

國立交通大學土木工程研究所

博士論文

模糊-類神經混合網路之颱風波浪推算模式

A fuzzy-neural hybrid system of simulating
typhoon waves

指導教授：張憲國博士

研究生：錢維安

中華民國九十五年五月

模糊-類神經混合網路之颱風波浪推算模式

研究生：錢維安

指導教授：張憲國 博士

國立交通大學土木工程研究所

摘要

本研究以類神經網路與模糊規則為基礎，經過分析、測試、比較不同複合結構的模式，結果是以利用類神經網路、模糊規則與複合轉換函數所建構出的颱風波浪推算模式 (FN2) 推算的颱風波浪有最佳表現。在經驗與數值方法之外，本研究提供了一個可靠、快速的颱風波浪推算模式建構方法。

FN2 模式採用 JTWC 發佈的颱風規模與路徑，配合 Holland 風場模式建立模式輸入資料，輸入參數包括：推算點上 10 公尺之風速 (V_{10})、颱風中心與推算點之距離(r)、颱風中心與推算點連線之方位角 (θ_1)、颱風行進方向與觀測站夾角(θ_2)。模式藉由輸入參數 24 小時延時資料，推算颱風因行進路徑不同對颱風波浪的影響程度。再利用可調整的複合轉換函數，降低類神經網路因學習資料不足可能產生的誤差，並提高模式學習的效率與推算的準確性。最後，配合模糊規則與陸地特徵建立模糊歸屬函數，以修正颱風波浪所受到陸地的影響。

本研究以台灣東岸花蓮港海域為例，以 FN2 結構所建立的花蓮港海域颱風波浪推算模式，經配合實測資料進行檢驗，結果證實對預測颱風最大波之時間與大小具有令人滿意的推算能力。此外，FN2 模式亦可廣泛應用在與推算點的位置地理環境相近的鄰近海域。

A fuzzy–neural hybrid system of simulating typhoon waves

Author : Wei-An Chien Advisor : Dr. Hsien-Kuo Chang

Institute of Civil Engineering National Chiao Tung University

ABSTRACT

This study proposed an applicable typhoon wave model (FN2) among some different kind of models that is based on neural networks with multi-trend transfer functions and fuzzy rules. The FN2 model provides a fast and reliable calculation of simulating typhoon waves.

The data base of typhoon scale and route issued by JTWC is used to compute wind velocity at 10m high above the sea surface (V_{10}), the distance from typhoon center to the interesting point (r), the azimuth between typhoon center and the interesting point (θ_1), the angle of an interesting point in a typhoon between the typhoon moving direction and the radial direction from the typhoon's eye to that point (θ_2). These four computed parameters are input in the proposed model. The effect 24-hour time-delay on wave heights is also considered due to wave's propagation. The adjusted multi-trend transfer functions are used to enhance the learning efficiency and accuracy of the proposed model and to avoid a disadvantage resulted from the shortage of learning data. Finally, the FN2 model applies the fuzzy membership functions with fuzzy rules to adjust the basic model for land influence on typhoon waves.

This study takes the Hua-Lien harbor in the eastern waters of Taiwan as an example for calibrating and verifying the proposed model. The resulting calculations show that the proposed FN2 model has fair agreement with the observed data of wave heights and can be extended to some points neighboring to the Hua-Lien harbor.

致謝

從數據收集、數據整理、數據分析、文獻閱讀，到提出、建立數學模型，所有博士修習與論文寫作的時間裡，感謝指導教授張憲國老師對我的指導。同時，謝謝口試委員林朝福教授、洪士林教授、許泰文教授及何良勝科長對我的博士論文耐心而又詳細的指導。

其次，要感謝勁成、立青、蔚瑋及碩士班學弟在生活、課業及論文寫作、口試期間的幫忙，讓我在舟車往來間多一些喘息的機會。

特別提及的是，我的父母、兄弟與內人譯瑩對我在精神方面和物質方面的支撐，兩個寶貝宣宣、米米給我的第五項修練，才能使我有信心、有耐力地數年沈浸於學術研究之中，而有所成果……。謹以本篇論文獻給所有我心所感謝的人。



目錄

中文摘要	i
英文摘要	ii
致謝	iii
目錄	iii
圖目錄	vi
表目錄	ix
表目錄	ix
符號說明	xi
第一章 緒論	1
1-1 研究目的	1
1-2 研究背景與文獻回顧：	3
1-3 研究方法：	12
1-4 論文架構：	19
第二章 基本理論與模式設計	22
2-1 類神經網路	22
2-2 模糊理論	28
2-3 模式設計	34

2-3-2 複合轉換函數.....	36
2-3-3 模糊-類神經混合網路.....	39
第三章 基本類神經網路颱風波浪推算模式.....	41
3-1 颱風波浪資料.....	41
3-2 參數颱風風場模型	45
3-3 選擇輸入參數.....	48
3-4 建立網路結構.....	50
3-5 NN模式之驗證比較.....	53
3-6 NN模式之討論.....	63
第四章 複合轉換函數之類神經網路模式.....	64
4-1 複合轉換函數.....	64
4-2 複合轉換函數類神經網路架構	69
4-3 NN與NN-MT模式之驗證與比較	71
4-4 NN-MT模式之討論	77
第五章 模糊-類神經混合網路模式	78
5-1 陸地效應分析.....	78
5-2 花蓮港模糊歸屬函數	81
5-3 FN模式結構	85
5-4 NN-MT與FN模式之驗證比較	86
5-5 評估與發展.....	93
第六章 結論與建議.....	94

6-1 結論.....	94
6-2 建議.....	97
參考文獻.....	99



圖目錄

圖 2-1 以步階函數描述颱風規模的歸屬函數.....	30
圖 2-2 以高斯函數描述颱風規模的歸屬函數.....	30
圖 2-3 常用的歸屬函數.....	31
圖 2-4 模糊化函數的邏輯AND與OR運算.....	32
圖 2-5 重心法解模糊化示意圖.....	33
圖 2-6 模糊網路的操作流程示意圖.....	33
圖 2-7 類神經網路颱風波浪推算模式結構.....	36
圖 2-8 測站風速 \bar{V}_{10} 與波高及轉移函數關係.....	38
圖 2-9 複合轉換函數類神經網路颱風波浪推算模式結構.....	38
圖 2-10 FN1 模式結構.....	40
圖 2-11 FN2 模式結構.....	40
圖 3-1 花蓮港、蘇澳港觀測站相關位置.....	42
圖 3-2 類神經颱風波浪推算模式學習資料颱風路徑圖.....	43
圖 3-3 檢驗類神經颱風波浪推算模式颱風路徑圖.....	44
圖 3-4 不同模式推算波高與實測資料比較圖.....	55
圖 3-5 不同模式推算花蓮港Gladys颱風波高歷線比較圖.....	61
圖 3-6 不同模式推算花蓮港Kent颱風波高歷線比較圖.....	61
圖 3-7 不同模式推算花蓮港Haiyan颱風波高歷線比較圖.....	62
圖 3-8 不同模式推算蘇澳港Maggie颱風波高歷線比較圖.....	62
圖 4-1 測站至颱風中心距離 \bar{r} 與波高及轉移函數關係.....	65
圖 4-2 颱風行進方向夾角 θ_2 之風場分區示意圖.....	66

圖 4-3 $f_r = 1$ ，颱風行進方向夾角 θ_2 與轉移函數 $f_{\theta_{21}}$ 關係..	67
圖 4-4 $f_r = 1$ ，颱風行進方向夾角 θ_2 與轉移函數 $f_{\theta_{22}}$ 關係..	67
圖 4-5 $f_r = 1$ ，颱風行進方向夾角 θ_2 與轉移函數 $f_{\theta_{23}}$ 關係..	68
圖 4-6 $f_r = 1$ ，颱風行進方向夾角 θ_2 與轉移函數 $f_{\theta_{24}}$ 關係..	68
圖 4-7 以NN1、NN3 及NN-MT推算花蓮港Gladys颱風波高與實測值之比較.....	75
圖 4-8 以NN2、NN3 及NN-MT推算花蓮港Kent颱風波高與實測值之比較.....	75
圖 4-9 以NN1、NN3 及NN-MT推算花蓮港Haiyan颱風波高與實測值之比較.....	76
圖 4-10 以NN1、NN3 及NN-MT推算蘇澳港Maggie颱風波高與實測值之比較.....	76
圖 5-1 台灣陸地地形圖.....	79
圖 5-2 影響台灣地區颱風路徑分類統計圖(1897~2004)....	80
圖 5-3 台灣東岸花蓮港位置與陸地影響區域區分.....	83
圖 5-4 颱風中心位置相對花蓮觀測站示性波高分佈.....	84
圖 5-5 陸地效應二維模糊歸屬函數 $\mu(r, \theta_1)$	84
圖 5-6 檢驗模式NN-MT、FN1 及FN2 模式 6 場颱風路徑圖.....	90
圖 5-7 模式NN-MT、FN1 及FN2 推算Gladys(1994)颱風波高歷線比較.....	90
圖 5-8 模式NN-MT、FN1 及FN2 推算Haiyan (2001)颱風波高歷線比較.....	91
圖 5-9 模式NN-MT、FN1 及FN2 推算Maggie (1999)颱風波高	

歷線比較.....91

圖 5-10 模式NN-MT、FN1 及FN2 推算Rananim(2004)颱風波
高歷線比較.....92

圖 5-11 模式NN-MT、FN1 及FN2 推算Aere (2004)颱風波高
歷線比較.....92



表目錄

表 1-1 國內外波浪預報系統模式的比較.....	3
表 1-2 以Saffir Simpson 標準(SS)推估示性波高與週期.....	6
表 2-1 邏輯運算與模糊邏輯運算真值表.....	32
表 3-1 颱風波浪推算模式花蓮測站颱風與波浪學習資料...	42
表 3-2 颱風波浪推算模式花蓮、蘇澳測站颱風與波浪測試資料.....	43
表 3-3 不同模式學習均方根誤差 (RMS) 與相關係數 (R) 比較.....	54
表 3-4 不同模式示性波高 H_s 檢測均方根誤差 (RMS) 與相關係數 (R) 比較.....	56
表 3-5 NN1-3, NN2, Young (1988) 及 SWAN (2005) 模式示性波高 H_s 檢測均方根誤差 (RMS) 與相關係數 (R) 比較.....	58
表 3-6 NN1-3, NN2, Young (1988) 及 SWAN (2005) 模式測試最大波高誤差 $\Delta H_{S,peak}$ 與最大波高發生時間誤差 Δt_p 比較	58
表 4-1 輸入參數與複合轉換函數.....	70
表 4-2 颱風波浪推算模式NN2、NN3 與NN-MT輸入參數、轉換函數與模式架構.....	71
表 4-3 不同模式示性波高 H_s 檢測均方根誤差 (RMS) 與相關係數 (R) 比較.....	72
表 4-4 NN2、 NN3 與NN-MT預測颱風示性波高RMS, ΔH_{sp} and Δt_p 之比較.....	73
表 5-1 模式NN-MT、FN1 及FN2 學習訓練結果 R、RMS、 ΔH_{sp} 及 Δt_p 比較.....	86

表 5-2 模式NN-MT、FN1 及FN2 颱風測試結果 R 、 RMS 、 ΔH_{sp} 及 Δt_p 比較89



符號說明

本文使用的號說明如下：

A_i^{n-1} = 權重值所連結第 $n-1$ 層之處理單元值

B = 常數

b_i = 第 i 的隱藏層的偏差量

C = Coriolis 參數

c_i = Gauss 函數參數

E = 二維波譜

F_e = 等效風域參數

f_i = 第 i 的隱藏層的轉換函數

H_s = 示性波高

$H_{s,max}$ = 最大示性波高

$H'_{s,max}$ = 修正後最大示性波高

H_{sm} = 示性波高實測值

H_{sp} = 示性波高推算值

$H_{sp,m}$ = 示性波高實測峰值

$H_{sp,p}$ = 示性波高推算峰值

J = 隱藏層神經元數量

K' = 常係數

K = 輸入參數量

- K_m = 常係數
 $M(J,K)$ = 分區數量
 m = 實測波高資料數量
 N_i = 第 i 的隱藏層的神經元數量
 p_n = 標準大氣壓
 p_c = 颱風中心大氣壓
 R_{\max} = 最大風速半徑
 R' = 有效最大風速半徑
 R = 相關係數
RMS = 根均方值
 r = 極座標距離
 S = 轉換能量
 T_s = 示性週期
 t = 時間
 $t_{p,m}$ = 實測最大示性波高到達時間
 $t_{p,p}$ = 推算最大示性波高到達時間
 V_f = 颱風移動速度
 V_{\max} = 颱風最大風速
 V_{10} = 海平面 10 公尺平均風速
 W_{ij}^l = 連接第 l 與 $l+1$ 隱藏層權重值
 x_j = 輸入層神經元
 X = 輸入向量



- y_i = 輸出層神經元
 Y = 類神經網路輸出量
 Z = 網路隱藏層輸出量
 α = 為等壓切線與颱風移動方向之夾角
 β = 颱風移動方向與風場梯度方向夾角
 ΔH_{sp} = 推算最大示性波高誤差
 Δp_c = 颱風中心氣壓差
 Δt_p = 推算最大示性波高到達時間誤差
 ψ = 比例因子
 η = 學習速率
 θ_1 = 颱風中心與觀測站之方位角
 θ_2 = 颱風移動方向與颱風中心與觀測站方位角的夾角
 θ_w = 颱風移動方向
 $\dot{\theta}_w$ = 波浪方向的變動率
 ρ_a = 空氣密度
 σ = 波浪頻率
 σ_i = Gauss 函數參數
 δ_j^n = 權重值所連結第 n 層之處理單元差距量
 $\mu(r, \theta_1)$ = 模糊歸屬函數
 (ϕ, λ) = 颱風中心經、緯度
 $(\dot{\phi}, \dot{\lambda})$ = 颱風中心群波速度分量

第一章 緒論

1-1 研究目的

全球暖化現象引起天氣型態諸多變化，特別是破壞性強大的颱風及暴風雨層出不窮，位於北太平洋西部的台灣，因地理環境特殊之故，夏秋兩季常受颱風侵襲，尤以台灣東部最為嚴重。依據內政部的統計民國四十七年至九十四年間臺閩地區天然災害共發生 232 次，以颱風 173 次最多，水災 34 次居次，地震 18 次再次之，其他天然災害 7 次。民國前 15 年至民國 94 年颱風侵台計 394 次，平均每年 3.6 次，近三十年來（六十三年至九十三年）颱風災害每五年平均發生次數由六十一年至六十五年的年平均 2.2 次逐年上升至八十六年至九十年的年平均 4.6 次，顯示颱風侵襲臺灣機率逐漸增加。

颱風強烈的暴風吹襲海面會產生長週期且大波高的波浪。產生的颱風波浪具有相當大的能量，經由近岸地形的淺化效應使波高增加的結果，不僅影響漁撈、航運及道路交通，且常使沿岸結構物及動、植物遭受損害，海岸低窪區域溢淹與人員的傷亡。台灣颱風災害以五十年波密拉颱風(Pamela)；五十二年葛樂禮颱風(Gloria)造成人員傷亡、經濟損失最為嚴重。近幾年，包括九十年直撲花蓮的桃芝颱風(Toraji)；九十年納莉颱風(Nari)；九十三年艾利颱風(Aere)等造成全台沿岸低窪嚴重溢淹及多人傷亡，重創台灣民生、經濟。

探討颱風風場與颱風波浪傳遞的機制，發展颱風波浪推算、預報模式的研究工作對在海岸設施防護、低窪溢淹區域預警與船隻航運安全相當重要。藉由颱風波浪模式的推算可以提供即時颱風波浪狀以警告在颱風附近航運船隻的避險、或提供漁業設施、海工結構物的設計規範以及危險區域人員疏散等防災計畫等，以達到保護沿岸人民身家財產之安全與減輕國土環境的災害。水利署在 92 年底海岸防護工程築有禦潮防浪之硬體設施已有：堤防 369,838 公尺、海岸保護工 62,735 公尺、防潮閘門 250 公尺等，以維護國土安全。由中央氣象局發佈颱風預報，並透過颱風波浪推算，提出颱風波浪到達時間及大小，達到

降低災害損失的目標。目前颱風風場波浪推算預報的方法採用示性波參數經驗模式，以及採用能量平衡方程式為基礎的數值運算進行較大區域的波浪推算，如 WAM、SWAN、NWW3 等方法。

經驗公式推算法所需時間短，然而，台灣因有高山阻隔，東、西及南、北的水深地形特性不同，特別是台灣東、西岸地理及海象的環境相差甚大，在台灣東部海岸有地形變化劇烈的大陸棚，在沒有屏障的環境下海象特性惡劣，而西部海岸地形較為平緩，且颱風因中央山脈阻隔，導致颱風波浪較東部的颱風波浪小。因地形複雜，且東西岸海象的差異，若以經驗公式、數值方法建立一個能適用於全台灣各地的颱風波浪推算模式並不容易。

經驗公式推算法通常不考慮颱風時變的特性所以忽略颱風路徑及風場連續的變化與波浪間的關係，因此經驗公式推算應用時往往需要校正模式之係數而較局限於區域。至於數值波浪推算法因為電腦計算能力及計算技巧提升，且有多點實測海氣象資料的輔助校正模式，目前已發展至第三代模式且提高推算波浪的準確性。但是數值模式所需計算範圍相當大，計算網格相當多，以致於計算一場颱風的波浪的計算時間相當久，而無法符合快速計算的預警需求。此外，兩種方法對於模式的校正皆有相當複雜的修正流程，不論是單點觀測站波浪推算的調教修正，甚至於陸地影響颱風波浪的修正，對模式操作者而言都是相當困難。

颱風波浪推算數值模式 WAM、SWAN、NWW3 配合氣象模式的計算結果較適合大、中尺度的應用，台灣沿岸海域波浪推算在數值模式計算的規模是屬於中小尺度或小尺度，因此，颱風波浪推算數值模式計算結果不全然適用於台灣附近海域。在台灣海岸每年有颱風侵襲而且需降低海岸之颱風波浪災害的需求下，本研究希望能滿足小尺度的應用環境，建立一個可以快速計算並精準推算颱風波浪到達時間及其大小之模式。本模式在颱風期間可提供海岸災害預警系統資訊之颱風波浪資料參考，或在平時可模擬某重要區域歷年颱風造成颱風波浪歷時，做為該點長期波浪極值(extreme value)特性之分析。

1-2 研究背景與文獻回顧：

目前對於颱風風場波浪推算的方法有採用以統計回歸分析的技巧來建立波浪推算經驗公式的方法，如 Bretschneider (1976)、2002 Coastal Engineering Manual(CEM, 2002)、Young(1988b)、Global Guide to Tropical Cyclone Forecasting (Bureau of Meteorology Research Centre)、Powell (1991;1996 ;1998)。以風浪能量平衡方程式為基礎，整合外在影響條件，利用數值方法建立推算預測模式，通常應用於較大區域的波浪推算或預報，如 SWAMP (1985) 、WAMDIG 模式 (1988)、WAM (1988)、Young (1988a)、SWAN (Booij 等人，1996;1999)、NWW3 (Tolman，1997;1999)，等。國內外波浪預報系統模式的比較如表 1-1 所示。

表 1-1 國內外波浪預報系統模式的比較

國家	波浪預報模式	說明
台灣	面積風域法 NWW3 WAM SWAM	中央氣象局海象測報中心根據數值天氣預報所預測之海面風場，代入二種模式：一是面積風域法；另一種是波譜數值模式。目前以美國氣象局 NWW3 波浪模式、WAM 模式及 SWAN 模式並行測試。
日本	MRI-III Coastal Wave Model	日本氣象 JMA 配合全球大氣模式發展波浪預報模式 MRI-III，對於近岸的波浪計算則採用 MRI-III 模式混和經驗公式而成的 Coastal Wave Model。
韓國	ReWAN	韓國氣象中心 KMA 以大氣模式 MM5 配合韓國區域特性修改 WAN 波浪預報模式為 Regional

		WAN (ReWAN)
美國	NWW3	美國氣象局使用由 NCEP 所發展的 NWW3，此模式為第三代風浪預報模式 WAM 的修正模式。
英國	WAN SWAN	英國氣象局 (UKMO) 使用全球數值氣候預報模式 (NWP) 預報風場與 ECMWF 氣象預報模式，波浪的預報使用 SWAN 波浪模式，並持續修正更新 SWAN。ECMWF 使用 WAM 波浪模式做為預報波浪的工具。
挪威	WAM	挪威氣象中心 DNMI 氣象資料由 HIRLAM 及 ECMWF 氣象預報模式提供，波浪預報的部分使用 WAM 波浪模式做為預報波浪的工具。
荷蘭	NEDWAM	荷蘭皇家氣象研究所 KNMI 波浪預報部分目前使用由第三代 WAM 修改的局部區域模式－NEDWAM 做為波浪預報的工具。
比利時	WAM SWAN	比利時國家研究院發展的第二代風浪模式 HYPAS 預報波浪，配合波浪浮標監測記錄及衛星 ERS-1 波高計的資料進行模式線上校正，目前以 WAM 結合 SWAN 的近海波浪模式系統做上線預報。

1-2-1 經驗公式

早期 Bretshneider (1976)發展出簡潔的滯留颱風波浪模式為

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

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_{\max}) 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)。

當颱風緩慢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

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

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

$$T_s = 0.734 V_{\max} \tanh \left[1.07 \tanh^{-1} \left(\frac{34.81 H_{s,\max}}{V_{\max}^2} \right)^{0.6} \right] \quad (1-3)$$

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 $R_{\max} \Delta p$ (Energy Index) 有關，其公式為

$$H_{s,\max} = 5.03 e^{\frac{R_{\max} \Delta p}{4700}} \left[1 + \frac{0.29 V_f}{\sqrt{V_{\max}}} \right] \quad (1-4)$$

$$T_{s,\max} = 8.60 e^{\frac{R_{\max} \Delta p}{9400}} \left[1 + \frac{0.145 V_f}{\sqrt{V_{\max}}} \right] \quad (1-5)$$

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 (見 SMP, 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

$$T_s = 3.83 \sqrt{H_s} \quad (1-6)$$

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 $R_{\max}(m)$ 組合計算風域內最大示性波高，

$$\frac{F}{R'} = aV_{\max}^2 + bV_{\max} + cV_f^2 + dV_{\max} + eV_f + f \quad (1-7)$$

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_{\max} 計算而得。

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

$$\frac{gH_{s,\max}}{V_{\max}^2} = 0.0016 \left(\frac{gF}{V_{\max}^2} \right)^{0.5} \quad (1-8)$$

最新的美國海岸工程手冊 Coastal engineering manual (CEM, 2002) 除了利用 Young (1988) 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，美國海岸工程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。如下表

表 1-2 以 Saffir Simpson 標準(SS)推估示性波高與週期

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：

$$H_{s,max} = 0.20\Delta p_c \quad (1-9)$$

Powell (1991,1996,1998)探討颱風結構與陸地的交互影響，分析陸地對颱風風場與行為的變化，並將波浪視為表面糙度 (surface roughness)，在海面形成一個邊界層，這個邊界層內的颱風波浪依經驗式表示為

$$h_i = 0.1C \cdot z_0(x/z_0)^{0.8} \quad (1-10)$$

其中 x 為颱風到陸地的距離， h_i 為颱風風場內波浪表面糙度， C 為無因次參數，其值介於 0.28 與 0.75 之間， z_0 為海面起始表面糙度。若颱風在距離海岸 1~3km 時，海面起始表面糙度 0.03m 時，風場內所產生的表面糙度高度將大於 10m。由 Powell 統計觀察的結果發現，颱風對於波浪的作用多變且複雜，所以在建立颱風推算模式必須配合實測資料才能將許多的非線性的影響因素反應在波浪推算模式內。

參數颱風波浪推算模式是以統計及經驗法為基礎，擁有快速、簡便的推算能力及效果。建立參數型式的推算模式大致可分為兩類方法，一是利用直接量測的波浪及氣象資料，對各個影響因素進行統計分析，建立影響因素與波浪的迴歸參數式。第二種是利用數值模式計算的結果，整理主要參數的關係並化簡成參數式。通常利用經驗公式建構的颱風波浪推算模式不適合做大區海域的推算，而且操作運算上僅適合特定區域。有區域限制的參數模式在推算結果的表現上，有時較數值模式更能夠呈現並反應當地的氣象、波浪及地理環境特性，也能解決該區域內波浪複雜的現象。然而，參數式採用的函數與選用的參數通常不能太複雜，因此，對於非線性的資料描述能力就受到極大的限制。參數颱風波浪推算模式對於海域地形及水深特性差異大或可獲得的實測或計算資料缺少時，此類模式須仰賴經驗或嘗試錯誤的方式調整係數方能正確地推算區域性波浪，這使得模式必須依賴專家的修正。此外，經驗公式並不考慮颱風的移動特性，因此以經驗公式來推算不同移動方式及行進路徑的颱風時相當容易產生誤差。

1-2-2 數值模式

對於大區域的深海波浪數值推算模式，目前較完整的推算風浪模式有：WAMDIG 模式(1988)，SWAN 模式(1996;1999)，WAVEWATCH III 模式(1997)等，基於能量守恆原理，在風場作用下的二維波譜 $E(t, \phi, \theta_w, \lambda)$ 必須滿足下列能量平衡關係方程式：

$$\frac{\partial E}{\partial t} + \frac{1}{\cos \phi} \frac{\partial}{\partial \phi} (\dot{\phi} E \cos \theta_w) + \frac{\partial}{\partial \lambda} (\dot{\lambda} E) + \frac{\partial}{\partial \theta_w} (\dot{\theta}_w E) = \frac{S}{\sigma} \quad (1-11)$$

而

$$S = S_{in} + S_{nl} + S_{ds} + S_{bot} \quad (1-12)$$

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})。

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大多使用颱風風場模型，颱風風場模型目前分為參數式模型與大氣數值模型兩種，颱風風場參數模型包括有 Rankine-Vortex model、SLOSH (Sea, Lake and Overland Surge from Hurricane) wind model 及 Holland wind model (1980)，事實上颱風的風場相當的複雜且多變，在沒有完整即時的颱風風場分佈及結構資料的環境下參數模型被廣泛的採用，參數模型採用最大風速或中心氣壓為主模擬颱風風場，但通常無法充分描述颱風風場連續變動的分佈情形。

另外在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，美國國家環境預報中心 NCEP 與美國國家大氣科學研究中心

(NCAR)採用中尺度數值模式 MM5 等模式模擬颱風運動的現象。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。在大氣數值模式應用的大多在中尺度以及大尺度的氣候預報，當大氣模式應用在不同的區域預報時必須先經過複雜的調整及校正係數與參數，故在與其他模式結合時易有調整校對以及計算尺度與速度無法配合的問題。

颱風波浪數值推算需要充分且完整的颱風資料，包括颱風氣壓、風速的分佈情形，颱風運動的速度、路徑以及颱風的位置當作輸入條件。颱風結構穩定時，在最大風速區域會有最大風浪的產生，對於穩定風場的計算目前的收集資料技術及演算模擬已近成熟且精確。如果因颱風運動使得颱風風場變動劇烈時，對應的波浪分佈也變得複雜而難以解析。颱風的運動行為除了影響颱風風場的型態之外，同時也影響颱風波浪的傳遞。其它影響颱風風場的因素包括不同緯度時的柯氏力、海水溫度、海面糙度等。因此，當考慮颱風行為及環境變化的複雜性時，對於波浪的估算就相當困難。當數值模式應用於不同的海域來進行波浪推算時，因模式的尺度及區域波浪特性的不同，必須先率定模式內的係數，以避免預測時會產生誤差。若模式的建立與修正無法標準化，將會遇到「該選擇何種物理量作為推算參數」及「如何建立各物理量相互間的非線性關係」等兩個關鍵問題。

1-2-3 經驗模式、數值模式之限制與改進

Young 和 Burchell (1986)利用衛星偵測颱風時，由衛星量測當時的水位及波高，藉由颱風行為配合量測的波高數據修正 Young (1988)的經驗公式。衛星資料應用在波浪推算數值模式的率定就需要相當複雜的步驟與程序，雖然提高了準確性也相對降低了使用的方便性。

颱風的形成機制、風場結構以及運動特性等研究，在目前因測量方式精確而有相當不錯的研究成果。但是以颱風連續運動特性來推算颱風波浪的研究則較少，其原因大致為(1)颱風風場的不確定性，雖

然從衛星影像觀察出颱風的外觀有相當明顯且一致的特徵，但是颱風結構不但具有時變的特性而且即使在相同的氣象條件下風場結構也不一定相同；(2)颱風運動時因其運動方向及速度的不同，風場的結構會有變化，尤其移動路徑多變的颱風，風場結構變化更較一般颱風劇烈；(3)風場內風-波的關係複雜(即風波特性的關係)，一般風-波的推算與推算時間及距離有明顯的關係，但是颱風風場內風速分佈以及風場作用範圍的劃分不易界定；(4)其他環境及氣象因素的干擾，如颱風受陸地影響、波浪受海底地形影響、波浪及風-浪能量傳遞的損失等均是影響颱風波浪推算模式準確性的因子。

整理研究往昔相關的文獻及其研究結果，做為颱風波浪推算模式建構的發展方向，歸納結論為：

1. 颱風發生的區域雖然相當固定，從歷史的颱風資料中可發現大部分的颱風路徑有相似的特性。但颱風路徑主要受大氣高壓所影響，所以若要掌握颱風動態就必須能夠掌握該區域及全球大氣的動態，目前颱風的預測已有相當高的可信度，因此颱風波浪推算模式將引用其預測資料進行推算以降低模式的複雜性。
2. 以數值或參數風場模式來模擬颱風的風場目前已有相當良好的定性描述。雖然在實際的大氣環境中仍有許多的變因來影響整個風場結構，但是風場內的最大風速一定發生在颱風的右半圓是肯定的結論，若能直接得到最大風速資料將可取代以颱風中心氣壓差推算颱風波浪的方法。
3. 風波交互作用的機制受風速分佈、風作用時間、海面波浪的糙度、底床和水深的影響，所以現場波浪的量測結果包含了所有可能的影響因素。因此觀測區域的颱風波浪皆具有特殊性，並充分反應該區域環境、氣象與波浪複雜交互作用的結果。
4. 不論是颱風波浪或是風浪推算模式，若採用數值方法或是經驗公式都具有使用區域的限制，這些限制來自模式初始條件的設定與模式的組成，以及模式使用區域的地理環境以及海況差異等因素。雖然可以使用調整係數的方式來修正，但是若不找出該區域

主要影響波浪的因素並對推算方式進行回饋修正，日後產生的計算誤差將難以有效的排除。

5. 目前衛星提供的波浪資料是屬於暫態的資料，必須經過長時間的統計才能充分代表該區域的波浪特性，在應用颱風波浪的推算上則會遇到衛星偵測軌跡是否正經過颱風的問題，所以為了能瞭解颱風波浪的特性，必須收集颱風行進的路徑與多個衛星的資料進行比對分析。
6. 若分析特定區域的波浪資料的影響因素時，會發現波浪的形成及其行為是屬於複雜系統，各個影響因素間有相當程度的非線性交互作用。若是將整個波浪作用的過程當成黑盒處理時，利用模糊及類神經網路理論將是一個相當好的分析工具，再配合物理模式將能更進一步瞭解波浪特性與該區域環境特性的關係。
7. 在整個颱風的事件中，颱風的風場分佈是許多影響因素產生的結果，在颱風波浪推算的過程中，颱風風場的正確性就成為計算颱風波浪正確與否的主要影響因素，由於颱風風場變化相當的迅速及複雜，對風場進行完整的量測及解析是相當困難的。在假設解析區域內的風場均勻的條件下，目前對於風場的量測採用每小時或是 6 小時內量測風速的平均值或是壓力場，配合衛星資料分析計算描繪颱風風場，由資料的解析程度決定每一個解析點的風速涵蓋面積。在計算颱風波浪的過程中，風場對時間的變化資料愈完整及快速獲得，愈能提高瞬時風場與波浪推算的準確度。但目前風場量測時間距及解析度，尚無法提供每小時更新風場資料，以符合海岸防災預警規劃的需求。

1-3 研究方法：

1-3-1 類神經網路、模糊理論的優點與限制

由於近岸的海象及地理、環境因素等相當複雜，颱風波浪的運動特性及其動力機制含有非線性及時空因素。近來新發展出之類神經網路與模糊理論系統具有解決非線性及含複雜因子問題之技術，且已應用在各個領域上，而在海洋工程方面也有相當的研究成果。

類神經網路、模糊理論是容許模糊、不確定訊息（imprecision, uncertainty）的模式建構規則與運算方法能夠有效地利用這些訊息進行分析，避開追求過度精確性訊息的處理方式，建立強健性（robustness）、容錯性、低計算成本（low solution cost）為目標的訊息處理技術。在模糊理論、類神經網路理論及其相互組合的組織下，幾乎可以應用在各式各樣的領域，模糊理論、類神經網路理論詳細原理說明見附件。

波浪的變化包含了許多影響的因素，如風波、波波、波流間交互作用，環境、地形、大氣作用等，每一項影響因素與波浪的關係都相當複雜，利用類神經網路平行分散的結構特性與參數最佳化的學習過程複製或建構一個複雜的系統。這樣的分析方法可以避免利用理論式推算波浪時過多的假設，以致於影響推算的準確性。

模糊理論、類神經網路特性的比較上，類神經網路與模糊系統因為在處理非線性能力、錯誤容忍能力、不確定因素容忍能力、知識記憶能力與學習能力有良好的表現，皆能在不須要知道一個系統的數學模式下，便能估測、模擬此一系統的能力。類神經網路及模糊理論共同特性的優勢大致可分為：

1. 兩者對於真實世界非線性、複雜的環境具有良好的描述能力，類神經網路對於更新的訊息具有學習、自我更新的能力，而模糊邏輯則可以建構知識記憶、判斷的能力，兩者間的相輔相成，便能描述環境變動、運行與人類思考行為。

2. 類神經網路對於訊息處理是以分散式表示 (distributed representation)，將記憶的訊息分散在神經元與鏈結的權重值、偏權值上。而模糊系統是藉由不同模糊集合 (Fuzzy set) 配合不同的歸屬函數 (membership function) 表達訊息與系統的關係。
3. 兩者均具有廣義化 (generalization) 能力及容錯能力，對於知識、訊息採分散式表示的平行架構對訊息均有良好的容錯能力。適合處理現實環境中因為資料的不確定、不精確等所造成的問題。
4. 兩者均可以訓練靜態與動態的系統，並且藉由即時連續函數的輸入、輸出之間的數學關係，模擬、推估學習函數。這種特性使它們適合應用在需要即時控制、快速反應領域上。

類神經網路及模糊理論的限制大致可分為：

1. 分散性的結構使得我們不易理解精確的邏輯結構，使得網路使用者無法得知網路內層所代表的意思，不容易決定一個網路的結構與大小，而類神經網路建構需要足夠的資料與訓練、學習時間，所需的時間取決於模式結構規模、容許誤差與學習資料數量。
2. 模糊系統直接將已知的訊息知識以數值的組織方法結合在系統中，因此須要設計一些法則以便能完成一個模糊系統，但是對於複雜的系統設計者就需要用較多的時間建構系統的初始模糊法則，及調整初始法則及其歸屬函數之間的關係。在建立數學模型時，模糊理論設計法則的工作較設計並訓練一個類神經網路更容易達到目的。
3. 模糊系統的更新必須仰賴錯誤嘗試法甚至人工調整模糊關係及歸屬函數，並使最後系統的表現達到最佳化，是需要相當複雜的過程。類神經網路的訓練學習的結果是否符合廣義化取決於學習資料樣本空間的分佈情形，也就是模式建構的成果取決於學習資料的品質。

為了達到兼具兩者優點的目標，結合的系統具有類神經的學習能力、最佳化能力、連結式結構的優點，與模糊邏輯系統接近人類的思

考行為、容易結合專家知識的優點。因應不同的環境與需求結合的也有所差異，依組合連接的方式區分三類：

1. 神經模糊系統 (neural fuzzy system)：整個系統以模糊系統為主，使用類神經網路當成調整模糊關係及歸屬函數的工具。
2. 模糊類神經網路 (fuzzy neural networks)：系統是類神經網路為主，利用模糊關係及歸屬函數作為類神經網路相關轉換函數的依據。
3. 模糊類神經混合系統 (fuzzy-neural hybrid systems)：系統結構使用類神經網路及模糊系統混合而成。

目前模糊系統、類神經網路、神經模糊系統、模糊類神經網路與模糊類神經混和系統，其輸入及輸出之參數或空間皆分割成棋盤格狀作為特徵或性質上區隔，這在現實的環境下非常容易，但是因為分割參數、空間的特徵或性質使輸入及輸出之變數增加時，棋盤格狀之分割數目也隨之劇增，將導致所需之記憶體或硬體數目大幅度增加。在複雜系統中，為了避免分割數目劇增，配合理論、經驗與專家的知識找出一更具彈性且不規則的分割方式，以提升系統學習的效能。

1-3-2 類神經網路及模糊理論在海洋工程的往昔研究

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複雜性與非線性的影響，以致於研究發展上受到相當多的限制。在類神經網路及模糊理論的技術輔助下對非線性系統、黑盒系統的模擬提供了另一個探索及研究的路徑。目前應用類神經網路在波浪預測、水位計算、颱風預測分析等，有令人滿意的成果。

類神經網路應用在波浪計算包括：Deo and Shidhar Naidu (1998)，Deo and Kiran Kumar (2000)，Deo et al. (2001)，Deo et al. (2002)，Deo and Jagdale (2003)，Makarynskyy (2004)，Balas et al. (2004)，Agrawal and Deo (2005)。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。

類神經網路在潮汐水位推算的應用有Deo et al. (1998), Tsai and Lee (1999), Lee (2004) 等，由於潮位的變化具有區域性，對當地的陸地地形、海底環境、海流變化及大氣變動有著相當顯著的影響，因此，藉由理論式或是經驗公式不足以充分描述潮汐的行為，藉由類神經網路的特性配合有效的實測學習資料，相當容易建立一個符合特定區域的潮汐水位推算、預測的模式。

類神經網路在颱風判別與運動的應用 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。

而模糊理論也被應用在降雨預報、水庫營運，如 Russel and Campllell (1996); Shrestha et al. (1996); Dubrovin et al. (2002); Ponnambalam et al. (2003); Mousavi et al. (2005); Yu, Pao-Shan et al. (2005)，以及應用在氣候變遷與量測，如 Bardossy et al. (1995); Galambosi et al. (1998); Hiraoka et al. (1999)。

1-3-3 類神經網路與模糊理論的混合應用

本研究以颱風運動對波浪的影響、颱風風場變化對波浪的影響、陸地對颱風波浪的影響等為探討對象，建構颱風、陸地與波浪間的作用機制與關係。結合颱風波浪推算的理論模式與經驗公式，利用颱風氣象資料、波浪觀測資料配合模糊理論、類神經網路作為建構颱風波浪推算模式的核心。類神經網路相當適合訊息特性多樣且時間序列交互影響的作用機制環境，但類神經網路又受限於學習過程中學習資料

的數量與品質。藉由模糊理論補強類神經網路對學習資料的限制與缺陷，例如：學習資料在樣本空間分佈不均、波浪觀測資料遺缺或不足、資料除錯與過濾、提高相關理論與經驗公式融入的程度等。而時間序列作用機制複雜的條件就容易造成模糊理論中邏輯規則的遽增，相對增加模式的負擔，以類神經網路的學習模式加強模式自我修正的能力、簡化模糊理論對資料間模糊邏輯的規則繁雜設定，例如：各個輸入參數間模糊邏輯關係的建立、輸入參數與參數延時間模糊邏輯關係的建立、參數之間非線性關係的建立等。兩者的結合可以增加建構颱風波浪模式的可行性。藉由這兩個理論相互修正，強化模式的應用範圍與可攜性，使模式兼具經驗公式計算簡便、快速的特性以及數值模式在時域分析推算的完整性，期望達到提高推算及預測特定區域颱風波浪的能力。

經過分析比較，要考慮颱風複雜的運動、風波作用機制、陸地效應與波浪之間的關係，在目前觀測資料有限的條件限制下，以模糊-類神經混合網路（Fuzzy Neural Hybrid networks）結構是符合目前的颱風波浪模式建構環境。前段輸入端的模糊判斷與風波理論配合將可彌補颱風波浪資料樣本空間的限制，同時以類神經網路建立在時間與空間上各個影響波浪因素之間的關係。模式建構以漸進的方式增加模式架構的複雜性，所以第一個階段採用類神經網路為主要架構，建立輸入參數與輸出值之間的關係，藉以檢定輸入參數是否適合描述輸出值，以便選擇合適的輸入參數，提高模式推算的準確性。

經過篩選後的輸入參數與輸出值可能因為資料收集的殘缺或遺失影響學習的結果降低模式計算的準確性，輸入參數經過類神經網路的轉移函數壓縮、分解與組合後達到模擬輸出值的目的，因此選擇合適的類神經網路的轉移函數可以有限度的彌補資料缺陷，配合經驗公式與理論式尋找適合的轉移函數對模式的計算品質就相當的重要，第二個階段是利用統計方法、經驗公式及相關理論式尋找、建立適合的轉移函數，降低模式輸出的誤差值。

地形效應影響風場也同時阻隔了波浪傳遞，為了能夠推算陸地效應影響下的颱風波浪，第三個階段以模糊類神經混合網路作為模

式的架構，藉由颱風位置與陸地對颱風波浪模糊關係的建立，由類神經網路建構彼此的模糊規則達到修正颱風波浪的目的。在不同條件分段的建立過程逐步修正、調校，將有助於模式應用在不同環境條件下的颱風波浪推算。

本研究以台灣花蓮港為例，在收集的氣象資料中颱風路徑的推測、颱風風場的估算等，模式採用 JTWC (Joint Typhoon Warning Center)、Unisys Weather 網站發佈的颱風預測訊息與 Holland 參數颱風風場計算模式。本研究對侵襲臺灣的颱風特性分類，並以所收集的氣象及海象資料率定所建構的颱風波浪推算模式。

模式因依應環境與資料型態學習所建立的，所以應用模式上必須限制使用的條件方能提高波浪推算結果的準確性，本颱風波浪推算模式應用的限制為：

1. 颱風條件的限制：

- (1). 熱帶氣旋規模必須達到颱風條件。由於熱帶氣旋發展初期風場結構並不穩定，當達到颱風規模時風場結構相對穩定，相對應的颱風波浪也發展成熟並具有相似的性質。
- (2). 模式不適用同時兩場以上的颱風作用的環境。由於模式對於多場颱風同時作用下，颱風、波浪資料收集種類與數量有限，且與單一颱風條件下風波作用、波波作用機制相異，因此模式目前不適用多場颱風作用的條件。
- (3). 模式不適用由台灣西部向東行的颱風。由於中央山脈的阻隔，使行經台灣西部往東岸行進的颱風在風場與颱風波浪的發展、傳遞皆受到限制，所以對東岸海域環境影響較小，因此模式將針對台灣東部生成且西行的颱風條件進行模式的建構與模擬。

2. 波浪條件的限制：

- (1). 假設颱風中心距離推算位置 1500 公里以外時不受颱風波浪影響。由花蓮港觀測站颱風波浪資料分析，當颱風距離 1500 公里以上颱風波浪的影響並不明顯，當颱風由 1500 公里逐漸接近時

颱風波浪的影響逐漸增加。

(2). 假設颱風接近觀測站時波浪變動的原因來自於颱風作用，並忽略同時間其他因素，如季節風、潮汐、海流等的影響。

3.環境條件的限制：

(1). 假設颱風的風場分佈不受地形影響。即不因颱風所處位置調整或修正 Holland 參數颱風風場計算模式。

(2). 假設每次颱風接近時，海底地形及海岸地形環境沒有變化。



1-4 論文架構：

論文以提供建構颱風波浪推算模式的流程與方法為目的，依循模式建構過程與發展邏輯逐步介紹模式的理論基礎、應用方法與結構配置，利用每個模式建構的結果進行檢驗，提供改進的方向與修改的方法，逐步提高模式推算的準確性。論文架構將區分為：

第一章：

第一部分為闡述研究颱風波浪推算方法的緣起與研究目的，並簡介當前颱風波浪推算方法的分類，針對研究方法、研究的範圍與限制加以討論，分析颱風行為、地形環境與波浪之間的複雜作用關係。

第二部分為簡介模糊理論與類神經網路的基礎理論，並對兩種理論進行分析、探討，藉由相關文獻說明應用的方法、範圍與限制。

在第三部分說明本研究結合模糊理論、類神經網路與颱風波浪推算模式之理論，逐步說明本研究與颱風波浪推算經驗方法、數值方法的關係，並由文獻分析調整模式建構的基礎與方法。

第二章：

第一部分為簡介類神經網路的基礎理論，闡述類神經網路組織架構與學習方法，並藉由探討不同學習方法優選合適的學習方法，作為波浪推算模式建構時學習過程使用的方式，以及提供模式決定結構的參考指標。

第二部分為介紹模糊理論的基礎理論，並對模糊邏輯、模糊規則與歸屬函數的建立進行分析、探討，藉由分析的結果提供波浪推算模式建立時正確的結合模糊理論。

在第三部分說明本研究之颱風波浪推算模式的演進，由理論結合類神經網路、修正類神經網路與融入模糊理論的過程，說明本研究之颱風波浪推算模式受外在條件限制時模式逐項改進的歷程。

第三章：

在第一部分針對颱風資料的來源，颱風波浪資料的收集位置、收集方法、資料內容等做詳細的闡述。並對收集的資料如何區分為學習資料、測試資料與資料內容做列表與圖示的說明。

在第二部分探討在類神經網路模式建構過程中，為了達到模式能夠有效的模擬與預測，優選適合的網路結構形式、規模大小、輸入參數、學習資料型態、學習資料數量等，藉由相關理論分析、經驗與試誤的結果，詳細說明輸入參數優選、波浪資料分析、波浪與氣象資料補遺及內差、模式結構的篩選的流程。

第三部分是對不同類神經架構的模式進行學習訓練與模式檢驗，藉由資料的測試瞭解每種模式架構的優缺點，檢驗模式的結構與推算結果並分析誤差產生的原因與模式修正方向。

第四章:

第一部分為如何提升學習資料的品質，如何提高輸入參數與輸出資料連結的關係進行分析尋求因應策略。

第二部分說明複合轉換函數的基本假設與應用方式，探討如何以複合轉換函數提高學習資料的品質加強輸入與輸出間的關係。

第三部分為探討複合轉換函數與類神經網路架構的組合，利用對更新後的網路架構模式進行學習、檢驗與比較的程式，以瞭解複合轉換函數類神經網路架構推算的效能與準確性。

第五章:

第一部份為由台灣的地理環境與地表特徵分析陸地對波浪的影響，結合實測颱風與波浪資料，劃分颱風在各個不同區域時對花蓮港海域的影響。

在第二部分以複合轉換函數模式類神經網路為基礎建立模糊-類神經混合網路的颱風推算模式，探討輸入參數模糊化設定、地理環境模糊化推論與模式學習分析，由分析結果架構二維模糊歸屬函數提供作為颱風波浪受陸地效應影響的參考。

第三部分為分析與比較所建構模式架構，利用學習訓練與驗證的過程，優選穩定性與準確性皆令人滿意的模糊-類神經混合網路模式架構作為颱風推算模式的核心。

第六章:

列出本研究的結論，摘要模糊-類神經混合網路的颱風推算模式建構的流程與方法。並提供強化模糊-類神經混合網路的颱風推算模式推算能力與提高推算準確度的建議。結合目前海洋環境、大氣、衛星資料以及防災預警規劃提供模糊-類神經混合網路颱風推算模式後續的研究發的方向。



第二章 基本理論與模式設計

颱風波浪推算模式分別採用類神經網路理論與模糊理論作為模式的主要架構，類神經網路理論、模糊理論與模式建構的概念將分述如下。

2-1 類神經網路

類神經網路由 1980 年代發展至今已經成功的應用在許多的領域，包括：

- (1) 圖形、物件的辨識、聚類
- (2) 財務金融的推測
- (3) 氣候變動的推測
- (4) 醫療診斷
- (5) 自動控制
- (6) 自動學習、記憶、自組織系統
- (7) 訊號處理



而類神經網路 (Neural Network, NN) 能夠被充分利用的原因是 NN 具備對多維度、非線性系統的模擬能力、快速計算反應的能力、大量記憶的能力、自我學習修正的能力與抗濾波、雜訊的能力，而這些能力相當適合描述真實世界的複雜與不確定的系統。將類神經網路、模糊理論模式的建構規則、運算方法與統計理論對訊息處理的方式做比較。統計建構的系統模型兩個主要階段:首先對訊息內容作區分、聚類並鑑別性質，接著利用函數的特性將聚類的訊息資料連接成為模式或系統。統計方法的特點是需要有明確的機率模型為基礎，以提供在每個種類可能發生的事件，做為區分、聚類並鑑別性質的依據。此外，統計理論通常可以配合專家技術性調整或選擇關於訊息的區分、聚類與性質的變異，以轉變系統或模型的組織問題。統計理論

除了需要大量且樣本空間均勻的資料收集，也受限於專家經驗及組成模型時函數的抉擇。

分散平行架構的類神經網路與模糊理論是將輸入訊息藉由每個節點產生一組非線性函數。非線性函數的產生可由各層的節點相互連接，而對任一個節點的輸入可以直接來自輸入訊息，也可以來自其他節點。利用這一些節點及層次可以組成一個網路的架構。因此，完整的網路具有描述、合併任何一類複雜、非線性系統的功能。在此架構下需要完整學習資料的輔助以及確切的結果才能建構出效能良好的模型。分散平行的結構特性在建立模式時選取架構、規模的流程相當複雜，例如：類神經網路神經元個數的決定、隱藏層數量的選擇與學習方法最佳化的策略，模糊網路邏輯規則設定、歸屬函數的種類及個數的決定等，相關問題至今仍然沒有確切規則可尋。調整分散平行的結構任一個部分都會導致系統結構複雜程度急遽增加，通常一個模式結構決定的基本原則，取決於使用者對準確度的需求以及結構計算的成本。

類神經網路的種類相當多，其中前饋型（feed forward）的倒傳遞網路（BPNN）是目前使用相當廣泛的一種類神經架構，對於網路建構的學習方法是屬於監督式的學習，也就是利用網路的輸出與學習的目標值做比較，藉由輸出與目標的比較差距調整網路內神經元間的連結關係，直到網路輸出符合學習目標為止。單層類神經網路（BPNN）的架構基本型態為：

$$Y_i = f\left(\sum_{j=1}^n W_{ij} X_j - \theta_i\right) \quad (2-1)$$

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（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} ：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。

$i \times j$ ：人工神經元個數。

而 l 層類神經網路 (BPNN) 的架構基本型態為：

$$Y_i = f_l \left(\sum_{j=1}^n \dots f_2 \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} f_1 \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} X_j - \theta_{1i} \right) - \theta_{2i} \right) \dots - \theta_{li} \right) \quad (2-2)$$

由輸入函數與相連結的神經元關係建構出輸入與輸出的關係，每一個隱藏層連接著下一個隱藏層，網路結構便形成級數的形式。以級數型態描述函數的方法還有泰勒級數 (Taylor series) 與傅利葉複係數級數 Fourier series。

泰勒級數 (Taylor series) 對於一個在 x_0 處無限次可微的函數且在收斂半徑 R 內則函數可以寫成：

$$f(x) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!} \cdot (x - x_0)^n \quad (2-3)$$

其中 $x \in (x_0 - R, x_0 + R)$

傅利葉複係數級數 Fourier series 對於函數的表示式可以寫成：

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{i \frac{n\pi x}{l}} \quad (2-4a)$$

其中

$$c_n = \frac{1}{2l} \int_{-l}^l f(x) \cdot e^{-i \frac{n\pi x}{l}} dx \quad (2-4b)$$

式(2-1)、(2-2)類神經網路級數的型態與泰勒級數 (Taylor series) 式(2-3)、傅利葉複係數級數 (Fourier series) 式(2-4)相似，理想上，當類神經元個數無限多時，或多個隱藏層組合條件下可以達到模擬任何函數的目的，Lippman (1987)指出採用 2 個線性轉換函數的隱藏層的神經網路對非線性、片段連續的函數就具有足夠的模擬能力。而類神經網路的權重值 (Weight Value) 與偏權值 (Bias Value) 依照

類神經網路學習的過程逐步修正，目前常使用的方式是採用最陡坡降法（The Gradient Steepest Descent Method）與 Levenberg-Marquardt 演算法。

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 ，轉換函數則採用雙曲函數（hyperbolic tangent function），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

$$net_1 = \sum_i W_{1i} X_i - \theta_1 \quad (2-5)$$

$$Z = f(net_1) = \frac{e^{net_1} - e^{-net_1}}{e^{net_1} + e^{-net_1}} \quad (2-6)$$

$$net_2 = \sum_j W_{2j} X_j - \theta_2 \quad (2-7)$$

$$Y = f(net_2) = \frac{e^{net_2} - e^{-net_2}}{e^{net_2} + e^{-net_2}} \quad (2-8)$$

2. 計算隱藏層差距量 δ_1 與輸出層差距量 δ_2

$$\delta_1 = Z(1-Z) \sum_j (W_{2j} \delta_j) \quad (2-9)$$

$$\delta_2 = (1+Y)(1-Y)(Z-Y) \quad (2-10)$$

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：

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - Y_j)^2 \quad (2-11)$$

此時加權值的修正量可表示為：

$$\Delta W = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W} \quad (2-12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = -\delta_j^n A_i^{n-1} \quad (2-13)$$

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：

$$W_1 = W_1 + \Delta W_1 \quad (2-14)$$

$$\theta_1 = \theta_1 + \Delta \theta_1 \quad (2-15)$$

$$W_2 = W_2 + \Delta W_2 \quad (2-16)$$

$$\theta_2 = \theta_2 + \Delta \theta_2 \quad (2-17)$$

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。

Levenberg-Marquardt 演算法(Hagan & Menhaj, 1994)簡稱為 LM 演算法，基本上，LM 演算法在離局部極值比較遠的時候，表現的像是最陡坡降法，在離局部極值比較近的時候，表現的像是牛頓法。所以 LM 演算法就是一個混合的方法，在最陡坡降法和牛頓法中進行切換。當學習時採批次方式，與牛頓法同樣採接近二階的訓練方式，且不必計算 Hessian 矩陣，並以 $G = H + \mu I$ 來解決牛頓法數值上的問題。若逼近的 Hessian 矩陣 H 之特徵值及特徵向量分別為 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ 以及 $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ ，則：

$$Gv_i = [H + \mu I]v_i = Hv_i + \mu v_i = \lambda_i v_i + \mu v_i = (\lambda_i + \mu)v_i \quad (2-18)$$

因此， G 及 H 擁有相同的特徵向量，而 G 的特徵值為 $(\lambda_i + \mu)$ 。當 μ 值增加，使所有 $(\lambda_i + \mu)$ 值皆大於 0 時， G 為正定 (positive definite) 矩

陣，可求得 G 的反矩陣。

由以上所述可知，LM 演算法也是把 Hessian 矩陣逼近來使用，即將牛頓法的基本步驟，改為下式：

$$x_{i+1} = x_i - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (2-19)$$

其中， X_i 為目前加權值和偏倚值的向量， J 為 Jacobian 矩陣， e 為目標值與網路輸出值的差距量， μ 為網路的動態參數。

當 (2-19) 式 $\mu=0$ 時，即為擬牛頓法，而當 m 值很大時，(2-19) 式即為具有小步階的最陡坡降法。擬牛頓法在誤差極小值附近使能量函數收斂較快且正確，故 (2-19) 式之目的即為快速移向擬牛頓法。在每個步階能量函數降低後，就降低 μ 值；而當一個暫時的步階增加能量函數時，才增加 μ 值。這種方式中的能量函數在此演算法的每個疊代上總是會被降低。

在函數逼近問題上，針對包含幾百個加權值的網路，LM 演算法有最快的收斂，在監督式學習過程中經測試較其他演算法使用較少計算時間就可達到相同的學習結果 (Demuth and Beale, 2001)。因此，本研究於類神經網路的學習訓練及擬模採用 LM 演算法。

為了能評鑑倒傳遞類神經網路的網路學習的效能，通常將採用均方根誤差量 (Root Mean Squared Error) 做為評鑑指標，計算式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_i^n (T_i - Y_i)^2} \quad (2-20)$$

其中 n 為學習資料的筆數

2-2 模糊理論

Fuzzy 理論是將集合論進行擴大、調整之後而形成的 fuzzy 集合論以及將模糊化 (fuzziness) 概念導入邏輯運算、判斷而形成的 fuzzy 邏輯，兩者合稱為模糊理論。Fuzzy 理論講究的是近似推理 (Approximation reasoning)，不以精確計算為手段，根據不清晰的資訊，透過 Fuzzy 邏輯運算、判斷的推論過程而得到確切的結果。模糊系統表現的效能取決於輸入、輸出的模糊邏輯法則、歸屬函數及推理機制。目前有許多文獻在探討模糊系統的理論與應用，但是還是未能發展出統一且有系統的系統建構方法。通常模糊系統的完成是根據一大串的經驗分析觀察後，根據觀察結果而以適合的知識來表示。自從 1965 年 Zadeh 提出模糊理論後，模糊理論相關的應用、研究蓬勃發展，相當廣泛實際應用於科學、工、商業界。模糊理論應用較多領域包括有：

- (1) 自動控制
- (2) 物件、圖形辨認分類
- (3) 醫療診斷
- (4) 模式模擬、決策



然而實際上發展模糊系統時，會遇到幾個嚴重的問題：如何分割輸入、輸出訊息的特性，如何決定策略的初始模糊法則，及如何調整初始法則及其歸屬函數。常用的方法是須要相關理論、經驗及專家，依已知的關係產生初始法則及輸入、輸出訊息間的歸屬函數，最後再根據錯誤嘗試 (trial and error)，來細部調整這些法則與歸屬函式，以使最後系統的表現達到最佳化。要檢測一個複雜的系統所有的輸入、輸出關係的過程，並依資料、理論與經驗來找出並調整相對應的法則與函式，是一件困難而耗時的事情。

面對現實環境不確定性知識的處理，模糊理論提供了一個相當合適的處理工具，而所謂不確定事件的種類包括：

- (1) 機率性事件：事件明知會發生但是無法斷定事件發生的時機或是機制。
- (2) 多重意義事件：對於同一事件的發生存在有不同的原因或規則。
- (3) 不正確性事件：事件的結果受到外界干擾產生的部分偏差。
- (4) 不完全性事件：事件的發生屬於另一事件的局部現象。
- (5) 混淆不確定事件：因為事件發生的條件或機制不明顯使得事件發生成因不明確。

2-2-1 歸屬函數

模糊集合則是指在界限或邊界不分明且具有特定事物的集合，以歸屬函數(Membership Function)來表示模糊集合，利用歸屬函數值來描述一個概念的特質，亦即使用 0 與 1 之間的數值來表示一個元素屬於某一概念的程度，這表示元素對集合的歸屬度(Degree of Membership)。當歸屬度為 1 或 0 時便如同傳統的數學邏輯中的『真』與『假』或『是』與『非』，當介於兩者之間便屬於真、假或是、非之間的模糊地帶。以颱風的發展規模為例，中央氣象局區分颱風規模是以颱風強度劃分，依據其中心附近最大風速而定；(1)熱帶性低氣壓為中心附近最大風速等於或小於 17.1m/s。(2)輕度颱風為中心附近最大風速 17.2 m/s 至 32.6 m/s。(3)中度颱風為中心附近最大風速 32.7 m/s 至 50.9 m/s。(4)強烈颱風為中心附近最大風速每小時在 51.0 m/s 以上。圖(2-1)是以步階函數描述颱風規模的歸屬函數，也就是目前採用的分類方式，圖(2-2)以高斯函數描述颱風規模的歸屬函數，這樣的描述方式符合真實的颱風規模逐漸變化的特性。其它常用的歸屬函數如圖(2-3)所示。

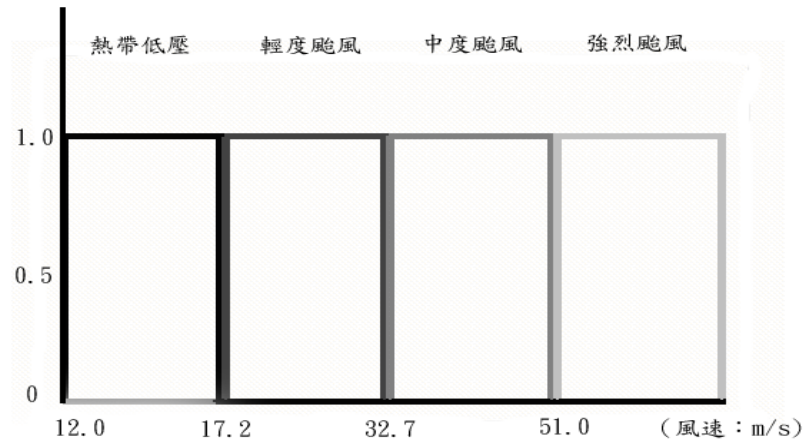


圖 2-1 以步階函數描述颱風規模的歸屬函數

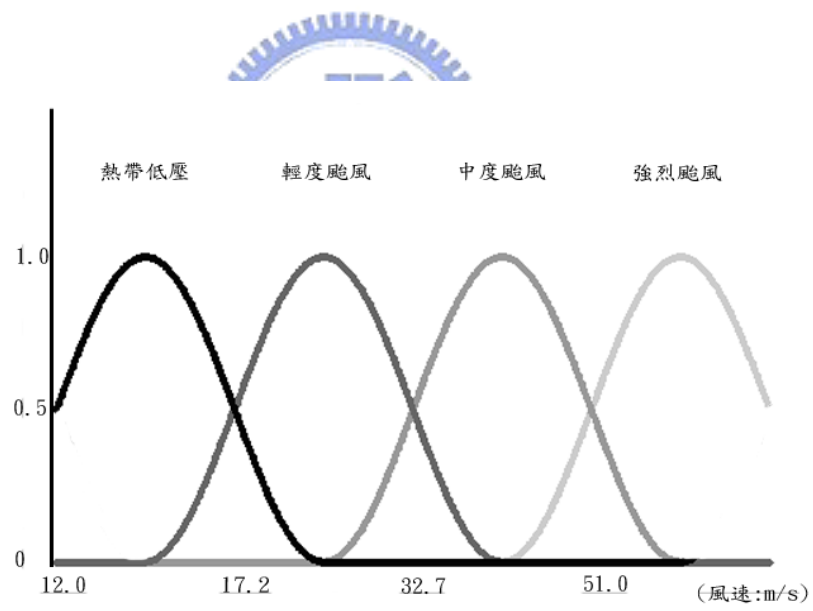
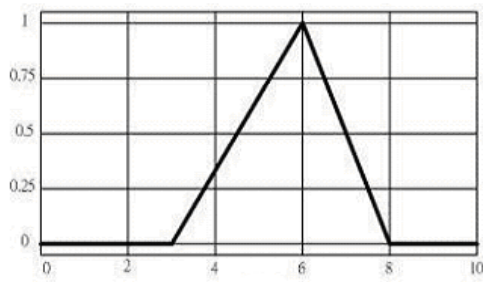
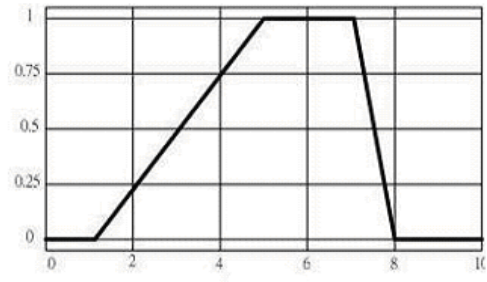


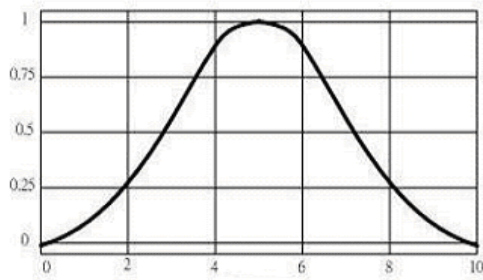
圖 2-2 以高斯函數描述颱風規模的歸屬函數



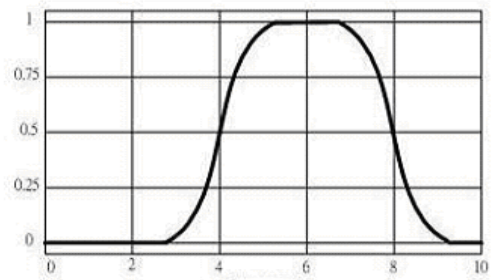
(a) Triangular-shaped function



(b) Trapezoidal-shaped function



(c) Gaussian curve function



(d) Generalized bell-shaped function

圖 2-3 常用的歸屬函數



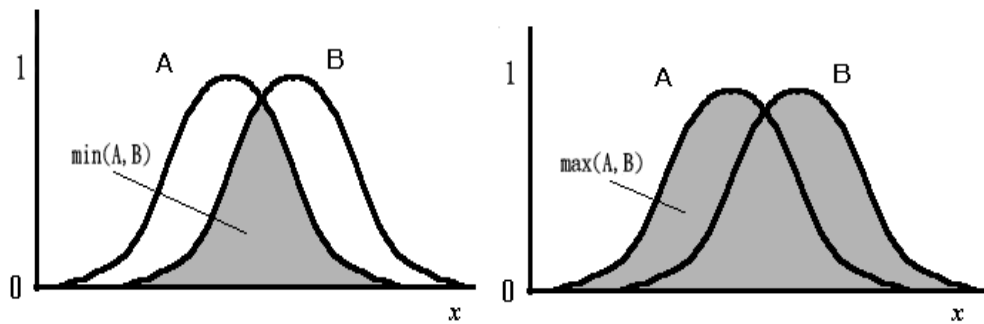
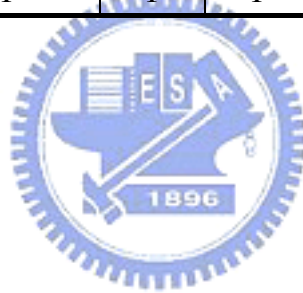
2-2-2 邏輯運算模糊化

以邏輯運算規則 AND、OR、NOT 為例，兩個輸入函數及模糊化函數的邏輯運算與模糊邏輯運算真值表如表 1 所示，以圖形表示模糊化函數的邏輯運算如圖 2-4 的 (a)、(b) 所示。

表 2-1 邏輯運算與模糊邏輯運算真值表

邏輯 運算	AND			OR			NOT	
	A	B	A and B	A	B	A or B	A	not A
	0	0	0	0	0	0	0	1
	0	1	0	0	1	1	1	0
	1	0	0	1	0	1		
	1	1	1	1	1	1		

模糊 邏輯 運算	AND			OR			NOT	
	A	B	$\min(A,B)$	A	B	$\max(A,B)$	A	$1-A$
	0	0	0	0	0	0	0	1
	0	1	0	0	1	1	1	0
	1	0	0	1	0	1		
	1	1	1	1	1	1		



(a) AND

(b) OR

圖 2-4 模糊化函數的邏輯 AND 與 OR 運算

2-2-3 解模糊化

當不同的輸入值各別進行模糊邏輯運算後的模糊化結果，所有輸出值必須經過最後一個步驟解模糊化解模糊化之過程，才可獲的更正的輸出值。一般解模糊的方式採用重心法，如圖 2-5 所示

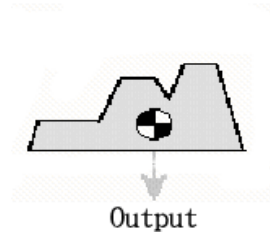


圖 2-5 重心法解模糊化示意圖

由上述的模糊網路的說明，不同輸入值經過模糊化、法則運算及解模糊化過程，其網路操作流程示如圖 2-6。

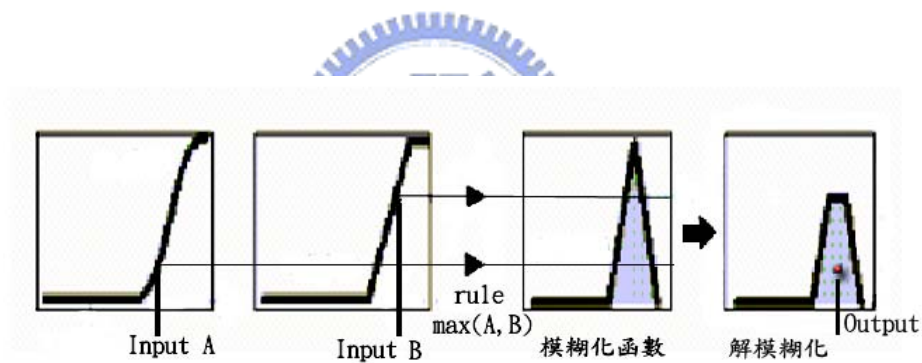


圖 2-6 模糊網路的操作流程示意圖

2-3 模式設計

2-3-1 類神經網路模式

本文類神經網路模式採用倒傳遞量神經網路 (Backpropagation Neural Network, BPNN) 架構。類神經網路結構的選取方式包涵類神經網路的型態、神經元的數量、隱藏層個數與學習方法, 本文採用多層網路結構(multilayer perceptions, MLP) 是普遍被使用的類神經網路結構。

倒傳遞類神經網路 BPNN 藉由學習資料與模擬結果的誤差來修正各神經元間的權重值與偏權值, 同時由學習的過程建構正確的輸入參數與輸出值間的關係, 模式學習過常用方法有共軛梯度法(conjugate gradient algorithm)及 LM 法, 本研究採用 LM 法於類神經模式的學習運算。

由經驗公式為基礎的類神經網路模式可以表示為：

$$O = f_1(W_{1 \times S_2} \cdot f_1(W_{S_2 \times S_1} \cdot f_1(W_{S_1 \times R} I_{R \times 1} + b_{S_1 \times 1}) + b_{S_2 \times 1}) + b_{1 \times 1}) \quad (2-21)$$

模式的輸出颱風波浪的示性波高 $O = [H_{s,p}]$, I 為輸入參數。

由能量平衡方程式觀點為基礎的類神經網路模式描述為：

$$O = f_2(W_{1 \times S_2} \cdot f_2(W_{S_2 \times S_1} \cdot f_1(W_{S_1 \times (R \cdot n)} [\bar{I}_{R \times 1}]_{n \times 1} + b_{S_1 \times 1}) + b_{S_2 \times 1}) + b_{1 \times 1}) \quad (2-22)$$

模式的輸出示性波高 $O = [H_{s,p}]$, 輸入函數 \bar{I} 為輸入 n 小時延時資料。

建構類神經網路時神經元數量的估算可參考 Mirchandani (1989) 建議：

$$M(J, n) = \sum_{k=0}^n \binom{J}{k} \quad (2-23)$$

其中 $M(J, n)$ 為模式的區間個數(number of separation regions), J 為神經元個數(number of hidden neurons), n 輸入參數的維度(input dimension)。

複雜網路結構的決定通常沒有固定的規則，大多依賴經驗法或試誤法做決定網路架構的基礎。若此情況，有二種方式來確認類神經網路架構，一是由學習資料的數量判別，另一個方是模式的測試確認。在確定模式的類神經網路結構後，模式推算的誤差將隨著學習資料的增加而降低，學習資料的數量決定權重值與偏權值的角色。兩者的關係可以藉由誤差率指標（estimation error ratio, EER）瞭解誤差的程度，以提供設計者參考：

$$EER = \sqrt{\frac{h[\ln(2l/h + 1) - \ln(\eta/4)]}{l}}, \quad \eta = 0.1 \quad (2-24)$$

當指標數在 20 以下表示模式誤差在可接受的範圍，其中 l 表示學習資料的數量， h 表示神經元個數。

輸入參數正規化範圍為[0 1]，以每個輸入參數的最大值作為正規化的標準，例如，平均水深為 25 公尺，假設波高最大值為 12 公尺，週期最大值的選取則以接近實測最大值為參考選用 15 秒，測站最大風速的最大值則經由計算達到 $V_{10} = 25 \text{ m/s}$ ，颱風最大風速約 32.7~50.9 m/s 。平均最大風速約 41.8 m/s ，而此時 V_{10} 約 29.3 m/s 。因此， V_{10} 最大值選用 30 m/s 。

將實測資料區分為學習資料以及檢測資料，利用學習資料學習過程修正模式權重值，再對檢測資料進行檢測，模式建構的程序中為避免類神經網路學習過程產生過度學習的情形，無法因為學習資料的特性達到廣義化的目標，因而造成模式計算的誤差。因此，本文選擇的學習策略包括：1. 設定學習次數 5000 次。2. 設定學習目標 mean squared error 定為 0.001。學習過程中，滿足任一設定條件即停止學習。

類神經網路颱風波浪推算模式的結構可以表達如圖 2-7 所示：

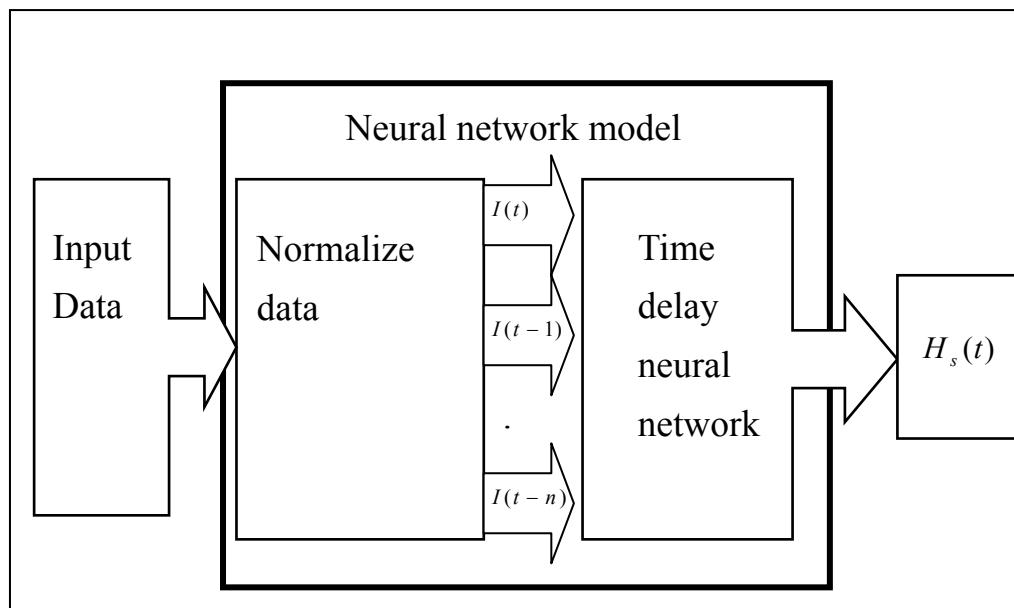


圖 2-7 類神經網路颱風波浪推算模式結構

2-3-2 複合轉換函數

採用類神經網路模擬一個模式時，用來當作學習的輸入資料通常與輸出函數間具有關連性，輸入與輸出的關係是否充分表達大多由模式複雜的程度決定，因此，藉由相關的理論與統計分析可以初步瞭解輸入與輸出間模糊的關係，輸入資料經過適當的區隔分類與特性分析，將可以提高類神經網路學習收斂的速度以及推算能力的準確性。

類神經網路有許多常用的轉移函數可供選擇，選用轉移函數的目的在對輸入資料提供正確的映射方式，以便於提高類神經網路學習的效率。公式 (2-9)、(2-10) 表達類神經網路學習時隱藏層計算推算值與學習目標的誤差的過程，類神經網路推算誤差計算如公式 (2-11)，藉由誤差量的表現由公式 (2-12) 提供模式修正的程度。因此，每次修正的量都能達到大幅降低學習誤差時，除了增加準確性也降低了學習的次數。而降低學習誤差的另一方式是可以藉由正確的轉換函數提供適當的映射效果達到目的，本研究學習資料受限於颱風事件發生位置與儀器記錄資料的數量，以致學習樣本空間並不均勻，若

完全做為學習目標將有可能使模式無法達到廣義化的目的。若一般轉換函數無法提供正確的映射結果，將藉由已知的統計資料與風-波等相關理論的結論尋求適當的轉換函數型態。

由類神經網路輸入參數的特性與輸出函數的關係選擇轉移函數，並利用多個函數的結合建立符合輸入、輸出關係的轉移函數，因此將此類神經網路颱風波浪推算模式命名為「複合轉換函數類神經網路模式」(Multi trend simulating Transfer functions Neural Network of typhoon wave model, NN-MT Model)，藉以區別未經過修正轉移函數的類神經網路。

以輸入參數風速 V_{10} 為例，在類神經網路輸入參數端 V_{10} 與波高的關係可以利用轉移函數做初步的區隔，測站風速 V_{10} 與波高及轉移函數關係如圖 2-8 所示，兩種風速 V_{10} 轉移函數 $f_{V_{10}}$ 與 Satlin 表示式可以表示為：

$$f_{V_{10}}(\bar{V}_{10}) = \frac{2}{(1 + e^{(-2 \times \bar{V}_{10})})} - 1 \quad (2-25)$$

$$\text{Satlin}(\bar{V}_{10}) = \begin{cases} 0 & , \quad \bar{V}_{10} \leq 0 \\ \bar{V}_{10} & , \quad 0 \leq \bar{V}_{10} \leq 1 \\ 1 & , \quad 1 \leq \bar{V}_{10} \end{cases} \quad (2-26)$$

圖 2-8 中 Satlin 函數是類神經網路經常使用的線性函數如式 (2-26) 所示，由波浪理論可以知道風場作用是波浪獲得能量主要來源，在相同作用時間與環境條件下波浪與風速成正比，隨著風速增加波浪逐漸成長而達到極限，從圖 2-8 統合實測資料可以發現，式(2-25) 較式 (2-26) 更符合波浪與風速的關係，而式(2-25) 繪出的曲線接近實測資料的外包絡線，這樣的效果在使 $f_{V_{10}}$ 與波高連結的類神經元間關係盡量維持遞減的單向修正，藉以提高模式學習訓練收斂的速度。

複合轉換函數類神經網路颱風波浪推算模式結構可以表達如圖 2-9 所示：

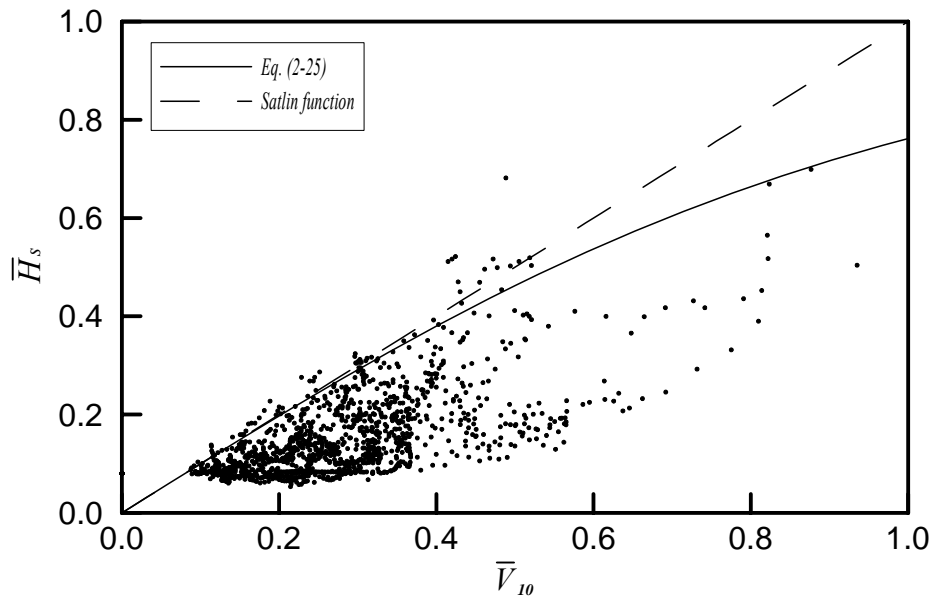


圖 2-8 測站風速 \bar{V}_{10} 與波高及轉移函數關係

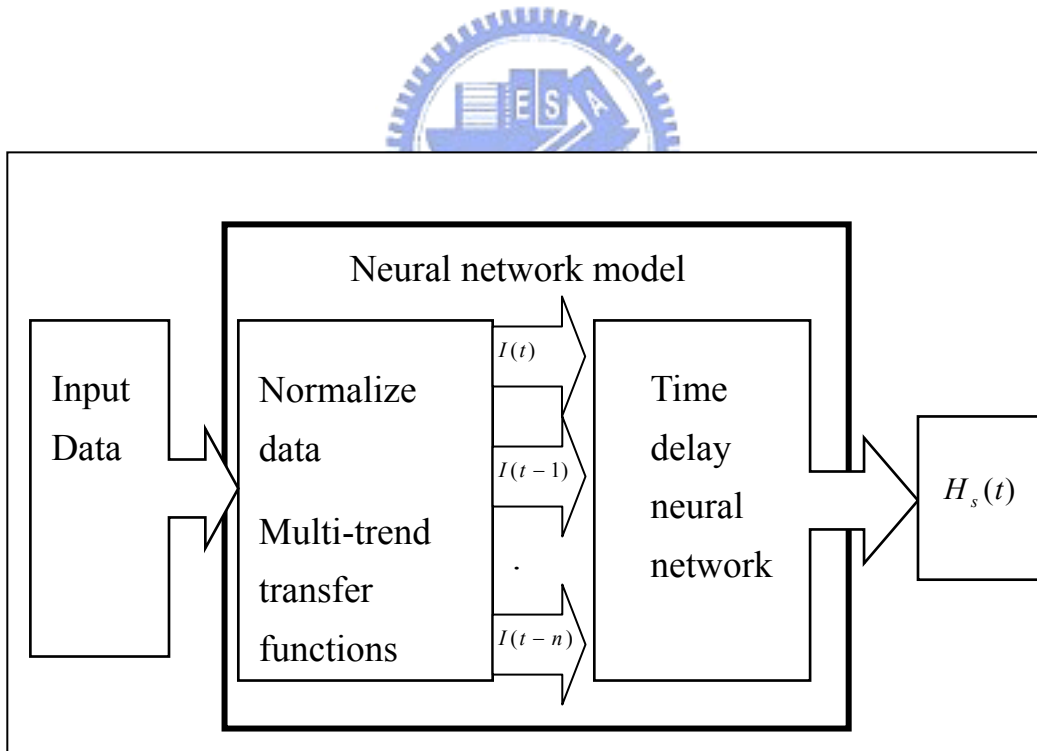


圖 2-9 複合轉換函數類神經網路颱風波浪推算模式結構

2-3-3 模糊-類神經混合網路

本文的模糊類神經混合網路是指颱風波浪推算模式結構由類神經網路及模糊系統混合而成，此混合網路模式是以 NN-MT 模式為基礎配合模糊理論建立具有修正陸地效應模式。模式的模糊歸屬函數之決定隨著設定的模糊規則而調整，此模糊規則為 24 小時內延時的颱風位置 (r, θ_1) ，分別為 $\mathbf{r}(t) = [r(t-24), r(t-23), \dots, r(t)]$ 及 $\boldsymbol{\theta}_1(t) = [\theta_1(t-24), \theta_1(t-23), \dots, \theta_1(t)]$ ，隨颱風位置連續移動並以不同路徑接近陸地情形下，藉由混合網路建立颱風與颱風波浪的關係，模糊規則及模糊-類神經網路混和網路表示為

$$\begin{aligned} & \text{If } r = r(t) \wedge \theta_1 = \theta_1(t) \text{ is } \mu(t) \\ & \text{And } r = r(t-1) \wedge \theta_1 = \theta_1(t-1) \text{ is } \mu(t-1) \\ & \dots \\ & \text{And } r = r(t-24) \wedge \theta_1 = \theta_1(t-24) \text{ is } \mu(t-24) \\ & \text{Then } H_s(t) = f(\mathbf{W} \cdot \mathbf{I}_{FN}(t) + \mathbf{b}) \end{aligned} \quad (2-27)$$

NN-MT 模式以能量平衡方程式為基礎，假設颱風波浪能量皆由颱風風場提供，為了提高模式應用的方便性，颱風風場分佈以 Holland 參數風場模型進行模擬。依對 NN-MT 修正的方式不同分為 FN1、FN2 兩個模式。FN1 模式的建構是以 NN-MT 的網路結構為基礎，即採用 NN-MT 相同的類神經網路配置與架構，如圖 2-10 所示。圖中較 NN-MT 增加一個模糊歸屬函數修正階段。模式經過第一階段對輸入參數進行正規化與多重轉移函數的置換後，將第一階段輸出值連接第二階段，利用 2D 模糊歸屬函數 $\mu(r, \theta_1)$ 修正花蓮港陸地對颱風波浪的影響，再將第二階段的輸出連結第三階段考慮延時的類神經網路結構，利用對陸域修正過的輸入參數重新建立輸入參數與颱風波浪間的關係，並計算出颱風波浪的示性波高。

另一個模式 FN2 的架構如圖 2-11 所示，模式也分成三個階段，第一個階段即採用 NN-MT 的模式作為計算的結果輸出，第二個階段利用已知颱風的位置與建構的 2D 模糊歸屬函數 $\mu(r, \theta_1)$ 來修正 NN-MT 的輸出值，成為第二階段的輸出值，並連結到第三階段的輸入端。第三階段採用具有延時性質的類神經網路架構，建立颱風位置、路徑對

NN-MT 模式輸出示性波高的修正。

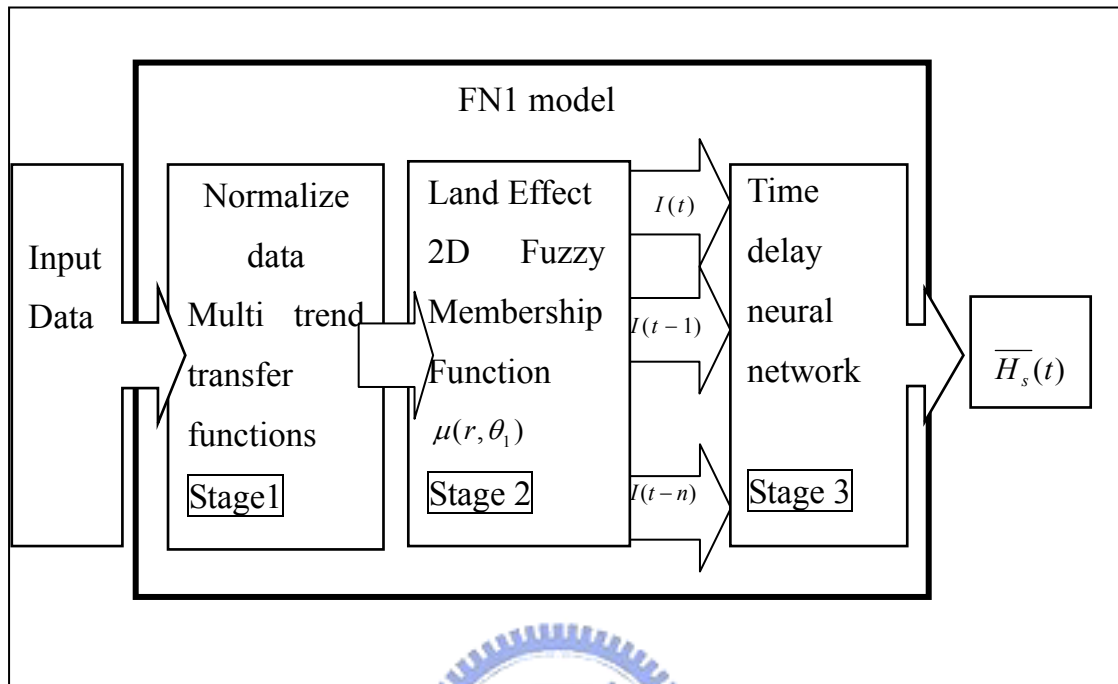


圖 2-10 FN1 模式結構

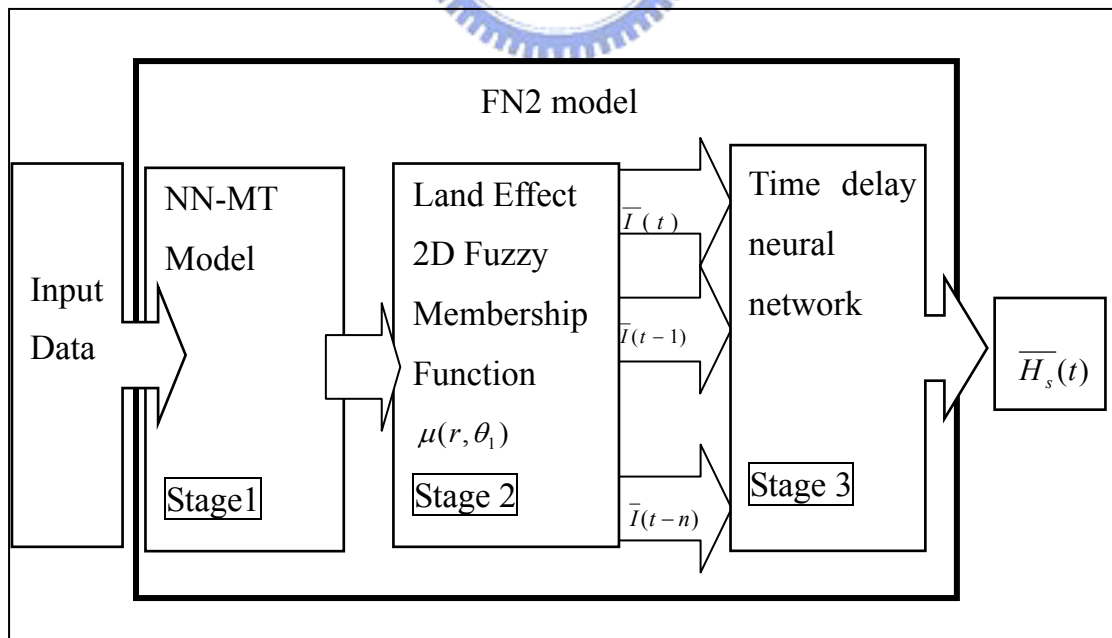


圖 2-11 FN2 模式結構

第三章 基本類神經網路颱風波浪推算模式

基本類神經網路模式的建構過程中，需要正確的實測資料來提供模式做為學習的目標以及模式驗證，選擇適當的輸入參數、網路結構與規模，將決定模式模擬系統能力的好壞。正確的學習資料、有效的輸入參數以及合適的類神經網路架構將提供類神經網路模式運算的準確性及廣義化的正確性。基本類神經網路颱風波浪推算模式藉由收集的波浪與颱風資料，依路徑及規模等建立模式學習資料，經學習訓練後由類神經架構辨別不同颱風的路徑、規模與行為，建立颱風與波浪之間的關係。

3-1 颱風波浪資料

類神經颱風波浪推算模式選擇台灣東部花蓮港外海觀測站的颱風波浪資料進行模式的建構、學習與驗證，並嘗試推算接近花蓮測站的蘇澳測站之颱風波浪，二個測站相關位置如圖 3-1 所示。

颱風氣象資料的來源取自於三處為，Joint Typhoon Warning Center (JTWC，網址 manati.wwb.noaa.gov)、Unisys Weather (網址 weather.unisys.com) 及中央氣象局(CWB，網址 www.cwb.gov.tw)。波浪資料取自交通部運研所港灣技術研究中心，颱風的名稱與發生時間採用 JTWC 發佈的資料，其中時間統一以格林威治時間(GMT)表示。颱風氣象資料每 6 小時一筆，波浪資料為每 1 小時一筆，測量波浪儀器使用 Woods Hole Instrument Systems SP-2200 波浪、潮汐量測儀，每小時記錄 20 分，原始資料的取樣頻率為 2.56Hz，波浪觀測站之位置經緯度為 ($N23^{\circ}58'45'' E121^{\circ}37'46''$)，測量點的水深平均約為 25 公尺。

為配合波浪資料的時間間距，將颱風氣象資料利用 3 次多項式內差技術，內差颱風氣象資料時間間距同為 1 小時。所收集的颱風資料中，選擇 9 場颱風當做類神經模式的學習資料，學習資料的選擇以颱風運動行為相異為原則，經過整理較完整的颱風資料與波浪資料，如表 3-2 所示，學習資料的颱風路徑如圖 3-2 所示。所有學習資料經過數據篩選過濾及內差後共計 2500 筆資料。

表 3-1 颱風波浪推算模式花蓮測站颱風與波浪學習資料

年代	颱風名稱	颱風資料時段	波浪資料時段
1997	Levi	05/25(1800)~05/30(0600)	05/25(1800)~05/30(0600)
	Opal	06/15(0600)~06/21(0600)	06/15(0600)~06/21(0600)
	Peter	06/23(0600)~06/29(0000)	06/23(0600)~06/29(0000)
1998	Otto	08/02(0000)~08/05(0600)	08/02(0000)~08/05(0600)
1999	Sam	08/18(0600)~08/23(0000)	08/18(0600)~08/23(0000)
2000	Jelawat	08/01(0000)~08/11(0000)	08/03(0800)~08/11(0000)
	Bilis	08/18(0600)~08/24(0000)	08/18(0600)~08/22(1200)
	Bopha	09/05(1800)~09/11(0600)	09/08(0400)~09/11(0600)
	Yagi	10/22(1200)~10/27(0600)	10/22(1200)~10/27(0600)

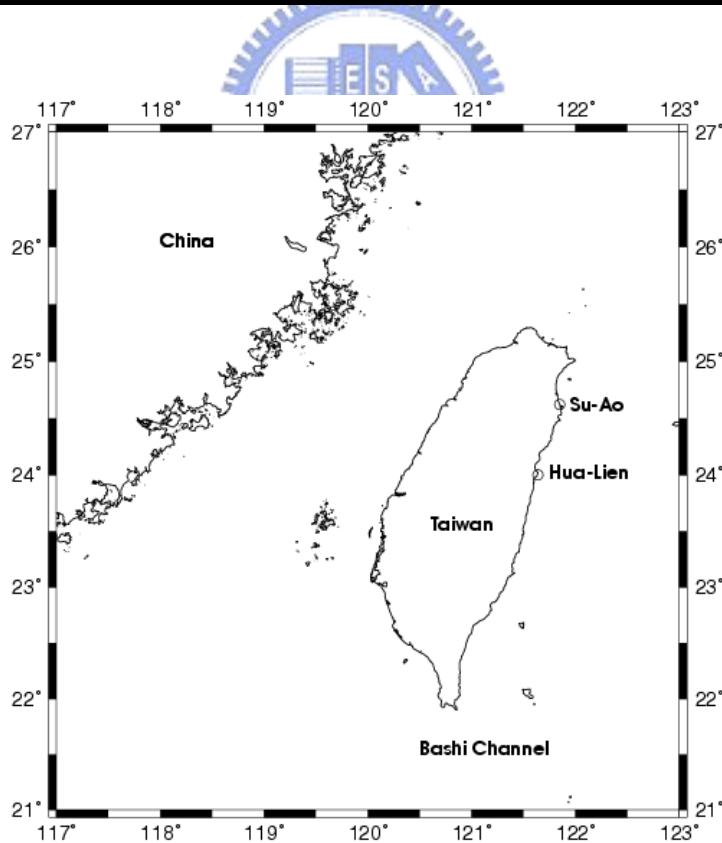


圖 3-1 花蓮港、蘇澳港觀測站相關位置

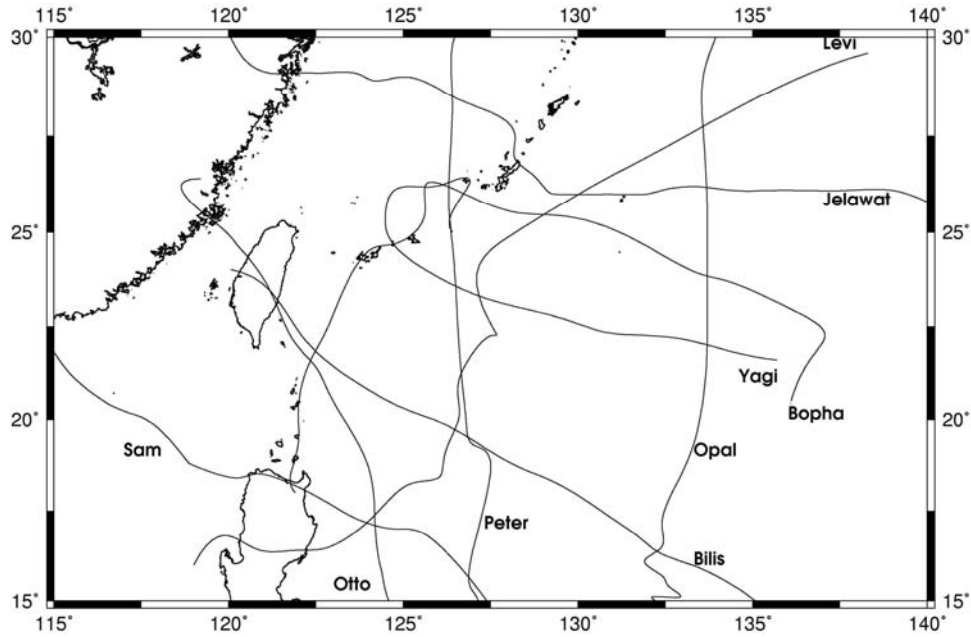


圖 3-2 類神經颱風波浪推算模式學習資料颱風路徑圖

類神經網路模式經過學習訓練的過程後，必須對模式學習訓練的結果進行檢核，用來驗證模式推算能力與品質的資料為花蓮測站的 Gladys (1994) 颱風、Kent (1995) 颱風、Haiyan (2001) 颱風以及蘇澳測站的 Maggie (1999) 颱風，檢驗模式的颱風資料如表 3-2 所示，檢驗的颱風路徑如圖 3-3 所示。

表 3-2 颱風波浪推算模式花蓮、蘇澳測站颱風與波浪測試資料

年代	颱風名稱	颱風資料時段	波浪資料時段	測站
1994	Gladys	08/19(0000)~ 09/02(1800)	08/19(0000)~ 09/02(1800)	花蓮
1995	Kent	08/24(0000)~ 09/01(1800)	08/24(0000)~ 08/30(2200)	花蓮
1999	Maggie	06/01(1200)~ 06/06(1800)	06/01(1200)~ 06/06(1800)	蘇澳
2001	Haiyan	10/11(1200)~ 10/17(1800)	10/11(1200)~ 10/17(1800)	花蓮

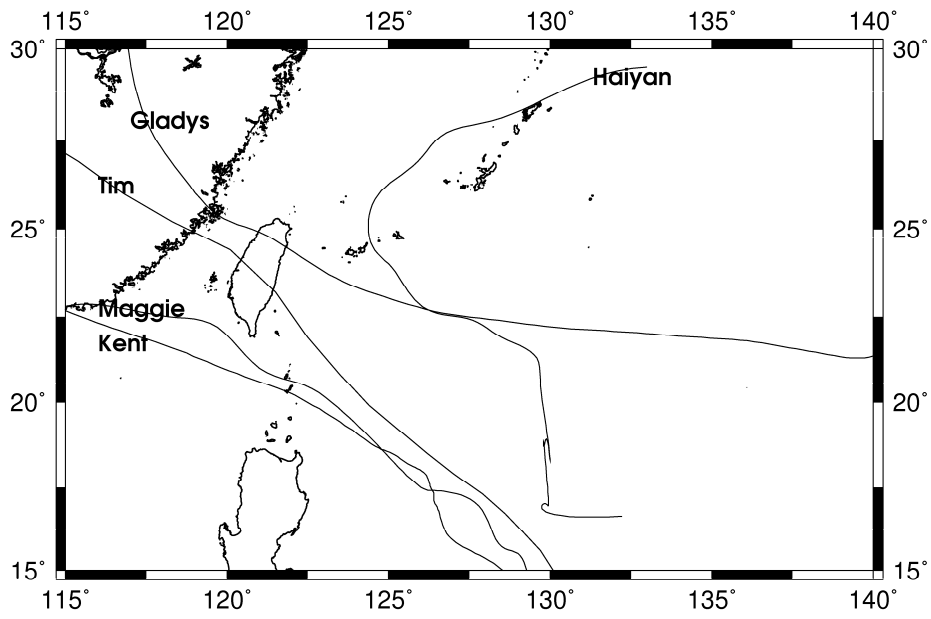


圖 3-3 檢驗類神經颱風波浪推算模式颱風路徑圖



3-2 參數颱風風場模型

颱風風場模式描述的方式相當多，利用參數式建立不同颱風風場模型，這些風場模式主要差別在於考慮影響颱風風場分佈的因素、邊界條件以及規模的不同，如黏滯係數 (viscosity coefficient)、拖曳係數 (drag coefficient)、柯氏力參數 (Coriolis parameter) 與颱風最大風速的位置等，參數式颱風風場模式因為計算簡單、快速應用上較為廣泛，但是在颱風運動行為複雜時無法完整描述真實颱風風場，因此應用在颱風波浪計算時大多會產生不預期的誤差，但是符合快速計算的要求。

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 及 Holland wind model (1980)，以及以能量平衡方程式為基礎發展的風場模式。颱風的行為受大氣環境與颱風結構特性所左右，而颱風風場內的最大風速與颱風波浪的發展有直接的關係。各個颱風風場模型的敘述如下：

1. Rankine – Vortex model

是使用參數 X 控制不同颱風半徑的風速分佈，颱風風速分佈可以表示為：

$$V(r) = V_{\max} \left(\frac{r}{R_{\max}} \right)^X \quad \text{for} \quad r < R_{\max} \quad (3-1)$$

$$V(r) = V_{\max} \left(\frac{R_{\max}}{r} \right)^X \quad \text{for} \quad r \geq R_{\max} \quad (3-2)$$

其中 $V(r)$ 是從颱風中心起半徑距離 r 的風速， R_{\max} 是最大風速半徑， V_{\max} 為最大風速。而參數 X 通常是經由颱風資料統計回歸而得的經驗值， X 範圍通常為

$0.4 < X < 0.6$ (Hughes, 1952)。一般利用此模式進行颱風行為相關推算時， X 大多設定為 0.5。

2. SLOSH wind model

目前是美國國家氣象局(National Weather Service , NWS)使用的颱風風場模式，特別對海面風場做出修正 (Houston and Powell, 1994; and Houston et al., 1999). SLOSH wind model 的風場分佈可以表示為：

$$V(r) = V_{\max} \frac{2R_{\max}r}{R_{\max}^2 + r^2} \quad (3-3)$$

Rankine vortex model 及 SLOSH wind model 都需要最大風速半徑 R_{\max} 與最大風速 V_{\max} 的量測值，而以颱風中心氣壓 p_c 描述颱風的規模及強度最為普遍，因此，Atkinson and Holliday (1977) 利用北太平洋的颱風資料建立了一個颱風最大風速 V_{\max} 與颱風中心氣壓 p_c 的關係式：

$$V_{\max} = 3.44(1010 - p_c)^{0.644} \quad (3-4)$$

其中 V_{\max} 及 p_c 的單位分別是 m/s 及 mb

3. Holland wind model

Holland wind model(1980)建立一個推算颱風風場內壓力與風速分佈的公式為

$$\frac{\Delta p}{\Delta p_c} = \exp\left[-\left(\frac{R}{r}\right)^B\right] \quad (3-5)$$

其中 $\Delta p = p - p_c$ ， p 為距離颱風中心 r 的氣壓，風場內距離颱風中心 r 的風速為：

$$V(r) = \left[\frac{B\Delta p_c}{\rho} \left(\frac{R}{r}\right)^B \exp\left[-\left(\frac{R}{r}\right)^B\right] + \frac{r^2 C^2}{4} \right]^{0.5} - \frac{rC}{2} \quad (3-6)$$

其中 C 為柯氏參數(Coriolis parameter) ， ρ 為空氣密度。若忽略柯氏力的影響，颱風最大風速可表示為：

$$V_{\max} = \left[\frac{B \Delta p_c}{\rho \cdot e} \right]^{0.5} \quad (3-7)$$

係數 B 採用 Harper and Holland (1999)建議的公式：

$$B = 2 - \frac{p_c - 900}{160}, \quad 1.0 < B < 2.5 \quad (3-8)$$

風場在海面上 10 公尺的風速為：

$$V_{10} = K_m V(r) \quad (3-9)$$

Harper and Holland (1999)建議 $K_m = 0.7$ 。颱風移動速度 V_f 對颱風風場內的影響，採用 Jelesnianski (1966)建議式

$$V(r) = \frac{R \cdot r}{R^2 + r^2} V_f \quad (3-10)$$

4. Vickery and Skerlj (2000)

利用有限差分法建立基本風場模式，如公式 (3-11) 所示，在穩態及對稱結構等的理想假設條件下，推算颱風風場的分佈，配合美國東岸沿海觀測站量測的資料以富利葉展開 (Fourier series) 模擬所建立公式，配合最大風速、颱風中心氣壓及最大風速半徑，推算颱風非對稱結構的風速，建立出一個較符合實際的風場推算模式，

$$\frac{dV}{dt} + f|k \times V| = -\frac{1}{\rho} \nabla p + \nabla \cdot (K_H \nabla V) - \frac{C_D}{h} |V|V \quad (3-11)$$

其中， V 為平均水平風速， p 為大氣壓力， K_H 為水平渦流黏滯係數， C_D 為拖曳力係數 (drag coefficient)。

Holland wind mode 模擬風場由於操作簡便且有令人滿意的模擬能力，目前正被廣泛的使用，本研究亦採用 Holland wind mode 做為颱風風場計算的模式。

3-3 選擇輸入參數

類神經網路模式對於選擇輸入參數的方法分成兩個方式，一是利用過去發展的經驗公式進行分析，選擇適合的參數描述颱風波浪的運作。另一個方式是藉由波浪相關理論進行分析，以理論式為基礎尋找具代表性的參數以便於有效的描述波浪的變化。

以經驗公式推算颱風的風場內示性波高 H_s ，必須配合風場分佈來推算，對於風場外特定區域的颱風波傳遞為必須由風場內向外推算。由於颱風風場內的颱風波浪向外傳遞時隨距離增加波高逐漸衰減，因此一個穩定的颱風相對存在一個穩定的颱風波浪場，且相似路徑的颱風行為其颱風波浪行為亦相似，於特定區域內颱風風場穩定且移動緩慢的條件下，收集足夠多的颱風氣象與颱風波浪資料時，是可以藉由颱風氣象及波浪資料統計、迴歸的方式建立颱風波高、週期與颱風位置、規模的關係，參考公式 (1-1) 至 (1-10) 示性波高關係式可以表示為：

$$H_s = F_1(\Delta p, V_{\max}, V_f, V_{10}, R_{\max}, \phi, \lambda) \quad (3-12)$$

若將經緯度 ϕ 、 λ 改以颱風眼為中心的極座標 (r, θ_1) ，其中 θ_1 為颱風中心與觀測站間的方位角。考慮颱風移動速度影響颱風波浪傳遞的因素，並假設 Holland 風場模式可以建立 Δp 、 V_{\max} 、 V_f 、 V_{10} 、 R 及颱風行進方向與觀測站夾角 θ_2 的關係，公式 (3-12) 可以進一步簡化：

$$H_s = F_2(V_{\max}, V_f, r, \theta) \quad (3-13)$$

或

$$H_s = F_3(V_{10}, V_f, r, \theta) \quad (3-14)$$

在能量平衡關係式中，颱風波浪的發展主要受到能量交換方式與作用時間的影響。颱風輸入能量可以利用 Holland 風場模式計算風場對波浪的影響，推算點之水深一般在 10~25m，波浪碎波機率較少，且底床摩擦力影響波浪低，所以假設實測波浪波高不受 S_{bot} 的影響。

若計算颱風波浪的區域有限制範圍，且 S_{nl} 及 S_{ds} 只與颱風行為、

風場規模有關，考量颱風路徑及颱風停滯、加速、轉向等行為對颱風波浪的影響時，就必須探討颱風過去時刻的行為。藉由連續時間的資料輸入，可增加輸入參數間的關聯性，如連續時間的颱風的位置可取代颱風移動速度 V_f 。假設颱風模型的風場可以充分表達颱風風場特性，由 Holland 風場模式得知 V_{10} 與 V_{\max} 函數關係，藉由波浪推算區域海面 10 公尺高風速 V_{10} 的時序資料連續輸入表達風場的改變，因此可由 V_{10} 與颱風位置角 r 及 θ_1 建立時序資料替代能量平衡方程式，考慮延時的效應時，將觀測點波高與颱風規模及位置表示為：

$$H_s(t) = F[F_4(V_{10}, r, \theta_1; t), F_4(V_{10}, r, \theta_1; t-1), \dots, F_4(V_{10}, r, \theta_1; t-n)] \quad (3-15)$$

其中 n 為影響 t 時刻颱風波浪的延遲時間。



3-4 建立網路結構

模式推算颱風波浪的示性波高時，其輸出參數為 $H_{s,p}$ ，由經驗公式的公式 (3-13)、(3-14)，以類神經網路模式表示為

$$O = f_1(W_{1 \times S_2} \cdot f_1(W_{S_2 \times S_1} \cdot f_1(W_{S_1 \times R} I_{R \times 1} + b_{S_1 \times 1}) + b_{S_2 \times 1}) + b_{1 \times 1}) \quad (3-16)$$

模式的輸出 $O = [H_{s,p}]$ ， V_{10} 、 V_f 、 r 、 θ_1 、 θ_2 為優選輸入參數。為比較輸入參數與預測能力，選定三種不同輸入參數組合分別為： $I = [V_{\max} V_f r \theta_1 \theta_2]^T$ 、 $I = [V_{10} V_f r \theta_1 \theta_2]^T$ 及 $I = [V_{10} V_f r \theta_1]^T$ 。

由能量平衡方程式觀點表示波浪之表示式，式 (3-15)，以類神經網路模式描述為：

$$O = f_2(W_{1 \times S_2} \cdot f_2(W_{S_2 \times S_1} \cdot f_1(W_{S_1 \times (R \cdot n)} [\bar{I}_{R \times 1}]_{n \times 1} + b_{S_1 \times 1}) + b_{S_2 \times 1}) + b_{1 \times 1}) \quad (3-17)$$

模式的輸出 $O = [H_{s,p}]$ ，輸入函數 $\bar{I} = [V_{10} r \theta]^T$ 為輸入 n 小時延時資料。

類神經網路架構若如式 (3-16) 所示，依不同的輸入參數所建立之模式分別命名為 NN1-1、NN1-2 及 NN1-3，而以式 (3-17) 的類神經架構模式設定為 NN2。

為了描述颱風與颱風波浪複雜的交互作用關係，藉由 2 個隱藏層的結構描述颱風運動與波浪成長的關係。式(3-16)為式(3-13)、(3-14)類神經架構的表示式，若輸入參數與示性波高 H_s 輸出參數間的關係不確定時，藉由增加第一隱藏層的神經元個數增加輸入參數之間不同權重的組合，可提高模擬的能力。第二隱藏層的作用則對第一隱藏層的神經元做權重的調整及組合，在類神經的學習過程中將依照隱藏層的神經元重要程度配置不同的權重值，學習後的第二隱藏層神經元權重值將組合成為示性波高 H_s 的函數。

颱風波浪推算模式 NN1 希望藉由類神經網路記憶及類化各個參數的組合，將各輸入參數對颱風波浪的波高、週期及型態進行分類的工作，由準確的分類結果推測颱風波浪的發展。首先對於 NN1 模式輸入參數的選擇上分為三組，NN1-1 的模式輸入 V_{\max} 、 V_f 、 r 、 θ_1 、 θ_2 等 5 個參數，NN1-2 的模式輸入 V_{10} 、 V_f 、 r 、 θ_1 、 θ_2 等 5 個參數，NN1-3

的模式輸入 V_f 、 V_{10} 、 r 、 θ_1 等 4 個參數。

將 V_{\max} 與颱風波浪的關係區分 10 個等級(separation regions)， V_f 與颱風波浪的關係區分 10 個等級， r 與颱風波浪的關係區分 150 個等級， θ_1 與颱風波浪的關係區分 36 個等級， θ_2 與颱風波浪的關係區分 10 個等級，5 個參數共可區分出 5.4×10^6 個區間(separation regions)，由 Mirchandani (1989) 建議，如式 (2-23)。

因此在類神經組織結構第一個隱藏層使用 60 個神經元，為了優選第一個隱藏層輸出中較重要的參數組合，第二個隱藏層採用第一個隱藏層神經元的一半 30 個神經元。輸出為波浪的示性波高 $H_{s,p}$ ，三組為 (5-60-30-1)、(5-60-30-1) 與 (4-60-30-1) 網路。

以式(3-17)為基礎的 NN2 模式假設風場作用測站在相同風速及相同颱風運動軌跡條件下，波浪分佈會有相同的變化，所以模式利用測站的風速 V_{10} 與颱風位置 r 、 θ 作為輸入參數。式(3-17)輸入參數為 V_{10} 、 r 及 θ 與公式(3-16)不同外，式(3-17)增加了輸入參數 V_{10} 、 r 及 θ 的前 n 小時資料作為輸入資料，利用類神經網路自我學習修正的特性建立輸入資料與示性波高 H_s 及週期 T_s 間的關係，同樣利用第一隱藏層中大於輸入參數個數的神經元建立不同時間的輸入參數間不同權重的組合，第二隱藏層仍然對第一隱藏層的神經元做權重的調整及組合，修正隱藏層神經元間不同的權重值，建構輸入參數的時間序列與示性波高 $H_{s,p}$ 間的函數關係。

通常颱風波浪的週期約 10-15 秒，當颱風波浪週期為 12 秒波浪波速約 18.72 m/s 當由颱風中心向外傳遞 1500 km 需時 22.25 小時。因此，模式考慮的延時範圍選取 24 小時，所以模式以颱風 24 個小時內移動的位置作為颱風位置及軌跡的特性，建立颱風軌跡、風速與示性波高及週期間的關係。模式的輸入為 24 個小時內的 V_{10} 、 r 及 θ 的資料，為降低類神經網路結構的複雜性，將以每 2 小時的 V_{10} 、 r 及 θ 的資料值為輸入資料，即 $\bar{I}(t)$ 、 $\bar{I}(t-2)$ 、 $\bar{I}(t-4)$... $\bar{I}(t-24)$ 時刻的 V_{10} 、 r 及 θ 共 39 個輸入參數。在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

(39-80-40-1) 網路。

NN2 模式的結構設定因時序列輸入不適合使用式 (3-18) 來計算。不適合的類神經網路結構通常無法充分表達較複雜的模擬，同時也容易產生較大的推算誤差，複雜網路結構的決定通常沒有固定的規則，大多依賴經驗法或試誤法做決定網路架構的基礎。若此情況，有二種方式來確認類神經網路架構，一是由學習資料的數量判別，另一個方是模式的測試確認。在確定模式的類神經網路結構後，模式推算的誤差將隨著學習資料的增加而降低，學習資料的數量決定權重值與偏權值的角色。兩者的關係可以藉由公式 (2-24) 誤差率指標 (estimation error ratio, EER) 瞭解誤差的程度。

當指標數 EER 在 20 以下表示模式誤差在可接受的範圍，其中 l 表示學習資料的數量， h 表示神經元個數。本模式中 h 為 6360 ($39 \times 80 + 80 \times 40 + 40 = 6360$) 其中 l 是 2500，誤差率指標 EER 為 3.39 小於 20。因此 2500 筆資料滿足 39-80-40-1 的網路架構。接著利用對模式的檢測判斷模式結構的適用性與準確性。



3-5 NN 模式之驗證比較

依照推算颱風波浪的實測資料分為學習資料與檢驗資料兩個部分，由公式(3-16)及(3-17)分別建構的推算模式 NN1、NN2 進行學習與檢驗能力比較，其中 NN1 因輸入參數的不同分為 NN1-1、NN1-2 與 NN1-3。

3-5-1 模式的學習

模式選擇的方式將利用均方根誤差 (RMS ，root mean squared error) 以及相關係數 R (Correlation Coefficient) 作為比較指標，由每個模式對學習資料進行推算尋求高相關係數與低均方根誤差的計算結果。

NN1 對於三組輸入參數的學習結果以及檢測資料測試比較的結果，如表 3-3 所示，在示性波高的學習訓練 NN1-1、NN1-2 與 NN1-3 相關係數 R 分別為 0.80、0.82 與 0.83，均方根誤差 RMS 分別為 0.50、0.47 與 0.46，交叉比較模式的 R 與 RMS 的結果，以 4 個輸入參數 V_f 、 V_{10} 、 r 、 θ_1 為架構的 NN1-3 學習的結果皆較 5 個輸入參數為架構的 NN1-1、NN1-2 有較低的學習誤差與較高的相關性。因此在 NN1 的模式中採用 NN1-3 的架構進一步與 NN2 比較。

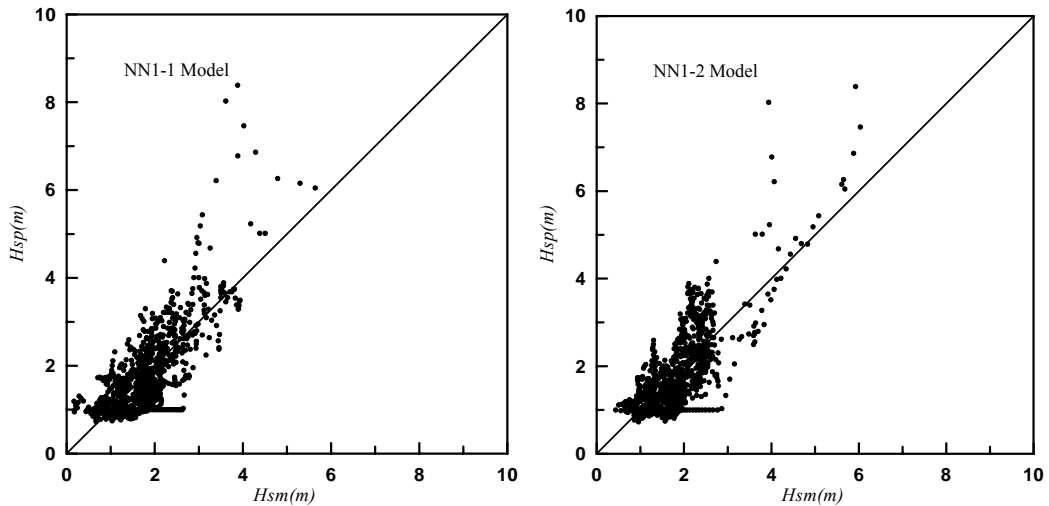
NN2 經過學習 9 場颱風所得的學習檢測結果如表 3-3 所示，在與 NN1 的學習結果比較在均方根誤差 RMS 以及相關係數 R 都相當接近，在比較的結果 NN1-3 與 NN2 不易看出兩個模式間明顯的差異。圖 3-4 顯示 4 個模式波高推算值與實測值的比較，NN1-1、NN1-2 推算的波高值在大波高的推算結果呈現偏大的現象，NN1-3 推算的波高值在大波高的推算較 NN1-1、NN1-2 有部分的修正但推算結果仍然呈現偏大的現象。NN2 推算的波高值在大波高的推算結果推算較 NN1-1、NN1-2 與 NN1-3 有更大的修正，在 RMS 以及 R 都相當接近的條件下顯示 NN2 廣義化的能力較佳。為確認哪一個模式具有較佳的推算、預測的能力，需要進一步對檢驗的颱風波浪資料進行推算結果的比較，並對波高的歷線進行檢測、比較，以瞭解兩個模式對颱風

波浪的推算能力。

表 3-3 不同模式學習均方根誤差 (RMS) 與相關係數 (R) 比較

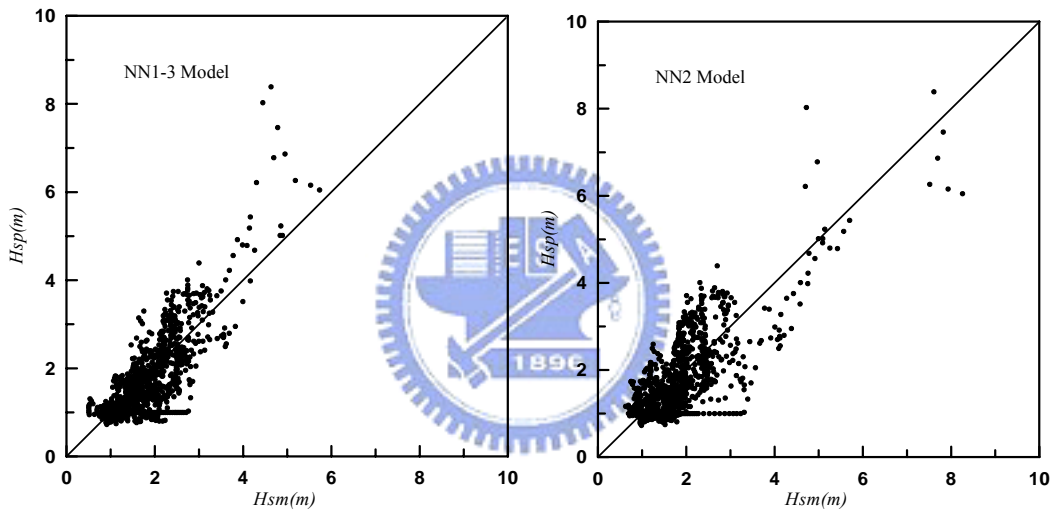
模式	學習結果			
	RMS		R	
	$H_s(m)$	$T_s(s)$	$H_s(m)$	$T_s(s)$
NN1-1	0.50	1.14	0.80	0.83
NN1-2	0.47	0.65	0.82	0.82
NN1-3	0.46	1.21	0.83	0.81
NN2	0.49	1.27	0.82	0.80





(a) NN1-1 模式 Q-Q 圖

(b) NN1-2 模式 Q-Q 圖



(c) NN1-3 模式 Q-Q 圖

(d) NN2 模式 Q-Q 圖

圖 3-4 不同模式推算波高與實測資料比較圖

3-5-2 模式的推算能力測試

經過 NN1 與 NN2 學習訓練與比較後，進行測試資料的比較與示性波高歷線比較對兩模式推算能力、廣義化能力的測試，測試包括颱風波浪推算模式的推算能力及颱風波浪推算模式對鄰近海域的蘇澳測站的推算能力。

颱風波浪在最大波高發生時對沿岸結構及環境會有最大的破壞，推算正確的最大波高到達時間將可以提供適時的防預，因此，另

加入颱風波浪歷線最大波高誤差 $\Delta H_{S,peak}$ 以及最大波高發生時間的誤差 Δt_p 兩個指標進行比較：

$$\Delta H_{S,peak} = MAX(H_{S,p}) - MAX(H_{S,m}) \quad (3-18)$$

$$\Delta t_p = t_{p,p} - t_{p,m} \quad (3-19)$$

其中 $H_{S,p}$ 為測站實測颱風波浪示性波高， $H_{S,m}$ 為模式推算颱風波浪示性波高， $t_{p,p}$ 為測站實測颱風波浪示性波高最大值發生時間， $t_{p,m}$ 為模式推算颱風波浪示性波高最大值發生時間。

本文選擇花蓮測站的 Gladys、Kent 與 Haiyan 三場颱風及蘇澳測站的 Maggie 颱風分別測試，將 NN1 三種架構 NN1-1、NN1-2、NN1-3 與 NN2 利用檢驗的 4 場颱風波浪資料進行比較，均方根誤差 RMS 以及相關係數 R 比較計算結果如表 3-4 所示。檢驗結果的比較與學習結果的比較相似，NN1-3 與 NN2 均方根誤差 RMS 分別為 0.44 及 0.43，相關係數 R 分別為 0.84 及 0.89 都較其他的架構有較佳的推算能力，且 NN2 較 NN1-3 有較佳的推算能力。由表 3-4 不易明顯看出 NN1-3 與 NN2 兩個模式間推算能力的差異。需要進一步對測試資料中每場颱風推算結果進行檢測、比較，以瞭解兩個模式對颱風波浪的推算能力。

表 3-4 不同模式示性波高 H_s 檢測均方根誤差 (RMS) 與相關係數 (R) 比較

模式	檢測結果			
	RMS		R	
	$H_s(m)$	$T_s(s)$	$H_s(m)$	$T_s(s)$
NN1-1	0.55	0.82	0.80	0.89
NN1-2	0.68	0.88	0.82	0.91
NN1-3	0.44	0.77	0.84	0.94
NN2	0.43	0.98	0.89	0.89

在測試資料中對颱風逐場比較，另外加入 Young(1988)與 SWAN (2005)的颱風波浪推算模式與類神經網路 NN1-3 與 NN2 模式一併比較，藉以瞭解花蓮測站應用數值模式、經驗公式與類神經模式對颱風波浪推算結果的差異性。

表 3-5 顯示 NN1-3、NN2、Young(1988) 與 SWAN (2005) 均方根誤差 RMS 以及相關係數 R 比較結果，四場波浪資料完整的颱風中 Gladys 與 Haiyan 兩場颱風符合 Young(1988)模式使用條件，在小尺度花蓮港特定海域颱風波浪推算的比較時，NN1-3 與 NN2 模式推算颱風波浪的能力優於 Young(1988) 與 SWAN (2005)模式，而 NN1-3 與 NN2 模式 RMS 以及 R 皆因颱風的不同推算效果互有先後。

由表 3-6 所示，NN1-3、NN2、Young(1988) 與 SWAN (2005) 在颱風推算波高的測試比較時 NN1-3 有較大的誤差量，最大誤差發生在 Gladys 颱風波高誤差上，NN1-3 模式低估波高 2.66 公尺，NN2 模式低估波高 1.47 公尺，Young(1988) 模式高估波高 2.70 公尺與 SWAN (2005) 模式低估波高 3.18 公尺。Haiyan 颱風波高誤差上，NN1-3 模式低估波高 1.79 公尺，NN2 模式低估波高 0.96 公尺，Young(1988) 模式低估波高 1.75 公尺與 SWAN (2005) 模式低估波高 2.78 公尺。波高推算的比較結果以 NN1-3、Young(1988) 與 SWAN (2005)模式的誤差偏差量相近，NN2 推算波高的結果有最小的誤差值。最大波高到達時間差的比較中，NN1-3、NN2、Young(1988) 與 SWAN (2005)模式最大誤差量分別是 6、3、4、8 小時，Gladys 颱風最大波高到達時間誤差上，NN1-3 模式延遲 4 小時，NN2 模式延遲 3 小時、Young(1988) 模式延遲 4 小時與 SWAN (2005)模式延遲 2 小時。最大波高到達時間誤差的比較結果以 NN2 推算結果有最小的誤差值。

表 3-5 NN1-3, NN2, Young (1988) 及 SWAN (2005) 模式示性波高 H_s 檢測均方根誤差 (RMS) 與相關係數 (R) 比較

颱風名稱	NN1-3		NN2		Young (1988)		SWAN (2005)	
	RMS (m)	R	RMS (m)	R	RMS (m)	R	RMS (m)	R
Gladys (1994)	1.06	0.73	1.21	0.78	2.09	0.67	1.75	0.73
Kent (1995)*	0.74	0.90	0.82	0.93	--	--	0.91	0.86
Haiyan(2001)	0.78	0.85	0.44	0.87	2.50	0.54	2.23	0.82
Maggie+(1999)	0.72	0.91	0.89	0.95	--	--	1.41	0.74

(* 表示颱風波浪資料有遺缺, + 表示為蘇澳港颱風波浪資料, “—” 表示颱風行為超過推算限制)

表 3-6 NN1-3, NN2, Young (1988) 及 SWAN (2005) 模式測試最大波高誤差 $\Delta H_{s,peak}$ 與最大波高發生時間誤差 Δt_p 比較

颱風名稱	NN1-3		NN2		Young (1988)		SWAN (2005)	
	ΔH_{sp} (m)	Δt_p (hr)	ΔH_{sp} (m)	Δt_p (hr)	ΔH_{sp} (m)	Δt_p (hr)	ΔH_{sp} (m)	Δt_p (hr)
Gladys(1994)	-2.66	4	-1.47	3	2.70	4	-3.18	2
Kent (1995)*	-2.21	6	-0.47	-2	--	--	-1.20	3
Haiyan(2001)	-1.79	1	-0.96	1	-1.75	0	-2.78	0
Maggie+(1999)	-1.63	2	-0.13	1	--	--	-1.15	3

(* 表示颱風波浪資料有遺缺, + 表示為蘇澳港颱風波浪資料, “—” 表示颱風行為超過推算限制)

四種模式所推算的示性波高及實測歷時圖分別如圖 3-5 至圖 3-8 所示, Gladys 颱風自形成颱風約 300 小時後逐漸接近台灣, 由圖 3-3 之颱風路徑圖顯示 Gladys 颱風在花蓮站的北邊穿越台灣, 因此花蓮站落在颱風的左半圓區域, 相對地形與陸地對在測站附近的風場結構影響較大。由圖 3-5 顯示兩個颱風推算模式在颱風波浪成長的階段推

算上，NN1、NN2 的推算皆有較實測值大但趨勢相同的結果，NN1-3、NN2、Yang(1988)與 SWAN(2005)預測最大示性波高值與實測颱風最大示性波高時誤差分別為 2.66 公尺、1.47 公尺、2.70 公尺、3.18 公尺之差異，在颱風波浪消退的部分，NN2 預測值比 NN1-3、SWAN 較接近觀測值，圖 3-5 中 NN1-3、NN2 在颱風波浪成長的區間有約 1 公尺的誤差，推算結果與實測值有相同的成長趨勢，而颱風波浪峰值的誤差來自於模擬風場與實際颱風風場的差異，在颱風波浪的峰值後的波浪迅速下降，4 個模式並無法反應出此現象。圖 3-5 的比較可看出 NN2 較 NN1-3、Yang(1988)與 SWAN(2005)模式計算出的推算值有較佳的表現。Holland 颱風風場模式目前沒有考慮陸地的效應，當颱風接近陸地時中央山脈與陸地阻隔接近地面及海面的風場，使得颱風風場的分佈變的不連續且複雜，這樣的結果也反應在實測的颱風波浪記錄上，而風場模擬的結果在這個部分就產生了極大的誤差，也直接造成颱風波浪推算結果的誤差。

圖 3-3 之颱風路徑圖顯示 Kent (1995)颱風在台灣南邊穿越巴士海峽，Kent 颱風的路徑接近台灣時花蓮坐落在颱風的右半圓區域，當颱風穿越巴士海峽後在進入中國大陸。以兩種模式所推算的示性波高及實測值比較如圖 3-6 所示。由圖 3-6 顯示在 Kent 颱風穿越巴士海峽期間的波浪資料遺缺，在比較實測的結果僅有 NN2 對颱風能定性的描述颱風波浪變動的趨勢且接近實測資料，而在颱風接近時 NN1 的推算波高與實測值相差較大，NN2 的推算波高在颱風波浪峰值到達後有高估的現象，這個誤差的產生判斷來自於對颱風風場忽略陸地遮蔽效應所致，以致於未能充分反應颱風波浪。表 2-6 內對這場颱風波浪推算比較結果顯示 NN1-3、NN2 與 SWAN 颱風最大示性波高時誤差分別為 2.21 公尺、0.47 公尺、1.20 公尺，顯示 NN2 較 NN1、SWAN 有佳的推算能力。

由圖 3-3 的 Haiyan 颱風的路徑顯示，此颱風緩慢往台灣前進後在接近花蓮站約 300 公里時轉向離開台灣。由圖 3-7 顯示 4 個模式在颱風到達前的波浪推算，由結果顯示預測均屬平滑成長，在颱風波浪成長的階段兩個模式都能反映出最大波浪到達的時間，表 2-6 顯示

NN1-3、NN2、Yang 與 SWAN 颱風最大示性波高時誤差分別為 1.79 公尺、0.96 公尺、1.75 公尺、2.78 公尺，而 NN2 的推算波高結果對實測值較 NN1-3、Yang 與 SWAN 之推算值有佳的模擬能力。

本文利用花蓮測站附近的蘇澳測站來進行推算颱風波浪。選擇測試的颱風為 Maggie 颱風 (1999)，此颱風路徑如圖 3-3 所示，颱風位於蘇澳站的東南方往西北西進行，經過巴士海峽後進入中國大陸。以 NN1-3、NN2 及 SWAN 推算 Maggie 颱風的示性波高及實測波高資料如圖 3-8 所示。由圖 3-8 顯示 3 個模式均可適當地推算蘇澳站的颱風波浪行為，在表 3-6 的比較 NN1-3、NN2 及 SWAN 颱風最大示性波高時誤差分別為 1.63 公尺、0.13 公尺、1.15 公尺，配合實測波高與 NN2 推算波高的相關係數為 R 為 0.964，3 個模式中以 NN2 有最佳的颱風波浪推算能力。NN2 對 Gladys 颱風與 Maggie 颱風推算結果相比較，Gladys 颱風是以颱風左半圓接近觀測站，而北半球颱風風向以逆時鐘方向旋轉的特性，造成了颱風右半圓風場一旦受陸地影響的同時也破壞颱風左半圓的風場，也造成波浪推算的誤差，Maggie 颱風接近台灣時波浪觀測站位於颱風右半圓風場內，所以風場結構相對較穩定也使的颱風波浪推算結果有較好的表現，而模式主要推算的誤差來自於颱風波浪由峰值開始的消退區間，由於颱風風場及波浪受陸地遮蔽，因而影響模式推算的準確度。整體而言，NN2 颱風波浪推算模式對推算點鄰近的區域具有良好的推算能力。

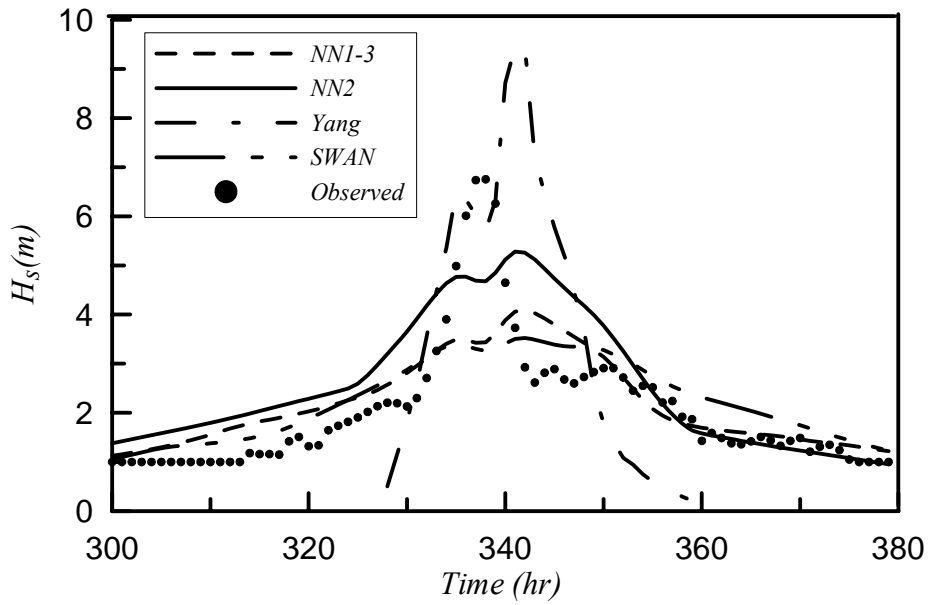


圖 3-5 不同模式推算花蓮港 Gladys 颱風波高歷線比較圖

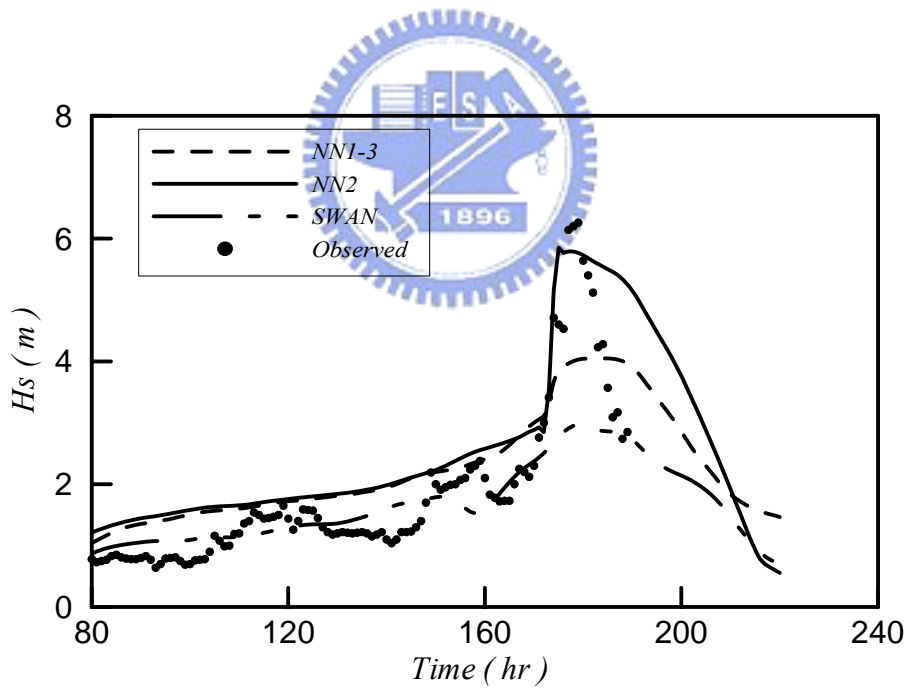


圖 3-6 不同模式推算花蓮港 Kent 颱風波高歷線比較圖

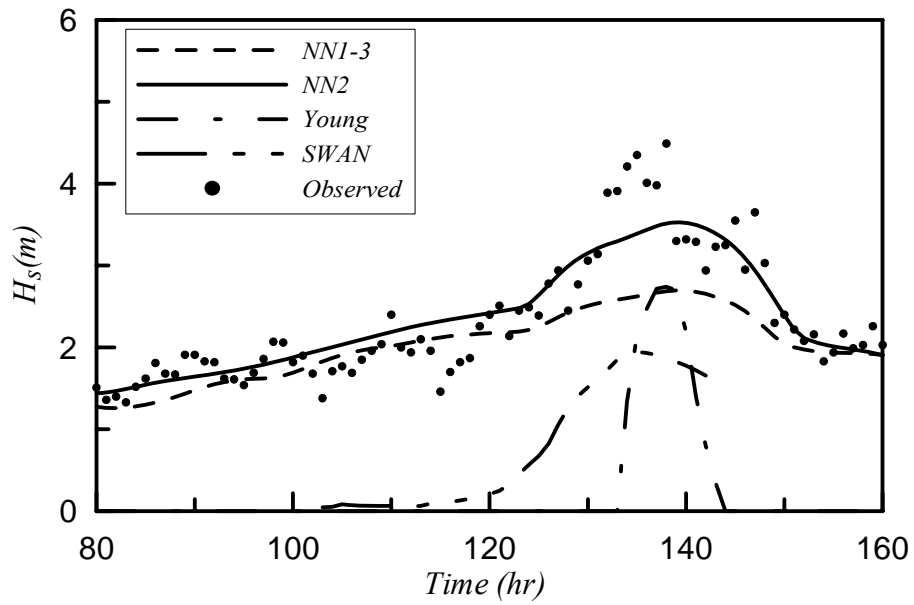


圖 3-7 不同模式推算花蓮港 Haiyan 颱風波高歷線比較圖

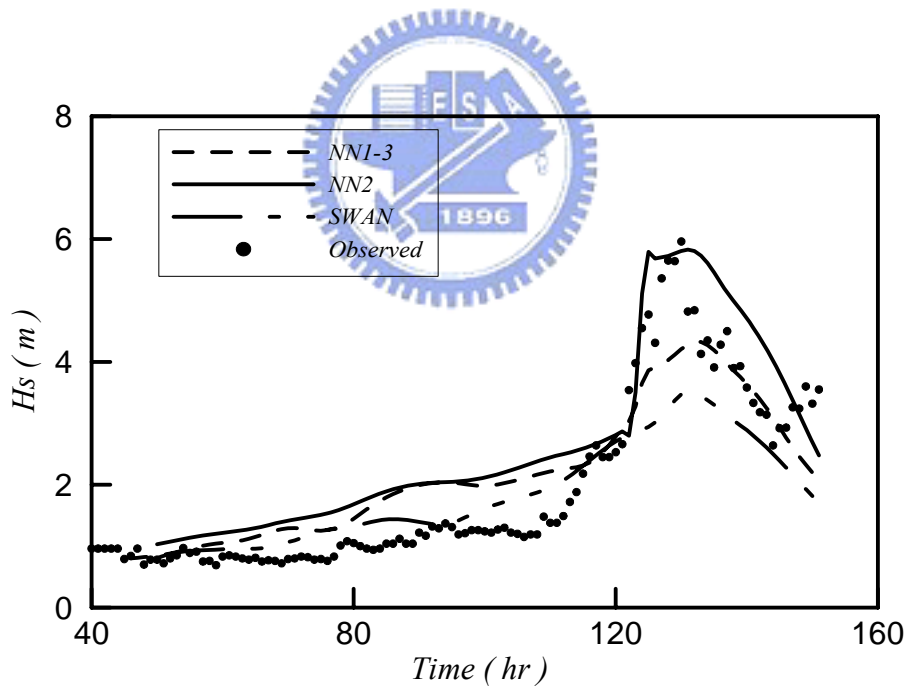


圖 3-8 不同模式推算蘇澳港 Maggie 颱風波高歷線比較圖

3-6 NN 模式之討論

NN1-3 模式的結構是 4-60-30-1，只考慮同一時間的颱風位置與風場對波浪的影響。NN2 模式的結構是 39-80-40-1，考慮 24 小時颱風變動位置與風場對波浪連續的影響，NN2 模式更能夠符合實際的現象。兩個模式經過相同資料的學習訓練程序後，對模式測試的結果顯示，NN2 模式能夠藉由學習資料建構廣義化的類神經結構，推算出較合理颱風波浪的發展過程。

藉由歸納模式建構學習與測試的過程中，模式 NN2 推算的結果可以觀察到目前模式推算上的限制：1.類神經網路的學習資料限制了應用的範圍。2.颱風接近時模式推算最大波高與波高峰值到達時間容易產生誤差。3.颱風受陸地影響時颱風風場無法即時反應，使颱風波浪推算產生明顯的誤差。

面對以上的限制，如何有效利用既有資料提高學習與廣義化的能力將是下一步改進的方向。資料的缺乏是模式學習過程中最大的限制，沒有學習經驗的颱風事件經過模式推算通常會產生較大的誤差，特別是路徑多變的颱風事件。其次，完整的颱風事件相對應的颱風波浪資料中，有顯著變化的資料通常只出現在颱風接近觀測區域時，所有的觀測資料中有波浪顯著變化的資料數量便減少許多。當學習資料在樣本空間不均勻時，模式推算結果也容易產生誤差。所以模式要具備良好的推算能力必須先對學習資料在質與量做要求。

模式中 NN1-2 較 NN2、NN1-3 的輸入參數多了颱風行進方向與觀測站夾角 θ_2 ， θ_2 的角色提供了颱風的左右半圓與觀測站的關係，以及提供風向變動的關係，推算結果顯示模式 NN2、NN1-3 有較 NN1-2 佳的準確性，這樣的結果與現實颱風波浪發展有些差異，結果顯然是 θ_2 的學習資料有缺陷所導致。

如何藉由相同學習資料提高模式推算能力與如何表現輸入參數對輸出的正確關係這兩個問題將是本模式修改的目標。

第四章 複合轉換函數之類神經網路模式

類神經網路建立的模式因為學習資料的數量與品質限制了模式的推算能力與應用範圍，颱風波浪資料的獲得常常因為儀器與環境的因素，限制了資料的數量與品質，其中颱風波浪資料更是不易獲得。以致於資料的樣本空間不均勻造成學習過程有缺陷，使模式推算結果產生誤差。為了充分利用有限的資料提高模式學習的能力降低學習與推算誤差，將藉由收集資料的特性進行分析，並配合已知的理論與現象強化模式輸入與輸出之間的關係。類神經網路結構中轉移函數擔負著這個重要的角色，選取正確的轉移函數除了可以達到強化輸入、輸出關係外也可以提高學習的效率、降低學習、推算的誤差。

4-1 複合轉換函數

類神經網路輸入參數端 V_{10} 與波高的關係，採用轉移函數做初步的區隔。如式 (2-25)：

$$f_{V_{10}}(\bar{V}_{10}) = \left(\frac{2}{1 + e^{(-2 \times \bar{V}_{10})}} \right) - 1$$



測站距離 r 與波高及轉移函數關係如圖 4-1 所示，測站距離 r 轉移函數 f_r 表示式可以表示為：

$$f_r = \text{Max}(f_{r1}, 0.5f_{r2}, 0.3f_{r3}, 0.2f_{r4}) \quad (4-1)$$

其中函數為 Gauss 函數，其定義為 $EXP[-(\bar{r}-c)^2/2\sigma^2]$ ，在不同區段之參數值 (c, σ) 分別為 $f_{r1}: (0, 0.05)$; $f_{r2} f_{r1}: (0.15, 0.1)$; $f_{r3} f_{r1}: (0.2, 0.3)$; $f_{r4} f_{r1}: (0.4, 0.5)$ 。而距離上之函數採用 Radial basis 函數，其定義為

$$f(\bar{r}) = e^{-(\bar{r})^2} \quad (4-2)$$

隨著颱風逐漸接近颱風波浪也相對增加，因此， \bar{r} 與波高成模糊的反比關係，類神經網路中相似性質且常使用的轉移函數為 Radial basis 函數如式 (4-2) 所示。由圖 4-1 的比較實測資料與式 (4-1) 及 (4-2) 結果可以確定，式 (4-1) 較能表達距離與波高變化的關係。

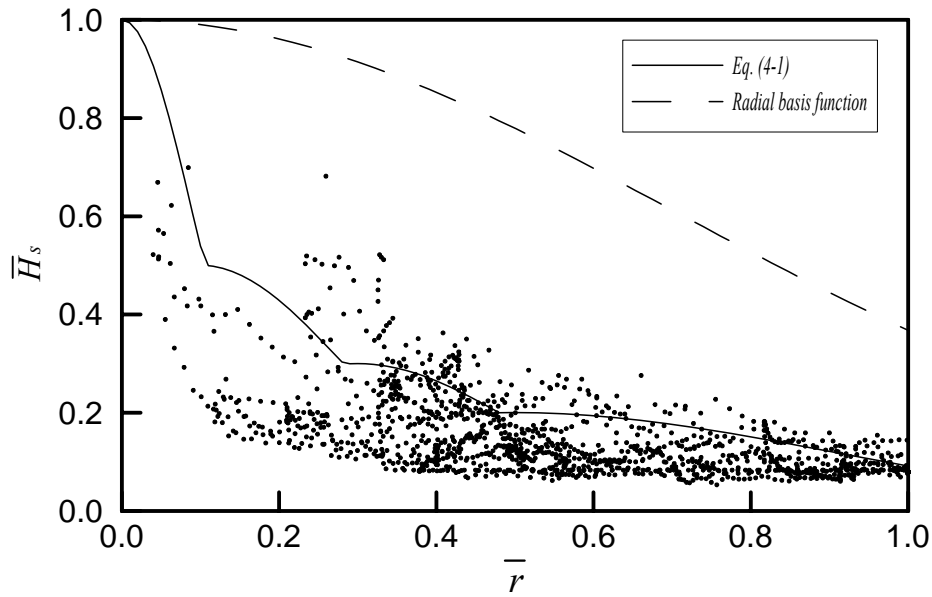


圖 4-1 測站至颱風中心距離 \bar{r} 與波高及轉移函數關係

測站與颱風中心方位角 θ_1 的角色在於提供颱風位置對模式的影響程度，與波高的轉移函數採用線性函數，方位角 θ_1 轉移函數 f_{θ_1} 表示式可以表示為：

$$f_{\theta_1}(\theta_1) = \begin{cases} 0, & \bar{\theta}_1 \leq 0 \\ \bar{\theta}_1, & 0 \leq \bar{\theta}_1 \leq 1 \\ 1, & 1 \leq \bar{\theta}_1 \end{cases} \quad (4-3)$$

由於颱風風場內風場強度分佈大致可依颱風行進方向區分左右半圓，由於利用風場左右半圓作用波浪的條件無法有效區分風波的關係，本研究將區間依颱風行進方向區分為4個如圖4-2所示，分別考慮4個區間與觀測站距離影響颱風波浪的行為，測站的颱風行進方向夾角 θ_2 與波高的轉移函數 $f_{\theta_{21}}$ 、 $f_{\theta_{22}}$ 、 $f_{\theta_{23}}$ 、 $f_{\theta_{24}}$ 表示式可以表示為：

$$f_{\bar{\theta}_2} = \begin{cases} \text{Max} \left(e^{\frac{-(\bar{\theta}_2 - c_1)^2}{2\sigma_1^2}}, e^{\frac{-(\bar{\theta}_2 - c_2)^2}{2\sigma_2^2}} \right) f_{\bar{r}}, & c_1 > c_2 \\ f_{\bar{r}}, & c_1 < c_2 \end{cases} \quad (4-4)$$

其中 $(c_1, \sigma_1, c_2, \sigma_2)$ 之參數在各區之值分別為 $f_{\theta_{21}}$ ：(0.66, 0.05, 0.84,

0.05); $f_{\theta_{22}} : (0.41, 0.05, 0.59, 0.05)$; $f_{\theta_{23}} : (0.16, 0.05, 0.34, 0.05)$; $f_{\theta_{24}} :$
 $Max [(0.91, 0.05, 1.0, 0.05), (0.0, 0.05, 0.09, 0.05)]$ 。

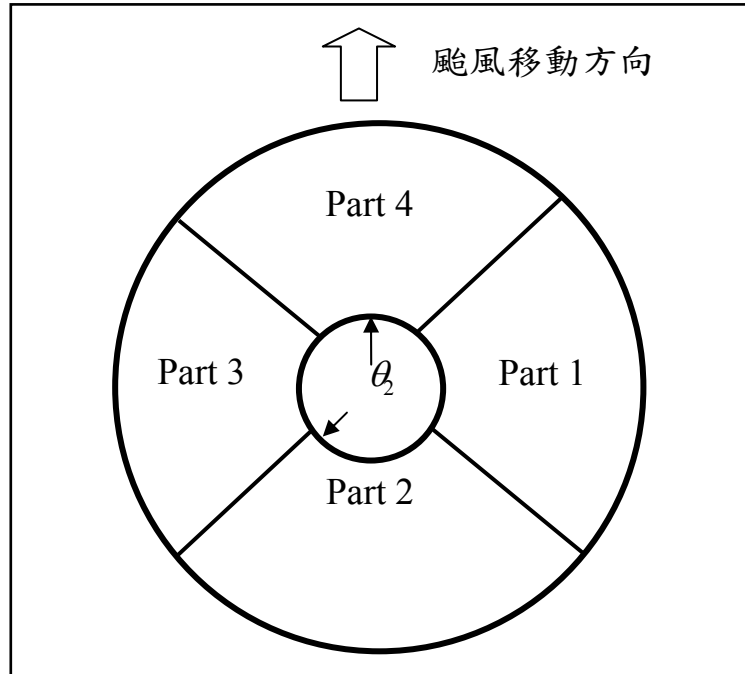


圖 4-2 颱風行進方向夾角 θ_2 之風場分區示意圖

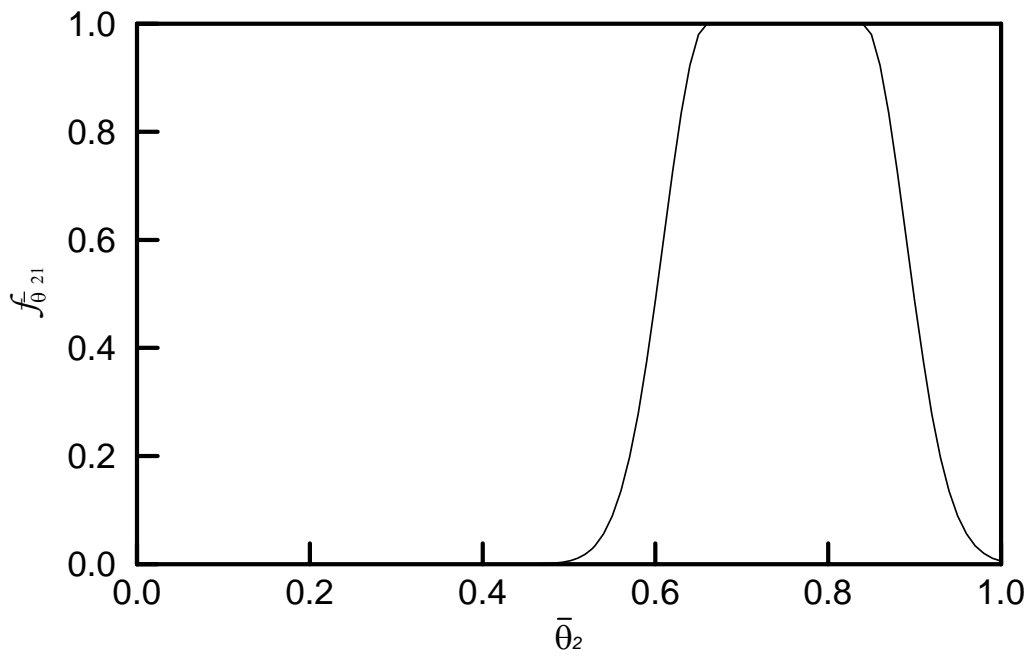


圖 4-3 $f_r = 1$ ，颱風行進方向夾角 θ_2 與轉移函數 $f_{\theta_{21}}$ 關係

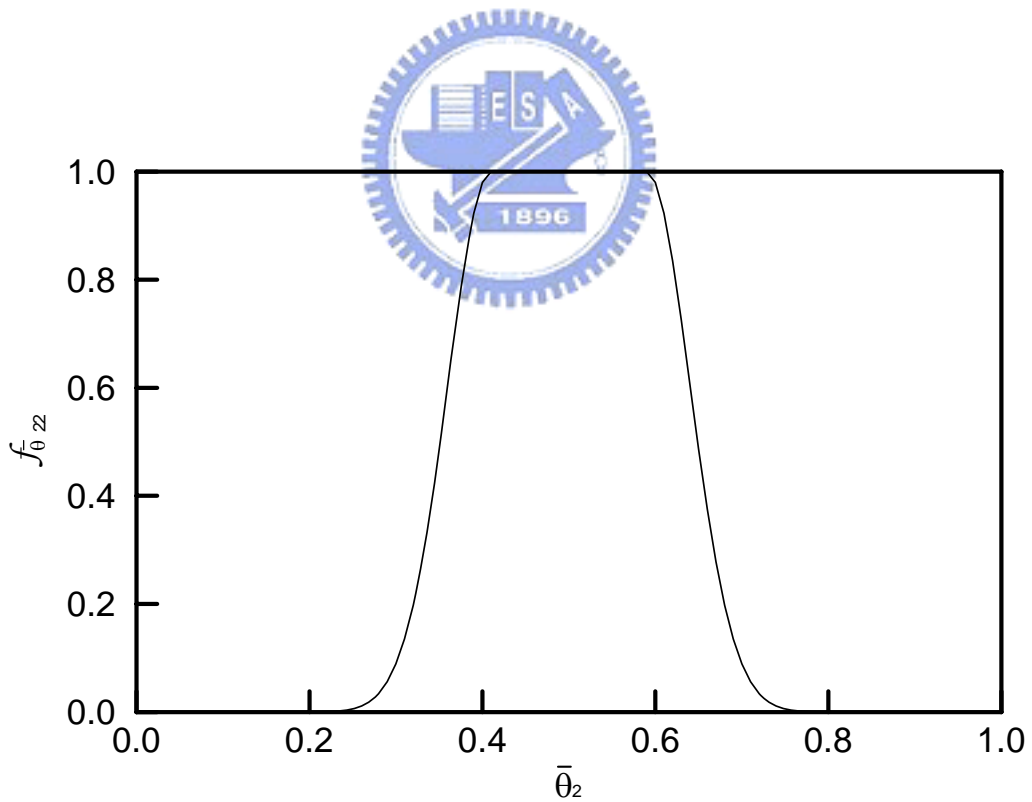


圖 4-4 $f_r = 1$ ，颱風行進方向夾角 θ_2 與轉移函數 $f_{\theta_{22}}$ 關係

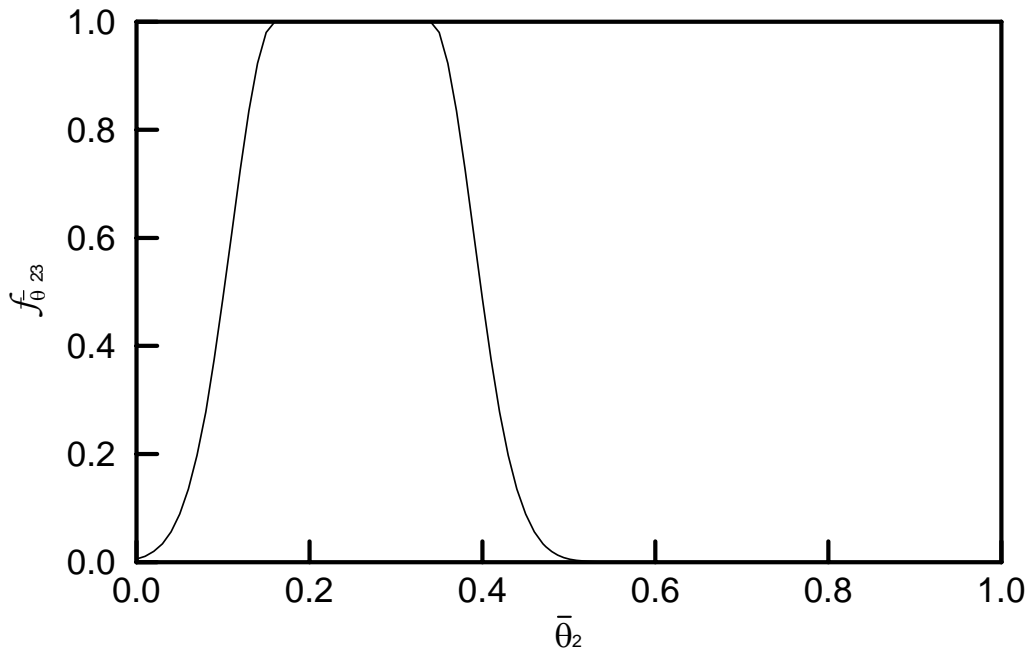


圖 4-5 $f_r = 1$ ，颱風行進方向夾角 θ_2 與轉移函數 $f_{\theta_{23}}$ 關係

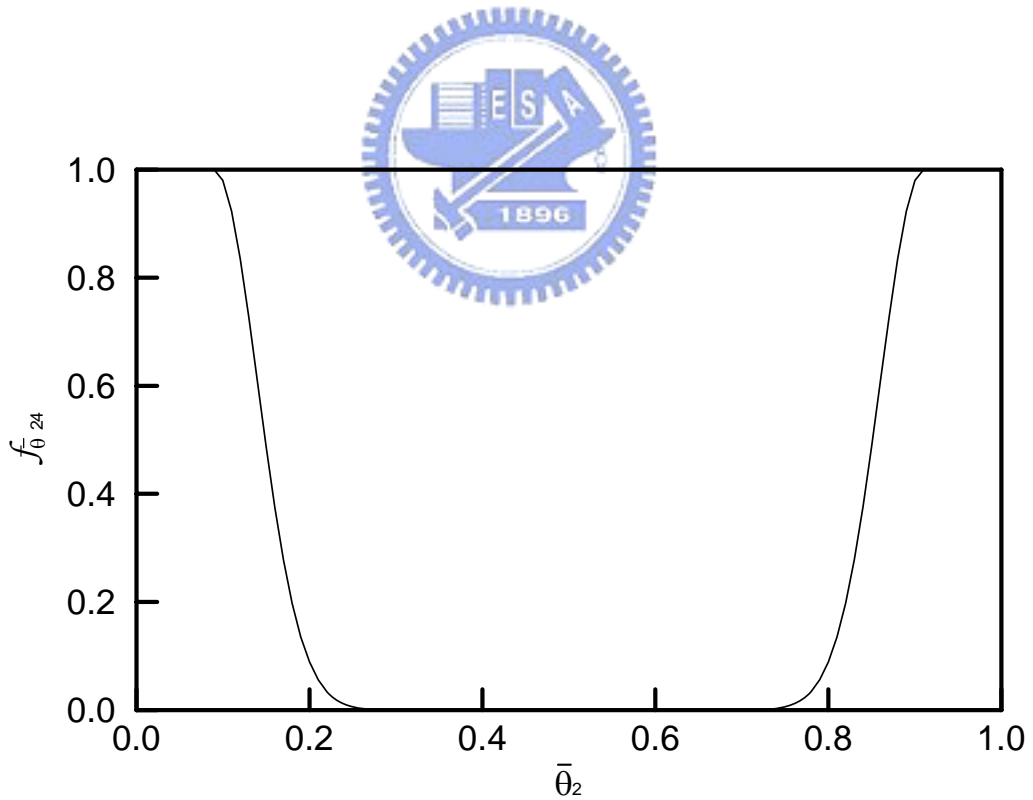


圖 4-6 $f_r = 1$ ，颱風行進方向夾角 θ_2 與轉移函數 $f_{\theta_{24}}$ 關係

4-2 複合轉換函數類神經網路架構

以式 (3-17) 架構的類神經網路，當在類神經網路學習資料有限的條件下，為了能夠分離出不同的颱風行為對造成颱風波浪的影響，由式 (3-17) 分離出 V_{10} 、 r 、 θ_1 、與 θ_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有 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的條件下，如下所示：

$$H_{sMT}(t) = \sum_{n=0}^{24} f(W \cdot [I]_{MT}(t) + b; t-n) \quad (4-5)$$

模式輸入參數為 $\mathbf{I}_{MT} = [f_{V_{10}}, f_r, f_{\theta_1}, f_{\theta_{21}}, f_{\theta_{22}}, f_{\theta_{23}}, f_{\theta_{24}}]^T$ ， 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。

以類神經網路利用 $f_{V_{10}}, f_r, f_{\theta_1}, f_{\theta_{21}}, f_{\theta_{22}}, f_{\theta_{23}}, f_{\theta_{24}}$ 之空間與時間變動的關係模擬颱風波浪的行為，增加 $f_{\theta_{21}}, f_{\theta_{22}}, f_{\theta_{23}}, f_{\theta_{24}}$ 的目的在於辨別颱風在 4 個區域的哪一個相對位置逐漸接近，以區別在不同區域接近時的差異對颱風波浪的影響，然而，因為增加輸入的參數而使類神經網路架構的規模更加龐大與複雜外，同時增加了模式學習訓練的時間與困難度，因此，利用式 (4-4) 之轉移函數將輸入參數中 $f_{\theta_{21}}, f_{\theta_{22}}, f_{\theta_{23}}, f_{\theta_{24}}$ 的 4 個輸入值控制在至少兩個輸入參數值為 0 的環境，避免因類神經結構增加而使學習造成不能收斂的可能。

為降低類神經網路結構的複雜性，將式 (4-5) 的類神經架構的輸入原本為 24 個小時內的 $f_{V_{10}}, f_r, f_{\theta_1}, f_{\theta_{21}}, f_{\theta_{22}}, f_{\theta_{23}}, f_{\theta_{24}}$ 的資料，改以每 4 小時的 $f_{V_{10}}, f_r, f_{\theta_1}, f_{\theta_{21}}, f_{\theta_{22}}, f_{\theta_{23}}, f_{\theta_{24}}$ 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。

經過試誤以及測試的結果，選擇類神經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)，由誤差率指標 EER 瞭解誤差的程度如式 (2-11)，當指標數在 20 以下表示模式誤差在可接受的範圍。模式中 h 為 $6360(49 \times 80 + 80 \times 40 + 40 = 7160)$ 其中 l 為 2500，誤差率

指標為 3.57 小於 20. 因此 2500 筆資料滿足 49-80-40-1 的網路架構。網路模式學習方法採用 LM 法，輸入參數的轉移函數整理如表 4-1 所示，模式命名為 NN-MT 模式。接著可以對模式進行學習訓練並檢測，以判斷模式結構的適用性與準確性。

表 4-1 輸入參數與複合轉換函數

正規化 輸入參數	複合轉換函數
\bar{V}_{10}	$f_{\bar{V}_{10}} = \frac{2}{\left(1 + e^{(-2 \times \bar{V}_{10})}\right)} - 1$
\bar{r}	$f_{\bar{r}} = \text{Max}(f_{\bar{r}_1}, 0.5 f_{\bar{r}_2}, 0.3 f_{\bar{r}_3}, 0.2 f_{\bar{r}_4})$ 其中 $f_{\bar{r}_i} = e^{\frac{-(\bar{r}-c)^2}{2\sigma^2}}, i = 1, 2, 3, 4$ $f_{\bar{r}_1}$ 之 (c, σ) 為 $(0, 0.05)$ $f_{\bar{r}_2}$ 之 (c, σ) 為 $(0.15, 0.1)$ $f_{\bar{r}_3}$ 之 (c, σ) 為 $(0.2, 0.3)$ $f_{\bar{r}_4}$ 之 (c, σ) 為 $(0.4, 0.5)$
$\bar{\theta}_1$	$f_{\bar{\theta}_1} = \bar{\theta}_1, 0 \leq \bar{\theta}_1 \leq 1$
$\bar{\theta}_2$	$f_{\bar{\theta}_2} = \begin{cases} \text{Max}\left(e^{\frac{-(\bar{\theta}_2-c_1)^2}{2\sigma_1^2}}, e^{\frac{-(\bar{\theta}_2-c_2)^2}{2\sigma_2^2}}\right) f_{\bar{r}}, & c_1 > c_2 \\ f_{\bar{r}}, & c_1 < c_2 \end{cases}$ $f_{\bar{\theta}_{21}}$ 之 $(c_1, \sigma_1, c_2, \sigma_2)$ 為 $(0.66, 0.05, 0.84, 0.05)$ $f_{\bar{\theta}_{22}}$ 之 $(c_1, \sigma_1, c_2, \sigma_2)$ 為 $(0.41, 0.05, 0.59, 0.05)$ $f_{\bar{\theta}_{23}}$ 之 $(c_1, \sigma_1, c_2, \sigma_2)$ 為 $(0.16, 0.05, 0.34, 0.05)$ $f_{\bar{\theta}_{24}}$ 之 $(c_1, \sigma_1, c_2, \sigma_2)$ 為 $(0.91, 0.05, 1.0, 0.05)$ or $(0.0, 0.05, 0.09, 0.05)$

4-3 NN 與 NN-MT 模式之驗證與比較

4-3-1 NN-MT 模式的學習

學習的颱風資料與波浪資料，如表 3-1 所示，模式各學習資料的颱風路徑如圖 3-2 所示。為進一步瞭解 NN-MT 模式與未經過修正轉移函數的類神經網路比較，NN2 及 NN3，其中 NN3 輸入參數與 NN-MT 相同 V_{10} 、 r 、 θ_1 、 θ_2 ，NN3 只是參數未經過多重轉移函數轉換，NN2、NN3、NN-MT 三個模式的輸入參數、轉移函數與網路架構如表 4-2 所示。

學習結果如表 4-3 所示，三個模式對於學習資料的學習程度相似，初步的比較下三個模式學習的能力相近， RMS 分別為 0.496、0.506、0.500，相關係數 R 分別為 0.815、0.818、0.820，三個模式對學習資料學習後的結果相似，由於 RMS 與 R 的比較對於颱風波浪短暫或局部的特性不容易分辨，因此要知道模式學習後推算的能力需要更進一步進行測試資料的檢驗，以瞭解三個模式對於短暫及局部變化的模擬能力。

表 4-2 颱風波浪推算模式 NN2、NN3 與 NN-MT 輸入參數、轉換函數與模式架構

Model	輸入參數轉換函數				模式架構
	\bar{V}_{10}	\bar{r}	$\bar{\theta}_1$	$\bar{\theta}_2$	
NN2 *	Satlin	Radial basis	Satlin	X	39-80-40-2
NN3	Satlin	Radial basis	Satlin	Satlin	36-80-40-1
NN-MT	$f_{V_{10}}$	f_r	f_{θ_1}	$f_{\theta_{21}}, f_{\theta_{22}},$ $f_{\theta_{23}}, f_{\theta_{24}}$	49-80-40-1

表 4-3 不同模式示性波高 H_s 檢測均方根誤差 (RMS) 與相關係數 (R) 比較

模式	輸入函數	測試資料	
		RMS	R
NN2	$V_{10} r \theta_1$	0.496	0.815
NN3	$V_{10} r \theta_1 \theta_2$	0.506	0.818
NN-MT	$V_{10} r \theta_1 \theta_2$	0.500	0.820

4-3-2 NN-MT 模式的驗證

用來驗證模式推算的資料為花蓮測站的 Gladys (1994) 颱風、Kent (1995) 颱風、Haiyan (2001) 颱風以及蘇澳測站的 Maggie (1999) 颱風，檢驗模式的颱風資料如表 3-2 所示，檢驗資料的颱風路徑如圖 3-3 所示。

三個模式對這四場測試颱風推算結果進行均方根誤差 (RMS)、颱風波浪歷線最大波高誤差 $\Delta H_{S,peak}$ 以及最大波高發生時間的誤差 Δt_p 進行比較，比較結果如表 4-4 所示。三個模式對四場颱風的 RMS 最大差異約在 0.28，三個模式 RMS 平均值分別為 0.71、0.90、0.73，其中以 NN2 及 NN-MT 有較低且相近的均方根誤差。三個模式對於颱風波浪歷線最大波高誤差 $\Delta H_{S,peak}$ 對每場颱風的推算結果都有不同的差異，三個模式 $\Delta H_{S,peak}$ 最大差值為出現在 NN2 與 NN-MT 推算 Gladys 颱風時，分別為 -1.47 與 0.45，三個模式的 $\Delta H_{S,peak}$ 平均值分別為 -0.69、-0.76、-0.47， $\Delta H_{S,peak}$ 最大誤差範圍為 [-1.47, 0.13]、[-1.09, 0.03] 與 [-1.14, 0.45]。三個模式最大波高發生時間的誤差 $\Delta t_{p,delay}$ 範圍為 [-2, 3]、[-7, 2] 與 [-1, 3]。在綜合 RMS、 $\Delta H_{S,peak}$ 、 Δt_p 三個參數的比較，NN2 具有最小的 RMS 值，在 $\Delta H_{S,peak}$ 最大誤差範圍為內的 $\Delta H_{S,peak}$ 平均值偏差大，最大波高發生時間的誤差 Δt_p 範圍有較低的誤差。NN3 相

對於 NN2 的結果進行比較， NN-MT 與 NN2 在 RMS 比較上相近，在 $\Delta H_{S,peak}$ 、 Δt_p 的比較上略優於 NN2，歸納比較的結果 NN-MT 的推算能力略優於 NN2，因此需要更進一步比較模式推算颱風波浪波高歷線的差異確認模式推算的能力。

圖 4-7 至圖 4-10 為以 NN2、 NN3 與 NN-MT 模式推算颱風波浪示性波高與實測適性波高的比較圖，圖中 X 座標軸表示颱風形成後的時間，其單位為時間，Y 座標軸為颱風波浪示性波高，其單位為公尺表示。

表 4-4 NN2、 NN3 與 NN-MT 預測颱風示性波高 RMS , ΔH_{sp} and Δt_p 之比較

Model		Gladys	Kent	Haiyan	Maggie*
RMS (m)	NN2	1.01(.150)	0.76(.121)	0.29(.065)	0.78(.131)
	NN3	1.24(.184)	0.88(.140)	0.49(.109)	0.99(.166)
	NN-MT	1.18(.175)	0.60(.095)	0.33(.073)	0.80(.134)
ΔH_{sp} (m)	NN2	-1.47(.218)	-0.47(.075)	-0.96(.214)	0.13(.022)
	NN3	-1.00(.148)	-1.09(.173)	-0.98(.218)	0.03(.005)
	NN-MT	0.45(.067)	-1.14(.181)	-0.55(.122)	-0.65(.109)
Δt_p (hr)	NN2	3	-2	1	-1
	NN3	2	0	-7	-1
	NN-MT	1	-1	3	2
$H_{sp,m}$ (m)		6.75	6.29	4.49	5.96

Gladys 颱風在生成後颱風運動軌跡如圖 3-3 所示，屬於穿越台灣的颱風型態，由表 4-4 所示三個模式的比較顯示，NN-MT 模式在 $\Delta H_{S,peak}$ 、 $\Delta t_{p,delay}$ 產生的誤差較小，配合圖 4-7 之三個模式推算 Gladys 颱風波浪示性波高與實測示性波高的結果，可知 NN2 與 NN3 推算示

性波高值在颱風波浪歷線的峰值較實測值低， NN-MT 在颱風波浪歷線上升段較 NN2、NN3 計算的結果接近觀測值，由於 Holland 風場模式無法將陸地的影響反應在風場分佈，以致於颱風波浪歷線在消退區段，三個模式皆無法充分準確的描述波浪的改變。

Kent 颱風的路徑如圖 3-3 所示，表 4-3 所示三個模式的比較，顯示 NN-MT 模式在 $\Delta H_{S,peak}$ 有 1.14 公尺的誤差， Δt_p 產生的誤差較小，以圖 4-8 之三個模式推算 Kent 颱風之示性波高與實測示性波高的結果，發現圖中 NN2 推算示性波高值在颱風波浪歷線的峰值出線約 0.5m 的偏差，但 NN-MT 在颱風波浪歷線上升段較 NN2、NN3 計算的結果接近觀測值，而在颱風波浪歷線在消退段時，雖然三個模式皆無法描述實際波浪的行為，但是 NN-MT 的推算結果顯示波浪歷線的變動趨勢較接近實測值。

Haiyan 颱風的路徑如圖 3-3 所示，表 4-3 所示三個模式的比較，除了 NN3 有較大的誤差外，NN2 與 NN-MT 皆有不錯的推算結果，配合圖 4-9，三個模式推算 Haiyan 颱風之示性波高與實測示性波高的結果知，NN-MT 在颱風波浪歷線上升段較 NN2 計算的結果更接近觀測值，由於颱風風場未受到陸地的影響所以颱風波浪歷線在消退段時 NN2、NN-MT 皆能模擬實際波浪的行為，且 NN-MT 推算示性波高值在颱風波浪歷線的峰值發生的位置及波高大小相當接近，整體而言 NN-MT 具有較佳的模擬與預測的能力。

進一步將花蓮港建立的三個模式，對附近的蘇澳港進行推算颱風波浪測試，花蓮與蘇澳港的相對位置如圖 3-2 所示，希望藉由測試結果以了解三個模式對附近區域推算颱風波浪的能力，Maggie 颱風的路徑如圖 3-3，表 4-3 顯示 NN-MT 推算在 $\Delta H_{S,peak}$ 有 0.65 公尺的誤差，而圖 4-10 看出 NN2 及 NN3 推算示性波高值與實測波高值接近，NN-MT 推算值在颱風波浪歷線的峰值波高大小較實測值低，三個模式在颱風波浪歷線上升段計算的結果相似，在颱風波浪歷線在消退段時三個模式模擬的誤差結果與 Kent 颱風相似，仍然以 NN-MT 的推算結果的波浪歷線的變動趨勢較接近實測值。

由以上 NN2、NN3 及 NN-MT 的模擬結果，可以初步瞭解各個類神經網路系統對於推算颱風波浪的成效。NN-MT 模式計算包括颱風波浪能量供給、颱風運動路徑與颱風角度變化對颱風波浪行為的影響，以花蓮港海域建立的 NN-MT 模式在颱風風場不受陸地影響的情況下能夠提供相當穩定的颱風波浪預測，對於其他類型颱風波浪的推算結果亦能作為預警防災的參考。

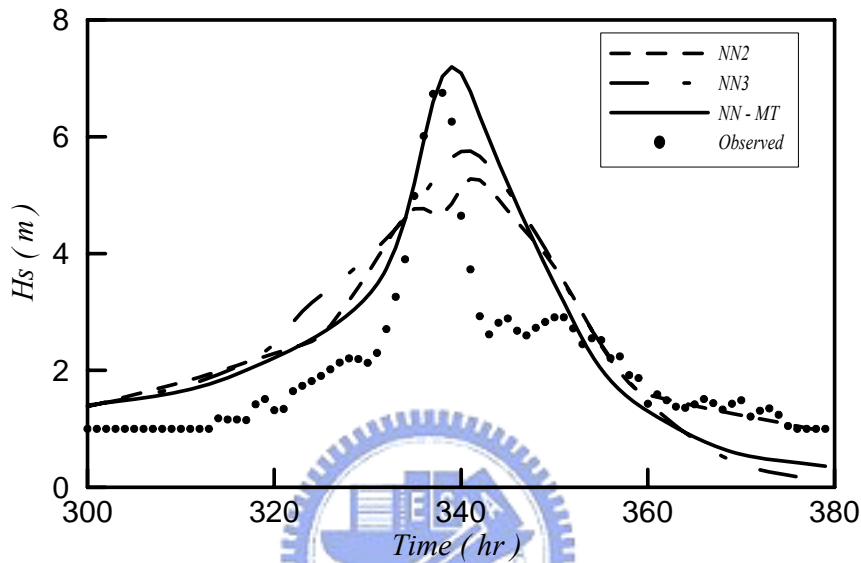


圖 4-7 以 NN2、NN3 及 NN-MT 推算花蓮港 Gladys 颱風波高與實測值之比較

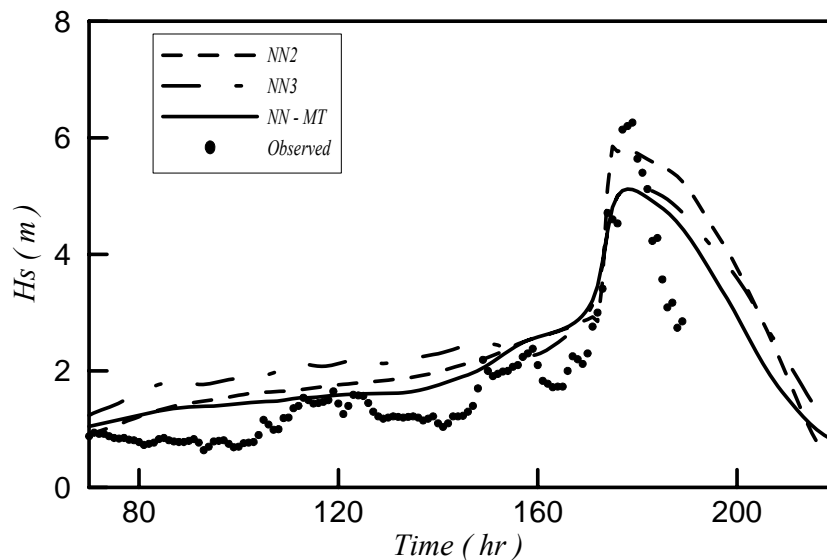


圖 4-8 以 NN2、NN3 及 NN-MT 推算花蓮港 Kent 颱風波高與實測值之比較

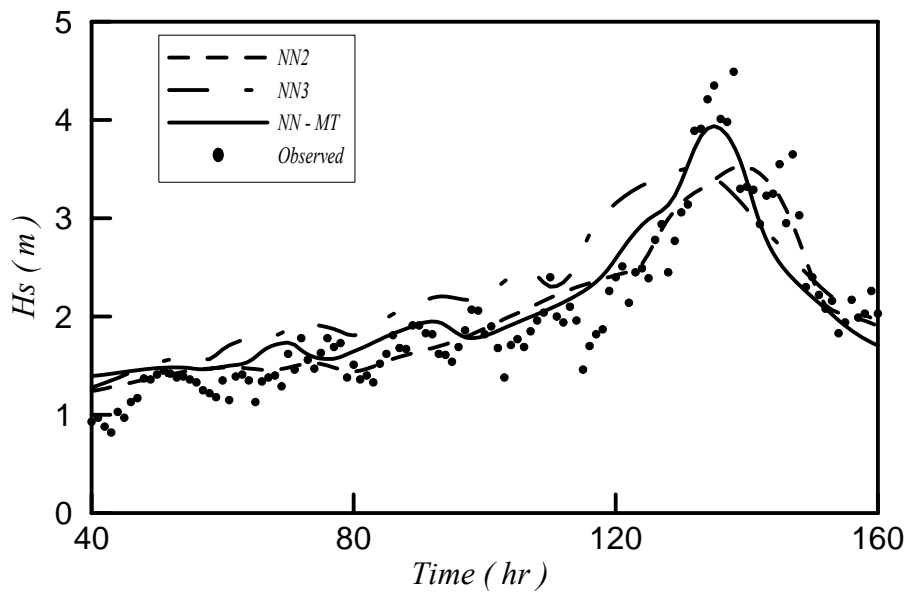


圖 4-9 以 NN1、NN3 及 NN-MT 推算花蓮港 Haiyan 颱風波高與實測值之比較

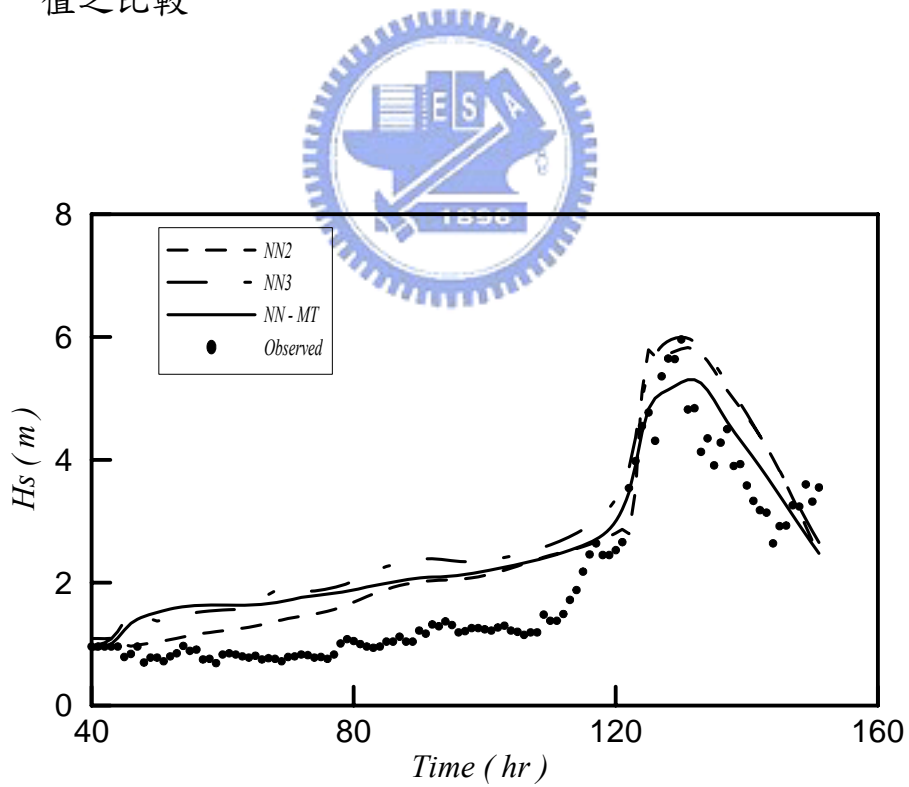


圖 4-10 以 NN1、NN3 及 NN-MT 推算蘇澳港 Maggie 颱風波高與實測值之比較

4-4 NN-MT 模式之討論

模式以能量平衡方程式為基礎並配合參數形式的颱風模式 Holland wind Model 藉由輸入參數與輸出函數間的關係，修正類神經網路轉換函數組成 NN-MT 模式，並以台灣東部海域花蓮港為例。經由 NN-MT 與 NN2、NN3 兩個未經修正轉換函數的類神經網路比較，模式測試的結果顯示，NN-MT 可以有效且穩定的計算出推算區域內颱風波浪的行為。但是 NN-MT 模式以 Holland 風場模式模擬的颱風風場無法計算風場與陸地交互影像後的風場分佈，所以當風場受到地形影響時模式無法充分反應出颱風波浪行，對於這樣的限制可以藉由結合即時風場資料或是更精準的颱風風場計算模式得到改善。

本章發展的 NN-MT 模式以類神經網路為基礎，因此模式亦具有自我學習的能力，利用每次颱風事件後的颱風波浪資料對 NN-MT 模式進行修正，以因應該區域的地形地貌或是海象的改變。此外，在地形條件無劇烈變化的限制下，本模式可以擴大推算範圍，以提供鄰近區域颱風波浪推算的模擬與校正。因此，以類神經網路為核心並修正轉換函數所建構的颱風波浪推算模式，達到模式建構過程容易、計算快速、計算結果準確及模式具自我修正調校功能的目標，同時避免於一般數值模式需較長計算時間並且擁有令人滿意之預測能力。

對於海島地形的台灣由於中央山脈及地形的影響，間接或直接影響颱風風場的結構以及波浪傳遞的特性，為提高模式應用的區域與範圍，應將陸地對於颱風波浪影響的效應在模式中加以修正，以提高模式推算的準確度。對陸地的修正方式可以參考的方向包括：1. 實測資料的統計分析；2. 經驗公式的修正；3. 相關理論的修正，藉由多種修正的方式逐步提高模式推算的能力，使模式應用達到實用的目標。

第五章 模糊-類神經混合網路模式

本章延續第四章中 NN-MT 的建構模式，增加陸地效應對颱風波浪影響的修正，提高類神經模糊網路颱風波浪推算模式應用的範圍與準確性，而建構一個符合台灣環境之颱風波浪推算模式的流程。本章結合模糊理論與 NN-MT 模式的建立兩種模糊-類神經混合網路架構，加強颱風波浪推算模式中陸域效應的修正功能，兩個模式分別藉由對陸域特性建構的模糊歸屬函數進行網路結構與運算上的修正，經模式測試與比較，優選較佳的網路結構模式以提供日後應用的參考。

5-1 陸地效應分析

臺灣的地形如圖 5-1 所示，台灣本島南北向長度約 385 公里，東西最大寬度約 143 公里約有 2/3 山地，中部、東部山地統稱為中央山脈，中央山脈海拔高度大部分在 3000 公尺以上，中央山脈主峰高達 3952 公尺，將台灣區分為東部與西部。颱風中心接近台灣東部或登陸，颱風風場受中央山脈之阻擋，颱風底層受影響而逐漸消滅，而上層仍可通過，通過後仍能再發展，不過威力已不如登陸前強烈。受中央山脈之阻擋的風場仍會持續作用於所在的海域，對波浪的影響直至滯留的風場消失為止。

在西太平洋台灣東部海域生成的颱風大部分向西行進，行進方式或經過台灣陸地或接近台灣後轉向。少部分的颱風在南中國海生成向東行進後穿越台灣或沿台灣海峽北上威脅台灣西岸，不論哪一種颱風在接近台灣時受到陸地的影響，台灣東、西岸颱風波浪的發展都會有明顯的不同，依據中央氣象局的統計 1897-2004 年之颱風路徑圖示如圖 5-2。由圖 5-2 可知通過臺灣北部及北部海面向西或西北進行者占 26%。通過中部向西或西北進行者占 13%。通過南部及南部海上向西或西北進行者占 32%。沿東岸或東部海面北上者占 12%。沿西岸或臺灣海峽北上者占 6%。通過中南部再向東北出海者占 7%。路徑特殊不能併入以上六類者占 4%。侵襲台灣的颱風主要來自台灣東岸的佔 84%。因此，花蓮港海域的颱風波浪推算更需要將陸地效應納入模式推算波浪的考量，以提供較準確的颱風波浪發展的結果。

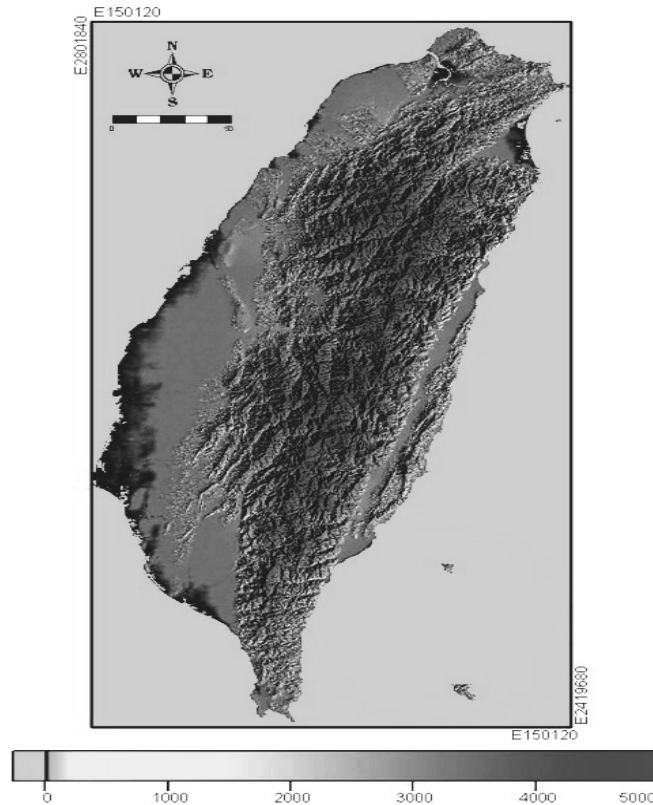
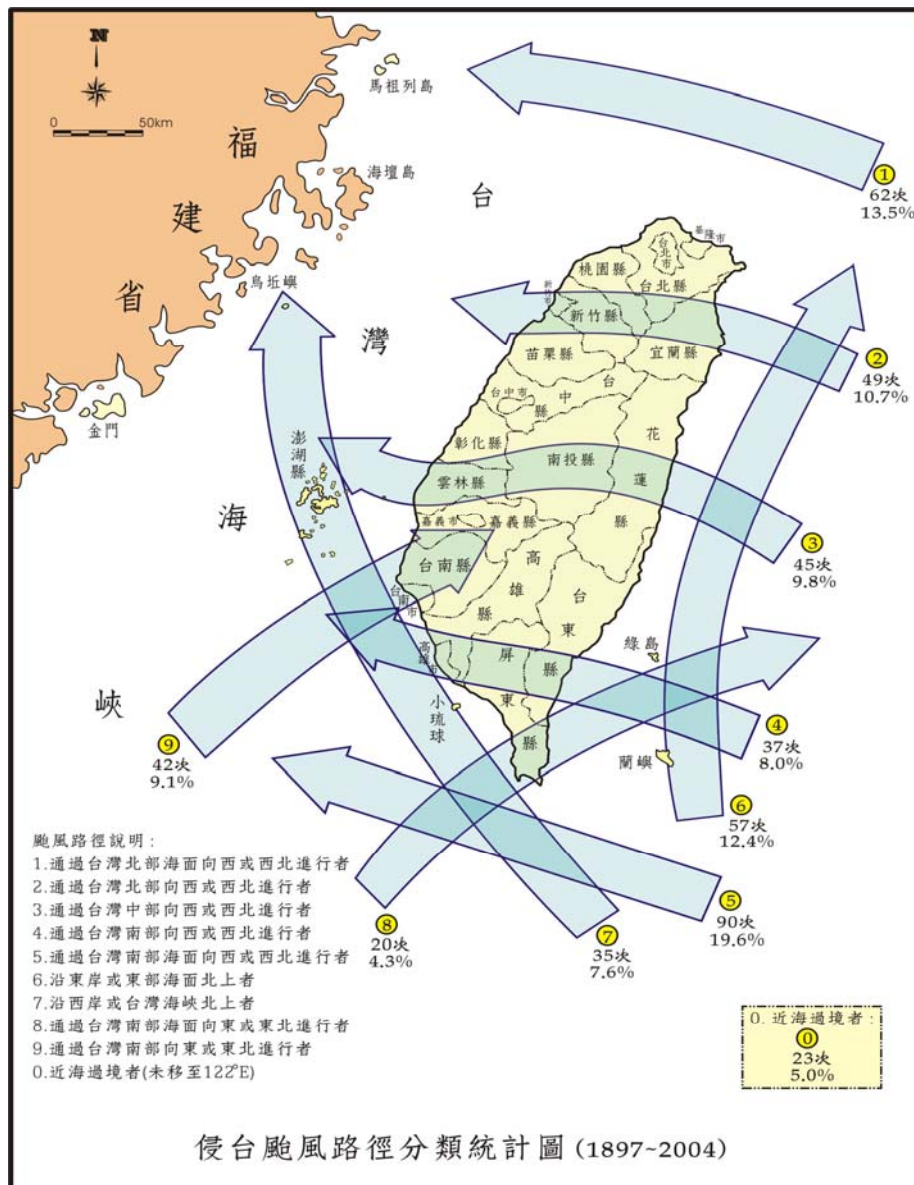


圖 5-1 台灣陸地地形圖

台灣位處於颱風好發區域，島嶼形式的陸地產生與颱風的交互作用相當複雜。因颱風風場和陸地之間的交互作用複雜，以致於目前參數颱風模型仍然難以準確的估算，當颱風接近或登陸時將無法準確計算風場風速而導致颱風波浪無法準確推算預測。因此颱風受到陸地影響時，以目前的數值模式（WAN，SWAN）或是經驗公式（Young，1988）計算颱風波浪都不容易獲得準確的結果，若再要利用觀測站資料對數值模式或是經驗公式的波浪推算模式進行修正或更新，處理上更是複雜且效果有限。

當颱風接近陸地或者登陸時，風速因地形影響一般會逐漸降低，因此波浪逐漸的衰減。對於因陸地影響導致的波浪衰減效應，可由因地形影響之颱風位置及規模與示性波高之關係建立後，適當的修正模式之推算能力。颱風位置、風場與波浪相互間呈現一個定性的模糊關係，也就是只當颱風接近陸地時近岸會產生最大波浪，當颱風登陸後受陸地影響後颱風波浪就逐漸降低之趨勢，然而二者關係卻是模糊不

明的。因此以經驗及觀測資料配合類神經網路，藉由學習的過程建構颱風位置、規模、波浪與作用時間之間的模糊關係，達到提高推算颱風波浪準確度的目的。



資料來源：1. 颱風分類：中央氣象局網站颱風項目下之專業查詢 (<http://www.cwb.gov.tw/V4/index.htm>)

2. 颱風統計：中央氣象局科技研究中心專題研究報告「百年侵台颱風路徑圖集及其應用」[(CWB86-1M-01), 87.6]及氣象局1997~2004年颱風資料

圖 5-2 影響台灣地區颱風路徑分類統計圖(1897~2004)

5-2 花蓮港模糊歸屬函數

模糊歸屬函數的建立在於定性的表達外在環境對颱風波浪的影響，以台灣花蓮港海域為例，當颱風由台灣東部海域向西行進時，颱風愈接近花蓮港海域颱風波浪的成長就越快，其中又以颱風右半圓接近時颱風圈內之波高可以達到最大值，當颱風結構接觸陸地後風場受到影響，颱風波浪發展也受到限制，隨著颱風登陸甚至穿越台灣後颱風波浪的發展迅速降低。同時考慮颱風波浪傳遞與陸地的關係時，可以採用花蓮港為中心沿台灣東岸陸地做延伸線將影響颱風波浪發展的機制區分成兩個部分。當颱風接近或穿越界線時颱風波浪將逐漸受到陸地的影響，再考慮颱風行進路線是以左半圓或右半圓的運動方式接近時，就可以藉由經過花蓮港且平行緯度線再將原本兩個區域切為四個區域，分別為 Area1、Area2、Area3、Area4，如圖（5-3）所示。

陸地影響颱風波浪依颱風圈內之波高特性區分為三個部分，分別建立其歸屬函數（membership function），首先考慮 NN-MT 模式的發展已經區分了颱風左、右半圓接近對颱風波浪的影響，因此 Area1、Area4 可以視為同一個區域，當颱風位於這個區域內，對各個影響颱風波浪參數的修正參數是 1，假設颱風 7 級暴風半徑最大值約 500 公里，因此，隨著颱風遠離，距離由 500 公里遞增而修正參數由 1 遞減至 0.2。當颱風位於台灣西部時將 Area2、Area3 設定為同一區，由於受陸地的遮蔽，影響花蓮颱風波浪的程度相對很低，參數的修正設定為 0.2，修正參數 $\mu_1(r, \theta_1)$ 函數關係為：

$$\mu_1(r, \theta_1) \begin{cases} = \text{Max} \left(e^{-\frac{(r-c_1)^2}{2\sigma_1^2}}, e^{-\frac{(r-c_2)^2}{2\sigma_2^2}} \right) \times \text{Max} \left(e^{-\frac{(\theta_1-c_3)^2}{2\sigma_3^2}}, e^{-\frac{(\theta_1-c_4)^2}{2\sigma_4^2}} \right) \\ + \text{Max} \left(e^{-\frac{(r-c_5)^2}{2\sigma_5^2}}, e^{-\frac{(r-c_6)^2}{2\sigma_6^2}} \right) \times \text{Max} \left(e^{-\frac{(\theta_1-c_7)^2}{2\sigma_7^2}}, e^{-\frac{(\theta_1-c_8)^2}{2\sigma_8^2}} \right) \\ = 1, \quad c_1 < c_2, c_3 < c_4, \quad c_5 < c_6, c_7 < c_8 \end{cases} \quad (5-1)$$

其中 $(c_1, \sigma_1, c_2, \sigma_2) = (0, 10, 500, 500)$, $(c_3, \sigma_3, c_4, \sigma_4) = (0, 10, 30, 10)$, $(c_5, \sigma_5, c_6, \sigma_6) = (0, 10, 500, 500)$, and $(c_7, \sigma_7, c_8, \sigma_8) = (210, 10, 360, 10)$ 是依照台灣環境與氣象條件所設定。參數 $c_i (i=1,8)$ 表達颱風在 Area 1 or Area 4 時 7 級暴風半徑 500 公里範圍內不同位置對颱風波浪的影響。而參數 $\sigma_i (i=1,8)$ 提供颱風波浪與颱風位置可能的定性函數關係。當颱風接近時花蓮港海域進入影響範圍時，距離逐漸降低而颱風風速快速增加，對颱風波浪發展的影響程度也增加。

當颱風遠離的時候，在花蓮港海域上颱風風場風速隨著距離增加逐漸降低。所以將變數設定為 $\sigma_1 = \sigma_5 = 10 \text{ km}$ ，其中 σ_2 、 σ_6 是指颱風影響範圍的半徑 500 km。颱風中心到花蓮港海域的方位角位置 θ_1 在花蓮港沿陸地往南的延伸的邊界約在 30° ，在花蓮港沿陸地往北的延伸的邊界約在 210° 。所以，方位角 θ_1 描述東岸海域的範圍分別是 $[0^\circ, 30^\circ]$ 及 $[210^\circ, 360^\circ]$ 。

第二部分的修正是對颱風中心非常接近觀測站登陸，對於 Area 1 的颱風進入時 Area 2 時，颱風以左半圓接近花蓮港觀測站，此時颱風中心波浪分佈與風速分佈相似並直接影響觀測站，當颱風登陸後受到高山阻隔風場影響波浪程度迅速降低，如圖 4-4 所示，這個部分修正參數 $\mu_2(r, \theta_1)$ 函數關係如公式 (5-2) 所示。

$$\mu_2(r, \theta_1) = \begin{cases} \text{Max} \left(e^{-\frac{(r-c_1)^2}{2\sigma_1^2}}, e^{-\frac{(r-c_2)^2}{2\sigma_2^2}} \right) \times \text{Max} \left(e^{-\frac{(\theta_1-c_3)^2}{2\sigma_3^2}}, e^{-\frac{(\theta_1-c_4)^2}{2\sigma_4^2}} \right) \\ 1, \quad c_1 < c_2, c_3 < c_4 \end{cases} \quad (5-2)$$

其中 $(c_1, \sigma_1, c_2, \sigma_2) = (0, 10, 30, 10)$ 、 $(c_3, \sigma_3, c_4, \sigma_4) = (180, 10, 210, 10)$ 。當 $r \approx 30 \text{ km}$ ，中央山脈對颱風風場有最大影響，同時也造成颱風波浪迅速的衰減。所以設定 $c_1 = 0$ 、 $c_2 = 30 \text{ km}$ 符合環境的條件，變數 σ_1 及 σ_2 ，考慮 r 對波浪的模糊關係，因此設定為 10 km 。變數 σ_3 及 σ_4 ，在東岸的環境條件下考慮颱風波浪與 θ_1 間的模糊關係假設為 10° 。所以方位角 θ_1 在 c_3 及 c_4 值設定為 180° 及 210° 。

第三部分的修正是對颱風中心非常接近觀測站登陸，對於 Area 4 的颱風進入時 Area 3 時，颱風以右半圓接近觀測站，颱風中心波浪分

佈與風速分佈相似並直接影響觀測站，當颱風登陸後風場持續作用觀測站附近海域，穿過台灣後受到高山阻隔後風場影響波浪程度迅速降低如圖 4-4 所示，這個部分修正參數 $\mu_3(r, \theta_1)$ 函數關係如公式 (5-2) 所示與 $\mu_2(r, \theta_1)$ 形式相同，變數設定有些調整，其中 $(c_1, \sigma_1, c_2, \sigma_2) = (0, 10, 70, 10)$ 及 $(c_3, \sigma_3, c_4, \sigma_4) = (30, 10, 80, 10)$ 。而兩個模糊歸屬函數 $\mu_2(r, \theta_1)$ 與 $\mu_3(r, \theta_1)$ 表達了颱風接近方式不同對颱風波浪影響的差異。

本文所提 2D 模糊歸屬函數如圖 5-5，函數的變數為颱風中心與觀測站距離及方位角 r, θ_1 。模糊歸屬函數聯合了三個個別的模糊歸屬函數，完整的表達如公式 (5-3) 所示：

$$\mu(r, \theta_1) = \text{Max}\{\mu_1, \mu_2, \mu_3, 0.2\} \quad (5-3)$$

其中 2D 歸屬函數的最小值設定為 0.2，主要目的是避免 0 值的輸入經過運算造成系統輸出為 0 的結果。

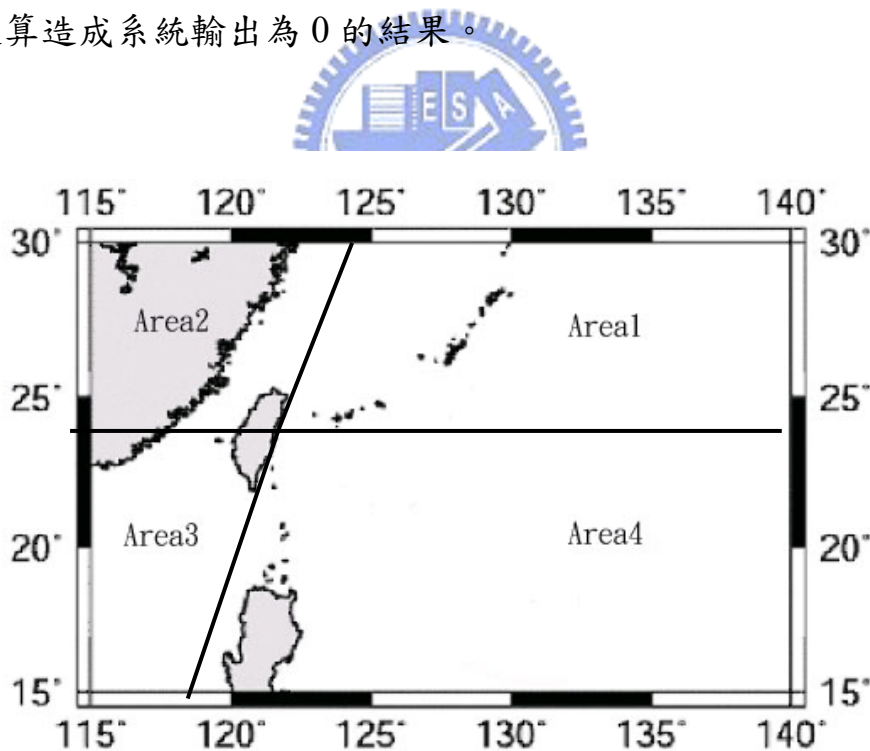


圖 5-3 台灣東岸花蓮港位置與陸地影響區域區分

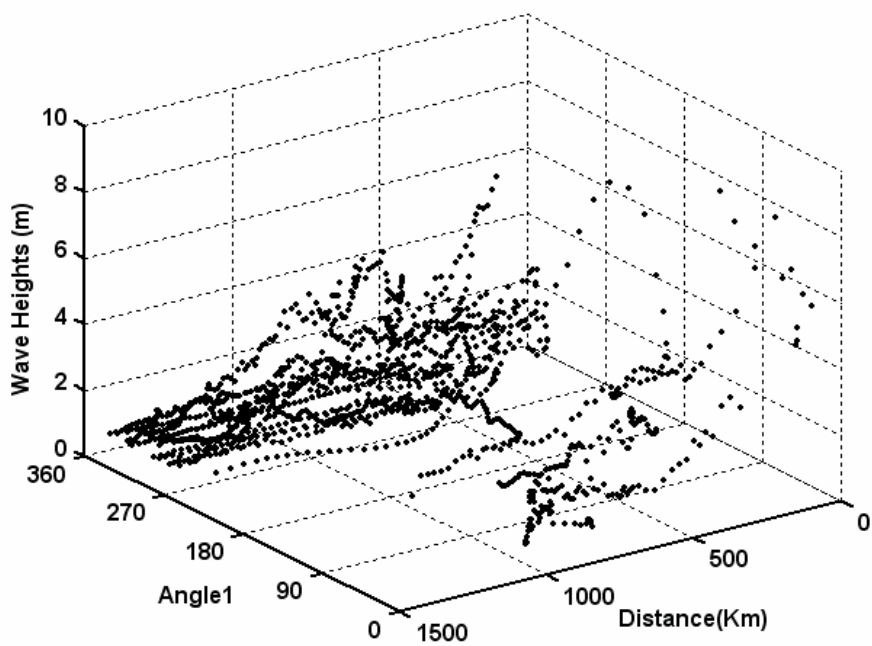


圖 5-4 颱風中心位置相對花蓮觀測站示性波高分佈

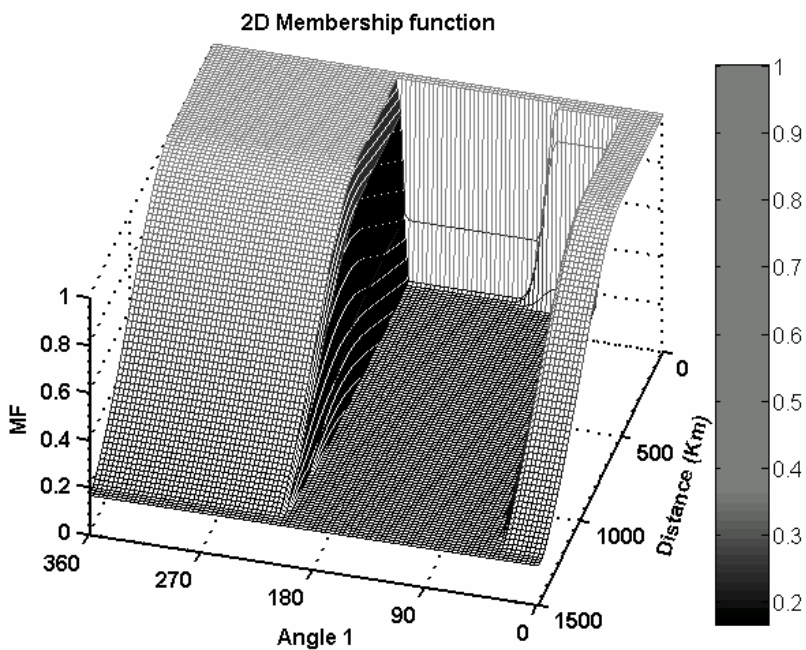


圖 5-5 陸地效應二維模糊歸屬函數 $\mu(r, \theta_1)$

5-3 FN 模式結構

以 NN-MT 模式為基礎配合模糊理論建立具有修正陸地效應模式，NN-MT 模式以能量平衡方程式為基礎，假設颱風波浪能量皆由颱風風場提供，為了提高模式應用的方便性，颱風風場分佈以 Holland 參數風場模型進行模擬。依對 NN-MT 修正的方式不同分為 FN1、FN2 兩個模式，模式架構如圖 2-10、2-11 所示。

FN1 的類神經網路結構與 NN-MT 相同，輸入資料採用 24 小時的延時長度，為達到簡化類神經結構的目標，使用每 4 個小時間格的延時資料，如 $t, t-4, t-8, \dots, t-24$ 。因此輸入共 49 個。兩個隱藏層神經元個數分別為 80 及 40，類神經網路結構可以表達為 49-80-40-1，參考模糊-類神經混合網路之公式 (2-27) 後，類神經網路的輸入參數為： $\mathbf{I}_{FN}(t) = [\mu(t)I_{MT}(t), \mu(t-1)I_{MT}(t-1), \dots, \mu(t-24)I_{MT}(t-24)]$ ，而 $\mathbf{I}_{MT} = [f_{\bar{V}_{10}}, f_{\bar{F}}, f_{\bar{\theta}_1}, f_{\bar{\theta}_{21}}, f_{\bar{\theta}_{22}}, f_{\bar{\theta}_{23}}, f_{\bar{\theta}_{24}}]^T$ 。

模式 FN2 的延時的長度採用 24 小時，與 NN-MT 相同的用每 4 個小時為間格的延時資料，模糊-類神經混合網路可如式(2-27)所示，所以，類神經網路的輸入共 7 個，兩個隱藏層的神經元個數分別為 60 及 20。FN2 的結構可以寫成 7-60-20-1。其中 $\mathbf{I}_{FN}(t) = [\mu(t)H_{sMT}(t), \mu(t-1)H_{sMT}(t-1), \dots, \mu(t-24)H_{sMT}(t-24)]$ ， H_{sMT} 為 NN-MT 的輸出值。

5-4 NN-MT 與 FN 模式之驗證比較

5-4-1 NN-MT 與 FN 模式的學習

學習的颱風資料與波浪資料，如表 3-1 所示，各學習資料的颱風路徑如圖 3-2 所示。NN-MT、FN1 與 FN2 模式進行比較，其中 NN-MT 架構如圖 2-9，而、FN1 與 FN2 架構分別表示如圖 2-10 及 2-11。比較學習結果如表 5-1 所示。

表 5-1 模式 NN-MT、FN1 及 FN2 學習訓練結果 R 、 RMS 、 ΔH_{sp} 及 Δt_p 比較

Model & Typhoon		Levi	Opal	Peter	Otto	Sam	Jelawat	Bilis	Boph	Yagi
R	NN-MT	0.47	0.36	0.88	0.91	0.91	0.31	0.86	0.88	0.66
	FN1	0.66	0.66	0.84	0.77	0.84	0.26	0.78	0.89	0.80
	FN2	0.50	0.39	0.90	0.88	0.90	0.63	0.90	0.88	0.67
RMS (m)	NN-MT	0.52	0.25	0.32	0.89	0.44	0.51	0.65	0.45	0.63
	FN1	0.57	0.39	0.40	0.94	0.65	0.80	1.03	1.22	1.02
	FN2	0.31	0.37	0.30	0.68	0.54	0.28	0.70	0.39	0.73
$\frac{RMS}{H_{spm}}$	NN-MT	0.27	0.13	0.10	0.11	0.11	0.27	0.08	0.16	0.22
	FN1	0.30	0.20	0.13	0.12	0.17	0.42	0.12	0.44	0.35
	FN2	0.16	0.19	0.12	0.08	0.14	0.15	0.08	0.14	0.25
ΔH_{sp} (m)	NN-MT	0.37	0.02	-0.36	-1.00	0.37	-0.10	-0.52	0.22	0.24
	FN1	0.74	-1.00	-0.17	-1.62	-0.91	0.90	-2.14	2.50	1.20
	FN2	0.06	-0.20	-0.48	-0.96	-0.34	-0.02	-1.20	0.30	1.00
$\frac{\Delta H_{sp}}{H_{spm}}$	NN-MT	0.19	0.01	0.11	0.12	0.10	0.05	0.06	0.08	0.08
	FN1	0.25	0.51	0.05	0.20	0.24	0.47	0.26	0.90	0.42
	FN2	0.03	0.10	0.15	0.12	0.09	0.01	0.14	0.11	0.35
Δt_p (hr)	NN-MT	5	0	0	0	2	-2	-3	5	4
	FN1	5	0	0	0	-4	-2	-5	-2	4
	FN2	5	0	0	0	2	0	-3	5	4
H_{spm} (m)		1.92	1.97	3.19	8.03	3.89	1.97	8.39	2.78	2.89

三個模式對於學習資料的學習程度相似，比較三個模式，NN-MT、FN1 學習的能力相近，FN2 的表現略優於 NN-MT 及 FN1，整體而言三個模式對學習資料學習後的結果仍然不易優選出推算能

力佳的模式。因此，仍需要更進一步進行測試資料的檢驗，以瞭解三個模式對於短暫及局部變化的模擬能力。

5-4-2 NN-MT 模式的驗證

將 NN-MT、FN1 與 FN2 三個模式進行颱風波浪推算的比較與驗證，比較驗證的颱風事件分為兩個部分，第一個部分比較的颱風事件如表 3-2 所示，以 NN-MT、FN1 與 FN2 進行模式驗證比較。第二個部分對 2004 年受台灣陸地影響的颱風事件進行比較，包括 Rananim(2004)與 Aere(2004)兩場颱風，表 5-2 顯示三個颱風推算模式對 5 場颱風測試的參數比較結果。

第一個部分比較 Gladys (1994)、Kent (1995)、Haiyan (2001)與 Maggie (1999)等四個颱風。FN2 相較其他 2 個模式在 R 與 RMS 的比較上有明顯較佳的表現，其中以 Gladys 颱風的推算上較顯著，NN-MT、FN1 與 FN2 模式的 R 值分別為 0.90、0.90 與 0.94， RMS 分別為 0.53、0.35 與 0.35， ΔH_{sp} 分別為 0.45、0.1 與 0.50 公尺， Δt_p 分別為 1、-1 與 1 小時都顯示出 FN2 模式有較佳的表現，其原因是 FN2 對於 Gladys 颱風穿越台灣的地形效應進行了合適的修正。表 4-2 顯示 FN2 同樣在 Kent 颱風的波浪推算上有較佳的推算能力。至於其他颱風事件推算的結果部分指標參數顯示 NN-MT 與 FN1 模式較差，但是差距相對較小，FN2 模式仍然表現較高相關性、較低誤差提供較佳的推算能力。

第二個部分為比較 2004 的兩場颱風 Rananim (2004)及 Aere (2004) 颱風。當推算 2004 的兩場颱風時，NN-MT 的模式推算結果顯示相關係數 R 就降低了許多。在 RMS 值的比較上 FN1 及 FN2 平均的誤差較 NN-MT 的模式小，其值在 Rananim 颱風為 0.70、0.56、0.39，而在 Aere 颱風為 1.63、0.73、0.68。波浪峰值誤差 ΔH_{sp} 的比較上，FN2 較 NN-MT 模式與 FN1 的誤差值小，誤差約維持在 1 公尺以內，峰值到達時間誤差 Δt_p 三個模式推算結果相近，只有在 Aere 颱風推算結果三個模式皆有較大的誤差。這表示模式 FN1、FN2 對陸地影響的修正反映在颱風波浪的推算。因此在指標參數比較結果 FN2 較 NN-MT 與

FN1 模式有較佳的推算能力。

圖 5-7 至圖 5-11 顯示三個模式推算 5 場颱風的颱風波浪示性波高的時序列歷線圖，圖 5-7 為 Gladys 颱風波浪歷線圖，FN1、FN2 推算結果都反應出陸地對颱風波浪的影響，但是 FN1 波高行為推算的結果較實測颱風波浪提前發生。圖 5-8 為 Haiyan 颱風波浪歷線圖，NN-MT 模式、FN1、FN2 推算結果在最大波高的高度與到達的時間都有很好的推算結果，但是 FN1 在颱風波浪到達前模式推算颱風波浪行為產生誤差。這種波浪行為誤差的現象也發生在 FN1 對 Maggie 颱風的波浪推算上如圖 5-9 所示。因此三個模式在前四場颱風的波浪歷線比較的結果可以確認，NN-MT 與 FN2 具有較正確且符合實測資料的推算能力。

NN-MT 模式、FN1、FN2 推算 2004 年的 Rananim 颱風波浪，圖 5-6 顯示颱風的路徑，颱風由東南向西北行進當颱風位置由 Area1 進入 Area2 時表示陸地效應影響颱風波浪行為，圖 5-10 顯示 Rananim 颱風示性波高歷線，由圖中比較 NN-MT 模式、FN1、FN2，可以觀察出 FN1、FN2 都對颱風波浪行為進行修正。Aere 颱風波浪的颱風的路徑由圖 5-6 顯示，颱風由東南向西北行進且颱風位置非常接近觀測站的由 Area1 進入 Area2，此時表示陸地效應開始影響颱風波浪行為，圖 5-11 顯示 Aere 颱風示性波高歷線，由圖中比較 NN-MT 模式、FN1、FN2，可以觀察出 FN1、FN2 仍然對颱風波浪行為進行修正，但是因為颱風結構受到台灣高山的影響，因而在推算結果上產生誤差。整體比較的結果可以確定利用 FN2 架構對颱風波浪進行推算，模式可以提供較穩定的推算能力與結果。

表 5-2 模式 NN-MT、FN1 及 FN2 颱風測試結果 R 、 RMS 、 ΔH_{sp} 及 Δt_p 比較

Model & Typhoon		Gladys	Kent	Haiyan	Rananim	Aere	Maggie*
R	NN-MT	0.90	0.87	0.83	0.71	0.53	0.93
	FN1	0.90	0.82	0.84	0.85	0.88	0.95
	FN2	0.94	0.92	0.82	0.89	0.89	0.87
RMS (m)	NN-MT	0.53	0.59	0.47	0.70	1.63	0.72
	FN1	0.35	0.79	0.51	0.56	0.73	0.53
	FN2	0.35	0.45	0.51	0.39	0.68	0.66
$\frac{RMS}{H_{spm}}$	NN-MT	0.08	0.10	0.10	0.21	0.24	0.12
	FN1	0.05	0.13	0.11	0.17	0.18	0.09
	FN2	0.05	0.07	0.11	0.12	0.17	0.11
ΔH_{sp} (m)	NN-MT	0.45	-1.14	-0.30	0.51	1.42	-0.11
	FN1	0.10	-0.50	-0.10	0.44	0.61	-2.00
	FN2	0.50	-1.14	-0.30	0.51	0.60	0.30
$\frac{\Delta H_{sp}}{H_{spm}}$	NN-MT	0.07	0.18	0.02	0.16	0.35	0.02
	FN1	0.01	0.08	0.07	0.13	0.15	0.34
	FN2	0.07	0.18	0.07	0.16	0.15	0.05
Δt_p (hr)	NN-MT	1	-1	0	0	23	1
	FN1	-1	2	0	-2	10	0
	FN2	1	0	0	0	5	0
H_{spm} (m)		5	6.29	4.49	3.29	4.09	5.96

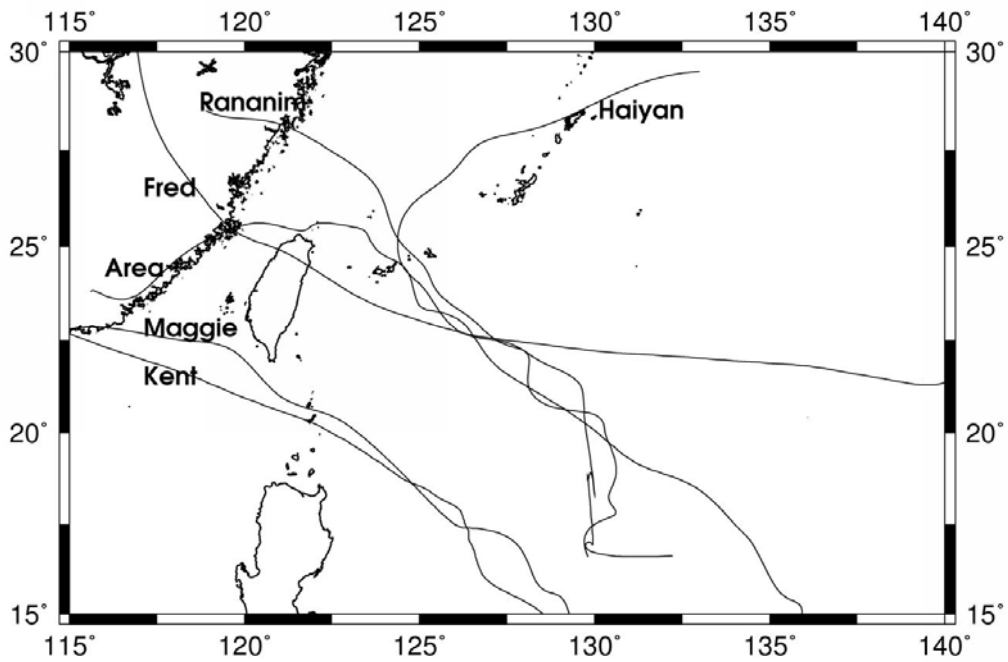


圖 5-6 檢驗模式 NN-MT、FN1 及 FN2 模式 6 場颱風路徑圖

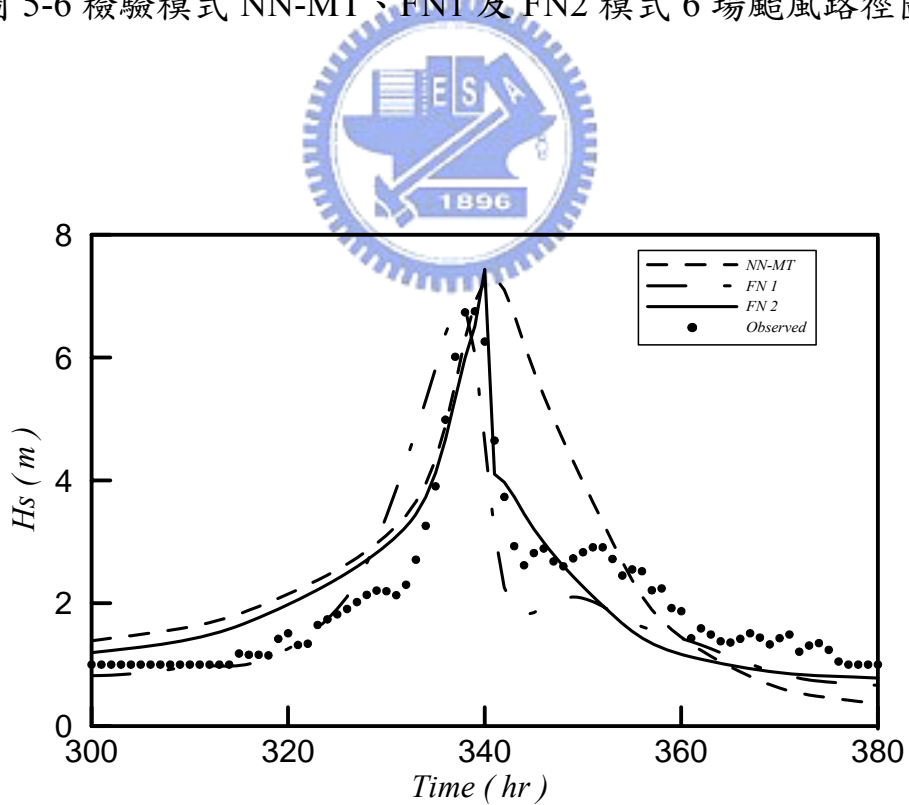


圖 5-7 模式 NN-MT、FN1 及 FN2 推算 Gladys(1994)颱風波高歷線比較

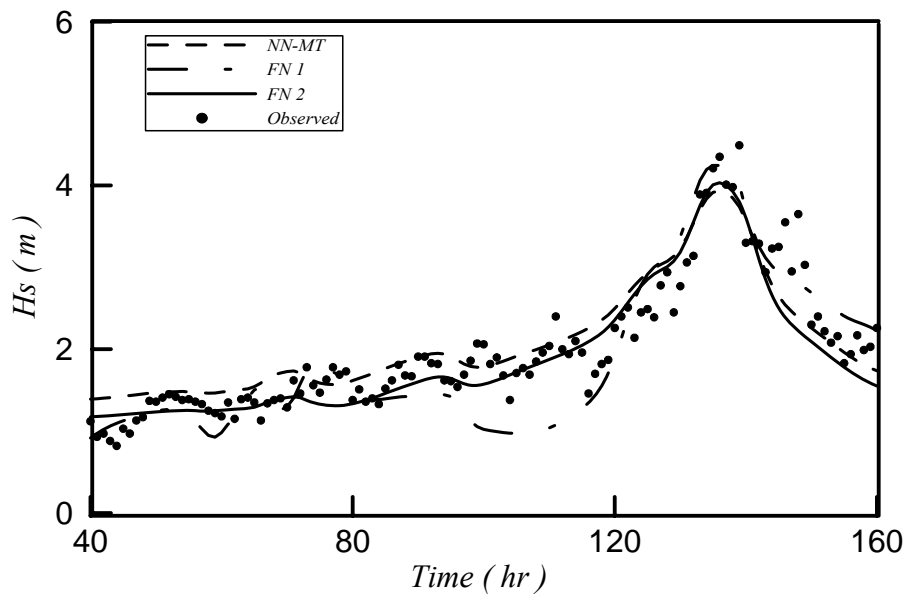


圖 5-8 模式 NN-MT、FN1 及 FN2 推算 Haiyan (2001) 颱風波高歷線比較

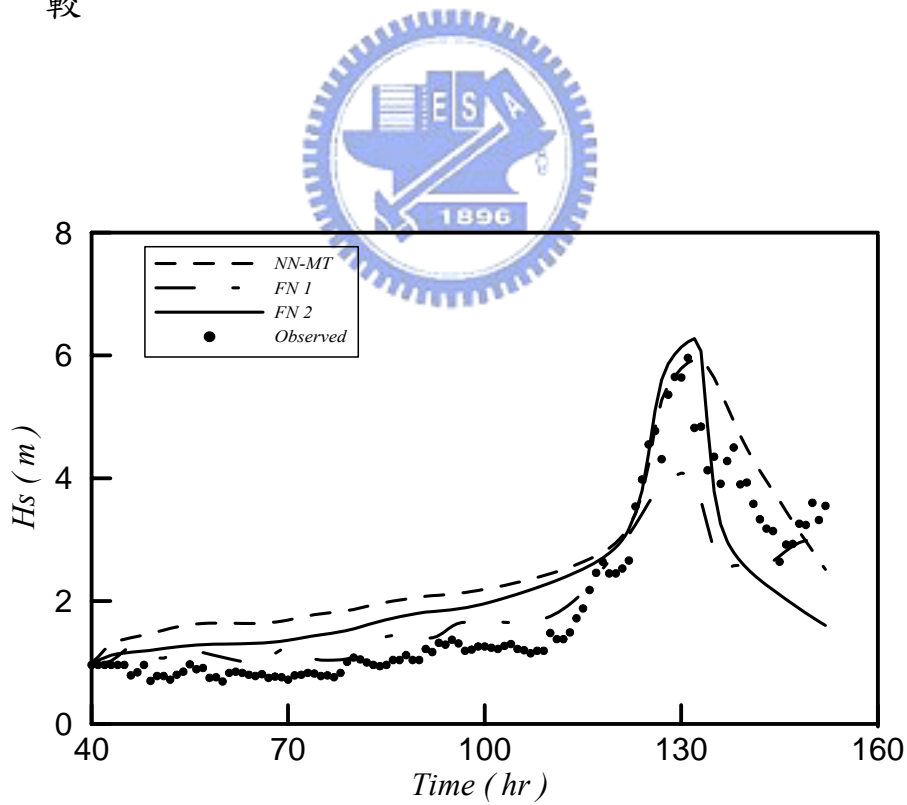


圖 5-9 模式 NN-MT、FN1 及 FN2 推算 Maggie (1999) 颱風波高歷線比較

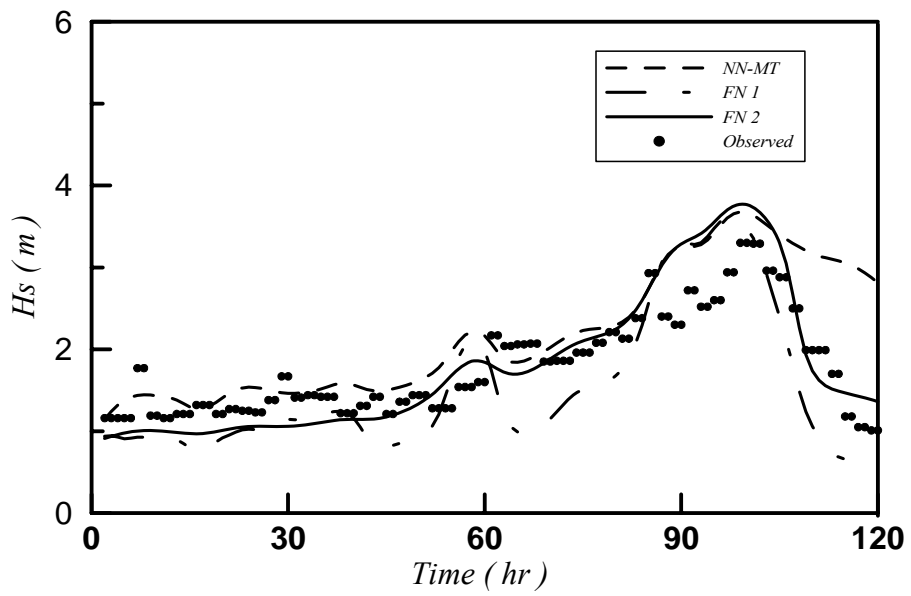


圖 5-10 模式 NN-MT、FN1 及 FN2 推算 Rananim(2004)颱風波高歷線比較

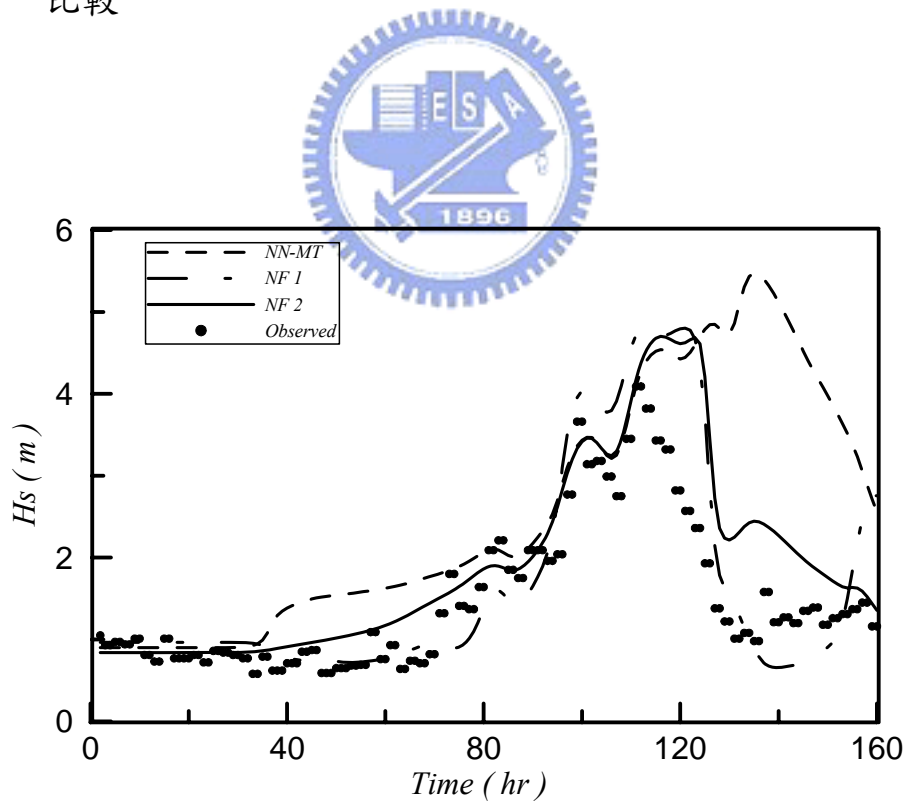


圖 5-11 模式 NN-MT、FN1 及 FN2 推算 Aere (2004)颱風波高歷線比較

5-5 評估與發展

本文使用 NN-MT 模式為颱風波浪推算模式的基礎，在考慮推算海域受陸地效應的影響利用模糊理論的概念，建立一個颱風位置與陸地效應對波浪影響的模糊歸屬函數，並配合類神經網路對 NN-MT 模式進行修正。藉由颱風氣象資料及近岸觀測站的波浪資料，發展出兩個修正陸地效應的模式 FN1 與 FN2。FN1 是沿用 NN-MT 模式，利用模糊歸屬函數 MF 對輸入函數直接進行修正，模式經過重新訓練學習完成模式的建立。FN2 是以 NN-MT 模式的輸出連接模糊歸屬函數 MF，成為另一個類神經網路的輸入函數，直接進行颱風波浪行為的修正，整個模式經過重新訓練學習完成模式的建立。

藉由類神經網路進行推算颱風波浪的測試結果證實，當限制推算颱風的颱風路徑、風場與波浪未受陸地影響的條件下，模式推算的颱風波浪的示性波高的結果令人滿意。但是，Holland 風場模式模擬的颱風風場無法計算颱風風場與陸地交互影響後的風場分佈，所以當風場受到地形影響時 NN-MT 模式無法充分反應出颱風波浪。

NN-MT 模式、FN1 與 FN2 經過模式驗證與比較的結果，在陸地效應的影響下 FN1 與 FN2 皆對颱風波浪有修正的能力，而其中以 FN2 提供相對穩定與較佳的推算能力。對於日後颱風推算結果誤差修正可以利用模糊-類神經混合網路的特性，將該場颱風實測的波浪當作類神經網路的學習資料，隨時修正類神經網路的參數，利用自我修正調校的功能，提高颱風波浪推算模式推算的能力。

本章提供一個建立模糊-類神經混合網路颱風波浪推算模式的方法與流程，以便於應用在不同區域的環境條件下，建立符合該區域特性的颱風波浪推算模式。面對台灣區域的颱風波浪推算模式建立與發展，可以利用此模式為基礎配合全區的颱風與波浪資料的收集，聯合不同區域的推算模式連結成一個全區域的颱風波浪推算模式。

第六章 結論與建議

6-1 結論

模式的基本組成經過相關理論與經驗公式的分析，模式架構經多種網路系統嘗試及模擬後，颱風波浪推算模式從類神經網路發展至模糊-類神經混合網路，由模式建構與驗證結果可歸納出本文之學術貢獻為：

1. 颱風波浪推算模式輸入參數的確定

由 Holland 參數風場模式配合能量守恆方程式與颱風波浪推算的經驗公式分析影響颱風波浪的因素，經過模式的測試與比較的結果，選擇 V_{10} 、 r 、 θ_1 、 θ_2 時間序列的組合為輸入參數最佳的組合，利用模糊、類神經網路的架構建立輸入參數與颱風波浪之間的關係，完成具有良好推算能力的颱風波浪推算模式。

2. 轉換函數改善資料結構

颱風波浪推算模式需要正確與足夠的數量，以提供模式各神經元間連結出最適當的權重值，當實測值受到環境的影響而有遺缺或不足時將會影響模式廣義化的能力與推測的準確性，藉由「複合轉換函數」結合的類神經網路模式，可以有效改善學習資料缺陷造成的誤差或減少學習資料的數量。

3. 模糊歸屬函數與環境關係

颱風波浪推算模式建立的環境依地點不同需要作適當的調整，特別是環境造成風場、波浪等的改變時更不容忽視，如大陸與海島地形對風場的影響差異、峽灣與平直海岸地形對波浪的影響差異、高山、平原地貌對風場的影響差異等。面對這些複雜的地形、風與浪交互作用機制，以目前的物理模型不容易做出合適或正確的解析，利用模糊邏輯建立地形、風與浪交互作用的模糊規則與模糊歸屬函數結合類神經網路，可以有效解決颱風波浪推算模式在不同環境下適應性問題。

4. 模式基本結構的確認

類神經網路建立的模式普遍應用在各個領域，因為資料型態差異與模擬機制的複雜程度不同，類神經網路需要做出適當的調整。颱風波浪發展機制的複雜性與有限的實測資料限制了類神經網路的架構，當沒有環境影響且學習資料充分時，模式 NN2 可以有效表達颱風波浪的發展行為，當沒有環境影響且學習資料受限時，模式 NN-MT 可以有效彌補颱風波浪資料的缺陷，合適的表達颱風波浪的發展行為，當受環境影響且學習資料受限時，利用模糊、類神經網路的結合與測試的模糊-類神經網路結構 FN2 模式，可以降低資料限制的門檻，甚至模擬受地形影響下的颱風波浪行為。

5. 模糊-類神經颱風波浪推算模式快速的修正、更新能力

颱風波浪推算模式若具有快速的修正與更新能力，將是迅速降低模式誤差提高推算準確性的指標，數值模式的修正需要複雜的流程與嘗試，經驗公式則更依賴模式修正人員的累積經驗與個人判斷，這樣的結果也限制了數值模式與經驗模式的應用。模糊-類神經颱風波浪推算模式的修正與更新則可以利用固定的學習方法，改變模式內的神經元連結關係達到修正與更新模式的目標，也避免人為的主觀意識或進行模式修正、更新人員背景知識、經驗不足而影響模式修正、更新的準確性。

模糊-類神經颱風波浪推算模式的建立必須依賴足夠的實測資料，當資料收集範圍受限制時，所建立的模式應用範圍也受到限制。此外，模式建構區域所收集的資料數量不足或資料收集不均勻時，學習訓練資料與驗證資料將會影響到模式運算的準確性。當隨著資料的增加或是環境的改變，模糊-類神經颱風波浪推算模式可以隨時利用學習資料重新連結達到修正、更新的能力，並可藉由更多的學習資料修正模式逐步提高推算準確性。

6. 計算快速的方便性

在防範颱風波浪災害的規劃上通常針對特定的區域提出警示，所以小尺度或特定區域的颱風波浪推算資料就顯的相對重要，數值模式的運算方式不容易只針對一個特定區域進行獨立的運算，在電腦硬體

條件與環境相同的條件下，數值模式推算颱風波浪的時間取決於網格的數量，而網格的數量也決定解析的範圍，因此為了達到推算特定區域颱風波浪的目標，數值模式需要花費相當多的運算時間與運算成本。經驗模式的計算經過統計、迴歸技巧的化約，使颱風波浪推算模式成為簡單的運算公式，所以在計算時間與成本的考量上是最低的一種運算方式，然而低成本的同時也犧牲了準確性。類模糊神經網路經過了學習訓練的過程後，整個網路結構也化約成為運算公式，只是相較經驗公式複雜了許多，但計算時間與成本仍然遠低於數值模式，而計算的準確度並不一定低於數值模式。

7.擴充的方便性

模糊-類神經網路模擬系統的行為是採用分散式結構，使輸入資料藉由類神經模糊網路學習訓練的程序，建立實測資料的變動特性與輸入資料間的關係。當系統環境改變或破壞時將直接或間接影響颱風波浪行為，同時也改變了模糊-類神經網路推算颱風波浪時所考慮的變因，為提高模式推算的正確性模式輸入資料的種類亦將改變。經過相關理論或經驗法則分析，新的輸入資料種類、格式以及模式架構確定後，類神經模糊網路模式將隨著標準的學習訓練過程重新建立學習目標達到模擬系統的目的。

兩個以上類神經模糊網路模式結構的連結與調整，例如：兩個颱風作用下的颱風波浪發展趨勢。季節風與颱風作用下波浪的發展等。將因為模式所模擬的系統行為與特徵不同，而使模式結構有著極大改變的彈性。模式結構的連結的方式可以依照系統的特徵進行調整，模式結構可以串聯、並聯、串併聯等的形式連接，只要有模式學習訓練的目標，兩個以上類神經模糊網路模式結構的連結與調整就相當容易達成。

6-2 建議

1. 建立完整模式

本研究所建立的模糊-類神經網路颱風推算模式應用的區域為花蓮港海域，颱風運動路徑範圍符合中央氣象局颱風路徑分類的 1-5 類路徑及第 6 類的部分路徑，因此，對於花蓮港海域波浪受到其他路徑颱風影響的颱風波浪推，推算必須依照颱風作用的方式以及颱風風場與陸地交互作用的關係，建構花蓮港海域其他路徑颱風作用下的模糊-類神經網路颱風推算模式。連結各種颱風路徑作用的颱風波浪推算模式，達成功能完整的花蓮港海域颱風波浪推算模式。此外，模式可以藉由非颱風事件的波浪資料對當地季節風與波浪發展的關係進行學習延伸模式應用的範圍。

2. 完善的資料收集

類神經模糊網路颱風推算模式的建立需要完整的學習資料，藉由長期資料的收集、整理，可以利用模式的更新增加模式推算的準確性以及穩定度，對於特殊路徑的颱風也可以藉由長期收集的資料改善推算的誤差。對於台灣其他區域的颱風波浪資料收集除了可以建立該區域的颱風波浪推算模式外，也可以藉由區域間的關係相互校正降低推算的誤差。

3. 知識資料的建構與擴充

颱風波浪作用的機制相當複雜，對於颱風風場與波浪發展、波浪交互作用與傳遞、波浪傳遞與地形環境等作用機制尚未完全解析，所以模式必須仰賴大量的學習資料形成知識資料庫，建立颱風與波浪間的關係。隨著理論、科技的成長與發展使的颱風與波浪作用的關係逐漸解析時，類神經模糊網路可以利用確定的關係建構學習的知識資料庫，降低學習資料的依賴提高推算能力。

颱風波浪推算模式假設颱風風場是形成颱風波浪能量唯一的來源，此外，假設颱風風場分佈符合參數颱風模型，由於這樣的假設與真實環境的差異限制了颱風模式推算的能力。因此，大區域且完整的

風場與波浪資料的收集就相當重要，可以藉由全區域的風場分佈資料建立颱風波浪能量生成與發展的範圍，並利用不同區域的風場及颱風波浪資料建立聯合的知識資料庫，提高模式推算的能力與準確性。

4. 防災預警與應變

對於類神經模糊網路颱風推算模式應用具有低計算時間與低計算成本的特性，對於目前中央氣象局提供的颱風路徑預測的訊息，可以迅速利用颱風推算模式進行颱風波浪的推算，在低計算時間與低計算成本的優勢下，更可以連續計算各個可能的颱風路徑所造成的颱風波浪與波浪發展情形，藉以達到防災預警的效果及災害應變的規劃。

5. 災害模擬與工程設計

對於各個颱風路徑或颱風規模交叉的計算模擬，可以提供各類颱風波浪災害的模擬，除了可以進行防災的事前演練及人員疏散計畫外，也可以利用歷史資料推算極端的颱風波浪行為，提供近岸工程設計的參考在安全的條件下達到節省成本的目標。



參考文獻

1. Adeli, H., Hung, S.L, (1995) Machine Learning-Neural networks, Genetic Algorithms, Fuzzy Systems, John Wiley & Sons, Inc.
2. Agrawal, J. D. And Deo, M. C., (2002) “On-line wave prediction.” *Marine Structure*, Vol.15, pp.57-74.
3. Baum, E.B., Haussler, D., (1989) “What size net gives valid generalization?,” *Neural Computation*, Vol.1, pp.151-160.
4. Booij, N., Holthuijsen, L. H., Ris, R.C., (1996) “The SWAN wave model for Shallow Water,” *Proc. of 24th Int. Conf. on Coastal Eng., ASCE, Orlando*, Vol.1, pp.668-676.
5. Booij, N., R.C.Ris, and L. H. Holthuijsen, (1999) “A third-generation wave model forcoastal regions. 1. Model description and validation,” *Journal of Geophys. Res.*,104, 7649-7666
6. Bretschneider, C. L., Tamaye, E. E., (1976) “Hurricane wind and wave forecasting techniques,” *Proc. of the 15th Conf. on Coastal Eng., Hawaii*, Vol.1, pp.202-237.
7. Chen, Y. H., Wang, H., (1983) “Numerical model for non-stationary shallow water wave spectral transformation,” *Journal of Geophy. Res.*, 88, 9851-9863.
8. Demuth, H., Beale, M., (2001) *Neural network toolbox for use with MATLAB, user's guide*, Natick, MA: The MathWorks Inc.
9. Deo, M.C., Sridhar Naidu, C. (1999) “Real time wave forecasting using neural networks,” *Ocean Engineering*, Vol. 26, No. 3, pp. 191-203.

10. Deo, M.C., Kiran Kumar, N. (2000) "Interpolation of wave heights." *Ocean Engineering*, Vol. 27, No. 9, pp. 907-919.
11. 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.
12. 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.
13. Deo, M.C., Jagdale, S.S. (2003) "Prediction of breaking waves with neural networks," *Ocean Engineering*, Vol. 30, No. 9, pp. 1163-1178.
14. Graham, H.E., Nunn, D.E., (1959) *Meteorological considerations persistent to standard project Hurricane, Atlantic and Gulf coasts of U.S.*, National Hurricane Research Report No. 33, U.S. Department of Commerce.
15. Hagan, M. T. and Menhaj, M. B., (1994) "Training feedforward networks with the Marquadt algorithm," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.5, pp.989-993
16. Harper, B. A., Holland, G. J., (1999) "An updated parametric model of the tropical cyclone," *Proc. of the 23rd Conf. of Hurricane and Tropical Meteorology, Dallas, Texas*, pp. 893-896.
17. 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.

18. Holland, G. J., (1980) "An analytical model of the wind and pressure profiles in hurricanes," *Monthly Weather Rev.*, Vol.108, pp.1212-1218.
19. Hsu, T. W., Ou, S. H., Liao, J. M., (2005) "Hindcasting nearshore wind waves using a FEM code for SWAN," *Coastal Eng.* Vol.52, pp.177-195.
20. Jang, J.S., Sun, C.T., Mizutani, E., (1997) *Neuro-Fuzzy and soft computing*, Prentice Hall, Inc., pp.93-194.
21. Jelesnianski, C. P., (1966)" Numerical computations of storm surges without bottom stress." *Monthly Weather Rev.*, Vol. 94 (6), pp.379–394.
22. Johnson, G. P., Lin, F. C., (1996) "Hurricane tracking via backpropagation neural network," *Proc. of 1996 IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, Vol.2, pp.1103-1106
23. 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.
24. Lippman, R. P., (1987) "An introduction to computing with neural nets," *IEEE ASSP Magazine*, Vol.4, pp.14-24.
25. Mirchandani, G., Cao, W., (1989) "On hidden nodes for neural nets," *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol.36 (5), pp.661 -664.
26. Niwa, Y., Hibiya, T., (1998) "Nonlinear processes of energy transfer from traveling hurricanes to the deep ocean internal wave field," *Oceanographic Literature Rev.*, Vol.45, pp.39.
27. Ochi, M.K., (1993) "On hurricane-generated seas," *Proc. Of*

the 2nd Int. Sym. On Ocean Wave Measurement and Analysis, New Orleans, ASCE, pp.374-384.

28. *Shore Protection Manual (SPM)* (1984) 4th Ed., U.S. Army Coastal Engineering Research Center, Fort Belvoir, Vol. I-III.
29. Shrestha, B.P., Duckstein, L.E., Stokhin, Z., (1996) “Fuzzy rule-based modeling of reservoir operation,” *Journal Water Resour. Plan. Manage.* Vol.122 (4), pp.262–269.
30. SWAMP Group (24 Authors) (1985) *Ocean wave modeling*, Plenum Press, New York, 256pp.
31. Tolman, H. L., (1997) *User manual and system documentation of WAVEWATCH-3*, version 1.15, NOAA / NWS /NCEP / OMB Technical Note 151.
32. Tolman, H.L., (1999) *User manual and system documentation of WAVEWATCH-3*, version 1.18, NOAA / NWS /NCEP / OMB Technical Note 166.
33. WAM model (1988) “WAMDI group A Third generation ocean wave prediction model,” *Journal of Physical Oceanography*, Vol.18, pp.1775-7810.
34. Wornom, S., Welsh, D.J.S., Bedford, K.W., (2001) “On coupling the SWAN and WAM models for accurate nearshore wave predictions,” *Coastal Eng. Journal*, Vol. 43(3), pp.161-201.
35. Young I. R., Burchell, G. P., (1986) “Hurricane generated waves as observed by satellite,” *Ocean Eng.*, Vol.23, pp.761–76.
36. Young, I. R., (1988) “A parametric hurricane wave

prediction model,” *Journal of Waterway Port, Coastal and Ocean Eng.*, ASCE, Vol.114, pp.637-652.

37. Young, I. R., (2003) “A review of the sea state generated by hurricanes,” *Marine Structure*, Vol.16, pp.201-218.
38. Yu, P.S., Chen, S.-T. Chen, C.-J., Yang, T.-C., (2005) “The potential of fuzzy multi-objective model for rainfall forecasting from typhoons”, *Natural Hazards*, Vol. 34(2), pp.131-150.
39. Zadeh L. A., (1965) “Fuzzy set. ”, *Information and Control*, Vol. 8,338-353

