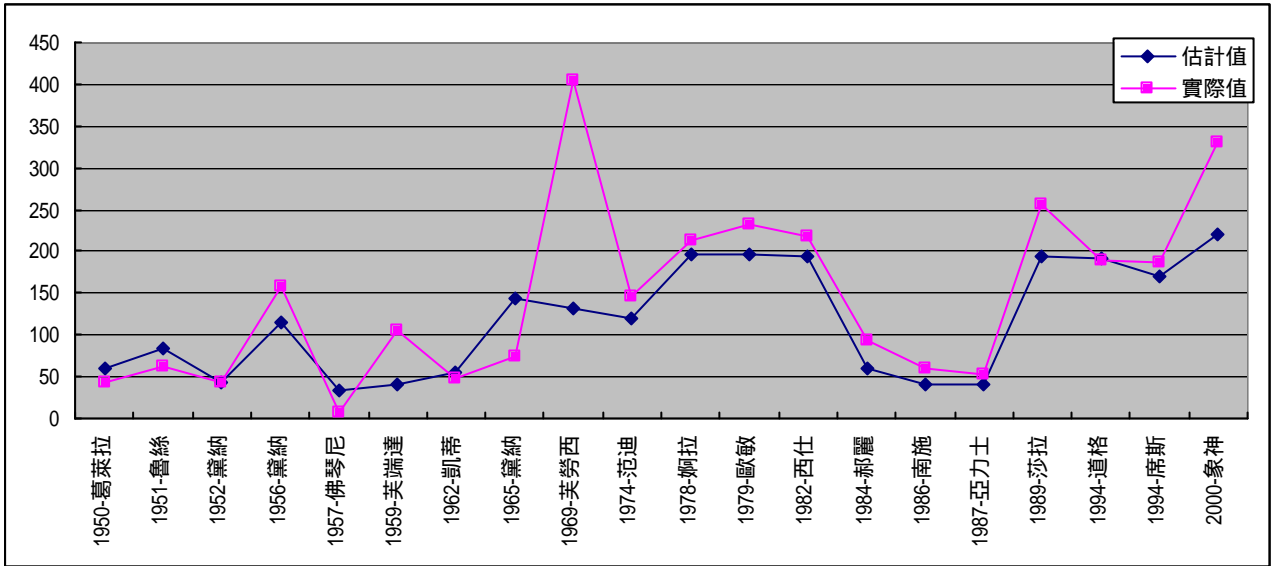


圖 19 路徑 4 颱風台北測站雨量估計圖

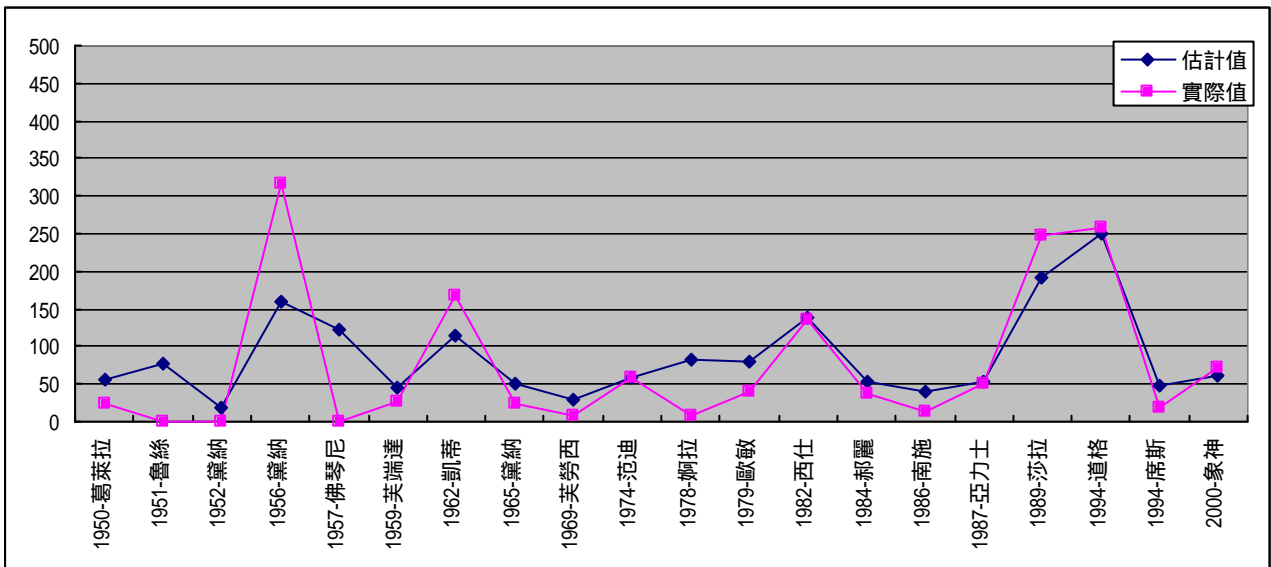


圖 20 路徑 4 颱風台中測站雨量估計圖

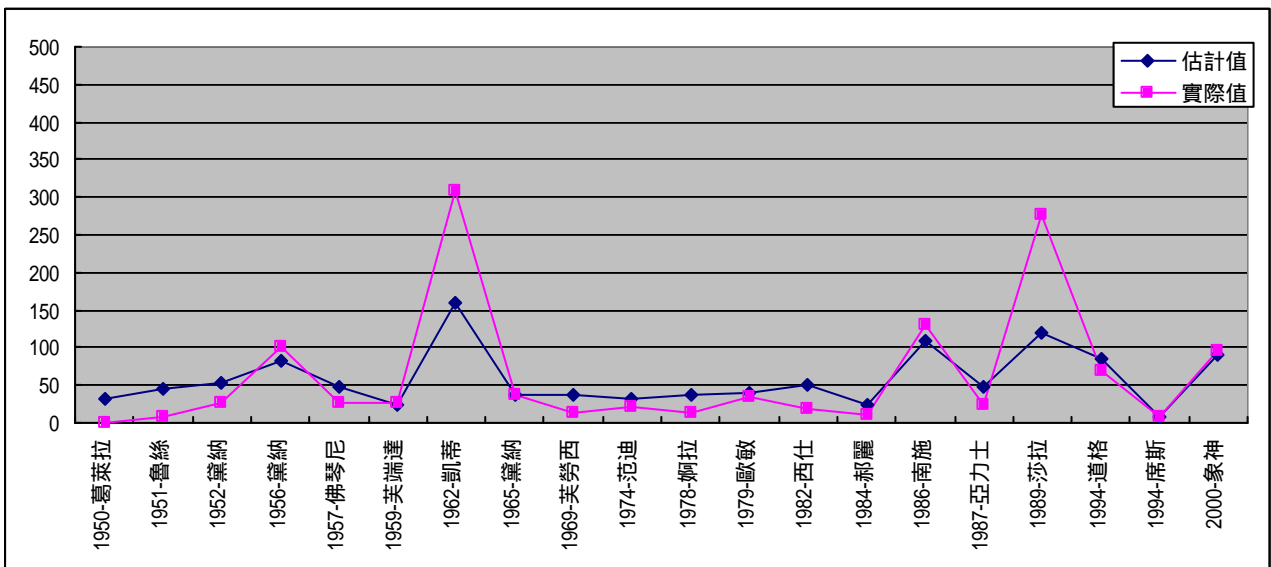


圖 21 路徑 4 颱風台南測站雨量估計圖

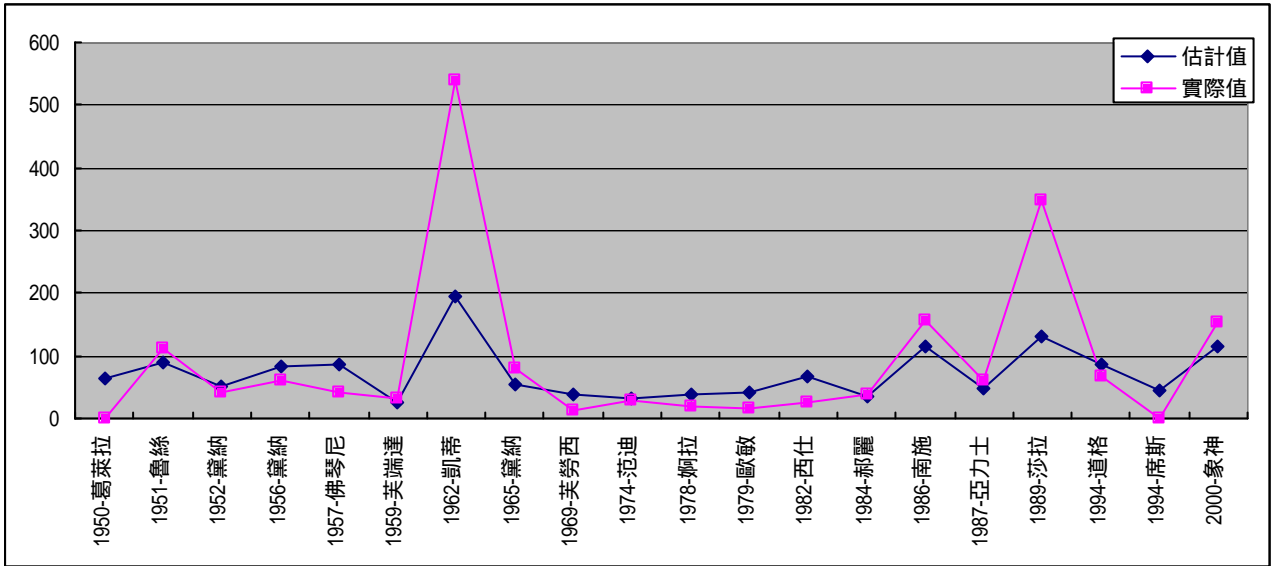


圖 22 路徑 4 颱風高雄測站雨量估計圖

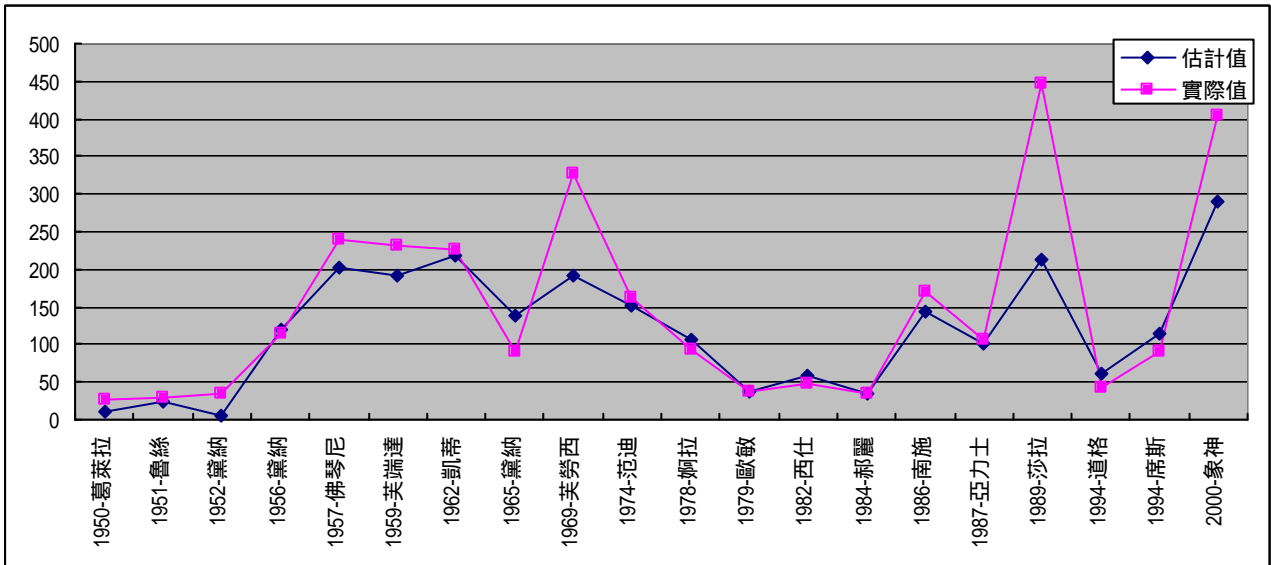


圖 23 路徑 4 颱風花蓮測站雨量估計圖

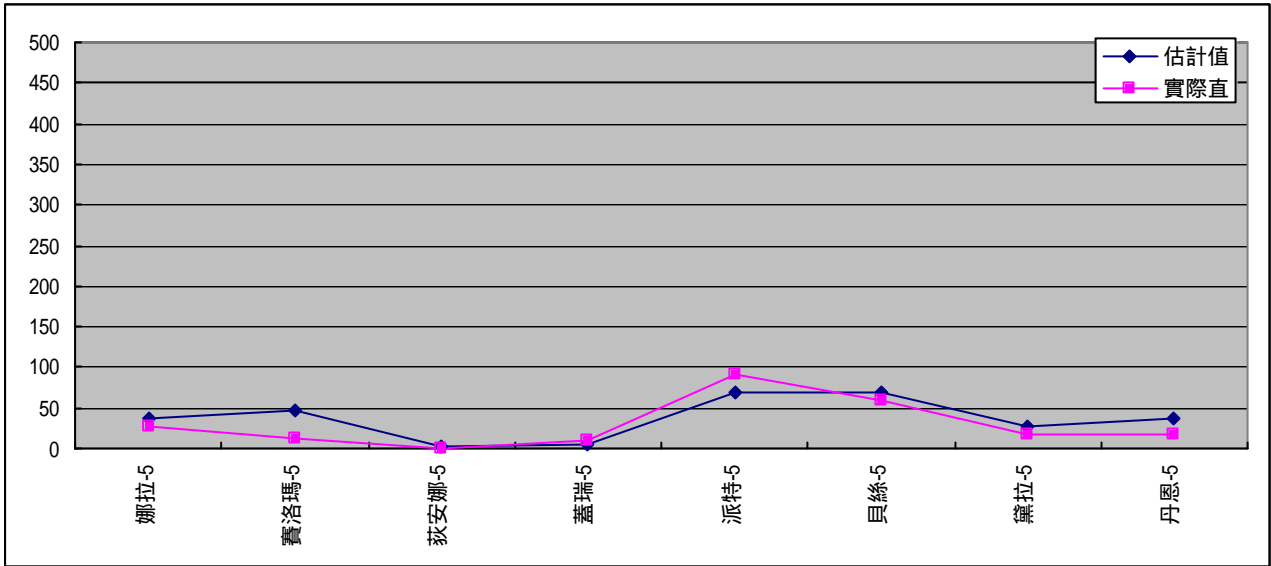


圖 24 路徑 5 颱風台北測站雨量估計圖

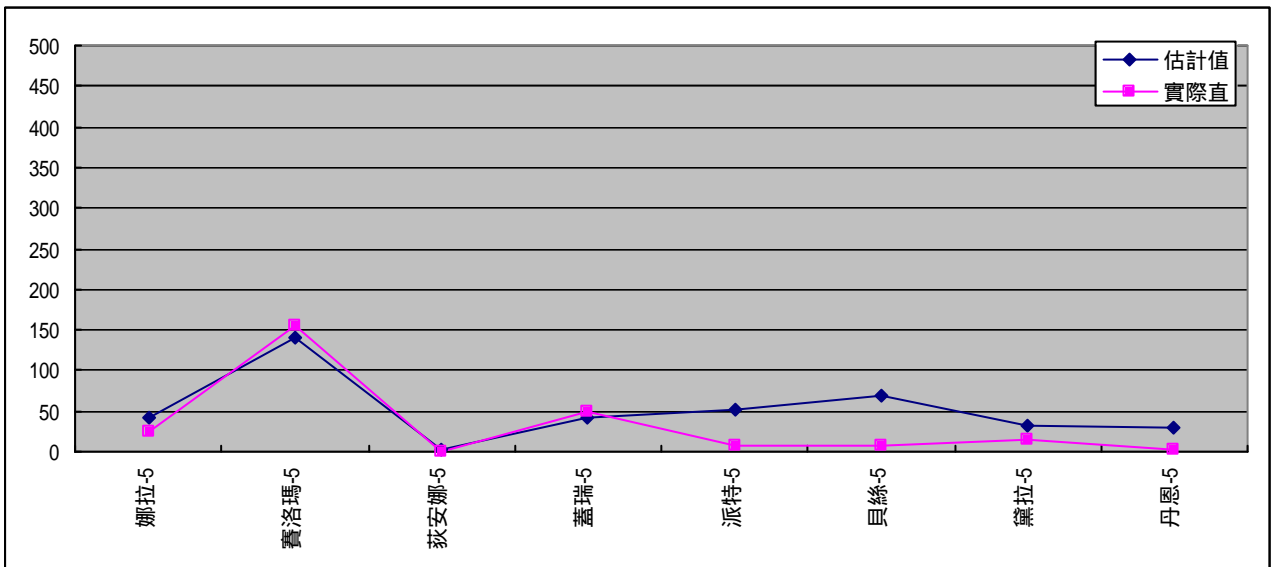


圖 25 路徑 5 颱風台中測站雨量估計圖

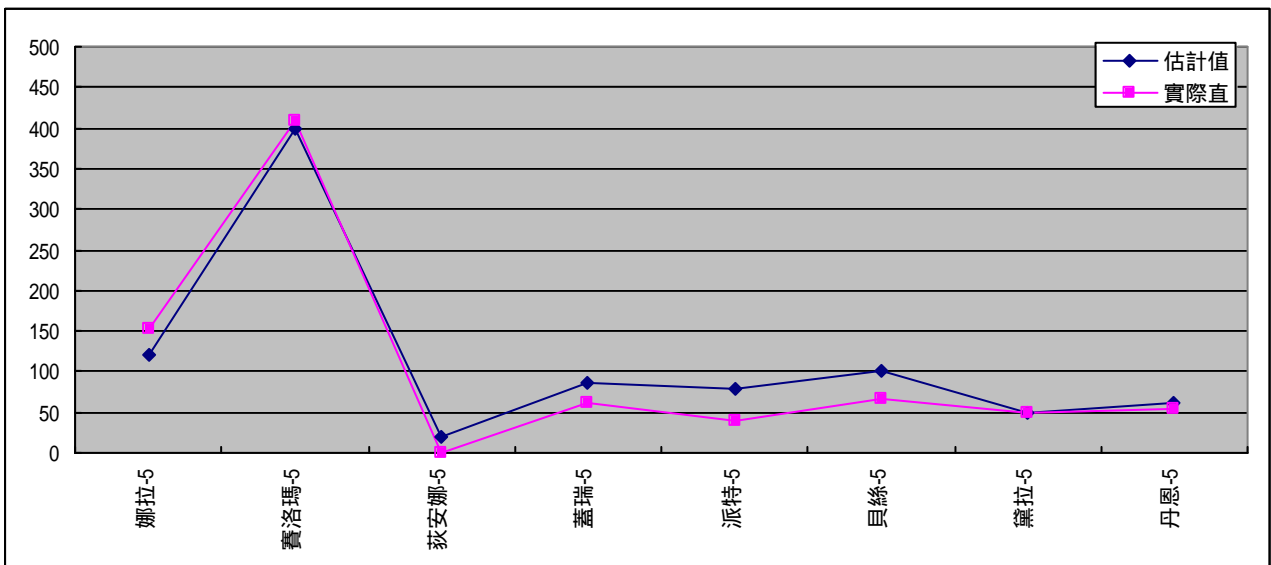


圖 26 路徑 5 颱風台南測站雨量估計圖



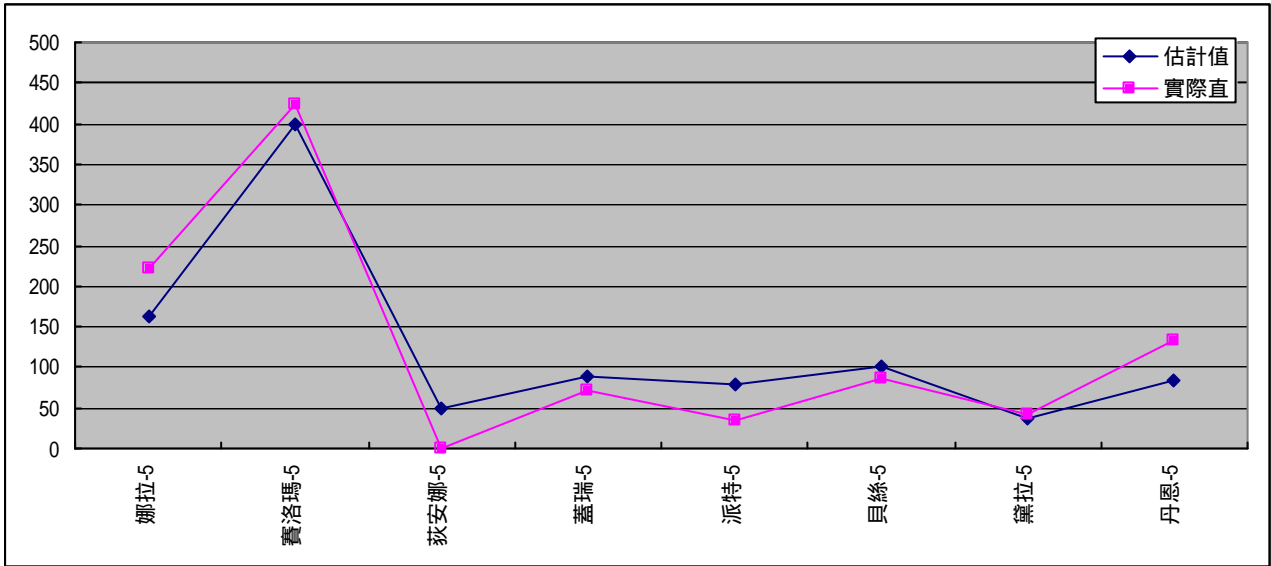


圖 27 路徑 5 颱風高雄測站雨量估計圖

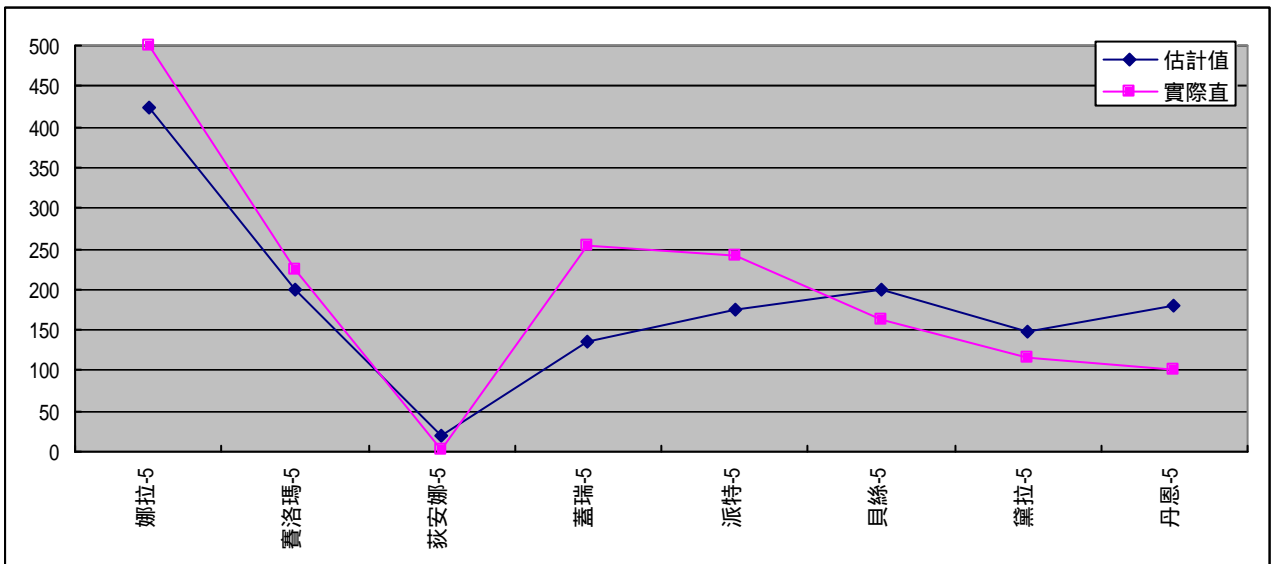


圖 28 路徑 5 颱風花蓮測站雨量估計圖

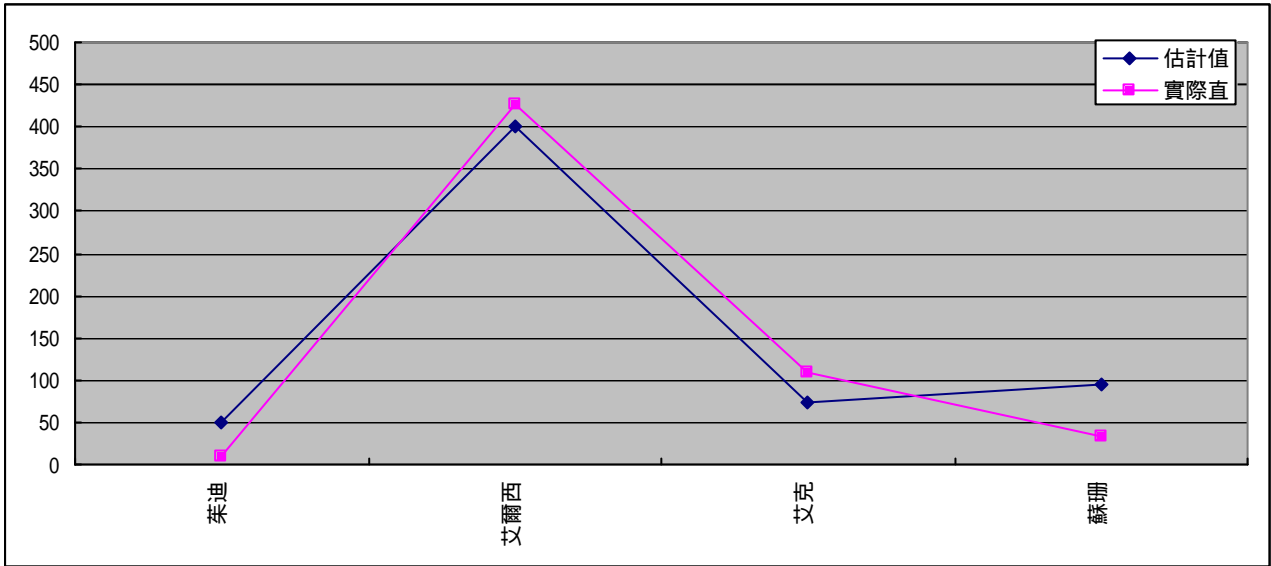


圖 29 路徑 6 颱風台北測站雨量估計圖

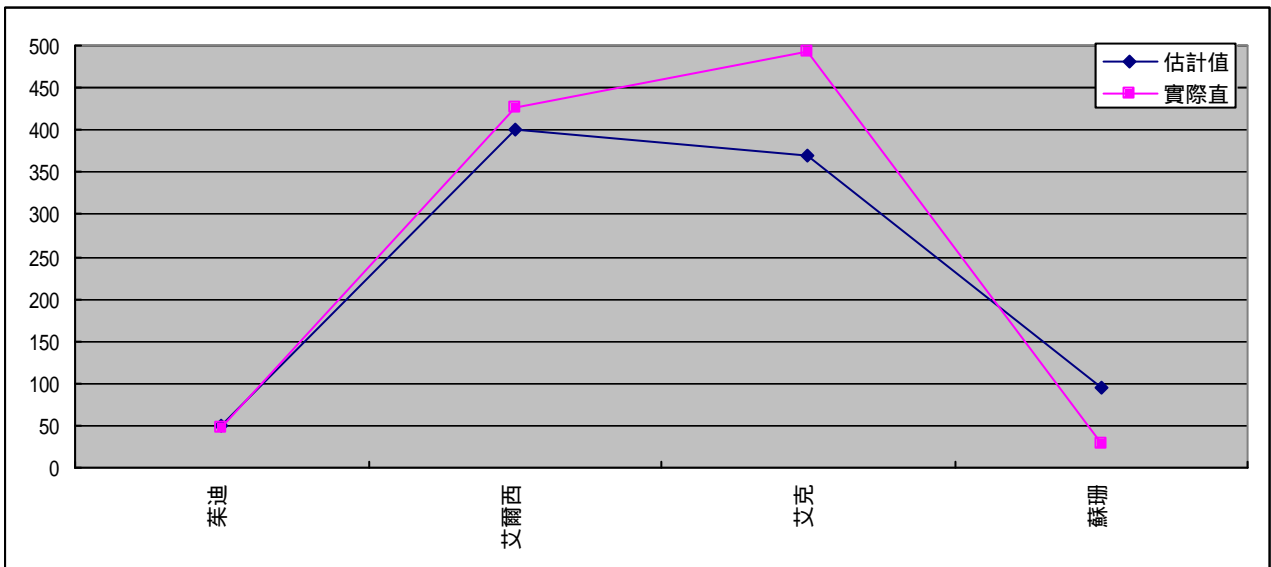


圖 30 路徑 6 颱風台中測站雨量估計圖

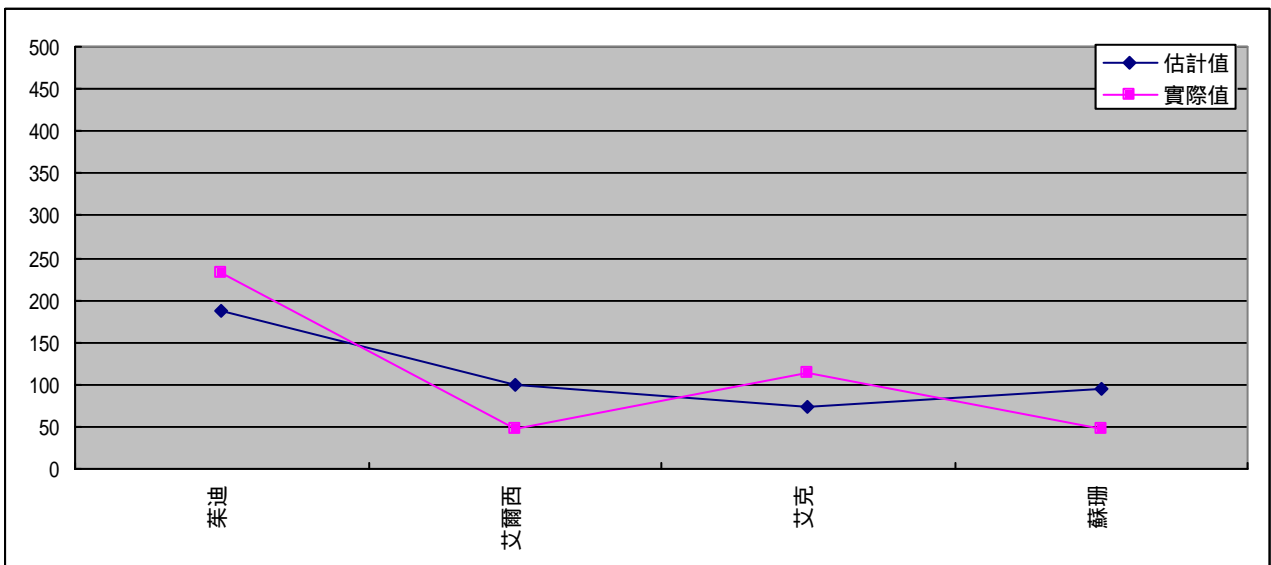


圖 31 路徑 6 颱風台南測站雨量估計圖

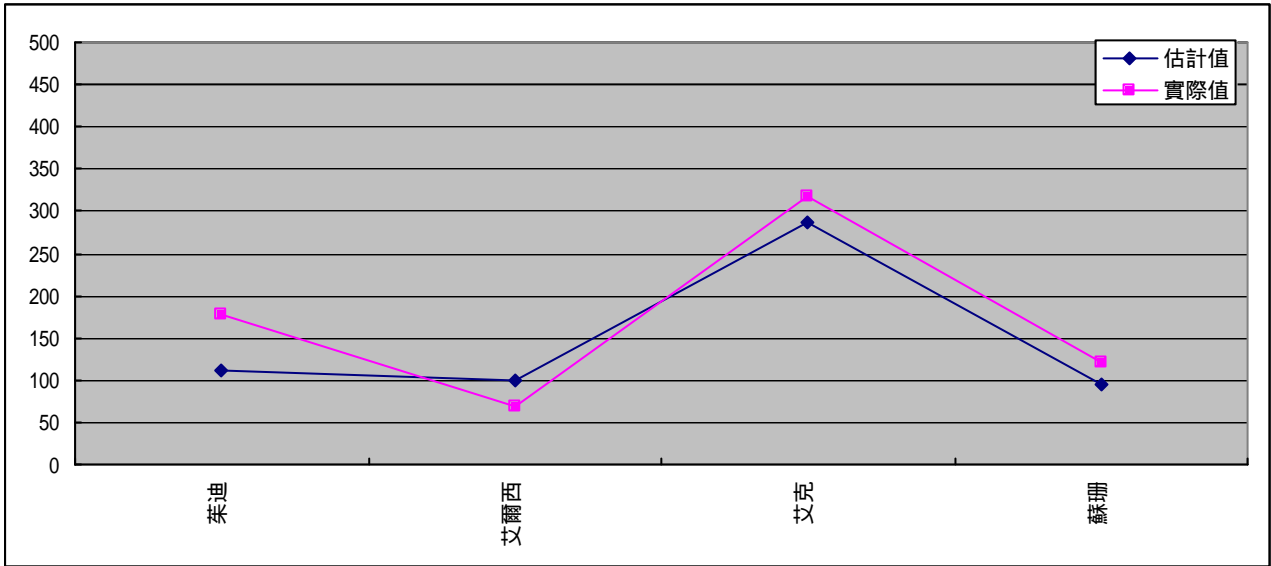


圖 32 路徑 6 颱風高雄測站雨量估計圖

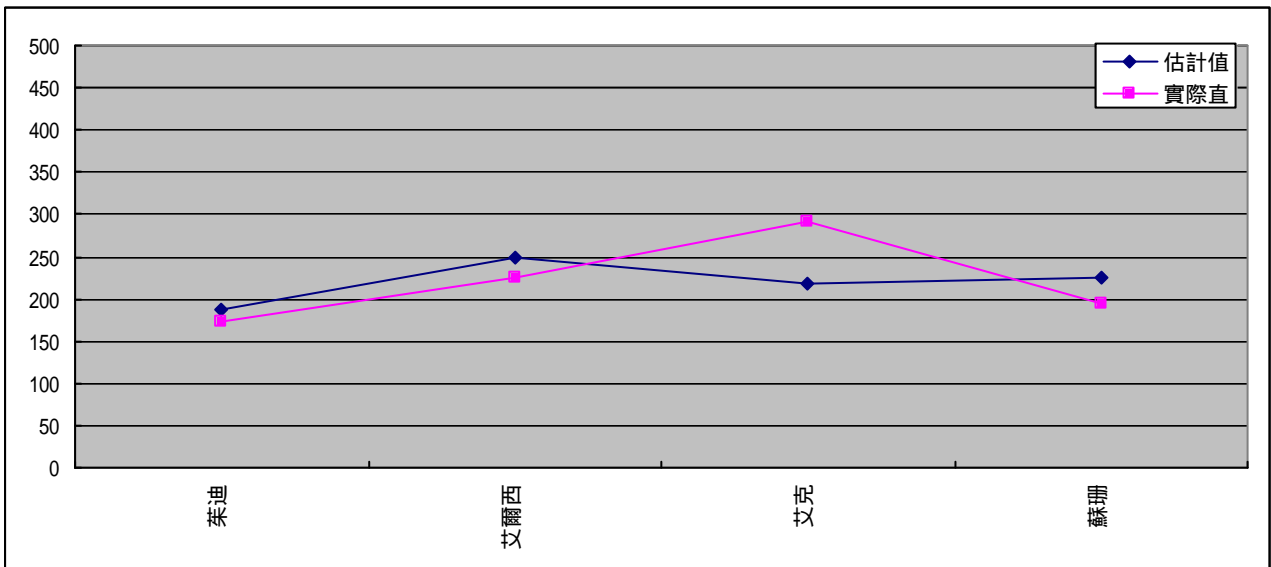


圖 33 路徑 6 颱風花蓮測站雨量估計圖

## 評 語

031734 Mr. Al 與颱風-簡易人工智慧對颱風降雨量的估算

1. 能利用人工智慧探討颱風時可能帶來之降雨量，並用歷年資料比對，值得肯定。
2. 颱風的降雨量大小，還牽涉到地形，以及颱風路徑等因子。本研究僅比對點的資料，並不足以完全代表降雨量，值得繼續改進。