

颱風期間臺灣東北部近岸波浪預測之研究

謝家榮 魏志強

國立臺灣海洋大學 海洋環境資訊系

摘要

臺灣為海島型國家，北迴歸線經過且是熱帶與副熱帶氣候的交界處，在此緯度亦為颱風之路徑，在臺灣較常受到颱風侵襲之季節為夏、秋兩季。颱風帶來豐沛的雨量，為臺灣帶來不可或缺的水資源，但暴風雨所帶來的災害，則嚴重影響人們生命財產的安全。又因每次颱風路徑不逕相同，且從不同方向登陸，受地形阻擋的影響，使得風向、風速或海面風浪也有不同的變化，在颱風侵襲期間，若能準確地預測浪高，則可以降低沿岸災害及保障人身安全，達到未雨綢繆的效果。本研究利用多變數回歸分析及資料探勘之類神經法建立颱風警報時期的波浪預測，本研究以臺灣東北部龜山島測站為測試例。本研究收集中央氣象局所屬的氣象站及浮標歷史觀測資料與颱風警報資料，資料年限為西元 2005 至 2012 年，選定海象、氣象與颱風相關的參數以建立回歸分析與類神經網路統計模式，同時採用延遲時間 0 至 3 小時為案例，進行驗證模式預測之準確性。本研究結果顯示，(1)使用屬性資料延遲時間 1 小時的模式最準確，(2)類神經網路方法與回歸分析方法因颱風強度不同造成的最大波浪亦不同。最後，本研究亦討論兩預測方法之優劣性。

關鍵字：颱風、波浪、類神經網路、預測

一、前言

颱風從太平洋海面上逐漸靠近臺灣時，強烈的暴風吹襲海面，因為風速大加上風吹時間很長，會產生週期較大且波高較高的浪，加上海底地形影響，靠岸時的浪可能更高，對於沿岸附近生態活動的危害，低窪地區可能遭受海水倒灌，附近的漁船也可能被能量極強的浪破壞毀損，損失慘重。

東北海岸曾因颱風波浪影響的災害有碼頭損壞、海堤倒塌、風景區景觀生態破壞、海水倒灌等。例如 2015 年 9 月底的杜鵑颱風，28 日 17 點 40 分從宜蘭南澳登陸，但在 15 點時蘇澳港地區因海水倒灌，道路淹水可達 70 公分，甚至 1 公尺高，蘇澳區漁會理事長表示，此次災害是 50 年來最嚴重的海水倒灌。

類神經網路模式常被使用在颱風波浪預測模式上，例如李東峰(2004)考慮颱風規模與移動路徑以調整參數，預測花蓮港附近颱風時期波高；吳岳潤(2004)

提出位置因子與包高空間資訊參數修正，預測臺北港颱風時期波高；Chang et al. (2011)比較 MIKE21_SW 數值模式與類神經網路方法在颱風時期花蓮港附近波高之預測優劣。

本研究利用類神經網路方法預測颱風期間近岸波浪高度，研究區域將以臺灣東北部之龜山島測站為案例。由於回歸方法常被用來分析目標值與各屬性關係，可由已知的屬性資料求出預測值，因此本研究在比較回歸方法與類神經網路法預測結果之優劣。

二、資料來源

本研究蒐集 2005 年至 2012 年中央氣象局發布之海上及陸上颱風警報之颱風警報單以及中央氣象局所屬地面氣象站觀測資料(基隆、彭佳嶼、蘇澳、宜蘭四站)及龜山島浮標波高資料實測值。上述所蒐集之資料皆以 1 小時為觀測資料區間。本研究共蒐集 47 場颱風事件，共 2482 筆小時資料。

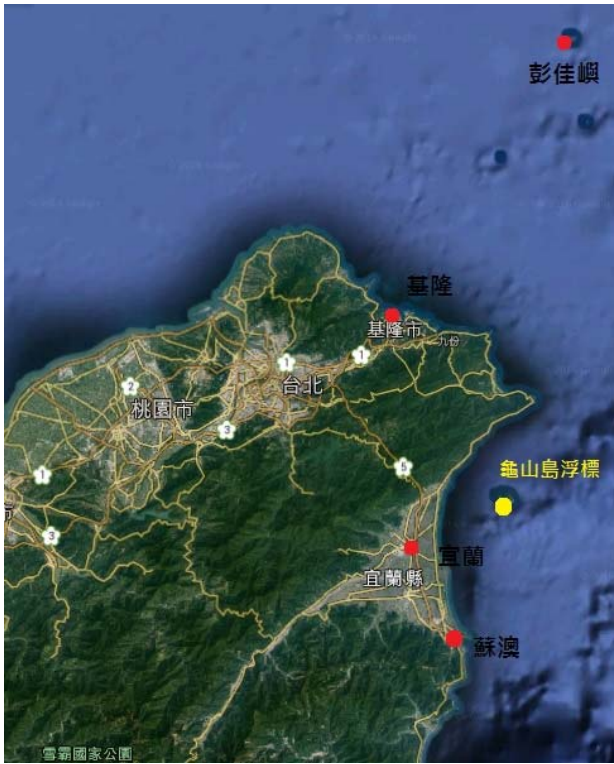


圖 1 氣象站(紅點)與浮標位置示意圖

三、研究方法

3.1 屬性資料選擇與模式架構

屬性選擇使用中央氣象局發布之颱風警報單內颱風的中心氣壓(hPa)與中心最大風速(km/hr)，氣象資料使用中央氣象局所屬 4 個地面氣象站(基隆、彭佳嶼、蘇澳、宜蘭)資料的平均風風速(m/s)、最大平均風風速(m/s)、最大瞬間風速(m/s)，共計 14 個屬性，波浪高度實測值則為龜山島浮標資料。將颱風中心氣壓與中心最大風速分別以 A_1 、 A_2 表示，其餘屬性以 B_{i1} 至 B_{i3} ($i=1,2,3,4$) 表示。

本研究使用 0 至 3 小時的延遲時間作測試，以地面氣象站的平均風風速(m/s)、最大平均風風速(m/s)、最大瞬間風速(m/s)，即 B_{i1} 至 B_{i3} 當下時間($t=0$)的屬性資料及前 1 小時($t-1$)至前 3 小時($t-3$)作為訓練模式的基準。

$$\text{Case1: } h_{t+1} = f\{A_1, A_2, B_{1,i,t}, B_{2,i,t}, B_{3,i,t}, i=1,2,3,4, t=0\}$$

$$\text{Case2: } h_{t+1} = f\{A_1, A_2, B_{1,i,t}, B_{2,i,t}, B_{3,i,t}, i=1,2,3,4, t=0,1\}$$

$$\text{Case3: } h_{t+1} = f\{A_1, A_2, B_{1,i,t}, B_{2,i,t}, B_{3,i,t}, i=1,2,3,4, t=0,1,2\}$$

$$\text{Case4: } h_{t+1} = f\{A_1, A_2, B_{1,i,t}, B_{2,i,t}, B_{3,i,t}, i=1,2,3,4, t=0,1,2,3\}$$

表 1 2005 年至 2012 年發布警報之颱風

年份	名稱	年份	名稱
2005	Haitang	2008	Hagupit
	Matsa		Jangmi
	Sanvu	2009	Linfa
	Talim		Molave
	Khanun		Morakot
	Damrey		Parma
2006	Longwang	2010	Namtheun
	Chanchu		Lionrock
	Ewiniar		Meranti
	Billis	2011	Fanapi
	Kaemi		Megi
	Bopha		Aere
Saomai	Songda		
2007	Shanshan	2012	Meari
	Pabuk		Muifa
	Wutip		Nanmadol
	Sepat	2012	Talim
	Wipha		Doksuri
	Krosa		Saola
Mitag	Haikui		
2008	Kalmaegi	2012	Kai-Tak
	Fung-Wong		Tembin
	Nuri		Jelawat
	Sinlaku		

3.2 資料分類

本研究以 2005 年至 2011 年之颱風共 40 場作為訓練資料，2012 年之颱風 7 場作驗證資料。

3.3 類神經網路方法與參數檢定

類神經網路是一種模仿生物神經網路系統結構和功能的數學計算預測模型，透過電腦的計算能力，進行非線性的統計方法建立輸入與輸出間複雜的關係，在隱藏層中，由大量的節點連結輸入層與輸出層，代表不同的權重，電腦在隱藏層進行複雜的演算，經過機器學習過程，得到目標輸出值 (Senay and

AhmetSezer, 2012; Tsai and Tsai, 2009)。

本研究使用類神經網路中最具代表性的倒傳遞類神經網路，屬於監督式學習，基本原理是使用最陡坡降法以疊代方式將誤差值最小化，倒傳遞簡單分成輸入層、隱藏層、輸出層如圖 2，分為學習與回想兩階段，在學習階段，利用已知的輸入值與輸出值進行資料訓練，求得一組隱藏層連接的權重，使輸入資料經過此權重運算後得出目標輸出結果；在回想階段使用一筆新的輸入值，經過學習階段求出之權重，得到新的輸出值，即預測值。

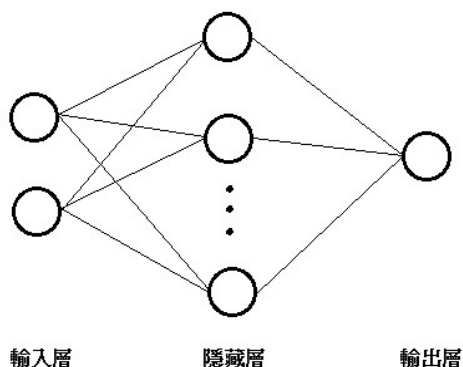


圖 2 倒傳遞類神經架構圖

本研究使用 Matlab 內建 nntool 工具進行倒傳遞類神經模式建立，訓練函數使用 TRAINBR，隱藏層 1 層，轉換函數使用 TANSIG，動量初始值 mu 為 0.001，最大訓練次數 1000。訓練過程之收斂情況如圖 3 至圖 6。

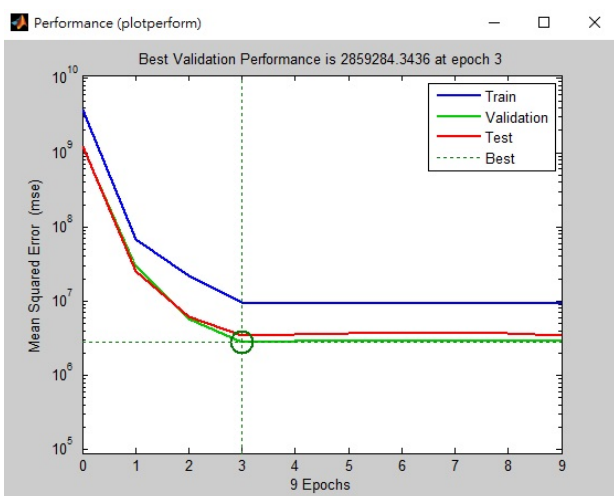


圖 3 Case1 收斂過程

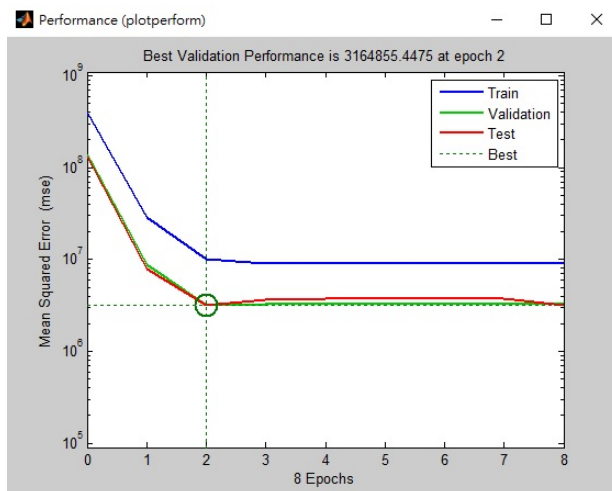


圖 4 Case2 收斂過程

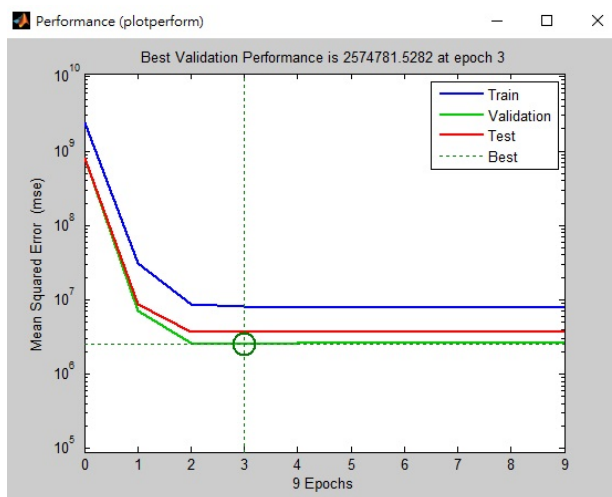


圖 5 Case3 收斂過程

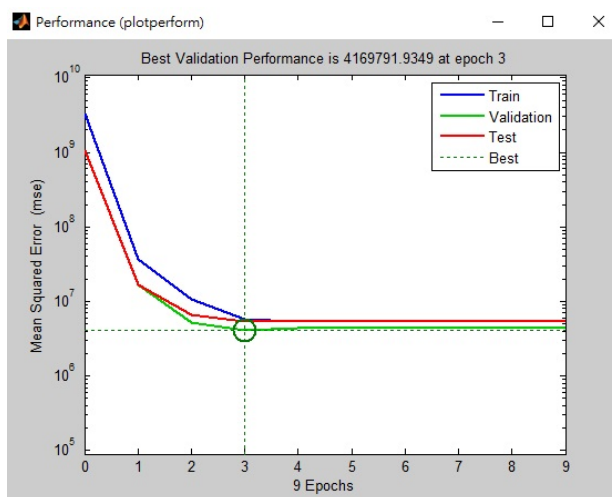


圖 6 Case4 收斂過程

3.2 多變數回歸方法與參數檢定

指使用兩個或兩個以上的自變數與一個應變數進行分析，建立模型預測的方法。

$$y = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n + e$$

y 為應變數， x_1, x_2, \dots, x_n 為自變數， a_1, a_2, \dots, a_n 為回歸係數，e 為截距，本研究選擇之自變數選定標準以颱風屬性資料及氣象資料與下 1 小時(t+1)龜山島測站波浪高度 h 之相關係數較高者。

四、結果與討論

本研究使用類神經網路方法與回歸方法預測颱風時期波浪高度，並以侵襲時間較長的 Saola 及 Tembin 呈現其結果，如表 2 及圖 7 至圖 14。

表 2 預測值與實際值之誤差 RMSE

		Saola	Tembin
case1	REG	85.61	55.77
	ANN	66.20	40.52
case2	REG	84.30	55.73
	ANN	63.03	41.01
case3	REG	82.74	55.09
	ANN	85.57	41.20
case4	REG	83.18	56.06
	ANN	86.23	49.80

結果顯示，預測 Saola 颱風在龜山島之波浪高度，其 Case1 及 Case2 之誤差值 RMSE 以類神經網路方法最小，而 Case3 及 Case4 之誤差值以回歸方法最小，但僅有 3 公分差，綜合兩方法之預測結果，顯示 Case2 之類神經網路方法求出之誤差值為最小。

預測 Tembin 颱風波浪高度，其 Case1 至 Case4 之誤差值皆以類神經網路方法較小，且 Case1 之誤差值為最小。

根據以上結果，Case2 即使用延遲時間 0 及 1 小時之屬性資料，經由類神經方法進行預測的波浪高度最準確。

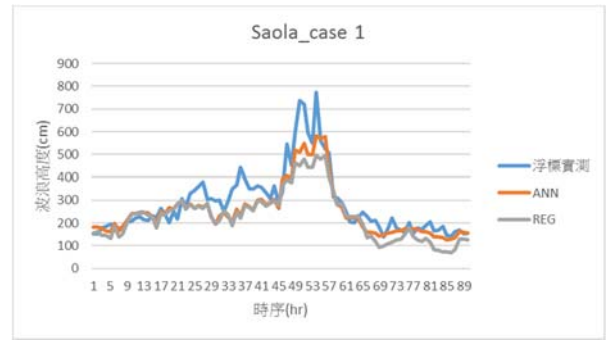


圖 7 Saola 颱風 Case1 預測結果

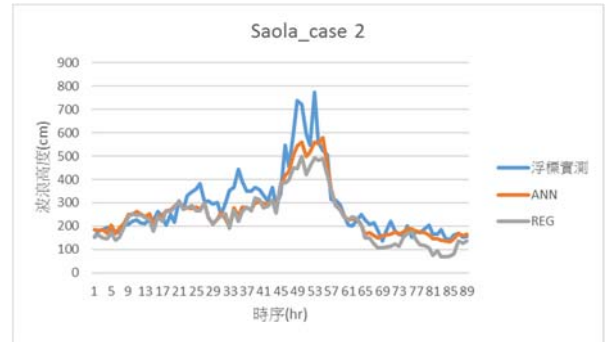


圖 8 Saola 颱風 Case2 預測結果

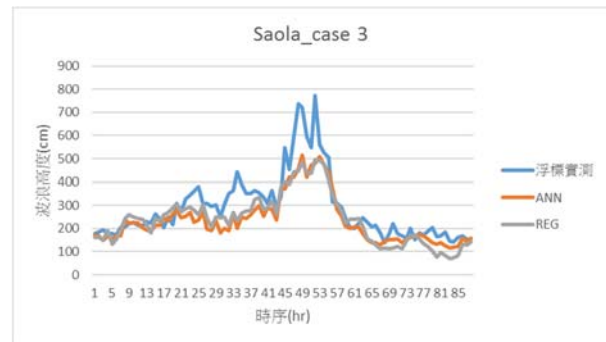


圖 9 Saola 颱風 Case3 預測結果

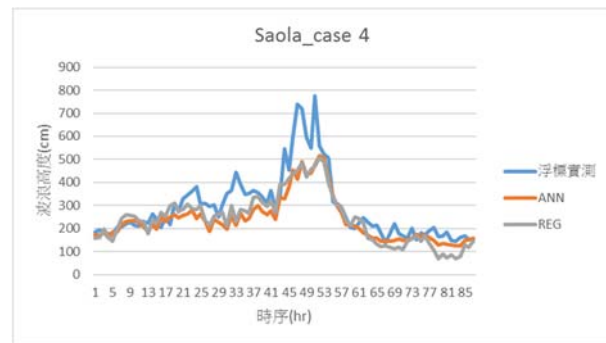


圖 10 Saola 颱風 Case4 預測結果

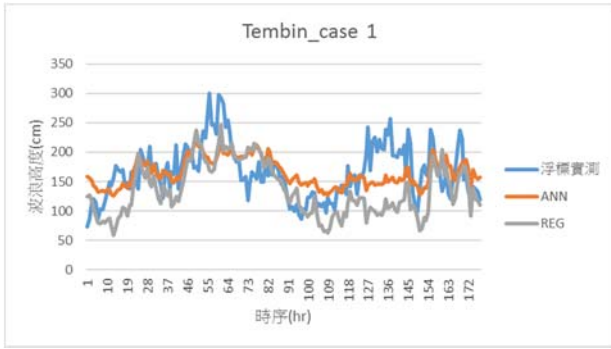


圖 11 Tembin 颱風 Case1 預測結果

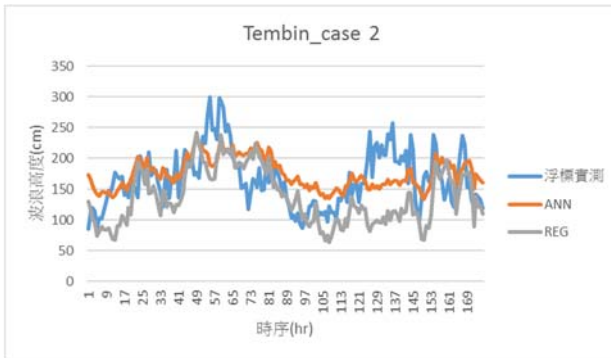


圖 12 Tembin 颱風 Case2 預測結果

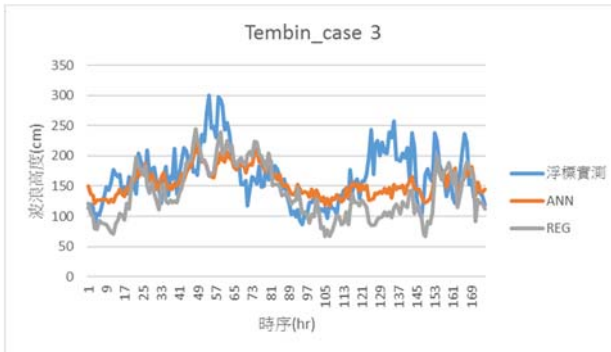


圖 13 Tembin 颱風 Case3 預測結果

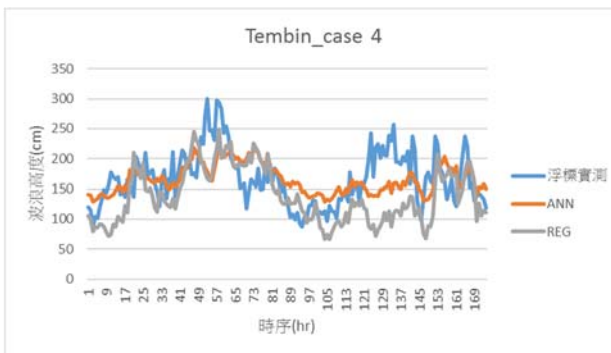


圖 14 Tembin 颱風 Case4 預測結果

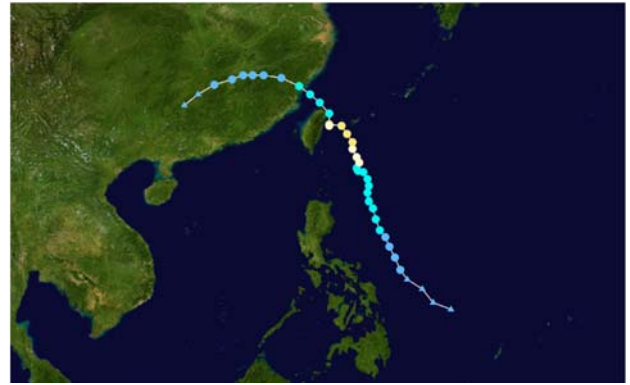


圖 15 Saola 颱風路徑圖

Saola 颱風從臺灣本島東南方穿越北部地區，再向西北脫離本島，是典型的 2 號路徑颱風，故有一個波浪高峰值，預測結果顯示類神經網路方法之極值預測與實際差距較小，但仍有 200 公分之差距，推測為訓練資料之颱風強度不一，波浪高度達到 600 公分以上的颱風場次過少，導致學習能力不足，造成較大的差距，但波浪高度成長趨勢較為正確，還是有足夠的預測價值。

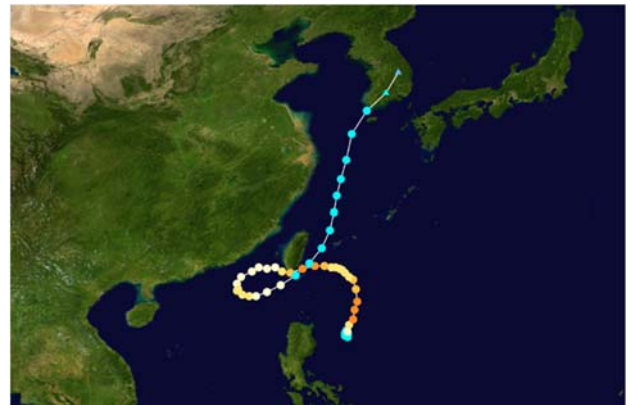


圖 16 Tembin 颱風路徑圖

Tembin 颱風為特殊路徑，暴風圈離開台灣本島後再次侵襲臺灣，故有兩次極值，第一次極值的預測結果，兩方法差距不大，與實測值約差距 50 公分，第二次極值預測與實際值則以類神經網路方法較佳，低估約 100 公分，而回歸方法低估約 200 公分。

表 3 2012 年 7 場颱風之誤差 RMSE

		Talim	Doksuri	Saola	Haikui	Kai-Tak	Tembin	Jelawat
case1	REG	88.45	48.96	85.61	79.00	38.69	55.77	51.27
	ANN	51.39	82.21	66.20	82.95	71.91	40.52	56.58
case2	REG	85.56	49.08	84.30	74.70	36.80	55.73	50.45
	ANN	49.78	87.43	63.03	85.67	74.09	41.01	47.21
case3	REG	84.19	49.66	82.74	77.81	37.66	55.09	51.47
	ANN	54.66	67.96	85.57	71.41	56.13	41.20	40.45
case4	REG	84.75	49.45	83.18	72.10	38.95	56.06	53.72
	ANN	51.73	75.21	86.23	59.85	62.43	49.80	57.01

本研究利用 2012 年 7 場颱風作為驗證資料，其誤差 RMSE 值如表 3，結果顯示，無論類神經網路方法或回歸方法預測優劣，大致都以 Case1 及 Case2 表現最佳。

五、結論

本研究利用多變數回歸分析及資料探勘之類神經法建立龜山島在颱風警報時期的波浪預測，選定海象、氣象與颱風相關的參數進行模式建立，同時採用延遲時間 0 至 3 小時(Case1 至 Case4)為案例，進行驗證模式預測之準確性。

本研究結果顯示，Saola 颱風使用 Case2 即延遲時間 0 與 1 小時之相關參數建立預測模式，與實際資料誤差 RMSE 值 63.03 為最小，Tembin 颱風使用 Case1 建立預測模式之誤差 RMSE 值 40.52 為最小，兩侵襲時間較長之颱風，皆以類神經網路方法預測誤差較小，且波浪高度成長趨勢與實測資料較一致。

根據颱風路徑不同與強度不同，龜山島附近受影響之波浪高度也不同，利用本研究結果預測之波浪高度，因 2005 年至 2011 年之颱風資料，強度較大且造成波浪高度較高的場次太少，使訓練學習不足，故波浪高度較高場次之颱風，容易有低估很多的現象。

致謝

本文感謝科技部研究計畫 MOST105-2221-E-019-041 的經費支持。

參考文獻

李東峰，2004，倒傳遞類神經網路颱風波浪預報模式之研究，國立臺灣海洋大學。

吳岳潤，2004，類神經網路的位置因子輸入對颱風波浪推算模式的精度提升探討，國立交通大學。

Chang, H.K., Liou, J.C., Liu, S.J., Liaw, S.R., 2011.

Simulated wave-driven ANN model for typhoon waves. *Advances in Engineering Software*, 42, 25–34.

Senay, A., AhmetSezer,, O.O., 2012. MLR and ANN models of significant wave height on the west coast of India. *Computers & Geosciences*, 49, 231–237.

Tsai, J.C., Tsai, C.H., 2009. Wave measurements by pressure transducers using artificial neural networks. *Ocean Engineering*, 36, 1149–1157.