

類神經網路的近岸颱風波浪推算模式

張憲國¹ 錢維安² 何良勝³
副教授¹ 博士班研究生² 研究員³
國立交通大學土木所 國立交通大學土木所 港灣研究中心

摘 要

本文以能量平衡方程式的觀念，結合兩個類神經網路的建構限定區域的近岸颱風波浪推算模式。模式以24小時的颱風位置及由Holland參數形式颱風風場模式計算的風速為輸入參數建立第一個ANN1模式做初步之模擬波高與週期，第二個ANN2模式另外輸入颱風路徑改變的角度，當為修正模擬結果。由花蓮港的波浪資料當為學習及驗證模式，證實NSTWM具有良好的推算能力。本文以花蓮港建立的NSTWM，經過附近蘇澳港颱風波浪之計算，與實測值吻合。證明NSTWM可應用至台灣東部海域之颱風波浪推算。

Near Shore Typhoon Wave Model Using Two Artificial Neural Networks

Hsien-Kuo Chang¹, Wei-An Chien², Liang-Shang Ho³
Associate Professor¹ Doctoral Candidate² Research Fellow³
Department of Civil Engineering Department of Civil Engineering Center of Harbor and
National Chiao Tung University National Chiao Tung University Marine Technology

Abstract

The paper presents a near shore typhoon wave model using two artificial neural networks. Based on the concept of wave energy conservation the input parameters including wind speed obtained from Holland Wind Model (1980) and positions of typhoon during a time of 24 hours are used in the first ANN model to pre-forecast typhoon wave height and period. The second ANN model considers the change of typhoon paths so that the angle change of typhoon path merged in the input parameters to correct the predicted typhoon wave height and period. The combined ANN model, called near shore typhoon wave model (NSTWM), has high capacity to simulate typhoon wave height from the learning and verification tests for the observed data in Hualien Harbor. The present model is also applied to forecasting the typhoon waves in Su-Aao harbor where is in the neighborhood of Hualien Harbor. The fair agreement of the computed results with observed data of wave height indicates that NSTWM can be used to forecast typhoon waves in the eastern Taiwan waters.

一、前言

近岸海氣象因受地形影響變得相當複雜，以致於在波浪推算上就需要更複雜的計算、軟硬體的配備及更精確的實測資料以資驗證模式。目前對於颱風波浪推算的方法有採用示性波參數經驗模式，如

Bretschneider (1976)，還有基於能量平衡方程式，利用數值運算進行較大區域的波浪推算或預報，如 SWAMP (1985)、WAM (1988)、Young (1988)、SWAN (Booij 等人，1996)、WW3 (Tolman, 1997) 等。利用統計及經驗法為基礎的參數颱風波浪推算模式，擁有快速、簡便的推算能力及效果。以能量方程式為基礎的數值颱風波浪推算模式適用的範圍相當廣泛，只

要滿足模式的所需的輸入資料可以適用大多數區域的波浪推算。通常利用經驗公式建構的的颱風推算模式，不適合做大區海域的推算，並且有區域的限制。而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，對於非線性的資料描述能力就受到極大的限制。

近岸海域是受颱風波浪影響很大的區域，因此提高推算或預報近岸的颱風波浪的準確性就相當重要。因為近岸的海象及地理、環境因素等相當複雜，以傳統方式的颱風波浪推算及預測能力，不易再有大幅度的提升，但是隨著數學工具技術的提升可以有效地描述許多非線性的問題，如類神經網路系統、模糊系統網路系統、遺傳演算網路系統以及混和以上網路系統的混合型網路系統，並且上述方法均已廣泛應用在各個領域，在海洋環境的研究也有相當不錯的成果，如 Hajime 等人(1995)利用類神經網路分析防波堤的穩定性，Deo 和 Naidu (2001)以類神經網路建構對波浪即時預報的模式，Lee 和 Liu (1999)利用類神經網路配合衛星影像辨識熱帶低壓、氣旋及颱風並進行分類以作為預報颱風的參考。Johnson 和 Lin (1996)利用倒傳遞類神經網路學習並且推測颱風運動路徑，並與 ARIMA 作比較，發現倒傳遞類神經網路有較佳於 ARIMA 法的推算結果。Hiraoka 等人(1999)利用兩個模糊規則對颱風的行進位置進行推測。

颱風移動的路徑、方向配合颱風移動速度及風場規模與結構的變化等因素同時作用海面時，複雜、非線性的交互作用更增加了對波浪行為計算的困難，若再考慮增加各個影響因素延時效應對波浪的影響時，應用數值模式進行計算的過程將需要消耗相當多的資料、計算的軟硬體以及計算時間。本文利用類神經網路配合實測的氣象及波浪資料可以建立模式來推算颱風波浪，以解決往昔數值計算方法之缺點，且達到可接受的推算結果。

二、能量平衡方程式

對於大區域的波浪推算模式自第一代發展以來在能量交換的過程及作用機制不斷的修改，發展到目前的第三代波浪推算模式，如 WAM (1988)或 Tolman (1997)等，在風場作用下的二維波譜 $N(t, \phi, \theta, \lambda)$ 能量守恆方程式表示為：

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

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

其中 t 為時間， θ 是波浪的前進方向， ϕ 、 λ 是經度及緯度， σ 為成分波的頻率， $\dot{\phi}$ 、 $\dot{\lambda}$ 是群波速度在

經度及緯度方向的分量， $\dot{\theta}$ 為波浪前進方向改變率， 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})。

颱風風場的變動包括颱風移動速度及方向、颱風規模、颱風移動軌跡以及颱風位置的經緯度等，且颱風風場需要足夠的作用時間方能提供海面形成颱風波浪的能量，因此，颱風波浪波波間非線性交互作用、波浪白沫現象及碎波波浪產生之能量散逸皆與颱風運動行為及颱風規模的變動有密切的關係。歸納颱風運動行為的內容可以分為颱風2D平面運動行為以及因颱風移動方向改變使得颱風風場分佈旋轉的行為。對於固定區域內的波浪推算，颱風波浪的能量交互影響及交換過程的結果可以假設總和能量 S 是颱風風場風速及颱風運動行為、軌跡變動的函數。本文為方便描述颱風中心的變化，乃以極座標 r 、 θ_1 取代經緯度 ϕ 、 λ ，其中 r 為颱風中心至觀測站的距離， θ_1 為颱風中心至觀測站的方位角。由於颱風風場對海面波浪的作用需要足夠的作用時間才能有效產生颱風波浪，因此在風場作用期間的變化將影響颱風波浪的行為，對於颱風連續性的變化包括有颱風規模 V_{max} 的變化、颱風移動速度 V_r 的變化、颱風相對移動位置 r 、 θ_1 的變化以及颱風風場分佈旋轉，即颱風行進方向與觀測夾角 θ_2 的變化，颱風運動參數符號說明如圖1。因此颱風波浪行為及颱風運動行為如何在式(2)的呈現方式詳述如下。

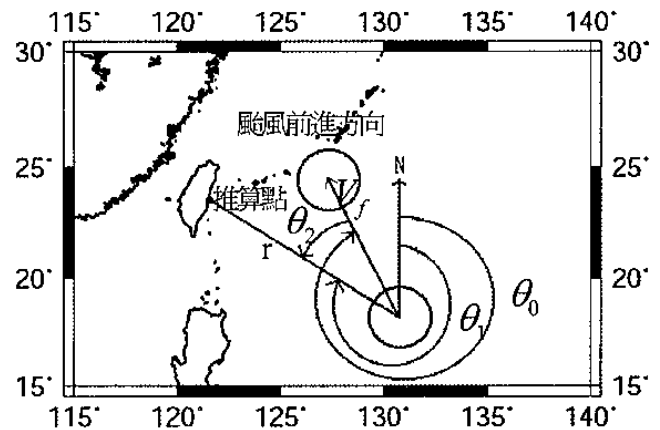


圖1 颱風運動參數符號說明

(一) 風能輸入作用項 (S_{in}):

颱風風場能量輸入的建構方式可使用即時衛星觀測資料、大氣氣象模式模擬以及參數颱風風場模式，這三種提供風場能量輸入的方式前兩種需相當多的軟、硬體資源及冗長複雜的計算過程，而參數颱風風場模式提供較為簡潔的計算方式。本研究為提高計算速度增加模擬颱風運動路徑達到防災預警的目的，所以本文選擇 Holland (1980)的經驗參數模式來描述颱風風場，由風場的規模變動及推算點的距離、

角度藉由風場模式可推算出區域海面上 10 公尺的風速 V_{10} (m/s)，此 V_{10} 可充分表現出該區域颱風風場特性與颱風波浪的相對關係，所以，考慮颱風運動及颱風規模連續的變動則 S_{in} 隨時間的變動即可由 V_{10} 、 r 、 θ_1 及時間 t 的函數表示之。

(二) 波波間非線性交互作用項(S_{nl})

颱風波浪在生成與傳遞的過程中由於風場、颱風行為與颱風位置的快速變動等因素會造成不同週期、波高的波浪，因而形成波浪間的交互作用複雜的現象。假設交互作用的波浪都來自於颱風風場，並考慮颱風波浪場內的波浪大於當地的波浪或是忽略當地的波浪，在這樣的假設下波波間非線性交互作用項(S_{nl})只與颱風風場結構以及颱風運動行為有關，相似的颱風結構及颱風運動行為有相似的波波間非線性交互作用結果。所以波波間非線性交互作用可以利用颱風運動軌跡以及颱風規模的變動描述。

(三) 能量散逸項(S_{ds})

對於颱風波浪能量散逸的型態主要來自於波浪的摩擦、碎波或是白沫現象，通常發生因素包括風速的驟變、地形的影響，在固定區域的考量下這些現象的發生也是來自於颱風型態及行為變化，如果相似的颱風結構及颱風運動行為有相似的能量散逸作用的結果。對能量散逸項(S_{ds})的描述也可以利用颱風運動軌跡以及颱風規模的變化進行描述。

(四) 底床摩擦的能量消耗(S_{bot})

底床摩擦的能量消耗(S_{bot})因外海颱風所處的水深較深，底床地形對颱風及波浪影響甚低，若推算點的水深約為 20 公尺，不在近岸淺水區，波浪傳遞受底床摩擦力影響甚小，因此底床能量消耗因素，在本文不予以考慮。

(五) 其他影響波浪傳遞的因素

颱風移動速度的變化直接影響颱風風場內波浪傳遞的情形，然而颱風移動速度並不會固定不變，加上風場作用海面的過程並非即時反應在生成波浪與改變波浪行為，因此 t 時刻的颱風波浪應該與 t 時刻的颱風位置及移動速度有關外也應該與 t 前時刻內發生過的颱風軌跡與移動速度的變化有關，也就是與 V_f 的變化有關。如果颱風中心的資料的取樣間距固定時， V_f 依速度定義就可以利用颱風中心位置的變動表示之，即為颱風的運動軌跡。

在颱風風場內不同位置的風速及風向而成非對稱，而此特性直接反應到颱風波浪的分佈，在北半球行進間的颱風，右半圓風速較左半圓在相同半徑的風速大而波浪分佈亦相同，當颱風行為變化時，相對應

的風場結構也會出現變動，颱風波浪也因為風場結構的變動而出現變化。作用在海面的風場特性變動不大時，颱風波浪的行為相對單純，如果考慮颱風風場範圍內因颱風行進方向改變，造成海面受颱風作用區域內風場連續的變化對颱風波浪產生的連續影響，就必須同時考慮風場變動時間延時對風域內波浪的影響。假設相似行為、規模的颱風風場結構變動相似，颱風風場因為行進方向改變而產生的變動可以利用颱風行進方向與觀測站的夾角 θ_2 隨時間的變動表示。

由以上的討論分析了解風速 V_{10} 是提供及影響颱風波浪能量主要的因素，而颱風的路徑及行為是影響颱風波浪變化的另一個因素，在固定位置上同樣的颱風規模及運動方向不同的路徑也將有不同發展的颱風波浪。隨著波浪接近海岸時在複雜地形及海流的交互作用下，更增加了計算在近岸颱風波浪的困難度，為了簡化能量方程式的架構，利用限制推算颱風波浪區域的方式減少影響變數，對於固定區域 t_j 時刻颱風波浪推算總和能量 S 的能量交換在行為、規模相似的颱風條件下，可以表示為過去颱風資料 V_{10} 、 r 、 θ_1 、 θ_2 的函數線性組合：

$$S(t_j) = \sum_{i=0}^j a_i f_1(V_{10}, r, \theta_1, \theta_2; t_i) \quad (3)$$

式(3)中 a_i 為係數， f_1 為函數， t_j 為時間。根據以上的能量平衡觀念， t_j 小時的颱風波浪為內能量 S 的函數：

$$H_s(t_j) = \sum_{i=0}^j b_i f_2[S(t_i)] \quad (4)$$

結合式(3)及式(4)可表示颱風波浪之示性波高為不同時間 V_{10} 、 r 、 θ_1 、 θ_2 的函數

$$H_s(t_j) = \sum_{i=j-m}^j c_i f(V_{10}, r, \theta_1, \theta_2; t_i) \quad (5)$$

式(5)中 m 表示颱風開始影響颱風波浪的時間，即 t_j 時刻的颱風波浪只受過去 m 小時內的颱風行為影響， m 即為計算颱風波浪資料的延時時間。

三、近岸颱風波浪推算模式(Near Shore Typhoon Wave Model, NSTWM)

本文選擇台灣東部花蓮港外海的觀測站颱風波浪資料建立推算模式，並嘗試應用此模式去推算接近花蓮測站的蘇澳測站之颱風波浪。颱風氣象、波浪資料的來源有取自中央氣象局、JTWC 及交通部運研所臺灣技術研究中心，颱風的名稱與發生時間採用 JTWC 發佈的資料為準，時間格式統一以格林威治時間表示。將颱風氣象資料與花蓮觀測站實測波浪資料的示

性波高、週期與颱風距離做比較可知，示性波高在距離颱風觀測站 1500km 以內明顯隨著距離減少而增加，本文定以颱風中心向外延伸 1500km 的圓形區域。

延時效應對颱風波浪的影響相當複雜，因此先假設在颱風波浪場的範圍內能夠達到 1500km 的波浪是颱風最大風速區域產生的最大週期最大波高的颱風波浪。當距離 500km 颱風直接影響觀測站示性週期約 10-14 sec 之間，若選擇一般颱風最大風速區域波浪的示性週期為 12 sec，由線性波浪理論計算深水波的波速為 18.72 m/s，因此在颱風的中心形成的 12sec 波浪前進 1500km 時，需要 22.25 小時，本文將延時範圍設定為 24 小時。

模式採用倒傳遞類神經網路 (BackPropagation Neural Network)，關於倒傳遞神經網路的理論與演算可詳見 Eberhar 和 Dobbins (1990)。倒傳遞類神經網路對於線性及非線性函數有良好的模擬能力，模擬能力的好壞受限制於學習資料的完整性及類神經網路結構，Lippman (1987)指出採用 2 個隱藏層的神經網路對非線性、片段連續的函數具有足夠的模擬能力。針對式(5)的函數結構架構類神經網路，在類神經網路學習資料有限的限制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(11)中分離函數中的 V_{10} 與 θ_2 對颱風波浪影響的成分，假設 V_{10} 與颱風相對位置是影響颱風波浪主要的參數而 θ_2 與颱風相對位置是影響颱風波浪次要的參數，且颱風波浪示性週期與示性波高有相似的作用機制，則模式可同時推算颱風示性波浪的波高與週期，模式輸出參數包括 H_s 及 T_s ，因此本類神經網路模式可以表示為

$$O_1 = f_2(W_{S2 \times S1} \cdot f_1(W_{S1 \times (R \cdot m)} [\bar{I}_1]_{R \times 1} + b_{S1 \times 1}) + b_{S2 \times 1}) \quad (6)$$

$$O_2 = f_2(W_{S2 \times S1} \cdot f_1(W_{S1 \times (R \cdot m)} [\bar{I}_2]_{R \times 1} + b_{S1 \times 1}) + b_{S2 \times 1}) \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} H_s \\ T_s \end{bmatrix} = O_1 + O_2 \quad (8)$$

模式的輸出 $O_1 = [H_1, T_1]^T$ 、 $O_2 = [H_2, T_2]^T$ ，輸入函數 $\bar{I}_1 = [V_{10}, r, \theta_1]^T$ 、 $\bar{I}_2 = [O_1, r, \theta_1, \theta_2]^T$ ， n 為 V_{10} 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。若 m 為 θ_2 作用下影響颱風波浪延時的時間，通常 θ_2 影響波浪的區域集中在颱風風場內，所以 θ_2 相對 V_{10} 影響的範圍就小了許多，配合花蓮觀測站選取延時 m 取為 12 小時。

式 (6) 的類神經架構為 ANN1，以每 2 小時的 V_{10} 、 r 及 θ 的資料值為輸入資料，即 t 、 $t-2$ 、 $t-4$ $t-24$ 時刻的 V_{10} 、 r 及 θ 共 39 個。在類神經組織結構第一個隱藏層使用 100 個神經元，第二個隱藏層採用 40 個神經元，輸出 O_1 為波浪示性波高 H_1 及週期 T_1 ，即為 (39-100-40-2) 網路。式 (7) 的類神經架構為 ANN2，同樣以每 2 小時的 V_{10} 、 r 及 θ 的資料值為輸入資料，即 t 、 $t-2$ 、 $t-4$ $t-12$ 時刻的 O_1 、 r 、 θ_1 及 θ_2 共 28 個。在類神經組織結構第一個隱

藏層使用 60 個神經元，第二個隱藏層採用 40 個神經元，輸出 O_2 為波浪示性波高 H_2 及週期 T_2 ，即為 (28-60-40-2) 網路。式 (8) 為兩個類神經網路模式 ANN1 及 ANN2 推算結果的總和，最後輸出為颱風波浪示性波高 H_s 及週期 T_s ，由此兩個類神經網路的結合本文命為近岸颱風波浪推算模式 (Near Shore Typhoon Wave Model, NSTWM)。

四、NSTWM 的學習及測試

作為模式學習的颱風資料的原則為：1.推算模式將限制在低壓達到颱風條件的環境下進行颱風波浪的推算。2.颱風路徑條件的限制目前以風場不受陸地影響，以及颱風行進方向為西行且簡單的路徑為主。3.目前模式的學習訓練的內容針對單場颱風進行推算，多場颱風同時影響的條件暫不考慮。4.假設每次颱風接近時，海底地形及海岸地形環境沒有變化，此 4 個條件亦成為本模式使用上的限制。

近岸颱風波浪推算模式的建構需要經過類神經網路學習階段以及模式驗證階段，藉由類神經網路學習階段建構神經元間相連接的權重函數，以及瞭解學習結果對學習資料的模擬能力，模式驗證階段在於測試非學習資料的颱風事件推算結果是否符合實測資料，藉由測試結果可以瞭解模式推算颱風波浪的能力。

(一) 類神經網路學習

颱風資料與波浪資料中選擇 9 場颱風當做類神經模式的學習資料。各學習資料的颱風路徑如圖 2 所示。為了能夠瞭解兩個類神經網路對波浪推算預測的能力，因此在學習結果比較時以 ANN1 模式與 NSTWM 模式學習計算的結果與實測資料作比較。ANN1 推算學習資料的示性波高推算值與實測值的相關係數 R 為 0.83。NSTWM 推算學習資料的示性波高推算值與實測值的相關係數 $R=0.9$ 。由 ANN1 推算學習資料的示性週期與實測值之相關係數 R 為 0.807。NSTWM 推算學習資料的示性週期與實測值相關係數 R 為 0.857。由上述結果可以顯示 ANN2 與 ANN1 模式結合的 NSTWM 模式比 ANN1 模式有較高的颱風波浪推算的能力。

(二) 類神經網路驗證

用來驗證模式推算能力的資料有花蓮測站的 Tim 颱風(1994)、Fred 颱風(1994)、Kent 颱風(1995)、Haiyan 颱風(2001)以及蘇澳測站的 Maggie 颱風(1999)，颱風路徑示如圖 3。圖 4 至圖 7 分別為以 ANN1、NSTWM 模式推算各種颱風的示性波高與實測波高的比較，圖 4 為 Tim 颱風波浪示性波高的結果，雖然實測測站資料於颱風接近時缺少，但是由圖 4 可知以 ANN1 及 NSTWM 推算示性波高值均與實測值相當接近。

Kent 颱風的路徑，如圖 3 所示，颱風由東南向西北行進穿越巴士海峽後進入中國大陸，圖 5 為 ANN1 及 NSTWM 模式推算 Kent 颱風波浪示性波高

與實測示性波高的結果，圖 5 顯示 ANN1 及 NSTWM 推算示性波高在颱風波浪歷線的峰值出現約 0.5m 的偏差，NSTWM 在颱風波浪歷線上升段較 ANN1 計算的結果接近觀測值，在颱風波浪歷線在消退段時 ANN1 及 NSTWM 均無法描述實際波浪的大小，主要原因是因為風場與陸地的交互作用無法藉由模型颱風描述所致。

Haiyan 颱風的路徑，如圖 3 所示，行進方向先向北行進後逐漸接近台灣，靠近琉球群島向東北遠離台灣。圖 6 為以 ANN1 及 NSTWM 模式推算 Haiyan 颱風波浪的示性波高與實測值之比較。圖 6 顯示以 ANN1 及 NSTWM 推算的示性波高值在颱風波浪峰值發生的位置及波高大小相當接近於實測值，NSTWM 的推算結果在颱風波浪歷線上升段較 ANN1 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 ANN1 及 NSTWM 皆能模擬實際波浪的行為，整體而言 NSTWM 具有較佳的模擬的能力。

本文進一步將花蓮港建立的 NSTWM 模式來推算附近的蘇澳港颱風波浪，希望藉由測試結果以了解 NSTWM 對附近區域推算颱風波浪的能力。Maggie 颱風的路徑如圖 3 所示，為由東南向西北經過巴士海峽進入中國大陸，這樣的路徑與 Kent 颱風行徑相似。圖 7 為以 ANN1 及 NSTWM 模式推算 Maggie 颱風的波浪示性波高與實測值的結果，圖 7 顯示 ANN1 推算的示性波高值明顯較 NSTWM 的推算值與實測波高值大，NSTWM 推算值在颱風波浪歷線峰值的位置及波高大小與實測值較相近，同樣 NSTWM 在颱風波浪歷線上升段亦較 ANN1 計算的結果接近觀測值，在颱風波浪歷線在消退段 ANN1 及 NSTWM 均與實測值有較大的偏離，其原因可能因為風場與陸地的交互作用無法藉由模型颱風描述所致。

由以上 ANN1 及 NSTWM 的驗證結果可以瞭解類神經網路系統對於推算颱風波浪的功能，ANN1 模式提供颱風波浪主要的能量供給以及路徑對颱風波浪行為的影響，而 ANN2 模式提供颱風風場內的風場角度變化對颱風波浪行的影響並對颱風波浪進行修正。對花蓮港建立的 NSTWM 在颱風風場不受陸地影響的情況下，能夠相當準確的預測颱風波浪。

五、結論

本文利用颱風氣象資料及近岸觀測站的波浪資料，建立一個類神經模式來推算近岸的颱風波浪。本模式以能量平衡的觀念並配合 Holland 參數的颱風模式計算的風速以連續 24 小時的颱風位置及風速當為模式之輸入參數而建立兩個類神經網路混和而成的 NSTWM 模式，並以台灣東部海域花蓮港模式學習與驗證的測驗。兩個類神經網路，ANN1 即 ANN2 模式，

分別提供不同颱風波浪行為的變動成分，藉由兩個混和的類神經所推算颱風波浪的測試結果證實，本模式可以精確的堆算出颱風波浪的示性波高。但是，Holland Model 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本模式無法充分反應出颱風波浪。

本 NSTWM 模式以類神經網路為基礎，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 NSTWM 模式進行修正，在地形條件無劇烈變化的限制下，本模式可以提供鄰近區域的颱風波浪推算。由本模式的學習及模擬結果，驗證以類神經網路建構的颱風波浪推算模式，能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的功能。

謝誌

本研究為交通部運輸研究所港研中心委託計畫，編號 MOTC-IOT-92-H2-BB02 部分研究結果，作者謝港言中心的經費支持，及颱風波浪資料的提供。

參考文獻

1. Booij, N., Holthuijsen, L. H., and Ris, R.C. 1996: "The SWAN Wave Model for Shallow Water," Proceedings of the 24th Conference International Conference on Coastal Engineering, ASCE, Orlando, Vol. 1, pp. 668-676.
2. Bretschneider, C. L., and Tamaye, E. E. 1976: "Hurricane Wind and Wave Forecasting Techniques," Proceedings of the Fifteenth Conference on Coastal Engineering, Hawaii, Vol. 1, pp. 202-237.
3. Deo, M. C., and Naidu, C. S. 2001: "Real Time Wave Forecasting Using Neural Networks," Ocean Engineering, Vol. 26, pp. 191-303.
4. Eberhart, R. C., and Dobbins, R. W. 1990: Neural Network PC Tools – A Practical Guide, Academic Press, San Diego, pp. 10-250.
5. Hajime, M., Sakamoto, M., and Sakai, T. 1995: "Neural Network for Stability Analysis of Rubble-Mound Breakwaters," Journal of Waterway Port, Coastal and Ocean Engineering, ASCE, Vol. 97, pp. 139-154.
6. Hiraoka, T., Maeda, H., and Ikoma, N. 1999: "Two-Stage Prediction Method of Typhoon Position by Fuzzy Modeling-Fusion of Outline Prediction and Detailed Prediction Systems," Proceedings of IEEE SMC '99 Conference on Man, and Cybernetics, Vol. 6, pp. 581-585.

7. Holland, G. J. 1980: "An Analytical Model of the Wind and Pressure Profiles in Hurricanes," Monthly Weather Review, Vol. 108, pp. 1212-1218.
8. Johnson, G.P. and F.C. Lin 1996: "Hurricane Tracking via Backpropagation Neural Network," Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. 2, pp. 1103-1106
9. Lee, R. S. T., and Liu, J. N. K. 1999: "An Elastic Graph Dynamic Link Model for Tropical Cyclone Pattern Recognition," Proceedings of the 6th International Conference on Neural Information, ICONIP'99, Vol. 1, pp. 177-182.
10. Lippman, R. P. 1987: "An Introduction to Computing With Neural Nets," IEEE ASSP Magazine, Vol.4, pp.14-24.
11. SWAMP Group (24 Authors) 1985: Ocean wave modeling, Plenum Press, New York, 256 pp.
12. Tolman, H. L. 1997: User manual and system documentation of WAVEWATCH-III, version 1.15, NOAA / NWS / NCEP / OMB Technical Note 151, 97pp.
13. WAMDI group The WAM model (1988) "A Third Generation Ocean Wave Prediction Model," Journal of Physical Oceanography, Vol. 18, pp. 1775-1810.
14. Young, I. R. (1988) "Observations of the Spectra of Hurricane Generated Waves," Ocean Engineering, Vol. 25, pp. 261-276.

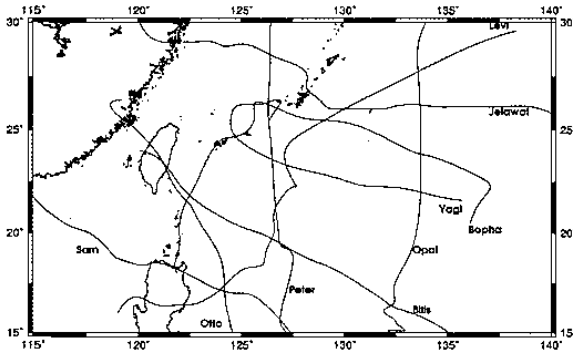


圖 2 選擇當為學習資料的颱風路徑圖

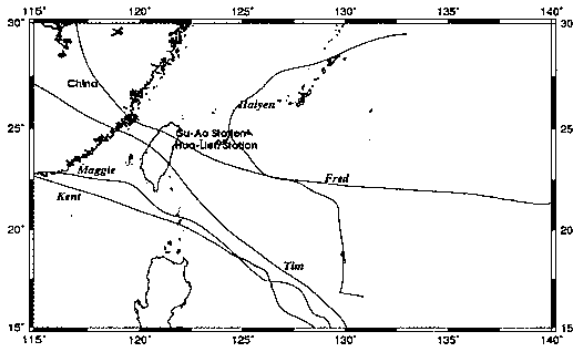


圖 3 檢驗選擇推算模式的颱風路徑圖

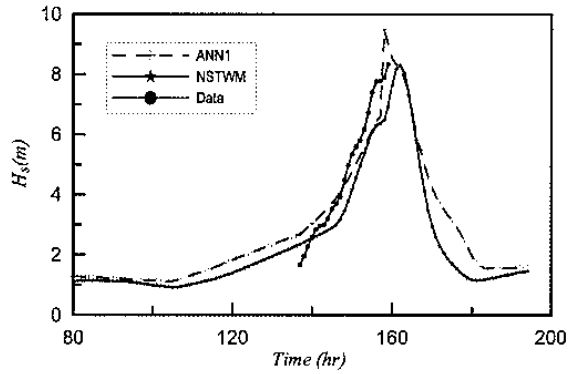


圖 4 以 ANN1 及 NSTWM 模式推算花蓮港 Tim 颱風的波高與實測值之比較

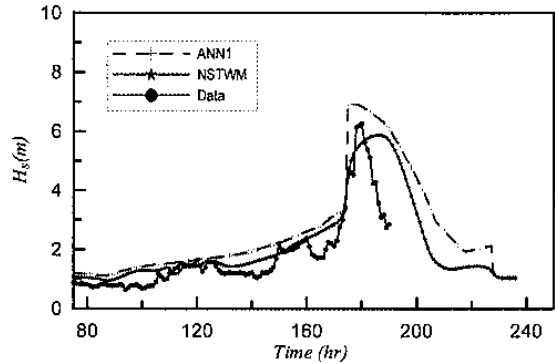


圖 5 以 ANN1 及 NSTWM 模式推算花蓮港 Kent 颱風的波高與實測值之比較

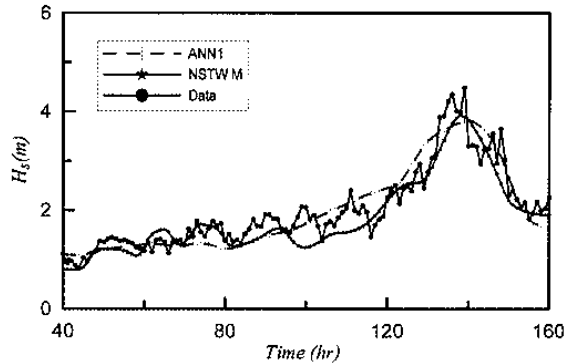


圖 6 以 ANN1 及 NSTWM 模式推算花蓮港 Haiyan 風的波高與實測值之比較

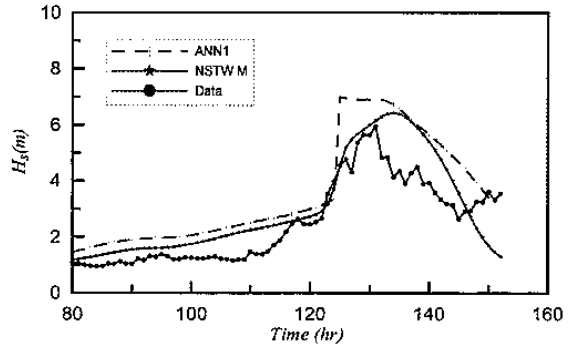


圖 7 以 ANN1 及 NSTWM 模式推算蘇澳港 Maggie 颱風的波高與實測值之比較