

# 行政院國家科學委員會補助專題研究計畫成果報告

## 聯合類神經網路與平衡理論之潮汐預測模式之建立

計畫類別：√個別型計畫      整合型計畫  
計畫編號：NSC 89 - 2611 - E - 009 - 003 -  
執行期間：89 年 8 月 1 日至 90 年 7 月 31 日

計畫主持人：張憲國 副教授

本成果報告包括以下應繳交之附件：

- 赴國外出差或研習心得報告一份
- 赴大陸地區出差或研習心得報告一份
- 出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份
- 國際合作研究計畫國外研究報告書一份

執行單位：交通大學土木工程學系

中 華 民 國 91 年 1 月 3 日

# 行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

## 聯合類神經網路與平衡理論之潮汐預測模式之建立

### A Hybrid Tidal Prediction Model of Back-propagation Neural Network and Equilibrium Theory of Tides

計畫編號：NSC 89-2611-E-009-003

執行期限：89年8月1日至90年7月31日

主持人：張憲國 交通大學土木工程學系 副教授

#### 一、中文摘要

本文引入潮汐理論當為類神經網路於長時期潮汐預報之輸入參數之一，以提升預測精度，同時測試較佳的網路架構，測試項目包括學習速率與慣性因子、輸入變數組合、隱藏層神經元個數、學習次數以及學習時數。找出三種潮型各一個測站的最佳預測模式；半日潮新竹測站最佳網路架構為  $I_5H_6O_1$ 、混合潮後壁湖測站為  $I_5H_{12}O_1$  而全日潮鼻頭角測站為  $I_5H_{12}O_1$ ，輸入層輸入變數皆為輸入前兩個及前一個實測潮位與前兩個、前一個和當時之理論潮位，隱藏層神經元個數分別為 6、12、12 個，最佳學習次數為 500、1000、2000 次，最佳學習時數均為 720 小時，學習速率與慣性因子皆設定為 0.1 及 0.8。進行長時期潮位預測時，季節性的潮位變化會降低預測精度，本文利用 360 小時的移動平均法修正實測值再進行預測，結果顯示，新竹測站的精度提升 5.7%，後壁湖測站提升 34.3%，鼻頭角測站則提升 45.9%。

**關鍵詞：**潮汐理論、類神經網路、潮汐預報

#### Abstract

That tidal levels obtained from tidal theory are added as inputs in artificial neural network model is found to improve prediction ability for tidal levels in this paper. The optimum structure of the present artificial neural network models for three stations is set up from examining the learning rate, moment factor, input parameters, numbers of hidden layer, learning times and input length. The optimum ANN models for

three kinds of tidal types also have five inputs that are two observed tidal levels and three theoretical tidal levels and have learning rate of 0.1 and moment factor of 0.8, respectively. The optimum model for semi-diurnal type at Hsin-Chu station is  $I_5H_6O_1$  with 500 learning times. The optimum model for both mixed type at Hou-pi-hu station and full diurnal type at Pi-tou-chiau station is  $I_5H_{12}O_1$ . The observed tidal data have seasonal deviation from mean water level because of temperature and are deseasonalized by moving Gaussian average with a length of 360 hours. The ANN models have better long-term forecasting for deseasonalized tidal data.

**Keywords:** Tidal Theory, Back-propagation Neural Network, Tidal Theory

#### 二、緣由與目的

潮汐，週期性的水位升降運動，對於研究海洋工程而言，潮汐一直是一項極為重要的研究課題。現有的模式計算在大洋中的潮汐預報相當的準確，但是在近岸或是海灣地區，受到地形變化特性的影響，潮汐預報的誤差往往較大。往昔的潮汐預報推算方法中，主要是用調和分析法來預測潮位，但是此方法的缺點為需要長時間的資料才能達到預測精度，但是若以不足的資料時，便會影響預測的品質。一般在欲進行海岸工程海域，可能缺乏長期的實測資料，以資調和分析之用，於是，建立一個預測模式以輸入短時間的實測資料，但是保有長期資料輸入的預測精度的預測能力，成為本研究主要的目的之一。

張等(2000)應用調和分析法來探討預報

某一時程潮汐所需最適的實測資料幅度等。至於利用短期資料來瞭解潮汐特性的研究，如 Yen et al.(1996)提出了以 Kalman filter 法，使用短期的潮位記錄即可進行潮汐的預報。另外，應用類神經網路於潮汐預測方面，Tsai 和 Lee(1999)應用類神經網路來預測潮位，此方法僅輸入前幾個時序的潮汐資料，利用類神經網路非線性的預測功能，預測下一時刻的潮位；馬(2000)結合潮汐理論與類神經網路，對於潮汐預測精度上有大幅度的提升；朱(2000)提出應用已知測站潮汐資料以類神經網路來學習後來進行補遺潮汐資料，同時亦可求出未知測站的潮汐資料，對於潮汐資料遺失的補充提出了一套完整的模式。

Tsai 和 Lee (1999) 將倒傳遞類神經網路應用於潮汐預報上，但是其基本的邏輯為輸入前兩個小時及前一個小時之潮位，來預測下一個小時潮位，但是若要再預測下一時刻潮位，則需輸入前兩個小時實測潮位才能接下去做預測，Kumar 和 Minocha(2001), Mandal(2001), Medina(2001) 等學者指出此模式對於工程應用方面稍嫌不足，且學習次數過少，網路架構不夠穩定等技術上的因素也影響預報之品質。Tsai 和 Lee(1999)以類神經網路模式的預報結果僅能提供前一小時的預測，推就可能因素為沒有提供網路與潮汐高相關的輸入參數，而在時間領域的預報上，因為類神經網路模式的誤差累積，無法達到長期預報的功能。因此，本文在往昔研究基礎上加入一些對類神經預報潮汐有助益的參數，建立一個可長期預報潮汐的類神經模式。

### 三、結果與討論

將潮汐理論的資料輸入於類神經網路，可以增加其學習的資料，但是網路架構勢必會因此而更加複雜，故本節中將測試不同的網路架構模式，以找出預測能力最佳之網路架構，測試項目為 1.學習速率與慣性因子，2.輸入變數，3.隱藏層神經元數目，4.學習次數，5.學習時數。模式架構測試細節詳見，曾(2001)。

各測站之潮位資料由中央氣象局所提供之逐時潮位值，數據為一小時一筆潮位

資料；三測站之學習時間為：新竹測站為民國 89 年 3 月 1 日零時起；後壁湖測站民國 89 年 1 月 1 日零時起；鼻頭角測站民國 88 年 1 月 1 日零時起，皆設定為 720 小時，預測時間為下 2160 小時之潮位值。

經過輸入變數、隱藏層神經元、學習次數及學習資料長度的測試後，針對三個潮位站，本文提出了最佳的預測模式示如表 1。

以表 1 最佳網路架構進行 2160 小時(3 個月)之潮位預測，並與實測潮位值相比較，同時比較三測站實測值與預測值之誤差。本文選擇最佳網路對新竹測站之預測之誤差結果示如圖 1。比較新竹站未加入理論潮位的類神經網路模式的預測能力與加入理論值的網路模式，模式於預測能力有相當良好的改善。

由此可知，結合平衡潮之類神經網路具有連續預測潮位之良好能力，學習短時間(30 天)的資料後可以進行長時間的預測，原因在於網路中加入的理論潮位值，在學習過程中，網路獲得理論值所提供的下一時刻趨勢，因此可以有效提供更精確的預測值，對於更長時期的預測而言，理論值的加入可以有效提升預測精確度。

針對選擇的三個測站，分別用其最佳網路架構進行長期之潮位預測，新竹預測時間為 6864 小時，後壁湖為 8739 小時，鼻頭角則是 8737 小時；每隔 360 小時(15 天)計算一次實測值與預測值的誤差均方根，本文發現三個測站在 4680 小時左右誤差開始加大，且趨勢具有一致性。

若將三測站的實測資料，取每 360 小時作實測潮位平均，發現其平均潮位會有上下起伏的變化，並有持續上升之趨勢，此現象為季節性(seasonality)潮位的變化，其影響因素可能由於溫度在冬天及夏天不同所造成的。若是單純以 720 小時潮位資料來學習，並進行長時間潮位預測，此一現象並不會被類神經網路的學習過程所學習到，於是預測時間增加時會發生誤差加大的情況。

以後壁湖測站為例，若將實測值的 15 天平均值與預測值和實測值的 15 天誤差均方根比較示如圖 2。由圖 2 可以發現兩者變化的趨勢幾乎相同，此結果說明了季節性

溫度影響潮位變化對於預測效果的影響；為了提高長期潮位預測之精度，因此必須排除季節性變化之因素。

表 1 不同潮型之最佳網路架構設定

測站	新竹	後壁湖	鼻頭角
潮型	半日潮	混合潮	全日潮
最佳輸入變數	$y_m^{t-2}$ 、 $y_m^{t-1}$ 、 $y_t^{t-2}$ 、 $y_t^{t-1}$ 、 $y_t^t$		
最佳神經元數目	6	12	12
最佳學習次數	500	1000	2000
最佳學習時數	720 (小時)		
最佳學習速率	0.1		
最佳慣性因子	0.8		

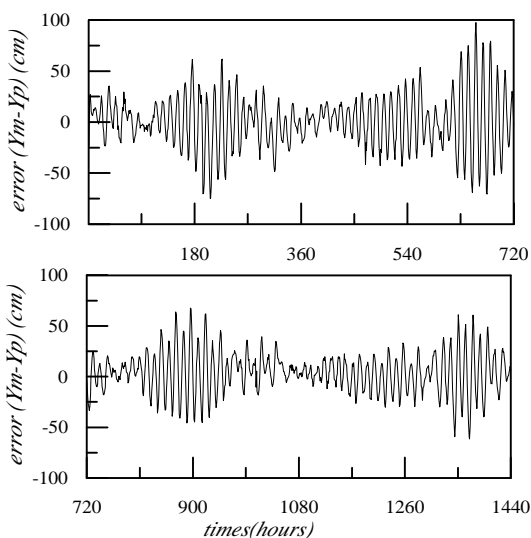


圖 1 新竹站最佳模式的 1440 小時的預測值與實測值之誤差

潮位具有週期性變動特性，如半日潮一日有兩次漲潮及退潮，15 日左右循環一次，若如上述季節性潮位變動，本文引用統計學中之移動平均法(moving-average method)加以修正。

本文之移動平均修正方法為將全部實測潮位值，以 360 小時為單位作移動平均，並將實測潮位扣掉移動平均，成為修正的實測值。將三測站修正後的實測潮位值以最佳網路架構進行網路學習及長時期潮位預測，並將原始資料與修正後的實測值與預測值之誤差均方根，以後壁湖站為例，示如圖 3。由圖 3 顯示，若將潮位季節性的

變動以 15 天的移動平均來消除後，本模式預測長期潮汐的精度，比未修正潮汐者有明顯的提升。三站以修正後實測值來預測潮汐的誤差均方根，由原來未修正實測值來預測結果，新竹測站由誤差平均 35.73 公分降低到平均誤差 33.70 公分，降幅 5.7 %；後壁湖測站由 22.64 公分的平均誤差降至 14.87 公分，降幅達 34.3 %；鼻頭角測站則由平均誤差 14.91 公分降至 8.07 公分的平均誤差，降幅達 45.9 %。

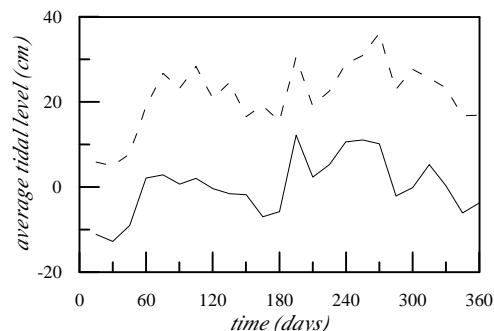


圖 2 後壁湖測站 15 天平均實測潮位與實測和預測潮位的誤差均方根比較(實線：平均實測潮位；虛線：誤差均方根)

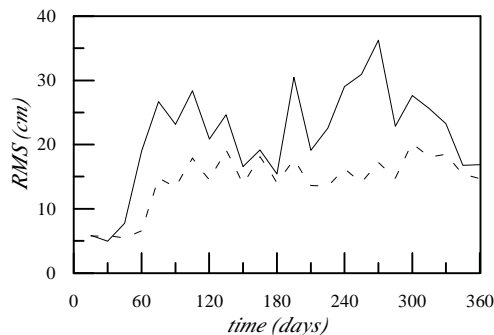


圖 3 後壁湖站每 15 天的預測值與實測值之誤差均方根(實線：未修正實測值；虛線：修正後實測值)

將後壁湖站未修正及修正後的實測值與其對應的預測值分別繪如圖 4 及圖 5。由圖 4 及圖

5 可知，當實測值與預測值相近時，此圖的數據會分佈在 45 度的斜線上。由圖 4 顯示，數據偏於 45° 斜線之右側，顯示預測值多數低估實測值，但是圖 5 的數據平均落於 45° 的斜線上，而無上述有預測偏態的現象。

由實測值與預測值在減去移動平均前後之比較所示，由於季節性潮位變化造成的預測誤差，在減去移動平均後大幅度地減少，於長時期之潮汐預測而言，將可提

高預測的精度。

經本研究對網路架構的測試及模式預報能力的分析，獲得下列結論。

1. 類神經網路的輸入變數若不包含理論潮位，則預測能力不佳；相對地，給予理論天文潮汐當輸入參數後，網路可以學習到較佳的權重和閾值，使網路學習到整體潮位變動的趨勢，如大潮與小潮的變化，增加了預測精確度。

2. 類神經網路的學習速率和慣性因子的設定對於網路架構影響不大，但會影響學習的收斂時間。

3. 學習時數以 720 小時為最佳，隨著時間的減少，預測精度愈差，但是若給予超過 720 小時之學習時數，並不會提升預測的能力。

4. 潮汐因為溫度改變而有長週期的季節性變化時，潮汐資料需經移動平均修正季節性潮位變化後，本模式即可提供長期的潮汐預報。

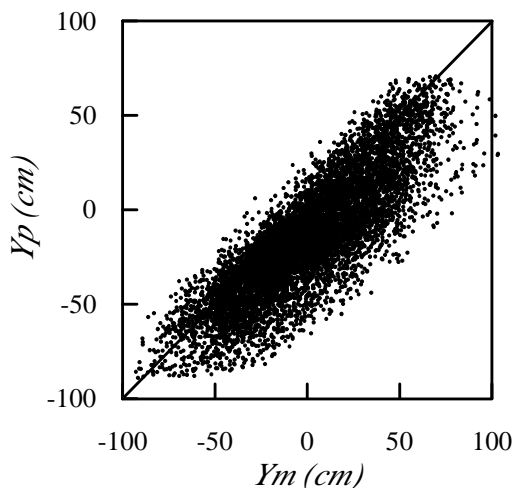


圖 4 後壁湖站未修正的預測值與實測值之比較

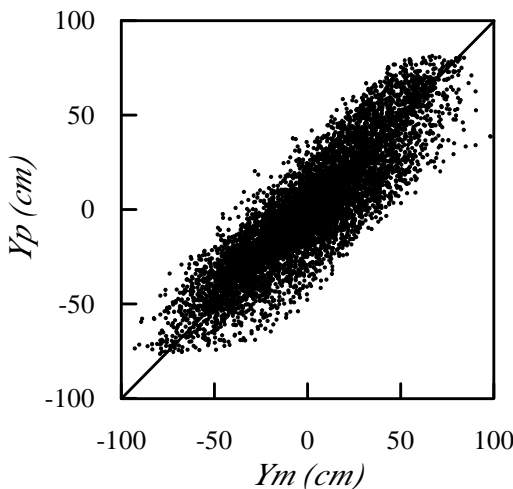


圖 5 後壁湖站已修正的預測值與實測值之比較

#### 四、計畫成果自評

本研究提出結合潮汐理論與類神經網路的概念，增加類神經網路學習時間及預測精度，同時比較台灣各地的理論潮差與實際潮差，最後成功建立潮汐預測模式，此模式僅以短時間潮汐資料輸入，可做為長時間及空間分佈的潮汐預測，經由預測結果與實測值之比較，認為研究內容已達到原計畫之預期成果，且具有高度之應用價值。本研究已發表於第 23 屆海洋工程研討會。

#### 五、參考文獻

- [1] 張國棟、林維揚、曾相茂、何崇華 (2000)"潮汐預報時間幅度之探討", 第 22 屆海洋工程研討會論文集, 第 547-554 頁。
- [2] 馬樹俠 (2000)"結合潮汐理論與類神經網路在潮汐預報上之研究", 國立交通大學土木工程研究所碩士論文。
- [3] 朱執均 (2000)"類神經網路之應用 - 南中國海海域潮汐預報及補遺", 國立中山大學海洋環境及工程研究所碩士論文。
- [4] 曾彥喆 (2001)"利用類神經網路於潮汐長期預報之研究", 國立交通大學土木工程研究所碩士論文。
- [5] Kumar, A. and V. K. Minocha (2001) "A Discussion on Back-propagation Neural Network in Tidal-level Forecasting, by Tsai, C. P. and T. L. Lee," *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*, vol. 127, pp. 54-55.
- [6] Mandal, S. (2001) "A Discussion on Back-propagation Neural Network in Tidal-level Forecasting, by Tsai, C. P. and T. L. Lee," *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*, vol. 127, pp. 54-55.
- [7] Medina, J. R. (2001) "A Discussion on Back-propagation Neural Network in Tidal-level Forecasting, by Tsai, C. P. and T. L. Lee," *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*, vol. 127, pp. 55-57.
- [8] Tsai, C. P. and T. L. Lee (1999) "Back-Propagation Neural Network in Tidal-Level Forecasting," *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*, vol. 125, pp. 195-202.
- [9] Yen, P. H., C. D. Jan, Y. P. Lee and H. F. Lee (1996) "Application of Kalman Filter to Short-term Tide Level Prediction," *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*, vol. 122, pp. 226-231.