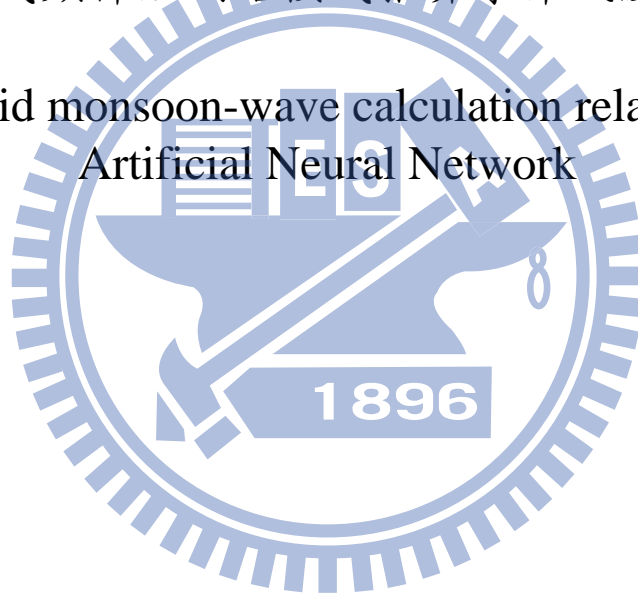


國立交通大學土木工程研究所
Institute of Civil Engineering National Chiao Tung University

碩士論文

應用混合式類神經網路模式推算季節風波浪之研究

Hybrid monsoon-wave calculation related to
Artificial Neural Network



指導教授：張憲國博士

研究生：翁瑞嘉

中華民國九十八年七月

應用混合式類神經網路模式推算季節風波浪之研究

研究生：翁瑞嘉

指導教授：張憲國 博士

國立交通大學土木工程研究所

中文摘要

本文使用交通部運輸研究所港灣技術研究中心提供之2004-2006年臺北港測站波浪資料，配合美國國家環境預報中心與國家大氣研究中心所提供之模擬風速及Mike 21模式產生的模擬波高，分析季節風與示性波浪之特性，以瞭解之間的關係，進而應用類神經網路模式，建立季節風波浪推算模式，來推算示性波高。

本文以模擬波高、模擬風速與風向等參數作為架構季節風推算波浪之模式之輸入值，以建立模式季節風波浪推算。其模式所推測波高與實測值之相關係數平方皆在0.55以上，其推測波高之均方根誤差值則為0.38米以下，相對偏差的絕對值約在0.09以下。應用此模式補遺之後進行波浪推算，得到其相關係數平方皆在0.56以上，均方根誤差值則為0.35米左右，相對偏差的絕對值約在0.06以下。模式加入兩小時延時的輸入值，從推估結果顯示，三種統計指標的變化量皆不到0.05，證實延時效應對於模式預測精確性影響不大。整體結果証實本模式在季節風波浪推估具有不錯之精確度，未來可應用提供海上育樂活動的民眾及漁民船隻作業參考應用。

Hybrid monsoon-wave calculation related to Artificial Neural Network

Author : Jui-Chia Weng

Advisor : Dr. Hsien-Kuo Chang

Institute of Civil Engineering National Chiao Tung University

ABSTRACT

This paper investigates the relationship between monsoon and corresponding wave data observed by Harbor and Marine Technology Center during year 2004-2006 at Taipei harbor, and sets up Artificial Neural Network (ANN) model to calculate significant wave heights. Alternative wind data calculated by National Centers for Environmental Prediction and National Centers for Atmospheric Research and simulated wave height by SW model in Mike 21 software are used to establish a hybrid artificial neural model for accurate calculating monsoon waves.

Three parameters, simulated wave height, wind velocity and wind direction, are determined to be inputs in the ANN model. The proposed model has high accuracy of calculating waves by a R-square exceeding 0.55 and by a Root Mean Square Error less than 0.38m and by a Bias less than 0.09m. After the missing wave data were remedied by the original ANN model, the evaluation on calculated waves shows that R^2 exceeds 0.56 and RMSE and Bias are less than 0.35m and 0.06m, respectively. Time delay having very slight effect on calculation was examined this paper. Therefore, this proposed model is applicable for a reference of marine activity and ships work due to fast and accurately simulating waves.

誌謝

白駒過隙，兩年的研究生生活轉眼之間就結束了，腦海中的畫面似乎還停留在初來新竹的階段，一切彷彿都還是昨天剛經歷過的事情，而這段期間能順順利利的渡過，真的要感謝許多不斷支持、鼓勵與照顧我的人。

本篇論文得以順利的完成，首先感謝恩師 張憲國老師的悉心教誨，幫助學生解決在學習中所遇到的任何困惑，訓練學生邏輯與獨立思考的能力，並且指導學生對於做研究所應有的態度與方法，最後更在論文寫作與報告期間給予悉心指導，在此致上最誠摯的感激。也感謝何良勝科長與林立青博士撥冗審閱，在論文初審時不吝指正與提供寶貴的建議與指導，使學生受益匪淺，讓論文更趨於周延完整，特此表達感激之意。

另外要感謝研究室中帶我瞭解何謂醉倒的勁成學長以及辛苦把我扛回飯店的蔚瑋學長，不嫌麻煩的常常給予我研究上所遇到問題的思考與解答，畢業的立青學長也使我知道做研究思考方向的差別，真的由衷感激學長們在研生活活中的指導與幫助。也感謝常常幫助我生活上的瑣事以及提供我許多研究想法的佳裕與高大大、介紹我進來研究室的永欣、陪著我不斷打球的彥德、橋牌組合應該超強卻常被電的伯賢、已經畢業卻天天出現在研究室的明璋，還有伴我兩年重要的同學，在面對研究無頭緒時常給我新思考的力豪、無時無刻都會給我生活或學術研究幫助的信昱、運動就變另一個人的杜老爺，以及每次陪我去看棒球就被老師抓包的俊儒、常被我射橡皮筋欺負的奐辰、有事熬夜時總是有情有義留下來的政杰，隔壁研究室常來串門子的阿海、盧仔、冠燁、全鎰、宇翔，還有即將成為研究生的賢銘、pork、偉恩、明勳、王董、姿宏，感謝你們大家的幫忙。

還要感謝系辦四位超級照顧我的姐姐們，一直認為我身體很虛的秀琪、總是幫我處理各式各樣文到快打我的君、介紹我許多好玩地方的宜芳、一直威脅我不讓我跑離校的怡君，感謝兩年期間不斷的照顧我，日常生活要我多吃東西增加體力，聽到我生病趕快找維他命讓我身體強健一點，使得我可以專心面對學業上的各種問題。

此外還有一群從大學期間就不斷陪伴我進行各種活動的金剛群-阿哈哈、阿秉、阿娟、炮暉、信仁、家甄、阿光、胖胖、大Q、邱、陳倫、小賴、立群，讓我在這兩年想晃晃的時候還可以去基隆找大家聚聚。還有從國中就一起渡過無限個有趣日子的死黨維笙、阿吉及佳佩，以及科研的伙伴們小尤、柏宗、姿燕、小琬、water及已經嫁人出國的宜霏，偶而就會關心聯絡我的小閔、臆如姊，每次回學校都給我鼓勵的芬琪、詹老大及立山，並且還有一直不斷關心我的亭與Tess，在大家都沒什麼時間聚會的情況下，往往一通電話就帶給我相當大的鼓勵與動力。

最後能完成這篇論文最重要的仍然是要感謝父母親及Weng，感謝他們在各種階段無私的付出與支持，讓我無後顧之憂的順利完成學業，沒有你們我也沒辦法完成這篇文章，真的由衷感謝曾經幫助、關懷過我的每一個人，謝謝你們！



小weng

九十八年八月 于竹塹

目錄

中文摘要.....	ii
ABSTRACT.....	iii
誌謝.....	iv
目錄.....	vi
圖目錄.....	viii
表目錄.....	xi
符號說明.....	xiii
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.....	3
第二章 推估季節風波浪之參數與統計特性.....	5
2-1 資料來源.....	5
2-2 影響季節風示性波浪的參數.....	6
2-3 參數特性統計分析.....	8
第三章 混合式類神經季節風波浪推算模式之架構.....	14
3-1 數值架構.....	14
3-2 類神經網路模式.....	15
3-3 模式檢定標準.....	17

3-4 模式建構流程	18
第四章 混合式類神經季節風波浪推算模式之建立	20
4-1 風速與示性波浪之季節特性	20
4-2 模式輸入參數	23
4-3 混合式類神經網路模式	28
4-3-1 修正模式	28
4-3-2 夏季颱風波浪對模式推估能力的影響	31
4-3-3 混合式類神經網路模式架構分析	33
4-3-4 十至十二月示性波高之推估	43
第五章 波浪資料補遺後之模式推算	47
5-1 資料補遺	47
5-2 考慮延時的模式推估	56
第六章 結論與建議	58
6-1 結論	58
6-2 建議	59
參考文獻	60

圖目錄

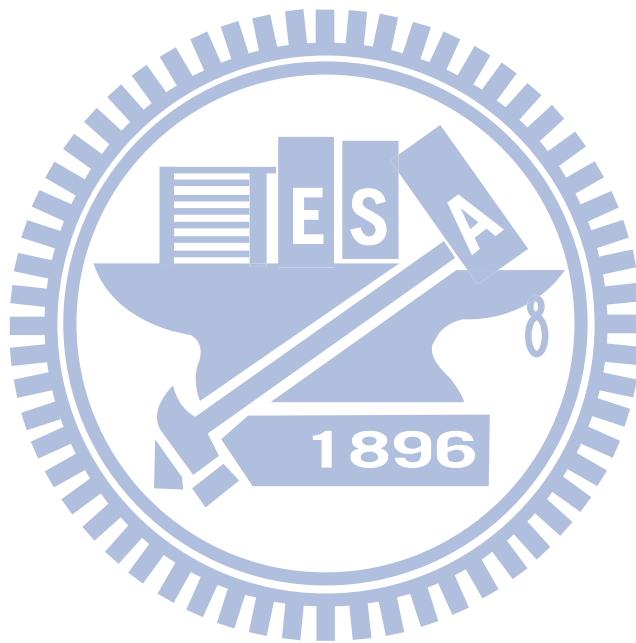
圖 1-1 研究流程	4
圖 2-1 測站地理位置圖	5
圖 2-2 深水波之示性波高與延時關係圖(摘自 SPM, 1978).....	8
圖 2-3 示性波高、實測風速與模式風速時間序列圖.....	9
圖 2-4 臺北港實測風速與示性波高關係圖	9
圖 2-5 臺北港模式風速與示性波高關係圖	10
圖 2-6 實測風速與示性波高延時的相關性.....	11
圖 2-7 模式風速對示性波高延時的相關性.....	11
圖 2-8 臺北港實測波高與實測風向關係圖	12
圖 2-9 臺北港實測波高與模式風向關係圖	13
圖 3-1 類神經網路架構示意圖	15
圖 3-2 模式建構流程圖	20
圖 4-1 臺北港 2005 年 1 到 4 月實測風玫瑰圖	21
圖 4-2 臺北港 2005 年 5 到 9 月實測風玫瑰圖	21
圖 4-3 臺北港 2004 至 2006 年夏、冬兩季模式風玫瑰圖	22
圖 4-4 利用實測風速所推估波高的時序圖及散佈圖	24
圖 4-5 利用模式風速所推估波高的時序圖及散佈圖	25
圖 4-6 模擬波高與實測波高散佈圖	26

圖 4-7 推估的 2005 年波高與實測值之散佈圖	29
圖 4-8 推估的 2005 年夏季波高與實測值散佈圖 (資料含颱風波高)	31
圖 4-9 影響臺北港波高之颱風路徑圖	32
圖 4-10 推估的 2005 年冬季波高與實測波高時序圖	37
圖 4-11 推估的 2005 年冬季波高與實測波高散佈圖	37
圖 4-12 推估的 2005 年夏季波高與實測波高時序圖	38
圖 4-13 推估的 2005 年夏季波高與實測波高散佈圖	38
圖 4-14 推估的 2005 年全年波高與實測波高時序圖	39
圖 4-15 推估的 2005 年全年波高與實測波高散佈圖	39
圖 4-16 推估的 2006 年冬季波高與實測波高時序圖	40
圖 4-17 推估的 2006 年冬季波高與實測波高散佈圖	40
圖 4-18 推估的 2006 年夏季波高與實測波高時序圖	41
圖 4-19 推估的 2006 年夏季波高與實測波高散佈圖	41
圖 4-20 推估的 2006 年全年波高與實測波高時序圖	42
圖 4-21 推估的 2006 年全年波高與實測波高散佈圖	42
圖 4-22 臺北港 2005 年 10 到 12 月模式風玫瑰圖	43
圖 4-23 以冬季資料學習所推估的 2005 年 10 到 12 月波高與實測波高 時序圖	43
圖 4-24 以冬季資料學習所推估的 2005 年 10 到 12 月波高與實測波高	

散佈圖	43
圖 4-25 以夏季資料學習所推估的 2005 年 10 到 12 月波高與實測波高 時序圖	43
圖 4-26 以夏季資料學習所推估的 2005 年 10 到 12 月波高與實測波高 散佈圖	43
圖 5-1 推估的 2005 年冬季波高與實測波高時序圖	50
圖 5-2 推估的 2005 年冬季波高與實測波高散佈圖	50
圖 5-3 推估的 2005 年夏季波高與實測波高時序圖	51
圖 5-4 推估的 2005 年夏季波高與實測波高散佈圖	51
圖 5-5 推估的 2005 年全年波高與實測波高時序圖	52
圖 5-6 推估的 2005 年全年波高與實測波高散佈圖	52
圖 5-7 推估的 2006 年冬季波高與實測波高時序圖	53
圖 5-8 推估的 2006 年冬季波高與實測波高散佈圖	53
圖 5-9 推估的 2006 年夏季波高與實測波高時序圖	54
圖 5-10 推估的 2006 年夏季波高與實測波高散佈圖	54
圖 5-11 推估的 2006 年全年波高與實測波高時序圖	55
圖 5-12 推估的 2006 年全年波高與實測波高散佈圖	55

表目錄

表 4-1 輸入實測風速或模式風速的 ANN 模式推算臺北港波高之比較	23
表 4-2 模擬波高及 ANN 模式推估波高與實測波高之比較	27
表 4-3 模擬波高及 ANN 模式推估波高與實測波高之比較	29
表 4-4 臺北港 2004-2006 年平均模擬波高與平均實測波高	30
表 4-5 模擬波高及 ANN 模式推估波高與實測波高之比較	30
表 4-6 模擬波高及 ANN 模式推估波高與實測波高之比較	33
表 4-7 不同神經元的模式架構所推估波高與實測波高之比較	34
表 4-8 2004 及 2005 年的模擬波高及 ANN 推估與實測波高之比較	36
表 4-9 2005 及 2006 年的模擬波高及 ANN 推估與實測波高之比較	36
表 4-10 2005 年模擬波高及 ANN 模式推估波高與實測波高之比較	44
表 5-1 2004 至 2006 年補遺筆數	48
表 5-2 模擬波高及 ANN 模式推估波高與補遺 2004-2005 年的實測波 高之比較	48
表 5-3 模擬波高及 ANN 模式推估波高與補遺 2005-2006 年的實測波 高之比較	49
表 5-4 有無延時的模擬波高及 ANN 模式推估 2004 及 2005 年波高與 實測波高之比較	57
表 5-5 有無延時的模擬波高及 ANN 模式推估 2005 及 2006 年波高與	



符號說明

a_1	隱藏層之推算矩陣
a_2	輸出層之推算矩陣
b_1	輸入層與隱藏層間的閾值矩陣
b_2	隱藏層與輸出層間的閾值矩陣
$f、g$	轉換函數
n_a	隱藏層神經元個數
n_b	輸出層神經元個數
$H_{s,m}$	Mike 21 產生的模擬示性波高
$H_{s,o}$	實測示性波高
$H_{s,p}$	混合式類神經產生的模式波高
I_w	輸入層與隱藏層間的權重矩陣
L_w	隱藏層與輸出層間的權重矩陣
W_m	NCEP 風場模擬風速
W_o	實測風速
θ_m	NCEP 風場模擬風向
θ_m	實測風向

第一章 緒論

1-1 研究動機與目的

台灣屬於一個海島國家，由於位處於歐亞大陸與太平洋之交會地帶，受到季節風之變化影響甚大，相對受到波浪因素影響的程度也提高，特別是冬季時東北季風的強風，每當有強大的極地大陸氣團南下時，海上風力即快速增強，強烈陣風有時甚至使得浪高達6公尺以上，其威力並不亞於颱風，而這些頻繁的災害性天氣現象，經常對於在台灣從事海上活動的民眾，造成生命財產之重大損失，因此若能精準的推估波浪，便能對從事海上育樂活動的民眾或作業的漁民有很大的幫助。所以要如何利用季節風來進行波浪推算將為本研究之重要課題。

由於推算波浪通常需要藉由統計方法，利用有限長度的資料，去推估重現期之波浪特性。往昔對於風浪的預測，已有相當多的研究，鑑於風與波高的不確定性，預測的成果也相當有限。國內學者(侯和劉，1982)也曾以統計分析之方法，收集往昔之風速及相對應時間波浪，建立兩者之線性關係，利用迴歸公式，便可簡單的推算波浪，但是這些統計模式皆具有地域性，且風速較小時，波高可能會產生負值等不合理的現象。

現有的物理方法及統計模式雖然廣為使用，但其仍有模式難以架構、需要較多的資料及參數不易求取等缺點。而類神經網路模式卻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是相當複雜的，仍然比一般傳統之統計迴歸方法較佳。而蔡(2005)及蔡(2006)利用類神經模糊系統建立季節風與波浪的關係以進行波高的推算，達到長期預報的能力。但為了提升推估的準確性，使用類神經網路模式(Artificial Neural Network, 簡稱 ANN)，選擇各種特性的輸入參數，以架構具季節風特性之波浪推算模式，應用此模式之運算快速及非線性現象之描述能力，以達波浪推算較高精度之推估性並提供港灣工程及港灣船隻作業之參考，並期望此模式未來可在工程設計與防災上提供即時及精確的波浪推算與預報。

另外由於臺北港水域遼闊，未來發展相當富有彈性，期待發展為

台灣北部地區第一大港，與高雄港並列我國南北兩大海運中心，而本文模式未來需適用於台灣整體沿岸及港灣地區，因此先選擇臺北港作為模式的準確性驗證，確定模式可行性後，再運用至整個台灣。

1-2 文獻回顧

早在十九世紀初期，就已經有學者提出有關風浪成長的學說。包括 Helmholtz (1888) 的 Kelvin-Helmholtz 不安定理論及 Jeffreys (1924, 1925) 的遮蔽學說 (Jeffreys sheltering hypothesis)，還有 Phillips (1957) 提出共鳴機制 (resonance mechanism) 的學說來說明靜止水面上風所產生波浪的原理，解釋波浪的生成及初期發達。Phillips 認為由於風的紊流 (turbulent flow) 特性，而導致海面上受不均勻之壓力，由於水面上受壓力隨機變動而產生強制性的波浪，而當風與波浪兩者因頻率相同而開始共鳴時，則波浪因共鳴作用而呈線性成長。Miles (1957) 提出剪力流理論 (shear flow hypothesis) 來說明波浪後期發展機制，假設海面上之平均風速依對數形式分佈，當水面引入小振幅波動時，原平行氣流受到擾動，隨之產生波動速度及相對的雷諾應力，而透過雷諾應力向下傳遞，風會損失能量與動量，最後由於波面斜度同位相之壓力分量將能量傳輸至波動，使波浪隨時間成指數成長。並且 Miles (1960) 將剪力流理論與 Phillips 共鳴機制加以結合，以描述波浪初期線性成長及後期波浪呈指數函數成長，此聯合模型則為現今風浪成長主要理論。

而瞭解風浪成長的理論，便可藉由風的因子去推算波浪，波浪的推算模式一般可分為波譜法 (wave spectrum method) 及示性波法 (significant wave method) 二種，前者是應用波浪能量平衡方程式為其控制方程式，並配合波浪傳遞後各種物理特性來加以推算。至於示性波法則是將波浪大小與風速、吹風歷時與吹送距離等參數關係加以定量分析。示性波法早期最常被使用於工程應用上，以 Sverdrup 和 Munk (1947) 及 Bretschneider (1952) 之 SMB 法較具代表性，SMB 法是將波浪大小與風速、吹送距離，坐定量關係分析，此方法導入統計代表量的示性波概念來描述隨機海面波浪，理論架構包括風浪發生、發達、傳遞及減衰等連串現象的系統推導，最後建立示性波波高及週期與風

速吹風速離、延時等公式。

而在海岸工程的應用上，過去有許多學者利用類神經網路於預測波浪方面，有 Deo 和 Naidu(1999)以測站之即時波浪資料作為類神經網路之輸入值，以倒傳遞類神經路推算下一個時間之波浪資料，並以此建立短期波浪推算模式。Deo 等人(2000、2001、2002 及 2003)則建構以風速與示性波高與週期之類神經網路，以預測風浪。Bhattacharya 等人 (2003) 利用實測波浪資料、風向、延時作為類神經之輸入值，來追算遺失之波浪資料。Makarynskyy(2004)為修正短期波浪之預測，分析不同延時之測試對預測風浪正確性之關係，並建立輸入值為 48 小時與輸出值為 24 小時之波高及周期之類神經學習網路，以此進行較長時間且可獲得較正確之波浪預測。蔡(2005)以適應性類神經網路 (ANFIS)建立實測風速大小與對應波浪之架構，進行季節風浪之推算。蔡(2006)以 ECMWF (European Centre for Medium Range Weather Forecasts) 歐洲中期預報中心所提供之風場之風速及風向，建立 ANFIS 波高推算模式，並進行季節風浪之推算。Chang 和 Chien(2006a、b)針對不同風場參數分析其對波浪特性之關係，建立多個轉換函數之類神經網路模式，以進行颱風波浪之推算。Kalra 和 Deo(2007) 以 TOPEX 衛星量測之波高及風速，應用徑向基底類神經網路(RBF)進行近岸測站之波高及周期的推算。

1-3 文章架構

本文將以類神經網路模式建構季節風特性之波浪推算模式。並依照六個章節說明風浪特性之分析、模式建構之過程與推算結果探討。第一章為前言，主要說明研究動機、目的及文獻回顧。第二章則是將推估季節風波浪之參數選擇作扼要說明，並進行統計分析。第三章就混合式類神經網路模式之建構方法及操作流程詳加說明。第四章則是將風與浪的特性導入，優選適合的輸入參數，以類神經網路模式建構本研究之季節風波浪預報，並驗證此模式之正確性及優劣程度。第五章則是應用本研究所建立之季節風風浪推算模式補遺資料，並且加入延時條件推算，驗證模式進行補遺及延時過後的優劣程度。第六章則為本文的總結。本研究流程示如圖 1-1。

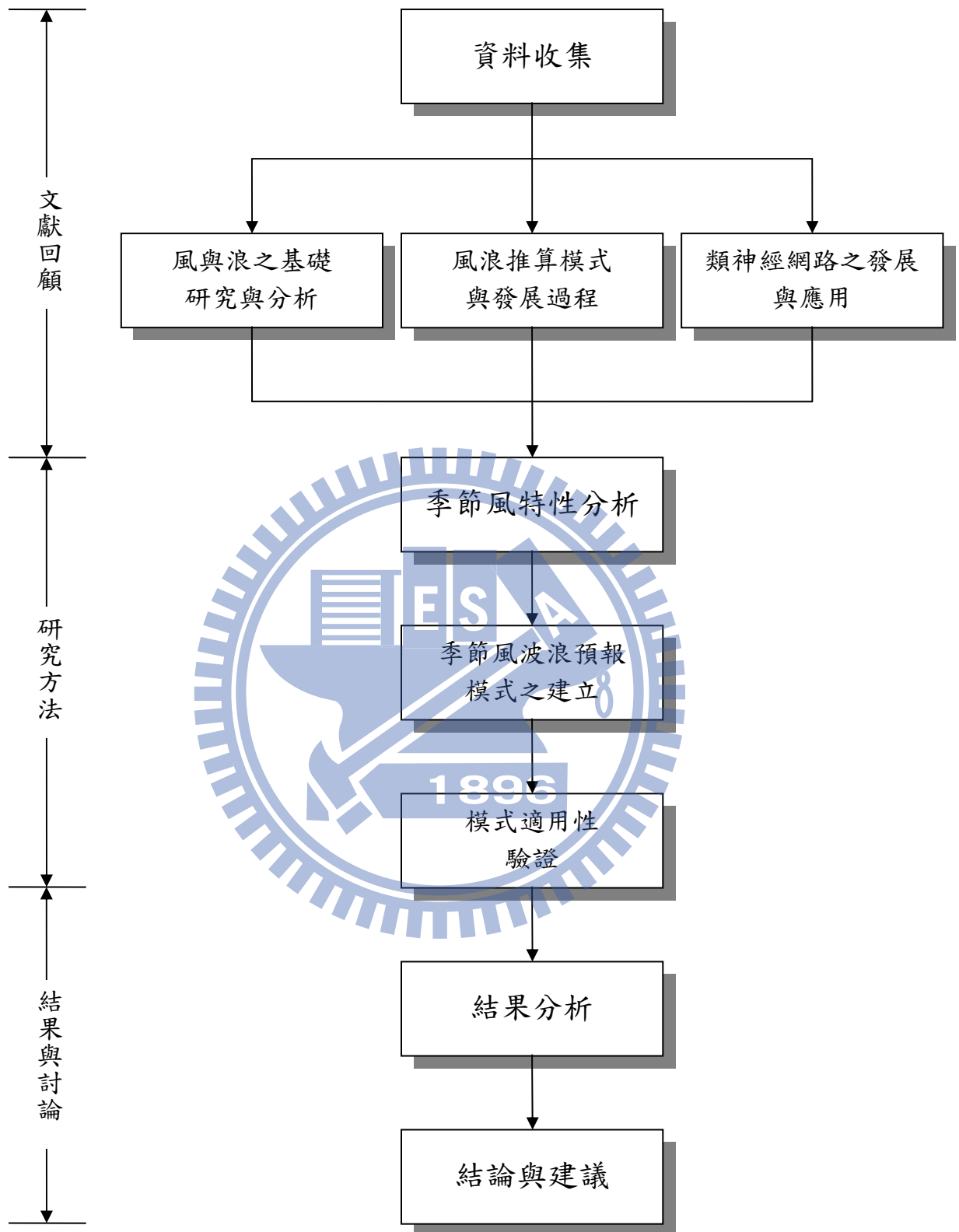


圖 1-1 研究流程

第二章 推估季節風波浪之參數與統計特性

2-1 資料來源

本文的實測波浪及風速資料由交通部運輸研究所港灣技術研究中心所提供。港灣技術研究中心於淡水河口南岸水深 15 米處打設海上觀測樁，其位置為 $25^{\circ}10'44''\text{N}$ ， $121^{\circ}22'41''\text{E}$ ，如圖 2-1 所示。測量波浪的儀器位於觀測樁水深 5 米處，測量儀器為 Inter Ocean 公司之 S-4ADW 潮波流儀，此儀器可同時觀測潮位、海流、波浪以及波向。測量風速的儀器，為安裝於觀測樁上離平均海平高 15 米處，Young Brand 之測風儀觀測風速及風向。

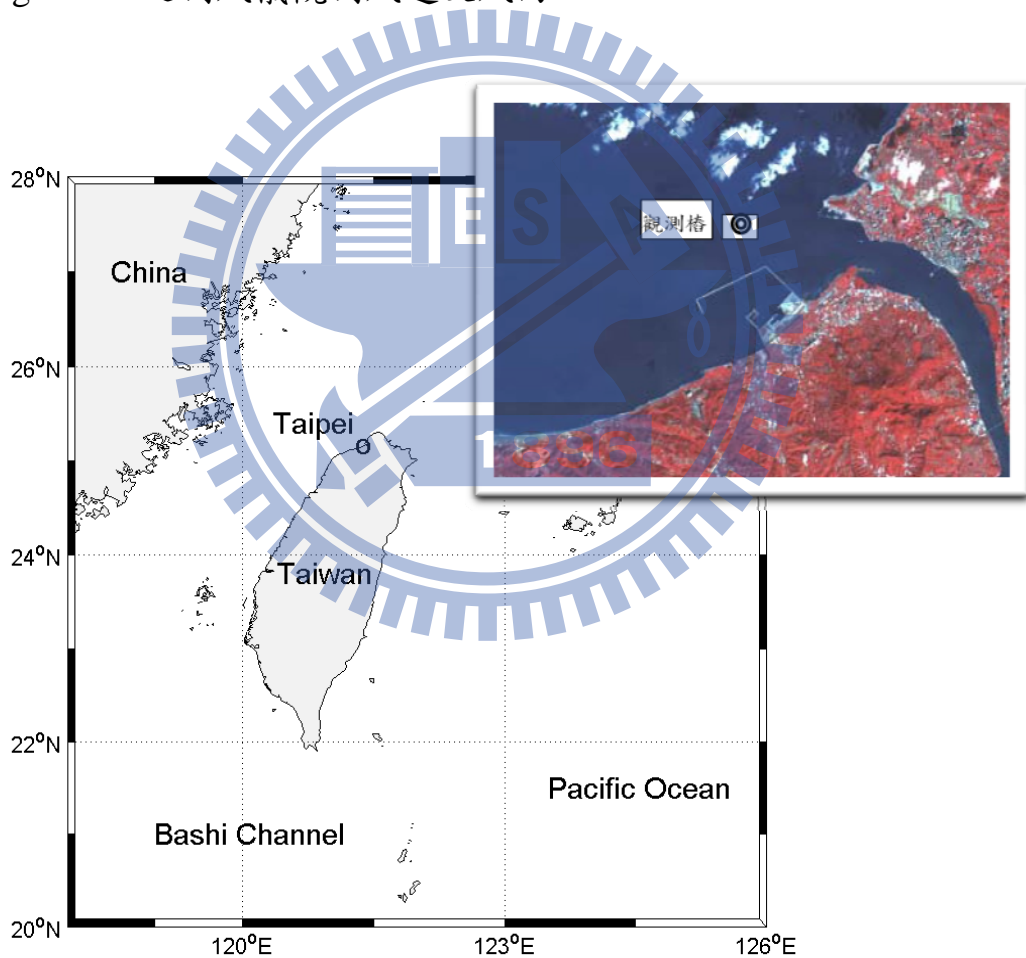


圖 2-1 測站地理位置圖

另外，本文採用的 NCEP 風場資料係由美國國家環境預報中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)與國家大氣研究中心(National Centers for Atmospheric Research, NCAR)。兩單位在 1989 年開始合作發展氣候資料再分析計畫(NCEP/NCAR Reanalysis Project)，此計畫之目標為利用自 1948 年起之舊有氣候觀測資料重新進行分析，並發展一氣候資料同化系統(Climote data assimilation system, CDAS)以分析大氣情況。此系統納入了許多不同類型之觀測資料結果，包括地面觀測、船艦觀測、飛機觀測、無線電探空觀測、衛星觀測等，再經過數據品質管(QC)步驟，集成為此氣候資料同化系統，目前已有氣象組織利用此系統分析資料進行真實氣象預報。

NCEP/NCAR Reanalysis Project提供資料自 1948 年迄今，資料時距包含每日 6 小時、單日及單月為一報之資料，資料項目有氣溫、地表溫度、地中溫度、氣壓、濕度、風速等，上述資料可經由網路直接下載(<http://www.cdc.noaa.gov/data/gridded/data.ncep.reanalysis.html/>)。本研究擬採用 NCEP 每 6 小時海平面上 10m 處之 u 及 v 向風速資料，資料範圍包含緯度 $-88.542^{\circ} \sim -88.542^{\circ}$ 、經度 $0^{\circ} \sim 358.125^{\circ}$ ，風場資料解析格網為 $1.875^{\circ} \times 1.875^{\circ}$ 。

2-2 影響季節風示性波浪的參數

本研究主要是利用季節風的資料來推估示性波高，因此在進行季節風波浪預報模式之資料分析前，必須瞭解到季節風的資料中可能會影響波浪的參數。根據 SPM(Shore protection manual, 1978)風浪成長之經驗公式，顯示示性波高與風速、風域(Fetch)及延時(Duration)有關，Donelan(1980)提出風向與主波向修正的公式。由此結果說明影響示性波浪的參數有：

(1) 風速(U)

風對波浪的形成極為重要，根據英國海軍上將蒲福(Admiral Sir Francis Beaufort)於 1805 年所訂定的蒲福風級(Beaufort Scale)，在 1838 年採用時蒲福風級僅有十二級，目前已延伸至十八級(包括 0 級)。蒲

福風級表主要列出風速與其對應波高大小，得知波高與風速成正相關。當風速越大時，則波高則越大，此法廣泛應用於氣象及航海界。

而為求更高精度的波浪推算，Sverdrup 和 Munk (1942~1947)將波浪大小與風速、吹送距離作定量關係分析，這種方法是導入統計概念來描述隨機海面波浪，探討示性波高及週期與風速、吹風歷時、吹送距離、水深、延時等參數間的關係，使用於工程應用上是極為方便的一種方法，其中以 Sverdrup 和 Munk (1947)及 Bretschneider (1952)之 SMB 法較具代表性。

(2) 風域(F)

根據 SMB 波浪預報法應用於開放水域中，基於有效有限風域 (Effective finite fetch)之概念，SMB 曲線可以由以下公式表示(Saville et al.1962)：

$$\hat{H}_{1/3} = 0.283 \tanh(0.0125 \tilde{F}^{0.42}) \quad (2-1)$$

其中無因次化參數 $\hat{H}_{1/3}$ 及 \tilde{F} 定義如下

$$\hat{H}_{1/3} = \frac{gH_{1/3}}{U_w^2} \quad (2-2)$$

$$\tilde{F} = \frac{gF}{U_w^2} \quad (2-3)$$

式 (2-2) 及式 (2-3) 中 U_w 為海上 10m 之風速， F 為吹送距離， $H_{1/3}$ 為示性波高。由式(2-1)可知示性波高與風域成 \tanh 函數正比之關係。

(3) 延時

根據 SPM(Shore protection manual, 1978)風浪成長之經驗公式，描述深水波示性波高與延時關係，示如圖 2-2。由圖 2-2 得知延時固定時，不同風速對應波高有所不同，風速越大則波高越高。但在不同風速下，若波浪已發展成熟則波浪不再成長達到平衡的狀態。

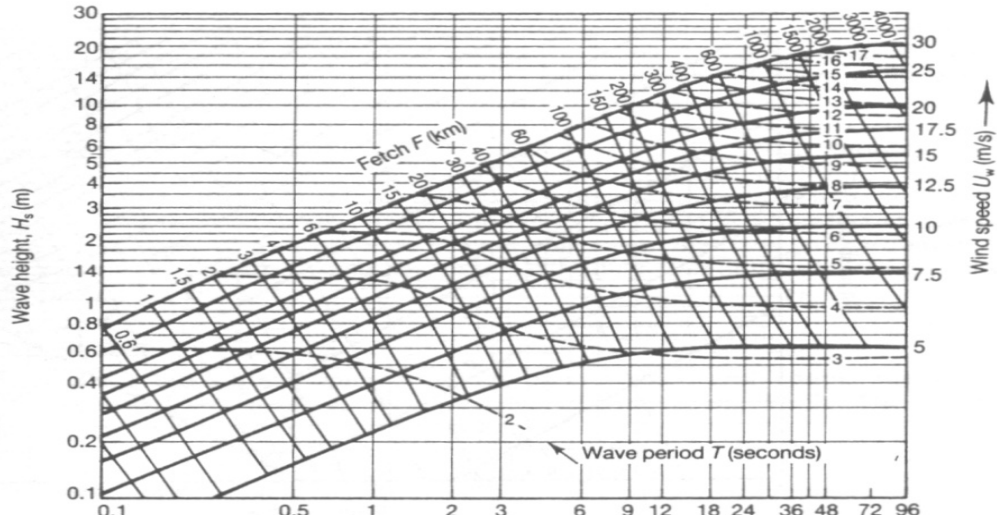


圖 2-2 深水波之示性波高與延時關係圖(摘自 SPM，1978)

(4) 風向(θ)

風向的定義以測站中心指向正北方為起點，順時針指向風吹來方向之夾角，亦指離地約 10 公尺高度水平方向的風向。由於風場分佈是多變且複雜，只要受地形或建築物的阻擋，就會改變方向，因此在寬廣的洋面上和沿海地區的風向亦會不同。此外季節的改變也會使風向出現 180° 的轉變，使得風向變化變的極為複雜，然而所產生的波浪變化情形將會隨風向之角度不同亦有所不同。

對於風域之影響，因臺北港並未設置許多點的測站，來提供空間上之風速分佈，以評估風域之影響，故本文僅就風速、風向及延時進行後續之分析。

2-3 參數特性統計分析

由上一節瞭解影響季節風波浪的參數之後，本文首先分析臺北港 2004 年示性波高 (H_s) 與實測風速 (W_o) 及模擬風速 (W_m) 之間的關係性。先藉由時間序列圖中看出三者間的趨勢性，其時間序列圖如圖 2-3。如果以線性迴歸曲線來表示波高與風速之關係，分別示意如圖 2-4 及圖 2-5。由圖 2-4 顯示 H_s 與 W_o 的關係性相當散亂，其 R^2 值約為 0.173。而由圖 2-5 顯示 H_s 與 W_m 之關係較上者為佳，相關係數平方值 R^2 為 0.352。

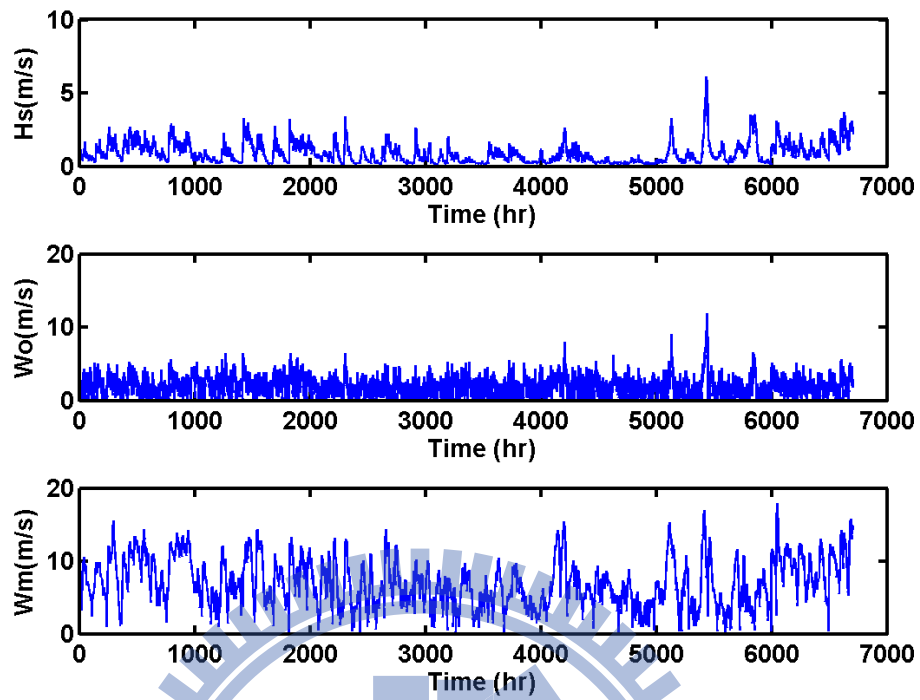


圖 2-3 示性波高、實測風速與模式風速時間序列圖

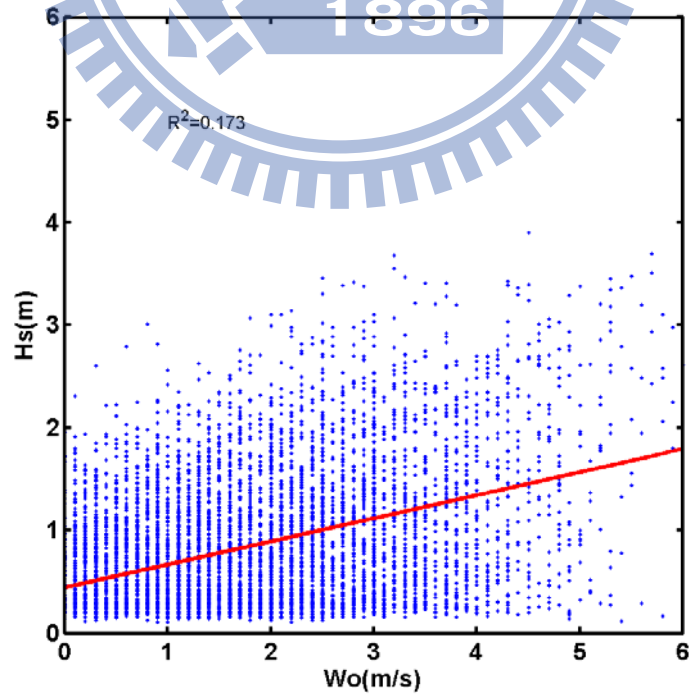


圖 2-4 臺北港實測風速與示性波高關係圖

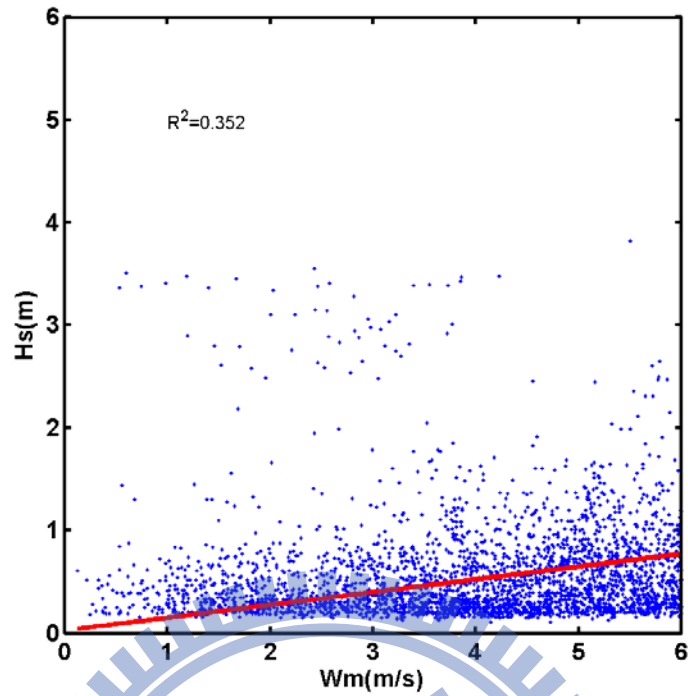


圖 2-5 臺北港模式風速與示性波高關係圖

接著以實測及模擬風場進行波高與風速延時的相關性分析，來建立風速持續性對波高的影響。研究中分別使用相關係數（Correlation Coefficient, R ）以及平均相互資訊（Average Mutual Information）兩種指標方法來判斷相關程度。其中 R 及 AMI（Abebe and Price, 2004）的表示式分別為

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N [(P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})]}{\left[\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2 \right]^{1/2}} \quad (2-4)$$

$$AMI(A, B) = \sum_{i,j} P_{A,B}(a_i, b_j) * \log_2 \left[\frac{P_{A,B}(a_i, b_j)}{P_A(a_i)P_B(b_j)} \right] \quad (2-5)$$

其中 a_i 和 b_j 為兩個隨機變數， $P_{A,B}(a_i, b_j)$ 為兩個變數一起出線的機率， $P_A(a_i)$ 及 $P_B(b_j)$ 為單一變數出現的機率，結果如圖 2-6 及圖 2-7 所示，由此兩圖均呈現示性波高與風速的相關性隨著延時的增加而漸漸變小。

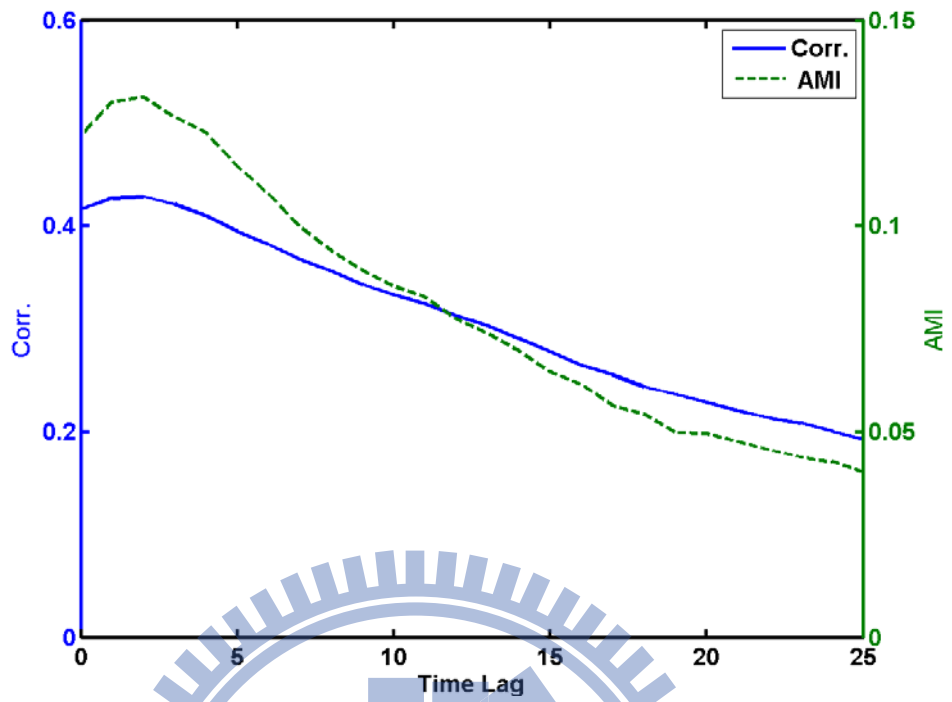


圖 2-6 實測風速與示性波高延時的相關性

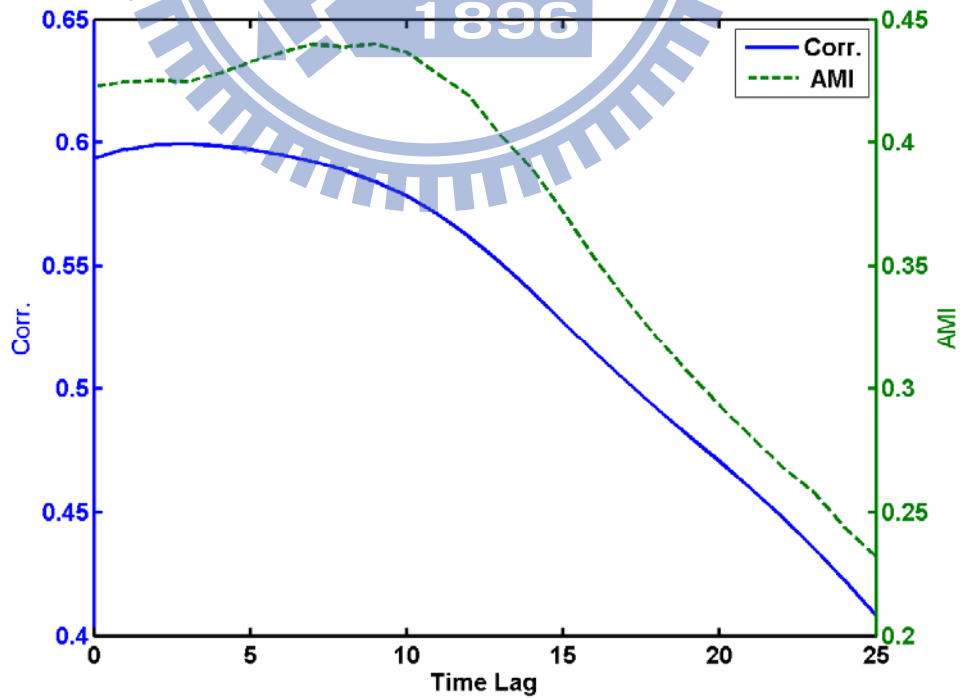


圖 2-7 模式風速對示性波高延時的相關性

其中圖 2-6 示性波高與實測風速在延時約 2 至 3 小時的地方明顯看出擁有最高的相關性，其相關係數 R 為 0.42，AMI 約為 0.13 左右，而在圖 2-7 中波高跟模式風速在前十個小時的延時相關性變動不大，相關係數 R 為 0.59 至 0.6，而 AMI 為 0.42 至 0.44。

若以實測及模式風場分別繪製示性波高與風向的關係圖，如圖 2-8 及圖 2-9 所示，其中資料點為風向所對照之實測示性波高。由圖 2-8 可得知波高與實測風向呈現比較散亂的關係，因而無法辨別出風向與波高之關係性。圖 2-9 可以得知風向大約分佈在 30 到 60 度以及 210 到 240 度間，其間所對應的示性波高有比較明顯較高而集中之趨勢。另外，當模式風向為 30 到 60 度時，其所對應之波高約在 0~3.5m 之間變化。而模式風向為 210 到 240 度時，其對應之波高則集中於 0~1.5m 的範圍。

在本研究中模式的輸入參數會因為相關性的程度大小而影響到模式的優劣，所以在分析完風速與風向兩者跟波高的相關性之後，則選擇相關性比較大的模擬風速與風向作為輸入值，來建立季節風推算波浪之模式架構。

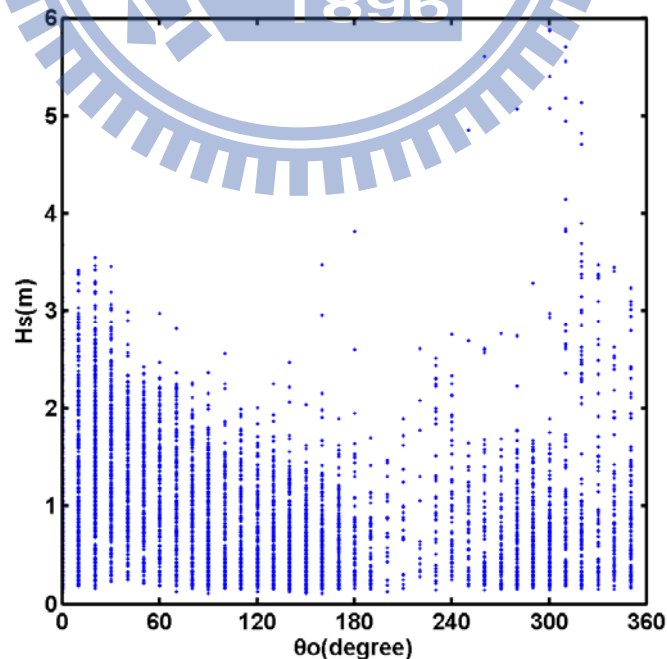


圖 2-8 臺北港實測波高與實測風向關係圖

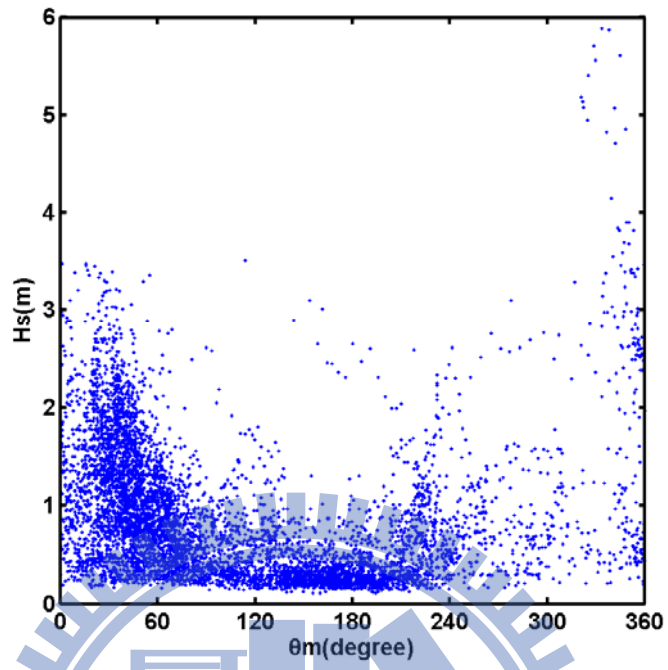


圖 2-9 臺北港實測波高與模式風向關係圖

第三章 混合式類神經季節風波浪推算模式之架構

本研究分析主要利用數值架構與類神經網路模式產生的數值，所以在此章先瞭解原理，並且建立整體研究模式的架構。

3-1 數值架構

本文採用丹麥水利研究所 (DHI) 所研發 Mike 21 之 SW 模式模擬波場，該模式模擬在各種外力作用下之波能變化，其求解之方程式為波浪作用力平衡方程式(Wave action balance equation)，此方程式為二維時變域之偏微分方程式，表示如下：

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \nabla \cdot (\bar{v}N) = \frac{S}{\sigma} \quad (3-1)$$

其中， $N(\bar{x}, \sigma, \theta, t)$ 為波力頻譜密度函數(wave action density function)，與波能頻譜密度函數(wave energy density function)之關係為 $N=E/\sigma$ ； $\bar{x}=(x, y)$ 為卡氏坐標； t 為時間； σ 為角頻率；而 θ 則為波向角。 $\bar{v}=(c_x, c_y, c_\sigma, c_\theta)$ 為一個 4 維空間的向量， $(c_x, c_y) = d\bar{x}/dt = \bar{c}_g + \bar{U}$ ，代表群波在空間上的傳遞速度，其中 \bar{c}_g 為群波速度，而 \bar{U} 則為海流之流速，模式可考量波浪在海流流動狀況下之傳遞情形。 $c_\sigma = d\sigma/dt$ ，代表角頻率 σ 之變化速度。 $c_\theta = d\theta/dt$ ，代表波向角 θ 之變化速度。 $\nabla=(\partial/\partial x, \partial/\partial y, \partial/\partial \sigma, \partial/\partial \theta)$ 為一個 4 維空間的向量運算子， S 則為源項(source term)，代表波浪傳遞過程時可能發生之波浪能量成長、消散及非線性交互作用等物理現象，表示如下：

$$S = S_{in} + S_{nl} + S_{ds} + S_{bot} + S_{surf} \quad (3-2)$$

其中， S_{in} 為風浪之成長項， S_{nl} 為波與波非線性交互作用項， S_{ds} 為白沫消散項， S_{bot} 為底床摩擦項，而 S_{surf} 則為碎波消耗項。

SW 模式係以有限體積法(Finite Volume Method)將控制方程式在空間上進行離散，所採用之格網系統為非結構性三角形格網系統，每一個三角形都代表一個元素，每一時間步均可解出各元素中心的 N

值。在時間上之離散，則採用等間隔時間步之有限差分法(Finite Difference Method)，所採用之差分方法為一階上風法(upwind schemes)。

SW 模式在邊界條件方面之處理，主要分為陸地邊界與開放邊界等兩部分。陸地邊界為水與陸地交界之處，模式在邊界條件之處理上係設定為吸收邊界；而開放邊界，若有觀測資料，則可給定波力頻譜做為邊界條件，但絕大多數情況下均無觀測資料可提供，一般亦給定吸收邊界。

3-2 類神經網路模式

類神經網路(Artificial neural network, ANN)是模擬人腦之結構及訊息傳遞的過程，所建立之刺激輸入值及反應輸出值間之關聯模式，對於物理現象本身機制不明、複雜或其推論方程式建立有遺漏部份，該模式都能以學習過程之方式建立輸入及輸出間之最適化模式，以描述整個物理現象。本文應用類神經網路具有學習最佳化的功能，並透過其模式輸出值與學習目標值間的連結建立起其相關性，利用網路權重(weights)與閾值(bias)來表示其關係的強弱。本文所選取之網路演算法則為倒傳遞法(Back-propagation)，由於倒傳遞網路具有監督式的學習，神經元間的交互作用經由該學習方式求得模式輸出值與實際值之最小方均根誤差。本文架構神經網路使用 Matlab 軟體來建置倒傳遞類神經網路，如圖 3-1 所示。

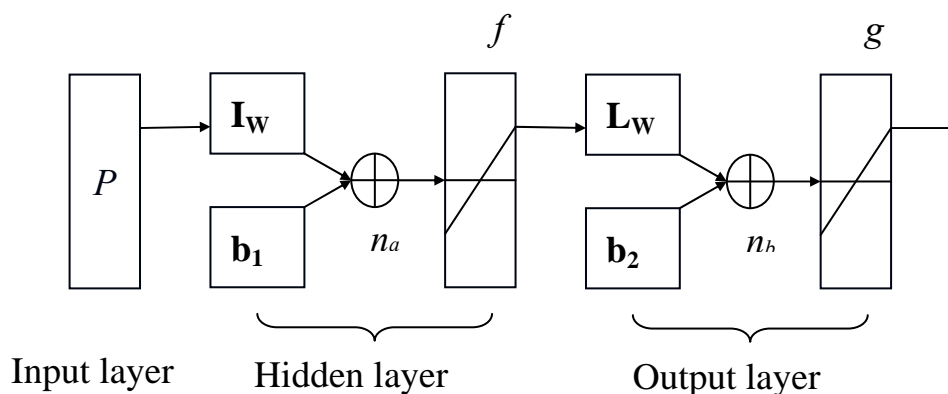


圖 3-1 類神經網路架構示意圖

倒傳遞學習演算法是被廣泛使用的一種學習演算法，因其具有學習及回想的功能，故可在回想過程中以相同於學習過程的方式來進行預測。一般倒傳遞網路可分為三部份：

- (1) 輸入層：用以接受外在環境的訊息，表現網路的輸入參數，其處理單元數目依問題而定。
- (2) 隱藏層：則表現輸入與輸出層各處理單元間的相互關係，並以權重和閾值來闡述該相關性，而其處理單元並無標準方法可以決定，通常需以試驗方式決定最佳數目。網路可以不只一層隱藏層，也可以無隱藏層，但無隱藏層架構的倒傳遞網路其效果接近統計學上一些線性方法。
- (3) 輸出層：用以輸出訊息給外在環境，其處理單元數目依問題而定。

倒傳遞網路學習方式是由輸入相當數量之學習樣本，應用向前饋入與誤差向後修正兩步驟，推求輸入變數與輸出變數的內在對映規則，再應用回想功能，進行新案例之輸出變數值推估。

圖 3-1 所架構之網路為一層隱藏層及一層輸出層， f 、 g 為轉換函數， n_a 及 n_b 為隱藏層及輸出層之神經元個數，其扮演推論結果經由轉換函數映射之過程。 P 為輸入變數矩陣， I_w 和 b_1 為輸入層與隱藏層間的權重和閾值矩陣， L_w 和 b_2 為輸出層與隱藏層間的權重和閾值矩陣。經由網路學習誤差最佳化的過程，神經網路將輸入值及學習目標值的關係紀錄在閾值與權重上，以此表示輸入值與學習目標值間的關係強弱。其中，類神經網路使用轉換函數使隱藏層模仿生物神經元處理非線性的機能，以輸入值之加權乘積和轉換成處理單元之輸出值。整個倒傳遞網路模式由隱藏層與輸入參數及輸出層的關係可用方程式表示為

$$a_1 = f(I_w P_i + b_1) \quad (3-3)$$

$$a_2 = g(L_w a_1 + b_2) \quad (3-4)$$

其中 a_1 為隱藏層之輸出值矩陣， a_2 為倒傳遞網路輸出值矩陣。藉由

上式之運算後求出網路輸出值 a_2 ，其與學習目標值 Y 間之向量(norm) 絕對值定義為誤差函數 E ，示如下式

$$E = \frac{\|\mathbf{a}_2 - \mathbf{Y}\|^2}{N} \quad (3-5)$$

因此，整個網路學習的過程為了最佳化各神經元間之權重與閾值使誤差函數達到最小值，反覆迭代其過程使網路輸出值趨近學習目標值。當網路完成學習過程(最佳化過程)，建立最合適的權重和閾值後即可以此網路的回想過程來進行預測分析。

3-3 模式檢定標準

在本研究中，為了要能客觀表示模式推算波浪結果之優劣程度，所以利用了以下三種統計上的指標作為推算波高能力之評斷：

(1) 相關係數平方 R^2 ：

相關係數 (correlation coefficient) 是一種用以衡量兩隨機變數 (bivariate random variables) 之關係的度量，此值介於 -1 與 1 之間。相關係數表現出預測值與實測值間之相關程度，假若預測值與實測值之間正相關性高，則 R 會趨近為 1。而相關係數的平方是為了表示輸入的依變數的總變異量中，能被迴歸模式所解釋的變異量百分比有多少，其定義示如式(3-6)。 R^2 值在 0 至 1 之間，當 R^2 值越接近 1，表示所計算出的迴歸模式的適配度(goodness-of-fit)越好。

$$R^2 = \left\{ \frac{\sum_{i=1}^N [(P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})]}{\left[\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2 \right]^{1/2}} \right\}^2 \quad (3-6)$$

其中 P_i 與 O_i 分別表示為預測值與實測值，則 \bar{P} 與 \bar{O} 分別表示在預測時間內之預測平均值與實測資料平均值， N 為資料總數。

(2) 均方根誤差 RMSE (Root Mean Square Error)：

平均絕對誤差反映了預測值偏離實際值的大小，其定義示如式(3-7)，RMSE 值可表現出預測值與實測值之間之平均預測誤差，值越大則表示偏差量越多而誤差大。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{N}} \quad (3-7)$$

(3) 平均偏差 Bias：

示如式(3-8)，bias 可表現出預測值與實測值偏差量之大小，若實測值與預測值均相同，則 bias 為 0，如果 bias 大於 0 則表示預測值高估於實際值。反之則 bias 小於 0 則表示實際值高估於預測值。

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)}{N} \quad (3-8)$$

3-4 模式建構流程

本文利用 MATLAB 其中之 Toolbox 所提供之類神經網路系統之功能，以模擬波高以及模擬風速與模擬風向為輸入參數來建立季節風波浪模式，其學習資料時間為 2004 年及 2005 年，預測時間則為 2005 年及 2006 年。本模式流程圖示如圖 3-2。首先進行收集臺北港波浪數據資料，以及 NCEP 風場的模式風速及風向當作季節風波浪影響之參數，定且利用 Mike 21 的 SW 模式產生模擬波高，把上述之參數區分完季節特性後，作為類神經網路模式之輸入值，以建構季節風推算波浪之模式。而以往的季節風波浪推算模式，輸出參數示性波高是由於輸入參數風速的影響產生，所以利用類神經網路描述其交互作用的關係，但本研究主要使用模擬波高作為輸入參數，再加上模擬風速作為修正，因此把本文的模式定義為混合式類神經季節風波浪推算模式作為區別。在模式推估波浪擁有高準確度的狀況下，本文使用模式進行資料補遺的動作後，再一次進行網路學習及預測，判斷資料完整性的相關性。另外，當有完整資料的時後，加入延時參數作為網路模式之輸入值，並且同樣進行網路學習及預測，瞭解延時參數對於本研究資料的影響程度。

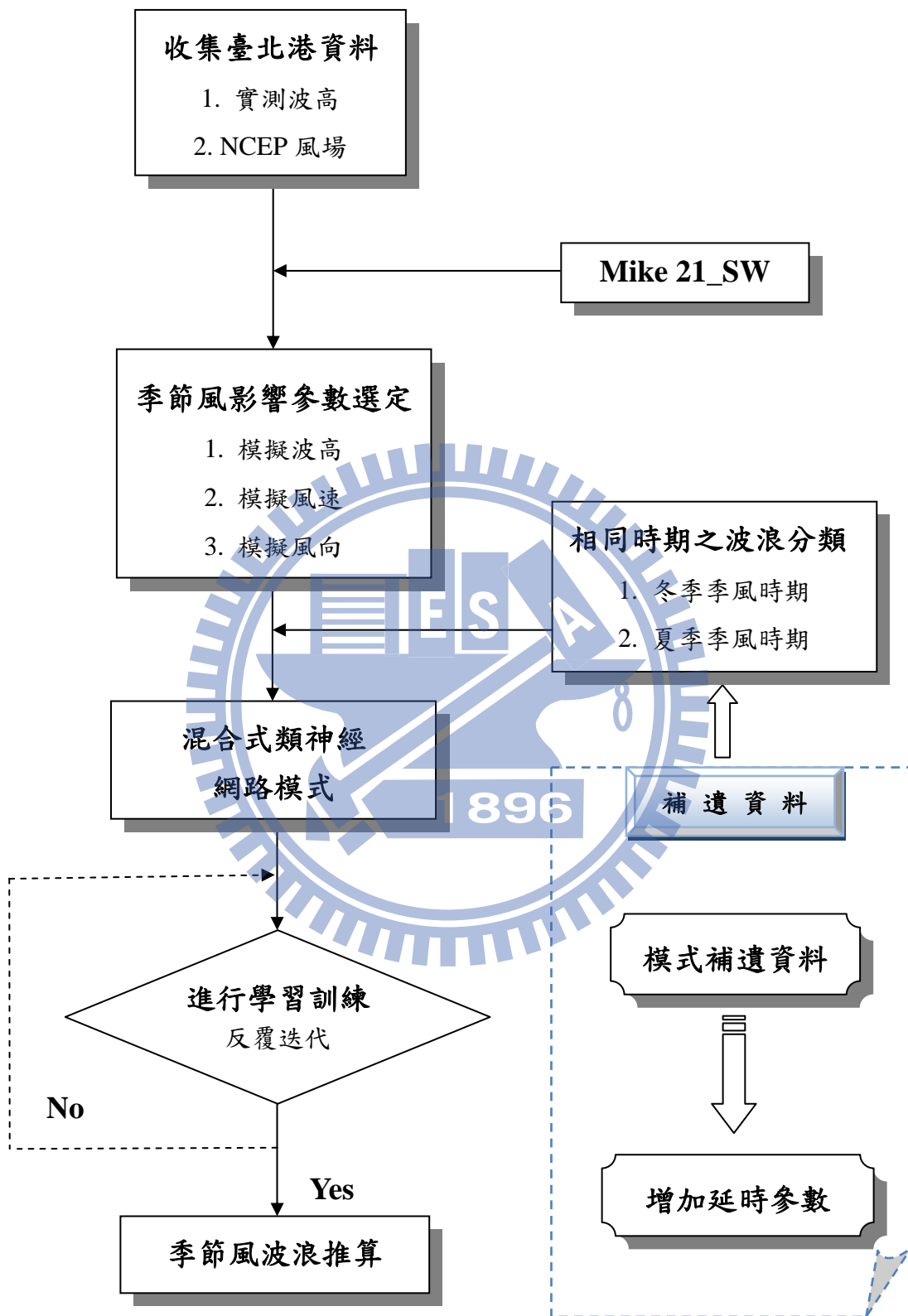


圖 3-2 模式建構流程圖

第四章 混合式類神經季節風波浪推算模式之建立

4-1 風速與示性波浪之季節特性

經過第二章模擬風速、波高與實測波高的統計關係分析後，本研究利用 2004 至 2006 的臺北港資料建構出由模擬風速 (W_t) 跟模擬風向 ($W_{\theta,t}$) 以及模擬波高 ($H_{m,t}$) 為輸入值，輸出值則為實測波高 ($H_{s,t}$) 之季節風浪預測波高模式。

一般配合風資料分類的時候，季節分為春(3、4、5 月)、夏(6、7、8 月)、秋(9、10、11 月)、冬(12、1、2 月)四個季節。但是由於實測波高資料缺少 2004 年、2006 年 10 到 12 月。由於台灣位於亞洲東南方近海的季風區，其季節風特性在冬季時主要風向為東北季風氣候 (NE)，夏季時為西南季風氣候 (SW)，兩季的風速明顯有所差異。因風速資料應該會呈現季節性之差別，所以輸入風速參數在模式中，必須分夏冬兩季節。

首先利用實測風速畫出風玫瑰圖，示如圖 4-1 及圖 4-2，將冬季季風定義為每年的 1 月至 4 月的 4 個月份，而夏季季風時期定義為每年的 5 月至 9 月。從圖中發現冬季的風向幾乎都集中在東北方，風向累積數量有些還超過 6%，但 5 至 9 月的夏季季風，在東北方位的風向數量降低到 4% 以下，並且分佈範圍部分集中在西南方向。

另外，模式風速在 2004 年到 2006 年夏、冬兩季的模式風速玫瑰圖，如圖 4-3 所示。其中圖 4-3 (a) 到 (c) 為冬季風向，(d) 到 (f) 為夏季風向，兩者皆呈現出跟實測風速一樣的趨勢，表示運用在類神經模式時仍然需要考慮季節性季風的差異性，依夏季與冬季時期分別作探討分析。

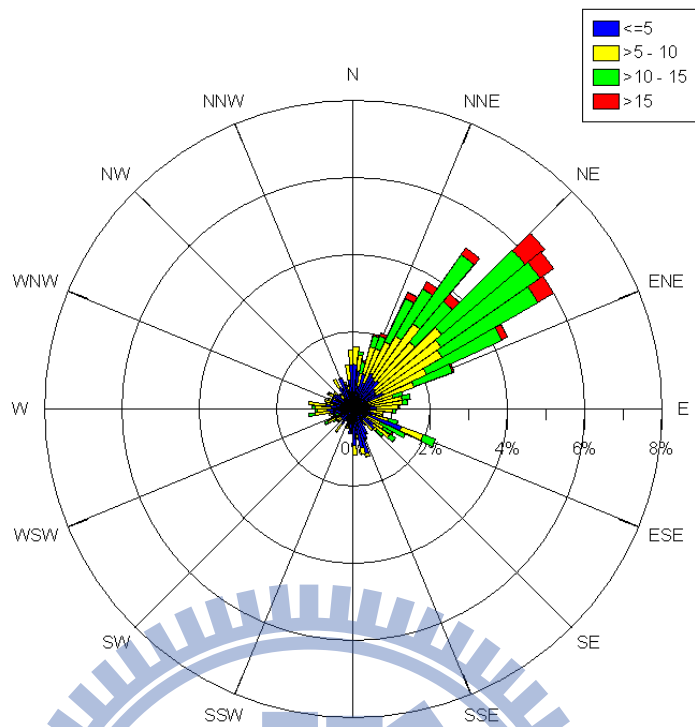


圖 4-1 臺北港 2005 年 1 到 4 月實測風玫瑰圖

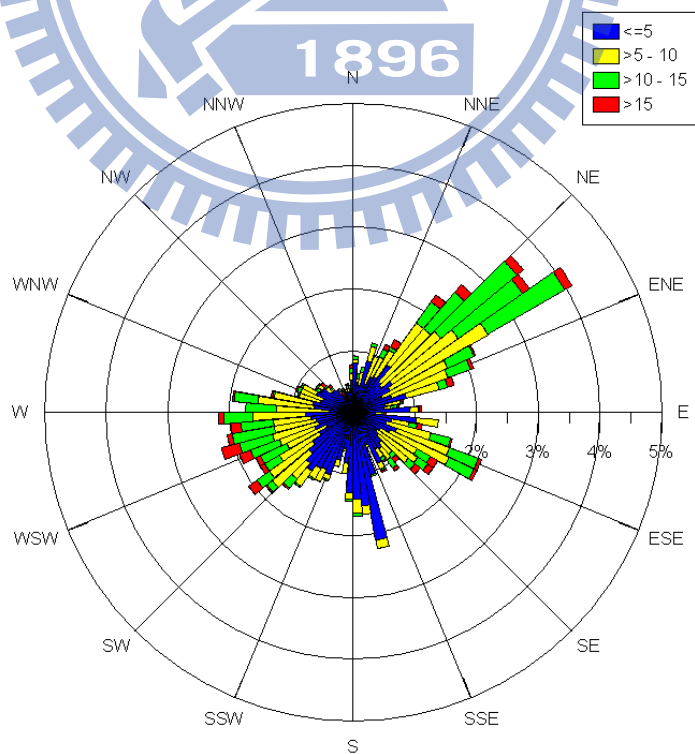
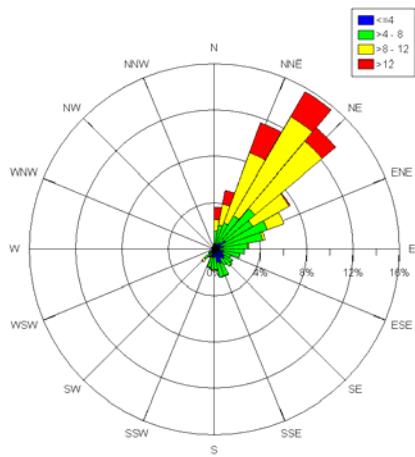
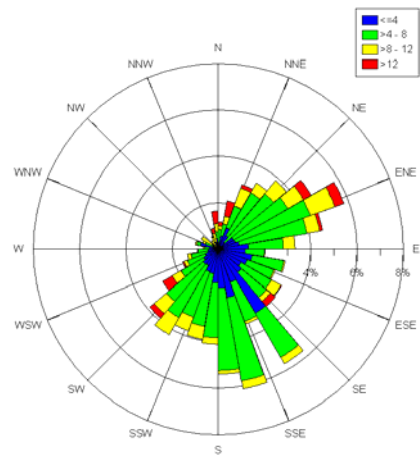


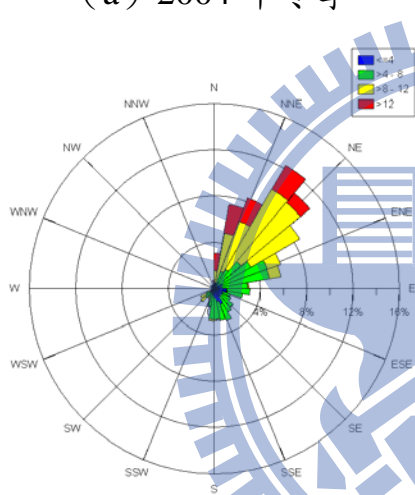
圖 4-2 臺北港 2005 年 5 到 9 月實測風玫瑰圖



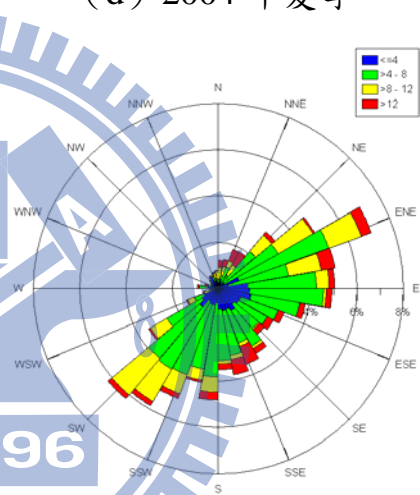
(a) 2004 年冬季



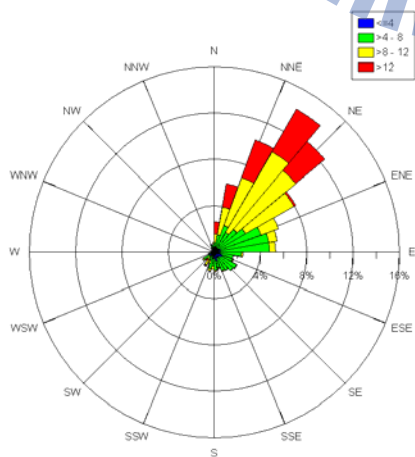
(d) 2004 年夏季



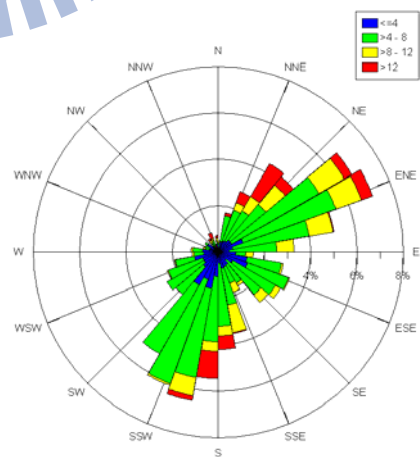
(b) 2005 年冬季



(e) 2005 年夏季



(c) 2006 年冬季



(f) 2006 年夏季

圖 4-3 臺北港 2004 至 2006 年夏、冬兩季模式風玫瑰圖

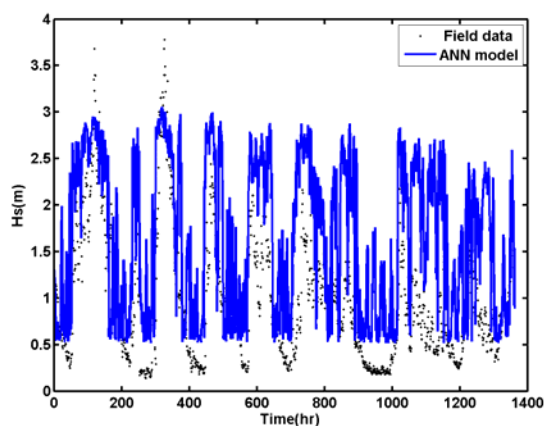
4-2 模式輸入參數

本文模式若僅以 2004 年的實測風速及風向分夏季、冬季及不分季三種狀況作為輸入參數來建立一個基本倒傳遞網路類神經模式，以此模式推估 2005 年的示性波高，示如表 4-1 及圖 4-4 之時序圖及散佈圖 (scatted plot)。所推估冬季波高跟實測波高的 R^2 為 0.426，RMSE 為 0.913m，而 Bias 為 0.649m；但推估夏季與全年的波高與實測值的 R^2 甚至沒超過 0.3，RMSE 卻高達 0.86m 以上，Bias 也分別達到 0.456m 及 0.619m。從圖 4-4 顯示所推估波高的趨勢線明顯偏離 45 度線甚遠，代表誤差量相當大。由上所述實測風速與實測波高為低相關，及此模式驗證結果，說明以實測風速作為輸入參數並不能有效的推估示性波高。

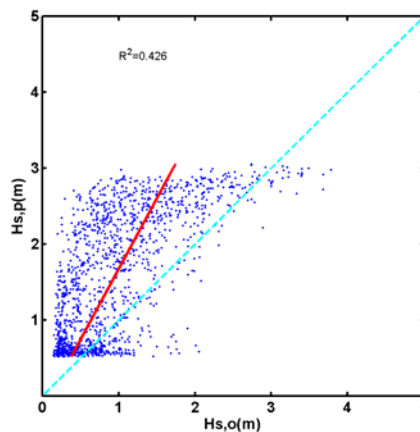
上述得知實測風沒有辦法有效推估波高，接著考慮模式風速及風向作為輸入參數，同樣如上述方式，學習 2004 的模擬資料建立一個新的類神經模式，此模式推估 2005 年的示性波高，示如表 4-1 及圖 4-5 之時序圖及散亂圖。按表 4-1 及圖 4-5 之時序圖及散佈圖發現三種狀況的 R^2 變為 0.698、0.332 及 0.548，而 RMSE 為 0.412m 至 0.456m，Bias 也分別變為-0.201m、-0.106m 及-0.098m。從圖 4-5 也可以顯示推估波高的趨勢線比起使用實測值作為輸入參數要來的接近 45 度線，確定利用模式值所推估的示性波高精確度比較高。

表 4-1 輸入實測風速或模式風速的 ANN 模式推算臺北港波高之比較

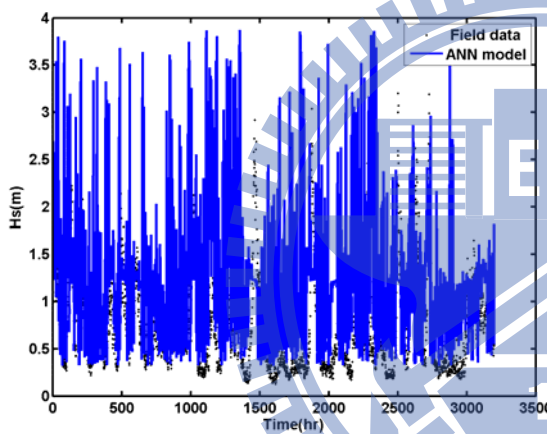
		輸入實測風速			輸入模式風速		
		R^2	RMSE (m)	Bias (m)	R^2	RMSE (m)	Bias (m)
2005	冬季 1~4 月	0.426	0.913	0.649	0.698	0.456	-0.201
	夏季 5~9 月	0.042	0.884	0.456	0.332	0.412	-0.106
	全年 1~9 月	0.227	0.866	0.619	0.548	0.432	-0.098



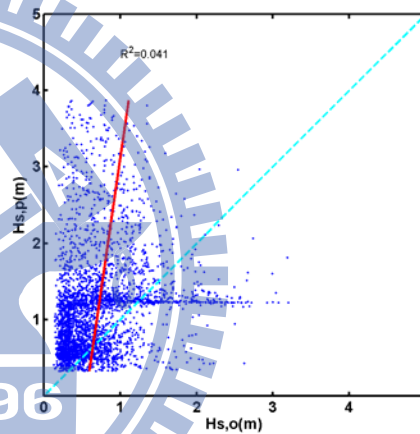
(a) 2005 年冬季



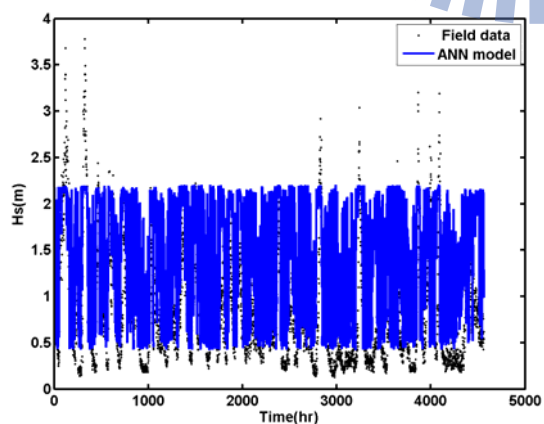
(b) 2005 年冬季



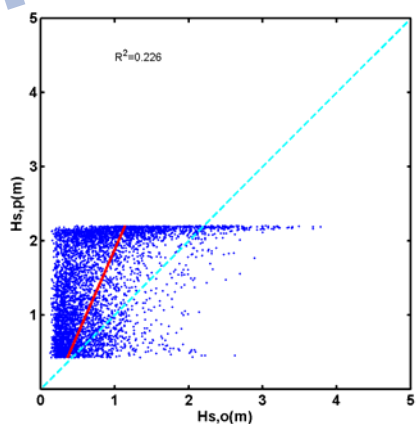
(c) 2005 年夏季



(d) 2005 年夏季

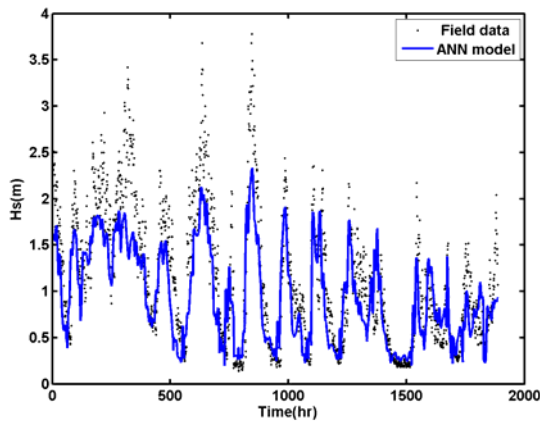


(e) 2005 年全年

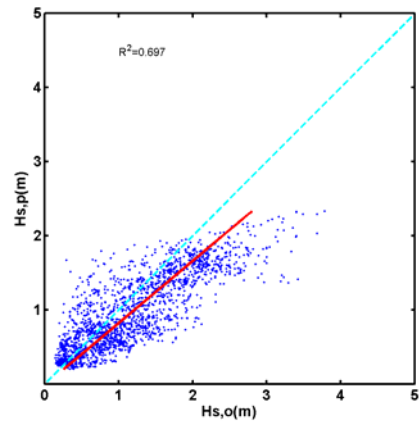


(f) 2005 年全年

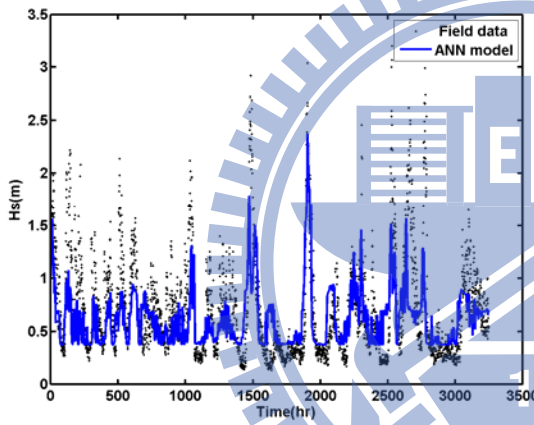
圖 4-4 利用實測風速所推估波高的時序圖及散佈圖



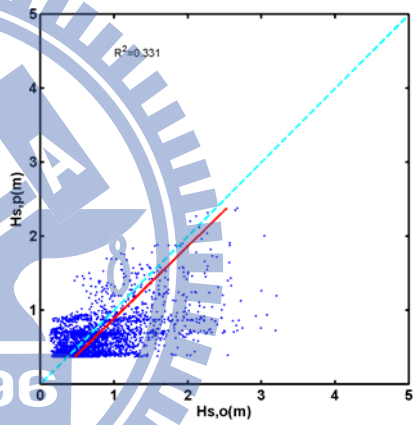
(a) 2005 年冬季



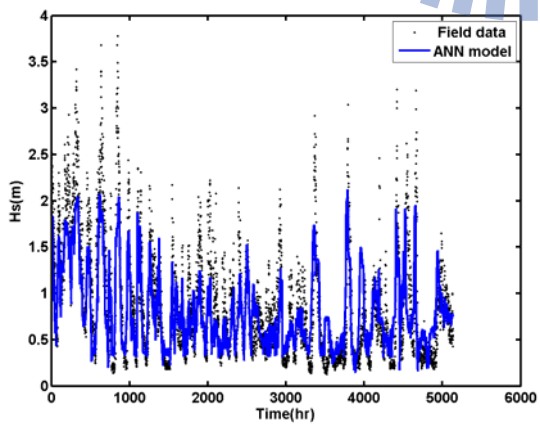
(b) 2005 年冬季



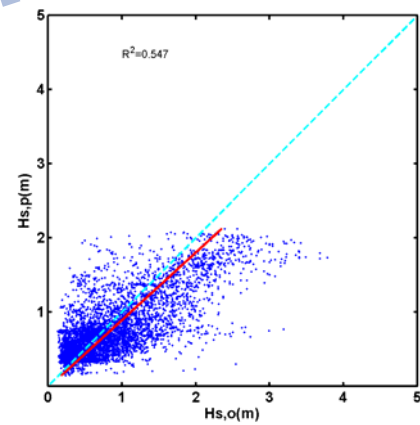
(c) 2005 年夏季



(d) 2005 年夏季



(e) 2005 年全年



(f) 2005 年全年

圖 4-5 利用模式風速所推估波高的時序圖及散佈圖

由上述結果說明，以模擬風作為輸入值的模式雖然可以提升模式推估的準確性，但是還有低 R^2 的狀況及 RMSE 高至 0.4m 以上，且蔡(2006)以 ANFIS 模式在台灣東部海域模擬風場與波高的相關程度發現，單純只有模擬風速跟模擬風向兩個輸入參數，在推算季節風波高仍然有偏差，所以必須尋找對於實測示性波高有較好相關程度的參數來修正模式。因此將在本文建立的模式再考慮加入模擬波高當為輸入參數，以提升波高的精確程度。

基於上述原因，在本文的模式裡新加入一個臺北港的模擬示性波高， H_m ，作為輸入參數，由於模擬示性波高與實測示性波高的 R^2 就高達 0.595，兩者關係如圖 4-6 所示。所以綜合上述討論在本研究中利用模擬風速跟風向結合模擬波高來建立季節風推算波浪之模本架構。

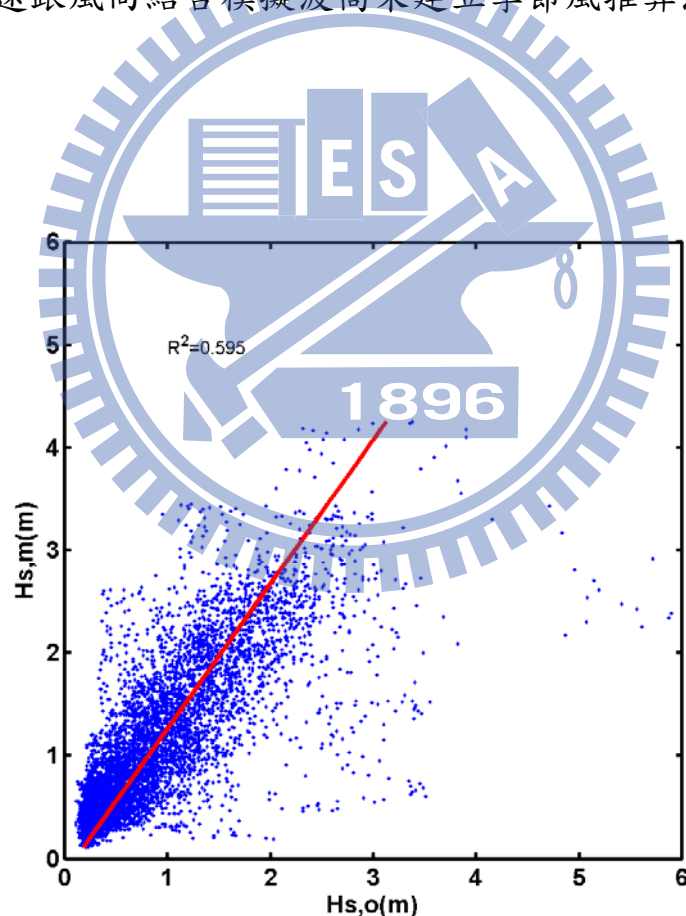


圖 4-6 模擬波高與實測波高散佈圖

本文模式若僅以 2004 年的模擬波高分夏季、冬季及不分季三種狀況作為輸入參數來建立一個基本倒傳遞網路類神經模式，以此模式推估 2005 年的示性波高，如表 4-2 所示。模擬波高與實測波高的 R^2 在 0.464 至 0.804 之間，RMSE 冬季為 0.366m，夏季與全年為 0.562m 及 0.5，Bias 冬季為 0.091m，夏季與全年的 Bias 在 0.162m 及 0.203。經過類神經模式學習，所推估冬季波高跟實測波高的 R^2 為 0.790，RMSE 為 0.333m，而 Bias 為 0.014m；但推估夏季與全年的波高與實測值的 R^2 為 0.499 及 0.63，RMSE 高達 0.403m 以上，Bias 也分別達到 -0.013m 及 -0.063m。

比較表 4-1 與表 4-2 是利用模式學習臺北港 2004 年資料來推算 2005 年的示性波高時，輸入參數僅有模擬波高經過模式推估冬季波高與實測波高的 R^2 比僅有模擬風速及風向增加 0.092，RMSE 降低 0.123m，Bias 從 -0.201m 變為 0.014m，推估夏季與全年波高方面 R^2 增加 0.167 跟 0.082，RMSE 降低 0.008m 及 0.029m，夏季的 Bias 從 0.106m 修正變為 -0.013m，全年則從 -0.098m 變為 -0.063m。從上述結果顯示在推估夏季示性波高，輸入參數需考慮擁有模擬波高、模擬風速及模擬風向的推估波高較佳。

表 4-2 模擬波高及 ANN 模式推估波高與實測波高之比較

		$H_{s,m}$ vs $H_{s,o}$			$H_{s,p}$ vs $H_{s,o}$		
		R^2	RMSE (m)	Bias (m)	R^2	RMSE (m)	Bias (m)
2005	冬季 1~4 月	0.804	0.366	0.091	0.790	0.333	0.014
	夏季 5~9 月	0.464	0.562	0.203	0.499	0.404	-0.013
	全年 1~9 月	0.619	0.500	0.162	0.630	0.403	-0.063

4-3 混合式類神經網路模式

經過上述分析，本文模式的網路架構為倒傳遞，輸入層的輸入參數有模擬波高 (H_m)、模擬風速 (W_m) 及模擬風向 (W_θ)，其中風向的方向角分解為 N 及 E 向量，選擇一層隱藏層，並選擇 4 個神經元，轉換函數選擇一般常用的 tansig 函數，如 Chang and Chien(2006)，Chang and Lin(2006)。而輸出層的轉換函數選擇線性轉換函數，輸出參數為推算的示性波高 (H_p)，期望最佳的網路架構有推算值與實測值最小之誤差。

4-3-1 修正模式

以 2004 年資料當為學習，本文的類神經網路模式推算 2005 年之波高與實測值之比較，示如表 4-3 及圖 4-7 之散佈圖。由表 4-3 顯示，2004 年及 2005 年模式波高跟實測波高的 R^2 僅在 0.406 至 0.804 之間，RMSE 以及 Bias 除了 2005 年冬季達到 0.366m 跟 0.091m 外，其餘結果皆介於 0.477m 至 0.581m 跟 0.16m 至 0.257m 之間。以建構好的模式推估所得波高與實測的波高，大部分 R^2 增加，且 RMSE 卻降低及 Bias 較趨近於零，此顯示推估波高與實測波高的誤差降低且正負較均勻分佈。但是從表 4-3 卻發現在推估 2005 年冬季波高，誤差較預測夏季大，雖然 R^2 提高了 0.005，RMSE 僅增加 0.01m 左右，另外 Bias 更是從 0.091m 變為 -0.191m。從圖 4-7 明顯看出線性迴歸線偏離 45 度。而在夏季以及全年的推估時誤差程度相對的減小，所以較需要探究其原因。

上述推估波高有偏態問題，本文將平均模式波高除以平均實測波高比值 (H_m/H_o)，示如表 4-4。表 4-4 顯示 2004 年與 2005 年的冬季波高比值差距約 0.2，而夏季與全年的差距在 0.012 與 0.018 間，兩者明顯有所不同，此乃造成沒辦法較為準確的預測季節風波浪的因素。因此，本研究針對此影響因素建立出一將 2004 年之模擬波高除以 H_m/H_o 比值，修正輸入值，使得模擬波高與實測波高的差距減小，再利用混合式類神經網路模式進行季節風波浪的學習與推算。

表 4-3 模擬波高及 ANN 模式推估波高與實測波高之比較

		$H_{s,m}$ vs $H_{s,o}$			$H_{s,p}$ vs $H_{s,o}$		
		R^2	RMSE (m)	Bias (m)	R^2	RMSE (m)	Bias (m)
2004	冬季 1~4 月	0.683	0.477	0.257	0.705	0.332	0.063
	夏季 5~9 月	0.406	0.581	0.166	0.616	0.405	-0.000
	全年 1~9 月	0.554	0.535	0.209	0.635	0.400	0.000
2005	冬季 1~4 月	0.804	0.366	0.091	0.809	0.377	-0.191
	夏季 5~9 月	0.499	0.569	0.199	0.462	0.421	-0.054
	全年 1~9 月	0.630	0.505	0.160	0.618	0.414	-0.082

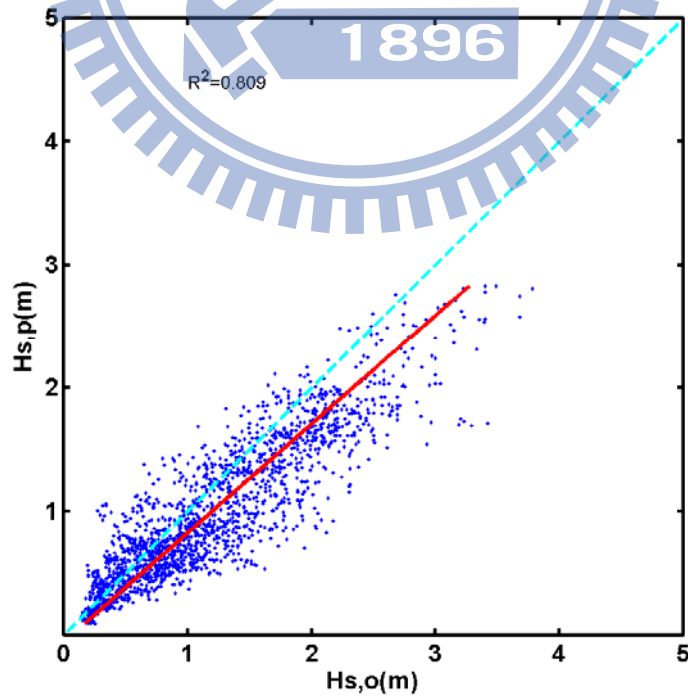


圖 4-7 推估的 2005 年波高與實測值之散佈圖

經過類神經網路修正模式的學習之後，模式推估 2005 年冬季結果則有相當好的效果，如表 4-5 所示。 R^2 相較於未修正前雖然改變量不大，但是 RMSE 卻從 0.377m 降低為 0.322m，Bias 也從 -0.191m 變為 0.028m。

表 4-4 臺北港 2004-2006 年平均模擬波高與平均實測波高

		$H_m(m)$	$H_o(m)$	H_m / H_o
2004	冬季 1~4 月	1.228	0.972	1.264
	夏季 5~9 月	0.811	0.644	1.258
	全年 1~9 月	1.078	0.799	1.261
2005	冬季 1~4 月	1.244	1.153	1.079
	夏季 5~9 月	0.938	0.739	1.270
	全年 1~9 月	1.050	0.890	1.179
2006	冬季 1~4 月	1.420	1.266	1.122
	夏季 5~9 月	0.831	0.723	1.150
	全年 1~9 月	1.120	0.989	1.132

表 4-5 模擬波高及 ANN 模式推估波高與實測波高之比較

		$H_{s,m}$ vs $H_{s,o}$			$H_{s,p}$ vs $H_{s,o}$		
		R^2	RMSE (m)	Bias (m)	R^2	RMSE (m)	Bias (m)
2004	冬季 1~4 月	0.683	0.350	-0.000	0.717	0.325	-0.000
2005	冬季 1~4 月	0.804	0.366	0.091	0.808	0.322	0.028

4-3-2 夏季颱風波浪對模式推估能力的影響

一般來說，颱風所產生的波浪跟季節風的波浪性質有所差別，波高大小也不同，所以在使用類神經網路模式推估波浪時，效果有區別。從表 4-3 顯示推估的夏季及全年波高因為擁有颱風波高，其 R^2 為 0.462 及 0.618，RMSE 降低約 0.1m 及 Bias 變為較趨近於零，但從圖 4-8 看出趨勢線仍然偏離 45 度線許多。所以本文就季節風波浪去探究，在資料處理方面先去除有颱風影響的波高之後再作分析討論。

本文先找尋 2004 年至 2006 年所有中央氣象局發佈影響台灣的颱風，接著對照臺北港夏季實測波高資料，確定在這三年之中造成台北港波高變大的有 2004 年的艾利 (AERE)、海馬 (HAIMA)，2005 年的海棠 (HAITANG)、馬莎 (MATSA)、泰利 (TALIM) 以及 2006 年的珊珊 (SHANSHAN) 共六個颱風，路徑圖分別如圖 4-9 (a) 至 (f) 所示。去除因為颱風影響所產生的波高之後，模擬波高跟實測波高的 R^2 、RMSE 及 Bias 比含有颱風波高的狀況改善。

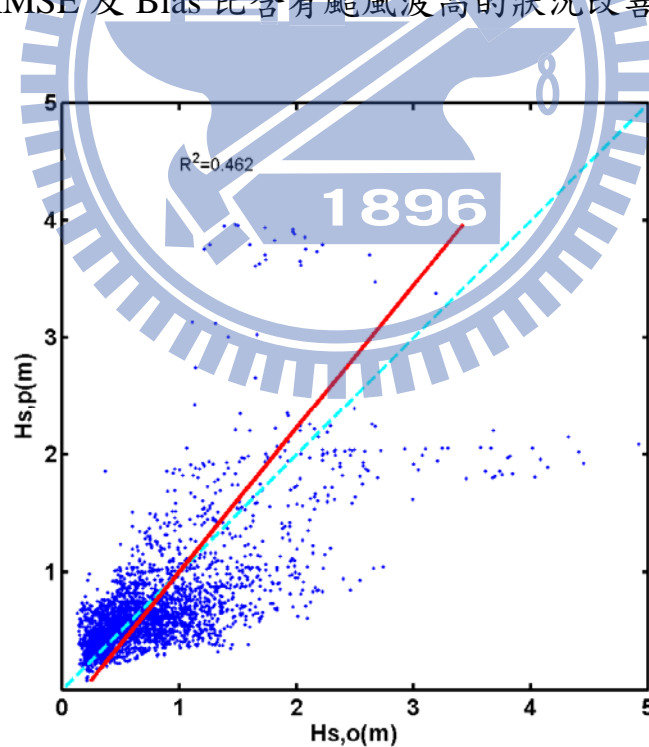
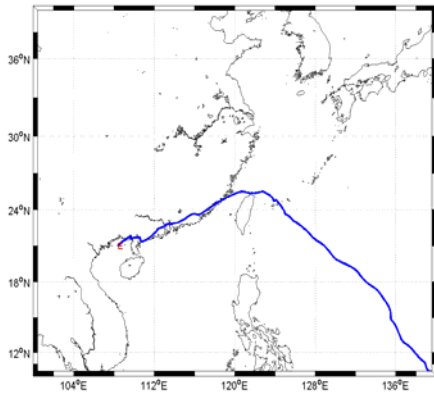
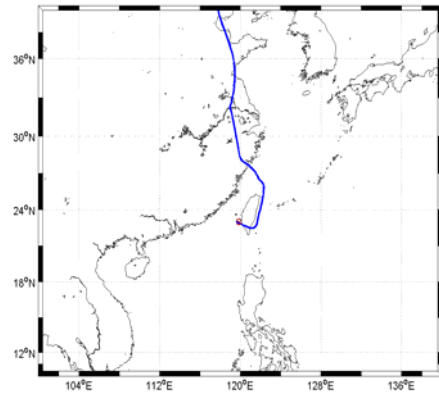


圖 4-8 推估的 2005 年夏季波高與實測值散佈圖

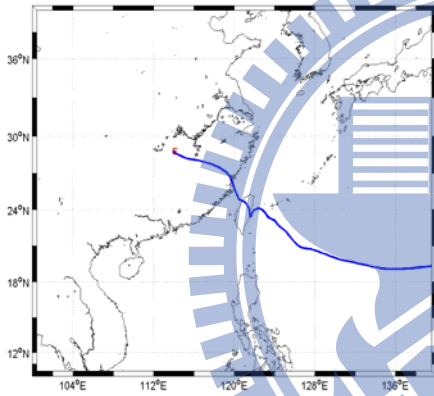
(資料含颱風波高)



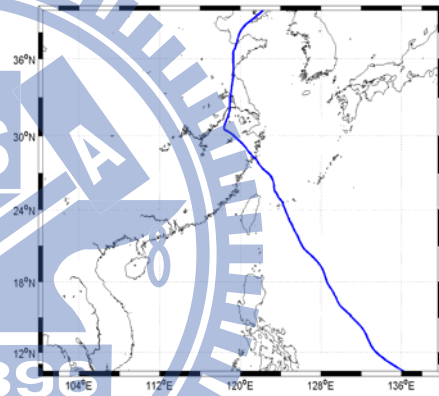
(a) 2004 年艾利



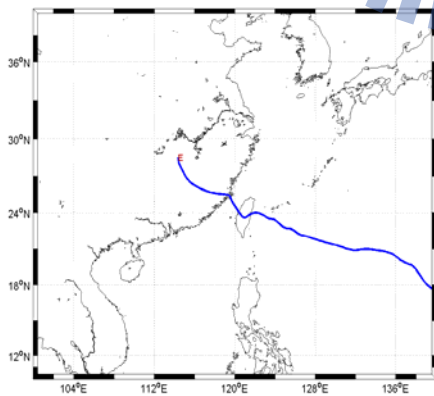
(b) 2004 年海馬



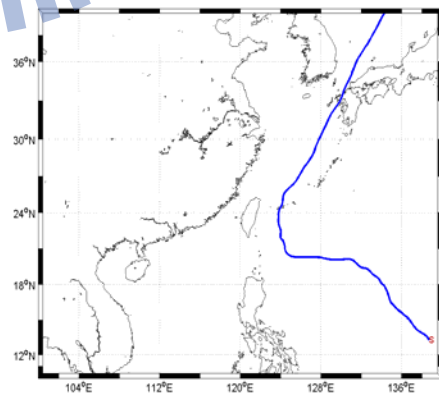
(c) 2005 年海棠



(d) 2005 年馬莎



(e) 2005 年泰利



(f) 2006 年珊珊

圖 4-9 影響臺北港波高之颱風路徑圖

使用混合式類神經網路模式學習去除颱風其間之資料，推估波高與實測波高比較的結果，如表 4-6 所示。比較表 4-3 及表 4-6 顯示，比資料含有颱風波高時候，無颱風期間資料的推估結果，其 R^2 增加了 0.09 及 0.081，RMSE 降低 0.081m 及 0.054m，顯示在推估夏季示性波高，不考慮颱風資料比考慮擁有颱風資料的推估波高較佳。

表 4-6 模擬波高及 ANN 模式推估波高與實測波高之比較

		$H_{s,m}$ vs $H_{s,o}$			$H_{s,p}$ vs $H_{s,o}$		
		R^2	RMSE (m)	Bias (m)	R^2	RMSE (m)	Bias (m)
2004	夏季 5~9 月	0.467	0.514	0.199	0.561	0.338	0.000
	全年 1~9 月	0.614	0.497	0.226	0.661	0.344	-0.000
2005	夏季 5~9 月	0.464	0.562	0.203	0.552	0.340	-0.090
	全年 1~9 月	0.619	0.500	0.162	0.699	0.360	-0.106

4-3-3 混合式類神經網路模式架構分析

經過前兩節的分析之後，為使得本研究建立的模式更趨於完整，所以在這節中利用不同類神經網路架構來推算季節風波高評估推算能力。類神經網路中隱藏層的神經元個數主要會影響推算的波高，首先分別以不同的神經元個數來測試，其結果如表 4-7 所示。表 4-7 顯示在本文推估 2005 年及 2006 年冬季、夏季及不分季的波高，除了 R^2 差異在 0.2 至 0.4 之間，但 RMSE 跟 Bias 的差異不是很大，但是 4 個神經元在推估波高能力比較起其他神經元個數，所推估波高較接近於實測波高，於是在神經元個數方面，決定以 4 個來建立未來的模式架構。

為了確定本研究模式的可行性，使用臺北港 2004 年的數據當作學習資料，預測 2005 年的示性波高，並利用統計指標判斷推估波高

表 4-7 不同神經元的模式架構所推估波高與實測波高之比較

		2005			2006		
		R ²	RMSE (m)	Bias (m)	R ²	RMSE (m)	Bias (m)
冬季	ANN(4,2,1)	0.796	0.335	0.035	0.777	0.377	0.020
	ANN(4,3,1)	0.817	0.316	0.033	0.775	0.379	0.012
	ANN(4,4,1)	0.808	0.322	0.028	0.773	0.381	0.014
	ANN(4,5,1)	0.793	0.330	0.011	0.755	0.395	0.009
夏季	ANN(4,2,1)	0.508	0.353	-0.064	0.540	0.378	-0.031
	ANN(4,3,1)	0.517	0.350	-0.058	0.537	0.377	-0.027
	ANN(4,4,1)	0.552	0.340	-0.090	0.550	0.375	-0.027
	ANN(4,5,1)	0.527	0.363	-0.074	0.534	0.379	-0.018
全年	ANN(4,2,1)	0.666	0.372	-0.096	0.746	0.379	-0.033
	ANN(4,3,1)	0.682	0.367	-0.104	0.740	0.380	-0.022
	ANN(4,4,1)	0.699	0.360	-0.106	0.747	0.376	-0.028
	ANN(4,5,1)	0.685	0.366	-0.106	0.729	0.386	-0.016

能力的優異，評估結果如表 4-8 所示。兩年的模擬波高與實測波高的 R² 在 0.464 至 0.804 之間，RMSE 除了冬季低於 0.37m 之外，夏季與全年皆高於 0.497m 以上，Bias 冬季為 0 跟 0.091m，夏季與全年的 Bias 在 0.162m 至 0.226 之間。經過類神經模式學習之後的冬季、夏季與全年波高 RMSE 降低為 0.325 至 0.344 之間，Bias 皆變為零，表示趨勢線完全重疊在 45 度線上。而類神經模式推估冬季波高時，是經過修正模式推估，推估波高與實測波高的 R² 雖只增加了 0.004，但 RMSE 則降低 0.044m，結合混合式類神經模式所推估波高跟初始模擬波高相對於實測波高的相關性差不多，但是推估夏季與全年的示性波高時，R² 皆增加了約 0.07，RMSE 分別降低了 0.222m 及 0.14m，

夏季的 Bias 從 0.203m 修正變為-0.09m，全年則從 0.162m 變為 -0.106m。

圖 4-10 到圖 4-15 為推估 2005 及 2006 年夏季、冬季及全年波高時序圖及散佈圖。從圖 4-10 到圖 4-15 明顯看出混合式類神經模式所推估的 2005 年臺北港波高跟實測波高的整體趨勢，及散佈圖得知 RMSE 跟 Bias 數字的大小。在冬季、夏季與全年的 RMSE 因為降低到 0.32 到 0.35 之間，推估波高與實測波高更有一致趨勢，而冬季與夏季的 Bias 都接近零，所以趨勢線接近於 45 度，全年的 Bias 為-0.11m，從圖上顯示出偏離虛線的角度比較大，代表模式推算出來的示性波高值大部分低於實測波高。

為了確定本研究的模式是否能適用於學習與推算任何一年的資料數據，於是除了利用 2004 年的資料作為學習，預測 2005 年的波高之外，嘗試把 2005 年的資料放進混合式類神經模式學習來推估 2006 年的示性波高，推估結果如表 4-9 所示。兩年的模擬波高與實測波高的 R^2 為 0.456 至 0.804 之間，RMSE 除了 2005 年冬季為 0.366，其餘期間在 0.472m 至 0.562m，Bias 也是在 2005 年冬季低於 0.1m，其餘為 0.118m 至 0.203m。學習資料的 RMSE 在 0.304 至 0.332 之間，Bias 皆為零。推算冬季示性波高與實測波高的 R^2 增加 0.015，RMSE 降低 0.091m，Bias 從 0.154m 修正到 0.014m，在夏季以及全年模式推估波高的能力差異性不大， R^2 增加 0.094 跟 0.063，RMSE 分別降低了 0.157m 跟 0.127m，Bias 從 0.093 m 變為-0.027 m 及 0.136m 變為-0.028 m。

圖 4-16 到圖 4-21 中的冬季趨勢線幾乎重疊於 45 度的中心線，而夏季與全年則有一點偏差，且因為其 Bias 跟在推估 2005 年波高一樣是負值，代表推算的波高值大部分也都低於實測波高。

最後比較 2006 年跟 2005 年預測波高的結果，發現利用混合式類神經網路模式推估出來的示性波高跟實測波高相關程度皆相當高，差異程度並沒有落差太大，整體來說，本文建立的混合式類神經網路模式證實在推算示性波高的具有良好的推估準確能力。

表 4- 8 2004 及 2005 年的模擬波高及 ANN 推估與實測波高之比較

		$H_{s,m}$ vs $H_{s,o}$			$H_{s,p}$ vs $H_{s,o}$		
		R^2	RMSE (m)	Bias (m)	R^2	RMSE (m)	Bias (m)
2004	冬季 1~4 月	0.683	0.350	-0.000	0.717	0.325	-0.000
	夏季 5~9 月	0.467	0.514	0.199	0.561	0.338	0.000
	全年 1~9 月	0.614	0.497	0.226	0.661	0.344	-0.000
2005	冬季 1~4 月	0.804	0.366	0.091	0.808	0.322	0.028
	夏季 5~9 月	0.464	0.562	0.203	0.552	0.340	-0.090
	全年 1~9 月	0.619	0.500	0.162	0.699	0.360	-0.106

表 4- 9 2005 及 2006 年的模擬波高及 ANN 推估與實測波高之比較

		$H_{s,m}$ vs $H_{s,o}$			$H_{s,p}$ vs $H_{s,o}$		
		R^2	RMSE (m)	Bias (m)	R^2	RMSE (m)	Bias (m)
2005	冬季 1~4 月	0.804	0.366	0.091	0.823	0.304	-0.000
	夏季 5~9 月	0.464	0.562	0.203	0.610	0.304	0.000
	全年 1~9 月	0.619	0.500	0.162	0.716	0.332	0.000
2006	冬季 1~4 月	0.758	0.472	0.154	0.773	0.381	0.014
	夏季 5~9 月	0.456	0.532	0.118	0.550	0.375	-0.027
	全年 1~9 月	0.684	0.503	0.136	0.747	0.376	-0.028

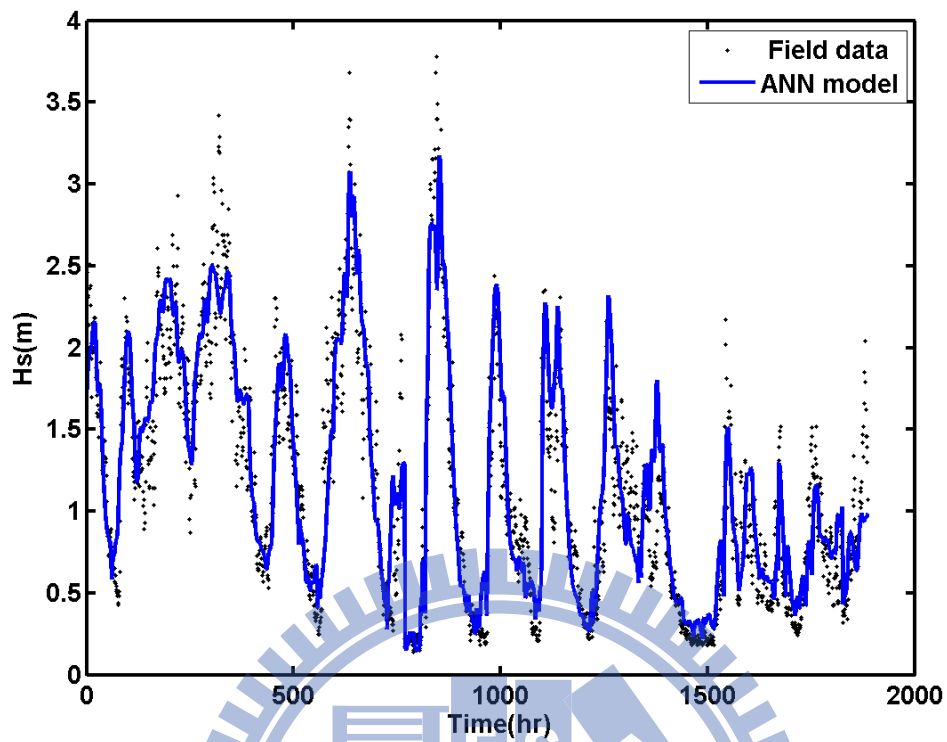


圖 4-10 推估的 2005 年冬季波高與實測波高時序圖

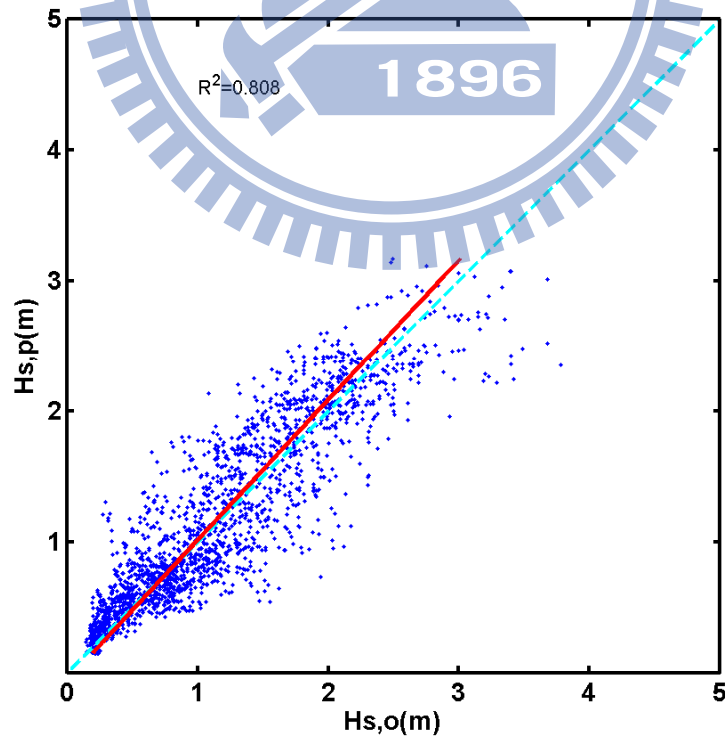


圖 4-11 推估的 2005 年冬季波高與實測波高散佈圖

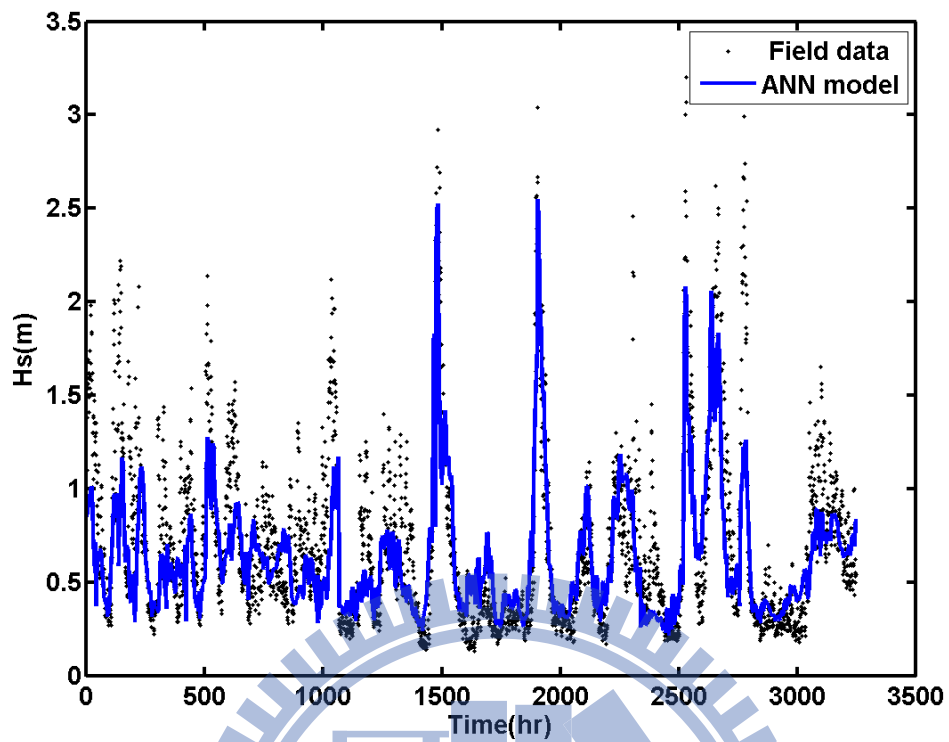


圖 4-12 推估的 2005 年夏季波高與實測波高時序圖

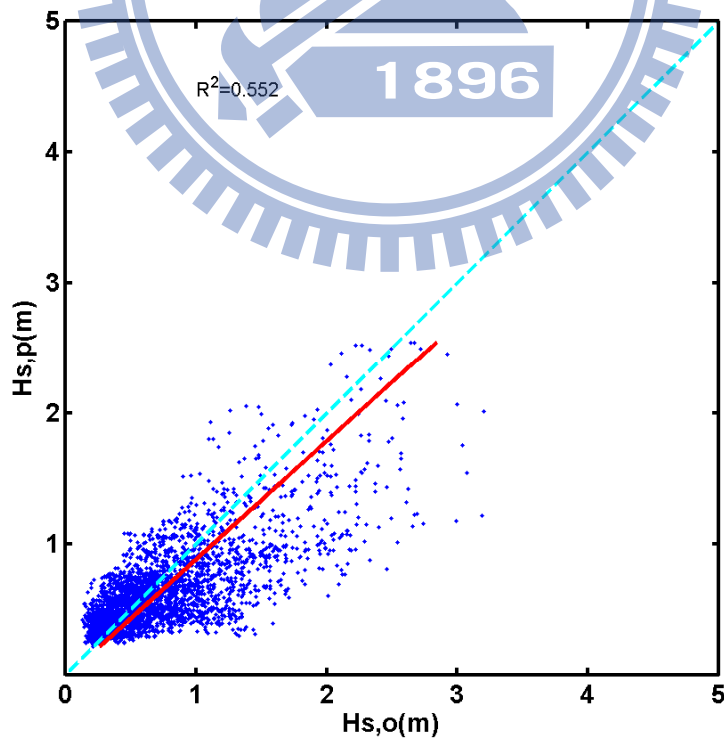


圖 4-13 推估的 2005 年夏季波高與實測波高散佈圖

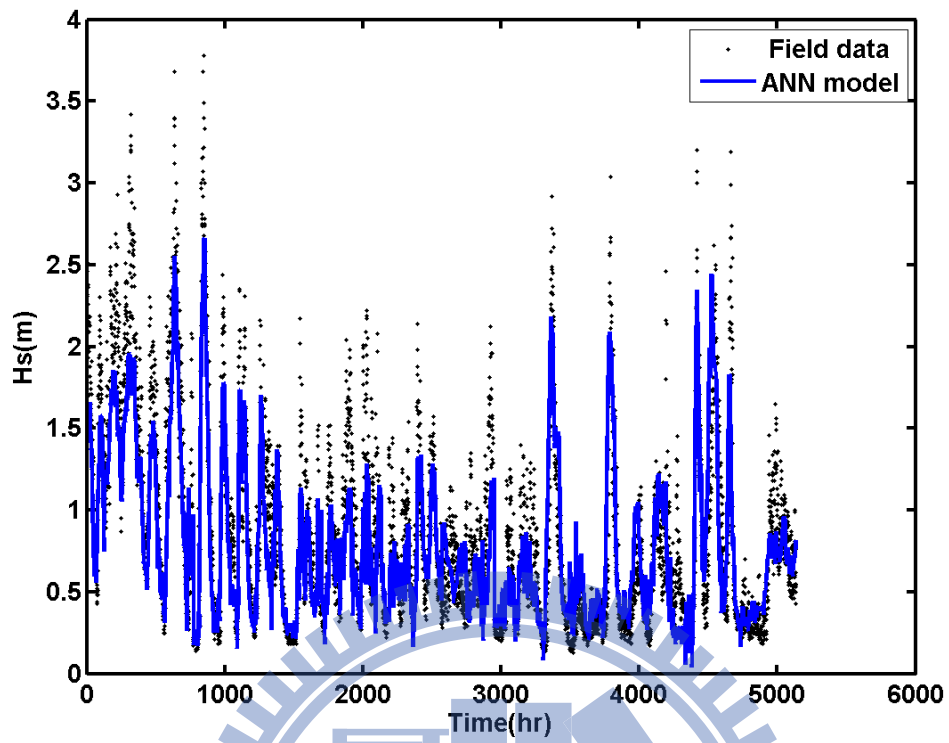


圖 4-14 推估的 2005 年全年波高與實測波高時序圖

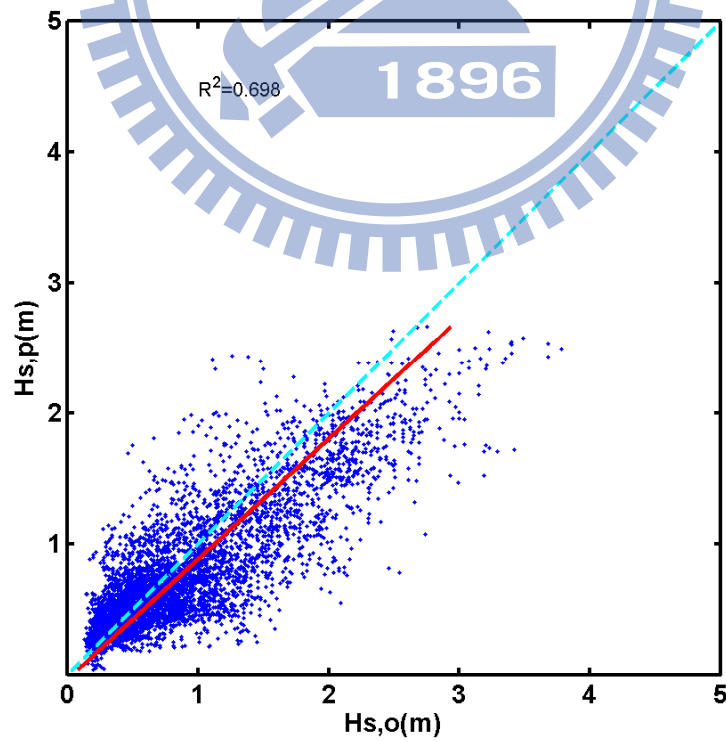


圖 4-15 推估的 2005 年全年波高與實測波高散佈圖

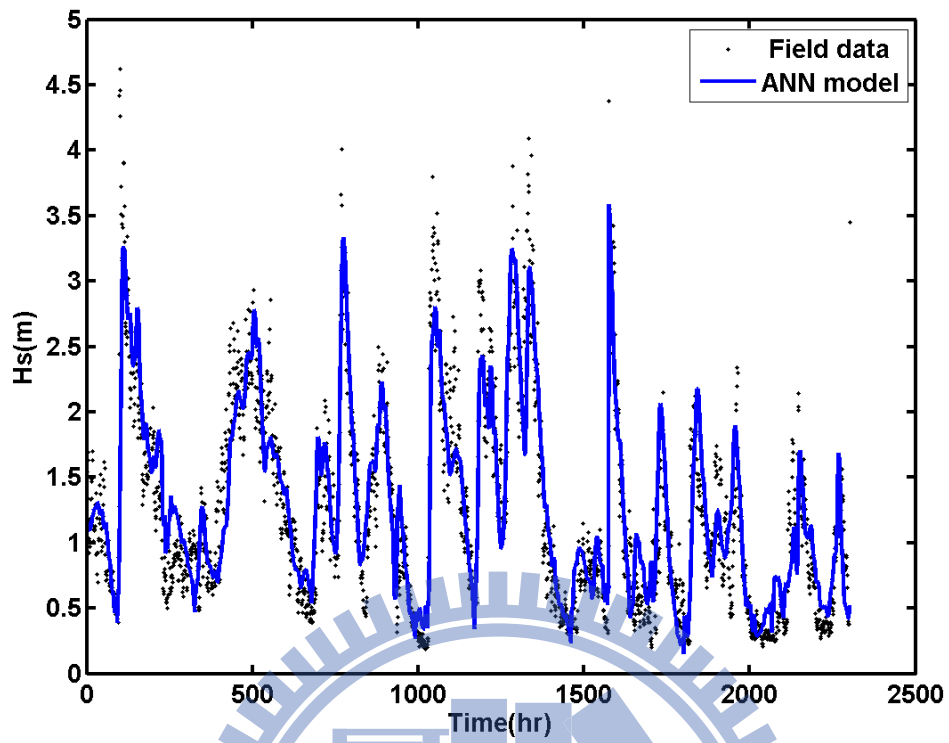


圖 4-16 推估的 2006 年冬季波高與實測波高時序圖

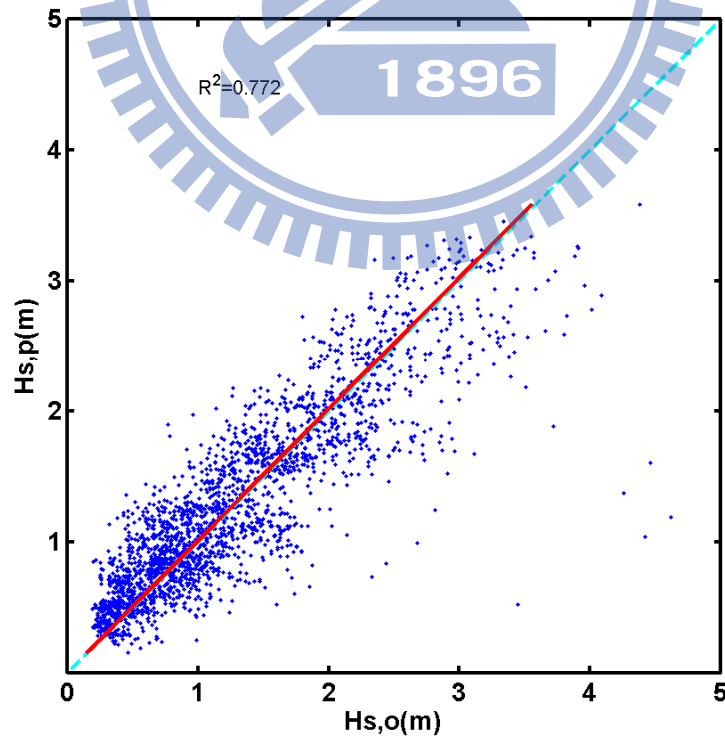


圖 4-17 推估的 2006 年冬季波高與實測波高散佈圖

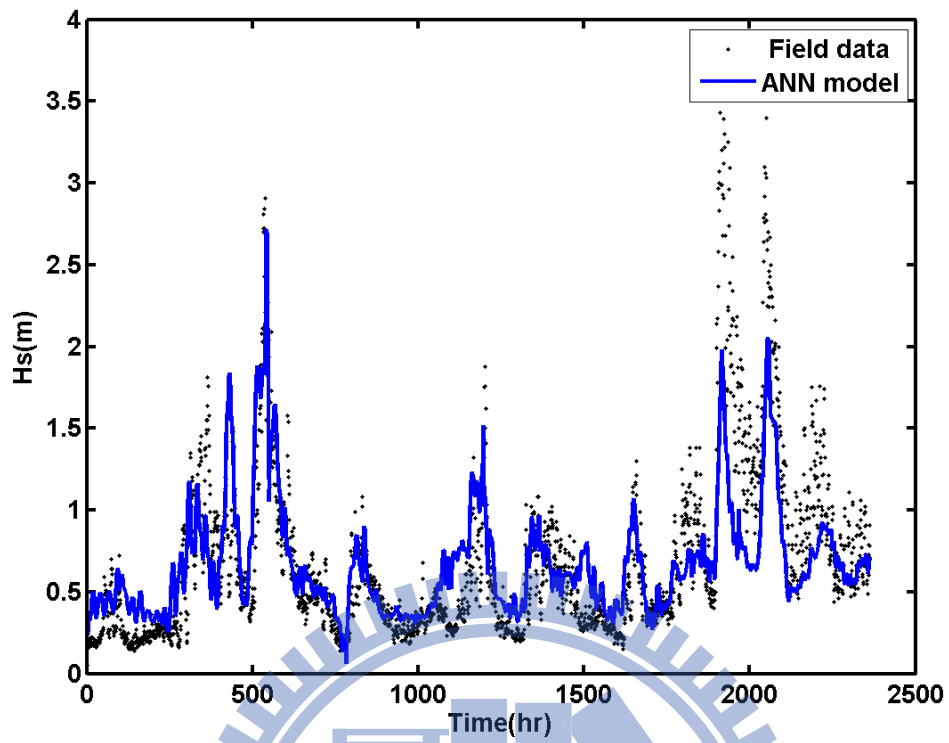


圖 4-18 推估的 2006 年夏季波高與實測波高時序圖

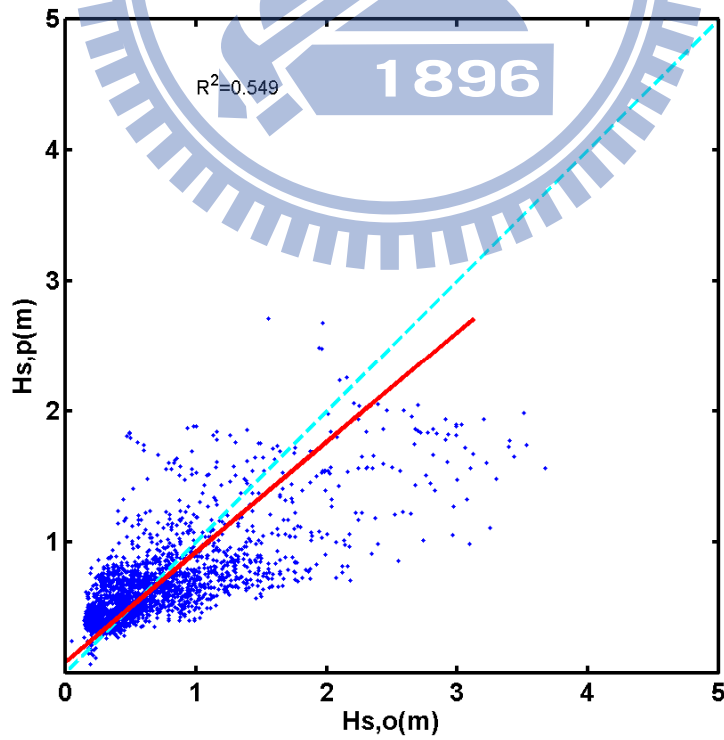


圖 4-19 推估的 2006 年夏季波高與實測波高散佈圖

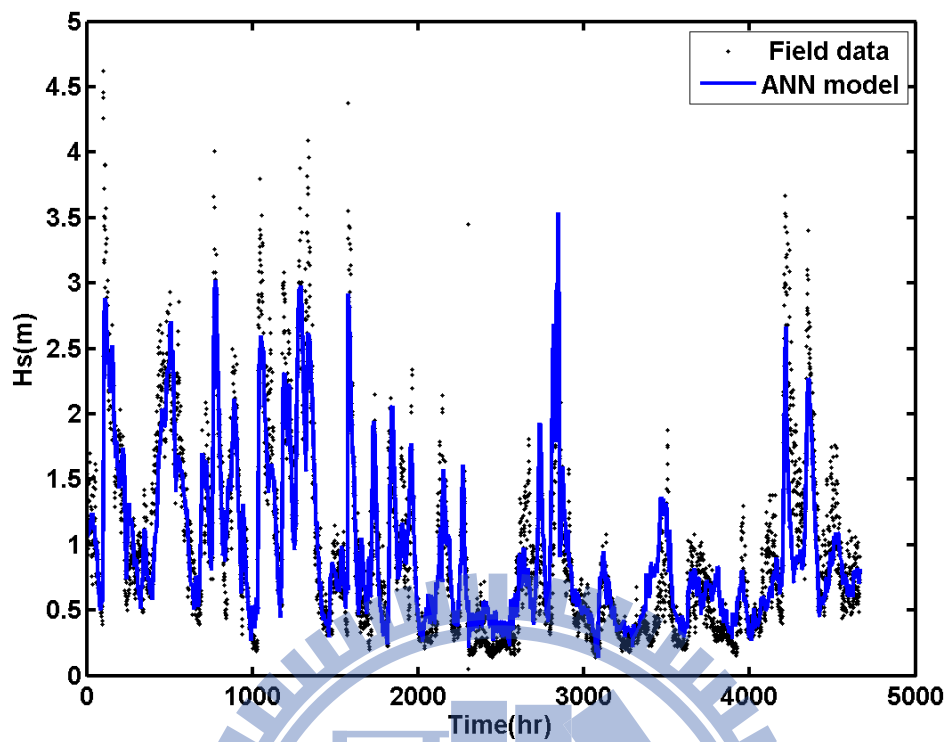


圖 4-20 推估的 2006 年全年波高與實測波高時序圖

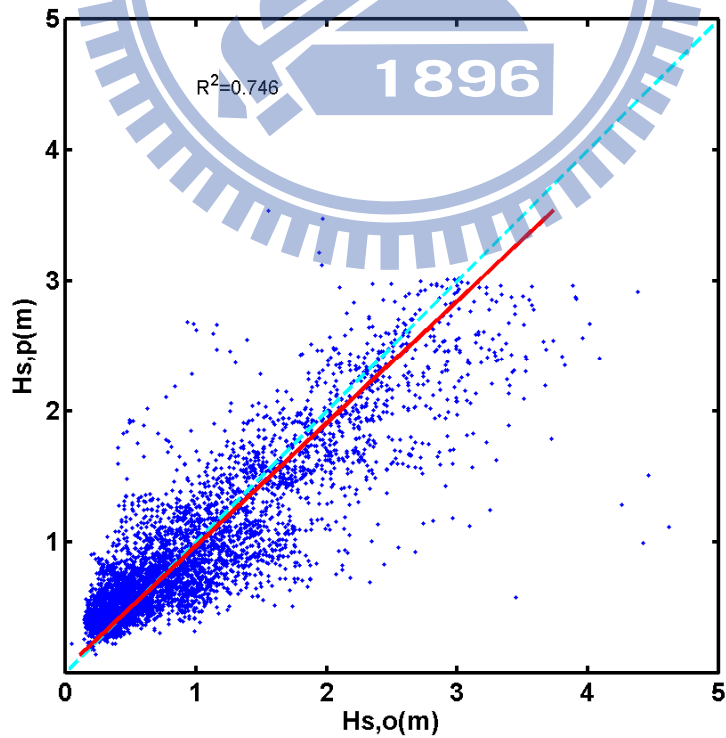


圖 4-21 推估的 2006 年全年波高與實測波高散佈圖

4-3-4 十至十二月示性波高之推估

由上節分析得知混合式類神經模式能準確推算 1 到 9 月季節風示性波高，但因為資料缺乏 2004 年與 2006 年 10 到 12 月的實測波高，無法利用模式學習 10 到 12 月的資料，來推算下一年同月份的波高。但由於類神經模式必須有相同特性的資料作為學習與預測，所以本文把 2005 年 10 到 12 月模擬風向的趨勢對照本文冬、夏兩季不同的季節風趨勢，以此判斷風向特性。圖 4-22 為 2005 年 10 到 12 月的風玫瑰圖，此期間整體風向與圖 4-3 中 1 到 4 月模擬風向比較，發現其趨勢相似，因此本文推測 10 到 12 月亦受東北季風的冬季影響，具有冬季季節特性。

本文分別使用 2005 年冬季與夏季的資料作為模式的學習資料，推估 2005 年 10 到 12 月的示性波高，並且評估推算波高的能力。

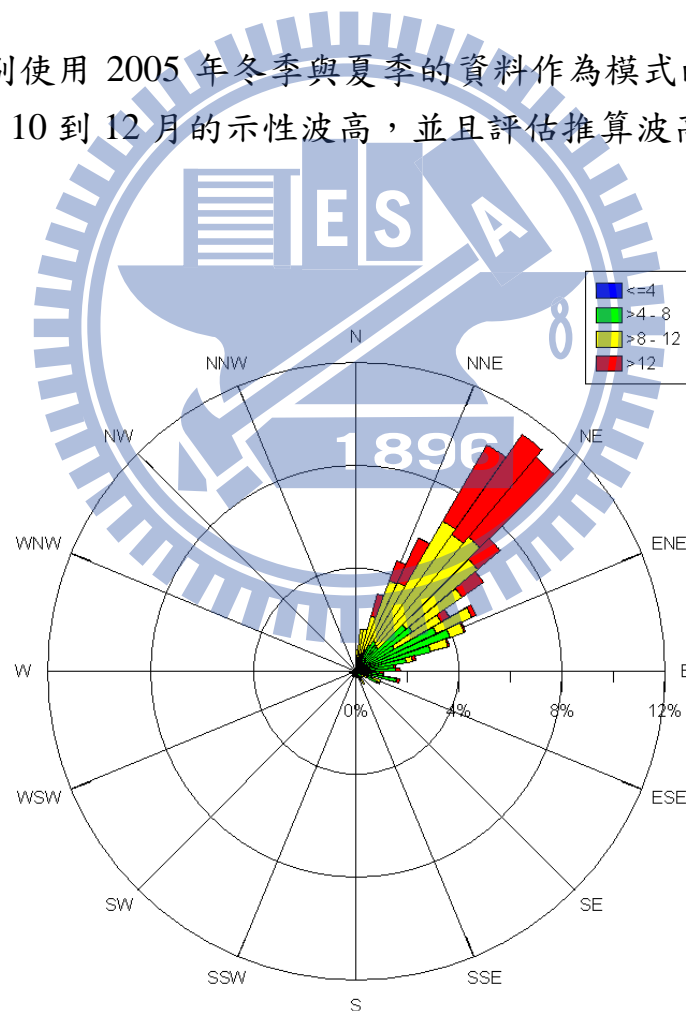


圖 4-22 臺北港 2005 年 10 到 12 月模式風玫瑰圖

2005 年 10 到 12 月的模擬波高與實測波高的 R^2 為 0.612，RMSE 為 0.591m，Bias 為 0.214m，經過類神經網路模式學習過後，推估的示性波高跟實測波高相關性，如表 4-10 所示。使用冬季的數據作為模式學習資料，推估 2005 年 10 到 12 月波高與實測波高的 R^2 為 0.655，比模擬波高增加了 0.043，RMSE 降低了 0.2m 左右，Bias 從 0.214m 降到 0.023m；若用夏季的數據來習， R^2 僅低 0.031，RMSE 降低 0.072m，Bias 變為 -0.256m。

圖 4-23 與圖 4-24 是以冬季資料為學習推估所得之 10 到 12 月波高的時序圖及散佈圖，而圖 4-25 與圖 4-26 是則以夏季資料所得。從圖 4-25 與圖 4-26 中顯示利用夏季資料學習所推算的波高大部分都低於實測波高，另外在圖 4-24 散佈圖顯示趨勢線與上一節推估的結果類似，都接近於 45 度中心線，此表示本模式準確推算波高的能力，但是圖 4-26 的趨勢線明顯偏離中心線超多，表示 10 到 12 月與冬季的季節特性是類似的，而與夏季季節特性不同。

表 4- 10 2005 年模擬波高及 ANN 模式推估波高與實測波高之比較

		$H_{s,m}$ vs $H_{s,o}$			$H_{s,p}$ vs $H_{s,o}$		
		R^2	RMSE (m)	Bias (m)	R^2	RMSE (m)	Bias (m)
2005	冬季 1~4 月	0.804	0.366	0.091	0.833	0.295	-0.000
2005	10~12 月	0.612	0.591	0.214	0.655	0.402	0.023
2005	夏季 5~9 月	0.464	0.562	0.203	0.605	0.306	0.000
2005	10~12 月	0.612	0.591	0.214	0.581	0.519	-0.256

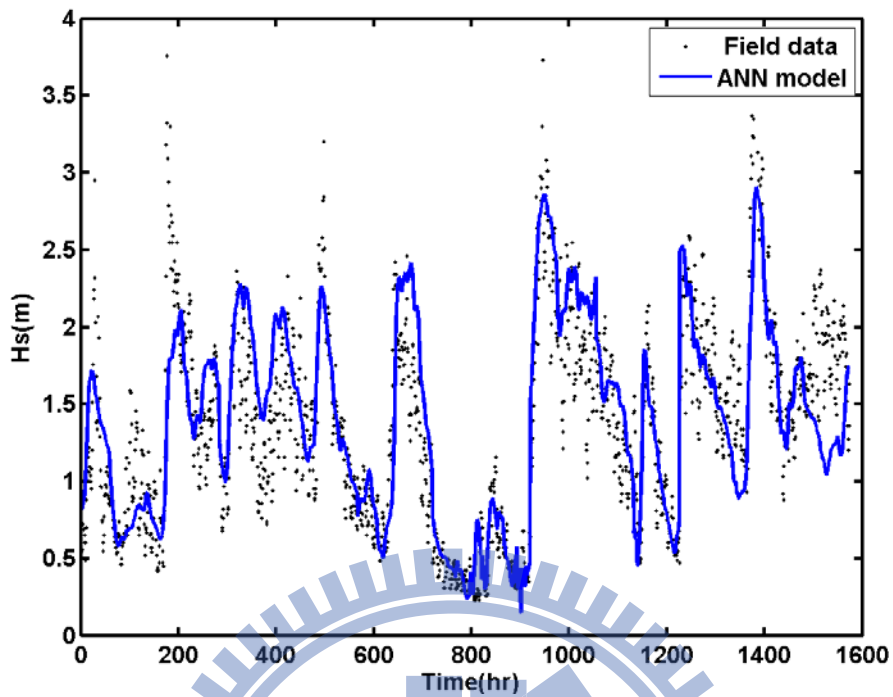


圖 4-23 以冬季資料學習所推估的 2005 年 10 到 12 月波高與實測波高
 時序圖

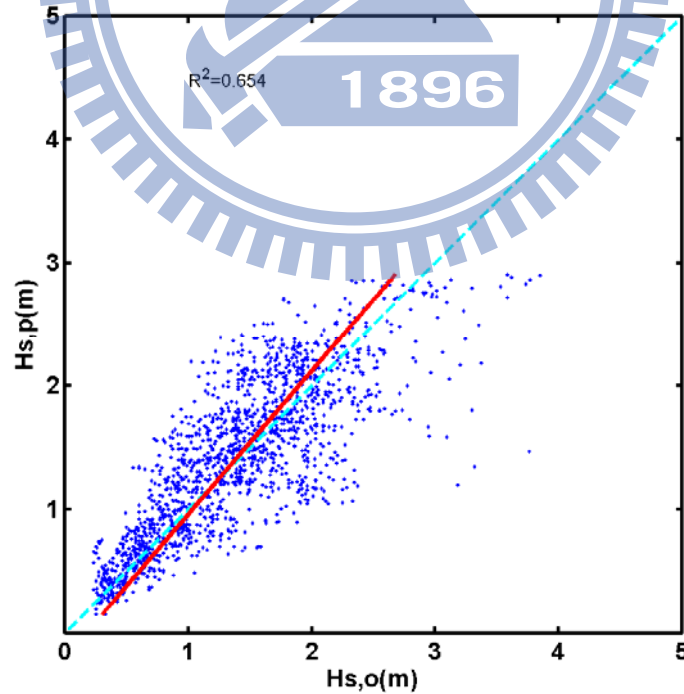


圖 4-24 以冬季資料學習所推估的 2005 年 10 到 12 月波高與實測波高
 散佈圖

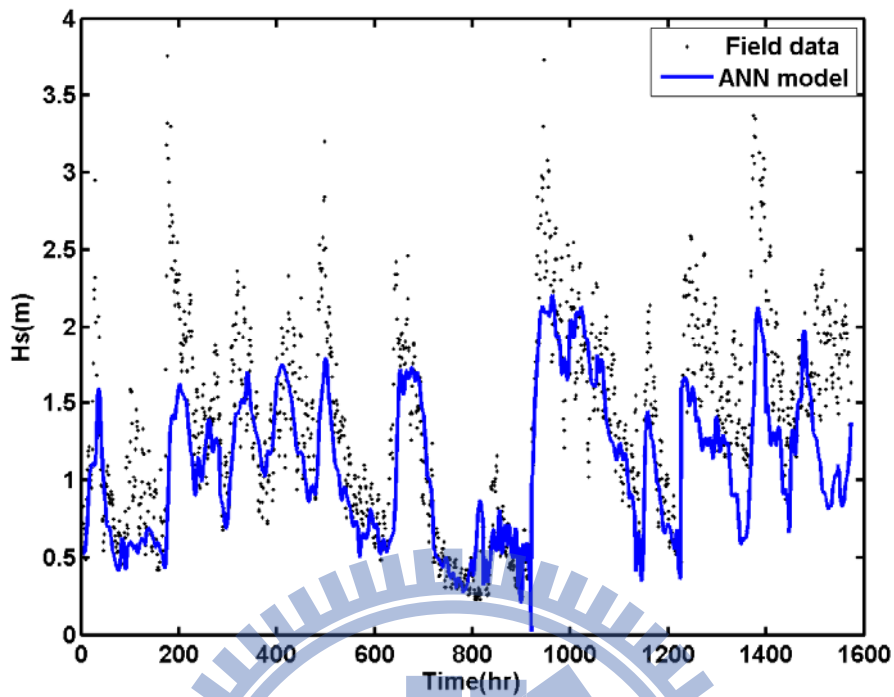


圖 4-25 以夏季資料學習所推估的 2005 年 10 到 12 月波高與實測波高
 時序圖

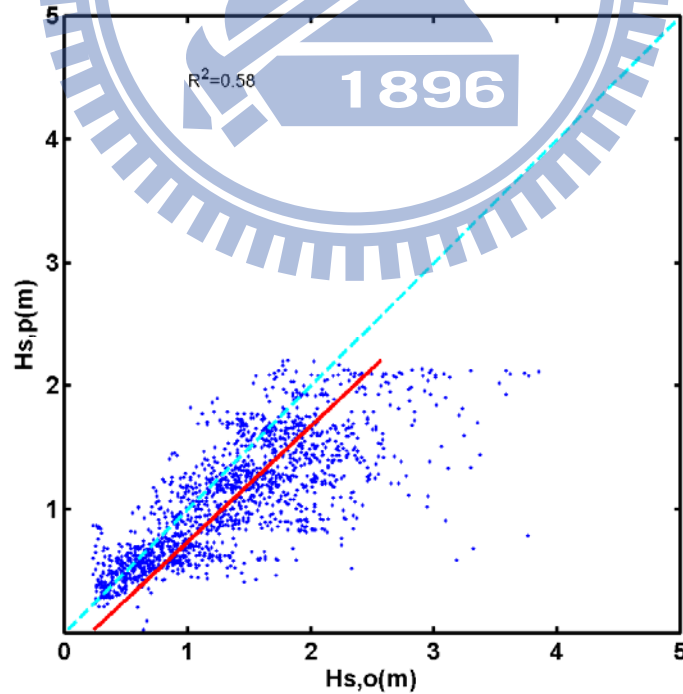


圖 4-26 以夏季資料學習所推估的 2005 年 10 到 12 月波高與實測波高
 散佈圖

第五章 波浪資料補遺後之模式推算

5-1 資料補遺

原本港研中心有的臺北港 2004 到 2006 年的實測波高資料有部分缺漏 (missing data)，若能經過某種方法把此缺漏資料補遺，則使資料更完整，進而可能分析出資料內含的一些特性。經過上一章的分析之後，確定本文的模式在推算臺北港季節風波浪有良好的精確度。由於實測波高資料完整度也許導致模式無法有效學習波浪特性，所以使用先前的模式進行補遺的動作。2004 到 2006 年冬季及夏季的缺漏筆數如表 5-1 所示。從補遺的資料數判斷利用模式學習臺北港 2004 年只補遺 74 筆的冬季資料來推算 2005 年補遺 993 筆的冬季示性波高及學習 2005 年只補遺 423 筆的夏季資料來推算 2006 年補遺 1309 筆的夏季示性波高時，會造成較未補遺前的資料在模式波高推估效果上為佳。當補遺完成，將模擬與補遺後的實測資料再一次當作混合式類神經網路模式中的學習資料進行學習，所推估波高結果，如表 5-2 與表 5-3 所示及圖 5-1 至圖 5-12 的時序圖與散佈圖。

比較表 4-8 與表 5-2 是利用模式學習臺北港 2004 年資料來推算 2005 年的示性波高時，2004 及 2005 年模擬波高跟補遺後的實測波高的 R^2 與無補遺者增加了 0.001 至 0.061，RMSE 降低 0.003m 至 0.036m，Bias 改變量不到 0.01m。而經過模式推估冬季波高與補遺後實測波高的 R^2 比無補遺者增加 0.052，RMSE 降低 0.055m，Bias 從 0.028m 變為 0.009m，推估夏季與全年波高方面 R^2 增加 0.012 跟 0.033，RMSE 都約降低 0.015m，Bias 變化程度不大。

比較表 4-9 與表 5-3 則是學習臺北港 2005 年資料來推估 2006 年示性波高，2005 及 2006 年模擬波高跟實測波高的 R^2 與無補遺者增加了 0.025 至 0.061，RMSE 降低 0.008m 至 0.068m，Bias 的改變量為 0.005m 至 0.01m，而經過模式推估的夏季波高與補遺後實測波高的 R^2 比無補遺者增加 0.061，RMSE 降低 0.071m，冬季與全年的 R^2 增加約 0.17，RMSE 則分別降低 0.03m 以及 0.051m，冬季與夏季時期的 Bias 差異並不大，但是全年的 Bias 從 -0.028m 變為 -0.006m。

從圖 5-1 至圖 5-12 的散佈圖顯示所有情況推估波高與補遺後波高資料更有趨勢。其中有兩個情況推估吻合度較差，即為圖 5-6 推估 2005 年全年波高的趨勢線與 45 度線的偏離程度沒有多大改變，圖 5-10 推估 2006 年夏季波高距離 45 度線仍然有一小段偏差，在其他的情況，模式推估的結果皆會使得波高資料的趨勢線與 45 度線偏離程度縮小，甚至於重疊於線上，表示經過補遺過後的資料輸入，模式使得推估結果與實測結果相關程度變高，兩者誤差變小。

表 5-1 2004 至 2006 年補遺筆數

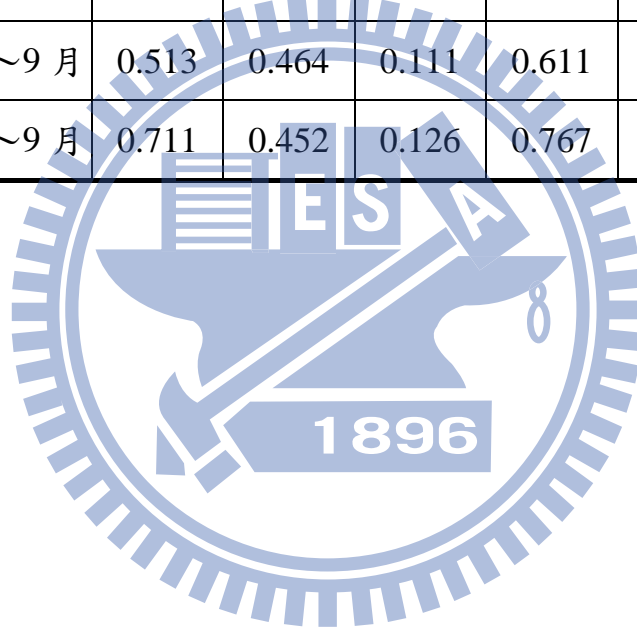
	2004	2005	2006
冬季	74	993	578
夏季	545	423	1309

表 5-2 模擬波高及 ANN 模式推估波高與補遺 2004-2005 年的實測波高之比較

		$H_{s,m}$ vs $H_{s,o}$			$H_{s,p}$ vs $H_{s,o}$		
		R^2	RMSE (m)	Bias (m)	R^2	RMSE (m)	Bias (m)
2004	冬季 1~4 月	0.684	0.347	0.000	0.718	0.323	-0.000
	夏季 5~9 月	0.527	0.500	0.197	0.624	0.318	0.000
	全年 1~9 月	0.627	0.487	0.220	0.670	0.335	-0.000
2005	冬季 1~4 月	0.848	0.330	0.085	0.860	0.267	0.009
	夏季 5~9 月	0.497	0.554	0.208	0.564	0.321	-0.060
	全年 1~9 月	0.680	0.469	0.154	0.732	0.348	-0.106

表 5-3 模擬波高及 ANN 模式推估波高與補遺
2005-2006 年的實測波高之比較

		$H_{s,m}$ vs $H_{s,o}$			$H_{s,p}$ vs $H_{s,o}$		
		R^2	RMSE (m)	Bias (m)	R^2	RMSE (m)	Bias (m)
2005	冬季 1~4 月	0.848	0.330	0.085	0.876	0.251	-0.000
	夏季 5~9 月	0.497	0.554	0.208	0.619	0.295	0.000
	全年 1~9 月	0.680	0.469	0.154	0.778	0.300	0.001
2006	冬季 1~4 月	0.783	0.436	0.145	0.787	0.351	0.026
	夏季 5~9 月	0.513	0.464	0.111	0.611	0.304	-0.023
	全年 1~9 月	0.711	0.452	0.126	0.767	0.325	-0.006



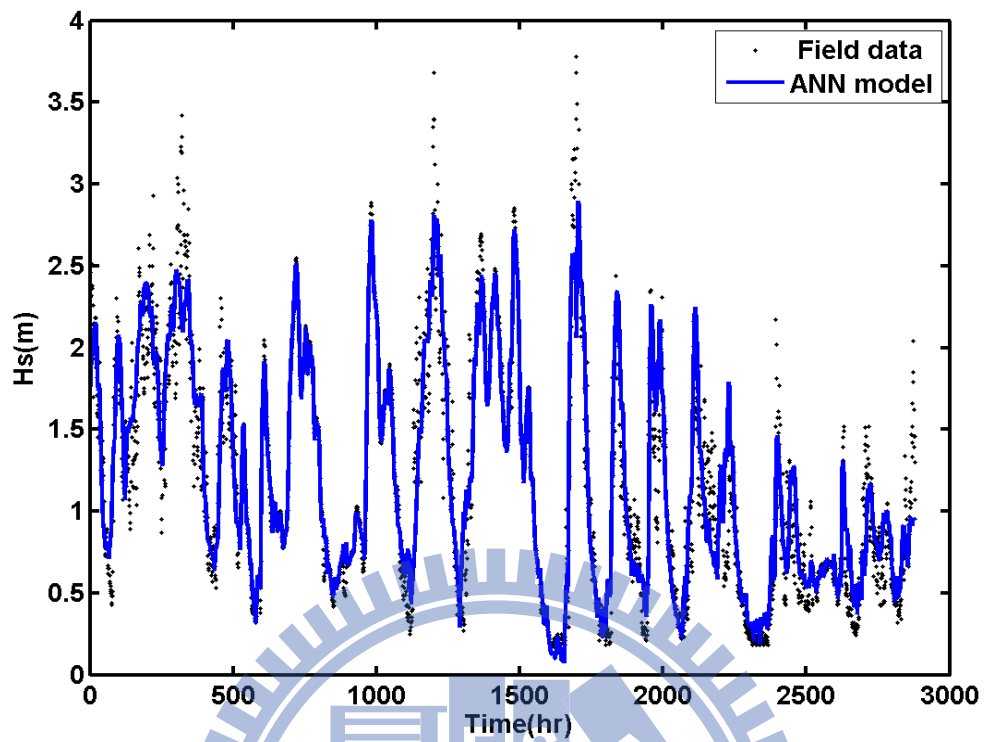


圖 5-1 推估的 2005 年冬季波高與實測波高時序圖

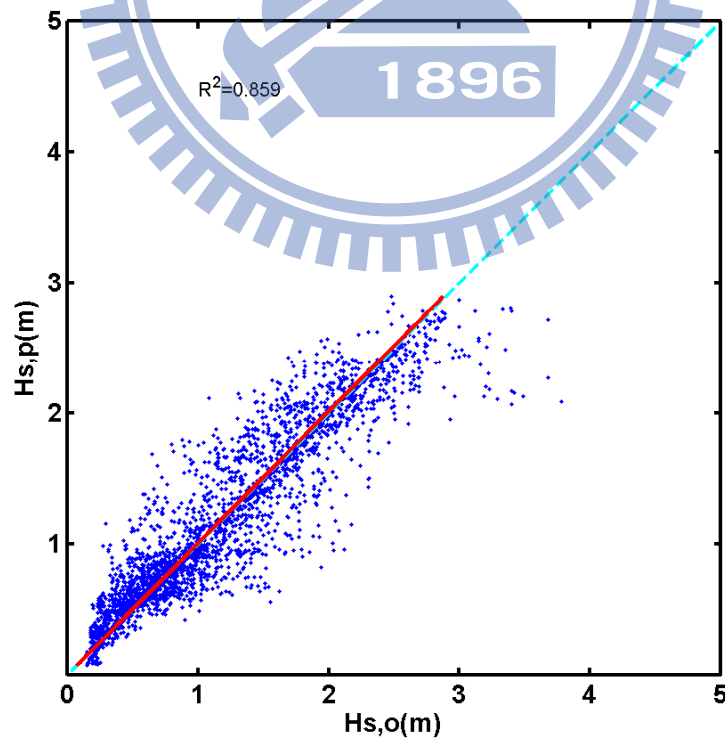


圖 5-2 推估的 2005 年冬季波高與實測波高散佈圖

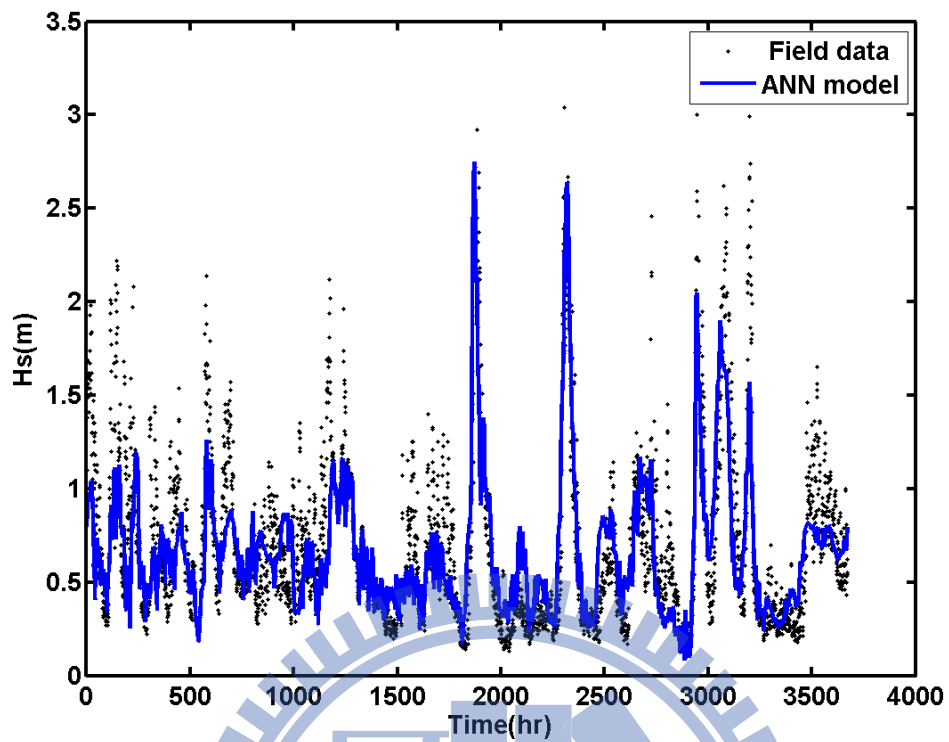


圖 5-3 推估的 2005 年夏季波高與實測波高時序圖

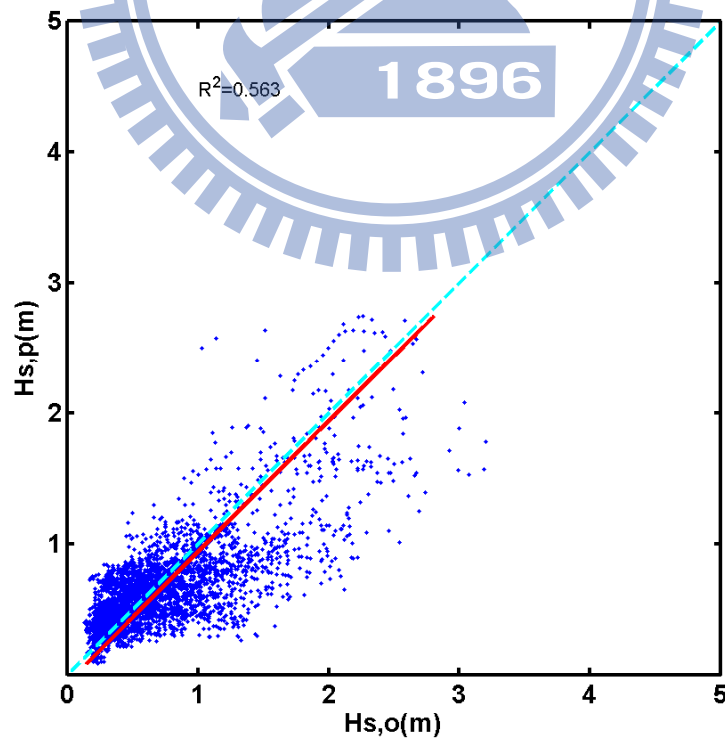


圖 5-4 推估的 2005 年夏季波高與實測波高散佈圖

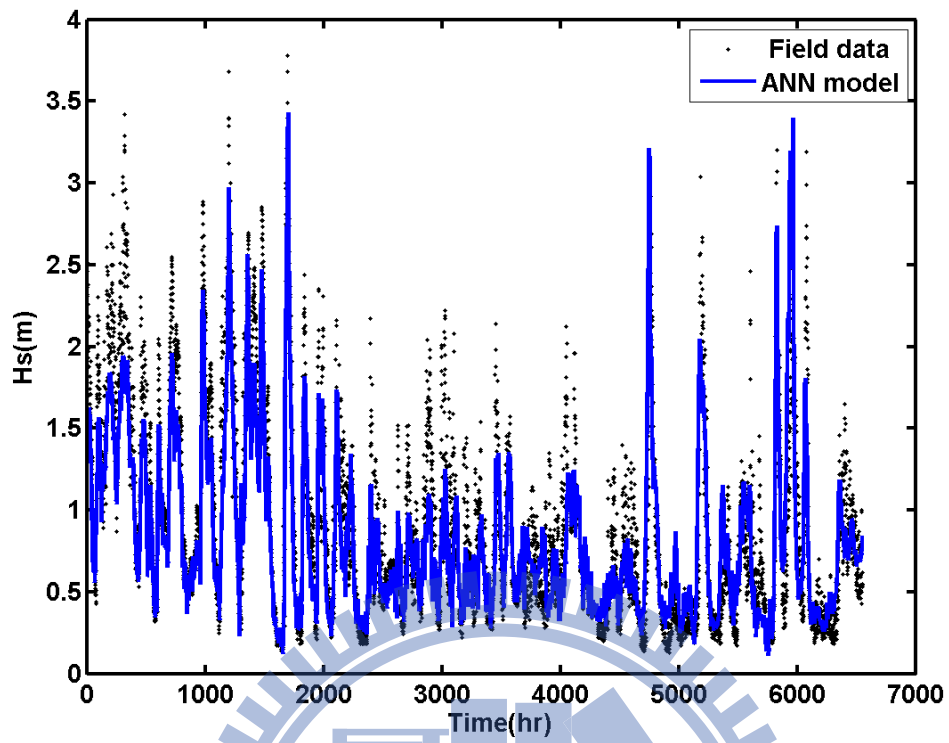


圖 5-5 推估的 2005 年全年波高與實測波高時序圖

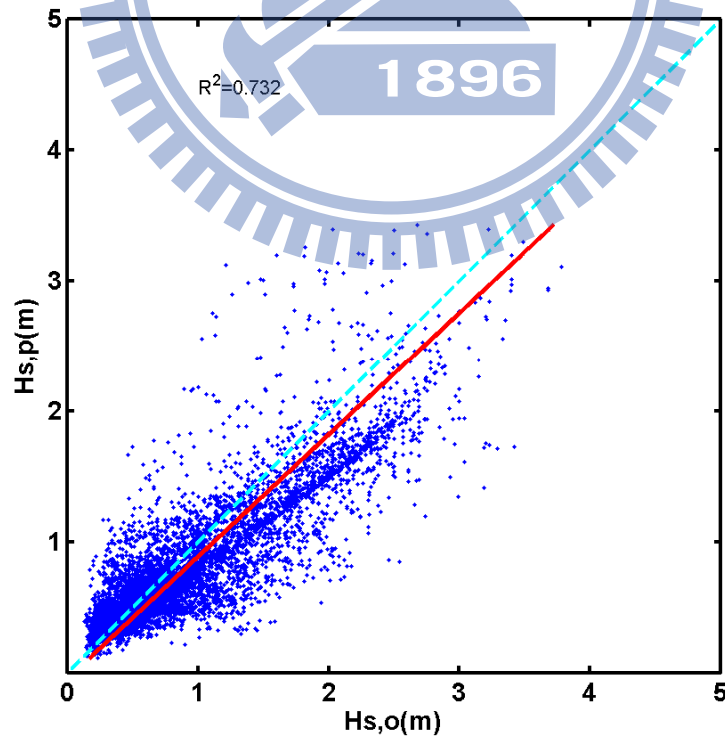


圖 5-6 推估的 2005 年全年波高與實測波高散佈圖

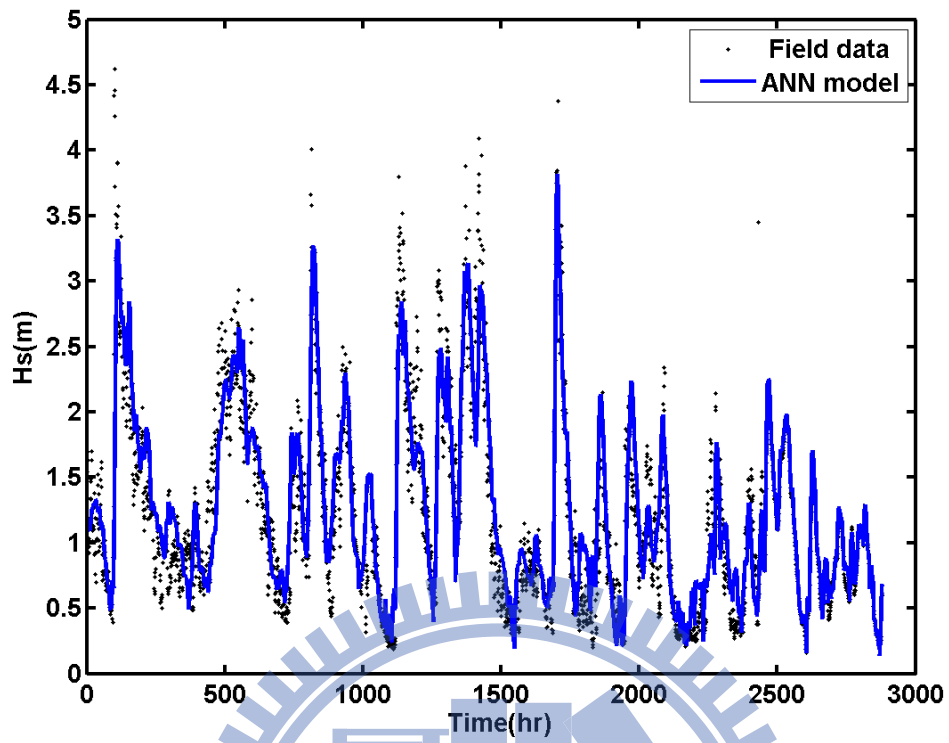


圖 5-7 推估的 2006 年冬季波高與實測波高時序圖

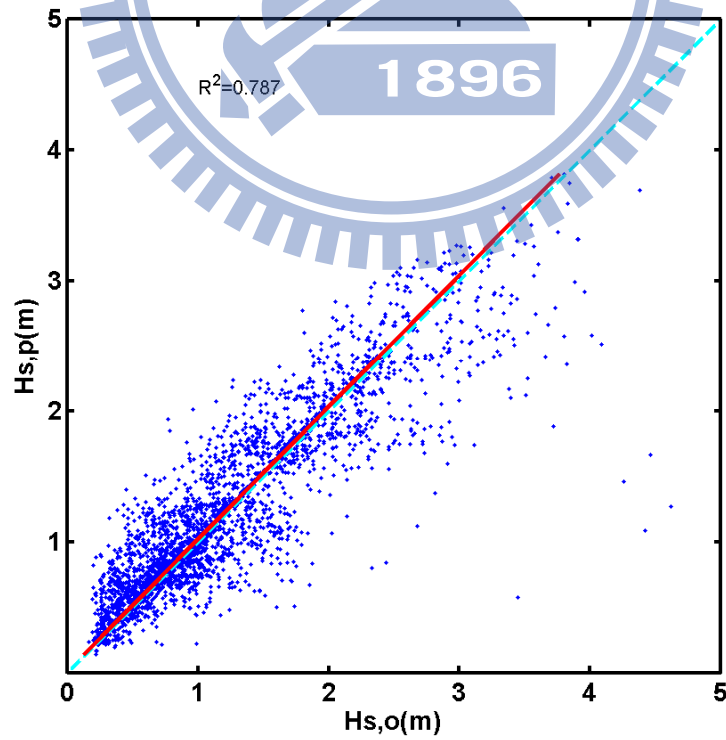


圖 5-8 推估的 2006 年冬季波高與實測波高散佈圖

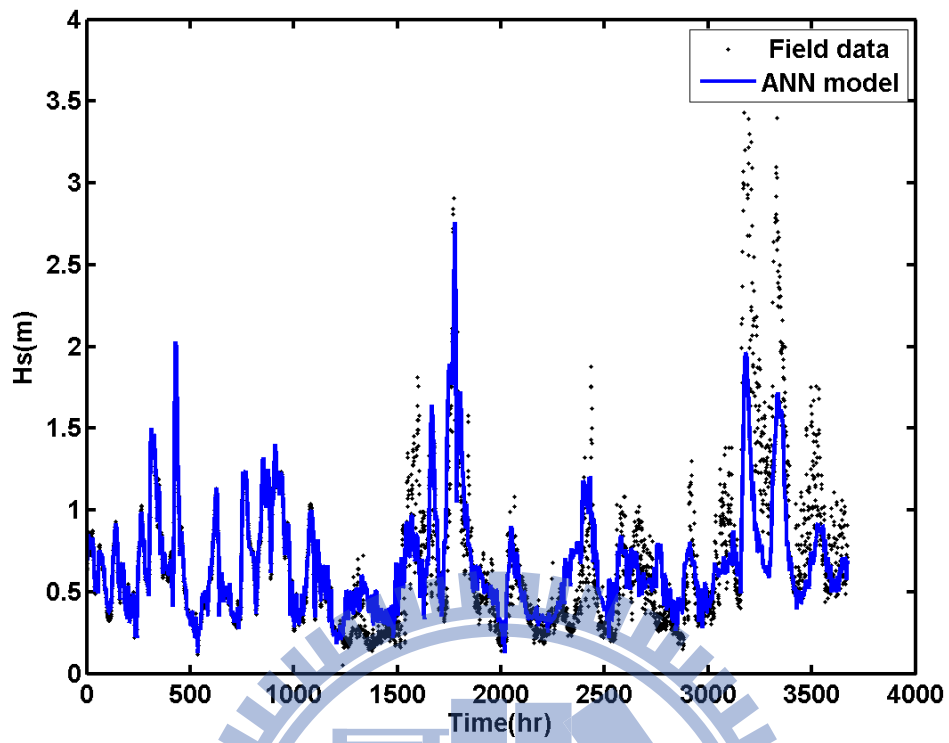


圖 5-9 推估的 2006 年夏季波高與實測波高時序圖

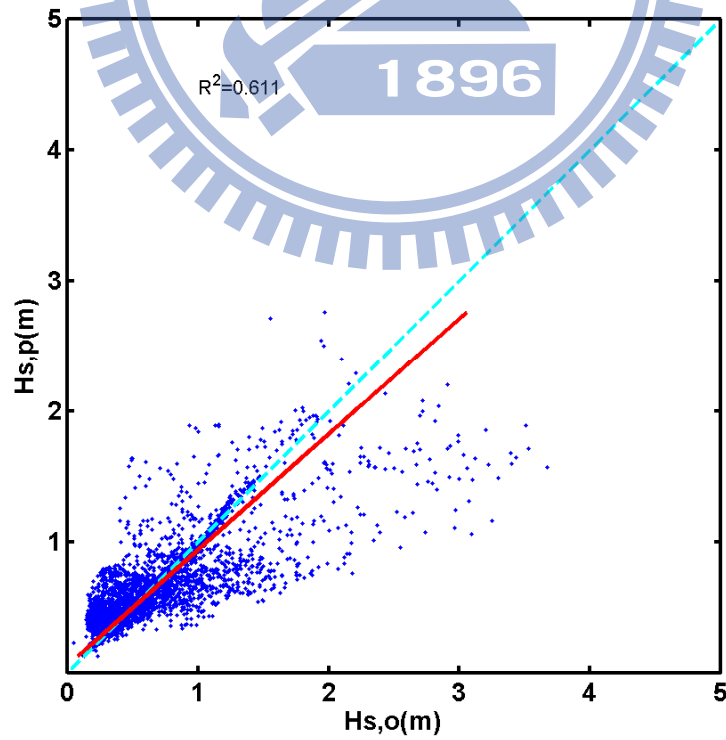


圖 5-10 推估的 2006 年夏季波高與實測波高散佈圖

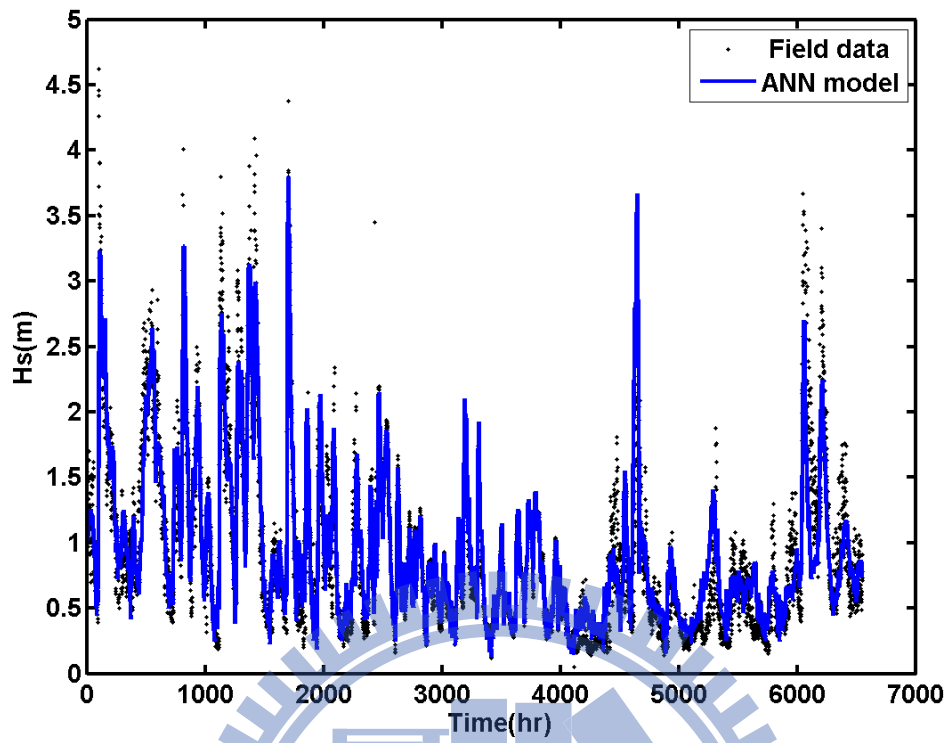


圖 5-11 推估的 2006 年全年波高與實測波高時序圖

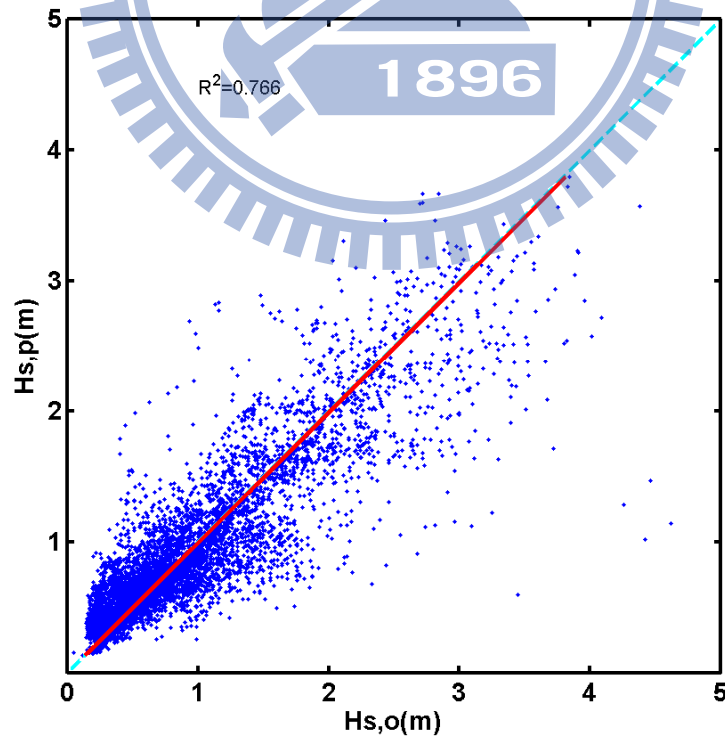


圖 5-12 推估的 2006 年全年波高與實測波高散佈圖

5-2 考慮延時的模式推估

由第二章還有提到延時亦是影響季節風波浪推算的因子之一。在資料不完整度的情況下，考慮延時會產生實測波高與模式風速對應時間上的困難，因此無法推估波浪效果。所以經過上一節的資料補遺後，可把延時當作另一個輸入因素於模式學習與推估。從第二章的統計特性得知模擬風速與波高的延時，0 至 12 小時兩者相關係數雖然都相似，但約在 2 至 3 小時有稍高關係，因此本文考慮延時 2 小時的示性波高與風速，亦即輸入值含有 t 時間、前一個小時及兩個小時的模擬風速與風向，而模擬波高僅給 t 時刻之值。

考慮延時後，以臺北港的 2004 年與 2005 年的資料學習，分別推估 2005 年與 2006 年的示性波高，並且跟沒有延時參數的推估波高結果進行優劣比較，如表 5-4 與表 5-5 所示。表 5-4 顯示加入延時推估 2005 年波高，比不考慮延時因素在冬季、夏季與全年 R^2 分別小幅度增加 0.007、0.013 及 0.023，但 RMSE 在冬季卻增加了 0.011m，夏季與全年降低不到 0.01m，Bias 更偏離零越多。

表 5-5 為有延時參數時，推估 2006 年波高，比不考慮延時因素在冬季的 R^2 不變，夏季與全年降低 0.044 及 0.002，但 RMSE 卻分別增加 0.001、0.013 及 0.002，Bias 則較趨近於零。

上述結果顯示考慮延時的模式與不考慮延時模式的推估波高，整體來說兩者差量都很小，所以利用類神經網路模式所推估的季節風波浪，以臺北港為例時，延時因素不是一個主要的影響因子。

表 5-4 有無延時的模擬波高及 ANN 模式推估
2004 及 2005 年波高與實測波高之比較

		無延時狀況			延時 2 小時狀況		
		R ²	RMSE (m)	Bias (m)	R ²	RMSE (m)	Bias (m)
2004	冬季 1~4 月	0.718	0.323	-0.000	0.757	0.300	-0.000
	夏季 5~9 月	0.624	0.318	0.000	0.646	0.309	-0.000
	全年 1~9 月	0.670	0.335	-0.000	0.693	0.323	-0.000
2005	冬季 1~4 月	0.860	0.267	0.009	0.867	0.278	0.044
	夏季 5~9 月	0.564	0.321	-0.060	0.577	0.318	-0.066
	全年 1~9 月	0.732	0.348	-0.106	0.755	0.339	-0.113

表 5-5 有無延時的模擬波高及 ANN 模式推估
2005 及 2006 年波高與實測波高之比較

		無延時狀況			延時 2 小時狀況		
		R ²	RMSE (m)	Bias (m)	R ²	RMSE (m)	Bias (m)
2005	冬季 1~4 月	0.876	0.251	-0.000	0.884	0.242	0.000
	夏季 5~9 月	0.619	0.295	0.000	0.665	0.277	0.000
	全年 1~9 月	0.778	0.300	0.001	0.791	0.291	-0.000
2006	冬季 1~4 月	0.787	0.351	0.026	0.787	0.352	0.013
	夏季 5~9 月	0.611	0.304	-0.023	0.567	0.317	-0.007
	全年 1~9 月	0.767	0.325	-0.006	0.765	0.327	-0.003

第六章 結論與建議

6-1 結論

本文回顧往昔運用類神經網路模式推算示性波高時，由於只有風速、風向以及延時等少數的輸入參數，不管是利用模擬或是實測風的資料當作輸入值，因這些參數實測波浪的相關性稍有不足，因此在推估能力就有所限制。為了類神經模式能使推估波高更接近於實測值的波高，研究中加入了模擬波高作為輸入參數，且利用類神經網路，建立季節風示性波浪預報模式，並以實測波高作比對，判定模式推估結果的優劣程度，發現與未加入模式波高的模式相比較之下，相關性有所提升，誤差量也大幅度降低。

本研究以 2004 年夏季及全年資料數據作為學習，推估 2005 年示性波高，與實測波高值比較後，資料中扣除颱風波高影響比含有颱風波高的推估結果，其 R^2 增加了 0.09 及 0.081，RMSE 降低 0.081m 及 0.054m，表示在推估夏季及全年示性波高，不考慮颱風資料比擁有颱風資料所推估的示性波高相關性較佳。

本文利用臺北港的模擬波高、模式風速與模式風向作為混合式類神經網路模式的輸入參數，分別以 2004 年以及 2005 年的資料數據作為學習，推估 2005 年以及 2006 年的示性波高，接著比對實測波高值，藉由模式推估的 2005 波高與實測值 R^2 約在 0.564~0.86，RMSE 約在 0.267~0.348，Bias 約在 0.1 公尺以下；推估的 2006 波高與實測值 R^2 約約在 0.611~0.787，RMSE 約在 0.304m~0.351m，Bias 約在 0.03m 以下，由此結果顯示本模式推估出來的波高值，可以實際應用在海岸工程的季節風波浪推算。

而類神經網路模式運用在推算波浪時，輸入參數必須與輸出參數的季節特性一致，以 2005 年冬季的資料推估 2005 年 10 至 12 月的示性波高與實測波高的 R^2 增加 0.043，RMSE 降低 0.189m，Bias 從 0.214m 降到 0.023m，若使用 2005 年夏季的資料來學習， R^2 降低 0.031，RMSE 只降低 0.072m，Bias 從 0.214m 變為 -0.256m，代表季節風波浪的特性有所差異，就無法有效推估出相關性大、誤差量小的示性波高。

由於類神經網路模式只需有限的夏季與冬季的季節風資料，即可分別推算出相同季節的示性波高，所以在資料完整度並不需要達到百分之百，利用模式補遺缺漏的資料，並且經過模式去推算季節風波浪，推估的示性波高與實測波高的 R^2 約增加 0.012~0.061，RMSE 降低 0.012m~0.071m，Bias 的改變量為 0~0.022m，使資料更完整後，進而分析出資料內含的一些特性。資料完整度足夠，考慮延時作為模式的輸入參數，與不考慮延時所推估出來的示性波高比較下，在本文判斷推估結果優劣的三種統計指標，相關係數平方、均方根誤差以及平均偏差的改變量皆不到 0.05，所以本文利用類神經網路模式所推估的季節風波浪時，延時因素不是一個主要的影響因子。

6-2 建議

本研究的混合式類神經網路模式雖然使得推算出來的示性波高達到不錯的精確度，但整體模式仍然可以多加考慮一些想法：

- (1) 在夏季季風時期，台灣時常有颱風的影響，因為本模式推估的季節風波浪與颱風波浪的特性不同，未來可搭配颱風預報模式推估之示性波高，與本模式進行整合，更能提升模式適用性。
- (2) 從風玫瑰圖顯示，夏季季風時期的風向並不像冬季季風時期如此規律，表示模式的輸入參數特性仍然有些許差異，推估出來的夏季波高與實測波高相關程度相較於冬季波高稍嫌不足，所以未來可依照每一個月的季風特性做詳細分類，在使用風向參數於模式輸入值時，更為加強波浪推算的精確度。

參考文獻

1. 侯和雄、劉正宗(1982)，「台灣海峽風浪特性之研究」，第六屆海洋工程研討會論文集，第8-1~8-17頁。
2. 蔡昫達(2005)“應用類神經模糊系統於季節風波浪之推算”，交通大學土木工程研究所碩士論文。
3. 蔡獲光(2006)“應用ANFIS模式於台灣東部海域之季節風波浪推算”，交通大學土木工程研究所碩士論文。
4. Ahmadreza, Z., Dimitri, S., Ahmadreza, A., Arnold, H., (2008) “Learning from data for wind-wave forecasting,” *Ocean Engineering*, Vol. 35, pp. 953-962.
5. 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*.
6. Browne, M., Castelle, B. Strauss, D., Tomlinson, R., Blumenstein, M., and Lane, C., (2007) “Near-shore swell estimation from a global wind-wave model: Spectral process, linear, and artificial neural network models,” *Coastal Engineering*, Vol. 54, pp. 445-460.
7. 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.
8. Chang, H.K. and Chien, W.A., (2006b) “A fuzzy-neural hybrid system of simulating typhoon waves,” *Coastal Engineering*, Vol. 53, pp. 737-748.
9. Deo, M.C., and Sridhar Naidu, C., (1999) “Real time wave forecasting using neural networks,” *Ocean Engineering*, Vol. 26, pp. 191-203.

10. Deo, M.C., and Kiran Kumar, N., (2000) "Interpolation of wave heights," *Ocean Engineering*, Vol. 27, pp. 907-919.
11. Deo, M.C., Jha, A., Chaphekar, A.S., and Ravikant, K., (2001) "Neural networks for wave forecasting," *Ocean Engineering*, Vol. 28, 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, pp. 30-37.
13. Deo, M.C., and Jagdale, S.S., (2003) "Prediction of breaking waves with neural networks." *Ocean Engineering*, Vol. 30, pp. 1163-1178.
14. 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.
15. Malekmohamadi, I., Ghiassi, R., Yazdanpanah, M.J., (2008) "Wave hindcasting by coupling numerical model and artificial neural network," *Ocean Engineering*, Vol. 35, pp. 417–425.
16. Kanamitsu, M., Ebisuzaki, W., Woollen, J., Yang, S.K., Hnilo, J.J., Fiorino, M., Potter G.L., (2002) "NCEP-DOE AMIP-II reanalysis (R-2)," *Bull Am Meteorol Soc* 83:1631–1643.
17. Kalra, R., Deo, M.C., Kumar, R., and Agarwal , V. K., (2005) "Artificial neural network to translate offshore satellite wave data to coastal locations," *Ocean Eng*, Vol. 32, pp. 1917–1932.
18. Kalra, R., and Deo, M.C., (2007) "Derivation of coastal wind and wave parameters from offshore measurements of Topex satellite using ANN," *Coastal Engineering*, Vol. 54, pp. 187-196.
19. Kemal G., (2008) "The estimation of monthly mean significant wave heights by using artificial neural network and regression methods,"

Ocean Engineering, Vol. 35, pp. 1406–1415.

20. Makarynsky, O., (2004) “Improving wave predictions with artificial neural networks,” *Ocean Engineering*, Vol. 31, pp. 709–724.
21. Makarynsky, O., Pires-Silva, A.A., Makarynska, D., Ventura-Soares, C., (2005) “Artificial neural networks in wave predictions at the west coast of Portugal,” *Computers & Geosciences*, Vol. 31, pp. 415–424.

