

類神經模糊網路之風浪推算模式

張憲國¹ 林立青² 蔡獲光³ 徐月娟⁴ 林芳如⁵
土木系¹ 土木所² 土木所³ 海象測報中心⁴ 海象測報中心⁵
國立交通大學 國立交通大學 國立交通大學 中央氣象局 中央氣象局

摘要

本文以模式之風速、風向與延時等作為架構風浪推算模式之輸入參數，以建立風浪預報模式。且與測站實測波高進行比較，由此結果顯示本模式除了可進行單站之波浪推算，亦可延伸至非學習測站之波浪推算。由平均誤差方根及平均偏態指標可知，本模式具有較高精度之波浪推算能力，未來可供海岸防災及預警之用。另外，海象測報中心全域NWW3模式之推算波浪，顯示本模式風浪推算之趨勢與NWW3之結果一致。

一、前言

台灣位處於歐亞大陸與太平洋之交會地帶，受季節風之變化影響甚大。每當大陸氣團南下時，海上風力快速增強，強烈陣風可達10級以上，其風力不亞於颱風災害性天候氣象。東北季風帶來的強風巨浪對漁民海上作業、港灣工程施工上甚為不便。若能精準的預測波浪，便能保障漁民及施工人員之安全，並降低海上作業之風險。因此，要如何利用風的特性來進行波浪推算將為本研究之重要課題。

風場中壓力的變動使海氣的交界面產生振動進而形成波浪，過去風浪成長發達、傳遞及衰減等現象雖有學者或專家進行深入之探討，但是這些結果尚不足以滿足目前在工程設計上以風場特性來推算設計波高及週期之精度。往昔前人對於風浪的預測，已有相當多的研究如侯與劉(1982)指出台灣海峽之風浪與風速之一次方與二次方與風速三次方以上較明顯的關係，但風速三次方以上其相關性不佳。郭(1976)曾以統計分析之方法，收集風速及相對應時間之波浪，迴歸波高及風速之關係式，如此可簡易的推求波浪，但是這些統計模式皆具有地域性，且當風速較小時，波高推算可能會為負值或是波高過大等不合理的現象產生。

目前相關之波浪模式有波譜法(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。現今的波浪預報方式系統有NOAA WAVE WATCH-III、WAM及SWAN等三種模式系統，上述預報模式需較長時間資料運算及模式參數適應性不易調整等缺點。至於後者，示性波法(significant wave method)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。在示性波法中，最早採用系統化來進行波浪推算則為SMB法(Sverdrup and Munk, 1947; Bretschneider, 1976)，並根據不同水域(開放水域

JONSWAP)或主風向及主波向不一致(Donelan-JONSWAP)則有不同的推算方法。因此傳統的SMB及Donelan-JONSWAP較適用於季風波浪推算。

另外，往昔學者利用類神經網路進行預測波浪，有Deo和 Naidu (1999)以即時實測波浪資料作為類神經網路之輸入值，而以倒傳遞類神經路架構來推算波浪，並以此建立短期波浪推算模式。Deo等人(2001,2003)則建構以風速及示性波高與週期之類神經網路，來預測風浪。錢等人(2002)利用神經-模糊網路推算颱風波浪並建立颱風行為模式及氣象與颱風波浪之相互關係。張和錢(2002)結合Holland颱風風場模型與類神經網路，建立三種不同影響參數之台灣東部近岸颱風波浪推算模式以模擬颱風波浪。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。Kalra等人(2005)則以衛星量測之外海波浪特性及風場資料，進行類神經網路近岸風浪之推算。蔡(2005)以適應性類神經網路(ANFIS)建立實測風速大小對應波浪之架構，進行風浪之推算。Chang和Chien (2006a、2006b)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。

基於上述經驗公式及數值模式之限制，本研究利用模糊理論及類神經網路，適應性網路架構模糊推論系統(Adaptive Network-based Fuzzy Inference System 簡稱ANFIS)，以架構具風特性之波浪推算模式，該架構具有非線性最佳化及學習快速演算等優點，進而達到即時且快速預測波浪之能力。以提供港灣工程施工及船隻作業之參考，並期望此模式未來可在工程設計與防災上提供即時及較精確的波浪推算與預報。

二、適應性網路架構模糊推論系統

本研究將以適應性網路架構模糊推論系統 (Jang,1993)進行風浪模式建構，其主要架構是以模糊推論系統為網路模式基礎，並結合神經網路自我組織之特性。由於模糊類神經網路模式除具有一般類神經網路的性質與優點外，模糊推算的運行機制，使得處理單元的計算變成較簡便，亦加快計算的速度，並使系統容錯的能力大為增加。

因此假設ANFIS 之架構包含兩個輸入值及一個輸出值，並設定有兩種模糊(IF-THEN)規則，而該規則使用Takagi 和 Sugeno's 形式，其相對應之ANFIS 架構則示圖1。其分為五層分別為輸入層、規則層、正規化層、結論推論層及輸出層，其推算流程為先將輸入數據進行模糊化，並架構輸入因子之歸屬函數，而歸屬函數則藉由類神經網路最佳化的學習功能求得，經由模糊推理得到輸出的模糊評價結果。

各層之參數經由類神經網路的監督式學習，使得模糊推論系統可獲得最佳化的調整，以修正模糊系統的隸屬函數之各項參數值，提高演算效率及效能以達輸出精度的要求。由於ANFIS是以模糊推論系統為基礎，以模糊規則庫為模式架構，不但可將原規則逐一轉換為模糊規則，亦可藉由資料的模糊聚類(fuzzy clustering)或其他聚類分析，將龐大的資料轉換為數量較少的模糊規則庫，以減少參數計算的負擔與資料儲存空間的浪費，同時也可將專家的經驗與知識轉換成推論規則，以彌補資料對系統描述的不足。

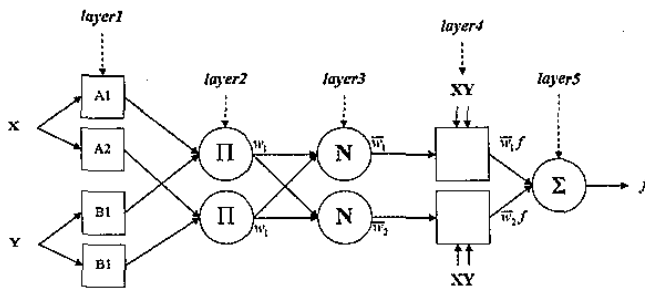


圖1 適應性網路架構模糊推論系統架構示意圖 (Jang,1993)

本研究將由上述適應性網路架構模糊推論系統，建立風浪推算模式。由風與波浪特性建立受到風場中壓力的變動，使海氣的交界面產生振動進而形成波浪關係，因此，本文分析風及浪之特性以選定模式之輸入參數。本研究選定花蓮(Hua-Lien) 及蘇澳(Su-Ao)兩個現有波浪觀測站。此兩個測站分別隸屬花蓮沿海及宜蘭蘇澳沿海之預報區域。測量波浪的儀器為中央氣象局長期發展之資料浮標(data buoy)，所觀測的海氣象資料透過無線電、GSM、GPRS及專線等設備即時傳回監控及儲存，其波浪資料的時間間隔

為一小時。本文所收集之2002-2003波高，其資料浮標位置分別為花蓮—花蓮縣新城鄉花蓮七星潭外海0.5公里，水深約30公尺，隸屬於中央氣象局測站；及蘇澳—宜蘭縣蘇澳鎮蘇澳港北方約4公里，水深約23公尺，隸屬於水利署測站。

另外，本文採用之風場資料為中央氣象局巢狀網格數值天氣預測系統(NFS)，所提供之區域性大氣模式輸出的海面風場，依解析度大小分別為RC(45km×45km)、MC(15km×15km)及HC(5km×5km)，本文應用解析度為RC之風場資料，且輸出時間間隔為6小時。

依據SPM法之風浪成長經驗公式，描述深水波示性波高與延時關係，若風吹延時固定，在不同風速對應波高有所不同，風速越大波高越高，但在相同之風速，若風吹延時越久則波浪越發展成熟。由高和梁(1982)分析基隆港口波高與彭佳嶼的風速，以延時9小時之相關性最高。再者莊等人(1992)分析台灣北部海岸波浪及風速，以風速延時和波高12小時有最佳之關係。因此，本研究分析風速及波高延時之相關性，以建立風速持續性對波高的影響，其結果示如圖2所示。由圖2得知在延時為2個資料點(每六小時為一個資料點)時，其具有最高約0.6的相關係數。因此，本研究除了以模式風場作為輸入值，另外以風速及波高的延時，作為風速影響波高成長之特性。

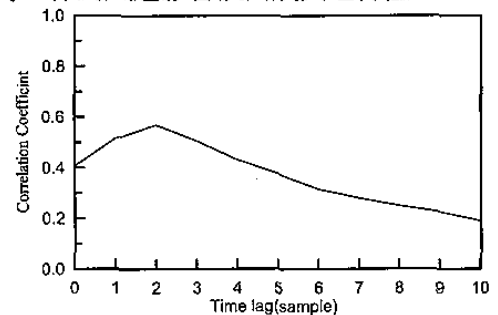


圖2 蘇澳波高與模式風速延時之關係圖

三、類神經模糊網路風浪模式分析

3-1 風浪模式推算結果之比較

本研究以MATLAB軟體之Fuzzy Toolbox所提供之適應性網路模糊推論系統之功能，進行風浪模式WANF(Wave model by ANFIS)之建構。並以花蓮及蘇澳之模式風場的風速、延時及風向做為風浪模式之輸入值，輸出資料則為對應之測站波高，學習時間為2002年，預測時間則為2003年，資料間隔為6小時。而在模糊歸屬函數之設定中，較常用之模糊歸屬函數分別為高斯模糊歸屬函數、三角形模糊歸屬函數及梯形模糊歸屬函數等三種。其中，高斯模糊歸屬函數具有較佳的非線性特性，三角形模糊歸屬函數與梯形模

糊歸屬函數則具線性特性，因此無法表現出風對波浪所產生的非線性效應。因此，本研究選定經測試選定高斯(Gauss)模糊歸屬函數作為本模式之最佳歸屬函數，以架構風浪模式來進行波浪的推算，以提高系統之有效性實用於波高推算及預報之能力。

本研究以蘇澳測站建構風浪模式，將模式學習及模擬之結果與實測資料與全域NWW3模式推算資料進行分析，示如圖3至6。NWW3模式為美國海洋及大氣總署(NOAA)所開發，中央氣象局引進並應用於西北太平洋海域，網格點的分割係以0.5個經緯度為單位，計算網格點數為9153個點，以提供該區域之波浪推算。由圖3及6可知於蘇澳港2002年之學習模式輸出結果與蘇澳實測值之趨勢的變化情形相似，而2003年之預測結果亦與蘇澳實測波高有相同的趨勢。而NWW3之模式於2002及2003年之推算結果，則略高於實測波高。另外，本研究應用WANF模式延伸推算至花蓮港，輸入數據為花蓮港附近之模式風速、風向及延時，示如圖7至10。由圖7至10亦顯示WANF模式推算值與花蓮實測值之趨勢較吻合，NWW3模式之推算結果亦略高於花蓮實測波高。

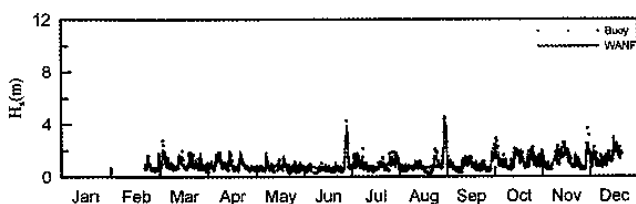


圖3 蘇澳2002 WANF模式學習值與實測值之比較

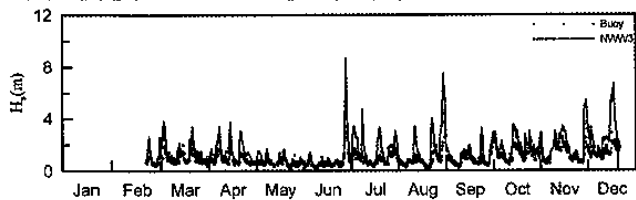


圖4 蘇澳2002 NWW3模式推算值與實測值之比較

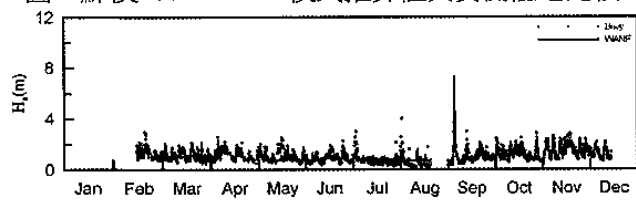


圖5 蘇澳2003 WANF模式推算值與實測值之比較

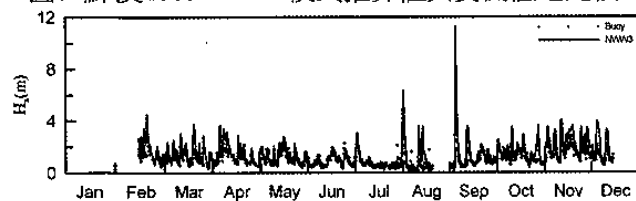


圖6 蘇澳2003 NWW3模式推算值與實測值之比較

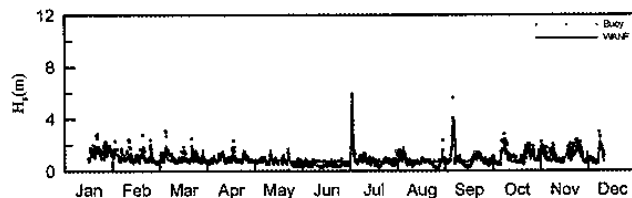


圖7 花蓮2002 WANF模式推算值與實測值之比較

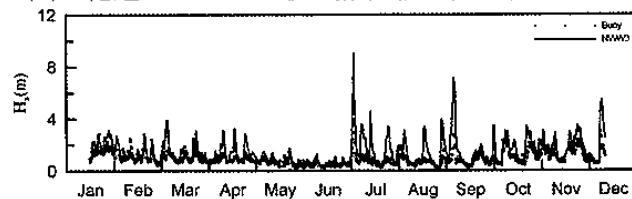


圖8 花蓮2002 NWW3模式推算值與實測值之比較

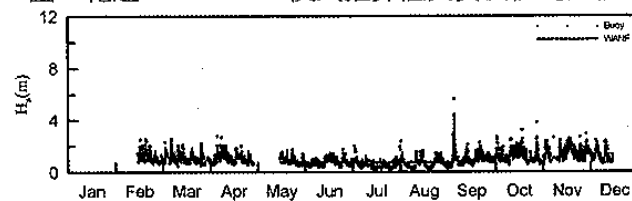


圖9 花蓮2003 WANF模式推算值與實測值之比較

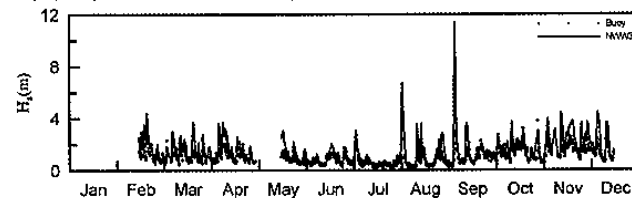


圖10 花蓮2003 NWW3模式推算值與實測值之比較

本研究進一步分析不同季節之推算結果，示如表1及2。為了能客觀表示模式推算結果之優劣程度，本研究利用了三個統計參數作為模擬結果之評斷。

(1) 相關係數 r (correlation coefficient)：示如式(1)，可表現出預測值與實測值之間之趨勢，其之間之相關程度介於-1與1之間，假若預測值與實測值之間之相關性較高，則 r 會趨近為1。其定義為

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

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) 平均絕對誤差 ε (mean absolute error)：示如式(2)， ε 值可表現出預測值與實測值之間之平均預測誤差， ε 越大則表示偏差量越多而誤差大。

$$\varepsilon = \frac{\sum_{i=1}^N |P_i - O_i|}{N} \quad (2)$$

(3) 平均偏態誤差 β (bias)：示如式(3)， β 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 β 值為0，如果 β 值大於0則表示預測值高估於實際值。反之則 β 值小於0則表示實際值高估於預測值。

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

由表1之分析，本研究將分探討WANF模式於不同季節之推算結果並與NWW3模式比較，其中在學習部分，蘇澳2002年的相關性約為0.73，平均絕對誤差約為0.27公尺，其平均偏態誤差約為±0.2公尺。蘇澳2003年的相關性約為0.68，平均絕對誤差約為0.32公尺，其平均偏態誤差約為±0.2公尺。蘇澳2003年之夏季相關性最低，約為0.36，此與颱風波浪之推算有較大誤差的緣故。NWW3與實測波高之兩年比較，其相關性約為0.8以上，平均絕對誤差則為0.56及0.47公尺，平均偏態誤差為0.48公尺及0.35公尺。兩模式與蘇澳實測波高比較之結果，顯示NWW3的相關性優於本模式，但其平均絕對誤差及平均偏態誤差則高於本模式。若以蘇澳測站2003年冬天之風浪推算結果為例，分別繪制散佈圖(scatter plot)，示如圖11。由圖中可看出本模式之推算結果較NWW3模式之推算值散亂，但NWW3模式之推算值普遍偏高，其他季節亦有此相似之現象。

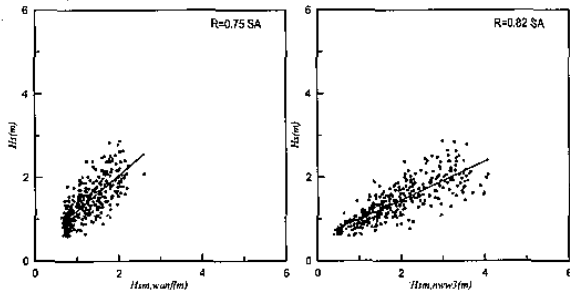


圖11 蘇澳2003年冬季WANF及NWW3模式推算值與實測值之散佈圖

另外，本模式將模式推展至花蓮以推算其波浪，並分析本模式與NWW3模式之推算結果，示如表2。由表2可知，本模式推算結果與實測值之兩年的相關性約為0.67及0.73，平均絕對誤差則約為0.28公尺及0.40公尺，平均偏態誤差約為-0.05公尺及0.4公尺。而NWW3模式之兩年平均相關性為0.77，平均絕對誤差為0.51公尺，平均偏態誤差為0.42公尺。花蓮測站之推算結果與蘇澳測站兩模式與實測波浪的趨勢相同，NWW3模式比本模式有略高相關性，但推算波浪則高估於測站值。花蓮2003年之夏季相關性亦為最低，為0.37，亦因颱風波浪之預測誤差較大所致。

因此，由WANF模式於蘇澳測站學習所推算之波浪相關性略低於NWW3模式，但其平均偏態誤差則

優於NWW3模式之結果。並由本模式延伸至無學習之測站(花蓮)來推算風浪，其結果顯示本模式之推算趨勢與NWW3模式一致。本模式可實際應用於風浪之推算及統計分析，亦可推算至無學習之鄰近測站。

表1 蘇澳WANF模式與NWW3模式推算能力評估

		WANF			NWW3		
		γ	ϵ (m)	β (m)	γ	ϵ (m)	β (m)
2002	春	0.66	0.25	-0.05	0.70	0.47	0.40
	夏	0.71	0.22	0.16	0.79	0.34	0.24
	秋	0.84	0.28	0.00	0.83	0.65	0.58
	冬	0.76	0.31	-0.16	0.76	0.70	0.63
	平均	0.73	0.27	-0.01	0.81	0.56	0.48
2003	春	0.62	0.29	-0.09	0.80	0.53	0.40
	夏	0.36	0.34	-0.16	0.85	0.24	0.08
	秋	0.71	0.36	0.09	0.78	0.56	0.40
	冬	0.75	0.30	-0.18	0.82	0.54	0.48
	平均	0.68	0.32	-0.09	0.80	0.47	0.35
兩年平均		0.70	0.30	-0.04	0.80	0.52	0.41

表2 花蓮WANF模式與NWW3模式推算能力評估

		WANF			NWW3		
		γ	ϵ (m)	β (m)	γ	ϵ (m)	β (m)
2002	春	0.73	0.34	-0.29	0.73	0.39	0.24
	夏	0.58	0.21	0.10	0.80	0.30	0.19
	秋	0.71	0.27	0.12	0.77	0.77	0.74
	冬	0.77	0.32	-0.20	0.80	0.61	0.58
	平均	0.67	0.28	-0.05	0.75	0.52	0.44
2003	春	0.72	0.29	-0.19	0.78	0.49	0.40
	夏	0.37	0.24	0.00	0.80	0.28	0.21
	秋	0.65	0.33	0.02	0.76	0.54	0.37
	冬	0.75	0.40	-0.35	0.77	0.60	0.53
	平均	0.73	0.32	-0.14	0.79	0.49	0.39
兩年平均		0.69	0.30	-0.09	0.77	0.51	0.42

3-2 風浪模式之颱風波浪結果分析

由本模式所推算之風浪包含颱風波浪，本文針對颱風波浪進行WANF及NWW3兩模式之比較。本文以2002至2003年8場颱風，依序為雷馬遜(RAMMASUN)、辛樂克(SINLAKU)、柯吉拉(KUJIRA)、蘇迪勒(SOUDELOR)、尹布都(IMBUDO)、莫拉克(MORAKOT)、杜鵑(DUJUAN)及米勒(MELOR)。依中央氣象局公布的9條颱風分類路徑，其颱風路徑依序為路徑6、路徑1、路徑6、路徑6、路徑5、路徑7、路徑5及路徑6，共分為3種路徑。蘇澳風浪學習為2002年，包含路徑6及路徑1兩種路徑。由本模式及NWW3模式對蘇澳及花蓮之颱風波浪分析，示如圖12至19。圖12至19之WANF及NWW3

模式之推算波浪時間間距6個小時，圖中實測波浪之時間間距為1個小時。其中蘇澳2002年之雷馬遜及辛樂克為模式學習之模擬結果，蘇澳2003年及花蓮2002-2003之颱風波浪為推算之結果。

由圖12至19中柯吉拉、蘇迪勒及米勒3場颱風之時序圖可看出，NWW3之推算結果較WANF模式接近實測資料，其餘五場颱風之波浪推算結果，以NWW3模式高估實測波高，WANF較接近實測值。兩模式推算之最大值與實測最大值之差值為 $\Delta H = H_m - H_o$ ，其中 H_m 為模式波高， H_o 為實測波高，示如表3。由表3可知，蘇澳測站之WANF模式於雷馬遜、辛樂克、莫拉克、杜鵑及米勒之波高最大值差優於NWW3模式，其中WANF颱風波浪推算誤差約為3公尺以下，而NWW3模式之最大誤差則為6公尺以下。於花蓮測站雷馬遜、柯吉拉、尹布都、莫拉克及杜鵑，蘇迪勒則兩模式之誤差約為1公尺。兩模式於花蓮之最大誤差，WANF為2公尺以下，NWW3則為5公尺以下。

另外，依照路徑分類之WANF模式推算結果，路徑6之颱風預測結果顯示，經由雷馬遜之蘇澳測站學習，對柯吉拉及蘇迪勒之推算結果與實測之 ΔH 誤差約為1公尺，對於米勒颱風則因其路徑由台灣南部轉向東部之故，本模式無法較完整描述該特性之風浪，因此花蓮之推算 ΔH 誤差略高於蘇澳；路徑1之颱風預測結果顯示，花蓮與該颱風之距離較遠之故，因此所推算之結果略大， ΔH 誤差約為1.5公尺。其它路徑之推算結果，杜鵑颱風則較尹布都接近台灣，模式對於颱風風場在測站周遭所造成之波浪，較能合理的推算，對於風場較遠離測站者其波浪則屬於颱風湧浪。而莫拉克之路徑則經過恆春半島，雖然颱風風場較接近測站，但是因為地形的效應使得風場產生改變，因此本模式之推算 ΔH 誤差約為2公尺。

表3 兩模式於花蓮及蘇澳颱風浪推算結果之分析

測站 颱風	花蓮		蘇澳	
	WANF	NWW3	WANF	NWW3
2002 雷馬遜	2.09	5.05	-0.45	4.37
2002 辛樂克	-1.53	0.90	-0.31	2.22
2003 柯吉拉	-0.65	1.49	-1.18	0.42
2003 蘇迪勒	-1.00	1.00	-1.40	0.03
2003 尹布都	-0.90	4.37	-2.63	2.30
2003 莫拉克	0.04	2.04	0.50	2.61
2003 杜鵑	-1.15	5.72	2.27	6.19
2003 米勒	-1.49	-0.71	-0.27	0.75

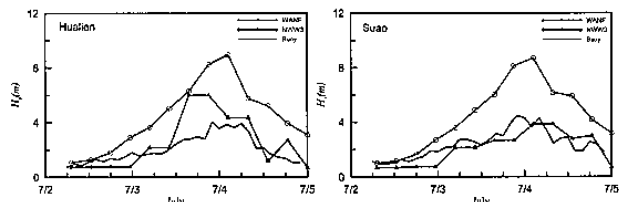


圖12 兩模式於花蓮及蘇澳之雷馬遜颱風波浪比較圖

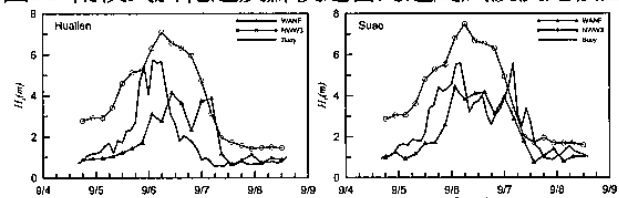


圖13 兩模式於花蓮及蘇澳之辛樂克颱風波浪比較圖

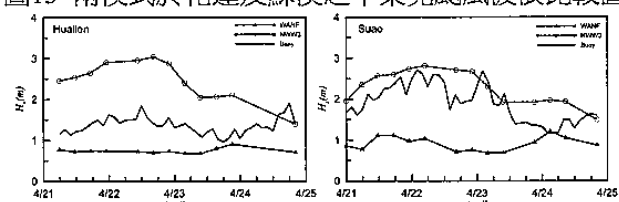


圖14 兩模式於花蓮及蘇澳之柯吉拉颱風波浪比較圖

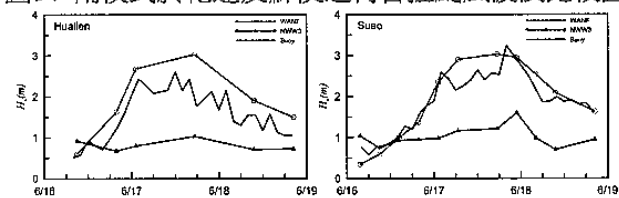


圖15 兩模式於花蓮及蘇澳之蘇迪勒颱風波浪比較圖

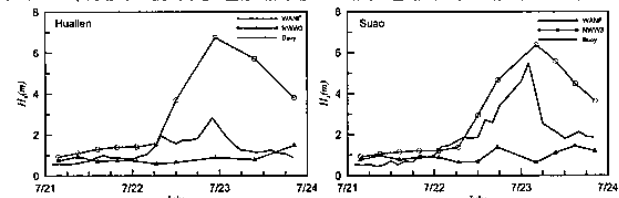


圖16 兩模式於花蓮及蘇澳之伊布都颱風波浪比較圖

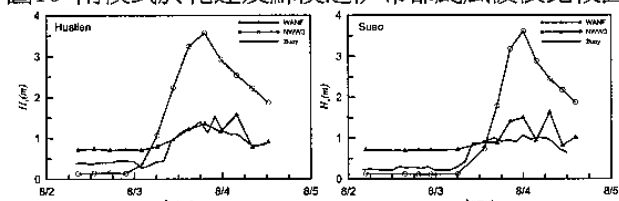


圖17 兩模式於花蓮及蘇澳之莫拉克颱風波浪比較圖

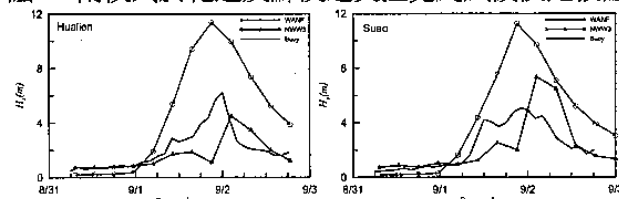


圖18 兩模式於花蓮及蘇澳之杜鵑颱風波浪比較圖

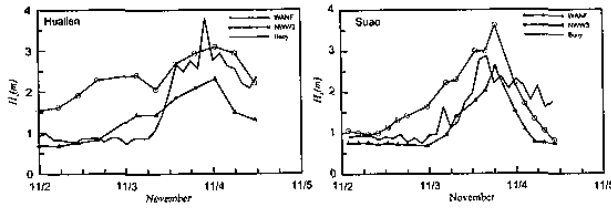


圖19 兩模式於花蓮及蘇澳之米勒颱風波浪比較圖

四、結論

本研究藉由風與浪的相關性進行風浪推算，以中央氣象局NSF系統之RC風場作為風浪推算之輸入資料，分別以模式預測風速、延時及風向當作影響風浪之參數，並作為模式之輸入值，且以實測波浪資料作為推估模式之驗證。本模式之風浪模式，以蘇澳測站學習資料時間為2002年，預測時間則為2003年，經測試選定高斯(Gauss)模糊歸屬函數作為本模式之最佳歸屬函數。本文架構蘇澳之風浪推測波高之WANF模式，其與實測值之相關係數約在0.7以上、平均絕對誤差在0.3公尺以下。由此顯示本模式之推算結果，可建立區域性的風浪關係，並實際應用於單點風浪之推算與預警，本模式對於鄰近測站波浪資料不足時，可由該測站之風場應用WANF模式加以推算其波浪。

又，本模式對於颱風波浪之推算分析結果，可知颱風動態及其路徑、風速與中心氣壓之影響，使得本模式之推算誤差因颱風動態而異，因此若要較精確的描述颱風波浪，未來則需較長時間的波浪數據進行學習，使模式涵蓋不同的路徑及颱風強度之影響，如此才可提供海岸工程施工、港灣船隻作業較精確的波浪推算。

謝誌

本研究部分經費承蒙交通部運輸研究所港灣技術研究中心「近岸數值模擬系統之建立(3/4)」補助，使本研究得以順利完成，謹誌謝忱。

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, 8-1-8-17。
2. 高治平、梁乃匡, 1980: “台灣北部海域波候研究”, 第四屆海洋工程研討會論文集, 245-258。
3. 莊甲子、興基、周哲民, 1992: “台灣北部海岸風浪特性之研究”, 第十四屆海洋工程研討會論文集, 92-106。

4. 蔡昀達, 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。
5. 錢維安、張憲國、何良勝, 2002: “神經-模糊網路在推算颱風波浪之應用(II)”, 第二十二屆海洋工程研討會論文集, 461-468。
6. 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.
7. Bretschneider, C. L., Tamaye, E. E., 1976: “Hurricane Wind and Wave Forecasting Techniques”, Proceedings of 15th Conference on Coastal Engineering, Hawaii, 1, 202-237.
8. Chang, H.K., Chien, W.A., 2006a: “Neural network typhoon wave models using multi trend simulating transfer functions”, Adv. Eng. Softw., 37, 184-194.
9. Chang, H.K., Chien, W.A., 2006b: “A fuzzy-neural hybrid system of simulating typhoon waves”, Coastal Eng., 53, 737-748.
10. Deo, M.C., Sridhar Naidu, C., 1999: “Real time wave forecasting using neural networks”, Ocean Eng., 26, 191-203.
11. Deo, M.C., Jha, A., Chaphekar, A.S., Ravikant, K., 2001: “Neural networks for wave forecasting”, Ocean Eng., 28, 889-898.
12. Deo, M.C., Jagdale, S.S., 2003: “Prediction of breaking waves with neural networks”, Ocean Eng., 30, 1163-1178.
13. Jang, R., 1993: “ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems”, IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics, 23(3), 665-685.
14. Kafra, R., Deo, M.C., Kumar, R., Agarwal, V. K., 2005: “Artificial neural network to translate offshore satellite wave data to coastal locations”, Ocean Eng., 32, 1917-1932.
15. Makarynsky, O., 2004: “Improving wave predictions with artificial neural networks”, Ocean Eng., 31, 709-724.
16. Sverdrup, H. U., Munk W. H., 1947: Wind, Sea and Swell, Theory of Relation for Forecasting, U. S. Navy Hydrographic Office, Pub. 601, 44.