

# 以 MATLAB 建立之颱風波浪推算 GUI 系統(上)

## 作者

張憲國 國立交通大學土木工程學系副教授

錢維安 國立交通大學土木工程學系博士研究生

陳蔚瑋 國立交通大學土木工程學系博士研究生

何良勝 交通部運輸研究所港灣技術研究中心科長

林受勳 交通部運輸研究所港灣技術研究中心副研究員

## 摘要

本研究應用類神經網路與模糊理論建立颱風波浪預報模式，本模式能快速且正確的計算颱風波浪，以提供更佳的資訊予海岸防災系統，達到預防或減低人員的生命安全和財產損害。本研究收集台灣花蓮及蘇澳港的颱風波浪資料，配合相對應颱風路徑、規模及陸地效應分類，以神經網路建立颱風波浪及對應之風場資料的推薦波浪模式。本模式網路學習及測試颱風波浪推算上與實測值頗為一致。

在預報模式建立完成之後，本研究利用 MATLAB 將預報模式建構成為圖形化使用者界面之視窗化操作系統。目的在於提升模式的使用性，使操作者能更簡單的進行整個預報，並提升整體工作效率。圖形化使用者介面中並包含詳細的使用手冊，讓初次使用的操作者不用經過任何訓練課程即可展開作業。本研究並利用今年各個颱風侵襲時進行預報的測試，展現模式預報的機動性。

## 第一章 緒論

台灣的經濟及貿易發展與航運有著密不可分的關係，而港灣內部靜穩的程度關係到船隻碇泊與貨物裝卸的作業，多變的環境現象為港灣內安定的主要影響變數之一。台灣的地理位置正處於颱風發生及主要行進的區域，颱風的豪雨、強風及其引起的巨浪，使台灣海域的漁

撈、航運交通、建築物、農作物遭受損害，甚至造成人員的傷亡，颱風所引起的巨浪為破壞港灣的重要因素。

對颱風所產生的波浪可藉由推算波浪模式預測波浪的大小及時間，而提早知道波浪可能的未來狀況。目前對於波浪推算的方法多採用經驗公式配合現場資料分析，以迴歸或數值模擬方式計算。然而，此兩種方法對於中小尺度的地理位置差異並無法充分反應，所以本研究將利用過去研究經驗，配合類神經網路與模糊理論等技術，建立一個以台灣港灣為主的颱風波浪、暴潮推算模式，並開發易操作的視窗化介面系統，讓使用單位能避免模式繁雜的軟體操作，簡易且快速地預測颱風波浪、暴潮，而能提高預警防災的能力。

本文的主要目的是利用運輸研究所港灣技術研究中心所收集台灣東岸之歷年氣象及海象資料，包括花蓮、蘇澳港等測站的波浪資料，進行分類與分析，並藉由初步的分析瞭解颱風波浪與氣象上的差異，建構類神經網路預報模式系統，波浪預報模式主要由三個部分主成，首先是風浪的推算模式，將以風場分佈為主要參考實測資料而建構，湧浪推算模式的建構，將以大氣氣象資料及波浪實測數據為主要參考資料，最後藉由類神經網路將風浪及湧浪模式計算的結果整合，推算出觀測站的波浪資料。由於目前颱風波浪數值推算分析的方法，大多無法直接應用在台灣沿岸。本研究主要建立一個符合區域特性的颱風波浪推算模式，藉由往昔模式發展的經驗，針對颱風與陸地交互影響的關係進一步探討，期望能大幅提昇波浪推算的準確性，有效增加預測的能力。本模式採用模糊理論及類神經網路為主要架構，利用模糊理論及類神經網路能夠處理非線性關係的優點，由分析颱風波浪、颱風波高、颱風週期、氣象及地理環境的關係特性輸入颱風推算模式，建立颱風與波浪的關係。

在操作介面上的改進，將以視窗化的介面為主進行模式的操作，除了增加操作的方便性，也使的推算、預測結果容易檢視與評估。

## 第二章 颱風結構與颱風模型

## 2.1 能量平衡方程式

自第一代發展的大區域波浪推算模式，經不斷的修改控制方程式中能量交換的過程及作用機制，到目前的第三代波浪推算模式，如 WAM (1988) 或 Tolman (1997) 等，在風場作用下的二維波譜  $N(t, \phi, \theta, \lambda)$  能量守恆方程式表示為：

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \frac{1}{\cos \phi} \frac{\partial}{\partial \phi} (N \dot{\phi} \cos \theta) + \frac{\partial}{\partial \lambda} (N \dot{\lambda}) + \frac{\partial}{\partial \theta} (N \dot{\theta}) = \frac{S}{\sigma} \quad (2-1)$$

而

$$S = S_{in} + S_{nl} + S_{ds} + S_{bot} \quad (2-2)$$

其中  $t$  為時間， $\theta$  是波浪的前進方向， $\phi$ 、 $\lambda$  是經度及緯度， $\sigma$  為成分波的頻率， $\dot{\phi}$ 、 $\dot{\lambda}$  是群波速度在經度及緯度方向的分量， $\dot{\theta}$  為波浪前進方向改變率， $S$  是總和的能量交換，包括風能輸入作用項 ( $S_{in}$ )，波波間非線性交互作用項 ( $S_{nl}$ )，由白沫現象或是碎波波浪產生之能量散逸 ( $S_{ds}$ )，及底床摩擦的能量消耗 ( $S_{bot}$ )。

颱風風場變動與能量輸入機制的瞭解對以能量平衡式推算颱風事件進行波浪相當重要。由於颱風風場的變動包括颱風移動速度及方向、颱風規模、颱風移動軌跡以及颱風位置的經緯度等，且颱風風場需要足夠的作用時間方能提供海面形成颱風波浪的能量，因此，颱風波浪間非線性交互作用、波浪白沫現象及碎波波浪產生之能量散逸皆與颱風運動行為及颱風規模的變動有密切的關係。

颱風運動行為可以分為二種，一為颱風 2D 平面運動，另一為因颱風移動方向改變使得颱風風場分佈改變。對於固定區域內的波浪推算，若颱風波浪的能量交互影響的結果假設總和能量  $S$  是颱風風場風速及颱風運動行為、軌跡變動的函數。本文為方便描述颱風中心的變化，乃以極座標  $r$ 、 $\theta_1$  取代一般的颱風中心經緯度  $\phi$ 、 $\lambda$ ，其中  $r$  為颱風中心至觀測站的距離， $\theta_1$  為颱風中心至觀測站的方位角。

由於颱風風場對海面波浪的作用需要有足夠的作用時間才能產

生成熟的颱風波浪，因此在風場作用期間的變化將影響颱風波浪的行為，對於颱風連續性的變化包括有颱風規模 $V_{\max}$ 的變化、颱風移動速度 $V_f$ 的變化、颱風相對移動位置 $r$ 、 $\theta_1$ 的變化以及颱風風場分佈旋轉，即颱風行進方向與觀測夾角 $\theta_2$ 的變化，颱風運動參數符號說明示如圖 2-1。

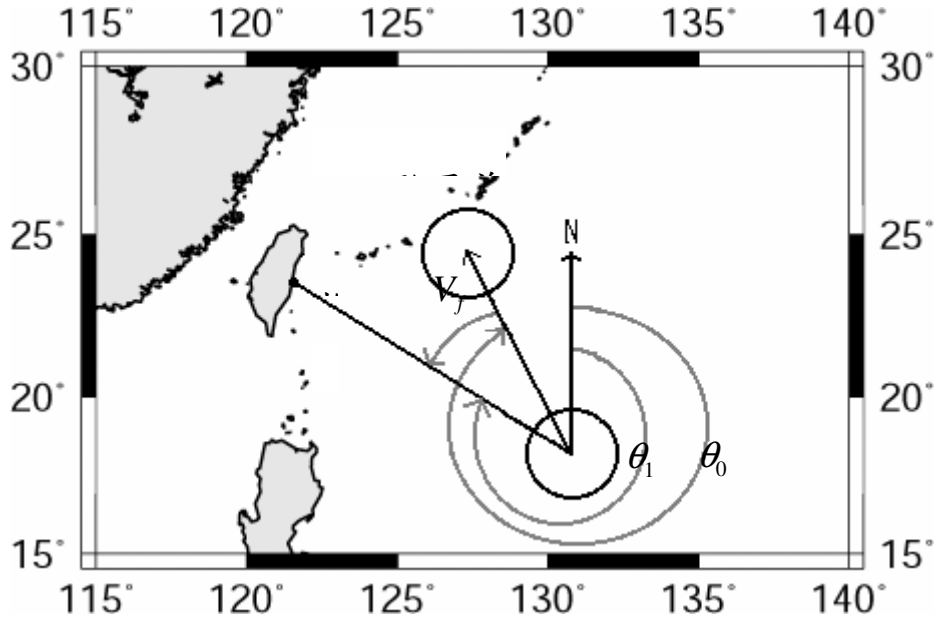


圖 2-1 颱風運動參數符號說明

在颱風風場內不同位置的風速及風向為非對稱，而此特性直接反應到颱風波浪的分佈，通常在北半球行進間的颱風，右半圓風速較左半圓在相同半徑的風速大而波浪分佈亦相同，當颱風行為變化時，相對應的風場結構也會出現變動，對應不同颱風風場位置的波浪也因為風場結構的變動而出現變化。作用在海面的風場特性變動不大時，颱風波浪的行為相對單純，如果考慮颱風風場範圍內因颱風行進方向改變，造成海面受颱風作用區域內風場連續的變化對颱風波浪產生的連續影響，就必須同時考慮風場變動時間延時對風域內波浪的影響。假設相似行為、規模的颱風風場結構變動相似，颱風風場因為行進方向改變而產生的變動可以利用颱風行進方向與觀測站的夾角 $\theta_2$ 隨時間的變動表示。

由以上的討論了解風速 $V_{10}$ 是提供及影響颱風波浪大小主要的因素，而颱風的路徑及行為是影響颱風波浪變化的因素，在固定位置上

即使兩個同樣的颱風規模但運動方向不同的路徑颱風波浪亦會不同。為了簡化能量方程式的架構，利用限制推算颱風波浪區域減少影響變數，對於固定區域颱風波浪推算總和能量  $S$  的能量交換在路徑及規模相似的颱風條件下，可用前  $m$  個小時  $V_{10}, r, \theta_1, \theta_2$  的函數線性組合表示之：

$$S(t) = f_1[V_{10}(t), r(t), \theta_1(t), \theta_2(t)] \quad (2-9)$$

式(2-9)中  $a_i$  為係數， $f_1$  為函數， $t_m$  為時間。根據以上的能量平衡觀念，颱風波浪為  $m$  小時內能量  $S$  的函數：

$$H_s(t) = \sum_{m=0}^n a_m f_2[S(t - m\Delta t)] \quad (2-10)$$

結合式(2-9)及式(2-10)可表示颱風波浪之示性波高為不同時間  $V_{10}, r, \theta_1, \theta_2$  的函數

$$H_s(t) = \sum_{m=0}^n b_m f(V_{10}, r, \theta_1, \theta_2; t - m\Delta t) \quad (2-11)$$

式(2-11)中  $m$  表示颱風開始影響颱風波浪的時間，即  $t$  時刻的颱風波浪只受過去  $m$  小時內的颱風行為影響， $m$  即為計算颱風波浪資料的延時時間。

## 2.2 類神經網路

本研究使用 MATLAB 類神經網路軟體，選擇其中的工具程式庫之倒傳遞網路作為颱風推算的工具。倒傳遞類神經網路 (back-propagation neural network, BPN)，屬於前向監督式學習網路，其基本原理是利用最陡坡降法 (gradient steepest descent method)，疊代修正誤差函數而使誤差函數達到最小。倒傳遞類神經網路的總體運作學習方式有兩種，一為學習過程，就是網路依既定的學習演算法，從使用的輸入資料中學習，並藉以調整網路連結的加權值；使得網路演算結果與目標輸出值相同；另一種為回想過程，網路依照設定的回想

法則，以輸入資料來決定網路的輸出值。

當倒傳遞類神經網路經過輸入值與目標輸出值一次的學習，便算是經過一個學習的循環，而學習循環的次數將取決於誤差函數收斂與否以及是否達到容許的誤差量。一般而言，倒傳遞類神經網路較其他的類神經網路需要較多的學習循環次數。由測試用的資料數據，利用學習完成的網路參數進行網路回想的過程，由網路回想過程得到的網路輸出值與目標輸出值比較，以評估網路學習的精度，為了能評鑑倒傳遞類神經網路的網路學習的效能，本文採用均方根誤差量（Root Mean Squared Error）做為評鑑指標。

### 第三章 模式架構

#### 3.1 颱風波浪資料分析

本文模式選擇台灣東部花蓮港外海的觀測站颱風波浪資料來進行颱風波浪的推算模式，並嘗試推算接近花蓮測站的蘇澳測站之颱風波浪。颱風氣象資料的來源有取自中央氣象局、JTWC 及 UNISYS WEATHER，波浪資料取自交通部運研所港灣技術研究中心，時間格式統一以格林威治時間表示。颱風波浪實測資料及推算結果比較如表 3-1 所示。

表 3-1 本模式所選用颱風與波浪資料與推算結果比較

年代	颱風名稱	颱風資料時段	波浪資料時段	測站	C. C.	資料屬性
1997	Levi(里維)	05/25(1800)-05/30(0600)	05/25(1800)-05/30(0600)	花蓮	0.907	學習資料
	Opal(歐珀)	06/15(0600)-06/21(0600)	06/15(0600)-06/21(0600)	花蓮	0.884	學習資料
	Peter(彼德)	06/23(0600)-06/29(0000)	06/23(0600)-06/29(0000)	花蓮	0.925	學習資料
1998	Otto(奧托)	08/02(0000)-08/05(0600)	08/02(0000)-08/05(0600)	花蓮	0.908	學習資料
1999	Sam(山姆)	08/18(0600)-08/23(0000)	08/18(0600)-08/23(0000)	花蓮	0.577	學習資料
2000	Jelawat(杰拉華)	08/01(0000)-08/11(0000)	08/03(0800)-08/11(0000)	花蓮	0.503	學習資料
	Bilis(碧利斯)	08/18(0600)-08/24(0000)	08/18(0600)-08/22(1200)	花蓮	0.861	學習資料
	Bopha(寶發)	09/05(1800)-09/11(0600)	09/08(0400)-09/11(0600)	花蓮	0.935	學習資料
	Yagi(雅吉)	10/22(1200)-10/27(0600)	10/22(1200)-10/27(0600)	花蓮	0.978	學習資料

1994	Tim(提姆)	07/05(0000)-07/12(0000)	07/09(1600)-07/10(1400)	花蓮	0.939	測試資料
	Fred(弗雷特)	08/19(0000)-09/02(1800)	08/19(0000)-09/02(1800)	花蓮	0.788	測試資料
1995	Kent(肯特)	08/24(0000)-09/01(1800)	08/24(0000)-08/30(2200)	花蓮	0.934	測試資料
1999	Maggie(瑪姬)	06/01(1200)-06/06(1800)	06/01(1200)-06/06(1800)	蘇澳	0.801	測試資料
2001	Haiyan(海燕)	10/11(1200)-10/17(1800)	10/11(1200)-10/17(1800)	花蓮	0.964	測試資料

### 3.2 類神經網路推算模式架構

類神經網路模式採用倒傳遞類神經網路架構(Backpropagation Neural Network, BPNN)。倒傳遞類神經網路對於線性及非線性函數有良好的模擬能力，而類神經網路在適當的結構組織下能夠模擬有限範圍的隨機函數，也就是類神經結構擁有極佳的記憶能力，模擬能力的好壞受限制於學習資料的完整性及類神經網路結構。

倒傳遞類神經網路藉由學習資料與模擬結果的誤差修正各個加權值，同時藉由學習的過程建構正確的輸入參數與輸出值間的關係。對於具有一個隱藏層的倒傳遞類神經網路通常表示為：

$$O_{P \times 1} = f(W_{S \times R} I_{R \times 1} + b_{S \times 1}) \quad (3-1)$$

其中  $O_{P \times 1}$  為神經網路具有  $P$  個向量的輸出矩陣， $f$  為轉移函數， $I_{R \times 1}$  為具有  $R$  個向量的輸入矩陣， $W_{S \times R}$  為具有  $S$  個神經元的神經網路權重矩陣， $b_{S \times 1}$  為網路偏權值矩陣。式(3-1)簡單的表示方法為 "S-P"，所以一個具有 2 個隱藏層神經元的個數分別為 10 及 20，且一個輸出單元時，簡單的表示法為 1-10-20-1。

針對式(2-11)的函數結構架構類神經網路，在類神經網路學習資料有限的限制下，為了能夠分離出不同的颱風行為對造成颱風波浪的影響，由公式(2-11)中分離函數中的  $V_{10}$ 、 $r$ 、 $\theta_1$ 、與  $\theta_2$  對颱風波浪影響的成分，經過轉移函數的連結後輸入參數共 7 個。假設在颱風波浪示性週期與示性波高有相似的作用機制，則模式可同時推算相似颱風行為的示性波高與週期的條件下，模式輸出參數為  $H_s$ 。本類神經網路模式可以表示為

$$H_s = f_2(W_{S2 \times S1} \cdot f_1(W_{S1 \times (R \cdot n)} [I_{R \times 1}]_{n \times 1} + b_{S1 \times 1}) + b_{S2 \times 1}) \quad (3-2)$$

模式的輸出，輸入函數  $I = [f_{\bar{V}_{10}}, f_{\bar{r}}, f_{\bar{\theta}_1}, f_{\bar{\theta}_{21}}, f_{\bar{\theta}_{22}}, f_{\bar{\theta}_{23}}, f_{\bar{\theta}_{24}}]^T$ ， $n$  為風場作用下影響颱風波浪延時的時間，在花蓮觀測站的條件下延時採用 24 小時。

式 (3-2) 的類神經架構的輸入為 24 個小時內的  $f_{\bar{V}_{10}}, f_{\bar{r}}, f_{\bar{\theta}_1}, f_{\bar{\theta}_{21}}, f_{\bar{\theta}_{22}}, f_{\bar{\theta}_{23}}, f_{\bar{\theta}_{24}}$  的資料，為降低類神經網路結構的複雜性，將以每 4 小時的  $f_{\bar{V}_{10}}, f_{\bar{r}}, f_{\bar{\theta}_1}, f_{\bar{\theta}_{21}}, f_{\bar{\theta}_{22}}, f_{\bar{\theta}_{23}}, f_{\bar{\theta}_{24}}$  資料值為輸入資料，即  $t, t-4, t-8, \dots, t-24$  時刻的輸入參數共 49 個。經試誤法的結果，選擇類神經組織結構第一個隱藏層使用 80 個神經元，第二個隱藏層採用 40 個神經元，輸出為波浪示性波高  $H_s$ ，即為 (49-80-40-1) 網路，此類神經網路架構即為颱風波浪推算模式。

## 第四章 圖形化使用者介面

### 4.1 圖形化使用者介面之介紹

對於一般使用者而言，在完全沒有程式開發基礎的情況下，想要使用一套工程或研究人員所開發的程式或是模式來說，是一項非常大的挑戰。所以本研究以上述之颱風波浪預測模式為核心計算模組開發颱風波浪預測模式的圖形化使用者介面(Graphical User Interface)。以人性化的操控介面整合而成。合併許多外部的資料處理步驟，省去大量操控程序，縮短整體操作上的時間與流程。圖形化的表現能提升本介面與使用者之間的互動。另外，此介面的建立與整合，可視為未來發展全自動監測預報系統的前置研究。

本研究初步構想的圖形化使用者介面有四個主要目的，詳述於下：

#### 1. 擴展使用者族群

近年來在專業領域中的應用程式開發，不論是在任何一種作業平台上，都開始趨向於採用對於使用者較為友善的圖形化介面。其目的除了介面視覺上的美觀之外，還能由圖示選項來代替原本程式操作所



需要用的指令。如此一來可使原本颱風波浪預報模式的使用者，由原本所需要的富有程式操控能力且有颱風波浪相關知識的工作人員，擴展到擁有颱風波浪相關知識的工作人員，示如圖 4-1。

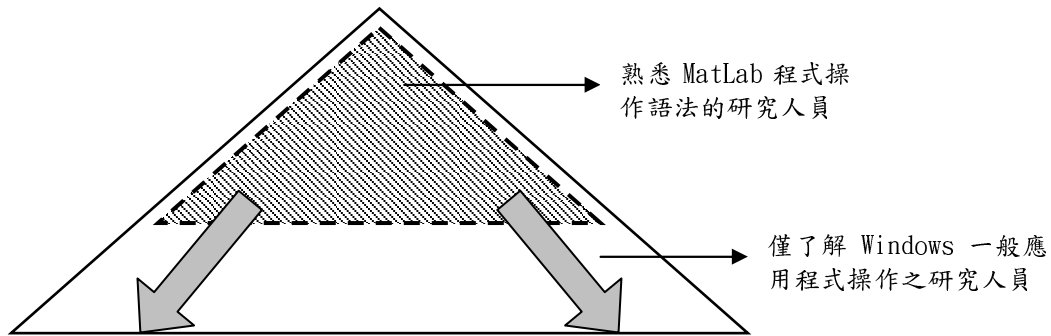


圖 4-1 GUI 的開發對於使用者族群的分布變化

圖 4-1 為表示所有研究人員中對 Matlab 程式操作語法之能力分布圖，位於金字塔型分布圖頂部的斜線區域中是較少數熟悉 Matlab 程式操作的研究人員，本介面的發展，可以將颱風波浪預測模式的使用者族群擴展至所有了解一般應用程式之研究人員。使得本模式的使用範圍更為廣泛，使用者所需具備的程式操控能力限制將會大幅降低。詳細的圖形介面以及完整的說明文件可以讓不具有程式語言能力的使用者輕鬆地就可以利用本介面進行颱風波浪的預測與評估。使用者只要熟練滑鼠的基本操作(單擊、雙擊、拖曳)，幾乎可以完成絕大部分的操作指令。

## 2.縮短模式操作程序時間

使用圖形化介面操作整個模式，可以整合以上四個部分中的所有繁瑣過程，完全不必使用到指令，取而代之的是圖形介面上的滑鼠操作。此介面與原來模式操作相較之下以進行單一颱風波浪資料預測而言，可以縮短操作時間至原來的十分之一。(待續)