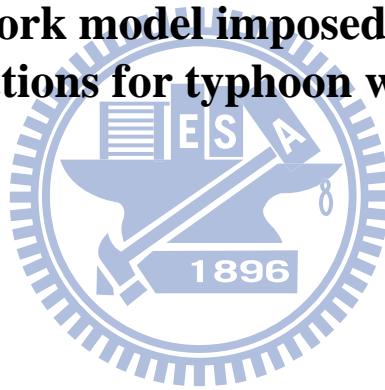


國立交通大學土木工程研究所
Institute of Civil Engineering National Chiao Tung University

碩士論文

結合歸屬函數之類神經網路颱風波浪推算模式

**Neural network model imposed membership
functions for typhoon waves**



指導教授：張憲國博士

研究生：林賢銘

中華民國一百年七月

結合歸屬函數之類神經網路颱風波浪推算模式

研究生：林賢銘

指導教授：張憲國 博士

國立交通大學土木工程研究所

摘要

本研究利用類神經網路結合歸屬函數來推算颱風波浪，由交通部運輸研究所港灣技術研究中心提供2000年至2009年之安平港實測波高資料，配合日本國土交通省氣象廳(JMA)的RSMC-Tokyo Center提供之颱風資料來進行類神經模式的建立。比較實測波高評估本模式之適用性。

本模式採用颱風與目標點距離(D)、目標點的方位角(θ_1)、颱風侵襲角(θ_3)、目標點風速(V)及目標點風向(V_{deg})作為類神經網路之輸入參數，並將 θ_1 、 θ_3 及 V_{deg} 三個角度參數透過高斯歸屬函數轉換，將角度資訊轉為影響度資訊，建立修正類神經颱風波浪推算模式。經由高斯歸屬函數修正後驗證組的模式推算結果約可提升約7%之準確度，若再加入查核組後模式驗證組亦可提升約9%之準確度。在驗證組中選取傳統半經驗波浪推算模式同樣有推算的5場颱風來比較，証實本模式之推算結果較經驗公式推算準確。整體而言，本模式較往昔使用的半經驗模式來的優異，對於颱風波浪推算有一定的準確度，未來可應用於港口上的波高預測，提供海上作業船隻或近岸娛樂活動的民眾參考應用。

Neural Network model imposed membership functions for typhoon waves

Author : Shian-Ming Lin

Advisor : Dr. Hsien-Kuo Chang

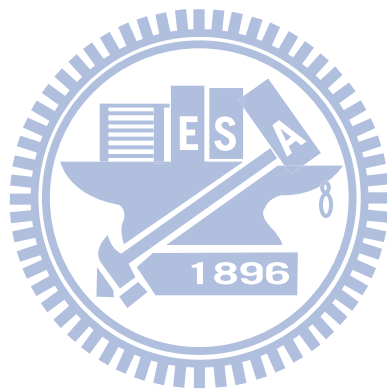
Institute of Civil Engineering National Chiao Tung University

ABSTRACT

The thesis is to develop an Neural Network (ANN) model imposed by membership functions to estimate the typhoon waves. Wave data observed by the Harbor and Marine Technology Center during 2000 to 2009 at Anping harbor and typhoon data collected by JMA RSMC-Tokyo Center were used to train the ANN model. The validity of the proposed ANN model is verified by measured wave heights in the test stage.

Five parameters including the distance from typhoon center to the interesting point (D), the azimuth between typhoon center and the interesting point (θ_1), position angle in the typhoon (θ_3), the wind velocity of the interesting point (V) and its responding wind direction (V_{deg}), were selected in the input layer of ANN. Low correlation coefficients between some input parameters and wave heights indicating insignificant weighting to the model doesn't illustrate basic physical interpretation. Gauss membership functions are used in the paper to transform three angle parameters, that are θ_1 , θ_3 and V_{deg} , to remedy the disadvantages of original parameters. The corrected ANN model promotes the capacity of estimating wave heights in the test stage by 7% than the original model. An extra procedure of validation is set in the training stage can increase the model performance by 9% accuracy than the original model. The proposed ANN wave model was examined to have higher accuracy on calculating typhoon waves than traditional empirical formula. Due to good estimation on typhoon waves by the proposed ANN model, the

proposed method can be applied to other positions for establishing ANN forecasting wave models to provide wave information for navigation and marine activities.



謝誌

首先感謝指導教授 張憲國老師對我兩年來的悉心指導，不論是在研究態度、研究方法、思考邏輯或是論文撰寫上，都給予我莫大的幫助與啟發。而在論文初稿審核及口試時也承蒙口試委員陳陽益教授、何良勝科長以及陳蔚瑋學長提供寶貴的建議與指正，讓論文更趨於周延完整。

另外更要感謝研究室中的兩位大學長勁成及蔚瑋，不管是在研究或是喝酒上，讓都是新手的我有很大的進步。也感謝已經畢業的明璋、力豪、小嘉、信昱、政杰、奐辰、俊儒學長，平時不厭其煩的教導我任何事情或是跟我一起打三國和守塔遊戲。以及感謝相處兩年的同學Pork、偉恩、王董、勳哥、宏姐，大家一起唸書、趕報告、熬夜趕meeting、一起訂麥當當來吃。同時也感謝新進的博班學長瑞舫和學弟妹們鬼鬼、米血、小嬛、儒哥還有志哥，平常幫忙分擔許多研究室的事情和陪我打三國。

能完成此篇論文以及碩士學業，無非是靠著眾多老師、學長、同學以及學弟妹們的指導與幫忙，以及我的父母讓我無後顧之憂的順利完成學業，由衷的感謝曾經幫助、指導過我的每一位長輩和同學們。

目錄

中文摘要.....	I
英文摘要.....	II
謝誌.....	IV
目錄.....	V
圖目錄.....	VII
表目錄.....	IX
符號說明.....	XI
第一章 緒論.....	1
1-1 研究動機與目的.....	1
1-2 文獻回顧.....	2
1-3 文章架構.....	6
第二章 類神經模式之架構.....	8
2-1 類神經網路模式基本原理.....	8
2-2 推算精度之檢定指標.....	11
2-3 模式建構流程圖.....	11
第三章 颱風波浪特性.....	13
3-1 颱風波浪資料之選用.....	13
3-2 颱風波浪特性之分組.....	18
第四章 模式架構之建立.....	24
4-1 輸入參數.....	24
4-1-1 參數之計算.....	24
4-1-2 參數之探討.....	27
4-2 模式設定與條件.....	30
4-2-1 轉換函數與訓練函數.....	30

4-2-2 隱藏層神經元測試.....	31
4-2-3 網路訓練之停止條件.....	32
4-3 模式之驗證.....	34
第五章 修正類神經颱風波浪模式.....	44
5-1 歸屬函數修正輸入參數.....	44
5-1-1 單峰高斯歸屬函數.....	46
5-1-2 雙峰高斯歸屬函數.....	52
5-2 修正模式之驗證.....	55
5-3 查核組對模式學習與推算之影響.....	60
5-4 與半經驗模式之比較.....	62
第六章 結論與建議.....	65
6-1 結論.....	65
6-2 建議.....	67
參考文獻.....	68



圖目錄

圖 1-1 研究流程	7
圖 2-2 模式建構流程圖	12
圖 3-1 測站地理位置圖	13
圖 3-2 臺灣地區颱風路徑分類圖(1897-2010 年).....	16
圖 3-3 LT 組與 LVT 組之分組示意圖	18
圖 3-4 各群集分類颱風之路徑	20
圖 4-1 颱風中心對目標點方位角 θ_1 與颱風移動方位角 θ_2 示意圖	24
圖 4-2 氣旋中心附近風速風向分佈示意圖	26
圖 4-3 颱風距離與目標點波高分布	28
圖 4-4 颱風在等壓面上內平均風速分布示意圖	29
圖 4-5 正切雙彎曲轉換函數與雙彎曲函數	30
圖 4-6 學習組與驗證組使用不同神經元個數時之 RMSE	32
圖 4-7 MORAKOT(2009)推算結果及颱風路徑	37
圖 4-8 RANANIM(2004)推算結果及颱風路徑	38
圖 4-9 MATSA(2005)推算結果及颱風路徑	39
圖 4-10 LONGWANG(2005)推算結果及颱風路徑	41
圖 4-11 WIPHA(2007)推算結果及颱風路徑	42
圖 5-1 透過歸屬函數描述輸入參數角度與波高的關係	45
圖 5-2 各距離範圍的 θ_1 經高斯轉換後與波高的相關性分布圖	46
圖 5-3 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 θ_1 高斯歸屬函數	47

圖 5-4 各距離範圍的 θ_3 經高斯轉換後與波高的相關性分布圖	48
圖 5-5 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 θ_3 高斯歸屬函數	49
圖 5-6 各距離範圍的 V_{deg} 經高斯轉換後與波高的相關性分布圖	50
圖 5-7 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 V_{deg} 高斯歸屬函數	51
圖 5-8 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 θ_1 雙峰高斯歸屬函 數.....	52
圖 5-9 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 θ_3 雙峰高斯歸屬函 數.....	53
圖 5-10 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 V_{deg} 雙峰高斯歸屬 函數.....	54
圖 5-11 湯(1970)和井島(1972)推算模式模擬範圍	62



表目錄

表 1-1 以 Saffir Simpson 標準推估示性波高與週期(SPM, 2002).....	5
表 3-1 選擇安平港波浪實測資料的颱風名稱及其最大波高.....	15
表 3-2 選取用來建立模式的颱風名稱及其最大波高.....	17
表 3-3 群集分類颱風路徑的結果.....	19
表 3-4 將表 3-3 的分類依大小排序後之結果合併.....	21
表 3-5 學習與驗證組(LT 組)分類.....	22
表 3-6 學習、查核與驗證組(LVT 組)分類.....	23
表 4-1 各種停止條件學習組與驗證組之 RMSE.....	33
表 4-2 安平港類神經颱風波浪之推算結果.....	34
表 4-3 安平港類神經颱風波浪學習組之推算結果.....	35
表 4-4 安平港類神經颱風波浪驗證組之推算結果.....	40
表 5-1 輸入參數與波高間的相關性分析.....	44
表 5-2 轉換後輸入參數與波高間的相關性分析.....	51
表 5-3 雙峰高斯轉換後輸入參數與波高間的相關性分析.....	55
表 5-4 修正前與修正後模式推算結果比較.....	55
表 5-5 修正後之類神經颱風波浪推算結果.....	57
表 5-6 修正後之類神經颱風波浪學習組推算結果.....	58
表 5-7 修正後之類神經颱風波浪驗證組推算結果.....	59
表 5-8 LT 組與 LVT 組推算評估結果.....	61
表 5-9 LVT 組修正後類神經颱風波浪驗證組推算結果.....	61

表 5-10 安平港半經驗颱風波浪推算結果.....63

表 5-11 修正後類神經與半經驗颱風波浪推算結果比較.....64



符號說明

N	二維波譜
t	時間
θ_ω	波浪前進方向
ϕ	經度(1-1)
λ	緯度(1-1)
$\dot{\theta}$	群波速度在經度方向的分量
$\dot{\lambda}$	群波速度在緯度方向的分量
$\dot{\theta}_\omega$	波浪方向改變率
σ	成分波的頻率
S	總和的能量交換
S_{in}	風能輸入作用項
S_{nl}	非線性交互作用項
S_{ds}	白沫與碎波之能量逸散項
S_{bot}	底床摩擦之能向消耗
$H_{s,max}$	最大風速之示性波高
P_n	颱風影響範圍外之氣壓
P_c	颱風中心氣壓(1-3)(1-11)(4-2)
$H'_{s,max}$	修正最大風速之示性波高
V_f	颱風中心前進速度(1-4)(1-9)(4-3)
V_{max}	近中心最大風速
α	等壓切線與颱風移動方向之夾角
β	傾斜風向中心之夾角
T_s	波浪週期(1-8)(1-5)
$R\Delta p$	能量指標
$T_{s,max}$	最大風速之週期
H_s	示性波高
R	最大風速半徑
g	重力加速度
F	等效風域吹送距離
ΔP	氣壓深度或颱風中心氣壓 P_c 與外圍氣壓 P_n 之差值
Y_i	人工神經元模型的輸出訊號
f	人工神經元模型的轉換函數
W_{ij}	人工神經元模型連結加權值

X_j	人工神經元模型的輸入訊號
θ_i	人工神經元模型的閾值
W_1, W_2	加權值矩陣
θ_1, θ_2	偏權值量
T	目標輸出量
Y	網路輸出量
Z	隱藏層輸出量
δ_1	隱藏層差距量
δ_2	輸出層差距量
ΔW	加權值矩陣的修正量
E	誤差函數(2-8)
η	學習速率(2-9)
δ_j^n	W_{ij} 所連結第 n 層處理單元差距量
A_i^{n-1}	W_{ij} 所連結第 $n-1$ 層之處理單元值
$O_{P \times 1}$	網路具有 P 個向量的輸出矩陣
$I_{R \times 1}$	網路具有 R 個向量的輸入矩陣
$W_{S \times R}$	具有 S 個神經元的網路權重矩陣
$b_{S \times 1}$	網路偏權值矩陣
$H_{s,num}$	模式推算颱風波浪示性波高
$H_{s,obs}$	測站實測颱風波浪示性波高
$t_{p,num}$	模式推算颱風波浪示性波高 最大值發生時間
$t_{p,obs}$	測站實測颱風波浪示性波高 最大值發生時間
D	颱風與目標點之距離(p.23)
θ_1	颱風中心對目標點之方位角(p.23)
θ_2	颱風移動方位角(p.23)
θ_3	颱風侵襲角(p.23)
V	目標點海面 10 米風速(p.23)
V_{deg}	目標點上空風向(p.23)
V_r	距颱風中心 R 公里處之旋轉風速
R_m	最大暴風半徑
ϕ	緯度(4-2)
P_∞	距颱風中心無限遠處之氣壓

V_t	修正風速
ϕ	颱風中心連線與最大風速連線兩 條線之間的夾角(4-3)
θ	偏移角度(4-4)
z	輸入層的神經元個數(p.30)
h	隱藏層神經元個數(p.30)



第一章 緒論

1-1 研究動機與目的

臺灣位於北太平洋西部沿海，此地區平均一年會生成 27 個颱風，大多數都集中發生於 7、8、9 月。在北太平洋西部的颱風，大部分生成於加羅林群島、馬利安納群島和帛琉群島附近一帶，約在北緯 10 度左右，主要受到太平洋副熱帶高氣壓環流所導引，其路徑大多以偏西移動。到達臺灣或是菲律賓附近時，其路徑才會開始轉變，受到不同的高氣壓影響，有些繼續向西進，有些會轉向東北方向前進，甚至有些會停留在原地或在附近打轉，若是導引氣流較為明顯時，颱風的行徑亦會較規則。另外有部分的颱風是來自於南中國海海面，平均來說勢力較弱，向西行進越南或往中國登陸，或向東北行徑臺灣海峽。

颱風所帶來的強烈暴風吹襲海面引起巨大的波浪，這種波浪具有相當大的能量，在近岸的地區會因淺化效應使得波高增加，不僅影響到漁撈、航運交通安全，也會使沿岸海工結構物遭受損害，造成附近臨海低窪區域溢淹與人員傷亡。故探討颱風風場與波浪傳遞的機制，發展颱風波浪推算與預報模式的研究工作，對於海岸設施防護規範、低窪溢淹區域警報疏散與附近船隻航運安全相當的重要，藉由颱風波浪模式來保護沿岸居民身家財產安全並降低國土環境所造成的災害。本研究選用的研究基地為安平港，安平港位於臺灣西南海岸，距高雄港約 50 公里。由中央氣象局歷年颱風路徑統計圖中可知，大部分的颱風皆由臺灣東邊往西邊前進，屬於直撲安平港的颱風則較少。颱風對於安平港，常常會受到地形遮蔽效應的影響，使得在類神經網路模式的建立上，不得不仔細考慮各種地形因素所造成的影響。

目前臺灣的颱風風場波浪推算預報是採用示性波參數經驗模式，如 Bretschneider (1976)，或是採用能量平衡方程式為基礎的數值運算，進行大區域的波浪推算與預報，如 SWAMP (1985)、WAM (1988)、Young (1988a)、SWAN (Booij 等人，1996)、WW3 (Tolman, 1997) 等。

利用統計及經驗為基礎的參數經驗模式，雖擁有快速、簡便的推算能力，但臺灣因為有高山阻隔，加上東西、南北水深地形特性及海象皆不同，很難以經驗公式做大區域海面的推算，有其區域的限制。至於數值波浪推算法因為電腦計算能力的提升，加上實測海氣象資料的輔助與校正，其波浪的推算準確性已達到很高的水準，亦可對中、大尺度的海域作計算，但由於數值模式的計算範圍相當大，計算的網格點數亦相當多，需要耗費相當多的時間在計算上，雖然計算結果較為精準，但卻無法符合快速計算的預警需求。

隨著數學工具技術的提升，目前已有工具能有效地描述許多非線性的問題，如類神經網路、模糊系統、遺傳演算法及混合型網路系統，並已廣泛應用在各個領域。類神經網路具有學習演算及非線性最佳化之優點，且容易適應新的資料，即使輸出與輸入參數之間的關係相當複雜，仍然比一般傳統之統計迴歸方法較佳，如錢(2006)以類神經網路、模糊規則與複合轉換函數建構出颱風波浪推算模式。本研究選用各種不同特性的輸入參數，並運用不同的歸屬函數修正輸入參數，以架構具有描述區域特性的颱風波浪推算模式，應用此種類神經推算模式能達到計算精度與計算速度的兼備，期望能在沿海工程設計、臨海防災以及航運安全上提供即時且精確的波浪推算與預報。

1-2 文獻回顧

對於大區域的波浪推算模式，如 WAM (1988)或 Tolman (1997)等基於能量守恆原理，在風場作用下的二維波譜 $N(t, \phi, \theta_w, \lambda)$ 必須滿足下列方程式：

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

而

$$S = S_{in} + S_{nl} + S_{ds} + S_{bot} \quad (1-2)$$

其中 t 為時間、 θ_w 是波浪的前進方向， ϕ 、 λ 是經度及緯度， $\dot{\phi}$ 、 $\dot{\lambda}$ 是群波速度在經度及緯度方向的分量， $\dot{\theta}_w$ 為波浪方向改變率， σ 為成分波的頻率， S 是總和的能量交換，包括風能輸入作用項(S_{in})，波與波

間的非線性交互作用項(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})。

在風浪中，風能輸入項為能量交換總和之主要部分，因此颱風波浪推算主要能量輸入可由颱風風場提供，而颱風風場資料的來源除了經過實際量測資料配合計算推估風場分佈的方法外，還有以參數形式颱風風場當為輸入條件，目前較為常用的颱風風場參數模型包括有 Rankine-Vortex model、SLOSH (Sea, Lake and Overland Surge from Hurricane) wind model 以及 Holland model (1980)。

Bretshneider (1976)簡潔的滯留颱風波浪模式如下：

$$H_{s,max} = K' \sqrt{R \Delta p_c} \quad (1-3)$$

其中 $H_{s,max}$ 為最大風速處之示性波高其單位為公尺(m)， K' 值為地球自轉角速度、颱風中心的緯度、颱風最大風速半徑(R)及最大風速(V_{max})之函數， $\Delta p_c = p_n - p_c$ 為颱風中心壓力差單位為毫巴(mb)，其中 p_n 為颱風影響範外的氣壓，本文設定為 1 大氣壓($1013.3 mb$)， p_c 為颱風中心氣壓(mb)。

當颱風移動時風場風速比颱風滯留時增加，移動颱風中最大風速處之波高則修正為

$$H'_{s,max} = H_{s,max} \left(1 + \frac{V_f \cos(\alpha + \beta)}{2V_{max}} \right) \quad (1-4)$$

其中 V_f (m/s) 為颱風移動時速度， α 為等壓切線與颱風移動方向之夾角， β 為傾斜風向中心之夾角。相對應之波浪週期 T_s 為

$$T_s = 0.734 V_{max} \tanh \left[1.07 \tanh^{-1} \left(\frac{34.81 H_{s,max}}{V_{max}^2} \right)^{0.6} \right] \quad (1-5)$$

另外，當颱風緩慢移動時，根據美國 Shore protection manual (SPM, 1984)，風域內最大示性波高及其週期，與能量指標 $R\Delta p$ (Energy Index) 有關，其公式為

$$H_{s,\max} = 5.03e^{\frac{R\Delta p}{4700}} \left[1 + \frac{0.29V_f}{\sqrt{V_{\max}}} \right] \quad (1-6)$$

$$T_{s,\max} = 8.60e^{\frac{R\Delta p}{9400}} \left[1 + \frac{0.145V_f}{\sqrt{V_{\max}}} \right] \quad (1-7)$$

至於颱風圈內其他各處之示性波高分佈，可由緩慢移動颱風內示性波高等值分佈圖 (SPM, 1984) 依相對座標位置查出相對波高值，再乘以最大示性波高即可得移動颱風內之波高，而此處波浪週期則可表示為

$$T_s = 3.83\sqrt{H_s} \quad (1-8)$$

Young (1988b) 利用颱風最大風速，颱風移動速度，等效風域吹送距離 F (m) 以及颱風最大風速半徑 R (m) 組合計算風域內最大示性波高

$$\frac{F}{R'} = aV_{\max}^2 + bV_{\max} + cV_f^2 + dV_{\max} + eV_f + f \quad (1-9)$$

其中係數 a, b, c, d, e, f 皆為常數，而 R' 可由最大風速半徑 R 計算而得。

假設波浪的組成符合 JOSNWAP 的形式，在風域內最大風速所產生的最大示性波高可以表示為：

$$\frac{gH_{s,\max}}{V_{\max}^2} = 0.0016 \left(\frac{gF}{V_{\max}^2} \right)^{0.5} \quad (1-10)$$

新版的 SPM (2002) 除了利用 Young (1988b) 的半經驗公式外，配合模擬緩慢移動風場的波浪分佈圖表，即可獲得風域內波浪分佈。此外對於不需高準確度的颱風波浪估算，美國海岸保護手冊也提供不同氣象事件估算波高的表格，以 Saffir Simpson (SS) 標準區分颱風規模，推估示性波高與週期。如表 1-1 所示。

表 1-1 以 Saffir Simpson 標準推估示性波高與週期(SPM, 2002)

SS	$p_c (mb)$	$H(m)$	$T(sec)$
1	> 980	4-8	7-11
2	965-980	6-10	9-12
3	945-965	8-12	11-13
4	920-945	10-14	12-15
5	< 920	12-17	13-17

另外 Global Guide to Tropical Cyclone Forecasting (Bureau of Meteorology Research Centre)以簡單的公式估算颱風最大風速的最大示性波高為：

$$H_{s,max} = 0.20\Delta p_c \quad (1-11)$$

參數經驗公式計算颱風波浪的方式，能量交互侷限於颱風風場內，颱風風場外的湧浪就必須另外考慮作用及傳遞的機制，對於颱風波浪傳遞與颱風路徑間的相互影響就不考慮。

另外颱風風場模式的描述也可以利用複雜的大氣數值模式 (Atmospheric models)，中央氣象局使用的作業模式有全球模式、區域模式、Typhoon 預報模式、MM5，歐洲的中長期大氣預報採用 ECMWF 模式，美國國家海洋及大氣管理局(NOAA)採用 RSM Model，大氣數值模式的運作資料來自於大氣各種參數的現況，配合實際的地理、地形條件，利用大量的數值運算模擬氣候，進一步推算各個高程的壓力、溫度、風速等以發展達到預報的目的。而大氣數值模式所應用的大多是以中尺度與大尺度的氣候預報，當大氣模式應用在不同的區域預報時須先經過複雜的調整與校正係數與參數。

不論參數形式的經驗公式或是數值計算模式，在考量特殊颱風行為以及對於推算的誤差都必須對參數或是模式做適當的修正，又因為大部分推算誤差的產生不具規則性，影響因素也不易有效分離或解析，所以推算模式修正的過程往往相當複雜，效果也相當有限。

海洋工程的領域存在許多無法完全解析的現象，理論模式的發展限制了真實環境的複雜性與非線性影響，使得研究發展上會遭受到相當多的限制。在類神經網路的技術輔助下對非線性系統、黑盒系統的模擬提供了新的探索及研究的方法。目前類神經網路應用於波浪預測、水位計算、颱風預測分析等皆有令人滿意的成果。

類神經網路應用於波浪計算包括：Deo and Shidhar Naidu (1999)，Deo and Kiran Kumar (2000)，Deo et al. (2001)，Deo et al. (2002)，Deo and Jagdale (2003)，Makarynsky (2004)，Balas et al. (2004)，Agrawal and Deo (2002)。利用固定區域內的單一或是數個觀測站實測的波浪資料做為類神經網路波浪模式模擬的目標，以達到模式具有波浪預測與波浪資料補遺的能力。

類神經網路應用於颱風判別與運動有 Johnson and Lin (1996)以 BPNN 為架構，利用歷史資料的颱風路徑為學習資料，嘗試建立颱風路徑預測模式。Lee and Liu (1999) 利用類神經網路對衛星影像鑑別熱帶氣旋的規模並判斷可能行徑。Hiraoka et al. (1999)利用類神經網路與模糊理論在複雜的環境條件下推測颱風位置與可能移動路徑間的關係。

由於類神經網路可以藉由足夠的學習資料，連續的學習方式建構邏輯或是經驗法則，因此大氣環境與颱風間複雜的作用關係，可以藉由已知的經驗或規則配合學習的資料提高類神經網路模式的準確性。

1-3 文章架構

本文將以類神經網路模式建構颱風波浪推算模式。並依照六個章節說明颱風之分組、模式建構過程與推算結果探討。第一章為緒論，主要說明研究動機、目的及文獻回顧。第二章則簡介類神經網路基本原理、介紹使用的檢定指標與本研究建構類神經模式的流程圖。第三章說明颱風分組的方法。第四章則討論類神經選用的輸入參數、模式的建構過程與驗證的結果。第五章則說明以高斯歸屬函數的計算方式與修正輸入參數後模式的驗證，最後比較各分組方式對類神經學習與推算之影響。第六章則為本文的總結。本研究流程示如圖 1-1。

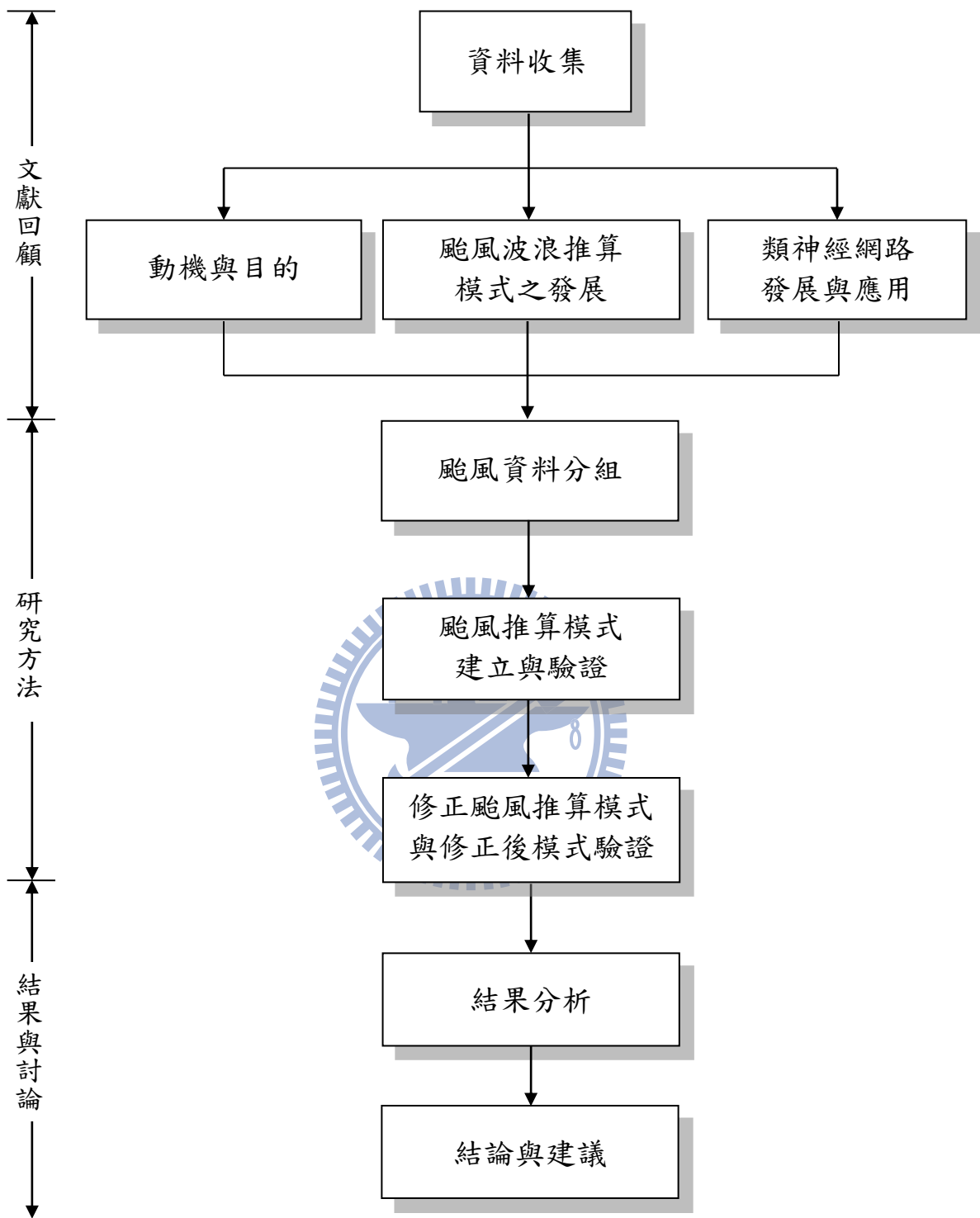


圖 1-1 研究流程

第二章 類神經模式之架構

2-1 類神經網路模式基本原理

類神經網路具備著一些優良的特性其中包括(1)高速的計算能力(2)自我學習能力(3)高容量的記憶力(4)容錯的能力。

人工神經元輸出值與輸入值的關係式，可以表示如下：

$$Y_i = f\left(\sum_j W_{ij} X_j - \theta_i\right) \quad (2-1)$$

其中， Y_i 為人工神經元模型的輸出訊號； f 為人工神經元模型的轉換函數(transfer function)，將人工神經元的輸出，經由轉換函數處理後，得到輸出訊號； W_{ij} 為人工神經元模型連結加權值； X_j 為人工神經元模型的輸入訊號； θ_i 為人工神經元模型的閾值。如圖 2-1 所示。

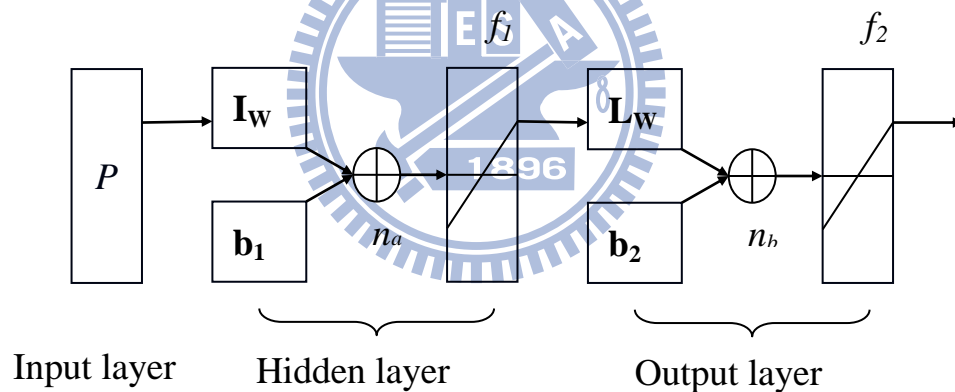


圖 2-1 類神經網路架構示意圖

本研究使用 MATLAB 軟體選擇其中的類神經網路工具程式庫之倒傳遞網路。倒傳遞類神經網路(back-propagation neural network, BPNN)，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。

倒傳遞類神經網路學習演算法中，加權值矩陣為 W_1 及 W_2 ，偏權值量為 θ_1 及 θ_2 ，輸入量為 X ，目標輸出量為 T ，而網路輸出量為 Y ，網路的學習過程大致可分為下列幾個單元：

(1) 計算隱藏層輸出量 Z 與網路輸出量 Y

$$net_1 = \sum_i W_{1i} X_i - \theta_1 \quad (2-2)$$

$$Z = f(net_1) = \frac{e^{net_1} - e^{-net_1}}{e^{net_1} + e^{-net_1}} \quad (2-3)$$

$$net_2 = \sum_j W_{2j} X_j - \theta_2 \quad (2-4)$$

$$Y = f(net_2) = \frac{e^{net_2} - e^{-net_2}}{e^{net_2} + e^{-net_2}} \quad (2-5)$$

(2) 計算隱藏層差距量 δ_1 與輸出層差距量 δ_2

$$\delta_1 = Z(1-Z) \sum_j (W_{2j} \delta_j) \quad (2-6)$$

$$\delta_2 = (1+Y)(1-Y)(Z-Y) \quad (2-7)$$

(3) 計算加權值矩陣的修正量 ΔW

由於監督式學習目的在降低網路的目標輸出值 T_j 與網路輸出值 Y_j 之間的差距，為了達到這個目的，以誤差函數 E 做為修正的加權值指標，並藉由轉換函數降低誤差函數值，誤差函數 E 設為：

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - Y_j)^2 \quad (2-8)$$

此時加權值的修正量可表示為：

$$\Delta W = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W} \quad (2-9)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = -\delta_j A_i^{n-1} \quad (2-10)$$

其中 η 為學習速率(learning rate)，主要控制每次誤差函數最小化的速率快慢， δ_j^n 為 W_{ij} 所連結第 n 層之處理單元差距量， A_i^{n-1} 為 W_{ij} 所連結第 $n-1$ 層之處理單元值。

(4)隱藏層與輸出層加權值矩陣 W_1 、 W_2 及偏權值向量 θ_1 、 θ_2 的更新：

$$W_1 = W_1 + \Delta W_1 \quad (2-11)$$

$$\theta_1 = \theta_1 + \Delta \theta_1 \quad (2-12)$$

$$W_2 = W_2 + \Delta W_2 \quad (2-13)$$

$$\theta_2 = \theta_2 + \Delta \theta_2 \quad (2-14)$$

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。

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：

$$O_{P \times 1} = f(W_{S \times R} I_{R \times 1} + b_{S \times 1}) \quad (2-15)$$

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。

2-2 推算精度之檢定指標

為瞭解模式推算值與實測值的吻合程度，本研究將採用 4 個指標來評估各模式推算結果的優劣，分別為相關係數(R , correlation coefficient)、均方根誤差($RMSE$, root mean squared error)、颱風波浪最大波高誤差 $\Delta H_{s,p}$ 及最大波高發生時間誤差 Δt_p 。

$$R = \frac{\sum_m \sum_n ((H_{s,obs})_{mn} - \bar{H}_{s,obs}) ((H_{s,num})_{mn} - \bar{H}_{s,num})}{\sqrt{\left(\sum_m \sum_n ((H_{s,obs})_{mn} - \bar{H}_{s,obs})^2 \right) \left(\sum_m \sum_n ((H_{s,num})_{mn} - \bar{H}_{s,num})^2 \right)}} \quad (2-16)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_m \sum_n ((H_{s,obs})_{mn} - (H_{s,num})_{mn})^2} \quad (2-17)$$

$$\Delta H_{s,p} = MAX(H_{s,num}) - MAX(H_{s,obs}) \quad (2-18)$$

$$\Delta t_p = t_{p,num} - t_{p,obs} \quad (2-19)$$

其中 $H_{s,num}$ 為模式推算的颱風波高； $H_{s,obs}$ 為測站實測颱風波高； $\Delta t_{p,num}$ 為模式推算颱風波高最大值發生時間； $\Delta t_{p,obs}$ 為測站實測颱風波高最大值發生時間。由式(2-18)可知，若 $\Delta H_{s,p}$ 為正值，表示模式推算的波高有高估情形，若為負值則表示低估，由式(2-19)可知，若 Δt_p 為正值，表示模式推算的示性波高最大值發生時間較實測晚，若為負值則表示較實測早。

2-3 模式建構流程圖

本模式建構流程圖如圖 2-2 所示，首先進行安平港實測波高與 JMA 颱風的資料蒐集，下一步選用合適的 29 場颱風及將選用的颱風進行分組，下一步針對模式的五個輸入參數進行選定與討論，完成上述三步驟後可建立初步的類神經颱風波浪推算模式，再經由單峰與雙峰高斯歸屬函數修正模式輸入參數後建立修正後之颱風波浪推算，最後進行模式的驗證。

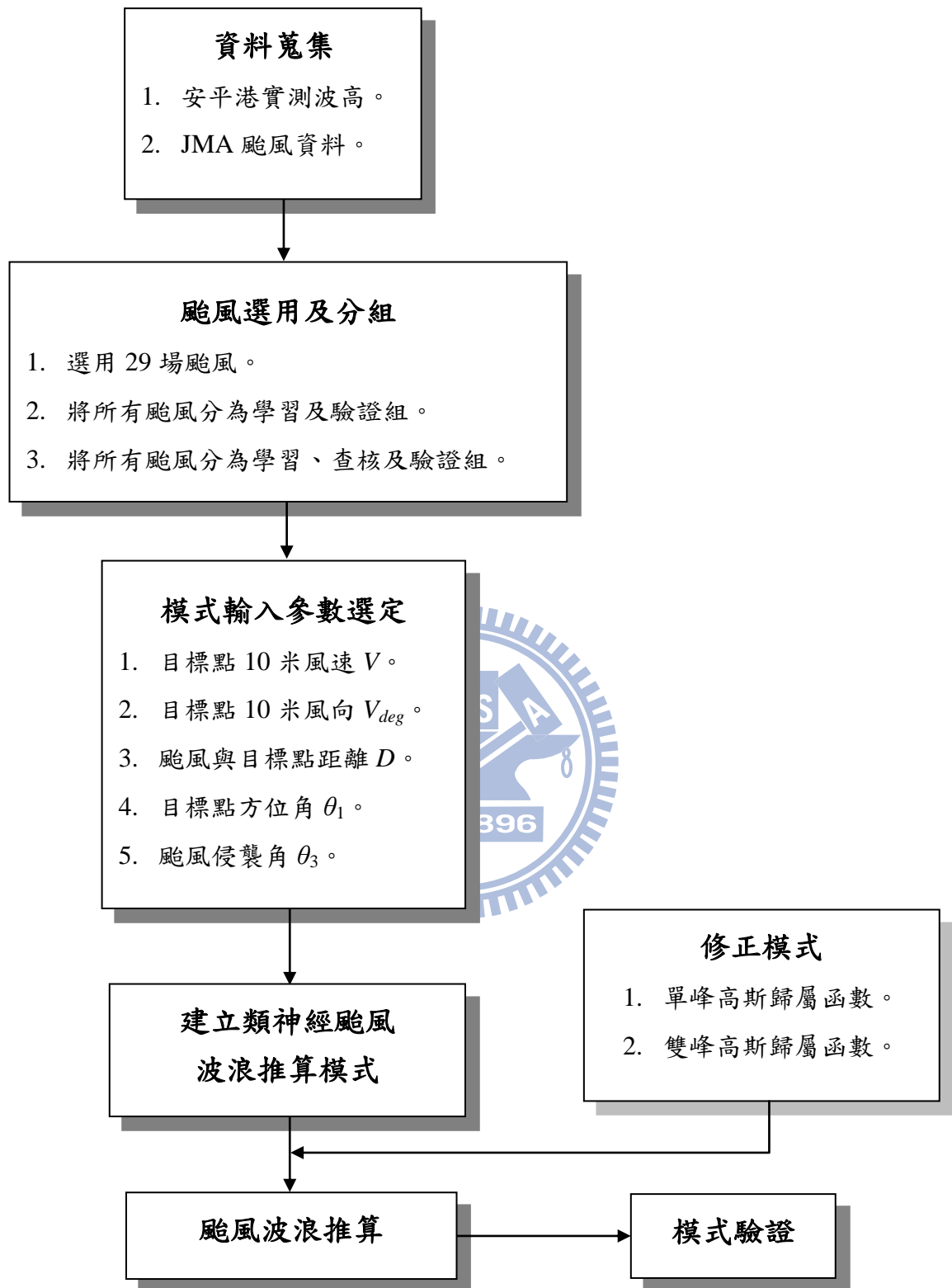


圖 2-2 模式建構流程圖

第三章 颱風波浪特性

3-1 颱風波浪資料之選用

本研究使用的安平港實測波高資料是由交通部運輸研究所港灣技術研究中心提供。港灣技術研究中心於 1999 年 9 月於安平港防波堤外水深 15 米處的海上觀測樁，其上安裝波浪觀測儀器 Inter Ocean S-4 ADW，可同時觀測潮位、海流、波浪及波向，測站位置為 $22^{\circ}56'37''\text{N}$ 、 $120^{\circ}08'10''\text{E}$ 。由於 Inter Ocean S-4 ADW 儀器逐漸老舊，遂於 2007 年增購挪威 AWAC 方向性潮波流儀，具備可測得逐時波浪、分層流向流速、水位值之功能，並安裝於相同位置之安平海上觀測樁，如圖 3-1 所示。

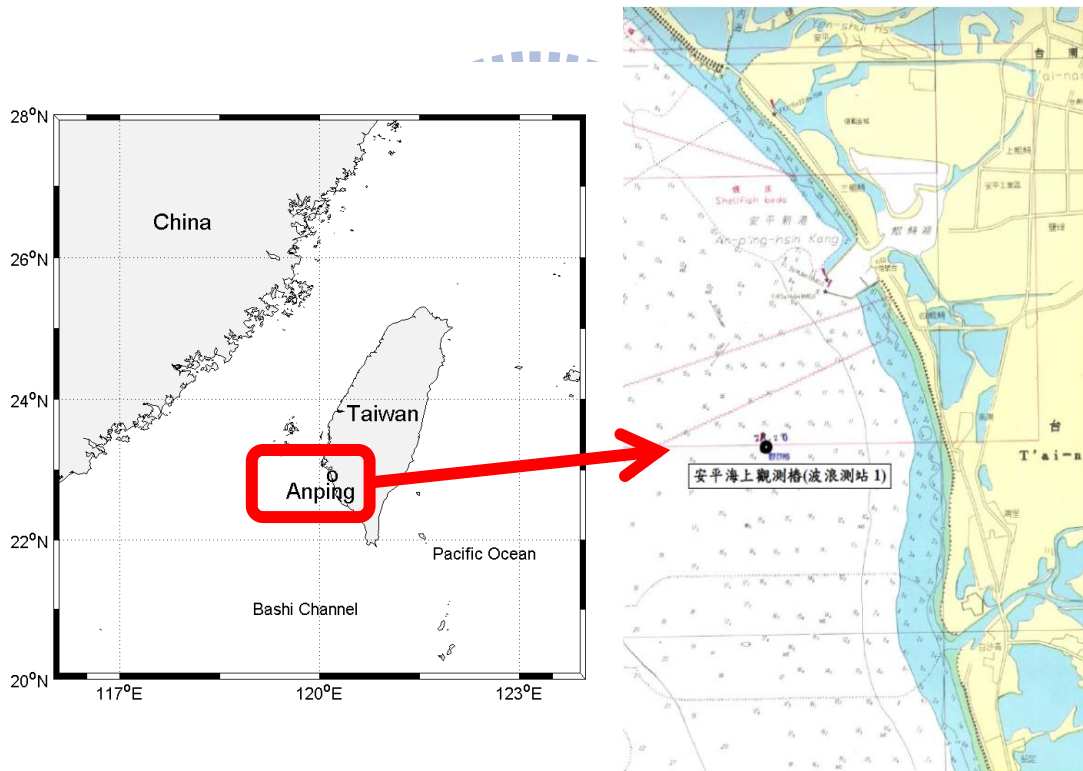


圖 3-1 測站地理位置圖

根據港灣技術研究中心所提供之安平港波浪資料，紀錄時間為 2000 年 1 月至 2010 年 12 月。其中 2002 年波浪資料缺漏 12 月，而 2003 年波浪資料缺漏 3 月與 12 月，尚有零星的部分缺漏，但波浪資料大致上完整，但遇上颱風時常會有 6~10 小時的缺漏。

本研究選取 H_s (示性波高) 作為實測波高資料，即以波群中依照大小排序，取前 1/3 大的個別波波高平均值來代表波浪的大小，其在統計特性上，具安定性且較能反映波浪所含之能量大小，是最常使用的代表波(郭，2001)。

颱風資料取自日本國土交通省氣象廳(JMA)的 RSMC-Tokyo Center 颱風氣象資料，颱風的名稱、發生時間與行進路徑皆採用 RSMC-Tokyo Center 發佈的資料為準，時間格式以臺灣的所在時區為準。RSMC-Tokyo Center 所發佈之颱風資料為每 6 小時一筆，而港灣技術研究中心之波浪資料為每 1 小時一筆，為配合波浪資料之時間間距，本研究將颱風氣象資料(經緯度、中心氣壓、近中心最大風速)，利用三次多項式內插，將其時間間距內插為 1 小時一筆。再依據中央氣象局(CWB)所公佈之侵臺颱風列表，挑選合適的颱風作為模式的建立與驗證之用。

中央氣象局公佈之 2000 年至 2010 年侵臺颱風共有 73 場，考慮每場颱風對應之波浪資料之完整性及相關性，本研究選擇對安平港波浪會造成影響且實測波浪資料完整之颱風共 56 場來進行資料分析，針對這 56 場颱風評估是否適合模式之學習與驗證，如表 3-1 所示。

表 3-1 中顯示在 2000 至 2010 年中有 56 場擁有完整的波浪資料，而其中 2010 年因為中央氣象局有發佈之侵臺颱風對應之實測波浪資料，皆有連續缺漏 6 小時左右的情況發生，故在選用列表中無法將其列入。

在選擇 56 場颱風中，有 36 場颱風最大波高未達 3 米；小於 2 米的有 21 場；小於 1 米的有 5 場。對於安平港而言，其港區位置位於臺灣西南側的海岸，會受到每年七、八、九月之夏季西南季風影響，最大波高值 3 米以上的颱風，不一定是由颱風所造成的波浪，可能為季節風所造成。在選用模式適合之颱風時，我們也需同時考慮到颱風行徑的路徑，如果颱風是由臺灣東部往西部行徑，颱風結構容易受到中央山脈阻擋而造成結構鬆散，這種類型的颱風受到高山的屏障效應，對於安平港的影響就會變小，而颱風的最大波高就會偏低。

表 3-1 選擇安平港波浪實測資料的颱風名稱及其最大波高

年份	颱風名稱	颱風名稱	最大波高 (m)	路徑分類	年份	颱風名稱	颱風名稱	最大波高 (m)	路徑分類
2000	KAI_TAK	啟德	2.16	6	2004	NOCK_TEN	納坦	1.20	6
2000	BIKIS	碧利斯	1.89	3	2004	NANMADOL	南瑪都	2.91	9
2000	PRAPIROON	巴比倫	2.83	6	2005	HAITANG	海棠	4.76	3
2000	BOPHA	寶發	1.73	--	2005	MATSA	馬莎	2.52	1
2000	YAGI	雅吉	0.63	--	2005	SANVU	珊瑚	4.72	--
2000	XANGSANE	象神	1.74	6	2005	TALIM	泰利	4.05	3
2000	BEBINCA	貝碧佳	1.74	--	2005	KHANUN	卡努	0.75	--
2001	CHEBI	奇比	6.92	7	2005	DAMREY	丹瑞	2.73	--
2001	TRAMI	潭美	2.77	4	2005	LONGWANG	龍王	2.06	3
2001	YUTU	玉兔	1.53	--	2006	EWINIAR	艾維尼	2.15	--
2001	TORAJI	桃芝	2.18	3	2006	BILIS	碧利斯	5.35	2
2001	LEKIMA	利奇馬	2.36	4	2006	KAEMI	凱米	3.47	3
2001	HAIYAN	海燕	1.20	--	2006	SAOMAI	桑美	1.56	--
2002	RAMMASUN	雷馬遜	2.71	--	2006	BOPHA	寶發	1.36	4
2002	NAKRI	娜克莉	3.96	9	2006	SHANSHAN	珊珊	1.35	--
2002	SINLAKU	辛樂克	0.96	1	2007	PABUK	帕布	5.83	4
2003	KUJIRA	柯吉拉	0.91	--	2007	WUTIP	梧提	1.93	3
2003	NANGKA	南卡	1.95	--	2007	SEPAT	聖帕	4.84	3
2003	SOUDELOR	蘇迪勒	1.74	--	2007	WIPHA	韋帕	1.50	1
2003	IMBUDO	尹布都	3.90	--	2007	KROSA	柯羅莎	3.57	2
2003	MORAKOT	莫拉克	2.75	4	2008	NURI	如麗	5.81	--
2003	KROVANH	柯羅旺	3.18	--	2008	SINLAKU	辛樂克	1.84	2
2003	DUJUAN	杜鵑	3.52	5	2008	HAGUPIT	哈格比	3.28	--
2003	MELOR	米勒	0.76	8	2008	JANGMI	薑蜜	3.02	2
2004	CONSON	康森	1.72	--	2009	LINFA	蓮花	7.20	9
2004	MINDULLE	敏督利	5.01	6	2009	MOLAVE	莫拉菲	3.63	--
2004	KOMPASU	康柏斯	1.96	--	2009	MORAKOT	莫拉克	7.66	3
2004	RANANIM	蘭寧	2.11	--	2009	PARMA	芭馬	2.26	--

而最大波高未達 3 米的颱風佔了整體颱風 63%，顯示出有 63% 的颱風，對於安平港的影響是小的甚至是沒有影響，其原因為大部分颱風皆為由東向西行進的第 2、3、4 路徑，約占整體颱風的 53%，而直撲安平港的第九路徑佔了整體颱風的不到 10%。從歷年的臺灣地區颱風路徑分類統計圖(圖 3-2)也可發現，第九路徑僅佔了 8.2%，而由東向西的第 2、3、4 路徑佔了 35%，由此可見對於模式的建立，地形以及高山的屏障影響，是一個需要考慮的因素。

最大波高大於或接近 3 米且對於安平港有較大影響之第五、七、九路徑的颱風有 CHEBI(2001)、NAKRI(2002)、DUJUAN(2003)、NANMADOL(2004)及 LINFA(2009)，本研究認為這 5 場颱風為適合模式推算的颱風。

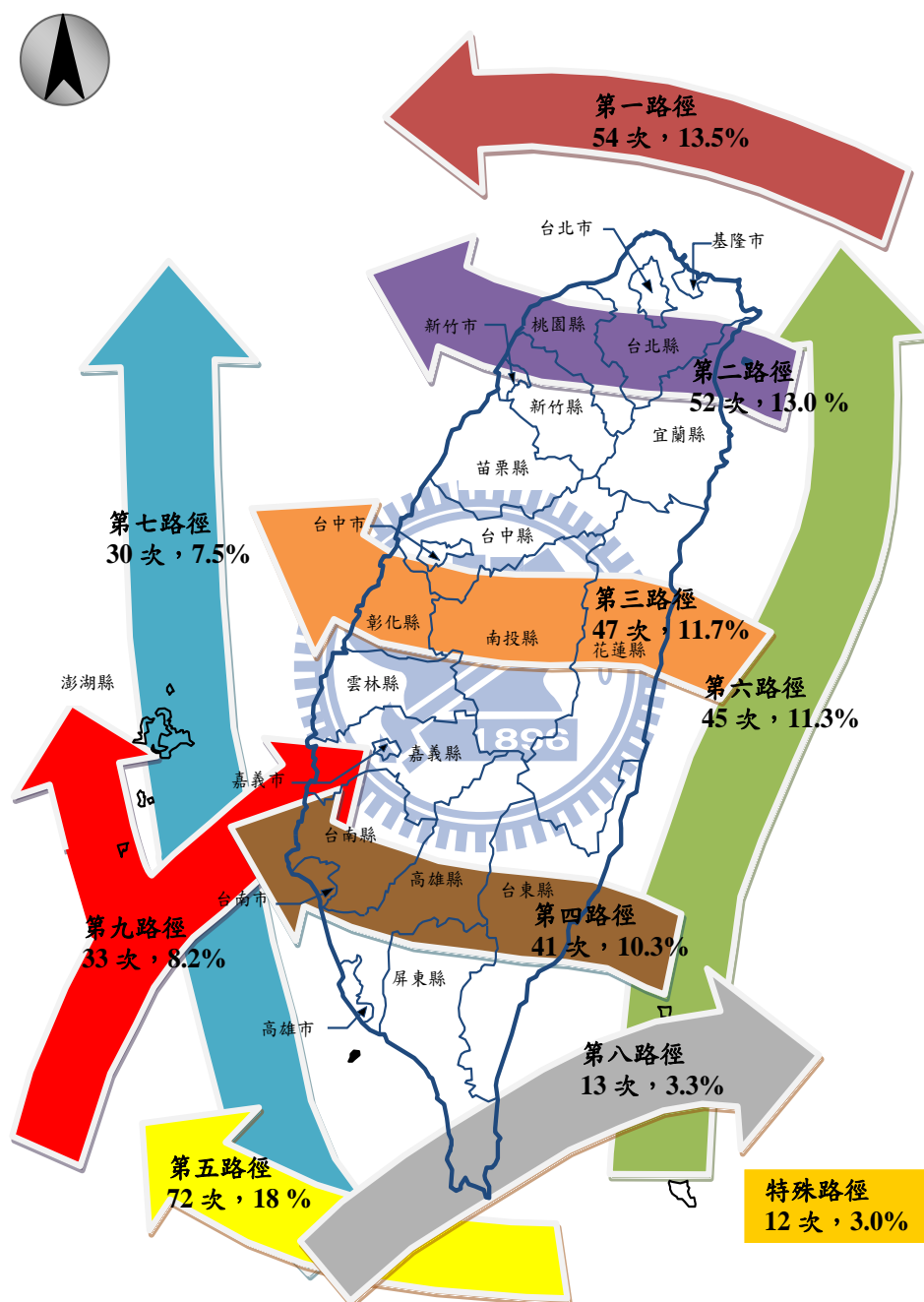


圖 3-2 臺灣地區颱風路徑分類圖(1897-2010 年)

資料來源：中央氣象局

本研究以人工的方式同時考量前述各種季節風、地形、高山屏障影響之原因以及去除波高小於 1m 影響較小及雙颱風交互影響的颱風後，再依照各路徑均勻選取颱風，盡量讓每個路徑之颱風皆有被選取，最後選取了 29 場颱風來建立模式，如表 3-2 所示。

表 3-2 選取用來建立模式的颱風名稱及其最大波高

年份	颱風名稱	颱風名稱	最大波高(m)	路徑分類
2000	PRAPIROON	巴比倫	2.83	6
2000	XANGSANE	象神	1.74	6
2001	CHEBI	奇比	6.92	7
2001	LEKIMA	利奇馬	2.36	4
2002	NAKRI	娜克莉	3.96	9
2003	IMBUDO	尹布都	3.90	--
2003	MORAKOT	莫拉克	2.75	4
2003	KROVANH	柯羅旺	3.18	--
2003	DUJUAN	杜鵑	3.52	5
2004	MINDULLE	敏督利	5.01	6
2004	KOMPASU	康柏斯	1.96	--
2004	RANANIM	蘭寧	2.11	--
2004	NOCK_TEN	納坦	1.20	6
2004	NANMADOL	南瑪都	2.91	9
2005	HAITANG	海棠	4.76	3
2005	MATSA	馬莎	2.52	1
2005	SANVU	珊瑚	4.72	--
2005	TALIM	泰利	4.05	3
2005	DAMREY	丹瑞	2.73	--
2005	LONGWANG	龍王	2.06	3
2007	WIPHA	韋帕	1.50	1
2007	KROSA	柯羅莎	3.57	2
2008	NURI	如麗	5.81	--
2008	SINLAKU	辛樂克	1.84	2
2008	HAGUPIT	哈格比	3.28	--
2008	JANGMI	薔蜜	3.02	2
2009	LINFA	蓮花	7.20	9
2009	MOLAVE	莫拉菲	3.63	--
2009	MORAKOT	莫拉克	7.66	3

3-2 颱風波浪特性之分組

為了建立一個具有廣義性的類神經模式，必需先將資料分組來學習與驗證。在資料的分組上，本研究採用兩種分組方式：1.學習與驗證組(LT組)、2.學習、查核與驗證組(LVT組)。其中符號L為學習(Learning)用資料群；V為查核(Validation)用資料群；T為驗證(Test)用資料群。

LT組分組方式是將資料分為兩個部分，1.學習資料群、2.驗證資料群，以MSE當作目標和學習次數當作限制的訓練方式訓練類神經，此種訓練方式需以嘗試錯誤(Try & Error)測試其適合的MSE目標與學習次數，以避免網路的過度學習，耗時且無測試之規則可言，其學習結果的適用性可靠度較低。

LVT組分組方式是將資料分為三個部分，1.學習資料群、2.查核資料群、及3.驗證資料群，隨著訓練次數的增加，模式對於學習資料群的MSE會逐漸降低，在訓練的同時輔以查核資料群進行網路的確認，當查核資料群之MSE無法因為網路的訓練而降低，即停止網路的訓練，透過查核資料群我們可以防止網路的過度學習，也使學習出來的網路對於未學習過的資料適用性更高，訓練結束後可利用驗證資料群進行模式的二次驗證，確認模式的適用性。

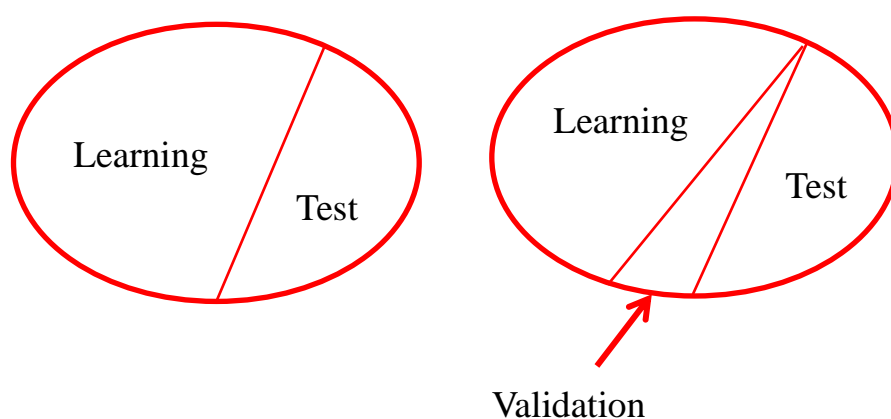


圖 3-3 LT 組與 LVT 組之分組示意圖

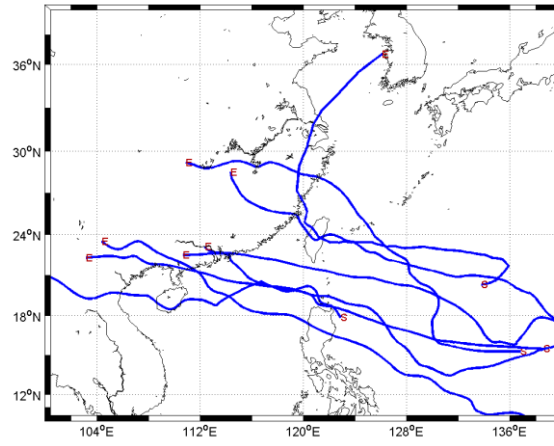
不論是將資料分為兩群還是三群，均需要保持每個資料群的颱風特性是均勻的，意即讓類神經網路模式在學習、查核與驗證各個階段所模擬的颱風特性類似，此可提高模式在驗證時的可靠度。

本研究初步的分類方法是依據 Camargo 等人(2007a)所採用的熱帶氣旋分類法 Curve-Aligned Clustering，透過熱帶氣旋在地球表面的路徑來將颱風分類，將所有颱風依據路徑分成三種特性不同的分類如表 3-3 所示。各群集分類之路徑如圖 3-4 所示。除了路徑的特性之外，還需考慮每個颱風所造成的最大波高，本研究再將這三組特性不同的分類個別依照最大波高由小到大排序，且最後將排序後各組合併，結果如表 3-4 所示。

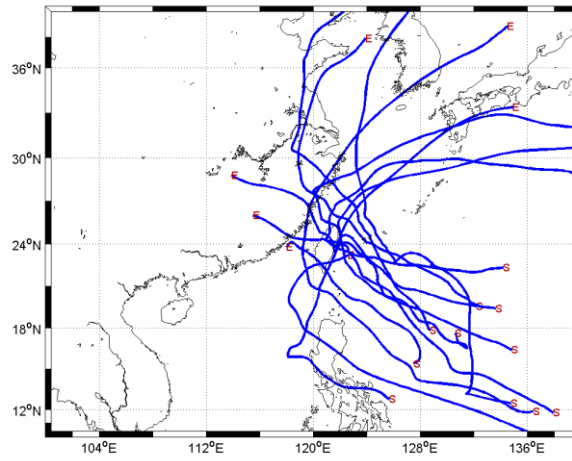
表 3-3 群集分類颱風路徑的結果

分類 A(8 場)			分類 B(12 場)			分類 C(9 場)		
年份	颱風名稱	最大波高 (m)	年份	颱風名稱	最大波高 (m)	年份	颱風名稱	最大波高 (m)
2003	尹布都	3.90	2000	巴比倫	2.83	2001	利奇馬	2.36
2003	杜鵑	3.52	2000	象神	1.74	2002	娜克莉	3.96
2004	蘭寧	2.11	2001	奇比	6.92	2003	柯羅旺	3.18
2005	泰利	4.05	2003	莫拉克	2.75	2004	敏督利	5.01
2005	丹瑞	2.73	2004	納坦	1.20	2004	康柏斯	1.96
2008	如麗	5.81	2004	南瑪都	2.91	2005	珊瑚	4.72
2008	哈格比	3.28	2005	海棠	4.76	2008	辛樂克	1.84
2009	莫拉克	7.66	2005	馬莎	2.52	2009	蓮花	7.20
			2005	龍王	2.06	2009	莫拉菲	3.63
			2007	韋帕	1.50			
			2007	柯羅莎	3.57			
			2008	薔蜜	3.02			

分類 A



分類 B



分類 C

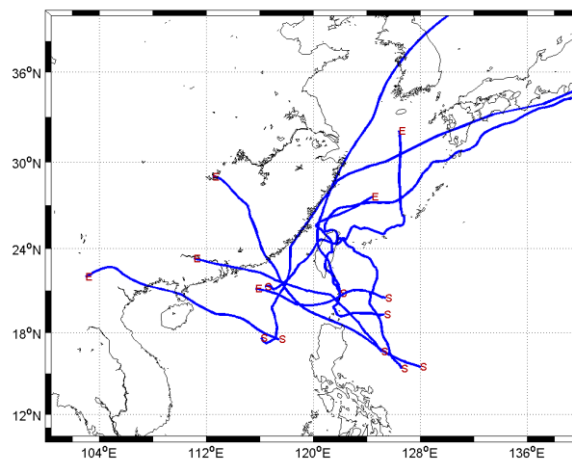


圖 3-4 各群集分類颱風之路徑

表 3-4 將表 3-3 的分類依大小排序後之結果合併

年份	颱風名稱	颱風名稱	最大波高(m)
2004	RANANIM	蘭寧	2.11
2005	DAMREY	丹瑞	2.73
2008	HAGUPIT	哈格比	3.28
2003	DUJUAN	杜鵑	3.52
2003	IMBUDO	尹布都	3.90
2005	TALIM	泰利	4.05
2008	NURI	如麗	5.81
2009	MORAKOT	莫拉克	7.66
2004	NOCK_TEN	納坦	1.20
2007	WIPHA	韋帕	1.50
2000	XANGSANE	象神	1.74
2005	LONGWANG	龍王	2.06
2005	MATSA	馬莎	2.52
2003	MORAKOT	莫拉克	2.75
2000	PRAPIROON	巴比倫	2.83
2004	NANMADOL	南瑪都	2.91
2008	JANGMI	薔蜜	3.02
2007	KROSA	柯羅莎	3.57
2005	HAITANG	海棠	4.76
2001	CHEBI	奇比	6.92
2002	SINLAKU	辛樂克	1.84
2004	KOMPASU	康柏斯	1.96
2001	LEKIMA	利奇馬	2.36
2003	KROVANH	柯羅旺	3.18
2009	MOLAVE	莫拉菲	3.63
2002	NAKRI	娜克莉	3.96
2005	SANVU	珊瑚	4.72
2004	MINDULLE	敏督利	5.01
2009	LINFA	蓮花	7.20

學習與驗證組(LT 組)的資料選取，採用總資料量的 2/3(20 場)作為類神經模式學習之學習組，其餘資料(9 場)作為類神經模式驗證的驗證組。選取的準則為，從表 3-4 中，先交叉選取奇數列的颱風共 15 場納入學習組，再將剩餘的 14 場颱風每隔兩場颱風選取一次的方式選出 5 場颱風一併納入學習組，使學習組總共有 20 場颱風，而最後剩餘 9 組颱風則納入驗證組，其結果如表 3-5 所示。

表 3-5 學習與驗證組(LT 組)分類

學習組(20 場)			驗證組(9 場)		
年份	颱風名稱	最大波高(m)	年份	颱風名稱	最大波高(m)
2004	蘭寧	2.11	2003	杜鵑	3.52
2008	哈格比	3.28	2005	泰利	4.05
2003	尹布都	3.90	2007	韋帕	1.5
2008	如麗	5.81	2005	龍王	2.06
2004	納坦	1.20	2004	南瑪都	2.91
2000	象神	1.74	2007	柯羅莎	3.57
2005	馬莎	2.52	2004	康柏斯	1.96
2000	巴比倫	2.83	2003	柯羅旺	3.18
2008	薔蜜	3.02	2004	敏督利	5.01
2005	海棠	4.76			
2002	辛樂克	1.84			
2001	利奇馬	2.36			
2009	莫拉菲	3.63			
2005	珊瑚	4.72			
2009	蓮花	7.20			
2005	丹瑞	2.73			
2009	莫拉克	7.66			
2003	莫拉克	2.75			
2001	奇比	6.92			
2002	娜克莉	3.96			

學習、查核與驗證組(LVT 組)的資料選取,採用總資料量的 1/2(15 場)作為類神經模式學習的學習組,其餘資料(14 場)的 1/3(5 場)作為查核類神經模式的查核組,餘下的資料(9 場)則作為類神經模式驗證的驗證組。選取的準則為,從表 3-4 中,先交叉選取奇數列的颱風共 15 場納入學習組,再將剩餘的 14 場颱風每隔兩場颱風選取一次的方式選出 5 場颱風納入查核組,最後剩餘 9 組颱風則納入驗證組,其結果如表 3-6 所示。

表 3-6 學習、查核與驗證組(LVT 組)分類

學習組(15 場)			查核組(5 場)			驗證組(9 場)		
年份	颱風名稱	最大波高 (m)	年份	颱風名稱	最大波高 (m)	年份	颱風名稱	最大波高 (m)
2004	蘭寧	2.11	2005	丹瑞	2.73	2003	杜鵑	3.52
2008	哈格比	3.28	2009	莫拉克	7.66	2005	泰利	4.05
2003	尹布都	3.90	2003	莫拉克	2.75	2007	韋帕	1.5
2008	如麗	5.81	2001	奇比	6.92	2005	龍王	2.06
2004	納坦	1.20	2002	娜克莉	3.96	2004	南瑪都	2.91
2000	象神	1.74				2007	柯羅莎	3.57
2005	馬莎	2.52				2004	康柏斯	1.96
2000	巴比倫	2.83				2003	柯羅旺	3.18
2008	薔蜜	3.02				2004	敏督利	5.01
2005	海棠	4.76						
2002	辛樂克	1.84						
2001	利奇馬	2.36						
2009	莫拉菲	3.63						
2005	珊瑚	4.72						
2009	蓮花	7.20						

LT 組與 LVT 組的驗證組,皆是同樣的颱風;而 LT 組中的學習組與 LVT 組中的學習及查核組亦是同樣的颱風,以利建構後的模式比較有無使用查核組對於模式學習及推算之影響。

第四章 模式架構之建立

4-1 輸入參數

4-1-1 參數之計算

RSMC-Tokyo Center 的颱風氣象資料包括颱風經緯度、中心最大風速及中心氣壓，為了使類神經模式輸入的資訊更為精細與明確，本研究利用這三項颱風資料計算出 5 個類神經的輸入參數，分別為：1. 颱風與目標點距離(D)、2. 颱風中心對目標點的方位角(θ_1)、3. 颱風侵襲角(θ_3)、4. 目標點海面 10 米風速(V)、5. 目標點上空風向(V_{deg})。

由經緯度資料可計算：颱風與目標點距離(D)、颱風中心對目標點的方位角(θ_1)、颱風移動方位角(θ_2)，距離與方位角只需透過颱風中心座標與目標點座標即可計算。 θ_1 與 θ_2 如圖 4-1 所示。

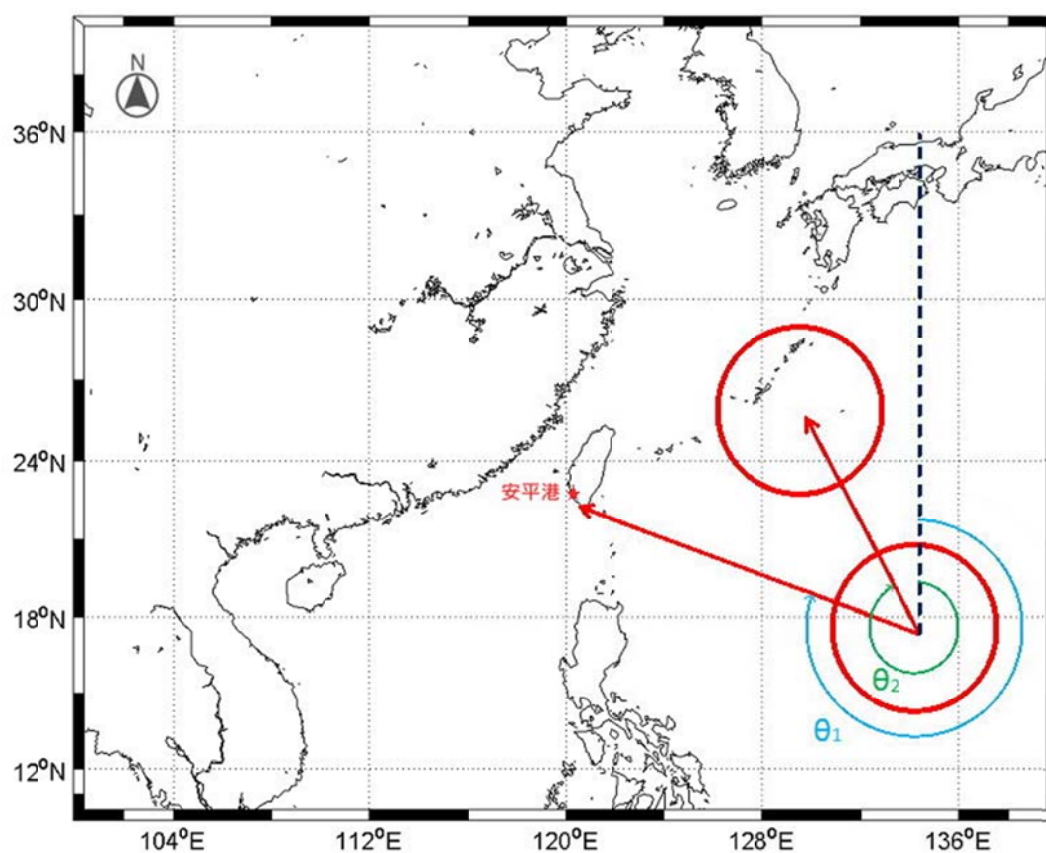


圖 4-1 颱風中心對目標點方位角 θ_1 與颱風移動方位角 θ_2 示意圖

因北半球的颱風為逆時鐘旋轉，以颱風前進方向為中心來看，其右半圓較左半圓的風力大，故目標點所面臨的是颱風的左半圓或右半圓對於模式推算來說是一個需要考量的因素。本研究透過颱風移動方位角減去颱風中心對目標點方位角($\theta_3 = \theta_2 - \theta_1$)來定義目標點所面臨的颱風結構(左右半圓)， θ_3 定義為颱風侵襲角。以圖 4-1 的狀況為例，颱風中心是由圖中右下往左上方移動，目標點安平港目前所面臨的是颱風的左半圓。由以上關係可知，若 θ_3 在 0° 至 180° 則目標推算點所面臨的是颱風的左半圓，反之，若 θ_3 在 0° 至 -180° 則目標推算點所面臨的是颱風的右半圓。圖 4-1 中 θ_1 小於 θ_2 ，故 θ_3 為正值，顯示目標點安平港面臨的是颱風的左半圓。

由經緯度資料再搭配中心最大風速與中心氣壓資料經由 RVM 模型颱風模式 (Rankin-Vortex Model) 可計算：目標點海面 10m 風速 (V)、目標點上空風向 (V_{deg})。

RVM 係模擬颱風風場架構，在資料齊全的條件下，風場可由氣壓分佈推算而得。然而，在絕大多數情形下，氣壓分佈資料取得不易，由氣壓分佈資料去產生風場較為困難。一般而言，當颱風成形後，因其內部氣壓低導致環繞周圍的空氣由外邊高壓處向低壓的氣旋中心流動，因海面上颱風中心附近之氣壓分佈具有對稱性，故熱帶氣旋所造成之風場可利用風場模式推算之。其理論公式如下：

$$V_r = \begin{cases} V_{\max} (R/R_m)^7 \exp(7(1-R/R_m)) & \text{for } R < R_m \\ V_{\max} \exp((0.0025R_m + 0.05)(1-R/R_m)) & \text{for } R \geq R_m \end{cases} \quad (4-1)$$

其中， V_r 為距颱風中心 R 公里處之旋轉風速、 R_m 為最大暴風半徑、 V_{\max} 為近中心最大風速。有關最大暴風半徑 R_m 之計算，本研究採 Graham 和 Nunn (1959) 之公式：

$$R_m = 28.52 \tanh(0.0873(\phi - 28)) + 12.22 / \exp((P_\infty - P_c) / 33.86) + 0.2V_f + 37.22 \quad (4-2)$$

其中， ϕ 為緯度、 P_c 為中心氣壓、 P_∞ 為距颱風中心無限遠處之氣壓，可設定為 1 大氣壓(1013.3mb)。旋轉風速係指純粹由氣壓差所產生之

風速，當颱風中心靜止不動時，旋轉風速即為颱風中心附近之風速，當颱風在移動時，則應加上修正風速：

$$V_i = 0.5V_f \cos \varphi \quad (4-3)$$

其中， V_f 為颱風中心前進速度，而 φ 為至颱風中心連線與最大風速連線兩條線之間的夾角。其相互關係如圖-2所示。颱風中心前進方向與最大風速連線之間夾角約115度，而風速總和 V 則為 $V_r + V_t$ 。

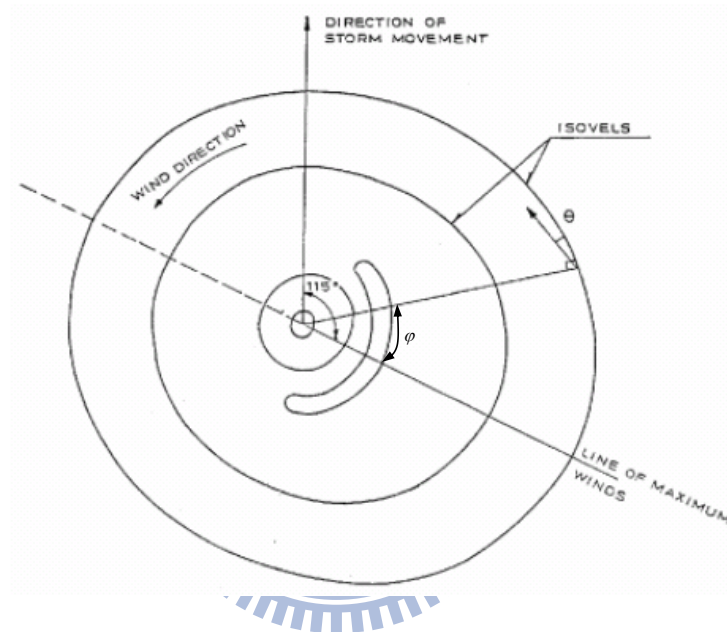


圖 4-2 氣旋中心附近風速風向分佈示意圖

颱風中心附近之風向，係沿著等壓線依至氣旋中心之距離向氣旋中心偏移 10~25 度。偏移角度之計算公式如下：

$$\theta = \begin{cases} 10^\circ & \text{for } 0 < R \leq R_m \\ 10^\circ + 15^\circ(R - R_m)/(0.2R_m) & \text{for } R_m < R \leq 1.2R_m \\ 25^\circ & \text{for } 1.2R_m < R \end{cases} \quad (4-4)$$

由以上之說明可知，利用 RVM 模型颱風模式計算的風場，颱風中心前進速度 V_f 與方向 φ 、中心氣壓 P_c 及近中心最大風速 V_{max} ，可由颱風記錄直接輸入，而後即可算出目標點海面 10 米風速 V 以及目標點上空風向 V_{deg} 。

4-1-2 參數之探討

建立類神經網路模式時，輸入層的輸入參數對於模式的建立有著很大的影響，類神經必須藉由這些參數與數據來建立輸入參數與波高值的權重關係，若參數本身要表達的物理意義越明顯，類神經越能簡單的學習與推算，因此本研究將所得到的颱風基本資料進一步計算成 5 個輸入參數。以下針對上節所計算之 5 個參數做進一步的探討。

(1) 目標點 10 米風速 V ：

颱風接近目標點時，驅動波浪最主要的動力為風，風的起因是由於颱風中心低氣壓與外部壓力的差異造成壓力梯度的變化，此壓力梯度使得空氣劇烈的流動形成風。利用 RVM 模型颱風模式計算風速時，只需要輸入目標點座標以及颱風逐時座標與逐時中心氣壓，但其並未考慮陸地上受到地形或是山脈的遮蔽影響，若要以傳統的統計方法、歸納或是理論方法計算地形影響亦不容易，所以本研究將目標點風速 V 配合其他輸入參數一起輸入類神經網路進行學習，以期望能解決複雜的地形影響。

(2) 颱風與目標點距離 D ：

颱風與目標點的距離越近，對目標點當地波浪的影響就越大，意即距離 D 越小，波高值會越大。以本研究所收集的颱風資料相對應之安平港波浪資料來繪製距離-波高分布圖，如圖 4-3 所示。圖中顯示雖然颱風距離與目標點波高大致上呈現反比，但在距離小時仍會有許多波高小的狀況發生(圖中左下角密集區)，這顯示颱風因為其他因素例如颱風減弱、陸地遮蔽或陸域地形造成風場的衰減，使得目標點波高降低，距離與波高值並非單純的呈現反比關係。另外也可發現在颱風距離目標點 1800km 以上，出現波高 3m 的數量明顯的變少，故本研究將排除 1800km 以上的資料點，並將剩餘資料點距離除以 1800km 來作正規化再以 1 減之，將原本反比之關係修改為正比關係再輸入類神經。

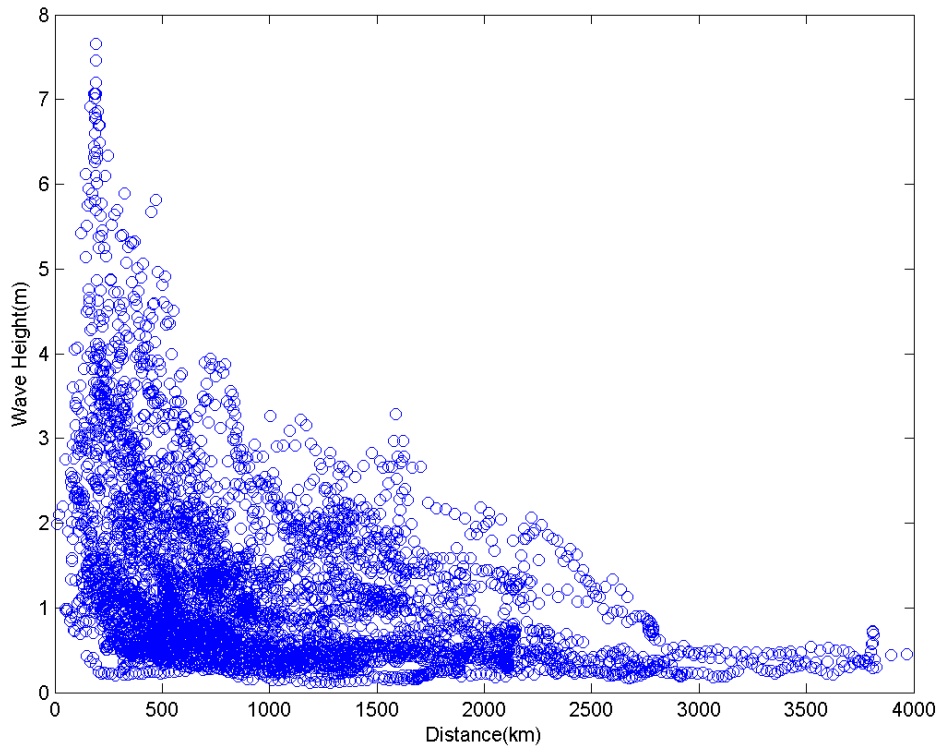


圖 4-3 颱風距離與目標點波高分布

(3) 目標點的方位角 θ_1 :

由目標點的方位角可以計算目標點是在颱風中心的哪一個方位，本研究設定正北為 0° ，若 θ_1 為 90° 表示颱風是在目標點的左側，反之若 θ_1 為 270° 則表示颱風位於目標點的東側太平洋的位置，這兩種不同的位置，會因為地形遮蔽與阻隔產生不同的影響。在目標點安平港左側的颱風不會受到中央山脈的遮蔽影響，此位置的颱風對目標點安平港有直接的影響；而在目標點安平港右側的颱風則會受到中央山脈的遮蔽影響，使其影響力降低。

(4) 颱風侵襲角 θ_3 :

由上述 4-1-1 小節所述，侵襲角公式為 $\theta_3 = \theta_2 - \theta_1$ 。颱風風速結構圖如圖 4-4 所示，圖 4-4 中顯示颱風暴風範圍內的風速並非均勻分布的，如以象限劃分，在北半球行進中的颱風其右前方象限的風最大，因該象限颱風環流風向與導引氣流風向相同。如向西行進之颱風此象

限吹東北風與夏季西太平洋的東北信風合併而增強了風速，至於右後方及左前方象限則是偏南的風與偏西的風，因與東北信風有抵消作用，風勢較小，在左後方象限的風最小，因該象限吹西南風恰與西太平洋的東北信風相反，故大量抵消，所以一般而言，颱風前半部風力大於後半部。由於 RVM 模型颱風模式並未考量到這種颱風的不對稱性，故需輸入此參數用以判斷目標點是位於颱風的左半圓還是右半圓(以前進方向為中心)。本研究同時考慮 θ_3 與 θ_1 兩種方位角的影響，意即同時考慮到颱風的不對稱性與地形的遮蔽效應，而同時 θ_3 隱含了 θ_2 (颱風移動方位角)的資訊，意即輸入 θ_3 也輸入了 θ_2 ，也等於將颱風的行進路徑一齊納入考量。

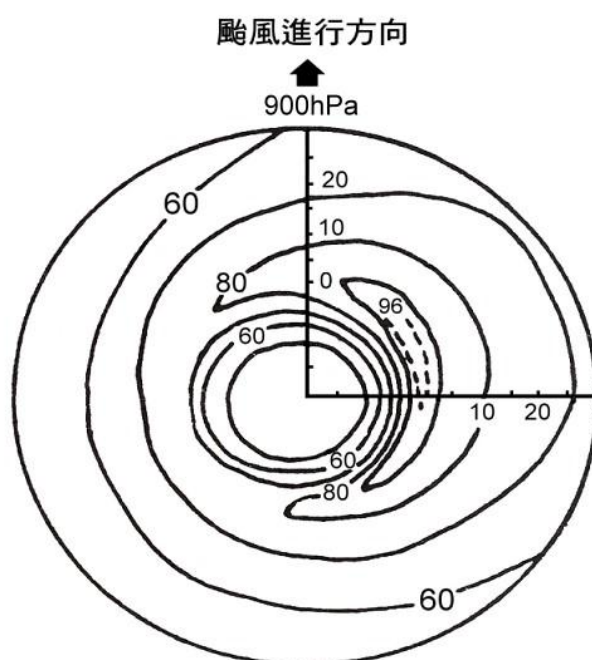


圖 4-4 颱風在等壓面上內平均風速分布示意圖

資料來源：中央氣象局

(5) 目標點 10 米風向 V_{deg} ：

V_{deg} 是由 RVM 模型風場模式中計算而得，此處的風向定義為風的去向，而一般風向的定義為其來向。由於目標點安平港位於臺灣西南方，當風向為從海上往陸上吹時，其所造成的波浪應較大，而從陸上往海上吹時，造成的波浪則較小，本研究期望藉由 V_{deg} 讓類神經網路判別風向所造成波浪大小的影響。

4-2 模式設定與條件

4-2-1 轉換函數與訓練函數

為了避免網路的複雜化以及過度學習的情況發生，Kecman(2001)提出隱藏層的個數宜採用 1 或 2 層具有最好的收斂性質，因每增加一層隱藏層需要計算的權重值與偏權值數量就會突增，需要測試的神經元個數組合亦會增加，故過多的隱藏層會使網路趨向複雜，減緩其收斂速度。本研究採用的類神經隱藏層個數為 1 層，欲模擬非線性的運算過程，以及輸入參數會有正負方向性，故選用具有能輸出正負值的正切雙彎曲轉換函數(*tansig*)為其隱藏層之轉換函數，正切雙彎曲轉換函數的輸出介於-1 和 1 之間，相較於雙彎曲函數(*logsig*)輸出介於 0 和 1 之間擁有較多的輸出範圍。當正切雙彎曲轉換函數之自變數趨近於正負無窮大時，輸出值會接近於-1 或 1。如圖 4-5 所示。

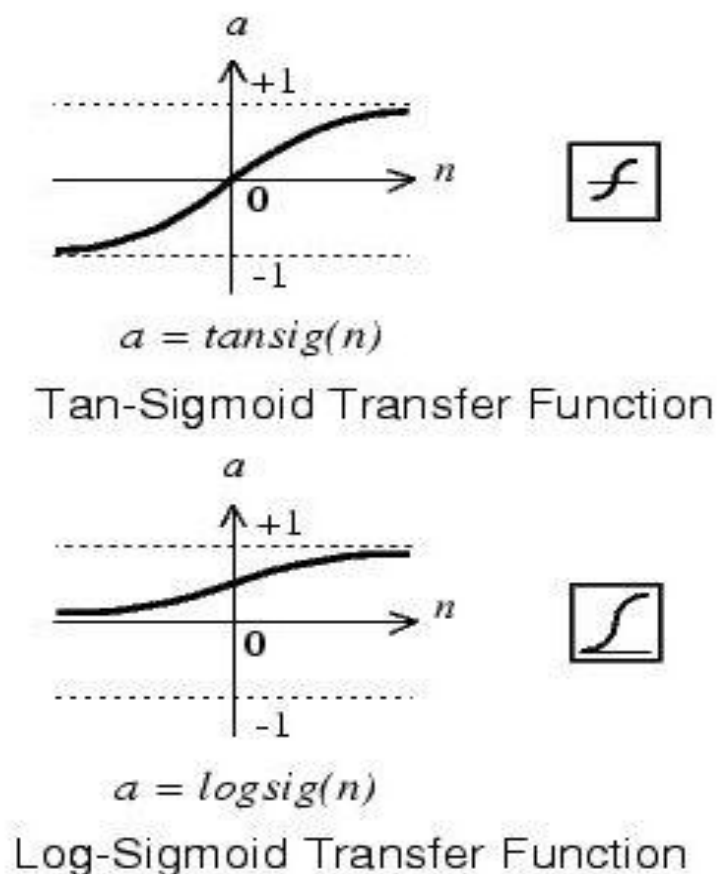


圖 4-5 正切雙彎曲轉換函數與雙彎曲函數

基本的倒傳遞網路所使用的訓練演算法為最陡坡降法，意即權重以及閾值的調整方向，是朝著目標函數的負梯度方向前進。而近年來諸多學者提出各種訓練演算法加強類神經的學習，欲比較 LT 組與 LVT 組對模式的影響，本研究所使用的訓練演算法為共軛梯度演算法(Conjugate Gradient Algorithm)中收斂速度較慢的 *trainscg* (Scaled Conjugate Gradient)，對於只需要查核組來停止網路訓練的 LVT 組，使用較慢的收斂演算法較佳。Scaled Conjugate Gradient 是由 Moller (1993)提出，在最陡坡降法的簡易演算程序與牛頓法快速的二次收斂速率之間採用了折衷的方式，調整的方向是由前次調整方向與目標函數梯度之線性組合而成。

4-2-2 隱藏層神經元測試

決定隱藏層個數後，隱藏層神經元個數的多寡亦對網路有著相當大的影響，使用過少的神經元個數無法有效的建構適當的網路來描述問題，使用過多的神經元個數會使網路的複雜度過高，易發生過度學習的狀況，甚至造成模擬的結果有雜訊的產生，失去了網路的推演能力。本研究使用 Dawson(2001)所提出的網路增長法(Constructive algorithm)來確定神經元個數，其方法為先設定小數目的隱藏層神經元個數開始訓練，再逐一增加神經元個數，當神經元個數增加到某一個數之後，整體學習組的 RMSE 無法被有效的降低，該個數即為最佳的神經元個數。同時配合驗證組的 RMSE，確保使用的神經元個數不會發生過度學習的情況。

另外亦參考 Huang 及 Foo (2002)提出的經驗公式 $h=2z+1$ ，其中 z 為輸入層的神經元個數、 h 為隱藏層神經元個數。由圖 4-6 所示，採用 Dawson(2001)的神經元測試結果，當神經元個數超過 10 時，學習組的 RMSE 無法有效的被降低，表示網路已無法透過增加神經元個數來減少學習組的誤差，而同時驗證組的 RMSE 已趨於穩定，神經元個數宜採用 10 個。其結果與採用 Huang、Foo(2002)經驗公式，當輸入參數為 5 時，神經元個數 $h=11$ 相近。

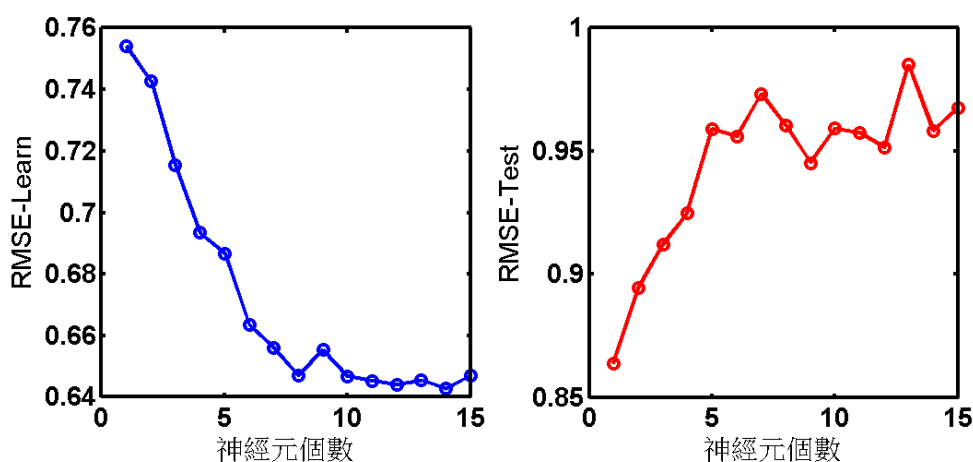


圖 4-6 學習組與驗證組使用不同神經元個數時之 RMSE

4-2-3 網路訓練之停止條件

本研究採用 *trainscg* (Scaled Conjugate Gradient) 做為類神經網路的訓練演算法，需要給定適當的條件來停止網路的訓練，防止網路過度學習，讓網路對於其他未學習過的資料適用性更高。傳統停止網路訓練的方法有以下方式 1. 時間的限制 2. 訓練次數的限制 3. 目標函數 (MSE) 的限制 4. 目標函數梯度的限制。

由 3-2 節所述，本研究採用兩種分組方式進行類神經的學習與驗證，而在此節先討論 LT 組分組方式的停止條件，選擇訓練次數與 MSE 的限制做為 LT 組的網路停止條件，原因為這兩個條件較直觀而且對於網路而言容易判定是否過度學習，對於過多的停止條件，會使網路難以測試其最適當的停止條件。由表 4-1 所示，固定使用的隱藏層神經元個數為 10 個，透過不斷放寬停止條件的限制，再配合驗證組的 RMSE 來確認網路是否為低度學習 (under learning) 或過度學習 (over learning)，由此可得到一組對於網路有最佳適應性的停止條件。LT 組所使用的訓練次數為 200 次、MSE 限制為 0.025。

表 4-1 各種停止條件學習組與驗證組之 RMSE

停止條件		RMSE-Learn	RMSE-Test
訓練次數	MSE		
100	0.01	0.68	0.96
100	0.02	0.66	0.96
100	0.025	0.68	0.96
200	0.01	0.63	0.99
200	0.02	0.62	1.00
200	0.025	0.62	0.95
400	0.01	0.60	1.03
400	0.02	0.60	1.02
400	0.025	0.64	0.96



4-3 模式之驗證

本研究選擇 3-2 節所述的 29 場颱風，以 JMA RSMC-Tokyo Center 提供之颱風資料配合臺灣技術研究中心提供之安平港實測波高資料進行波浪的推算與驗證，推算結果與實測波高比較如表 4-2 所示。

表 4-2 安平港類神經颱風波浪之推算結果

年份	颱風名稱	$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hr)	RMSE	R	$H_{obs,max}$ (m)
2000	巴比倫(PRAPIROON)	-0.47	4.00	0.43	0.67	2.83
2000	象神(XANGSANE)	0.89	11.00	0.47	0.47	1.74
2001	奇比(CHEBI)	-2.79	4.00	0.72	0.79	6.92
2001	利奇馬(LEKIMA)	0.26	-15.00	0.49	0.68	2.36
2002	娜克莉(NAKRI)	0.30	9.00	0.68	0.69	3.96
2003	尹布都(IMBUDO)	-1.12	20.00	0.67	0.75	3.90
2003	莫拉克(MORAKOT)	1.55	3.00	1.03	0.72	2.75
2003	柯羅旺(KROVANH)	-0.78	9.00	0.52	0.45	3.18
2003	杜鵑(DUJUAN)	0.28	4.00	0.80	0.90	3.52
2004	敏督利(MINDULLE)	-0.13	-19.00	1.14	0.56	5.01
2004	康柏斯(KOMPASU)	1.29	14.00	1.27	0.60	1.96
2004	蘭寧(RANANIM)	-0.44	42.00	0.41	0.72	2.11
2004	納坦(NOCK_TEN)	0.68	0.00	0.47	0.66	1.20
2004	南瑪都(NANMADOL)	1.07	4.00	0.83	0.77	2.91
2005	海棠(HAITANG)	-0.23	-1.00	0.69	0.86	4.76
2005	馬莎(MATSA)	-0.54	41.00	0.45	0.61	2.52
2005	珊瑚(SANVU)	-0.78	1.00	0.50	0.92	4.72
2005	泰利(TALIM)	1.10	10.00	0.88	0.80	4.05
2005	丹瑞(DAMREY)	0.36	-3.00	0.42	0.85	2.73
2005	龍王(LONGWANG)	2.58	7.00	1.25	0.88	2.06
2007	韋帕(WIPHA)	1.83	17.00	0.99	0.19	1.50
2007	柯羅莎(KROSA)	0.75	5.00	0.78	0.47	3.57
2008	如麗(NURI)	-2.65	10.00	0.71	0.94	5.81
2008	辛樂克(SINLAKU)	2.00	-4.00	0.69	0.87	1.84
2008	哈格比(HAGUPIT)	-0.03	-2.00	0.50	0.92	3.28
2008	薔蜜(JANGMI)	1.13	9.00	0.61	0.54	3.02
2009	蓮花(LINFA)	-2.93	-1.00	0.74	0.91	7.20
2009	莫拉菲(MOLAVE)	0.14	-8.00	0.75	0.86	3.63
2009	莫拉克(MORAKOT)	-3.00	-9.00	1.38	0.92	7.66
平均		1.11	9.86	0.73	0.72	

表 4-2 中名稱加底色的颱風為完全沒有加入模式學習的驗證用颱風。以推算結果與實測資料間的颱風波浪最大波高誤差 $\Delta H_{s,p}$ 、最大波高發生時間誤差 Δt_p 、均方根誤差 RMSE 及相關係數 R 等四個指標來做評估，並附上該場颱風之最大實測波高。

再加以討論之前，先將學習組與驗證組的颱風分開，分別討論這兩組的推算結果，如表 4-3 及表 4-4 所示。

表 4-3 安平港類神經颱風波浪學習組之推算結果

年份	颱風名稱	$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hr)	RMSE	R	$H_{obs,max}$ (m)
2000	巴比倫(PRAPIROON)	-0.47	4.00	0.43	0.67	2.83
2000	象神(XANGSANE)	0.89	11.00	0.47	0.47	1.74
2001	奇比(CHEBI)	-2.79	4.00	0.72	0.79	6.92
2001	利奇馬(LEKIMA)	0.26	-15.00	0.49	0.68	2.36
2002	娜克莉(NAKRI)	0.30	9.00	0.68	0.69	3.96
2003	尹布都(IMBUDO)	-1.12	20.00	0.67	0.75	3.90
2003	莫拉克(MORAKOT)	1.55	3.00	1.03	0.72	2.75
2004	蘭寧(RANANIM)	-0.44	42.00	0.41	0.72	2.11
2004	納坦(NOCK_TEN)	0.68	0.00	0.47	0.66	1.20
2005	海棠(HAITANG)	-0.23	1.00	0.69	0.86	4.76
2005	馬莎(MATSA)	-0.54	41.00	0.45	0.61	2.52
2005	珊瑚(SANVU)	-0.78	1.00	0.50	0.92	4.72
2005	丹瑞(DAMREY)	0.36	-3.00	0.42	0.85	2.73
2008	如麗(NURI)	-2.65	10.00	0.71	0.94	5.81
2008	辛樂克(SINLAKU)	2.00	-4.00	0.69	0.87	1.84
2008	哈格比(HAGUPIT)	-0.03	-2.00	0.50	0.92	3.28
2008	薔蜜(JANGMI)	1.13	9.00	0.61	0.54	3.02
2009	蓮花(LINFA)	-2.93	-1.00	0.74	0.91	7.20
2009	莫拉菲(MOLAVE)	0.14	-8.00	0.75	0.86	3.63
2009	莫拉克(MORAKOT)	-3.00	-9.00	1.38	0.92	7.66
平均		1.11	9.85	0.64	0.77	

由表 4-3 中可發現，學習組中 20 場颱風波浪推算結果與實測結果最大波高誤差 $\Delta H_{s,p}$ 以 MORAKOT(2009) 相差最大，其最大波高與實測資料相差了 3m；相差最小的颱風則是 MOLAVE(2009)，與最大波高與實測資料相差了 0.14m；平均來說，颱風波浪最大波高誤差 $\Delta H_{s,p}$ 約為 1.11m。此外最大波高發生時間誤差 Δt_p 則以 RANANIM(2004)、MATSA(2005) 相差最多，與實測最大波高發生時間約相差 40 小時；相差最小颱風的則為 NOCK_TEN(2004)，推算結果最大波高發生時間與實測完全符合；平均來說，颱風最大波高發生時間平均相差 9.85 小時。模式推算颱風波浪與實測波浪均方根誤差 RMSE 最大為 MORAKOT(2009)，其值為 1.38m，最小為 RANANIM(2004) 的 0.41m；平均來說 RMSE 為 0.64m。推算波高結果與實測波高的相關性則以 NURI(2008) 最佳，相關係數 0.94；最差為 XANGSANE(2000) 的 0.47；相關係數平均為 0.77。

本研究先以學習組中誤差較大的幾場颱風來作說明，如表 4-3 中的 MORAKOT(2009)、RANANIM(2004) 及 MATSA(2005)。圖 4-7 為 MORAKOR(2009) 颱風的推算結果與颱風資訊圖，圖中左列三圖由上到下分別為波浪推算與實測結果、風速分布圖及颱風中心距離推算點變化圖，右圖則為颱風路徑。

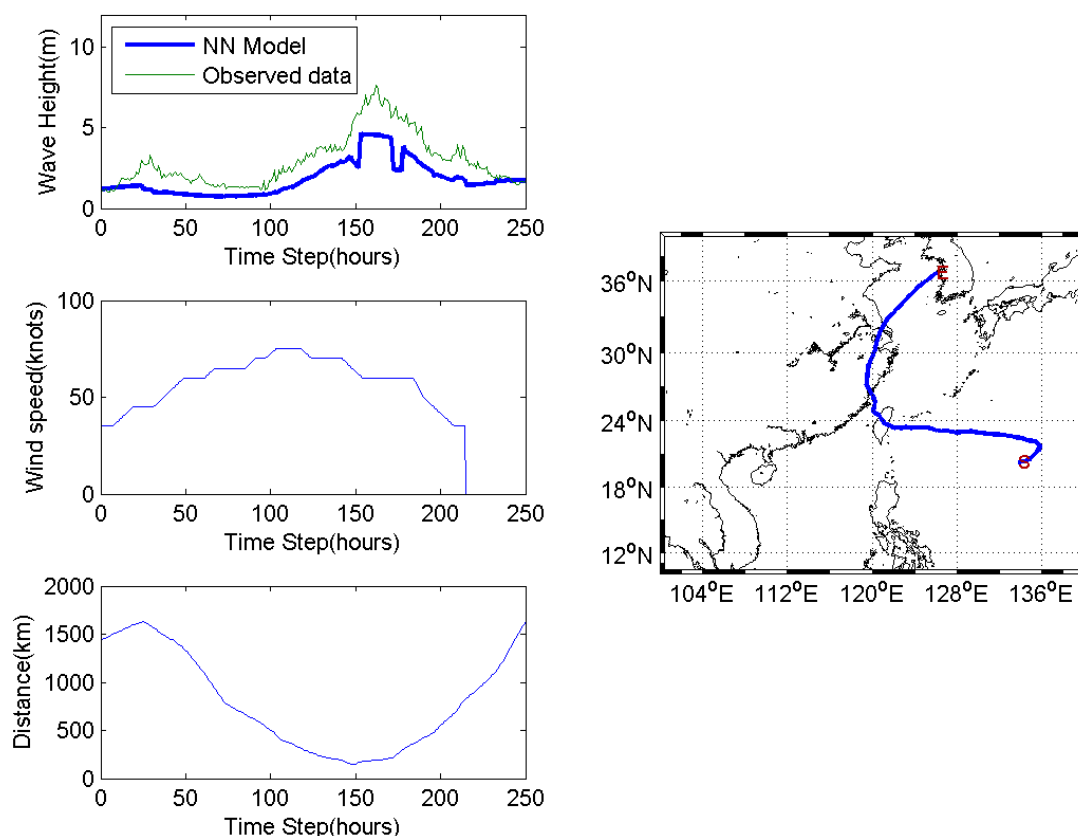


圖 4-7 MORAKOT(2009)推算結果及颱風路徑

由圖 4-7 中可發現，MORAKOT(2009)整體的推算波高皆低於實測波高，雖然趨勢上屬於一致的，但很明顯模式對於此颱風有著低估的情況發生。MORAKOT(2009)的實測最大波高為 7.66m，而學習組的颱風資料僅有兩個颱風最大波高大於 7m，故模式無法學習到較高的波高，對於模擬最大波高大於 7m 以上的颱風便容易造成大的誤差。

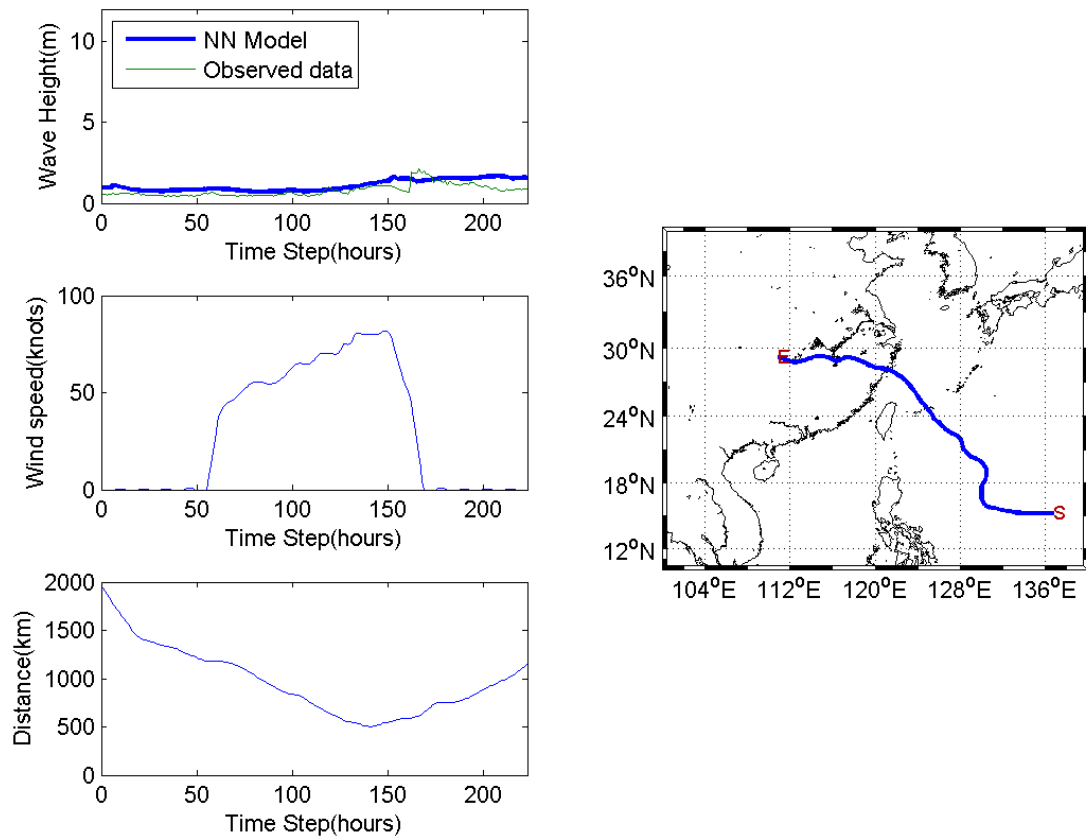


圖 4-8 RANANIM(2004)推算結果及颱風路徑

由圖 4-8 中可發現，RANANIM(2004)的颱風行進路徑是由台灣東北方通過，不會直接影響到目標點安平港，雖推算波高皆較低，符合實測波高，整體趨勢亦相同，但是實測波高發生最大值的時間與模式推算的最大發生時間有很大的差距，由 JMA 所提供的颱風資料顯示實測資料發生最大波浪的時間點颱風風速已經降低至接近消失的狀態，故此誤差必須確認是颱風資訊中風速的錯誤或是波浪實測資料中有異常波高變化。

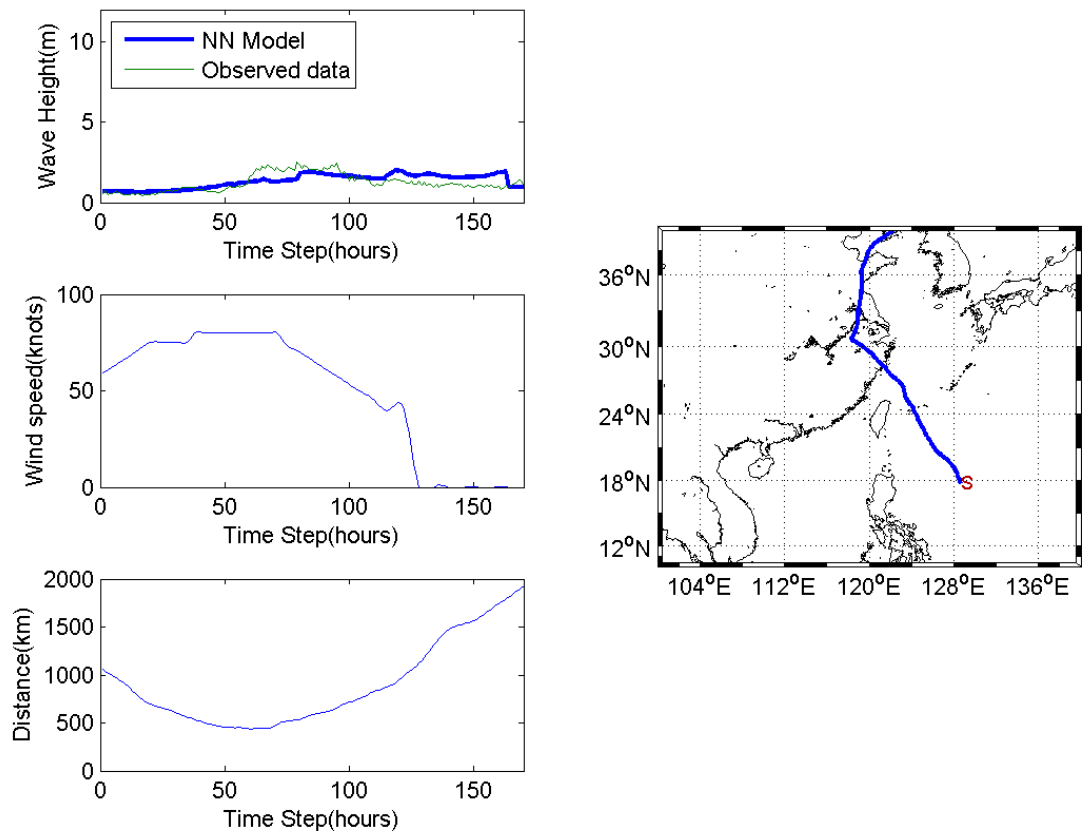


圖 4-9 MATSA(2005)推算結果及颱風路徑

由圖 4-9 中可發現，MATSA(2005)的颱風行進路徑是由台灣東北方通過，不會直接影響到目標點安平港，故推算波高皆較低於實測波高，但實測波高發生最大值的時間與模式推算的最大發生時間有很大的差距，其原因為模式在實測風速降低接近消失後開始出現了高估的情形，導致最大波高出現在相當後面，造成模式對於 MATSA(2005)後半段的推算結果較差。

表 4-4 安平港類神經颱風波浪驗證組之推算結果

年份	颱風名稱	$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hr)	RMSE	R	$H_{obs,max}$ (m)
2003	柯羅旺(KROVANH)	-0.78	9.00	0.52	0.45	3.18
2003	杜鵑(DUJUAN)	0.28	4.00	0.80	0.90	3.52
2004	敏督利(MINDULLE)	-0.13	-19.00	1.14	0.56	5.01
2004	康柏斯(KOMPASU)	1.29	14.00	1.27	0.60	1.96
2004	南瑪都(NANMADOL)	1.07	4.00	0.83	0.77	2.91
2005	泰利(TALIM)	1.10	10.00	0.88	0.80	4.05
2005	龍王(LONGWANG)	2.58	7.00	1.25	0.88	2.06
2007	韋帕(WIPHA)	1.83	17.00	0.99	0.19	1.50
2007	柯羅莎(KROSA)	0.75	5.00	0.78	0.47	3.57
平均		1.09	9.89	0.94	0.62	

由表 4-4 中可發現，驗證組之 9 場颱風波浪推算結果與實測結果中，最大波高誤差 $\Delta H_{s,p}$ 以 LONGWANG(2005) 相差最大，為 2.58m；相差最小的颱風則是 MINDULLE(2004)，其為 0.13m；平均來說，颱風波浪最大波高誤差 $\Delta H_{s,p}$ 約為 1.09m。此外最大波高發生時間誤差 Δt_p 則以 MINDULLE(2004) 相差最多，與實測最大波高發生時間約相差 20 小時；相差最小的為 DUJUAN(2003) 與 NANMADOL(2004)，與實測最大波高發生時間相差 4 小時；颱風最大波高發生時間平均相差 9.89 小時。模式推算颱風波浪與實測波浪均方根誤差 RMSE 最大為 KOMPASU(2004)，其值為 1.27m，最小為 KROVANH(2003) 的 0.52m；平均 RMSE 為 0.94m。推算波高結果與實測波高的相關性則以 DUJUAN(2003) 最佳，相關係數 0.9；最差為 WIPHA(2007) 的 0.19；相關係數平均為 0.62。

驗證組的颱風為未經訓練的資料群，因此推算平均得均方根誤差與相關係數皆較學習組低，其餘三項指標則相近。本研究以誤差較大的 LONGWANG(2005) 與 WIPHA(2007) 來作說明。

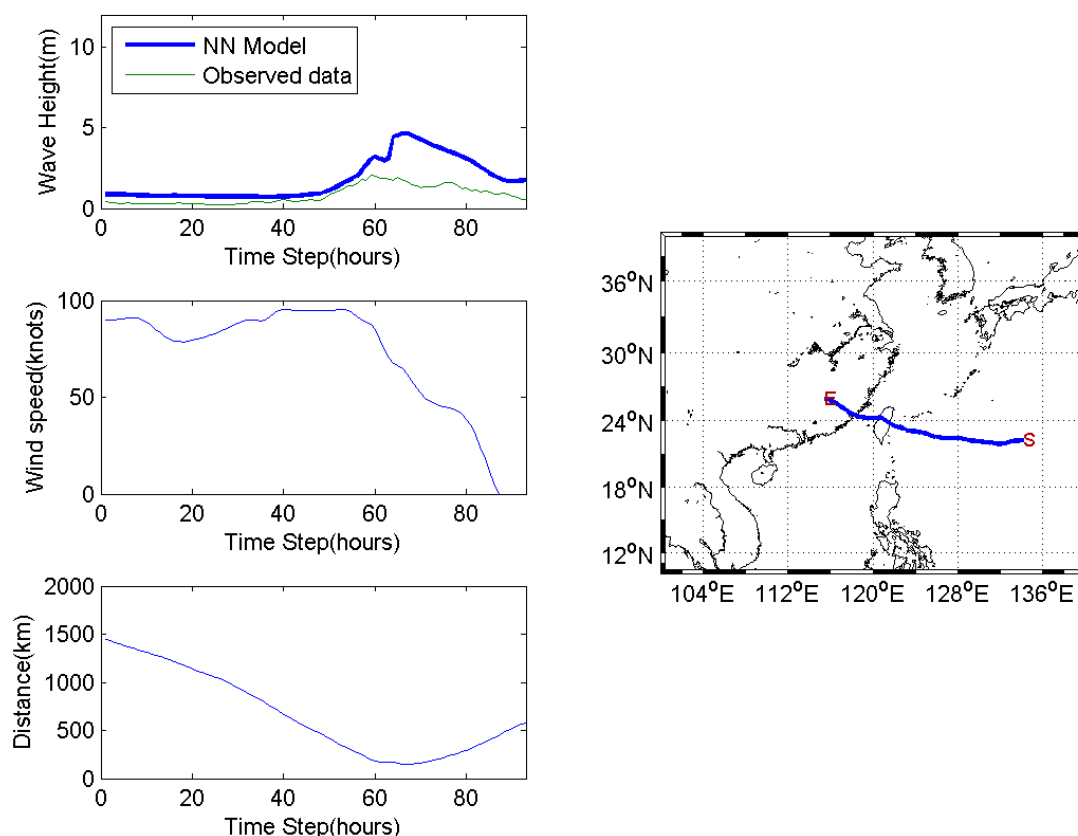


圖 4-10 LONGWANG(2005)推算結果及颱風路徑

由圖 4-10 可發現，當颱風穿越臺灣時，模式對於波高的推算是屬於高估的，由於颱風是從臺灣的東邊往西前進直撲中央山脈，越過中央山脈後風速驟減，對於目標點安平港的應該會造成較小的波浪，而非模式推算之結果，颱風越過中央山脈後波高持續上升。故由此可知，類神經無法有效的學習方位角 θ_1 以及侵襲角 θ_3 所要傳達的資訊，而需加以修正。

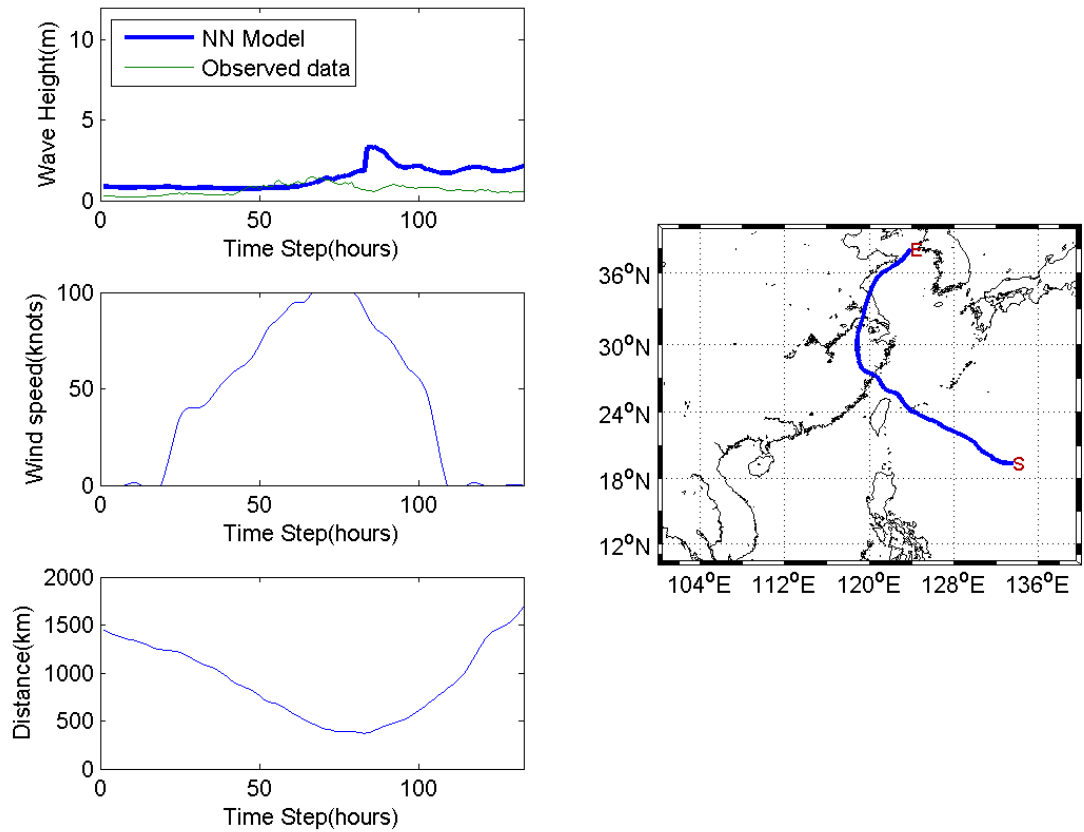


圖 4-11 WIPHA(2007)推算結果及颱風路徑

由圖 4-11 中可發現，WIPHA(2007)的颱風行進路徑是由台灣東北方通過，不會直接影響到目標點安平港，故推算波高皆較低，符合實測波高。但是可發現當颱風由臺灣北方通過離開之後，模式推開始產生高估的現象，此現象較亦不合常理，顯示模式對於 WIPHA(2007)後半段的推算結果較差。

綜觀學習組與驗證組之颱風，有以下幾種情況之颱風推算結果較差：

1. 颱風路徑屬於由太平洋側經臺灣北方往西北直撲大陸，此類颱風會受到地形遮蔽之影響，且具目標點較遠，導致颱風推算結果較差。
2. 最大波高較大之颱風，由於受到地形遮蔽影響，安平港會產生大波高的機會不多，造成可供類神經學習之資料過少，導致模式無法對大波高的颱風進行學習與推算。
3. 當颱風由東往西直撲臺灣，穿越中央山脈時，類神經網路無法模擬遭遇地形遮蔽影響，導致波高降低的情形，使得推算結果在颱風穿越臺灣後誤差開始增加。
4. 當颱風波高偏低時，最大波高發生時間便容易產生很大的誤差。

基於上述討論分析後，本研究為改善地形遮蔽效應導致模式產生的誤差，依據類神經輸入及輸出關係及學習方式，再提出修正模式的方法，於下章詳述之。



第五章 修正類神經颱風波浪模式

5-1 歸屬函數修正輸入參數

為提高類神經模式的推算準確度，通常使用的方法有以下：

1. 將原始的輸入資料詳加分類分組：確認學習組與驗證組的資料特性為一致，避免因為特性的不同造成驗證上的誤差。
2. 調整類神經基本架構：調整隱藏層個數、調整神經元個數、測試不同停止條件、使用不同的轉換函數或學習函數，找出一組最利於模式推算的架構組合。
3. 輸入參數的修正：對於類神經而言，輸入參數與波高的關係間接影響到模式建立的難易度，若選擇的輸入參數與波高本身具有強烈的關係或是有其物理的意義存在，對於類神經模式亦會有相當程度的幫助。

本研究在輸入參數的選擇上，挑選了具有能夠代表颱風遠近特性、位置特性、左右不對稱性，三個輸入參數 D 、 θ_1 與 θ_3 ，以及能夠代表目標點特性的風速與風向，即兩個輸入參數 V 及 V_{deg} 。

表 5-1 輸入參數與波高間的相關性分析

輸入參數	相關性 R
目標點風速 V	0.46
距離 D	0.33
目標點方位角 θ_1	-0.49
颱風侵襲角 θ_3	0.06
目標點風向 V_{deg}	-0.38

由表 5-1 顯示目前輸入參數目標點風速 V 、距離 D 、目標點方位角 θ_1 及目標點風向 V_{deg} 與波高的相關性 R 分別為 0.46、0.33、-0.49 及 -0.38，而颱風侵襲角 θ_3 的相關性 R 為 0.06 接近零的低度相關。

θ_1 、 θ_3 及 V_{deg} 這三個輸入參數為「角度」，但是角度的大小值卻

不一定能有效地反映出該輸入參數與波高的關聯性。以 θ_1 為例，當 $\theta_1=90^\circ$ 時代表颱風是在目標點的左側，對應到的輸出波高會較大，以直觀想法僅為將 90° 輸入類神經，告訴類神經當角度等於 90° 時波高就會大，但在類神經內部 90° 是被當作一個值，先被正規化處理，再與權重相乘後，被送進隱藏層神經元並與其他參數相加，此種運算方式無法有效地告知類神經角度與波高的關聯性。

本研究欲以一個歸屬函數來描述角度與波高的關係，透過歸屬函數的轉換後再輸入類神經，用意為將「角度資訊」轉換為「影響力資訊」，其值介於 0 至 1，當影響力越高對應到的波高就越大。以 θ_1 為例，當 $\theta_1=90^\circ$ 時，透過歸屬函數的轉換得到影響力會接近 1，代表其影響程度大。而在類神經內部計算時，影響力的大小便可以控制隱藏層神經元內的整體函數值的大小(如式 2-2)，讓類神經對於輸入參數的學習更加直接。

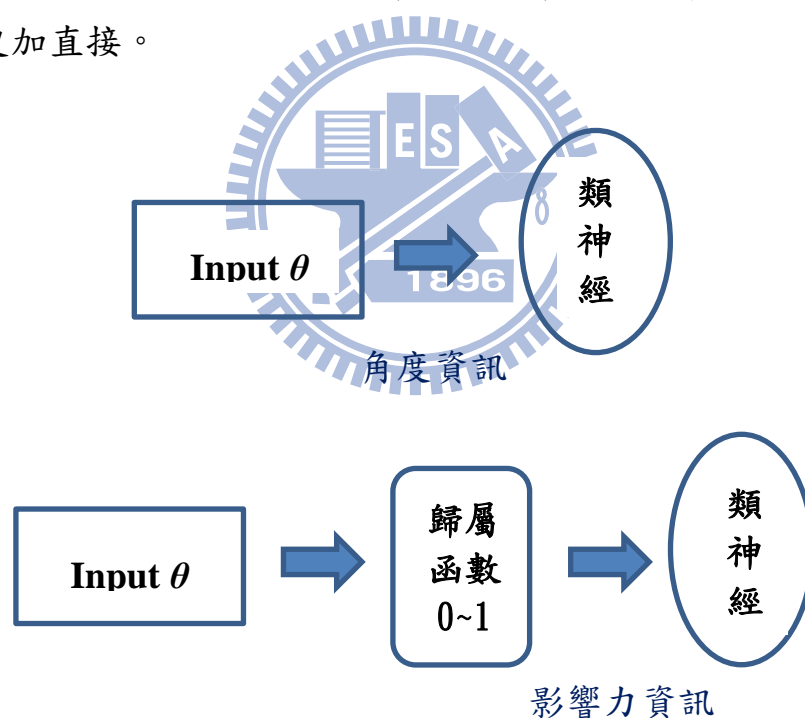


圖 5-1 透過歸屬函數描述輸入參數角度與波高的關係

影響度的大小，代表轉換前的參數角度對波高的影響力，轉換前對應到的波高大，轉換後得到的影響力就會大；轉換前對應到的波高小，則轉換後得到的影響力就會小。此種關係顯示，經由轉換後的影響力與波高會是一個正線性相關。

5-1-1 單峰高斯歸屬函數

欲找到一個高斯函數作為合適的歸屬函數，以提高輸入參數與波高的相關性，本研究將三個角度參數做了以下分析：

(1) 目標點方位角 θ_1

本研究將距離 1800km 以外的目標點方位角 θ_1 資料刪除後，將剩下距離 0 至 1800km 分為 36 組，針對每一組進行尺度參數為 30 而中心位置為 0° 至 360° 的高斯轉換，其轉換結果與波高的相關性分布示如圖 5-2。

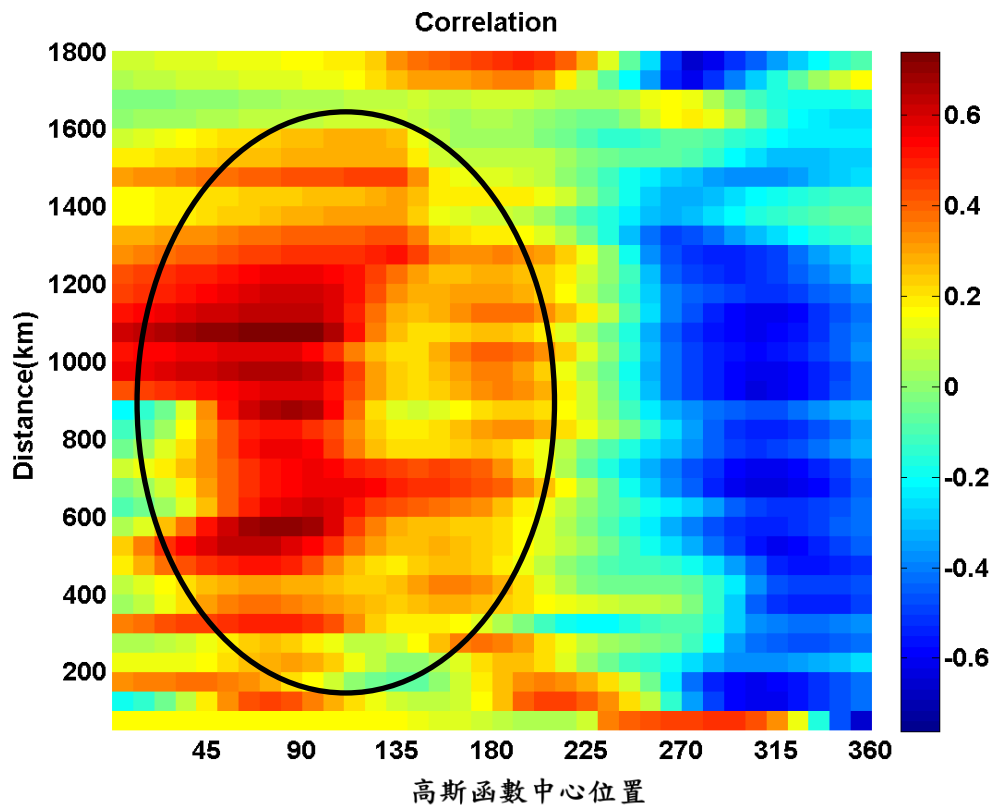


圖 5-2 各距離範圍的 θ_1 經高斯轉換後與波高的相關性分布圖

圖 5-2 中可發現經高斯轉換後中心位置約以 225° 為分界，與波高間的相關性有空間上分布的特性，當高斯歸屬函數中心位置在 225° 以下其轉換結果與波高的相關性高，如橢圓圈出之範圍，反之當高斯歸屬函數中心位置在 225° 以上則其結果與波高的相關性低。從不同距離上可發現當高斯歸屬函數中心位置在 90° 時，各距離組之轉換結

果與波高的相關性皆是高的。

配合上述的特性，再以多變量的 Derivative-based 最佳化搜尋法，找到離 90° 最接近的中心位置與最佳的尺度參數(scale parameter)，尺度參數代表高斯函數形狀之寬窄，即可得到一組最佳的高斯歸屬函數，如圖 5-3 所示。

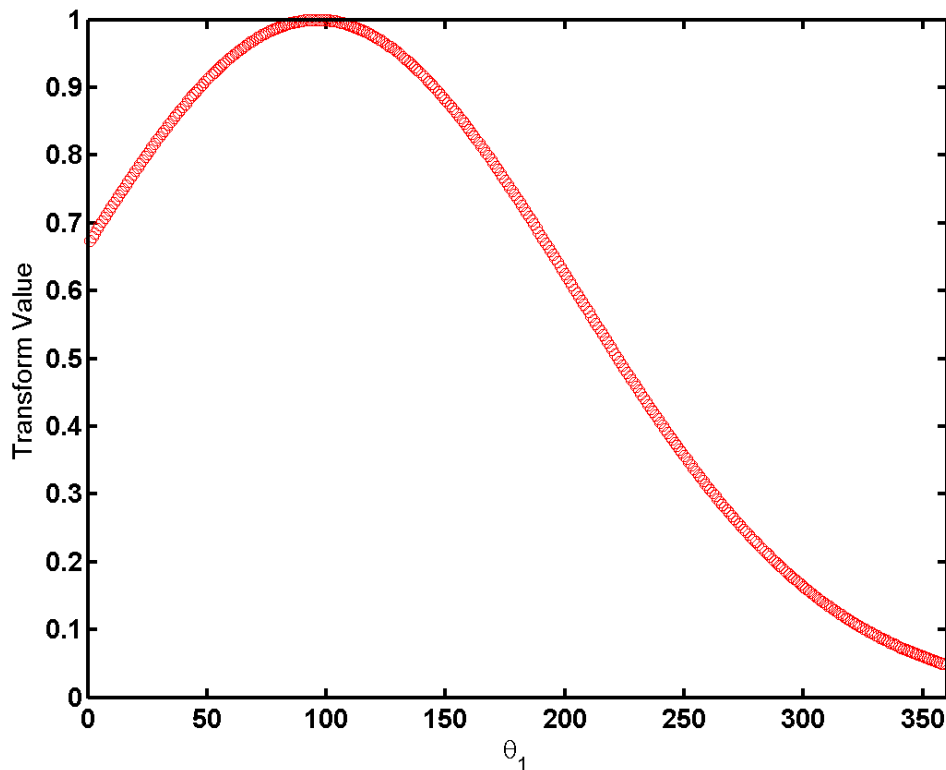


圖 5-3 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 θ_1 高斯歸屬函數

圖 5-3 顯示之最佳高斯歸屬函數其中心位置為 109° ，尺度參數為 120。由此結果來看，當目標點方向角越接近 109° 時，颱風對於目標點的影響度是最大的，而目標點方向角若大於 180° 時，颱風對於目標點的影響就越來越小。此結果亦符合在目標點安平港左側的颱風不會受到中央山脈的遮蔽影響，此位置的颱風對目標點安平港有直接的影響；而颱風在目標點安平港右側時，則影響較小。如圖 4-1 所示，當目標點方位角大於 180° ，颱風位於目標點安平港右側。

(2) 颱風侵襲角 θ_3

將距離 1800km 以外的颱風侵襲角 θ_3 資料刪除後，將剩下距離 0 至 1800km 分為 36 組，針對每一組進行尺度參數為 30 而中心位置為 -180° 至 180° 的高斯轉換，其轉換結果與波高的相關性分布示如圖 5-4。

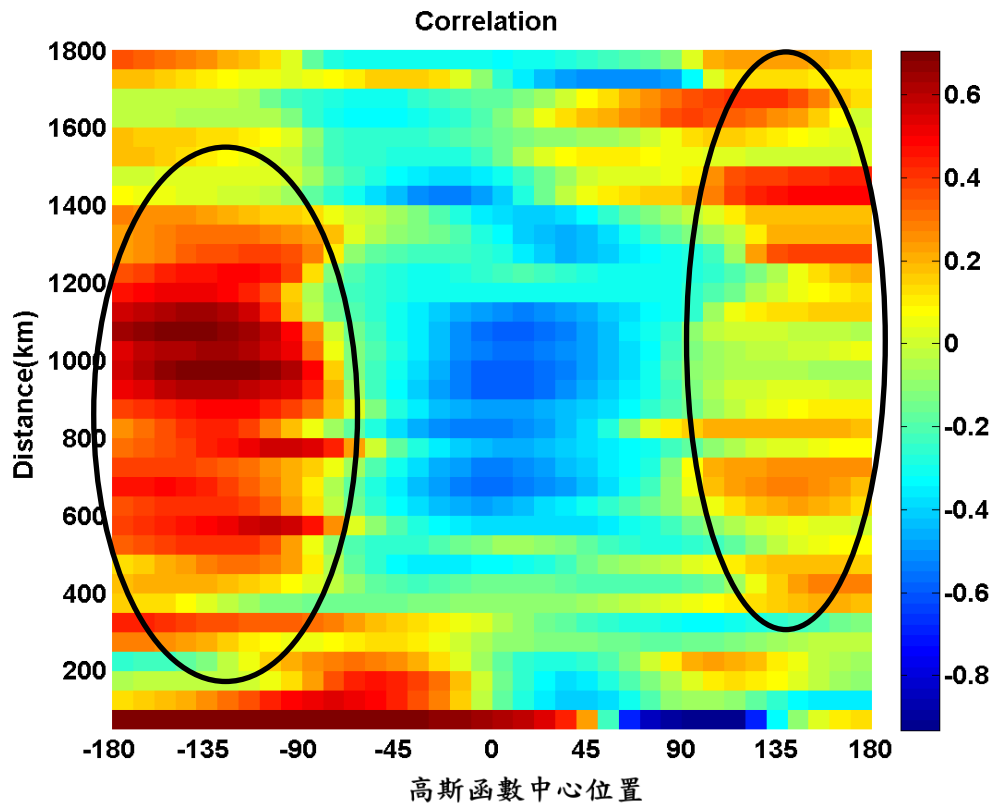


圖 5-4 各距離範圍的 θ_3 經高斯轉換後與波高的相關性分布圖

由圖 5-4 可發現經高斯轉換後中心位置約以 -90° 以下與 90° 以上，與波高間的相關性有空間上分布的特性，當高斯歸屬函數的中心位置在 -90° 以下與 90° 以上其轉換結果與波高的相關性高，如橢圓圈出之範圍，反之當高斯歸屬函數的中心位置介於 -90° 至 90° 中間時其結果與波高的相關性低。從不同距離上可發現當高斯歸屬函數的中心位置在 -120° 時，各距離組之轉換結果與波高的相關性皆是高的。

配合上述的特性，再以多變量的 Derivative-based 最佳化搜尋法，找到離 -120° 最接近的中心位置與最佳的尺度參數，得到一組最佳的高斯歸屬函數，如圖 5-5 所示。

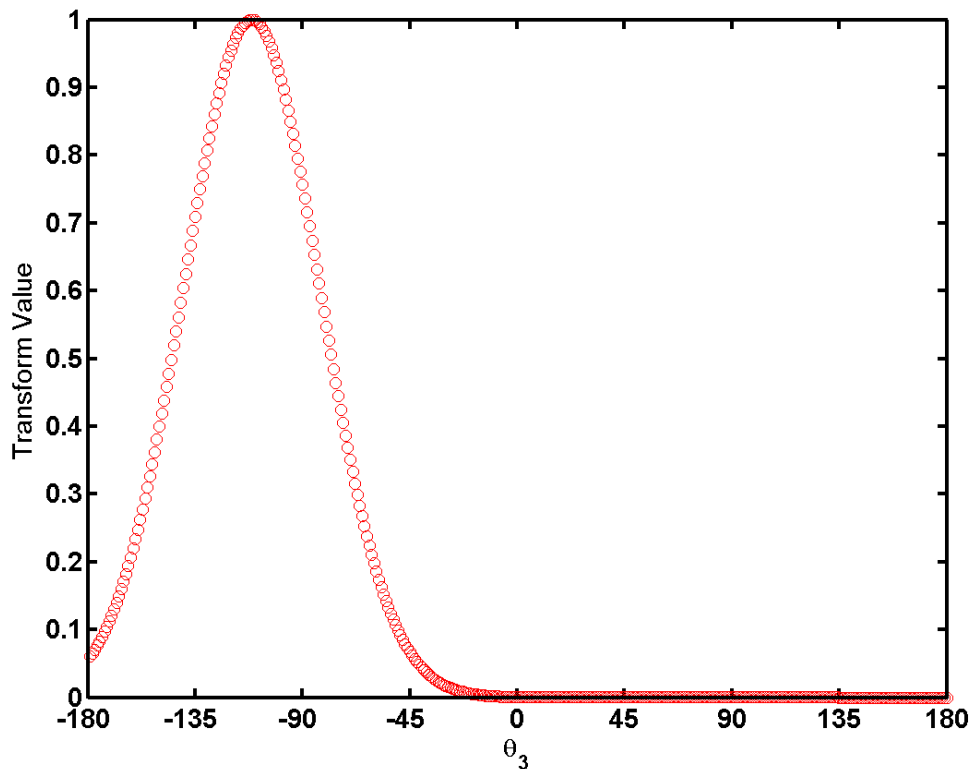


圖 5-5 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 θ_3 高斯歸屬函數

由圖 5-5 中，求得之最佳高斯歸屬函數其中心位置為 -109° ，尺度參數為 20。由此結果來看，當颱風侵襲角越接近 -109° 時，颱風對於目標點的影響度是最強的，越遠於 -109° ，颱風對於目標點的影響就越來越小。由於侵襲角公式為 $\theta_3 = \theta_2 - \theta_1$ ， θ_2 為颱風移動方向角，此結果亦符合颱風結構的不對稱性，右半圓較左半圓風力大，目標點位於颱風的右半圓時其影響度最大。

(3) 目標點風向 V_{deg}

將距離 1800km 以外的目標點風向 V_{deg} 資料刪除後，將剩下距離 0 至 1800km 分為 36 組，針對每一組進行尺度參數為 30 而中心位置為 0° 至 360° 的高斯轉換，其轉換結果與波高的相關性分布示如圖 5-6。

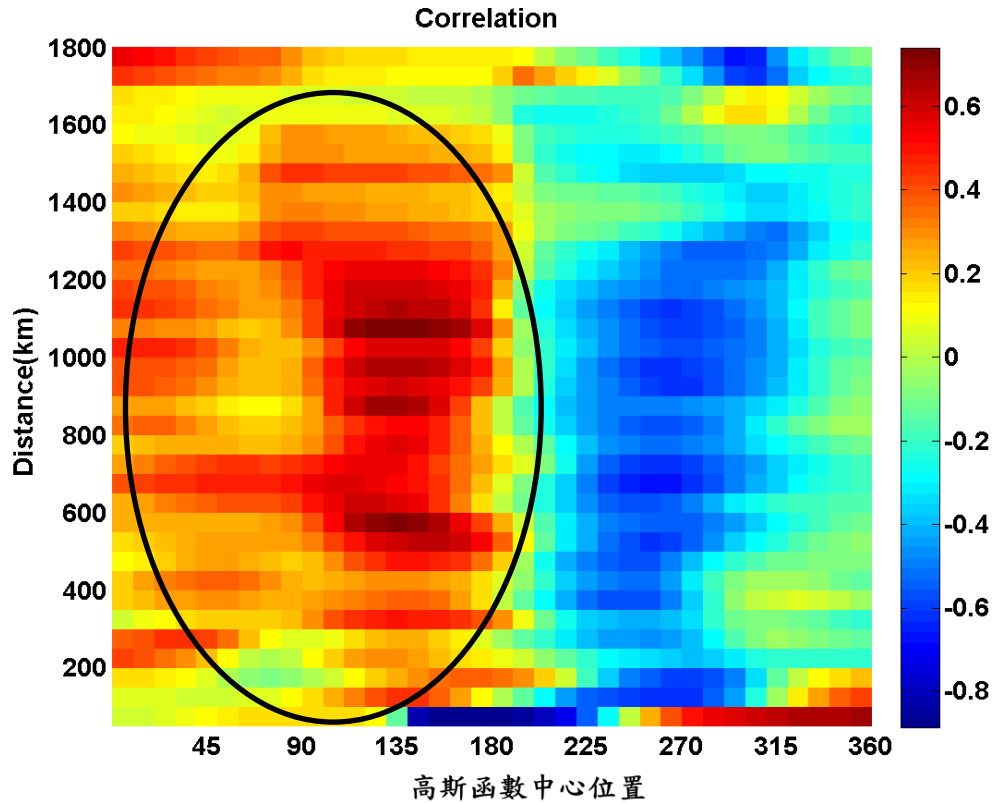


圖 5-6 各距離範圍的 V_{deg} 經高斯轉換後與波高的相關性分布圖

圖 5-6 中可發現經高斯轉換後中心位置約以 200° 為分界，與波高間的相關性有空間上分布的特性，當高斯歸屬函數的中心位置在 200° 以下其轉換結果與波高的相關性高，如橢圓圈出之範圍，反之當高斯歸屬函數的中心位置在 200° 以上則其結果與波高的相關性低。從距離上可發現當高斯歸屬函數的中心位置在 135° 時，各距離組之轉換結果與波高的相關性皆是高的。

配合上述的特性，我們再以多變量的 Derivative-based 最佳化搜尋法，找到離 135° 最接近的中心位置與最佳的尺度參數，得到一組最佳的高斯歸屬函數，如圖 5-7 所示。

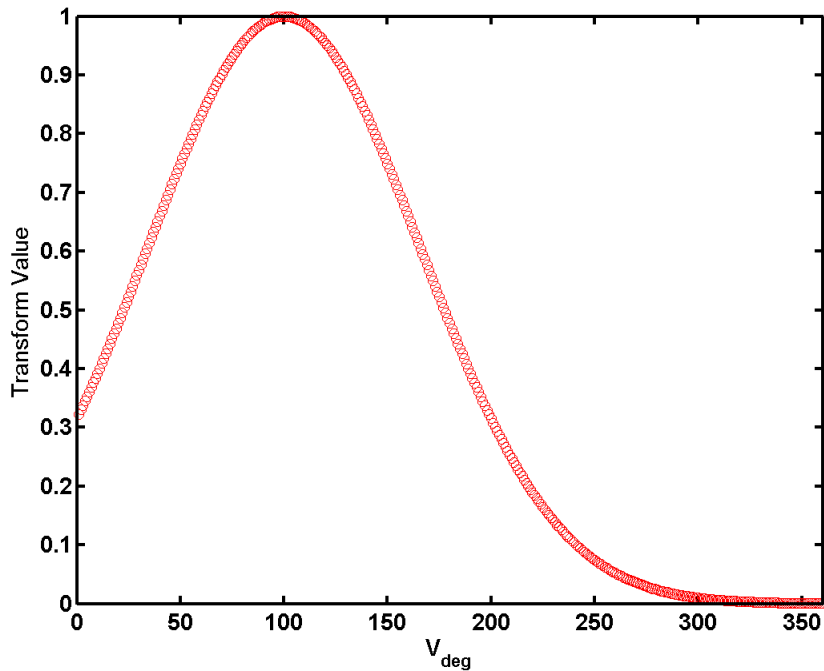


圖 5-7 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 V_{deg} 高斯歸屬函數

由圖 5-7 中，求得之最佳高斯歸屬函數其中心位置為 100° ，尺度參數為 65。由此結果來看，當風向角越接近 100° 時，颱風對於目標點的影響度是最強的，而風向角若大於 200° 時，颱風對於目標點的影響就越來越小。由於 RVM 模型風場模式的風向定義為風的去向而非來向，此結果亦符合當目標點安平港的風向為從海上往陸上吹時，其所造成的波高應較大，而從陸上往海上吹時，造成的波高則較小。

經由(1)、(2)及(3)之計算後的三組單峰高斯歸屬函數，可用來描述這三種角度參數，轉換後計算與波高之相關性，其結果如表 5-2 所示。 θ_1 經過轉換後相關性由 -0.49 變為 0.53、 V_{deg} 經過轉換後相關性由 -0.38 變為 0.47、 θ_3 經過轉換後相關性僅由 0.06 變為 0.16 接近零相關。此結果顯示單峰高斯歸屬函數無法高度相關來描述 θ_3 。

表 5-2 轉換後輸入參數與波高間的相關性分析

轉換後的輸入參數	相關性 R
方位角影響度(θ_1)	0.53
侵襲角影響度(θ_3)	0.16
風向影響度(V_{deg})	0.47

5-1-2 雙峰高斯歸屬函數

圖 5-4 顯示，在不同距離的高斯歸屬函數中心位置除了在 -120° 時，各距離組之轉換結果與波高的相關性皆較高之外，在中心位置 130° 時，亦有相同的情況，這種空間上的分布特性，可以用兩個單峰高斯函數來描述之，將兩個高斯函數疊加成為一個雙峰高斯函數，並將轉換後的值作正規化處理，其值介於 0 至 1。同樣對以下 θ_1 、 θ_3 及 V_{deg} 這三個角度參數做雙峰高斯歸屬函數的分析：

(1) 目標點方位角 θ_1

以多變量的 Derivative-based 最佳化搜尋法找到兩個高斯函數峰點中心位置分別為 55° 與 180° ，如圖 5-8 所示。結果顯示當 $\theta_1=55^\circ$ 時會得到最大影響度 1，意即當颱風在目標點安平港的西南側(55°)時，會對目標點造成最大的影響，而在北側(180°)時亦會有一個較小的影響產生。

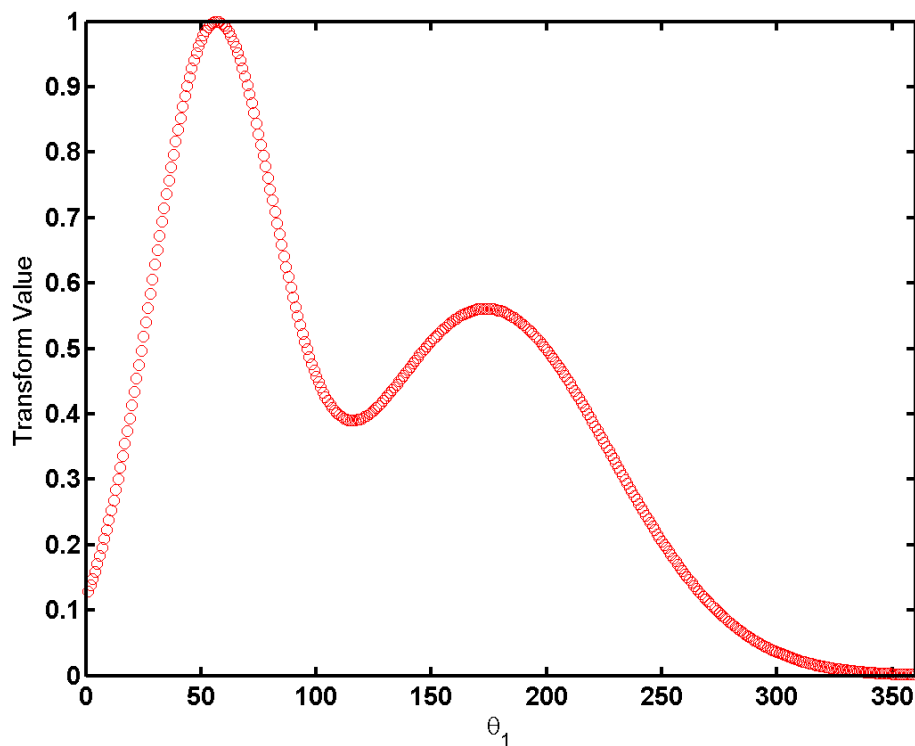


圖 5-8 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 θ_1 雙峰高斯歸屬函數

(2) 颱風侵襲角 θ_3

以多變量的 Derivative-based 最佳化搜尋法找到兩個高斯函數峰點中心位置分別為 -110° 與 120° ，如圖 5-9 所示。其結果顯示，在颱風的右半圓與左半圓各有一個侵襲角度能對目標點造成大的影響。由於侵襲角公式為 $\theta_3 = \theta_2 - \theta_1$ ，是由颱風移動方向角與目標點方位角所組成，這兩個角度的組合即為颱風的移動路徑，當移動路徑造成侵襲角接近 -110° 或 120° 時，此種路徑的颱風對於目標點的影響度就會增大。同時亦可發現 $\theta_3 = -110^\circ$ 之影響度大於 $\theta_3 = 120^\circ$ 之影響度，代表颱風右半圓的影響度較左半圓大。

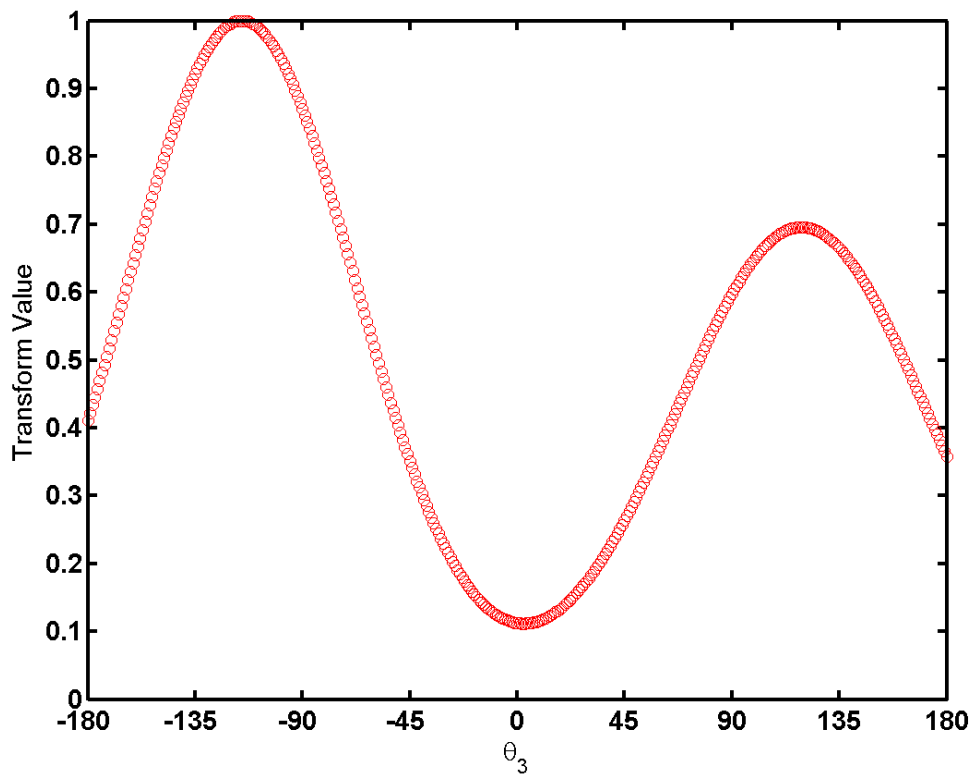


圖 5-9 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 θ_3 雙峰高斯歸屬函數

(3) 目標點風向 V_{deg}

以多變量的 Derivative-based 最佳化搜尋法找到兩個高斯函數峰點中心位置分別為 40° 與 150° ，如圖 5-10 所示。其結果顯示，當風向角 $V_{deg}=150^\circ$ 時會得到最大影響度 1，而當 $V_{deg}=40^\circ$ 時亦會有一個較小的影響產生。由於 RVM 模型風場模式的風向為風的去向而非來向，對於目標點安平港而言 40° 與 150° 皆為從海上往陸上吹的風， 40° 為偏西南風， 150° 為偏西北風。

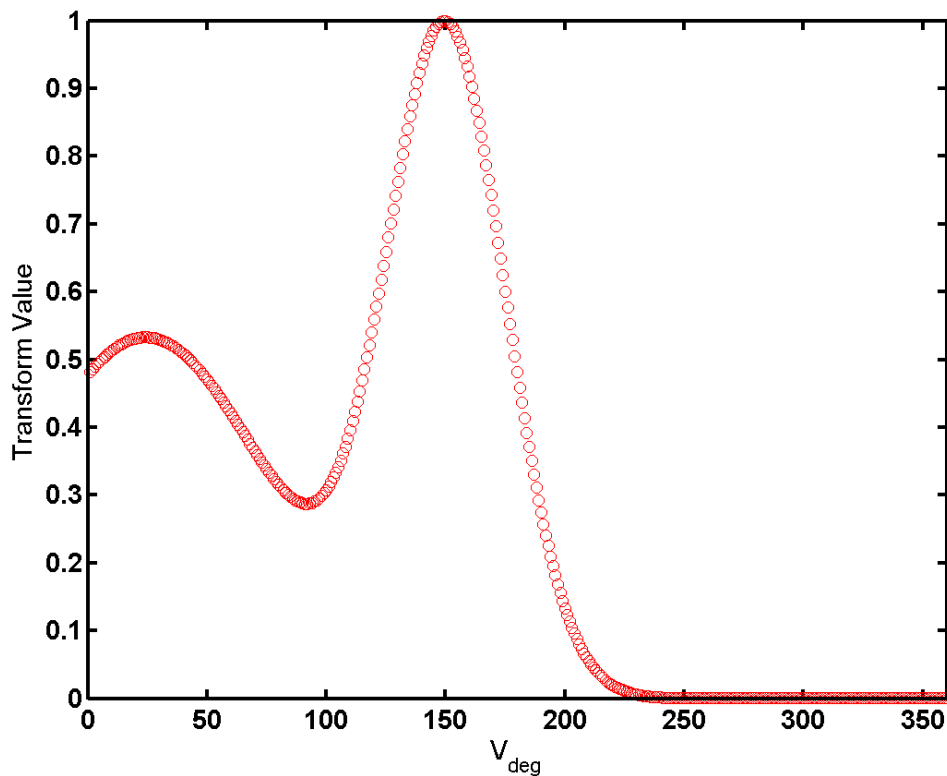


圖 5-10 利用 Derivative-based 最佳化搜尋法求得的 V_{deg} 雙峰高斯歸屬函數

經由(1)、(2)、(3)之計算後，所得之三組雙峰的高斯歸屬函數代表三種角度參數，其與波高之相關性如表 5-3 所示。 θ_1 經過轉換後相關性由 -0.49 變為 0.57、 V_{deg} 經過轉換後相關性由 -0.38 變為 0.55， θ_3 經過轉換後相關性僅由 0.06 提升到 0.43， θ_3 之 R 皆有顯著提升。且若與表 5-2 比較可知，以雙峰高斯歸屬函數轉換所獲得之值比以單峰高斯歸屬函數轉換所獲得之值與波高有較高的相關性。

本研究期望經由雙峰高斯歸屬函數轉換，將三個角度參數轉換為與波高具有較佳相關性的參數再輸入類神經，對於類神經的學習以及模擬上有正面的幫助，亦期望以此來修正傳統直接將角度輸入類神經中，類神經對於角度資訊較難理解，而產生學習以及推算上的誤差。

表 5-3 雙峰高斯轉換後輸入參數與波高間的相關性分析

雙峰轉換後的輸入參數	相關性 R
方位角影響度(θ_1)	0.57
侵襲角影響度(θ_3)	0.43
風向影響度(V_{deg})	0.55

5-2 修正模式之驗證

將單峰與雙峰高斯歸屬函數修正後的颱風波浪推算結果與修正前的颱風波浪推算結果作比較。如表 5-4 所示，分別計算三種模式個別之學習組與驗證組的颱風波浪最大波高誤差 $\Delta H_{s,p}$ 、最大波高發生時間誤差 Δt_p 、相關係數 R 及均方根誤差 RMSE 等四個指標之平均值。

表 5-4 修正前與修正後模式推算結果比較

	組別	$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hour)	RMSE	R
未修正	學習組	1.11	9.85	0.64	0.77
	驗證組	1.09	9.89	0.94	0.62
單峰高斯	學習組	0.96	7.85	0.64	0.77
	驗證組	0.90	10.88	0.80	0.64
雙峰高斯	學習組	1.01	10.10	0.64	0.76
	驗證組	1.06	10.00	0.86	0.66

由表 5-4 可發現，不管是學習組或是驗證組，單峰高斯歸屬函數修正模式的推算結果與雙峰高斯歸屬函數修正模式的推算結果大致上相近，若只比較驗證組時兩種函數修正之結果幾乎相同。表示在高斯歸屬函數的計算上，不需要三個輸入參數 θ_1 、 θ_3 、 V_{deg} 都採用雙峰的形式，由圖 5-8、5-9、5-10 可知， θ_1 、 V_{deg} 之雙峰高斯歸屬函數與單峰高斯歸屬函數圖形是相似的，僅有 θ_3 是較適合使用雙峰高斯歸

屬函數來描述，此結果亦造成不管是用雙峰高斯歸屬函數或是單峰高斯歸屬函數其修正能力皆已達上限。

對於未修正與修正後之差異，我們以雙峰高斯歸屬函數修正之結果來討論。以驗證組來比較， $\Delta H_{s,p}$ 修正約 3%、RMSE 修正約 8%、R 修正約 7%，而 Δt_p 無修正效果。整體而言使用雙峰高斯歸屬函數可大約可將準確度提高 7%。

以 3-2 節所述的 29 場實測颱風波浪利用雙峰高斯歸屬函數進行修正，修正推算模式各場颱風之結果如表 5-5 所示。由表 5-5 顯示本模式 29 場颱風波浪推算結果與實測波高的比較，表中加底色的為完全沒有加入模式訓練的驗證用颱風。以推算結果與實測資料間的颱風波浪最大波高誤差 $\Delta H_{s,p}$ 、最大波高發生時間誤差 Δt_p 、相關係數 R 及均方根誤差 RMSE 等四個指標來做評估，並附上該場颱風之最大實測波高。

將學習組與驗證組的颱風分開，討論這兩組的推算結果，分別如表 5-6 及表 5-7 所示。由表 5-6 可發現，學習組的 20 場颱風波浪推算結果與實測結果最大波高誤差 $\Delta H_{s,p}$ 為 MORAKOT(2009)、LINFA(2009)、NURI(2008)及 CHEBI(2001)這四個颱風誤差較大，誤差 2m 以上，與未修正前相似，此結果顯示高斯歸屬函數無法修正大波高颱風推算結果誤差較大的情形。最大波高發生時間誤差 Δt_p 則以 RANANIM(2004)、MATSA(2005)相差最多，誤差為 40 小時，此與未修正模式相似。模式推算颱風波浪與實測波浪均方根誤差 RMSE 以 MORAKOT(2009)最大為 1.36。推算波高結果與實測波高的相關性 R 則以 XANGSANE(2000)最差為 0.35。

表 5-5 修正後之類神經颱風波浪推算結果

年份	颱風名稱	$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hr)	RMSE	R	$H_{obs,max}$ (m)
2000	巴比倫(PRAPIROON)	-1.27	-14.00	0.51	0.55	2.83
2000	象神(XANGSANE)	0.80	12.00	0.59	0.35	1.74
2001	奇比(CHEBI)	-2.01	2.00	0.85	0.72	6.92
2001	利奇馬(LEKIMA)	-0.02	1.00	0.42	0.75	2.36
2002	娜克莉(NAKRI)	0.22	15.00	0.65	0.72	3.96
2003	尹布都(IMBUDO)	-0.89	5.00	0.67	0.75	3.90
2003	莫拉克(MORAKOT)	1.22	3.00	0.79	0.69	2.75
2003	柯羅旺(KROVANH)	-0.25	-6.00	0.65	0.37	3.18
2003	杜鵑(DUJUAN)	1.01	4.00	0.72	0.91	3.52
2004	敏督利(MINDULLE)	-0.78	-17.00	0.72	0.86	5.01
2004	康柏斯(KOMPASU)	1.54	15.00	1.37	0.52	1.96
2004	蘭寧(RANANIM)	-0.47	-6.00	0.34	0.79	2.11
2004	納坦(NOCK_TEN)	0.50	5.00	0.45	0.65	1.20
2004	南瑪都(NANMADOL)	1.68	4.00	0.95	0.76	2.91
2005	海棠(HAITANG)	-0.80	-1.00	0.69	0.88	4.76
2005	馬莎(MATSA)	-0.63	83.00	0.42	0.66	2.52
2005	珊瑚(SANVU)	-0.61	-6.00	0.58	0.90	4.72
2005	泰利(TALIM)	0.49	11.00	0.69	0.87	4.05
2005	丹瑞(DAMREY)	0.68	-3.00	0.52	0.86	2.73
2005	龍王(LONGWANG)	2.23	8.00	1.06	0.88	2.06
2007	韋帕(WIPHA)	1.30	19.00	0.89	0.31	1.50
2007	柯羅莎(KROSA)	-0.29	6.00	0.75	0.48	3.57
2008	如麗(NURI)	-2.40	-8.00	0.68	0.96	5.81
2008	辛樂克(SINLAKU)	1.51	-3.00	0.71	0.86	1.84
2008	哈格比(HAGUPIT)	0.25	-3.00	0.50	0.93	3.28
2008	薔蜜(JANGMI)	0.15	4.00	0.58	0.53	3.02
2009	蓮花(LINFA)	-2.19	-2.00	0.75	0.92	7.20
2009	莫拉菲(MOLAVE)	0.17	-15.00	0.85	0.76	3.63
2009	莫拉克(MORAKOT)	-3.53	11.00	1.36	0.93	7.66
平均		1.03	10.06	0.72	0.73	

表 5-6 修正後之類神經颱風波浪學習組推算結果

年份	颱風名稱	$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hr)	RMSE	R	$H_{obs,max}$ (m)
2000	巴比倫(PRAPIROON)	-1.27	-14.00	0.51	0.55	2.83
2000	象神(XANGSANE)	0.80	12.00	0.59	0.35	1.74
2001	奇比(CHEBI)	-2.01	2.00	0.85	0.72	6.92
2001	利奇馬(LEKIMA)	-0.02	1.00	0.42	0.75	2.36
2002	娜克莉(NAKRI)	0.22	15.00	0.65	0.72	3.96
2003	尹布都(IMBUDO)	-0.89	5.00	0.67	0.75	3.90
2003	莫拉克(MORAKOT)	1.22	3.00	0.79	0.69	2.75
2004	蘭寧(RANANIM)	-0.47	-6.00	0.34	0.79	2.11
2004	納坦(NOCK_TEN)	0.50	5.00	0.45	0.65	1.20
2005	海棠(HAITANG)	-0.80	-1.00	0.69	0.88	4.76
2005	馬莎(MATSA)	-0.63	83.00	0.42	0.66	2.52
2005	珊瑚(SANVU)	-0.61	-6.00	0.58	0.90	4.72
2005	丹瑞(DAMREY)	0.68	-3.00	0.52	0.86	2.73
2008	如麗(NURI)	-2.40	-8.00	0.68	0.96	5.81
2008	辛樂克(SINLAKU)	1.51	-3.00	0.71	0.86	1.84
2008	哈格比(HAGUPIT)	0.25	-3.00	0.50	0.93	3.28
2008	薔蜜(JANGMI)	0.15	4.00	0.58	0.53	3.02
2009	蓮花(LINFA)	-2.19	-2.00	0.75	0.92	7.20
2009	莫拉菲(MOLAVE)	0.17	-15.00	0.85	0.76	3.63
2009	莫拉克(MORAKOT)	-3.53	11.00	1.36	0.93	7.66
平均		1.01	10.10	0.64	0.76	

表 5-7 修正後之類神經颱風波浪驗證組推算結果

年份	颱風名稱	$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hr)	RMSE	R	$H_{obs,max}$ (m)
2003	柯羅旺(KROVANH)	-0.25	-6.00	0.65	0.37	3.18
2003	杜鵑(DUJUAN)	1.01	4.00	0.72	0.91	3.52
2004	敏督利(MINDULLE)	-0.78	-17.00	0.72	0.86	5.01
2004	康柏斯(KOMPASU)	1.54	15.00	1.37	0.52	1.96
2004	南瑪都(NANMADOL)	1.68	4.00	0.95	0.76	2.91
2005	泰利(TALIM)	0.49	11.00	0.69	0.87	4.05
2005	龍王(LONGWANG)	2.23	8.00	1.06	0.88	2.06
2007	韋帕(WIPHA)	1.30	19.00	0.89	0.31	1.50
2007	柯羅莎(KROSA)	-0.29	6.00	0.75	0.48	3.57
平均		1.06	10.00	0.86	0.66	

由表 5-7 可發現，驗證組 9 場颱風的波浪推算結果與實測結果最大波高誤差 $\Delta H_{s,p}$ 以 LONGWANG(2005) 相差最大，誤差 2.23m，此結果與未修正模式所得相近。最大波高發生時間誤差 Δt_p 以 MINDULLE(2004) 相差最多，誤差 17 小時。模式推算颱風波浪與實測波浪均方根誤差 $RMSE$ 最大為 KOMPASU(2004)，其值為 1.37m。推算波高結果與實測波高的相關性 R 最差為 WIPHA(2007) 的 0.31，雖然偏低但與未修正前的 0.19 比較起來已獲得改善。

總和上述討論與比較表 4-3、表 4-4、表 5-6 及表 5-7 後可發現，高斯歸屬函數對於原本未修正前模式推算結果就已經較差的颱風沒有修正能力，對於修正前已有較佳推算結果的颱風具有較好的修正能力，故在此不將推算結果較差之颱風一一拿出來討論。雖然高斯歸屬函數對於模式驗證組推算結果有約 7% 的提升，但有提升準確度的颱風原本就屬於推算結果較佳的颱風。此種情況顯示，對於高斯歸屬函數無法修正的颱風，可能存在我們沒有考慮的因素，由於高斯歸屬函數只修正 θ_1 、 θ_3 、 V_{deg} 三個角度參數，而造成模式推算結果誤差大的原因可能有很多，例如：季節風效應、湧浪影響、颱風樣本數不夠等甚至是未知的因素造成。

從數學的觀點來看，本研究以高斯歸屬函數將 θ_1 、 θ_3 及 V_{deg} 三個角度參數與實測波高的相關性提高，對於類神經網路的推算結果本來就會有些許的提升，這是將輸入參數與目標波高值相關性提高後所造成，故對修正前推算結果就較差的颱風不一定有學習及推算上的幫助，但至少對於原本推算結果佳的颱風會有一定的修正。

對於推算結果較差的颱風，我們必須重新檢視其是否適用於模式的學習與推算，可能這些颱風原本就屬於特例，或者本研究之輸入參數無法用來描述這些特例颱風，在篩選使用的颱風以及選擇要輸入的參數時，可能需要更仔細判斷。

5-3 查核組對模式學習與推算之影響

如 3-2 節所述，本研究另外將颱風分組為 LVT 組，將資料分為三個部分，1.學習資料群、2.查核資料群、及 3.驗證資料群，LVT 驗證組推算結果與實測波高比較之四個評估指標如表 5-9 所示。

表 5-8 為推算 LT 組與 LVT 組中各組颱風評估指標的平均值，均以雙峰高斯歸屬函數修正過模式，加底色為完全沒有加入模式學習或查核的驗證用颱風。LT 組與 LVT 組的驗證組，皆是同樣的颱風；而 LT 組中的學習組與 LVT 組中的學習及查核組亦是同樣的颱風，此乃方便比較有無使用查核組對於模式學習及推算之影響。而 LT 組中的學習組推算結果整體而言是優於 LVT 組中的學習組與查核組推算結果，原因為 LT 組中的學習組是拿整個 20 場颱風輸入類神經學習，而 LVT 組中是將原有的 20 場學習組颱風分出 5 場給查核組，僅拿 15 場颱風輸入類神經學習。因此對於 LT 組而言是用 20 場颱風來調整類神經網路中的權重與閾值，而對 LVT 組而言是只用 15 場颱風來調整類神經網路中的權重與閾值，另外 5 場僅作為判斷是否過度學習之用。這種訓練方式的不同，會讓 LVT 組的學習組推算結果因為查核組的阻礙，讓類神經提早結束訓練以避免網路對於查核組產生過度學習，其最後的推算結果就會劣於 LT 組中的學習組推算結果。

表 5-8 LT 組與 LVT 組推算評估結果

		$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hour)	RMSE	R
LT 組	學習組 L(20)	0.84	11.20	0.58	0.75
		1.53	6.80	0.83	0.78
	驗證組 T(9)	1.06	10.00	0.86	0.66
LVT 組	學習組 L(15)	0.92	8.20	0.64	0.74
	查核組 V(5)	1.79	9.60	1.07	0.76
	驗證組 T(9)	0.87	8.67	0.77	0.66

表 5-9 LVT 組修正後類神經颱風波浪驗證組推算結果

年份	颱風名稱	$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hr)	RMSE	R	$H_{obs,max}$ (m)
2003	柯羅旺(KROVANH)	0.15	1	0.68	0.68	3.18
2003	杜鵑(DUJUAN)	0.57	0	0.60	0.93	3.52
2004	敏督利(MINDULLE)	-1.86	-19	0.97	0.77	5.01
2004	康柏斯(KOMPASU)	1.37	15	1.19	0.48	1.96
2004	南瑪都(NANMADOL)	0.61	4	0.62	0.82	2.91
2005	泰利(TALIM)	-0.57	9	0.66	0.79	4.05
2005	龍王(LONGWANG)	1.07	7	0.57	0.93	2.06
2007	韋帕(WIPHA)	0.78	19	0.79	0.18	1.50
2007	柯羅莎(KROSA)	-0.82	4	0.84	0.31	3.57
平均		0.87	8.67	0.77	0.66	

此種停止網路訓練的方式雖然對於 LVT 組中的學習與查核組無法讓其有最佳的推算結果，但訓練出來的網路對於完全沒加入模式學習的驗證組會有較佳的推算結果。由表 5-8 可知此種訓練方式大約可提升驗證組 9% 準確度，並比較表 5-7 與表 5-9 驗證組之各場颱風可發現整體指標有些許改善，對於驗證組而言，較好的推算結果代表模式的適用性是較廣泛的。

5-4 與半經驗模式之比較

常見之半經驗颱風波浪推算模式 Breteschneider 參數法(1952)、井島(1972)之追蹤法、湯(1970)之移動風域數值推算法及梁(1982)之颱風湧浪預報法等。湯(1970)鑑於 Wilson 之方法只能推算深海風浪，不能直接推算海岸前之波浪狀況，故綜合 Wilson 及 Breteschneider 等經驗公式，配合淺海中之風浪關係、海底摩擦之影響、湧浪之推算方式及碎波後波浪之計算，提出移動風域數值推算模式。本研究針對工程界最常使用的湯(1970)和井島(1972)半經驗颱風波浪推算模式以及類神經颱風波浪推算模式兩種模式進行颱風波浪的推算，再與實測資料進行比較來評估兩種模式的準確性。

湯(1970)和井島(1972)採用矩型格網方式計算，模擬範圍的邊界南至北緯 18°、北至北緯 28°、西至東經 116°、東至東經 126°，地形格網的解析精度為 $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ (約為 10×10 公里)，示如圖 5-11。

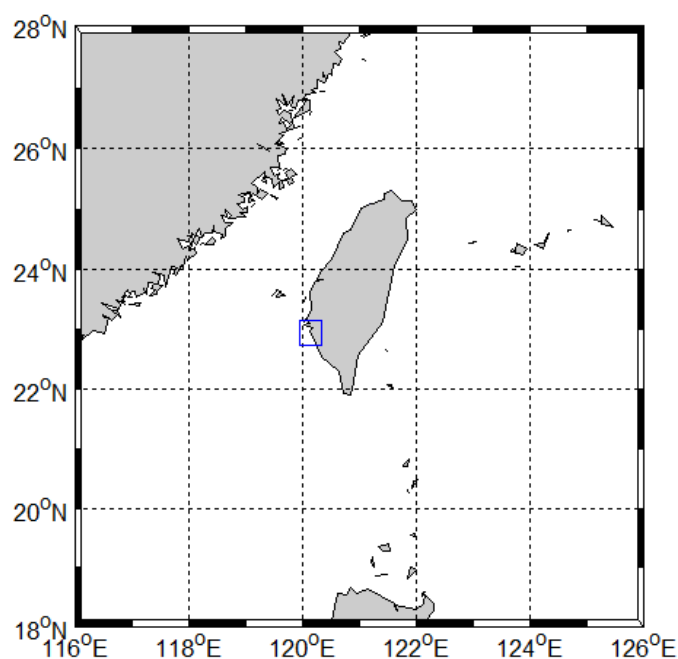


圖 5-11 湯(1970)和井島(1972)推算模式模擬範圍

圖中方框為目標推算區，該推算區大小為 $0.4^\circ \times 0.4^\circ$ (約為 40×40 公里)，設定方式是以目標推算點為中心，東西南北各 0.2° 來設定其邊界。湯(1970)和井島(1972)採用波浪追蹤法，該方法為計算所有模

擬範圍內的波浪傳遞情形，當波浪傳遞至目標推算區的邊界時即記錄該波浪的大小及方向，如此重複計算至所有時刻皆完成，然此種方式受到颱風路徑的影響很大，因此並無法推算出每場颱風的波浪狀況。

本研究以中央氣象局所公布有對台灣造成影響的颱風(2000年至2010年)輸入湯(1970)和井島(1972)的波浪推算模式進行推算，並與3-1節所述兼具資料完整性以及資料相關性的實測颱風波高進行比較。安平港半經驗颱風波浪模式的推算結果與實測波高比較，如表5-10所示。由表中可發現2002及2010兩年並沒有列出颱風波浪結果的比較，其中2010是因為半經驗模式推算出有波浪的颱風恰好無實測資料可供比較；而2002年則是半經驗模式沒有推算出颱風波浪的結果。

表 5-10 安平港半經驗颱風波浪推算結果

年份	颱風名稱	$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hr)	RMSE	R	$H_{obs,max}$ (m)
2000	KAI_TAK(啟德)	4.23	20.00	1.35	-0.52	2.16
2000	BILIS(碧利斯)	2.76	-3.00	2.28	0.78	1.89
2000	XANGSANE(象神)	6.43	2.00	2.71	0.57	1.74
2001	CHEBI(奇比)	1.23	-2.00	1.31	0.91	6.92
2001	TORAJI(桃芝)	1.04	11.00	0.75	0.25	2.18
2001	NARI(納莉)	1.07	0.00	0.94	0.20	2.58
2001	LEKIMA(利奇馬)	1.37	-16.00	1.38	-0.05	2.36
2003	DUJUAN(杜鵑)	-1.35	3.00	1.10	0.82	3.52
2004	CONSON(康森)	1.69	1.00	1.25	0.34	1.72
2004	MINDULLE(敏督利)	-3.25	-26.00	2.25	0.07	5.01
2004	AERE(艾利)	-0.45	-23.00	0.69	-0.68	2.30
2004	NOCK_TEN(納坦)	0.96	1.00	0.74	0.64	1.20
2005	HAITANG(海棠)	-0.89	-9.00	1.34	0.33	4.76
2005	TALIM(泰利)	-0.59	6.00	1.24	0.61	4.05
2005	LONGWANG(龍王)	2.47	-1.00	1.52	0.67	2.06
2006	CHANCHU(珍珠)	-2.77	6.00	1.96	0.78	5.81
2006	KAEMI(凱米)	0.93	-2.00	1.30	0.04	3.47
2007	SEPAT(聖帕)	-0.63	-8.00	1.75	0.01	4.84
2007	KROSA(柯羅莎)	-0.56	-1.00	0.82	0.79	3.57
2008	SINLAKU(辛樂克)	1.39	5.00	0.83	0.28	1.84
2008	JANGMI(薔蜜)	0.04	-3.00	0.61	0.79	3.02
2009	MORAKOT(莫拉克)	-5.06	8.00	3.31	0.54	7.66
平均		1.87	7.14	1.43	0.37	

將表 5-10 半經驗颱風模式推算結果與表 5-9 LVT 組修正後類神經颱風波浪驗證組之推算結果作比較，選取兩模式皆有推算之 5 場颱風與實測波高相比，如表 5-11 所示，其中加底色為半經驗模式推算之結果。

由表中可知 DUJUAN(2003)、MINDULLE(2004)與 TALIM(2005)三場颱風之四個評估指標以修正後類神經推算結果較佳，LONGWANG(2005)之修正後類神經推算結果 Δt_p 誤差較大，KROSA(2007)則以半經驗模式推算結果較佳。整體而言以修正後類神經模式之推算結果較好，其推算誤差指標平均 $\Delta H_{s,p}$ 為 1.18m、 Δt_p 為 7.8hr、RMSE 為 0.73、R 為 0.75，評估指標除了 Δt_p 之外皆優於半經驗模式，半經驗模式推算誤差指標平均 $\Delta H_{s,p}$ 為 1.84m、 Δt_p 為 7.4hr、RMSE 為 1.39、R 為 0.59。

表 5-11 修正後類神經與半經驗颱風波浪推算結果比較

年份	颱風名稱	$\Delta H_{s,p}$ (m)	Δt_p (hr)	RMSE	R	$H_{obs,max}$ (m)
2003	杜鵑(DUJUAN)	0.57	0	0.60	0.93	3.52
		-1.35	3.00	1.10	0.82	
2004	敏督利(MINDULLE)	-1.86	-19	0.97	0.77	5.01
		-3.25	-26.00	2.25	0.07	
2005	泰利(TALIM)	-0.57	9	0.66	0.79	4.05
		-0.59	6.00	1.24	0.61	
2005	龍王(LONGWANG)	1.07	7	0.57	0.93	2.06
		2.47	-1.00	1.52	0.67	
2007	柯羅莎(KROSA)	-0.82	4	0.84	0.31	3.57
		-0.56	-1.00	0.82	0.79	
修正後類神經模式平均		1.18	7.8	0.73	0.75	
半經驗模式平均		1.84	7.4	1.39	0.59	

第六章 結論與建議

6-1 結論

本研究蒐集交通部運輸研究所港灣技術研究中心與 JMA RSMC-Tokyo Center 提供之安平港實測波浪資料與颱風資料，並以颱風與目標點距離(D)、目標點的方位角(θ_1)、颱風侵襲角(θ_3)、目標點風速(V)及目標點風向(V_{deg})為輸入參數建立類神經颱風波浪推算模式。並以高斯歸屬轉換函數來描述角度與波高的關係，透過歸屬函數的轉換可將「角度資訊」轉換為「影響度資訊」，並將查核組加入模式，比較模式修正前後以及加入查核組後之推算差異。最後將本模式與半經驗模式作比較。

未修正前模式推算驗證組推算誤差指標平均 $\Delta H_{s,p}$ 為 1.09m、 Δt_p 為 9.89 小時、RMSE 為 0.94、R 為 0.62。檢視每場颱風的波浪推算與實測結果、風速發展圖、颱風中心距離推算點變化圖及颱風路徑圖來檢視模式的準確性。結果發現有以下情況之颱風推算結果較差：1. 颱風路徑屬於由太平洋側經臺灣北方往西北直撲大陸，此類颱風會受到地形遮蔽之影響，且距目標點較遠，導致颱風推算結果較差。2. 最大波高較大之颱風，由於受到地形遮蔽影響，安平港會產生大波高的機會不多，造成可供類神經學習之資料過少，導致模式無法對大波高的颱風進行學習與推算。3. 當颱風由東往西直撲臺灣，穿越中央山脈時，類神經網路無法模擬遭遇地形遮蔽影響，導致波高降低的情形，使得推算結果在颱風穿越臺灣後誤差開始增加。4. 當颱風波高偏低時，最大波高發生時間便容易產生很大的誤差。本研究以高斯歸屬函數進行角度參數的轉換，以此來修正地形遮蔽之影響。

經單峰高斯歸屬函數轉換後， θ_1 與波高的相關性由 -0.49 變為 0.53， θ_3 與波高的相關性由 0.06 變為 0.16， V_{deg} 與波高的相關性由 -0.38 變為 0.47。經雙峰高斯歸屬函數轉換後， θ_1 與波高的相關性由 -0.49 變為 0.57， θ_3 與波高的相關性由 0.06 變為 0.43， V_{deg} 與波高的相關性由 -0.38 變為 0.55。

由雙峰高斯歸屬函數修正後驗證組推算誤差指標平均 $\Delta H_{s,p}$ 為 1.06m、 Δt_p 為 10 小時、RMSE 為 0.86、R 為 0.66，並檢視修正後各場颱風，發現高斯歸屬函數對於原本未修正前模式推算結果就已經較差的颱風沒有修正能力，對於修正前已有較佳推算結果的颱風具有較好的修正能力。與未修正模式比約有 7% 的提升，但有提升準確度的颱風原本就屬於推算結果較佳的颱風。對於高斯歸屬函數無法修正的颱風，可能存在我們沒有考慮的因素，由於高斯歸屬函數只修正 θ_1 、 θ_3 及 V_{deg} 三個角度參數，而造成模式推算結果誤差大的原因可能有很多，例如：季節風效應、湧浪影響、颱風樣本數不夠等甚至是未知的因素造成。

以高斯歸屬函數將 θ_1 、 θ_3 及 V_{deg} 三個角度參數與實測波高的相關性提高，對於類神經網路的推算結果會有些許的提升，這是將輸入參數與目標波高值相關性提高後所造成，故對修正前推算結果就較差的颱風不一定有學習及模擬上的幫助，但至少對於原本推算結果佳的颱風會有一定的修正。

將修正後模式加入查核組後，LVT 驗證組之推算誤差指標平均 $\Delta H_{s,p}$ 為 0.87m、 Δt_p 為 8.67 小時、RMSE 為 0.77、R 為 0.66。雖然 LVT 組中的學習與查核組無法得到最佳的推算結果，但訓練出來的網路對於完全沒加入模式學習的驗證組會有較佳的推算結果，推算結果約可增加 9% 之準確度，對於驗證組而言，好的推算結果代表模式的適用性是廣泛的。

最後本模式將與湯(1970)和井島(1972)半經驗颱風波浪推算模式之推算結果作比較。由 LVT 驗證組中，選取兩模式皆有推算的 5 場颱風來與實測波高相比，整體而言以本模式之推算結果較好，其推算誤差指標平均 $\Delta H_{s,p}$ 為 1.18m、 Δt_p 為 7.8hr、RMSE 為 0.73、R 為 0.75，評估指標除了 Δt_p 之外皆優於半經驗模式，半經驗模式推算誤差指標平均 $\Delta H_{s,p}$ 為 1.84m、 Δt_p 為 7.4hr、RMSE 為 1.39、R 為 0.59。

6-2 建議

本研究利用高斯歸屬函數修正類神經網路輸入參數，雖然使得整體颱風推算結果獲得提升，但提升程度有限，整體模式仍然有改善的空間：

1. 高斯歸屬函數的轉換上，是將所有角度資料進行轉換，若能針對不同距離計算多組高斯歸屬函數，並將不同距離之角度給予不同的高斯歸屬函數，轉換結果對於角度與波高的關聯將會有更好的描述。
2. 對於推算結果較差的颱風，我們必須重新檢視其是否適用於模式的學習與推算，可能這些颱風原本就屬於特例，或者本研究之輸入參數無法用來描述這些特例颱風，在篩選使用的颱風以及選擇要輸入的參數時，可能需要更仔細判斷。
3. 模式對於大波高颱風之推算結果有較大的誤差，由於安平港之整體颱風資料皆為波高較小之颱風，在學習上缺乏大波高之颱風資料。若能獨立建立一組針對大波高颱風推算的類神經模式，對於規模較大、影響度較強之颱風會有較好的推算結果。
4. 當颱風波高偏低時，最大波高發生時間容易產生很大的誤差，原因可能由季節風影響造成。雖然在選取颱風時已透過人工的方式將受季節風影響之颱風剔除，但仍然無法保證所選取的颱風完全不受季節風影響。若能針對颱風建立一個完整的季節風篩選機制，降低選取受到季節風影響之颱風進入模式學習與推算的比例，相信能大大的提升所使用的颱風資料品質。

參考文獻

1. 湯麟武(1970)，「淺灘海岸上波浪推算方法之研究」，成功大學土木水利學術彙刊，第1期，第105~164 頁。
2. 井島武士，1972，「台中港設計波浪計算報告書」，日本港灣顧問公司。
3. 梁乃匡(1982)，「颱風湧浪的預報方法」，第6屆海洋工程研討會論文集，第5-1~5-19頁。
4. 郭一羽，「海岸工程學」，文山書局(2001)。
5. 交通部運輸研究所，2005，「臺灣地區波浪預警系統之應用研究(三)」，國立交通大學。
6. 錢維安(2006)“模糊-類神經混合網路之颱風波浪推算模式”，國立交通大學土木工程研究所博士論文。
7. 交通部運輸研究所，2009，「臺灣主要港口附近海域長期波浪統計特性及設計波推算之研究(1/4)」，國立交通大學。
8. Agrawal, J. D. And Deo, M. C., (2002) “On-line wave prediction.” *Marine Structure*, Vol.15, pp.57-74.
9. Bhattacharya, B., Shrestha, D.L., Solomatine, D.P., (2003) “Neural Networks in Reconstructing Missing Wave Data in Sedimentation Modelling”, *Proceedings of the XXXth IAHR Congress, Thessaloniki, Greece*.
10. Bretschneider, C.L., (1952) “Revised wave forecasting relationship.” *Proc.2nd Coastal Eng., Council Wave Research, Engineering Foundation, Berkley, Calif.*
11. Bretschneider, C. L., and Tamaye, E. E. (1976) “Hurricane wind and wave forecasting techniques.” *Proceedings of the Fifteenth Conference on Coastal Engineering, Hawaii, Vol. 1, pp. 202-237.*

12. Booij, N., Holthuijsen, L. H., and Ris, R.C. (1996) "The SWAN wave model for shallow water," *Proceedings of 24th Conference International Conference on Coastal Engineering*, ASCE, Orlando, Vol. 1, pp. 668-676.
13. Camargo, S. J., A. W. Robertson, S. J. Gaffney, P. Smyth, and M. Ghil, (2007a) "Cluster analysis of typhoon tracks. Part I: General properties." *J. Climate*, 20, 3635–3653.
14. Camargo, S. J., A. W. Robertson, S. J. Gaffney, P. Smyth, and M. Ghil (2007b) "Cluster analysis of typhoon tracks. Part II: Large-scale circulation and ENSO," *J. Climate*, 20, 3654-3676.
15. Chang, H.K., and Chien, W.A., (2006a) "Neural network with multi-trend simulating transfer function for forecasting typhoon wave." *Advances in Engineering Software*, 37, 184–194.
16. Chang, H.K. and Chien, W.A., (2006b) "A fuzzy-neural hybrid system of simulating typhoon waves," *Coastal Engineering*, Vol. 53, pp. 737-748.
17. Chester, D. (1990) "Why two hidden layers are better than one," *In Proceeding IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Washington, D.C. 265-268.
18. Dawson, C W. and Wilby, R. L. (2001) "Hydrological Modeling Using Artificial Neural Networks." *Progress in Physical Geography*.25(1): 80-108.
19. Deo, M.C., Sridhar Naidu, C. (1999) "Real time wave forecasting using neural networks," *Ocean Engineering*, Vol. 26, No. 3, pp. 191-203.
20. Deo, M.C., Kiran Kumar, N. (2000) "Interpolation of wave heights." *Ocean Engineering*, Vol. 27, No. 9, pp. 907-919.
21. Deo, M.C., Jha, A., Chaphekar, A.S., Ravikant, K. (2001) "Neural

- networks for wave forecasting,” *Ocean Engineering*, Vol. 28, No. 7, pp. 889-898.
22. Deo, M.C., Gondane, D. S., and Sanil Kumar, V. (2002)“Analysis of wave directional spreading using neural networks,” *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, Vol. 128, No. 1, pp. 30-37.
23. Deo, M.C., Jagdale, S.S. (2003) “Prediction of breaking waves with neural networks,” *Ocean Engineering*, Vol.30,No. 9, pp. 1163-1178.
24. Hayashi, Y., Sakata, M., and Gallant, S.I. (1990) “Multi-layer versus single-layer neural networks and an application to reading hand-stamped characters,” *In proceeding International Conference on Neural Networks, Paris, 781-784.*
25. Hiraoka, T., Maeda, H., Ikoma, N., (1999) “Two-stage prediction method of typhoon position by fuzzy modeling-fusion of outline prediction and detailed prediction systems,” *Proc. of IEEE SMC '99 Conf. on Man, and Cybernetics*, Vol.6, pp.581 -585.
26. Holland, G. J., (1980) “An analytic model of the wind and pressure profiles in hurricanes,” *Monthly Weather Review*, Vol. 108, No. 8, pp. 1212–1218.
27. Huang, W., and Foo, S. (2002) “Neural network modeling of salinity variation in Apalachicola River,” *Water Research*, Vol. 36, 356-362.
28. Johnson, G. P., and Lin F.C. (1996) “Hurricane tracking via backpropagation neural network,” *Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 2, pp. 1103-1106.
29. Kecman, V, (2001) “Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks , and Fuzzy Logic Models.” *The MIT Press Cambridge, Massachusetts London , England.*

30. Lee, R. S. T., Liu, J. N. K., (1999) "An elastic graph dynamic link model for tropical cyclone pattern recognition," *Proc. of the 6th Int. Conf. on Neural Information*, ICONIP'99, Vol.1, pp.177-182.
31. Mirchandani, G., Cao, W., (1989) "On hidden nodes for neural nets," *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol.36 (5), pp.661 -664.
32. Moller M, (1993) "A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning", *Neural Networks*, 6(4), 525-533.
33. Prechelt, L. (1998) "Early stopping-But when?" *Neural Networks: Tricks of the Trade*, 553-543.
34. Sarle, W.S. (1995) "Stopped Training and Other Remedies for Overfitting," *Proceedings of the 27th Symposium on the Interface of Computing Science and Statistics*, 352-360.
35. *Shore Protection Manual* (1984) U.S. Army Coastal Engineering Research Center, Fort Belvoir, Vol. I-III.
36. *Shore Protection Manual* (2002) U.S. Army Coastal Engineering Research Center, Fort Belvoir, Vol. I-III.
37. SWAMP Group (24 Authors) (1985) *Ocean Wave Modeling*, Plenum Press, New York, 256 pp.
38. Tolman, H.L., (1999) *User manual and system documentation of WAVEWATCH-3*, version 1.18, NOAA/NWS/NCEP/OMB Technical Note 166.
39. WAM model (1988) "WAMDI group A Third generation ocean wave prediction model," *Journal of Physical Oceanography*, Vol.18, pp.1775-7810.
40. Young I. R., Burchell, G. P., (1986) "Hurricane generated waves as observed by satellite," *Ocean Eng.*, Vol.23, pp.761-76.

41. Young, I. R. (1988a) "Observations of the spectra of hurricane generated waves," *Ocean Engineering*, Vol. 25, pp. 261-276.
42. Young, I. R., (1988b) "A parametric hurricane wave prediction model," *Journal of Waterway Port, Coastal and Ocean Eng.*, ASCE, Vol.114, pp.637-652.

